

다중 부실예측모형을 이용한 통합 신용등급화 방법

Using Business Failure Probability Map (BFPM) for Corporate Credit Rating

신택수*, 홍태호**

*연세대학교 경영정보학과

**부산대학교 경영학부

Abstract

현행 기업신용평가모형에 관한 연구는 크게 부실예측모형 및 채권등급 평가모형으로 구분된다. 이러한 신용평가모형에 관한 연구는 단순히 부실여부 또는 이미 전문가 집단에 의해 사전에 정의된 등급체계만을 예측하는 데 초점을 맞추고 있었다. 그러나, 대부분의 금융기관에서 사용하는 신용평가모형은 기업의 부실여부만을 예측하거나 기존의 채권등급을 예측하기 위한 목적보다는 기업의 고유 신용위험을 평가하여 이에 적합한 신용등급을 부여함으로써, 효율적인 대출업무를 수행하기 위해 활용되고 있다.

본 연구에서는 기존의 부실예측모형들을 대상으로 다중 부실확률모형 (Business Failure Probability Map; BFPM) 접근방법을 이용한 신용등급화 방법을 제안하고자 한다. 본 연구에서 제시된 다중 부실확률모형은 신경망모형과 로짓모형을 통합하여 부도율, 점유율을 고려한 다단계 신용등급을 예측할 수 있게 해준다. 다중 부도확률지도 접근방법을 이용하여 각 금융기관에서 정의하는 수준의 신용리스크를 효과적으로 추정하고, 이를 기준으로 보다 객관적인 다단계 신용등급을 산출하는 새로운 신용등급화 방법을 제시하고자 한다.

1. 서론

최근 국내 은행들은 국제결제은행 (BIS)의 신용리스크 규제, 금융시장 내에서의 대출경쟁 격화 등을 배경으로 신용리스크의 계량화를 통한 여신의 효율적 관리에 주력하고 있다. 은행, 보험회사 등 금융기관들이 신용대출을 행하게 될 경우 주된 관심사는 대출고객의 신용위험 (Credit Risk)을 측정하여 그 고객의 채무불이행 (Default) 여부를 사전에 얼마나 정확하게 추정할 수 있는가에 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.

향후 국내은행의 여신건전성 제고를 위해서는 체계적이고 종합적인 신용리스크 관리체계가 중요하다. 이와 더불어 리스크를 감안한 효율적 대출포트폴리오의 관리체계 마련 및 대출프로세스의 근본적인 리엔지니어링과 이를 위한 의사결정체계의 혁신 등이 필요하다. 이를 위해선 우선적으로 은행의 기업여신 고객들을 대상으로 우량과 불량 고객으로 정확히 분류하여 우량고객에게는 신용한도를 늘리고 불량고객에게는 신용사용을 제한할 수 있는 신용평가가 수시로 가능해야 한다.

신용위험의 계량적 파악은 대출 프라이싱에 활용하기 위한 목적으로 신용등급작업이 주 업무이다. 이단계가 되면 대출처에 대한 인식의 변화 즉 아무리 우량기업이라 해도 default의 가능성이 있음을 전제로 하고 있다. 따라서 default를 전제로 한 수익 리스크관리를 실시하게 된다. 구체적으로 과거의 거래실적자료에서 기업의 신용상태와 default 발생률의 상관관계를 검증하고 추정손실액 (정태적 신용리스크량)을 파악한다.

최근 들어 은행들은 신용리스크관리 고도화를 위해 신용리스크 계량화를 추진하고 있다. 신용리스크의 계량화는 여신부문에 있어 채무불이행에 따른 손실의 위험성을 정확하게 파악할 수 있다는 점과 그 변동의 정도에 따라 조기에 대응책을 제시해 줄 수 있다는 점에서 이점이 있다. 또한 여신거래처에 대해 신용리스크에 합당한 프라이싱을 설정함으로써 여신기관의 적정한 수익을 확보하려는 목적에서 실시하고 있다.

현재 국내은행의 대표적인 신용평가모형인 신용평점모형의 경우 신용평점별 부실화 가능성의 차이에 따른 신용위험관리가

체계적으로 이루어지지 않고 있다. 즉, 신용평점 결정을 통한 신용공여 가부를 결정할 뿐 신용평점별 부실화 확률을 산출, 신용평점이 의미하는 예상부도확률에 대한 정보를 제공하지 못하고 있다. 기존의 신용평가방법은 단일모형에 기반한 신용평가모형들을 제시하였다. 현재까지 연구된 신용평가모형들은 크게 단일모형을 이용한 연구와 다중모형을 이용한 연구로 구분된다.

일반적으로 신용평가를 위한 단일모형으로는 통계모형으로서 다중판별분석, 프로빗모형, 로짓모형과 인공지능기법으로서 인공신경망모형, 귀납적 학습방법, 사례기반추론모형 등이 제시되었다. 기존연구에서는 인공지능기법의 성과가 통계모형의 성과보다 더 높은 것으로 제시되고 있다. 그러나, 이러한 성과는 단순히 예측정확도만을 가지고 모형의 성능을 평가한 것이고, 그 밖의 성과기준인 모형의 안정성, 그리고, 모형이 가져다 주는 추가적인 효익(예를들어 모형의 논리적인 설명력)등을 종합적으로 고려하고 있지 않다는 한계점이 있다. 이러한 추가적인 효익 등을 종합적으로 고려할 경우, 기존의 모형들 중에서 가장 좋은 모형을 선택하기란 쉽지 않다. 그 이유중의 하나는 각각의 모형이 가지고 있는 장점 및 단점을 계량화하여 이를 객관적으로 평가하는데 어려움이 존재하기 때문이다.

따라서, 단일모형의 한계점을 보완하기 위해서는 각각의 단일모형의 특성을 결합한 형태의 통합모형을 제시하는 것이 보다 나은 형태의 모형 개발 방법론이라고 볼 수 있다. 실제로 현재 산업계에서 신용평가모형으로 사용하는 대부분의 모형들은 하나의 모형만으로 기업을 평가하기 보다는 서로 보완적인 성격을 갖는 다수의 모형들을 구축한 후, 이를 종합적으로 고려하여 신용평가 업무에 활용하고 있다. 다중 모형을 사용하는 목적은 크게 두 가지 부류로 나누어진다. 첫 번째는 예측성과를 제고시키기 위한 목적이고, 두 번째는 예측 성과 이외의 효익을 증대시키기 위한 목적이다. 이 논문의 구성 설명

등급에 대한 정의가 해당 금융기관의 금융정책에 따라서 상이하게 정의되고 있다. 현재 국내에서 신용등급의 표준으로 사용되고 있는 신용등급분류기준은 금융감독원에서 제시한 FLC기준에 의한 신용등급분류체계이다 (표1).

FLC에 의한 자산건전성분류란 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 자산건전성분류기준으로 삼는 것을 의미한다. 자산건전성 분류는 차주의 채무상환능력에 대한 평가를 기초로 하여 연체기간 등 차주의 금융거래실적을 종합적으로 감안하여 이루어진다. 자산건전성 단계를 결정하는 기준으로서 채무상환능력기준, 연체기간, 부도여부 등 3가지 기준을 제시하고 있으며, 최종적인 자산건전성 단계는 3가지 기준 중 가장 낮은 단계를 적용하여 결정된다. 기업여신의 경우 원칙적으로 채무상환능력기준으로 건전성 분류하되 연체기간, 부도여부 등도 고려한다.

현재 국내은행이 평가한 신용등급이 5등급 이상인 기업들은 원칙적으로 모두 무담보 신용대출을 받을 수 있게 되어 있다. 즉, 은행들이 분류하고 있는 10단계 신용평가모형 (표 3)에서 1~5등급 기업에 대해서는 원칙적으로 신용대출을 해주고 있다. 은행들의 기업여신 중 5등급이상 기업의 여신비중은 2000년말 현재 68.6% 인 것으로 나타났다.

한편, 미국 시티은행은 1등급(Risk-Free)에서 10등급(Loss)까지 10개의 등급으로 분류하고 있으며, 신용등급이 낮을수록 더욱 자세한 심사분석을 적용한다. 신용등급의 결정은 기업의 과거 3개년 재무자료와 여러 가지 질적 자료를 근거로 하여 이루어진다. 질적 자료로는 재무제표상의 계수화된 정보 이외의 비계량적 자료를 의미하는 것으로서 예를 들면 여신기업의 시장점유도, 해당산업의 국가경제에 대한 중요성 및 사업주기(Business Cyclicity), 경영평가 등을 들 수 있다.

2. 기존연구

2.1. 신용등급 기준

신용등급을 분류하는 기준은 각 기관마다

<표 1> FLC에 의한 신용등급 판정기준

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 (조건부정상)	요주의 ²⁾	평균이하의 업체로서 요경계대상이며, 신규여신 취급이 가능하나 조건부승인 대상이고 일정기간내에 신용위험이 축소되지 않을 경우 등급이 하향조정되어 "요주의" 이하로 분류될 가능성이 큼	
7등급		정상영업활동을 통한 현금흐름이 재무조달비용에 미달되거나 만기도래시 현금상환능력이 현저히 저하될 기업으로서 잠재적인 부실화 가능성이 있으며 경영진이 적절한 개선조치를 취하지 않을 경우 신용위험이 현재화될 수 있음.	
8등급		정상영업활동을 통한 현금흐름이 취약하여 만기도래하는 원리금 상환이 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)

<표 2> 10 단계 신용평가모형 (손상호, 김동환, 1999)

신용등급	리스크 정도	정의	예상부도율 구간값
1 (최우량)	최소 위험	원리금 상환능력이 최상으로 여신에 따르는 위험이 거의 없는 업체	0.00%~0.05% 미만
2 (우량)	적은 위험	원리금 상환능력이 우수하여 여신에 따르는 위험이 적은 업체	0.05%~0.50% 미만
3 (양호)	평균 이하 위험	원리금 상환능력은 양호한 편이나 장래의 급격한 환경변화에 따라 상환능력이 다소 영향을 받을 가능성이 있는 업체	0.50%~1.25% 미만
4 (평균이상)	평균 위험	원리금 상환능력은 적정하나 장래의 환경변화에 따라 상환능력이 다소 영향을 받을 가능성이 있는 업체	1.25%~2.00% 미만
5 (평균)	허용 가능 위험	현재 원리금상환능력은 있으나 향후 전망은 불투명하거나 평균이상의 위험을 보유하고 있으나 허용가능한 수준이 업체	2.00%~3.20% 미만
6 (평균이하, 요경계등급)	요관찰	현재까지는 원리금 상환이 정상적으로 이루어지고 있으나 레버리지가 높아 유동성에 문제가 있는 상당한 위험을 지닌 업체로서 경영진에 대한 약점이 나타나며 지속적인 관찰이 필요한 업체	3.20%~5.90% 미만
7 (요주의)	요주의	잠재적인 부실화 요인으로 인해 별도의 개선조치가 취해지지 않을 경우 신용위험이 현재화될 수 있는 업체	5.90%~10.0% 미만
8 (고정)	고정	부채상환을 위협한 명확한 위험이 존재하고 이와 같은 결합이 시정되지 않을 경우 생존가능성이	10.0%~50.0% 미만

		회박하여 손실을 입힐 가능성이 확실한 업체	
9 (회수의문)	회수 의문	8 등급업체의 약점을 모두 보유하고 그 위험정도가 더욱 심화되어 원리금 전액 상환이 매우 의심스러운 업체	50.0% ~ 100% 미만
10 (추정손실)	추정 손실	원리금의 전액 손실이 예상되는 업체	100%

현재 씨티은행 서울지점의 경우 우리나라 여건에 맞추어 질적 자료를 보다 주요시 하며 이를 근거로 하여 질적등급(QR: Qualitative Rating)을 먼저 산출하고, 그 후에 재무자료를 가지고 추출해낸 재무적 등급(FR: Financial Rating)을 참고로 하여 질적등급을 상향 또는 하향 조정하여 신용등급을 확정하고 있다. 그러나, 영업장소가 선진국인 경우에는 주로 씨티은행 본점에서 이미 개발한 전산화된 신용등급산출모델 (DRM: Debt Rating Model)을 사용하고 있는데, 이는 재무적 등급을 위주로 하여 신용등급을 산출한다.

2.2. 신용등급 결정기법

신용등급의 요건은 채무자가 대출금을 상환할 수 있는 능력 또는 도산을 일으킬 가능성의 크기라고 할 수 있다. 기존의 신용등급제도를 이용한 Default비율 산출법은 Default 확률의 산정 이전에 개별기업에 대한 신용등급의 산정을 요구한다. 대상기업의 신용등급 산정은 과거의 기업자료를 기초로 각 그룹별 기업의 일정기간 Default발생을 또는 장래 Default 확률을 객관적 계량화로 추정하는 것이다.

현재 국내금융기관의 신용리스크 관리 단계는 「간이형 신용등급단계」로 표현될 수 있고 「default 확률 link형 신용등급단계」로 이행을 위한 신용리스크 계량화 작업을 서두르고 있는 수준이라 할 수 있다. 일반적으로 신용리스크 관리시스템의 발전단계는 ① Yes/No의 양자택일형 여신판단 단계 → ② ROE ROA형 수익관리 단계 → ③ 간이형 신용등급 → ④ default 확률 link형 신용등급단계 → ⑤ 리스크조정후 수익지표 도입단계 → ⑥ 포트폴리오 관리단계와 같이 6단계로 분류할 수 있다 (유미경, 1998).

단계별 선진은행들의 수준을 살펴보면 대부분의 미국은행들은 5단계인 「리스크 조정후 수익지표 도입단계」에서 「포트폴리오 관리단계」로 접어 들어가기 위한 시스템 정비 및 새로운 기법을 연구하고 있다. 일본은행들 가운데 몇몇 은행이 「default 확률 link형

신용등급단계」에 막 접어든 수준에 머무르고 있는 상태이다.

각 단계별 신용리스크관리의 특징을 살펴보면 첫 번째 단계인 「양자택일형 여신판단단계」에서는 여신가능치는 default가 발생하지 않는다는 전제하에 프라이싱에 큰 차이가 없으면, 수익증대는 필연적으로 운용량의 증대에 의해서 실현된다고 하였다. 따라서 업무추진부서에서는 실질적으로 신용리스크 및 신용리스크를 반영한 수익성의식이 적어 운용량의 증대를 직접적인 업무운용 목표로 할 수 밖에 없는 단계이다. 종래의 심사부서는 이러한 업무추진부서에 대한 견제를 주요업무로 본래 의미의 리스크관리는 담당하고 있지는 않았다.

두 번째 단계인 「ROA ROE형 수익관리단계」에서는 금융기관이 실무 기준에서의 수익관리보다는 단위형 자본 투입량에 대한 수익성 향상을 위해 ROA ROE를 중시하게 되었다. 그러나 이 단계에서는 ROE의 분모에 리스크개념이 포함되지 않은 채 표면적인 자기자본액이 사용되었다. 따라서 ROE중시의 업무전략은 표면적으로 'High Risk'대출로 운용되는 고리스크 경영체질로 경기침체 등 금융환경의 변화가 은행경영을 부실화시키는 위험성이 높은 단계이다. IMF시대의 국내금융기관에서 발생하는 금융부실, 일본의 90년대 초 버블경제붕괴, 미국의 80년대 금융위기 모두는 대출액 증강이라는 업무추진과 ROE ROA과 결합된 신용리스크 관리시스템상에서 발생할 수 있는 현상이다.

금융위기라는 어려움을 극복하면서 선진금융기관들은 신용리스크 관리의 중요성을 인식하면서 주로 채권회수의 관점에서 각 여신 안전별로 신용등급을 실시하는 「간이형 신용등급단계」로 이행하게 된다. 이 단계의 신용등급은 부실채권관리라는 측면이 강한 만큼 bad loan 분류에 역점을 두고, 대출 프라이싱이나 포트폴리오 관리에 활용하지는 못하고 있다.

네 번째 단계인 「default 확률 link형 신용등급단계」에서는 신용리스크량의 계량적 파악과 대출 프라이싱에 활용하기 위한

목적으로 신용등급작업이 주요 업무이다. 이 단계가 되면 대출처에 대한 인식의 변화 즉, 아무리 우량기업이라 해도 default의 가능성이 있음을 전제로 하고 있다. 따라서 default를 전제로 한 수익 리스크관리를 실시하게 된다. 구체적으로 과거의 거래실적자료에서 기업의 신용상태와 default발생률의 상관관계를 검증하고 추정손실액(정태적 신용리스크량)을 파악한다. 이것을 근간으로 예상되는 손실발생 확률에 따라 손실발생을 커버할 수 있는 리스크 프리미엄을 설정하고 스프레드를 결정한다. 결국, 여신기관 내부등급에 의해 대출プライ싱에 대한 가이드라인을 설정하고 업무운영을 하는 것이다. 여기서 내부등급의 분류를 어느 정도까지 세분화 시키는가는 각 금융기관의 고객층과 시장상황에 따라 결정되는 것이기 때문에 일괄적일 수가 없다. 선진금융기관에서는 내부등급의 분류를 10단계부터 출발하고 있다.

3. 연구모형

과거 금융기관에서 사용된 초기의 신용평가방법은 신용평점표에 기반하였으며, 이 기법에 사용된 평가항목들은 심사대상기업의 재무정보 및 비재무정보를 모두 포함하는 형태였다. 여기에서 재무정보와 비재무정보는 정보의 원천에 따라 그 성격이 매우 상이하다고 볼 수 있다. 재무정보는 보통 기업의 과거 일정기간 동안의 재무적 성과, 즉 재무제표에 나타난 계량적인 정보에 기반을 두고 있다. 반면에 비재무정보는 재무정보와는 달리 대부분 계량화하기 어렵거나 재무정보에는 반영되지 않기 때문에 직접 심사전문가들이 판단하여 평가한다. 초기의 신용평가모형들은 대부분 심사 전문가들이 재무 및 비재무 정보를 토대로 직접 신용평점을 부여하는 방식을 따랐다. 그러나, 재무정보의 경우에는 심사 전문가들이 직접 신용상태를 파악하기 위해 관련 재무지표들을 모두 고려한 후, 각각의 재무지표상에 나타난 재무건전성을 토대로 정교한 신용 평점 및 등급을 부여하는 데에는 근본적인 한계가 따른다.

기존의 신용평가방법에 대한 연구는 그 동안 다양하게 소개되어 왔다. 초기의 신용평가방법은 단순히 기업의 부실여부를 판단하는 이분류 의사결정을 위한 목적으로 제시되었다. Han 등 (1996)은 부실예측을 위해 귀납적 학습방법, 로짓모형, 프로빗모형을

적용할 때 사용된 데이터의 척도와 상관관계에 따라 성과의 차이가 발생한다고 제시하였다. Jain과 Nag (1997)은 그 동안의 연구에서 통계적모형과 인공신경망모형의 성과차이가 연구자별로 다른 결과를 보임에도 불구하고 인공신경망이 이진분류에서 매우 우수한 성과를 갖는다고 제시하였으며, Sun 등(1999)은 부도예측모형을 개발할 때는 경제환경이 정상적인지 아니면 예외적인 위기상황인지에 따라서 결과의 해석을 다르게 해야 한다고 주장했다. 그러나, 실제로 금융기관에서의 여신의사결정은 보다 세부적으로 여신대상기업들의 신용정도에 따라 기업들을 평가하고, 이를 토대로 최종 신용등급을 부여하는 다분류 의사결정에 의존한다. 신&신(2000)은 신용등급화를 부도율 중심으로 시도하였다.

본 연구에서는 재무정보를 중심으로 한 신용평가모형을 개발함에 있어서 가장 중요한 프로세스중의 하나인 신용등급 결정과정을 새롭게 제안하고, 이를 실증적으로 검증하고자 한다. 여기서, 새로운 신용등급 결정 방식이란 기존의 단일 모형 중심의 신용등급부여방식에서 탈피하여 다중 모형을 토대로 한 통합모형 접근방식을 의미하며, 이러한 통합모형 접근방식을 통해서 단일모형을 이용한 신용등급 부여방식의 한계를 극복하고자 하였다.

통합모형을 이용한 등급화는 두 단계를 거쳐 이루어진다. 첫번째 단계에서는 각각의 단일모형의 예측값을 먼저 구간화하여 단일모형의 등급을 산출한다. 단일모형의 등급은 모형의 예측구간별 부실률 및 점유율에 따라서 결정된다. 먼저, 점유율기준으로는 중간등급이 가장 많은 비중을 차지하고, 최상등급 또는 최하등급에 가까울수록 비중이 낮아지는 정규분포의 형태가 되도록 하고, 부실률 기준으로는 높은 등급의 기업들은 부실률이 낮고, 낮은 등급의 기업들은 부실률이 높게 분포되도록 등급을 결정한다. 또한, 단일모형에서의 등급값은 1에서 10까지 부여한다.

다음 단계에서는 각각의 단일모형의 등급값들을 종합적으로 고려하여 최종등급을 부여를 해야 한다. 이를 위해서는 단일모형의 등급값들을 가중평균한 통합모형의 구축이 필요하다. 이 통합모형을 구축한 후, 통합모형의 예측값을 구간화하여 구간별 부실률을 토대로 최종 신용등급을 결정한다.

통합모형의 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 Logit과 NN은 독립변수로서 각각 단일모형인 로짓모형과 신경망모형의 등급인 1에서 10까지의 등급값을 사용한다. 즉, Z 는 통합모형의 최종 예측값이 되며, 각각의 단일모형의 등급을 독립변수로 정의하고, 각 모형의 해당등급에 속하는 기업들의 실제 표본 부실률을 계산하여 이를 종속변수로 사용하여 도출된다.

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

회귀식내의 회귀계수는 각각 NN모형과 LOGIT모형의 가중치의 성격을 가지며, 다중모형은 최종 회귀식의 결과값을 이용하여 해당등급에 해당하는 기업들의 실제 부실률과 점유율에 기반하여 최종 신용등급을 1에서 10등급으로 산출하게 된다.

이상과 같이 다중 부실예측모형을 이용한 통합신용등급은 거래기업에 대한 신용거래규모 결정, 신용거래기간 결정, 담보/보증/약정조건 결정, 이자율 결정, 대손충당금 설정규모의 결정 등과 같은 신용정책 및 신용의사결정에 활용될 수 있다.

4. 실증분석

본 절에서는 제안한 다중 부실예측모형을 이용한 신용등급화 방법을 적용하여 단일모형 예측성과 및 다중모형을 이용한 신용등급화의 결과를 보여준다. 본 연구에 사용된 자료는 국내 비외국 기업을 대상으로 2000개 기업을 표본으로 추출하였다. 본 연구에서 제안한 방법론을 검증하면서 업종간의 차이로 인한 신용등급화 방법의 차이가 발생하는 것을 방지하기 위해서 표본기업은 중공업에 한정하였다. 또한, 2000개 기업은 1000개의 건전기업과 1000개의 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. 단일모형의 개발

단일모형을 구성하기 위해서 총 114개의 재무비율변수를 독립변수의 대상으로 분석을

수행했으며 종속변수로는 개별 기업의 건전유무를 사용하였다. 먼저 건전기업과 부실기업의 집단간 차이에 대한 유의성을 각 재무비율변수별로 independent sample t-test를 수행한 후 1차 변수선정과정을 수행하였다. t-test 수해과정 중에 재무변수의 방향성과 t값의 방향성이 상충되는 변수는 제거하였다. 예를 들면, 부채비율은 건전기업의 평균이 부실기업의 평균보다 크다는 논리적 방향성을 갖고 있으나, t값이 음수로 나온다면 통계적으로 유의하더라도 두 집단간의 차이를 설명하는 변수로 사용할 수 없기 때문에 이러한 변수는 1차 선정에서 제외시키도록 한다.

단일모형 중 로짓모형을 구성하기 위해서 1차 선정된 재무비율변수들을 토대로 stepwise를 수행하여 최종 로짓모형을 개발하였다. <표 3>는 로짓모형에 선택된 변수들을 설명하고 있으며 총 10개의 독립변수가 로짓모형에 사용되었다.

<표 3> 로짓모형 선택변수

변수명	B	SE	Wald	Sig	Exp(B)
금융비용대부채비율	-0.124	0.020	38.139	0.000	0.883
자기자본비율	0.036	0.005	43.102	0.000	1.037
금융비용부담율증가분	-21.387	2.212	93.440	0.000	0.000
운전자금대대출액2	0.024	0.004	30.540	0.000	1.024
현금흐름7 대총부채	0.854	0.352	5.880	0.015	2.348
분식계수	-0.210	0.064	10.922	0.001	0.811
현금비율	0.006	0.002	5.756	0.016	1.006
고정부채비율	-0.002	0.001	8.209	0.004	0.999
유동자산증가율	-0.005	0.001	23.227	0.000	0.995
기업경상이익율	0.082	0.007	138.139	0.000	1.085
상수	-.1254	0.245	26.269	0.000	0.285

로짓모형의 성과를 분석하기 위해서 전체 2,000개 표본 중 학습용 표본을 1,600개, 검증용 표본을 400개로 구성하였다. 로짓모형은 학습용 표본에서 82.19%이며 검증용 표본에서는 81.75%의 예측성과를 <표 4>에서와 같이 보여주고 있다.

<표 4> 로짓모형 성과

	학습용 표본		검증용 표본	
	건전기업	부실기업	건전기업	부실기업
건전기업	675/800	(84.38*)	163/200	(81.50)
부실기업	640/800	(80.00)	164/200	(82.00)
전체	1315/1600	(82.19)	327/400	(81.75)

*단위 %

인공신경망에 사용된 입력변수들은

independent sample t-test를 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 NeuralSim 패키지를 사용하였다. <표 5>은 유전자알고리즘을 이용하여 인공신경망의 입력변수를 최종 선정한 결과를 보여주고 있다. 총 13개의 재무비율변수가 입력변수로 선정되었으며, 본 모형에 적용된 신경망의 구조는 역전파알고리즘 (Back-propagation algorithm)을 이용한 3 layer feedforward neural network이다. 최종 신경망의 성과는 <표 6>처럼 학습용 표본에서 85.63%이고 검증용 표본에서 82.25%이다. 부실예측성과 측면에서 로짓모형과 신경망모형을 비교해 보면 로짓모형이 81.75%이고 신경망모형이 82.25%로 다소 높은 성과를 보이고 있으나 유의적인 성과차이는 발견되지 않고 있다. 그러나 이러한 성과는 단순히 건전기업과 부실기업을 판별하는 정보만을 제공한다. 금융기관에서 신용등급을 결정하여 거래기업에 대한 신용정책 및 여신정책을 위해서는 개별 기업의 부실예측 외에도 신용등급을 구간화할 필요가 있다.

<표 5> 인공신경망 선택 변수

변수명	
금융비용대부채비율	총자본경상이익율
매출채권대매입채무비율	유보액대총자산
자기자본비율	금융비용부담율증가분
매입채무회전율	현금흐름 9 대총부채
유동성자산증가율	기업경상이익율
기업순이익율	자본금경상이익율
현금흐름 7 대전기총부채	

<표 6> 인공신경망모형 성과

	학습용 표본		검증용 표본	
건전	658/800	(82.25*)	160/200	(80.00)
부실	712/800	(89.00)	169/200	(84.50)
전체	1370/1600	(85.63)	329/400	(82.25)

*단위 %

4.2. 통합모형의 개발

본 절에서는 단일모형인 로짓모형과 신경망모형의 점수를 이용하여 통합모형을 개발하도록 한다. 먼저 각 단일모형의 점수를 갖고 <표 7>과 <표 8>와 같이 1에서 10까지의 구간별 부실율과 점유율을 계산하도록 한다.

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

<표 7> 로짓모형 점수 결과

점수	점유율	부실율	로짓모형의 예측구간
1	3.35%	0.00%	0.99615 < Z
2	6.65%	1.50%	0.95501 < Z <= 0.99615
3	10.00%	8.50%	0.86850 < Z <= 0.95501
4	13.35%	13.86%	0.71899 < Z <= 0.86850
5	13.70%	33.58%	0.52396 < Z <= 0.71899
6	12.90%	60.08%	0.34330 < Z <= 0.52396
7	10.05%	83.58%	0.24721 < Z <= 0.34330
8	10.00%	86.50%	0.14523 < Z <= 0.24721
9	10.00%	91.00%	0.09696 < Z <= 0.14523
10	10.00%	87.00%	Z <= 0.09696
합계	100.00%	50.00%	

<표 8> 인공신경망모형 점수 결과

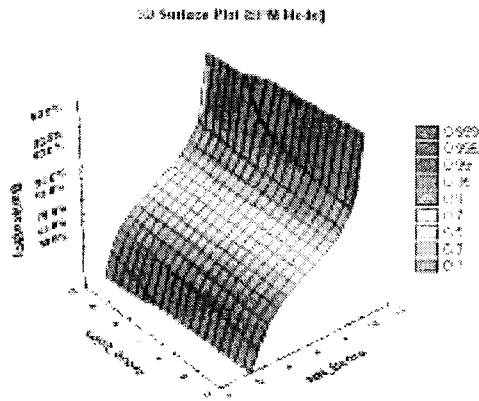
점수	점유율	부실률	인공신경망모형의 예측구간
1	3.35%	1.49%	0.95585 < Z
2	6.65%	0.00%	0.94334 < Z <= 0.95585
3	10.00%	0.00%	0.92174 < Z <= 0.94334
4	13.35%	5.62%	0.71658 < Z <= 0.92174
5	16.65%	39.94%	0.45024 < Z <= 0.71658
6	16.65%	68.47%	0.22987 < Z <= 0.45024
7	13.35%	91.01%	0.12555 < Z <= 0.22987
8	10.00%	93.50%	0.07250 < Z <= 0.12555
9	5.05%	98.02%	0.04644 < Z <= 0.07250
10	4.95%	94.95%	Z <= 0.04644
합계	100.00%	50.00%	

최종적으로 각 단일모형의 점수를 이용하여 최종 통합신용등급을 산출하도록 한다. 통합재무모형의 예측값은 로짓모형과 신경망모형의 점수를 독립변수로 하는 일차회귀식을 추정하여 식 (2)과 같이 산출한다. 다중 부실예측모형을 이용한 통합 신용등급은 <표 9>와 같으며 각 단일모형의 점수를 이용한 통합신용등급과의 관계를 3차원 그래프로 보면 <그림 1>과 같다.

$$Z = -0.32598 + 0.14206 * NN + 0.00819 * LOGIT \quad (2)$$

<표 9> 통합신용등급 결과

신용등급	부실기업	건전기업	총합계	점유율	부실률	통합 재무모형의 예측구간
1	0	56	56	2.8%	0.0%	$Z \leq -0.15116$
2	1	176	177	8.9%	0.6%	$-0.15116 < Z \leq 0.10839$
3	3	252	255	12.8%	1.2%	$0.10839 < Z \leq 0.26683$
4	38	234	272	13.6%	14.0%	$0.26683 < Z \leq 0.41708$
5	121	141	262	13.1%	46.2%	$0.41708 < Z \leq 0.55914$
6	214	97	311	15.6%	68.8%	$0.55914 < Z \leq 0.60828$
7	243	24	267	13.4%	91.0%	$0.60828 < Z \leq 0.75034$
8	187	13	200	10.0%	93.5%	$0.75034 < Z \leq 0.89240$
9	134	6	140	7.0%	95.7%	$0.89240 < Z \leq 1.16833$
10	59	1	60	3.0%	98.3%	$1.16833 < Z$
총합계	1,000	1,000	2,000	100.0%	50.0%	



<그림 1> 단일모형점수를 이용한 통합신용등급의 부도율과 점유율

5. 결론

본 연구에서 제시한 다중 부실확률모형(BFPM)은 단순히 부실여부 또는 이미 전문가 집단에 의해 정의된 등급체계를 예측하는 기존의 방법론과는 달리 기업의 신용등급을 산출할 수 있는 보다 현실적인 모형이다. 다중 부실확률모형을 이용한 통합신용등급은 대상 기업의 신용등급의 산출뿐만 아니라 각 등급별 부실율과 점유율을 제공해 준다. 이러한 신용등급은 금융기관이 정하는 신용등급기준에 적용하여 효과적을 사용될 수 있다.

부실예측에 사용된 단일모형인 로짓모형과 인공신경망모형은 각각의 장점을 활용한 상호보완적인 요소가 된다. 다단계 통합신용등급은 각 단일모형을 상호보완적으로 적용함으로써 단일모형으로부터 발생할 수 있는 오류를 최소화시키는 이점이 있다. 기업의 신용도는

기업환경의 변화와 더불어 수시로 바뀔 수 있음에도 불구하고, 지금까지 사용된 재무비율은 이러한 추세를 반영하지 못하는 단점이 있다. 또한 장단기적 신용등급의 산정은 금융기관의 신용위험관리에 필요한 정보이며 이러한 연구의 필요성이 제기되고 있다.

참고문헌

- [1] 금융감독원, 자산건전성 분류업무 편람, 업무자료 99-4, 1999. 10.
- [2] 손상호, 김동환, 중소기업 신용평가체계 개선방안, K-KIF/KIF-99/003, 한국금융연구원, 1999. 5.
- [3] 유미경, "신용리스크 계량화를 위한 도전 (2): 신용리스크 계량화의 대상과 방법", 조흥경제, 1998년 10월호.
- [4] 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.
- [5] Jain, B. A., Nag, B. N., Performance evaluation of neural network decision models, *Journal of management information systems*, Vol. 14, No.2, 1997, pp. 201-216.
- [6] Shin, K., Shin, T., An intelligent corporate credit rating systems for banking industries, *The Journal of Productivity*, Vol.6, May 2000, pp.71-87.
- [7] Sung, T, Chang, N., 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.