

지능형 중소기업 신용평가 모형 개발

한인구, 신경식

한국과학기술원 테크노경영대학원

1. 서론

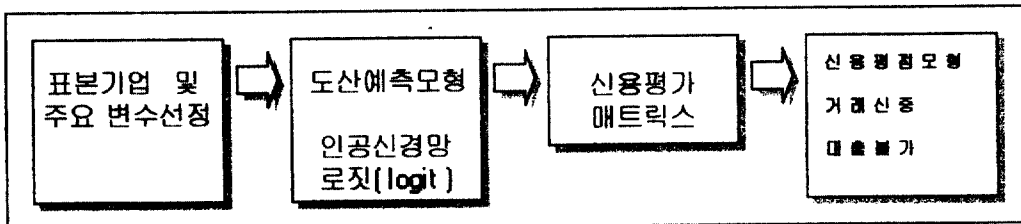
기업의 신용평가는 기업의 재무 불이행 위험도를 측정하는 것으로, 은행 등 금융기관들에게 있어서 대출여부 결정 및 금리 등의 조건을 결정하는 중요한 근거가 된다. 그동안 국내 금융기관들은 대출심사과정에 있어서 모기업 및 관계기업의 규모나 담보설정여부 등을 위주한 안정성 있는 대출만을 허용하는 보수적인 신용평가를 수행해 온 것이 사실이다. 그러나 최근의 급변하는 경영환경은 이러한 과거의 전략이 다가오는 시대에 적절하지 못한 것임을 시사하고 있다. 가장 안정적 대출시장이었던 대기업이 오히려 금융권의 부담으로 작용하는 상황도 일부 전개되고 있다. 이러한 상황에서 일부 은행들은 수익률이 높고 위험 분산효과도 있는 중소기업 위주의 대출전략을 고려하고 있는 것으로 보인다.

그러나 중소기업의 경우 상대적으로 부실위험이 높은 것이 사실인 만큼 정확한 신용평가 시스템의 구축이 선결 과제이다. 그동안 재무비율 등을 이용한 통계적 모형들이 학계와 산업계에서 개발되어 진 바 있으나 실무에서 비중 있게 사용되지 못하였다. 신용평가를 위한 기법으로는 판별분석, 회귀분석, 프로빗(Probit), 로짓(Logit) 등의 통계기법들이 전통적으로 이용되어 왔으나, 1980년대 후반부터 인공지능기법인 귀납적 학습방법(Inductive learning), 인공신경망(Artificial neural networks) 모형 등이 대안으로 제시되고 있으며, 그 성과도 우수한 것으로 증명되고 있다 (Odom 과 Sharda, 1990; Fletcher 와 Goss, 1993; Boritz 와 Kennedy, 1995; Jo 등, 1997; 이견창 등, 1994; 이재식과 한재홍, 1995). 그러나 각각의 분류 기법들은 장단점을 가지며, 이를 보완하기 위한 통합방법론을 통하여 더욱 우수한 평가모형을 구축할 수 있다 (신경식 등, 1997).

본 연구는 분류예측기법으로 그 우수성이 입증되고 있는 인공지능 기법인 인공신경망(Artificial neural networks)과 통계적 기법인 로짓(Logit) 모형을 이용하여 기업도산예측모형을 구축하고, 이 두 기법들의 통합방법론을 제시한다. 본 연구에서 제시된 모형은 1996년 9월 1차 개발되어 현재 국내 A 은행에서 성공적으로 활용되고 있으며, 최근 부도 기업들의 자료를 추가하여 모형 최신화 작업을 수행중이다.

2. 연구모형

2.1 모형개요



<그림 1. 신용평가모형 개요>

<그림 1>은 신용평가모형의 개요를 보여준다. 1차 개발 시 부실 표본기업으로 선정된 기업들은 1993년부터 1995년 3년간에 걸쳐 부도가 발생한 업체들 중 1,274 개사를 선정

하였다. 건전기업을 경우 신용보증기금 거래 10년 이상 무사고 업체를 중심으로 선정하였는데, 모형구축 및 검증단계에 이르기까지 건전기업과 부실기업을 같은 비율로 사용하였다. 그 결과 모형에 사용된 표본 기업은 약 2,500개 기업이다. 현재 진행 중인 2차 개발의 경우 1996년과 1997년 부도기업을 추가하여 최근의 특성을 반영하고 있다.

도산예측모형에 사용될 변수의 선정은 단일변량검정, 상관분석, 요인분석 및 stepwise 분석 등 통계기법을 통하여 선정하였다. 2차 개발에서는 인공지능망이 가지는 특수성을 고려하여 유전자알고리즘(Genetic Algorithms)을 최적변수선정에 활용하고 있다.

모형의 구축은 인공지능망 모형과 로짓(Logit) 모형으로 구축되었다. 본 연구에서 사용한 인공지능모형은 다층 퍼셉트론(multi-layer perceptron)과 역전파 학습(back-propagation) 알고리즘이다. 역전파 인공지능망은 입력패턴과 기대값만 결정되면 다양한 예측모형으로 변환될 수 있다. 기업의 부실예측모형의 경우 사례기업들의 재무 혹은 비재무 변수들이 입력패턴을 구현하게 되며, 기대값은 사례기업들의 부실여부가 된다. 모형구축에 있어서 신용평가 체계가 대상기업의 특성에 적합하여야 한다는 전제하에 기업을 산업별(제조업-중공업, 제조업-경공업, 건설업, 도소매업, 기타 서비스업)로 세분하여 구축하였다. 로짓(Logit)모형의 경우 외부감사를 받은 법인과 일반법인으로 추가 분류하여 구축하였다.

위와 같이 구축된 두개의 도산예측모형은 신용평가 매트릭스를 이용 통합모형으로 구축하였다. 신용평가 매트릭스와 이에 따른 1차분류는 아래 통합모형에서 자세히 설명한다. 통합모형은 여신심사대상기업을 부도가가능성을 중심으로 1차분류하게 되고, 여기서 부도위험이 적은 기업으로 판명된 경우, 기업의 성장성 등 우량도를 평가하기 위한 신용평점모형으로 넘어가게 된다. 신용평점 모형은 부도 가능성 보다는 기업의 전반적인 우량도를 평가하게 되는데, 이 단계에서는 도산예측 모형에서 상대적으로 충분히 반영되지 못한 정성적인 정보와 기업의 다른 평가 지표들, 예를 들면 성장성 등을 반영하고 있다. 이 모형을 통해 얻어진 결과는 기업의 대출이자율 결정에 반영된다.

2.2 통합모형

최근의 선행연구는 인공지능망기법이 로짓(Logit) 및 판별분석(discriminant analysis) 등의 통계기법들 보다 우수한 분류예측성과를 보이는 것으로 보고되고 있다. 이는 본 연구를 통해서도 다시 한번 증명되고 있다. 그러나 각각의 분류기법들은 장단점을 가지며, 개별기법의 단점을 보완하기 위한 통합모형이 구축될 경우 그 정확도는 향상될 것이다.

L \ N	A	B	C	D	E
A	AA				
B		BB			
C			CC		
D				DD	
E					

신용평가 매트릭스

AA 신용평점 산정대상
(일정금액 이하의 자동대출 승인)

BB 신용평점 산정대상

CC 거래신중
(보조모형 적용)

DD 대출불가

* N (Neural networks 모형)
L (Logit 모형)

<그림 2. 신용평가 매트릭스>

인공지능망과 로짓(Logit)모형의 경우 출력값은 0(부도)에서 1(건전)사이의 연속값으로 표현될 수 있다. 일반적으로 분류예측을 위하여 0.5 등을 cut-off 로 설정하여, 이 값을 경계로 부도 및 건전여부를 판단하게 된다. 그러나 두 모형의 출력값 분포는 다음과 같은 두 가지 특징을 가지고 있다. 첫째는 0 혹은 1에 가까울수록 적중률이 높다는 사실이며, 둘째는 두 모형이 상반된 결과를 보일 경우 그 적중률이 떨어진다는 것이다.

<그림 2. 신용평가 매트릭스> 는 심사대상기업에 두 모형을 적용하여 얻어진 출력값을 이용하여 해당분포의 부도율을 근거로 작성되었다. 위의 열과 행에 나타난 구간은 각각

A(1.0-0.9), B(0.9-0.7), C(0.7-0.5), D(0.5-0.3), E(0.3-0.0) 에 해당한다. 각각의 구역에 따른 지침은 오른쪽 표에 나타나 있다. 이 매트릭스는 모형에 사용된 사례기업들의 분포를 중심으로 작성되었는데, 심사대상기업들을 신용평점대상, 거래신중, 대출불가 등으로 분류하게 된다. 건전기업으로 판명되어 신용평점산정대상으로 구분된 기업들 중 AA 구역에 해당하는 기업의 경우 일정금액 이하의 자동대출을 고려하고 있다. 신용평점대상에 해당하는 BB 등급의 경우 단일보형 적용시에는 공히 신용평점 산정대상에 해당하였던 '두 모형 모두 C 등급 기업' 이 배제된 것이 특징이다. 이는 부도기업을 건전기업으로 판단하는 오류를 줄이기 위해 다소 보수적인 기준을 적용한데서 이유가 있다. CC 는 두개의 개별모형 중 하나는 부도, 다른 하나는 건전으로 분류한 경우에 해당한다. 이 경우 거래신중으로 분류하여, 심사역들로 하여금 다른 평가방법들을 종합적으로 활용할 것을 권고하였다. DD 구역의 경우 부도위험성은 상대적으로 매우 높게 나타나고 있어 대출심사대상에서 제외하였다.

3. 연구결과

연구결과 검증기업들을 부도 50%, 건전 50%로 구성하였을 경우 인공신경망 모형은 업종별로 83% - 86% 정도의 적중률을 보였고, 로짓(Logit) 모형의 경우 75% - 80% 정도의 적중률을 나타냈다. 이 두 모형에서 얻어진 결과들은 신용평가 매트릭스에 의해 분류되는데, 이는 단일모형이 줄 수 있는 오류를 최소화한다. 신용평점 산정대상인 AA 와 BB 의 경우 전체 기업부도율을 3% 정도로 가정할 때 부도율이 0.1% 미만으로 나타났으며, DD 구역의 경우 셀(cell) 별로 5% - 26%의 부도율을 보였다.

4. 결론

기업신용평가는 단순한 이론이나 모형만으로 설명하기 어려운 상당히 복잡한 과제이다. 그러므로 기업신용평가의 정확성 및 객관성을 높이기 위해서는 계량적 분석과 정성적 분석이 병행된 종합적 신용평가모형의 개발이 매우 중요하다고 볼 수 있다. 정확한 기업신용평가체제는 전체 경제적으로도 자원의 효율적 배분이라는 긍정적인 영향을 미치게 된다.

본 연구는 기업의 부도 가능성 기준으로 인공신경망 및 로짓(Logit) 통합모형을 중심으로 4개 유형으로 분류함으로써 기업신용평가의 효율과 정확성을 제고하였다. 이 과정에서 통과된 심사대상기업들은 심사전문가들이 정성정보 등 계량모형에서 충분히 반영하지 못한 요인들을 적극 활용하여 신용평점을 부여함으로써 이자를 차등적용 등의 기준으로 사용하고 있다. 현재 저자들은 1995년부터 1997년 사이에 부도가 발생한 기업들을 추가하여 모형최신화 작업을 진행 중이다. 약 1,700 개사 이상의 부도기업과 동수의 건전기업을 선정하였으며, 기업별 3개년간의 재무정보를 활용하고 있다. 인공신경망 등과 같은 자동학습기법의 경우 데이터의 질과 양이 효과적 모형 구축에 중요한 영향을 끼치는 만큼 향상된 결과를 예상하고 있다.

<참고문헌>

- 신경식, 조홍규, 한인구, "Integration Methodology of Multiple Techniques Using Genetic Algorithms : A Case of Corporate Failure Prediction," 한국경영과학회 추계학술대회, 1996
- 이건창, 김명종, 김혁, "기업도산예측을 위한 귀납적 학습지원 인공신경망 접근방법: MDA, 귀납적 학습방법, 인공신경망 모형과의 성과비교," 경영학연구, 한국경영학회, 1994년 2월, pp.109-144
- 이재식, 한재홍, "인공신경망을 이용한 중소기업도산예측에 있어서의 비재무정보의 유용성 검증," 한국전문가시스템 학회지, 1995년 1월, pp.123-134
- Boritz, J. and Kennedy, D., Effectiveness of neural networks types for prediction of business failure, Expert Systems with Applications, 9, pp.503-512
- Fletcher, D. and Goss, E., "Forecasting with Neural Networks: An Application Using Bankruptcy Data," Information and Management (1993), Vol.24, pp.159-167