

신경망 분리모형과 사례기반추론을 이용한 기업 신용 평가

김 다 윳* · 민 성 환** · 한 인 구***

Corporate Credit Rating using Partitioned Neural Network and Case-Based Reasoning

David Kim* · Sung-Hwan Min** · Ingoo Han***

Abstract

The corporate credit rating represents an assessment of the relative level of risk associated with the timely payments required by the debt obligation. In this study, the corporate credit rating model employs artificial intelligence methods including Neural Network (NN) and Case-Based Reasoning (CBR). At first, we suggest three classification models, as partitioned neural networks, all of which convert multi-group classification problems into two group classification ones: Ordinal Pairwise Partitioning (OPP) model, binary classification model and simple classification model. The experimental results show that the partitioned NN outperformed the conventional NN. In addition, we put to use CBR that is widely used recently as a problem-solving and learning tool both in academic and business areas. With an advantage of the easiness in model design compared to a NN model, the CBR model proves itself to have good classification capability through the highest hit ratio in the corporate credit rating.

Keywords : Credit Rating, Neural Network, Case-Based Reasoning

논문접수일 : 2007년 02월 13일 논문게재확정일 : 2007년 06월 09일

* "이 논문은 2006년도 한림대학교 교비 학술연구비(HRF-2006-018)에 의하여 연구되었음".

* 한국신용정보

** 교신저자, 한림대학교 경영학과 조교수, (200-702) 강원도 춘천시 한림대학길 39, Tel : 033-248-1841, E-mail : shmin@hallym.ac.kr

*** 한국과학기술원 테크노경영대학원

1. 서 론

기업의 신용평가는 기업의 위험도를 측정하여 어음, 사채 및 대출금 등의 회수 가능성을 평가하는 것이다. 이러한 기업의 신용평가 결과는 해당 기업의 채권 수익률이나 주가 등에 영향을 미치고, 또한 금융기관, 투자자 및 거래처 등이 대출 결정, 투자 결정, 신용판매 등의 의사 결정을 내리는데 영향을 미친다. 현재 우리나라에서는 한국신용정보(주), 한국신용평가(주), 그리고, 한국기업평가(주) 등의 회사가 기업의 신용 상태를 평가하고 있으며, 객관적이고 합리적인 기업신용평가 결과를 해당 투자자들에게 공개하는 것은 금융시장의 건전한 발전을 위하여 반드시 필요한 것으로 자본주의 경제 사회가 고도화 될수록 그 중요성은 증가하게 된다.

기업 신용 평가의 정확성 및 객관성을 높이기 위해서는 과학적인 평가 모형 및 기법들을 개발, 활용할 필요가 있다. 신용 등급 결정에서는 정량적인 분석과 정성적인 분석을 모두 사용하여 판단한다. 그러나, 기업의 산업 위험, 회계 품질(accounting quality), 작업의 효율성(operating efficiency), 재무적 융통성(financial flexibility), 시장에서의 위치(market position) 등 정성적인 면들은 측정하기가 어렵다. 따라서, 신용 등급을 결정하는 실증적인 연구에서는 재무 변수를 사용하는 정량적인 방법을 주로 사용하고 있다.

신용 평가는 기업 도산 예측이나 대출 승인 결정 등과 같은 이집단 분류 문제와 달리 등급 간에 서수적 특성이 있는 다집단(multi-group) 분류 문제이다. 기존의 연구에서는 하나의 수리적인 식을 통해 각 등급을 한번에 분류하는 모형들이 주로 사용되어 왔으나, Kwon[1997]에 의해 OPP모형이 제시되면서 다집단 분류 문제를 이집단 분류 문제화 하여 여러 모형을 만들

고 순차적으로 적용하여 등급을 결정하는 방법이 일반적인 신경회로망 모형을 사용한 방법보다 학습에 있어서 보다 효과적이며 보다 좋은 성과를 보일 수 있다는 것이 알려졌다.

본 연구에서는 먼저 OPP 모형과 같이 자료를 조작적으로 분류하여 다집단 분류 문제를 이집단 분류 문제화 하는 새로운 모형인 이진 분류 모형을 제시하고자 한다. 그리고, 신경회로망을 분리시킨 단순 분리 모형을 제시하여 기존의 일반적인 신경회로망과 비교함으로써 신경회로망을 분리시켜 학습을 단순화 시키는 방법이 보다 효과적임을 보이고자 한다.

마지막으로, 최근 문제 해결 기법과 학습의 도구로 널리 사용되고 있는 사례 기반 추론 방법을 적용한 새로운 기업 신용 평가 모형을 설계하여 제시하고자 한다. 그리고 사례 기반 추론 방법을 사용한 모형의 결과를 다른 모형들과 비교함으로써 사례 기반 추론 방법이 기업 신용 평가 문제에 잘 적용될 수 있는 모형인가를 알아보하고자 한다.

본 연구에서는 1993년부터 1995년까지 3년간의 신용 평가 자료를 이용하여 모형을 실증적으로 분석한다. 통계적 방법을 사용하여 선정한 변수를 기존에 이미 있는 모형과 새롭게 제시된 모형에 적용하여 신용 평가를 해보고, 이를 비교 평가 한다.

2. 문헌 연구

2.1 통계적 방법을 이용한 분류

Beaver[1966]는 재무 비율을 이용해서 단변량(univariate) 분석적인 접근 방법을 통해 기업 도산을 예측하였고, 그로부터 2년 후 Altman[1968]은 다변량 판별 분석 방법의 하나인 선형 판별 분석(Linear Discriminant Analysis : LDA)

방법을 사용하여 기업 도산을 예측하였으며, 그 결과 Beaver의 단변량 접근 방법보다 예측률이 더 높게 나타났다.

Kaplan and Urwitz[1979]는 통계적 방법을 이용하여 채권 등급 결정(bond rating)을 하는 연구를 수행하였다. 재무비율 및 β 계수와 같은 주가에 관한 자료를 독립 변수로 사용하였으며, 채권 등급 결정을 위한 통계적 방법으로는 OLS (Ordinary Least Squares) 회귀식과 프로빗 (probit) 방법을 사용하였다. 두 방법을 비교 평가한 결과, 프로빗보다 OLS 회귀식의 예측력이 더 좋게 나타났다.

Srinivasan and Kim[1987]은 기업의 신용이 큰 위험 상태인가 아닌가를 판단하는 이집단 분류 문제인 기업의 신용 승인(corporate credit granting) 문제에 판별 분석, 로짓, 목표 계획법(goal programming), RPA(Recursive Partitioning Algorithm)등 4가지 방법을 이용하여 각각 실험하였다. 그 결과 RPA의 성과가 가장 좋게 나타났다.

2.2 인공지능(Artificial Intelligence) 방법을 이용한 분류

Messier and Hansen[1988]은 귀납적 학습, 판별 분석, 개인 판단(individual judgments), 집단 판단(group judgments) 등의 방법을 기업의 도산 예측에 적용하여 그 성과를 비교 평가 하였다. 이 연구의 결과 귀납적 학습 방법이 가장 우수하게 나타났다.

지원철[1989]은 채권 등급 결정에 있어서 통계적 기법과 신경회로망 기법을 적용하였고, 재무제표를 독립변수로 사용하여 실험하였다. 실험의 결과, 신경회로망이 다변량 판별 분석 방법보다 우수한 예측력을 가지는 것으로 나타났으며, 채권 등급 결정 문제가 단순한 선형 함수

에 의해 해결 될 수 없다는 것을 제시하고 있다.

Surkan and Singleton[1990]은 독립 변수로 7개의 재무 비율을 사용하였고, 인공신경망 방법을 적용하여 채권 등급 결정(bond rating)에 관한 연구를 하였다. 인공신경망 모형으로 하나의 은닉층을 사용하는 모형과 두 개의 은닉층을 사용하는 모형을 사용하여 실험하였으며, 그 결과를 다변량 판별 분석 방법과 비교 하였다. 실험 결과 신경회로망 방법이 다변량 판별 분석 방법보다 예측력에 있어서 높게 나타났으며, 신경회로망 모형 중에서 두 개의 은닉층을 사용한 모형이 하나의 은닉층을 사용한 모형 보다 더 좋은 예측력을 나타냈다.

Odom and Sharda[1990]는 재무 비율을 독립 변수로 하여 인공신경망 방법을 적용하여 기업 도산 예측에 관한 연구를 하였다. 인공신경망 모형으로 하나의 은닉층을 갖는 모형을 사용하였으며, 실험 결과 인공신경망 방법이 판별 분석 방법보다 우수한 예측력을 보였다. 이 밖에도 다른 많은 연구자들이 부도예측을 위해 인공신경망과 기존의 통계분석을 비교하였는데 인공신경망 방법이 우수한 예측력을 보였다 [Coates and Fan, 1993; Desai 외 2인, 1996; Wilson and Sharda, 1994].

이건창 등[1994]은 기업부도예측을 위해 인공신경망의 전처리기로 귀납적 학습방법을 사용하였다. 실험결과 제안한 방법이 기존의 독립적인 통계적 기법이나 인공신경망 기법보다 우수한 예측력을 보였다.

한인구 등[1995]은 우리나라 신용평가 기관인 한국신용정보, 한국신용평가, 한국기업평가 등의 3개 회사가 1991년~1993년에 수행한 기업 신용 평가 자료를 사용하였고, 24개의 재무 비율을 독립 변수로 사용하고 신용평가 모형으로 판별 분석, 신경회로망 모형을 사용하여 실험을 하였다. 이 연구에서는 실험 자료의 선정에 있

어서 전체 자료, 유클리디언 거리, 마하라노비스 거리, 학습 자료의 중복, 자료의 정규화 등의 방법을 사용하였다. 실험 결과 유클리디언 거리나 마하라노비스 거리를 이용한 학습 자료의 추출 방법은 전체 자료를 대표하지 못함을 제시하였으며, 전체적으로 판별 분석 방법보다 신경회로망 방법이 우수한 예측력을 가짐을 보였다.

Kwon[1997]은 한국신용정보의 1991~1993년 자료를 사용하였고, 독립 변수로 24개의 재무 변수에 산업 코드, 그룹 코드 변수를 추가하여 선정하였다. 이 연구에서는 신경회로망 모형으로 새롭게 OPP(Ordinal Pairwise Partitioning) 방법을 적용하였으며, 실험 결과 OPP방법이 기존의 신경회로망 모형보다 높은 예측력이 있음을 제시하였다.

박정민 등[2005]은 국내 비외감 중공업 기업 데이터를 사용하였고, 독립변수로 15개의 재무 변수를 사용하였다. 이 연구에서는 Support Vector Machine을 기업부도예측에 적용하였고, 실험결과 기존의 통계모형보다 Support Vector Machine 방법이 더 우수한 예측력을 보였다.

3. 실험의 준비

3.1 자료의 선정

본 연구에서 실험에 사용된 자료는 우리나라의 대표적인 기업 신용 평가 기관인 한국 신용 정보(주)에서 1993년부터 1995년까지 3년간 수행한 신용 평가 자료를 활용하였다. 신용 평가란 주로 기업 어음(CP)의 상환 능력에 대해 등급을 결정하는 것을 말하며, 이는 A1, A2, A3, B, C, D의 6개 등급으로 결정된다. 각 등급에 대한 정의는 신용평가 회사에 따라 약간씩의 차이가 있는데, 한국 신용 정보(주)에서 내린 각 등급에 대한 정의는 <표 1>과 같다.

<표 1> 신용등급의 정의

등급	정 의
A1	적기 상환 능력이 최고 수준으로 투자 위험도가 극히 낮으며, 현 단계에서 합리적으로 예측 가능한 장래의 어떠한 환경 변화에도 영향을 받지 않을 만큼 안정적인 등급.
A2	적기 상환 능력이 우수하여 투자 위험도가 매우 낮지만 A1등급에 비해 다소 열등한 요소가 있는 등급.
A3	적기 상환 능력이 양호하며, 투자 위험도는 낮은 수준이지만 장래 급격한 환경 변화에 따라 다소 영향을 받을 가능성이 있는 등급.
B	적기 상환 능력은 인정되지만 투기적 요소가 내재되어 있는 등급.
C	적기 상환 능력이 의문시되는 등급.
D	지급 불능 상태에 있는 등급

여기서 D등급의 경우 사례가 전무한 상태이므로 본 연구에서 사용한 신용등급은 A1, A2, A3, B, C의 5개 등급만을 사용하였으며, 각각의 등급은 1, 2, 3, 4, 5등급으로 표현 하였다. 본 연구에 사용된 신용 평가 자료는 <표 2>와 같다.

<표 2> 한국 신용 정보의 신용평가 통계

연도 등급	1993		1994		1993 + 1994		1995	
1(A1)	52	6.25%	53	6.48%	105	6.36%	47	9.29%
2(A2)	157	18.87%	186	22.74%	343	20.79%	112	22.13%
3(A3)	283	34.01%	261	31.91%	544	32.97%	183	36.17%
4(B)	336	40.38%	295	36.06%	631	38.24%	159	31.42%
5(C)	4	0.48%	23	2.81%	27	1.64%	5	0.99%
합 계	832	100.00%	818	100.00%	1650	100.00%	506	100.00%

다변량 판별분석 방법이나 사례 기반 추론 방법에 있어서는 실험에 사용한 위의 자료를 크게 두 가지의 집단, 즉 훈련 집단(training set)과 검증 집단(validation set)으로 나누었다. 전체적으로 자료의 총수는 2156개이며, 이중 훈련 집단은 1993, 1994년 자료로 1등급이 105개, 2등급

이 343개, 3등급이 544개, 4등급이 631개, 그리고 5등급이 27개로 총 1650개의 자료로 구성되어 있다. 검증 집단은 1995년 자료를 이용하였으며, 이는 1등급이 47개, 2등급이 112개, 3등급이 183개, 4등급이 159개, 그리고 5등급이 5 개로 총 506개의 자료로 구성되어 있다.

다변량 판별분석을 이용한 실험에서는 훈련 집단을 이용하여 판별식을 세우고 검증 집단으로 모형의 성과를 측정 하였다. 사례 기반 추론을 이용한 실험에서는 훈련 집단으로 사례 베이스(case base)를 구성하였으며, 검증 집단의 사례(case)와 비슷한 사례를 사례 베이스로부터 추출하여 등급을 추론하였다.

신경회로망 방법을 이용한 실험에서는 훈련 집단(training set) 중에서 일부를 검사 집단(test set)으로 추출하였다. 신경회로망 방법을 사용한 실험에서 훈련 집단은 신경회로망 모형을 훈련(training)하는데 사용되고, 검사 집단은 모형의 “overfitting”문제의 발생을 피하기 위해서 사용되며, 검증 집단은 모형의 성과를 측정하기 위해서 사용된다. 여기서 “overfitting”이란 모형이 훈련 자료(training data)에 대해서는 좋은 성과를 보이지만, 훈련 자료가 아닌 새로운 자료에 대해서는 일반화가 되지 않는 것을 의미한다.

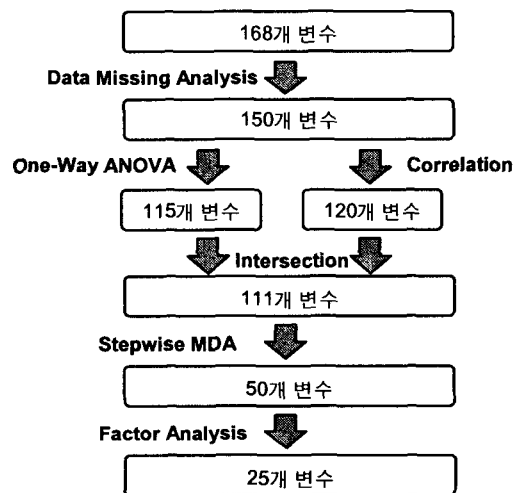
3.2 변수의 선정

기업의 신용을 평가하는데 있어서 사용되는 변수에는 정성적인 변수와 정량적인 변수가 있다. 본 연구에서는 정량적인 변수로 재무재표상의 재무 상황(financial statement)과 재무 비율(financial ratio) 등의 재무 변수를 주로 사용하였으며, 여기에 정성적인 비 재무 변수로 그룹코드, 기업 형태, 감사의견, 감사법인, 산업대분류 등을 포함 시켜 사용하였다. 전체적으로 총 168개의 변

수를 초기 변수로 선정하였다.

이 많은 변수 중에서 어떤 변수를 선택하여 사용할 것인가는 중요한 문제이다. 적절한 변수의 선택은 신용평가의 정확도를 높이게 될 것이다. 변수 선정 시에는 정확성뿐만 아니라 일부 재무변수간의 다중공선성(multicollinearity) 문제도 고려해야 한다. 상관관계가 매우 높은 두개 이상의 변수를 사용하는 것은 좋지 않은 영향을 줄 가능성이 매우 높기 때문이다. 신용평가 모형은 기업의 신용도의 상이한 측면을 평가할 수 있는 변수들로 구성되어야 한다. 따라서 변수 선정에 있어서 각 선정된 변수들은 기업의 특성을 잘 설명하고 중복되지 않도록 설계되어야 한다.

많은 변수로부터 신용평가 모형을 구축하기 위한 중요 변수를 추출하는 방법으로는 주로 다중 판별분석의 단계적 기법과 요인분석이 있다. 본 연구에서는 자료의 누락 분석(data missing analysis), 일원 분산 분석(One-Way ANOVA), 상관관계 분석(correlation analysis), 다중 판별분석의 단계적 기법(stepwise MDA), 요인분석(factor analysis) 등을 순차적으로 사용하였으며, 이를 요약하면 <그림 1>과 같이 나타낼 수 있다.



<그림 1> 변수의 선정 과정

변수의 선정 과정에서 통계적인 분석은 Window 용 SPSS를 이용하였으며 최종적으로 선정된 독립 변수는 다음의 <표 3>과 같다. 선정된 25 개의 변수를 살펴보면, 비 재무 변수 중에서 4 개의 변수가 채택되었고, 재무 변수 중에서 21 개가 선정되었다. 비 재무적 변수인 그룹코드(X01), 기업형태(X02), 감사의견(X03), 감사법인(X04) 등 4개의 정성적인 변수는 실험에 사용하기 위해서 수치를 가지는 값으로 변환(encoding) 하여 사용하였다.

<표 3> 선정된 독립 변수

변수	변수 명	변수	변수 명
X01	그룹코드	X14	감가상각대총비용비율
X02	기업형태	X15	자기자본비율
X03	감사의견	X16	순자기자본비율
X04	감사법인	X17	재고자산대유동자산비율
X05	유형고정자산	X18	단기차입금/총차입금
X06	자기자본	X19	부채총계대대출액비율
X07	업력	X20	1인당매출액
X08	총자본경상이익률	X21	공헌이익률
X09	기업경상이익률	X22	2년전 경상이익
X10	유보액/총자산	X23	결산년도 순현금흐름
X11	경상수지비율	X24	경상손실시현년도추이
X12	영업비비율	X25	순현금흐름대비총자산
X13	금융비용대부채비율		

4. 실험 방법

4.1 다변량 판별분석

다변량 판별분석(Multivariate Discriminant analysis : MDA) 방법은 분류 문제에 있어서 전통적으로 많이 쓰인 방법이다. 다변량 판별 분석과정은 세 단계로 구성된다. 첫 단계는 각 판별 함수를 도출하기 위해서 각 변수에 대한 계수(coefficent)를 추정하는 과정이고, 두 번째

단계는 도출된 판별 함수를 이용하여 각각의 자료에 대한 판별 점수(discriminant score)를 계산하는 과정이고, 마지막으로 세 번째 단계는 각 자료에 대한 종속변수를 분류하는 과정이다. 이러한 판별 분석 과정에서 사용되는 판별 함수는 판별에 사용되는 독립 변수들의 선형 결합으로 이루어지며, 각 집단 내의 분산은 최소가 되고 집단 사이의 분산은 최대가 되도록 유도되는 함수이다.

다변량 판별 분석을 이용한 실험을 위해 1993년과 1994년 자료를 훈련 자료(training data)로 하여 판별 분석 모형을 도출하였고, 1995년 자료를 검증 자료(validation data)로 하여 모형의 정확도를 측정하였다. 다변량 판별 분석 실험은 통계 분석에 사용되는 상용 소프트웨어의 하나인 SPSS를 이용하였으며, 실험 결과는 다음의 <표 4>과 같다.

<표 4> 다변량 판별 분석 실험 결과

신용등급	훈련 자료			검증 자료		
	자료수	적중	적중률	자료수	적중	적중률
1	105	47	44.8%	47	26	55.3%
2	343	197	57.4%	112	57	50.9%
3	544	325	59.7%	183	107	58.5%
4	631	494	78.3%	159	128	80.5%
5	27	9	33.3%	5	1	20.0%
Total	1650	1072	65.0%	506	319	63.0%

4.2 일반적인 신경회로망 모형

일반적인 신경회로망 모형에서는 다집단 분류 문제의 경우, 각 집단에 대해 각각의 출력 노드를 갖게 하여, 각 출력 노드의 값을 1 또는 0을 주어 신경회로망을 훈련시키게 된다. 본 연구에서 일반적인 신경회로망 모형을 이용한 실험에 사용된 자료는 판별분석을 이용한 실험에

서 사용되었던 것과 동일한 자료를 이용하였다. 그러나, 판별분석과 다르게 신경회로망에서의 overfitting문제를 해결하기 위해서 1993, 1994년 자료 중에서 80%에 해당하는 1322개의 자료를 훈련 자료(training data)로 사용하였고, 20%에 해당하는 328개의 자료를 검사 자료(test data)로 사용하였다. 그리고, 판별분석 실험과 마찬가지로 1995년도의 506개 자료를 모형의 성과를 알아보기 위한 검증 자료(validation data)로 사용하였다.

신경회로망을 이용한 실험에서 입력으로 들어가는 독립변수는 21개의 재무 변수와 4개의 정성적인 변수들로 구성되어 있다. 본 연구에서 사용된 신경회로망은 입력층, 은닉층, 출력층으로 구성된 세 개의 층을 가지는 모형을 기본적인 구조로 가지도록 하였다. 그리고 입력 노드의 수는 독립 변수의 수와 같은 25개이고, 은닉층에 포함되는 노드의 수는 5, 10, 15, 25, 30, 40, 51개 등 다양하게 선정되었으며, 출력 노드의 수는 신용평가 결과인 1등급부터 5등급까지를 나타내도록 5개로 하여 일반적인 신경회로망 모형을 구성하였다.

신경회로망을 학습하는데 사용되는 알고리즘은 가장 널리 사용되는 감독 학습 알고리즘(supervised learning algorithm)인 역전파(backpropagation) 학습 알고리즘을 사용하였다.

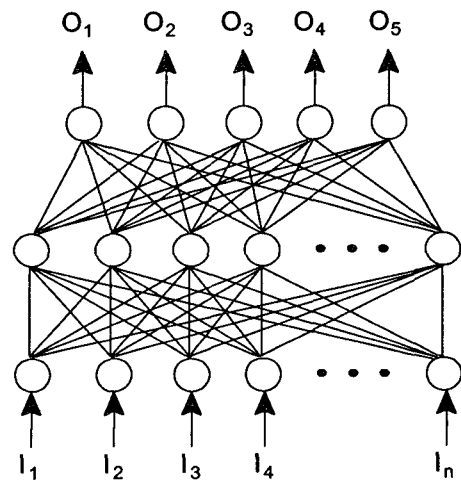
신경회로망 실험의 도구로 Word System Group 회사에서 개발된 NeuroShell 2 소프트웨어를 사용하였다.

4.3 신경회로망의 분리 모형

기업 신용 평가는 기업의 신용 상황에 따라 1등급부터 6등급까지의 등급을 부여하는 다집단(multi-group) 분류 문제이며, 본 연구에서는 1등급부터 5등급까지의 다섯 등급으로 분류 하

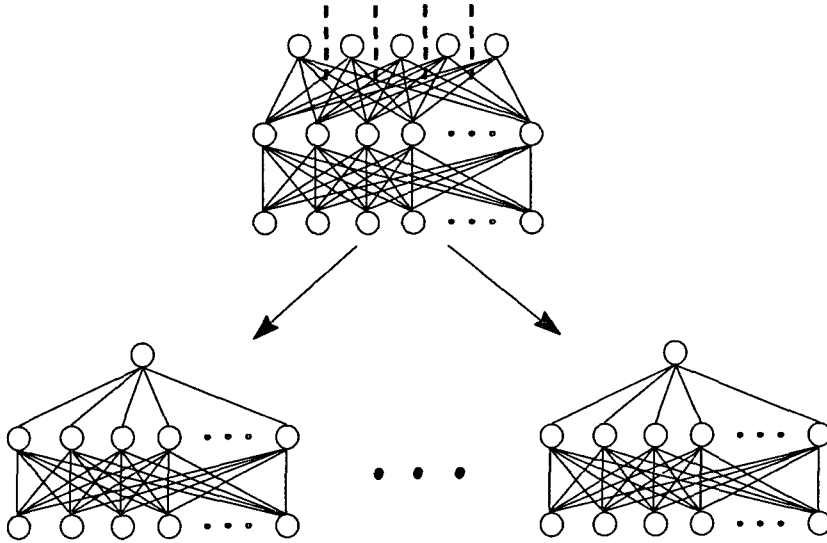
였다. 본 장에서는 신경회로망 모형에 있어서 다집단 분류를 이집단 분류화 하여 실험하는 신경회로망의 분리 모형에 대해서 생각해 보고자 한다. 앞에서 설명한 바와 같이, 일반적인 신경회로망 모형은 다음의 <그림 2>와 같다.

다집단 분류 문제에서 이와 같은 일반적인 신경회로망 모형의 경우 출력층과 은닉층 사이에 연결된 가중치는 각 출력노드 별로 유일하게 설정되어 있다. 그러나, 입력층과 은닉층 사이에 연결된 가중치에 대해서는 각 출력노드가 가중치를 서로 공유하게 되어, 5개의 출력 노드에 대해 전체적인 오차의 합을 최소화하는 방향으로 일반적인 가중치가 설정되기 때문에 정보의 손실을 가져올 수 있다. 따라서 다음의 <그림 3>와 같이 5개의 출력 노드를 가지는 일반적인 신경회로망을 1개의 출력 노드만 가지는 신경회로망 5개로 분리하여 모형을 세우고자 한다.



<그림 2> 일반적인 신경회로망 모형

이와 같이 분리된 신경회로망 모형은 다음과 같은 이유에서 일반적인 신경회로망 모형보다 학습이 보다 효과적으로 이루어지며 성과도 좋을 것으로 예상된다.



〈그림 3〉 신경회로망의 분리

첫째, 분리된 신경회로망은 각 출력 노드 별로 입력층과 은닉층 사이에 유일한 가중치를 가지게 되므로 일반적인 신경회로망에서 공유되는 가중치에 의한 정보의 손실을 줄여 학습을 보다 정밀하게 할 수 있다.

둘째, 신경회로망을 분리시키면 출력 노드에서 발생하는 출력값과 목표값 사이에 오차를 줄여주어 신경회로망의 판별력을 향상시킬 것이다.

이러한 신경회로망의 분리 모형으로 기존의 OPP모형과 함께 새로운 모형으로 이진 분류 모형과 단순 분류 모형을 제시하고자 한다.

(1) OPP(Ordinal Pairwise Partitioning) 모형

OPP모형은 Kwon[1997]에 의해 제시된 기업 신용 평가 모형으로 다집단 분류의 어려움을 개선하기 위해 사용되는 새로운 학습 방법이다. 이 방법은 각 등급의 서수적인 관계를 이용하여 자료를 분류하고 모형을 세워 순차적으로 각 모형을 적용하여 등급을 결정하는 방법으로, 전향적 방법(forward method)과 후향적 방법(backward method)이 있다.

OPP방법 중 전향적 방법은 기업 신용 평가 결과가 신용 등급 별로 5개의 등급을 가지는 다집단을 1등급과 기타등급(2, 3, 4, 5 등급), 2등급과 기타등급(3, 4, 5), 3등급과 기타등급(4, 5 등급), 4등급과 5등급의 양등급으로 이분류화해서 학습을 시켜 모형을 세우고, 다음과 같은 4 단계 절차를 통해 등급을 결정한다.

1. 1등급과 기타등급 분류에서 1등급으로 분류된 자료는 1등급으로 결정하고, 기타 등급으로 분류된 자료는 다음 단계로 넘긴다.
2. 1단계에서 넘어온 자료가 2등급과 기타등급 분류에서 2등급으로 분류되면 2등급으로 결정하고, 기타등급으로 분류되면 다음 단계로 넘긴다.
3. 2단계에서 넘어온 자료가 3등급과 기타등급 분류에서 3등급으로 분류되면 3등급으로 결정하고, 기타등급으로 분류되면 다음 단계로 넘긴다.
4. 3단계에서 넘어온 자료가 4등급과 5등급 분류에서 4등급으로 분류되면 4등급으로 결정하

고, 5등급으로 분류되면 5등급으로 결정한다.

반면에 후향적 방법은 전향적 방법에서 사용되는 이집단 분류 방법을 5등급부터 적용하여 학습이 이루어지게 된다. 즉, 전체 등급을 5등급과 기타등급, 4등급과 기타등급, 3등급과 기타등급, 2등급과 1등급으로 구분하여 순차적으로 적용하게 된다.

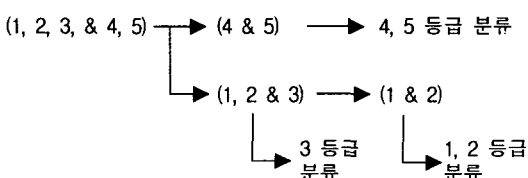
(2) 이진 분류 모형과 단순 분류 모형

이번 절에서는 다집단 분류를 이집단 분류화시킨 신경회로망의 분리 모형으로 새롭게 이진 분류 모형과 단순 분류 모형을 제시하고자 한다.

1) 이진 분류 모형(Binary Classification Model)

이진 분류 모형은 OPP 모형과 같이 각 등급의 서수적인 관계를 이용하여 자료를 분류하고, 분류된 자료로 신경회로망을 훈련 시켜 구성된 모형이다. 그러나, 이진 분류 방법은 OPP방법과 달리 자료를 중간 등급에서부터 나누어 모형을 세운다.

OPP방법의 전향적 방법이나 후향적 방법은 서수적인 관계에서 양 끝 등급(전향적 OPP : 1등급, 후향적 OPP : 5등급)부터 시작하여 분류하기 때문에 이집단 분류에 있어서 각 집단별(해당등급과 기타등급) 자료의 수의 차이가 많이 나게 되어 자료가 많은 쪽으로 적합화(fitting)되는 경향이 있다고 생각되어진다. 따라서 이진 분류 모형의 경우 자료를 비슷한 수의 두집단으로 나누기 위해 중간 등급에서부터 나누어 모형을



<그림 4> 이진 분류 모형의 등급 결정과정

을 구성한다. 즉 자료를 (1, 2, 3 & 4, 5), (4 & 5), (1, 2 & 3), (1 & 2)로 나누어 신경회로망 모형을 구성한 뒤 위의 <그림 4>와 같은 절차에 의해서 각 등급을 결정하게 된다.

2) 단순 분류 모형(Simple Classification Model)

OPP 모형이나 단순 분류 모형은 자료의 서수적인 관계를 이용한 것으로 신경회로망을 조작적으로 분리한 것이라 할 수 있다. 따라서 기업 신용 평가 모형에 있어서 일반적인 신경회로망 모형과 이러한 모형을 비교하여 분리된 모형의 성과가 좋다고 보기에는 약간의 어려움이 있다.

본 절에서는 5개의 출력노드를 가지는 일반적인 신경회로망 모형을 하나의 출력노드를 가지는 5개의 신경회로망으로 분리하여 실험하는 단순 분류 모형을 제시하여 두 실험의 결과를 비교하고자 한다. 자료의 서수적 특성과 같은 자료의 특징을 이용하지 않고 신경회로망을 단순히 분리시켜 만든 단순 분류 모형과 일반적인 신경회로망 모형의 결과를 비교하는 방법이 다집단 분류 문제를 이집단 분류화 하는 분리모형의 우수함을 입증하는데 더욱 타당할 것이다.

단순 분리 모형을 이용하여 각 등급을 결정하는 절차는 다음과 같다.

1. 훈련 자료와 검사 자료를 (1 & 2, 3, 4, 5), (2 & 1, 3, 4, 5), (3 & 1, 2, 4, 5), (4 & 1, 2, 3, 5), (5 & 1, 2, 3, 4)로 분류하여 5개의 신경회로망을 구성하여 각각의 모형을 결정한다.
2. 검증 자료의 한 자료에 대해 5개의 모형을 각각 적용하고, (i & 기타)로 구성된 신경회로망의 출력값을 O_i ($i = 1, 2, 3, 4, 5$)라 하자.
3. $\text{MAX}\{O_1, O_2, O_3, O_4, O_5\} = O_r$ ($r = 1, 2, 3, 4, 5$)이면 r등급으로 결정한다.
4. 검증 자료의 모든 자료에 대해 위의 2와 3단계를 반복한다.

〈표 5〉 실험 결과 비교 (%)

신용 등급	훈련 자료					검사 자료					검증자료				
	CNN	FOPP	BOPP	BCM	SCM	CNN	FOPP	BOPP	BCM	SCM	CNN	FOPP	BOPP	BCM	SCM
1	57.6	62.4	100	100	58.8	65.0	65.0	85.0	85.0	65.0	51.1	53.2	72.3	72.3	61.7
2	69.1	78.5	100	100	66.9	52.9	66.2	97.1	97.1	50.0	55.4	57.1	51.8	51.8	52.7
3	66.4	84.8	95.2	95.2	68.5	60.6	80.7	86.2	86.2	63.3	59.0	73.8	66.1	66.1	67.8
4	85.0	100	83.2	100	85.0	83.3	100	84.1	100	84.1	87.4	81.8	82.4	84.3	87.4
5	0.0	13.6	13.6	22.7	4.5	0.0	20.0	20.0	20.0	0.0	0.0	20.0	20.0	20.0	20.0
합 계	72.4	86.7	90.5	97.1	72.8	67.1	83.2	86.6	92.7	67.7	65.8	70.2	68.2	68.8	69.6

〈표 5〉는 여러 가지 다양한 방법에 대한 실험 결과를 보여준다. 표에서 CNN은 일반적인 신경회로망 모형, FOPP는 전향적 OPP 모형, BOPP는 후향적 OPP 모형, BCM은 이진 분류 모형, SCM은 단순 분류 모형을 나타낸다.

OPP방법을 이용한 신경회로망 실험 결과, 검증 자료에 대한 전향적 방법을 사용한 모형의 적중률은 70.2%, 후향적 방법을 사용한 모형의 적중률은 68.2%로 앞서 실험한 다변량 판별 분석 모형(63.0%)이나 일반적인 신경회로망 모형(65.8%)보다 좋은 성과를 나타내었다.

일반적인 신경회로망 모형과 OPP 모형의 결과에서 검증 자료에 대한 적중률을 각 등급별로 살펴보면 적중률의 차이는 주로 3등급과 4등급의 적중률에 의해서 결정된다고 볼 수 있다. 일반적인 신경회로망의 경우 4등급의 적중률이 87.4%로 전향적 방법(81.8%)과 후향적 방법(82.4%)보다 높게 나타나고 있는 반면, 3등급의 경우에는 59.0%로 전향적 방법(73.8%)과 후향적 방법(66.1%)보다 낮게 나타나며 적중률의 차이가 4등급의 경우보다 더 크게 나타나고 있다. 따라서, 결과적으로 전체적인 적중률이 전향적 방법이 가장 높고 후향적 방법이 그 다음으로 높으며 일반적인 신경회로망 모형이 낮게 나타나는 것이다. 이는 각 등급별로 자료의 수가 많

이 차이가 나는 것에 기인한다고 생각되며, 일반적인 신경회로망의 경우 훈련 자료에서 4등급이 가장 많아 신경회로망이 4등급으로 적합화(fitting)되어 검증자료에 대해 결과를 4등급으로 많이 분류하기 때문이라 할 수 있다. 그러나 OPP방법의 경우 이러한 적합화를 줄여주고, 앞에서 설명한 바와 같이 입력층과 은닉층 사이에 고유한 가중치를 가지기 때문에 보다 정확하게 분류시켜 보다 높은 적중률을 나타낸다고 할 수 있다.

단순 분류 모형의 검증 자료에 대한 적중률은 69.6%로 일반적인 신경회로망 모형의 65.8%의 적중률보다 높은 성과를 보였다. 이는 기업 신용 평가와 같은 다집단 분류 문제에 있어서 신경회로망을 분리하여 이집단 분류 문제로 전환시켜 세운 모형이 일반적인 신경회로망 모형보다 더 좋은 학습을 하여 분류의 판별력을 높인다는 것을 입증한다.

신경회로망의 분리 모형의 성과가 좋은 이유로 앞에서 설명한 바와 같이 입력층과 은닉층 사이에 가중치를 유일하게 갖게 되어 출력값의 오차를 감소시킨다는 것과 함께 모형의 가중치 수의 감소에 따른 적중률 증가 가능성을 생각해 볼 수 있다. 각 모형의 가중치 수와 적중률의 관계는 다음과 같다.

〈표6〉 가중치 수와 적중률 관계

모형	가중치 수	적중률
일반적인 모형	1875	65.8%
전향적 OPP	884	70.2%
후향적 OPP	520	68.2%
이진 분류 모형	520	68.8%
단순 분류 모형	603	69.6%

위의 표에서 보는 바와 같이 신경회로망의 분리 모형의 경우 평균적인 가중치의 수는 520~884개로 일반적인 신경회로망 모형의 1875개 보다 절반 이하의 가중치를 가지게 되고, 적중률은 가중치의 수가 적은 분리 모형이 성과가 좋음을 알 수 있다.

4.4 사례 기반 추론을 이용한 실험

사례 기반 추론 방법은 최근 문제 해결 기법이나 학습의 도구로 많이 사용되어 지고 있다. 사례 기반 추론이 다른 통계적 기법이나 인공지능 기법보다 우수한 점으로는 결과에 대한 설명력이 있다는 것과 실험에서 새로운 자료를 추가할 때 비교적 쉽게 모형을 수정할 수 있다는 것 등이 있다. 또한 Buta[1994]에 의하면 채권 등

급 결정과 같은 분류 문제에서 사례 기반 추론 방법의 적중률이 다른 통계적 기법이나 인공지능 기법보다 높게 나타나고 있다.

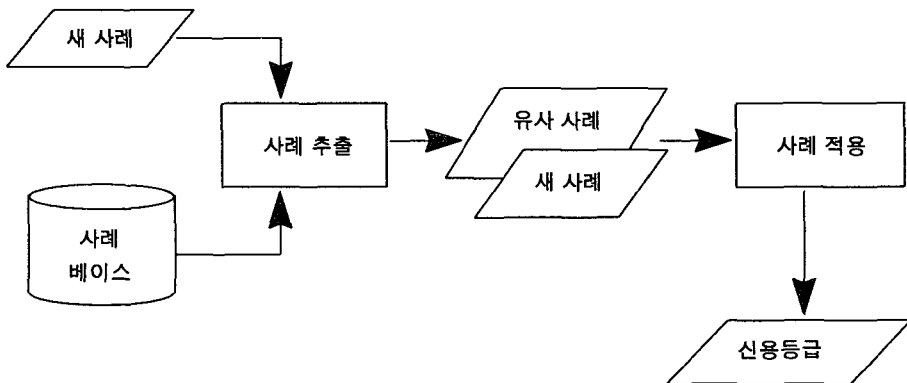
본 연구에서 적용되는 기업 신용 평가에 대한 사례 기반 추론 모형의 절차를 도식화 하여 나타내면 다음 <그림 5>와 같다.

사례 기반 추론 방법에서 사례 베이스에 들어 있는 사례와 새사례 사이의 유사성을 결정하는 것은 매우 중요하다. 본 연구에서는 하나의 사례는 특성(feature) 표현 방법을 사용하여 재무 비율로 구성된 25개의 독립 변수의 집합으로 표현 된다. 재무 비율과 같은 연속적인 값을 특성으로 사용하는 경우에는 사례간 유사성의 척도로 보통 두 사례간 거리를 이용한다. 두 사례 a, b간의 거리 d_{ab} 를 구하는 식은 다음과 같다.

$$d_{ab} = \left[\sum_{i=1}^n W_i \cdot (X_{ai} - X_{bi})^r \right]^{\frac{1}{r}} \quad (r \geq 1)$$

이 식에서 n 은 특성, 즉 독립 변수의 수이며 X_{ai} 는 사례 a 의 i 번째 독립 변수의 값을 나타내고, W_i 는 i 번째 변수의 중요도를 나타낸다.

본 실험에서는 $r=2$ 인 유클리디안 거리를 이용하며, 새 사례와 사례 베이스를 다음과 같이 나타내었다.



〈그림 5〉 사례 기반 추론 실험 절차

- 새사례 : $C_C = (X_{c1}, X_{c2}, \dots, X_{c25}, Y_c)$
- 사례 베이스 : $CB = \{C_i | i = 1 \dots 1650\}$
 $C_i = (X_{i1}, X_{i2}, \dots, X_{i25}, Y_i)$

이와 같은 조건하에서 사례 기반 추론 방법을 사용하여 기업의 신용 등급을 결정하는 절차는 다음과 같다.

- 사례 추출 : 새사례와 유클리디안 거리가 작은 사례를 추출한다.

1. 사례 베이스에 있는 사례 C_i 와 새사례 C_C 사이의 유클리디안 거리 d_i 를 구한다.

$$d_i = \sqrt{\sum_{p=1}^{25} W_p \cdot (X_{cp} - X_{ip})^2}$$

2. 사례 베이스에 있는 1650개의 사례 중 거리가 가장 작은 K개의 Neighbor를 구한다. 이 때 구해진 사례와의 각 거리를 $d_j (j=1, 2, \dots, K)$ 라 하자.

- 사례 적용 : 거리가 작은 사례가 새사례와 더 유사한 사례이므로 거리에 반 비례하게 가중치를 주어 적용한다.

1. K개 거리의 합을 구한다.

$$d_{TOT} = \sum_{j=1}^K d_j$$

2. j번째 Neighbor의 상대적인 가중치 W_j 를 구한다.

$$W_j = \frac{1}{K-1} \left(1 - \frac{d_j}{d_{TOT}} \right)$$

3. 다음 식을 만족하는 R을 결정한다.

$$\sum_{Y_j=R} w_j = \text{MAX} \left\{ \sum_{Y_j=r} w_j | r = 1, 2, 3, 4, 5 \right\}$$

4. 새사례에 대한 신용 등급 Y_c 를 R등급으로 결정한다.

위의 사례 기반 절차를 이용한 본 실험에 있어서 사례 간의 유사성 척도로 사용되는 거리를 구할 때, 사례를 표현하는 특징(feature)을 나타내는 각 독립변수들은 평균이 0, 분산이 1인 값으로 정규화 시켰다. 정규화 시키지 않을 경우 유사성 측정에서 큰 값을 가지는 변수가 작은 값을 가지는 변수보다 거리를 구하는데 영향을 더 크게 미쳐 중요한 변수로 인식되기 때문이다. 따라서 각 변수들을 정규화 시킴으로써 거리에 대한 각 변수의 영향을 일정하게 할 수 있다.

거리에 대한 각 변수의 영향력은 식에서 사용되는 가중치 W_p 에 의해 결정이 된다. 실험에서 W_p 의 값을 다음과 같이 두 가지 방법을 사용하였다.

- 모든 변수에 대해 $W_p = 1$ 로 고정 시켜 거리를 구함
- 단계적 판별 분석에서 구해진 각 변수에 대한 판별의 기여도를 나타내는 F값을 사용하여 다음 식과 같이 W_p 를 구하여 거리를 구함.

$$W_p = \frac{F_p}{F_{TOT}}$$

위와 같은 두 가지 방법을 사용한 모형에 대해 Nearest Neighbor의 수를 1, 3, 5, 7개로 변화시켜 가며 실험을 하였으며, 그 결과 검증 자료에 대한 적중률은 다음과 같다. 표에서 두 번째 행의 값은 Nearest Neighbor수를 나타낸다.

실험 결과를 보면, Neighbor의 수가 7개인 경우가 가장 낮은 적중률을 나타내고 있으며, Neighbor의 수가 증가할수록 1, 2, 3등급 자료에 대한 적중률이 떨어지는 현상이 나타나고 있다. 이는 Neighbor의 수가 증가하면 자료의 수가 많은 등급으로 적합화(fitting)되기 때문인 것이다.

〈표 7〉 사례 기반 추론을 이용한 실험 결과

신용등급	단순 유클리디안 거리				가중 유클리디안 거리			
	1	3	5	7	1	3	5	7
1	66.0%	61.7%	57.4%	46.8%	63.8%	59.6%	59.6%	48.9%
2	69.6%	65.2%	69.6%	62.5%	71.4%	71.4%	62.5%	64.3%
3	68.3%	62.3%	65.0%	57.4%	67.2%	68.9%	63.4%	60.7%
4	84.3%	87.4%	84.3%	86.2%	82.4%	83.0%	84.3%	83.6%
5	20.0%	0.0%	20.0%	20.0%	20.0%	0.0%	0.0%	0.0%
합계	72.9%	70.2%	70.9%	66.2%	72.1%	72.3%	68.8%	67.0%

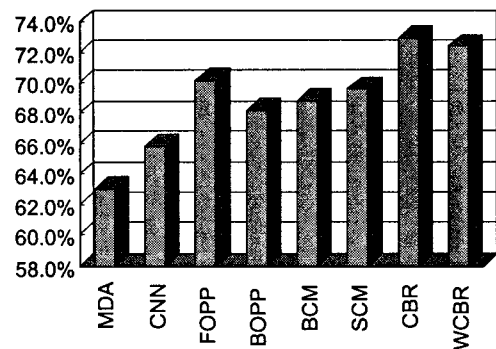
전체적인 적중률은 거리를 구하는데 있어서 가중치를 일정하게 한 단순 유클리디안 거리를 사용한 사례 기반 추론 모형은 Neighbor수가 1개일 때 72.9%로 가장 좋았으며, 단계적 판별 분석의 F값을 가중치로 이용한 가중 유클리디안 거리를 사용한 모형은 Neighbor의 수가 3개일 때 72.3%로 가장 좋은 결과를 나타냈다. 사례 기반 추론 방법을 이용한 두 모형의 적중률은 서로 큰 차이를 나타내지 않고 비슷한 적중률을 보이고 있으며, 다변량 판별 분석방법, 일반적인 신경회로망 방법, OPP 모형, 분리 모형을 사용한 실험 결과보다 높은 적중률을 나타내고 있다.

5. 모형별 실험 결과 비교

본 연구에서는 모든 모형에서 같은 변수를 사용하고, 같은 훈련 자료를 모형 구성에 사용하였으며 같은 검증 자료를 모형을 검증하는데 사용하는 방법으로 되도록 같은 실험 조건하에서 각 모형을 실험하였다.

먼저 각 모형별 검증 자료에 대한 적중률을 그래프로 나타내면 다음의 <그림 6>과 같다. 여기서 MDA는 다변량 판별 분석 모형, CNN은 일반적인 신경회로망 모형, FOPP는 전향적 OPP

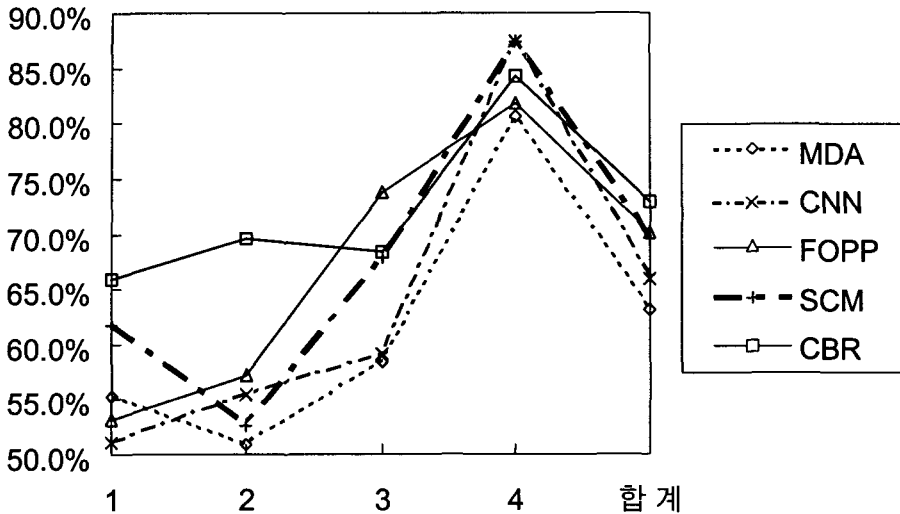
모형, BOPP는 후향적 OPP 모형, BCM은 이진 분류 모형, SCM은 단순 분류 모형, CBR은 단순 유클리디안 거리를 사용한 사례 기반 추론 모형, 그리고 WCBR은 가중 유클리디안 거리를 사용한 사례 기반 추론 모형을 나타낸다.



〈그림 6〉 모형별 적중률

그림에서 보는 바와 같이 사례 기반 추론을 이용한 모형이 다른 모형보다 높은 적중률을 나타내고 있으며, 이진 분류 모형과 단순 분류 모형은 기존의 OPP 모형과 비슷한 적중률을 나타내고 다변량 판별 분석 모형과 일반적인 신경회로망 모형보다 높은 적중률을 나타내고 있다.

기업신용평가 모형으로 사용된 여러가지 모형 중에서 기존의 다변량 판별분석 방법과 일반적인 신경회로망, OPP모형 중 성과가 좋은 전



〈그림 7〉 모형별, 등급별 적중률

향적 방법, 두가지 분류모형 중 적중률이 높은 단순분류모형, 사례 기반 추론 모형 중 단순 유크리디안 거리를 사용한 모형에 대해서 각 등급별 적중률을 그래프로 표시하면 위의 <그림 7>과 같다. 여기서 5등급 자료에 대한 적중률은 값이 작아 그림에서 제외시켰다.

등급별로 적중률을 보면 사례 기반 추론 방법은 자료의 수가 상대적으로 적은 1등급과 2등급 자료에 대해서 다른 모형 보다 높은 적중률을 나타내고 있으며, 3등급 자료에 대해서는 전향적 OPP모형의 적중률이 가장 높고, 4등급 자료에 대해서는 일반적인 신경회로망 모형과 단순분류 모형이 가장 높은 적중률을 나타내고 있다.

따라서 과거의 사례 중 비슷한 사례를 찾아 새사례에 대한 해답을 찾는 사례 기반 추론 방법은 등급별 자료수가 많이 차이 나는 기업 신용 평가와 같은 문제에 있어서 자료의 수에 의해 특정 등급으로의 적합화 현상이 다른 모형보다 적게 나타난다. 또한 전체적인 적중률도 다른 모형들보다 높아 기업 신용 평가에 있어서 사례 기반 추론 방법의 적용이 유용하다고 할

수 있다.

본 연구에서는 각 모형별로 구한 검증 자료에 대한 적중률간에 통계적으로 유의한 차이가 있는가를 검증하기 위하여 비모수 검정방법 중의 하나인 카크란 Q(Cochran's Q)통계량을 사용하였다. 카크란의 Q검정은 자료의 값이 2분형(dichotomous)일 때 같은 자료에 대해서 여러가지 방법을 사용한 효과가 차이가 있는가를 검정해주는 방법이다. 따라서, 검정 자료 506개에 대한 결과에 대해 등급 판별을 올바르게 했으면 "1", 틀리게 했으면 "0"의 값을 각각 주어 두 모형 사이의 분류 효과의 차이를 검정하여 적중률의 차이를 비교하고자 한다. 카크란 Q검정의 결과는 <표 8>과 같으며 각 칸의 값은 통계적 유의도를 나타낸다.

결과표에서 검게 색칠된 부분은 0.05 유의수준에서 통계적으로 유의한 결과를 나타낸 것이다. 신경회로망 모형의 적중률이 다변량 판별분석 모형의 적중률보다 우수하다는 것은 기존의 연구에서 충분히 실증되었다. 그러나 본 연구에서는 일반적인 신경회로망 모형의 적중률이 다

〈표 8〉 각 모형별 적중률 비교를 위한 카크란 Q 통계량

		CNN	FOPP	BOPP	BCM	SCM	CBR	WCBR
	H-R	65.8	70.2	68.2	68.8	69.6	72.9	72.3
MDA	63.0	0.1311	0.0003	0.0140	0.0064	0.0001	0.0000	0.0001
CNN	65.8		0.0105	0.1957	0.0997	0.0038	0.0027	0.0069
FOPP	70.2			0.1790	0.3320	0.7218	0.3105	0.4171
BOPP	68.2				0.2568	0.4189	0.0425	0.0770
BCM	68.8					0.6374	0.0707	0.1200
SCM	69.6						0.1551	0.2466
CBR	72.9							0.7389

변량 판별분석 모형의 적중률보다 높게 나오기는 했으나 통계적으로 유의한 차이를 보이지 못하였다. 이는 변수를 통계적 방법만을 사용하여 선정하였기 때문에 상대적으로 다변량 판별분석 모형의 결과가 좋게 나온 것에 기인한다.

본 연구에서 새롭게 제시한 모형 중에서 이진 분류 모형의 경우 다변량 판별 분석 방법보다 통계적으로 유의한 적중률의 차이를 보였으나 일반적인 신경회로망 모형과는 유의한 차이를 보이지 않았다. 단순 분류 모형의 경우에는 판별 분석과 일반적인 신경회로망 모형보다 유의한 적중률의 차이를 보이고 있으며, 다집단 분류를 이집단 분류화 시켜 적용한 신경회로망 모형들(OPP 모형, 이진 분류 모형, 단순 분류 모형) 사이에서는 통계적으로 유의한 적중률의 차이를 보이고 있지 않다. 사례 기반 추론을 적용한 두 가지 모형은 판별 분석 및 일반적인 신경회로망 모형보다 통계적으로 유의한 적중률의 향상을 보이고 있으며, 단순 유클리디안 거리를 사용한 사례 기반 추론 모형의 경우 후향적 OPP모형 보다 통계적으로 유의한 높은 적중률을 나타내고 있다.

6. 결 론

본 연구에서는 기업 신용 평가 모형으로 기존에 사용되었던 다변량 판별 분석 모형 및 일반적인 신경회로망 모형과 OPP모형을 사용하여 실험하였다. 그리고 새로운 신경회로망 모형으로 이진 분류 모형과 단순 분류 모형을 제시하였으며 마지막으로 사례 기반 추론 모형을 제시하여 기업 신용 평가 문제에 적용하여 보았다. 본 연구에서 실험의 결과를 통해 얻은 결론은 다음과 같다.

첫째, 신경회로망 모형 중 OPP 모형이나 이진 분류 모형과 같이 각 등급의 서수적인 관계를 이용하여 자료를 조작적으로 분류하여 신경회로망을 훈련시키고 검증 자료를 순차적으로 적용하여 실험한 모형의 결과, 기존의 일반적인 신경회로망 모형보다 통계적으로 유의한 적중률의 차이를 보였다. 이는 기업 신용 평가와 같은 다집단 분류 문제를 이집단 분류 문제화 하여 실험하는 것이 좋은 성과를 보임을 나타낸다.

둘째, 일반적인 신경회로망을 하나의 출력 노드만을 갖도록 여러개의 신경회로망으로 분리

시켜 혼란시키는 단순 분류 모형을 제시하였다. 실험 결과, 단순 분류 모형은 일반적인 신경회로망 모형보다 통계적으로 유의한 적중률의 차이를 나타내고 있으며, 따라서 이는 다집단 분류 문제에서 신경회로망을 분리시켜 혼란시키는 것이 보다 효과적이며 좋은 성과를 보인다는 것을 나타낸다.

세째, 최근에 여러 분야에서 많이 사용되는 사례 기반 추론 방법을 기업 신용 평가에 적용하였다. 신경회로망 모형은 적절한 신경망 구조를 찾기 위해 많은 실험을 해야 하는 단점이 있으나, 사례 기반 추론의 경우 비교적 간단하게 모형을 구성하여 실험할 수 있다. 실험 결과 사례 기반 추론 방법을 적용한 결과가 다변량 판별 분석 및 일반적인 신경회로망과 후향적 OPP 방법을 적용한 결과보다 통계적으로 유의한 적중률의 차이를 보였으며, 다른 모든 모형들보다 높은 적중률을 나타내고 있다. 따라서 사례 기반 추론 방법을 이용한 모형은 기업 신용 평가에 있어서 기존의 모형보다 더 간편하면서 적중률의 향상을 이루는 적절한 모형이라 할 수 있다.

앞의 서론에서 설명하였듯이 우리나라에서 기업 신용 평가의 중요성이 날로 증가하고 있다. 따라서 사례 기반 추론 모형과 같이 보다 적중률이 높은 정확한 신용 평가 모형을 개발하는 것은 실무적으로 큰 의의가 있다.

본 연구에서는 다음과 같은 한계점이 노출되었다.

첫째, 변수 선정의 단일성이다. 이는 실험에서 사용된 모든 모형에 대해서 통계적 방법으로 선정한 일정한 변수를 사용하였다는 것을 말한다. 통계적 방법을 사용하여 선정한 변수가 통계적 실험 방법인 다변량 판별분석 모형에서는 높은 적중률을 나타내게 하지만, 이 변수들이 신경회로망이나 사례 기반 추론을 이용한 모형에서 반드시 유효하다고 말할 수 없다.

둘째, 신경회로망 실험에서의 실험 자료에 대한 적합화(overfitting) 문제의 발생이다. 앞에서도 설명하였듯이 적합화 문제를 줄이기 위해 검사 자료를 사용하였으나, 실험 자체에 사용되는 입력 변수의 수가 많고 신경망 구조를 일정화시켜 은닉 노드의 수가 많기 때문에 가중치의 수가 증가함에 따라 적합화 문제가 발생했을 수 있다.

셋째, 유사성 척도의 단순성이다. 이는 사례 기반 추론 모형에 있어서 사례 간의 유사성의 척도로 유클리디안 거리만을 이용하였다는 것을 의미한다. 재무 비율과 같은 연속적인 값을 가지는 경우에는 유클리디안 거리를 많이 사용하지만 비 재무적인 요소에서는 유사성의 척도를 다른 방법을 사용할 수 있을 것이다. 그러나, 본 실험에서는 실험의 편의상 모든 변수에 대해서 동일하게 유클리디안 거리만을 적용하였다.

향후 연구과제로는 본 연구에서 사용한 통계적인 방법 이외에 신경회로망이나, 귀납적 학습, 유전자 알고리즘 등의 인공지능 방법을 변수 선정 방법으로 사용한 선정 방법의 다양화이다.

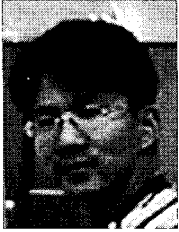
또한 복합 모형의 개발이다. 기업 신용 평가에 사용되는 여러가지 모형 중에서 단순히 한가지 모형만을 사용하는 것은 적중률을 높이는 데 한계가 있다. 따라서 모형별로 나온 결과를 가중 평균하여 최종 결과를 구하는 방식과 같은 후처리 복합 모형이나, 사례 기반 추론 과정에서 각 절차에 통계적 기법이나 다른 인공지능 기법을 첨가하여 사용하는 방식과 같은 결합 모형을 사용하여 적중률을 높일 수 있을 것이다.

참고 문헌

- [1] 박정민, 김경재, 한인구, "Support Vector Machine을 이용한 기업부도예측", 경영정

- 보학연구, 제15권 제2호, 2005, pp. 51-63.
- [2] 지원철, “채권평가 기관의 판단에 대한 학습: 통계적 기법과 *Connectionist Network*의 비교 연구”, *홍대논총*, 1989, pp. 601-613.
- [3] 이건창, 김명중, 김혁, “기업도산예측을 위한 귀납적 학습지원 인공신경망 접근방법: MDA, 귀납적 학습방법, 인공신경망 모형과의 성과비교”, *경영학연구*, 제23권 제3호 1994.
- [4] 한국신용정보(주), *기업어음, 회사채 신용등급 총람*, 1996.
- [5] 한인구, 권영식, 이건창, “지능형 기업신용평가시스템의 개발: *NICE-AI*”, *경영학연구*, 제24권 제4호, 1995, pp. 91-116.
- [6] Altman, E., “Financial Ratios, Discriminant Analysis and Prediction of Corporate Bankruptcy”, *Journal of Finance*, Sep. 1968, pp. 589-609.
- [7] Beaver, W., “Financial Ratios as Predictors of Failure”, *Journal of Accounting Research*, Supplement, 1966, pp. 71-111.
- [8] Buta, Paul, “Mining for Financial Knowledge with CBR”, *AI Expert*, Feb., 1994, pp. 34-41.
- [9] Coates, P. and L. Fant, “Recognizing financial distress patterns using a neural network tool”, *Financial Management*, Vol. 22, No. 3, 1993, pp. 142-155.
- [10] Desai, V. S., Crook, J. N. and G. A. Overstreet Jr., “A Comparison of Neural Networks and Linear Scoring Models in the Credit Union Environment”, *European Journal of Operational Research*, Vol.95, 1996, pp. 24-37
- [11] Kaplan, R. S. and Urwitz, G., “Statistical Models of Bond Ratings: A Methodological Inquiry”, *Journal of Business*, Vol. 52, No. 2, 1979, pp. 231-261.
- [12] Kwon, Y., Han, I. and Lee, K, “Ordinal Pairwise Partitioning (OPP) Approach to Neural Networks Training to Neural Networks Training in Bond Rating”, *International Journal of Intelligent Systems in Accounting, Finance, and Management*, Vol. 6, 1997, pp. 23-40.
- [13] Messier, William F. and Hansen, James V., “Inducing Rules for Expert System Development: An Example using Default and Bankruptcy Data”, *Management Science*, Vol. 34, No. 12, 1988, pp. 1403-1415.
- [14] Odom, M. and Sharda, R., “A Neural Network Model for Bankruptcy Prediction”, *Proceedings of the IEEE International Conference on Neural Networks*, San Diego, CA., pp. II. 1990, 163-168.
- [15] Srinivasan, V. and Kim, Y. H., “Credit Granting: A Comparative Analysis of Classification Procedures”, *The Journal of Finance*, Vol. XLII, No. 3, July 1987, pp. 665-683.
- [16] Surkan, A. and Singleton, J., “Neural Networks for Bond Rating Improved by Multiple Hidden Layers”, *Proceedings of the IEEE International Conference on Neural Networks*, San Diego, CA. 1990, pp. II. 157-162.
- [17] Wilson, R. and R. Sharda, “Bankruptcy prediction using neural networks”, *Decision Support Systems*, Vol.11, 1994, pp. 545-557.
- [18] Word Systems Group, Inc., *Neuro Shell 2 User's Manual*, 1993.

■ 저자소개



김 다 윷

KAIST에서 학사, KAIST 테크노 경영대학원에서 경영공학전공으로 석사 학위를 취득하였고 현재 한국신용정보에 재직 중이다. 주요 관심분야는

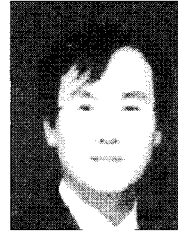
기업/개인 신용평가, 회계/재무 정보시스템, 인공지능 및 데이터마이닝 등이다.



민 성 환

동국대학교를 졸업하여 KAIST에서 경영공학 전공으로 박사 학위를 취득하였다. 현재 한림대학교 경영학부 조교수로 재직 중이다. 주요 관심분야는

인공지능 및 데이터마이닝, 지능형 신용평가시스템, 고객관계관리, 인터넷 비즈니스 등이다.



한 인 구

현재 한국과학기술원 테크노 경영대학원 교수로 재직 중이다. 서울대학교 국제경제학사, KAIST 경영과학석사를 취득하였고 University of Illinois

at Urbana Champaign에서 회계정보시스템을 전공하여 경영학박사를 취득하였다. 주요 관심분야는 지능형 신용평가시스템, 인공지능을 이용한 재무예측, 지식자산 가치평가, 정보시스템 감사 및 보안 등이다.