

퍼지 의사결정

경기대학교 경영정보학과 이 건 창*

목 차

- | | |
|----------------------------------|--|
| 1. 서 론 | 4. 근사추론 |
| 2. 의사결정과 퍼지이론 | 5. K-SISS2 : 퍼지 사후조정 기법을 이용한
주식거래 타이밍 지원시스템 |
| 3. 비구조적 문제에 대한 효과적인
퍼지 의사결정지원 | 6. 결 론 |

1. 서 론

본 연구에서는 의사결정의 범위를 경영과학(Management Science)분야에 국한하고자 한다. 이는 필요 이상으로 범위를 확대하여 혼란을 초래하는 것보다는 퍼지 의사결정이 가장 활발하게 응용되고 있는 분야중의 하나인 경영과학분야에서의 퍼지 의사결정의 효용성과 타당성을 보여주므로써 퍼지성과 모호성이 다양한 형태로 존재하고 있는 의사결정 문제를 해결하는데 도움을 주고자 한다. 이러한 필자의 의도는 경영과학분야가 여타 엔지니어링 분야에 비추어 퍼지성과 모호성 등이 매우 많다는 사실을 상기할 때 충분한 타당성이 있다고 하겠다. 우선 의사결정이라는 개념부터 살펴보기로 하자. ‘의사결정’(decision-making)이라는 말은 많은 상황에 따라서 여러가지 의미를 내포하기 마련이다. 즉 변호사, 사업가, 장군, 심리학자 또는 통계학자에 따라서 의사결정이라는 의미를 서로 달리 해석한다. 어떤 경우에는 법적 결정을 의미하나 또 다른 경우에는 수학적 모형을 의미하기도 하며, 어느 경우에는 행대적 행동을 의미하나 또 어떤 경우에는 특정한 형태의 정보처리물 의미하

기도 하는 것이다. 전통적으로 규범적이고 통계적인 의사결정 이론에서는 의사결정을 일련의 대안(이를 의사결정 공간이라고 한다), 특징상태(상태공간), 효용함수(의사결정자의 상황을 고려한 대안의 순위를 결정) 등으로 규정한다. 이러한 의사결정은 크게 나누어 불확실성하에서의 의사결정과 확실성하에서의 의사결정으로 대별할 수가 있는데 본 연구에서는 불확실성하에서의 의사결정을 주요 논의대상으로 한다.

본 연구의 관심분야인 경영과학분야에서는 경영자들이 컴퓨터를 이용하여 여하히 효과적인 의사결정을 하느냐에 따라서 학계 및 산업계에서 많은 의논이 거듭되어 왔다[6, 13, 20]. 더욱이 경영의사결정 환경이 갈수록 복잡해지고 결과적으로 의사결정을 함에 있어서 많은 시간이 요구됨에 따라 컴퓨터의 활용은 이제 필수적으로 되었다. 그러나, 일반적으로 볼 때, 문제가 정형화되어 있고 이미 잘 알려져 있는 알고리즘으로 풀어도 되는 구조적인 문제(structured problems)인 경우에 이러한 컴퓨터 활용이 두드러지고, 오히려 비구조적인 문제(unstructured problems)인 경우에는 문제를 해결하기 위하여 컴퓨터를 활용하는 것이 여의치가 않았다. 이는 해당 비구조적인 문제에 대한 지식이 대부분 부분적이고, 부정확하며, 불완전하기 때문에 정교한 계량적 분석기법의

*정 회 원

적용이 어렵기 때문이다. 따라서 이러한 성격의 문제를 해결하기 위해서는 필연적으로 근사추론(approximate reasoning or imprecise reasoning) 기법을 적용하여야 한다[7, 11, 15, 24]. 예를 들어, 외상매출금을 감사하기 위한 의사결정시스템을 생각해 보자. 이러한 목적에 쓰이는 지식은 다음과 같이 대부분 부정확한 주먹구구식의 지식이다.

IF (a) 고객의 신용도="높음"(High)
 (b) 고객의 "최근"(Recent) 거래실적="양호"(Good)
 (c) 해당 외상매출금에 대한 고객의 "최근"(Recent) 반응="긍정적"(Positive)
 THEN 외상매출금=회수가능

이러한 형태의 지식은 문제해결 방법을 강구할 만큼 구조적이지 못하다. 더구나, 이러한 지식은 부정확하여 이를 정확한 형태로 전환한다는 것도 어렵다. 이러한 형태의 지식은 두가지 형태의 부정확성을 가지고 있는데, 즉 "퍼지성"(fuzziness)과 "불확실성"(uncertainty)이다. 퍼지성은 지식을 표현함에 있어서 퍼지 또는 모호한 개념과 운영자(operator)를 사용할 때 발생한다. 전문가 시스템(expert system)에서 추론을 위한 지식들은 속성(attribute), 관계(relationship) 및 가치(value)를 표현하기 위해서 사실 일반적인 crisp 집합보다는 퍼지 집합[21]으로 표현하는 것이 더 바람직스러울 때가 많다. 위에서 예로 들은 규칙은 최근(Recent), 높음(High), 긍정적(Positive) 등과 같은 표현뿐만 아니라 논리적 운영자 역시 퍼지하다. 반면에 불확실성은 부분적인 정보밖에 없거나, 추론과정에 미래의 사건이 개재되거나, 또는 지변의 해결과정이 추계적(stochastic)일 때 발생한다. 이는 사건과 운영자가 정의가 잘 되어 있다 하더라도 그 가능성은 확실하지 않을 때가 많다. 예를 들어 위에서 예로 든 규칙에서 보면 IF부분에 있는 세계의 전체가 매우 가능성있게 존재한다고 하더라도 외상매출금의 회수가능성이 보장되는 것은 아니다. 이와 같이 많은 의사결정이 완전한 정보 또는 확실한 정보를 가지고 이뤄지는 경우보다는 불완전한 정보 또는 불확실한 정보를 기초로 이뤄지는 경우가 더 보편적이고 일반적이라고 할 수 있다. 기존에는 이러한 불확실한 정보를 가지고 효과적인 의사결정을 하기 위하여 확률론을 비롯한 베이저안(Bayesian) 개념 등의 복잡한 통계적인 기법을 적용

하여 어느 정도 성과를 거두었으나, 그 자체가 가지는 또 다른 이론적인 한계와 제약 때문에 적용범위가 제한되었다.

이러한 비구조적 문제는 전략적 의사결정문제(즉, 신규시장진출, 신제품개발, 공장건설을 통한 설비투자 등), 투자대안 평가문제 등과 같이 문제해결을 위한 특정한 방법이 없고 상황에 맞춰서 최대한 정보를 입수하여 의사결정을 하여야 하는 문제를 의미한다. 이러한 문제를 해결하기 위해서는 무엇보다도 의사결정자의 날카로운 판단력이 중요함은 물론이다. 비구조적 문제가 가지는 특성은 결국 이러한 퍼지성 또는 불확실성으로 귀착이 된다. 본 연구에서는 의사결정시 이러한 퍼지성 또는 불확실성을 반영하는 효과적인 퍼지 의사결정기법에 대해서 분석하고자 한다. 결국 퍼지 의사결정기법은 비구조적 의사결정문제를 해결하기 위한 컴퓨터 응용기술이라고 말할 수 있으며 결과적으로 이러한 퍼지 의사결정기법은 비구조적 문제를 해결하기 위한 컴퓨터 응용 접근 방법을 활성화시키는 계기가 될 것이다.

이러한 퍼지성은 문제의 성격이 복잡할수록 더욱 커질 것이며 그렇게 되면 기존의 수리적인 모델링(modeling)만 가지고서는 이러한 퍼지성을 해결하기가 점점 더 어려워진다. 왜냐하면, Zadeh교수의 소위 "비양립성의 원칙(principle of incompatibility)"[23]에 의하면 시스템이 복잡해질수록, 의미있고 정확한 수리적인 모델링은 점점 더 어려워지기 때문이다. 결국 비구조적 문제에 내재되어 있는 퍼지성을 해결하기 위해서는 새로운 접근 방법인 퍼지 집합이론(fuzzy set theory)을 적용하여야 한다. 그렇다면 왜 퍼지 집합이론은 퍼지성 제거에 적합할까? 이는 대부분의 복잡한 비구조적 의사결정문제의 경우 오직 언어적 표현(linguistic terms)만 가지고도 문제상황을 충분히 기술할 수 있다는 사실에서 쉽게 알 수 있다. 그 이유로서는 복잡한 비구조적 문제저변에 깔려있는 수리적 구조를 표현하기가 어려울 뿐만 아니라 복잡한 문제상황을 일관성있게 표현하기가 또한 어렵기 때문이다. 그러나 퍼지 집합이론은 정확한 운영자(operators)와 알고리즘을 사용하여 주어진 문제상황을 언어적으로 일관성있게 기술할 수가 있다. 다시 말하면 퍼지 집합이론으로 표현하면, 주어진 복잡다단한 비구조적 의사결정문제를 적절히 표현할 수 있을 뿐만 아니라, 해당 문제의 풀이과정을 합리적이면서도 과학적으로 기술할 수가 있다는 것이다.

본 연구에서는 이와 같은 퍼지 집합이론을 이용하여 주식시장에서의 매매 타이밍 포착을 해결하는 새로운 퍼지 의사결정 방법을 소개하기로 한다. 이는 주어진 비구조적 의사결정 문제에 영향을 미치는 다양한 환경요인을 퍼지화하여 이를 의사결정 과정에 효율적으로 반영하는 좋은 실례가 될 것이다.

본 연구의 구성은 다음과 같다. 2장에서는 의사결정과 퍼지이론의 관계에 대한 전반적인 설명이 주어진다. 이 장에서는 일반적인 의사결정과정을 모형화한 다음, 이를 퍼지화하여 그 장점을 살펴본다. 3장에서는 비구조적 문제를 풀기 위해 적용되는 '지식기초 의사결정 지원시스템'(Knowledge-Based Decision Support System: KBDSS라고 약함)의 특성과 그 구조를 소개하고, 이어서 이러한 비구조적 문제를 위한 효과적인 퍼지 의사결정지원의 특성을 KBDSS와 퍼지 개념에 기초해 제시하며, 4장에서는 퍼지 의사결정을 위한 근사 추론(approximate reasoning)에 관한 간단한 review를 한다. 5장에서는 KBDSS의 구조내에서 퍼지 의사결정을 위한 새로운 개념인 '퍼지 사후조정'(Fuzzy Post Adjustment) 방법을 소개하고 이어 이를 기초로 한 K-SISS2 시스템을 제시하여 주식시장에서의 주식거래 매매 타이밍(Stock Market Timing)문제에 적용한다. 6장에서 본 연구의 결론을 맺고 향후 연구방향을 제시한다.

2. 의사결정과 퍼지이론

본론으로 들어가기 앞서서 먼저 경영과학내에서의 비구조적 문제에 대한 의사결정과정을 퍼지 이론으로 접근하는 방법에 대해서 간단하게 고찰하고자 한다. 이는 결국 본 연구에서 제시하는 퍼지 의사결정방법의 가장 기본적인 내용이 될 것이다. 임의의 비구조적 경영의사결정문제는

- 계획기간 $[t_1, t_2]$,
- 대안행위 (alternative activities)인 $A = \{A_1, A_2, \dots, A_n\}$,
- 각각의 대안행위 A_i 에 대한 결과 $O^{(i)} = \{O_1^{(i)}, O_2^{(i)}, \dots, O_m^{(i)}\}$,
- p 개의 외부 환경요인으로 이루어진 환경 $E = \{E_1, E_2, \dots, E_p\}$,
- 목표 $G = \{G_1, G_2, \dots, G_q\}$

로 표현이 가능하다. 즉, D 를 비구조적 의사결정문제라

고 할 때, $D = \langle A, O, E, G \rangle$ 로 표현이 가능하다. 이러한 문제를 풀기 위한 의사결정과정을 일반적인 의사결정의 삼단계로 표현하면, 문제를 찾고 그 특징을 확인하는 intelligence단계, 해당 문제에 대한 가능한 해를 설계하는 design단계, 그리고 설계된 해중에서 현재 상황에 가장 알맞는 해를 선택하는 choice단계로 나눌 수 있다. 결국 intelligence단계는 비구조적 의사결정문제를 위와 같은 형태로 여하히 구성하느냐로 집약할 수가 있고, design 단계는 대안의 집합인 A 집합을 구체화하는 과정이라고 말할 수 있으며, choice 단계는 대안의 집합인 A 집합을 구체화하는 과정이라고 말할 수 있으며, choice 단계는 환경 E 를 고려하여 원하는 목표 G 가 충족되는 결과 $O_i^{(i)}$ 와 관련된 대안 A_i 를 선택하는 것으로 표현할 수 있다.

이러한 비구조적 의사결정문제 D 를 퍼지화시키기 위해서 우선 대안행위, 결과, 외부환경, 그리고 목표에 대한 non-crisp set, 즉 퍼지 멤버십 함수(fuzzy membership function)를 적용하여야 한다. 퍼지화된 비구조적 의사결정문제 D 를 D^- 로 표현하면, D^- 는 다음과 같이 표현이 가능하다.

$$D^- = \langle X, Y, V, W \rangle$$

여기에서

$$\begin{aligned} X &= \{(a, \mu_X(a))\}, a \in A = \{A_i\}, \forall i \in [1, n], \\ Y &= \{Y^{(i)}\}, \\ Y^{(i)} &= \{(O_j^{(i)}, \mu_Y(O_j^{(i)}))\}, O_j^{(i)} \in O^{(i)} = \{O_1^{(i)}, O_2^{(i)}, \dots, O_m^{(i)}\}, \\ V &= \{(e, \mu_V(e))\}, e \in E = \{E_1, E_2, \dots, E_p\}, \\ W &= \{(g, \mu_W(g))\}, g \in G = \{G_1, G_2, \dots, G_q\}. \end{aligned}$$

이때 X, Y, V, W 는 퍼지 집합이다. 결국 D^- 의 퍼지성은 $\mu_X(a), \mu_Y(O_j^{(i)}), \mu_V(e), \mu_W(g)$ 등과 같은 멤버십 함수에 의해서 결정된다. 이들 멤버십 함수는 집합 $A, O^{(i)}, E, G$ 로부터 멤버십 공간 M 에 대한 사상(mapping)으로 표현될 수 있으며, 이는 $[0, 1]$ 구간의 값으로 근사화될 수가 있다.

한편, 최적의 퍼지 의사결정을 유도하기 위하여 다음과 같이 각 대안행위, 결과, 환경에 대해서 멤버십 함수가 설정되었다고 가정하자.

- ① $\mu_{1M}^{(i)} : X_i \rightarrow [0, 1], \forall i \in [1, n], \forall l \in [1, q_1]$,
- ② $\mu_{2M}^{(i, j)} : Y_j^{(i)} \rightarrow [0, 1], \forall j \in [1, m], \forall i \in [1, n], \forall l \in [1, q_2]$
- ③ $\mu_{3M}^{(k)} : V_k \rightarrow [0, 1], \forall k \in [1, p], \forall l \in [1, q_3]$,

여기에서 q_i, q_j, q_k 는 구간 $[1, q]$ 의 서브구간이다. 위 멤버십 함수는 다음과 같이 해석한다. $\mu_{1w}^{(i)}$ 는 행위 i 를 통해 목표 l 을 획득하는 멤버십의 크기를 의미하고, $\mu_{2w}^{(i, j)}$ 는 행위 i 의 결과 j 에 대한 멤버십 크기이며, $\mu_{3w}^{(k)}$ 는 외부행위 k 를 통한 목표 l 을 성취하는 멤버십 크기를 의미한다. 이들 멤버십 함수를 결합하면 다음과 같다.

$$\mu_{0-} = \min[(\mu_{1w}^{(i)}), (\mu_{2w}^{(i, j)}), (\mu_{3w}^{(k)})], \forall i, \forall j, \forall k, \forall l.$$

각 멤버십 함수를 결합하기 위하여 \min 운영자를 사용하고 있다. 이러한 운영자를 이용하여 우리는 모두 n 개의 대안행위를 다 시도해 보고, 각각의 예상결과를 얻은 다음에, 주어진 환경하에서 원하는 목표값을 산출하는 조합을 찾는 것이 가능하다. 만약 모든 목표를 성취하는 대안행위가 있으면 이것이 가능한 퍼지 의사결정 D^- 이다[7]. 반면에 최적의 퍼지 의사결정 D^{*-} 는 최소의 멤버십 값을 최대화시키는 대안행위(또는 대안행위들의 집합)를 의미한다. 즉,

$$\mu_{0-} = \max(\min \sum (\mu_{1w}^{(i)}), (\mu_{2w}^{(i, j)}), (\mu_{3w}^{(k)}), \forall i, \forall j, \forall k, \forall l).$$

결국 일반적인 비구조적 의사결정문제 D 를 퍼지화된 의사결정문제 D^- 로 변환하면 대안, 결과, 환경, 목표 등에 관한 다양한 불확실성 또는 퍼지성을 고려하게 되므로써 네가지의 효과를 기대할 수 있다. 첫째, 정의하기 어려운 개념과 모호한 자료를 무리하게 모형화하지 않아도 되고, 둘째, 불확실성을 무작위성(randomness)과 동일시하지 않아도 되며, 셋째, 주어진 문제를 수학적으로 표현할 수 없고 단지 언어적으로 밖에는 표현할 수가 없어도 이를 기술할 수가 있으며, 넷째, 부정확성과 불확실성을 통해 해당 문제에 관한 더 많은 정보를 얻을 수 있다. 특히 마지막 네번째 사항은 다음과 같은 Goguen[12]의 표현을 빌리면 더욱 명확해진다.

“표현의 부정확성은 부담이 아니라, 오히려 축복이다. 왜냐하면, 별로 노력을 들이지 않고도 충분한 정보를 얻을 수 있기 때문이다. 더욱이 모호한 표현은 기억하기가 더 쉽다는 장점이 있다. 즉, 부정확성은 더 큰 효율성을 내포하는 것이다.”

결국 주어진 의사결정문제의 기대되는 해를 “의사결정”이라고 하면, D 또는 D^- 는 목표 G 의 성취정도에 따라 “좋다”(good), “만족”(satisfactory), 또는 “최적”(optimal)이라고 말할 수가 있다. 따라서 의사결정자는 주어진 환경 E 안에서 목표 G 가 어느 정도 성취되었는

지를 파악하여, 자가가 내린 의사결정의 성공여부를 판단하여야 한다. 퍼지 의사결정하에서는 이와 같은 일련의 과정이 큰 무리없이 이루어진다.

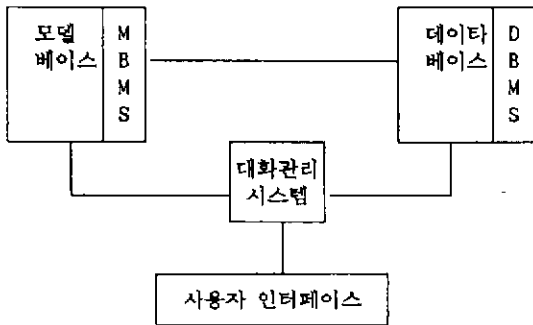
3. 비구조적 문제에 대한 효과적인 퍼지 의사결정지원

본 연구에서는 비구조적 문제의 의사결정을 위한 기본 시스템으로서 의사결정지원시스템(Decision Support System : 이하 DSS라고 약함)을 기준으로 한다. 왜냐하면 DSS는 그 성격상 의사결정, 즉 decision에 그 초점이 맞춰진 시스템이기 때문이다. 이는 기존의 경영정보시스템(Management Information System)이 주로 정보에 중점을 두고 있고, 과거의 전자자료처리(Electronic Data Processing)는 데이터에 주안을 두는 것과는 판이하게 다르다. 이는 DSS가 경영의사결정을 위한 컴퓨터기초해(computer-based solution)를 제시하는 것이기 때문이다.

기존의 DSS에서는 주로 수리적 모형에 기초한 의사결정 design단계에 치중되어 있어서 의사결정자가 어느 정도 문제에 대한 분석능력이 없으면 DSS를 효과적으로 이용하기가 어려웠다. 그러나, 최근 인공지능 기법이 경영과학 분야에, 특히 의사결정 분야에 적극적으로 이용되기 시작하면서 특정영역에 관한 지식, 즉 knowledge를 이용하여 문제를 분석하고(intelligence), 적절한 해를 도모하며(design) 또한 사용자 하여금 상황에 가장 알맞는 해를 선택하여(choice), 최적의 의사결정을 하게끔 도와주는 지식기초 DSS, 즉 KBDSS가 대두되었다. 기존의 DSS와 KBDSS의 가장 큰 차이점은 전자의 경우는 문제해결을 위해서 주로 알고리즘(algorithm)에 의존하나, 후자의 경우는 알고리즘뿐만 아니라 해당 문제영역에 관한 지식 또는 휴리스틱스(heuristics)를 이용한다는 점이다. 따라서 KBDSS는 주관적인 정보도 자연스럽게 처리할 수 있는 이점이 있다. 또한 그만큼 기존의 DSS보다 문제해결능력이 더 광범위하다고 할 수 있다. 본 연구에서는 이러한 KBDSS 틀내에서 퍼지 의사결정에 관한 언급을 하려고 한다. 왜냐하면 의사결정을 위한 가장 알맞는 구조를 가지고 있고 특히 주관적인 정보를 처리할 수 있는 여러가지 시스템적 구조를 갖추고 있기 때문이다. 따라서 퍼지 의사결정에 관한 본격적인 논의에 들어가기 앞서서 본 장에서는 이러한 KBDSS

의 구조와 그 특색을 중심으로 서술하기로 한다.

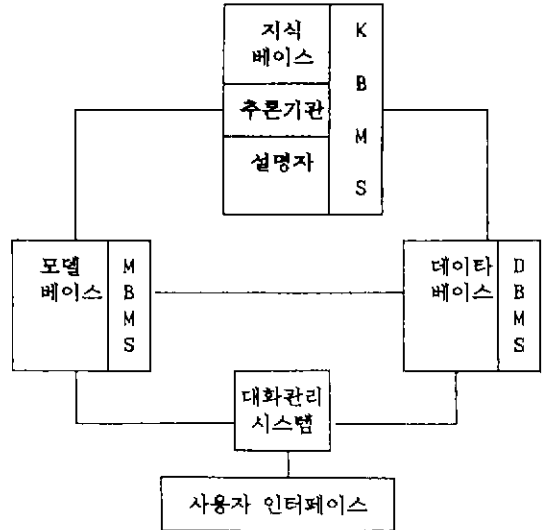
기존의 DSS는 크게 세가지 주요부분으로 구성되어 있다. 즉, 데이터를 수록하고 저장하여 필요한 데이터를 원하는 양식으로 제공하는 데이터베이스(data base: DB)가 있고 이를 사용자의 관점에서 관리하는 데이터베이스 관리시스템(data base management system: DBMS)이 있다. 한편, 문제해결에 필요한 모델을 저장하는 모델베이스(model base: MB)와 이를 사용자의 입장에서 관리하는 모델 베이스 관리시스템(model base management system: MBMS)이 있다. 마지막으로 사용자와의 원활한 정보교환을 위한 도구를 저장하고 있는 대화베이스(dialogue base)가 있는데, 이는 주로 그래프, 도큐먼트, 음성 등의 여러가지 형태의 대화방식이 저장된다. 또한 이러한 대화베이스를 관리하며 사용자와의 원활한 의사소통을 도와주는 대화관리시스템(dialogue management system)이 있다. 이를 도시하면 (그림 1)과 같다.



(그림 1) DSS의 일반적인 구조

(그림 1)에서 볼 수 있듯이 일반적인 DSS는 모델베이스내의 모델을 문제해결의 기본적인 도구로 하고 있기 때문에 주로 정량적인(quantitative) 문제해결에 유리하다. 그러나 실제로 풀어야 할 문제들은 그 정도의 차이는 있을지언정 대부분 정성적인(qualitative) 요인을 내포하고 있다. 즉, 의사결정자의 주관적인 판단이나, 심리적인 영향 등이 그것이다. 수리모형화의 최대약점이 주어진 현실을 너무 단순화시켜서 반영하여야 할 주관적인 요인을 제대로 반영하지 못한다는 사실을 염두에 둘 때 이러한 정성적인 요인을 DSS의 문제풀이과정에 효과적으로 넣을 수 있다면 기존의 DSS가 갖는 문제해결능력을 배가시킬 수가 있다. 결국 이러한 문제의식하에 제기된 것이 KBDSS이며 그 최대 특징은 정성적인

지식을 수록하고 있는 지식베이스 관리시스템(knowledge base management system: KBMS)이라고 말할 수 있다. KBDSS의 구조를 도시하면 (그림 2)와 같다.



(그림 2) KBDSS의 일반적인 구조

이러한 KBMS에는 몇가지 특징이 있다. 즉, 첫째는 추론기관(inference engine)이다. 이는 사용자가 주어진 사실, 즉 fact에 대해서 지식베이스를 검색하여 타당한 결론을 유도하는 시스템으로서 KBDSS에서 가장 중요한 기능을 수행한다고 해도 과언이 아니다. 또한 추론된 과정을 설명하는 기능을 갖춘 것이 설명자(justifier)이다. 물론 특정한 사실에 대한 what-if가능도 아울러 갖추고 있다. 결국 KBDSS는 KBMS의 역할과 MBMS의 기능이 결합되므로써 기존의 DSS보다 기능면에서 크게 강화되었고, 무엇보다도 정성적인 정보의 원활한 처리가 가능하게 되므로써 기존의 DSS보다 현실을 더 충실히 반영한 의미있는 결론을 유도할 수 있다.

한편 비구조적 문제에 대한 지식은 부정확할 뿐만 아니라 대개 부분적이거나 불충분하기 마련이다. 이러한 지식은 대부분 해당 문제의 특정국면에 관련된 개별 휴리스틱스(heuristics), 규칙 그리고 관계성의 형태로 구현되나 해당 문제 전체를 풀 수 있는 알고리즘의 형태로 연결될 만큼 구조적(structured)이지는 않다. 따라서 이러한 형태의 지식을 가지고 비구조적인 문제에 대한 의사결정지원을 하기 위해서는 다음과 같은 세가지의

가능한적인 특징을 KBDSS내에 고려하여야 한다.

(1) 자료관리: 의사결정에 사용되는 대부분의 정보는 대개 화일 또는 데이터 베이스에서 얻을 수 있다. 그러나 비구조적인 문제해결에 관련된 구체적인 자료는 대개 미리 결정할 수가 없기 때문에 문제를 푸는 과정중 그러한 자료가 필요할 때마다 해당 자료에 쉽게 접근하여 이용할 수가 있어야 한다.

(2) 모델관리: 비구조적인 문제를 풀 때 통계나 최적화 과정 등과 같이 상이한 계산과정, 즉 모델이 필요한 경우가 있다. 이렇게 상이한 계산과정의 필요성은 문제를 푸는 과정에서만 확인할 수가 있기 때문에 그러한 필요성이 대두될 때마다 신속하게 해당 모델을 찾아서 이를 수행할 수가 있어야 한다. 결국 모델관리는 이러한 계산과정에 필요한 모델을 찾아서 제공하는 역할을 한다.

(3) 추론과정 지원: 이상의 두 특징은 중요하지만 [20] 비구조적인 문제를 해결하기 위해서 의사결정자가 취하는 추론과정에 대한 충분한 지원은 못된다. 따라서 비구조적 문제를 해결하기 위한 KBDSS는 다음과 같이 추론기관을 지원하는 몇가지 특징을 갖고 있어야 한다.

- ① 부정확한 규칙과 자료를 적절히 결합함으로써 해당 문제에 대한 해를 설정한다.
- ② 적절한 자료를 이용하여 상이한 계산과정을 선택하여 사용한다. 또한 필요하다면 간단한 모델로부터 복잡한 모델을 결합한다.
- ③ 문제해결 전략과 해(solution)를 상황에 기초하여 평가한다.
- ④ 해가 어떻게(how), 왜(why) 형성되었는지에 대한 추론과정을 설명한다.
- ⑤ 사용자가 문제해결 과정에 참여할 수 있는 기능이 있어야 한다.
- ⑥ 학습과정을 통하여 과거경험으로부터 지식을 획득할 수가 있으면 KBDSS의 지식베이스는 더욱 객관적이고 합리적인 지식을 보유하게 되기 때문에 그 추론과정의 퍼지성을 줄이는 효과가 있다.
- ⑦ 전문 프로그래머가 아니라 하더라도 시스템을 사용할 수 있는 사용자 편의의(user-friendly) 유저 인터페이스(user interface).

이러한 특징들은 중요하며 또한 이를 구현하는 방법에 대한 많은 연구가 활발히 진행중이다. 특히 ⑤와 ⑥

의 특징을 충분히 고려하여 비구조적 의사결정 문제를 보다 효율적으로 해결하고 이를 효과적으로 의사결정과정에서 반영하는 방법을 소개하고자 한다.

한편 KBDSS가 갖고 있는 지식베이스는 시스템의 다양한 능력을 결정하는데 있어서 매우 중요한 요소가 된다. 이 지식베이스는 특정 문제영역에 관한 지식을 포함하고 있으며, 해당 지식은 그 문제영역의 객체(object), 객체간의 관계(relationship), 그리고 이들 객체와 관계사이의 동적역학(dynamics)을 설명하는 일련의 과정(procedures)으로 구성된다. 각 객체는 일단의 속성(attributes) 또는 설명자(descriptor)로 정의되는 바, 이는 해당 객체와 일련의 속성치(attribute values)간의 사상(mapping)을 의미한다. 어떤 속성은 이름 또는 숫자를 속성치로 갖고 있으나, 다른 속성은 보다 일반적인 값을 속성치로 갖는다. 이를 '개념(concept)'이라 하면, 본 연구에서는 이러한 개념을 설명하기 위해서 '멤버쉽 집합(membership set)을 적용한다. 어떤 개념 P의 멤버쉽 집합은 일단의 값(values)으로 구성되어 있는데, 이는 부분적으로 또는 전적으로 P를 나타내고 있다. 예를 들어, 개념 '키가 크다(Tall)'는 구간 100~200cm를 포함하는 멤버쉽 집합으로 정의될 수가 있다. 어떤 개념의 경우는 개념 그 자체가 해당 멤버쉽 집합의 유일한 원소일 때가 있는데, 이는 곧 해당 개념이 특정 이름 또는 숫자 하나만으로 표현될 때이다. 결국 이러한 경우의 멤버쉽 집합은 '단일(singleton)' 멤버쉽 집합으로 부를 수 있다.

만약 어떤 문제를 풀기 위한 객체, 관계, 그리고 과정이 지식베이스내에 직결하게 표현되어 있으면, 적절한 추론방법을 적용하여 가능한 해(feasible solutions)를 만들고, 문제의 성격을 규정하고, 아울러 의사결정자가 미처 깨닫지 못한 해나 전략을 제시함으로써 해당 의사결정자의 의사결정과정을 지원할 수가 있는 것이다.

그러면 퍼지 의사결정에 있어서 중요한 부분을 차지하는 이러한 근사추론과 관련된 기존의 연구에 대해 살펴보기로 하자.

4. 근사추론

MACSYMA[14]는 자동추론(automated reasoning)을 위해 개발된 최초의 시스템으로서 이는 수학과 심볼처리를 위해서만 개발되었기 때문에 불확실성에 대한 고려가 필요 없었다. 그러나, 여타 다른 영역의 경우는 해

당 지식과 모형에 불확실성과 부정확성이 개재되어 있어서 이를 처리하기 위한 기법을 개발하지 않고는 진정한 의미의 지능적인 시스템을 만들기가 불가능하다. 이 때문에 오늘날의 대부분의 전문가시스템에서는 여러 다양한 형태의 불확실성 처리를 위한 기법을 채택하고 있다. 따라서 이 장에서는 불확실성과 퍼지성을 처리하는 여러 근사추론 방법에 대해서 살펴보기로 한다.

4.1 불확실성을 처리하기 위한 추론방법

베이저안 방법(Bayesian Methods)

불확실성을 처리하기 위한 추론방법중에서 가장 오래되고 전통적인 방법은 베이저안 방법이다. 이 추론방법은 기본적으로 ‘가설-검증’이라는 패러다임에 기초하고 있다. 만약 ‘if E then H’라는 규칙이 있다면 이를 추론하기 위한 베이즈 규칙은 다음과 같다.

$$P(H/E) = \frac{P(E \cdot H)}{P(E)} = \frac{P(E/H) \cdot P(H)}{P(E)}$$

만약 증거 E가 서로 종속적이라면, P(E)는

$$P(E) = P(E_1) \cdot P(E_2/E_1) \cdots P(E_n/E_1, E_2, \dots, E_{n-1})$$

로 표현되고, 독립적이라면 P(E)는

$$P(E) = \prod_{i=1}^n P(E_i)$$

로 표현될 수 있다. 현재 몇몇 시스템에서는 이와 같은 베이저안 방법을 수정하여 서로 다른 증거 E_i 사이에 ‘조건부 독립’(conditional independence)을 가정한다. 그 리하여 다음과 같은 식이 성립한다.

$$P(E_1, \dots, E_n/H) = \prod P(E_i/H)$$

$$P(E_1, \dots, E_n/\bar{H}) = \prod P(E_i/\bar{H})$$

이를 이용하여 불확실성을 확률로 나타내지 않고, 다음과 같이 ‘가능성’(odds)으로 나타낼 수 있다.

$$O(H) = P(H)/P(\bar{H}) \quad \text{그리고} \quad O(H/E) = P(H/E)/P(\bar{H}/E).$$

이때 O(H)와 O(H/E)의 관계는 다음과 같다.

$$O(H/E) = \left[\prod_{i=1}^n \frac{P(E_i/H)}{P(E_i/\bar{H})} \right] \cdot O(H)$$

이러한 추론방법을 이용하면 정규화시켜야 하는 문제(problems of normalization)를 피할 수 있어서 확률의 주관적인 추정치를 사용할 수 있다. 이는 PROSPECTOR[10]나 AL/X[19]에서 사용된다.

확신요인(Certainty Factors)

확신요인(CF)은 여러 전문가시스템에서(MYCIN, EMYCIN, PUFF, SACON 등) 활용되어 그 효용이 널리 알려진 방법이다. 우선 신뢰치(MB: Measures of Belief)와 불신치(MD: Measures of Disbelief)를 이용하여 $-1 \leq CF \leq 1$ 의 CF를 각 가정에 할당한다. 이러한 측정치는 가정을 반복적으로 확인하는 과정속에서 계속적으로 수정된다. 따라서 가정속의 불확실성은 항상 CF내에 반영된다. CF의 적용과정을 보기 위해 ‘if E Then H’라는 규칙을 고려하자. MB(H, E)는 “증거 E에 기초한 가정 H에 대한 신뢰치”를 의미하고, MD(H, E)는 “증거 E에 기초한 가정 H에 대한 불신치”를 의미한다. 이러한 두 개념은 기존의 확률로 표현이 가능하다. 확률 P(H)는 H에 대한 전문가의 신뢰로 간주하고, $[1-P(H)]$ 는 H에 대한 불신치를 의미한다. 마찬가지로, P(H/E)는 증거 E에 비추어 볼 때 H가 진리일 조건부 확률을 의미한다. 이를 기초로 MB(H, E)와 MD(H, E)를 구하면 다음과 같다.

$$MB(H, E) = \frac{[1-P(H)] - [1-P(H/E)]}{1-P(H)} \quad \text{if } P(H/E) > P(H)$$

$$MD(H, E) = \frac{P(H) - P(H/E)}{P(H)} \quad \text{if } P(H/E) < P(H)$$

결국 이를 기초로 규칙 ‘if E Then H’의 CF(H, E)를 구하면

$$CF(H, E) = MB(H, E) - MD(H, E)$$

가 된다. 한편, 규칙 ‘if E1 and E2 Then H’에 대한 CF를 구하기 위해서 우선 MB(H, E1 & E2)와 MD(H, E1 & E2)를 구하면 각각 다음과 같다.

$$MB(H, E1 \& E2) = MB(H, E1) \cdot MB(H, E2) \cdot [1 - MB(H, E1)]$$

$$MD(H, E1 \& E2) = MD(H, E1) + MD(H, E2) \cdot [1 - MD(H, E1)]$$

$MB(H, E) \cdot MD(H, E) = 0$ 을 이용하면 이 규칙에 대한 CF는 다음과 같다.

$$CF(H, E1 \& E2) = CF(H, E1) + CF(H, E2) - CF(H, E1) \cdot CF(H, E2)$$

이러한 CF방법의 가장 큰 문제점은 퍼지 지식을 처리하는 메카니즘이 없다는 사실과, 방법론 자체가 너무 임의적이기 때문에 기존의 확률론보다 그 이론적 기초가 빈약하다는 점이다. 그럼에도 불구하고 방법의 간편성 때문에 아직도 널리 애용되고 있다.

Dempster-Shafer 방법

이는 불확실성이 정확하게 측정될 수 있다는 가정을 버리고, 각 명제 X는 (s, p)에 의해서 표현된다. 이때 s는 P(X)의 하방경계치이고, P는 P(¬X)의 하방경계치(즉, P(X)의 상방경계치)이다. 문제를 풀다가 증거가 점점 확보되면 이러한 구간은 새로이 변화되는 바, 증거를 결합하기 위하여 '수직적 합'(orthogonal sum)을 이용한다. 이 방법도 역시 지식베이스내의 규칙의 가정들 사이에 조건부 독립을 가정하고 있지만, 이 방법을 수정하여 이러한 조건부 독립이라는 가정을 하지 않아도 된다[7]. 그 이유는 일관성 점검기능을 두어 유도된 불확실성의 추정치를 점검하기 때문이다.

4.2 퍼지성을 처리하기 위한 추론방법

퍼지성은 불확실성과는 그 개념이 좀 다르다. 이를 위해 다음과 같은 규칙을 생각해 보자[17].

IF 소음또는 냉각현상=릴리프 벨브근처에서 두드러질 때
THEN 릴리프 벨브가 열렸음 (PW 200, NW 0.5)

여기에서 PW는 해당 if문이 발생했을 때, 그리고 NW는 발생하지 않았을 때 입력사실의 부정확성을 수정하는 가중치이다. 여기에서, 부정확성 요인 p가 또한 포함되어 있다. 확률적 이론에 기초한 추론시스템인 AL/X [19]에서는 p를 불확실성의 측정치로 해석하는 바, '두드러질 때'라는 용어가 분류화(categorical)되어 있다고 가정하고 있다. 그러나 이러한 규칙을 실제로 적용한다고 가정하면 몇가지 문제가 발생한다. if부분은 기술자에 의해서 수동으로 또는 센서에 의해서 자동으로 입력이 가능하다. 뿐만 아니라 p값 또한 계산되어질 수 있다. 이 경우, p는 사건의 불확실성보다는 퍼지성을 의미하는 것이라고 말할 수 있다. 즉, p는 '두드러질 때'라는 퍼지 용어에 대한 멤버십 값으로서 해당 멤버십 집합내에서 관측된 소음정도에 상응하는 값이다. 사실 이 규칙의 경우 불확실성은 전혀 개제되어 있지 않다.

퍼지 추론에 관한 대부분의 문헌은 퍼지 로직[21]에 기초하고 있다. 퍼지 로직은 종래의 이원 로직(binary logic)과는 판이하게 다르다. 자연어와 문제영역 지식은 퍼지하다. 따라서, 개념을 구성하는 몇몇 요소는 이원 멤버십 값을 갖지 않고 오히려 구간 [0, 1]에서의 가능성 분포 Π_x 에 의해서 특징지어진다. 그러므로 X를 전체 집합(universe) U에 속하는 변수, A를 퍼지집합이라고

할 때, $p = \{X \text{는 } A \text{이다}\}$ 라는 퍼지 명제는 다음과 같은 가능성 분포에 의하여 표현될 수 있다.

$$\Pi_x = \text{Poss}\{X=u/X \text{는 } A \text{이다}\} = \mu_A(u), \forall u \in U.$$

$\mu_A(x)$ 는 A에 대한 멤버십 함수이다. 즉, $\mu_A(x)$ 는 퍼지집합 A에서의 x의 멤버십 값이다. 이와 같은 명제속에 포함되어 있는 퍼지성을 처리하기 위한 퍼지추론 과정은 먼저 자연어로 표현된 규칙과 사실중에서 객체가 되는 주목변수(focal variables)를 퍼지화[25]하고, 이에 대한 가능성 분포(possibility distribution)[24]를 유도하는 것이 첫번째 작업이 될 것이다. 그 다음 몇가지 추론 규칙을 적용하여 새로운 가능성 분포를 유도한 다음 이를 언어근사(linguistic approximation)시키므로써 퍼지 추론이 가능하게 된다. 결국 이와 같은 퍼지명제는 주목변수를 중심으로 가능성 분포로의 전환이 가능하다. 그 다음 사영원리(projection principle: Max연산)와 결합원리(conjunction principle: Min연산)가 혼합된 추론의 복합규칙(compositional rule of inference)[24]을 적용하여 퍼지 추론을 수행한다. 결국 추론의 복합규칙을 적용하여 우리는 일반화된 연역추론(modus ponens) 규칙을 얻을 수가 있다. 이에 대한 자세한 내용은 Zadeh교수의 논문[24]을 참조하기 바란다.

퍼지성과 불확실성이 동시에 존재하고 있는 경우에는 다음과 같은 방법으로 불확실성을 퍼지 프레임워크에 포함시킬 수 있다. 즉, R^n 을 유클리디안 n-공간이라 하고, Σ 를 R^n 내의 Borel σ -필드, P를 R^n 에 대한 확률값이라고 하면 (R^n, Σ, P)로 규정되는 확률공간에서 퍼지사상 $A \in \Sigma$ 의 확률은 다음과 같이 주어진다[22].

$$P(A) = \int_{R^n} \mu_A(x)p(x)dx = E(\mu_A)$$

여기에서 p(x)는 퍼지사상 A의 확률분포함수이다. 그러나, 일반적으로 퍼지로직을 부정확한 추론(imprecise reasoning)에 직접적으로 적용하기에는 몇가지 문제점이 있다. 첫째는 불확실성과 퍼지성은 서로 다르게 측정되어야 하고 서로 다르게 다루어져야 함에도 불구하고 많은 학자들이 이 둘을 서로 연관시켜 처리하며 퍼지성을 약한 형태의 불확실성으로 처리하고 있다[15]. 사실 어떤 경우에는 퍼지성과 불확실성은 기능적으로 연관되어 있음은 사실이다[9]. 즉,

$$P_A(s_i) = \sum_{j=1}^n (1/j) (\mu_A(s_j) - \mu_A(s_{j+1})).$$

여기에서 A 는 결과 s_1, \dots, s_n 을 갖는 사상이고 결과에 대한 퍼지 멤버십 값은 $\mu_A(s_i) \geq \mu_A(s_{i+1})$ 와 같이 모든 i 에 대해서 순서화되어 있다. 또한 $\mu_A(s_i)$ 는 다음과 같이 표현된다.

$$\mu_A(s_i) = \sum_{j=1}^n \min(P_A(s_j), P_A(s_i)).$$

따라서 이 식은 결국 $P_A(s_i) \leq \mu_A(s_i), \forall i$ 임을 의미한다.

둘째로는 퍼지로지치를 직접적으로 적용한다고 해도 관계식내의 퍼지연산자로부터 유래되는 퍼지성은 나타나기가 어렵다. 그럼에도 불구하고 퍼지성을 다루기 위한 퍼지이론은 부정확한 지식표현과 추론을 위한 중요한 기초가 된다.

5. K-SISS2 : 퍼지 사후조정 기법을 이용한 주식거래 타이밍 지원시스템

5.1 배경

최근 의사결정을 위한 지식기초 접근방법(knowledge-based approaches)이 활발하게 이뤄지고 있다. 특히 계량경영(OR: Operations Research) 및 경영과학(MS: Management Science)분야에서 이러한 지식기초 접근방법이 활발히 개발되고 적용되고 있다. 이러한 지식기초 접근방법은 3장에서 서술한 기초지식 DSS 즉, KBDSS의 틀내에서 설명이 가능하다. 이러한 KBDSS는 일반적으로 잘 알려진 전문가시스템(expert system)보다는 DDS 틀내에서의 확장된 개념을 갖고 있다고 간주할 수 있다. KBDSS내에서 사용되는 대상문제에 관한 지식은, 종래의 DSS내에서 활용되었던 알고리즘과 같이 문제를 해결하는데 있어 매우 중요한 역할을 담당한다. 그러나 해당 문제영역에 관한 모든 요인이 이러한 지식베이스내에 다 반영되기에는 시간적 그리고 지식표현 기술상으로 문제가 많다. 특히 주식시장과 같이 변화가 많은 의사결정환경하에서는 KBDSS가 현실을 반영하는 결론을 제시하기가 어렵다. 그 이유로서는 경제, 정치, 국제정치 및 경제여건 변화가 종합적으로 지식베이스내에 수록되어야 하는 바 실제적으로 보면 이러한 방대한 지식베이스를 유지하기란 여간 어려운 일이 아니며 경제적으로 볼 때에도 무의미한 경우가 많기 때문이다. 그렇다고 이러한 외부환경요인에 대한 고려가 없이는 현실을 반영하는 결론을 유도하기가 불가능하다. 이러한 이유 때문에 기존의 전문가시스템은 해당문제영역에서 조

금만 벗어나는 사실이 입력되면(실제로는 이러한 상황이 종종 발생된다) 전혀 엉뚱한 결과가 나오든지 또는 아예 작동을 멈추는 경우가 많다. 본 연구에서는 이러한 문제를 해결하기 위하여 외부환경요인에 대한 퍼지평가를 하여 그 결과를 지식기초해(knowledge-based solution)에 사후적으로 반영함으로써 효과적인 주식투자 전략을 유도하는 방법론을 제시하기로 한다.

이러한 기존의 전문가시스템 또는 KBDSS의 문제를 해결하기 위한 한가지 방편으로 많은 인공지능 학자들에 의해서 퍼지 전문가시스템(fuzzy expert systems)이 주요 관심대상으로 떠오르고 있다[4, 5, 25]. 퍼지 전문가시스템에서는 퍼지 정보를 담고 있는 지식베이스를 설계하든지[4] 또는 퍼지성과 부정확성을 다룰 수 있는 추론기관을 설계하려는[5] 노력을 기울이고 있다. 그러나 이러한 연구방향은 지식을 표현하고 이를 지식베이스내에 구현하고자 할 때 그 복잡성으로 말미암아 많은 노력이 경주되어야 한다. 그러므로 본 연구에서는 기존의 전문가시스템의 지식베이스 형태를 그대로 이용하면서 이러한 지식베이스에 퍼지성과 부정확성을 초래하는 여러 요인의 영향을 퍼지 평가(fuzzy evaluation)함으로써 결과적으로 지식베이스에 의해 추론된 결과를 퍼지 값에 의해 사후조정하는 방법론을 제시한다.

본 연구에서는 이러한 퍼지 사후조정에 의한 메카니즘을 실제로 증시상황에 적용하기 위하여 이미 발표된 K-SISS(Knowledge-based Stock Investment Support System)[1]를 확장한 K-SISS2를 Pascal로 IBM-PC/AT에 구현하였다. 이 K-SISS2는 기존의 K-SISS와는 달리 퍼지이론을 이용하여 근사추론이 가능하게끔 설계되었으며 특히 퍼지 사후조정기법을 이용하여 퍼지 전문가시스템과 같은 효과를 갖도록 하였다. 또한 주식시장의 외부환경요인이 주가에 대해서 미치는 복합적인 영향을 체계적으로 반영되도록 하였다.

5.2 주식시장 매매시점 포착문제

본 연구에서는 퍼지 의사결정의 한 예로서 주식시장에서 주식을 사고(buy) 파는(sell) 시점을 결정하는 문제를 다루고자 한다. 영어로는 SMART(Stock Market Timing)라고 약하여 부르기로 한다. 결국 SMART의 목표는 주식거래를 통해 이익을 극대화하고자 하는데 있다. 주가가 상승할 때에는 투자자의 입장에서 언제 매도시점을 잡아야 하는가가 관심사가 된다. 이때 가장 바람

직하기는 주가가 하강폭선을 그리기 시작할 때에 파는 것이 (단기적으로) 가장 바람직하다고 하겠다. 반대로 주가가 하락할 때에는 주가가 다시 상승하는 시점에서 주식을 살 때가 (단기적으로) 가장 바람직할 것이다. 결국 SMART문제는 언제 주식을 사고 파느냐 하는 문제이며 이를 해결하기 위하여 주식시장의 동태를 항상 면밀하게 분석하여야 한다. 본 연구에서는 4가지 형태의 SMART전략을 고려하였다. 즉, 매수(Buy), 매도(Sell), 유지(Hold), 관망(Wait)이다. 유지는 현재의 보유주식을 그대로 유지하는 전략을 의미하고, 관망은 매수를 하기 위해 매수시점 포착을 기다리는 것을 의미한다. 사실, 유지전략을 SMART전략에 추가하므로써 성급한 투자행태를 지양하는 효과가 있다. SMART문제는 그 문제풀이 형태를 복잡하게 만드는 몇가지 특성을 갖고 있다. 첫째는, 주식시장에서 떠도는 대부분의 정보 또는 소문은 해당 상장기업이 공식입장을 표명하기 전까지는 확인하기가 어렵다. 따라서 이러한 불확실한 정보가 주식투자 행위를 왜곡시킬 우려가 있다. 둘째는, 이러한 정보를 해석하는 투자자의 관점이 서로 다르기 때문에 정확한 정보해석이 어렵다. 셋째는, 주가 움직임에 영향을 미치는 국내외적인 요인의 영향을 측정하기가 어렵다는 것이다. 이는 그러한 요인이 갖고 있는 추계적인(stochastic properties) 특징에 기인한다. 이러한 부정확성과 불완전성 때문에 퍼지 이론에 기초한 근사추정이 필요하다[25].

5.3 지식기초 결론(Knowledge-Based Solution)

본 연구에서는 두개의 지식원천으로부터 지식베이스를 구성하여 운영하고자 한다. 즉, 하나는 전문가의 전문지식(human expertise)이고, 또 다른 하나는 컴퓨터에 의한 기계지식(machine knowledge)이다. 전문가의 전문지식은 시간이 오래 경과함에 따라 전문가 자신이 체험을 통해 얻은 지식으로써 그 신빙성이 높다고 말할 수 있다. 그러나 이는 해당 전문가마다 다를 수가 있고(특히 관점의 차이에 의해서 다를 수 있는 여자가 많다) 아울러 IF-THEN 규칙과 같은 규범적인 지식의 형태로 정리하기가 매우 어렵다. 이러한 지식표현의 어려움 때문에 이를 Fegembaun Dilemma라고 하며 전문가시스템 개발에 있어서 가장 큰 난관으로 알려져 있다[3].

한편, 귀납적 학습전략[16, 18]을 주가자료에 적용하므로써 컴퓨터에 의한 기계지식을 확보할 수가 있는데,

특히 이러한 기계지식은 전문가지식과 비교해 볼 때 모호성이 상대적으로 작다. 이는 매우 중요한 특징이 되는 바 그 근거로서는 첫째, 정보이론에 의한 지식추출 기법을 사용하기 때문이다. 이는 기존의 자료에 숨어있는 일관성을 찾아내는 매우 효과적인 방법으로서 그 유효성이 여러 분야에서 입증된 바 있다. 둘째는, 과거자료에 의존하여 지식을 추출하는 것이기 때문에 매우 현실 반영적이라는 것이다. 결국 전문가의 지식과 기계지식을 결합하면 객관적이면서도 상황변화에 적용할 수 있는 효과적인 지식베이스를 구성할 수 있는 가능성이 있다. Braun과 Chandler[8]는 사례학습(learning from example)에 의거하여 SMART문제와 비슷한 주식시장 예측 문제를 분석하였다. 그러나 이들은 단지 기계지식만을 고려하였고 전문가지식과의 결합을 통한 상승효과를 고려하지 않았다.

본 연구에서는 기계지식을 만들기 위하여 다섯개의 기술적 지표(이는 주가자료를 이용하여 만든 주식시장 통계지표이다. 주로 주가의 향후 움직임을 분석하는데 이용된다)를 사용하였다. 즉, SONA 차트, 가격이격률, 가격-거래량 복합지표, 심리도, 그리고 거래량 이격률이다. 본 연구의 주제는 퍼지 의사결정문제에 국한되어 있으므로 이들 지표식에 대한 자세한 언급은 여기에서는 생략하기로 하고 관심있는 독자는 필자의 논문[2]을 참조하기 바란다. 전문가지식은 성과가 좋은 전문 펀드 매니저로부터 수집하여 IF-THEN 규칙의 형태로 만들고 이를 기계지식과 결합하여 K-SISS2의 지식베이스를 구성하였다.

5.4 환경요인 및 퍼지화

본 연구에서 고려하는 외부환경요인은 분석의 편의를 위해서 4가지로 국한하였다. 즉, 경기전망, 주식수급상황, 주식시장 자금상황, 그리고 주식시장 채로 등이 그것이다. 경기전망(economic prospects)은 미래에 있어서의 경제상황에 대한 예측으로서 이는 수출, 국민총생산 규모, 인플레이 등의 복합적인 요인에 의해서 결정된다. 주식수급상황(stock supply and demand)은 주식시장내의 주식에 대한 수요와 공급을 의미하는 것으로서 상장법인의 증자를 통한 신주발행, 등락, 기관투자자의 매수 또는 매도 행위가 이에 포함된다. 주식시장 자금상황(amount of funds affording to buy stocks)은 채권수익률, call금리, 고액예탁금, 그리고 정부의 통화정책 등에 의

해서 결정된다. 주식시장 재료(conditions favorable or unfavorable to market)는 국내외적인 정치상황과 뉴스 등이며 이는 주가전체의 움직임에 영향을 줄 수 있는 영향력을 갖고 있다.

위와 같은 4가지 환경요인의 주가에 대한 영향을 분석하기 위하여 본 연구에서는 2단계 퍼지화(fuzzification) 방법을 사용하였다. 첫번째 단계로서는 4가지 요인에 대한 전문가의 의견을 멤버쉽 함수(MF) 형태로 표현하는 것이다. 각각의 MF는 “좋다(good)”와 “나쁘다(bad)”의 두가지 기본적인 언어변수(linguistic variable)에 기초하고 있다. 이에 대한 퍼지 수정자(fuzzy modifier)는 “매우(very)”와 “아님(not)”이다. 따라서 각각의 MF에서 사용되는 언어변수는 “매우 좋음(very good)”, “좋지 않음(not good)” 또는 “나쁘지 않음(not bad)”, “나쁨(bad)”, 그리고 “매우 나쁨(very bad)”이다. 이에 따라 전문가의 의견은 다섯가지의 정수 값으로 표현될 수 있다. 즉, 0은 “매우 나쁨”, 1은 “나쁨”, 2는 “나쁘지 않음”, 3은 “좋음”, 마지막으로 4는 “매우 좋음”으로 표시될 수 있다. 본 연구에서는 각 요인의 MF를 구할 때, “가장 좋음” MF에서 “가장 나쁨” MF를 빼서 결정하였다. 이 결과 해당 멤버쉽 값(Membership Value: 이하 MV라고 약함)은 -1에서 1까지의 값을 갖게 되며 이는 또한 마이너스 값을 가지면 “나쁨”으로 해석을 할 수 있고, 플러스 값을 가지면 “좋음”으로 해석을 할 수 있는 장점이 있다. 두번째 퍼지화 단계에서는 각각의 요인에 대한 의사결정자의 판단을 해당 MF에 입력하여 이를 통합함으로써 결과적으로 이들 요인이 주식시장에 미치는 영향을 종합적으로 판단한다. 이러한 종합적인 판단은 이미 구한 지식기초해에 반영하여 해당 지식기초해를 수정하는 근거로 삼는다. 이와 같이 전문가의 의견이 담긴 MF에 의사결정자의 의견을 반영하는 이유는 두가지로 살펴볼 수 있다. 첫째는, 전문가의 의견에 지나치게 치중하는 나머지 해당결론이 의사결정자의 취향을 전혀 무시하는 결론이 되지 않게끔 조정하는 역할을 한다. 이렇게 함으로써 전문가의 의견과 의사결정자의 의견이 서로 조화를 이루는 결론이 유도되는 효과를 기대할 수가 있다. 둘째는, 주식투자를 하는 당사자인 의사결정자의 투자성향을 반영하기 위해서는 본 연구에서처럼 전문가는 적절한 MF를 설정하고 의사결정자는 자기의견을 이 MF에 반영함으로써 결과적으로 의사결정자는 자기의견을 전문가에 의해서 조정

받는 결과가 된다. 이는 현실적으로 매우 중요한 의미를 갖는다.

그러면 각 요인에 대한 MF를 구성하자.

① 경기전망: 이 요인에 대한 전문가의 판단은 한국 경제가 당분간 수입이 수출을 초과하는 무역역조현상을 개선하기 어렵다는데 의견이 모아진다. 더욱이 생산성에 비추어서 단기적으로 지나치게 상승한 임금 때문에 모든 산업이 가격경쟁력을 크게 상실한 상태이기 때문에 이를 과감한 기술개발 투자로 극복하지 않는 한 다시 고도성장의 길로 들어서는 현실적으로 기대난망이라는 점에 의견일치를 보이고 있다. 따라서 경기전망에 관한 MF는 “나쁨”쪽으로 기울어지는 형태를 가질 수밖에 없다. 이에 따라 경기전망에 관한 MF는 다음과 같이 결정되었다.

$$\mu_A(x) = \begin{cases} -2 + 0.75x, & x \geq 2 \\ -1 + 0.25x, & x < 2 \end{cases}$$

여기에서 A는 경기전망을 나타내는 퍼지사상이고 x는 의사결정자의 의견이다.

② 주식수급상황: 최근의 증시동향은 되도록이면 공급물량을 줄이는 쪽으로 정책이 수행되고 있으므로 증시수급동향은 낙관적인 쪽으로 기울어지고 있다. 따라서 B를 증시수급동향을 나타내는 퍼지사상이라고 하면, 증시 주식수급상황에 관한 MF는 다음과 같다.

$$\mu_B(x) = \begin{cases} 0.25x, & x \geq 2 \\ -1 + 0.75x, & x < 2 \end{cases}$$

③ 주식시장 자금상황: 증시의 자금상황은 진축을 면치 못할 것이라는 것이 지배적이다. 이는 현재의 증시여건이 안 좋아서 고객예탁금의 규모가 상대적으로 작아도 기인하지만 무엇보다도 정부의 통화진축 기조가 상당기간 계속되리라는 전망 때문이다. 따라서 C를 주식시장의 자금상황을 나타내는 퍼지사상이라고 하면 증시 자금상황의 MF는 다음과 같다.

$$\mu_C(x) = \begin{cases} -1.33 + 0.58x, & x \geq 1 \\ -1 + 0.25x, & x < 1 \end{cases}$$

④ 증시재료: 전체적으로 보아 증시전체를 좌지우지할 만한 재료는 현재로서는 없다는 것이 증론이다. 따라서 D를 증시재료를 나타내는 퍼지사상이라고 하면 이에 대한 MF는 다음과 같다.

$$\mu_B(x) = -1 + 0.5x, \quad \forall x.$$

각각의 MF에 대해서 의사결정자가 자기의 의견을 입력하면 적당한 MV가 산출된다. 이렇게 산출된 4개의 MV는 단일 복합MF(Composite Fuzzy Membership Value: 이하 CFMV로 약함)를 산출하기 위하여 통합시켜야 하는 바 이를 위해서 각각의 MV에 적당한 가중치를 부여하여야 한다. 본 연구에서는 균등한 가중치를 부여하였다.

5.5 퍼지 사후조정 매카니즘

퍼지 사후조정(FPA: Fuzzy Post-Adjustment)은 4개의 환경요인에 대한 CFMV의 크기에 의해서 결정된다. 이미 언급한 바와 같이 각 요인의 MF는 good MF에서 bad MF를 뺀 것이기 때문에 그 값이 -1에서 1 사이의 값으로 결정된다. 본 연구에서는 CFMV를 세구간으로 나누어 [-1.0, -0.3]을 '비관적인(pessimistic)' 구간으로, [-0.3, 0.3]을 '중립적인(neutral)' 구간으로, [0.3, 1.0]을 '낙관적인(optimistic)' 구간으로 나누었다. 이에 따라 FPA규칙을 다음과 같이 세가지로 규정하였다.

① 만약 CFMV가 비관적인 구간에 속하면, 다음과 같이 지식기초 SMART규칙을 수정한다.

- 매도전략 ⇒ 매도전략
- 매수전략 ⇒ 관망전략
- 유지전략 ⇒ 매도전략
- 관망전략 ⇒ 관망전략

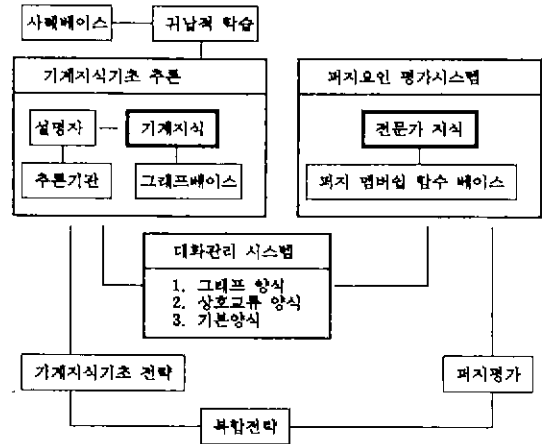
② 만약 CFMV가 낙관적인 구간에 속하면, 다음과 같이 지식기초 SMART규칙을 수정한다.

- 매도전략 ⇒ 유지전략
- 매수전략 ⇒ 매수전략
- 유지전략 ⇒ 유지전략
- 관망전략 ⇒ 매수전략

③ 만약 CFMV가 중립구간에 속하면 지식기초 SMART전략을 그대로 받아들인다.

이와 같이 FPA에 의하여 얻어지는 SMART전략은 단순한 지식기초 SMART전략보다 더 현실적인 전략이 되므로 주식시장과 같이 많은 환경요인이 존재하는 의사결정환경에서 효과적이다. 이상의 K-SISS2 시스템의 문제해결 과정을 도시하면 (그림 3)과 같다.

이 같은 FPA는 상황변화에 따라 각 구간의 범위를



(그림 3) K-SISS2의 문제해결 과정

조정하므로써 보다 효과적인 퍼지 의사결정 기법이 될 것이다. 예를 들어 환경여건이 좋아지면 낙관적인 구간을 크게 늘리고 비관적인 구간을 줄일 수 있다. 또한 의사결정자의 투자성향에 따라 각 구간의 범위를 조정하여 이를 의사결정과정에 반영할 수 있다.

5.6 실험

이와 같은 퍼지 사후조정 매카니즘을 실제 증시상황에 적용하기 위하여 본 연구에서는 1987년 1월에서부터 1989년 12월까지의 주가 및 거래량 주간자료를 수집하였다. 이 기간동안의 사례는 학습을 위한 것으로서 기계지식은 이 기간동안의 주간자료로부터 귀납적 학습방법을 적용하여 도출하였다. 전체 72개의 시험용 주간자료가 수집되었고 이는 1990년 2월 13일부터 1991년 7월 30일까지의 주간자료이다. 이중 36개의 사례는 시스템에 의해서 새로운 사례로 인식되었고, 나머지 36개의 사례에 대한 K-SISS2의 인식결과는 <표 1>에 나타나 있다.

<표 1> K-SISS2의 실험결과

정확히 인식	24개(67%)	상승국면일 때	11개 (69%)
		하강국면일 때	13개 (65%)
부정확히 인식	12개 (33%)	완전히 틀림	4개 (11%)
		중간정도 틀림	5개 (14%)
		약간 틀림	3개 (8%)

정확히 인식하였으나 아니냐는 K-SISS2에서 유도된 주가에측이 1주일 뒤의 실제상황과 일치하면 정확, 그렇지

지 않으면 부정확하다고 판단하였다. 왜냐하면 K-SISS2의 결과는 1주일 뒤의 주가변동을 예측하여 제시된 결과이기 때문이다. 이렇게 보면 정확히 인식한 비율 67%는 의미있는 숫자이다. 왜냐하면 Braun-Chandler(1987)에 의하면 가장 성과가 좋은 SMART전문가도 인 평균 64~65% 정도의 정확도밖에는 갖지 못한다고 보고하였기 때문이다. <표 1>에서 약간 틀린 경우란 실제주가 예측은 틀렸지만 FPA에 의한 SMART전략은 의미있게 나온 경우이다. 따라서 이 경우도 현실적으로는 의미있는 SMART전략이 되기 때문에 이를 포함하면 K-SISS2의 인식도는 75%에 달한다고 말할 수 있다.

의사결정자는 앞서 언급하였던 5개의 기술적 지표에 대해 자기의 의견을 입력한다. 이때 그는 '매도', '매수', 그리고 '관망' 셋중에 하나의 값을 입력하게끔 설계되어 있다. 의사결정자가 각 지표의 현황을 이해하기 쉽게끔 도와주기 위하여 K-SISS2에서는 각 지표별로 그래프를 제시한다. 또한 의사결정자가 일정시점의 지표값을 정확히 알기 위하여 scanning기능을 주어 지표값을 정확히 이해하게끔 지원하였다. 이들 다섯가지의 지표에 대한 해석은 의사결정자의 투자성향에 따라 달라지지만 가장 일반적인 상황을 고려하여 <표 2>와 같이 각 지표에 대한 기준을 정하였다.

FPA방향은 '강화'(reinforcing), '자극'(excitatory), '억제'(inhibitory) 등 세가지로 이루어져 있다. 강화 FPA는 지식기초 SMART전략이 FPA기초 SMART전략과 일치할 때를 의미한다. 자극 FPA는 지식기초 SMART전략

<표 2> 기술적 지표 해석기준

입력	SONA	가 격 이격률	가격거래량 복합지표	거래량 이격률	심리도
매수	-1미만	97미만	40미만	80미만	40미만
관망	-1이상 1이하	97이상 102이하	40이상 60이하	80이상 120이하	40이상 60이하
매도	1이상	102이상	60이상	120이상	60이상

이 공격적으로 변할 때를 의미한다. 한편 억제 FPA는 지식기초 SMART전략이 방어적일 때를 의미한다. 의사결정자는 자기의 투자성향에(즉, 공격적 또는 방어적) 따라서 폐지요인을 평가하기 때문에 이미 언급하였던 4가지 환경요인에 대한 폐지평가는 각 의사결정자마다 다를 수가 있다. 이는 곧 다양한 FPA형태가 나올 수 있음을 의미한다. <표 3>에는 10개의 시험사례에 대해서 다양한 FPA형태를 보여주고 있다. 별표(*)는 K-SISS2의 추론기관이 물어보지 않고 그대로 넘어간 부분으로서 이는 여기에 사용된 기계지식이 간략화된 형태로 표현되어 있기 때문에 가능한 것이다. 그리고 고딕체로 된 열은 K-SISS2가 제시한 결과이다.

6. 결 론

본 연구에서는 폐지 의사결정에 관한 몇가지 논점에 대해서 서술하였다. 의사결정은 경영과학분야에서는 메

<표 3> K-SISS2의 실제추론결과

지식기초 추론결과						환경요인에 대한 폐지 평가					FPA 방향	FPA 기초 전략	실제 주가 추이
SONA	가 격 이격률	가격-이격률 복합지표	거래량 이격률	심리도	전략	경기	수급	자금	재료	복합MV			
매수	관망	관망	관망	매수	관망	1	1	1	1	-.56	강화	관망	약보합
관망	관망	관망	매도	매수	관망	1	3	3	2	.102	강화	관망	약세
매수	관망	관망	관망	관망	매수	2	2	3	3	.227	강화	매수	강보합
매도	매도	*	*	*	매도	1	2	1	2	-.23	강화	매도	약세
관망	관망	매도	관망	관망	관망	2	0	1	1	-.68	강화	관망	약세
매수	매수	매수	매수	매수	매수	1	1	0	1	-.62	억제	관망	강보합
매도	매도	*	*	*	매도	0	3	3	2	.040	강화	매도	약세
관망	매수	매수	매수	매수	매수	1	2	1	1	-.37	강화	관망	강보합
매도	매도	매도	관망	관망	매도	3	3	3	2	.352	자극	유지	강세
관망	관망	관망	매도	관망	유지	2	1	1	2	-.37	억제	매도	약보합

우 중요시 되는 것으로서 사실 의사결정이 수반되지 않는 분야는 없다고 해도 과언이 아닐 것이다. 그러나 이러한 의사결정에 수반되는 정보나 자료는 모두가 부정확성을 띠고 있고, 실제로 그러한 자료나 정보를 가지고 의사결정을 할 때에는 그러한 부정확성을 충분히 반영하지 않으면 그 효율성이 급격히 떨어지고 마는 것이다. 문제는 여하히 그러한 부정확성을 제거하느냐에 있다. 종전에는 주로 이러한 문제를 해결하기 위하여 확률이론에만 의존하여 왔으나 이것만 가지고서는 의사결정의 모호성을 완전히 반영할 수가 없었다. 그러나 퍼지이론이 도입된 뒤에는 정보나 자료에 수반되는 모호성과 부정확성을 효과적으로 처리할 수 있는 길이 열렸다. 본 연구에서는 주식시장과 같이 의사결정환경이 매우 복잡하고 많은 부정확성과 모호성이 개재되어 있는 환경속에서 효과적인 의사결정을 위한 퍼지 사후조정기법을 제시하였고 그에 따른 원형모델인 K-SISS의 실험결과를 분석하였다. 이와 같은 퍼지 사후조정기법은 전문가 시스템 또는 지식기초 의사결정 지원시스템(knowledge-based decision support system)의 구조안에서 효과적으로 이용될 수 있음이 증명되었다.

참 고 문 헌

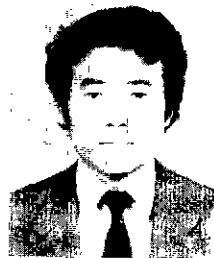
1. 이진창, "인공지능을 이용한 주식투자전략: 매도 및 매수시점 결정", 경영과학, 제6권 제1호, 1989년 6월(a), pp. 71~84.
2. 이진창, "Applying Machine Learning to Building Stock Market Strategy", Proceedings of World Conference on Information Processing & Data Communication, Seoul(Korea). 1989(b), pp. 39~43.
3. 이진창, "Design Principles for Expert Systems to Solve Unstructured Decision Problems: A Stock Market Timing Case", Working Paper, KGU-MIS-91-02, Department of Management Information Systems, Kyonggi University, 1991.
4. Anderson, J., W. Bandler, L. J. Kohout, C. Trayner, "The Design of a Fuzzy Medical Expert Systems," in: M. M. Gupta, et al. (Eds.), *Approximate Reasoning in Expert Systems*, North-Holland, 1985, pp. 689~703.
5. Appelbaum, L., E. H. Ruspini, "ARIES: An

Approximate Reasoning Inference Engine," in: M. M. Gupta, et al.(Eds.), *Approximate Reasoning in Expert Systems*, North-Holland, 1985, pp. 745~765.

6. Basu, A. and A. Dutta, "Computer Based Support of Reasoning Activities for Decision Support in the Presence of Fuzziness," *Decision Support Systems*, Vol. 2, No. 3, 1986, pp. 235~256.
7. Bellman, R. E. and L. A. Zadeh, "Decision making in a Fuzzy Environment," *Management Science*, Vol. 17, No. 3, 1970, pp. 141~163.
8. Braun, H. and J. S. Chandler, "Predicting Stock Market Behavior through Rule Induction: An Application of the Learning-From-Example Approach," *Decision Sciences*, Vol. 18, 1987, pp. 415~429.
9. Dubois, D. and H. Prade, "On Several Representations of an Uncertain Body of Evidence," in: M. M. Gupta and S. Sanchez (Eds.), *Fuzzy Information and Decision Processes*, North-Holland, Amsterdam, 1982, pp. 167~181.
10. Duda, R., P. Hart and N. Nilson, "Subjective Bayesian Methods for Rule-Based Inference Systems," *Proceedings of National Computer Conference*, 45 AFIPS, 1976, pp. 1075~1082.
11. Dutta, A., "Reasoning with Imprecise Knowledge in Expert Systems," *Information Science*, Vol. 37, No. 1, 1985, pp. 3~24.
12. Goguen, J. A., "On Fuzzy Robot Planning," Memo No. 1 on Artificial Intelligence, University of California, Los Angeles, 1974.
13. Keen, P. G. W. and M. Scott-Morton, *Decision Support Systems: An Organizational Perspective*, Addison-Wesley, NY, 1979.
14. MACSYMA Reference Manual, Unnumbered Report(Lab. of Computer Science, MIT, Cambridge, MA), 1974.

15. Prade, H., "A Computational Approach to Approximate and Plausible Reasoning with Applications to Expert Systems," IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol. PAMI-7, No. 3, 1985. pp. 260~283.
16. Quinlan, J. R., "Discovering Rules from Large Collections of Examples: A Case Study," in: D. Michie(Ed.), Expert Systems in the Micro Electronic Age, Edinburgh, Scotland: Edinburgh University Press, 1979.
17. Quinlan, J. R., "INFERNO: A Cautious Approach to Uncertain Inference," Technical Note N-1898-RC(Rand Corp.), Santa Monica, CA, 1982.
18. Quinlan, J. R., "Induction of Decision Trees," Machine Learning, Vol. 1, 1986, pp. 81~106.
19. Reiter, J. E., AL/X: An Inference System for Probabilistic Reasoning, M. S. Thesis, Computer Science Dept., University of Illinois, Urbana-Champaign, 1981.
20. Sprague, R. H. Jr. and E. D. Carlson. Building Effective Decision Support Systems, Addison-Wesley, 1982.
21. Zadeh, L. A., "Fuzzy Sets," Information and Control, Vol. 8, 1965. pp. 338~353.
22. Zadeh, L. A., "Probability Measure of Fuzzy Events," Journal of Mathematical Analysis and Applications, Vol. 23, 1968, pp. 421~427.
23. Zadeh, L. A., "Outline of a New Approach to the Analysis of Complex Systems and Decision Processes," IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics. Vol. SMC-3, 1973.
24. Zadeh, L. A.. "A Theory of Approximate Reasoning," in: J. E. Hayes, D. Michie and L. I. Mukulich(Eds.), Machine Intelligence. Vol. 9, Wiley: New York, 1979. pp. 149~194.
25. Zadeh, L. A., "The Role of Fuzzy Logic in the Management of Uncertainty in Expert Systems," Fuzzy Sets and Systems, Vol. 11, 1983, pp 199~227.

이 건 창



1982년 성균관대학교 경영학과 졸업

1984년 한국과학기술원(KAIST) 경영학과 석사학위 취득

1988년 한국과학기술원(KAIST) 경영학과 박사학위 취득

1988년~1990년 동남투자자문(주) 조사분석부 차장
 1990년~현재 경기대학교 경영정보학과 조교수
 관심분야 : 퍼지 의사결정, 인공지능영역을 이용한 전문가시스템, 전략계획을 위한 의사결정지원시스템