

# 계층화된 퍼지인식도(Fuzzy Cognitive Map)를 이용한 추론메카니즘에 관한 연구\*

이건창\*\* · 조형래\*\*\*

A Study on the Inference Mechanism Using a Levelized FCM\*

Kun-Chang Lee\*\* · Hyung-Rae Cho\*\*\*

## ■ Abstract ■

본 논문에서는 FCM을 이용하여 의사결정의 질을 높일 수 있는 추론방법을 제시한다. 이를 위하여 FCM의 추론의 질을 저하시키는 문제중의 하나인 동기화 문제(synchronizatinon problem)를 설명하고, 이를 해결하기 위한 방안으로서 FCM 계층화(levelization) 알고리즘을 제시한다. 본 논문에서 제안된 계층화된 FCM을 이용한 추론절차를 제시하고, 그 활용예를 설명한다.

## 1. 서 론

본 연구에서는 퍼지인식도(Fuzzy Cognitive Map: 이하 FCM이라 약함) 개념을 이용하여 새로운 추론개념을 제시한다. FCM은 비구조적인 의사결정 문제에 포함되는 다양한 개념들간에 존재하는 인과관계를 표현할 수 있는 퍼지 방향성 그래프(fuzzy directed graph) 구조를 의미한다[8]. 따라서 FCM

의 이러한 구조는 특정 의사결정 문제에 존재하는 다양한 개념들간의 인과관계의 흐름을 추적하여 전향(forward) 또는 후향(backward) 추론을 가능하게 하며[10, 11, 12], 서로 다른 FCM과 연결시켜 기존의 FCM에 의한 인과관계 지식베이스를 확장시킬 수도 있다[8]. 그러므로 FCM은 문제를 구성하는 개념들간에 복잡한 인과관계가 존재하는 비구조적이고 본질적으로 퍼지한 문제영역에서의 지

\* 본 논문은 한국과학재단 핵심전문연구비 (961-0911-059 1)의 일부지원에 의하여 연구되었음.

\*\* 성균관대학교 경영학부 교수

\*\*\* 경상대학교 산업공학과 교수

식습득 및 추론에 유용하다. 아울러 FCM은 그 성질상 인과관계 지식을 행렬의 형태로 표현하기 때문에 FCM에 기초한 추론과정이 일정한 횟수에서 수렴이 되는지 여부를 수리적으로 계산할 수 있다는 장점이 있다[18].

이같이 FCM은 그 특성상 주어진 문제영역과 관계된 관련요인들간의 인과관계(causal relationship)를 표현하는데 매우 유용하다. 이러한 FCM을 이용하면 해당 문제영역과 관련된 개념 또는 요인들간의 인과관계 지식을 유도할 수 있고[10, 11, 12], 또한 여러 전문가들의 의견을 서로 상충됨이 없이 결합하여 관련 문제영역에 대한 유용한 인과관계 지식베이스(causal knowledge base)를 구축할 수가 있다[10, 11]. 이같이 FCM을 의사결정에 활용하고자 하는 사례는 문헌에서 많이 찾아볼 수가 있다. Taber[18]는 여러 FCM을 결합하는 방법론을 정리하여 소개하였고, Styblinski와 Meyer[17]는 회로분석을 위하여 FCM을 적용하는 방법을 소개하였다. Zhang과 Chen[19]은 그래프 이론을 분석하고 이를 확장하는데 FCM을 이용하였다. Montazemi와 Conrath[15]는 정보시스템 설계시 중요한 과정으로 인식되는 사용자 요구분석에 FCM을 적용하였고, Gotoh[6] 등은 플랜트 제어에 FCM을 이용하였다. 국내연구의 경우 Lee [13] 등이 비 구조적인 문제에 대한 다수 전문가의 지식을 결합하기 위하여 FCM을 이용한 연구가 있다. 특히 이 연구는 종전의 FCM관련 연구와는 달리 FCM을 지식획득 과정에 본격적으로 적용했다는 의의가 있고, 아울러 해당 연구에서는 SOBARA는 지식획득 알고리즘을 제안하였다. 또한 Lee [10, 11]는 전략계획 문제에 이러한 FCM을 효과적으로 적용하였다. FCM을 직접적으로 이용하지는 않았지만, FCM과 유사하게 해당 문제영역에 관련되는 개념들간의 인과관계를 추출하여 이를 행렬의 형

태로 표시함으로써, 보다 합리적인 의사결정을 추구하는 연구도 있다. 즉, Looney와 Alfize[14]은 이진행렬을 규칙형 지식베이스를 표현하는데 이용하였고, Burns와 Winstead[2]는 정적 또는 동적 인과관계를 표현하는데 M-라벨 방향그래프를 사용하였으며, Burns 등[3]은 이를 이용한 의미망(semantic nets) 구축법을 소개하였다.

그러나, 이러한 FCM 사용에는 결국 FCM에 기초하여 주어진 문제영역과 관련된 추론을 하므로써, 해당 문제영역에 대한 의사결정의 질을 높이고자 하는 근본적인 동기를 가지고 있는 것으로 볼 수 있다. 본 논문도 FCM을 이용하여 의사결정의 질을 높일 수 있는 추론방법을 제시하는 것을 목적으로 하고 있으며, 이를 위하여 다음과 같은 연구방법을 사용한다(단, 본 논문에서 고려하는 FCM은 사이클이 존재하지 않는 경우를 가정한다).

- 1) 주어진 문제영역에 대한 FCM을 이용하여 추론할 때 발생하는 동기화 문제(synchronization problem)를 설명한다.
- 2) 특히 본 논문에서는 추론시 기존연구에서 사용하는 단순한 임계치 사용방법을 지양하고<sup>1)</sup> Hyperbolic Tangent 함수를 이용하여, 퍼지로지 방법과 같이 자연스러운 추론결과를 유도하면서도 계층화를 통한 동기화 문제가 해결된다는 것을 보여주고자 한다.
- 3) 동기화 문제를 해결하기 위한 방안으로서 FCM 계층화(levelization) 알고리즘을 제시한다.
- 4) 계층화된 FCM을 이용한 추론절차를 제시하고, 실제 FCM사례를 가지고 그 활용예를 설명한다.

본 논문은 다음과 같이 구성되어 있다. 2절에서는 FCM을 이용한 추론시 발생하는 동기화 문제를

1) 왜냐하면, 이는 추론의 경직화를 초래하여 현실을 너무 단순한 결과로 추론하기 때문이다. FCM을 이용한 대부분의 기존연구에서는 임계치 방법을 이용하여 추론한다. 여기에 관한 보다 자세한 내용을 알기 위해서는 Kosko (1986, 1992), Taber(1991), Zhang & Chen(1988) 등의 연구를 참조하기 바란다.

설명한다. 3절에서는 이를 해결하기 위한 계층화 알고리즘을 제시하고, 4절에서는 이를 이용한 추론 예를 제시한다. 5절에서는 결론 및 향후연구방향을 제시한다.

## 2. 퍼지인식도와 동기화 문제

### 2.1 기존의 FCM 추론과정

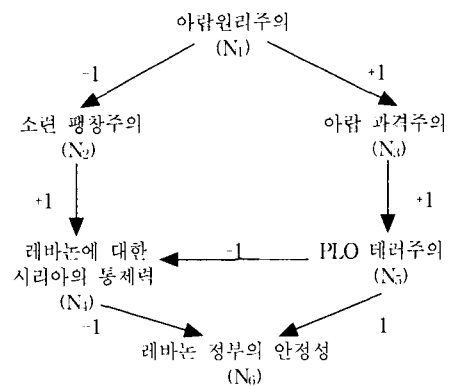
인식도(Cognitive Map)는 주로 정치 또는 사회과학 분야에서 주어진 환경을 구성하는 요소들간의 인과관계에 관한 지식을 표현하기 위해 개발되었다[1]. 인식도의 주된 활용도는 한 요소의 상태변화가 다른 요소의 상태에 어떤 영향을 미치는 가 하는 인과관계를 분석하는 것이다. Kosko[8]에 의해 제안된 퍼지인식도(Fuzzy Cognitive Map: FCM)는 기본적으로는 인식도와 같으나 구성요소간의 인과관계가 퍼지관계로 표현된다는 점에서 차이가 있다. FCM에서 주어진 환경을 구성하는 요소(사실, 개념 또는 변수)는 노드로 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 기법에 비해 지식에 대한 표현력 및 추론력이 훨씬 뛰어나다[12].

[그림 1]에 나타난 예제 FCM은 Los Angeles Times(1982)에 수록된 Henry Kissinger의 중동 평화정책에 관한 논문을 바탕으로 작성된 것으로서 호의 값이 1 또는 -1인 간략한 형태를 띠고 있다[8, 9]. [그림 1]을 보면 FCM을 구성하는 노드들은 다음과 같이 세 가지 종류로 나눌 수 있음을 알 수 있다:

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

본 논문에서는 입력노드 및 출력 노드가 각각 하나 이상 존재하는 경우만을 대상으로 한다.



[그림 1] 예제 FCM

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

[그림 2] 예제 FCM에 대한 인과관계 행렬

주어진 문제를 [그림 1]과 같이 FCM으로 표현하면 이를 이용하여 해당 문제에 대하여 다양한 추론을 할 수가 있다. FCM을 이용한 추론과정은 주어진 입력노드의 값(확신도)이 FCM에 나타난 각 노드들 간의 인과관계를 통해 중간 노드 및 최종 출력 노드의 값(확신도)에 어떻게 전파(propagation)되는가를 규명하는 과정이다[8, 9, 10, 11, 12, 18]. 그러나, FCM을 이용한 추론에서 특정노드에 대한 출력값(output)을 계산하려면, 해당 노드에 연결된 모든 원인노드들로 넘어오는 입력값, 즉 activation value를 하나도 빠짐없이 알아야 한다. 예를 들어보자. 일반적으로 FCM을 이용한 추론시 특정 노드의 입출력 계산 방식은 다음과 같이 두단계로 구성되어 있다(이는 기존의 다층 퍼셉트론(multi-layered perceptron) 인공신경망을 이용한 추론방식과 유사하다).

**단계 1 : 입력값 계산**

$I(N_i)$  및  $O(N_j)$ 를 각각 노드  $N_i$ 의 입력값 및 출력값이라고 하고,  $N_j^i, j = i^1, \dots, i^k$ 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.

$$I(N_i) = \sum_{j=i^1}^{i^k} e_{ji} \cdot O(N_j^i), \tag{식 1}$$

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

**단계 2 : 출력값의 계산**

(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.

**2.2 동기화 문제**

그러나, 본 연구의 경우 단계 2에서의 출력값 계산시 hyperbolic tangent 함수에 의해 계산되는 것으로 가정한다.

$$O(N_i) = \tanh [I(N_i)]. \tag{식 2}$$

본 연구에서는 기존의 FCM추론과 관련된 연구에서[1, 8, 9, 10, 11, 18] 흔히 채택하듯이 각 노드가 받아들인 입력값을 그대로 출력하지 않고, 이같이 hyperbolic tangent 함수를 이용하고자 한다. 그 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.

예를 들어보자. [그림 1]에서 노드  $N_2$  및  $N_5$ 의 출력값(확신도)이 각각 0.5와 1이라면 노드  $N_1$ 에 대한 입력값은  $1 \times 0.5 + (-1) \times 1 = -0.5$  가 되고 출력값은  $\tanh(-0.5) = -0.46$  이 된다. 즉 '소련 팽창주의' 및 'PLO 테러주의'에 대해 각각 긍정 및 강한 긍정을 나타내면 그 결과 '레바논에 대한 시리아의 통제'에 대해서는 부정이라는 결론을 내릴 수 있다는 의미이다. 특히, 불확실성이 있는 경우에는 보수적인 의사결정이 합리적인데, 이때 FCM추론시 Hyperbolic tangent 함수를 이용하면 이러한 보수적인 의사결정을 적절하게 반영할 수가 있다. 예를 들어 극단적인 긍정을 의미하는 1이라는 입력값이 들어와도 출력값은  $\tanh(1)$  0.7616으로 완화됨으로써 보수적인 의사결정을 가늠할 수 있다.

그러나, 이같이 hyperbolic tangent 함수를 사용하여 출력값을 계산할 경우, 기존의 연구에서처럼 단순 행렬연산을 통해 계산하는 것이 불가능하다. 왜냐하면 (식 1)과 (식 2)에서 보듯이 출력값을 계산하기 위해서는 입력값, 즉 모든 원인노드들의 출력값에 대한 동기화(synchronization)가 필요하기 때문이다. 이를 동기화 문제라고 한다. 따라서, 출력값을 계산하기 위해서는 이러한 동기화 문제를 해결하여야 하는데, 문제는 기존의 FCM 추론에서처럼 단순한 행렬연산으로는 모든 원인노드들의 출력값이 동기화되었는가를 판단하는 것이 불가능하다는 것이다. 따라서, 본 논문에서는 입력값의 동기화 여부에 대한 판단을 용이하게 하기 위한 FCM의 계층화 알고리즘 및 계층화된 FCM에 대한 추론방식을 새롭게 제시하고자 한다.

### 3. FCM의 계층화 알고리즘

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-1 이하에 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 나갈 수가 있고, 따라서 앞 절에서 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 :

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

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

[정의 1]을 바탕으로 주어진 FCM의 각 노드가 속하는 계층을 구하기 위한 알고리즘을 제시하기 위해서는 다음과 같이 몇가지 용어에 대한 정의가 필요하다.

**[정의 2]** 연관(Adjacency)행렬 : 주어진 FCM에 속한 노드들의 개수를 n이라 하면  $n \times n$  연관행렬 A는 다음과 같이 정의된다.

$$A_{ij} = \begin{cases} 1, & N_i \rightarrow N_j \text{인 경우} \\ 0, & \text{여타의 경우} \end{cases} \quad i, j = 1, 2, \dots, n.$$

만일 인과관계행렬 E가 미리 주어진 경우 연관행렬 A는 다음과 같이 구할 수도 있다.

$$A_{ij} = \begin{cases} 1, & e_{ij} \neq 0 \text{인 경우} \\ 0, & \text{여타의 경우} \end{cases} \quad i, j = 1, 2, \dots, n \blacksquare$$

예를 들어 [그림 1]의 예제 FCM에 대한 연관행렬은 [그림 3]과 같다.

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

[그림 3] 예제 FCM에 대한 연관행렬

**[정의 3]** 노드  $N_i$ 의 Fan-in 수,  $F^I(N_i) : F^I(N_i)$ 로 표기되는 노드  $N_i$ 의 Fan-in 수는 노드  $N_i$ 에 영향을 미치는 원인노드들의 수를 의미한다. 즉, 노드  $N_i$ 로 들어오는 호의 수를 나타낸다. 따라서  $n \times n$  연관행렬 A가 주어진 경우  $F^I(N_i)$ 는 다음과 같이 계산된다:

$$F^I(N_i) = \sum_{j=1}^n A_{ji} \blacksquare$$

예를 들어 [그림 1]의 예제 FCM에서 각 노드들에 대한 Fan-in 수는 다음과 같다.

$$F^I = [F^I(N_1), \dots, F^I(N_6)] = [0, 1, 1, 2, 1, 2].$$

**[정의 4]** 동기(Synchronization)벡터 : 주어진 FCM

에 나타난 노드들의 수가  $n$ 인 경우  $r$ 차  $1 \times n$  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  $\text{Th}()$ 는 threshold operator이며 괄호안의 값에 따라 1 또는 0의 값을 취하게 된다. 이를 보다 자세하게 설명하면 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:

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

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

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

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

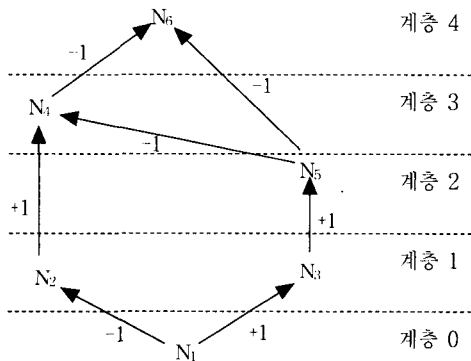
<표 1> FCM 계층화 알고리즘

Step 1 : 0차 동기벡터  $S^0$ 를 구한다.  
 Step 2 :  $r = 1$ 이라 놓는다.  
 모든 중간노드 및 출력노드의 집합을  $C$ 라 한다.  
 Step 3 :  $r$ 차 동기벡터  $S^r = Th(S^{r-1} \cdot A) + S^{r-1}$ 를 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.

<표 1>의 계층화 알고리즘을 [그림 1]의 예제 FCM에 적용해 보면 다음과 같다.

- $S^0 = [ \textcircled{1}, 0, 0, 0, 0, 0 ] \Rightarrow L(N_1) = 0.$
- $S^1 = [ 1, \textcircled{1}, \textcircled{1}, 0, 0, 0 ] \Rightarrow L(N_2) = 1, L(N_3) = 1.$
- $S^2 = [ 1, 1, 1, 0, \textcircled{1}, 0 ] \Rightarrow L(N_5) = 2.$
- $S^3 = [ 1, 1, 1, \textcircled{1}, 1, 0 ] \Rightarrow L(N_4) = 3.$
- $S^4 = [ 1, 1, 1, 1, 1, \textcircled{1} ] \Rightarrow L(N_6) = 4.$

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 4]와 같다.



[그림 4] 계층화된 FCM

[그림 4]를 보면 입력노드가 속하는 계층은 0임을 알 수 있다. 또한 결과 노드가 속하는 계층은 해당 노드에 대한 원인노드가 속하는 계층보다 상위 계층에 속함을 알 수 있다.

#### 4. 계층화된 FCM에 대한 추론절차

[그림 4]와 같이 계층화된 FCM이 구해지면 동기화가 필요한 추론이 간편해진다. 즉 (식 1)과 (식 2)를 이용해 낮은 계층에 속하는 노드에 대한 입력력부터 차례로 계산해 나가면 FCM 추론시 발생하는 동기화 문제를 해결할 수가 있다. 이러한 계층별 계산 절차를 벡터 형태로 표기하면 다음과 같다. 우선 계층  $r$ 에 속하는 노드들에 대한 입력값 계산은 다음과 같다.

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

여기서  $I_r$  : 계층  $r$ 에 속하는 노드들에 대한 입력값을 나타내는 벡터

$O^r$  :  $r$ 에 속하는 노드에 대한 모든 원인 노드들의 출력값을 나타내는 벡터

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

그리고 계층  $r$ 에 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  $O^r$ 에 속하는 노드가 된다. [그림 4]

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.

$$0^1 = [O(N_1)] = [1].$$

$$I_1 = [I(N_2), I(N_3)]' = E_1 \cdot 0^1 = [-1, 1]' \cdot [1] \\ = [-1, 1]'$$

$$0_1 = [O(N_2), O(N_3)]' = [\tanh(-1), \tanh(1)]' \\ = [-0.76, 0.76]'$$

$$I_2 = [I(N_5)] = E_2 \cdot 0^2 = [1] \cdot [0.76] = [0.76].$$

$$0_2 = [O(N_5)] = [\tanh(0.76)] = [0.64].$$

$$I_3 = [I(N_4)] = E_3 \cdot 0^3 = [1, -1] \cdot [-0.76, 0.64]' \\ = [-1.4].$$

$$0_3 = [O(N_4)] = [\tanh(-1.4)] = [-0.89].$$

$$I_4 = [I(N_6)] = E_4 \cdot 0^4 = [-1, -1] \cdot [-0.89, 0.64]' \\ = [0.25].$$

$$0_4 = [O(N_6)] = [\tanh(0.25)] = [0.24].$$

==> 최종 추론결과 :

$$[O(N_1), O(N_2), O(N_3), O(N_4), O(N_5), O(N_6)] \\ = [1, -0.76, 0.76, -0.89, 0.64, 0.24]$$

따라서 입력노드인 아랍 원리주의에 대해 강한 긍정을 나타낼 경우 최종 출력노드인 '레바논 정부의 안정성'에 대해서는 약한 긍정(0.24)이라는 결론을 얻을 수가 있다.

이같은 결과를 기존의 FCM추론방식과 비교하여 보자. 예를 들어, [그림 1]에서 제시된 키신지 박사의 중동평화에 관한 인과관계 지식을 보면 전문가는 자유롭게 문제에 대한 인과관계 경로를 그릴 수 있었다. 즉, 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 가

정한다. 따라서 주어진 외부자극에 대해서 FCM으로 표현된 인과관계 동적시스템은 반응하며 이를 시간의 경과에 따른 "전방향 진행추론"(forward-evolved inference)이라고 한다(Kosko 1992). [그림 1]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]에는 6개의 개념노드가 있다. 따라서 우리는 개념노드 벡터  $\mathbf{N}$ 를 다음과 같이 정의할 수 있다.

$$\mathbf{N} = (N_1, N_2, N_3, N_4, N_5, N_6)$$

이때 각 개념노드는 [그림 1]의 개념을 의미한다. 예를 들어 아랍 원리주의(Arab Fundamentalism)가 미치는 영향을 분석하려면  $\mathbf{N}_1$ 을 1로 둔 다음과 같은 개념노드 벡터를 전제하여야 한다.

$$\mathbf{N}_1 = (1 \ 0 \ 0 \ 0 \ 0 \ 0)$$

이를 [그림 2]에서의 인식도(인과관계) 행렬  $\mathbf{E}$ 와 곱하면

$$\mathbf{N}_1 \times \mathbf{E} = (0 \ -1 \ 1 \ 0 \ 0 \ 0) \rightarrow (1 \ 0 \ 1 \ 0 \ 0 \ 0) = \mathbf{N}_2$$

와 같이 계산된다. 이때 화살표는 1/2 임계치 기준을 적용한 것으로서 1/2보다 크면 1, 작으면 0으로 간주한 것이다.  $\mathbf{N}_2$ 는 첫번째 요소를 1로 하고 있는데 이는 첫번째 개념노드인 '아랍 원리주의'의 영향을 보고자 하기 때문이다. 같은 방법으로  $\mathbf{N}_2$ 에 인식도 행렬을 곱하면,

$$\mathbf{N}_2 \times \mathbf{E} = (0 \ -1 \ 1 \ 0 \ 1 \ 0) \rightarrow (1 \ 0 \ 1 \ 0 \ 1 \ 0) = \mathbf{N}_3$$

이 되고, 우리는 여기에서 다섯번째 개념노드가 1로 수정된 것을 볼 수 있다.  $\mathbf{N}_3$ 에 인식도 행렬을 다시 곱하면,

$$\mathbf{N}_3 \times \mathbf{E} = (0 \ -1 \ 1 \ -1 \ 1 \ -1) \rightarrow (1 \ 0 \ 1 \ 0 \ 1 \ 0) = \mathbf{N}_3$$



우리는  $N_3$ 가 [그림 1]에서 주어진 인식도의 균형 상태임을 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 레바논에 대한 시리아의 통제력이 그만큼 약해져서 레바논내의 정치적 불안이 초래될 수 있음을 알 수 있다. 결국 우리는 아랍 원리주의가 중동평화에 전체에 미치는 복합적인 영향이 어느 정도인지를 이와같은 전방향 진행추론을 통하여 알 수 있다.

그러나, 본 연구에서 제시한 추론결과(1 -0.76 0.76 -0.89 0.64 0.24)는 위에서 설명한 내용을 더욱 명확하게 보여주고 있다. 특히 최종 출력노드인 레바논 정부의 안정성이라는 노드의 출력값이 0.24로서 '약한 긍정'으로 유도되는 반면에 기존의 추론결과는 단지 '레바논 정부의 안정성'에 해당되는 노드의 출력값이 0으로 되어 정확하게 어느 정도의 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. 계층화 알고리즘을 위하여 본 연구에서는 4개의 정의를 제시하였고, 이를 기초로 하여 5단계로 구성된 FCM 계층화 알고리즘을 제안하였다. 이러한 계층화 알고리즘을 활용하여 실제 사례에 적용한 결과 기존의 FCM추론방식보다 더 정교한 추론이 가능함을 증명하였다. 향후 연구방향으로는 사이클이 존재하는 FCM에도 적용할 수 있도록 본 추론메카니즘을 개선하는 것이다.

## 참 고 문 헌

- [1] Axelrod, R., *Structure of Decision : The Cognitive Maps of Political Elites*, Princeton University Press, Princeton, New Jersey (1976).
- [2] 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.
- [3] 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.58-67.
- [4] Deo, R., *Graph Theory with Applications in Engineering and Computer Science*, Prentice Hall, Englewood Cliffs, NJ, 1974.
- [5] Edden, C., Jones, C., and Sims, D., *Thinking in Organizations*. Macmillan Press Ltd., London, England(1979).
- [6] 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.
- [7] 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.
- [8] Kosko, B., "Fuzzy cognitive maps," *International Journal of Man-Machine Studies*, Vol.24(1986), pp.65-75.
- [9] Kosko, B., *Neural Networks and Fuzzy*

*Systems: A Dynamical Systems Approach to Machine Intelligence*, Prentice Hall, Englewood Cliffs, NJ(1992).

- [10] Lee, K.C., "A Unified Approach to Corporate Planning Simulator Using a Fuzzy Logic-Based Intelligent Model," *Korean Management Science Review*, 9(2)(1992), pp.83-108.
- [11] \_\_\_\_\_, "A Cognitive Map Knowledge-Based Strategic Planning Simulation," Proceedings of 26th Hawaii International Conference on Systems Sciences, Wailea (Hawaii), Vol.III(January, 1993), pp. 249-267.
- [12] \_\_\_\_\_ and Kim, H.S., "A Fuzzy Cognitive Map-Based Bi-Directional Inference Mechanism: An Application to Stock Investment Analysis," *International Journal of Intelligent Systems in Accounting and Management*. Vol.6, No.1(1997), pp.41-57.
- [13] \_\_\_\_\_, Chu, S.C., and Kim, H.S., "A Study on the Development of Multiple Experts' Knowledge Combining Algorithm by Using Fuzzy Cognitive Map", *Journal of the Korean Operations Research and Management Science Society*, Vol.19, No.1(1994), pp.17-40.
- [14] 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.
- [15] Montazemi, A.R. and Conrath, D.W., "The Use of Cognitive Mapping for Information Requirements Analysis," *MIS Quarterly* (1986), pp.45-56.
- [16] Papadimitriou, C.H. and Steiglitz, K., *Combinatorial Optimization: Algorithms and Complexity*, Prentice Hall, Englewood Cliffs, NJ (1982).
- [17] 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.
- [18] Taber, W.R., "Knowledge Processing with Fuzzy Cognitive Maps," *Expert Systems with Applications*, 2 (1)(1991), pp.83-87.
- [19] 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.