

여러 가지 Inductive 방법에 대한 통합모델 개발과 그 실증적 유효성에 대한 연구*

김 광 용**

The Development of Hybrid Model and Empirical Study for the Several Inductive Approaches*

Gwangyong Gim**

Abstract

This research investigates computer generated hybrid second-order model of two numerically based approaches to risk classification: discriminant analysis and neural networks. The hybrid second-order models are derived by rule induction using the ID3 and tested in the several different kinds of data. This new hybrid approach is designed to combine the high prediction accuracy and robustness of DA or NN with perspicuity of ID3. The hybrid model also eliminates the problem of contradictory inputs of ID3. After doing empirical test for the validity of hybrid model using small and medium companies' bankrupt data, hybrid model shows high perspicuity, high prediction accuracy for bankrupt, and simplicity for rules. The hybrid model also shows high performance regardless the type of data such as numeric data, non-numeric data, and combined data.

1. 서 론

본 연구의 목적은 위험(risk)을 분류하는데

사용되는 여러 가지 귀납적(inductive) 방법들 중, 통계학적 접근 또는 인공신경망(neural network: 이하 NN으로 표기)을 이용한 접근과 귀납적 학습방법(Rule Induction)의 접근을 통합하

* 이 논문은 1996년 한국학술진흥재단의 공모과제 연구비에 의하여 연구되었습.

** 숭실대학교 경영학부 조교수

는 2 단계적 통합모델(2nd order hybrid model)을 개발하고, 정량적 또는 정성적 형태의 문제에 적용함으로써 통합모델의 유효성에 대한 실증적 검증을 하고자 한다.

과거의 통합모델은 기호학적(symbolic) 방법과 수리적(numeric) 방법의 통합을 통한 불확실성 처리에 많은 노력을 기울여왔다[42, 46]. 특히, 여러 가지 인공지능 방법과 수학적, 통계학적 이론과의 통합은 좋은 결과를 보여주어왔고, 근래에는 퍼지이론(fuzzy logic) 또는 유전자알고리즘(genetic algorithm)과 NN의 통합에 대한 연구[27], NN의 여러 방법을 통합[5], 또는 여러 inductive 방법과 NN을 통합하는 방법[31]에 관한 연구가 많이 이루어지고 있다.

본 연구에서 제시하는 통합모델은 다중판별분석(multiple discriminant analysis: 이하 MDA로 표기)을 이용한 통계학적 접근과 역전파학습(back propagation learning)을 이용한 NN[39] 접근을 1단계로, 그리고 ID3[37, 38]를 이용한 귀납적 학습방법의 2단계적 통합을 통해 IF-THEN 규칙(또는 의사결정트리)의 형태를 갖는 통합모델을 만드는 것을 기본 모형으로 하고 있다. 즉 통합모델은 1단계적 접근의 지식을 2단계적 접근의 방법에 통합하는 것이다. 이러한 통합모델은 최근 중소기업의 부도예측에 정성적 비재무정보의 중요성이 점차 강조되므로[1, 8], 단순히 정량적 정보 중심의 검증에 그치지 않고, 여러 가지 정량적 재무정보, 정성적 비재무정보, 또는 두 정보를 합친 모든 정보 등의 자료별 특성에 따라 중소기업 부도위험예측에 적용함으로써 그 유효성을 검증하였다. 특히 자연과학 연구에서 많이 사용된 위험분류 측정치

인 ROC의 유용성을 소개하고 본 연구의 통합모델의 유효성 검증에 사용함으로써 사회과학 분야의 위험분류에 새로운 측정치를 소개하였다[17, 18, 22, 47].

이러한 통합모델의 유효성은 각 inductive 방법의 장점을 흡수, 통합화하거나 또한 각 방법의 단점을 극복하는 두 가지 부류로 나누어 볼 수 있다. 첫 번째로 각 inductive 방법의 장점을 통합한 측면에서 고려할 때, 통합모델은 판별분석이나 또는 NN이 갖고 있는 장점인 높은 예측력(prediction accuracy) 및 안정성(robustness)과 ID3의 장점인 쉬운 이해력 또는 설명력(perspicuity)을 동시에 가질 수 있다. 둘째, 각 inductive 방법들의 단점을 극복하는 관점에서의 통합모델의 유효성은 판별분석의 단점인 모델 설명력의 부족(특히 다중공선성하에서)과 NN의 큰 단점인 설명력의 부재(일명 "Black Box")의 문제를 해결할 수 있고, 이와 더불어 ID3의 가장 큰 단점인 "상충되는 경우의 처리불가 문제" 및 불안정성 문제를 해결할 수 있다. 마지막으로 통합모델은 경영목적에 따라 이원화(부도 또는 건전) 이상의 위험분류를 하여 부도예측을 위한 조기경보시스템을 효율적으로 구축하게 하는 특성도 가지고 있다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 제 2장에서는 여러 가지 inductive 방법 및 통합모델에 대한 특성 및 기존연구들에 대하여 간략히 살펴보고, 제 3장은 통합모델의 개발방법 및 모델예측력의 측정(ROC)에 관한 방법을 제시하였다. 제 4장은 실증분석의 결과를 해석하였으며, 마지막으로 제 5장에서는 본 연구를 종합·정리한 결과를 기술하였다.

2. 연구배경

본 장에서는 과거의 여러 가지 inductive 방법들에 대한 실증적 비교연구를 살펴보고 통합 모델에 대한 기존연구를 정리한 후, 각 inductive 방법들의 장, 단점을 비교하여 통합모형의 필요성을 제시하고, 요약하였다.¹⁾

2.1 세 가지 Inductive 방법들의 비교

1980년대 중반부터 1990년대 초까지는 주로 LOGIT 또는 MDA와 같은 통계학적 방법과 ID3와 같은 귀납적 학습방법의 위험예측율을 비교하는 연구가 비교적 많이 이루어져 왔다[10, 11, 12, 14, 15, 33, 35, 36, 40]. 그후 1990년 초반부터 NN을 나머지 두 방법과 비교하는 연구들이

<표 1> 세 가지 Inductive 방법들의 실증적 비교

참고문헌	귀납적학습방법	통계학적 접근	인공 신경망	문제영역
Minger (87)	ID3*	Regression*		Football Game (2 Cases)
Carter & Catlett (87)	ID3 & C*	Regression		Credit Assessment
Braun & Chandler (87)	ID3*, Human	DA		Stock Market
Messier & Hansen (88)	ID3*, Human	DA		Loan Default, Bankruptcy
Shaw & Gentry (90)	AQ15*	LOGIT		Business Loan
Liang et al (90)	ID3, CRIS*	DA		Bankruptcy
Chung & Silver (92)	ID3, GA*	LOGIT		Admission, Bidder
Cronan & Glorfeld (91)	ID3, RPA*			Mortgage lending
Arizne & Narasimha (94)	ID3	Regression*		Academic Performance
Tam (91)	ID3	LOGIT, DA	NN*	Bank Bankruptcy
Shavliik et al. (91)	ID3		NN*	Simulation
Salchenberger et al.(92)		LOGIT	NN*	Thrift & Failures
Liang (92)	CRIS*.ACLS 등	DA	NN*	Bankruptcy, Inventory
Liang et al. (92)	ID3	Probit	NN*	Inventory
Hansen et al. (92)	ID3*	Probit, LOGIT	NN*	Audit decision
Tam & Kiang (92)	ID3	LOGIT	NN*	Bank bankruptcy
Kattan et al. (93)	Human*.ID3,RPA*	DA	NN	Bank loan
Whalen & Gim (93)		LOGIT*	NN	Medical Malpractice
Gim (95)	ID3	Logit*	NN*	Bankruptcy
Gim & Whalen (96)	ID3	DA	NN*	Fire Insurance
Lee et al (97)	ID3, Hybrid Model*	MDA	NN	Bankruptcy
이건창 (93)	ACLS	MDA	NN*	Bankruptcy
이건창의 2인 (94)	ACLS, Hybrid Model*	MDA	NN	Bankruptcy

* 표시한 것은 최고의 예측력을 보인 방법임

1) 각 inductive 방법에 대한 자세한 설명은 이진창[3]에, 경영 위험과 관련하여 각 inductive 방법의 실증적 비교를 한 과거 문헌에 대한 조사는 Woong et al.[48] 및 Zopounidis[49]에 잘 정리되어 있어 본 논문에서는 삭제하였다.

많이 이루어져 왔으며, 특히 많은 연구들이 NN의 유효성을 보여주었다[3, 4, 23, 31, 28, 32, 34, 41, 44, 43, 47]. 이러한 종래 연구의 각 방법들과 관련된 연구들을 <표 1>에 정리하였다.

이러한 관련 연구들은 위의 <표 1>에서 보듯이 전반적으로 NN이 가장 우수하지만 문제영역에 따라 통계적 모델이나 귀납적학습방법이 우수한 경우도 있었다. 각각의 방법들은 장, 단점을 갖고 있으며 각기 문제영역이 달라짐에 따라 다른 예측력을 보여주고 있다. 특히 예측력 측면 이외의 각 방법의 특성을 살펴보면 ID3의 장점은 예측력은 떨어지지만 쉬운 이해력과 높은 설명력을 가지며, NN이나 통계적 모형은 설명력은 부족하지만 높은 예측력과 안정성을 갖고 있는 것으로 나타났다.

2.2 통합모델의 기존연구

여러 가지 Inductive 방법들을 통합하는 기존 연구는 크게 두 가지로 나누어 볼 수 있다[24, 33]. 첫 번째 방법은 각 inductive 도구들 중 한 두 가지 방법을 선택하여 다른 inductive 방법에 사용될 변수나 요소를 찾아내는데 사용하는 방법이다. 예를 들어 Liang et al.[33]은 중요한 속성을 갖는 변수선정에 있어 MDA 및 요인분석(factor analysis)과 같은 통계적 도구를 사용하고 이 결과로부터 도출된 통계적으로 유의한 변수만을 ID3에 사용한 통합모형을 시도하였다. Lee et al.[31]은 MDA, ID3, SOFM(self organizing feature map)을 이용하여 선정된 변수를 사용하여 NN 모델에 적용한 부도예측을 위한 통합모델의 개발을 시도하였다. 특히 이 연구에서는 이러한 통합모델이 예측력(prediction accuracy)과 적응성(adaptability)측면에서 우수함

을 보여주었다.

두 번째 방법은 본 연구에서 제시하는 방법처럼 각 inductive 방법을 사전처리기(preprocessor)로서의 변수선정도구로 사용하기보다 각 방법으로부터 도출된 지식을 중심으로 통합모형을 시도하는 것이다. 이러한 방법은 각 inductive 방법으로 도출된 여러 가지 지식 자체의 통합 또는 다른 방법간의 지식호환이라는 특성을 갖는다. 이견창의 2인[4]은 NN과 귀납적학습방법의 지식(위험예측결과)을 1종오류와 2종오류의 비교를 통하여 부도예측을 하는 통합모형을 개발하고 기타 inductive 방법들과 비교하였는데, 통합모형이 월등히 높은 예측력을 보여주었다. 또한 이견창[5]은 감독학습인공신경망(supervised neural network)과 비감독학습인공신경망(unsupervised neural network)의 지식을 혼합하는 통합모형을 제시하고 그 결과를 기타 모형들과 비교 분석하였다.

특히 이견창 외 2인[6]은 MDA의 결과 및 NN의 결과를 다시 NN의 입력변수로 사용하여 NN모형과 MDA모형을 휴리스틱하게 결합한 통합모형을 제시하고, 이 통합모델이 기존의 MDA나 전향적 OPP(Ordinal Pairwise Partitioning) 방법에 의한 NN보다 높은 예측율을 보인다는 사실을 실증적으로 검증하였다. 박상천 외 2인[2]은 NN의 지식구조를 분석하고 이러한 분석 방법을 이용하여 IF-THEN 규칙을 찾아내는 통합모형을 위한 새로운 알고리즘을 제시하였다. 물론 이러한 방법의 시도는 설명력이 부족한 NN의 단점을 극복하려는 노력의 일환이었다. Whalen and Gim[47]은 NN과 통계적 방법으로부터 도출된 지식을 통합하여 위험예측력을 높이는 시도를 하였지만 큰 통합효과는 나타나지 않았다.

Deng[16]은 NN과 귀납적학습방법의 통합모델을 제시하였는데, 이 통합모델은 본 연구에서 제시하는 통합방법과 흡사하다. 그러나 본 연구와는 달리 Deng의 통합모델은 아주 적은 분석자료(training sample)만을 사용하고 유효성 검증을 위한 검증자료(test sample)는 사용하지 않았다. 또한 Deng의 연구는 위험의 분류를 통한 효율적인 통합 알고리즘을 제시하지 못했으며, 다양한 종류의 자료를 이용한 실증분석은 하지 않았으며, 통합모델의 장점인 “상충되는 예의 처리불가문제” 해결을 하지 못하였다.

2.3 각 inductive 방법들의 특징 및 통합모델의 필요성

앞에서 살펴본 각 inductive 방법들은 모델의 최적화 기준이나 절차, 가정, 지식의 표현형태,

지식의 구조 등에서 각기 다른 접근방법을 갖고 있다[17, 18, 19, 48]. 각각의 inductive 방법들에 대한 특징은 <표 2>에 정리하였다.

먼저 ID3는 “IF-THEN”의 형태로 표현되는 규칙들의 집합형태인 명제형 지식(Propositional Knowledge)이다[38]. 이러한 명제형 지식 구조는 쉬운 이해력과 분석력(Perspicuity)을 가지고 있다. 따라서 전문가는 이러한 지식구조로부터 지식을 얻거나 처리할 때 특별한 기호학적 처리가 불필요하다[19, 37, 47]. ID3의 지식은 불명확하거나 애매모호하지 않고 간단 명료하면서도 매우 논리적이다. 따라서 전문가가 이러한 지식을 이해하거나 수정보완할 경우 매우 쉽게 할 수 있다.

통계적 선형모형은 반명제형 지식(Pseudo-propositional Knowledge) 구조를 가지고 있다.

<표 2> 세 가지 inductive 방법들의 특징

	귀납적학습방법	통계학적 접근	NN
본 논문에서 사용된 방법	ID3	다중판별분석(MDA)	인공신경망(NN)
최적화 기준	엔트로피(entropy)	공분산행렬 (Covariance Matrix)	델타규칙(Delta Rule)
최적화 절차	반복적인 분할 (Repetitive Decomposition)	행렬을 이용한 통계적 추정 (Matrix Operation)	역전파학습(Feed-forward Back propagation)
모델의 가정	상충되는 경우가 없는 자료	여러 가지 통계적 가정	없음
지식표현형태	IF-THEN 규칙 (의사결정나무)	선형결합 모형 ($Y = \sum a_i X_i$)	가중치를 가진 네트워크의 연결구조
지식의 구조	명제형 지식	반명제형지식	비명제형지식
주요장점	쉬운 이해성(perspicuity)	안정성(Robustness) 예측력(prediction)	학습력, 예측력, 패턴인식
주요단점	낮은 예측력, 상충되는 예의 처리불가	가정의 만족이 어려움	설명력의 부재 (Black Box)

즉 사용된 각 변수의 상대적 가중치와 그에 대응하는 변수의 값을 곱한 후, 그 결과들의 합에 기인해서 의사결정을 하는 것은 명제형 지식(Propositional Knowledge)구조이지만 각 변수의 통계적 추정(estimation)은 비명제형 지식(Non-propositional Knowledge) 구조를 가지고 있다. 이러한 반명제형 지식구조는 ID3에 비해서 상대적으로 낮은 이해력과 분석력을 가지고 있다.

마지막으로 NN은 지식의 습득을 추론(inference)보다는 패턴인식(Pattern Recognition)에 의해서 한다[39]. 즉 지식의 표현이 각 층(layer)별 노드(node)사이의 연결된 네트워크 선의 가중치로 표현되는 비명제형 지식(Non-propositional Knowledge) 구조를 갖고 있다. 따라서 전문가가 이러한 지식을 해석하거나 분석하는 것은 거의 불가능하다(일명 'Black Box'). 그러나 NN의 강점인 높은 예측력, 안정성, 학습력은 이미 여러 연구에서 입증되었으므로 이러한 장점을 그대로 가지면서 지식의 표현은 명제형 지식 구조를 갖게 하는 통합모형이 바람직하다[47].

따라서 본 연구에서 시도하는 통합모델은 NN이나 MDA가 갖고있는 장점인 예측력 및 안정성을 흡수하는 방법으로 먼저 NN이나 MDA가 실제로 발생한 부도 또는 건전의 경우에 대하여 추정 또는 패턴인식을 하게 하여 부도발생에 대한 예측력 및 안정성을 흡수한다. 그 후에 Shannon의 엔트로피에 근거한 ID3의 분할 작업을 보다 용이하게 하고 효율적으로 하기 위하여 이미 NN이나 MDA에서 흡수된 부도 추정치를 실제 발생한 부도 또는 건전대신 사용하게 한다.

이러한 방법은 ID3가 수행하고자 하는 문제 영역의 완벽한 분할에 대한 어려움을 근본적으

로 해소시켜 주어 ID3 알고리즘의 효율성을 증진시켜줄 뿐만 아니라, 실제 정성적 정보의 처리에서 자주 나타나는 상충되는 예의 처리불가 문제라는 ID3의 최대단점을 완벽하게 해결하는 장점도 있다. 즉 NN이나 MDA에 의하여 추정된 종속변수값을 사용함으로써 이상치(outlier)의 영향도 최소화시키고, 위험특성별의 군집화도 선행시켜, 위험분류에 있어 정보의 엔트로피를 최소화하는 과정에서 발생하기 쉬운 검색(search) 및 정보처리의 비효율성을 극복할 수 있다.

특히 ID3의 정량적 정보의 처리시 사용되는 방법은 각 독립변수들의 중간값으로 기준점을 삼고 분할을 시도한다. 그러나 이러한 분할방법도 역시 이상치에 의한 영향이 너무 크며, 중간값의 사용은 통계적 접근이나 패턴인식에서는 유용할 수 있으나 ID3의 최적화 알고리즘과 중간값의 사용은 ID3 알고리즘의 효율성을 매우 낮추는 측면이 있다[37, 38]. 그러나 본 연구의 통합모델처럼 정량적 정보의 처리시 NN이나 MDA의 추정치를 사용함으로써 완벽한 문제해결도구는 아니지만 정량적 재무정보의 처리시 중간값에 근거한 ID3 알고리즘의 효율성을 높여주어 예측력을 증가시킬 수가 있다.

마지막으로 본 통합모델은 실제 비즈니스의 실용적 적용측면에서도 NN이나 MDA의 위험예측에 대한 연속적 추정치를 경영목표에 따라 서열치로 바꾸는 작업에 대한 효율적 대안이 되며, 또한 기존의 위험예측의 이원화된 결과만을 제시하는 ID3의 단점을 극복하여 2원화 이상의 서열화된 위험을 예측함으로써 기존의 사후적 부도예측시스템을 사전적 조기경보시스템으로 바꾸는데 필요한 효율적 대안을 제시한다고 할 수 있다.

3. 통합모형의 개발 및 검증

3.1 통합모델의 유효성

기존의 많은 위험예측 모형의 유효성은 주로 위험예측 정확도에 초점을 두어왔다. 그러나 Kononenko and Bratko[30]에 의하면 모델의 유효성은 가능한 단순하게 표현되고, 쉽게 이해할 수 있는 설명력을 가지면서, 또한 여러 가지 다른 상황에서도 높은 예측력을 갖는 것이 중요한 기준이라고 지적하였다. 통합모델이 아닌 개별모델의 경우에는 각 모델의 고유특성상 이러한 여러 가지 유효성을 비교, 검증하기가 어려우나, 통합 모델의 경우에는 각 개별모델의 장점을 취합하고 단점을 극복하고자 하는 것이 주된 목적이므로 가능한 이러한 여러 가지 중요한 유효성 기준을 충족하는 것이 중요하다 하겠다.

따라서 본 연구에서 시도하는 여러 가지 inductive 방법들의 통합모델의 기준은 일단 높은 설명력을 최우선 과제로 하여 IF-THEN 규칙 형태의 지식표현을 기반으로 하였다. 설명력을 최우선 과제로 선정한 것은 여러 가지 inductive 방법으로부터 도출된 지식에 관한 전문가의 신뢰도 측면, 더 나아가 지능형 의사결정지원시스템(intelligent decision support system)의 설계시 증시될 인간과 컴퓨터간의 유저인터페이스 향상이라는 향후 발전방향을 고려하여 인간이 기계로부터 도출된 지식을 판단할 때 중요한 기준이 되는 설명력을 최우선 과제로 하였다 [17]. 특히 통합모델의 설명력을 단순히 과거 자료에 근거하여 이원화된 위험분류로만 한정하지 않고 필요에 따라 좀더 상세한 위험분류에

근거한 설명력을 가질 수 있도록 설계하였다.

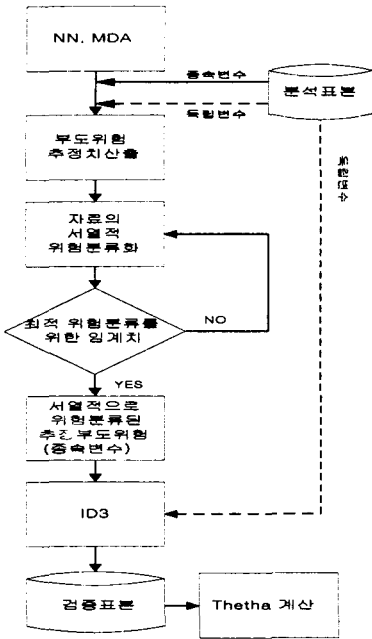
통합모델은 단순성을 증시하여 같은 IF-THEN 규칙이라도 적은 규칙수(단순성)로 위험을 예측하는 통합모델을 생성하고자 시도하였다. 또한 통합모델의 개발시 위험예측력은 기존의 inductive 방법보다 최소한 같거나 또는 더 높게 가질 수 있도록 설계하였으며, 특히 사용된 자료가 정성적이나 정량적인 것에 관계없이 높은 예측력을 동시에 가질 수 있도록 모델의 안정성을 고려하였다. 특히 통합모델의 위험예측력은 설명력이 최우선 과제로 선정된 상태 하에서의 예측력이므로 기본 벤치마킹 모델은 ID3이나, NN이나 MDA 모델의 위험예측력을 흡수하여 NN이나 MDA의 예측력과 같거나 또는 더 높은 통합효과가 있을 수 있도록 고려하였다.

결론적으로 본 연구에서 추구하는 통합모형의 유효성은 이해하기 쉬운 설명력, 높은 예측력, 다양한 자료에서도 예측력이 보장되는 안정성, 그리고 마지막으로 가능한 적은 규칙수를 갖는 단순성을 고려가능한 성과지표로 삼았다.

3.2 통합모델의 개발 및 검증

3.2.1 통합모형의 개발

통합모델의 개발은 먼저 [그림 1]에서 보듯이 표본을 무작위로 분석표본과 검증표본으로 분류한 후, 분석표본에서 NN의 경우는 사용된 입력변수, 은닉층(hidden layer)의 노드들(nodes), 그리고 출력변수사이의 연결된 가중치(connected weight)로 표현되고, MDA의 경우는 사용된 변수의 판별계수(discriminant coefficient)를 선형합산한 형태로 표현되는 부도예측에 관한



[그림 1] 통합모델의 개발과 검증

도확률이므로 0.5가 최적 임계치가 되어 0.5보다 작으면 건전, 그 이상이면 부도로 분류하면 최적의 위험분류(optimal classification)가 된다. 그러나 NN의 경우는 서열은 존재하되 정도는 알 수 없는 서열추정치이므로 실제 부도 상황과 비교하여 시행착오(trial and error)를 통하여 분석표본을 최적으로 분류하는 임계치를 찾아 최적의 위험분류(optimal classification)를 한다.

본 연구에서는 기존 연구와 마찬가지로 하나의 임계치를 사용하여 위험분류를 건전과 부도로 이루어진 이원화분류를 먼저 시도하였다.²⁾ 그 후 위험분류를 3개의 군(건전, 보통, 부도), 5개의 군(우량, 건전, 보통, 요관찰, 부도)으로 나누어 실증적 검증을 함으로써 통합모형의 유효성을 검증하였다.³⁾

지식을 생성한다. 이렇게 생성된 연속적인 값(continuous value)을 갖는 부도위험 추정치는, MDA의 경우는 회사가 부도가 날 확률이며, NN의 경우는 회사가 부도날 위험에 대한 퍼지 집합(fuzzy set)의 소속정도(membership grade)로 볼 수 있다[20].

그 다음 기업의 목표나 연구목적에 따라 NN이나 MDA로부터 생성된 연속적인 값의 부도위험에 대한 추정치와 실제경우를 비교하여 부도위험에 대한 각 경우의 최적의 서열 분류를 시도한다. 예를 들어 이원화 위험 분류를 시도하는 경우, MDA에서 생성된 추정치는 부

이렇게 분류된 NN 또는 MDA의 서열적으로 분류된 추정종속변수값(위험분류군)은 새로운 종속변수로서, 이미 NN이나 MDA에서 한번 사용되었던 정성 혹은 정량적 변수들은 독립변수로서 ID3에 입력하여 최종적으로 통합모델을 완성한다. 이렇게 해서 생성된 통합모델은 IF-THEN 규칙의 지식형태를 갖고 있어 쉬운 이해력과 높은 설명력을 갖고 있으며, NN이나 MDA의 특징인 높은 예측력이나 안정성을 동시에 가질 수 있다. 또한 ID3의 단점인 상충되는 예의 처리불가 문제도 완벽하게 해결하는 장점을 지니고 있

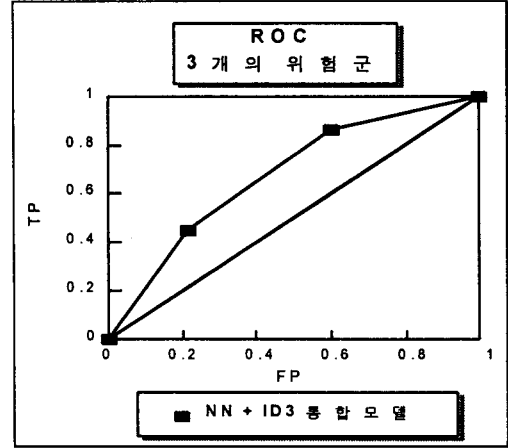
- 2) 본 통합모형은 2개 이상의 위험분류부터 무한대(연속변수 값)까지도 가능하며, 일정부분까지 위험분류가 많으면 많을수록 통합모델의 위험 예측력과 설명력이 증가하나 모델의 복잡성(생성된 규칙의 수)이 증가하여 모델의 단순성이 감소된다[20].
- 3) 본 연구에서 군이 3개의 위험군과 5개의 위험군만을 검증한 이유는 뒤에서 설명될 모델의 단순성(생성된 규칙의 수)이 5개의 위험군을 넘어서부터 급격히 감소되므로 5개 이상의 위험군은 검증하지 않았다. 또한 실제 금융기관의 부실예측모델은 3원화나 5원화된 예측모형으로 최종 환원하여 사용하는 경우가 빈번한데 [1], 이러한 변형은 부도예측력을 감소시키는 반면에 최종 심사담당자의 업무 이해 및 업무 효율성을 증진시키는 효과가 있다.

다. 이러한 통합모델의 유효성은 검증표본을 이용하여 사용된 자료의 특성별로 검증하였다.

3.3.2 모델의 예측력 측정(ROC: Receiver Operator Curve)

부도 경우가 건전 경우에 비해서 매우 희귀하므로 부도예측을 문제는 부도 그 자체에 대해서는 매우 작은 사전확률(prior probability)을 갖고 있다. 따라서 부도예측의 경우 확률만 고려하여 볼 때, 건전하다고 예측하는 것이 맞을 확률이 높으므로 건전 경우를 부도라고 잘못 예측하는 것은 부도를 건전하다고 잘못 예측하는 것보다 더 큰 실수가 될 것이다. 그러나 여러 가지 inductive 방법의 유효성을 측정하는데 많이 이용된 전통적인 예측정확도(옳게 예측한 경우/총 경우)는 이러한 사전확률을 고려하지 않고 있다[25].

특히 위험분류군이 2원화 이상인 경우에는 전통적인 예측정확도는 예측정확도의 강도가 전혀 고려되지 않은 단점이 있다. 예를 들어 종래의 예측정확도는 5개의 위험분류군을 가진 경우 실제 "부도" 경우를 "요주의 관찰"로 예측한 것이나 "건전"으로 예측한 것이 모두 같이 틀린 예측으로 간주된다. 그러나 실제 "건전"이라는 예측이 "요주의 관찰"보다 더욱 잘못된 예측이나 이러한 예측정확도의 강도를 종래의 예측정확도 측정치는 고려하지 못한다는 것이다. 그러나 ROC는 이러한 사전확률 및 예측정확도의 강도를 고려할 수 있는 측정치이기 때문에 본 연구에서는 모델의 예측력 검증시 이미 의학이



[그림 2] ROC의 예 (3개의 위험분류군의 경우)

나 생물학 연구영역의 위험분류 예측력측정에서 사용이 보편화된 ROC를 사용하고자 한다.

예를 들어 3개의 위험군을 가진 NN과 ID3를 통합한 모델에 관한 [그림 2]의 ROC는 NN, MDA 또는 통합모델과 같은 위험분류도구(risk classifier)가 생성한 위험추정치(연속값 또는 서열값)를 각 위험을 분류하는 최적 임계치를 기준으로 여러 가지 위험군(risk category)으로 나눈 후 Sensitivity⁴⁾ (true positive: TP) 대 (1 - Specificity)⁵⁾ (false positive: FP)의 비율을 각 위험군(Risk category) 별로 계산해서 그 값들을 연결하여 그리는 것이다. 이상적인 ROC 곡선은 왼쪽위로 가장 가깝게 붙어있는 것이다. 예를 들어 MDA의 부도확률추정치를 세 개의 위험군(건전, 보통, 부도)으로 나눌 때, 최적의 임계치는 0.33과 0.66의 두 개가 되고, 각 임계치 별로 부도와 건전을 분류하는 2개의 교차 테이블(Cross Table)을 완성하여 Sensitivity(TP) 대 (1-Specificity)(FP)의 비율을 계산하여 그

4) Sensitivity (True Positive: TP) = 건전을 건전이라고 옳게 예측한 수 / (건전을 건전이라고 옳게 예측한 수 + 건전을 부도라고 틀리게 예측한 수)

5) 1-Specificity (False Positive: FP) = 부도를 건전이라고 잘못 예측한 수 / (부도를 건전이라고 잘못 예측한 수 + 부도를 부도라고 옳게 예측한 수)

값을 연결하면 ROC가 완성된다. NN의 경우는 결과추정치가 확률값이 아니고 순서의 의미를 갖고있는 서열치이므로 반복시행(trial and error)⁶⁾을 통하여 검증표본을 최적으로 분류하는 두 개의 임계치를 찾아서 같은 방법으로 ROC를 완성한다

ROC의 아래면적인 θ (Theta)는 무작위로 고른 비정상 경우가 무작위로 고른 정상인 경우보다 비정상으로 의심되는 정도가 더 큰 확률을 나타내고 있다. 즉 θ 값이 1이면 완벽한 예측 0.5이면 무작위 추측([그림 2]의 대각선), 0.5보다 작으면 무작위 추측보다 작은 것을 나타낸다. 극단적인 예로, 99개의 건전 경우와 1개의 비건전경우의 자료를 무작위로 뽑을 때 종래의 예측도 측정치는 99%의 정확도를 기본 예측물로 갖으나 ROC 측정치는 0.5에 가까운 값을 갖게 된다. 또한 ROC 아래의 면적 중 대각선위의 왼쪽

하단면적보다 오른쪽 상단면적이 크면 부도의 경우를 건전의 경우보다 잘 예측하는 것이며, 그 반대로 오른쪽 상단면적보다 왼쪽 하단면적이 크면 건전의 경우를 부도의 경우보다 잘 예측하는 것을 나타낸다. Hanley & McNeil[22]은 ROC의 이론과 통계학적 특성에 대한 상세한 설명을 했다.

4. 실증분석

4.1 자료수집 및 분류

본 연구에서 사용된 자료는 1996년 11월부터 1997년 9월 사이에 J은행에서 대출을 받은 중소기업 회사들의 자료를 이용하였다. 약 4,400개의 자료중 분석에 사용된 자료는 모든 부도기업(178개)과 무작위 추출된 건전기업(175개)으로

〈표 3〉 사용된 재무 및 비재무 항목

재무 항목		비재무 항목	
안정성	자기자본비율	사업성	성장전망
	고정장기적합율		수익전망
	당좌비율		판매전망
	차입금의존도		업종유망성
수익성	총자본경상이익율	경쟁력	인력개발
	매출액 영업이익율		기술개발
활동성	총자본회전율		가격경쟁력
	영업자산회전율	국제경쟁력	
생산성	설비투자효율	경영능력	경영능력, 노사관계, 복지수준
	부가가치율	신뢰성	은행거래신뢰도
성장성	유형고정자산증가율		세평
	매출액증가율	기타	업력, 매출액규모, 금융규제

6) 최적해를 찾기위한 반복시행은 LOTUS의 Macro 함수를 이용하여 추정하였다

총 353개의 자료가 이용되었다. 특히 무작위로 분석표본과 검증표본으로 분류할 때 발생할 수 있는 표본추출오류(sampling error)를 방지하기 위하여 표본 추출을 4회에 걸쳐 실시하고 4개의 표본별로 분석표본에서 각 모델을 생성하고 검증표본에서 모델의 유효성을 검증하였다.⁷⁾

본 연구에서 사용된 정량적 재무정보는 안정성, 수익성, 활동성, 생산성, 성장성 등을 중심으로 한 12개 변수이었으며, 정성적 비재무 정보는 사업성, 경쟁력, 경영능력, 신뢰성 및 기타로 구성된 총 16개의 변수가 사용되었다[9, 26]. 재무항목은 비율 또는 연속변수이었으며, 비재무항목 중 성장전망과 수익전망은 연속변수였고 나머지는 5점 척도로 된 서열변수였다. 사용된 변수의 자세한 내용은 <표 3>에 정리하였다.

4.2 세 가지 inductive 방법의 예측력 비교

세 가지 비통합 inductive 모델의 부도예측력은 사용된 정보의 유형별로 <표 4>에 정리하였다. 각 셀에는 4개의 표본 추출을 사용하여 검증된 평균부도예측력을 ROC의 아랫면적인 θ (Theta)로 계산한 것이다.

각 inductive 모델별, 사용된 자료의 형태별로 부도 예측력의 차이가 있는지 Two-way Factorial Design을 이용한 분산분석을 실시한 결과는 <표 5>에 정리하였다. 사용된 모델(model: MDA, NN, ID3)과 자료의 형태(type: 재무정보, 비재무정보, 모든정보)와는 상호작용이 없는 것으로 나타났으며, 또한 사용된 자료의 형태별로도 각 모형의 예측력은 차이가 없는 것으로

<표 4> 자료형태별 inductive 모델의 평균부도예측력(θ)

	DA	NN	ID3
재무정보	0.61	0.64	0.60
비재무정보	0.60	0.66	0.54
모든 정보	0.60	0.63	0.56

<표 5> 세 가지 inductive 방법의 자료형태별 부도예측율에 관한 분산분석결과

Source of Error	df	SS	F	Pr>F
Model	2	0.035	13.657	0.000
Type	2	0.003	1.354	0.275
Model*Type	4	0.006	1.219	0.326
Error	27	0.035		
Total	35	0.080		

7) 인공지능을 이용한 위험분류에 관한 상당수의 연구가 단 1회의 분석자료와 검증자료를 무작위로 추출하여 모형의 유효성을 검증하였지만, 표본크기가 상당히 크지 않은 한 표본추출오차는 아주 높은 것으로 밝혀져 표본별로 예측력의 차이가 아주 큰 것으로 나타났다[8]. 따라서 본 연구에서는 4회에 걸친 무작위 추출을 시도하였다.

나타났다. 그러나 사용된 모델별로는 차이가 있는 것으로 나타나 Tukey-HSD를 이용한 쌍별사 후다중비교를 한 결과 NN의 예측력이 가장 높고 그 다음이 DA, ID3의 순으로 예측력의 차이가 통계적으로 유의한 것으로 밝혀졌다.

이러한 분석 결과는 중소기업의 부도예측시 NN 모형의 우수성이 다시 한번 입증된 결과이며, 특히 사용된 자료의 특성별로는 각 inductive 모형의 차이가 없는 것으로 밝혀졌다. 이렇게 사용된 자료별로 부도예측력 차이가 없는 것은 대기업 부도예측시 정성적 비재무정보가 정량적 재무정보 못지 않게 중요하다는 연구 결과 [8]와 더불어, 중소기업 부도예측에도 정성적 비재무정보가 유용하다는 기존의 연구[1, 7]와 일치하는 결론을 얻을 수가 있었다.

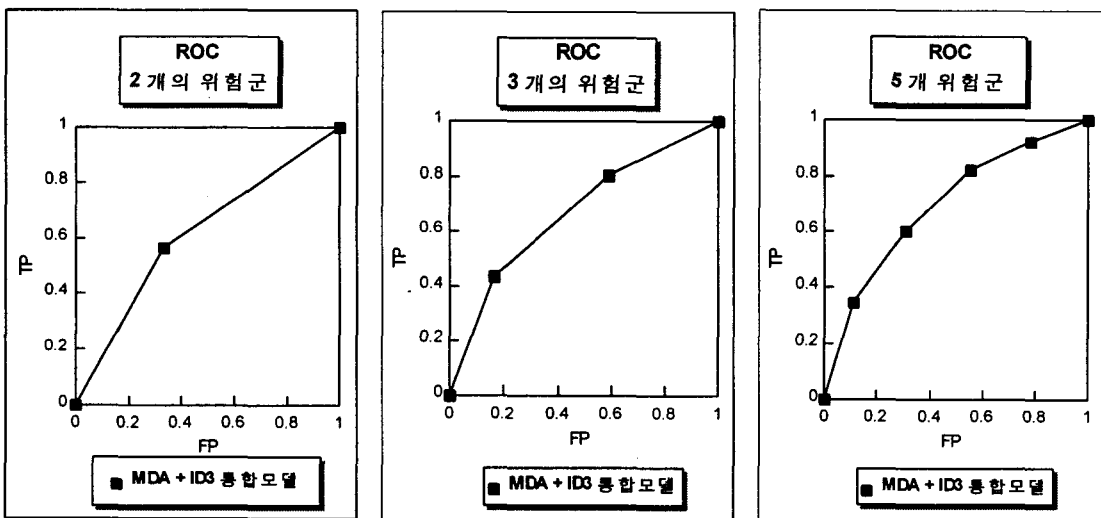
4.3. 통합모형의 유효성검증

일단 기본적으로 통합모형의 지식형태는 ID3

의 지식표현 형태인 IF-THEN 형태를 규칙기반을 이루고 있으므로 기타 inductive 방법에 비하여 모형의 설명력은 가장 높다고 할 수 있다. 따라서 본 연구에서 연구하고자 하는 통합모형의 유효성에 대한 실증적 검증은 부도 예측력과 안정성, 그리고 모형의 단순성에 그 초점을 두고자 하였다.

4.3.1 MDA와 ID3를 이용한 통합모형개발 및 검증

앞의 [그림 1]에서 제시한 것처럼 통합모형의 개발은 먼저 분석자료에서 MDA를 실행시킨 후, 산출된 부도확률을 통합모형 절차에 따라 2원화, 3원화, 5원화된 위험군으로 분류한다. 이렇게 분류된 결과는 종속변수로 입력하고, 나머지 정량적 혹은 정성적 변수는 독립변수로 하여 ID3를 실행하여 통합모형을 개발하였다. 이러한 통합모형의 각 위험군별로 검증된 ROC중 각 위험군별로 4개의 표본 자료 중에서 모든자



[그림 3] ROC의 예 (MDA + ID3의 통합모형)

료를 이용한 경우에 가장 높은 예측을 보인 것만 뽑아서 정리한 것은 아래 [그림 3]과 같다.⁸⁾

4개씩의 검증자료를 갖고있는 각 위험군에서 가장 높은 예측력을 보인 [그림 3]의 θ 는 2개의 위험군인 경우는 0.61, 3개의 위험군인 경우 0.69, 5개의 위험군인 경우는 0.74였다. 이러한 MDA와 ID3를 이용한 통합모델의 4개의 검증자료의 θ 를 산술평균한 평균부도예측력의 결과는 <표 6>에 정리하였다. <표 6>에서 보듯이 통합모델의 경우 위험군이 많아질수록 예측력이 증가하는 것을 알 수 있다.

먼저 통합모델의 위험분류군별(2, 3, 5개 위험군), 사용된 자료의 특성별(재무, 비재무, 모든정보)로 위험예측력의 차이가 있는지를 알아보기 위하여 분산분석을 실시한 결과는 <표 7>

에 정리하였다. 통합모델과 사용된 자료사이의 상호작용은 없었으며, 사용된 자료의 특성별로도 통계적으로 유의한 차이가 없었다. 그러나 통합모델의 각 위험군별의 차이는 있는 것으로 나타나 쌍별사후다중비교를 한 결과 각 위험군별로 부도예측력의 차이가 있는 것으로 나타났다. 즉 부도예측력이 2개의 위험군, 3개의 위험군, 5개의 위험군별로 모두 통계적 차이가 있는 것으로 밝혀졌으며 부도위험을 여러 군으로 나누수록 부도예측력이 높아지는 것을 알 수 있다.

이미 <표 5>에서 MDA의 예측력이 비통합 ID3의 예측력보다 높은 것으로 밝혀져 비통합 ID3는 제외한 후, 2개의 위험군을 이용한 통합 모델만을 이용하여 통합모델의 유무별과 사용된

<표 6> DA와 ID3를 이용한 (비)통합모델의 자료형태별 평균예측력(θ)

	통합모델 (MDA + ID3)			비통합모델	
	2개의 위험군	3개의 위험군	5개의 위험군	MDA	ID3
재무정보	0.58	0.64	0.71	0.61	0.60
비재무정보	0.59	0.66	0.72	0.60	0.54
모든 정보	0.60	0.65	0.72	0.60	0.56

<표 7> 위험군별, 자료특성별 부도예측율에 관한 분산분석결과

Source of Error	df	SS	F	Pr>F
HModel	2	0.032	16.357	0.000
Type	2	0.008	1.572	0.328
HModel*Type	4	0.006	1.341	0.316
Error	27	0.031		
Total	35	0.079		

8) 본 연구에서 계산된 ROC를 보여주는 그래프는 총 108개((통합(6) + 비통합(3)) * 자료특성(3) * 표본(4) = 108)로 모두를 첨부하기에는 너무 많고 부도예측력(θ)이 표에 정리되었으므로 예로 3개만 들었다.

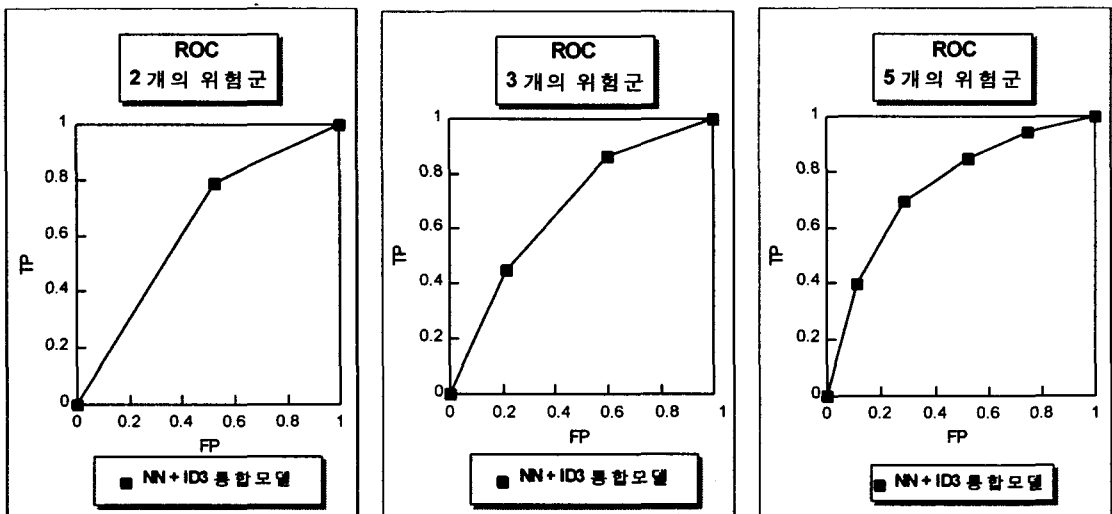
자료의 형태별로 부도 예측력의 차이가 있는지 Two-way Factorial Design을 이용한 분산분석을 실시한 결과는 <표 8>에 정리하였다.

통합모델의 유무(hybrid or nonhybrid)와 자료의 형태(type)와는 상호작용이 없는 것으로 나타났다으며 또한 사용된 자료의 형태별로도 각 모형의 예측력은 차이가 없는 것으로 나타났다. 특히 2개의 위험군을 이용한 통합모델과 MDA 모델과도 예측력의 차이가 없는 것으로 나타나

MDA와 ID3를 이용한 통합모델은 비통합 MDA 모델과 동일한 부도예측력을 갖고 있는 것으로 밝혀졌다. 다시 말해서 즉 MDA와 ID3를 이용한 통합모델은 2개의 위험군에서는 비통합 MDA와 같은 예측력을 그 이상의 위험군(3개 또는 5개)을 사용할 경우에는 부도예측력이 더 높게 나타난 것이다. 이러한 결과로부터 MDA와 ID3를 이용한 통합모델은 이미 ID3의 장점인 높은 설명력을 가지면서 동시에 MDA와 같거나 더 높은 부도예측력을 가지고 있다는 결론을 내릴 수 있다.

<표 8> 통합유무별, 자료특성별 부도예측율에 관한 분산분석결과
(2개의 위험분류를 한 경우)

Source of Error	df	SS	F	Pr>F
Hybrid	1	0.002	0.418	0.284
Type	2	0.000	0.018	0.982
Model*Type	2	0.001	0.237	0.791
Error	18	0.025		
Total	23	0.028		



[그림 4] ROC의 예 (NN + ID3의 통합모델)

4.3.2 NN과 ID3를 이용한 통합모델개발 및 검증

앞의 MDA와 ID3를 이용한 통합방법과 비슷한 절차⁹⁾로 NN과 ID3를 이용한 통합모델을 개발하고 검증한 결과, 모든자료를 이용한 경우에도 각 위험군별로 가장 높은 예측력을 보인 것의 ROC는 <그림 4>에 정리하였고, 위험군별, 사용된 자료의 특성별 평균부도예측력은 <표 9>에 정리하였다. 앞의 경우와 마찬가지로 각 위험군별로 부도예측력의 차이가 모두 통계적으로 유의한 것으로 나타나 2개의 위험군을 이용한 통합모델의 유무별과 사용된 자료의 형태별로

Two-way Factorial Design을 이용한 분산분석을 실시한 결과는 <표 10>에 정리하였다.

여기서 흥미로운 사실은 2개의 위험군을 사용하는 경우에서, MDA와 NN을 이용한 통합모델의 ROC를 비교하여 보면, <그림 3>에서 보듯이 MDA를 이용한 통합모델은 건전의 경우를 좀더 정확하게 예측하고 있으며(ROC의 왼쪽하단 면적부분), NN을 이용한 통합모델은 부도의 경우를 좀더 정확하게 예측하는 것(ROC의 오른쪽상단부분)을 알 수 있다. 그러나 위험의 분류가 2원화 이상이 되면 이러한 특성이 점차 없어지는 것을 볼 수 있다¹⁰⁾. 이것은 위험분류

<표 9> NN과 ID3를 이용한 (비)통합모델의 자료형태별 평균예측력(θ)

	통합모델(NN+ID3)			비통합모델	
	2개의 위험군	3개의 위험군	5개의 위험군	NN	ID3
재무정보	0.63	0.68	0.74	0.64	0.60
비재무정보	0.65	0.71	0.76	0.66	0.54
모든 정보	0.66	0.70	0.74	0.63	0.56

<표 10> 통합유무별, 자료특성별 부도예측율에 관한 분산분석결과
(2개의 위험분류를 한 경우)

Source of Error	df	SS	F	Pr>F
Hybrid Type	1	0.000	0.123	0.730
Model*Type	2	0.000	0.289	0.752
Error	2	0.001	0.608	0.555
Total	18	0.001		
	23	0.001		

9) MDA를 이용한 통합 모델의 개발과 NN을 이용한 통합모델의 개발에서 차이가 있는 것은 MDA의 경우는 부도추정치가 확률값이므로 최적 임계치가 자동으로 결정되나 NN을 이용한 경우는 순서만 존재하는 서열치이므로 최적임계치를 찾을 때 시행착오(trial and error)의 모의 실험을 통하여 찾는 것이다.
 10) 정성적 정보만을 이용한 경우나 정량적 정보만을 이용한 경우에도 비슷한 형태를 보이며 예측력이 떨어지는 3개의 다른 표본자료에서도 이러한 현상이 나타났다.

〈표 11〉 IF-THEN의 지식형태를 가진 각 모델의 자료형태별 평균예측력(θ)
(2개의 위험군을 사용한 경우)

	통합모델 (MDA + ID3)	통합모델 (NN + ID3)	비통합모델 (ID3)
재무정보	0.58	0.63	0.60
비재무정보	0.59	0.65	0.54
모든 정보	0.60	0.66	0.56

〈표 12〉 각 모델별, 자료특성별 부도예측율에 관한 분산분석결과

Source of Error	df	SS	F	Pr>F
Model	2	0.044	12.222	0.000
Type	2	0.001	0.418	0.662
Model*Type	4	0.009	1.223	0.324
Error	27	0.048		
Total	35	0.102		

의 비용을 고려한(1종오류 및 2종오류) 연구와 더불어 통합모델의 특성을 비교하는 향후 좀더 깊이있는 연구가 필요하다 하겠다.

MDA와 ID3를 이용한 통합모델의 경우와 마찬가지로 통합모델의 유무와 자료의 형태와는 상호작용이 없으며, 사용된 자료의 형태별로도 각 모형의 예측력은 차이가 없고, 또한 통합모델과 NN모델과도 예측력의 차이가 없는 것으로 나타나 이원화 분류를 이용한 NN과 ID3를 이용한 통합모델은 NN모델 못지 않은 부도예측력을 갖고 있는 것으로 밝혀졌다. 이미 앞에서 설명하였듯이 2원화의 위험군을 가진 통합모델보다 3원화 또는 5원화된 위험분류를 한 통합모델이 부도예측력에서 앞선 것으로 밝혀졌으므로 NN과 ID3를 이용한 통합모델은 이미 ID3의

장점인 높은 설명력을 가지면서, NN과 같거나 높은 부도예측력을 가지고 있다는 결론을 내릴 수 있다.

4.3.3 IF-THEN 형태의 지식표현을 갖는 모델의 비교

IF-THEN의 지식표현형태를 갖는 두 통합모델과 비통합 ID3 모델의 자료형태별 평균부도예측률의 비교는 〈표 11〉에 정리하고¹¹⁾, 각 모델별 사용된 자료의 형태별로 Two-way Factorial Design을 이용한 분산분석을 실시한 결과는 〈표 12〉에 정리하였다.

모델별, 사용된 자료의 특성별 상호작용과 사용된 자료의 특성별 차이는 없는 것으로 밝혀졌

11) 비통합 ID3가 2원화된 위험분류를 이용하여 모델개발 및 검증을 하였으므로 NN 또는 MDA와 ID3를 이용한 통합모델도 2개의 위험군을 이용한 것만 비교, 정리하였다

〈표 13〉 각 모델별, 자료특성별 평균규칙(Rule) 수

	통합모델 (MDA+ID3)	통합모델 (NN+ID3)	비통합모델 (ID3)
재무정보	15.00	16.25	35.25
비재무정보	48.50	38.25	70.50
모든정보	29.75	29.25	51.25

〈표 14〉 각 모델별, 자료특성별 규칙(Rule)수에 관한 분산분석결과

Source of Error	df	SS	F	Pr>F
Model	2	4231.05	45.83	0.000
Type	2	5492.72	59.49	0.000
Model*Type	4	233.28	58.32	0.309
Error	27	1246.50		
Total	35	11203.56		

〈표 15〉 각 위험군별 통합모델의 자료형태별 평균 규칙의 수

	통합모델 (MDA+ID3)			통합모델 (NN+ID3)			비통합모델 (ID3)
	2개의 위험군	3개의 위험군	5개의 위험군	2개의 위험군	3개의 위험군	5개의 위험군	2개의 위험군
재무정보	15.00	28.25	55.00	16.25	30.25	52.75	35.25
비재무정보	48.50	75.00	102.50	38.25	70.00	92.00	70.50
모든 정보	29.75	42.35	88.00	29.25	45.25	61.25	51.25

으나, 각 모델별 부도예측을 차이가 있는 것으로 나타나 Tukey-HSD를 이용한 쌍별사후다중 비교를 하였다. 그 결과, NN과 ID3를 이용한 통합모델의 예측력이 MDA와 ID3를 이용한 통합모델과 비통합 ID3모델보다 예측력이 훨씬 우수한 것으로 밝혀졌다.

이러한 결과는 이원화된 위험분류의 경우, 본 연구에서 제시하는 통합 모델의 개발 방법이 비통합모델의 부도예측력을 거의 그대로 흡수하는 결과라고 하겠다. 즉 비통합 inductive 모델의 경우, NN의 예측력이 가장 우수하였으며 통합

모델의 경우에도 NN과 ID3를 이용한 통합 모델이 가장 우수한 것으로 나타났다. 그러나 MDA와 ID3를 이용한 통합 모델의 부도예측력이 비통합 ID3 모델과 같은 것으로 나타난 것은 선형 모형과 비선형모형의 특성을 비교한 향후 깊은 연구가 필요한 것으로 보인다.

특히 통합모델이나 비통합 inductive 모델들의 부도예측력이 자료의 특성별로는 전혀 차이가 없다는 것은 주목할 만한 사실이다. 이러한 결과는 기존의 대다수의 부도예측모형이 정량적 재무정보를 많이 이용하였으나, 정성적 비재무

정보도 정량적 재무정보 못지 않은 부도예측력을 지니고 있으며, 여러 inductive 모델과 마찬가지로 통합모델은 자료의 특성별로도 안정된 예측력을 보이고 있다는 결론을 내릴 수 있다.

4.3.4 생성된 규칙의 수

IF-THEN의 지식표현형태를 갖는 두 통합모델과 비통합 ID3 모델의 자료형태별 생성된 평균 규칙(Rule)의 수는 <표 13>에 정리하고 각 모델별 사용된 자료의 형태별로 Two-way Factorial Design을 이용한 분산분석을 실시한 결과는 <표 14>에 정리하였다.

각 모델별, 사용된 자료의 특성별 상호작용은 없는 것으로 밝혀졌으나 각 모델별 또는 사용된 자료의 특성별 차이가 있는 것으로 나타나 Tukey-HSD를 이용한 쌍별사후다중비교를 하였다. 먼저 사용된 모델의 경우 두 가지 통합모델의 규칙 수와 비통합 ID3 모델의 규칙 수는 통계적으로 유의한 차이가 나는 것으로 나타났으며, 특히 두 가지 통합모델의 규칙 수가 현저적인 것으로 나타나 통합모델이 비통합 ID3 모델에 비하여 훨씬 단순함을 알 수 있었다.

또한 사용된 자료의 특성별로 조사한 결과 재무정보, 모든정보, 비재무정보의 순으로 규칙의 수가 많아지며 이러한 세 자료의 특성 모두가 통계적으로 유의하게 차이가 나는 것으로 나타났다. 이러한 결과는 예상 가능한 것으로 ID3의 특성이 분석표본을 100% 완벽하게 분류하는 특성이 있어, 정성적 비재무 정보의 경우 많은 규칙이 필요하나 정량적 재무 정보의 경우는 연속값의 중간값을 취하므로 규칙 수가 줄어드는 현상이 발생한 것으로 정상적이라 하겠다.

각 위험군별로 모델의 단순성을 점검하기 위

하여 규칙의 수를 <표 15>에 정리한 것을 보면 3개의 위험군을 초과하면서부터 규칙의 수가 현저히 증가하는 것을 알 수 있다. 따라서 설명력을 기본으로 한 통합모델의 유효성을 부도예측력과 모델의 단순성을 동시에 고려할 때에는 3개의 위험군으로 나누는 것이 중소기업의 부도 예측에는 적절하다는 결론을 내릴 수 있다. 이러한 모델의 단순성은 설명력과 더불어 향후 전문가가 Data Mining으로부터 도출된 지식을 수정하거나 보완하여(일명 Adjusted Judgement) 좀더 유용한 예측모델을 만들고자 하는 경우에는 매우 중요한 특성이며[20, 47], 또한 컴퓨터로부터 도출된 지식과 전문가의 지식을 비교하여 지능형 의사결정지원시스템의 사용자 인터페이스를 설계하는 것에도 큰 영향을 미칠 것이다 [21, 48, 49].

그러나 많은 금융기관의 경우, 작은 부도예측력 증가라도 금융기관의 수익성에 미치는 영향이 매우 높으므로 부도예측력을 어떻게 증가시키느냐에 많은 연구의 초점이 있는 것이 사실이다. 따라서 높은 부도예측력을 가지면서 각 경영환경의 특성에 맞게 사용할 수 있는 통합모델의 개발이 필요한 시점이라 할 수 있다. 또한 많은 금융기관에서 사용하는 신용평가모형의 개발에 위험군을 3개의 군, 5개의 군, 또는 그 이상의 군이 적절하느냐의 평가를 할 때, 단순히 모델의 연속적인 추정치로 위험군을 나누는 것보다 본 연구에서 제시하는 통합모델의 방법을 이용하면 예측력도 높으면서 설명력도 있는 이상적인 위험군을 가진 신용평가모형의 개발도 가능하리라 생각된다. 또한 기존의 많은 신용평점제도가 과거 이원화 된 부도 또는 건전 자료를 이용하여 모델을 개발한 후, 모델 결과에 근거하여 부도 위험을 이원화 이상으로 예측하는

시스템이나, 본 통합모델은 중소기업 부도예측의 조기경보시스템을 구축하는데 분석과 검증, 시스템구축이 동시에 이루어지게 하는 장점이 있다. 이런 측면에서 볼 때, 본 연구에서 제시하는 통합모델은 설명력, 예측력, 단순성, 안정성 등이 고려되어 있으며 각 경영환경에 맞는 모델 개발을 쉽게 할 수 있는 유연성도 지니고 있다고 할 수 있다.

5. 결 론

본 연구는 여러 가지 inductive 방법을 통합하는 새로운 통합모델을 제시하며, 그 모델의 실증적 유효성에 대한 검증을 목적으로 하고 있다. 이러한 통합모델은 다음과 같은 각 inductive 방법의 장점을 통합하고 단점을 극복하였다: (1) 논리적이고 일상어휘와 같은 표현방식을 사용하는 ID3와 같은 귀납적학습방법은 쉽게 이해할 수 있고 분석될 수 있는 IF-THEN 규칙으로 표현되나, 예측력이 낮고 상충되는 예가 없는 매우 깨끗한 자료를 요구한다. (2) MDA나 NN은 위험예측력이 뛰어나고 안정적이거나 모델 설명력이 부족하거나, 전무하다. 따라서 본 연구에서 제시하는 통합모델은 각 방법의 장점인 예측력 또는 안정성(Robustness)과 이해력 또는 분석력(Perspicuity)을 동시에 가질 수 있게 설계하였다. 특히 통합모델은 경영환경에 맞는 위험의 조기경보시스템을 쉽게 구축할 수 있게 설계되었다.

중소기업 부도자료를 이용하여 실증적 검증을 한 결과, 본 연구에서 제시하는 통합모델은 IF-THEN 규칙을 가진 쉬운 이해력과 분석력

을 가지며, 2원화 이상의 위험분류를 하는 경우 ID3, MDA, NN의 부도예측력과 같거나 더 높은 부도예측력을 가지며, 3원화 미만의 위험분류를 한 경우에는 ID3 모델에 비하여 현저히 적은 규칙 수를 갖는 단순성을 보유하고 있는 것으로 밝혀졌다. 또한 통합모델은 자료의 특성별로도 안정된 예측력을 보이는 것으로 밝혀져 본 연구에서 제시하는 통합모형 개발 방법은 우수한 것으로 입증되었다.

Hart[35]는 inductive 방법의 결과를 해당 전문가의 검증없이 사용하는 것에 대한 주의를 준바 있다. 만일 inductive 방법을 실제로 사용하거나 지능형의사결정지원시스템(Intelligent Decision Support System)으로 사용하고자 한다면 inductive 방법과 해당 전문가 사이의 사용자 인터페이스(User Interface)에 대한 연구가 필수적이라 할 수 있다[21, 48, 49]. 전문가는 연결된 복잡한 가중치(connected weight)나 선형적 결합모델보다 IF-THEN 규칙(또는 의사결정트리)을 더 쉽게 해석하고, 이해하고, 보완 할 것이다[19]. 이런 점에서 본 연구의 통합모델은 이해력과 분석력을 가짐은 물론이고, 안정성과 예측력을 동시에 가진 지능형의사결정지원시스템에 대한 실제적인 설계모형을 제시하고 있다. 특히 본 연구가 퍼지적인 위험분류의 최적화를 추구하므로 향후에 퍼지이론과 본 연구에서 제시하는 통합모델의 결합은 Data Mining과 전문가 지식의 통합에 일조를 할 것으로 보인다.

한 가지 아쉬운 점이 있다면 본 연구에서 사용된 자료의 특성상 본 통합모델의 장점인 ID3에서의 "상충되는 예의 처리불가 문제" 해결능력을 실증적으로 보여 줄 수가 없었다는 것이다. 정량적 재무정보의 경우 ID3가 연속값의 중간을 취하여 위험을 분류하므로 상충되는 경우

가 나타나지 않았고, 정성적 비재무정보의 경우에도 두 개의 연속 변수값이 포함되어 있어 본 연구에서는 상충되는 예가 나타나지 않았다. 그러나 두 개의 연속변수값을 제외한 정성적 비재무변수만을 가지고 ID3를 실행한 결과 표본당 평균 2.7개의 상충되는 경우가 발생하였고 통합 모델은 이러한 상충되는 경우를 완벽하게 처리하였다. 향후 좀더 다양한 자료를 수집하여 통합모델의 실증적 효과에 대하여 깊은 연구가 필요하겠다.

참 고 문 헌

- [1] 김충섭, 남기정, "중소기업 신용평가의 질적요인에 관한 실증적 연구", 보증월보, 제17호(1997), pp.29-72.
- [2] 박상천, Lam P.S., Gupta, A, "Rule Extraction from Neural Naetworks: Enhancing the Explanation Capability," 「한국전문가시스템학회지」, 제1권, 제2호(1995).
- [3] 이진창, "기업도산 예측을 위한 통계적 모형과 인공지능모형간의 예측력 비교에 관한 연구: MDA, 귀납적학습방법, 인공신경망," 「한국경영과학회지」, 제18권, 제2호, (1993). pp.57-81.
- [4] 이진창, 김명중, 김혁, "기업도산 예측을 위한 귀납적 학습지원 인공신경망 접근방법: MDA, 귀납적학습방법, 인공신경망, 모형과의 성과비교," 「한국경영과학회지」, 제23권, 제3호, (1994). pp.109-143.
- [5] 이진창, "효과적인 의사결정을 위한 2단계 하이브리드 인공신경망 접근방법에 관한 연구," 「한국경영정보학지」, 제5권, 제1호(1995), pp.36-51.
- [6] 이진창, 한인구, 김명중, "통계적모형과 인공지능모형을 결합한 기업신용평가 모형에 관한 연구," 「한국경영과학회지」, 제21권, 제1호(1996), pp.81-101.
- [7] 이재식, 한재홍, "NN을 이용한 중소기업도산예측에 있어서의 비재무정보의 유용성 검증", 「한국전문가시스템학회지」, 제1권, 제1호(1995), pp.123-134.
- [8] 우춘식, 김광용, 강성범, "LOGIT 분석과 AHP 분석을 이용한 부도예측모형의 비교 연구," 「재무관리연구」, 제14권, 제2호(1997), pp.229-252.
- [9] Altman, E. I., "Financial Ratios, discriminant analysis, and prediction of corporate bankruptcy," *The Journal of Finance*, Vol.23(1968), pp.589-609.
- [10] Arizne, B., & Narasimha, P. N. "An experimental investigation of predictive accuracy of induction and regression," *Expert Systems with Applications*, Vol.7 (1994), pp.535-544.
- [11] Braun, H., & Chandler, J. "Predicting stock market behavior through rule induction: An application of the learning-from-example approach," *Decision Sciences*, 18(1987), pp.415-429.
- [12] Carter, C., & Catlett, J. "Assessing credit card applications using machine learning," *IEEE Expert*, Vol.2(1987), pp.71-79.
- [13] Chandler, J. S., Liang, T., & Han, I. "An empirical investigation of some date effects on the classification accuracy of

- Probit and ID3," *Journal of Contemporary Accounting*, Vol.9(1992), pp.306-328.
- [14] Chung, H. M., & Silver, M. S. "Rule-based expert systems and linear models: An empirical comparison of learning-by-examples methods," *Decision Sciences*, Vol.23(1992), pp.687-707.
- [15] Cronan, T. P., Glorfeld, L. W., & Preey, L. G. "Production system development for expert systems using a recursive partitioning induction approach," *Decision Sciences*, Vol.22(1991), pp.812-845.
- [16] Deng, P. "Automating knowledge acquisition and refinement for decision support: A connectionist inductive inference model," *Decision Science*, Vol.24(1993), pp.371-393.
- [17] Gim, G. "Hybrid Systems for Robustness and Perspicuity: Symbolic Rule Induction combined with a Neural nets or a Statistical Models," *Doctoral dissertation*, Georgia State University, (1995).
- [18] Gim, G. & Whalen, T. "Second Order Logical System for Risk Classification in a Newly Developed Country," *International Journal of Uncertainty, Fuzziness, and Knowledge Based System*, Vol.4, No.5 (1996), pp.421-430.
- [19] Gim, G., & Whalen, T. "Dimensions of knowledge: Facts or skills, words or numbers," *The Proceedings of North American Fuzzy Information Proceeding Society*, (1994), pp.447-448.
- [20] Gim, G., Whalen, T., & Schott, B. "Control of Error in Fuzzy Logic Modeling," *International Journal of Fuzzy Sets and System*, Vol.80, No.1(1996), pp.23-35.
- [21] Goul, M., Henderson, J. C., & Tonge, F. M. "The emergence of AI as a reference for DSS research," *Decision Science*, Vol. 23(1992), pp.1263-1276.
- [22] Hanley, J., & McNeil, B. "The meaning and use of the area under a receiver operating characteristic (ROC) curve," *Radiology*, Vol.143(1982), pp.29-36.
- [23] Hansen, J. V., McDonald, J. B., & Stice, J. D. "Artificial intelligence and generalized qualitative-response models: An empirical test on two audit decision making domains," *Decision Sciences*, Vol.23(1992), pp.708-723.
- [24] Jacobstein, N., & Kitzmiller, C. T. "Integrating symbolic and numeric methods in knowledge-based systems. In L. S. Kowalik & C. T. Kitzmiller (Eds.)," *Coupling symbolic and numerical computing in expert systems*, New York: Elsevier Science, (1988), pp.3-14.
- [25] Jain B.A. and Nag B.N., "Performance Evaluation of Neural Network Decision Models," *Journal of Management Information Systems*, Vol.14, No.2(1997), pp.201-216.
- [26] Jones, F. L. "Current Techniques in bankruptcy Prediction," *Journal of Accounting Literature*, Vol.6(1987), pp.131-164.
- [27] Kandel, A., & Langholz, G. "Hybrid architectures for intelligent systems," *Boca Raton, FL: CRC press*, (1992).

- [28] Kattan, M. W., Adams, D. A., & Parks, M. S. "A comparison of machine learning with human judgment," *Journal of management Information Systems*, Vol.9, No. 4(1993), pp.37-57.
- [29] Kiang, M. Y., Chi, R. T., & Tam, K. Y. "DKAS: A distributed knowledge acquisition system in a DSS," *Journal of Management Information Systems*, Vol.9, No.4 (1993), pp.59-82.
- [30] Kononenko, I., & Bratko, I. "Information-based evaluation criterion for classifier's performance," *Machine Learning*, Vol.6 (1991), pp.67-80.
- [31] Lee K.C., Han I., & Kwon Y., "Hybrid Neural Network Models for Bankruptcy Prediction," *Decision Support System*, Vol. 18, No.1(1996), pp.63-72.
- [32] Liang, T. P. "A composite approach to inducing knowledge for ES design," *Management Science*, Vol.38(1992), pp.1-17.
- [33] Liang, T. P., Chandler, J. S., & Han, I. "Integrating statistical and inductive learning methods for knowledge acquisition," *Expert Systems with Applications*, Vol.1 (1990), pp.391-401.
- [34] Liang, T. P., Chandler, J. H., Han, I., & Roan, J. "An empirical investigation of some data effects on the classification accuracy of Probit, ID3, and neural networks," *Contemporary Accounting Research*, Vol.9(1992), pp.306-328.
- [35] Meisser, W. F., & Hansen, J. V. "Inducing rules for expert systems development: An example using default and bankruptcy data," *Management Science*, Vol.34(1988), pp.1403-1415.
- [36] Minger, W. F. "Rule induction with statistical data," *Journal of the Operational Research Society*, Vol.38(1987), pp.347-351.
- [37] Quinlan, J.R. "Discovering rules by induction from large collection of examples," In D. Michie (Eds.), *Expert systems in the micro electronic age*, Edinburgh, Scotland: Edinburgh University Press, (1979).
- [38] Quinlan, J.R. "Induction of decision trees," *Machine Learning*, Vol.1(1986), pp.81-98.
- [39] Rumelhart, D. E., Hinton, G., & Williams, R. "Learning internal representation by error propagation," In D. Rumelhart and J. McClelland (Eds.), *Parallel distributed processing: Explorations in the microstructure of cognition*, Cambridge: MIT Press, (1986), pp.318-362.
- [40] Shaw, M. J., & Gentry, J. A. "Inductive learning for risk classification," *IEEE Expert*, Vol.2(1990), pp.47-53.
- [41] Shavlik, J. W., Mooney, R. J., & Towell, G. G. "Symbolic and neural learning algorithms: An experimental comparison," *Machine Learning*, Vol.6(1991), pp. 111-143.
- [42] Spiegelhalter, D. J. "A statistical view of uncertainty in expert systems," In W. J. Gale (Eds.), *Artificial intelligence & statistics*, Princeton: AT & T Bell laboratories, (1986), pp.17-56.

- [43] Tam, K.Y., & Kiang, M.Y. "Managerial applications of neural networks: The case of bank failure predictions," *Management Science*, Vol.38(1992), pp.926-947.
- [44] Tam, K. Y. "Neural network models and the prediction of bank bankruptcy," *Omega: International Journal of Management Science*, Vol.19(1991), pp.429-445.
- [45] Trippi, R. R., & Turban, E. "Neural networks in finance and investing: Using artificial intelligence to improve real-world performance," Chicago: Probus, (1993).
- [46] Weiss, S. M. & Kulikowski, C. A. "Computer systems that learn classification and prediction methods from statistics, neural nets, machine learning, and expert systems," San Francisco: Morgan Kaufmann 1993.
- [47] Whalen, T., & Gim, G. "Hybrid neural-statistical classification system for potential medical malpractice claims," *Proceedings of the Second International Decision Science Institute Conference*, (1993), pp. 216-219.
- [48] Wong B.K. , Bodnovich T.A., & Selvi Y., "Neural Network Applications in Business: A review and Analysis of the literature(1988-1995)," *Decision Support System*, Vol.19, No.4(1997), pp.301-320.
- [49] Zopounidis C., Doumpos M., & Matsatsinis N.F., "On the Use of Knowledge Based DSS in Financial Management: A Survey," *Decision Support Systems*, Vol. 20, No.2(1997), pp.259-277.