

한정된 데이터하에서 인공신경망을 이용한 기업도산예측
- 섬유 및 의류산업을 중심으로 -

피종호*, 김승권**

Bankruptcy Prediction Based on Limited Data
of Artificial Neural Network
- in Textiles and Clothing Industries -

Pi, Jong Ho*, Kim, Sheung Kown**

ABSTRACT

Neural Network(NN) is known to be suitable for forecasting corporate bankruptcy because of discriminant capability. Bankruptcy prediction on NN by now has mostly been studied based on financial indices at specific point of time. However, the financial profile of corporates fluctuates within a certain range with the elapse of time. Besides, we need a lot of data of different bankrupt types in order to apply NN for better bankruptcy prediction. Therefore, we have decided to focus on textiles and clothing industries for bankruptcy prediction with limited data. One part of the collected data was used for training and calibration, and the other was used for verification. The model makes a learning with extended data from financial indices at specific point of time. The trained model has been tested and we could get a high hitting ratio relatively.

I. 서 론

기업의 도산이 사회적·경제적으로 끼치는 영향이 매우 큼에 따라 일찍부터 이에 대한 연구와 대책이 강구되어 왔다. 학계에서도 기업 도산 또는 신용평가에 대한 연구가 활발하여 다수의 논문이 발표되는 성과를 거두고 있다.[6][7][8][13][20] 기업도산 예측방법도 과거의 판별분석, 또는 logit분석 등에서 최근에는 인공신경망을 이용한 예측이 이루어져 예측력을 높이고 있다.[14][16] 특히 인공신경망을 이용한 예측기법은 기업의 도산 원인의 성질이 비선형성을 감안할 때 적절한 것이며[12][15], 과거 선형

형적 모델에 의한 방법이 주류를 이뤘던 데 비해 큰 발전이라 할 수 있다. 그러나 인공신경망 역시 학습되지 않은 다른 특징이 있는 패턴에 대하여 어떠한 판단을 내릴지 알 수 없다는 문제점과 문제점을 해결하기 위해서는 많은 패턴의 경우를 발굴해야 하는데 이 역시 자료수집의 문제점을 지니고 있다.[2] 특히 도산 기업에 관한 자료를 수집하기란 전문기관을 제외하고는 일반투자자로서는 쉬운 일이 아니다. 따라서 이에 대한 해법으로 한정된 데이터 하에서 데이터의 확장 및 확장된 데이터를 통한 예측을 검증하여 봄으로서 기업도산예측용 전용 뉴럴네트워크 알고리즘의 개발 가능성을 제시하고자 한다. 이와 같은 연구의 목적을 달성하기 위해서 현재 활용되고 있는 인공신경망(백프로퍼게이션)을 이용하여 1992년부터 1994년까지의 상장되었다 도산하였던 기업과 같은 기간 중의 비도산기업의 재무지표를 기초로 학습용 데이터셋과 검증용 데이터셋을 만들어 학습을 실시하고 검증을 시행토록 한다. 다음에는 섬유 및 의류산업을 중심으로 제한된 데이터를 기초로 패턴의 확장과 함께 인공신경망을 이용한 학습과 검증을 실시토록 하고 확장되지 않고 시험한 데이터를 대상으로 실험하였던 결과와 비교하여 연구목적의 타당성을 도출하고 그 활용방안에 대하여 논의토록 한다. 마지막으로 본 연구에서 조사와 연구되었던 사항들을 종합하여 결론을 도출한다.

II. 인공신경망을 이용한 기업도산예측

1. 인공신경망의 개념

1980년대 중반 기존 인공신경망의 입력층(Input Layer)과 출력층(Output Layer) 사이에 한 개 또는 그 이상의 은닉층(Hidden Layer)을 쓰는 새로운 모델들이 제안되어 인공신경망의 연구 및 응용이 활성화되었다. 특히 백프로퍼게이션(Back-propagation) 학습알고리즘이 사용됨으로서 선형분리문제 뿐만 아니라 비선형분리문제등 여러 문제를 해결할 수 있는 계기를 마련하였다.[2][17][18] 백프로퍼게이션 학습 알고리즘은 목표하는 결과 값(Desired Output, Target Value)과 실제 계산한 결과 값(Actual Output)의 차이를 학습을 통해 계속 조정하여 감으로써 차이 값을 최소화하도록 학습시키고 학습된 신경망을 이용하여 판단대상 또는 예측대상에 대해 검

* 고려대학교 산업대학원 석사과정
** 고려대학교 산업공학과 교수

중을 행함으로서 판별 또는 인식하는 기법이다.[17]

2. 기업도산예측을 위한 변수 및 표본의 선정

인공신경망을 이용한 기업도산예측은 양적 자료를 이용한 분석(Quantitative Analysis)과 질적 자료를 이용한 분석(Qualitative Analysis)으로 분류할 수 있다.[16] 기업의 재무상태는 경영자가 자신의 경영철학 및 방침과 전략을 가지고 경영자원(인적·물적)을 운용하여 나온 성적표[5]로서 양적 자료를 이용한 분석은 기업의 재무제표에 근거한 재무상태 및 지표를 이용한 것이며, 질적 자료를 이용한 분석은 추상적 자료 즉, 기업의 경영능력, 경영철학 및 방침, 인사운영의 우수성, 판매방법, 조직운영방법, 연구개발 등을 이용하는 것[3]으로 계량화가 어려워서 실제 연구가 흔하지 않은 형편이다. 최근 서적에서는 인공신경망을 이용한 질적인 분석방법이 소개되기도 한다.[16]

가. 기업의 도산원인 및 변수의 선정

기업의 도산 원인은 크게 기업외적 요인과 기업내적 요인으로 구분할 수 있다. 기업외적 요인은 경영자가 통제하거나 관리할 수 없는 요인으로 대부분은 경기의 변동, 노동수급의 변화, 시장의 개방, 기술혁신, 경쟁기업의 출현, 경제사회정책의 변화, 유통구조의 변화 등이 그 원인이다. 기업 내부적 원인으로는 경영자의 영향범위내의 원인으로 기업의 구조적 요인, 경영자 자신에 관한 요인, 경영행동요인으로 나눌 수 있다.[3][4][5][9] 한국신용평가(주)가 분석한 최근의 우리나라 도산 기업의 도산 원인을 유형별로 보면 무리한 기업확장, 제품개발의 실패, 경쟁여건의 악화, 자기자본보다 타인자본에 크게 의존하려는 안일한 자세로 인한 만성적 자금난, 관련기업의 부실로 인해 연쇄 도산하는 형태로 구분하고 있다.[10] 한편 기업은행이 매년 발표하는 기업의 도산 원인은 판매부진, 판매대전회수 부진, 관련업체 도산, 투자실패, 방만경영, 채산성 악화의 누적, 차입금과다에 의한 금융비용의 증가등으로 분류하고 있다. 위와 같은 원인에 따라 본 연구에서는 과거 연구자들의 사용빈도가 높은 10개의 재무지표를 선정하였는데 각 재무지표의 정의는 <표 1>과 같다.

<표 1> 도산예측 또는 신용평가에 사용되었던 변수 일람표

기호	비율	정의
X1	부채비율	부채총액/총자산
X2	순운전자본/총자산	순운전자본/총자산
X3	매출액총이익률	매출총이익/매출액
X4	매출액영업이익률	영업이익/매출액
X5	매출액순이익률	순이익/매출액
X6	현금흐름/유동자산	현금흐름/유동자산
X7	영업이익/금융비용	영업이익/금융비용 (매출원가+판매비+영업외비용+특별손실)/ (매출액+영업외수익+특별이익)
X8	수지비율	(당년매출액/전년매출액) - 1
X9	매출액증가율	매출액/총자산
X10	매출액/총자산	

나. 표본기업의 선정

본 연구에서 사용된 표본기업은 1992년에서 1994년까지 3년간에 걸쳐 부도가 발생한 36개 기업과 이와 대응되는 기업 36개 기업을 선정하였다.<표 2>

<표 2> 표본기업의 현황

업종	1992년		1993년		1994년		계		표본총수
	도산	비도산	도산	비도산	도산	비도산	도산	비도산	
1. 어업 및 식음료	3	3					3	3	6
2. 섬유·의복	8	8	1	1	2	2	11	11	22
3. 나무· 종이· 출판	2	2			2	2	4	4	8
4. 화학	1	1					1	1	2
5. 의약	2	2	2	2			4	4	8
6. 고무	1	1					1	1	2
7. 전기· 전자	2	2	1	1	2	2	5	5	10
8. 조립금속					1	1	1	1	2
9. 기계장치	1	1					1	1	2
10. 건설			1	1			1	1	2
11. 비금속 광물			1	1			1	1	2
12. 가구· 기타	1	1	1	1	1	1	3	3	6
계	21	21	7	7	8	8	36	36	72

다. 자료의 정리

각 재무지표는 가장 낮은 수치와 가장 높은 수치를 각각 0과 1로 하고 그 사이에서 노멀라이징(Normalizing) 하였다. 노멀라이징에 사용한 식은 다음과 같다.

$$Norm_{jp} = (F_{jp} - Min_j) / (Max_j - Min_j)$$

여기서 $Norm_{jp}$ 는 p번째 패턴의 재무지표 j의 노멀라이징 값, F_{jp} 는 p번째 재무지표 j의 값, Min_j 는 재무지표 j의 최소값, Max_j 는 재무지표 j의 최대값이다. 실험데이터 전체는 미리 노멀라이징 하여 이를 기준으로 학습용 데이터 셋과 검증용 데이터 셋으로 하였던 데 이는 학습용 데이터와 검증용 데이터를 별도로 노멀라이징하므로써 발생하는 데이터의 왜곡을 없애고자 한 것이다.[21]

3. 인공신경망을 이용한 학습 및 검증

가. 데이터 셋의 구성

본 연구에서는 검증의 타당성을 높이기 위해 모든 패턴을 최소한 한번 이상 학습에 이용하고 또 검증용으로 사용한다는 원칙을 세우고, 총 72개의 패턴을 학습용과 검증용으로 구분 조합하는 방법에 따라 각각 10개의 데이터 셋을 구성하고 학습하여 검증하였다. 본 연구에서 사용한 데이터 셋의 학습용과 검증용의 패턴 구성비는 36패턴:36패턴, 54패턴:18패턴, 67패턴:5패턴 등으로 하였다.

나. 인공신경망을 이용한 실증적 학습 및 검증

정리된 데이터는 백프로퍼게이션 알고리즘을 이용하여 학습을 실시하였다. 학습에 사용된 Software Package는 상용화되어 활용되는 것으로 Neural Works Professional II를 사용하였다.

학습에 사용된 신경망 구성내용은 <표 3>과 같다.

<표 3> 학습에 사용된 인공신경망 패키지 및 구성내용(비확장)

구분	내용
사용패키지	Neural Works Professional II
알고리즘	Back-propagation
입력층노드	10개
입력패턴수	72패턴(학습용+검증용)
은닉층수 및 노드	2개층 각 21개 노드
출력층노드	1개('1' 도산, '0' 비도산)
활성함수	Sigmoid Function
초기연결강도(Weight)	-0.5~0.5

학습 및 검증은 3차례에 걸쳐 실시하였으며 결과는 (1) 제1차 학습(총 표본의 36개 기업을 각각 학습용과 검증용으로 구성)결과 예측적중률이 66%를 나타냈고,

(2) 제2차 학습(총 표본의 54개기업을 학습용으로 18개기업을 검증용으로 구성)결과 예측적중률이

70%의 적중률을 나타냈다.

(3) 제3차 학습(총 표본 72개 패턴 중 67개를 학습용으로 5개를 검증용으로 구성)결과 예측적중률이 76%를 나타내어 학습패턴수가 증가할수록 예측적중률이 증가함을 보였다.

다. 인공지능경망을 이용한 기업도산예측의 문제점
인공지능경망은 탁월한 분류능력에도 불구하고 다음과 같이 고려할 점이 있다. 첫째, 학습되지 않은 패턴에 대하여는 어떠한 테스트 결과가 나올지 알 수 없다. 즉 재무제표가 아무리 좋은 기업이라도 도산된다고 분류될 수 있고, 아무리 좋지 않은 기업이라도 학습되지 않은 패턴이라면 건전한 기업으로 분류될 수 있다. 둘째, 당년도에 의해서 학습한 도산예측프로그램은 실제로 당년도에는 사용할 수 없다는 것이다. 따라서 이에 대한 별도의 연구가 필요하다.

Ⅲ. 한정된 데이터 하에 인공지능망을 이용한 기업도산예측

1. 도산예측 자료수집의 한계

기업의 재무제표는 도산의 징후가 발생한 후 일정기간이 지난 후에야 발표되어 기업의 경영상태를 즉시 파악하기 어렵고 기업이 스스로 도산을 감지하거나 재무상태가 급격히 악화될 경우 도산 전년도에는 재무제표를 발표하지 않는 경우도 많다.[11] 공개기업의 경우는 어느 정도 기업공시제도를 이용하여 노력만 기울인다면 제한된 정도이긴 하지만 그런 대로 재무자료와 정보를 수집할 수 있다. 그러나 공개되지 않은 기업에 있어서는 그 자료 수집이 더욱 어렵고 불가능한 경우가 많다. 공개기업의 경우에도 도산하는 기업의 숫자가 많지 않아 도산예측모델을 수립할 적절한 수의 도산패턴형성이 어렵다.

2. 한정된 자료로부터 패턴의 확장

가. 기업재무제표의 재고찰

기업의 재무제표는 기업의 경영능력 및 여건에 따라 항상 변화할 수 있으며, 그 영역은 좋은 방향으로 변할 수도, 좋지 않은 방향으로 변할 수도 있다. 기업이 한해 동안 기업을 경영한 결과 모든 조건이 전년과 동일하다고 가정할 때 불변가격으로 매출액이 증가했다면 이것은 분명히 좋은 방향으로의 변화이다. 그러나 매출액이 감소했다면 이는 분명히 나쁜 방향으로의 변화이다. 각 재무지표별 양호한 영역과 불량한 영역을 나타내면 <표 4>와 같다.

<표 4> 재무지표별 양호한 영역과 불량한 영역

재무지표	양호영역	불량영역	비고
부채비율(X1)	▽	▲	
순운전자본/총자본(X2)	▲	▽	
매출액 총이익률(X3)	▲	▽	
매출액 영업이익률(X4)	▲	▽	
매출액 순이익률(X5)	▲	▽	
현금흐름/유동자산(X6)	▲	▽	
영업이익/금융비용(X7)	▲	▽	
수지비율(X8)	▽	▲	
매출액증가율(X9)	▲	▽	
매출액/총자산(X10)	▲	▽	

▲ : 높다.

▽ : 낮다.

다. 재무데이터의 확장 원칙

(1) 비도산기업의 각 재무지표의 확장영역

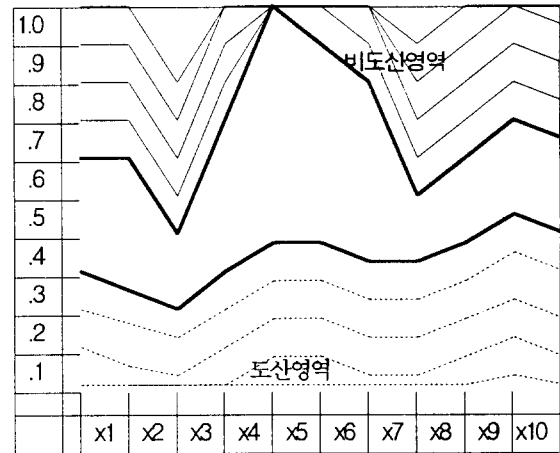
비도산기업의 각 재무지표의 확장영역은 확장하고자 하는 기업의 재무지표로부터 학습대상 기업 중 해당 재무지표가 가장 좋은 기업의 재무지표를 한계로 일정비율씩 확장한다.

(2) 도산기업의 각 재무지표의 확장영역

도산기업의 각 재무지표의 확장영역도 역시 확장하고자 하는 기업의 재무지표로부터 학습대상 기업 중 재무지표가 가장 불량한 기업의 영역까지로 한다

라. 데이터 확장의 예

재무지표영역의 확장원칙에 따라 확장된 재무지표의 예는 다음과 같다.[그림 1]



[그림 1] 비도산기업 및 비도산기업을 중심으로 한 확장된 재무지표 그래프

3. 확장데이터에 기초한 기업도산예측과 예측결과

학습에 사용된 방법과 토폴로지는 확장되지 않은 데이터에 의한 것과 동일하나 변수는 8개로 하였다. 데이터확장 원칙에 의해 확장된 데이터를 인공지능망을 이용하여 2차에 걸친 학습과 검증 실시하였다.

1차 학습 및 검증은 총 패턴수 22개(도산 11개, 비도산 11개)를 학습용 11개 기업, 검증용 11개기업으로 나누어 시행한다는 원칙을 세우고, 10개의 학습용 데이터 셋을 조합하였다. 각 조합별로 10-12개 본래의 패턴을 각 패턴별로 6개씩의 확장된 패턴(총 70-84개 패턴)을 이용하여 학습을 실시하고 검증용 패턴 10-12개를 이용하여 검증하였다. 검증한 결과 적중률은 77.57%를 나타내었다.

2차 학습 및 검증은 학습용 17개, 검증용 5개 패턴으로 하여 14개의 학습용 데이터 셋을 조합하였다. 각 조합별로 17개 본래의 패턴을 각 패턴별로 6개씩의 확장된 패턴(총 119개 패턴)을 이용하여 학습을 실시하고 검증용 패턴 5개를 이용하여 검증하였다. 검증한 결과 적중률은 77.14%를 나타내었다.

그러나 이를 다시 22개 패턴별로 각각 3회씩 검증

한 결과로 나타내 보면, 3회 검증하여 3회 모두 적중시킨 패턴수는 13개로 59.09%, 3회 검증하여 2회를 적중시킨 패턴은 5개로 22.73%로 나타났으며, 3회 검증결과 2회 이상 틀린 경우는 4개의 패턴으로 18.18%를 나타냈다. 패턴별 예측적중률은 <표 5>와 같다.

<표 5> 패턴별 3회 검증실시경우 예측적중률

패턴	P1	P2	P3	P4	P5	P6	P7	P8	P9	P10	P11	총적중률:
적중률	100	100	100	67	100	100	33	100	67	67	0	18/22 (81.82%)
패턴	P12	P13	P14	P15	P16	P17	P18	P19	P20	P21	P22	
적중률	0	100	100	100	67	100	67	100	100	100	0	

패턴별 3회 검증실시 경우 예측적중률은 22개 패턴 중 4개 패턴이 50%이하의 확률을 나타낸 4개의 패턴을 오류라고 판정할 경우 81.82%의 높은 적중률을 나타내고 있다.

4. 연구결과의 활용방안

본 연구결과 데이터 셋내에서 학습용 패턴수와 검증용 패턴수의 비율을 조정함에 따라 예측적중률이 변화하는 것은 발견하지 못하였으나, 한정된 데이터 하에서 학습용 패턴을 확장하여 패턴수를 증가시킴으로서 예측적중률이 향상되었음을 나타내었다. 특히 샘플 패턴을 다양하게 조합하여 한 개의 검증 패턴을 여러 회 검증함으로써 추가로 예측적중률을 향상시킬 수가 있었다. 이를 바탕으로 지금까지 특정시점의 재무지표 포인트에서 학습되고 검증하던 알고리즘에서 재무지표를 일정범위까지 확장하여 학습하고 검증하는 도산예측전용 알고리즘 개발을 제시할 수 있을 것이다.

IV. 결 론

본 연구에서 기업의 재무지표로부터 패턴을 확장시켜 적절한 수의 학습패턴을 확보하고 이를 근거로 학습과 검증을 하였다. 도산기업의 패턴확장은 도산기업을 중심으로 도산기업보다 좋지 않은 재무지표를 가진 기업은 도산할 것이고, 비도산기업을 중심으로 비도산기업보다 좋은 재무지표를 가진 기업은 도산하지 않을 것이라는 가정을 하였다. 이러한 가정 하에 도산 가능성이 높은 영역과 도산하지 않을 가능성이 높은 영역을 지정하여 각각 도산그룹군과 비도산그룹군의 패턴을 확장하였다. 이와 같이 확장된 패턴으로 학습과 검증을 시행한 결과 77%를 상회하는 예측적중률을 나타냈고, 각 패턴별로 3회씩 학습과 검증을 실시한 결과는 50%이상 예측적중률 높은 경우는 82%에 육박하는 높은 예측적중률을 기록하였다. 따라서 제한된 데이터에서 패턴확장과 패턴의 재조합을 통한 학습 및 검증으로 기업도산예측의 정확도 향상이 가능함을 알 수 있었다. 이 연구결과는 앞으로 제한된 데이터 하에서 기업도산예측을 위한 전용 소프트웨어 개발의 가능성을 제시한다. 또한 여러 회 계속 검증을 실시하여 오류가 발생한 기업의 경우는 고려되지 않은 별도의 변수에 의해 오류가 발생하였거나 실제로 특별한 요인이 있었음을 추측하게 하였다.

국내문헌

[1] 기업은행, "1994 한국의 중소기업" 1994. 12.
 [2] 김대수, "신경망 이론과 응용" 하이테크정보, 1993. 4.
 [3] 박정제, 신동령 "현대경영분석" 다산출판사 1987.2.
 [4] 이계운, "재무분석에 의한 기업신용평가기법에 관한 시론" 기은조사월보 1993.3, pp. 5-31.
 [5] 이정호, 정혜영, 주진규, 김정본, "재무제표분석" 무역경영사, 1993. 3.
 [6] 조홍규, "판별분석, 유사추론, 신경회로망을 이용한 도산예측" 한국과학기술원 석사학위논문, 1994.
 [7] 조홍규, 한인구, 이훈영, "Comparative Analysis of Bankruptcy Prediction Accuracy -Using Discriminant Analysis, Case Based Forecasting, and Neural Network" 1994년도 한국전문가시스템학회 추계학술대회 논문집, 1994.11, pp. 385-399
 [8] 지원철, "신경망을 이용한 경제진단 및 예측" 지능정보시스템, Vol.2, 1993. pp 10-19
 [9] 최길현 "중소기업도산론 -이론과 실제" 신용보증기금, 1988. 12, p8
 [10] 한국신용평가주식회사, "기업신용분석" 1995. 3.,
 [11] 허영빈, "재무제표정보의 적시성에 관한 연구" 고려대학교 대학원 박사학위 논문, 1986.

[12] Choong-Nyoung Kim, Byung-Don Choe, "Linear versus Nonlinear Models of Decisions in Bankruptcy Prediction: A Decision Strategy Perspective" 경영과학. 1995.8. pp. 147-164
 [13] Kim Jun Woo, Weistroffer H. Roland, Redmond Richard T., "Expert Systems for the Bond Rating Problem: A Comparative Analysis", 1993년도 한국경영정보학회 춘계학술대회논문집, 1993. 6, pp. 183-204.

외국문헌

[14] Altman, E. I, "Financial Ratios, Discriminant Analysis and the Prediction of Corporate Bankruptcy" The Journal of Finance, Vol.23, Sep. 1968, pp. 589-609.
 [15] Altman, E. I., Marco G. and Varetto F., "Corporate distress diagnosis: Comparisons using linear discriminant analysis and neural networks(the Italian experience), Journal of Banking and Finance, Vol 18, 1994, pp.505-529.
 [16] Baestaens, Dirk E., Den Bergh William M Van. and D. Wood, "Neural Network Solutions for Trading in Financial Markets" Financial Times, Pitman Publishing, 1994
 [17] Haykin, Simon, "Neural Networks - Comprehensive Foundation" Macmillan College Publishing Co, 1994.
 [18] Hertz, John, Anders Krogh and Richard G. Palmer, "Introduction to the theory of Neural Computation" Addison-Wesley Publishing co. 1991.
 [19] NeuralWare Inc., "Neural Computing" 1988.
 [20] Pinches, George E. and Kent A. Mingo, "A Multivariate Analysis of Industrial Bond Rating", The Journal of Finance, Vol. XXVIII, Mar. 1973, pp 1-18.
 [21] Surkan, Alvin J. and Xingren Ying, "Bond Rating Formulas derived through Simplifying a Trained Neural Network" IJCNN, Singapore, Nov.1991, pp. 1566-1570.