

부도확률맵과 AHP를 이용한 기업 신용등급 산출모형의 개발*

홍태호** · 신태수***

<목 차>

I. 서론	4.1.2 통합재무모형의 개발
II. 이론적 배경	4.2 비재무모형의 개발
2.1 신용등급 기준	4.3 재무등급과 비재무등급을 통합한 신용 등급산출
2.2 신용평가 연구	V. 결론
III. 연구모형	참고문헌
IV. 기업 신용등급 산출모형의 개발	Abstract
4.1 재무모형의 개발	
4.1.1 단일재무모형의 개발	

I. 서론

IMF이후 최근 몇 년간 국내 은행들은 국제결제은행(Bank for International Settlement; BIS)의 신용위험(Credit Risk) 규제, 금융시장 내에서의 대출경쟁의 격화 등에 기인하여 신용위험의 계량화를 통한 여신의 효율적 관리에 주력하고 있다. 은행, 보험회사 등 금융기관들이 신용대출을 행하게 될 경우 주된 관심사는 대출고객의 신용위험을 측정하여 그 고객의 채무불이행(Default) 여부를 사전에 얼마나 정확

하게 추정할 수 있느냐에 집중되어 있다고 할 수 있다. 그러나 과학적인 대출관련 자료에 근거한 합리적 심사기법의 도입 및 이를 반영한 대출 프라이싱 전략의 도입은 아직까지 미흡한 실정이다. 예를 들어 기업의 부도확률을 평가하여 대출포트폴리오를 개선하려는 시도는 아직까지 활발히 이루어지지 않고 있는 상황이다.

최근 들어 은행들은 신용위험관리 고도화를 위해 추진하고 있는 신용위험의 계량화는 여신 부문에 있어 채무불이행에 따른 손실의 위험성을 정확하게 파악할 수 있다는 점과 그 변동의

* 이 논문은 2004년도 한국학술진흥재단의 지원에 의하여 연구되었음(KRF-2004-042-B00089).

** 부산대학교 상과대학 경영학부 조교수, hongth@pusan.ac.kr

*** 연세대학교 정경대학 경영학부 부교수(교신저자), tsshin@yonsei.ac.kr

정도에 따라 조기에 대응책을 제시해 줄 수 있다는 점에서 이점이 있다. 또한 여신거래처에 대해 신용위험에 합당한 프라이싱(Pricing)을 설정함으로써 여신기관의 적정한 수익을 확보하려는 목적에서 실시하고 있다.

그동안 기업의 신용평가를 위한 많은 연구들이 진행되어 왔지만 Altman(1968)이 재무정보로 다중판별분석을 이용하여 기업도산예측모형을 제시한 이후 대부분 재무정보를 이용한 기업도산예측(Bankruptcy Prediction)모형에 관심을 기울여 왔다. 이후 기업도산예측모형의 연구로 다중판별분석(Multiple Discriminant Analysis), 로짓모형(Logistic Regression) 등의 통계모형뿐만 아니라 인공신경망(Artificial Neural Networks), 귀납적 학습방법(Inductive Learning) 등 다양한 데이터마이닝 기법을 적용한 많은 연구들이 소개되었다. 그러나 이러한 연구들은 재무정보를 원천으로 한 모형의 개발에 치중하였다.

일반적으로 기업의 신용등급을 평가하기 위해서는 재무적 정보도 중요하지만 비재무적 정보 또한 고려되어야 한다. 특히 중소기업에 대상으로 할 때에는 경영진의 역할, 시장에서의 경쟁력, 보유기술 등이 기업의 신용도에 반영되어야만 한다. 따라서 기업의 신용등급을 산정하기 위해서는 재무적 요소와 비재무적 요소로 알 수 없는 비재무적 요소가 모두 고려되어야 하는데, 본 연구에서는 이러한 두 가지 중요한 정보의 원천을 이용하여 기업 신용등급을 산출하는 모형을 제시하고자 한다.

본 연구는 기업의 재무지표를 이용한 재무신용등급 산출모형과 비재무정보를 원천으로 비재무신용등급을 산출하는 계층분석과정(Analytic Hierarchy Process; AHP)모형을 결합한 통합형

기업 신용평가시스템을 제시한다. 여기서 말하는 재무신용등급 산출모형은 부도확률맵기반 신용평가시스템으로서 기존의 이진분류만을 예측하는 도산예측모형을 확장한 다단계 신용등급을 산출하는 다분류 평가지원시스템이다. 즉, 재무정보를 원천으로 하여 인공신경망모형과 로짓모형을 이용하여 각각 도산예측모형을 개발한 후, 각 모형의 예측구간별 부도율과 데이터분포(점유율)를 토대로 다단계 신용등급을 도출하는 부도확률맵을 이용한 재무신용등급 평가모형을 제시한다. 또한 기업신용평가를 위해 중요시되는 비재무정보로서 심사전문가의 판단정보를 AHP모형을 통해 계량화한 비재무신용등급 평가모형을 제시한다. 마지막으로 재무모형인 부도확률맵에 의한 신용등급과 AHP를 이용한 비재무모형에 의한 비재무신용등급을 통합하는 기업 신용등급 산출방안을 제시하고자 한다.

II. 이론적 배경

2.1 신용등급 기준

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(<표 1> 참조). FLC에 의한 자산건전성 분류란 산업분석, 경영/사업분석, 재무분석 요소로 구성되는 신용위험을 미래에 일어날 가능

성이 높은 사안을 전제로 합리적, 보수적인 방식에 의해 설명이 가능한 범위내에서 미래 채무상환능력을 미리 예측하고 그 예측에 바탕을 두고 자산건전성 분류기준으로 삼는 것을 의미한다.

2.2 신용평가 연구

현재까지 연구된 신용평가연구와 관련해서

는, Altman(1968)이 재무정보를 이용하여 기업의 도산예측모형을 소개한 이후로 다중판별분석을 비롯하여 로짓(Logit)과 프로빗(Probit) 등의 통계기법과 귀납적 학습방법, 인공신경망, 사례기반추론(Case-Based Reasoning) 등의 인공지능기법을 활용한 연구들이 소개되어 왔다. 국내에서는 강철승(1991)이 다중판별분석을 적용하여 부가가치 회계정보와 전통적 회계정보의 도산예측력을 비교하였고, 이계원(1993)

<표 1> FLC에 의한 신용등급 판정기준(금융감독원, 1999)

등급		판정기준
1등급	정상 ¹⁾	국내외 시장에서 최고 수준의 기업으로서 재무안정성과 현금흐름이 매우 양호하여 신용위험이 거의 없는 업체에 해당
2등급		1등급에 비해서는 신용위험이 다소 열위에 있으나 재무안정성과 현금흐름이 양호하여 신용위험이 매우 낮은 선두그룹에 해당
3등급		일시적으로 신용위험이 증가할 수 있으나 이와 같은 요인이 재무구조에 영향을 미치지 않는 우량기업에 해당
4등급		산업에 공통적으로 발생하는 영업손실을 스스로 개선할 확실한 능력을 보유하고 있는 평균보다 우량한 업체에 해당
5등급		산업내 평균 수준의 업체로서 일반적 경기변동 하에서 공통적으로 발생할 수 있는 영업손실을 스스로 개선할 수 있는 능력이 있음
6등급 (조건부 정상)		평균이하의 업체로서 요경계대상이며, 신규여신 취급이 가능하나 조건부승인 대상이고 일정기간내에 신용위험이 축소되지 않을 경우 등급이 하향조정되어 "요주의"이하로 분류될 가능성이 큼
7등급	요주의 ²⁾	정상영업활동을 통한 현금흐름이 재무조달비용에 미달되거나 만기도래시 현금상환능력이 현저히 저하될 기업으로서 잠재적인 부실화 가능성이 있으며 경영진이 적절한 개선 조치를 취하지 않을 경우 신용위험이 현재화될 수 있음
8등급	고정 ³⁾	정상영업활동을 통한 현금흐름이 취약하여 만기도래하는 원리금 상황이 수시로 연체되는 기업으로서 명확한 신용위험이 존재하고 이를 개선하지 않을 경우 은행에 손실을 입힐 가능성이 확실하며, 특히 생존가능성이 취약하여 은행이 거래를 축소, 단절해야 하는 업체임
9등급	회수의문 ⁴⁾	부도가 임박한 업체임
10등급	추정손실 ⁵⁾	부도업체임

1) 정상: 1개월 미만 연체, 2) 요주의: 1개월 이상 3개월 미만 연체, 3) 고정: 3개월 이상 연체 (회수예상가액 해당부분), 4) 회수의문: 3개월 이상 12개월 미만 연체 (회수예상가액 초과부분), 5) 추정손실: 12개월 이상 연체 (회수예상가액 초과부분)

은 로짓모형을 도산확률 추정에 사용하였다. Altman 등(1995)은 우리나라 기업에 대해서 다중판별분석을 이용한 도산예측모형의 분류정확성을 관찰하는 연구를 제시하였다. 외국의 경우에도 다중판별 분석(Altman, 1968; Deakin, 1972), 프로빗모형(Hanweak, 1977), 로짓모형(Martin, 1977; Ohlson, 1980) 등을 이용한 도산예측모형에 관한 연구들이 진행되었다. Han *et al.*(1996)은 부도예측을 위해 귀납적 학습방법, 로짓모형, 프로빗모형을 적용할 때 사용된 데이터의 척도와 상관관계에 따라 성과의 차이가 발생한다고 제시하였다. 또한 도산예측모형의 예측성능을 높이기 위한 노력으로 인공지능기법이 1980년대 후반부터 재무정보를 이용한 도산예측모형에 사용되었다. 이러한 일련의 연구 결과로서 인공신경망모형(Boritz and Kennedy, 1995; O'Leary, 1998; Tam and Kiang, 1992), 유전자알고리즘(Kingdon and Feldman, 1995, 신택수, 한인구, 2002), 귀납적 학습방법(Chung and Tam, 1992; Tam and Kiang, 1992), 사례기반추론모형(Bryant, 1997; Stefanowski and Wilk, 2001), 러프집합분석(McKee, 2000) 등을 이용한 연구들이 제시되었다. 기존연구에서는 대부분 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 제시하였다.

한편, 대부분의 도산예측과 관련된 연구에서

는 주로 정량적 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; 정현순, 1999; Park and Han, 2002). 특히 Park와 Han(2002)은 비재무정보를 활용한 도산예측모형의 개발을 위해 사례기반추론의 유사도 측정을 위해 사례 인덱싱(Case Indexing) 변수에 대한 가중치를 AHP를 이용하여 측정하는 방안을 제시하였다.

지금까지의 연구는 대부분 건전기업과 부도기업을 판별하는 부도예측 정확도를 향상시키는데 주 목적이 있었다. 그러나 건전기업과 부도기업을 판별하는 도산예측모형은 금융기관에서 기업의 신용평가를 위해 필요한 세분화된 신용등급의 결정에 바로 사용되기가 어려운 한계점을 갖고 있다. 이러한 도산예측모형의 한계를 극복하기 위한 방안으로서 회사채 신용등급을 예측하는 모형에 관한 연구들이 시도되었다. 회사채 신용등급 평가모형을 위해 회계정보를 독립변수로 활용하고 종속변수로 회사채 신용등급을 사용하여 신용등급모형을 개발하는 연구로서 이견창 등(1996)은 다중판별분석과 인공신경망의 결합모형을 제시했다. Shin과 Han(2001)은 사례기반추론과 귀납적 학습방법의 결합을 통해 회사채 신용등급모형을 개발하

였다. 또한, 김영태와 김명환(2001)은 인공신경망과 다중판별분석의 예측성과를 비교하여 인공신경망이 유용하다고 주장하였다. 그러나 이러한 회사채 신용등급 평가 모형은 일반 기업의 신용등급을 새롭게 추정하여 평가하는 것이 아니고, 기존의 심사역들이 평가한 등급결과를 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 부도확률맵기반 신용등급방안이 선택수와 홍태호(2004)에 의해서 제시되었다. 그러나 이 연구의 경우에도 여전히 기업의 재무정보만을 이용한 신용등급의 산출이라는 한계를 벗어나지 못했다. 예를 들면, 중소기업의 경우 재무제표 정보뿐만 아니라 경영자의 능력, 시장에서의 경쟁력, 기업의 성장성 등이 기업신용평가에 매우 중요한 요인이다. 따라서 금융기관에서는 금융정책에 따른 보다 합리적인 기업신용평가를 위해서는 재무정보와 비재무정보 모두를 이용한 신용평가모형을 개발하여야 하며 이에 재무정보와 비재무정보를 통합한 신용평가시스템의 개발에 대한 연구의 필요성이 제기된다.

Ⅲ. 연구모형

본 연구에서는 재무정보와 비재무정보를 모두 이용하는 신용평가시스템을 개발하기 위해서 신용등급 결정과정을 새롭게 제안한다. 기존 연구에서는 대부분 재무평가항목과 비재무평가

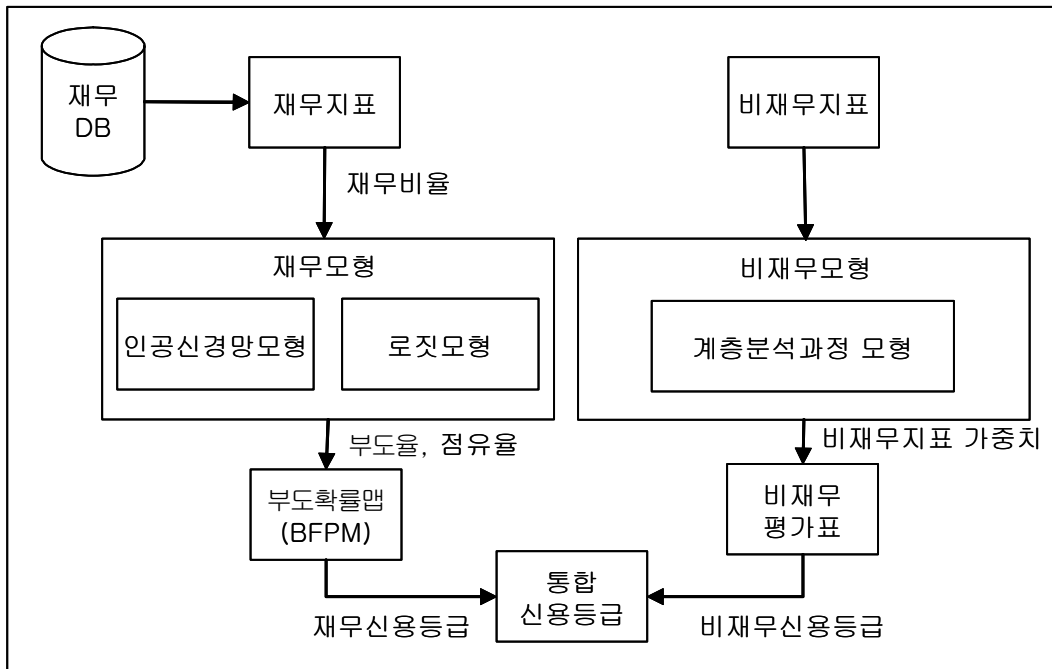
항목을 하나의 신용평가모형에 적용하려는 시도를 하였다(Park and Han, 2002; 김광용 등, 1998). 하지만, 하나의 모형으로 구축하려고 할 경우에는 다음과 같은 문제점들이 발생하게 된다. 첫째, 모형이 갖는 사용변수의 제약성을 들 수 있다. 모형에서 사용이 가능한 변수의 수는 분석되는 데이터의 수를 고려해 볼 때, 일반적으로 최대 15개 내외의 변수들을 쓸 수 있다. 그리고 과도하게 변수들이 사용될 경우에는 모형의 안정성 뿐 아니라 모형의 일반화가 어렵게 된다. 둘째, 평가항목의 측정방식 및 척도단위의 상이성으로 인해 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 통해 판단의 오류가능성을 줄이는 분석방법이 필요하며, 이를 통한 분석결과는 전문가들이 이해하기 쉬운 논리구조 형태로 모형이 구축될 필요성이 있다.

본 연구에서는 <그림 1>과 같이 제 1단계에서 재무지표를 이용한 신용평가모형으로서 비율척도분석에 적합한 로짓모형과 인공신경망을 결합한 재무모형 및 전문가의 주관적 판단을 보다 합리적으로 측정가능하게 해 주는 AHP를 이용한 비재무모형을 개발한 후, 2 단계에서 재무모형과 비재무 모형을 다시 하나의 모형으로 통합하여 기업의 신용상태를 평가하는 통합 신용등급 산출모형을 제시한다. 먼저 제 1단계에서는 재무지표를 이용한 재무모형을 개발하기

위해서 기존의 다수의 도산예측모형을 하나로 결합하는 부도확률맵기법을 이용하여 다단계 신용등급을 산출한다. 이와 관련한 선행연구로서 신택수와 홍태호(2004)의 연구에서는 이러한 재무모형의 등급화를 위해 부도확률맵을 이용하는 단계별 신용등급화 방안을 제시하였다. 본 연구의 통합신용등급 모형을 산출하는 제 1 단계중 첫 번째 단계에서는 로짓모형과 인공신경망모형의 예측값을 먼저 구간화하여 각각의 신용등급을 따로 산출한다. 여기서 각 모형의 등급은 예측구간별 부도율 및 점유율에 따라서 결정된다. 먼저, 점유율기준으로는 중간등급이 가장 많은 비중을 차지하고, 최상등급 또는 최하등급에 가까울수록 해당 신용등급빈도의 비중이 낮아지는 정규분포의 형태가 되도록 하고, 부도율기준으로는 높은 신용등급에서 낮은 신용등급으로 갈수록 부도율이 지속적으로 증가

하는 분포가 되도록 해당 등급을 정의한다.

그리고 그 다음 단계에서는 각각의 등급값을 종합적으로 고려한 재무등급을 부여하기 위해서 각 모형의 등급값들을 가중평균한 통합재무모형을 구축한다. 통합재무모형의 구조는 식 (1)에서 보는 바와 같이 선형 회귀함수식으로 추정된다. 식 (1)에서 W_1, W_2 는 회귀함수의 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. 그리고 식 (1)의 좌측항인 Z 는 통합재무모형의 최종 예측값이 된다. 여기서 Z 값은 식 (1)의 우측항에서 $Logit$ 과 NN 모형의 등급값을 설명변수로 하고, 이들 모형의 해당등급 조건을 모두 충족시키는 기업들의 실제 표본 부도율(Z 의 실제값)을 종속변수로 하는 회귀함수



<그림 1> 기업 신용등급 산출모형의 프로세스

식으로 추정된 값이 된다. 이 통합재무모형을 구축한 다음에는 단일모형에서와 마찬가지로 통합모형의 예측값을 구간화하여 구간별 부도율을 토대로 최종 재무신용등급을 결정한다.

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

한편, 비재무모형은 비재무지표를 정의한 후, 이들 비재무지표간의 가중치를 AHP를 이용하여 산출하고, 각 가중치와 해당 비재무지표의 평점을 곱하여 합산한 값을 이용하여 비재무 신용등급을 산출한다.

마지막으로 통합신용등급을 산출하는 제 2단계에서는 부도율과 점유율을 이용하여 산출한 재무모형의 등급과 비재무모형의 등급을 사용하여 통합신용등급을 부여하도록 한다. 이와 같이 본 연구에서 제안하는 통합신용등급 산출모형은 다단계 신용등급의 산출과 각 등급별 부도율 및 점유율을 제공함으로써 기업 신용평가와 관련한 의사결정문제인 거래기업에 대한 신용거래규모 결정, 신용거래기간 결정, 담보/보증/약정조건 결정, 이자율 결정, 대손충당금 설정규모의 결정 등과 같은 신용정책 및 신용의 사결정에 유용하게 활용될 수 있다.

IV. 기업 신용등급 산출모형의 개발

4.1 재무모형의 개발

본 연구에 사용된 자료는 국내 비외감 기업을 대상으로 2,000개 기업을 표본으로 추출하였다. 본 연구에서 제안한 방법론을 검증하면서

업종간의 차이로 인해 업종특성에 의한 모형의 성과차이가 발생하는 것을 통제하기 위해서 표본기업의 업종을 중공업으로 한정하였다. 또한, 2,000개의 분석대상기업은 1,000개의 건전기업과 1,000개의 부도기업으로 구성되도록 표본을 추출하였으며 사용된 재무제표의 작성연도의 분포를 보면 '96년 536개 기업, '97년 261개 기업, '99년 1,192개 기업, '00년 11개 기업으로 구성되어 있다. '98년도에 작성된 기업은 한국이 IMF체제하의 특별한 상황으로 보아 본 분석에서는 제외시켰다.

4.1.1 단일재무모형의 개발

본 연구에서는 재무모형을 개발하기 위해서 총 114개의 재무비율변수를 이용하여 독립변수 선정을 위한 유의성 분석을 수행했으며 종속변수로는 개별 기업의 건전유무를 사용하였다. 먼저 건전기업과 부도기업의 집단간 차이에 대한 유의성을 각 재무비율 변수별로 독립표본 t-검정을 수행한 후 1차 변수선정과정을 수행하였다. t-검정 수행과정중에 재무변수의 방향성과 t값의 방향성이 상충되는 변수는 제거하였다. 예를 들면, 부채비율은 건전기업의 평균이 부도기업의 평균보다 작다는 논리적 방향성을 갖고 있으나, 건전기업의 평균과 부도기업의 평균차이 검증에서 t값이 양수로 나온다면 통계적으로 유의하더라도 두 집단간의 차이를 설명하는 변수로 사용될 수 없기 때문에 이러한 변수는 1차 선정에서 제외시켰다.

단일모형중 하나인 로짓모형을 구성하기 위해서 1차로 선정된 재무비율변수들을 토대로 단계적 변수선정방법(Stepwise)을 적용하여 최종 로짓모형을 추정하였다. <표 2>는 로짓모형

<표 2> 로짓모형의 최종 설명변수

변수명	변수 내역	B ¹⁾	S.E. ²⁾	Wald ³⁾	P-value ⁴⁾
X19	금융비용/부채	- 0.124	0.020	38.139	0.000
X11	유동자산증가율	- 0.005	0.001	23.227	0.000
X20	기업경상이익률	0.082	0.007	138.139	0.000
X43	고정부채비율	- 0.002	0.001	8.209	0.004
X58	자기자본비율	0.036	0.005	43.102	0.000
X61	현금비율	0.006	0.002	5.756	0.016
X64	분식계수 ⁵⁾	- 0.210	0.064	10.922	0.001
X72	금융비용부담률증가분	- 21.387	2.212	93.440	0.000
X81	영업활동후현금흐름/총부채	0.854	0.352	5.880	0.015
X105	운전자금/매출액	0.024	0.004	30.540	0.000

1) 로짓모형의 계수, 2) 표준오차, 3) Wald 통계량 (클수록 선택변수의 유의성이 높음), 4)유의확률, 5) 분식계수 = 매출채권불일치액/지급여력액, if(절대값전매입채무불일치액>0 And 지급여력액>0), 또는 (매출채권 불일치액+매입채무불일치액)/지급여력액, if(절대값전매입채무불일치액 <=0 And 지급여력액>0)

에 의해 최종 선택된 변수들을 보여주고 있으며 총 10개의 독립변수가 로짓모형에 사용되었다.

한편, 인공지능망에 사용된 입력변수들은 독립표본 t-검정을 통해 1%에서 통계적으로 유의한 변수들을 1차 선정한 후, 유전자 알고리즘을 이용해 최종 입력변수들을 선정하는 과정을 거쳤으며, 유전자 알고리즘을 적용하여 신경망의 성과를 최적화하는 변수선정에는 Neuralware사의 NeuralSim을 사용하였다. <표 3>은 유전자 알고리즘을 이용하여 인공지능망의 입력변수를 최종 선정한 총 13개의 재무비율변수를 보여주고 있다. 본 모형에 적용된 신경망은 학습알고리즘으로 역전파알고리즘(Back-propagation Algorithm)을 사용하였으며, 하나의 은닉층(Hidden Layer) 구조를 갖는다. 유전자 알고리즘과 인공지능망에 대한 자세한 내용은 각각 Goldberg(1989)와 Haykin(1994)을 참조하기 바란다.

<표 3> 인공지능망 모형의 최종 입력 변수

변수명	변수 내역
X11	유동성자산증가율
X19	금융비용/부채비율
X20	기업경상이익률
X21	기업순이익률
X34	자본금경상이익률
X36	총자본경상이익률
X49	매출채권/매입채무비율
X56	유보액/총자산
X58	자기자본비율
X72	금융비용부담률증가분
X79	영업활동후현금흐름/전기총부채
X98	이자지급후현금흐름/총부채
X102	매입채무회전을

4.1.2 통합재무모형의 개발

본 절에서는 단일재무모형인 로짓모형과 신경망 모형의 점수를 이용하여 통합재무모형을 개발하는 과정을 설명하기로 한다. 우선 각 단

<표 4> 로짓모형의 점수 결과

로짓모형 점수	부도기업	건전기업	총합계	점유율	부도율	로짓모형의 예측구간
1	0	67	67	3.35%	0.00%	0.99615 < Z
2	2	131	133	6.65%	1.50%	0.95501 < Z <= 0.99615
3	17	183	200	10.00%	8.50%	0.86850 < Z <= 0.95501
4	37	230	267	13.35%	13.86%	0.71899 < Z <= 0.86850
5	92	182	274	13.70%	33.58%	0.52396 < Z <= 0.71899
6	155	103	258	12.90%	60.08%	0.34330 < Z <= 0.52396
7	168	33	201	10.05%	83.58%	0.24721 < Z <= 0.34330
8	173	27	200	10.00%	86.50%	0.14523 < Z <= 0.24721
9	182	18	200	10.00%	91.00%	0.09696 < Z <= 0.14523
10	174	26	200	10.00%	87.00%	Z <= 0.09696
총합계	1,000	1,000	2,000	100.00%	50.00%	

일모형의 예측값을 10개의 구간으로 설정하는 과정으로서 구간별 부도율과 점유율을 감안하여 각 단일모형의 예측 추정값의 크기에 따라서 10개의 구간으로 설정한 후, 각 구간에 해당 점수를 1에서 10까지 부여한다(<표 4>와 <표 5> 참조). 여기서 단일모형의 점수는 단일모형의 예측구간별 부도율과 점유율의 크기에 의해 결정된다. 즉, 신용등급별 예상부도율과 그 구간에 속하는 기업이 전체기업에서 차지하는 점

유율에 의해 단일모형의 점수가 결정된다. 단일모형의 예측구간은 0에서 1이며 그 값이 클수록 높은 신용등급을 부여 받을 수 있음을 의미한다.

그 다음단계에서는 각 단일재무모형의 점수를 이용하여 최종 재무신용등급을 산출하도록 한다. 통합재무모형의 예측값은 로짓모형과 신경망모형의 점수를 독립변수로 하는 일차선형 회귀식으로 정의되며, 식 (2)와 같이 추정되었

<표 5> 인공신경망모형의 점수 결과

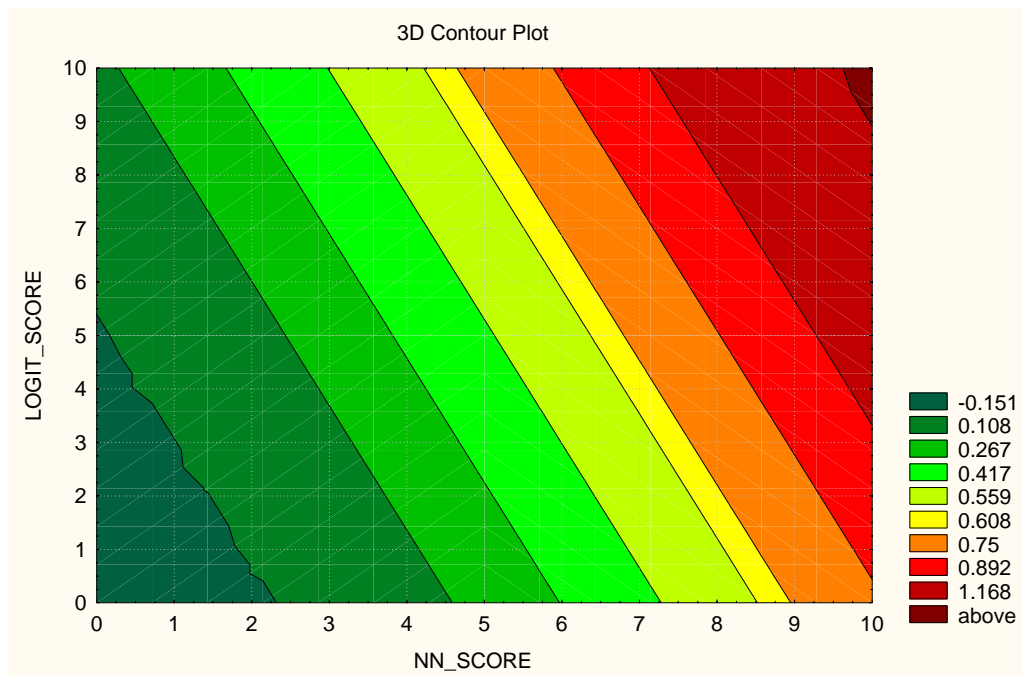
인공신경망 모형점수	부도기업	건전기업	총합계	점유율	부도율	인공신경망모형의 예측구간
1	1	66	67	3.35%	1.49%	0.95585 < Z
2	0	133	133	6.65%	0.00%	0.94334 < Z <= 0.95585
3	0	200	200	10.00%	0.00%	0.92174 < Z <= 0.94334
4	15	252	267	13.35%	5.62%	0.71658 < Z <= 0.92174
5	133	200	333	16.65%	39.94%	0.45024 < Z <= 0.71658
6	228	105	333	16.65%	68.47%	0.22987 < Z <= 0.45024
7	243	24	267	13.35%	91.01%	0.12555 < Z <= 0.22987
8	187	13	200	10.00%	93.50%	0.07250 < Z <= 0.12555
9	99	2	101	5.05%	98.02%	0.04644 < Z <= 0.07250
10	94	5	99	4.95%	94.95%	Z <= 0.04644
총합계	1,000	1,000	2,000	100.00%	50.00%	

다. 이는 단일모형인 로짓모형과 인공신경망 모형의 점수를 이용한 부도확률맵의 추정식이며, 이 추정식을 이용하여 부도확률맵이 생성된다 (<그림 2> 참조). 여기서 부도확률맵은 로짓모형의 점수와 인공신경망모형의 점수에 따른 부도율을 추정한 것으로, 예를 들어 Z값이 예상부도율이 10.8%보다 크면서 26.7%이내에 해당하는 구간에 속할 경우, 재무신용등급은 3등급이 부여된다. 이를 정리하면, 최종 재무신용등급은 <표 6>과 같이 요약된다.

$$Z = -0.417 + 0.015 \times NN + 0.049 \times \text{Logit} \quad (2)$$

<그림 2>는 로짓모형과 인공신경망모형을 이용한 부도확률맵을 보여주고 있다. 이 그림에서 X축에 해당되는 NN_SCORE는 식 (2)에서 NN에 해당하는 값을 의미하며, 이 값은 <표 5>

에서 보는 바와 같이 인공신경망모형의 예측결과를 구간화하여 얻은 인공신경망모형 점수 (1~10)를 말한다. 그리고, Y축에 해당되는 LOGIT_SCORE는 식 (2)에서 Logit에 해당하는 값을 의미하며, 이 값은 <표 4>에서 보는 바와 같이 로짓모형의 예측결과를 구간화하여 얻은 로짓모형 점수(1~10)를 말한다. 한편, 그림상의 등고선의 각 구간의 영역은 식 (2)에서 Z에 해당하는 값들의 영역을 말하며, <표 6>에서 보는 바와 같이 부도확률맵 추정식의 결과값인 Z값의 범위를 구간별 부도율과 점유율을 고려하여 산출된 10개의 구간으로 구성된다. 예를 들어 왼쪽하단에서 오른쪽 상단의 구간으로 이동할수록 해당 구간에 속하는 기업들은 Z값이 높아 부도가능성이 높은 기업들로서 신용등급이 최저 10등급까지 낮아지도록 통합재무모형의 재무신용등급(1~10)이 정의된다. 또한, 그림에



<그림 2> 로짓모형과 인공신경망모형을 이용한 부도확률맵

<표 6> 재무신용등급 결과

재무 신용등급	부도 기업	건전 기업	총합계	점유율	부도율	통합 재무모형의 예측구간
1	0	56	56	2.80%	0.0%	$Z \leq -0.15116$
2	1	176	177	8.85%	0.6%	$-0.15116 < Z \leq 0.10839$
3	3	252	255	12.75%	1.2%	$0.10839 < Z \leq 0.26683$
4	38	234	272	13.60%	14.0%	$0.26683 < Z \leq 0.41708$
5	121	141	262	13.10%	46.2%	$0.41708 < Z \leq 0.55914$
6	214	97	311	15.55%	68.8%	$0.55914 < Z \leq 0.60828$
7	243	24	267	13.35%	91.0%	$0.60828 < Z \leq 0.75034$
8	187	13	200	10.00%	93.5%	$0.75034 < Z \leq 0.89240$
9	134	6	140	7.00%	95.7%	$0.89240 < Z \leq 1.16833$
10	59	1	60	3.00%	98.3%	$1.16833 < Z$
총합계	1,000	1,000	2,000	100.00%	50.0%	

서 우측의 범례는 각 구간의 분기점에 해당되는 Z의 상한값을 보여주고 있다.

본 사례에서 얻어진 부도율은 모형에 사용된 표본기업의 비율이 건전기업과 부도기업의 비율이 1:1이므로, 현실 상황보다 높은 비율이 된다. 현실상황에서는 실제 기업들의 부도율이 5% 미만으로 보는 것이 더 타당할 것이다. 예를 들어, <표 7>의 결과를 보면 3등급의 부도율이 1.18%이나, 이를 현실상황에 적용하여 전체

기업 중에 부도기업의 비율을 2.5%로 가정할 때에는 0.06%의 부도율로 환산된다.

4.2 비재무모형의 개발

본 연구에서 제시하는 비재무모형은 전국 은행연합회에서 개발한 중소기업 신용평가표를 기준으로 삼았다. 이 모형은 1996년 3월부터 각 은행들이 중소기업 또는 대기업에 대한 신용대

<표 7> 재무등급의 표본 부도율과 예상 부도율

재무 신용등급	표본 부도율	예상 부도율 (2.5% 가정)	예상 부도율 (3% 가정)	예상 부도율 (3.5% 가정)	예상 부도율 (4% 가정)
1	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%
2	0.56%	0.03%	0.03%	0.04%	0.05%
3	1.18%	0.06%	0.07%	0.08%	0.09%
4	13.97%	0.70%	0.84%	0.98%	1.12%
5	46.18%	2.31%	2.77%	3.23%	3.69%
6	68.81%	3.44%	4.13%	4.82%	5.50%
7	91.01%	4.55%	5.46%	6.37%	7.28%
8	93.50%	4.68%	5.61%	6.55%	7.48%
9	95.71%	4.79%	5.74%	6.70%	7.66%
10	98.33%	4.92%	5.90%	6.88%	7.87%
총합계	50.00%	2.50%	3.00%	3.50%	4.00%

<표 8> 비재무모형을 위한 평가항목 및 AHP가중치

지표		평가항목	AHP 가중치
사업성	성장전망	추정매출액증가율(X1)	5.5
	수익전망	추정매출액영업이익률(X2)	10.6
	시장성	거래조건 및 판매안정도(X3)	7.4
		업종의 유망성(X4)	6.6
	경쟁력	인력개발(X5)	2.6
		품질 및 기술수준(X6)	7.4
거래신뢰도	은행거래현황	여신거래기간, 연체여부, 규제사실여부(X7)	11.7
	사업안정성	사업장 및 주택보유, 권리침해여부(X8)	2.3
	업력	기업체업력(X9)	3.4
	세평	동업계 세평 등(X10)	3.2
경영능력	경영성과	흑자경영기간 및 경상이익 추세(X11)	4.5
	경영자능력	경영형태(X12)	11.9
		경영전략(X13)	4.5
		경영자경력(X14)	11.9
	노사관계 및 근로조건	노사관계(X15)	4.3
		근로조건(X16)	2.3

(자료원: 전국은행연합회, '95년도 중소기업 신용평가표 작성요령')

출평가에 이용되고 있는 모형이다. 이 신용평가 모형에서 비재무항목은 16개의 변수들로 세분화되며, 각 항목에 대한 구체적인 변수들의 내역은 <표 8>과 같다.

본 연구의 AHP모형은 다음과 같이 구축된다. 우선, 국내 및 외국계 은행과 신용평가기관, 기타 연구기관의 전문가들로부터 총 29개의 설문조사 결과를 토대로 해당 평가요인에 대한 상대적 가중치가 이용되었다. 이 가중치는 본 연구의 실증분석에서 비재무모형을 위한 비재무평가항목에 대한 가중치로서 사용된다(<표 8> 참조). 식 (3)에서 *NFM*은 비재무평점을 의미한다. 또한, *X_i*는 비재무평가항목을 나타내며, 이들 항목들은 최고 5점에서 최저 1점에 이르

는 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 나타낸다.

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

비재무등급을 부여하기 위해서는 신용등급 평가시점에서 본 연구에서 제시하는 해당 비재무평가 항목을 이용하여 심사역이 재무등급을 산출한 기업에 대해서 평가를 해야 하나, 현재 시점에서 해당기업에 대해 과거의 정성적인 비

<표 9> 비재무등급의 추정점유율과 추정부도율

비재무등급	추정점유율	추정부도율	비재무모형 결과값의 추정구간
1	2.80%	0.0%	95이상
2	8.85%	0.6%	90-95
3	12.75%	1.2%	85-90
4	13.60%	14.0%	80-85
5	13.10%	46.2%	70-80
6	15.55%	68.8%	60-70
7	13.35%	91.0%	50-60
8	10.00%	93.5%	40-50
9	7.00%	95.7%	30-40
10	3.00%	98.3%	20이하
총합계	100.00%	50.0%	

재무평가를 통하여 비재무항목에 점수를 다시 부여하는 것은 현실적으로 불가능하다. 과거 자료를 기반으로 하여 개발되는 재무모형과는 달리, 비재무 평가항목은 해당기업이 도산하였거나 신용등급을 부여하기 위한 기업의 내외적 환경이 평가시점에 따라서 가변적이며, 이로 말미암아 실제 표본자료를 이용해 부도율과 점유율을 산출하기가 불가능하다. 따라서 본 연구에서는 비재무등급의 점유율과 부도율을 추정하

여 비재무등급을 <표 9>와 같이 산출하였다.

4.3 재무등급과 비재무등급을 통합한 신용등급산출

본 연구에서 신용등급산출을 위한 모형으로서 재무모형으로는 부도확률맵을 이용하였고, 비재무모형으로는 AHP모형을 사용하였다. 그러나 실제로 신용등급은 재무모형 및 비재무모

신용등급 산출과정

본 신용등급 산출과정은 아래의 각 단계를 거쳐 산정된다. 예를 들어 각 단계의 조건을 순서대로 적용하여 각 단계의 조건중 먼저 충족되는 단계의 신용등급 부여방식을 따르도록 한다.

- 1단계: 재무등급 또는 비재무등급에서 8등급 이하가 나오는 경우는 상한등급(CAP)을 적용한다. (식 (4)에 의한 등급과 상한등급중 낮은 등급을 부여한다.)
- 2단계: 재무등급 또는 비재무등급이 1등급이 나오는 경우는 가중평균등급보다 상향조정한다.
- 3단계: 그 외의 등급은 재무등급과 비재무등급의 가중평균에 의해서 산출한다. (식 (4)를 그대로 적용)

형의 등급결과를 종합한 등급을 의미한다. 따라서, 각각의 상이한 두 모형의 신용등급결과를 종합하는 단계가 필요하다. 본 연구에서는 신용등급 산출과정을 식 (4)를 통해 다음과 같이 제시하고자 한다.

$$\text{신용등급} = \alpha \times \text{재무등급} + \beta \times \text{비재무등급}$$

단, $\alpha + \beta = 1$ (4)

식(4)는 재무등급과 비재무등급을 가중평균하여 신용등급이 산출됨을 보여주고 있다. 여기서 가중치 α , β 값은 재무등급의 중요도와 비재무등급의 중요도를 고려하여 해당 전문가가 상대적인 가중치를 설정하는 것이 필요하다. 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 가중치비율을 65:35로 하고, 규모가 작은 기업의 경우에는 이와 반대로 35:65의 비중으로 각 등급에 대한 상대적인 가중치를 정할 수 있다.

한편, 재무등급과 비재무등급을 모든 경우에 동일하게 식 (4)에서처럼 정해진 가중치에 의해서만 합산하는 것은 바람직하지 않다. 그 이유는 이들 두 재무 및 비재무 등급의 결과가 서로 매우 상이할 경우, 특히 어느 한 신용 등급이 매우 낮은 등급(예를 들어 8등급이하)인 경우에는 두 등급을 단순히 가중평균하기 보다는 가중평균 등급보다 낮은 등급을 부여하는 등의 보수적인 의사결정을 하는 것이 필요하다. 이렇

게 등급을 부여하게 되면 실제로 낮은 등급임에도 불구하고 높은 신용등급으로 잘못 판단할 오분류 위험을 좀더 최소화 시킬 수 있게 된다. 이는 곧 위에서 제시한 신용등급 산출과정중 1단계에 해당한다.

반면에 재무등급과 비재무등급중에서 어느 한 등급이 최상위 등급에 속하면서, 다른 등급이 일정등급이상(예를 들어 7등급이상)인 경우에는 2단계에서 제시하는 신용등급 부여방식을 따르도록 한다. 즉, 재무등급 또는 비재무등급이 1등급이 나오는 경우는 식 (4)에 의한 가중평균등급보다 좀더 상향조정시키는 것이 필요하다. 이렇게 신용등급을 부여할 경우 1단계에서와는 반대로 해당 기업이 실제로 높은 신용등급을 갖고 있음에도 불구하고 낮은 신용등급으로 잘못 분류될 오분류 위험이 상대적으로 다른 구간보다 더 높기 때문에 이러한 위험을 좀더 최소화시킬 수 있게 된다.

이상의 신용등급 산출기준은 각 금융기관의 신용정책에 따라서 신용리스크를 고려하여 전략적으로 신용등급 부여기준을 차등적으로 적용하여야 하는데, 본 연구에서 제시하는 신용등급 산출기준을 적용할 경우에는 <그림 3>과 같이 제시될 수 있다. 본 그림은 위에서 제시한 신용등급 산출과정중 1단계에서는 상한등급(CAP)을 6등급으로 가정하고, 2단계의 경우에는 등급 상향조정을 0.5~1등급만큼 상향조정하며, 3단계에서는 재무등급과 비재무등급의 가중치를 50:50으로 가정한 경우의 예이다.

이처럼 재무등급과 비재무등급을 통합하여 신용등급을 산출하는 과정에서 가중치의 결정과 적용기준의 개발은 각 금융기관의 신용위험 관리전략에 따라 결정되어야 한다. 특히 가중치

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 비재무등급을 통합한 신용등급 산출모형의 적용결과

의 경우에는 지속적인 신뢰성을 확보하기 위해서 일정 기간동안의 실제등급결과를 토대로 재무등급의 예측정확도와 비재무등급의 예측정확도를 비교하여 각 모형의 상대적인 예측정확도에 의해 해당등급의 가중치를 추정하여 신용등급을 산출할 경우 보다 정확한 신용등급을 부여하는 방안이 될 수 있을 것이다.

V. 결론

본 연구는 금융기관의 신용위험관리에 필요한 신용평가모형의 개발을 위해 기업의 재무정보와 비재무정보를 활용한 기업신용평가모형을 제시하였다. 이를 위해 먼저 재무정보에 기반한 도산예측연구를 확장하여 금융기관에서 필요로 하는 다단계신용등급을 산출할 수 있는 부도확률맵 기반의 재무모형을 제시하였다. 본 연구에서 제시된 부도확률맵은 단순히 부도여부 또는

이미 전문가 집단에 의해 정의된 등급체계를 예측하는 기존의 방법론과는 달리 기업의 신용등급을 산출할 수 있는 보다 현실적인 모형이다. 두 번째로, 기업신용평가를 위해서 활용되는 비재무평가지표와 AHP를 이용하여 비재무모형을 개발하였으며, 마지막단계로서 재무모형과 비재무모형을 통합하는 방안을 제시하였다.

일반적으로 기업의 신용평가를 위해 사용되는 정보의 원천은 재무정보와 비재무정보로 나뉘어진다. 기존의 연구에서는 재무정보에 기반한 도산예측 연구가 주를 이루었으며, 비재무정보를 활용한 도산예측연구에서도 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 이들 모형에서 산출된 신용등급 결과를 다시

가중평균하는 방식을 통해 통합 신용등급을 산출하는 방법을 제시하였다.

본 연구에서 제안한 신용등급 산출방안은 신용등급별 부도율과 점유율을 제공함과 동시에 재무적, 비재무적 정보의 특성을 고려한 통합 신용등급모형의 특성을 갖는다. 그러나 본 연구에서 개발된 모형을 실제 기업에 적용하고 이를 분석하기 위해서는 기업의 신용등급을 가장 효과적으로 평가하기 위한 재무등급과 비재무등급의 가중치 부여방법을 결정해야 한다. 향후 연구에서는 이러한 재무등급과 비재무등급의 가중치를 최적화하는 연구가 진행될 수 있을 것이다.

참고문헌

강철승, “부가가치정보를 이용한 기업 부실 예측” 회계학연구, 제12권, 1991, pp. 79-87.

금융감독원, 자산건전성 분류업무 편람, 업무자료99-4, 1999.

김광용, “여러가지 Data Mining 기법으로부터 도출된 지식에 관한 전문가의 신뢰도에 대한 실증적 연구”, 한국지능정보시스템학회논문지, 제5권, 제1호, 1999, pp. 125-143.

김광용, 손광기, 홍온선, “Data Mining 기법들과 전문가들로부터 추출된 지식에 관한 실증적 비교 연구”, 한국전문가시스템 학회지, 제4권, 제1호, 1998, pp. 41-58.

김영태, 김명환, “회사채 신용등급 평가를

위한 인공지능망모형과 통계적모형의 예측력 비교: 나스닥기업을 대상으로”, 회계저널, 제10권, 제4호, 2001, pp. 1-23.

박철수, 한인구, “전문가의 지식획득을 활용한 중소기업 신용평가시스템의 개발”, 한국경영정보학회 1999년 춘계학술대회 논문집, pp. 323-332.

신택수, 한인구, “유전자 탐색기법을 활용한 기업신용평점모형의 지식 정제 방법”, 경영학연구, 제31권, 제6호, 2002, pp. 1527-1557.

신택수, 홍태호, “인공신경망과 로짓모형을 통합한 부실확률맵 기반 신용등급화에 관한 연구”, 회계저널, 제13권, 제3호, 2004, pp. 1-26.

우춘식, 김광용, 강성범, “Logit 분석과 AHP 분석을 이용한 부도예측모형의 비교연구”, 재무관리연구, 제14권, 제2호, 1997, pp. 229-252.

이건창, 한인구, 김명중, “통계적모형과 인공지능 모형을 결합한 기업신용평가 모형에 관한 연구”, 한국경영과학회지, 제21권, 제4호, 1996, pp. 81-100.

이계원, “회계정보에 의한 기업부실 예측과 시장반응”, 회계학연구, 제16권, 1993, pp. 49-77.

정현순, “AHP(Analytic Hierarchy Process)를 이용한 기업 신용평가 시스템 개발”, 석사학위논문, 한국과학기술원 테크노경영대학원, 1999.

Altman, E.I., “Financial Ratios, Discriminant Analysis and the Prediction of

- Corporate Bankruptcy”, *The Journal of Finance*, Vol. 23, 1968, pp. 589-609.
- Altman, E.I., Eom, Y., and Kim, D.W., “Failure Prediction: Evidence from Korea”, *Journal of International Financial Management and Accounting*, Vol. 6, No. 3, 1995, pp. 230-249.
- Berry, R. and Treigueiros, D., “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.
- Boritz, J. and Kennedy, D., “Effectiveness of Neural Networks Types of Prediction of Business Failure”, *Expert Systems with Applications*, Vol. 9, 1995, pp. 503-512.
- 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.
- Chen, L. and Chiou, T., “A Fuzzy Credit-rating Approach for Commercial Loans: A Taiwan Case”, *Omega*, Vol. 27, 1999, pp. 407-419.
- Chung, H. and Tam, K., “A Comparative Analysis of Inductive Learning Algorithm”, *International Journal of Intelligent Systems in Accounting, Finance & Management*, Vol. 2, 1992, pp. 3-18.
- Deakin, E.B., “A Discriminant Analysis of Predictor of Business Failure”, *Journal of Accounting Research*, Vol. 10, 1972, pp. 167-179.
- Fletcher, D. and Goss, E., “Forecasting with Neural Networks: An Application Using Bankruptcy Data”, *Information & Management*, Vol. 24, 1993, pp. 159-167.
- Goldberg, D., *Genetic Algorithms in search, Optimization, and Machine Learning*, New York: Addison-Wesley, 1989.
- Han, I., Chandler, J., and 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.
- Hanweak, G.A., “Predicting Bank Failure. Research Papers in Banking and Economics”, *Financial Studies Section*, FRB, November 1977.
- Haykin, S., *Neural Networks: A comprehensive Foundation*, New York: Macmillan College, 1994.
- 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.
- Kingdon, J. and Feldman, K., "Genetic Algorithms for Bankruptcy Prediction", *SearchSpace Report No.01-95*, SearchSpace Ltd, London, 1995.
- Martin, D., "Early Warning of Bank Failure: a Logit Regression approach", *Journal of Banking and Finance*, Vol.1, 1977, pp. 249-276.
- 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.
- 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.
- Odom, M. and Sharda, R., "A Neural Network Model for Bankruptcy Prediction", *Proceedings of the IEEE International Conference on Neural Network*, 1990, pp. 163-168.
- Ohlson, J.A., "Financial Ratios and the Probabilistic Prediction of Bankruptcy", *Journal of Accounting Research*, Vol. 18, No. 1, 1980, pp. 109-131.
- Park, C. and Han, I., "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.
- Shin, K. and Shin, T., "An Intelligent Corporate Credit Rating Systems for Banking Industries", *The Journal of Productivity*, Vol. 6, 2000, pp. 71-87.
- Shin, K. S. and Han, I., "A Case-based approach Using Inductive Indexing for Corporate Bond Rating", *Decision Support Systems*, Vol. 32, No. 1, 2001, pp. 41-52.
- Stefanowski, J. and Wilk, S., "Evaluating Business Credit Risk by Means of Approach - Integrating Decision Rules and Case-based Learning", *International Journal of intelligent systems in Accounting, Finance & Management*, Vol. 10, No. 2, 2001, pp. 97-114.
- Sung, T.K., Chang, N., and Lee, G., "Dynamics of Modeling in Data Mining: Interpretive Approach to Bankruptcy Prediction", *Journal of Management Information Systems*, Vol. 15, No. 1, 1999, pp. 63-85.
- 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.

홍태호 (Tae-Ho Hong)



현재 부산대학교 경영학부
조교수로 재직하고 있다.
KAIST에서 산업공학사를 취
득한 후 경영정보시스템을 전
공하여 공학석사와 박사를 취
득하였다. 델로이트 컨설팅에
서 금융기관의 정보시스템 컨설
턴트로 재직했으며, 주요 관
심 연구분야는 지능형 의사결정지원시스템, 데이터
마이닝, 고객관계관리, 벤처기업 평가 등이다.

신태수 (Taeksoo Shin)



현재 연세대학교 정경대학
경영정보학과 부교수로 재직
하고 있다. 연세대학교 경영
학과에서 학사 및 석사를 받
고, 한국과학기술원에서 경영
정보시스템으로 경영공학 박
사학위를 받았다. KAIST 테
크노경영연구소에서 박사후
연구원(Post-Doc)으로 근무하였으며, 주요 관심분야
는 의사결정지원시스템, 데이터마이닝, 전략적 성과
관리, 지식관리시스템, 고객관계관리 등이다.

<Abstract>

Developing Corporate Credit Rating Models Using Business Failure Probability Map and Analytic Hierarchy Process

Taeho Hong · Taeksoo Shin

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, this study presents a corporate credit rating method using business failure probability map(BFPM) and AHP(Analytic Hierarchy Process). The BFPM enables us to rate the credit of corporations according to business failure probability and data distribution or frequency on each credit rating level. Also, we developed AHP model for credit rating using non-financial information. For the purpose of completed credit rating model, we integrated the BFPM and the AHP model using both financial and non-financial information. Finally, the credit ratings of each firm are assigned by our proposed method. This method will be helpful for the loan evaluators of financial institutes to decide more objective and effective credit ratings.

Keywords: Analytic Hierarchy Process, Artificial Neural Networks, Business Failure Probability Map, Corporate Credit Rating

* 이 논문은 2007년 3월 26일 접수하여 2차 수정을 거쳐 2007년 7월 10일 게재 확정되었습니다.