

전문가시스템의 추론성과를 향상시키기 위한 퍼지논리지원 지식결합 메카니즘에 관한 연구

이건창

성균관대학교 경영학부 교수

김원철

보람투자신탁 운용지원팀 부장

본 연구에서는 전문가시스템의 추론성능을 향상시키기 위한 방법으로서, 전문가시스템이 사용하는 세가지 형태의 지식을 퍼지논리에 의하여 결합하는 방법을 제안한다. 전문가시스템이 사용하는 지식의 형태는 크게 나누어, 사용자 지식 (user knowledge), 전문가 지식 (expert knowledge), 그리고 컴퓨터에 의하여 획득되는 기계지식 (machine knowledge) 으로 분류할 수 있다. 이들 지식은 서로 다른 특성을 갖고 있으며, 따라서 이들 지식을 시너지 효과가 기대되는 방향으로 결합하면 불확실한 상황하에서도 전문가시스템의 추론성능을 향상시킬 수가 있다. 본 연구에서 사용하는 기계지식은 목표 문제 분야에 대한 경험적 사례로부터 역전파 (Back-propagation) 인공신경망 모형을 통하여 얻었으며, 전문가 지식은 목표문제 분야에 영향을 미치는 외부환경요인들의 추세변화를 표현하는 지식으로 구성되어 있다. 사용자 지식은 전문가 지식과 기계지식에 의해 주어진 정보에 대한 사용자의 개인적인 견해를 나타낸다. 본 연구에서 제안하는 방법론의 성과를 측정하기 위하여 일주일 후의 우리나라 주식시장의 추세를 예측하는 문제에 대하여 적용하였다. 그 결과 불확실한 의사결정 환경에서도 본 연구에서 제안한 퍼지논리지원 지식결합 메카니즘은 전문가시스템의 추론능력을 향상시키는데 매우 유용하다는 것이 통계적으로 검증되었다.

I. 서 론

최근 10여년동안 경영과학 분야에서는 문제해결 관점에 중요한 변화들이 있었다. 즉, 문제해결을 위한 알고리즘적인 접근방법에서 해당 문제분야에 대한 지식의 사용으로 변동되어 온 것이다. 이러한 해당 문제분야에 대한 지식의 사용은 전문가시스템으로 체계화 되었고, 전문가시스템이 제공하는 새로운 문제해결 관점은 경영과학의 여러분야에서 활용되어 왔다 (Buchanan & Shortliffe 1984; Giarratano & Riley 1994; Pigford & Baur 1990; Silverman 1987; Waterman 1986).

그러나, 전문가시스템은 해당 문제영역에 대한 정확한 지식을 전제로 하고 있으며, 따라서 해당 지식의 질이 낮거나 문제영역의 특성을 제대로 반영하고 있지 못하다면 전문가시스템의 추론성능은 저하될 수 밖에 없다. 일반적으로 비구조적인 (un-structured) 의사결정 환경하에서 운영되는 전문가시스템은 구조적인 의사결정 환경하에서 운영되는 전문가시스템에 비하여 상대적으로 불확실성에 더 많이 노출된다. 또한 경영환경이 더욱 복잡해가고 글로벌화 해가는 현실속에서 전문가시스템도 비구조적인 의사결정 환경을 전제하는 것이 보편화 되어 있다. 지금까지 전문가시스템 영역에서 불확실성을 처리하기 위한 많은 방법들이 제안되어 왔다. 예를

들어, MYCIN의 확신인자 모형(certainty factor model) (Buchanan & Shortliffe 1984), Dempster-Shafer의 검증이론(theory of evidence) (Shafer 1976), PROSPECTOR의 베이저안(Bayesian) 확률이론(Duda et al. 1976), 비단조 논리(nonmonotonic logic) (Bossu & Siegel 1984; McDermott & Doyle 1980), 승인이론(endorsements) (Cohen 1985, 1987) 등이 있다. 또한 Zadeh의 퍼지이론은 (Zadeh 1965, 1973, 1983) 수치적인 방법과 질적인 방법 사이를 연결할 수 있는 방법으로 많은 분야에서 이용되고 있다 (Graham 1991). 이러한 불확실성 처리 방법들은 전문가시스템의 추론성능을 향상시키는데에 커다란 공헌을 해왔다 (Leung et al. 1989; Negoita 1985).

그러나, 본 연구에서는 불확실한 외부환경의 변화를 고려하여 전문가시스템이 사용하는 세가지 유형의 지식, 즉 사용자 지식 (user knowledge), 전문가 지식 (expert knowledge), 기계지식 (machine knowledge)을 퍼지논리지원 메카니즘 하에서 결합하는 방법을 제안하고자 한다. 이와 관련된 국내외 연구동향을 조사해 보면, 본 연구와 같은 연구동기를 가지고 연구된 경우는 아직 발표된 적이 없는 것으로 보인다. 물론, 예측이론 분야 (forecasting area)에서는 전문가지식과 사용자 지식을 결합하여 예측력을 향상시키고자 하는 연구는 발표된 적이 더러 있으나 (Blattberg & Hoch 1990; Bunn 1988; Lawrence et al. 1986), 본 연구에서처럼 전문가시스템의 사용자 지식, 전문가 지식, 기계지식을 퍼지논리지원 메카니즘 하에서 결합하여 전문가시스템의 비구조적인 의사결정의 질을 향상하고자 하는 연구는 아직 발표된 적이 없었다. 본 논문의 연구목적은 정리하면 다음과 같다.

1) 전문가시스템이 지식의 원천으로 사용하는 사용자 지식, 전문가 지식, 기계지식의 특성을 서로 비교하므로써, 각 지식이 해당 전문가시스템의 추론성과에 미치는 영향을 분석한다.

2) 비구조적인 의사결정 환경하에서 외부환경요인의 불확실성을 처리하여 전문가시스템의 추론성능을 향상시킬 수 있는 지식결합의 유형이 무엇인지를 분석한다.

이와 같은 연구목적은 달성하기 위하여, 대표적인 비구조적 의사결정환경인 주식시장 추세예측문제를 대상으로 하여 본 연구에서 제안하는 지식결합을 위한 퍼지논리지원 메카니즘의 성과를 분석한다. 즉, 주식시장 관련자료로부터 사용자 지식, 전문가 지식, 기계지식을 추출하고 이를 퍼지논리지원 메카니즘에 의하여 효과적으로 결합할 수 있는 방법을 모색하므로써 전문가시스템의 추론성능을 향상하고자 하는 것이다. 본 연구에서 대상으로 하는 주식시장 추세예측문제는 일주일 후의 주식시장의 추세가 강세 (Bull), 강보합 (Edged-up), 약보합 (Edged-Down), 약세 (Bear) 중 어디에 해당될지를 추론하는 것이다. 여기에서 강세와 약세는 각각 강한 상승추세와 강한 하락추세를 의미하고, 강보합과 약보합은 각각 약한 상승추세와 약한 하락추세를 의미한다.

본 논문은 다음과 같이 구성되어 있다. 2장에서는 전문가시스템의 추론성능을 향상시키기 위한 지식결합의 이론적 배경을 소개한다. 3장에서는 지식의 결합을 위한 퍼지논리지원 메카니즘이 갖고 있는 이론적 배경 및 예제가 소개된다. 4장에서는 실제 주식시장 추세예측문제를 대상으로 한 실증적 검증과정과 그 결과를 소개한다. 5장에서는 결론 및 향후 연구방향을 소개한다.

2. 지식의 결합배경

2.1. 개요

전문가시스템은 비구조적인 의사결정 환경에서 운영되는 경우가 대부분이다 (Waterman 1986). 따라서, 전문가시스템이 비구조적인 환경하에서 안정적으로 운영이 되려면, 해당지식이 주어진 의사결정 환경을 적절하게 반영하여야 한다. 그러나, 지금까지의 연구에서는 전문가의 지식에만 의존하여 추론성과를 향상시키려고 하는 접근방법이 일반적이었기 때문에 (Waterman 1986), 본 연구에서는

1) 전문가의 지식외에도 사용자의 지식과, 주어진 문제영역으로부터 컴퓨터에 의하여 도출한 기계지식간의 역할을 분석하고,

2) 이들의 결합을 시도함으로써, 전문가시스템의 추론성과를 향상시키는 방법론을 제시하고자 한다.

사용자 지식은 전문가시스템이 던지는 질문에 대한 사용자의 판단을 나타내는 것이고, 전문가 지식은 해당 문제영역의 전문가로부터 얻어진 지식을 의미한다. 한편, 기계지식은 주어진 문제영역에서 얻어진 자료로부터 기계지식 알고리즘에 의하여 컴퓨터로 처리되어 추출된 지식을 의미한다. 대표적인 방법으로는 ID3 (Quinlan 1979, 1987, 1990, 1993)가 있다. 본 연구에서 대상으로 하는 비구조적인 의사결정 환경은 일주일후의 주식시장 추세를 예측하는 것이다. 이는 주식시장에서 주식을 사고 파는 최적의 시기를 찾는 것과 관련이 있

는데, 본 연구에서는 주식시장의 추세를 강세, 강보합, 약세, 약보합 등 네가지 단계로 구분한다. 이러한 주식시장 추세예측문제는 주식시장 내외의 다양한 요인들에 의하여 영향을 받기 때문에, 이러한 문제를 다루는 전문가시스템은 고도의 전문적인 지식을 필요로 한다. 특히 불확실한 정보에 의한 모호성이 전문가시스템의 추론성능을 저하시키는 주요원인으로 등장하기 때문에, 본 연구에서는 퍼지논리를 이용하여 사용자 지식, 전문가 지식 및 기계지식을 효과적으로 결합하는 방안을 모색하므로써 전문가시스템의 추론성능을 향상시키려고 한다.

주식시장의 추세를 예측하기 위해서는 주식시장의 추세에 영향을 끼치는 다양한 내외요인들의 복잡한 움직임을 보다 정확하게 분석할 수 있어야 한다. 그러나, 사용자 지식이나 전문가 지식은 비록 상황판단에 능하고 보다 유연하다는 장점은 있지만, 객관적이지 못하고 특정기호에 편중되는 단점을 가지고 있다. 반면에 기계지식은 주식시장 추세 예측에 관련된 과거자료에 기계학습 기법을 적용하여 컴퓨터에 의하여 얻어지기 때문에, 사용자 지식이나 전문가 지식에 비하여 특정기호에 편중되지 않고 객관적이라는 장점을 가지고 있다. 따라서 본 연구에서는 이같이 서로 장단점이 다른 사용자 지식, 전문가 지식, 그리고 기계지식을 결합함으로써 해당 전문가시스템이 보다 현실적인 결론을 유도할 수 있는 방법을 찾도록 한다. 이를 위하여, 사용자 지식, 전문가 지식, 기계지식 결합에 관한 이론적 배경을 검토한다.

2.2. 사용자 지식

전문가시스템의 사용자들은 전문가시스템에 의하여 제시되는 질문에 대하여 판단을 한후 답변을 하

여야 한다. 이러한 질의-응답과정은 해당 전문가시스템이 가지고 있는 추론기관 (inference engine)이 전향추론 (forward chaining)을 사용하느냐 또는 후향추론 (backward chaining)을 사용하느냐에 따라 그 횟수와 순서는 달라지지만, 해당 전문가시스템이 주어진 사실 (fact)에 대한 정확한 추론을 위해서는 반드시 거쳐야 할 과정이다. 이러한 과정을 갈등해결 (conflict resolution)과정이라고도 한다 (Giarratano & Riley 1994; Pigford & Baur 1990; Waterman 1986). 결국 전문가시스템의 질문에 대하여 사용자들은 자기의 판단 또는 주관을 제시하여야 하는 것이다. 본 연구에서는 이러한 사용자의 판단 또는 주관을 사용자 지식이라고 명명한다. 따라서 사용자 지식은 사용자의 성향에 크게 의존하기 때문에, 주어진 전문가시스템은 이러한 사용자 지식의 성향에 따라 추론과정에 영향을 받게 된다.

2.3 전문가 지식

일반적으로 전문가들은 복잡한 정보를 해석하여 보다 빠르고 정확한 성과를 얻기에 충분할 만큼 고도로 조직화되고 특화된 전문성 또는 전문가 지식을 가지고 있다 (Larkin et al. 1980; Lesgold et al. 1988; Chi et al. 1981). 한편, 사용자 지식은 초보자나 숙련자 등 불특정한 사용자들로부터 얻어지는 지식과 관련이 있다. 사용자 지식은 조직화되어 있지 않고 특히 사용자의 숙련도에 따라 다양하다. 그러므로 사용자 지식의 성과가 전문가 지식에 비해 효용성이 떨어진다고 가정하는 것은 당연하다. 그러나 항상 그러한가? 행동과학 문헌에 의하면 전문가들은 미래를 예측하는 것보다 무엇을 질문(진단)해야 할 것인가를 아는데 있어서

더 탁월하다고 한다 (Einhorn 1974; Goldberg 1959; Hoch 1987). 이러한 주장에 기초하여, 본 연구에서는 보다 정교한 분석이 요구되는 주식시장의 외부환경요인에 대한 분석을 위하여 전문가 지식을 사용한다. 그러나, 주식시장의 외부환경요인은 많은 불확실성이 내재되어 있다는 점을 감안할 때에, 이러한 전문가 지식은 단순히 IF-THEN규칙에 의하여 표현하는 것보다는 퍼지논리를 적용하여 표현하는 것이 바람직 하다. 구체적으로는 퍼지 멤버쉽함수 (fuzzy membership function)로서 표현될 것이다.

2.4. 기계지식

기계지식은 컴퓨터에 의하여 주어진 문제영역과 관련된 과거자료로부터 얻어진 지식을 말한다. 이러한 기계지식 추출방법은 전문가시스템 발전에 획기적인 전기를 가져온 바, 대표적인 기계지식 추출 방법으로는 Quinlan (1979, 1987, 1990)의 ID3가 있다. 이밖에도 최근에 등장한 기계지식 추출 방법으로는 인공신경망 (artificial neural network)이 있다. 본 연구에서는 주식시장 추세예측과 관련된 과거사례에 역전파 알고리즘 (Rumelhart et al. 1986)으로 알려진 인공신경망 학습알고리즘을 적용하여 기계지식을 추출한다. 그러므로, 기계지식은 사용자 지식이나 전문가 지식에 비하여 객관적인 특성을 가지고 있다. 왜냐하면, 기계지식은 과거자료에 기계학습 (machine learning) 알고리즘을 적용하여 얻어지기 때문이다. 주식시장의 추세예측과 관련한 과거사례로서는 주가와 거래량으로부터 구할 수 있는 기술적 지표 (technical indicators)가 전통적으로 사용되어 왔다 (Pring 1985). 이들 기술적 지표들은 주식시장과 관련된 시장내부요인

들의 동적상태를 보여준다.

본 논문에서는 연구목적을 달성할 수 있는 수준에서 대표적인 5가지 기술적 지표를 사용한다. 즉, 이동평균 이격도 (MD: Moving Average Disparity), 가격이격도 (PD: Price Disparity), 가격 변화율 (PCR: Price Change Ratio), 거래량 이격도 (VD: Volume Disparity), 투자심리 비율 (PR: Psychology Ratio) 등이 이에 해당된다. 이들 기술적 지표들을 위한 공식 및 유도과정은 3장에서 언급하기로 한다.

2.5. 지식간의 차이점

본 연구에서는 인공신경망에 기초한 기계학습 기법에 의하여 기계지식을 생성하고, 퍼지 멤버쉽함수로써 전문가지식을 표현한다. 기계지식은 주식시장 추세예측과 관련된 과거자료로부터 추출되기 때문에 일관성 및 객관성이 있다. 반면에 전문가 지식은 기계지식이 갖고 있지 않는 상황분석 능력과 적응력이 있어서, 두 지식이 보완적으로 사용될 경우, 추론기능의 향상을 기대할 수 있다. 한편, 사용자 지식은 해당 전문가시스템이 전문가 지식과 기계지식에 의하여 추론을 할때에 이에 대한 질의 응답의 형태로 주어지기 때문에 전문가 지식이나 기계지식과는 달리 사용자의 성향과 판단에 크게 의존한다. 이러한 사용자 지식과 전문가 지식이 갖는 장점과 단점을 살펴보면 다음과 같다.

장점:

- (1) 새로운 변수들을 식별하기 위한 필수적인 질문을 던질 수가 있다.
- (2) 실제사례에 기초해서 진단과 예측을 할 수 있다.
- (3) 객관적으로 측정하기 어려운 관련변수들에

대하여서는 경험에 기초한 주관적인 평가를 제공할 수 있다.

(4) 변화하는 상황조건들에 대해서 인간이 갖는 판단능력을 이용하므로써 해당 상황에 맞게 유연하게 적응할 수 있다 (Meehl 1954).

단점:

- (1) 육체적인 피곤과 그에 따른 감정의 변화로 말미암아 의사결정 과정이 왜곡될 수가 있다.
- (2) 자신감이나 조직 구성원간의 역학관계등의 다양한 조직행동적인 행태문제에 종속된다.

반면에 기계지식이 갖는 장단점은 다음과 같다.

장점:

- (1) 알고리즘적인 기계학습 기법에 의존하기 때문에 일관성 있는 객관성을 유지할 수 있다.
- (2) 사람과는 달리 사회적이거나 조직적인 압력이 없다.
- (3) 육신의 피곤이나 감정으로 부터 자유롭다.

단점:

- (1) 기계학습 대상이 된 자료에 포함되어 있는 정보만 반영할 뿐, 다시 기계지식 추출과정을 거치지 않는한, 관련된 외부정보를 지식으로 반영할 수가 없다.
- (2) 관련자료에 기초한 지식이기 때문에 일관성이 너무 뚜렷하여 변화하는 상황에 유연하게 적응할 수가 없다.

2.6. 예측을 위한 지식간의 결합

본 연구에서 대상으로 하는 주식시장 추세예측

문제는 결국 크게 보아 예측문제의 한 유형으로 볼 수 있다. 본 연구의 경우 전문가시스템의 추론성능을 향상시키기 위한 일환으로, 비구조적인 환경하에서 원활하게 적용될 수 있는 퍼지논리를 사용하여 사용자 지식, 전문가 지식, 기계지식을 결합하고자 한다. 결국 본 연구에서 취하는 연구방법은 예측문제를 보다 효과적으로 해결하기 위하여 예측치의 결합 (Clemen 1989)을 시도한 연구와도 다르고, 그밖에 복수모형 또는 복수 전문가의 의견을 결합하여 예측치의 성과를 향상시키고자 하는 연구결과 (Granger & Ramanathan 1984; Bunn 1988; Conroy & Harris 1987; Goldberg 1970; Hogarth 1978; Lawrence et al. 1986; Pankoff & Roberts 1967)와도 다르다. 또한, 보다 정확한 예측을 위해 예측모형과 전문가와의 결합이 제안되기도 하였지만 (Blattberg & Hoch 1990) 이도 역시 본 연구의 방향과는 다르다. 지금까지의 전문가시스템 분야에서 해당 전문가시스템의 추론성능을 향상시키기 위하여 사용자 지식, 전문가 지식, 그리고 기계지식을 결합하고자 한 기존연구도 역시 존재하지 않는다.

3. 지식결합을 위한 퍼지논리지원 메카니즘

3.1. 개요

본 연구에서 제안하는 지식간의 결합을 위한 퍼지논리지원 메카니즘은 불확실성한 상황하에서도 전문가시스템으로 하여금 보다 견고한 추론을 할

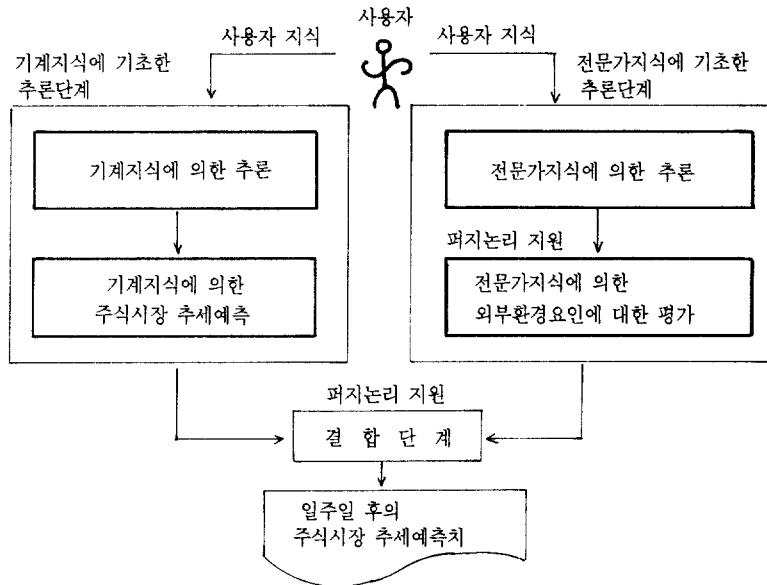
수 있도록 지식간의 결합을 지원하는 메카니즘이다. 이는 (1) 기계지식에 기초한 추론단계, (2) 전문가 지식에 기초한 추론단계, (3) 결합단계 와 같이 3단계로 구성되어 있다. 그림 1은 해당 퍼지논리지원 메카니즘의 로직흐름도 (logic flowchart)를 보여주고 있다. 앞으로 언급하는 사용자 지식은 주식시장 추세예측 문제를 해결하는 과정에서 특별히 별도의 단계로 구분할 필요가 없다. 왜냐하면, 기계지식에 기초한 추론단계와 전문가 지식에 기초한 추론단계 과정에서 사용자 지식이 적용되기 때문이다. 즉, 사용자 지식은 기계지식에 기초한 추론단계에서 특정한 기술적 지표의 현재상태를 평가하는 “sell”, “buy”, “wait”의 세 가지 평가대안 중 어느 한가지로 표현된다. 아울러, 전문가 지식에 기초한 추론단계에서도 사용자 지식은 매우 나쁜 (0), 나쁜(1), 좋지 않은 또는 나쁘지 않은 (2), 좋은 (3), 매우 좋은 (4) 등의 5개의 평가대안중 어느 하나로 표현된다¹⁾. 지식결합을 위한 퍼지논리지원 메카니즘의 각 단계를 설명하면 다음과 같다.

3.2 지식결합의 단계

1단계: 기계지식에 기초한 추론단계

기계지식은 기술적 지표들에 의해 얻어지고 그 결과는 지식베이스에 저장된다. 본 연구에서는 주식시장 추세예측과 관련된 실제사례에 역전파학습 인공신경망 모형(Rumelhart et al. 1986)을 적용하여 기계지식을 도출한다. 기술적으로는 학습된 인공신경망 모형이 기계지식으로서의 역할을 한다. 이러한 기계지식을 도출하기 위한 기초자료로서는

1) 본논문에서 5단계 평가대안을 사용한 것은 본논문의 연구목적에 보다 분명하게 보여주기 위하여 편의상 이산화한 (discretize) 것이다. 5단계 평가대안을 더욱 일반화하여 0과 1사이의 임의의 실수값으로 주어진다 해도 본논문의 연구목적에는 아무런 영향을 주지 않는다.



〈그림 1〉 지식결합을 위한 퍼지논리지원 메커니즘의 로직흐름도

기술적 지표들이 사용되는데, 이는 주가와 거래량에 의해 얻어진다. 기술적 지표들은 주식시장 내부요인들의 동적상태를 보여준다. 따라서, 이러한 기술적 지표를 통하여 얻어지는 기계지식은 주식시장 내부요인들의 동적상태를 반영하게 된다. 수많은 기술적 지표들이 있지만 본 연구에서는 5개의 기술적 지표들을 사용한다. 즉, MD(이동 평균 이격도), PD(가격 이격도), PCR(가격 변화율), VD(거래량 이격도), PR(투자심리 비율)등의 5개 기술적 지표들을 사용한다. 본 연구에서 사용한 5개 기술적 지표들에 대한 공식은 다음과 같다:

$$MD = (6\text{일간 KOSPI의 이동평균} / 50\text{일간 KOSPI의 이동평균}) * 100$$

$$PD = (KOSPI / 25\text{일간 KOSPI의 이동평균}) * 100$$

$$PCR = [(\text{양의 KOSPI 변화} / (\text{양의 KOSPI 변화} + \text{음의 KOSPI 변화})) * 100$$

$$VD = (6\text{일간 거래량 이동평균} / 25\text{일간 거래량 이동평균}) * 100$$

$$PR = (\text{양의 KOSPI 변화 일수} / 12\text{일}) * 100$$

여기에서 KOSPI는 우리나라 종합주가지수(Korea Stock Price Index)를 나타낸다. 역전파 학습 인공신경망 모형을 학습하기 위해서는 입력-출력으로 구성된 학습자료들이 필요하다. 여기서 입력자료는 위에서 설명한 5개의 기술적 지표들이다. 각 기술적 지표들의 속성값은 “sell”, “buy”, “wait”이다. 출력값은 “강세”, “강보합”, “약보합”, “약세”의 4가지 종류의 주식시장 추세로 구성된다. 본 연구의 실험에서는 주간단위의 자료를 사

〈표 1〉 기계지식에 기초한 추론단계를 위한 학습자료의 일부

No	입 력 자 료					출력자료
	MD	PD	PCR	VD	PR	
1	sell	wait	sell	wait	sell	약세
2	sell	wait	wait	wait	sell	약세
3	buy	wait	wait	buy	wait	강보합

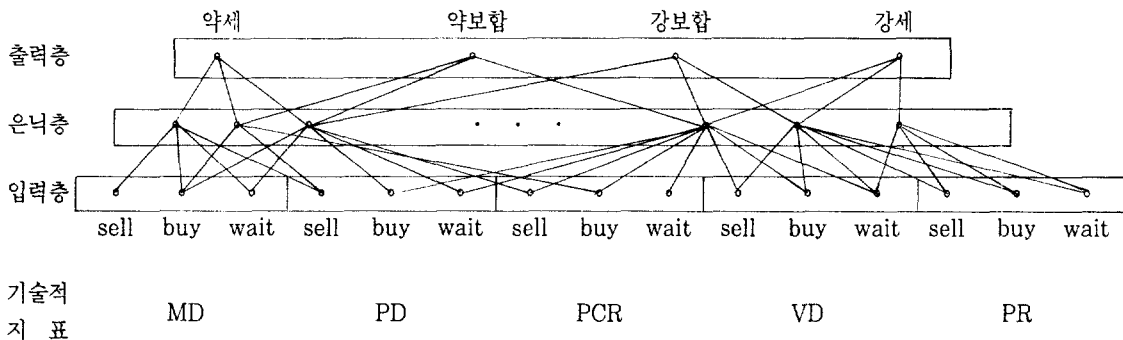
용하기 때문에 결국 한주후의 주식시장 추세를 예측하는 문제로 귀착이 된다. 표 1은 역전파학습 인공신경망 모형을 위해 사용된 학습자료의 일부분을 보여주고 있다.

역전파학습 인공신경망 모형의 구조는 다음과 같이 설명될 수 있다.

시장 추세는 “강세”이고 그때의 출력값은 .66이다.

2단계: 전문가 지식에 기초한 추론단계

이 단계는 주식시장의 추세변화에 영향을 미치는 여러가지 외부환경요인들에 대하여 전문가 지식으로 평가하여 그 영향의 정도를 주식시장 추세예측



〈그림 2〉 기계지식에 기초한 추론단계에 사용된 역전파학습 인공신경망 모형의 구조

이러한 구조에 의하여 학습된 역전파학습 인공신경망 모형은 각 주식시장 추세에 대한 퍼지값을 산출해 낸다. 예를들어, 다음과 같은 역전파학습 인공신경망 모형의 출력결과를 보자.

(약세, 약보합, 강보합, 강세) = (.12, .08, .14, .66)

이 결과에 의하면 기계지식에 기초한 다음주 주식

에 반영하고자 하는 단계이다. 이를 위하여 각 외부환경요인에 대한 전문가들의 지식을 퍼지 멤버쉽 함수로 표현한다.

본 연구에서는 연구의 목적을 달성할 수 있는 수준에서 4가지 외부환경요인들만을 고려할 것이다. 즉, 경제전망 (EP: Economic Prospect), 주식의 수급 (SSD: Stock Supply & Demand), 주식시장 주변 자금사정 (AOC: Amount Of Cash), 주식시장 주변 재료 (CFU: Components Favorable

& Unfavorable)등이 그것이다. 경제전망은 장래의 우리나라 경제적 상황에 관한 예측을 의미하며 이는 국내외 정치현황, 국제경제동향, 수출동향, 물가오름세의 정도, 노사분규의 현황 등의 주요 경제영향 변수들의 복합적 결합에 의하여 결정된다. 이러한 경제전망이 어떠한가에 따라서 주식시장의 추세가 영향을 받음은 물론이다. 문제는 어느정도나 영향을 받을 것인가를 판단하여야 한다. 이러한 판단에는 많은 모호성과 불확실성이 게재되기 때문에 본 연구에서는 퍼지 멤버쉽함수에 의하여 표현된 전문가 지식을 이용하고자 한다. 이와 같은 개념은 나머지 외부환경요인들에도 똑같이 적용된다. 한편, 주식의 수급도 주식시장의 추세에 많은 영향을 미친다. 즉, 주식시장내에 주식 공급량이 많아지게 되면 (이는 주로 신규주식이 상장되거나, 또는 거대 국영기업이 민영화 되어 상장될 때 발생된다) 그만큼 주식수요가 받쳐주지 못하는 한, 주식시장내의 전체적인 주가는 약세를 면치 못하게 될 것이다. 아울러 주식시장 주변 자금사정의 경우 시중에 자금이 풍부하다는 것은 그만큼 주식에 대한 잠재수요가 많다는 것을 의미하므로 주식가격 결정에 긍정적인 영향을 미친다. 그러나, 이러한 자금이 주식시장내에 유입되느냐 여부는 여타 금융권의 금융상품 전략과 정부의 통화정책에 따라 달라지기 때문에 일률적인 판단이 어렵다. 주식시장 주변 재료의 경우, 특정기업에 대한 소문뿐만이 아니라, 국내외의 정치현황이나 대형 국책프로젝트 발주여부, 정부의 대외정책 및 금융정책, 그리고 주요 해외국가들의 정치 및 경제현황등이 이에 포함된다.

앞으로의 설명을 용이하게 하기 위해서 사용자 지식, 전문가 지식, 기계지식을 영어의 이니셜을 따서 각각 UK, EK, MK라고 하자. 그리고 '+' 표시는 지식간의 결합을 의미한다. 전문가 지식에

기초한 추론단계의 목적은 이상에서 언급한 외부환경요인들이 주식시장의 추세에 어느정도나 영향을 줄 것인가에 대하여 전문가의 의견을 반영하고자 하는 단계이다. 따라서, 사용자는 각 해당 외부환경요인에 대한 전문가시스템의 질문에 따라 자기의 판단을 입력하며 (이것이 사용자 지식임), 이러한 입력은 퍼지 멤버쉽함수에 의하여 표현된 전문가 지식과 결합이 된다 (즉, UK+EK). 각 외부환경요인에 대한 이와같은 개별적인 평가과정이 종료된 후 전체적인 평가결과가 추론된다.

우선 본 단계에서의 목적은 각 외부환경요인들에 관해 사용자 지식과 전문가 지식을 결합하는 것이다. 이를 위하여 각 외부환경요인들에 대한 사용자 지식과 전문가 지식의 퍼지 멤버쉽함수를 소개한다. 본 연구에서는 삼각형 퍼지 멤버쉽함수를 가정하였다. 이는 중심값 c 와 폭 w 를 갖는 퍼지 멤버쉽함수로서, 중심값은 가장 가능한 값을 의미하고 폭은 전문성의 수준을 나타낸다. 삼각형 모양의 퍼지 멤버쉽함수에 있어서 중심값의 퍼지 멤버쉽값은 항상 1이 된다. 만일, 폭이 넓다면 전문성의 수준은 낮은 것으로 간주하고, 폭이 좁다면 전문성이 높은 것으로 간주한다. 따라서 어떤 외부환경요인에 대해 폭이 0이라면 그 요인에 대한 해당 사용자나 전문가의 지식은 완전히 믿을만한 것으로 가정한다.

우선, 분석의 단순화를 위해 UK와 EK의 퍼지 멤버쉽함수의 폭이 서로 동일하다고 가정하자. 고려하는 외부환경요인의 수가 4개이므로 $i=1,2,3,4$ 라 하자.

$\mu_U^i(x)$ 와 $\mu_E^i(y)$ 를 각각 i 번째 외부환경요인에 대한 UK 퍼지 멤버쉽함수와 EK 퍼지 멤버쉽함수라 하자. 또한 $\mu_{U+E}^i(z)$ 는 i 번째 외부환경요인에 대한

(UK+EK)의 퍼지 멤버쉽함수를 의미한다. 그리고 x, y, z 는 모두 5개 평가대안, 즉 매우 나쁜, 나쁜, 좋지 않은 또는 나쁘지 않은, 좋은, 매우 좋은 중의 하나를 나타낸다고 하자. 이때 i 번째 외부환경요인의 평가를 위한 퍼지평가벡터 (FEV: fuzzy evaluation vector)를 다음과 같이 정의하자.

$$FEV_i^K = (\mu_K^i(\text{매우 나쁜}), \mu_K^i(\text{나쁜}), \\ \mu_K^i(\text{나쁘지 않은}), \mu_K^i(\text{좋은}), \\ \mu_K^i(\text{매우 좋은}))$$

여기에서 K 는 지식의 유형을 의미하는 것으로서 UK, MK 또는 EK를 의미한다. 그러면 이와같은 퍼지평가벡터 FEV를 모두 포함하는, 즉 모든 외부환경요인들을 평가하는 퍼지평가행렬 (FEM: fuzzy evaluation matrix)을 다음과 같이 정의할 수 있다.

$$FEM^K = [FEV_i^K], i = 1, 2, 3, 4.$$

평가대안은 5개이고 본 연구에서 고려하는 외부환경요인은 4개이므로 FEM^K 는 4×5 행렬이다. 전문가 지식에 기초한 추론단계의 목적은 퍼지한 외부환경요인을 평가하기 위하여 UK에 의한 평가와 EK에 의한 평가를 결합하는 것이다. 이를 위해 다음과 같은 4단계를 제안한다:

(단계 1) 관련 외부환경요인에 대한 FEM^{UK} 와 FEM^{EK} 를 구한다.

(단계 2) UK와 EK를 결합하기 위해 $FEM^{UK} \wedge FEM^{EK}$ 를 계산한다. 여기서 연산자 $\wedge$ 는 min 연산을 의미한다.

(단계 3) m 개의 외부환경요인에 대해 $0 < w_i < 1$ 인 가중치벡터 $W = (w_1, \dots, w_m)$ 를 결정한다. 여기서 $i = 1, \dots, m$ 이고 가중치의 합은 1 이어야 한다. 본 실험의 경우 m 은 4이다.

(단계 4) 모든 평가대안에 대한 가중평균벡터를 얻기 위해 $CFEV = W \times (FEM^{UK} \wedge FEM^{EK})$ 을 계산한다. 여기서 CFEV는 결합 퍼지평가벡터 (combined fuzzy evaluation vector)를 나타낸다.

전문가 지식에 기초한 추론은 이상과 같은 4단계의 과정을 통하여 각 평가대안을 위한 적절한 퍼지 멤버쉽값을 얻을 수 있다. 결국 CFEV는 고려된 모든 외부환경요인들에 관한 최종 퍼지 평가벡터를 의미한다. 그러므로 CFEV를 다음과 같이 표현할 수 있다.

$$CFEV = (\mu(\text{매우 나쁜}), \mu(\text{나쁜}), \\ \mu(\text{나쁘지 않은}), \mu(\text{좋은}), \\ \mu(\text{매우 좋은}))$$

CFEV에서 각 요소는 각 평가대안을 위한 복합적 퍼지 평가값을 의미한다. 예를 들어, 다음과 같은 CFEV를 얻었다고 가정하자:

$$CFEV = (.6 \quad .25 \quad .4 \quad .0 \quad .0)$$

이때 '.6'은 '매우 나쁜'에 해당하는 퍼지 평가값이고, '.25'는 '나쁜', '.4'는 '나쁘지 않은' (또는 좋지 않은), '.0'은 '좋은', '.0'은 '매우 좋은'에 해당한다. 그러므로 CFEV에서의 수치값은 외부환경요인들을 모두 고려할 때에, 전문가 지식에 의해서 산출된 평가대안에 관한 퍼지값을 의미한다. 따라서,

이 경우 외부환경요인들을 모두 고려한 결과 '매우 나쁜' 평가값으로 나왔음을 의미한다.

3단계: 결합단계

결합단계는

- 1) 기계지식에 기초한 추론결과, 즉 주식시장의 추세예측 결과와
- 2) 전문가 지식에 기초한 추론결과, 즉 외부환경요인에 대한 평가결과를 결합하여
- 3) 최종적인 주식시장의 추세예측 결과를 추론하는 것을 의미한다.

따라서, 결합단계에서는 기계지식에 기초한 주식시장 추세예측이, 외부환경요인에 대한 전문가 지식에 기초한 퍼지평가에 의해서 조정되는 것이다. 이를 수식으로 표현하면, 결국 $MK + (UK + EK)$ 를 계산하는 것이다. 전문가 지식에 기초한 추론단계에서 살펴본 것처럼, $UK + EK$ 는 전문가 지식에 기초한 추론단계에서 수행된다. 그러므로 결합단계의 목적은 MK 와 $UK + EK$ 를 결합하여 $MK + (UK + EK)$ 를 계산하는 것이다.

다음주의 주식시장 추세예측을 알기 위하여 퍼지예측벡터(FPV: fuzzy prediction vector)를 다음과 같이 정의하자.

$$FPV^K = (\mu_K(\text{약세}), \mu_K(\text{약보합}), \mu_K(\text{강보합}), \mu_K(\text{강세}))$$

여기서 K 는 MK 또는 $UK + EK$ 를 의미한다. 한편, 전문가 지식에 기초한 추론단계에서 얻어진

CFEV는 관련된 외부환경요인에 대한 퍼지 평가값을 보여주는 것이며 이는 1×5 벡터이므로, 외부환경요인에 대한 CFEV를 주식시장 추세예측을 위한 퍼지값으로 변환할 필요가 있다. 이를 위해서, 외부환경요인에 대한 퍼지 평가가 한주 후의 주식시장 추세예측에 영향을 미치는지 아닌지를 나타내는 변환행렬(CM: conversion matrix)을 가정한다. 본 연구에서 가정하고 있는 주식시장 추세예측은 강세, 강보합, 약보합, 약세이다. 따라서 본 연구의 경우 변환행렬 CM은 5×4 행렬이 된다. 예를 들어, $CFEV = (.6 \ .25 \ .4 \ .0 \ .0)$ 를 얻었다면 .6은 '매우 나쁜', .25는 '나쁜', .4는 '나쁘지 않은', .0은 '좋은', .0은 '매우 좋은'을 나타내는 퍼지 평가값이다. 이같은 CFEV를 상응하는 퍼지예측벡터 FPV로 변환하기 위한 변환행렬 CM이 다음과 같다고 하자.

$$CM = \begin{bmatrix} .5 & .0 & .0 & .0 \\ .5 & .5 & .0 & .0 \\ .0 & .5 & .5 & .0 \\ .0 & .0 & .5 & .5 \\ .0 & .0 & .0 & .5 \end{bmatrix}$$

그러면 FPV는 CFEV에 CM을 곱하여 다음과 같이 얻을 수 있다:

$$FPV = CFEV \times CM = (.425 \ .325 \ .2 \ .0)$$

FPV의 첫번째 값 .425는 다음주 주식시장 추세가 '약세' 단계로 예측되는 퍼지값을 의미한다. FPV의 다른 값들도 이와 비슷한 방법으로 해석할 수 있다. 결국 약세에 해당하는 퍼지값이 다른 퍼지값들 보다 크기 때문에 다음주 주식시장의 추세는 "약세"단계일 것으로 예측할 수가 있다. 그때의

퍼지값은 .425이다.

3.3. 검증예제

본 연구에서 제안하는 사용자 지식, 전문가 지식, 기계지식을 결합하기 위한 퍼지논리지원 메카니즘 과정을 보다 명확히 설명하기 위하여 다음의 예제를 보자.

(1) 기계지식에 기초한 추론단계

역전파학습 인공신경망 모형에 의한 결과가 다음과 같다고 하자.

$$FPV^{MK} = (.0 \ .5 \ 1.0 \ .5)$$

이 결과에 의하면 다음주 주식시장 추세예측은 퍼지값 1.0을 갖는 “강보합” 상태임을 알 수 있다.

(2) 전문가 지식에 기초한 추론단계

사용자 지식, 즉 UK가 EP는 “나쁜”, SSD는 “나쁜”, AOC는 “매우 나쁜”, CFU는 “좋은”이라는 견해를 제공하고, 전문가 지식, 즉 EK가 퍼지 멤버쉽함수를 통하여 EP는 “매우 나쁜”, SSD는 “나쁜”, AOC는 “매우 나쁜”, CFU는 “나쁜”이라는 견해를 제공한다고 가정하자. 외부환경요인에 대한 이러한 퍼지평가에 추가하여, EK에 대한 퍼지 멤버쉽함수의 폭이 2이고 UK에 대한 퍼지 멤버쉽 함수의 폭이 3이라고 하자. 그러면 UK와 EK에 대해 각각의 퍼지평가행렬은 다음과 같다:

$$FEM^{UK} = \begin{bmatrix} 0.67 & 1.00 & 0.67 & 0.33 & 0.00 \\ 0.67 & 1.00 & 0.67 & 0.33 & 0.00 \\ 1.00 & 0.67 & 0.33 & 0.00 & 0.00 \\ 0.00 & 0.33 & 0.67 & 1.00 & 0.67 \end{bmatrix}$$

$$FEM^{EK} = \begin{bmatrix} 1.00 & 0.50 & 0.00 & 0.00 & 0.00 \\ 0.50 & 1.00 & 0.50 & 0.00 & 0.00 \\ 1.00 & 0.50 & 0.00 & 0.00 & 0.00 \\ 0.50 & 1.00 & 0.50 & 0.00 & 0.00 \end{bmatrix}$$

이같은 FEMUK와 FEMEKK를 이용하여 다음과 같이 UK와 EK를 결합할 수 있다. 즉,

$$FEM^{UK} \wedge FEM^{EK} =$$

$$\begin{bmatrix} 0.67 & 0.50 & 0.00 & 0.00 & 0.00 \\ 0.50 & 1.00 & 0.50 & 0.00 & 0.00 \\ 1.00 & 0.50 & 0.00 & 0.00 & 0.00 \\ 0.00 & 0.33 & 0.50 & 0.00 & 0.00 \end{bmatrix}$$

한편, 가중치 벡터 W를 (.25 .25 .25 .25)라 하자. 즉, 4가지 주식시장 추세예측치인 약세, 약보합, 강보합, 강세에 대한 비중이 서로 같다고 가정하자. 이러한 가중치 벡터 W에 위의 $FEM^{UK} \wedge FEM^{EK}$ 를 곱하므로써 결합 퍼지평가벡터 CFEV는 다음과 같이 계산된다.

$$CFEV = W \times CFEM$$

$$= (.5425 \ .5825 \ .25 \ .0 \ .0)$$

(3) 결합단계

CFEV의 5개 평가대안을 4개의 주식시장 추세예측치로 변환하기 위한 변환행렬 CM을 고려해보자. 변환행렬 CM이 다음과 같은 5×4행렬이라 정한다.

$$CM = \begin{bmatrix} 0.5 & 0.0 & 0.0 & 0.0 \\ 0.5 & 0.5 & 0.0 & 0.0 \\ 0.0 & 0.5 & 0.5 & 0.0 \\ 0.0 & 0.0 & 0.5 & 0.5 \\ 0.0 & 0.0 & 0.0 & 0.5 \end{bmatrix}$$

계산결과, $FPV^{UK+EK} = CFEV \times CM = (.525 \ .4163 \ .1250 \ .0)$ 이다. 반면, FPV^{MK} 는 이미 기계지식에 기초한 추론단계에서 $FPV^{MK} = (.0 \ .5 \ 1.0 \ .5)$ 와 같이 얻어졌다. 그러면 최종적으로 FPV^{UK+EK} 와 FPV^{MK} 를 결합한 $FPV^{MK+(UK+EK)}$ 는 다음과 같이 계산된다.

$$\begin{aligned} &FPV^{MK+(UK+EK)} \\ &= FPV^{MK} \wedge FPV^{UK+EK} \\ &= (.0 \ .4163 \ .125 \ .0) \\ &= (\text{약세}, \text{약보합}, \text{강보합}, \text{강세}). \end{aligned}$$

이때 최대 퍼지값을 갖는 한주후의 주식시장 추세예측치는 퍼지값 0.4163을 갖는 “약보합”임을 알 수 있다.

4. 실험

4.1. 자료수집

실험을 위한 자료는 1988년 1월에서 1992년 12월까지의 KOSPI(Korea Stock Price Index)의 주간자료로 부터 수집하였다. 자료는 127주의 약세단계와 109주의 강세단계로 구성되어 있다. KOSPI가 전주보다 높은 경우에 있어서 현재 주는 강세단계로 간주하고 반대의 경우는 약세로 해석한

다. 학습자료는 1988년 1월부터 1989년 12월까지의 94주의 자료로 구성되었다(45주의 약세단계와 49주의 강세단계). 반면, 검증자료는 1990년 1월부터 1992년 12월까지 142주의 자료로 구성되어 있다(82주의 약세단계, 60주의 강세단계). 기술적 지표들은 MD, PD, PCR, VD, PR이다. 계산을 간단히 하기 위해 기술적 지표들의 값에 다음과 같은 시그모이드 (sigmoid) 함수를 적용하여 값을 0과 1사이의 값으로 정규화 시켰다.

$$y = \frac{1}{1 + e^{-(X-\mu)/\sigma}}$$

y = 정규화된 값

x = 원래의 기술적 지표값

μ = 평균

σ = 표준편차

기술적 지표들의 정규화된 값은 두개의 다른 기준에 의하여 buy, wait, sell의 세 가지 속성값으로 분류된다. 또한 약세단계에 대한 기준은 구간 (0.3, 0.6)과 강세단계에 대한 기준은 구간 (0.4, 0.7)이다. 즉, 약세단계의 경우 “buy”, “wait”, “sell”은 각각 다음과 같은 범위의 값으로 나누어 지는바, buy는 [0.0, 0.3), wait는 [0.3, 0.6), sell은 [0.6, 1.0] 구간의 값으로 분류되는 것이다. 여기에서 “[”는 해당 값을 포함하고, “)” 포함하지 않는 것을 의미한다. 또한, 해당 구간의 의미를 해석하면, 예를 들어 구간 [0.0, 0.3)의 경우 해당 기술적 지표의 값이 0.0이상이고 0.3미만이면 buy로 분류된다는 것을 의미한다. 강세단계의 경우도 이와 유사하게 설명할 수 있다. 즉, buy는 [0.0, 0.4), wait는 [0.4, 0.7), sell은 [0.7, 1.0]이다. 이러한 두개의 기준은 주식시장의 움직

임에 대한 투자가의 선호와 판단에 따라 주관적으로 조정될 수 있다. 한편, KOSPI로 계산된 다음 주 수익률이 3% 이상이면 강세, 0% ~ 3%이면 강보합, -3% ~ 0%이면 약보합, 그리고 -3% 이하이면 약세로 분류한다.

4.2. 결과

기계지식은 학습자료에 의해 학습이 이루어진 역전과학습 인공지능망 모형으로 부터 얻어진다. 이러한 기계지식에 의한 추론결과는 FPV^{MK} 로 표현된다. 전문가 지식은 보람증권의 계열사인 보람투자신탁(주)의 펀드매니저로 부터 수집된 4개의 외부환경요인(EP, SSD, AOC, CFU)에 대한 전문가의 판단을 통해 얻어졌다²⁾. 사용자 지식은 사용자의 취향과 선호에 따라 달라지므로, 실험과정에서 어떤 종류의 주관적 편견도 배제하기 위해

평균(무작위) 사용자를 가정한다³⁾. 여기에서 사용자란 본 연구에서 실시한 실험자를 의미한다. 이러한 사용자 지식, 전문가 지식, 기계지식을 결합하기 위한 퍼지논리지원메카니즘의 성과를 검증하기 위하여 검증자료로 실험을 하였다. 표 2는 해당 실험결과를 요약하고 있다. 팔호안의 숫자는 열의 백분율을 나타낸다. 편차 열은 실제 주식시장의 추세와 퍼지논리지원메카니즘에 의한 차이의 정도를 나타낸다. 예를 들어, 편차 0은 퍼지논리지원 메카니즘에 의한 주식시장 추세예측치와 실제 주식시장 추세간에 차이가 없음을 의미한다. 즉, 일주일 후의 실제 주식시장 추세를 정확하게 예측했음을 의미한다. 반면 1은 1단계 만큼의 차이가 발생했음을 의미하고, 나머지 2와 3도 각각 2단계, 3단계 만큼의 차이가 발생했음을 의미한다. 예를 들어, 실제 주식시장 추세는 약보합이었는데 퍼지논리지원메카니즘에 의한 예측치는 약세였다면 1단계 만

표 2. 실험결과

편차	약세단계			강세단계			총계		
	UK	MK	MK+ (UK+EK)	UK	MK	MK+ (UK+EK)	UK	MK	MK+ (UK+EK)
0	21(26%)	21(25%)	33(40%)	15(25%)	19(32%)	24(40%)	36(25%)	40(28%)	57(40%)
1	34(41%)	44(54%)	38(46%)	22(37%)	22(37%)	24(40%)	56(40%)	66(47%)	62(44%)
2	21(26%)	17(21%)	11(14%)	15(25%)	16(26%)	9(15%)	36(25%)	33(23%)	20(14%)
3	6(7%)	0(0%)	0(0%)	8(13%)	3(5%)	3(5%)	14(10%)	3(2%)	3(2%)
평균편차	1.14	0.96	0.74*	1.26	1.04	0.85*	1.20	0.99	0.78*
합	82(100%)			60(100%)			142(100%)		

2) 본 연구에서의 전문가 지식은 특정의 전문가를 선정하여 그 사람의 의견을 취합한 것이 아니라, 주식시장의 환경요인의 복잡성과 다차원성을 고려하여 보람투자신탁의 자금 운용역들이 주보(weekly report)에 게재하는 시장전망을 본 실험에 맞게 정리한 것이다. 따라서, 이는 주식시장의 외부환경 요인에 대한 여러 전문가들의 복합적인 지식이다. 해당 운용역들은 주식시장 상황분석 업무에 적어도 7년이상 경력의 소유자들이다.

3) 본실험에서 사용자의 선정은 어떤 특정의 인물을 선택했다기 보다는 외부환경요인에 대하여 무작위(random)적인 의사표현을 하는 가공의 인물이라고 볼 수 있다. 이런 사용자의 의견이 어느때는 전문가의 의견보다 더 나을 수 있다는 가능성도 있지만 평균적으로 그렇게 되기는 어렵다는 가정이 내재되어 있다. 따라서 특정 인물의 의견을 계속 수집해 나간 것이 아니라 가상의 인물이 각각의 사례에서 무작위적인 의사결정을 한 것으로 가정하는 것이다. 이같이 사용자와 전문가의 지식을 수집하는 방법으로 특정의 인물을 선정하지 않고 자료에 근거한 가상의 인물을 가정하는 것은 현실적 여건상 특정 인물에 의한 편기(bias)를 제거시켜 주므로서 실험의 편의성을 도모할 수도 있다는 장점이 있다.

크의 차이로 인식하는 것이다. UK 열은 사용자 지식에 의한 실험결과를, MK 열은 기계지식에 의한 실험결과를, 그리고 MK+(UK+EK) 열은 기계지식, 사용자 지식, 전문가 지식의 결합에 의한 실험결과를 의미한다. 그리고, 마지막으로 약세단계의 합 82, 강세단계의 합 60은 4.1에서 밝힌 바대로 각각 중간단위의 검증자료 주수를 의미하는 것이다.

4.3. 해석

표 2는 모든 종류의 지식에 대해 약세단계에서의 성과가 강세단계에서의 성과를 능가한다는 사실을 보여준다. 이는 자료와 지식의 민감성에 기인한다. 자료 민감성은 실험기간에 해당하는 자료구조에 기인하는 것이고, 지식 민감성은 실험에 사용된 지식구조에 기인한다⁴⁾. 약세단계와 강세단계의 평균편차 간의 비율인 단계비율은 다음과 같다 : UK의 경우는 $0.905(\frac{1.14}{1.26})$, MK 경우는 $0.923(\frac{0.96}{1.04})$, MK+(UK+EK) 경우는 $0.871(\frac{0.74}{0.85})$ 이다. UK의 경우 분자는 약세단계의 평균편차인 1.14이고 분모는 강세단계의 평균편차인 1.26이다. 따라서, UK의 단계비율이 의미하는 바는 이 값이 1 이하이면 강세단계의 평균편차가 약세단계의 평균편차보다 크다는 것을 의미하므로, 결국 강세단계에서보다는 약세단계에서의 예측력이 더 좋다는 것을 의미한다. 나머지 MK, MK+(UK+EK)의 경우도 마찬가지로

해석하면 된다. 모든 지식유형에 대하여 단계비율이 모두 1.0 이하이므로, 본 연구에서 제안한 지식결합을 위한 퍼지논리지원메카니즘이 강세단계에서 보다는 약세단계에서 더욱 정확한 예측력을 나타내는 경향이 있음을 보여준다⁵⁾. 그러나 UK 단계비율은 특정한 시간적 영역에서 지식구조가 아닌 자료구조에 의해서 영향을 받을 수도 있을 것이다. UK의 단계비율을 기준으로 할 때, EK보다는 MK의 단계비율과 더 유사하다는 사실은 EK를 사용하는 경우에만 중요한 단계 민감성이 존재한다는 사실을 의미한다. 단계 민감성이란 결국 전문가의 지식만이 다른 종류의 지식에 비해 약세와 강세의 단계에서 더 민감하게 주식시장 예측치의 정확도에 차이를 주게된다는 의미로 해석된다. 한편, 표 2에서 보면 전문가가 강세 보다는 약세에서 주식시장의 추세를 더 정확하게 예측하는 것으로 나타나는데, 이는 실제 실무에서도 자주 관측되는 현상이다.

모든 단계와 총계에 있어서, MK는 UK를 단독으로 사용하는 경우보다 더 좋은 성과를 나타내고, MK+(UK+EK)는 MK보다 더 좋은 성과를 보여준다. 이 결과를 정리하면, 성과라는 관점에서 $UK < MK < MK+(UK+EK)$ 라는 결론을 내릴 수 있다. 이는 MK와 UK+EK의 결합, 다시 말해서 기계지식과 인간지식, 즉 사용자 지식 및 전문가 지식을 결합하는 것이 전문가시스템의 추론성과를 향상시키는데 유리하다는 것을 의미한다. 또한 본 연구에서 제안하는 퍼지논리지원 메카니즘에 의한 지

4) 자료 민감성이란 본실험의 기간이 1988년 1월에서 1992년 12월까지이므로 다른 실험기간이 적용되었을 때 반드시 같은 결과가 도출되리라는 보장이 없다는 점을 시사한 것이나 구체적인 민감도 분석은 본 연구의 대상이 아니다. 한편, 지식 민감성이란 본실험에서 사용된 사용자 지식, 기계지식, 전문가 지식이 본 실험에서 택한 방식이 아닌 다른 방법이나 기준에 의하여 수집되는 경우 결과에 계수적인 차이는 있을 수가 있다는 점을 의미한다.

5) 강세단계에서 보다는 약세단계에서 시장의 변동성(volatility)이 다소 축소되는 경향이 있음을 볼때 그 영향을 받은 결과라고 추정된다.

식의 결합이 불확실한 의사결정 상황에서 전문가시스템의 추론성과를 향상시킨다는 것을 의미한다. 이러한 실험결과를 통계적으로 검증하기 위해 F-검정과 t-검정을 실시하였다. F-검정은 주식시장 강세나 또는 약세나에 따른 주식시장 추세예측 성과간의 차이를 비교하는데 유용하고, t-검정은 주어진 주식시장의 단계하에서 (즉, 강세 또는 약세) 지식형태가 변함에 따른 주식시장 추세예측 성과를 서로 비교하는데 유용하다. 표 3의 F-검정 결과에 의하면 UK에 의한 성과는 5% 이하의 유의수준에서 시장단계들 (강세단계와 약세단계) 사이에 성과의 차이가 없음을 보여주고 있다. 그러나 MK 또는 MK+(UK+EK)에 의한 성과는 시장단계가 강세나 약세나에 따라 유의적으로 차이가 있음을 보여주고 있다. t-검정에 의하면 모든 t 값들이 1% 이하의 유의수준에서 통계적으로 유의함을 보여주

고 있다. 이는 곧 지식형태가 MK나, UK나, 또는 MK+EK나에 따라 주식시장 추세예측 성과가 서로 유의적으로 다르다는 것을 말해주고 있다. 이는 곧 MK+(UK+EK)에 의한 최고의 성과가 1% 이하의 유의수준에서 통계적으로 의미가 있음을 시사하는 것이다. 본 실험결과에 대한 이같은 통계적인 검증에서 얻어진 의미를 보다 부연하여 설명하면, 결국 무작위적인 사용자의 지식 보다는 기계지식과 전문가 지식을 퍼지논리지원메카니즘에 의하여 결합하여 예측하는 것이 예측오차를 통계적으로 의미있게 줄일 수 있다는 것이다. 이는 곧 본 논문의 연구목적이 통계적으로 검증되었음을 뜻한다.

표 3. 통계적 검증결과

	시장단계간 검증 (Between Market Phases)		
	UK	MK	MK+(UK+EK)
F-값	1.23	1.70	1.57
중요도	0.38	0.03	0.05
(a) F-검증 결과 (시장단계간)			
	시장단계내 검증 (Within Market Phase)		
	UK & MK	MK & (MK+EK)	UK & (MK+EK)
약세	4.43	4.77	7.57
강세	4.04	3.84	6.49
합계	6.02	3.84	6.49
(b) t-검증 결과 (시장단계내)			
* 숫자들은 t값을 나타낸다.			

5. 결 론

본 연구에서는 불확실한 상황에서 전문가시스템의 추론성과를 개선시키고자, 서로다른 유형을 갖는 지식간의 결합을 지원하는 퍼지논리지원 메카니즘을 제시하였다. 이는 사용자 지식, 기계지식, 그리고 전문가 지식을 결합하므로써 주어진 불확실한 환경하에서 외부환경요인의 변화를 효과적으로 반영할 수 있다는 장점이 있다. 주간단위의 주식시장 자료를 가지고 실험한 결과, 사용자 지식이나 기계지식, 또는 전문가 지식만을 가지고 주식시장의 추세를 예측하는 것 보다는 이들 지식을 퍼지논리 지원메카니즘에 전문가 지식과 결합하였을 때에 추세예측 평균편차가 통계적으로 의미있게 줄어든다는 것을 입증하였다. 특히, 시장이 강세단계일 때보다는 약세단계일때에 본 연구에서 제안한 지식결합 메카니즘이 더욱 의미가 있었다. 그러나, 본 연구가 갖고 있는 한계점은 다음과 같다. 첫째, 지식 민감성과 자료 민감성에 대한 보다 면밀한 검증할 필요가 있다. 즉, 본 연구에서처럼 주간단위의 자료가 아니라 시간대별 자료 또는 일별자료를 사용할 경우 지식결합의 성과가 어떻게 달라질 수 있는지를 검증하는 것도 주요한 향후 연구과제로 볼 수 있다. 이같은 검증결과는 향후 새로운 지식 유형 개발이나 적합한 자료구조에 대한 실증적인 의미를 부여할 수 있을 것이다. 둘째, 강세단계와 약세단계에서의 실험결과의 차이를 보다 면밀하게 분석하기 위한 시장변동성 (market volatility) 분석을 가미할 필요가 있다. 그러나, 이러한 주제는 지나치게 재무관리적인 주제이므로 이를 본 연구의 주제를 보다 강화하는 방향으로 수정하여 채택할 필요가 있다.

향후 본 연구와 관련된 연구주제는 다음과 같다.

- 1) 외부환경요인에 대한 퍼지 멤버쉽함수의 형태를 환경의 변화에 따라 보다 쉽게 변경할 수 있는 방법론의 개발
- 2) 자료로부터 보다 정교한 기계지식 도출방법 개발과 이로부터 전문가시스템 지식베이스의 개선
- 3) 퍼지 전문가시스템으로의 본격적인 추론기관 개발
- 4) 주간단위의 자료가 아니라 시간대별 자료 또는 일별자료를 사용할 경우 지식결합의 성과가 어떻게 달라질 수 있는지를 검증하는 것

등을 들 수 있다. 특히 세번째 연구주제는 불확실성이 나날이 증대되는 경영과학 분야에서 향후 많은 관심을 가져야 할 분야로 생각된다.

참 고 문 헌

- Blattberg, R. C., and S. J. Hoch, (1990), "Database models and managerial intuition: 50% model+ 50% manager," *Management Science*, 36, 8, 887-899.
- Bossu, G., and P. Siegel (1984), "Saturation, non-monotonic reasoning and the closed world assumption," *Artificial Intelligence*, 25, 13-64.
- Buchanan, B. G., and S. H. Shortliffe (1984), *Rule-based expert systems*, Addison-Wesley.
- Bunn, D. W. (1988), Combining forecasts, *European Journal of Operations Research*, 223-229.
- Chi, M. T. H., R. Glaser, and E. Rees (1981), "Expertise in problem-solving" in R. J. Sternberg (Ed.), *Advances in the Psychology of Intelligence*, Erlbaum, Hillsdale, NJ.

- Clemen, R. T. (1989), "Combining forecasts: a review and annotated bibliography," *International Journal of Forecasting*, 4, 559-584.
- Cohen, P. R. (1985), *Heuristic reasoning about uncertainty: an AI approach*, Boston, Mass., Pitman.
- Cohen, P. R. (1987), "The control of reasoning under uncertainty: A discussion of some programs," *Knowledge Engineering Review*, 2, 5-26.
- Conroy, R., and R. Harris (1987), "Consensus forecasts of corporate earnings: analysts' forecasts and time series methods," *Management Science*, 33, 725-738.
- Duda, R. O., P. E. Hart, and N. L. Nilsson (1976), "Subjective Bayesian methods for a rule-based inference system," *Proceedings of National Computer Conference*, 45, 1075-1082.
- Einhorn, H. J. (1974), "Cue definition and residual judgment," *Organizational Behavior and Human Performance*, 12, 30-49.
- Goldberg, L. (1959), "The effectiveness of clinician's judgments: the diagnosis of organic brain damage from the Bender-Gestalt test," *Journal of Consulting Psychology*, 23, 25-33.
- Goldberg, L. (1970), "Man vs. model of man: rationale, plus some evidence, for a method of improving on clinical inferences," *Psychological Bulletin*, 73, 422-432.
- Graham, I. (1991), "Fuzzy logic in commercial expert systems-results and prospects," *Fuzzy Sets and Systems*, 40, 451-472.
- Granger, C. W. J. and R. Ramanathan (1984), "Improved methods of forecasting," *Journal of Forecasting*, 3, 197-204.
- Hoch, S. J. (1987), "Perceived consensus and predictive accuracy: the pros and cons of projection," *Journal of Personality and Social Psychology*, 53, 221-234.
- Hogarth, R. M. (1978), "A note on aggregating opinions," *Organizational Behavior and Human Performance*, 21, 40-46.
- Larkin, J., J. McDermott, D. P. Simon, and H.A. Simon, (1980), "Expert and novice performance in solving physics problem," *Science*, 208, June, 1335-1342.
- Lawrence, M. J., R. H. Edmundson, and M. J. O'CONNOR, (1986), "The accuracy of combining judgmental and statistical forecasts," *Management Science*, 32, 1521-1532.
- Lesgold, A., H. Rubinson, P. Feltovich, R. Glaser, and D. Klopfer (1988), "Expertise in complex skills: diagnosing X-ray pictures," in M.T.H. Chi, R. Glaser, and M.J. Farr (Eds.), *The Nature of Expertise*, Hillsdale, NJ., Erlbaum.
- Leung, K. S., Wong, W.S.F., and W. Lam (1986), "Applications of a novel fuzzy expert system shell," *Expert Systems*, 6, 2-10.
- McDermott, D., and J. Doyle (1980), "Non-monotonic logic I," *Artificial Intelligence*, 13, 41-72.
- Meehl, P. E., (1954), *Clinical versus statistical prediction*, Minneapolis, University of Minnesota Press.
- Negoita, C. V. (1985), *Expert systems and fuzzy systems*. The Benjamin/Cummings Publishing Company.
- Pankoff, L. D., and H.V. Roberts (1968), "Bayesian synthesis of clinical and statistical prediction," *Psychological Bulletin*, 80, 762-773.
- Pigford, D. V. G, Baur (1990), *Expert Systems for Business: Concepts and Applications*, Boyd & Fraser Publishing Company.
- Pring, M.J. (1985), *Technical Analysis Explained*, McGraw-Hill.
- Quinlan, J. R. (1979), "Discovering rules by induction from large collections of examples," in D. Michie (Ed.), *Expert Systems in the Micro Electronic Age*. Edinburgh, UK: Edinburgh

University Press.

- Quinlan, J. R. (1987), "Simplifying decision trees," *International Journal of Man-Machine Studies*, 27, 221-234.
- Quinlan, J. R. (1990), "Decision trees and decision-making," *IEEE Transactions on Systems, Man & Cybernetics*, 20, 2, 339-346.
- Quinlan, J. R. (1993), *C4.5 : Programs for Machine Learning*, Morgan Kaufmann Publishers.
- Rumelhart, D., S. S. Hinton, and R. Williams (1986), "Learning internal representation by error propagation," in *Parallel Distributed Processing I*, Cambridge, MA, MIT Press.
- Shafer, G. A (1976), *Mathematical theory of evidence*, Princeton, NJ, Princeton University Press.
- Silverman, B. G. (1987), *Expert Systems for Business*, Addison-Wesley Publishing Company.
- Waterman, D. A. (1986), *A guide to expert systems*, Addison-Wesley Publishing Company.
- Zadeh, L. A. (1965), "Fuzzy sets," *Information and Control* 8, 3, 338-353.
- Zadeh, L. A. (1973), "Outline of a new approach to the analysis of complex systems and decision processes," *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*, 3, 20-44.
- Zadeh, L. A. (1983), "The role of fuzzy logic in the management of uncertainty in expert systems," *Fuzzy Sets and Systems*, 11, 199-227.

A Fuzzy Logic-Driven Support Mechanism for Knowledge Integration to Improve the Inference Performance of Expert Systems

Kun Chang Lee*, Won Chul Kim**

Abstract

To maintain high performance in ill-structured situation, expert systems should depend on multiple sources of knowledge rather than a single kind of knowledge. For this reason, we propose multiple knowledge integration by using a fuzzy logic-driven framework. Types of knowledge being considered herein are threefold: machine knowledge, expert knowledge, and user knowledge. Machine knowledge is obtained by a backpropagation neural network model from historical instances of a target problem domain. Expert knowledge is related to interpreting the trends of external factors that seem to affect the target problem domain. User knowledge represents user's personal views about information given by both expert knowledge and machine knowledge. The target problem domain of this paper is one week-ahead stock market stage prediction: Bull, Edged-up, Edged-down, and Bear. Extensive experiments with real data proved that the proposed fuzzy logic-driven framework for multiple knowledge integration can contribute significantly to improving the performance of expert systems.

* School of Management, Sung Kyun Kwan University

** Chief Manager of Asset Management Support Team, BoRam Investment Trust Management Co.