

퍼지인식도에 기초한 인과관계 지식베이스 구축과 양방향 추론방식에 관한 연구 —주식시장 분석에의 적용을 중심으로—

이건창* · 주석진** · 김현수***

Fuzzy Cognitive Map-Based Approach to Causal Knowledge Base Construction and Bi-Directional Inference Method —Applications to Stock Market Analysis—

요 약

본 연구에서는 퍼지인식도(Fuzzy Cognitive Map) 개념을 기초로 하여 (1) 특정 문제영역에 대한 전문가의 인과관계 지식 (causal knowledge)을 추출하는 알고리즘을 제시하고, (2) 이 알고리즘에 기초하여 작성된 해당 문제영역에 대한 여러 전문가들의 인과관계 지식을 계층별로 분해하여, (3) 해당 계층간의 양방향 추론이 가능한 추론메카니즘을 제시하고자 한다. 특정 문제영역에 있어서의 인과관계 지식이란 해당 문제를 구성하는 여러 개념간에 존재하는 인과관계를 표현한 지식을 의미한다. 이러한 인과관계 지식은 기존의 IF-THEN 형태의 규칙과는 달리 행렬형태로 표현되기 때문에 수학적 연산이 가능하다. 특정 문제영역에 대한 전문가의 인과관계 지식을 추출하는 알고리즘은 집합연산에 의거하여 개발되었으며, 특히 상반된 의견은 보이는 전문가들의 의견을 통합하여 하나의 통합된 인과관계 지식베이스를 구축하는데 유용하다. 그러나, 주어진 문제가 복잡하여 다양한 개념들이 수반되면, 자연히 인과관계 지식베이스의 규모도 커지게 되므로 이를 다루는데 비효율성이 개재되기 마련이다. 따라서 이러한 비효율성을 해소하기 위하여 주어진 문제를 여러 계층(Hierarchy)으로 분해하여, 해당 계층별로 인과관계 지식베이스를 구축하고 각 계층별 인과관계 지식베이스를 연결하여 추론하는 메카니즘을 개발하면 효과적인 추론이 가능하다. 이러한 계층별 분해는 행렬의 분해와 같은 개념으로도 이해될 수 있다는 특징이 있어 그 연산이 간단명료하다는 장점이 있다. 이와같이 분해된 인과관계 지식베이스는 계층간의 추론메카니즘을 통하여 서로 연결된다. 이를 위하여 본 연구에서는 상향 또는 하향방식의 추론이 가능한 양방향 추론방식을 제시하여 주식시장에서의 투자분석 문제에 적용하여 그 효용성을 검증하였다.

* 한동대학교 경영정보학과

** 경기대학교 경영정보학과

*** 동아대학교 경영정보학과

I. 서론

본 연구에서는 (1) 퍼지인식도 (Fuzzy Cognitive Map : 이하 FCM이라 약함) 개념을 이용한 인과관계 지식베이스의 구축과정과, (2) 해당 인과관계 지식베이스를 다계층으로 분해하여 상향 또는 하향방식의 추론이 가능한 양방향 추론방식을 제안한다.

이러한 연구를 하게 된 배경은 소위 Feigenbaum's Bottleneck이라 알려져 있는 전문가시스템의 지식추출 과정의 어려움 때문이다. 즉, 기존의 전문가시스템의 가장 큰 문제점중의 하나는 해당 문제영역에서 유용한 지식을 추출하기가 어렵다는 것이다. 이러한 문제를 해결하기 위하여 최근 많은 연구가 발표되고 있으나, 대부분 해당 문제영역에 관련된 많은 양의 자료를 요구하는 기계학습 (machine learning) 또는 인공신경망 (neural network) 이론을 이용하고 있다. 따라서 해당 문제영역에 관련된 수치적인 자료가 많지 않거나, 또는 있다고 하더라도 그 자료의 질이 낮을 때에는 이러한 방법을 적용하기가 어렵게 된다. 그러나, 해결방법이 정형화 되어 있지 않은 비구조적인 문제일수록 해당 문제에 관련된 수치적인 자료로 문제를 풀기 보다는, 오히려 해당 문제해결에 관련된 다양한 개념들, 즉 개념들을 이해하고 이들 개념들간에 존재하는 인과관계 (causal relationship)를 파악하는 것이 훨씬 도움이 될때가 많다. 이러한 점에 착안하여 기존의 전문가시스템의 지식을 추출하기 위하여 많이 사용되던 인공신경망 이론이나 기계학습 이론을 지양하고, 오히려 해당 문제해결에 도움이 되는 여러 개념들 간에 존재하는 인과관계를 분석할 수 있는 FCM기법을 적용하여 경영과학에서 상당히 비구조적인 문제로 알려져 있는 주식시장 분석문제를 해결하고자 한다.

FCM은 비구조적인 의사결정 문제에 포함되는 다양한 개념들간에 존재하는 인과관계를 표현할 수 있는 퍼지 방향성 그래프 (fuzzy directed graph) 구조를 의미한다 (Kosko 1986). 따라서 FCM의 이러한 구조는 특정 의사결정 문제에 존재하는 다양한 개념들간의 인과관계의 흐름을 추적하여 전향(forward) 또는 후향(backward) 추론을 가능하게 하며, 서로 다른 FCM과 연결시켜 기존의 FCM에 의한 인과관계 지식베이스를 확장시킬 수도 있다 (Kosko 1986). 그러므로 FCM은 문제를 구성하는 개념들간에 복잡한 인과관계가 존재하는 비구조적이고 본질적으로 퍼지한 문제영역에서의 지식습득 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.

FCM을 이용하지는 않았지만, 본 연구에서처럼 해당 문제영역에 관련되는 개념들간의 인과관계를 추출하여 이를 행렬의 형태로 표시하므로써, 보다 합리적인 의사결정을 추구하는 연구를 살펴보면 다음과 같다. Looney와 Alfize (1987)은 이진행렬을 규칙형 지식베이스를 표현하는데 이용하였다. Burns와 Winstead (1985)는 정적 또는 동적 인과관계를 표현하는데 M-라벨 방향그래프를 사용하였고, Burns 등(1989)은 이를 이용한 의미망 (semantic nets) 구축법을 소개하였다. 한편, FCM에 관련된 연구를 살펴보면, Taber(1991)는 여러 FCM을 결합하는 방법론을 정리하여 소개하였고, Styblinski와 Meyer(1988)는 회로분석을 위하여 FCM을 적용하는 방법을 소개하였다. Zhang과 Chen(1988)은 그래프 이론을 분석하고 이를 확장하는데 FCM을 이용하였다. Montazemi와 Conrath(1986)는 정보시스템 설계시 중요한 과정으로 인식되는 사용자 요구분석에 FCM을 적용하였고, Gotoh (1989) 등은

플랜트 제어에 FCM을 이용하였다. 국내연구의 경우 이진창 등 (1994)이 비구조적인 문제에 대한 다수 전문가의 지식을 결합하기 위하여 FCM을 이용한 연구가 있다. 특히 이 연구는 종전의 FCM 관련 연구와는 달리 FCM을 지식획득 과정에 본격적으로 적용했다는 의의가 있고, 아울러 해당 연구에서는 SOBA라는 지식획득 알고리즘을 제안하였다.

본 연구에서는 다양한 개념들이 포함되고 이들 개념간에 복잡한 인과관계가 존재하는 대표적인 비구조적인 문제로서 주식투자 분석문제를 대상으로 하였다. 즉, 주식투자 분석문제를 대상 문제영역으로 하여 이러한 형태의 문제를 보다 효과적으로 해결하기 위한 과정으로서 다음과 같은 세가지 이슈를 집중적으로 고찰하고자 한다.

- (1) 주식투자 분석문제와 관련된 다양한 개념들 간에 존재하는 인과관계 지식을 FCM으로 표현하고,
- (2) 이 문제에 대한 여러 전문가의 지식을 통합하며,
- (3) FCM으로 통합된 인과관계 지식을 기초로 주어진 비구조적인 문제를 보다 효과적으로 해결하기 위한 새로운 추론방식으로서, 양방향 추론방식을 제안한다.

본 연구에서 제안한 방법은 주식투자 분석문제에 적용되며 그 실험적 의의를 소개할 것이다. 본 연구의 구성은 다음과 같다. 다음 절에서는 FCM의 개념에 대하여 소개하고, 이를 이용하여 여러 전문가의 지식을 하나로 통합하는 SOBA 알고리즘에 대하여 언급한다. 3절에서는 FCM을 이용한 전향 추론과 후향추론의 연산과정과 그 의의를 다룬다. 4절에서는 인과관계 지식베이스를 다계층으로 분해하여 이들 계층간의 상향추론 및 하향추론이 가능한 양방향 추론방식의 이론적 근거를 제시한다. 5절에서는 주식투자 분석문제를 대상으로 하여 본

연구에서 제안하는 다계층 인과관계 지식베이스간 양방향 추론방식에 대해 설명하고 그 적용결과에 대한 토의를 할 것이다. 6절에서 결론 및 향후 연구방향으로 끝을 맺는다.

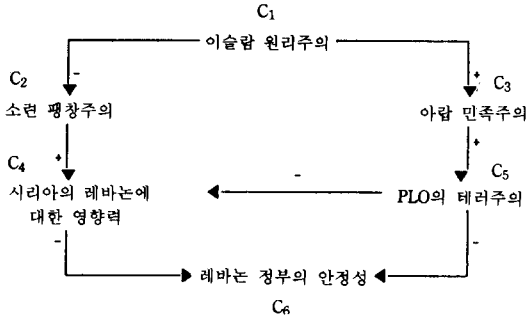
II. 퍼지인식도

2-1. 개요

FCM은 특정문제에 포함된 다양한 개념노드간에 존재하는 인과관계를 퍼지한 양의 부호 또는 음의 부호로 표시하는 방향성 그래프이다 (Kosko 1986). 이러한 특성을 갖는 FCM을 보다 명확히 이해하기 위하여 수리적으로 정의해 보자. 개념 C_i 와 C_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 개념의 단순 인과관계를 갖는 FCM을 사용하면 특정 응용영역에 대한 전문가의 인과관계 지식을 빠르고 쉽게 만들수 있다. 예를들어, 1982년 여름 로스엔젤레스 타임즈에 실린 헨리 키신저 박사의 중동 평화에 관한 기사를 기초로 FCM을 도시하면 그림 1과 같다.

그림 1에서의 FCM에는 6개의 개념이 나타나 있다. 즉, C_1 은 '이슬람 원리주의'이고 C_2 는 '소련의 팽창주의', C_3 는 '아랍 민족주의', C_4 는 '시리아의

그림 1. 퍼지인식도



레바논에 대한 영향력', 마지막 C_5 는 'PLO의 테러주의', C_6 은 '레바논 정부의 안정성'을 나타낸다. 그리고 이들 6개의 개념간에 존재하는 인과관계가 도시되어 있다. 이러한 인과관계는 결국 키신저 박사의 지식을 도시한 것으로서 인과관계의 값은 $\{-1, 0, 1\}$ 중 어느 하나로 간략화 되어 있다. 이러한 FCM을 기초로 다양한 추론방식을 생각해 볼 수 있다. 즉, FCM으로 표현된 시스템은 하나의 동적 시스템으로 간주할 수 있으므로, 시간이 경과함에 따라 어떠한 상태로 변화해 나갈지를 추정할 수가 있는 것이다.

그러나, 하나의 문제에 대하여 여러 전문가가 서로 상이한 FCM을 제시한다면 (실제로 이러한 경우가 일반적임) 이를 하나의 FCM으로 통합할 필요가 있다. 왜냐하면, 주어진 문제에 대한 여러 FCM중 어느 것이 해당 문제를 가장 정확히 표현하는 FCM인지를 결정하기란 용이하지 않기 때문이다. 따라서 이를 해결하기 위하여 특정 문제영역에 대하여 서로 상이한 FCM이 존재할 때 이를 하나의 통합된 FCM으로 구축하기 위한 알고리즘이 필요하다. 이를 위하여 본 연구에서는 집합연산에 의한 FCM결합 알고리즘을 다음과 같이 제안한다.

2.2. 여러 FCM을 결합한 통합적 인과관계 지식획득

특정문제에 대하여 여러 전문가가 서로 상이한 지식을 나타낼 때 이를 하나의 통합된 지식으로 결합할 필요가 있다. 즉, 특정문제에 내재되어 있는 개념노드를 몇개로 보느냐 에서부터 전문가들의 의견은 서로 다를 수 있으며, 또한 같은 개념노드간에 존재하는 인과관계의 정도에 대해서도 서로 상이한 의견을 가질 수가 있는 것이다. 이를 조정하여 전문가들의 의견을 통합적으로 반영하는 인과관계 지식베이스를 만들 수가 있다면, 주어진 문제를 보다 효과적으로 해결하는데에 큰 도움이 될 것이다. 이를 위하여 본 연구에서는 집합연산 개념에 입각한 FCM결합 알고리즘을 제시하여, 주어진 문제에 관하여 서로 상이한 의견을 보이는 전문가들의 의견을 결합하고자 한다. 결국 이러한 과정을 통하여 제시되는 통합FCM은 해당 문제영역에 관한 전문가들의 통합된 인과관계 지식베이스가 된다. 우선 본 연구에서 제시하는 FCM결합 알고리즘은 SOBA (Set Operation-based Augmentation Algorithm) (이건창 등 1994)이라 명명되었는 바, 이는 기존의 단순합 또는 가중합에 의한 FCM결합 알고리즘보다는 (Taber 1991; Kosko 1992) 훨씬 자연스러운 FCM결합을 가능하게 한다. SOBA알고리즘은 다음과 같은 4단계로 구성된다.

1단계는, 특정 전문가가 제시한 FCM을 확장하는 단계이다. 즉, 특정문제에 대해서 전문가들은 서로 다른 개념노드를 사용할 수도 있다. 따라서 주어진 FCM행렬의 규모가 서로 다를 수가 있는 것이다. 그러나, 이를 그대로 두고 FCM을 결합하는 것은 행렬연산상 여러가지 불편함을 초래할 수 있다. 따라서 이러한 문제를 해결하기 위하여, 전문가들이 사용한 모든 개념노드를 포함한 '확장된 FCM' (Extended FCM)을 가정하고, 각 전문가들이 제시

한 FCM을 이러한 확장된 FCM으로 변환하는 단계가 1단계 과정이다.

2단계는, 각 전문가가 제시한 확장된 FCM을 이용하여, 특정 개념노드간에 존재하는 인과관계를 정(+)으로 둔 집단과 부(-)로 둔 집단으로 구분한다. 그런다음, 해당 개념노드간의 인과관계를 정(+)으로 보고 있는 전문가 집단의 의견을 하나의 값으로 통합하고 (이때 SOBA 알고리즘의 첫번째 결합공식을 적용한다), 마찬가지로 해당 개념노드간의 인과관계를 부(-)로 보고 있는 전문가 집단의 의견을 하나의 값으로 통합한다 (이때 SOBA 알고리즘의 두번째 결합공식을 적용한다).

3단계는, 2단계에서 통합된 정(+)의 의견집단과 부(-)의 의견집단의 의견을 최종적으로 하나의 결합된 의견으로 계산한다. 이때 SOBA 알고리즘의 세번째 결합공식을 적용한다.

4단계는, 확장된 FCM행렬에 존재하는 각 개념노드간의 인과관계 지식에 대하여 이상의 1단계에서 3단계까지의 SOBA 알고리즘의 단계를 반복적으로 적용하는 단계이다. 그래서 모든 개념노드간의 인과관계에 대하여 1단계에서 3단계까지의 적용이 완료되면 SOBA 알고리즘을 종료시킨다.

우선 1단계와 관련된 확장된 FCM행렬 작성은 매우 단순하기 때문에 여기에서 자세한 설명은 생략하기로 한다. 다음, 2단계와 3단계를 설명하기 위해서는 SOBA 알고리즘에서 사용되는 기호를 다음과 같이 수학적으로 정의할 필요가 있다.

f_{ij}^+ : 개념노드 i(원인)와 개념노드 j(결과) 사이에 존재하는 인과관계에 대하여 모든 전문가들이 생각하는 인과관계 결합값 (최종적으로 결합된 값)

f_{ij}^- : 개념노드 i(원인)와 개념노드 j(결과) 사이에 정(+)의 인과관계가 있다고 평가한 전문가들의 인과관계 결합값. 이때 $0 \leq f_{ij}^- \leq 1$ 이다.

f_{ij}^- : 개념노드 i(원인)와 개념노드 j(결과) 사이에 부(-)의 인과관계가 있다고 평가한 전문가들의 인과관계 결합값. 이때 $-1 \leq f_{ij}^- \leq 0$ 이다.

f_{ij}^0 : 개념노드 i(원인)와 개념노드 j(결과) 사이에 인과관계가 없다고 평가한 전문가들의 인과관계 결합값. 이때 $f_{ij}^0=0$ 이다.

e_{ij}^+ : 개념노드 i(원인)와 개념노드 j(결과) 사이에 존재하는 정(+)의 인과관계값으로서 이때 r은 전문가의 수가 r명임을 의미한다. 즉, r명의 전문가가 정(+)의 인과관계값을 가정하고 있음을 의미한다.

e_{ij}^- : 개념노드 i(원인)와 개념노드 j(결과) 사이에 존재하는 부(-)의 인과관계값으로서 이때 k는 전문가의 수가 k명임을 의미한다. 즉, k명의 전문가가 부(-)의 인과관계값을 가정하고 있음을 의미한다.

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

Z : 개념노드 i와 j에 대하여 인과관계가 없다고 평가한 전문가의 집합

p : 집합 P의 전문가의 수

n : 집합 N의 전문가의 수

z : 집합 Z의 전문가의 수

$$f_{ij}^+ = \sum_{r \in P} C_r e_{ij}^+ - \sum_{s < (t, s) \in P} (C_s e_{st}^+) (C_t e_{ij}^+) + \sum_{u < v < w, u, v, w \in P} (C_u e_{uv}^+) (C_v e_{vw}^+) (C_w e_{ij}^+) - \dots + (-1)^{p+1} \prod_{r \in P} C_r e_{ij}^+ \quad (1)$$

$$f_{ij}^- = \sum_{k \in N} C_k e_{ij}^- + \sum_{s < (t, s) \in N} (C_s e_{st}^-) (C_t e_{ij}^-) + \sum_{x < y < z, x, y, z \in N} (C_x e_{xy}^-) (C_y e_{yz}^-) (C_z e_{ij}^-) + \dots + \prod_{k \in N} C_k e_{ij}^- \quad (2)$$

$$f_{ij} = \frac{p}{p+n+z} f_{ij}^+ + \frac{n}{p+n+z} f_{ij}^- + \frac{z}{p+n+z} f_{ij}^0 \quad (3)$$

식 (1), 즉 첫번째 결합공식의 경우 정(+)으로 평가한 전문가들의 인과관계 결합값을 의미하고 있는바, 이는 P라는 집단의 공통의견을 수렴하기 위한 식이 된다. 즉, 두 전문가의 의견을 종합하는 경우를 p명의 의견을 종합하는 경우로 확장하는 것을 의미한다. 첫번째 항인 $\sum_{i \in P} C_{ij}^+$ 은 p명의 전문가 의견의 합집합(union)을 의미하고, 둘째항인 $-\sum_{s < t \in CP} (C_{ij}^s)(C_{ij}^t)$ 은 두명씩의 전문가 의견의 교집합(intersection)을 빼는 것을 의미한다. 이와 같이 하여 마지막 항인 $(-1)^{p+1} \prod_{r \in CP} C_{ij}^r$ 에서는 p명의 전문가의 의견의 교집합을 p의 홀수 또는 짝수 여부에 따라 각각 더하거나, 빼는 것을 의미한다. 같은 방법으로 식(2), 즉 두번째 결합공식도 설명할 수가 있다. 한편 식(3), 즉 세번째 결합공식의 경우 부(-)로 평가한 전문가 집단과 정(+)으로 평가한 전문가 집단, 그리고 인과관계가 없다고 판단한 전문가 집단의 인과관계 결합값 f_{ij}^+ , f_{ij}^- , f_{ij}^0 에 가중치 $\frac{n}{p+n+z}$, $\frac{p}{p+n+z}$, $\frac{z}{p+n+z}$ 을 각각 곱하여 최종적인 인과관계 결합값을 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. 한편 세번째 결합공식의 경우 f_{ij}^0 은 항상 0이 되므로 실제로는 세번째 결합공식은

$$f_{ij} = \frac{p}{p+n+z} f_{ij}^+ + \frac{n}{p+n+z} f_{ij}^-$$

로 표현이 된다.

2-3. 기존 결합방법과의 비교

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

$$E_1 = \begin{bmatrix} 0 & 1 & -1 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & -1 & 0 & 0 \\ -1 & 1 & 0 & -1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}$$

$$E_2 = \begin{bmatrix} 0 & 1 & -1 & 0 & 1 & 0 \\ 1 & 0 & -1 & 0 & 1 & 0 \\ -1 & -1 & 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & -1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}$$

$$E_3 = \begin{bmatrix} 0 & 1 & -1 & 0 & 0 & 0 \\ 1 & 0 & 1 & 0 & 0 & -1 \\ -1 & -1 & 0 & 0 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 1 & -1 & -1 & -1 & 0 & 0 \end{bmatrix}$$

$$E_4 = \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 & 0 & 1 & -1 \\ -1 & 0 & 0 & 0 & 1 & -1 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & -1 \\ 1 & -1 & 0 & 0 & -1 & 0 \end{bmatrix}$$

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_5, C_6 등의 개념노드를

사용하고 있음을 볼수 있다. 이와같이 확장된 FCM행렬은 6×6의 확장된 FCM행렬로 표시된다. 이러한 4개의 확장된 FCM행렬을 특정한 가중치를 두지 않고 단순결합하면 다음과 같은 최종적인 통합 FCM행렬을 구할 수 있다 (Kosko 1992).

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

여기에 1/2의 임계치를 적용시키면 다음과 같은 또다른 형태의 통합 FCM행렬을 얻을 수 있다 (Kosko 1992).

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

그러나, 이러한 기존의 방법은 지식공학적 (knowledge engineering)적인 측면에서 볼때 심각한 문제를 지니고 있다. 즉, 서로 상반되는 의견을 제시한 전문가들의 의견이 합리적으로 결합되지 못하고 지나치게 자의적인 형태로 결합되므로 그에 따른 최종적인 통합FCM행렬상에 나타난 인과관계값의 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 SOBA 알고리즘을 제시한다. SOBA

알고리즘에 의하여 (4), (5)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 f₁₂는 1이 된다. 이 경우는 전문가들간의 의견이 일치하는 경우이므로 크게 문제될 것이 없는 경우이나, 전문가들의 의견이 상충하는 경우를 보자. 두번째 개념노드가 첫번째 개념노드에 미치는 인과관계값에 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 1/2 기준을 적용하면 (5)와 같이 1이 되나, 본 논문에서 제시하는 알고리즘을 적용하면 다음과 같이 된다. 우선 정(+)의 의견을 제시한 전문가의 수가 2이므로 p=2, 그리고 부(-)의 의견을 제시한 전문가의 수가 1이므로 n=1이다. 한편 0의 의견을 제시한 전문가의 수는 1이므로 z=1이 되나, f₁₂⁰=0이므로 이 값은 계산에서 제외한다. 그러면 f₁₂⁺와 f₁₂⁻는 다음과 같이 계산된다.

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

$$f_{12}^- = -1$$

따라서 f₁₂는 다음과 같다.

$$f_{12} = \frac{2}{4} \times 1 + \frac{1}{4} \times (-1) = 0.25$$

기존의 연구방법에 의한 결합값은 (5)에서 보면 1이 되나, 본 논문에서 제시한 알고리즘을 사용하면

0.25가 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 1보다는 작고, -1보다는 꽤 큰 0.25로 최종 인과관계 결합값이 된다는 것은 바람직하다. 이와같이 SOBA 알고리즘에 의하여 얻어진 통합 FCM행렬은 다음과 같다.

$$\underline{F} = \begin{bmatrix} 0 & 1 & -1 & 1 & 1 & -1 \\ .25 & 0 & 0 & -1 & 1 & -1 \\ -1 & -.25 & 0 & -1 & 1 & 1 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 1 & 1 & -1 & 0 & 0 & -1 \\ 1 & -1 & -1 & -1 & -1 & 0 \end{bmatrix} \quad (6)$$

(6)에서 제시된 SOBA 알고리즘에 의한 통합 FCM행렬과 기존의 1/2 임계치를 적용하여 얻어진 통합 FCM행렬 (5)를 비교하면 다음과 같은 사실을 알 수 있다.

첫째, 본 연구에서 제시한 SOBA 알고리즘을 적용하면 기존의 연구와는 달리 자의적인 임계치 적용이 필요없다. 따라서 아무리 서로 다른 의견을 지닌 전문가가 있다고 하더라도 이들의 의견은 자연스러운 결합과정에 의하여 하나의 결합 인과관계값으로 표현될 수 있다.

둘째, 기존의 방법에 의한 인과관계 결합값은 특정한 임계치 함수를 적용하지 않는 한 자연스럽게 -1과 1 사이의 값을 가질 수가 없다. 반면에 SOBA 알고리즘에 의한 결합 인과관계값은 임계치 함수를 적용하지 않아도 자연스럽게 -1에서 1까지의 값을 가질 수가 있기 때문에 추론결과를 해석하기가 더 용이하다.

한편, FCM을 이용한 추론과정에서도 기존의 단순합 방법에 의한 FCM행렬을 이용하는 경우는 다수결의 원칙에 의존하므로 소수의 반대 견해는 완전히 무시된다. 그러나 SOBA 알고리즘의 경우는

주어진 메카니즘에 의하여 적정히 반영될 수가 있다. 보다 자세한 내용은 이진창 등 (1994)의 연구를 참조하기 바란다.

III. FCM에 의한 추론

3-1. 전향추론

FCM은 시간이 지남에 따라 점차적으로 균형상태로 수렴하는 동적 인과관계시스템으로 파악할 수 있다. 그러므로, FCM으로 표현된 이러한 동적 인과관계 시스템은 외부의 자극에 대해 반응하며, 이러한 자극에 대하여 점차 균형상태로 이전하는 과정을 보여주는 것이 FCM에 의한 전향추론이라 한다. FCM에 의한 전향추론의 과정을 그림 1에 나타난 FCM 인과관계 지식을 이용하여 살펴보자. 이를 위하여 모든 개념노드가 포함된 개념노드 벡터 \underline{C} 를 다음과 같이 정의한다.

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

각 개념노드는 그림 1의 FCM에 포함된 개념을 의미한다. 그림 1에 나타난 FCM에 기초하여 확장 FCM행렬 \underline{E} 를 구하면 (7)과 같다.

$$\underline{E} = \begin{matrix} & \begin{matrix} C_1 & C_2 & C_3 & C_4 & C_5 & C_6 \end{matrix} \\ \begin{matrix} C_1 \\ C_2 \\ C_3 \\ C_4 \\ C_5 \\ C_6 \end{matrix} & \begin{bmatrix} 0 & -1 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & -1 \\ 0 & 0 & 0 & -1 & 0 & -1 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \end{matrix} \quad (7)$$

\underline{E} 를 토대로 이슬람 원리주의, 즉 C_1 이 중동평화 전체에 미치는 영향을 전향추론으로 분석할 수

있다. 이를 위해서 먼저 $C_1=1$ 로 둔 다음과 같은 개념노드 벡터를 전제한다.

$$C_1=(1\ 0\ 0\ 0\ 0\ 0)$$

이를 (7)의 E 와 곱하면 다음과 같다.

$$C_1 \times E=(0\ -1\ 1\ 0\ 0\ 0) \rightarrow (1\ 0\ 1\ 0\ 0\ 0)=C_2$$

이때 화살표는 1/2 임계치 기준을 적용한 것으로서 1/2보다 크면 1, 작으면 0으로 간주한 것이다. 여기서 임계치 1/2을 적용한 이유는 전향추론이 보다 용이하게 균형상태로 수렴하게 하기 위해서이다. 이때 임계치는 의사결정자가 임의로 결정하는데 1/2 기준을 적용하는 것이 일반적이다. C_2 에서는 첫번째 요소인 $C_1=1$ 로 하고 있는데 이는 첫번째 개념노드인 '이슬람 원리주의'의 영향을 보고자 하기 때문이다. 같은 방법으로 C_2 에 E 행렬을 곱하면,

$$C_2 \times E=(0\ -1\ 1\ 0\ 1\ 0) \rightarrow (1\ 0\ 1\ 0\ 1\ 0)=C_3$$

이 되고, 우리는 여기에서 다섯번째 개념노드가 1로 수정된 것을 볼 수 있다. C_3 에 E 행렬을 다시 곱하면,

$$C_3 \times E=(0\ -1\ 1\ -1\ 1\ -1) \rightarrow (1\ 0\ 1\ 0\ 1\ 0)=C_3$$

로 되고 이는 곧 더 이상의 변화가 없는 균형상태에 도달하였음을 알 수 있다. 즉, 이와같은 FCM의 전향추론에 의하여 이슬람 원리주의의 C_1 이 부상하면 $\{C_1=1, C_2=0, C_3=1, C_4=0, C_5=1, C_6=0\}$ 이라는 균형상태에 도달한다는 결론을 유도할 수 있다. 이는 "이슬람 원리주의 (C_1)가 계속 견지되는 한, 아랍 민족주의(C_3)가 고조될 것이며, 이는 다시 PLO의 테러주의(C_5)가 부상할 것이다"라고 해석할 수 있다. 아울러 부수적으로 "소련의 팽창주의는 오히려 감소하고 ($C_2=0$), 이로 말미암아 시리아의 레바논에 대한 영향력이 줄어들어($C_4=0$) 오히려

레바논 정부의 힘이 그만큼 약해져 ($C_6=0$) 레바논내에 정치적 불안이 초래될 수 있음"을 알 수 있다. 결국 우리는 이슬람 원리주의가 중동평화 전체에 미치는 복합적인 영향이 어느 정도인지를 이와같은 전향추론을 통하여 쉽게 추론할 수 있다. 마찬가지로 경영과학분야에서 발생하는 여러 형태의 의사결정문제에 이 FCM에 기초한 이와같은 전향추론을 적용시켜 의미있는 결과를 얻을 수 있을 것이다.

3.2. 전향추론시 임계치 적용에 관한 소고

3-1에서는 전향추론시 1/2 임계치를 적용하여 추론결과를 유도하였다. 그러나, 1/2 임계치 적용은 다음과 같은 몇가지 문제점이 있다.

첫째, 1/2이하의 값을 0으로 할때에 만약 0과 1/2 사이의 값이 0이 되면 이는 실제로는 정(+)의 인과관계값을 갖고 있는 것임에도 불구하고 무시된다.

둘째, 1/2이하의 값중 0이하의 값은 실제로는 부(-)의 값을 가지고 있는 것임에도 불구하고 무시된다.

이러한 문제를 해결하기 위하여 이미 사용한 1/2 임계치가 아닌 다른 형태의 임계치 함수를 제안하고 그 추론결과를 서로 비교하고자 한다. 즉, x 를 인과관계값이라 하고 새로운 임계치 논리함수 $S(x)$ 를 다음과 같이 정의한다.

$$S(x)=\begin{cases} 1 & \text{if } x \geq 1, \\ x & \text{if } -1 < x < 1, \\ -1 & \text{if } x \leq -1 \end{cases}$$

이러한 형태의 임계치 함수를 적용하였을 때에 3-1에서 수행한 전향추론의 결과는 다음과 같다.

$$C_1=(1\ 0\ 0\ 0\ 0\ 0)$$

$$C_1 \times E = (0 \ -1 \ 1 \ 0 \ 0 \ 0) \Rightarrow (1 \ -1 \ 1 \ 0 \ 0 \ 0) = C_2$$

이때 \Rightarrow 화살표는 S(x) 임계치 논리함수를 적용한 것이다.

$$C_2 \times E = (0 \ -1 \ 1 \ 0 \ 1 \ 0) \Rightarrow (1 \ -1 \ 1 \ -1 \ 1 \ 0) = C_3$$

$$C_3 \times E = (0 \ -1 \ 1 \ -2 \ 1 \ 0) \Rightarrow (1 \ -1 \ 1 \ -1 \ 1 \ 0) = C_3$$

1/2 임계치를 적용할 때와 마찬가지로 S(x) 임계치 논리함수를 적용할 때에도 C_3 에서 균형상태로 수렴이 된다는 사실을 확인할 수 있다. 또한 최종 균형상태에 있어서도 C_2 , C_4 의 값이 0에서 -1로 변환된 것 외에는 변함이 없음을 알 수 있다. 그러나, 이러한 균형상태를 해석함에 있어서는 1/2 임계치를 적용할 때보다 더 명확하게 해석할 수가 있다. 1로 수렴하는 C_1 , C_3 , C_5 에 대한 해석은 1/2 임계치를 적용할 때와 동일하나, 나머지 개념노드의 경우는 다음과 같이 분명히 해석할 수가 있다는 것이다. 즉, “소련의 팽창주의는 오히려 감소하고 ($C_2 = -1$), 이로 말미암아 시리아의 레바논에 대한 영향력이 줄어든다 ($C_4 = -1$). 그러나, 이러한 시리아의 레바논에 대한 영향력이 줄어들더라도 레바논 정부의 안정성은 크게 변화가 없음 ($C_6 = 0$)”을 알 수 있다. 이러한 해석에서 보듯이 1/2 임계치의 적용보다는 0에 관한 해석이 보다 명확하게 되고, 아울러 -1에 대한 해석도 ‘감소’라는 분명한 해석을 내릴 수가 있다. 따라서 본 연구에서는 이러한 S(x) 임계치 함수를 5장의 주시시장 분석문제에서의 추론과정에 적용할 것이다.

3.3. 후향추론

후향추론은 전치된 확장FCM 행렬 E를 이용하여 수행할 수 있다. 후향추론은 특정결과를 야기하기 위해서는 어떠한 개념노드값이 변해야 하는가를 추론하는 것이다. 예를 들어, PLO의 테러주의가

부상하는 상황, 즉 $C_5 = 1$ 이 되기 위해서는 어떠한 개념노드가 변해야 하는지를 살펴보자. 먼저 $C_5 = 1$ 인 개념노드 벡터에 E를 곱하면,

$$(0 \ 0 \ 0 \ 0 \ 1 \ 0) \times E = (0 \ 0 \ 1 \ 0 \ 0 \ 0)$$

와 같이 $C_3 = 1$ 인 개념노드 벡터가 생성된다. 이는 곧 PLO의 테러주의(C_5)는 아랍 민족주의(C_3)가 지속되면 야기될 수 있음을 의미하는 것이다. 또한 여기에 E를 계속 곱하면,

$$(0 \ 0 \ 1 \ 0 \ 0 \ 0) \times E = (1 \ 0 \ 0 \ 0 \ 0 \ 0)$$

이므로, 이는 $C_1 = 1$, 즉 이슬람 원리주의가 고조되면 $C_3 = 1$, 즉 아랍 민족주의가 부상한다는 것을 알려 준다.

3-1과 3-2에서와 같이 FCM에 의한 전향추론과 후향추론은 주어진 상황이 변할 때에 과연 어떠한 상황이 초래되는지를 쉽게 알 수 있는 유용한 도구가 된다. 결국 이상의 내용을 정리하면, 전향추론은 주어진 외부자극에 대한 결과를 추론하는 What-If성격의 분석이고, 후향추론은 특정한 결과를 초래하는 상황변화를 알고자 하는 Goal-Seeking 성격의 분석이다. 그러나, 주어진 문제의 규모가 커지게 되면 FCM에 의한 전향추론과 후향추론을 동시에 수행하기에 어려움이 수반될 수 있다. 따라서 4장에서는 주어진 문제의 인과관계 지식베이스를 보다 작은 규모로 분해하여 이를 계층적으로 연결함으로써 FCM에 의한 추론과정을 보다 효과적으로 수행할 수 있는 방안을 고찰하기로 한다.

IV. 다계층 인과관계 지식베이스와 양방향 추론

주어진 의사결정 문제가 비구조적이고 그 규모가

클때에는 해당 문제를 해결하는 것이 쉽지가 않다. 이러한 경우 의사결정자가 취할 수 있는 좋은 대안중의 하나는 주어진 의사결정 문제를 ‘관련성 있는 소규모 문제들의 집합’으로 분해하는 것이다. 이렇게 분해된 소규모 문제는 원래의 문제보다 분석이 용이하고 따라서 그 해결이 쉽다는 장점이 있다. 결국 의사결정자는 비구조적인 문제에 대하여 분해된 소규모 문제를 각각 분석하고 해결한 다음, 전체문제에 대한 해결책을 제시하는 소위 ‘시스템적인 접근방법’을 취하는 것이 유리하다.

이러한 취지하에 본 연구에서는 다음과 같이 가정한다.

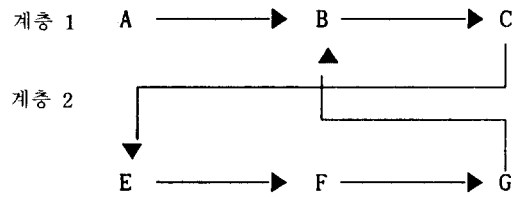
첫째, 주어진 비구조적인 의사결정 문제를 보다 용이하게 분석하기 위하여 유기적인 관련성을 갖고 있는 다계층 문제로 분해한다고 가정한다.

둘째, 이들 각각의 분해된 계층별 문제에 대한 인과관계 지식베이스를 2장에서 언급한 FCM에 의하여 구축하였다고 가정한다.

이러한 상황하에서 본절에서는 계층과 계층간의 문제를 유기적으로 결합하여 실시하는 양방향 추론과정의 이론적 배경을 소개한다. 다계층 문제 구조하에서는 FCM에 기초한 인과관계 지식베이스도 계층적으로 연결된 지식베이스로 분해될 수 있다. 그러므로 상위계층에서의 인과관계 지식베이스의 임의의 어떤 변화는 ‘계층간 FCM 행렬’을 통하여 하위계층으로 전파될 수 있고, 아울러 또 그 역방향으로도 전파가 가능하다. 이는 결국 다계층 인과관계 지식베이스가 구성된 상황하에서는 양방향 추론이 가능하다는 것을 의미한다.

예를 들어 만약 어떤 비구조적 의사결정문제가 다음과 같이 A, B, C, D, E, F, G라는 6개의 개념노드를 갖는 인과관계 지식베이스로 표현될 수 있고, 이것이 다음과 같은 두 계층으로 분해될 수 있다고 하자.

이러한 다계층 의사결정 문제에 대한 ‘계층간



FCM행렬’과 ‘계층별 FCM행렬’은 다음 그림 2와 같다.

계층 1에서의 개념노드 입력벡터를 (1 0 0)이라 하자. 만약 개념노드 ‘A’가 계속 자신의 값을 1로 유지하지 않는다면 계층 1에서의 출력벡터는 (0 1 0), (0 0 1)이 될 것이다. 계층 1에서의 마지막 출력벡터는 다시 (다)의 계층간 FCM행렬을 통하여 계층 2에 영향을 미친다. 이로 인해 계층 2의 출력벡터는 (1 0 0), (0 1 0), (0 0 1)이 될 것이다. 그런데 계층 2의 마지막 출력벡터는 다시 (라)의 계층간 FCM행렬을 통하여 계층 1에 영향을 미친다. 만약 개념노드 ‘A’가 1의 값을 계속 유지한다면 몇번의 계층간 상호 영향과정을 거친 후 최종 균형상태인 (1 1 1)로 귀착될 것이다.

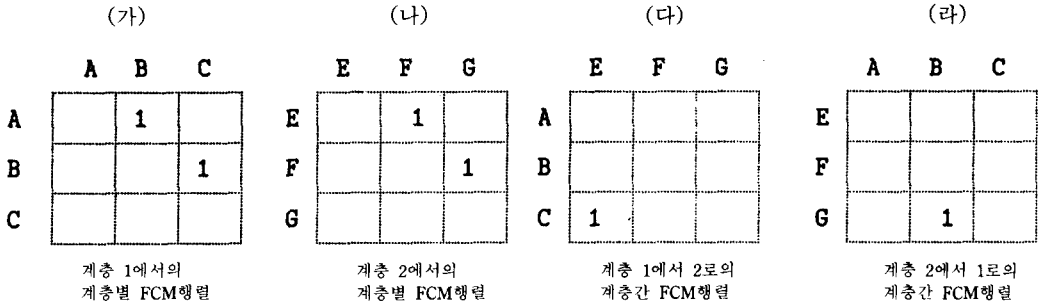
5장에서는 이상의 2장에서 언급한 내용을 기초로 주식시장 분석문제에 대한 인과관계 지식베이스를 구축한다. 아울러 이러한 인과관계 지식베이스를 이용하여 3장과 4장에서 소개한 FCM에 기초한 추론과정과 S(x) 임계치 함수를 적용한 양방향 추론과정을 소개하기로 한다.

V. 주식시장 분석문제에의 적용

5-1. 다계층 인과관계 지식베이스

본절에서는 2,3,4장에서 언급한 FCM에 의한 인과관계 지식베이스 구축과 그에 따른 추론과정을

그림 2. 양방향 추론을 위한 계층별 FCM행렬과 계층간 FCM행렬



주식시장 분석문제에 실험적으로 적용하고자 한다. 이를 위하여 전체 주식시장에서의 지식을 3계층으로 구축하였다. 즉, 첫번째 계층은 시장계층으로서 종합주가지수의 움직임과 관련된 지식이고, 두번째 계층은 산업계층으로서 산업별 주가지수와 관련된 지식이며, 세번째 계층은 기업계층으로서 개별주가와 관련된 지식이다.

1) 시장계층에서의 인과관계 지식베이스

시장계층에 대한 인과관계 지식베이스는 종합주가지수의 움직임을 예측하기 위한 지식베이스이다. 시장계층에 대한 FCM을 구축할 때 고려한 점은 다음과 같다.

(1) 지식을 구성하는 개념노드중에는 실질국민총생산과 같이 (+), (-)의 양방향으로 증감될 수 있는 개념이 있다. 실질국민총생산이 (+)의 값을 가진다는 것은 증가를 의미하고 (-)값을 가진다는 것은 감소를 의미한다. 이러한 개념노드를 양방향 개념노드라 한다.

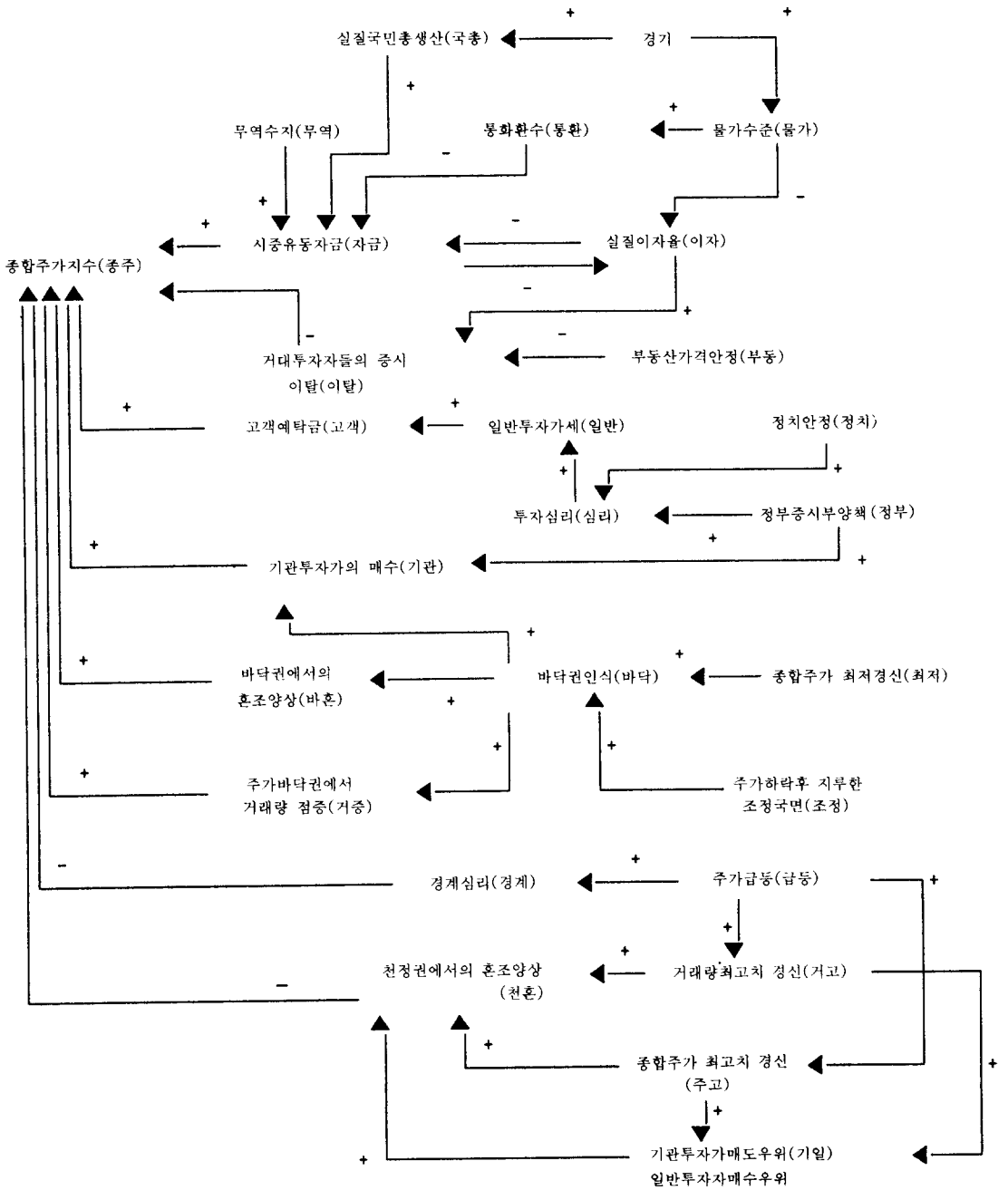
(2) 추가급등과 같이 특정한 방향을 이미 내포하고 있는 것이 있다. 이런 경우 해당 개념의 반대개념은 '추가급락'이 아니라 '추가급등이 일어나지 않는 상황'이 된다. 따라서 추가급등이 (+) 값을 가지는 경우는 '추가급등이 일어남'을 의미

하고, (-)값을 가진다는 것은 '추가급등이 일어나지 않는 현상'을 의미한다. 이러한 개념노드를 단방향 개념노드라 한다. 단방향 개념노드는 (+) 값을 가질 때만 다른 개념노드에 영향을 미친다. (-)값은 해당 단방향 개념노드의 개념이 일어나지 않은 상태이며, 따라서 인과관계로 연결된 다른 개념노드에 영향을 미치지 않는다.

(3) 같은 대상이라도 그 현상이 틀리면 다른 개념노드로 간주한다. 예로써 종합주가의 단순히 오르고 내리는 현상만 다룬다면 '종합주가지수'라는 개념노드로서 충분하나 종합주가가 짧은 기간안에 바닥권에서의 그 등락이 심한 경우, 즉 '혼조'라 표현될 수 있는 상황이 나타나면 구체적으로 '바닥권에서의 혼조양상'이란 개념노드를 만들어야 한다.

그림 3은 시장계층에서의 FCM의 예를 보여주고 있다. 여기서 개념노드 옆의 괄호안의 내용은 개념노드에 대한 축약어인데 이는 그림 4의 시장계층 FCM행렬을 그리기 위한 것이다.

그림 3. 시장계층 FCM



: 계속 조정=1로 둬

$$C_3 \times F = (3000000000000000000111010000000)$$

: 기관투자가의 매수

: 바닥권에서의 혼조양상

: 바닥권인식

: 주가바닥권에서 거래량 점증

: 종합주가상승

$$\Rightarrow (1000000000000000000111010000000) = C_4$$

: 주가가 오르기 시작했으므로 조정=0으로 함

$$C_4 \times F = (3000000000000000000110010000000)$$

: 바닥권인식이 사라짐

$$\Rightarrow (1000000000000000000110010000000) = C_5$$

$$C_5 \times E = (3000)$$

$$\Rightarrow (1000)$$

: 주가는 오르나 더이상 기관투자가의 매수 없음, 바닥권에서의 혼조양상

: 주가의 바닥권에서 거래량의 점증이 없어짐.

$$C_6 \times E = (000)$$

: 주가는 바닥권을 탈출하였고 또 다른 요인이 발생할 때 까지 정지상태가 됨.

2) 산업계층에서의 인과관계 지식베이스

그림 5는 산업계층에서의 FCM의 한 예로서 산업계층에서의 인과관계 지식베이스를 나타내고 있다. 상호작용은 시장계층에서의 FCM과 비교하여

상대적으로 간단하다.

그림 5의 예에서는 5개의 산업과 관련한 지식만이 FCM에 나타나고 있다. 그러나 FCM행렬에는 모든 산업들이 표현되어야 한다. 그러나 여기서는 편의상 그림 5의 5개 산업외에 전기 및 전력공급산업 2개를 포함한 모두 7개의 산업이 시장에 있다고 가정한다.

그림 5. 산업계층 FCM

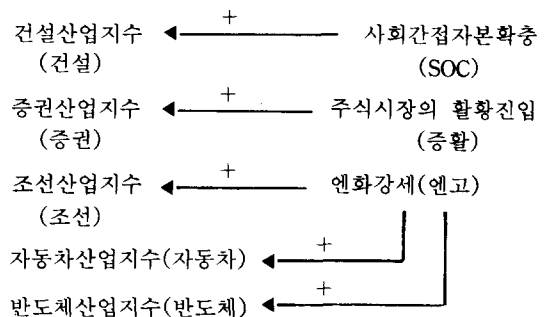


그림 6. 산업계층 FCM행렬

			1						
SOC				1					
증황									
엔고					1	1	1		
건설									
증권									
조선									
자동차									
반도체									
전기									
전력									

3) 기업계층에서의 인과관계 지식베이스

그림 7의 기업계층에서의 FCM은 개별주가에 미치는 4가지 영향요인, 즉 성장성, 시장가치, 수익성, 기술적 지표에 기초하여 작성되었다.

그림 10. 산업·기업 FCM행렬

	유선	고속	부진	흑전	특별	노사	하락	한전	대우중	쌍용자	로케트	현대자	동아건	삼성전	럭키중
SOC															
증활															
엔고								-0.5							
건설													+1		
증권															+1
조선								+1							
자동차										+1		+1			
반도체														+1	
전기											+1				
전력								+1							

$$A_2 \times R = (0 \ 0 \ 0 \ 0 \ 0 \ 0 \ 0 \ 0 \ 0 \ 0 \ 1 \ 0 \ 0 \ 0 \ 0)$$

: 로케트전기의 주가가 오르기 시작

이와 같은 하향추론을 통하여 경기가 좋아지면 로케트전기의 주가가 다른 주식보다 먼저 오른다는 것을 알 수 있다. 그러나 장기적으로는 경기가 좋아짐으로 인해 시장계층의 FCM행렬 E를 통해 종합주가지수가 상승하고, 다시 이것의 영향이 시장·산업 FCM행렬을 통해 각각의 산업과 다시 산업·기업 FCM행렬을 통해 각 기업으로 전파될 것이다.

2) 상향추론

상향추론은 하위계층의 FCM에서 상위계층의 FCM으로 진행되는 추론을 말한다. 상향추론을 수행하기 위해서는 기업·산업 FCM행렬이나 산업·시장 FCM행렬과 같은 계층간 FCM행렬이 필요하다. 기업·산업 FCM행렬이 그림 11에 나타나 있다. 여기서 기업계층 FCM에 속하는 모든 개념노드가 행에 나타나 있고, 산업계층 FCM행렬에 속하는 모든 개념노드는 열에 나타나 있다. 산업·기업 FCM행렬과는 달리 기업·산업 FCM행렬에서의

값들은 그리 크지 않음을 볼 수 있다. 어느 기업이 그 기업이 속한 산업의 10%의 비중을 차지한다면 그 기업의 주가가 산업전체지수에 미치는 영향은 10%에 불과할 것이다. 따라서 이 때는 기업·산업 FCM행렬의 인과관계값은 0.1이 될 것이다. 물론 해당산업에 속한 기업이 하나밖에 없다면 그 값은 1이 될 수 있다. 그림 12는 산업·시장 FCM행렬의 예이다. 상향추론을 위해서 다음과 같은 기호를 추가로 정의하자.

S: 그림 11의 기업·산업 FCM행렬

T: 그림 12의 산업·시장 FCM행렬

기업계층에서 시장계층으로의 상향추론의 예를 보이기 위해 “흑자전환”이란 상황이 부각되었다고 가정하자. 따라서 흑자전환에 해당되는 값이 1로 나타나 있는 개념노드 C₁으로 시작한다.

$$C_1 = (0 \ 0 \ 0 \ 1 \ 0 \ 0 \ 0 \ 0 \ 0 \ 0 \ 0 \ 0 \ 0 \ 0 \ 0)$$

: 흑자전환=1

$$C_1 \times G = (0 \ 0 \ 0 \ 0 \ 0 \ 0 \ 0 \ 0 \ 0 \ 0 \ 1 \ 0 \ 0 \ 0 \ 0) = C_2$$

로케트 전기 주가 상승

VI. 결 론

본 연구에서는 FCM을 이용한 지식공학적인 측면에서 특정 문제영역에 대한 전문가들의 다양한 의견을 결합하는 SOBA알고리즘을 제시하고, 이에 따라 구축된 인과관계 지식베이스에 대하여 전향 추론과 후향추론을 하는 과정을 소개하였다. 한편, 주어진 비구조적인 의사결정 문제를 다계층으로 분해하여 계층별로 인과관계 지식베이스를 구축하고, 계층간 상향 또는 하향추론이 가능한 양방향 추론방법을 제안하였다. 본 논문에서 제안된 FCM에 기초한 인과관계 지식베이스 구축과정과 그에 기초한 추론과정 방식은 다양한 형태의 비구조적 의사결정 문제를 해결하는데 큰 도움이 될 것이다.

References

- 1) Axelrod, R., *Structure of Decision : The Cognitive Maps of Political Elites*. Princeton, NJ:Princeton University Press, 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) Caudill, M., "Using Neural Nets : Fuzzy Cognitive Maps", *AI Expert*, June 1990, pp.49~53.
- 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 Yamana, 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) Kim, J.H. and Pearl, J., "CONVINCE : A Conversational Inference Consolidation Engine," *IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics*, vol. SMC-17, no. 2, 1987, pp.120~133.
- 8) Kosko, B., "Fuzzy Cognitive Maps", *International Journal of Man-Machine Studies*, 24, 1986, pp.65~75.
- 9) Kosko, B., *Neural Networks and Fuzzy Systems : A Dynamical Systems Approach to Machine Intelligence*, Prentice-Hall, 1992.
- 10) Lee, J.K., Chu, S.C, and Kim, H.S., "Intelligent Stock Portfolio Management System", *Expert Systems*, 6 (2), 1989, pp.74~87.
- 11) Lee, K.C., 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.
- 12) 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.
- 13) Montazemi, A.R. and Conrath, D.W., "The Use of Cognitive Mapping for Information Requirements Analysis", *MIS Quarterly*, 1986, pp.45~56.
- 14) Pearl, J., "Fusion, Propagation and Structuring in Belief Networks," *Artificial Intelligence*, vol. 29, 1986, pp.241~288.
- 15) 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.
- 16) Taber, W.R., "Knowledge Processing with Fuzzy Cognitive Maps", *Expert Systems with Applications*, 2 (1), 1991, pp.83~87.
- 17) 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.