

퍼지인식도를 이용한 다수 전문가지식 결합알고리즘 개발에 관한 연구

이건창* · 주석진* · 김현수**

A Study on the Development of Multiple Experts' Knowledge Combining Algorithm by Using Fuzzy Cognitive Map

Kun Chang Lee*, Seok Chin Chu*, Hyun Soo Kim**

Abstract

The objectives of this paper are to apply fuzzy cognitive map (FCM)-related techniques to (1) extract causal knowledge from a specific problem-domain and (2) perform a series of causal analysis in complicated decision making area. We propose a set operation-based augmentation (SOBA) algorithm to combine multiple FCMs developed by multiple experts. Based on the SOBA knowledge acquisition algorithm, we can obtain a causal knowledge base fairly representing multiple experts' knowledge about a problem domain. The causal knowledge base built by SOBA algorithm can be described as a matrix form, guaranteeing mathematically compact operation compared with a production (if-then) knowledge base. We applied our method to stock market analysis problem which is a typical problem of highly unstructured problems in OR/MS fields.

* 경기대학교 경영정보학과

** 동아대학교 경영정보학과

1. 서 론

최근 경영과학 분야에서 전문가시스템 (expert system)의 활용은 거의 필수적이다. 즉, 기존의 알고리즘 (algorithm) 위주의 문제해결 방식으로는 해결할 수 없었던 다양한 정성적인 정보 (qualitative information)를 지식화하여 이를 문제해결 과정에 적극 활용할 수 있게 되므로써 문제해결의 범위가 훨씬 넓어지게 된 것이다. 그러나, 이러한 전문가시스템의 성공을 위해서는 해당 문제영역에 대한 전문가의 지식을 효과적으로 확보하여야 하는바, 이를 지식 획득 (knowledge acquisition)이라고 한다. 이러한 지식획득만 제대로 된다면 해당 문제영역에 대한 전문지식을 효과적으로 확보할 수 있지만 실제로는 양질의 전문가지식을 확보한다는 것이 전문가시스템 개발에 있어서 가장 어려운 분야로 알려져 있다. 이를 'Feigenbaum의 병목현상' (Feigenbaum's Bottleneck)이라고 한다. 본 연구에서는 전문가시스템 개발에 있어서 필수적인 지식획득을 위한 새로운 방법을 제시하기 위하여 다음과 같은 상황을 가정한다.

가정 1 : 비구조적인 문제영역

가정 2 : 다수의 전문가가 존재

가정 3 : 퍼지인식도 (Fuzzy Cognitive Map)를 지식획득의 도구로 이용

가정 1에서 비구조적인 문제영역으로는 여러 가지가 있으나, 본 연구에서는 경영과학 분야에서 가장 어려운 분야중의 하나인 주식시장에서의 매매타이밍 선정문제를 본 연구의 문제영역으로 한다. 한편, 가정 2,3에서는 주식시장에 대한 다수의 전문가가 퍼지인식도를 이용하여

자신의 지식을 표현하도록 한다. 본 연구에서 지식획득의 주요도구로 이용할 퍼지인식도, 즉 FCM (Fuzzy Cognitive Map)은 해당 문제영역에 내재되어 있는 개념 (concept)을 나열하고 이들 개념간의 인과관계 (causal relationship)를 도시하므로써 비구조적인 의사결정 문제에 포함되는 다양한 개념들간에 존재하는 인과관계를 표현할 수 있는 퍼지그래프 (fuzzy graph) 구조를 말한다. 따라서 특정 의사결정 문제에 존재하는 다양한 개념들간의 인과관계를 FCM으로 표현하면 이를 이용하여 특정 개념의 변화가 전체 문제에 미치는 영향을 쉽게 추론할 수가 있으며, 아울러 그러한 추론과정을 다른 FCM과 연결시켜 확장시킬 수도 있다. 따라서 이러한 FCM분석을 통하여 기본적으로 해당 의사결정 문제에 존재하는 다양한 인과관계에 관한 모든 추론을 미리 시뮬레이션할 수가 있으므로 보다 심화된 문제해결 과정을 지원할 수가 있다.

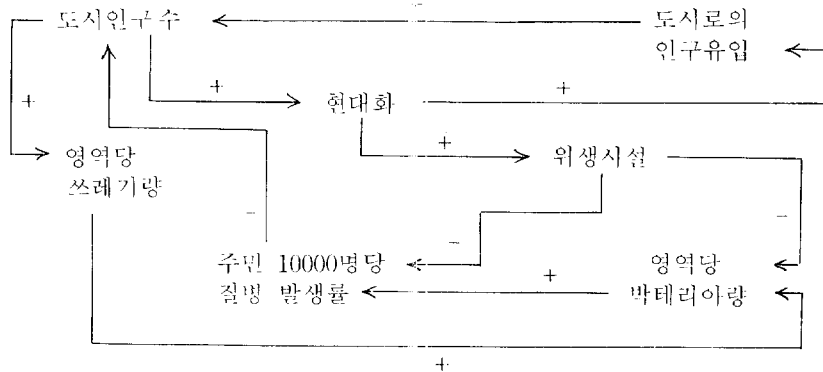
국내외에서 여러 학자들이 FCM에 관련된 연구를 수행하였는바, 국외의 경우 Montazemi & Conrath (1986)는 정보시스템 설계, 특히 요구분석(requirements analysis)에 FCM을 사용하였고, Taber (1991)는 지식공학적인 측면에서 전문가들의 다양한 FCM을 결합하여 하나의 통일된 전문가적 지식을 유도하는 방법에 관하여 설명하였다. 한편, Styblinski & Meyer(1988)는 회로분석을 위하여 FCM을 적용하는 방법을 소개하였고, Zhang(1988)은 그래프 이론을 분석하고 이를 확장하는데 FCM을 이용하였다. 또한 Gotoh (1989) 등은 플랜트 제어에 FCM을 이용하여 좋은 성과를 나타내었다. 한편, 국내의 경우 이건창 (1992, 1993)은 전략계획 문제에 이러한 FCM을 효과적으로 적용하였다.

본 연구에서는 다양한 개념들이 포함되고 이들 개념간에 복잡한 인과관계가 내재되어 있는 비구조적인 의사결정문제를 보다 효과적으로 분석하기 위하여 이러한 문제에 대한 통일된 인과관계 지식 (causal knowledge)을 추출할 수 있는 알고리즘을 제시한다. 이 알고리즘은 해당 의사결정 문제에 대한 여러 전문가들의 다양한 인과관계 지식을 결합할 수 있는 메카니즘을 가지고 있다. 즉, 특정문제에 대하여 여러 전문가들이 각기 자기가 생각하는 인과관계 지식을 FCM형태로 제시하였을 때 이들 FCM 간에는 여러 상충되는 인과관계 지식들이 존재할 것이다. 이러한 경우 이들 전문가들의 다양한 지식을 하나의 통일되고 일관성 있는 통합 인과관계 지식으로 표현하여야만 비로소 해당 문제에 대한 일관성 있고 의미있는 분석을 할 수가 있다. 이를 위하여 본 연구에서는 SOBA (Set Operation-Based Augmentation) 라는 FCM 결합 알고리즘을 제시한다. 이를 사용하여 실제로 주식시장에서의 의사결정 과정을 소개하고 FCM분석을 통하여 추론하는 과정을 보여준다. 결국 본 연구에서는 다수의 전문가가 자신의 지식을 퍼지인식도로 표현한 후, 이를 하나의 통합된 지식으로 표현하는 알고리즘

을 제시하며 그 효과를 검증하기 위하여 기존의 알고리즘의 성과와 비교한다.

2. 인식도

1976년 Axelrod에 의하여 소개된 ‘인식도’ (Cognitive Map : 이하 CM으로 약함)는 본래 정치 및 사회과학에서 지식을 표현하는데 이용되었다. 이러한 CM은 주어진 문제영역내의 각 개념들 사이에 존재하는 인과관계 (cause-effect relationship) 를 나타내는 유향성 그래프 (directed graph)이다. 즉, CM내의 임의의 두 변수를 택하여 어느 한 변수의 상태가 다른 변수의 상태에 얼마만큼 영향을 주는지를 알아보는 것이다. 예를들어, [그림 1]에서 보면, 위생시설이 개선되면 질병발생율이 줄어든다. 그러나 위생시설의 개선은 인구유입을 초래하기때문에 그로 말미암아 쓰레기와 세균을 증가시킬 것이고 이는 결국 위생시설의 증가에 따른 효용을 감소시키거나 또는 상쇄시킬 것이다. (Montazemi and Conrath, 1986)



[그림 1] 도시계획을 위한 CM

의사결정 분야에서 이러한 CM를 사용하는 주요이유는 다음과 같다(Montazemi & Conrath 1986).

- (1) 의사결정환경의 구조를 한눈에 파악할 수 있기 위해
- (2) 의사결정환경에 대한 포괄적인 정보를 확보하여 그 이해를 돕기 위해
- (3) 포함된 여러 개념들의 상대적인 정보 가치를 파악하기 위해

이러한 특징을 갖는 CM는 다음과 같은 세 단계를 거쳐 완성된다.

(1) 먼저 CM 작성시 그 작성목적을 분명히 하여야 한다. 만약 이 목적이 불분명하면 결과적으로 CM에 불필요한 개념들이 포함되어 그 규모가 필요이상으로 커지기 때문에 CM 분석시 정확한 인과관계해석이 어려워지기 때문이다.

(2) 사용목적에 알맞는 개념을 찾아야 한다. 즉, 목적적합적인 개념으로 CM를 구성하여야 비로소 인과관계를 파악할 수가 있는 것이다.

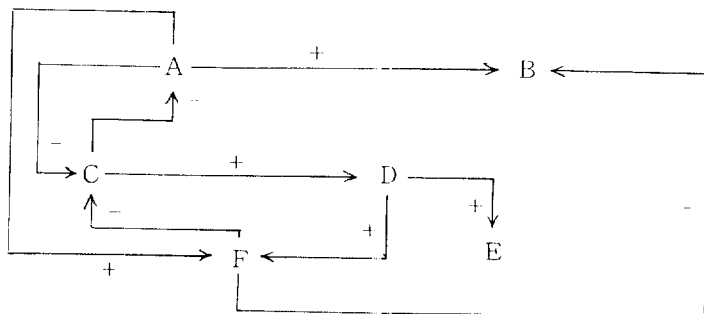
(3) 개념들 사이에 존재하는 인과가중치를 결정한다. 이러한 인과가중치를 결정하는 방법

은 의사결정자의 주관적인 판단에 기초하거나 (Axelrod 1976; Eden, Jones, and Sims 1979), 설문서를 작성하여 그 결과를 종합하므로써 결정하거나 (Montazemi and Conrath 1986) 또는 인공신경망 (Neural network)을 이용한 학습방법을 적용하는 방법 (Caudill 1990) 등이 있다.

한편, CM는 다음과 같은 세가지 목적을 위하여 사용될 수 있다.

- (1) 정보시스템(IS: Information Systems) 내의 부적합한 개념 또는 관련자료를 확인하기 위해
- (2) 특정 의사결정에 관련이 있는 새로운 개념을 찾기 위해
- (3) 특정 환경요인의 변화에 따른 연쇄변화의 흐름을 제공하는 인과관계 지식베이스(causal knowledge base)를 구축하기 위해 (Taber, 1991)

이해를 돕기 위하여 [그림 2]를 살펴보자. [그림 2]에는 6개의 개념들 사이에 존재하는 인과관계가 도시되어 있다.



[그림 2] 가상적인 CM

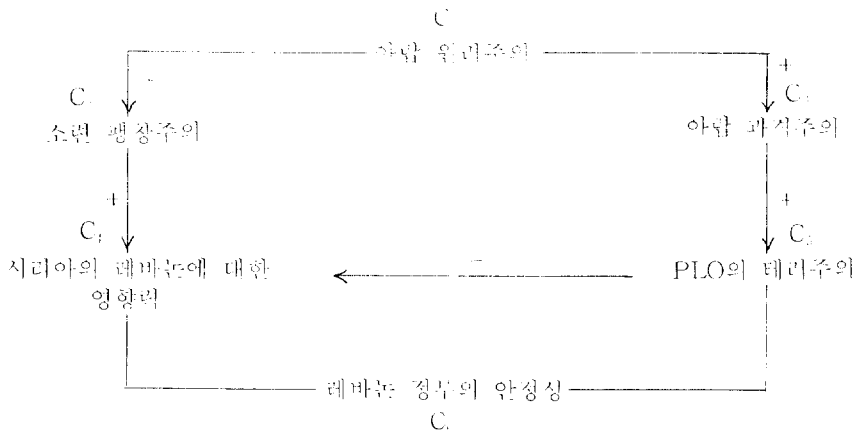
우선 첫번째 사용목적을 설명하여 보자. 정보시스템내의 부적합한 자료는 해당 의사결정의 결과에 아무런 영향을 미치지 못하는 개념과 관련된 자료를 의미한다. CM내에 나타난 개념간의 인과관계를 분석하면 의사결정자는 특징개념과 관련된 자료가 주어진 전략계획 의사결정에 적합한지 아닌지를 쉽게 파악할 수 있다. 예를 들어 어느 의사결정자가 개념 F의 상태에 관심을 갖고 있다고 하자. [그림 2]를 보면 A와 D가 F에 직접적으로 영향을 주고 C는 D를 거쳐서 F에 간접적으로 영향을 미치고 있음을 알 수 있다. 반면에 B나 E는 F에 전혀 영향을 주고 있지 못함을 알 수 있다. 이같은 결정은 CM 분석이 아닌 직접적인 질문이나 또는 관찰로는 파악하기 어렵다.

두번째 사용목적에 대해서 알아보자. 우리는 이렇게 질문을 던져 볼 수 있다. "CM에 기초한 인과관계 지식이 시스템 전체적으로 보아 제대로 작동을 하고 있는가?". 만약 A와 D가 상대적으로 낮은 상태임에도 불구하고 F가 상대적으로 높은 값을 보일때 이는 CM에 나타나 있는 인과관계와는 괴리된 것이다. 즉 CM에 의하면 A와 D가 낮은 값을 보이면 F도 낮아져야 하는 것이다. 따라서 이는 예측하였던

바가 아니며 이는 F에 영향을 주는 또다른 개념이 존재한다는 것을 의미하는 것이다. 따라서 우리의 관심사는 그러한 개념을 찾아서 이를 반영하는 새로운 CM를 만드므로써 상황변화에 따른 CM 분석의 효과를 극대화할 수 있다. 이는 두번째 형태의 CM 사용가능성이다.

세번째 형태의 CM사용은 특히 전문가시스템의 영역에서 매우 흥미있게 적용될 수 있다. 즉, CM를 지식추출 (knowledge extraction)을 위한 도구로써 활용하므로써 전문가 시스템이 운용되는 환경의 변화를 인식하여 그 불확실성을 감안하는 효과적인 전문가 시스템을 구축할 수가 있다. 이러한 인식하에 Kosko (1986)는 인과가중치 (Causation weights)가 -1에서 1까지의 값을 갖는 보다 일반화된 퍼지 인식도를 제시하였다.

본 연구에서 관심이 있는 사용목적은 세번째 목적으로서 이를 위한 기본작업중의 하나로서 인식도 행렬 (CM matrix) 또는 인접행렬 (adjacency matrix) 개념을 소개하기로 한다. 이를 위해 또 하나의 예를 들어보자. 1982년 여름 로스엔젤레스 타임즈에 실린 헨리 키신저 박사의 증동평화에 관한 기고에 기초하여 CM을 도식하면 다음과 같다 (Kosko 1986).



[그림 3] 증동평화 정책을 위한 인식도

[그림 3]의 인식도에는 6개의 개념이 나타나 있다. 즉, C₁은 ‘아랍 원리주의’이고 C₂는 ‘소련의 팽창주의’, C₃는 ‘아랍 과격주의’, C₄는 ‘시리아의 레바논에 대한 영향력’, C₅는 ‘PLO의 테러주의’, 그리고 마지막 C₆는 ‘레바논 정부의 안정성’을 나타낸다. 그리고 각 개념간의 인과관계가 잘 나타나 있다. 이와 같은 인식도를 기초로 하여 인접행렬 (adjacency matrix)을 만들 수 있는데 이를 이용하면 각 개념간의 ‘개념적 집중도’(conceptual centrality)를 구할 수 있다. [그림 3]에 대한 인식도 행렬인 E를 구하면 [그림 4]와 같다.

$$\underline{E} = \begin{matrix} & \begin{matrix} C_1 & C_2 & C_3 & C_4 & C_5 & C_6 \end{matrix} \\ \begin{matrix} C_1 \\ C_2 \\ C_3 \\ C_4 \\ C_5 \\ C_6 \end{matrix} & \begin{bmatrix} 0 & -1 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & -1 \\ 0 & 0 & 0 & -1 & 0 & -1 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \end{matrix}$$

[그림 4] 그림 3에 대한 인식도 행렬

이와같은 인식도 행렬을 수리적으로 표현하여 보자. C₁, C₂, ..., C₆를 인과관계가 있는 개념들이라 하고, e_{ij}=e(C_i, C_j)를 인과 edge 함수값으로 C_i가 C_j에게 주는 인과관계 크기의 양이라고 하자. 주어진 인식도에서 인과 edge값들의 행렬인 인식도 행렬을 $\underline{E} = (e_{ij})_{1 \leq i, j \leq n}$ 라 하면 이는 CM상에서의 모든 one-edge 경로를 열거한 것이다. $\underline{E}^2 = [e_{ij}^{(2)}] = \underline{E} \times \underline{E}$ 는 CM상의 모든 two-edge 경로를 나타낸다. 한편, 인과관계 개념노드 C_i의 개념적 집중도는 CEN(C_i)로 나타내며 다음과 같이 정의된다

(Kosko 1986).

$$CEN(C_i) = IN(C_i) + OUT(C_i),$$

$$\text{여기서 } IN(C_i) = \sum_{k=1}^n \bar{e}_{ik}, \quad OUT(C_i) = \sum_{k=1}^n \bar{e}_{ik}$$

절대값들의 열의 합 IN(C_i)는 개념 C_i에 인과관계의 영향을 미치는 개념들의 수를 의미하고, 절대값들의 행의 합 OUT(C_i)는 개념 C_i가 인과관계로 영향을 미치는 개념들의 수를 의미한다. 그러므로 개념적 집중도 CEN(C_i)는 CM 상에서 인과관계 흐름에서의 개념노드 C_i의 중요도를 나타낸다. [그림 2]에서의 인식도 행렬에서 각 개념노드의 개념적 집중도를 산출하면 다음과 같다.

$$CEN(C_1) = IN(C_1) + OUT(C_1) = 0 + 2 = 2$$

$$CEN(C_2) = IN(C_2) + OUT(C_2) = 1 + 1 = 2$$

$$CEN(C_3) = IN(C_3) + OUT(C_3) = 1 + 1 = 2$$

$$CEN(C_4) = IN(C_4) + OUT(C_4) = 2 + 1 = 3$$

$$CEN(C_5) = IN(C_5) + OUT(C_5) = 1 + 2 = 3$$

$$CEN(C_6) = IN(C_6) + OUT(C_6) = 2 + 0 = 2$$

이와같이 볼때 [그림 3]에서 표현된 6개의 개념 노드중 C₄(시리아의 레바논에 대한 영향력)와 C₅(PLO의 테러주의)가 상대적으로 중요한 개념이라고 볼 수 있다. 이는 결국 이 두개념에 대한 변화에 주의와 관심이 요구된다는 것을 의미한다. 그러나 일반적으로 우리가 접할 수 있는 대부분의 개념들은 그 자체가 퍼지한 개념이므로 따라서 개념간의 인과관계 역시 퍼지할 수 밖에 없다. 따라서 주어진 의사결정 문제에 대한 효과적인 인과관계 지식베이스를 구축하기 위해서는 이와같은 개념 및 인과관계를 퍼지화하여야 하며 이와같이 퍼지화된 CM을 FCM이라 한다. 다음 3장에서는 FCM에

대한 일반적인 내용을 소개하기로 한다.

3. 퍼지인식도

전술한 CM을 좀더 일반적인 퍼지인식도로 확장이 가능한데, 즉 FCM은 피드백이 가능한 퍼지한 양 또는 음의 부호가 있고 방향이 있는 그래프로서 개념들의 집합과 개념간의 인과관계로서 현실문제를 모형화 한다. 즉, 인과관계 함수 e_{ij} 가 퍼지하다고 가정하면, (즉, -1 과 1 사이값을 가짐) 퍼지 인식도 행렬 (FCM matrix)도 CM의 경우와 같이 구할 수 있으며, 아울러 FCM내에 포함된 개념들의 개념적 집중도 역시 CM에서와 같이 구할 수 있다.

FCM를 명확하게 이해하기 위해 개념(concept)과 인과관계(causality)를 수리적으로 정의해 보자. 개념 i 와 j 간의 인과관계 e_{ij} 는 퍼지하므로 구간 $[-1, 1]$ 에서 값을 갖는다고 볼 수 있다. 이때 $e_{ij}=0$ 은 인과관계가 없음을 뜻하고, $e_{ij}>0$ 은 증가 또는 양의 인과관계로서 C_i 가 증가하면 C_j 도 증가하고 C_i 가 감소하면 C_j 도 감소한다는 것을 의미한다. $e_{ij}<0$ 은 감소 또는 음의 인과관계로서 C_i 가 감소하면 C_j 는 증가하고 C_i 가 증가하면 C_j 는 감소한다는 것을 의미한다. 단순한 FCM에서는 인과관계값을 $\{-1, 0, 1\}$ 으로 취할 수 있다. 따라서 이경우의 인과관계는 최대 또는 최소의 정도로 발생한 것을 의미한다. 이와같은 단순 FCM를 사용하면 특정 응용영역에 대한 전문가의 인과관계 지식을 빠르고 쉽게 만들수 있다.

예를 들어, [그림 3]에서 제시된 키신저 박사의 중동평화에 관한 인과관계 지식을 다시 한번 살펴보면 FCM에는 인과관계 피드백 순환루프가 여러 곳에 있을 수 있다. 그러한 피

드백 때문에 전문가는 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 진행추론”(forward-evolved inference)이라고 한다 (Kosko 1992). [그림 3]에서의 인과관계 지식을 이용하여 FCM에 의한 전방향 진행추론을 살펴보자. 이러한 추론을 하기에 앞서 우선 개념들로 구성된 ‘개념노드 벡터’(concept node vector)를 가정하자. [그림 3]에는 6개의 개념노드가 있다. 따라서 우리는 개념노드 벡터 \underline{C} 를 다음과 같이 정의할 수 있다.

$$\underline{C} = (C_1, C_2, C_3, C_4, C_5, C_6)$$

이때 각 개념노드는 그림 3의 개념을 의미한다. 예를 들어 아랍 원리주의 (Arab Fundamentalism)가 미치는 영향을 분석하려면 C_1 을 1로 둔 다음과 같은 개념노드 벡터를 전제하여야 한다.

$$\underline{C}_1 = (1 \ 0 \ 0 \ 0 \ 0 \ 0)$$

이를 [그림 4]에서의 인식도 행렬 \underline{E} 와 곱하면

$$\underline{C}_1 \times \underline{E} = (0 \ -1 \ 1 \ 0 \ 0 \ 0)$$

$$\rightarrow (1 \ 0 \ 1 \ 0 \ 0 \ 0) = \underline{C}_2$$

와 같이 계산된다. 이때 화살표는 $\frac{1}{2}$ 임계치 기준을 적용한 것으로서 $\frac{1}{2}$ 보다 크면 1, 작으

면 0으로 간주한 것이다. 이러한 임계치 $\frac{1}{2}$ 는 의사결정자가 임의로 결정하는 것으로서 주로 주어진 문제의 성격에 비추어 결정하는 경우가 일반적이다. 특별한 경우가 아니면 대개 $\frac{1}{2}$ 임계치를 택한다. \underline{C}_2 는 첫번째 요소를 1로 하고 있는데 이는 첫번째 개념노드인 '아랍 원리주의'의 영향을 보고자 하기 때문이다. 같은 방법으로 \underline{C}_2 에 인식도 행렬을 곱하면,

$$\underline{C}_2 \times \underline{E} = (0 \quad -1 \quad 1 \quad 0 \quad 1 \quad 0) \\ \rightarrow (1 \quad 0 \quad 1 \quad 0 \quad 1 \quad 0) = \underline{C}_3$$

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

$$\underline{C}_3 \times \underline{E} = (0 \quad -1 \quad 1 \quad -1 \quad 1 \quad -1) \\ \rightarrow (1 \quad 0 \quad 1 \quad 0 \quad 1 \quad 0) = \underline{C}_3$$

우리는 \underline{C}_3 가 [그림 3]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 감소되나 레바논 정부의 힘이 그만큼 약해져서 레바논내의 정치적 불안이 초래될 수 있음을 알 수 있다. 결국 우리는 아랍 원리주의가 중동평화에 전체에 미치는 복합적인 영향이 어느정도인지를 이와같은 전방향 진행추론을 통하여 알 수 있는 것이다. 마찬가지로 이와같은 FCM 접근법을 경영과학분야의 여러 의사결정 문제에도 적용해 볼 수 있을 것이다.

이상과 같은 퍼지인식도의 인과관계값과 전문가시스템의 소위 certainty factor와의 관계

는 어떤가? 만약 개념노드 A에서 개념노드 B로 연결된 인과관계값이 0.7이라고 하면 이를 과연 "If A Then B with 0.7"과 같은 개념으로 해석할 수가 있는가? 우선 다음과 같은 인과관계값의 특징을 먼저 고찰하여보자.

1) 두 개념노드간의 인과관계값은 어디까지나 causal value에 해당된다. 다시 말하면 불확실성의 정도만을 나타내는 것은 아니라는 것이다.

2) (+)의 인과관계값은 두 개념노드가 미래의 관계를 (-)의 인과관계값은 반미래의 관계를 갖고 있음을 의미한다.

3) 특히 인과관계값을 퍼지값으로 표현함으로써 기존의 crisp value로 표현하는 방법에 비해 보다 자연스러운 인과관계 표현이 가능하다.

이러한 인과관계값의 특징을 고려할 때 단순히 퍼지인식도의 인과관계값을 불확실성을 나타내는 certainty factor로 인위적으로 간주하는 것은 무리이다. 그러나, certainty factor도 사실은 규칙의 조건부(IF part)와 결론부(THEN part)가 어느정도의 확실성을 가지고 연결되어 있느냐를 의미하는 것이기 때문에, 향후 주요연구 주제로써 certainty factor와 퍼지인식도의 인과관계값간의 관계에 대한 모색은 의의가 있다.

4. SOBA 알고리즘을 이용한 FCM의 결합

한편, 이러한 FCM은 전문가마다 서로 다르게 표현될 수 있으므로 특정 응용영역에 대한 하나의 통일된 인과관계 지식을 유도하기 위해

서는 각각의 서로 다른 FCM을 결합하여야 한다. 각 전문가의 FCM은 그 전문가의 퍼지인식도 행렬 E로서 표현되는 바, 여러 전문가의 E를 결합하기 위해서는 행렬의 연산법칙을 적용할 수 있다. 그러나, 어떤 전문가가 개념노드를 5개, 또 다른 전문가가 6개의 개념노드를 사용할 수 있으므로 이를 해결하기 위해서는 모든 전문가가 사용한 개념노드를 총망라한 '확장된 퍼지인식도 행렬' (Extended FCM Matrix)을 사용하여야 할 것이다. 이렇게 하므로써 전문가가 가지고 있는 편견이나 상충된 의견을 어느정도 해결할 수 있다. 특정 응용영역에 대해 k명의 전문가가 작성한 퍼지인식도 행렬을 $\underline{E}_1, \dots, \underline{E}_k$ 라고 하자. 이때 이들 전문가들이 사용한 모든 개념노드들을 포함한 확장된 퍼지인식도 행렬을 F라고 할때, 각각의 퍼지인식도 행렬에 대한 확장된 퍼지인식도 행렬 $\underline{F}_1, \dots, \underline{F}_k$ 를 구할 수 있다. 이때 k명의 전문가들의 지식을 결합한 최종 확장 퍼지인식도 행렬 \underline{F} 는 k개의 확장 인식도 행렬을 단순히 더하는

$$\underline{F} = \sum_{i=1}^k \underline{F}_i$$

와 같은 방법이 있고 또는 전문가별로 별도의 가중치를 두어 결합하는

$$\underline{F} = \sum_{i=1}^k W_i \underline{F}_i$$

와 같은 방법도 있다. 이때 \underline{F} 는 이른바 k명의 전문가들의 지식을 결합한 하나의 '결합된 지식'을 나타내는 '통합 퍼지인식도 행렬' (augmented FCM matrix)이 된다. 이때 가중치 w는 0과 1 사이의 값일 필요는 없으며, 비음수이기만 하여도 무방하다. 확장된 FCM에서는 모든 전문가들은 모든 개념노드에 대하여 인과관계를 논할 수 있다. 만일 어떤 전문가가

그의 FCM 모형에서 특정 개념노드 C_j 를 포함시키지 않았다면 그는 C_j 가 인과관계와는 무관한 것으로 간주하고 있다는 것을 의미한다. 따라서 확장된 퍼지인식도 행렬에서 j번째 행과 j번째 열의 값들은 모두 0이다.

다수의 전문가가 작성한 FCM을 결합하여 하나의 통합FCM을 작성하는 간단한 예를 들어보자 (Kosko 1992). 임의의 특정 응용영역에 대한 4명의 전문가가 생각하는 인과관계 지식이 다음과 같이 확장된 퍼지인식도 행렬로 표현되어 있다고 하자.

$$\underline{F}_1 = \begin{bmatrix} 0 & 1 & -1 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & -1 & 0 & 0 \\ -1 & 1 & 0 & -1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}$$

$$\underline{F}_2 = \begin{bmatrix} 0 & 1 & -1 & 0 & 1 & 0 \\ 1 & 0 & -1 & 0 & 1 & 0 \\ -1 & -1 & 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & -1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}$$

$$\underline{F}_3 = \begin{bmatrix} 0 & 1 & -1 & 0 & 0 & 0 \\ 1 & 0 & 1 & 0 & 0 & -1 \\ -1 & -1 & 0 & 0 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 1 & -1 & -1 & -1 & 0 & 0 \end{bmatrix}$$

$$\underline{F}_4 = \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 & 0 & 1 & -1 \\ -1 & 0 & 0 & 0 & 1 & -1 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & -1 \\ 1 & -1 & 0 & 0 & -1 & 0 \end{bmatrix}$$

이들 4명의 전문가들은 모두 6개의 개념노드를 사용하고 있다. 그러나 어떤 전문가도 4개 이상의 개념을 명시적으로 생각하고 있지는 않고 있음을 알 수 있다. 예를 들어 첫번째 전문가를 보면 이 전문가는 C_1, C_2, C_3, C_4 등의 4가지 개념을 사용하고 있고 네번째 전문가는 C_1, C_2, C_3, C_6 등의 개념노드를 사용하고 있음을 볼 수 있다. 이와같이 확장된 퍼지인식도 행렬은 6×6 의 확장된 FCM행렬로 표시된다. 이러한 4개의 확장된 퍼지인식도 행렬을 특정한 가중치를 두지 않고 단순결합하면 다음과 같은 최종적인 통합 퍼지인식도 행렬을 구할 수 있다.

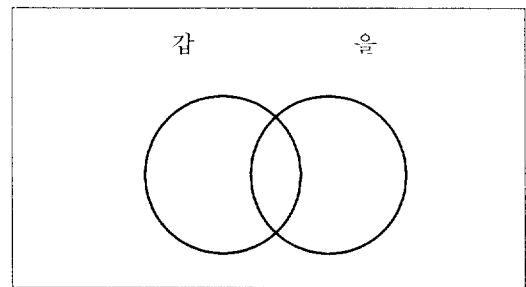
$$\underline{F} = \begin{bmatrix} 0 & 4 & -3 & 1 & 2 & -1 \\ 1 & 0 & 0 & -1 & 2 & 0 \\ -3 & -1 & 0 & -1 & 1 & 1 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 1 & 1 & -1 & 0 & 0 & -1 \\ 2 & -2 & -1 & 0 & -1 & 0 \end{bmatrix} \quad (1)$$

여기에서 $\frac{1}{2}$ 의 임계치를 적용시키면 다음과 같은 또다른 형태의 통합 퍼지인식도 행렬을 얻을 수 있다.

$$\underline{F} = \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 & 1 & 1 & 0 \\ 1 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 1 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 1 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \quad (2)$$

그러나, 이러한 기존의 방법은 지식공학적(knowledge engineering)적인 측면에서 불매심각한 문제를 지니고 있다. 즉, 서로 상반되는 의견을 제시한 전문가들의 의견이 합리적으로 결합되지 못하고 지나치게 자의적인 형태로 결

합되므로 그에 따른 통합 퍼지인식도 행렬상에 나타난 인관관계값의 의미가 원래의 의도했던 바와는 많이 왜곡되어 있는 것이다. 즉, 몇몇 전문가는 특정 개념노드가 다른 개념노드에 정(+)의 영향을 준다고 하고, 또 다른 전문가는 부(-)의 영향을 준다고 하였을때, 이를 합리적으로 결합하는 메카니즘이 부재하다는 것이다. 따라서 본 연구에서는 이러한 문제점을 보완하기 위하여 다수의 전문가들의 의견을 보다 효과적으로 결합할 수 있는 다음과 같은 알고리즘을 제시한다. 이는 기본적으로 집합개념을 이용한 것으로서 원래의 기본아이디어는 서로 다른 집합끼리의 합을 구하는 절차에 착안한 것이다(Lee et al. 1989). 즉, '갑'이라는 전문가와 '을'이라는 전문가가 있다고 했을때 이들의 전문가 의견을 [그림 5]에서와 같이 집합으로 표현되어 있다고 하자.



[그림 5] 두 전문가 의견의 집합

이때 이들 두 전문가의 의견을 편견없이 결합하는 방법은 다음과 같은 두집합의 합을 구하는 수식을 이용할 수 있다. 즉,

$$O(\text{갑}) \cup O(\text{을}) = O(\text{갑}) + O(\text{을}) - O(\text{갑}) \cap O(\text{을})$$

여기서 $O(\text{갑})$ 은 갑의 고유한 의견 (또는 지식), $O(\text{갑}) \cap O(\text{을})$ 은 갑과 을의 공통의견을 의미한다. 이는 갑과 을의 의견을 결합하려면

각각의 의견을 더하되, 중복을 피하기 위하여 갑과 을의 공통의견을 빼준다는 것이다. 만약 전문가가 갑,을,병 세사람이 있다면 이들의 전문가 의견을 합하기 위해서는 다음과 같은 식을 이용하면 될 것이다.

$$O(\text{갑}) \cup O(\text{을}) \cup O(\text{병}) = O(\text{갑}) + O(\text{을}) + O(\text{병}) - \{O(\text{갑}) \cap O(\text{을}) + O(\text{갑}) \cap O(\text{병}) + O(\text{을}) \cap O(\text{병})\} + O(\text{갑}) \cap O(\text{을}) \cap O(\text{병})$$

따라서 이와같은 집합의 합을 구하는 연산과정은 임의의 k명의 전문가의 의견을 결합할 때에도 일반화하여 적용될 수 있다. 결국 본 연구에서 제시하는 FCM 결합 알고리즘은 이와같은 기본적인 집합연산을 확장한 것이기에 때문에 이를 SOBA(Set OperatiOn-Based AugmentatiOn) 알고리즘이라고 명명한다. SOBA 알고리즘의 주요내용은 다음과 같다. 서로 상충되는 전문가의 의견을 결합하기 위해서는 우선 서로 동질적인 의견의 그룹으로 구분하여 그 동질집단에서의 의견을 결합한 다음, 최종적으로 상반되는 의견을 결합하는 것이 바람직하다. 이를 위하여 우선 전문가들을 크게 두집단으로 구분하여 개념노드 i와 j에 대하여 정(+)의 인과관계를 부여한 집단과 부(-)의 인과관계를 부여한 집단으로 나눈다. 이들의 평가는 같은 개념노드간의 인과관계에 대해서 서로 상반되므로 이를 합리적으로 보정하여야 한다. 우선 전체적인 SOBA 알고리즘의 흐름은 다음과 같다.

- 1단계 : 각 전문가가 작성한 FCM에 대하여 확장 퍼지인식도 행렬을 작성한다.
- 2단계 : 1단계에서 작성된 확장 퍼지인식도 행렬을 기초로 각 개념노드 사이의 인과관계값에 대해서 정(+)의 값을 준 전문가와 부(-)의 값을 준 전문

가를 구한다.

- 3단계 : 본 논문에서 제시한 알고리즘에 의하여 최종 인과관계 결합값을 구한다.
- 4단계 : 모든 개념노드간의 인과관계값에 대해서 2단계와 3단계의 과정을 반복한다.
- 5단계 : 최종적인 통합 퍼지인식도 행렬을 작성한다.

SOBA 알고리즘에서 사용되는 기호에 대한 설명은 다음과 같다.

- f_{ij} : 개념노드 i(원인)와 개념노드 j(결과)에 대한 모든 전문가들의 인과관계 결합값
- f_{ij}^+ : 개념노드 i(원인)와 개념노드 j(결과)에 대하여 정(+)의 인과관계가 있다고 평가한 전문가들의 인과관계 결합값
- f_{ij}^- : 개념노드 i(원인)와 개념노드 j(결과)에 대하여 부(-)의 인과관계가 있다고 평가한 전문가들의 인과관계 결합값
- e_{ij}^{r+} : 개념노드 i(원인)와 개념노드 j(결과)에 대하여 전문가 r이 부여한 정(+)의 인과관계값
- e_{ij}^{r-} : 개념노드 i(원인)와 개념노드 j(결과)에 대하여 전문가 r이 부여한 부(-)의 인과관계값
- C_r, C_k : 전문가 r 또는 k에 대한 신뢰값($r \neq k$)
- P : 개념노드 i와 j에 대하여 정(+)의 인과관계가 있다고 평가한 전문가의 집합
- N : 개념노드 i와 j에 대하여 부(-)의 인과관계가 있다고 평가한 전문가의 집합
- p : 집합 P의 전문가의 수
- n : 집합 N의 전문가의 수

$$f_{ij}^+ = \sum_{r \in P} C_r e_{ijr}^+ - \sum_{s < t, s, t \in P} (C_s e_{ijr}^+)(C_t e_{ijt}^+) + \dots + (-1)^{p-1} \prod_{r \in P} C_r e_{ijr}^+ \quad (3)$$

$$f_{ij}^- = \sum_{r \in N} C_r e_{ijr}^- - \sum_{s < t, s, t \in N} (C_s e_{ijr}^-)(C_t e_{ijt}^-) + \dots + (-1)^{n-1} \prod_{r \in N} C_r e_{ijr}^- \quad (4)$$

$$f_{ij} = \frac{\frac{p}{p+n} f_{ij}^- + \frac{n}{p+n} f_{ij}^+}{1 - \min(\frac{p}{p+n} |f_{ij}^-|, \frac{n}{p+n} |f_{ij}^+|)} \quad (5)$$

식 (3)의 경우 정(+)으로 평가한 전문가들의 인과관계 결합값을 의미하고 있는바, 이는 P라는 집단의 공통의견의 수렴하기 위한 식이 된다. 즉, [그림 5]의 두 전문가의 의견의 종합하는 경우를 p명의 의견을 종합하는 경우로 확장하는 것을 의미한다. 첫번째 항인 $\sum_{r \in P} C_r e_{ijr}^+$ 은 p명의 전문가 의견의 합집합(union)을 의미하고, 둘째항인 $-\sum_{s < t, s, t \in P} (C_s e_{ijr}^+)(C_t e_{ijt}^+)$ 은 두명씩의 전문가 의견의 교집합(intersection)을 빼는 것을 의미한다. 이와 같이 하여 마지막 항인 $(-1)^{p+1} \prod_{r \in P} C_r e_{ijr}^+$ 에서는 p명의 전문가의 의견의 교집합을 p의 홀수 또는 짝수 여부에 따라 각각 더하거나, 빼는 것을 의미한다. 같은 방법으로 식(4)도 설명할 수가 있다. 한편 식(5)의 경우 부(-)로 평가한 전문가 집단과 정(+)으로 평가한 전문가 집단의 인과관계 결합값 f_{ij}^- 와 f_{ij}^+ 에 가중치 $\frac{n}{p+n}$ 과 $\frac{p}{p+n}$ 을 각각 곱하여 분자를 계산하였다. 그 이유는 각 의견을 제시한 전문가들의 수를 감안한 이와같은 가중치를 곱하지 않으면 아무리 다수의 전문가가 특정 인과관계값을 주장한다고 하더라도 소수의 반대 의견을 지닌 전문가의 의견이 최종적인 인과관계값에 아무런 여과없이 반영되어 인과관계 결과값을 왜곡시키기 때문이다.

이상과 같은 SOBA 알고리즘에 의하여 (1), (2)에서 주어진 FCM을 다시 수정하자. 우선 4명의 전문가에 대한 신뢰값이 모두 균등하게

1이라고 하자. 즉, 각 전문가 사이에 차등이 없다고 가정하자. 이때 첫번째 개념노드가 두번째 개념노드에 미치는 최종 인과관계 결합값을 구해보자. 각 전문가의 의견이 공히 1로 되어 있으므로 p=4이고 n=0이다. 따라서

$$f_{12}^+ = (1+1+1+1) - (1 \times 1 + 1 \times 1 + 1 \times 1 + 1 \times 1 + 1 \times 1 + 1 \times 1) + (1 \times 1 \times 1 + 1 \times 1 \times 1 + 1 \times 1 \times 1 + 1 \times 1 \times 1) - 1 \times 1 \times 1 \times 1 = 1$$

$$f_{12}^- = 0$$

따라서 f_{12} 는 1이 된다. 이 경우는 전문가들간에 의견이 일치하는 경우이므로 크게 문제될 것이 없는 경우이나, 전문가들의 의견이 상충하는 경우를 보자. 두번째 개념노드에 미치는 인과관계 값에 대해서 각각의 전문가들이 서로 다른 의견을 보이고 있다. 즉, 2명은 1을, 1명은 -1을, 그리고 나머지 1명은 0을 주고 있다. 이렇게 의견이 상충될때 이를 단순히 더하여 $\frac{1}{2}$ 기준을 적용하면 식 (2)와 같이 1이 되나, 본 논문에서 제시하는 알고리즘을 적용하면 다음과 같이 된다. 우선 정(+)의 의견은 제시한 전문가의 수가 2이므로 p=2, 그리고 부(-)의 의견을 제시한 전문가의 수가 1이므로 n=1이다. 이때 0의 의견을 제시한 전문가의 의견은 무시된다. 왜냐하면 이는 하나의 don't care 입장이기 때문이다. 그러면 f_{12}^+ 와 f_{12}^- 는 다음과 같이 계산된다.

$$f_{21}' = (1+1) - 1 \times 1 = 1$$

$$f_{21} = -1$$

따라서 f_{21} 은 다음과 같다.

$$f_{21} = \frac{\frac{2}{3} \times 1 + \frac{1}{3} \times (-1)}{1 - \min(\frac{2}{3}, \frac{1}{3})} = \frac{1}{2} = 0.5$$

(2)에서는 1이나 되나, 본 논문에서 제시한 알고리즘을 사용하면 0.5가 되는 것은 의미가 있다. 왜냐하면, 2명이 1을 주장하고, 1명이 -1을 주장하였을 때 해당 전문가들의 신뢰도에 차이가 없다면 당연히 많은 사람이 주장하는 의견쪽으로 가깝게 인과관계 결합값이 수정되어야 하기 때문이다. 따라서 1보다 약간 작고, -1보다는 꽤 큰 0.5로 인과관계 결과값이 됨은 바람직하다. 이와같은 방법으로 수정된 통합 퍼지인식도 행렬은 다음과 같다.

$$\underline{F} = \begin{bmatrix} 0 & 1 & -1 & 1 & 1 & -1 \\ .5 & 0 & 0 & -1 & 1 & -1 \\ -1 & -.5 & 0 & -1 & 1 & 1 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 1 & 1 & -1 & 0 & 0 & -1 \\ 1 & -1 & -1 & -1 & -1 & 0 \end{bmatrix} \quad (6)$$

(6)에서 제시된 수정된 통합 퍼지인식도 행렬과 $\frac{1}{2}$ 임계치를 적용하여 얻어진 통합 퍼지인식도 행렬인 (2)를 비교하면 다음과 같은 사실을 알 수 있다.

첫째, 본 연구에서 제시한 SOBA 알고리즘에 의한 통합 퍼지인식도 행렬을 구하는 과정에서는 자의적인 임계치 적용이 필요없다. 따라서 아무리 서로 다른 의견을 지닌 전문가가 있다고 하더라도 이들의 의견은 자연스러운 결합과

정에 의하여 하나의 결합 인과관계값으로 표현될 수 있다.

둘째, SOBA 알고리즘에 의한 결합 인과관계값은 -1에서 1까지의 값을 가질 수 있기 때문에 이는 퍼지값으로 해석되어도 무방하다.

셋째, 보다 현실적인 의사결정이 가능하다. 이는 서로 다른 전문가의 의견을 결합하는 과정에 기존방법과 같이 임계치 적용등을 지향하므로써 주관적인 자의성이 어느정도 배제되어 있기 때문이다.

5. FCM 분석에 기초한 주식시장 분석

전통적으로 경영과학자들은 관찰되고 측정될 수 있는 객관적인 현상에 관심을 가져왔다. 그러나 인간의 의사결정 과정은 이러한 객관적인 세계에서만 일어나는 것이 아니라 오히려 개개인의 의사결정자들의 주관적인 개념안에서 일어나는 경우가 허다하다. 전술한 바 있는 FCM기법은 의사결정자들의 이러한 주관적인 인식세계를 모형화할 수 있는 기법중의 하나라고 볼 수 있다. 즉, 의사결정자들의 주관적인 세계안에 존재하는 개념들간의 인과관계를 모형화하므로써 구체적인 의사결정 문제에 대한 보다 구체적인 인과관계 지식을 얻을 수가 있는 것이다. 본 장에서는 지금까지 서술한 FCM 기법을 사용하여 주식시장에서의 매타이밍에 관한 의사결정을 하는 예를 고려하여 보자. 이를 위해서 다음과 같은 세단계의 과정으로 분석과정을 설명한다.

1단계 : 주식시장에 관한 전문가들의 의견을 들어서 그들의 FCM을 구한다.

2단계 : 서로 다른 전문가의 의견을 SOBA 알고리즘에 의하여 결합한 다음 하나의

통합 퍼지인식도 행렬을 구한다.

3단계 : 통합 퍼지인식도 행렬을 이용하여 매 매타이밍에 관한 의사결정을 한다.

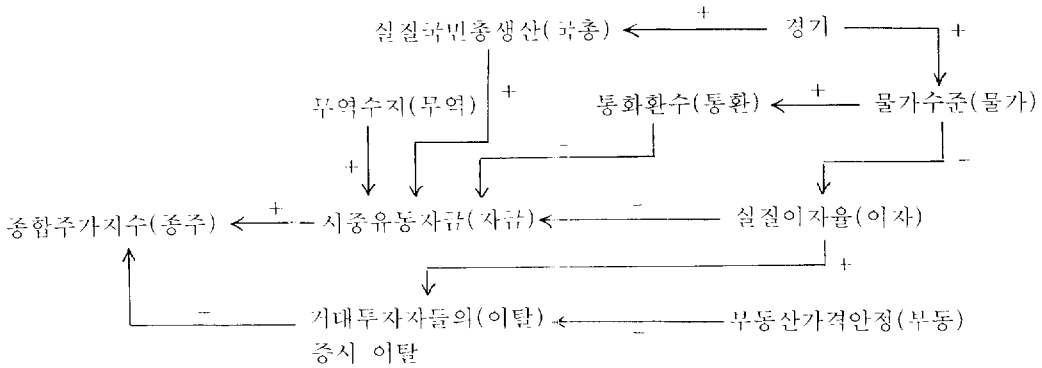
본 연구에서 분석대상으로 하는 주식시장은 주지하는 바와 같이 매우 복잡다단한 요인들이 서로 영향을 주면서 개별주가와 종합주가를 변화시킨다. 워낙 많은 요인들이 서로 얽혀 있기 때문에 이를 일일히 계량화 하기가 어렵다. 즉, 계량화할 수 있는 요인들도 있지만 계량화할 수 없는 주관적인 요인들도 많다는 것이다. 그렇다면 의사결정자가 주식시장안에서 의사결정을 할때에 계량화할 수 없는 요인들에 대한 분석은 어떻게 하여야 하는가? 실제로 투자이론에서는 이에 대한 명확한 이론적 근거를 찾기가 어렵다. 그렇다면 FCM을 이용하여 주식시장내의 여러요인들간의 인과관계를 모형화한다면 이를 이용하여 종합주가 또는 개별주가의 움직임을 예측할 수 있다면 주식시장에서의 의사결정은 상당히 객관화 될 수가 있을 것이다. 그러면 주식시장 분석을 위하여 5명의 전문가가 작성한 [그림 6]에서 [그림 10]까지의 FCM을 가정하자. 이러한 FCM을 작성할 때 고려한 사항은 다음과 같다.

첫째, 실질 국민총생산과 같이 +, -양 방향으로 증감될 수 있는 개념이 있다. 이때는 실질국민총생산이 +의 값을 가진다는 것은 증가를 의미하고 -값을 가진다는 것은 감소를 의미한다. 이러한 개념 노드를 양방향 개념 노드라 한다. 둘째, 주가급등과 같이 특정한 방향을 이미 내포하고 있는 것이다. 이런 경우 해당 개념의 반대개념은 주가급락이 아니라 주가급등이 일어나지 않는 상황이 된다. 따라서 주가급등이 +값을 가지는 경우는 주가급등이 일어남을 의미하고, -를 가진다는 것은 주가급등이 일어나지 않는 현상을 의미한다. 이러한

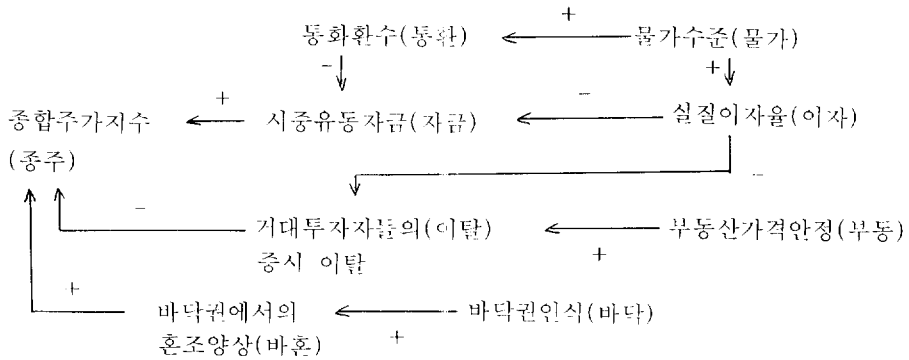
개념 노드를 단방향 개념 노드라 한다. 단방향 개념 노드는 +값을 가질 때만 다른 개념 노드에 영향을 미친다. -값은 해당 단 방향 개념 노드의 개념이 일어나지 않은 상태이며, 따라서 인과관계로 연결된 다른 개념노드에 영향을 미치지 않는다. 예로써, 바닥권에서의 혼조 양상이 +값이면 이 개념이 발생한 것으로 해석되고 그와 연결된 종합주가는 상승한다. 그러나 바닥권에서의 혼조 양상이 -값이면 바닥권에서의 혼조 양상이 안 일어난 것으로 해석되고, 따라서 인과관계로 연결된 종합주기도 움직이지 않는다. 어느 개념노드가 양방향인지 단방향인지 명시적으로 나타나야 추론의 해석에서 혼동이 없다. 일반투자자의 가세라고 하면 단방향 개념노드로 해석된다. 즉 일반투자자의 가세이던지 아니면 가세가 안 일어나는 상태를 말한다. 이를 일반투자자의 가세와 이탈을 모두 나타내는 양방향 개념 노드임을 명시하려면 일반투자자 증감과 같이 이름을 바꾸어 혼동이 없게 해야 한다.

셋째, 같은 대상이라도 그 현상이 틀리면 다른 개념노드로 간주한다. 예로써 종합주가의 단순히 오르고 내리는 현상만 다룬다면 종합주가지수라는 개념노드으로써 충분하나 종합주가가 짧은 기간안에 바닥권에서의 그 등락이 심한 경우, 즉 혼조라 표현될 수 있는 상황이 나타나면 구체적으로 바닥권에서의 혼조양상이란 개념노드를 만들어야 한다.

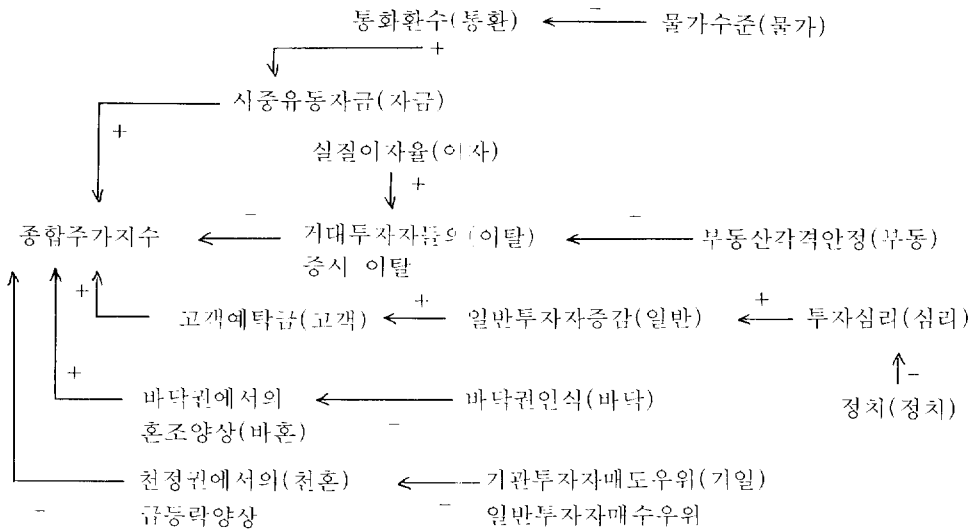
[그림 6]에서 [그림 10]까지의 인식도에서 괄호안의 내용은 확장 퍼지인식도 행렬을 그리기 위한 약어이다. 다섯명의 전문가는 특정 개념노드간의 영향관계에 대해서는 서로 상충되고 있음을 알 수 있다. 주식시장에서의 이러한 전문가들의 상충된 의견을 SOBA알고리즘에 의하여 결합한 최종적인 인과관계 지식베이스,



[그림 6] 전문가 1의 FCM



[그림 7] 전문가 2의 FCM



[그림 8] 전문가 3의 FCM

다는 것(중주=0.25)으로 결론에 이른다.

이것은 SOBA 알고리즘에 의한 FCM 통합이 기존의 방법보다 보다 세밀하게 각 전문가의 의견을 통합할 수 있다는 것을 의미한다. 즉 [그림 11]의 SOBA에 의한 통합 퍼지인식도 행렬에서는 물가에서 통화환수로의 영향을 0.5, 통화환수에서 시중자금으로의 영향을 -0.5로 하였다. 또한 정치에서 투자심리로의 영향이 0.5이다. 이것은 전문가 1에서 전문가 5까지의 서로 상충된 의견을 조정한 결과이다. 그러나 [그림 12]의 기존의 방법에서는 임계치를 적용하여 물가에서 통화환수로의 영향은 1, 통화환수에서 시중자금으로의 영향을 -1, 그리고 정치에서 투자심리로의 영향은 1로 하였다. 이것은 일종의 다수결의 원칙이 적용된 것으로 반대의견의 존재를 전혀 고려치 않은 것이다. 즉 반대의견의 존재에도 불구하고 통합 인과관계값은 완전한 의견일치를 본 경우와 전혀 다르지 않다. 이에 반해 SOBA의 경우 상충된 의견 통합과정에서 반대의견의 존재를 통합 인과관계값의 감소, 다시말해 한 개념에서 다른 개념으로의 영향도에 있어서 그 불확실성의 증대로써 반영하고 있다.

7. 결 론

본 연구에서는 퍼지인식도를 이용한 지식공학적인 측면에서 특정 문제영역에 대한 전문가들의 다양한 의견을 효과적이고 합리적으로 결합하는 SOBA알고리즘을 제시하였다. 이 알고리즘은 비구조적인 의사결정 문제에 적용결과 다수의 전문가가 같은 현상에 대하여 서로 다른 의견을 제시할때 그들의 의견을 효과적으로

결합할 수 있는 메카니즘으로서의 역할을 수행할 수 있음이 확인되었다. 그 결과 유도되는 통합 퍼지인식도 행렬은 지금까지의 다른 방법과 비교했을때 더 의미있는 결과를 보여주었다. 한편, 퍼지인식도를 이용한 실제 추론과정을 보여주기 위하여 본 연구에서는 대표적인 비구조적인 의사결정 문제중의 하나인 주식시장에서 종합주가의 움직임에 관한 분석을 예로 들어 5명의 전문가가 제시한 지식을 결합한 통합 퍼지인식도 행렬을 이용한 추론예를 제시하였다. 향후의 연구과제로서는 주식시장에서의 의사결정과정을 보다 효과적으로 하기 위하여 주식시장을 시장수준 (market level), 산업수준 (industry level), 개별기업 수준(company level)으로 나누어 의사결정자가 관심이 있는 개별주식의 주가흐름에 관한 동향분석을 수행하거나, 또는 시장수준에서의 임의의 변화가 산업 또는 개별주가에 미치는 영향을 분석할 수 있는 새로운 방법론을 제시하는 것이 바람직하다고 사료된다. 이에 대한 연구결과는 또 다른 연구매체를 통하여 발표될 예정이다.

참 고 문 헌

- [1] Axelrod, R. , *Structure of Decision : The Cognitive Maps of Political Elites*. Princeton, NJ : Princeton University Press, 1976.
- [2] Caudill, M., "Using Neural Nets : Fuzzy Cognitive Maps", *AI Expert*, June 1990, 49-53.
- [3] Edden, C. , Jones, C. , and Sims, D. , *Thinking in Organizations*. Macmillan

Press Ltd. , London, England, 1979.

- [4] 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, 99–104.
- [5] Kosko, B. , *Neural Networks and Fuzzy Systems: A Dynamical Systems Approach to Machine Intelligence*. Prentice–Hall, 1992.
- [6] _____ , “Fuzzy Cognitive Maps”, *International Journal of Man–Machine Studies*, 24, 1986, 65–75.
- [7] Lee, J. K. , Chu, S. C, and Kim, H. S. , “Intelligent Stock Portfolio Management System”, *Expert Systems*, 6 (2), 1989, 74–87.
- [8] Lee, K. C. , “A Unified Approach to Corporate Planning Simulator Using a Fuzzy Logic–Based Intelligent Model”, *Korean Management Science Review*, 9 (2), 1992, 83–108.
- [9] _____ , “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.
- [10] Montazemi, A. R. and Conrath, D. W., “The Use of Cognitive Mapping for Information Requirements Analysis”, *MIS Quarterly*, 1986, 45–56.
- [11] 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, 549–556.
- [12] Taber, W. R. , “Knowledge Processing with Fuzzy Cognitive Maps”, *Expert Systems with Applications*, 2 (1), 1991, 83–87.
- [13] 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, 231–238.