

# 재무모형과 비재무모형을 통합한 중기업 신용평가시스템의 개발

박철수\*

\*한라대학교 경영학과

## Developing Medium-size Corporate Credit Rating Systems by the Integration of Financial Model and Non-financial Model

Cheol-Soo Park\*

\*Dept. of Business Administration, Halla University

### Abstract

Most researches on the corporate credit rating are generally classified into the area of bankruptcy prediction and bond rating. The studies on bankruptcy prediction have focused on improving the performance in binary classification problem, since the criterion variable is categorical, bankrupt or non-bankrupt. The other studies on bond rating have predicted the credit ratings, which was already evaluated by bond rating experts. The financial institute, however, should perform effective loan evaluation and risk management by employing the corporate credit rating model, which is able to determine the credit of corporations. Therefore, in this study we present a medium sized corporate credit rating system by using Artificial Neural Network(ANN) and Analytical Hierarchy Process(AHP). Also, we developed AHP model for credit rating using non-financial information. For the purpose of completed credit rating model, we integrated the ANN and AHP model using both financial information and non-financial information. Finally, the credit ratings of each firm are assigned by the proposed method.

Keywords: Corporate Credit Rating, Neural Networks, Analytical Hierarchy Process,

### 1. 서론

금융기관이나 은행의 신용평가와 관련한 의사결정 문제는 잘못된 의사결정이 이루어짐으로써 감수해야 하는 높은 수준의 위험을 평가하고 측정하는 것은 매우 중요하면서도 어려운 과제이다. 전세계적으로 증가하는 기업의 도산과, 금융기관간의 치열한 경쟁과 경쟁우위를 확보하기 위해 여신과 관련한 마진폭의 축소, 신용 위험 통제와 감시를 위한 비용이 점차 증가하고 있다.

그러나 오늘날 금융산업에서는 여신포트폴리오가 증가하면서 보다 정확하고 과학적인 신용평가 모델의 개발의 필요성이 요구되고 있다.

더욱이 우리나라는 1997년 외환위기를 경험하면서 신용위험관리가 더욱 중요하게 되었다. 또한 전세계적

으로 금융산업 세계화의 가속화와 자기규제를 통한 금융기관의 경쟁우위활동은 금융자산관리와 신용위험관리의 측면들의 중요성이 점점 강조되고 있다.

지금까지 도산예측이나 신용위험을 측정하기 위한 많은 신용평가를 위한 연구에서는 주어진 데이터를 이용하여 모델을 개발하거나 적용하여 그 성과를 보여주는 연구들에서부터 신용평가와 관련한 연구가 점차 진행되면서 많은 연구에서 도산예측이나 신용위험 평가를 위한 통합된 방법론들을 제안하고 있다. 더욱이 신용평가와 관련하여 제안된 많은 연구에서 전통적인 통계적인 방법론이나 인공지능방법론과 그리고 전문가의 지식이 결합이 되는 판단모델이 통합되는 결합모형을 제안하고 있다.

† 교신저자: 박철수, 강원도 원주시 흥업면 한라대1길 한라대 경영학과

M·P: 010-8761-5594, E-mail: cspark@halla.ac.kr

2008년 4월 접수; 2008년 5월 수정본 접수; 2008년 5월 게재확정

이러한 통합된 방법론은 성과측면에서 보다 향상된 예측력과 안정성을 보여주는 것으로 많은 연구에서 제시하고 있다.

지금까지 기업의 신용평가를 위한 많은 연구들이 진행되어 왔지만 Altman(1968)이 재무정보로 다중판별분석을 이용하여 기업도산예측모형을 제시한 이후 대부분 재무정보를 이용한 기업도산예측모형에 관심을 기울여 왔다. 이후 기업도산예측모형의 연구가 인공신경망(Neural networks), 귀납적학습방법(Inductive learning), 다중판별분석(Multiple discriminant analysis), 로짓모형(Logit) 등을 적용한 많은 연구들이 있었으나 재무정보를 원천으로 한 모형의 개발에 치중하였다. 기업의 신용등급을 평가하기 위해서는 재무적 정보도 중요하지만 비재무적 정보 또한 고려되어야 한다. 특히 중소기업을 대상으로 할 때에는 경영진의 역할, 시장에서의 경쟁력, 보유기술 등이 기업의 신용도에 반영되어야만 한다. 따라서 기업의 신용등급을 산정하기 위해서는 재무적 요소와 비재무적 요소로는 알 수 없는 비재무적 요소가 모두 고려되어야 하며, 본 연구에서는 이러한 두 가지 중용한 정보의 원천을 이용하여 기업 신용등급을 산출하는 모형을 제시하고자 한다.

본 연구에서는 기업의 재무제표를 토대로 재무비율을 이용한 재무신용등급의 개발과 비재무정보를 원천으로 하는 계층분석과정(Analytic hierarchy process; AHP) 모형을 통합한 기업 신용평가시스템을 제안한다. 본 연구에서 제시한 신용평가시스템은 기존의 이진분류만을 예측하는 도산예측모형을 확장한 다단계 신용등급을 산출하는 다분류 의사결정지원시스템이다. 즉, 재무정보를 원천으로 하여 인공신경망모형과 기업신용평가를 위한 심사전문가의 판단정보를 계량화하기 위한 비재무평가표를 AHP를 통해 중소기업 신용평가를 위한 통합 시스템을 개발하는 것이 본 연구의 목적이다.

## 2. 신용평가 연구

신용평가는 투자자에게 합리적 투자 의사 결정을 위한 자료가 되며, 시장에서는 가격결정의 기준이 된다.

또한 발행자에게는 자기신용을 투자자에게 알리는 기능을 함으로써 자금조달비용을 경감하면서 투자유치를 가능케 한다. 정보의 비대칭성과 정보획득비용 문제를 해소하면서 자본시장이 원활히 기능케 하는 신용평가제도는 담보위주의 금융관행을 프로젝트 중심, 신용 중심의 금융환경으로 변화시켜 선진화된 금융시장을 형성하는 데 기여하고 있다. 신용등급을 분류하는 기준은 각 기관마다 등급에 대한 정의가 해당 금융기관의

금융정책에 따라서 상이하게 정의되고 있다. 현재 국내에서 신용등급의 표준으로 사용되고 있는 신용등급 분류기준은 금융감독원에서 제시한 FLC(Forward Looking Criteria)기준에 의한 신용등급 분류체계이다. FLC에 의한 자산건전성 분류란 산업분석, 경영/사업분석, 재무분석 요소로 구성되는 신용위험을 미래에 일어날 가능성이 높은 사안을 전제로 합리적, 보수적인 방식에 의해 설명이 가능한 범위내에서 미래 채무상환능력을 미리 예측하고 그 예측에 바탕을 두고 자산건전성 분류기준으로 삼는 것을 의미한다. 현재까지 연구된 신용평가연구와 관련해서는, Altman(1968)이 재무정보를 이용하여 기업의 도산예측(Bankruptcy Prediction)모형을 소개한 이후로 다중판별분석(Multiple Discriminant Analysis)을 비롯하여 로짓(Logit)과 프로빗(Probit) 등의 통계기법과 귀납적 학습방법(Inductive Learning), 인공신경망(Artificial Neural Network), 사례기반추론(Case-Based Reasoning) 등의 인공지능기법을 활용한 연구들이 소개 되어왔다. 국내에서는 강철승(1991)이 다중판별분석을 적용하여 부가가치 회계 정보와 전통적 회계정보의 도산예측력을 비교하였고, 이계원(1993)은 로짓모형을 도산확률 추정에 사용하였다. Altman 등(1995)은 우리나라 기업에 대해서 다중판별분석을 이용한 도산예측모형의 분류정확성을 관찰하는 연구를 제시 하였다. 외국의 경우에도 다중판별 분석(Altman, 1968; Deakin, 1972), 프로빗모형(Hanweak, 1977), 로짓모형(Martin, 1977; Ohlson, 1980) 등을 이용한 도산예측모형에 관한 연구들이 선행되었다. Han 등(1996)은 부실예측을 위해 귀납적 학습방법, 로짓모형, 프로빗모형을 적용할 때 사용된 데이터의 척도와 상관관계에 따라 성과의 차이가 발생한다고 제시 하였다. 또한 도산예측모형의 예측성과를 높이기 위한 노력으로 인공지능기법이 1980년대부터 재무정보를 이용한 도산예측모형에 사용되었다. 이러한 일련의 연구결과 인공신경망모형(Boritz and Kennedy, 1995; O'Leary, 1998; Tam and Kiang, 1992), 유전자알고리즘(Kingdon and Feldman, 1995), 귀납적 학습방법(Chung and Tam, 1992; Tam and Kiang, 1992), 사례기반추론모형(Bryant, 1997; Stefanowski and Wilk, 2001), 러프집합분석(McKee, 2000) 등이 제시되었다. 기존연구에서는 인공지능기법의 성과가 통계모형의 성과보다 더 높은 것으로 제시되고 있다(Odom and Sharda, 1990; Berry and Treigueiros, 1991; Fletcher and Goss, 1993). 또한 Jain과 Nag(1997)는 그 동안의 연구에서 통계적모형과 인공신경망모형의 성과차이가 연구자 별로 다른 결과를 보임에도 불구하고 인공신경망이 도산예측과 같은 이진분류에서 매우 우수한 성과를 갖는다고 제시 하였다.

대부분의 도산예측과 관련된 연구에서는 주로 정량

적 재무정보를 이용하여 통계적인 예측모형을 도출하거나, 인공지능기법을 활용하여 모형을 도출하려는 시도가 많았다. 그러나 실제로 현업에 종사하고 있는 전문가들을 대상으로 한 설문결과에 의하면, 대다수의 심사전문가는 부실여부의 판단에 계량적모형의 결과보다는 전문가의 판단을 이용하는 것으로 조사되었다(김광용 등 1998). 그리고 도산예측을 위해 전문가의 판단을

합리적인 기준으로 추론할 수 있는 방안으로 AHP를 활용하는 연구가 진행되었다(김광용 등, 1998; 박철수, 한인구, 1999). 한편으로는, Park & Han(2002)은 비재무정보를 활용한 도산예측모형의 개발을 위해 사례기반추론의 유사도에 대한 가중치에 AHP를 적용하는 방안을 제시했다. 지금까지의 신용평가와 관련한 연구들을 시계열에 의해 다음과 같이 <표 1> 분류 정리하였다.

<표 1> 기존의 신용평가 관련 연구

통계적 방법	인공신경망	전문가시스템	사례기반추론과 Induction	Rough Sets 과 기타	다기준의사결정방법
Beaver(1966)	Dutta et al. (1988)	Bouman (1983)	Buta (1994)	Luoma & Laitinen (1991)	Zopounidis (1987)
Altman(1968)	Odom & Sharda (1990)	Frydman (1985)	Bryant (1997)	Slowinski and Zopounidis (1995)	Duchessi & Belardo (1987)
Jensen (1971)	Tam & Kiang (1992)	Ben-David and Stering (1986)	Jo & Han (1996)	Dimitras et al. (1996)	Levin & Pomerol (1989)
Deakin(1972)	Wilson & Sharda(1992)	Srinivasan & Kim (1988)	Braund & Chandler (1987)	Lindsay et al. (1996)	Pinson (1989, 1992)
Gupta and Huefner(1972)	Salchenberger et al.(1992)	Messier & Hansen (1988)	Greene (1987)	Kalari et al. (1996)	Khoury & Martel (1990)
Altman et al. (1977)	Dutta & Shekhar (1992)	Shaw & Gentry (1988)	Shaw & Gentry (1988)	Slowinski et al. (1997)	Srinivasan & Ruparel (1990)
Martin(1977)	Chung & Tam (1992)	Pinson (1989, 1992)	Chung & Silver (1992)	Mossman et al. (1998)	Mareschal & Brans (1991)
Ohlson(1980)	Altman et al. (1994)	Ruparel & Srinivasan (1992)	Kim (1992)	Dimitras et al., (1999)	Ruparel & Srinivan (1992)
Appetiti(1984)	Boritz and Kennrdy(1995)	Michalopoulos and Zopounidis(1993)	Cronan et al. (1992)		Michalopoulos et al. (1993)
Frydman (1985)	Back et al. (1995)	Matsatsinis et al. (1997)	Chung & Tam (1992)		Siskos et al., (1994)
Casey et al. (1986)	Lee et al. (1996)		Han et al. (1996)		Zopounidis et al. (1996)
Lau (1987)	Jo & Han (1996)		Sinha & Richardson (1996)		Jacquet Lagreze (1995)
Keasey et al. (1990)					Zopounidis & Doumpos (1996)
Gilbert(1991)					
Luoma & Laitinen (1991)					

지금까지의 연구는 건전기업과 부실기업을 판별하는 부도예측 정확도를 향상 시키는데 주 목적이 있었다.

그러나 건전기업과 부실기업을 판별하는 도산예측모형은 금융기관에서 기업의 신용평가를 위해 필요한 세분화된 신용등급의 결정에 사용되기에는 부족하다는 한계점을 갖고 있다. 이러한 도산예측모형의 한계를 극

복하기 위한 방안으로 회사채 신용등급을 예측하는 모형에 관한 연구들이 시도되었다. 회사채 신용등급 평가 모형을 위해 회계정보를 독립변수로 활용하고 종속변수로 회사채 신용등급을 사용하여 신용등급모형을 개발하는 연구로서, 이견창 등(1996)은 다중판별분석과 인공신경망의 결합모형을 제시했다. Shin & Han(2001)은

사례기반추론과 귀납적 학습방법의 결합을 통해 회사채 신용 등급모형을 개발하였다. 또한, 김영태와 김명환(2001)은 인공신경망과 다중판별분석의 예측성과를 비교하여 인공신경망이 유용하다고 보고했다. 그러나, 이러한 회사채 신용등급 평가 모형은 일반 기업의 신용등급을 평가하는 것이 아니고, 기존의 심사역들이 평가한 자료를 이용하여 예측하는 모형이다. 즉, 기존의 심사역들이 평가한 신용등급이 맞다는 가정하에서 이와 유사한 기업에 대해 적용하는 신용평가모형을 개발했다는 점에서 한계점을 찾을 수 있다. 이러한 연구의 한계를 극복하기 위해 다분류 신용등급을 부여할 수 있는 부실확률맵기반 신용등급방안이 신타수와 홍태호(2004)에 의해서 제시되었으나, 여전히 기업의 재무정보만을 이용한 신용등급의 산출이라는 한계를 벗어나지 못했다. 중소기업의 경우 재무제표 정보뿐만 아니라 경영자의 능력, 시장에서의 경쟁력, 기업의 성장성 등이 기업 신용평가에 매우 중요한 요인이다. 따라서 금융기관에서는 금융정책에 따라 재무정보와 비재무정보 모두를 이용한 신용평가모형을 개발하여야 하며 재무정보와 비재무정보를 통합한 신용평가시스템의 개발에 대한 연구의 필요성이 제기된다.

### 3. 연구모형

본 연구에서는 재무정보와 비재무정보를 모두 이용하는 신용평가시스템을 개발하기 위해서 신용등급 결정과정을 새롭게 제안하고자 한다. 기존 연구에서는 대부분 재무평가항목과 비재무평가 항목을 하나의 신용평가모형에 적용하려는 시도를 하였다(Park & Han, 2002; 김광용 등, 1998). 하지만, 하나의 모형으로 구축하려고 할 경우에는 다음과 같은 문제점들이 발생하게 된다. 첫째, 모형이 갖는 사용변수의 제약성을 들 수 있다. 모형에서 사용이 가능한 변수의 수는 분석되는 데이터의 수를 고려해 볼 때, 일반적으로 최대 15개 내외의 변수들을 쓸 수 있다. 그리고 과도하게 변수들이 사용될 경우에는 모형의 안정성 뿐 아니라 모형의 일반화가 어렵게 된다. 둘째, 평가항목의 측정방식 및 척도단위의 상이성으로 인해 각각의 특성에 맞는 모형개발이 필요하다. 즉, 재무평가항목은 일반적으로 비율척도로서 평가항목들 간의 패턴을 찾기 위해서는 인공신경망과 같은 데이터마이닝 기법이 유용하게 사용될 수 있다. 그러나 비재무평가 항목의 경우에는 심사자들의 주관적인 판단정보가 개입된다. 전문가의 올바른 판단을 유도하기 위해서는 그룹의사결정을 통한 판단의 오류가능성을 줄이는 분석방법이 필요하며, 이를 통한 분

석결과는 전문가들이 이해하기 쉬운 논리구조로 모형이 구축될 필요성이 있다.

본 연구에서는 <그림 1>과 같이 재무 지표를 이용한 신용평가모형으로 비율척도분석에 적합한 로짓모형과 인공신경망을 이용한 재무모형과 전문가의 주관적 판단을 보다 합리적으로 측정가능하게 해 주는 AHP모형을 이용한 비재무 모형을 통합한 신용평가시스템을 구축하는 연구모형을 제시하고자 한다. 먼저 재무지표에 기반한 재무모형을 개발하기 위해서 기존의 도산예측모형을 확장하여 새롭게 부실확률맵기반 다단계 신용등급의 산출을 한다. 첫 번째 단계에서는 로짓모형과 인공신경망모형의 예측값을 먼저 구간화하여 각각의 신용등급을 따로 산출한다. 각 모형의 등급은 예측구간별 부실율 및 점유율에 따라서 결정된다. 먼저, 점유율 기준으로는 중간등급이 가장 많은 비중을 차지하고, 최상등급 또는 최하등급에 가까울수록 비중이 낮아지는 정규분포의 형태가 되도록 하고, 부실율기준으로는 높은 등급의 기업들은 부실율이 낮고, 낮은 등급의 기업들은 부실율이 높게 분포되도록 등급을 결정한다.

다음 단계에서는 각각의 등급값을 종합적으로 고려하여 재무등급을 부여하기 위해서 등급값들을 가중평균한 통합재무모형의 구축이 필요하다. 통합재무모형의 구조는 선형식으로 표현되며, 이는 식 (1)에서 보는 바와 같이 회귀방정식으로 추정된다. 식 (1)에서  $W_1$ ,  $W_2$ 는 회귀방정식의 계수이고  $C$ 는 상수항이 된다. 또한 Logit(로짓모형의 등급값)과 NN(인공신경망 모형의 등급값)은 독립변수로서 각각 단일모형인 로짓모형과 신경망모형의 등급인 1에서 10까지의 등급값을 사용한다.

즉,  $Z$ 는 통합재무모형의 최종 예측값이 되며, 각각의 단일재무모형의 등급을 독립변수로 정의하고, 각 모형의 해당등급에 속하는 기업들의 실제 표본 부실률을 계산하여 이를 종속변수로 사용하여 도출한다. 이 통합재무모형을 구축한 후, 통합모형의 예측값을 구간화하여 구간별 부실률을 토대로 최종 재무신용등급을 결정한다.

비재무모형을 개발하기 위해서 비재무지표를 개발하고 비재무지표간의 가중치와 비재무평점을 AHP를 이용하여 산출한다. 최종적으로, 재무모형의 등급과 비재무모형의 등급을 부실율과 점유율을 이용하여 산출하고 이를 통합한 신용등급을 부여하도록 한다. 이와 같이 다단계 신용등급의 산출과 각 등급별 부실율 및 점유율을 제공함으로써 기업 신용평가시스템은 거래기업에 대한 신용거래규모 결정, 신용거래기간 결정, 담보/보증/약정조건 결정, 이자율 결정, 대손충당금 설정규모의 결정 등과 같은 신용정책 및 신용의사결정에 활용될 수 있다.



## 4. 신용평가모형의 개발

### 4.1. 재무모형의 개발

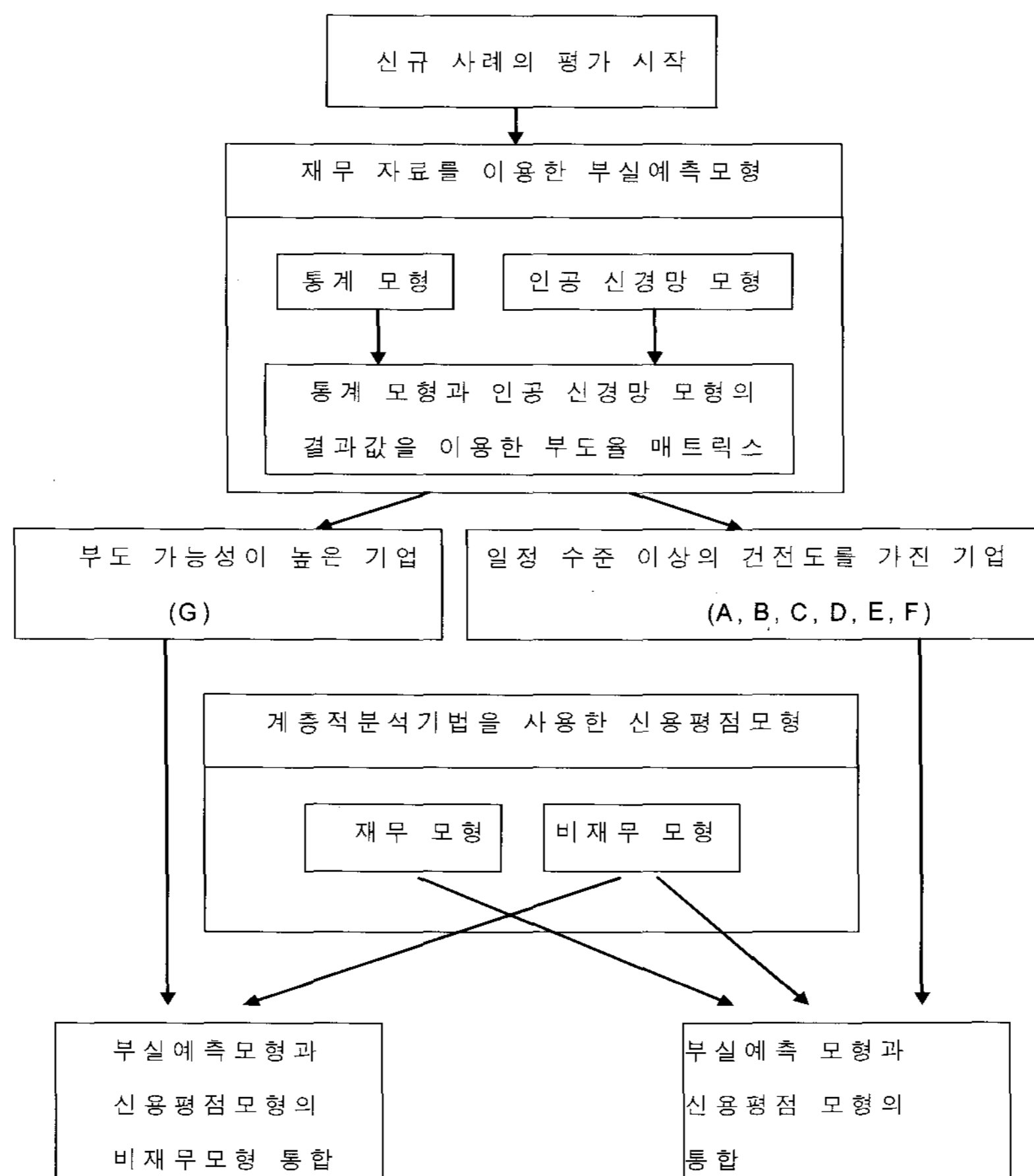
본 연구에 사용된 자료는 국내 중기업을 대상으로 2,000개 기업을 표본으로 추출하였다. 본 연구에서 제안한 방법론을 검증하면서 업종간의 차이로 인한 차이가 발생하는 것을 방지하기 위해서 표본기업의 업종을 중공업에 한정하였다. 또한, 2,000개 기업은 1,000개의 건전기업과 1,000개의 부실기업으로 구성되도록 표본을 추출하였으며 사용된 재무제표의 작성연도의 분포를 보면 '96년 536개 기업, '97년 261개 기업, '99년 1192개 기업, '00년 11개 기업으로 구성되어 있다. '98년도에 작성된 기업은 한국이 IMF체제하의 특별한 상황으로 보아 본 분석에서는 제외시켰다.

#### 4.1.1 단일재무모형의 개발

재무모형을 구성하기 위해서 총 114개의 재무비율변수를 사용하여 독립변수로 분석을 수행했으며 종속변수로는 개별 기업의 건전유무를 사용하였다. 먼저 건전기업과 부실기업의 집단간 차이에 대한 유의성을 각 재무비율 변수별로 독립표본 t-검정을 수행한 후 1차 변수선정과정을 수행하였다. t-검정 수행과정 중에 재무변수의 방향성과 t값의 방향성이 상충되는 변수는 제거하였다. 예를 들면, 부채비율은 건전기업의 평균이 부실기업의 평균보다 크다는 논리적 방향성을 갖고 있으나, 건전기업의 평균과 부실기업의 평균차이 검증에서 t값이 음수로 나온다면 통계적으로 유의하더라도 두 집단간의 차이를 설명하는 변수로 사용될 수 없기 때문에 이러한 변수는 1차 선정에서 제외시키도록 한다.

단일모형 중 로짓모형을 구성하기 위해서 1차 선정된 재무비율변수들을 토대로 stepwise를 수행하여 최종 로짓모형을 개발하였다. <표 2>는 로짓모형에 선택된 변수들을 설명하고 있으며 총 10개의 독립변수가 로짓모형에 사용되었다.

$$Z = C + W_1 \times NN + W_2 \times \text{Logit} \quad (1)$$



<그림 1> 통합신용등급 모형

<표 2> 로짓모형 선택변수

변수명	C <sup>1)</sup>	Wald <sup>2)</sup>	P-value <sup>3)</sup>
유동비율	-0.0082	23.78	0.000
유보액대 총자산	0.0165	53.10	0.000
금융비용대 총부채	-0.0029	63.440	0.010
총자본경상이익률	0.0199	29.540	0.000
매입채무회전율1	-0.0518	95.780	0.001
매입채무회전기간	-0.1244	11.765	0.015
운전자금대 매출액2	-0.2988	6.274	0.000
노동소득분배율	0.00821	7.540	0.000
총자본증가율	0.0031	22.22	0.003
매출액대 종업원수	0.0183	140.139	0.000
현금사정비율	0.0927	67.235	0.0014
현금흐름대 총부채1	0.0331	45.103	0.000
업력1	0.0004	27.269	0.000

1) 로짓모형의 계수, 2) Wald 통계량 (클수록 선택변수의 유의성이 높음), 3)유의확률

인공신경망에 사용된 입력변수들은 독립표본 t-검정을 통해 1%에서 통계적으로 유의한 변수들을 1차 선정한 후, 유전자 알고리즘(genetic algorithm)을 이용해 최종 입력변수들을 선정했다. 유전자 알고리즘을 적용하여 신경망의 성과를 최적화하는 변수선정에는 Neuralware사의 NeuralSim을 사용하였다. <표 3>은 유전자알고리즘을 이용하여 인공신경망의 입력변수를 최종 선정한

총 13개의 재무비율변수를 보여주고 있다. 본 모형에 적용된 신경망은 학습알고리즘으로 역전파알고리즘(back-propagation algorithm)을 사용하였으며, 은닉층(hidden layer)은 1개인 구조를 갖고 있다. 유전자 알고리즘과 인공신경망에 대한 자세한 내용은 각각 Goldberg(1989)와 Haykin(1994)을 참조하도록 한다.

<표 3> 인공신경망 선택 변수

변수명	변수명
요상환단기채무/총부채	노동소득분배율
유동비율	매출액대 종업원수
유보액대 총자산	현금사정비율
금융비용대 총부채	현금흐름대 총부채1
매입채무회전기간	업력1
총자본경상이익률	1인당 매출액증가율

4.1.2 통합재무모형의 개발

본 절에서는 단일재무모형인 로짓모형과 신경망 모형의 점수를 이용하여 통합재무모형을 개발하도록 한다. 먼저 각 단일모형의 점수를 1에서 10까지의 구간별 부실율과 점유율을 계산하도록 한다(<표 4>와 <표 5>).

단일모형의 점수를 이용하여 단일모형의 예측구간별 부실율과 점유율을 신용등급별 예상부실율과 그 구간의 기업이 갖는 점유율에 근사하도록 구성한다. 예측구간은 0에서 1이며 각 점수가 클수록 높은 신용등급을 부여 받을 수 있음을 의미한다.

<표 4> 로짓모형 점수 결과

로짓모형점수	부도기업	건전기업	총합계	점유율	부실율	로짓모형의 예측구간
1	0	11	11	3.35%	0.00%	0.99615 < Z
2	3	121	124	6.65%	1.50%	0.95501 < Z <= 0.99615
3	27	162	189	10.00%	8.50%	0.86850 < Z <= 0.95501
4	97	209	306	13.35%	13.86%	0.71899 < Z <= 0.86850
5	169	303	472	13.70%	33.58%	0.52396 < Z <= 0.71899
6	351	323	674	12.90%	60.08%	0.34330 < Z <= 0.52396
7	344	313	657	10.05%	83.58%	0.24721 < Z <= 0.34330
8	299	149	448	10.00%	86.50%	0.14523 < Z <= 0.24721
9	220	53	273	10.00%	91.00%	0.09696 < Z <= 0.14523
10	182	48	230	10.00%	87.00%	Z <= 0.09696
총합계	1692	1692	3384	100.00%	50.00%	

<표 5> 인공신경망모형 점수 결과

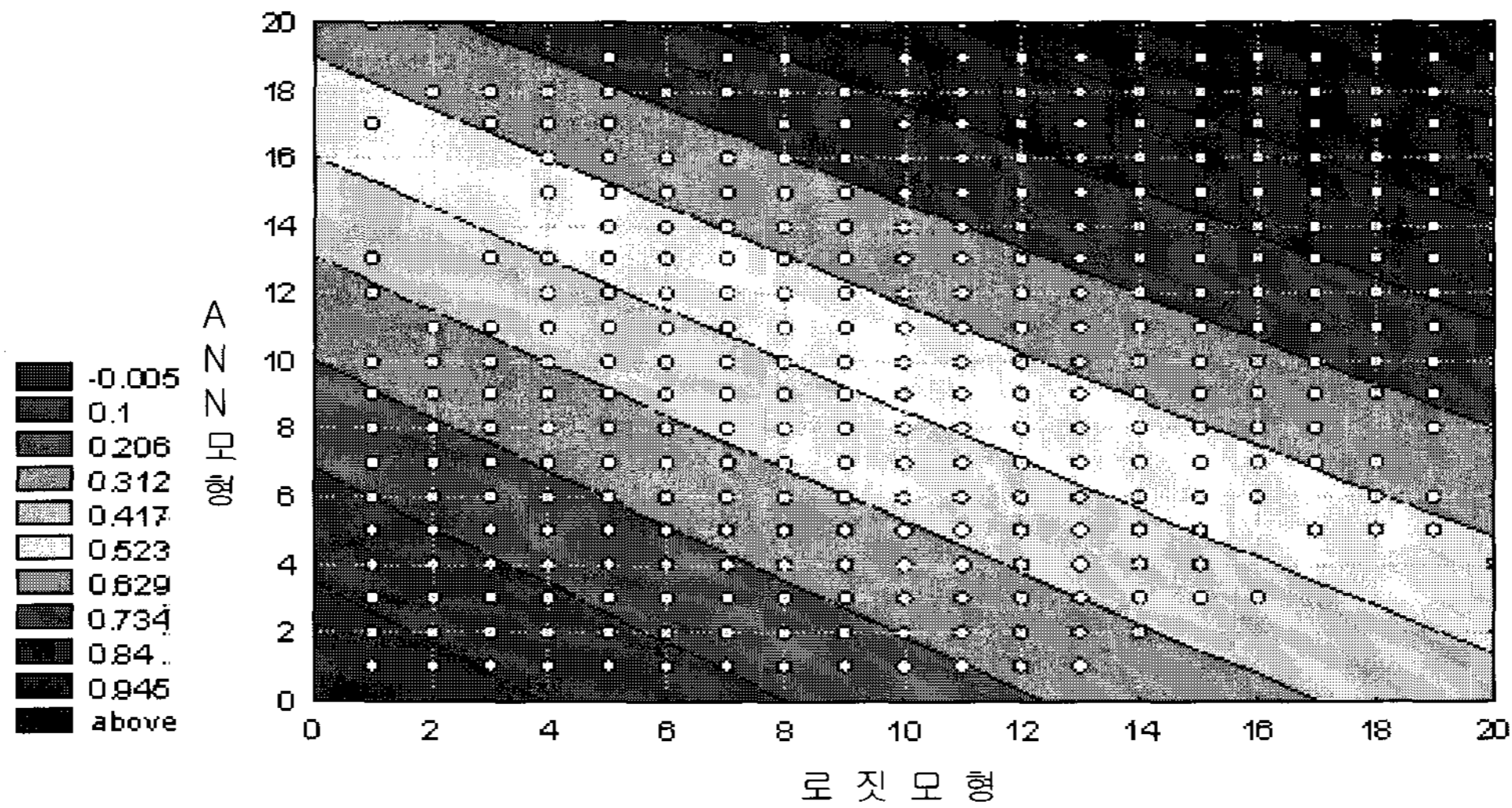
인공신경망 모형점수	부도기업	건전기업	총합계	점유율	부실율	인공신경망모형의 예측구간
1	1	12	13	3.35%	1.49%	0.95585 < Z
2	3	109	112	6.65%	0.00%	0.94334 < Z <= 0.95585
3	8	252	260	10.00%	0.00%	0.92174 < Z <= 0.94334
4	143	314	457	13.35%	5.62%	0.71658 < Z <= 0.92174
5	196	442	638	16.65%	39.94%	0.45024 < Z <= 0.71658
6	305	342	647	16.65%	68.47%	0.22987 < Z <= 0.45024
7	390	149	539	13.35%	91.01%	0.12555 < Z <= 0.22987
8	458	66	524	10.00%	93.50%	0.07250 < Z <= 0.12555
9	99	5	104	5.05%	98.02%	0.04644 < Z <= 0.07250
10	89	1	90	4.95%	94.95%	Z <= 0.04644
총합계	1,692	1,692	3,384	100.00%	50.00%	



최종적으로 각 단일재무모형의 점수를 이용하여 최종 재무신용등급을 산출하도록 한다. 통합재무 모형의 예측값은 로짓모형과 신경망모형의 점수를 독립변수로 하는 일차회귀식으로 추정하여 식 (2)와 같이 산출한다. 식 (2)는 단일모형인 로짓모형과 인공신경망 모형의 점수를 이용한 부실확률맵의 추정식이며, 본 연구에

서 최종적으로 제시한 부실 확률맵은 <그림 2>와 같다. 부실확률맵은 로짓모형의 점수와 인공신경망모형의 점수에 따른 부실율을 추정한 것으로, 예를 들면 Z는 예상부실율이 0.6%이내에 해당하는 구간에 재무신용등급을 2등급으로 부여하기 위한 통합재무모형의 예측구간이 된다. 최종 재무신용등급은 <표 6>과 같다.

$$Z = -0.398 + 0.029 \times NN + 0.050 \times \text{Logit} \quad (2)$$



<그림 2> 재무신용등급의 부도율과 점유율

<표 6> 재무신용등급 결과

재무 신용등급	부실기업	건전기업	총합계	점유율	부실율	통합 재무모형의 예측구간
1	0	75	56	2.80%	0.00%	$Z \leq -0.15116$
2	2	163	177	8.85%	0.60%	$-0.15116 < Z \leq 0.10839$
3	11	321	255	12.75%	1.2%	$0.10839 < Z \leq 0.26683$
4	67	414	272	13.60%	14.0%	$0.26683 < Z \leq 0.41708$
5	240	328	262	13.10%	46.2%	$0.41708 < Z \leq 0.55914$
6	390	226	311	15.55%	68.8%	$0.55914 < Z \leq 0.60828$
7	416	105	267	13.35%	91.0%	$0.60828 < Z \leq 0.75034$
8	289	42	200	10.00%	93.5%	$0.75034 < Z \leq 0.89240$
9	182	13	140	7.00%	95.7%	$0.89240 < Z \leq 1.16833$
10	95	5	60	3.00%	98.3%	$1.16833 < Z$
총합계	1692	1692	2,000	100.00%	50.0%	



본 사례에서 얻어진 부실율은 모형에 사용된 표본기업의 비율이 건전기업과 부실기업의 비율이 1:1이므로, 현실 상황보다 높은 비율이 된다. 현실상황에서는 실제 기업들의 부실율이 5% 미만으로 보는 것이 더 타당할

것이다. 예를 들어, <표 7>의 결과를 보면 3등급의 부실률이 1.07%이나, 이를 현실상황에 적용하여 전체기업 중에 부실기업의 비율을 2.5%로 가정할 때에는 0.06%의 부실율로 환산된다.

<표 7> 재무등급의 표본 부실율과 예상 부실율

재무 신용등급	표본 부실율	예상 부실율 (2.5% 가정)	예상 부실율 (3% 가정)	예상 부실율 (3.5% 가정)	예상 부실율 (4% 가정)
1	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%
2	0.45%	0.03%	0.03%	0.04%	0.05%
3	1.07%	0.06%	0.07%	0.08%	0.09%
4	14.99%	0.70%	0.84%	0.98%	1.12%
5	45.87%	2.31%	2.77%	3.23%	3.69%
6	69.86%	3.44%	4.13%	4.82%	5.50%
7	90.45%	4.55%	5.46%	6.37%	7.28%
8	94.02%	4.68%	5.61%	6.55%	7.48%
9	95.56%	4.79%	5.74%	6.70%	7.66%
10	98.43%	4.92%	5.90%	6.88%	7.87%
총합계	50.00%	2.50%	3.00%	3.50%	4.00%

#### 4.2. 비재무모형의 개발

실증분석을 위한 비재무모형은 국내 A은행의 중기업 신용평가표를 기준으로 삼았다. 이모형은 1996년 3월부터 각 은행들이 중소기업 또는 대기업에 대한 신용대

출평가에 이용하고 있는 모형이다. 이 신용평가모형에서 비재무항목은 16개의 변수들로 세분화되며, 각 항목에 대한 구체적인 변수들의 내역은 <표 8>에서 보는 바와 같다.

<표 8> 비재무모형을 위한 평가항목 및 AHP가중치

사업성	성장전망	0.06
	수익전망	0.11
	시장성	0.09
	업종유망성	0.09
경쟁력	인력개발	0.03
	기술개발 및 품질혁신	0.08
	정보화 기기반반	0.04
	가격 경쟁력	0.07
	국제경쟁력	0.04
경영능력	경영자의 경영능력	0.11
	노사관계	0.04
	근로조건 및 복지수준	0.02
신뢰성	은행거래 신뢰도	0.13
	세평	0.03
조정항목	업력	0.04
	규모	0.02

본 연구의 AHP모형은 다음과 같이 구축된다. 우선, 국내 주요은행 심사역으로부터 총 23개의 설문조사 결과를 토대로 해당 평가요인에 대한 상대적 가중치가 이용되었다. 이 가중치는 본 연구의 실증분석에서 비재무모형을 위한 비재무평가항목에 대한 가중치로서 사용된다. 식(3)에서 NFM은 비재무평점을 의미한다. 또

한,  $X_i$ 는 비재무평가항목을 나타내며, 이들항목들은 최고 5점에서 최저 1점에 이르는 등간척도로서 측정되며, 신용심사 전문가들이 직접 이들 항목에 대한 평가를 수행한다. 따라서, 식(3)은 심사 평가자의 평가점수( $X_i$ )와 이미 계산된 AHP 평가 가중치( $W_i$ )가 곱해진 후, 가중 합산된 비재무평점(NFM) 결과를 보여준다.

$$NFM = \sum_{i=1}^{16} W_i \times X_i \quad (3)$$

비재무등급을 부여하기 위해서는 비재무평가 항목을 이용하여 심사역이 재무등급을 산출한 기업에 대해서 평가를 해야 하나, 현재 시점에서 해당기업에 대해 과거의 정성적인 비재무평가를 통하여 비재무항목에 점수를 다시 부여하는 것은 현실적으로 불가능하다. 과거 자료를 기반으로 하여 개발되는 재무모형과는 달리, 비

재무 평가항목은 해당기업이 도산하였거나 신용등급을 부여하기 위한 기업의 내외적 환경이 변화하는 요인으로 실제자료를 위한 부실율과 점유율을 산출하기가 불가능하다. 따라서, 본 연구에서는 비재무등급의 점유율과 부실율을 추정하여 비재무등급을 <표 9>와 같이 산출한다.

<표 9> 비재무등급의 추정점유율과 추정부실율

비재무등급	추정점유율	추정부실율	비재무모형 결과값의 추정구간
1	1.70%	0.00%	95이상
2	9.42%	0.50%	90~95
3	13.67%	1.30%	85~90
4	12.12%	15.00%	80~85
5	14.13%	47.40%	70~80
6	17.12%	78.10%	60~70
7	12.94%	87.89%	50~70
8	9.29%	91.81%	40~70
9	6.62%	96.12%	30~70
10	2.99%	97.34%	20이하
총합계	100.00%	50.00%	

### 4.3. 재무등급과 비재무등급을 통합한 신용 등급산출

본 연구에서 신용등급산출을 위한 모형으로서 재무모형으로는 부실확률맵을 제시하였고, 비재무모형으로

는 AHP모형을 제안하였다. 그러나, 실제로 신용등급은 재무모형 및 비재무모형의 등급결과를 종합한 등급을 의미한다. 따라서, 각각의 상이한 두 모형의 신용등급 결과를 종합하는 과정을 필요로 한다. 본 연구에서는 다음과 같은 신용등급 산출과정을 식 (4)를 통하여 다음과 같이 제시하고자 한다.

[신용등급 산출과정]

$$\text{신용등급} = \alpha \times \text{재무등급} + \beta \times \text{비재무등급} \quad \text{단, } \alpha + \beta = 1 \quad (4)$$


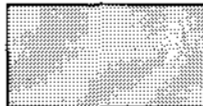
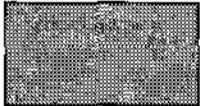
- [1단계] 재무등급 또는 비재무등급이 1등급이 나오는 경우는 가중평균등급에서 상향조정한다.
- [2단계] 재무등급 또는 비재무등급에서 8등급 이하가 나오는 경우는 상한등급(CAP)을 적용한다.
- [3단계] 그 외의 등급은 재무등급과 비재무등급의 가중평균에 의해서 산출한다.

식(4)는 재무등급과 비재무등급의 가중평균으로 신용등급이 산출됨을 보여주고 있다. 여기서 가중치  $\alpha$ ,  $\beta$  값은 재무등급의 중요도와 비재무등급의 중요도를 비교하여 해당 전문가가 상대적인 가중치를 설정하는 것이 필요할 것이다. 즉, 외부감사를 받는 기업 중 규모가 비교적 큰 기업들은 재무제표에 대한 신뢰성이 어느 정도 확보되고 있으나, 외부감사를 받고 있지 않는 중소기업들은 상대적으로 재무제표에 대한 신뢰성이 떨어지게 된다. 따라서 이러한 경우에는 규모가 큰 기업의 경우, 예를 들어 재무등급과 비재무등급의 가중치 비율을 65:35로 하고, 규모가 작은 기업의 경우에는 이와 반대로 35:65의 비중으로 각 등급에 대한 상대적인 가중치를 정할 수 있을 것이다.

위의 산출기준은 각 금융기관이 신용리스크를 고려

하여 전략적으로 기준을 정하여야 하며, 본 연구에서 제시한 신용등급산출기준을 적용하면 <그림 3>과 같고 재무등급과 비재무등급의 가중치는 50:50으로 가정한다. <그림 3>은 통합신용등급을 산출하기 위한 예시이며, 상한등급(CAP)은 6등급이 되도록 적용한 결과이다. 재무등급과 비재무등급을 통합하여 신용등급을 산출하는 과정에서 가중치의 결정과 적용기준의 개발은 각 금융기관의 신용위험관리전략에 따라 결정되어야 한다. 가중치의 경우에는 지속적인 신뢰성을 확보하기 위해서는 일정 기간동안의 실제등급결과를 토대로 재무등급의 예측정확도와 비재무등급의 예측정확도를 비교하여 예측정확도의 상대적인 크기에 따라서 이를 해당등급의 가중치로서 유용하게 활용할 수 있을 것이다.

통합신용등급		비재무등급									
		1등급	2등급	3등급	4등급	5등급	6등급	7등급	8등급	9등급	10등급
재무 등급	1등급	1	1	1	2	2	2	3	6	6	6
	2등급	1	2	2	3	3	4	4	6	6	6
	3등급	1	2	3	3	4	4	5	6	6	6
	4등급	2	3	3	4	4	5	5	6	6	7
	5등급	2	3	4	4	5	5	6	7	7	7
	6등급	2	4	4	5	5	6	6	7	7	8
	7등급	3	4	5	5	6	6	7	8	8	8
	8등급	6	6	6	6	6	7	7	8	8	9
	9등급	6	6	6	6	7	7	8	9	9	9
	10등급	6	6	6	7	7	8	8	9	9	10

주) 1단계 적용:  2단계 적용:  3단계 적용: 

<그림 3> 재무등급과 비재무등급의 통합신용등급

5. 결론

본 연구에서는 금융기관의 신용평가에 필요한 신용평가모형의 개발을 위해 기업의 재무정보를 기반한 재무모형과 비재무정보를 활용한 비재무모형을 제시하고

이를 통하는 중소기업신용평가모형을 제시하였다. 이를 위해 먼저 재무정보에 기반한 도산예측연구를 기반으로 통계모형과 인공신경망모형을 통합하는 부실확률맵 기반의 재무모형을 사용하였다. 두 번째로, 기업신용평가를 위해서 AHP를 이용한 비재무평가지표의 가중치

를 개발하고 이를 기반한 비재무모형을 개발하였다. 마지막으로 재무모형과 비재무모형의 통합방안을 제시하였으며, 각 금융기관에서 활용할 수 있는 신용등급별 점유율과 해당 부실율을 제공하였다.

기존의 연구에서는 재무정보에 기반한 도산예측 연구가 주를 이루었으며, 비재무정보를 활용한 도산예측 연구에서도 재무정보와 비재무정보를 하나의 모형에서 사용하였다. 그러나, 재무정보와 비재무정보는 평가방식이나 사용되는 자료의 척도가 상이하기 때문에 이에 알맞은 모형으로 따로 개발할 필요성이 제기된다. 따라서 본 연구에서는 재무등급과 비재무등급을 각각의 특성에 맞는 모형으로 개발하고 이를 통합한 결과를 이용한 기업신용평가시스템 개발 방안을 제시하였다.

본 연구에서 제시된 신용등급방안은 신용등급별 부실율과 점유율을 제공함과 동시에, 재무적, 비재무적 정보의 특성을 고려한 신용등급모형의 개발과 이의 통합을 제시하였다. 그러나, 개발된 모형을 실제 기업에 적용하고 이를 분석하여 기업의 신용등급을 가장 효과적으로 평가하기 위한 재무등급과 비재무등급의 가중치의 결정을 위한 실증분석이 필요하다. 향후, 신용평점 모형을 기반으로 한 신용한도 결정, 상이한 대출 이자율 적용을 통한 여신 업무의 효율성 추구, 신용 포트폴리오의 적용으로 여신의 분산을 통한 안정성 확보, 고객 신용도의 변화를 인식하고 적용하는 시스템 구축 등이 필요하다.

## 6. 참고 문헌

- [1] 김광용, "여러가지 Data Mining 기법으로 부터 도출된 지식에 관한 전문가의 신뢰도에 대한 실증적 연구," 한국지능정보시스템학회 논문지, 제5권, 1호, 1999, pp. 125-143.
- [2] 김영태, 김명환, "회사채 신용등급 평가를 위한 인공신경망모형과 통계적모형의 예측력 비교: 나스닥기업을 대상으로," 회계저널, 제10권, 4호, 2001, pp. 1-23.
- [3] 박철수, 한인구, "전문가의 지식획득을 활용한 중소기업 신용평가시스템의 개발," 한국경영정보학회 1999년 춘계학술대회 논문집, pp. 323-332.
- [4] 신태수, 홍태호, "인공신경망과 로짓모형을 통합한 부실확률맵 기반 신용등급화에 관한 연구," 회계저널, 제 13권 3호, 2004, pp. 1-26.
- [5] 우춘식, 김광용, 강성범, "Logit 분석과 AHP분석을 이용한 부도예측모형의 비교연구," 재무관리연구, 제14권, 2호, 1997, pp. 229-252.
- [6] 이건창, 한인구, 김명중, "통계적모형과 인공지능 모형을 결합한 기업신용평가 모형에 관한 연구," 한국경영과학회지, 제21권, 4호, 1996, pp. 81-100.
- [7] 이계원, "회계정보에 의한 기업부실 예측과 시장반응," 회계학연구, 제16권, 1993, pp. 49-77.
- [8] Altman, E.I., "Financial ratios, discriminant analysis and the prediction of corporate bankruptcy," *The Journal of Finance*, Vol. 23, 1968, pp. 589-609.
- [9] Altman, E. I., Eom and Kim, "Failure prediction: evidence from Korea," *Journal of International Financial Management and Accounting*, Vol. 6, No. 3, 1995, pp. 230-249.
- [10] Basesens, B., R. Setino, C. Muse, and J. Vanthienen, "Using neural network rule extraction and decision tables for credit-risk evaluation," *Management Science*, Vol. 49, No. 3, 2003, pp.312-329.
- [11] Berry, R. and D. Treigueiros, "The application of neural network based methods to the extraction of knowledge from accounting reports," *IEEE International Joint Conference on Neural Networks*, 1991, pp. 136-146.
- [12] Boritz, J. and D. Kennedy, "Effectiveness of neural networks types of prediction of business failure," *Expert Systems with Applications*, Vol. 9, 1995, pp. 503-512.
- [13] Bryant, S.M, "A case-based reasoning approach to bankruptcy prediction modeling," *International Journal of Intelligent Systems in Accounting, Finance & Management*, Vol. 6, 1997, pp. 195-214.
- [14] Chen, L. and T. Chiou, "A fuzzy credit-rating approach for commercial loans: a Taiwan case," *Omega*, Vol. 27, 1999, pp. 407-419.
- [15] Chung, H. and K. Tam, "A comparative analysis of inductive learning algorithm," *International Journal of Intelligent Systems in Accounting, Finance & Management*, Vol. 2, 1992, pp. 3-18.
- [16] Deakin, E.B, "A discriminant analysis of predictor of business failure," *Journal of Accounting Research*, Vol. 10, 1972, pp. 167-179.
- [17] Fletcher, D. and E. Goss, "Forecasting with neural networks: an application using bankruptcy data," *Information & Management*, Vol. 24, 1993, pp. 159-167.
- [18] Han, I., Chandler, J., Liang, T., "The impact of measurement scale and correlation structure on classification performance of inductive learning and statistical methods," *Expert Systems with*



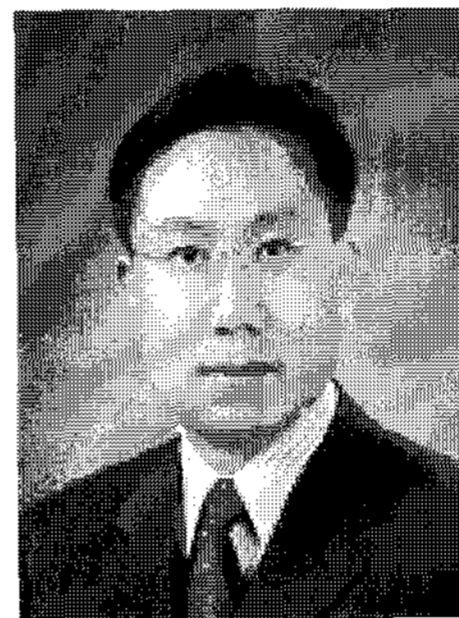
- Application, Vol. 10, No. 2, 1996, pp. 209-221.
- [19] Jain, B.A. and B.N. Nag, "Performance evaluation of neural network decision models," *Journal of Management Information Systems*, Vol. 14, No. 2, 1997, pp. 201-216.
- [20] Kingdon, J. and K. Feldman, "Genetic Algorithms for Bankruptcy Prediction," *SearchSpace Report No.01-95*, SearchSpace Ltd, London, 1995.
- [21] Martin, D, "Early warning of bank failure: a logit regression approach," *Journal of Banking and Finance*, Vol.1, 1977, pp. 249-276.
- [22] McKee, T.E, "Developing a bankruptcy prediction model via rough sets theory," *International Journal of Intelligent Systems in Accounting, Finance & Management*, Vol. 9, 2000, pp. 159-173.
- [23] O'Leary, D.E, "Using neural networks to predict corporate failure," *International Journal of Intelligent Systems in Accounting, Finance & Management*, Vol. 7, 1998, pp. 187-197.
- [24] Odom, M. and R. Sharda. "A neural network model for bankruptcy prediction," *Proceedings of the IEEE International Conference on Neural Network*, 1990, pp.163-168.
- [25] Ohlson, "Financial ratios and the probabilistic prediction of bankruptcy," *Journal of Accounting Research*, Vol. 18, No. 1, 1980, pp. 109-131.
- [26] Park, C. and I. Han. "A case-based reasoning with the feature weights derived by analytic hierarchy process for bankruptcy prediction," *Expert Systems with Applications*, Vol. 22, 2002, pp. 1- 10.
- [27] Shin, K. and T. Shin, "An intelligent corporate credit rating systems for banking industries, *The Journal of Productivity*, Vol. 6, 2000, pp. 71-87.
- [28] Shin, K. S. and I. Han, "A case-based approach using inductive indexing for corporate bond rating. *Decision Support Systems*, Vol. 32, No. 1, 2001, pp. 41-52.
- [29] Sung, T, N. and Chang, G., Lee, "Dynamics of modeling in data mining: interpretive approach to bankruptcy prediction," *Journal of Management Information Systems*, Vol. 15, No. 1, 1999, pp. 63-85.
- [30] Tam, K. and M. Kiang, "Managerial applications

of neural networks: the case of bank failure predictions," *Management Science*, Vol. 38, No. 7, ,1992, pp. 926-947.

- [31] Stefanowski, J. and S. Wilk, "Evaluating business credit risk by means of approach-integrating decision rules and case-based learning," *International journal of intelligent systems in accounting, finance & management*, v.10 no.2, 2001, pp 97-114

## 저 자 소 개

박 철 수



한신대학교에서 학사학위를 취득하였고, KAIST 에서 경영공학 석사와 경영공학 박사를 취득하였으며, 명지대 금융지식연구소 연구교수를 거쳐, 현재는 한라대학교 경영학과 조교수로 재직 중이다.

주소 강원도 원주시 흥업면 한라대 1길 한라대학교 경영학과