

## 지능형 기업신용평가시스템의 개발 : NICE-AI

한인구\* · 권영식\*\* · 이건창\*\*\*

논문접수일 : 94. 12.

게재확정일 : 95. 8.

### 초 록

기업의 신용평가는 기업의 위험도를 측정하여 어음 및 사채 등의 회수가능성을 평가하는 것으로서 원활한 경제활동을 위하여 필수적인 것이며 자본주의경제가 고도화될수록 그 중요성은 커지게 된다. 신용평가회사의 신용평가결과는 해당기업의 유가증권발행이나 금융기관의 여시결정에 있어 대출여부 및 금리 등의 조건을 결정하는데 중요한 근거가 된다. 국내 신용평가회사들은 과학적 신용평가모형이나 기법보다는 경험에 의존한 평가를 하여 왔다. 금융자유화 및 금융국제화시대를 맞이하여 신용평가의 중요성이 높아지고 있는 가운데 과학적인 신용평가체제의 구축에 관한 관심이 높아지고 있다.

신용평가를 위한 기법으로는 다중판별분석, 회귀분석, probit, logit 등의 통계학적 방법들이 전통적으로 이용되어 왔으며 1980년대 후반부터 인공지능기법인 귀납적 학습방법, 신경망모형 등이 기업신용평가, 도산예측 등에 응용되기 시작하였다. 본 연구에서는 최근 연구결과 통계적 모형이나 귀납적 학습방법보다 우수한 것으로 알려진 인공신경망모형을 이용하여 다양한 실험을 실시하였고 이를 토대로 상대적으로 높은 예측력을 보이는 신경망모형을 프로그램하여 신용평가시스템을 개발하였다. NICE-AI는 신경망모형을 이용하여 개발된 국내 최초의 기업평가시스템으로서 한국신용정보주식회사의 상용화된 정보서비스인 NICE-TIPS의 한 메뉴로서 제공되고 있다.

\* 한국과학기술원 경영정보공학과

\*\* 동국대학교 산업공학과

\*\*\* 성균관대학교 경영학부

## I. 서 론

### 1. 1 연구의 목적 및 필요성

기업의 신용평가는 기업의 위험도를 측정하여 어음 및 사채등의 회수가가능성을 평가하는 것이다. 기업의 신용평가는 합리적으로 객관성있게 실시되어야 금융기관, 투자자 및 거래처 등이 신용평가결과를 바탕으로 대출결정, 투자결정, 신용판매 등의 의사결정을 합리적으로 할 수 있게 된다. 기업신용평가제의 확립은 금융시장의 건전한 발달을 위하여 필수적인 것으로서 자본주의경제가 고도화 될수록 그 중요성은 더욱 커지게 된다.

현재 우리나라에서 기업의 신용상태를 평가하는 전문회사는 한국신용정보(주), 한국신용평가(주), 한국기업평가(주) 등 3개사가 있다. 신용평가회사의 신용평가결과는 해당기업의 유가증권발행이나 금융기관의 여신결정에서 대출여부 및 금리 등의 조건을 결정하는데 중요한 근거가 된다. 신용평가결과는 거래처간의 신용거래여부를 결정하는데 활용되기도 한다. 국내 신용평가회사들의 공신력이 높아지면 국내 신용평가결과를 활용하여 국제금융시장에서 자본을 조달할 수도 있을 것이다.

금융자유화 및 국제화시대를 맞이하여 신용평가의 중요성이 높아지고 있는 한편 신용평가의 신뢰도에 대한 문제점이 지적되고 있다. 신용평가에 대한 신뢰도제고를 위하여 최근에 복수평가제도를 도입하는 등 정확한 신용평가에 대한 사회적 관심이 고조되고 있다.

국내 신용평가회사들은 과학적 신용평가모형이나 기법보다는 경험에 의존한 평가를 하여왔다. 기업신용평가의 정확성 및 객관성을 높이기 위하여는 과학적인 평가모형 및 기법을 개발하여 활용하여야 할 것이다. 재무비율등을 이용한 통계적 평가모형이 학계와 산업계등에서 개발되어 진바 있으나 실무에서 비중있게 사용되어 지지는 못하였다. 신용평가를 위한 기법으로는 다중판별분석(multiple discriminant analysis), 회귀분석, probit, logit 등의 통계학적 기법들이 전통적으로 이용되어 왔으나 1980년대 후반부터 인공지능기법인 귀납적 학습방법, 신경망모형 등이 기업신용평가, 도산예측, 주가예측 등에 응용되기 시작하였다(한인구, 1990; Sukan and Singleton, 1990; Tam and Kiang, 1992).<sup>1)</sup>

최근의 연구에서 신경망모형은 통계적 기법보다 우수한 예측력을 보이고 있으며 신용평가 분야에서 많은 잠재력이 있는 것으로 평가된다. 본 연구의 목적은 인공지능기법인 신경망모형을 중심으로 통계학적 기법등을 활용하여 지능형 신용평가시스템을 개발하는 것이다. 본 연구는 한국신용정보주식회사의 연구비지원에 의하여 산학협동으로 수행되었다.

기업신용평가의 모형을 도출하고 인공지능기법 및 통계적 기법을 적절히 결합하여 시스템을 개발함으로써 신용평가의 합리성과 객관성을 제고시킬 수 있다. 휴대용 컴퓨터에 시스템을 설치함으로써 시스템사용의 공간적 제약을 제거시킬 수 있을 것이다. 신용평가전문가는 시스템이 처리하기 어려운 정형화되지 않고 매우 불확실하며 통찰력이 필요한 업무에 주력함으로써 업무의 수준을 높이고 시간과 경비를 절감할 수 있다. 신용평가시스템은 초보자의 교육용으로도 활용될 수 있다. 모의 및 실제자료를 시스템이 어떻게 처리해 나가는지를 분석함으로써 초보자들은 신용평가의 지식과 경험을 얻을 수 있을 것이다.

지능형 기업신용평가시스템을 활용하여 신용평가의 공신력을 높임으로써 신용평가기관의 위상을 확립하고 금융 및 기업거래의 원활화에 기여함으로써 국가경제에 이바지할 것이다. 이와 같이 개발된 기업신용평가시스템은 은행의 대출결정시스템, 신용카드허용시스템 등을 개발하는데 있어 응용될 수 있을 것이다.

한국경제가 발전해 나감에 따라 한국기업의 해외진출이 활발해지고 또한 외국기업의 국내 진입도 증가하고 있다. 경제의 세계화 추세하에서 한국의 신용평가회사의 신뢰도를 높여서 신용평가결과를 국제적으로 인정받을 수 있으면 한국기업들이 국제금융시장에서 자본을 조달하기가 쉬워질 것이다. 최신의 인공지능기법등을 활용한 시스템을 개발하고 시스템의 유효성검증을 통해 시스템의 우수성을 입증하여 한국의 신용평가기관의 신뢰도를 제고시킬 수 있을 것이다.

## 1. 2 연구의 체계

기업신용평가는 단순한 이론이나 모형으로는 설명하기 어려운 상당히 복잡한 과제이다. 기

1) 인공지능기법이 도산예측, 신용평가 등에 응용된 연구에 대한 포괄적인 문헌검토를 위해서는 한인구, 권영식, 조홍규(1995)를 참조할 것.

업신용평가를 위하여는 계량적 분석과 정성적 분석이 병행되어야 하며 불확실성에 대한 종합적 분석등도 필요하다. 신용평가를 위한 실용적 모형을 규범적으로 도출하는 것은 대단히 어렵다. 신용평가전문가의 의사결정과정을 규명하여 모형의 기초로 삼고 이론적 보완과정을 거치는 것도 한 방법일 것이다.

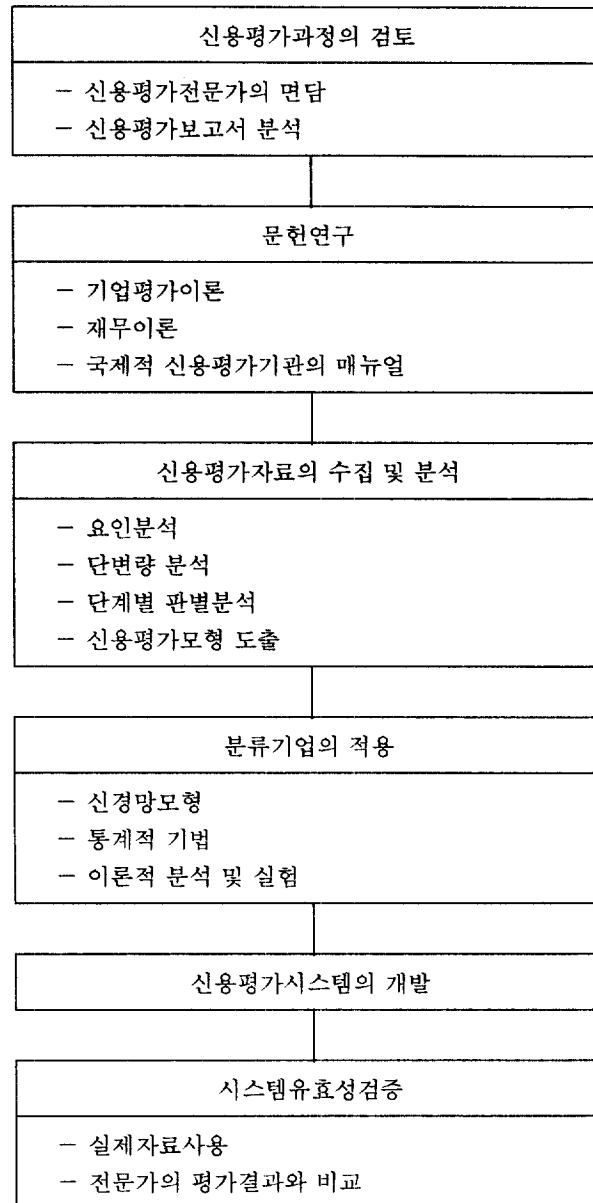
신용평가의 이론적 틀을 구축하기 위하여 재무이론 및 회계학이론 등 문헌연구를 수행한다. Standard & Poors 등 국제적인 신용평가기관의 신용평가매뉴얼 등을 검토하여 신용평가 모형의 실무적인 측면을 보완한다. 우리나라의 신용평가회사, 보험회사, 은행에서 사용하는 신용평가요인 및 외국의 금융기관에서 사용하는 신용평가요인, 신용평가전문가의 의사결정요인 등을 통합하여 본 연구에서 사용할 주요 신용평가요인을 규명한다. 최근 신용평가 3사의 실제 신용평가결과를 수집하여 요인분석(factor analysis) 및 다중판별분석(MDA: multiple discriminant analysis)의 단계적 기법(stepwise method)을 통하여 신용평가요인을 실증적으로 검증하여 유의한 신용평가요인을 선별하여 신용평가모형을 도출한다.

분류기법들은 각각 장단점이 있고 최상의 정확성을 갖는 시스템을 개발하기 위하여는 각 문제에 적합한 분류기법을 통합적으로 활용하여야 한다.<sup>2)</sup> 본 연구에서 사용될 분류기법은 통계적 기법중 대표적인 MDA와 인공지능기법중 최근 우수한 예측력을 보이는 신경망모형이다. 두 기법의 비교분석을 통하여 최적의 신용평가모형을 도출하여 신용평가시스템을 개발한다. 실제자료를 이용하여 시스템을 실행하고 시스템의 평가결과를 신용평가전문가의 실제 평가결과와 비교하여 시스템의 유효성을 검증한다. 검증결과 발견된 문제점을 보완하여 시스템을 개선해 나간다.

이러한 연구의 체계를 그림으로 나타내면 다음과 같다.

2) 분류기법의 통합적 활용에 관하여는 Liang, Chandler, and Han(1990)를 참조할 것.

[그림 1] 연구의 체계



## II. 연구자료 및 재무변수의 선택

한국신용정보, 한국신용평가, 한국기업평가 등 3개사가 1991년, 1992년, 1993년에 신용평가를 실시한 회사를 표본으로 하였다. 신용평가회사별로 신용평가결과를 요약하면 다음과 같다.

〈표 1〉 한국신용정보의 신용평가통계

	1991년	비율	1992년	비율	1993년	비율	합계	비율
A++	12	3.34%	12	3.54%	12	4.69%	36	3.77%
A+	62	17.27%	57	16.81%	45	17.58%	164	17.19%
B	100	27.86%	90	26.55%	74	28.91%	264	27.67%
C	136	37.88%	136	40.12%	92	35.94%	364	38.16%
D	49	13.65%	44	12.98%	33	12.89%	126	13.21%
합 계	359	100.00%	339	100.00%	256	100.00%	954	100.00%

〈표 2〉 한국신용평가의 신용평가통계

	1991년	비율	1992년	비율	1993년	비율	합계	비율
A++	15	2.36%	17	3.48%	19	4.34%	51	3.26%
A+	81	12.74%	69	14.11%	78	17.81%	228	14.59%
B	179	28.14%	151	30.88%	136	31.05%	456	29.81%
C	277	43.55%	221	45.19%	180	41.10%	678	43.38%
D	84	13.21%	31	6.34%	25	5.71%	140	8.96%
합 계	636	100.00%	489	100.00%	438	100.00%	1563	100.00%

〈표 3〉 한국기업평가의 신용평가통계

	1991년	비율	1992년	비율	1993년	비율	합계	비율
A++	22	9.48%	23	8.30%	26	9.81%	71	9.17%
A+	64	27.59%	69	24.91%	65	24.53%	198	5.58%
B	62	26.72%	92	33.21%	80	30.19%	234	30.23%
C	69	29.74%	74	26.71%	81	30.57%	224	28.94%
D	15	6.47%	19	6.86%	13	4.91%	47	6.07%
합 계	232	100.00%	277	100.00%	265	100.00%	774	100.00%

〈표 4〉 전체 신용평가 통계

	1991년	비율	1992년	비율	1993년	비율	합계	비율
A++	49	3.99%	52	4.71%	57	5.9%	158	4.80%
A+	207	16.87%	195	17.65%	188	19.60%	590	17.93%
B	341	27.79%	333	30.14%	290	30.24%	964	29.30%
C	482	39.28%	431	39.00%	353	36.81%	1,266	38.48%
D	148	12.06%	94	8.51%	71	7.40%	313	9.51%
합 계	1,227	100.00%	1,105	100.00%	959	100.00%	3,291	100.00%

전체적으로 볼 때 C등급이 38%로서 가장 많은 비중을 차지하고 있으며 B등급이 29%, A+등급이 18%이며 D등급이 10%, A++등급이 5%를 차지하고 있다. 기간별 동향을 보면 A++, A+의 고등급이 증가하고 C, D의 저등급이 감소하는 추세를 보이고 있다. 기간별 추세에서는 한국신용정보가 가장 안정된 경향을 보이고 있다. 즉 한국신용정보의 평가는 연도별로 거의 비슷한 수준을 유지하고 있다. 한국기업평가도 기간별 차이는 약간 보이고 있으나 추세를 크게 나타내고 있지는 않다. 한국신용평가는 고등급이 증가하고 저등급이 감소하는 뚜렷한 추세를 보이고 있다.

신용평가회사별로 보면 한국기업평가가 고등급평가를 상대적으로 많이 하고 저등급평가는 상대적으로 적다. 한국신용정보와 한국신용평가를 비교하면 한국신용정보가 A+등급을 약간

더 주고 있고 C등급은 적은 반면 D등급은 더 많이 주는 현상을 보이고 있다.

신용평가요인은 재무제표로부터 추출되는 재무변수가 중심이 될 것이고 이에 측정가능한 비재무적 변수를 추가하여 분석할 것이다. 분석의 대상이 되는 재무변수는 성장성, 규모, 수익성, 안전성, 활동성 등을 망라하여 총 128개이다.

성장성지표 :	9개
규모지표 :	14개
수익성지표(수익 / 자본) :	18개
수익성지표(비용 / 수익) :	12개
수익성지표(비용구조) :	13개
안전성지표 :	20개
활동성지표 :	14개
생산성지표 :	18개
현금흐름지표 :	10개

변수를 선택하기 위하여 기존의 문헌을 검토하고 Standard & Poors, 일본의 금융기관, 국내 금융기관의 신용평가체제를 분석하고 신용평가전문가와와의 면담을 실시하였다. 여기에 포함된 변수는 신용평가연구에서 의미있는 것으로 나타난 변수, 주요 금융기관의 신용평가표에서 사용되는 변수 등 중요한 재무변수를 대부분 포함하고 있다. 여기서 사용된 재무변수는 <표 5>에 나타나 있다.

신용평가에 사용될 수 있는 재무변수는 이와 같이 매우 많으며 어떠한 변수를 선택하여 사용할 것인지가 중요한 문제이다. 적절한 변수의 선택은 신용평가의 정확도를 높이게 될 것이다. 재무변수들은 상관관계가 높은 경우가 많으며 상관관계가 높은 변수를 선형모형에 포함시키면 통계학적으로 다중공선성의 문제가 발생한다. 상관관계가 높은 두개 이상의 독립변수가 회귀모형에 포함되면 독립변수의 계수가 왜곡되고 예측오류가 증가하게 된다. 많은 숫자의 독립변수를 사용하면 overfitting이 발생하여 훈련자료(training data)는 잘 분류하나 예측자료(testing data)에 대한 예측의 정확도는 떨어지게 된다. 훈련자료는 판별함수를 유도하기 위



## 〈표 5〉 변수의 집합

## (1) 성장성지표

총자산증가율, 유형고정자산증가율, 유동자산증가율, 책자산증가율, 자기잔본증가율, 매출액증가율, 경  
상이익증가율, 순이익증가율, 종업원증가율

## (2) 규모지표

총자산, 경영자본, 유형고정자산, 자기자본, 순자기자본, 매출액, 부가가치, 종업원수, 업력, 기업형태, 총  
자입금, 총수익, 총비용, 감가상각비

## (3) 수익성지표(수익/자본)

총자본경상이익율, 총자본순이익율, 총자본사업이익률, 기업경상이익율, 기업순이익율, 경영자본영업이  
익율, 경영자본순이익율, 자기자본경상이익율, 자기잔본순이익율, 자본금경상이익율, 자본금순이익율, 배  
당율, 자기자본배당율, 배당성향, 적립금비율, 사내유보율, 유보액/총자산, 유보액/납입자본

## (4) 수익성지표(비용/수익)

매출액총익율, 매출액영업이익율, 매출액경상이익율, 매출액순이익율, 수지비율, 영업비율, 매출원가율,  
변동비대매출액비율, 고정비대매출액비율, 영업비비율, 금융비용대매출액비율, 손익분기점율

## (5) 수익성지표(비용구조)

차입금평균이자율, 금융비용대부채비율, 금융비용대총비용비율, 이자보상율, 이자보상율-해외사채, 이자  
보상비율-사채, 고정채무비용보상배율, 대출효율성계수, 인건비대총비용비율, 조세공과금대총비용비율,  
감가상각율, 감가상각비대총비용비율, 법인세부담율

## (6) 안전성지표

유동비율, 당좌바율, 고정비율, 고정장기적합율, 고정장기적합율의 역, 고정자산구성율, 부채비율, 차입  
금의존도, 자기자본비율, 순자기자본비율, 유동부채비율, 고정부채비율, 재고자산대유동자산비율, 매출  
채권대매입채무비율, 대출채권대상(제)품비율, 매입채무대재고자산비율, 단기차입금/총차입금, 담보 및  
보증제공비율, 순자산배율

## (7) 활동성지표

총자본회전율, 자기자본회전율, 자본금회전율, 경영자본회전율, 순운전자본회전율, 고정자산회전율, 유  
형고정자산회전율, 재고자산회전율, 상(제)품회전율, 원재료회전율, 재공품회전율, 매출채권회전율, 매  
입채무회전율, 운전자금회전율

## (8) 현금흐름

현금흐름/총부채, 현금흐름/고정부채, 현금흐름/차입금, 현금흐름/총자본, 현금흐름/매출액, 부채상  
환계수, 현금흐름/고정자산투자, 현금흐름/운전자본투자, 순현금흐름/차입금, 감가상각비/고정자산  
투자

## (9) 생산성지표

1인당부가가치증가율, 1인당매출증가율, 1인당인건비증가율, 고정장비율, 기계장비율, 자본집약도, 총  
자본투자효율, 설비투자효율, 기계투자효율, 원재료생산성, 부가가치율, 노동소득분배율, 이윤분배율, 자  
본분배율, 1인당부가가치, 1인당매출액, 1인당인건비, R&D 투자비율

하여 사용되는 자료이며 예측자료는 훈련자료에서 유도된 판별함수의 정확성을 검증하기 위하여 사용하는 자료이다.

상관관계가 매우 높은 두개이상의 변수를 신용평가모형에 사용하는 것은 이론적으로도 타당하지 않다. 신용평가모형은 기업의 신용도의 상이한 측면을 평가할 수 있는 변수들로 구성되는 것이 바람직하다. 신용평가에 포함되는 변수들은 서로 중복되지 않으며 각각 기업의 특정한 성격을 측정할 수 있도록 설계되어야 한다.

많은 재무변수로부터 신용평가모형을 구축하기 위하여 재무변수를 선정하는 방법으로는 다중판별분석의 단계적 기법과 요인분석이 있다. 단계적 기법은 신용평가모형에 포함시킬 가능성이 있는 많은 변수를 주고 각 변수의 판별력에 의하여 하나씩 독립변수를 선택하여 나가는 방법이다. 요인분석이란 독립변수들을 상호간에 상관관계가 높은 유사한 성격의 요인으로 분류하고 각 요인을 대표할 수 있는 변수들을 하나씩 선정하여 소수의 변수로 전체 변수를 설명할 수 있도록 하는 방법이다. 요인분석은 종속변수를 고려하지 않고 독립변수간의 유사성을 판별하게 되므로 종속변수인 신용평가결과가 변수의 선정에 영향을 미치지 않게 된다. 단계적 기법은 종속변수에 대한 판별력에 의하여 변수를 선정하는 기법이므로 신용평가 결과가 직접적으로 변수의 선정에 관련되게 된다.

본 연구에서는 요인분석과 다중판별분석의 단계적 기법을 병행하여 실시하였으며 요인분석의 결과는 참고적으로 사용하고 변수의 선택은 단계적 기법의 결과를 이용하였다. 1991년부터 1993년까지의 전체 자료에서 총 128개의 변수중에서 단계적 기법에 의하여 종속변수에 대한 판별력이 높은 24개의 변수를 선택하였다. 이중 업력과 기업형태등 2개가 비재무적인 변수이며 나머지 22개는 재무변수이다. 단계적 기법에 의하면 년도별 신용평가회사별로 다소 상이한 변수의 선택을 보여주고 있다.

#### (1) 규모지표

유형고정자산

자기자본

부가가치

업력

기업형태

총차입금

총수익

감가상각비

(2) 수익성지표(수익 / 자본)

총자본 사업이익율

유보액 / 총자산

(3) 수익성지표(비용 / 수익)

매출액총이익율

(4) 수익성지표(비용구조)

금융비용 / 부채

금융비용 / 총비용

감가상각비 / 총비용

(5) 안전성지표

고정자산 구성율

차입금 의존도

재고자산 / 유동자산

단기차입금 / 총차입금

(6) 현금흐름지표

현금흐름 / 총부채

현금흐름 / 고정부채

현금흐름 / 총자본

부채상환계수

## (7) 생산성지표

총자본투자효율

1인당 매출액

## Ⅲ. 판별분석을 이용한 실험

24개의 변수로 이루어진 모형의 예측력을 검증하기 위하여 각 년도별 및 신용평가회사별로 판별분석을 실시하였다. 과거자료를 이용하여 신용평가모형을 도출하고 미래의 자료를 활용하여 신용평가결정을 하게 된다. 과거자료를 이용하여 자체적으로 판별하는 것을 ‘분류’, 미래의 자료를 이용하여 판별하는 것을 ‘예측’으로 구분할 수 있다.

각 신용평가회사별로 1991년 자료를 이용하여 분류하고 1992년 자료를 이용하여 예측하였다. 마찬가지로 각 신용평가회사별로 1992년 자료를 이용하여 분류하고 1993년 자료를 이용하여 예측하였다. 세 신용평가회사의 자료를 합쳐서 1991년 자료를 이용하여 분류하고 1992년 자료를 이용하여 예측하고 또한 1992년 자료를 이용하여 분류하고 1993년 자료를 이용하여 예측하였다.

〈표 6〉 판별분석 결과

	한신정		한신평		한기평		전체자료	
	분류	예측	분류	예측	분류	예측	분류	예측
1991년	66.57%	56.93%	66.98%	61.35%	58.62%	55.60%	63.90%	62.26%
1992년	63.72%	56.74%	65.44%	59.13%	64.62%	59.25%	63.44%	59.65%
1993년	60.16%		65.30%		64.15%		60.69%	
평 균	63.84%	56.81%	66.03%	60.30%	62.66%	57.38%	62.81%	61.05%

재무변수를 신용평가요인으로 하여 판별분석을 이용한 분류의 정확성은 신용평가회사별, 기간별로 59%부터 67%까지로 나타나고 있다. 판별분석으로 도출한 신용평가모형을 1년후의 자료에 적용시켜 신용평가를 실시한 예측의 정확성은 56%부터 61%까지로서 분류의 정확성보다 3-10% 떨어지고 있다. 예측의 정확성이 분류의 정확성보다 떨어지는 것은 보편적인 현상이다. 분류시에 평가모형은 주어진 훈련자료에 fitting이 되어 새로운 자료에 대한 예측정확성은 다소 낮아지게 된다.

기간별 추세를 보면 한국신용정보의 분류의 정확도는 낮아지는 추세를 보이고 있다. 예측의 정확도에 있어서는 별 차이를 보이지 않고 있다. 한국신용평가는 분류의 정확성이 감소추세이나 그 정도는 경미하며 예측의 정확도도 마찬가지이다. 한국기업평가는 1991년에 비해 1992년에는 분류 및 예측의 정확도가 증가하고 있으며 1993년에는 1992년의 분류의 정확도와 비슷한 수준을 보이고 있다. 3년의 평균치로 보면 분류에 있어서는 66%의 한신평이 가장 높으며 한신정 64%, 한기평 63%를 보이고 있다. 예측에 있어서는 한신평이 60%로 가장 높으며 한기평과 한신정이 57%를 보이고 있다. 판별함수에 의한 분류 및 예측의 정확성이 신용평가의 정확성을 직접적으로 나타내는 것은 아니다. 신용평가는 재무변수에 의한 평가 이외에도 정성적인 평가, 산업분석 등 다양한 분석을 요하기 때문에 재무변수는 신용평가요인의 일부일 뿐이다. 미국의 신용평가에 대한 연구결과는 재무변수를 이용한 판별분석으로 약 2/3정도의 회사를 예측할 수 있는 것으로 보여주고 있다(Kaplan and Urwitz, 1979). 신용평가에서 우리나라의 경우는 미국의 예측정확도보다 약간 낮다고 할 수 있다.

전체자료를 묶어서 판별분석을 한 경우 분류의 정확성은 신용평가회사별 분류의 정확성보다 우수한 경우도 있고 못 한 경우도 있으며 그 차이가 뚜렷하지 않으나 예측의 정확성은 신용평가회사별 예측도보다 다소 나아지는 것을 나타나고 있다. 전체표본의 경우는 표본의 수가 많아짐에 따라 분류시에 평가모형이 보다 일반성을 가져서 예측의 정확성이 다소 높아지는 것으로 해석할 수 있다.

## Ⅳ. 신경망모형을 이용한 실험

### 4. 1 연구자료 및 입력변수

전 장에서 판별분석을 이용하여 통계적인 분류 및 예측을 실시하였다. 이 장에서는 신경망모형을 이용하여 분류 및 예측을 실시하고 판별분석결과를 benchmark으로 하여 비교분석할 것이다. 신용평가자료중 여러개의 재무변수의 값이 누락되어 있는 회사는 신용평가모형의 예측력의 정확한 분석을 위하여 제외시켰다. 선정된 재무변수에 대하여 완전한 값을 가지고 있는 회사로 구성된 표본은 다음과 같다.

〈표 7〉 실험에 사용된 표본

	1991년	비율	1992년	비율	1993년	비율	합계	비율
A++	47	4.15%	50	4.79%	56	6.15%	153	4.96%
A+	198	17.49%	188	18.02%	180	19.78%	566	18.35%
B	322	28.45%	318	30.49%	279	30.66%	919	29.79%
C	444	39.22%	409	39.21%	336	36.92%	1,189	38.54%
D	121	10.67%	78	7.48%	59	6.48%	258	8.36%
합 계	1,131	100.00%	1,043	100.00%	910	100.00%	3,085	100.00%

전 장에서 세개의 신용평가회사의 자료를 묶었을 경우 분류의 정확도는 유사하고 예측의 정확도는 다소 높아졌다. 많은 수의 표본을 확보하고 예측도를 높이기 위하여 신용평가회사별로 자료를 분리하지 않고 전체자료를 실험의 대상으로 하였다.

판별분석의 단계적 기법에 의해 종속변수(등급)와 상관관계가 높은 24개의 변수와 등급간 판별력을 높여 줄 수 있을 것으로 예상되는 산업코드와 그룹관계(그룹코드)를 추가하여 26개 변수를 선정하여 평가모형을 구성하였다. 최종적으로 평가모형은 22개의 재무변수와 4개의 비재무변수로 이루어져 있다.

ANN(artificial neural network)실험을 위해 범주형 변수는 다차원 입력 변수로 바꾸어 주어야 한다. 기업형태를 상장법인은 (1 0 0), 등록법인은 (0 1 0), 외감법대상법인은 (0 0 1)로 변환하였다. 산업코드는 ①농수산, ②음식료, ③섬유, ④목재/가구, ⑤화학/비금속광물, ⑥철강/금속, ⑦기계/전자/자동차, ⑧건설, ⑨도소매/숙박/운수, ⑩서비스 등 10가지로 구분하였다. 예를 들면 음식료업은 (0 1 0 0 0 0 0 0 0 0)으로 나타난다. 그룹코드는 그룹크기 순으로 5대그룹은 (1 0 0 0 0), 10대 그룹은 (0 1 0 0 0), 30대 그룹은 (0 0 1 0 0), 기타그룹은 (0 0 0 1 0), 비그룹은 (0 0 0 0 1)으로 표시된다.

#### 4. 2 전체자료를 이용한 실험

주어진 연구자료를 이용하여 예측성도가 가장 우수한 ANN모형을 찾기 위하여 여러가지 방법으로 실험을 하였다. 신경망실험을 위하여는 NeuralWare사가 신경망전용 소프트웨어로 개발한 NeuralWorks Professional II /+를 사용하였다. ANN의 균형있는 학습을 위해서는 각 등급별로 학습자료가 균등하게 분포되어 각 등급의 특성이 ANN학습에 골고루 영향을 줄 수 있도록 하는 것이 바람직하다. 주어진 자료에서 알 수 있듯이 연도별, 등급별로 표본의 수가 불균등하게 분포되어 있다. 전체자료에 대한 실험과 균등하게 추출된 표본에 대한 실험을 병행하였다. 각 등급별로 동질적인 자료를 추출하면 학습의 효과를 높일 수 있을 것이다. 따라서 본 연구에서는 유클리디언거리 및 마하라노비스거리등에 의한 자료 추출을 통하여 ANN의 학습을 시도하였다. 실험결과를 비교분석하여 효과적이고 우수한 판별예측력을 갖는 ANN 학습 방법과 모형을 찾고자 한다.

먼저 1991년과 1992년 전체 자료(2175개)를 이용하여 1993년 전체자료(910개)를 예측하였다. NN은 41개의 입력노드를 가진 입력층, 33개와 25개의 은닉노드를 가진 2단계의 은닉층, 5개의 출력노드를 가진 출력층으로 구성되어 있다. 24개의 변수중에 기업형태를 3개의 입력으로 바꾸었고 10개의 산업코드, 5개의 그룹코드를 포함하여 26개의 변수를 나타내기 위하여 41개의 입력노드가 사용되었다. ANN모형의 구조는  $(41 \times 33 \times 25 \times 5)$ 로 표시될 수 있다. ANN의 경우 다양한 configuration이 가능하다. 은닉층의 갯수 및 노드의 숫자를 최적으로 결정할 수 있는 알고리즘은 아직 개발되지 못 하였으며 본 연구에서는 여러가지의 실험을 통하여 이

를 결정하였다. ANN과 MDA모형의 학습자료, 예측자료 및 실험 결과는 아래와 같다.

〈표 8〉 ANN과 MDA의 예측율

등급	학습자료 1991년 (N24DA91)	학습자료 1992년 (N24DA92)	학습자료 1991+1992	학습자료 1993년 (N24DA93)	ANN에 의한 예측율	MDA의 예측율
1	47	50	97	56	0(0%)	31(55.4%)
2	198	188	386	180	94(52.2%)	90(50%)
3	322	318	640	279	145(52.0%)	146(52.3%)
4	444	409	853	336	264(78.6%)	218(64.9%)
5	131	78	199	59	32(54.2%)	48(81.4%)
총계	1,132	1,043	2,175	910	535(58.8%)	533(58.6%)

ANN모형의 결과를 볼때 4등급의 예측율이 다른 등급의 예측율보다 상대적으로 높은 반면, 1등급의 경우 예측율이 가장 낮다. 이것은 전체 학습 모집단에서 4등급의 갯수가 가장 많아 ANN학습에 가장 많이 영향을 주었고 1등급의 경우 학습자료가 제일 적기 때문에 ANN학습에 상대적으로 적은 영향을 주었기 때문이라 볼수 있다. 한편 MDA모형에 의한 결과를 볼 때 제일 좋은 예측율을 가진 5등급을 제외하고는 비교적 고른 예측율을 보였다. 그러나 이와같이 모집단 전체를 학습 자료를 모두 이용한 예측 방법으로는 ANN, MDA 모두 약 58%정도의 예측율을 보이고 있다. 이 실험에서 ANN이 MDA에 비하여 표본의 등급별 크기에 영향을 더 많이 받는 것을 알 수 있다. 단순히 신경망모형을 적용한 결과 MDA보다 좋은 예측력을 얻을 수 없었다.

#### 4. 3 유클리디언 거리(Eucledian distance)를 이용한 학습자료의 추출

년도별, 등급별로 학습모집단 자료의 수가 불균등하게 분포되어 있으므로 등급별로 대표성을 띠는 것으로 여겨지는 자료를 뽑아 학습자료로 삼기위해 등급별로 유클리디언 거리가 적은 순으로 각등급에서 동일 갯수를 추출하였다. 즉, 1991년에는 전체자료(1132개) 중에서 등급



별로 47개씩, 1992년 에서는 전체자료(1043개)중 에서 등급별로 50개씩 추출하여 학습자료로 삼고, 1993년에는 전체 910개 자료에서 유클리디안거리가 적은 순으로 등급별로 56개씩 추출하여 280개의 표본을 만들었다. 학습자료로 ANN을 학습시킨 모형중 가장 우수한 분별력을 갖는 ANN모형으로 1993년 910개 전체 자료를 예측하였다.

여기서 ANN모형의 구조는  $(41 \times 25 \times 25 \times 5)$ 로 나타낼 수 있다.

〈표 9〉 유클리안거리를 이용한 예측율

등    급	학습자료(ED9192)		예측자료(ED93)	1993년 전체예측 자료(N24DA93)
	1991	1992	1883	
1	47	50	56	56
2	47	50	56	180
3	47	50	56	279
4	47	50	56	336
5	47	50	56	59
총    계	235	250	280	910

1991년과 1992년의 총 485개 자료를 학습자료(training data)로 하여 ANN을 학습시키고 1993년 280개 자료를 예측자료(test data)로 하여 실험한 결과 예측력은 다음과 같다.

실험자료	ANN	MDA
1991+1992 $\Rightarrow$ 1993	82.1%	70.7%

유클리디안거리에 의하여 등급별로 동질적인 자료가 사용되고 등급별로 표본의 수가 같은 경우 ANN과 MDA의 예측력은 다 같이 상승되는데 ANN은 MDA보다 훨씬 높은 예측력을 보여주어서 등급별로 동질적인 표본구성에 의한 예측력 상승의 가능성을 보여주고 있다.

유클리디안거리에 의하여 학습된 동일한 ANN모형과 MDA모형을 이용하여 1993년 전체자

료(910개)를 예측한 결과 ANN의 예측력은 52.4%로 떨어져서 전체자료를 학습에 사용한 경우보다도 예측력이 떨어지고 있다.

예측자료가 유클리디언거리에 의하여 추출된 경우는 좋은 성과를 보였지만 전체예측자료에 대하여는 예측력이 낮게 나타나서 유클리디언거리에 의한 학습자료가 전체자료를 충분히 대표하고 있지 못한 것으로 보인다.

#### 4. 4 마하라노비스거리(Mahalanobis distance)를 이용한 학습자료의 추출

유클리디언거리 방법과 달리 마하라노비스거리는 독립변수간의 상관관계를 고려할 수 있기 때문에 재무변수가 관계된 상황에서 의미있는 지표를 제공할 수 있다고 알려져 있다. 따라서 이 실험에서는 1991년과 1992년의 자료에서 각 등급별로 대표성을 띠는 것으로 생각되는 자료를 균등하게 구하여 학습 자료(training data)로 이용하기 위해서 등급별로 마하라노비스 거리를 구하여 마하라노비스 거리가 적은 순으로 자료를 추출하였다.

〈표 10〉 마하라노비스거리를 이용한 예측률

등    급	학습자료(MMWW9192)		예측자료(MNWW93)	1993년 전체예측 자료(N24DA93)
	1991	1992	1883	
1	47	50	56	56
2	47	50	56	180
3	47	50	56	279
4	47	50	56	336
5	47	50	56	59
총    계	235	250	280	910

1991년과 1992년의 총 485개의 자료를 학습자료로 하여 ANN을 학습시키고 1993년 280개의 자료를 예측자료로 하여 실험하였다. 여기서 사용된 ANN모형의 구조는  $(41 \times 33 \times 25 \times 5)$ 이다. ANN모형의 예측력은 77.1%로서 유클리디언거리에 의한 예측력보다 약간 낮지만 전체자료를 이용한 예측력보다는 훨씬 높은 예측력을 보여 주었다.

마하라노비스거리에 의하여 학습된 모형으로 1993년 전체자료(910개)를 예측한 결과 ANN 모형은 54.4%로서 저조한 예측력을 보여주었다. 마하라노비스 거리에 의한 학습자료 추출이 유클리디언 거리에 의한 자료추출방법보다 우수한 결과를 얻지 못했다. 마하라노비스 거리나 유클리디언 거리를 이용하여 등급별로 동일한 학습자료를 추출하여 실험한 경우 ANN모형이 MDA보다 비교적 예측력이 우수했다. 그러나 추출된 자료로 학습된 ANN이나 MDA모형으로 1993년도의 전체자료(910개)를 예측한 결과, 전체자료로 학습시킨 경우보다도 예측력이 떨어졌다. 이것은 유클리디언 거리나 마하라노비스 거리를 이용하여 추출된 학습자료가 전체 모집단을 잘 대표한다고 볼 수 없다는 것을 의미한다. 유클리디언거리나 마하라노비스거리에 의한 표본추출은 전체표본의 예측력에는 좋은 성과를 보여 주지 못하였으나 앞으로 개발될 수 있는 잠재력을 보여주었다.

#### 4. 5 학습자료의 중복을 이용한 실험

앞절의 실험결과에서 알 수 있듯이 학습자료의 갯수가 적은 등급의 경우 상대적으로 학습이 잘 안되는 것으로 나타나고 있다. 이 실험에서는 4등급 학습자료의 갯수 853개를 기준으로 나머지 등급의 갯수를 인위적으로 중복시켜 학습자료로 이용하였다. ANN모형의 구조는 (41×25×15×5)이며 예측율은 62.9%로 나타났고 MDA의 예측율은 55.8%이었다.

〈표 11〉 중복된 자료를 이용한 ANN과 MDA의 예측률

등    급	학습자료 (AN9192) 1991+1992	예측자료 (N24DA93) 1993	ANN 예측율	MDA 예측율
1	853	56	35(62.5%)	38(67.9%)
2	853	180	113(92.8%)	89(49.4%)
3	853	279	161(57.7%)	123(44.1%)
4	853	336	222(66.7%)	210(62.5%)
5	853	59	41(69.5%)	48(81.4%)
총    계	4,265	910	572(62.9%)	508(55.8%)

실험결과에서 알수 있듯이 자료를 중복시킨 학습자료를 이용한 ANN 모형의 경우 MDA모형에 비하여 상대적으로 학습이 잘 되어 좋은 결과가 나오는 것을 알 수 있다. MDA모형의 경우 오히려 원자료를 그대로 학습에 이용한 경우(58.6%)보다 예측력이 떨어짐을 알 수 있다.

#### 4.6 학습자료의 정규화를 이용한 실험

우리나라와 일본의 금융기관들의 신용평가표에서는 각 평가항목의 평균을 판단의 기준으로 활용하고 있다. 이러한 평가실무의 아이디어를 반영하여 년도별, 변수별로 평균( $\mu$ ), 표준편차( $\sigma$ )를 계산하여  $(X-\mu)/\sigma$ 를 구하여 학습자료를 정규화하였다. 1992년의 정규화된 자료를 학습자료로 하고 1993년의 정규화된 자료를 예측자료로 하여 실험한결과 63.6%의 예측력을 얻었다.

〈표 12〉 정규화를 이용한 ANN의 예측률

등    급	학습자료(GB92) 1992	예측자료(GD93) 1993	ANN 예측율
1	97	56	34(60.7%)
2	386	180	98(54.5%)
3	640	279	165(59.1%)
4	853	336	249(74.1%)
5	199	59	33(55.9%)
총    계	2,175	910	579(63.6%)

정규화된 자료를 이용할 경우 비교적 우수한 예측력을 얻었으며 다양한 구조로 더 많은 실험을 할 경우 보다 우수한 예측력이 기대된다. 그러나 새로운 년도의 새로운 자료가 입력될 경우 평균 및 표준편차를 계속적으로 수정해서 사용해야 하는 불편이 있다.

#### 4. 7 실험요약

ANN과 MDA의 예측력에 관한 과거의 많은 비교 연구는 제한된 실험 상황, 즉 등급별로 균등하게 준비된 학습자료와 예측자료를 가지고 실험하였으며, 본 연구에서도 유클리디언거리, 마하라노비스거리에 의해 균등하게 추출된 실험자료를 이용하여 ANN이 MDA보다 우수한 예측력을 가짐을 보였다. 그러나 전체 모집단을 예측자료로 하여 예측력을 비교한 실험의 경우 ANN이 MDA보다 예측력이 별로 우수하지 않게 나타났다.

신용평가와 같은 다등급문제의 경우 학습 모집단에서 각 등급의 불균등이 더욱 두드러진다. 본 연구에서의 실험에서 보였듯이 효과적인 ANN학습을 위해 균등하게 학습자료를 추출할 경우 학습 모집단에서 제일 적은 갯수의 등급을 기준으로 자료가 추출되므로 이때 적은 갯수의 등급의 경우 모집단 전체가 학습에 이용되어 모집단의 성격이 ANN학습에 많이 반영되지만 모집단의 갯수가 많은 등급의 경우 상대적으로 적은 비율의 자료만 ANN학습에 이용되므로 그 등급에 대한 학습이 충분하지 않아 해당 등급에 대한 예측율이 떨어지게 된다.

ANN학습이 유클리디언거리 또는 마하라노비스거리에 의한 학습자료 추출이 전체자료를 예측하는데 예측율이 오히려 떨어지는 현상을 보였는데 이는 유클리디언거리 또는 마하라노비스거리에 의한 학습자료의 추출이 전체자료를 충분히 대표하지 못하는 것을 의미한다. 따라서 실험결과에서 나타난 것처럼 전체자료를 그대로 사용하는 것이 ANN학습에 효과적이었다.

신용평가문제에서와 같이 학습자료가 등급별로 불균등하게 분포되어 있는 경우 자료의 중복을 이용할 경우 원자료를 그대로 이용하는 것보다 효과적인 ANN학습을 기대할 수 있다. 그러나 MDA모형의 경우 원자료를 그대로 사용하는 것이 중복시킨 자료를 사용하는 것보다 예측력이 다소 우수한 것으로 나타났다.

## V. NICE-AI의 개발

실험결과 현재 사용할 수 있는 신경망모형중 성과가 우수했던 모형은 ‘훈련자료의 중복’을 이용한 신경망모형(예측률 62.9%)과 ‘자료의 정규화’를 이용한 신경망모형(예측률 63.6%)이다. 후자는 평균과 표준편차에 관한 정보를 필요로 하고 있으며 신규자료의 포함시 계속적으로 계수를 수정해 나가야 한다. 본 연구에서는 이러한 요구없이 어떠한 경우이든지 활용할 수 있는 ‘훈련자료의 중복’을 이용한 신경망모형을 시스템으로 구현하였다. 연구팀이 NeuralWare에서 도출된 신경망모형을 C언어로 프로그램하였으며 한국신용정보팀이 화면설계와 Interface등을 담당하였으며 신용평가시스템을 NICE-AI로 명명하였다. NICE-AI는 한국신용정보주식회사의 NICE-TIPS의 한 메뉴로서 1994년 7월부터 제공되고 있다. NICE-TIPS는 종합적인 신용 및 금융정보시스템으로서 개인 및 기업의 신용정보와 금융정보등을 포괄적으로 제공하고 있으며 기업의 심사분석, 마케팅, 고객관리등 각종 경영의사결정에 필요한 전문정보를 고객 지향적인 환경에서 온라인으로 제공하고 있다.

사용자는 기업코드를 입력하면 해당기업의 신용등급을 초우량, 우량, 적정, 요주의, 위험으로 판정할 수 있도록 최근 4년간의 각 출력노드의 출력값을 제공하며 가장 최근년도의 값을 그래프로 나타내 준다. 또한 종합적인 평가를 위하여 초우량에는 1.0, 우량에는 0.8, 적정에는 0.6, 요주의에는 0.4, 위험은 0.2로 하여 출력값의 가중평균을 구해서 제공하고 있다.

아래의 그림은 만도기계를 입력한 경우로서 만도기계의 4년간의 신용등급을 평가하였고 가중평균의 값도 제시하고 있다. 그래프에서는 93년도의 신용등급을 나타내고 있으며 만도기계는 우량의 출력값이 .7238로 가장 높아서 우량으로 평가할 수 있다.

## VI. 결 론

기업의 신용평가는 기업의 위험도를 측정하여 어음 및 사채 등의 회수가능성을 평가하는 것

〈그림 2〉 NICE-AI의 화면

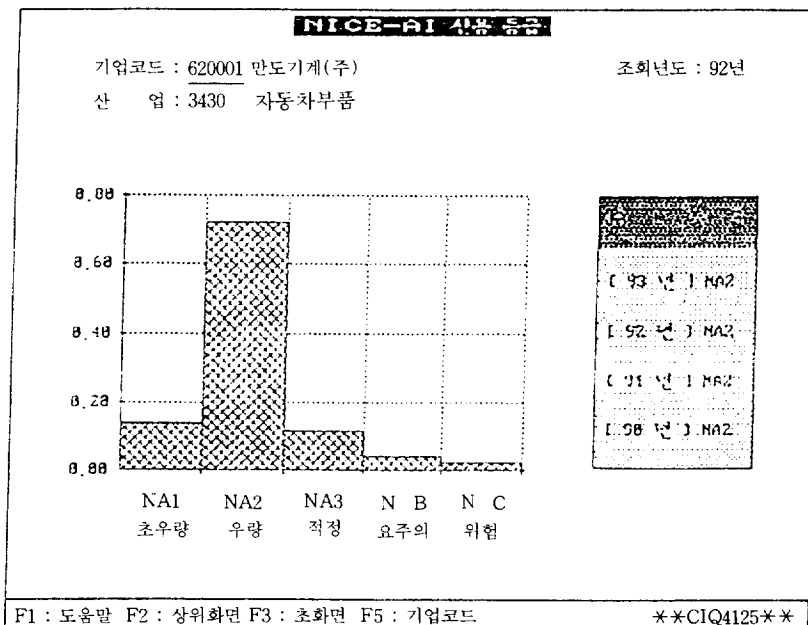
```

** 94/07/19 10:08 * * * * * NICE-AI 신용등급 * * * * *
기업코드 : 620001      기업명 : 만도기계(주)
조회년도 : 93년      산 업 : (3430) 자동차부품

   년   도      90 년      91 년      92 년      93 년
AI신용등급      N A 2      N A 2      N A 2      N A 2
평 가 지 표
   N A 1      .385531      .122285      .176880      .141581
   N A 2      .510085      .707620      .689703      .723814
   N A 3      .072116      .150108      .113252      .119410
   N   B      .045790      .048308      .044058      .043381
   N   C      -.024484      -.025767      -.025132      -.024944
(가중평균)*      .859900      .802921      .819242      .814618

주 : * : |NA1×1.0| + |NA2×0.8| + |NB×0.4| + |NC×0.2|

◇ NICE-AI 신용등급은 한국과학기술원(KAIST)과 당사가 공동개발한 인공지능(Artificial Intelligence)
신용평가등급으로서 28개 재무지표 및 비재무지표를 기초로 기업의 신용도를 5개등급으로 표시함.
[NA1 : 초우량, NA2 : 우량, NA3 : 적정, NB : 요주의, NC : 위험]
F2 : 상위화면   F3 : 초화면   F5 : 기업코드   F6 : Graph   Enter : 실행
** 조회정상 * * * * * F1 : Help ** CIQ4121 * * * * *
    
```



으로서 원활한 경제활동을 위하여 필수적인 것이며 자본주의경제가 고도화될수록 그 중요성은 커지게 된다. 신용평가회사의 신용평가결과는 해당기업의 유가증권발행이나 금융기관의 여신결정에서 대출여부 및 금리 등의 조건을 결정하는데 중요한 근거가 된다. 국내 신용평가회사들은 과학적 신용평가모형이나 기법보다는 경험에 의존한 평가를 하여 왔다. 금융자유화 및 금융국제화시대를 맞이하여 신용평가의 중요성이 높아지고 있는 가운데 과학적인 신용평가체제의 구축에 관한 관심이 높아지고 있다.

신용평가를 위한 기법으로는 다중판별분석, 회귀분석, probit, logit등의 통계학적 방법들이 전통적으로 이용되어 왔으며 1980년대 후반부터 인공지능기법인 귀납적 학습방법, 신경망모형 등이 기업신용평가, 도산예측 등에 응용되기 시작하였다.

본 연구에서는 최근 연구결과 통계적 모형이나 귀납적 학습방법보다 우수한 것으로 알려진 인공신경망모형을 이용하여 다양한 실험을 실시하였고 이를 토대로 상대적으로 높은 예측력을 보이는 신경망모형을 프로그램하여 신용평가시스템을 개발하였다. 동질적인 자료를 추출하고 등급간의 동수의 자료를 선별하기 위하여 유클리디언거리와 마하라노비스거리에 의하여 자료의 추출을 시도하였다. 예측자료도 유클리디언거리나 마하라노비스거리에 의하여 추출되는 경우에는 신경망모형은 비교적 높은 예측력을 보였으나 전체 예측자료에 대하여는 오히려 예측력이 떨어지는 결과를 보였다. 유클리디언거리나 마하라노비스거리에 의한 자료의 추출을 통한 예측력향상은 앞으로의 연구과제라고 하겠다.

NICE-AI는 신경망모형을 이용하여 개발된 국내 최초의 기업평가시스템으로서 한국신용정보주식회사의 상용화된 정보서비스인 NICE-TIPS의 한 메뉴로서 제공되고 있다. 현재 NICE-AI의 예측율은 60%를 약간 넘는 수준으로서 예측율을 획기적으로 향상시키기 위하여는 통계적 모형과 인공신경망모형을 통합한 하이브리드모형을 개발하여야 할 것으로 생각된다. 하이브리드모형에 관한 기초적인 실험결과 상당히 잠재력이 있는 것으로 보인다. 하이브리드모형을 이용한 시스템개발은 앞으로의 중요한 연구과제라고 하겠다.<sup>3)</sup>

3) Lee, Han, and Kwon은 하이브리드모형을 이용하여 탐험적인 연구를 시도하였으며 실험결과 하이브리드모형이 기존의 모형보다 우수한 예측율을 제공하는 것으로 나타났다.



## 참 고 문 헌

1. 권영식, 이진창, 한인구 (1993), "Neural Network Applications for Business Classification" 한국경영과학회 '93추계학술대회 발표논문집, 3-4.
2. 이진창, 한인구, 권영식 (1994), "A DSS-Oriented Neural Network Simulation Framework for Business Classification," 한국경영정보학회 '94 춘계학술대회 발표논문집, 127-148.
3. 조홍규, 한인구, 이훈영 (1994), "Comparative Analysis of Bankruptcy Prediction Accuracy: Using Discriminant Analysis, Case-based Forecasting, and Neural Networks," 전문가시스템학회 '94추계학술대회 발표논문집, 385-399.
4. 한국기업평가주식회사, 신용등급편람, 1990-1993.
5. 한국신용정보주식회사, 신용등급편람, 1990-1993.
6. 한국신용평가주식회사, 신용등급편람, 1990-1993.
7. 한인구 (1990), "귀납적 학습방법과 통계학적 방법의 예측력에 관한 비교연구," 회계학 연구, 12월, 245-264.
8. 한인구, 권영식, 조홍규 (1995), "A Review of Artificial Intelligence Models in Business Classification," 한국전문가시스템학회지 창간호, 23-41.
9. Jhee, W., and J. Lee (1993), "Performance of Neural Networks in Managerial Forecasting," Intelligent Systems in Accounting, Finance and Management, 55-71.
10. Kaplan, R., and G. Urwitz (1979), "Statistical Models of Bond Ratings: A Methodological Inquiry," Journal of Business, 231-261.
11. Lee, K., I. Han, and Y. Kwon (1994), "A Comparative Study of the Bankruptcy Prediction Accuracy of statistical and Artificial Intelligence Models: MDA, ACLS, and Neural Networks," Proceedings of Japan/Korea Joint Conference on Expert Systems, Tokyo, Japan, 272-282.

12. Lee, K., I. Han, and Y. Kwon, "Hybrid Neural Models for Bankruptcy Prediction," forthcoming in Decision Support System.
13. Liang, Ting-Peng, John Chandler, Ingoo Han, and Jinsheng Roan (1992), "An Empirical Investigation of Some Data Effects on the Classification Accuracy of Probit, ID3, and Neural Networks," Contemporary Accounting Research, Fall, 306-328.
14. Liang, Ting-Peng, John Chandler, and Ingoo Han (1990), "Integrating Statistical and Inductive Learning Methods for Knowledge Acquisition," Expert Systems with Applications, 391-401.
15. Surkan, A., and J. Singleton (1990), "Neural Networks for Bond Rating Improved by Multiple Hidden Layers," Proceedings of the IEEE International Conference on Neural Networks, 1990, 157-162.
16. Standard & Poor's (1986), Credit Overview, Standard & Poor's Corporation.
17. Tam, K., and M. Kiang (1992), "Managerial Applications of Neural Networks: the Case of Bank Failure Predictions," Management Science, 926-947.

## Development of Intelligent Corporate Credit Evaluation System : NICE – AI

Ingoo Han\* · Youngsig Kwon\*\* · Kun Chang Lee\*\*\*

### ABSTRACT

Credit rating represent an assessment of the relative level of risk associated with the timely payments required by the debt obligations. Credit rating is essential for the capital market to works efficiently. The results of credit rating by a professional agency are major criteria to banks' decision of loans and their terms. There are three domestic credit rating agencies. They use judgmental methodology rather than scientific and quantitative tools. In the period of economic liberalization, more attention is paid to the development of scientific credit rating system.

The traditional techniques for creidit rating are statistical models such as MDA, probit, and logit. Artificial intelligence techniques such as inductive learning and neural network have been applied for credit rating since late 1980's. In this research, we developed NICE-AI, which is the first credit rating system based on the neural network models. NICE-AI is available in the commercial information service, NICE-TIPS by National Information & Credit Evaluation In.

---

\* Ingoo Han, KAIST

\*\* Youngsig Kwon, Dongguk Univ.

\*\*\* Kun Chang Lee, Sungkyunkwan Univ.

