

# 지능형 중기업 신용평가시스템의 개발 및 활용: 보람은행의 사례를 중심으로<sup>†</sup>

## Development and Application of Intelligent Credit Scoring System: Boram Bank Case

한 인 구 (In Goo Han)

한국과학기술원 테크노경영대학원

신 경 식 (Kyung Shik Shin)

이화여자대학교 경영학부

### 목 차

I. 서 론

IV. 연구 방법론

II. 지능형 신용평가시스템 구축 배경

V. 활용현황 및 계획

III. 개발 과정

VI. 결 론

**Keywords:** Credit rating system, Bankruptcy prediction, Artificial intelligence, Neural networks

### I. 서 론

기업의 신용평가는 기업의 채무 불이행 위험도를 측정하는 것으로, 은행 등 금융기관 들에게 있어서 대출여부 결정 및 금리 등의 조건을 결정하는 중요한 근거가 된다. 그 동안 국내 금융기관들은 대출심사과정에 있어서 모기업 및 관계기업의 규모나 담보설정 여부 등을 위주로 한 안정성 있는 대출만을 허용하는 보수적인 신용평가를 수행해 온 것이 사실이다. 그러나 이러한 대기업 위주, 담보 위주의 대출관행은 IMF 체제 이후 대기업 부도와 부동산 시장 경색 등 급변하는 경영환경으로 말미암아 심각한 규모의 부실여신을 안겨주었고, 결국 자생력을 상실한 금융기관들은 인수 및 합병 등을 통한 구조조정을 시도하기에 이르렀다.

최근의 이러한 환경의 변화는 금융기관들로 하여

금 정확한 신용평가의 필요성을 더욱 깊이 인식하게 하는 기회가 되고 있다. 또한 일부 금융기관에서는 대기업 위주의 대출전략보다는 신용도가 우수한 중소기업들을 거래처로 확보함으로써 위험을 분산시키고 수익성을 제고하는 방안으로의 전환을 고려하고 있다.

그러나 이러한 전략의 전환은 합리적이고 객관적인 신용평가시스템의 구축을 선결과제로 요구한다. 그 동안 재무비율 등을 이용한 통계적 부도예측모형들이 학계와 산업체에서 개발되어 진 바 있으나 실무에서 비중 있게 사용되지 못하였다. 신용평가를 위한 부도예측 기법으로는 판별분석, 회귀분석, 로지트(logit), 프로빗(probit) 분석 등의 통계기법들이 전통적으로 이용되어 왔으며(Altman, 1968, 1983; Gentry et al., 1985; Kaplan and Urwitz, 1979; Ohlson, 1980; Zmijewski, 1984), 1980년대 후반부터 인공지능기법인

귀납적 학습방법(inductive learning), 인공신경망(artificial neural networks), 유전자 알고리즘(genetic algorithms) 등이 대안으로 제시되고 있다. 특히 인공신경망의 경우 다수의 논문에서 타 기법과의 비교하여 그 성과가 우수한 것으로 보고하고 있다(이건창 등, 1994; Barniv et al. 1997; Bell, 1997; Boritz and Kennedy, 1995; Chung and Tam, 1992; Etheridge and Sriram, 1997; Fletcher and Goss, 1993; Jo et al. 1997; Odom and Sharda, 1990; Salchenberger et al., 1992; Tam and Kiang, 1992; Wilson and Sharda, 1994). 그러나 각각의 분류 기법들은 장단점을 가지며, 이를 보완하기 위한 통합방법론을 통하여 더욱 우수한 평가모형을 구축할 수 있다(신경식 등, 1996; 신경식과 한인구, 1998; 한인구 등, 1997; Jo and Han, 1996).

본 연구는 한국과학기술원 회계/재무정보시스템 연구실과 보람은행이 산학협동으로 개발한 지능형 신용평가시스템의 개발과 그 활용을 소개한다. 저자들은 보람은행의 신용평가시스템 구축을 위하여 분류예측 기법으로 그 우수성이 입증되고 있는 인공지능 기법인 인공신경망과 통계적 기법인 로지트(logit) 모형과의 통합방법론을 사용하였다. 본 연구에서 제시된 모형은 1996년 9월부터 1998년 5월에 이르기까지 2차에 걸쳐 개발되어 현재 보람은행에서 중기업 스코링 시스템(scoring system)으로 성공적으로 활용되고 있으며, 본 모형을 이용한 신금융상품이 개발되어 발매 중이다.

## II. 지능형 신용평가시스템 구축 배경

보람은행은 1995년부터 유수한 컨설팅업체의 용역을 받아 은행의 중점시장을 설정하고 이에 맞추어 조직 및 지점 채널을 재구성하는 경영혁신 작업을 수행하였다. 은행의 수신 중점시장은 고소득 고객으로, 여신 중점시장으로는 중기업 고객에 맞추었는데, 이러한 중기업 위주의 대출전략은 높은 수익률과 함께 위험 분산효과도 고려한 것이다. 이러한 전략을 수행하기 위하여 기업고객 전담조직으로 RM(Relationship Manager)을 고소득고객을 관리하는 조직으로 PB(Personal

Banker)를 구성하였다. RM은 대기업RM과 중기업RM으로 나뉘어 한 팀 당 3명으로 구성하였다. 중기업 RM은 특정지역의 중소기업 여신을 전담하며 부수적인 세무 및 재무관리 등의 자문업무를 제공한다.

중기업 시장을 중점시장으로 하는 보람은행의 대출전략을 성공적으로 수행하기 위한 선결과제는 개별 기업들의 신용상태를 합리적이고 객관적으로 평가할 수 있는 신용평가시스템의 개발이었는데 이는 다음과 같은 이유에서이다.

첫째, 중기업의 경우 기업 부도의 위험이 상대적으로 높은 만큼, 정확도가 높은 신용평가모형이 필요하였다. 중기업을 대상으로 하는 대출전략의 성패는 거래 기업의 부실발생률에 달려있는 만큼 모형 정확도의 향상이 강조되었다. 은행 내에서는 자체적으로 로지트(logit) 기법을 이용하여 부실예측모형을 개발하여 사용한 바 있으나, 모형의 정확도 면에서 개선이 필요하였다.

둘째, 업무의 효율화라는 측면에서도 신용평가시스템의 개발은 중요하였다. 보람은행의 경우 대출전략상 다수의 중기업들을 거래대상으로 하는 만큼 여신심사가 필요한 기업 수가 증가하였다. 적은 인력으로 많은 기업의 여신심사를 효과적으로 수행하기 위하여는 일차적으로 부도가능성이 높은 기업을 판단대상에서 제외하고, 여신공여가 가능한 기업만을 대상으로 보다 질적인 판단을 수행하는 것이 필요하리라고 판단하였다.

셋째, 조직 구성원들이 상호 인정할 수 있는 거래 기업의 신용도에 대한 객관적인 의사결정기준과 평가 절차가 그 정확도를 떠나 요구되었다. 그 동안 여신 실행조직과 심사 조직간에 의견 차이로 인하여 여신 취급에 대한 상반된 주장이 있어 왔는데, 신용평가과정의 표준화는 이로 인한 차이를 상당히 줄일 수 있을 것으로 예상하였다.

넷째, 모형구축을 통한 지식의 획득도 기대되었다. 신용평가는 고도의 전문성을 가진 분야로 그 동안 심사자들은 이론, 혹은 과거의 개인적 경험 등을 통해 전문지식을 축적해 왔다. 그러나 인지적인 한계로 이러

한 지식을 구조화하거나 체계화하는 것은 어려운 과제였다. 이런 이유에서 과거의 부실 및 건전 기업 자료를 이용한 자동학습 과정을 통해 부실 발생 원인에 대한 지식을 확인하고 체계화하는 것이 필요하다고 인식하였다.

### III. 개발 과정

보람은행은 예측모형의 구축에 있어서는 교육 및 연구기관이 비교 우위를 가지고 있다고 판단, 한국과학기술원 회계 및 재무정보시스템 연구실과 공동개발에着手, 산학연구과제로 수행하였다. 개발과정에서 보람은행은 데이터의 수집, 재무변수의 산정, 심사전문의견 제시 등의 과정을 분담하였고, 한국과학기술원은 최근 그 유용성이 검증되고 있는 인공지능기법인 인공신경망, 유전자 알고리즘(genetic algorithms) 등을 이용한 평가모형의 구축을 담당하였다. 이러한 산학협동과정을 통해 양 기관의 지식과 경험을 효과적으로 통합하는 시스템을 구축하였다.

1차 개발은 1996년 9월부터 1997년 2월까지 6개월 간에 걸쳐 이루어졌다. 1차 개발에서는 2개의 모형(제조기업 모형과 비제조 기업 모형)을 인공신경망과 로지트(logit) 모형으로 개발하였고, 이 두 모형의 결과를 통합하여 도출한 부도율 분포도를 통해 최종 신용등급을 도출하는 방법론을 제시하였다.

1차로 개발된 모형은 보람은행 심사부에서 약 8개 월간에 걸쳐 실제 부도가 발생하는 기업들을 중심으로 검증하는 절차를 거쳤다. 은행과 같은 보수적인 조직이 계량 모형의 결과를 심사에 반영한다는 것은 상당히 파격적인 일이라 할 수 있다. 대다수의 심사전문가들은 많은 비용과 시간을 투자하여 예측모형을 구축한 후에도 모형을 신뢰하지 못하여 현업에 반영하지 못하는 경우가 많다. 약 8개월간의 검증기간은 이러한 마찰을 완화 시키는데 크게 기여하였다.

검증기간을 통해 1차 개발 모형을 실제 기업에 적용해 본 결과 그 유용성이 입증되어 1997년 11월부터 1998년 4월까지 2차 개발을 수행하였다. 2차 개발에

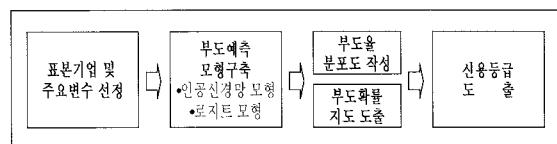
서는 표본기업을 최근 연도 기업들을 중심으로 대폭 추가 및 갱신하고, 모형 구축상 가장 중요한 과정 중의 하나인 최적 입력변수의 선정에 유전자 알고리즘을 반영하여 변수 최적화를 시도하는 등 정교화를 도모하였다. 또한 1차 결과에서 제시되었던 통합방법론을 분석하여 부도확률지도(bankruptcy probability map)를 작성하고 이를 통해 도출한 신용평가등급을 의사결정에 활용하도록 하였다.

본 모형은 모형 구축 및 시스템 개발이 완료되어 현재 보람은행의 주요 심사모형으로 활용되고 있다. 본 모형을 통해 신용우수업체로 선정된 기업들은 보람 크레딧 클럽(Boram Credit Club)에 가입되어 무담보 신용대출을 공여 받게 되는데, 활용 현황에 대해서는 V 장에서 자세히 설명한다.

### IV. 연구 방법론

#### 4.1 연구개요

신용평가 모형 구축을 위해 1단계로 부도기업과 이에 대응되는 건전기업의 자료를 수집하여 표본기업으로 선정하고, 기업별 재무비율과 비재무 변수들을 추출하였다. 이 변수들을 중심으로 모형구축에 필요한 입력변수들을 선정하였는데, 변수의 선정에는 통계기법, 전문가 의견, 유전자 알고리즘 등을 활용하였다. 최종적으로 선정된 변수들은 인공신경망기법과 로지트(logit) 기법을 이용한 학습을 통하여 부도예측 모형을 구축하였다. 이 두 가지의 모형을 통해 도출된 출력값들은 부도율 분포도와 부도확률지도(bankruptcy probability map)를 통하여 통합되고, 이를 통해 최종 신용등급을 부여받게 된다. <그림 1>은 신용평가모형 개발의 개요를 보여준다.



<그림 1> 신용평가모형구축 개요

&lt;표 1&gt; 표본기업 분포

업종	부 도 기 업					우 량 기 업					총 합계	
	기 업 규 모					소합계	기 업 규 모					
	1	2	3	4	5		1	2	3	4	5	
1	4	82	99	486	265	936	4	82	99	721	78	984
2	2	32	45	208	85	372	2	32	45	208	37	324
3	1	5	10	72	52	140		5	10	109	38	162
4		1	6	3	11	21		1	7	3	2	13
5		5	32	38	11	86		5	32	31	4	72
6		31	120	137	46	334		48	103	177	6	334
총 합계	7	156	312	944	470	1889	6	173	296	1249	165	1889
												3778

업종구분(1: 제조(중공업), 2: 제조(경공업), 3: 도매, 4: 도매, 5: 서비스, 6: 건설)

기업규모구분(1: 상장, 2: 등록, 3: 외감, 4: 일반(총자산 10억이상), 5: 일반(총자산 10억미만))

## 4.2 표본의 구축

1차 개발 당시 부실 표본기업으로 선정된 기업들은 1993년부터 1995년 3년간에 걸쳐 부도가 발생한 업체들 중 1,274 개사를 선정하였다. 건전기업의 경우 신용보증기금 거래 10년 이상 무사고 업체를 중심으로 선정하였는데, 모형구축 및 검증단계에 이르기까지 건전기업과 부도기업을 같은 비율로 사용하였다. 그 결과 모형구축에 사용된 표본 기업은 2,548개 기업이다.

2차 개발의 경우 1993년과 1994년 부도기업을 제외하고, 1995년부터 1997년 3년간에 걸쳐 부도가 발생한 기업만을 표본기업으로 사용하였는데, 이는 경제환경의 변화를 모형에 가급적 반영하기 위한 것이다. 모형에 사용된 표본기업의 수는 부도기업 1,889 개사와 동수의 건전기업으로, 총 3,778개사이다. 업종별, 규모별 표본기업 분포는 다음 <표 1>에 나타나 있다.

## 4.3 최적입력변수군의 선정

모형구축에 있어서 최적변수군의 선정은 매우 중요한 절차 중의 하나이다. 인공신경망모형 구축을 위한 최적변수선정에 관해 선행 연구들은 대부분 통계적 기법에 의존하고 있다. 주로 단일변량검정, 상관관계분석, 선택적 변수선정방법(stepwise selection method),

요인분석 등을 통해 중요변수를 선정한다. 이러한 방법론들은 입력 변수와 출력 변수간의 인과관계, 다중공선성(multi- collinearity) 등을 고려하게 된다는 점에서 의미가 있다. 그러나 최근의 연구들은 인공신경망 모형구축을 위한 최적변수군 선정방법론으로 유전자 알고리즘(Holland, 1975)의 활용을 대안으로 제시하고 있다(이재식과 차봉근, 1996; Back et al., 1996; Brill et. al., 1992; Laird and Saul, 1994). 유전자 알고리즘은 확률적 탐색기법으로 널리 쓰이고 있는 인공지능기법으로, 교배(crossover), 돌연변이(mutation), 선택(selection) 등의 탐색과정을 통해 최적 혹은 최적에 가까운 해를 찾아가는 방법론이다. 변수선정과 관련한 국내 선행 연구로서 이재식과 차봉근(1996)의 연구가 있는데, 부도예측모형 학습에 있어서 입력변수선정에 유전자 알고리즘을 활용하고 있다. Back et al.(1996)은 유전자 알고리즘을 이용하여 선정한 변수군과, 판별분석을 위한 선택적 변수선정방법을 통해 도출된 변수군과, 로지트(logit) 분석을 위한 선택적 변수선정방법을 통해 도출한 변수군을 각각 인공신경망의 학습에 사용해 본 결과 유전자 알고리즘을 통해 도출한 변수군이 가장 좋은 성과를 나타냄을 있음을 실증적으로 보여주었다.

본 연구의 경우 1차 개발 시 도산예측모형에 사용된 변수는 단일변량검정, 상관분석, 요인분석 및 선택적 변수선정방법 등 통계기법을 통하여 선정하였다.

2차 개발에서는 통계기법과 함께 유전자 알고리즘을 최적 변수의 선정에 활용하였다.

#### 4.4 모형의 구축

평가모형은 통계기법인 로지트(logit) 모형과 인공지능 기법인 인공신경망 모형으로 구축하였다. 본 연구에서 위와 같이 두 개의 모형을 사용하게 된 것은 단일모형보다는 다수의 모형의 결과를 통합함으로써 출력값의 신뢰도를 제고하고자 하는 기본적인 이유와 함께, 보람은행이 비록 실무에 활발히 사용하고 있는 않으나 로지트(logit) 기법을 활용하여 부도예측모형을 구축해 놓은 상태였다는 점을 고려하였기 때문이다. 본 연구진은 기존 모형을 완전히 대체하는 것보다는 새로운 모형을 보완적으로 구축하고, 이를 정교화하는 것이 사용자 참여와 이해를 높이는 방법이라고 보았다.

모형구축을 위해 본 연구에서 사용한 인공신경모형은 다층 퍼셉트론(multi-layer perceptron)과 역전파 학습(back-propagation) 알고리즘이다. 역전파 인공신경망은 입력패턴과 기대값만 결정되면 다양한 예측모형으로 변환될 수 있다. 기업의 부도예측모형의 경우 사례 기업들의 재무 혹은 비재무변수들이 입력패턴을 구현하게 되며, 기대값은 사례 기업들의 부실여부가 된다.

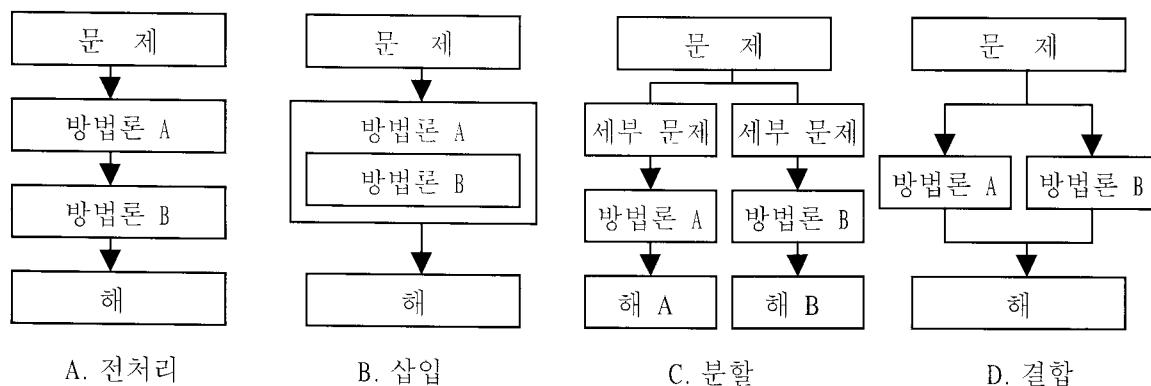
모형구축에 있어서 신용평가 체제가 대상기업의 특성에 적합하여야 한다는 전제하에 기업을 산업별로

세분하여 구축하였는데, 인공신경망 모형의 경우, 모형 구축 시 다수의 데이터가 필요하여 제조, 도소매 및 서비스, 건설업 등 3개 업종으로만 구분하였고, 로지트(logit) 모형의 경우 제조업-중공업, 제조업-경공업, 건설업, 도소매업 및 기타 서비스로 구분함과 동시에 외부감사를 받은 법인과 비외감법인으로 추가 분류하여 8개 모형을 구축하였다. 외부감사 여부를 반영한 것은 재무제표의 적절성 및 신뢰성의 차이를 반영한 것이다. 모형의 분류예측 정확도를 측정하기 위하여 부도 50%, 건전 50%로 검증기업군을 구성하였는데, 인공신경망 모형은 업종별로 82% - 90% 정도의 적중률을 보였고, 로지트(logit) 모형의 경우 75% - 80% 정도의 적중률을 나타냈다.

#### 4.5 통합모형의 구축

최근의 선행 연구들은 부도예측모형에 있어서 인공신경망 기법이 로지트(logit) 및 판별분석 등의 통계 기법들 보다 우수한 분류예측성과를 보이는 것으로 보고하고 있다(이건창 등, 1994; Bell, 1997; Etheridge and Sriram, 1997; Jo et al. 1997). 업종 모형별로 다소간의 차이는 있으나 본 연구에서도 인공신경망 모형이 로지트(logit) 모형에 비해 높은 적중률을 보이는 것으로 나타나고 있다. 그러나 각각의 분류 기법들은 장단점을 가지며, 개별기법의 단점을 보완하기 위한 통합모형이 구축될 경우 그 정확도는 향상될 것이다.

통합모형에 관한 연구는 그 동안 다양하게 진행되



〈그림 2〉 통합방법론의 네 가지 유형

어 왔다. 통합방법론에 관한 네 가지 유형은 다음 <그림 2>와 같다 (조홍규, 1999).

유형 A는 하나의 방법론이 다른 방법론의 효율적 적용을 위한 전처리 기능을 하는 것이다. 예를 들면 통계기법, 혹은 유전자 알고리즘 기법이 인공신경망 모형 구축에 적합한 변수를 선정하는데 사용된 경우이다. 유형 B는 하나의 방법론이 다른 방법론을 통한 모형의 구축단계를 지원하는 유형이다. 예를 들어 유전자 알고리즘을 활용하여 인공신경망 모형 구축 시 최적의 신경망구조 탐색을 도와주는 경우 등이다. 유

형 C는 복잡한 문제를 해결해야 할 경우 문제를 세부화 하여 각각 다른 방법론을 통해 해결하고 이를 다시 통합하는 유형을 보여준다. 유형 D는 다른 방법론을 통해 도출한 결과를 결합함으로써 편의(bias)를 줄이는 방법론이다.

본 연구에서 사용하고 있는 통합방법론은 위에서 열거하고 있는 유형 중 D에 해당한다. 관련된 선행연구로는 Jo and Han (1996)의 연구와 한인구 등(1997)의 연구가 있다. Jo and Han (1996)의 연구에서는 사례기반추론, 판별분석 그리고 인공신경망 모형의 결

〈표 2〉 부도율 분포도 제조업/비외감모형

ANN(cat)	데이터	Logit(cat)																				총 합계	
		1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20		
1	합계:부도 개수:제조일반	204 1 205	52 1 53	28 1 29	15 1 16	11 1 12	10 0 11	6 0 7	3 0 3	2 0 2	2 0 2	2 0 2	2 0 2	4 1 4	1 0 1	1 0 1			1 0 1	2 0 2	346 7 353		
2	합계:부도 개수:제조일반	27 1 28	4 0 4	8 0 8	8 0 10	4 3 3	3 0 3	2 1 2	1 1 4	3 0 3	1 0 1	0 0 2	0 1 2	1 0 1	1 0 1						68 7 75		
3	합계:부도 개수:제조일반	15 1 16	15 0 16	15 1 10	8 3 9	7 3 10	6 3 9	2 0 2	4 1 2	1 0 1	2 0 0	1 0 0	1 1 1	0 1 1	1 0 1	1 0 1	2 0 2	2 0 1	0 1 1	82 13 95			
4	합계:부도 개수:제조일반	8 0 8	12 0 12	5 1 6	9 3 12	6 1 7	6 3 9	3 1 4	3 0 3	1 0 3	2 0 2	5 0 5	2 0 2	3 0 3			1 0 1	1 0 1			67 11 78		
5	합계:부도 개수:제조일반	7 1 8	7 0 7	9 1 10	3 4 7	2 5 7	3 3 5	2 3 5	4 4 7	5 1 1	1 2 3	1 2 3	2 0 3	1 1 2	1 2 1	1 0 1	1 0 1	0 0 1	0 1 1	0 1 1	52 23 75		
6	합계:부도 개수:제조일반	4 0 4	4 1 5	5 4 6	4 2 8	2 2 4	5 3 8	6 1 7	4 0 3	2 0 3	3 1 2	1 0 1	3 4 2	1 4 2	1 1 1	1 1 1					51 26 77		
7	합계:부도 개수:제조일반	4 3 7	7 8 8	5 3 5	2 3 5	4 1 5	1 0 12	5 2 4	1 4 5	4 0 5	1 2 3	1 2 3	2 0 3	2 3 3	1 2 3	2 1 1	2 2 2	0 1 1	2 1 2	1 0 1	57 30 87		
8	합계:부도 개수:제조일반	2 0 2	3 0 3	3 1 4	3 2 6	1 0 3	1 2 3	1 0 9	4 4 8	4 5 8	5 3 7	3 2 6	0 3 3	0 3 6	3 3 3	3 3 3	2 2 3	1 0 1	1 1 2	1 0 2	46 30 76		
9	합계:부도 개수:제조일반	0 1 1	3 1 4	0 1 1	1 3 3	1 1 3	1 1 3	1 1 3	4 4 6	3 3 9	1 1 8	2 2 9	1 1 7	2 2 6	1 1 3	1 1 2	1 1 1	1 1 1	1 1 1	31 25 56			
10	합계:부도 개수:제조일반	3 0 3	3 0 3	2 0 2	4 1 2	5 1 5	3 1 6	2 1 6	2 0 9	4 1 9	0 1 1	2 4 8	4 4 8	0 0 8	4 4 3	0 1 3	1 4 5	2 1 5	0 1 1	0 1 1	40 37 77		
11	합계:부도 개수:제조일반	1 0 1	1 0 1	1 0 1	0 1 1	1 1 1	0 1 1	1 1 3	0 1 3	1 4 5	3 3 6	3 3 6	2 2 5	2 2 4	1 1 3	1 0 5	1 0 1	1 4 5	1 1 2	0 1 1	23 30 53		
12	합계:부도 개수:제조일반	3 1 4	3 0 3	3 1 3	2 0 3	0 1 3	0 1 3	0 1 3	1 2 4	1 2 4	1 2 4	5 4 6	5 4 6	2 2 8	0 2 4	2 2 4	0 0 2	1 2 2	0 1 1	0 1 2	27 41 68		
13	합계:부도 개수:제조일반	1 0 1	1 0 1	1 0 1	0 1 1	1 1 1	0 1 1	1 1 1	2 1 1	2 3 4	0 3 4	2 3 4	0 3 4	2 3 4	0 1 1	1 0 1	0 1 1	1 0 1	1 1 1	0 1 1	22 51 73		
14	합계:부도 개수:제조일반	3 0 3	1 0 1	2 0 2	2 1 2	0 1 2	1 2 2	0 1 2	2 1 2	0 1 2	2 1 2	1 2 3	1 2 3	2 1 3	0 1 2	1 0 1	0 1 1	0 2 2	0 1 1	0 1 1	20 49 69		
15	합계:부도 개수:제조일반	2 0 2	1 0 1	1 1 1	1 1 1	0 1 1	0 1 1	1 0 1	1 0 1	1 0 1	1 0 1	19 67 86											
16	합계:부도 개수:제조일반	0 1 1	0 1 1	0 1 1	0 1 1	0 1 1	0 1 1	0 1 1	0 1 1	0 1 1	0 1 1	0 1 1	0 1 1	0 1 1	0 1 1	0 1 1	0 1 1	0 1 1	0 1 1	0 1 1	0 9 79		
17	합계:부도 개수:제조일반							0 0 0	2 2 2	0 2 2	0 1 1	1 2 3	1 2 3	0 1 1	0 1 1	0 1 1	3 3 3	2 2 2	1 1 1	2 2 2	1 2 2	20 87	
18	합계:부도 개수:제조일반	0 1 1	0 1 1	0 1 1	0 1 1	0 1 1	0 1 1	0 1 1	0 1 1	0 1 1	0 1 1	0 1 1	0 1 1	0 1 1	0 1 1	0 1 1	1 1 1	5 8 12	0 1 1	1 1 1	15 114 129		
19	합계:부도 개수:제조일반							0 0 0	1 1 1	0 1 1	0 1 1	0 1 1	0 1 1	0 1 1	0 1 1	0 1 1	3 3 3	2 2 2	1 1 1	2 2 2	1 1 1	1 1 1	11 131 142
20	합계:부도 개수:제조일반	1 0 1	1 0 1	1 1 2	1 2 2	0 1 1	0 1 1	1 2 2	1 1 1	2 2 2	1 1 1	3 15 171											
전체	합계:부도 합계:건전 전체 개수:제조일반	279 9 288	113 6 119	84 13 97	60 21 81	56 21 77	46 18 64	34 17 51	48 21 69	30 31 71	28 29 57	33 43 76	30 41 91	30 47 79	26 85 101	22 11 111	19 85 101	22 11 111	19 85 101	13 11 136	7 1029 144		
																					1021 1029 2050		

과를 통합함으로써 향상된 분류예측력을 보였다. 상이한 모형의 결과를 통합하는 방법으로 모형의 결과값들을 가중평균하는 방안을 제시하였는데, 시뮬레이션을 통해 가장 높은 적중률을 보여주는 기중치를 도출하고 있다. 한인구 등(1997)의 다른 연구는 상이한 모형을 통해 도출된 예측값을 가중평균하기 위한 최적 기중치를 유전자 알고리즘을 활용하여 탐색하였다. 탐색에 사용한 목적함수는 분류예측의 정확도를 사용하고 있다.

본 연구에서는 인공신경망 모형과 로지트(logit) 모형의 결과값을 통합하는 방법론으로 다음과 같은 매트릭스(matrix)를 활용한 부도율 분포도와 부도확률지도(bankruptcy probability map)의 개념을 사용하였다(Shin et al. 1998).

#### 4.5.1 인공신경망 모형과 로지트 모형의 출력값을 이용한 부도율 분포도의 작성

일반적으로 인공신경망과 로지트(logit) 모형의 경우 출력값은 0(부도)에서 1(건전)사이의 연속값으로 표시될 수 있다. 대부분의 연구들은 분류예측을 위하여 0.5 등을 구분점(cut-off point)으로 설정하고, 이 값을 경계로 부도 및 건전 여부를 예측하는데, 이 값과 목표값과의 비교를 통해 도출되는 적중률을 이용해 모형의 예측정확도를 측정하게 된다. 적중률로 표현되는 모형의 정확도는 예측모형이 어느 정도 최적화되었는가 하는 것을 평가하는데 필요하다. 최적모형의 구축이 완료되면 모형의 결과값을 어떻게 활용할 것인가 하는 문제를 해결하여야 한다. 부도예측모형에서 도출하고 있는 건전 및 부도로 이분화된 정보는 실무에서 활용하는데 많은 한계가 있다. 그보다는 심사대상기업의 예상 부도 확률이라든가 신용등급 등의 정보가 제공되어야 그 유용성을 높일 수 있다.

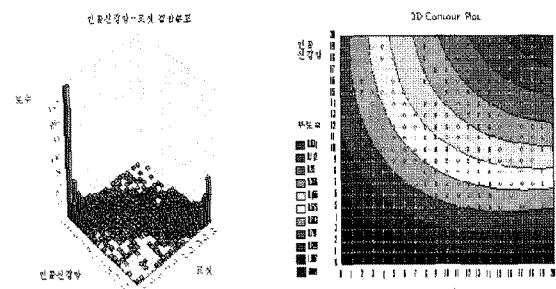
본 연구에서는 두 개의 예측모형의 결과를 활용하여 부도율에 기반한 신용등급을 도출하기 위한 전단계로서 다음과 같이 출력값의 분포에 따른 도수 및 적중률 분포를 이용 부도율 분포도를 작성하였다. <표 2>는 매트릭스(matrix) 형태로 나타난 부도율 분

포도이다. 횡축은 로지트(logit) 모형의 결과값을 20개의 구간으로 보여준다. 각 구간은 0.05단위로 구분되는데, 구간 1의 경우 로지트(logit) 모형의 결과값이 0.00 ~ 0.05일 경우에 해당한다. 반대로 구간 20은 모형의 결과값이 0.95 ~ 1.00에 해당하는 구간이다. 종축의 경우 인공신경망 모형의 결과값을 역시 20개 구간으로 구분하여 나타낸 것이다. 두 모형의 결과를 각각 20개 구간으로 구분하여 매트릭스(matrix) 형태로 표현하였으므로 모두 400개의 구역(cell)이 생성된다.

위의 <표 2>는 표본기업들을 구축된 두 개의 예측모형에 적용시킨 결과값을 이용해 매트릭스의 각 구간에 대응시킨 결과를 나타낸다. 해당 구간의 부도율은 구간별 기업빈도와 부도기업의 빈도를 측정함으로써 도출하게 된다.

#### 4.5.2 부도확률지도 (bankruptcy probability map)를 이용한 신용등급평가표의 작성

부도율 분포도는 부도확률지도를 작성하기 위한 기본 데이터를 제공한다. 부도확률지도는 동일한 수준의 누적부도율을 보이는 점들을 선형 혹은 2차식으로 표현한 것으로 <그림 3>은 표본기업들의 매트릭스(matrix) 상의 분포와 함께 다양한 수준의 부도율을 보이는 영역으로 구분한 등고선(contour map)을 2차곡선의 형태로 보여준다.

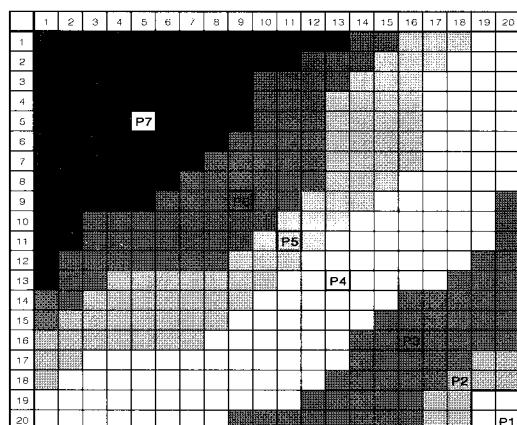


<그림 3> 분포도와 부도확률지도

<그림4>는 심사대상기업 신용등급결정의 중요한 기준이 되는 신용등급평가표의 한 예를 보여주고 있다. <그림4>에서 보여지는 신용등급평가표의 횡축은

로지트(logit) 모형의 결과를 구간화 한 것이며, 종축은 인공신경망의 결과를 구간화 한 것으로, 이 등급 산정기준은 위의 부도율 분포와 부도확률지도 작성을 통해 분석된 계량적인 정보를 통해 도출된다. 일반적으로 기업의 신용등급의 수와 각 등급별 예상 부도율은 해당 금융기관의 정책과도 연관이 있기 때문에 최종 신용등급평가표의 작성은 심사팀의 전문가와 협의하는 과정을 거치게 된다.

본 연구에서는 두 예측모형의 결과값을 활용하여 여신심사대상기업의 예측 부도율을 이용하여 7단계로 분류하여 1차 등급을 부여하게 하였다. 1차 신용등급을 점을 부여 받은 기업들은 비재무 요인 등을 고려한 몇 가지 추가 평가를 통해 최종 신용등급을 부여받게 된다.



〈그림 4〉 신용등급평가표

## V. 활용현황 및 계획

보람은행에서는 본 연구에서 구축된 모형을 통해 일차적으로 재무적 요소에 의하여 기업판정등급을 P1 P7의 7단계로 구분하고, 7단계로 판정된 기업에 대하여는 별도의 충분한 채권보전방안이 갖춰져 있지 않은 경우 취급거절을 원칙으로 하고 있다. 재무적 요소에 의한 판정방법은 인공신경망 모형 점수와 로지트(logit) 모형의 점수를 결합하여 이루어진다. <표3>은 현재 보람은행이 사용하고 있는 각 판정등급에 따

른 여신운용방향을 보여주고 있다.

〈표 3〉 판정등급에 따른 여신운용방향

판정등급	여 신 운 용 방 향
P1 - 2	단기 신용도가 우수하므로 여신 거래 적극 검토 대상임
P3 - 4	단기 신용도가 양호한 편이므로 여신거래 검토 대상이며, 정밀 신용 조사를 거쳐 거래여부 최종결정
P5 - 6	부실 가능성이 어느 정도 있으므로 여신거래에 신중을 요함
P7	부실 가능성이 매우 크므로 취급시 충분한 채권보전을 요함

재무요소에 의하여 6등급이상이 되어 여신취급이 검토되는 기업의 경우 업종, 경영자, 재무적 탄력성, 상품경쟁력 등의 비재무적 평가를 실시하여 재무평점과 합산된 신용평점을 산정하게 된다. 기업의 재무 및 비재무자료 모두 보람은행의 데이터베이스를 통하여 축적, 관리되며, 모든 평가과정이 전산 화면상에서 이루어지고 있다.

보람은행은 본 연구를 통해 구축된 모형을 이용, 외부감사대상 중기업 중 우량기업을 선정하여 사전에 신용 여신을 은행에서 자발적으로 공여하는 금융 신상품인 보람 크레딧 클럽(Boram Credit Club)을 개발하였다. 과거의 심사업무가 대출 의뢰를 해온 기업들을 상대로 심사하여 대출 승인 여부를 판정하였던 반면, 본 신상품은 모든 외부감사대상 중기업들을 심사하여 우량기업을 선정하고 회사 당 15억 원에서 30억 원에 이르는 신용융자한도를 설정 어느 때라도 신용으로 대출할 수 있도록 하는 상품이다. 이러한 상품 기획의 기반은 신용평가시스템이 구축되었기 때문에 가능한 것으로 매년 주기적인 신용평가를 통하여 대상기업을 조정할 예정이다.

보람은행은 총 1조원 규모의 자금을 신용만으로 중소기업에 빌려주는 획기적 여신정책을 실시할 계획이다. 지능형 신용평가시스템의 평가결과를 토대로 1천여 개의 우량 중소기업을 선별하여 보람 크레딧 클럽(Boram Credit Club)을 운영할 계획이다. 이는 단순

히 중소기업의 지원차원에서 이루어지는 대출이라기 보다는 목표시장을 중소기업으로 설정한데서 나온 전략이라 할 수 있다.

향후에는 위험관리 측면에서 거래기업의 건전도를 평가하여 은행이 부담하는 잠재적 손실가능성을 측정 보고할 것이며, 이를 바탕으로 시장위험 및 신용위험을 통합하는 통합위험관리시스템 구축을 계획하고 있다.

## VI. 결 론

기업신용평가는 단순한 이론이나 모형만으로 설명하기 어려운 상당히 복잡한 과제이다. 그러므로 기업 신용평가의 정확성 및 객관성을 높이기 위해서는 계량적 분석과 정성적 분석이 병행된 종합적 신용평가 모형의 개발이 매우 중요하다고 볼 수 있다. 첨단의 정보기술과 금융기법을 활용하여 객관성 있는 분석결과를 제시할 수 있는 시스템을 개발하는 것이 금융기관의 효율적 배분을 통하여 IMF위기를 극복하는 주요한 관건이라 하겠다.

은행감독원은 최근 신용대출 위주로 여신이 이루어 질 수 있도록 은행별로 실정에 맞는 장단기 신용 평가등급제도를 마련하도록 하였다. 신용등급에 따라 총 여신한도를 달리 정하고 일정 등급이하 기업에는 여신을 하지 말도록 했다. 신용평가제도가 확립되면 담보 및 지급보증위주의 대출관행이 없어지고 기업의 신용도에 따라 유망기업은 신용으로 자금을 조달할 수 있고 신용이 낮은 부실기업은 대출을 못 받게 되어 시장에서 구조조정이 이루어지게 된다.

본 연구에서는 지능형 신용평가시스템의 개발과 활용을 다루고 있다. 정확한 신용평가시스템의 구축에는 다양하고 질 좋은 표본기업자료가 필수적이다. 우리나라의 경우 선진국에 비해 기업 재무정보의 축적이 매우 미비한 편이다. 향후 더욱 정확한 시스템의 구축을 위하여 개발 방법론의 발전과 함께, 심사자료의 효과적인 축적이 요구된다고 하겠다. 또한 모형에 기반한 시스템의 한계를 극복하기 위한 사후관리 역시 중요하다. 은행은 여신을 받은 기업들이 분

기별 재무제표는 물론 월별 경영성과 등에 관한 자료를 제출하도록 하고, 기업에 관한 자료를 빠짐없이 입수하여 전산망에 입력하고 위험관리를 수행하여야 한다.

† 보람은행은 1999년 1월 1일부로 하나은행과 합병하였고, 합병 후 명칭은 하나은행이다.

## 참 고 문 헌

신경식, 조홍규, 한인구, "Integration Methodology of Multiple Techniques Using Genetic Algorithms: A Case of Corporate Failure Prediction," 한국경영과학회 추계학술대회 발표논문집, 1996, pp.199~202.

신경식, 한인구, "다수의 인공신경망을 다수의 인공신경망 모형을 통합한 기업부도 예측모형에 관한 연구," 한국경영과학회 추계학술대회 발표논문집, 1998, pp.145-148.

이건창, 김명종, 김혁, "기업도산예측을 위한 귀납적 학습지원 인공신경망 접근방법: MDA, 귀납적 학습방법, 인공신경망 모형과의 성과비교," 경영학연구, Vol.23, No.2, 1994, pp.109-144.

이재식, 차봉근, 인공신경망 학습단계에서의 Genetic Algorithm을 이용한 입력변수 선정, 한국경영과학회 추계학술대회 발표논문집, 1996, pp. 27-30.

조홍규, 박사학위논문, 한국과학기술원, 1999.

한인구, 조홍규, 신경식, "The hybrid systems for credit rating," 한국경영과학회지, Vol.22, No.3, 1997, pp.163-173.

Altman, E., "Financial ratios, discriminant analysis and the prediction of corporate bankruptcy," *The Journal of Finance*, Vol.23, 1968, pp.589-609.

Altman, E., *Corporate financial distress A complete guide to predicting, avoiding and dealing with bankruptcy*, 1983, New York: John Wiley.

- Back, B., Laitinen, T. and Sere, K., "Neural networks and genetic algorithms for bankruptcy predictions", *Proceedings of the 3rd World Congress on Expert Systems*, Vol.1, 1996, pp.123-130.
- Barniv, R., Agarwal, A. and Leach, R., "Predicting the outcome following bankruptcy filing: A three-state classification using neural networks," *Intelligent Systems in Accounting, Finance and Management*, Vol.6, 1997, pp.177-194.
- Bell, T., "Neural nets or the logit model? A comparison of each model's ability to predict commercial bank failures," *Intelligent Systems in Accounting, Finance and Management*, Vol.6, 1997, pp.249-264.
- Boritz, J. and Kennedy, D., Effectiveness of neural networks types for prediction of business failure, *Expert Systems with Applications*, Vol.9, 1995, pp.503-512.
- Brill, F.Z., Brown, D.E. and Martin, W.N., "Fast genetic selection of features for neural networks classifiers," *IEEE Transactions on Neural Networks*, Vol.3, No.2, 1992, pp.324-328.
- Chung, H. and Tam, K., "A comparative analysis of inductive learning algorithm, *Intelligent Systems in Accounting*," *Finance and Management*, Vol.2, 1992, pp.3-18.
- Etheridge, H. and Sriram, R., "A comparison of the relative costs of financial distress models: Artificial neural networks, logit and multivariate discriminant analysis," *Intelligent Systems in Accounting, Finance and Management*, Vol.6, 1997, pp.235-248.
- Fletcher, D. and Goss, E., "Forecasting with neural networks: An application using bankruptcy data," *Information and Management*, Vol.24, No.3, 1993, pp.159-167.
- Gentry, J., Newbold, P. and Whitford, D., "Classifying bankruptcy firms with fund flow components," *Journal of Accounting Research*, spring, 1985, pp.123-133.
- Holland, J.H., *Adaptation in natural and artificial systems*. 1975, Ann Arbor: The University of Michigan Press.
- Jo, H. and Han, I., "Integration of Case-based Forecasting, Neural Network, and Discriminant Analysis for Bankruptcy Prediction," *Expert Systems with Applications*, Vol.11, No.4, 1996, pp. 415-422.
- Jo, H., Han, I. And Lee, H., "Bankruptcy prediction using case-based reasoning," neural networks, and discriminant analysis, *Expert Systems With Applications*, Vol.13, No.2, 1997, pp.97-108.
- Kaplan, R. S. and Urwitz, G., "Statistical models of bond ratings: A methodological inquiry," *Journal of Business*, Vol.52, No.2, 1979, pp. 231-262.
- Laird, P. and Saul, R., "Automated feature selection for supervised learning," *Proceedings of the First IEEE Conference on Evolutionary Computation*, Vol. II, Orlando, FL, 1994, pp.674-679.
- Odom, M. and Sharda, R., "A neural networks model for bankruptcy prediction," *Proceedings of the IEEE International Conference on Neural Network*, Vol.2, 1990, pp.163-168.
- Ohlson, J., Financial ratios and the probabilistic prediction of bankruptcy, *Journal of Accounting Research*, Vol.18, No.1, 1980, pp.109-131.
- Salchenberger, L., Cinar, E. and Lash, N., "Neural networks: A new tool for predicting thrift failures," *Decision Sciences*, Vol.23, 1992, pp.899-916.
- Shin, K.S., Shin, T.S. and Han, I., "Corporate Credit Rating System Using Bankruptcy Probability Matrix," *Proceedings of IVth International Meeting on Artificial Intelligence and Emerging Technologies in Accounting, Finance and Taxation*, Huelva, Spain,

1998.

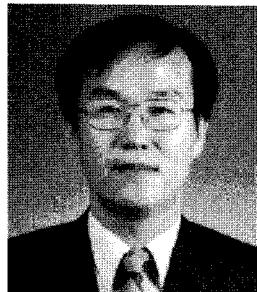
Tam, K. and Kiang, M., "Managerial applications of neural networks: the case of bank failure predictions," *Management Science*, Vol.38, No. 7, 1992, pp.926-947.

Wilson, R. and Sharda, R., "Bankruptcy prediction

using neural networks," *Decision Support Systems*, Vol.11, No.5, 1994, pp.545-557.

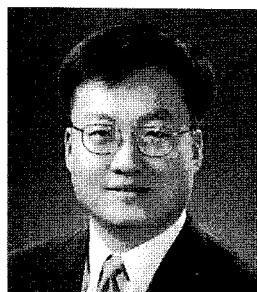
Zmijewski, M. E., "Methodological Issues Related to the Estimation of Financial Distress Prediction Models," *Journal of Accounting Research*, No.22, 1984, pp.59-82.

## ● 저자 소개 ●



한 인 구 ([ingoohan@msd.kais.ac.kr](mailto:ingoohan@msd.kais.ac.kr))

공동저자 한인구는 서울대학교 국제경제학 학사, 한국과학기술원 경영과학석사를 취득하고 미국 University of Illinois, Urbana-Champaign에서 회계정보시스템으로 경영학 석사 및 박사를 취득하였다. 현재 한국과학기술원 부교수로 재직중이며, 주요 관심분야는 회계 및 재무정보시스템, 정보시스템 보안 및 감사 등이다.



신 경 식 ([ksshin@mm.ewha.ac.kr](mailto:ksshin@mm.ewha.ac.kr))

공동저자 신경식은 연세대학교 경영학과를 졸업하고 대우증권에 근무하였다. 미국 George Washington University에서 MBA, 한국과학기술원에서 경영정보 공학박사를 취득하였으며, 현재 이화여자대학교 경영학부에 재직 중이다. 주요 관심분야는 회계 및 재무정보시스템, 인공지능 응용, 전문가 시스템, 의사결정지원시스템 등이다.