

# 전문가시스템의 성능평가에 관한 연구 : 렌즈모델분석

김 충 영\*

## A Study on the Evaluation of an Expert System's Performance : Lens Model Analysis

Choong Nyoung Kim\*

### Abstract

Since human decision making behavior is likely to follow nonlinear strategy, it is conjectured that the human decision making behavior can be modeled better by nonlinear models than by linear models. All that linear models can do is to approximate rather than model the decision behavior. This study attempts to test this conjecture by analyzing human decision making behavior and combining the results of the analysis with predictive performance of both linear models and nonlinear models. In this way, this study can examine the relationship between the predictive performance of models and the existence of valid nonlinear strategy in decision making behavior. This study finds that the existence of nonlinear strategy in decision making behavior is highly correlated with the validity of the decision (or the human experts). The second finding concerns the significant correlations between the model performance and the existence of valid nonlinear strategy which is detected by Lens Model. The third finding is that as stronger the valid nonlinear strategy becomes, the better nonlinear models predict significantly than linear models. The results of this study bring an important concept, validity of nonlinear strategy, to modeling human experts. The inclusion of the concept indicates that the prior analysis of human judgement may lead to the selection of proper modeling algorithm. In addition, Lens Model Analysis is proved to be useful in examining the valid nonlinearity in human decision behavior.

Keywords : Decision Making Behavior, Expert Systems, Modeling Method, Linearity and Nonlinearity, Lens Model, Modeling Benefit, Bankruptcy Prediction

논문접수일 : 2003년 12월 9일

논문게재확정일 : 2004년 2월 24일

\* 이 논문은 2002년도 서울시립대학교 학술연구조성비에 의하여 연구되었음.

\* 서울시립대학교 경영학부 부교수

## 1. 서 론

인간의 의사결정 및 판단에 대한 연구는 지난 수 십년 이상 사회과학 분야에서 진행되었으며, 여러 다양한 방법 및 실험결과가 축적되어 왔다 [Cooksey, 1996]. 그 중에서도 인간의 의사결정을 분석하고 이해하며, 궁극적으로 인간의 판단을 모형화 (Modeling)하려는 목적으로 많은 연구가 수행되었다[Kim & McLeod, 1999 ; Stewart, 1988]. 의사결정연구의 흐름을 종합하면 모형화 연구(Decision Model)와 의사결정 행태 및 과정에 대한 연구(Decision Process-tracing : 이하 의사결정과정 연구)로 대별할 수 있다 [Levi, 1989 ; Svenson, 1979].

모형화 연구는 주어진 입력변수의 정보와 인간의 결정(예측치)간의 관계를 찾아내어 그 관계를 표현하는 모형의 개발에 초점을 두는 연구 흐름이며, 비슷한 종류의 입력정보가 제공되었을 때 인간의 결정을 예측하기 위하여 그 모형을 사용하려는 것이다. 인간의 의사결정을 모형화하는 연구는 경영학분야에서도 전문가시스템이라는 이름으로 진행되어 왔으며 그 성과도 괄목할 만하다[Braun & Chandler, 1987 ; Chung & Silver, 1992 ; Fisher & McKusick, 1989 ; Messier & Hansen 1988 ; Tam & Kiang, 1992]. 예를 들면, 의사결정 모형 (또는 전문가시스템)의 구축을 위한 도구와 새로운 알고리즘의 개발, 시스템의 핵이라 할 수 있는 지식베이스(Knowledge Base or Rule Base)의 구축을 위한 방법론 등이 소개되면서, 실험적 단계를 넘어 실용적인 활용단계로 접어들고 있다. 과거의 의사결정 모형 (또는 전문가시스템) 연구에서는 주로 전문가의 결정과 판단을 모방할 수 있는 모형의 구축가능성에 연구의 초점이 집중되었던 반면 최근에는 방대한 양의 실제 자료를 토대로 규칙과 관계를 찾아내어 모형화하는 연구가 활발히

진행되고 있다. 응용분야에서도 금융(기업과산 예측, 주식이격 지수 예측) 뿐 아니라 마케팅[송수섭 외, 2001], 회계감사, 신용평가, 벤처투자 결정[Zacharakis & Meyer, 1998] 등으로 점차 확대되고 있다[Velido et al., 1999 ; Wong et al., 2000].

한편 의사결정에 대한 연구의 또 다른 부류인 의사결정 과정연구(Decision Process-tracing)는 판단 및 의사결정 과정을 추적하는 데에 중점을 두었으며 그 결과로서, 의사결정 과정을 분석하기 위한 다양한 방법이 소개되었다[Einhorn et al., 1979]. 예를 들면, 인간의 확률적 예측의 정확도를 측정하기 위해 개발된 Probability Scoring Rules, 그 중에서도 Mean Probability Scores (MPS)는 불확실성의 정도를 측정하는데 유용한 것으로 평가되고 있으며[Levi, 1989 ; Yates, 1982], Einhorn[1970 ; 1972]은 인간이 사용하는 의사결정 전략(Decision Strategy)의 종류를 구분하고, 그 종류를 판별하는 로그변형(Log Transformation) 방법을 제공하였다. Brunswick[1952]에 의해 개발되고, 후에 Tucker[1964]등에 의해 발전된 Lens Model(렌즈모델)분석법은 인간의 의사결정 행태(Decision Making Behavior) 중에 존재하는 의사결정 전략을 선형성(Linearity)과 비선형성(Nonlinearity)으로 구분하고 각각의 유효성(Validity)를 측정하는 방법을 제공하였으며, 이 방법들은 후에 여러 실험연구에서 그 유효성이 증명되었다[Cooksey, 1996 ; Levi, 1989 ; Stewart, 1988].

의사결정 과정연구(Decision Process-tracing)의 목적이 인간의 의사결정을 분석하고 이해하는 것이라는 점에서, 또한 궁극적으로 의사결정의 질적 개선을 목적으로 한다는 점에서 모형화 연구(전문가 시스템 연구)와 보완적 관계에 있다 하겠다. 따라서 두 연구가 접목될 때 여러 가지 의미 있는 논점을 제시한다. 첫째는, 위에

소개된 의사결정행태의 분석 방법들이 의사결정 모형(전문가시스템)의 예측성능에 대한 다양한 평가에 유용하게 쓰일 수 있다는 것이다. 둘째는 위에 소개된 방법들을 이용하여 전문가의 의사결정 행태를 보다 면밀히 연구 분석할 수 있으며 그 결과를 바탕으로 보다 더 우수한 의사결정 모형의 개발이 가능하다는 것이다. 즉, 의사결정 행태의 분석을 통해서 전문가의 정확한 예측력에 기여하는 부분과 그렇지 못한 부분을 구별하고, 시스템 구축 시 이러한 결과를 활용함으로써 전문가보다 더 우수한 의사결정 모형의 개발이 가능하게 된다. 셋째, 그동안 비선형 모형과 전통적 통계모형의 예측성과 비교연구에서 드러났던 상충되는 결과들의 이유를 설명할 수 있을 것이다. 비록 신경망과 같은 비선형모형이 우세를 보이고는 있으나 적지 않은 연구에서 통계적 방법에 의해 개발된 선형모형의 우수성이 보고되었다[Levi, 1989], 예측모형의 성과가 자료 의존적일 수 있다는 점을 감안한다면 자료의 특성, 또는 모형화 대상이 되는 의사결정 행태의 특성에 대한 분석과 연계하여 모형의 예측성과에 대한 평가를 하는 것이 적절할 것이다. 세 번째 논점은 과거 통계모형의 우수성을 보고한 행위회계(Behavioral Accounting)분야의 연구결과가 최근의 비선형 모형의 우수성을 주장하는 연구결과들과 상충되는 것이라기보다는 자료의 특성 때문일 수 있음을 보여준다는 점에서 의미를 부여할 수 있겠다. 자료에 존재하는 선형성과 비선형성의 정도와 그 유효성 수준에 따라 모형의 예측성과가 크게 달라질 수 있다면 모형개발 방법의 선택과 성과평가지 이러한 점이 고려되어야 할 것이며 이것은 우수한 모형의 개발에도 도움이 될 것이다. 본 연구에서는 이러한 논점을 중심으로 의사결정에 대한 분석과 모형의 개발 및 평가를 함께 수행하여 의사결정 행태의 특성(유효성과 비선형성)과 모

형의 예측성과간의 관계를 살펴보고자 한다.

## 2. 연구배경

### 2.1 모형화 연구

인간의 의사결정에 관한 연구는 1960년대 이후 회계학과 경영과학 분야에서 폭넓게 시작되었다. 주요 관심사 중의 하나는 인간의 의사결정을 모형화(Modeling)하는 것이었으며, 과연 그 모형이 인간보다 더 우수할 것인가에 초점이 모여졌다. 모형을 구축하기 위해 주로 사용되었던 방법은 선형회귀분석이나 판별분석 등이 이용되었으며 이 방법에 의해 생산되는 모형은 입력정보가 선형으로 처리되는 대표적인 선형모형이었다. 몇몇 예외[Libby, 1976 ; Schepanski, 1983]를 제외하고는 대부분의 실험연구가 선형모형이 인간의 의사결정보다 실제결과를 더 정확하게 예측한다는 것이다[Dawes & Corrigan, 1974 ; Levi, 1989]. 이 결과는 모형의 단순함이 인간의 비일관적인 행태를 극복하게 함으로써 가능한 것으로 해석하고 있다.

의사결정 모형의 개발에 중심을 둔 모형화 연구는 1970년대 말 이후 전산학 및 경영학분야에서 인공지능연구와 함께 시작된 전문가 시스템 연구와 연결된다. 전문가의 지식을 추출하려는 노력의 결과로서 여러 가지 개발방법론과 알고리즘(Algorithm)이 개발되었는데, 그 중에 대표적인 것이 귀납적 학습방법(Inductive Learning Approach)이며 이 방법에서 입력정보가 처리되는 형태는 선형모형의 그것과는 전혀 다른 비선형적 성격을 띤다. 그 중에서 Quinlan[1979]이 소개한 ID3(후에 C4.5)는 이 귀납적 학습방법 중 가장 널리 사용되고 있는 알고리즘이다. 이 알고리즘은 인간의 판단과정을 나무구조형태의 모형으로 표현하기 때문에 모형의 내용과 결과에

대하여 설명력이 뛰어나다는 장점이 있다. 예측 정확도의 측면에서도 기존의 통계적 방법에 비해 우수한 것으로 알려져 있으며 특히 자료표본이 안정적이고 노이즈가 적은 경우에 대단히 우수한 분류력을 갖고 있는 것으로 나타났다[Kim & McLeod, 1999]. 초기에는 범주형 자료만을 처리할 수 있었으나, 후에 연속형 자료도 처리할 수 있게 되었다. 특히, 목적변수의 경우 이분적 분류(Binary Classification)만 가능하던 것이 연속적 변수에 가까울 정도로 세분화된 범주의 값을 처리하는 것이 가능하다. 또 다른 귀납적 학습방법으로 신경망을 들 수 있는데 최근 들어 기업경영의 다양한 분야에서 의사결정모형 개발에 사용되고 있다. 신경망 모형은 통계적 선형모형과 달리 통계적 가정에서 자유로우며 비선형관계를 포착할 수 있다는 장점, 그리고 노이즈가 많은 경우에도 우수하다는 평가 때문에 그 활용이 두드러지게 증가하고 있다[송수섭 외, 2001].

모형화 연구의 결과를 종합하면, 의사 결정모형(Decision Model)이 적용되는 과업(Task)은 주로 분류(Classification)와 예측(Prediction)으로 구분할 수 있는데 특히 분류적 과업에서는 모형의 성과에 대한 평가가 주로 적중률(Hit Ratio)을 기준으로 이루어졌다. 과거 분류적 문제에서 주로 사용된 방법은 회귀분석, 판별분석, 로지스틱 회귀분석 등으로 선형관계를 기반으로 하는 통계적 모형들이었다[Chung & Silver, 1992]. 이러한 통계적 모형은 심리학의 행동과학분야(Behavior Science)와 행위회계(Behavioral Accounting)에서 전문가의 의사결정을 분석하고 모형화하는 연구에서 주로 사용되었으며 많은 연구에서 그 우수성이 입증되었다[Belkaoui, 1989 ; Casey, 1983 ; Dawes & Corrigan 1974]. 따라서 후에 인공지능에서 제공된 신경망, 나무구조 알고리즘, 유전자알고리즘 등을 사용하여 개발된 비선형

모형에 대한 평가는 이미 우수성이 입증된 통계적 모형들의 성과와 비교하는 방식으로 이루어졌다[이건창 외, 1994 ; Chung & Silver, 1992].

한편 대부분의 비교연구가 적용업무의 특성이나 의사결정 행태와 같은 요인의 영향에 대한 고려없이 주로 모형간의 예측력비교에 중점을 두었기 때문에 그 비교결과가 자료 의존적일 수 있다는 지적이 있다[Chung & Silver, 1992]. 과거의 전문가시스템연구에서도 실험에 사용된 자료의 특성이나 참여한 전문가의 행태적 특성과 같은 관련요인들에 대한 고려 없이 시스템의 능력이 평가되었기 때문에 그 결과의 실용적 가치가 다소 제한될 수 밖에 없을 것이다. 따라서 적용업무의 특성이나 의사결정 행태와 같은 상황적 요인과 모형의 성능을 연결시켜 비교하는 연구가 필요한 것으로 판단된다. 이 외에도 모형화 연구(전문가시스템 연구)의 응용분야가 주로 분류적 결정과 관련되었기 때문에 모형의 수행능력은 주로 적중률(Hit Ratio)을 기준으로 평가되었다. 그러나, 분류적 결정에서는 지식이나 경험 또는 판단에 내재되어있는 불확실성과 자신감 등에 대한 정도가 적절히 반영되지 못하기 때문에 이를 토대로 만들어진 모형의 성능에 대한 평가도 불완전했다고 할 수 있다.

모형성과에 대한 비교연구의 제약을 종합하면, 첫째, 귀납적으로 의사결정 모형을 구축하고 그 성능을 평가하는 연구는 자료에 의존적일 수 있다는 점이다[김경재 외, 2001 ; Chung & Silver, 1992]. 모형화의 대상이 되는 자료의 특성 또는 전문가의 의사결정 행태에 내재된 특성이 모형의 성과에 결정적인 영향을 줄 수 있기 때문이다. 특히 개발에 사용되는 알고리즘의 특성에 따라 이러한 영향은 증폭되거나 약화될 수 있다. 예를 들어 통계적 모델을 선형적 관계에 기반을 두는 선형모형으로, 반면 인공지능에서 제공되는 기법은 비선형적 모형으로 가정한다

면 모형의 성능은 모형화에 사용되는 자료의 선형성이나 비선형성의 존재정도에 크게 영향을 받을 수 있게 된다. 따라서, 이러한 제약을 극복하려면, 실험에 사용된 자료의 특성이나 참여한 전문가의 행태적 특성과 같은 관련 요인들에 대한 분석이 선행되어야 할 것이며 이 분석결과와 함께 예측모형의 성과를 평가한다면 보다 정확한 평가가 가능할 것이다. 둘째, 전문가시스템의 응용분야가 주로 분류적 결정과 관련되었기 때문에 모형으로서의 전문가시스템의 성과가 주로 적중률을 기준으로 평가되었다는 점도 연구결과의 일반화에 한계로 작용할 수 있다[Kim & McLeod, 1999 ; Levi, 1989]. 일반적으로 이분적 결정(Binary Decision)과 같은 분류적 결정에서는 정보의 손실이 크다. 모든 결정이 '0'과 '1'로 종합되기 때문에 그 중간에 있는 값이 반영되지 못할 수 있기 때문이다. 전문가의 지식이나 경험에 내재되어있는 불확실성과 자신감 등에 대한 정도가 적절히 반영되지 못한다면 적절한 모형의 개발과 정확한 평가도 함께 어렵게 될 것이다.

## 2.2 의사결정 과정연구

인지심리학 분야에서 수행된 판단(Human Judgment)에 대한 연구는 인간의 의사결정 과정을 이해하고 분석할 수 있는 기본적인 틀을 제공하고 있다[Zacharakis & Meyer, 1998]. 따라서 의사결정 연구는 결정이 내려지는 과정에 대한 연구에 초점을 두고 주변요인들이 의사결정 행태에 주는 영향을 분석하게 되었으며, 그 결과로서 인간이 사용하는 의사결정 전략의 종류 및 특성을 알아내고 그것을 설명하고 측정할 수 있는 모델 및 측정 방법 등을 개발하게 되었다[Einhorn et al., 1979 ; Olshavsky, 1979]. 예를 들면, 인간의 확률적 예측의 정확도를 측정하기 위해 개발된 Probability Scoring Rules, 그 중에서도, Mean

Probability Scores(MPS)는 불확실성의 정도를 측정하는데 유용한 것으로 평가되고 있다[Levi, 1989]. 그 원리는 예측과 실제 결과의 오차를 제공하는 함수와 같다. 따라서 MPS의 점수는 그 오차의 평균 제곱합이 된다.

$$MPS = \frac{\sum(\text{Outcome} - \text{Prediction})^2}{n}$$

Outcome(실제결과) : 0 or 1의 값을 갖음.

Prediction(확률적 예측치) : 0~1사이의 확률 값을 갖음.

MPS는 0에서 1의 값을 갖게 되며 'MPS = 0'은 모든 예측이 확실하고 완벽하게 정확한 경우에 가능하며, 점수 'MPS = 1'은 확실하게 내려진 예측(Extremely Confident Prediction)이 모두 부정확한 경우에만 가능하다. 오차를 측정하는 방법인 이 MPS는 인간의 예측정확도(Predictive Validity)를 측정하기 위하여 적중률(Hit Ratio)과 함께 널리 사용되고 있다[Levi, 1989]. 예를 들어, 한 회계사가 두개의 파산한 은행사태에 대하여 파산을 예측하면서 가능성(확률)을 각각 0.7과 0.6으로 평가했다면, 적중률을 기준으로 했을 때 이 회계사의 예측정확도는 100%가 되며, MPS를 기준으로 하면  $[(1 - 0.7)^2 + (1 - 0.6)^2] / 2 = 0.125$ 가 된다.

Einhorn[1970]과 Einhorn et al.[1979]은 인간이 사용하는 의사결정 전략(Decision Strategy)은 선형이 아닌 비선형으로 규정하고 그 종류를 연결결합적인(Conjunctive) 것과 분리결합적인(Disjunctive) 것으로 구분하였으며 그 종류를 판별하는 방법을 제공하였다. 로그변형을 이용한 Einhorn[1970]의 판별방법은 그 후 여러 연구에서 그 유용성이 입증되었다[Kim & Chung, 1995]. 인간의 의사결정행태에서 비선형적 성향에 관한 또 다른 연구결과로는 렌즈모델(Lens Model) 분석법이 있는데, 이 방법은 인간의 의사결정 행태를 선형성과 비선형성을 구분하고 각

각의 유효성(Validity)을 측정하는 방법을 제공하였다[Cooksey, 1996 ; Kim & McLeod, 1999 ; Libby, 1976 ; Levi, 1989 ; Stewart, 1988]. 렌즈 모델은 독립변수들을 중심으로 연결된 두 가지 선형모형으로 구성된다. 독립변수는 인간이 판단을 하는데 고려하는 요인을 의미하며 이를 중심으로 그 상황의 실제 결과치를 종속변수로 하는 선형회귀모형과 인간의 예측적 판단을 종속변수로 하는 또 다른 선형회귀모형의 구축이 가능하다. 즉 두개의 선형모형을 통해서 인간의 예측(F)과 실제 결과(T)에 대한 예측치(Yt와 Yf)를 생산하게 되며, 이 네 가지 개념(T, F, Yt, Yf) 간의 상관관계를 이용하여 선형성과 비선형성을 분리하게 된다. 이 모형의 기본개념은 Brunswick [1952]에 의해 소개되었으나 후에 Tucker[1964]에 의해 다음과 같은 함수관계로 발전되었으며 Zimmer[1980]에 의해서 경영학분야에서도 활용되기 시작하였다.

$$Ra = G \times Rt \times Rf + C \times (1 - Rt^2)^{1/2} (1 - Rf^2)^{1/2}$$

**Ra** : Yt와 T간의 상관관계(인간 판단의 정확도)

**Yt** : 실제결과(T)의 선형회귀모형에 의한 예측치

**Yf** : 인간의 예측적 결정(확률 : F)의 선형회귀모형에 의한 예측치

**G** : Yt와 Yf 간의 상관계수

**Rt** : 독립변수와 실제결과(T)간의 중 상관계수

**Rf** : 독립변수와 인간의 예측적 결정(F)간의 중 상관계수

**C-Index** : Yt 와 Yf 에 대응하는 잔차 간의 상관계수 (선형적 모델에 의하여 설명되지 않는 비선형성의 유용정도를 측정)

Tucker[1964]의 공식에서 보여주듯이 판단의 정확도는 선형부분( $G \times Rt \times Rf$ )과 비선형 부분( $C \times (1 - Rt^2)^{1/2} (1 - Rf^2)^{1/2}$ )의 합에 의하여 결정되므로 이 값을 이용하면 판단의 정확도에 대해

각각의 부분이 기여하는 정도를 측정할 수 있다. 렌즈모델에서 인간의 의사결정행태 중에 선형모형으로서 설명되지 않은 부분의 존재여부와 그 부분의 유효성, 즉 판단의 유효성에 기여하는 정도를 측정하기 위하여 사용되는 변수는 비선형 부분( $C \times (1 - Rt^2)^{1/2} (1 - Rf^2)^{1/2}$ )의 계수인 C-Index이다[Cooksey, 1996 ; Levi, 1989]. C의 값은 -1에서 1 사이의 값을 갖게 되며 C값이 '0'에 가까운 값을 갖게 되면 선형모형으로 설명되지 않는 부분, 즉 비선형적 성향으로 추정되는 부분에 체계적인 패턴이 없음을 의미한다. 따라서 이 경우에는 비선형적 성향이 존재하지 않는 것으로 판정할 수 있다. 반면 C값이 '-1'이나 '1'에 가까운 값을 갖게 된다면 이는 비선형적 성향이 뚜렷하게 존재하는 것으로 해석할 수 있다. 다만 부호가 '+'인 경우에만 비선형적 성향이 판단의 정확도를 높이는 데 기여하는 것이기 때문에 유효하다고 판정할 수 있게 된다 [Cooksey, 1996 ; Levi, 1989].

## 2.3 연구목적

Svenson[1979]의 주장처럼 인간의 의사결정 연구에서 두 개의 주 흐름인 모형화 연구와 의사결정 과정연구를 연결시키는 연구는 훌륭한 이론으로 발전 될 수 있을 뿐 아니라 실용적인 측면에서도 가치가 있을 것으로 보인다. 그러나 이러한 주장에도 불구하고 의사결정연구에서 두 방향의 연구를 적절히 접목시키는 노력은 활발하지 못했던 것 같다. 본 연구는 서로 보완적인 관계에 있는 이 두 가지 흐름의 연구결과와 방법들을 동일한 과업에서 함께 분석함으로써 이러한 접목을 시도하고자 한다. 구체적으로 설명하면, 의사결정 행태의 특성에 대한 분석을 토대로 모형화 기법들간의 성능을 비교하게 되면 의사결정 행태의 특성과 모형화 기법들의 특

성간의 관계를 밝혀낼 수 있을 것으로 예상된다. 따라서 본 연구의 목적은 다음 세 가지로 종합된다, 첫째, 전문가의 의사결정행태를 선형성, 비선형성, 유효성 등의 존재 여부를 중심으로 분석하여 그 대표적 특성과 예측력(예측정확성)에 기여하는 행태적 특성을 파악하는 것이다. 둘째, 선형과 비선형 알고리즘을 사용해 구축된 예측모형(전문가 시스템)의 예측정확성을 평가하기 위하여 적중률 외에 MPS 방법을 활용하여 보다 정확한 평가방법을 제공한다, 셋째, 이 연구결과를 바탕으로 예측모형의 특징과 의사결정의 행태적 특성 간의 관계를 도출하여 의사결정행태의 비선형성과 유효성이 어떤 알고리즘에 의해서 보다 정확하게 모형화되는가를 설명하고자 한다. 이를 통해 과거 인공지능 기법을 사용하여 개발된 비선형 예측모형과 통계적 선형모형간의 성과평가 비교연구에서 나타났던 상충된 결과가 사용된 자료의 특성에서 기인했을 가능성을 살펴볼 수 있을 것이다.

2.4 연구가설

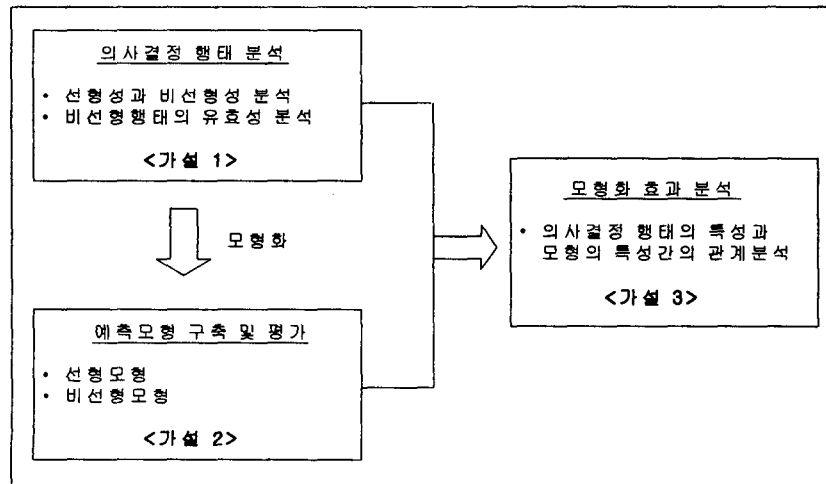
본 연구의 목적은 다음 두개의 가정을 토대로

하였다.

가정 1 : 인간의 의사결정 행태는 기본적으로 비선형적이며 그 의사결정 행태의 유효성 (또는 예측정확성 ; Validity)은 바로 이 비선형성의 유효성에 의해 결정될 것이다[Levi, 1989 ; Libby, 1976].

가정 2 : 유효성이 높은 비선형적 의사결정 행태는 선형모형보다 비선형모형에서 정확하게 반영될 수 있을 것이다.

첫 번째 가정에 따르면, 의사결정 행태의 유효성(예측정확성)이 높다는 것은 비선형성의 유효성이 높음을 의미하는 것이며, 반대로 유효성이 낮은, 즉 비 전문가의 의사결정행태는 비선형적이기는 하나 유효성이 낮고 일관성이 낮아 일정한 규칙(Pattern)의 모습으로 들어나지 못하다고 추정할 수 있다. 두 번째 가정이 갖는 의미는 모형개발의 방법선택과 관련이 있다. 만일 모형화 대상이 되는 자료나 의사결정행태에 유효한 비선형성이 존재한다면 선형모형보다는 비선형모형의 성능이 우수할 것으로 기대할 수 있을 것이다. 이는 과거연구[Dawes & Corrigan,



<그림 1> 연구 모형

1974 ; Levi, 1989]에서 보고된 선형모형의 우수성은 사용된 자료나 의사결정행태에 유효한 비선형적 관계가 존재하지 않았기 때문에 가능했던 것으로 추정할 수 있다. 따라서 본 연구에서는 모형화에 사용되는 인간의 의사결정행태에 대한 분석과 모형개발 및 평가를 함께 실시함으로써 이러한 모형의 예측성과와 행태적 특성간의 관계를 찾는 것이 가능할 것이다. 연구모형(<그림 1> 참조)을 토대로 앞에서 설명된 가정을 가설화하면 다음과 같다.

**가설 1 : 의사결정의 유효성(예측정확성)은 유효한 비선형성(Valid Nonlinearity)의 존재여부와 관계가 있다.**

**가설 2 : 유효한 비선형성의 존재여부는 비선형모형의 예측성과와는 관계가 있으나 선형모형의 예측성과와는 관계가 없다.**

**가설 3 : 의사결정의 유효성(예측정확성)이 높아질수록 비선형 모형에 비해서 선형 모형에 의한 모형화 효과<sup>1)</sup>는 현저히 낮아진다.**

### 3. 연구방법

#### 3.1 Task : 파산예고

본 연구에서는 다음 이유로, 기업 파산예고를 연구실험 과업(Task)으로 정하였다. 기업 파산예고는 Altman[1968] 이후로 인간의 의사결정을 연구하는데 가장 빈번하게 사용되어온 과업 중에 하나이기 때문에 본 연구를 과거연구의 연

장선에서 비교할 수 있으며, 실제 응용 면에서도 신용평가나 은행 대출업무, 벤처캐피탈 투자 결정 등과 직접 연결되기 때문에 큰 의미가 있다고 할 수 있다[Zacharakis & Meyer, 1998 ; Tam & Kiang, 1992].

#### 3.2 자료 및 실험대상자

본 연구에서 이용되는 자료는 1985년 한 해 동안 미국에서 파산한 기업과 우량기업들로 구성되었다. 자료의 동질성을 높이기 위해 동일한 분야(제조업)에서 자산규모(평균자산 : 5000만 달러)가 유사한 수준에 있는 기업들만을 추출하였다. 실험표본은 파산기업 30개와 비파산(우량)기업 30개로 구성되며, 각 은행의 재무정보는 파산 2년전 자료(1983년 자료)로 구성되었다. 모든 자료는 기업의 이름 없이 재무비율(Financial Ratio)형태로 제공되고, 그 내용은 과거 기업파산연구에서 빈번하게 사용되었던 10가지 비율이다[Kim & McLeod, 1999 ; Harris, 1989] ; 1) 자산대비 순익비율, 2) 매출대비 자산비율, 3) 유동비율, 4) 총자산대비 유동자산비율, 5) 자산대비 현금비율, 6) 자산대비 부채비율, 7) 자산대비 운전자본비율 8) 자산대비 매출비율, 9) 자산대비 이익잉여금 비율, 10) 매출대비 운전자본비율.

본 연구에 참여한 실험대상자는 기업재무 분석의 전문가라 할 수 있는 공인 회계사 그룹과 재무/회계 전공 학생 그룹으로 구성되었다. 첫째 그룹의 대상자는 현재 공인회계사로 활동하고 있거나 미국에서 회계사 업무경력이 있고 현재 국내에서 활동 중인 기업재무 전문가 16명이며 둘째 그룹은 재무관리나 회계학을 전공하는 대학원학생 24명으로 구성하였다. 실험대상자들 두 개의 그룹에서 선정한 이유는 다양한 예측정확도나 다른 종류의 의사결정행태가 나타날 것

1) 모형화 효과는 인간의 의사결정 행태를 모형화 함으로써 예측정확성이 개선되는 효과를 의미하며 본 연구에서는 모형의 예측정확도에서 모형화의 대상이 되었던 인간의 예측정확도를 제한 값으로 측정함(모형화효과 = 모형의 예측정확도 - 해당 참여자(인간)의 예측정확도).



〈표 1〉 참여자의 인구통계학적 특성

	평균연령(분포)	평균 근무연수 (분포)/ 재무 및 회계 관련 수강과목 수	학력
공인회계사 그룹(16명)	34 (32~42)	6.5년 (2~12년)	경영학석사 : 75% 경영학학사 : 25%
대학원학생 그룹(16명)	23 (22~24)	4.5과목 (4~6 과목)	대학원 1년차 : 12% 대학원 2년차 : 88%

으로 기대했기 때문이다. 실험의 신뢰도를 높이기 위해 60개의 사례 중 10개를 중복하여 평가하게 하였으며(test-retest) 그 중 80%이상 일치하지 않는 경우에는 분석에서 제외시켰다. 대학원생 24명중에서 8명은 분석에서 제외시켜 최종 32명의 자료를 토대로 분석하였다.

본 연구의 참여자에 대한 인구통계학적 자료는 <표 1>에 종합되었다. 공인회계사 그룹의 특성을 살펴보면 나이는 32~42세의 분포로 구성되어 있으나 30대 중반의 연령층이 대부분으로 평균 연령은 34세였다. 재무 및 기업회계 분야에서 근무한 경험은 평균 6년이었으며 75%가 경영학 석사학위를 소지하고 있는 것으로 나타났다. 학생그룹의 경우에는 대부분이 대학원 2년차 학생이었으며 재무/회계 관련 과목을 4~6 과목을 수강한 것으로 나타났다.

### 3.3 실험절차

본 연구는 3 단계로 구성되었다. 첫 단계에서는 실제 기업사례 60개를 대상으로 참여자들의 파산예측을 조사하였다. 파산예측은 이분적 예측(Binary Decision)인 판단적 결정과 확률적 예측(Probability Prediction)을 함께 조사하였으며 즉, 각 사례에 대하여 '파산('0') 또는 '우량('1')'으로 예측결정하고 각각의 결정에 대한 확신정도 (Confidence Level)를 5등급(Quasi-Continuous Scaling)으로 나누어 표현하게 하였다. 따라서 참여자의 판단과 확신정도를 '0'에서 '1'까

지 0.1 단위로 나누어 10개의 등급으로 표현할 수 있었다. 즉 '파산'을 예측했을 때 파산예측에 대한 확신정도가 가장 높은 경우는 '0'으로 표현하며 확신정도가 가장 낮은 경우는 '0.4'로 표현된다. 반면 '우량'으로 판단되는 경우에는 확신정도가 가장 높은 경우 '1'로 표현하며 가장 낮은 확신정도는 '0.6'으로 표현하였다. 참여자의 판단의 결과라고 할 수 있는 파산예측을 이분적 결정과 준 연속(Quasi-Continuous)값으로 측정하는 이유는 목적변수가 명목적, 또는 연속적 중 어느 한 쪽으로만 측정됨으로써 모형화 단계에서 발생할 수 있는 특정 알고리즘의 불리함을 극복하기 위함이다.

두 번째 단계에서는 적중률과 MPS를 이용하여 참여자들의 예측정확도를 평가하고, 렌즈모델을 이용하여 비선형성의 존재여부, 그리고 비선형성의 유효성을 조사하였다. 비선형성을 분석하는 데는 렌즈모델 외에도 Einhorn[1970]의 로그변형모델이 사용될 수 있으나 렌즈모델이 보다 일반적이고 그동안 많은 선행연구[Cooksey, 1996 ; Levi, 1989 ; Libby, 1976 ; Tucker, 1964]에서 주로 사용되었기 때문에 본 연구에서도 렌즈모델을 사용하였다. 특히 렌즈모델의 Ra와 C-index는 비선형성 외에도 비선형적 유효성을 함께 측정할 수 있기 때문에 본 연구에는 더 적합하다고 판단되었다[Cooksey, 1996 ; Levi, 1989 ; Libby, 1976]. 렌즈모델은 두개의 선형모형으로 구성되는 데 하나는 각 참여자의 예측(판단)에 대해 10개의 독립변수(재무비율)를 이용하여

〈표 2〉 참여자의 예측정확성 분석

구분	참여자	No.	Ra	적중률	MPS	C-Index	t-검정치
공인 회계사 그룹		1	0.552	78%	0.1767	0.245	1.92451**
		2	0.630	80%	0.1548	0.528	4.73494**
		3	0.657	83%	0.1430	0.534	4.81005**
		4	0.573	77%	0.1757	0.287	2.28171**
		5	0.579	75%	0.1708	0.236	1.84956**
		6	0.511	73%	0.2057	0.244	1.91616**
		7	0.546	78%	0.1758	0.186	1.44169*
		8	0.447	73%	0.2105	0.104	0.79635
		9	0.584	80%	0.1655	0.310	2.48322**
		10	0.426	68%	0.2180	0.026	0.19807
		11	0.489	70%	0.2115	0.289	2.299061**
		12	0.517	75%	0.1963	0.15	1.155439
		13	0.609	77%	0.1708	0.359	2.929339**
		14	0.496	75%	0.1962	0.203	1.578876*
		15	0.399	70%	0.232	-0.051	-0.38891
		16	0.517	68%	0.2048	0.281	2.229879**
대학원 학생그룹		17	0.558	72%	0.1802	0.209	1.627642*
		18	0.496	73%	0.1933	0.048	0.365979
		19	0.488	72%	0.1932	0.157	1.210691
		20	0.363	65%	0.2648	0.154	1.186989
		21	0.532	70%	0.1948	0.259	2.04217**
		22	0.569	73%	0.1732	0.201	1.562662*
		23	0.483	70%	0.2083	0.253	1.991584**
		24	0.394	70%	0.2553	0.057	0.434806
		25	0.307	63%	0.261	0.004	0.030463
		26	0.342	63%	0.2277	-0.101	-0.77315
		27	0.425	68%	0.2473	0.051	0.388911
		28	0.444	70%	0.2072	-0.097	-0.74223
		29	0.338	67%	0.2643	0.202	1.570767*
		30	0.363	68%	0.2587	0.157	1.210691
		31	0.249	62%	0.2768	-0.111	-0.85061
		32	0.348	72%	0.2475	-0.001	-0.00762

주) \* 유의수준 :  $t > 1.282^*$ ,  $1.645^{**}$  (0.1, 0.05 유의수준)

구축된 선형회귀모형이며, 다른 하나는 동일한 10개의 독립변수와 실제결과(파산여부)를 이용하여 구축된 선형회귀모형이다. 참여자의 회귀모형에서는 준 연속값으로 측정된 참여자의 판단에 대한 확신정도를 목적변수로 사용하였다.

세 번째 단계에서는 각 참여자의 판단을 모형화하여 예측모형을 구축하였다. 선형모형을 구축하기 위하여 회귀분석을 이용하였으며, 비선형 모형을 구축하기 위해서는 Quinlan[1979]의 C4.5와 신경망의 역전파 방법(Back Propagation Paradigm)을 이용하였다. 신경망 모형의 구축에서 은닉층의 개수에 대한 특별한 규칙은 없으나 일반적으로 한 개의 은닉층을 갖는 구조가 성공적으로 사용되었다[송수섭 외, 2001; Kim & McLeod, 1999]. 또한 과도한 수의 은닉층 노드는 과훈련(Overfitting)의 가능성이 지적되었기 때문에 일반적으로 은닉층의 노드수가 입력 노드보다 적은 것을 권하고 있다[Patuwo et al., 1993; Wong et al., 2000]. 본 연구에서 신경망은 10개의 입력노드, 1개의 은닉층과 5개의 은닉층 노드, 1개의 출력층 노드로 구성하여 32개의 신경망을 같은 형태로 분석하였다. 그 외 전이함수와 학습규칙은 시그모이드(Sigmoid) 함수와 델타규칙을 사용하였다. 모형구축시 사용된 훈련표본(Training Sample)에서는 참여자의 판단(10개 수준의 확신정도)이 목적변수로 사용하였으며, 모형의 예측성과시 사용된 검정표본에서는 실제 결과(파산여부)가 목적변수로 사용되었다. 이러한 비교를 통해 적중률과 MPS를 함께 사용하는 평가가 가능했으며 훈련표본과 검정표본을 분리할 수 있었다. 선형방법과 비선형방법으로 구축된 예측모형들의 예측성과(Predictive Validity)는 적중률과 MPS를 사용하여 비교하였다.

## 4. 분석과 결과해석

### 4.1 의사결정 분석

본 연구에 참여한 32명의 참여자의 예측정확도를 적중률과 MPS, 그리고 렌즈모델의 Ra를 통해서 측정하였다. 참여자들의 의사결정행태에 유효한 비선형성(Valid Nonlinearity)을 분석하기 위하여 렌즈모델의 C-Index를 활용하였다. 적중률은 몇 명의 경우를 제외하면 대부분 70%대의 정확도를 보이고 있으며 최고 적중률은 83%로 나타났다(참여자 #3). MPS는 대략 0.2내외인 것으로 나타났으며 렌즈모델의 Ra는 과거 연구에서 보고 된 수준보다 다소 높은 것으로 나타났는데[Kim & McLeod, 1999] 이는 예측변수의 값이 이분적 분류가 아니라 연속적 변수에 가까운 10등급 확신수준으로 측정되었기 때문인 것으로 추정된다. 유효한 비선형지수인 C-index는 12명의 참여자의 판단에서 통계적으로 유의한 것으로 나타났으며(유의수준  $\alpha = 0.05$ ), 유의수준을 0.1로 늘리면 17명의 판단이 비선형적으로 유효한 것으로 분류되었다(<표 2> 참조). 대학원 학생그룹에서도 5명의 판단에서 유의수준의 C-Index값이 나타난 반면 공인회계사 그룹에서는 4명의 판단이 낮은 C-Index를 보이고 있다.

<표 3>은 C-Index와 예측정확도간의 상관관계를 종합하였다. Ra와 적중률 간의 상관계수는 0.8701로 상관관계가 높게 나타났는데 이는 렌즈모델에서 판단의 유효성을 측정하는 Ra가 예측정확도의 평가에도 적절함을 보여주는 것이다. 이 두 지수(Ra와 적중률)와 MPS와의 상관계수도 각각 -0.8598로 높은 상관관계를 보여주고 있는데 이는 모두가 예측정확도를 측정하기 위한 지수이기 때문인 것으로 해석할 수 있다. 다만 MPS가 오차를 측정하는 것이기 때문

에 다른 지수와 부(-)의 관계를 보이고 있다.

〈표 3〉 C-Index와 예측정확도 평가치 상관관계

	적중률	MPS	C-Index (p-value)
Ra	0.8701	-0.8598	0.8026 (p < 0.0001)
적중률	*	-0.8598	0.7129 (p < 0.0001)
MPS	*	*	-0.6889 (p < 0.0001)

한편 유효한 비선형성의 존재여부를 측정하는 C값과 예측정확성을 평가하는 다른 모든 기준치간에서도 상관관계가 매우 높은 것으로 나타났다. Ra와는 0.8026, 적중률과는 0.7129, MPS와는 -0.6889로 모두 통계적으로 유의한 수준 이상이었다. 따라서 유효한 비선형성은 판단 또는 의사결정의 유효성과 상관관계가 높다고 결론지을 수 있다. 여기서 첫 번째 가설 “의사결정의 유효성(예측정확성)은 유효한 비선형성 (Valid Nonlinearity)의 존재여부와 관계가 있다”는 채택되었다.

또한 이 결과는 선행연구에서[Levi, 1989] 주장되었듯이 유효한 비선형성이 의사결정의 유효성에 기여하는 중요한 부분임을 입증하는 것이며 예측정확도의 평가를 위한 새로운 기준으로 사용될 수 있음을 의미한다. 예측정확도에 대한 평가기준으로서 C-Index의 가치를 살펴보기 위해 C-index를 분류기준으로 하여 유효그룹과 비유효그룹으로 나누었다.

C-index값이 0.2 이상으로 나타난 참여자는 유효그룹 (16명)으로, 0.2미만인 참여자는 비유효그룹 (16명)으로 분류하여 그룹간 평균 예측정확도를 비교하였다(〈표 4〉 참조). 그룹별로 참여자들의 예측정확성을 Ra, 적중률, 그리고 MPS를 기준으로 비교한 결과 모든 평가기준에서 그룹간에 뚜렷한 차이를 보이고 있어 비선형

적 유효성에 의한 분류가 예측정확도에 의한 평가와 일치함을 보여주고 있다(p-value < 0.001).

〈표 4〉 참여자의 예측정확도 (그룹간 평균값 비교)

	C-Index	Ra	적중률	MPS
유효 그룹 (n=16)	0.290	0.542	74.25%	0.187
비유효 그룹(n=16)	0.046	0.409	69.38%	0.229
t 검정치 (p-value)	6.781 (p < 0.001)	4.865 (p < 0.001)	2.998 (p < 0.001)	3.980 (p < 0.001)

## 4.2 예측모형 구축과 평가

회귀분석, 나무구조모형, 신경망 등 3개의 알고리즘을 사용하여 32명의 참여자들 각각을 대상으로 의사결정모형을 구축하였다. 평가기준은 적중률과 MPS를 사용하였다. 회귀분석과 신경망은 예측치가 연속적 변수값으로 산출되기 때문에 적중률을 평가하기 위해서 ‘0.4’의 분계점 (Threshold)을 사용하였으며 이 분계점은 나무구조 모형의 적중률 평가에서도 적용되었다. 훈련표본에서 목적변수값이 10개의 등급으로 분리되어 있고 ‘0.6’ 이상은 우량기업으로, ‘0.4’이하의 파산기업으로 참여자들이 예측한 것이기 때문에 한계점을 ‘0.4이하’와 ‘0.6이상’으로 정하는 것이 적절하다고 판단되었다. 즉, ‘0’에서 ‘0.4’는 ‘0’ (파산)을 예측한 것으로, ‘0.6’에서 ‘1.0’까지의 예측치는 ‘1’ (우량)을 예측한 것으로 간주하였다. MPS 측정에서는 연속적 변수값을 제시하는 회귀모형이나 신경망 모형과 달리 범주형 값을 제시하는 나무구조 모형에게 다소 불리하게 작용할 수 있다는 점이 있으나 본 연구에서는 목적변수(파산 여부)를 10개의 범주 (0.1 단위)로 나누어 측정하였기 때문에 나무구조 모형의 예측치를 그대로 연속적 값으로 간주하고 MPS를 산출하였다.

〈표 5〉 예측모형의 성과비교(그룹간 비교)

C-Index에 의한 분류	회귀분석모형		나무구조모형		신경망	
	적중률	MPS	적중률	MPS	적중률	MPS
유효그룹(n=16)	61.14%	0.195	71.46%	0.187	73.23%	0.187
비유효그룹(n=16)	57.08%	0.201	67.10%	0.210	65.94%	0.228
t 검정치	2.206*	-0.88	1.697*	-2.34*	4.883*	-3.95*

주) \* 5% 유의수준

〈표 5〉에서는 유효그룹과 비유효그룹에 속한 참여자를 대상으로 모형을 구축하고 각각의 예측성과를 평균한 값을 종합하였다. 본 연구의 목적이 모형간 성과비교가 아니라 비선형성의 존재가 모형화에 미치는 영향을 조사하는 것이기 때문에 모형간 성과비교는 생략하기로 하였다. 그룹간 차이는 참여자 행태의 비선형적 유효성이 모형의 성과와 직결됨을 의미한다. C-Index에 의해 분리된 두 그룹간 비교에서는 나무구조모형과 신경망에서는 모든 차이가 유의한 것으로 나타났다. 그러나 회귀모형의 경우 예상과 달리 적중률에서 그룹간 차이가 의미있는 것으로 나타나서 두 번째 가설 '유효한 비선형성의 존재여부는 비선형모형의 예측성과와는 관계가 있으나 선형모형의 예측성과와는 관계가 없다'는 채택되지 못하였다. 다만 비선형모형에서 그룹간 차이가 유의하다고 나타난 결과를 토대로 유효한 비선형성의 존재여부가 비선형모형의 예측성과에 영향을 미치고 있음은 확인할 수 있었다. 또한 회귀분석의 성과 평가에서 연속적 예측치를 평가하는 MPS가 적중률보다는 적절할 것으로 추정된다. 따라서 MPS에 의한 평가에 비중을 둔다면 선형모형의 성과비교에서 그룹간 차이는 유의하지 않은 것으로 나타났기 때문에 유효한 비선형성의 존재여부와 선형모형의 예측성과의 관계는 유의하지 않다고 결론지을 수 있다.

### 4.3 종합 비교

〈표 6〉은 적중률을 기준으로 최상위 10개의 모형/참여자를 보여주고 있다. 이중에 모형이 6개, 참여자 4명이 포함되었으며, 모형으로는 나무구조와 신경망이 각각 3개씩 포함된 반면 선형모형인 회귀분석은 단 1개도 포함되지 못하였다. 이 결과는 모형화 대상이 되는 전문가의 예측정확성이 높아질수록 회귀분석과 같은 선형모형의 모형화효과가 감소함을 입증하는 것이다. 가장 높은 적중률은 참여자 #3의 나무구조모형에서 나타났으며 이는 모형화 대상이 되었던 참여자 #3 보다도 높은 적중률이었다. 이러한 모형의 우월성은 참여자 #1 (10위)과 참여자#1의 신경망모형(7위)에서도 나타났다. 최상위 그룹에 포함된 모형의 대상이 되었던 참여자들 (#1, 2, 3, 9, 13)의 C-index를 보면 32명의 참여자 중 가장 높은 값들을 보여주고 있어 이들 참여자의 의사결정행태 속에 예측정확도에 기여하는 비선형성이 존재하고 있고 비선형 모델링 알고리즘인 나무구조 알고리즘과 신경망만이 이를 적절하게 모형에 반영하고 있음을 알 수 있다.

〈표 7〉에서는 MPS를 기준으로 선발된 최상위 10개가 종합되어 있다. 적중률을 기준으로 선발했을 때와 대체로 비슷한 결과를 보여주고 있다. 3명의 참여자(#2, #3, #9) 외에, 나무구조

〈표 6〉 최상위 10개의 예측 정확도 비교(적중률)

참여자/모형 (모형화 대상 참여자)	적중률	순 위
나무구조모형 (참여자 #3)	83.3%	1
참여자 #3 (C-Index : 0.534) (예측정확성이 가장 우수한 참여자)	83.0%	2
신경망 모형 (참여자 #9)	80.0%	3
나무구조모형 (참여자 #9)	80.0%	3
참여자 #9 (C-Index : 0.310) (예측정확성이 두 번째로 우수한 참여자)	80.0%	3
참여자 #2 (C-Index : 0.528) (예측정확성이 두 번째로 우수한 참여자)	80.0%	3
신경망 모형 (참여자 #1)	78.3%	7
신경망 모형 (참여자 #13)	78.3%	7
나무구조 모형 (참여자 #2)	78.3%	7
참여자 #1 (C-Index : 0.245) (예측정확성이 네 번째로 우수한 참여자)	78%	10

〈표 7〉 최상위 10개의 예측 정확도 비교(MPS)

참여자/모형 (모형화 대상 참여자)	MPS	순 위
나무구조 모형 (참여자 #3)	0.1387	1
참여자 #3 (C-Index : 0.534) (예측정확성이 가장 우수한 참여자)	0.1430	2
신경망 모형 (참여자 #3)	0.1434	3
나무구조 모형 (참여자 #2)	0.1548	4
참여자 #2 (C-Index : 0.528) (예측정확성이 두 번째로 우수한 참여자)	0.1548	4
나무구조 모형 (참여자 #9)	0.1583	6
신경망 모형 (참여자 #2)	0.1608	7
신경망 모형 (참여자 #9)	0.1647	8
참여자 #9 (C-Index : 0.310) (예측정확성이 세 번째로 우수한 참여자)	0.1655	9
나무구조 모형 (참여자 #1)	0.1672	10

모형은 4개, 신경망 모형은 3개가 포함되었으며 선형모형은 단 1개도 포함되지 못하였다. <표 6>에서와 같이 가장 우수한 정확도는 참여자 (#3)가 아닌 나무구조 모형(참여자 #3의 나무구조 모형)에서 나타났다. 모형화 대상이었던 참여자보다 더 높은 예측성과를 보인 경우는 참여자 #3와 #9를 모형화한 나무구조 모형에서 나타났으며 신경망모형에서도 참여자 #9보다 우월한 예측성과를 보였다. 한편 우수한 모형의 대상이 된 참여자는 가장 높은 C값을 보인 참여자 #1, #2, #3, #9들로서 <표 6>에서 적중률을

기준으로 평가했을 때와 일관된 결과를 얻을 수 있었다.

<표 6>과 <표 7>의 결과를 종합하면 예측력이 우수한 참여자의 의사결정행태에서 비선형적 유효성이 뚜렷하게 나타났으며 또한 이 비선형적 성향은 비선형모형에서만 잘 반영되었다고 해석할 수 있다. 또한 선형모형이 최상위그룹에 한개도 포함되지 못한 결과를 보면 모형화 대상이 되는 의사결정의 유효성이 높을수록 선형모형에 의한 모형화 효과는 현저히 낮아진다고 할 수 있다.

위의 결과를 토대로 통계적 유의정도를 측정하기 위해 전체 참여자 (n=32)들의 예측정확도와 해당 모형의 예측정확도 간의 상관관계를 '적중률'과 'Ra'를 통해 측정하였다. 또한 참여자의 예측정확도와 모형화 효과 간의 상관관계도 함께 측정되었다. 모형화 효과는 모형의 예측정확도에서 해당 참여자의 예측정확도를 뺀 값으로 측정하였으며 이것은 참여자의 판단을 모형화하여 만들어진 모형의 예측력이 그 참여자의 판단보다 우월해지는 정도를 보여주는 것이다. 일반적으로 인간의 예측정확도가 높아지면 모형화효과는 낮아질 것으로 기대된다. 따라서 인간의 판단의 예측정확도와 모형화 효과간의 상관관계를 분석하게 되면 판단의 예측정확도가 높아질수록 모형화에 의한 예측정확성 제고효과가 의미있게 감소하는 알고리즘이 어느 것인지 살펴볼 수 있게 된다. 여기서 'MPS'는 다른 평가변수와의 관계가 부(-)의 관계에 있어서 모형화 효과와의 관계를 분석할 때 다시 부호가 바뀌는 번거로움 때문에 분석에 포함시키지 않았다. 또한 'MPS'는 이미 '적중률', 'Ra' 등과 대단히 높은 상관관계가(-0.8598) 있는 것으로 나타났다기 때문에 동일한 결과를 보일 것으로 판단되었다 (<표 3> 참조).

<표 8>에 종합된 결과를 살펴보면 신경망 모형이 모형화 대상이 된 참여자의 예측정확도의

<표 8> 참여자의 예측력과 모형화 효과간의 상관관계

		참여자의 예측 정확도	
		적중률	Ra
모형의 예측 정확도	회귀분석	0.5866	0.5318
	나무구조	0.6005	0.5521
	신경망	0.8729	0.8006
모형화 효과	회귀분석	-0.3925*	-0.3172*
	나무구조	-0.1063	-0.0557
	신경망	-0.1105	-0.0127

주) \* 5% 유의수준

영향을 가장 크게 받는 것으로 나타났다. 모형화 효과와의 관계를 살펴보면 참여자의 예측정확도가 높을수록 모형화의 효과는 전반적으로 낮아짐을 알 수 있다. 그러나 이러한 부 (-)의 관계는 회귀분석에서만 통계적으로 유의한 것으로 나타났는데(적중률과의 관계 : -0.3925 ; Ra와의 관계 : -0.3172), 이는 앞의 <표 6>와 <표 7>의 결과와 일치하는 것으로써 유효성(예측정확도)이 높은 전문가의 판단을 모형화하는 경우 선형모형을 사용하게 되면 모형화 효과가 크게 감소하는 것을 확인하는 결과라고 할 수 있다. 이 결과는 선형모형이 전문가의 유효성을 높여주는 비선형성을 적절히 반영하지 못하는 데서 기인하는 것으로 해석할 수 있다. 따라서 세 번째 가설 '의사결정의 유효성(예측정확성)이 높아질수록 비선형 모형에 비해서 선형모형에 의한 모형화 효과는 현저히 낮아진다.'는 채택되었다.

### 5. 결 론

인간의 의사결정 전략은 대개의 경우 비선형에 가깝기 때문에 이를 모형화하여 전문가시스템 등을 개발할 때 비선형모형이 효과적일 것이다[Levi, 1989 ; Libby, 1976]. 본 연구에서는 이러한 가정을 검증하기 위하여 한 개의 선형알고리즘과 두 개의 비선형 알고리즘을 이용하여 전문가의 판단을 모방하는 모형을 구축하고 각 모형의 예측성과와 유효한 비선형적 성향의 존재여부와와의 관계를 조사하였다. 연구의 결과를 종합하면 우선 의사결정 과정연구 분야에서 개발된 MPS와 렌즈모델 분석법을 사용하여 인간의 판단에 대한 분석을 수행하여 유효한 비선형성의 존재가 판단 자체의 유효성과 관계가 있음을 입증하였다. 둘째로 인간의 판단을 모형화

하였을 때 유효한 비선형적 성향이 존재하는 경우 전반적으로 모형의 예측성도가 좋았으며 이러한 현상은 비선형모형에서 더욱 두드러지는 것으로 나타났다. 다음으로 모형화 효과에 대한 분석을 통해서 비선형성의 존재와 선형모형의 성과간의 부정적인 관계가 유의함을 밝혀냈다. 이는 유효한 비선형성이 강할수록 선형알고리즘에 의한 모형화가 비효과적인 것으로 해석할 수 있다. 이 결과를 토대로 과거 의사결정 연구에서 선형모형의 우수성을 입증한 연구와 비선형모형의 상대적 우월성을 보고한 연구가 서로 상충되는 것이 아니라 분석대상이 되었던 자료의 특성에서 기인한 차이인 것으로 해석할 수 있다. 과거 선형모형의 우수성을 보여준 연구에서 사용된 자료를 살펴보면 노이즈가 상당 수준 존재하거나 전문성이 낮은 학생들의 판단을 대상으로 모형을 개발하였기 때문에 유효한 비선형성의 존재 가능성이 희박했을 것으로 추정된다. 반면 전문가 시스템 연구에서는 주로 전문가의 판단을 대상으로 하거나 상대적으로 노이즈가 적은 자료를 사용했기 때문에 비선형모형이 우월할 수 있었던 것으로 판단된다. 따라서 예측모형의 개발시 모형화 대상이 되는 전문가의 판단이나 자료의 특성 등에 대한 사전 분석은 적절한 개발 알고리즘을 선택하는 데 도움이 될 것이다.

본 연구의 결과는 모형화연구와 전문가 시스템의 연구에 중요한 논제를 부가한다. 렌즈모델은 예측정확도를 선형성분과 비선형성분으로 분할함으로써 이면에 존재하는 다른 차원의 평가기준을 제공하였다. 렌즈모델의 분석결과는 또 다른 중요한 의미를 부여한다. 과연 비선형모형이 기존의 선형 모형이나 전문가보다 더 높은 예측성도를 보일 수 있는가에 대한 답을 제공할 수 있다는 것이다. 의사결정 모형(전문가

시스템)의 핵심은 지식 베이스이며, 이 지식 베이스를 제공하는 전문가의 유효성이 모형의 예측력에 결정적인 역할을 한다는 것은 여러 실험을 통해 증명되었다[Levi, 1989 ; Libby 1981 ; Zimmer, 1980]. 본 연구에서 사용된 렌즈모델은 그 유효성과 비선형성을 검증하고 그 결과를 해당 전문가에게 피드백을 통해 교육을 실시함으로써 그 유효성을 향상시킬 수 있을 것으로 예상된다. 전문가의 유효성이 향상되면 의사결정모형의 성과도 자연 향상될 것이기 때문이다.

이제 의사결정연구는 전문가 시스템의 연구와 결합되면서 단순히 인간의 지식과 판단을 모방하는 능력을 검증하던 단계에서 벗어나 금융, 의학, 신용평가 등 여러 분야에서 실제로 사용되는 단계에 다다랐다. 따라서 우수한 의사결정모형(전문가시스템)의 개발을 위해서는, 이 분야에서 다양하게 이루어지고 있는 실증연구를 체계적으로 종합하고 시스템의 예측정확성에 영향을 줄 수 있는 상황적 요인들을 함께 고려할 수 있는 연구모형이 필요한 시점이다.

## 참 고 문 헌

- [1] 김정재 한인구, "퍼지신경망을 이용한 기업 부도예측", *한국지능정보시스템학회 논문지*, 2001년, 제7권 제1호, pp. 135-147.
- [2] 송수섭, 이의훈, "인공신경망을 이용한 소비자 선택예측에 대한 연구", *한국경영과학회지*, 2001년, 제26권 제4호, pp. 55-70.
- [3] 이진창, 김명중, 김혁, "기업도산예측을 위한 귀납적 학습지원 인공신경망 접근법 : MDA, 귀납적 학습방법, 인공신경망 모형과의 비교", *경영학연구*, 1994년, 제23권 제3호, pp. 109-144.



- [4] Kim, C. and M. Chung, “귀납적 학습방법의 비교연구 : 처리추적과 의사결정전략의 논점에서”, *경영정보학연구*, 1995년, EIS/DSS 특집호, pp. 149-173.
- [5] Altman, E., “Financial Ratios, Discriminant Analysis and the Prediction of Corporate Bankruptcy,” *Journal of Finance*, Vol. 23, No. 4, September, 1968, pp. 589-609.
- [6] Beach, L. and T. Mitchell, “A Contingency Model for the Selection of Decision Strategies,” *Academy of Management Review*, Vol. 3, No. 3, July, 1978, pp. 439-449.
- [7] Belkaoui, A., “Lens Studies in Accounting”, in *Human Information Processing in Accounting*, Belkaoui, A. (ed), Quorum Books, New York, 1989.
- [8] Billings, R. and S. Marcus, “Measures of Compensatory and Noncompensatory Models of Decision Behavior”, *Organizational Behavior Human performance*, Vol. 31, No. 3, June, 1983, pp. 331-352.
- [9] Braun, H. and J. Chandler, “Predicting Stock Market Behavior Through Rule Induction”, *Decision Sciences*, Vol. 18, No. 3, Summer, 1987, pp. 415-429.
- [10] Brunswick, E., *The Conceptual Framework of Psychology*, University of Chicago Press, Chicago, 1952.
- [11] Casey, C.J., “Prior Probability Disclosure and Loan Officers’ Judgment : Some Evidence of the Impact”, *Journal of Accounting Research*, Vol. 21, No. 1, Spring, 1983, pp. 300-307.
- [12] Chung, H.M. and M.S. Silver, “Rule-Based Expert Systems and Linear Models : An Empirical Comparison of Learning-by-Examples Methods”, *Decision Sciences*, Vol. 23, No. 3, May/June, 1992, pp. 687-707.
- [13] Cooksey, Ray., *Judgment Analysis : Theory, Methods, and Applications*, San Diego Academic Press, 1996.
- [14] Dawes, R. and B. Corrigan, “Linear Models in Decision Making”, *Psychological Bulletin*, Vol. 81, No. 2, 1974, pp. 95-106.
- [15] Einhorn, H., “The Use of Nonlinear, Non-compensatory Models in decision Making”, *Psychological Bulletin*, Vol. 77, No. 3, 1970, pp. 221-230.
- [16] Einhorn, H., “Expert Measurement and Mechanical Combination”, *Organizational Behavior Human Performance*, Vol. 20, No. 2, February, 1972, pp. 86-196.
- [17] Einhorn, H., D. Kleimuntz and B. Kleimuntz, “Linear Regression and Process-tracing Models of Judgment”, *Psychological Review*, Vol. 86, No. 6, 1979, pp. 465-485.
- [18] Fisher, D.H. and K.B. McKusick, “An Empirical Comparison of ID3 and Back-propagation”, *Technical Report CS-88-14, Dept. of Computer Science*, Vanderbilt University, 1989.
- [19] Harris, C., “An Expert Decision Support Systems for Auditor Going Concern Evaluation”, Ph.D. Dissertation, University of Texas at Arlington, 1989.
- [20] Kim, C. and Raymond McLeod Jr. “Expert, Linear Models, and nonlinear Models of Expert Decision Making in Bankruptcy Prediction”, *Journal of Management Infor-*

- mation Systems*, Vol. 16, No. 1, Summer, 1999, pp. 189-206.
- [21] Levi, K., "Expert Systems Should Be More Accurate Than Human Experts," *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*, Vol. 19, No. 3, 1989, pp. 647-657.
- [22] Libby, R., "Man Versus Model of Man : Some Conflicting Evidence", *Organizational Behavior Human Performance*, Vol. 16, No. 1, June, 1976, pp. 1-12.
- [23] Libby R., *Accounting and Human Information Processing : Theory and Applications*, Englewood Cliffs, Prentice Hall, New Jersey, 1981.
- [24] Messier, W. and J. Hansen, "Inducing Rules for Expert System Development : An Example Using Default and Bankruptcy Data", *Management Science*, Vol. 34, No. 12, December, 1988, pp. 1403-1415.
- [25] Olshavsky, R.W., "Task Complexity and Contingent Processing in Decision Making : A Replication and Extension", *Organizational Behavior Human Performance*, Vol. 24, No. 3, December, 1979, pp. 300-316.
- [26] Patuwo, E., M. Hu and M. Hung, "Two-Group Classification Using Neural Networks", *Decision Sciences*, Vol. 24, No. 4, July/August, 1993, pp. 825-845.
- [27] Quinlan, J., "Discovering Rules by Induction from Large Collection of Examples", in *Expert Systems in Micro electronic Age*, D. Michie (ed.), Edinburgh University Press, Edinburgh, 1979.
- [28] Schepanski, A., "Tests of Theories of Information Processing Behavior in Credit Judgment", *Accounting Review*, Vol. 58, No. 3, 1983, pp. 581-599.
- [29] Steawrt T., "Judgment Analysis : Procedures", in *Human Judgment : the SJT view*, B. Brehmer & R.B. Joyce (Eds.), Amsterdam North- Holland Elsevier, 1988, pp. 41-74.
- [30] Svenson, O., "Process Descriptions of Decision Making", *Organizational Behavior Human Performance*, Vol. 23, No. 1, February, 1979, pp. 86-112.
- [31] Tam, K. and Kiang, M., "Managerial applications of Neural Networks : the Case of Bank Failure Predictions", *Management Science*, Vol. 38, No. 7, July, 1992, pp. 926-947.
- [32] Tucker, L.R., "A Suggested Alternative Formulation in the Development of Hursch, Hammond, and Hursch, and by Hammond, Hursch, and Todd", *Psychological Review*, Vol. 71, No. 6, 1964, pp. 458-530.
- [33] Velido, A., P. Lisboa, and J. Vaughan, "Neural networks in Business : A Survey of Applications (1992~1998)", *Expert systems with Applications*, Vol. 17, 1999, pp. 51-70.
- [34] Wong, B., V. Lai and J. Sam, "A Bibliography of Neural Network Business Applications Research : 1994~1998", *Computers & Operations Research*, 27, October, 2000, pp. 1045-1076.
- [35] Yates, J.F., "External Correspondence : decompositions of the Mean Probability Score", *Organizational Behavior Human Performance*, Vol. 30, No. 1, August, 1982,

pp. 132-156.

- [36] Zacharakis, Andrew and G. Meyer, "A Lack of Insight : Do Venture Capitalists Really Understand Their Own Decision Process?", *Journal of Business Venturing*, Vol. 13, No.1, January, 1998, pp. 57-76.
- [37] Zimmer, I., "A Lens Study of the Prediction of Corporate Failure by Bank Loan Officers", *Journal of Accounting Research*, Vol. 18, No. 2, Autumn, 1980, pp. 629-636.

#### ■ 저자소개



#### 김 충 영

저자는 한국외국어대학교를 졸업하였으며 University of Missouri에서 M.B.A., Texas A&M University에서 경영정보학 박사학위를 취득하였다.

현재 서울시립대학교 경영학부 부교수로 재직 중이며 관심분야는 의사결정지원시스템, 인공지능, E-Business 등이다.