

한정된 데이터 하에서 인공신경망을 이용한 기업도산예측 - 섬유 및 의류산업을 중심으로 -

피종호* · 김승권**

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

Jong Ho Pi*, Sheung Kown Kim**

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.

1. 서 론

기업의 도산이 기업 자체는 물론 기업 외의 관련자 즉 투자자를 비롯한 채권자, 종업원, 거래처 등의 직접적인 이해관계자에게도 손실을 끼치지만 더 크게는 사회적 국가적으로 자원의 낭비를 가져옴은 여러 사례를 통하여 입증되고 있

다.[4][7][8] 기업의 도산 문제는 생산단위로서의 기업이 생산활동을 계속하지 못 함으로서 발생하는 생산능력의 감축과 소득발생 원천의 감퇴 및 이에 수반하는 실업문제 등과 관련하여 중요한 경제문제로 제기되었다. 투자자나 채권자는 투자자금이나 제공된 채권의 전부 또는 일부를 회수할 수 없으므로 직접적인 손실을 보게 되고, 종업

* 고려대학교 산업대학원 석사과정

** 고려대학교 산업공학과 교수

원은 일자리를 잃게 되며, 거래처·소비자 등은 매출채권을 회수하지 못 하거나 구입한 제품의 애프터서비스를 제공받지 못 함으로서 간접적인 손실을 입게된다. 때에 따라서는 한 기업의 도산은 다른 기업의 도산을 연쇄적으로 발생시키는 경우가 있는데 이 경우에 기업의 부실로 인한 사회경제적 손실은 막대[4]하다. 특히 국제교역이 일반화된 현대에는 기업의 도산은 국제관계에도 영향을 미칠 수 있어 기업의 도산은 한 기업의 문제가 아닌 국가 전체의 문제로 대두될 수 있게 되었다. 기업의 도산이 사회적·경제적으로 끼치는 영향이 매우 큼에 따라 일찍부터 이에 대한 연구와 대책이 강구되어 왔다. 학계에서도 기업도산 또는 신용평가에 대한 연구가 활발하여 다수의 논문이 발표되는 성과를 거두고 있다. [10][11][12][17] 기업도산예측방법도 과거의 판별분석, 또는 logit분석 등에서 최근에는 인공신경망을 이용한 예측이 이루어져 예측력을 높이고 있다.[21] 특히 인공신경망을 이용한 예측기법은 기업의 도산 원인의 성질이 비선형성임을 감안할 때 적절한 것이며[16], 과거 선형적 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 제외하고 일반투자자로서는 쉬운 일이 아니다. 따라서 이에 대한 해법으로 한정된 데이터 하에서 데이터의 확장과 확장된 데이터를 통한 예측을 검증하여 봄으로서 기업도산예측용 전용 뉴럴네트워크 알고리즘의 개발 가능성을 제시하고자 한다. 본 연구는 인공신경망을 이용한 기업도산예측에 있어 도산 기업의 한정된 자료를 토

대로 가능한 한 예측정확성을 높이고자 하는 데 있다. 이와 같은 연구의 목적을 달성하기 위해서 현재 활용되고 있는 인공신경망(백프로퍼게이션)에 대하여 기초이론과 신경망 각 이론에 대하여 응용분야를 조명하고, 실제 인공신경망을 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 개념과 응용

'80년대 초에 접어들어 침체되었던 인공신경망의 연구가 Kohonen, Hopfield 등의 연구에 힘입어 다시 활성화되면서 인공지능은 자연과학분야는 물론 사회과학분야에 까지 그 응용분야를 넓히게 되었다.[22]

특히 기존 인공신경망의 입력층(Input Layer)과 출력층(Output Layer) 사이에 한 개 또는 그 이상의 은닉층(Hidden Layer)을 쓰는 새로운 모델들이 1980년대 중반에 제안되어 인공신경망의 연구 및 응용이 활성화되었다. 특히 백프로퍼게이션(Back-propagation) 학습알고리즘이 사용됨으로서 선형분리문제 뿐만 아니라 비선형분리문제

등 여러 문제를 해결할 수 있는 계기를 마련하였다.[2][23] 백프로퍼게이션 학습알고리즘은 목표하는 결과 값(Desired Output, Target Value)과 실제 계산한 결과 값(Actual Output)의 차이를 학습을 통해 계속 조정하여 감으로서 차이 값을 최소화하도록 학습시키고 학습결과를 이용하여 판단대상 또는 예측대상에 대해 검증을 행함으로써 판별 또는 인식하는 기법으로 많은 분야에 응용이 가능하게 되었다. 인공지능망은 재무분야에서 각국에서 활발히 연구가 계속되어 많은 연구결과가 발표되었고 우리 나라에서도 인공지능망을 이용한 연구가 활발하여 감독학습 인공지능망 모형과 비감독학습 인공지능망모형을 결합한 하이브리드 인공지능망을 이용한 기업도산예측모형 및 귀납적 학습방법과 인공지능망을 결합한 기업도산예측모형과 다수의 등급으로 분류하여야 하는 사채평가에 있어서 기존의 사채평가방법에 의해 평가된 각 등급의 사채의 기업 재무지표를 각 등급별로 순차적으로 학습시켜 이를 근거로 평가대상 사채를 순차적으로 분류하는 방법의 서수적 쌍분류기법(Ordinal Pairwise Partitioning : OPP) 이 발표되고 있다[5][6][27]. 인공지능망은 경제예측 분야에 적용되어 일부부분에 있어서는 기존의 연구방법에 비해 높은 예측 적중률(Hiting ratio)을 보이고 있다.[13]

그러나 높은 성공률을 보임에도 불구하고 많은 데이터의 요구와 판별을 위한 장시간의 학습시간을 요구하는 등 개선할 점도 많다.[19] 최근 알고리즘의 개선과 하드웨어의 고속화로 점차 문제는 해결되고 있으나 많은 자료의 수집 요구는 여전히 개선되어야 할 사항으로 남아 있다.

2. 기업도산예측을 위한 변수 및 표본의 선정

인공지능망을 이용한 기업도산예측은 인공지능망이 패턴분류능력에 뛰어나다는 데 착안하여 기업의 각종 회계자료 및 재무지표를 인공지능망에 입력 훈련시켜 특정기업의 도산 또는 비도산가능성을 예측하는 기법이다. 인공지능망을 이용한 기업의 재무위험분석은 많은 연구를 통해 기존 통계적 기법 보다 우수한 예측력 또는 분별력이 있음이 증명되고 있다.[5][6][10][11][12][26]

인공지능망을 이용한 기업도산예측은 양적 자료를 이용한 분석(Quantitative Analysis)과 질적 자료를 이용한 분석(Qualitative Analysis)으로 분류할 수 있다.[21] 기업의 재무상태는 경영자가 자신의 경영철학 및 방침과 전략을 가지고 경영자원(인적·물적)을 운용하여 나온 성적표[8]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[4]으로 계량화가 어려워 실제 연구가 흔하지 않은 형편이다. 그러나 기업도산예측과 유사한 기업이 발행하는 채권 또는 기업어음의 평가에 있어서는 비록 인공지능망을 이용하고 있지는 않으나 은행 등 금융기관과 전문신용평가기관에서는 상당부분 양적 평가와 병행하여 질적 평가를 이용함으로써 평가의 신뢰성을 높이고 있다.[14] 즉 각종 질적 경영내용은 그 운영에 따라 재무성과에 반영되므로 가능하다면 질적인 자료에 의한 것이 훨씬 먼저 기업의 도산을 일찍 예측할 수 있으리라고 사료된다. 최근 서적에서는 인공지능망을 이용한 질적인 분석방법이 소개되기도 한다.[21]

가. 기업의 도산원인과 도산 과정

기업의 도산 원인은 크게 기업외적 요인과 기업 내적 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. [4][7][8][13] 한국신용평가(주)가 분석한 최근의 우리나라 도산 기업의 도산 원인을 유형별로 보면 무리한 기업확장, 제품개발의 실패, 경쟁여건의 악화, 자기자본보다 타인자본에 크게 의존하려는 단일한 자세로 인한 만성적 자금난, 관련기업의 부실로 인해 연쇄 도산하는 형태로 구분하고, 무리한 시설투자와 타기업 인수에 의한 기업확장의 유형은 경영의 무리를 초래하여 판매를 부진하게 하고 재고가 누적됨으로서 유동성이 부족하게 되어 결국 도산하게 되었다고 분석하였고, 제품개발 실패 및 경쟁여건악화의 경우는 경기불황과 경쟁여건의 악화를 예상치 못하고 신제품을 개발함으로써 재고가 누적되고 이로 인한 원가이하의 덤핑판매가 성행됨으로서 수익성이 악화되고, 결국 손실누적, 자본잠식, 부도발생으로 이어진다고 분석하고 있다. 자기자본 부족과 만성적 자금난을 겪는 경우는 설립초기부터 자기자본이 충실치 못하여 장기시설자금까지도 과도하게 차입함으로써 시중자금의 경색, 일시적 수출 및 내수부진등의 사소한 주변환경변화에도 감당하지 못하고 도산하게 된다. 관련기업의 부실로 인해 연쇄 도산하는 경우는 자기능력을 넘어서 부도기업을 인수하거나, 채무보증에 의한 관련기업의 도산, 관련기업에 대한 채무회수 불능으로 자금압박이 가중되

〈표 1〉 우리나라기업의 부도원인

부도원인	1992년	1994년
판매부진	53.4	39.7
판매대전화수 부진	29.4	24.9
관련업체도산	10.4	12.1
투자실패	5.5	9.5
방만 경영	0.7	2.3
채산성 악화의 누적	-	6.2
차입금과다에 의한	-	3.9
금융비용 증가		
기타	0.6	1.4
합 계	100.0	100.0

* 자료 : “한국의 중소기업” 기업은행, 1995년

고 결국 지급불능에 빠져 도산하게 된다.[14] 기업은행이 매년 발표하는 기업의 도산 원인은 〈표 1〉과 같다.[1]

한편 기업의 도산과정을 보면, 경영자의 자질부족 또는 잘못된 경영활동은 매출의 감소 또는 매출원가의 상승으로 작용하여 수익이 감소되고 자금이 부족하게 되며 결국 지급이 불가하게 된다.[3] 지급의 불능은 기업의 도산을 초래하게 되는데 기업의 판매정책실패 또는 매출의 감소를 초래하는 경영은 매출액 영업이익률, 매출액 경상 이익률, 매출액 순이익률의 감소를 초래하고 이는 자산의 감소와 더불어 유동성의 감소, 부채의 증가, 금융비용의 증가, 운전자본의 감소를 초래하고 급기야는 자본잠식과 더불어 지급불능이라는 상태까지 직면하게 된다.[그림 1] 또한 경영자운영의 실패는 매출원가 또는 판매비 및 일반관리비의 증가를 초래하여 같은 효과를 가져오게 된다.[4][13]

도 산 과 정	도 산 과 정 내 용
<div style="border: 1px solid black; padding: 5px; text-align: center;">비효율적 운영관리</div> <p style="text-align: center;">↓</p>	<ul style="list-style-type: none"> - 전략적계획수립 및 수행의 오류 - 환경변화(경기변화)에의 부적응
<div style="border: 1px solid black; padding: 5px; text-align: center;">판매부진및 원가상승</div> <p style="text-align: center;">↓</p>	<ul style="list-style-type: none"> - 과당경쟁 및 방만 경영 - 가동률저하 및 원가상승
<div style="border: 1px solid black; padding: 5px; text-align: center;">수익성 저하</div> <p style="text-align: center;">↓</p>	<ul style="list-style-type: none"> - 손실발생 - 자본잠식
<div style="border: 1px solid black; padding: 5px; text-align: center;">자 금 부 족</div> <p style="text-align: center;">↓</p>	<ul style="list-style-type: none"> - 타인자본의존도 심화 - 금융비용증가
<div style="border: 1px solid black; padding: 5px; text-align: center;">자금조달능력부족</div> <p style="text-align: center;">↓</p>	<ul style="list-style-type: none"> - 자산매각 - 사채이용급증
<div style="border: 1px solid black; padding: 5px; text-align: center;">도 산</div>	

*자료 : 박정제, 신동령 “현대경영분석” 1987.

[그림 1] 기업의 도산 과정

나. 기업도산예측을 위한 변수의 도출 및 표본기업의 선정

지금까지 기업 도산의 원인에 대하여 고찰하여 보았다. 기업의 도산은 부실한 재무제표가 직접적 원인이 되는 것은 아니다. 기업의 도산은 기업을 둘러싼 환경과 이에 적응하는 기업경영인의 경영이 효율적인가에 따라 결정된다고 할 수 있다.[4] 그러나 기업가의 경영을 직접 정확히 평가하기는 매우 어렵고 업종별 규모별 등에 따라 상대성이 커서 계량화하기가 난해하다. 뿐만 아니라 기업의 부에서 기업의 경영방침과 경영성과에 미치는 중요한 내부사정을 정확히 파악한다는 것은 불가능하다 할 수 있다. 따라서 경영을 간접적으로 평가하는 방법으로 재무제표에 의존하는 경우가 많고

일반적인 경우 경영분석을 재무제표분석과 동일시 하는 것이 일반화되어 있어[4] 본 연구에서도 재무지표를 변수로 선택하였다. 기업의 도산은 특정한 원인에 의하여 발생하는 경우도 있으나 여러 원인이 복합적으로 작용하여 발생하는 경우가 많아[13] 특정재무항목 몇 개로만 예측하기가 어렵다. 선행 연구자들은 의미 있다고 예측되는 다수의 재무지표를 나열하고 이 중 도산예측에 매우 유의하다고 판단되는 재무비율을 요인분석과 t 테스트를 통하여 도출하고[25][26] 이를 다시 다중공선성(Multicollinearity)을 제거하기 위해 상관분석을 통하여 재도출하였다.

선행 연구자들 또는 신용평가에 사용하였던 주요 재무지표 또는 관련변수들은 <표 2>와 같다.[8] [13][16][18]

〈표 2〉 선험연구자 및 신용평가에 사용된 재무재표

변 수 명		우리나라					미 국							비 고	
		(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)	(9)	(10)	(11)	(12)		(13)
I. 재무 구조	부채비율 유보이익비율 고정장기적합율	△	△	○	△	○	○	△	○		△	○	○	○	
II. 유동성	유동비율 순운전자본/총자산 부채상환계수	○	△	○	○	○	○	○	△	△	○		○		
III. 수익성	매출액총이익율 매출액영업이익률 매출액경상이익률 매출액순이익률	△		○	○	○		△							
IV. 현금흐름 비율	현금흐름/유동부채 영업이익/금융비용 이자부담률 수지비율 고정장기적합률			△	△	△		△	△	△		○		△	
V. 성장성	매출액증가율 △경상이익/총자산 총자산증가율	△	○	○	○	○				△				△	
VI. 활동성	매출액/총자산 매출액/재고자산 매출액/고정자산 매출채권회전율	○	○		△	○		○	○						
VII 생산성	부가가치율 노동생산성증가율 총자본투자효율	○	○												
VIII. 규모	매출액 총자산		○	△	△	△					○			△	
IX. 주가	R e			△											
X. 연령	연령 상장후경과년수		○	○	○						○				
XI. 기타	대기업집단여부 기타		○		○	○									

* 번호 (1) 한국은행(1994), (2) 한국신용평가(주)(1995), (3) 증권업협회 사채발행적격평점표(1994), (4) 단자협회공통평가기준표(1995), (5) 조홍규(1994), (6) Beaver(1966), (7) Altman(1968), (8) Deakin(1972), (9) Ediminister(1972), (10) Altman-Loris), (11) Altman-Haldeman(1977), (12) Dambolena-Khoury(1980), (13) Ohlson(1980)

* 기호 : ○ 표 같은 형태의 변수, △표 유사한 형태의 변수,

이 중 본 연구에서는 과거 연구자들의 사용빈도가 많은 10개의 재무비율을 선정하였고 그 비율은 X1 부채비율, X2 순운전자본/총자산, X3 매출액총이익율, X4 매출액영업이익률, X5 매출

액순이익률, X6 현금흐름/유동자산, X7영업이익/금융비용, X8수지비율, X9 매출액증가율, X10 매출액/총자산으로 하였다.

각 재무지표의 정의는 〈표 3〉과 같다.

〈표 3〉 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+영업외
X8	수지비율	비용+특별손실)/(매출액+ 영업외수익+특별이익)
X9	매출액증가율	(당년매출액/전년매출액)-1
X10	매출액/총자산	매출액/총자산

* 매출총이익률은 다수의 연구자들이 예측을 위한 변수로 채택하지는 않았으나 매출액총이익률은 매출액에서 매출원가를 공제한 항목으로 실제 주요자원의 효율적 운영여부의 항목이기 때문에 본 연구에서는 변수로 채택하였다.

다. 표본기업의 선정

본 연구에서 사용된 표본기업은 1992년에서

1994년까지 3년간에 걸쳐 부도가 발생한 36개 기업과 이와 대응되는 기업 36개 기업을 선정하였다.〈표 4〉

표에 의하면 도산기업의 업종은 어업 및 식음료 등 11개이며, 어업 및 식음료가 3개사, 섬유 및 의복이 11개사, 나무·종이·출판업종이 4개사, 화학이 1개사, 의약이 4개사, 고무가 1개사, 전기·전자가 5개사, 조립금속, 기계장치, 건설, 비금속 광물이 각각 1개사와 기타 3개사로 섬유 및 의복업종이 가장 많았다. 연도별로는 1992년에 도산한 기업이 21개 업체로 58.3%를 차지하고 1993년도에는 7개 업체로 19.4% 1994년에는 8개 업체로 22.22%를 차지하여 1992년도에 많은 기업이 도산하였다. '92년도에 특히 많은 기업이 도산하였음은 기업외적 요인인 경기침체 등이 있었음을 추측케[9] 하여 기업내부의 통제 가능한 요인(재무지표 등)도 중요하지만 기업외적 요인을 함께 연구하는 것이 중요함을 알 수 있었다.

라. 자료의 정리

분석에 필요한 자료는 한국상장회사총연합회가

〈표 4〉 표본기업의 현황

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

발행하는 '93상장회사 총람 및 매일경제신문사가 발행하는 '94 한국기업총람에서 3년간의 관련재무제표항목과 비율을 추출하여 계산이 필요한 것은 계산을 하여 작성하였다. 재무지표는 일반적으로 인정된 비율계산방식에 의하여 계산하였다. 각 재무지표는 가장 낮은 수치와 가장 높은 수치를 각각 0과 1로 하고 그 사이에서 노멀라이징(Normalizing) 하였다. 노멀라이징에 사용한 식은 다음과 같다.

$$Norm_p = (F_p - Min_f) / (Max_f - Min_f)$$

여기서 $Norm_p$ 는 p번째 패턴의 재무지표 f 의 노멀라이징 값, F_p 는 p번째 재무지표 f 의 값, Min_f 는 재무지표 f 의 최소값, Max_f 는 재무지표 f 의 최대값이다.

노멀라이징한 데이터는 이를 다시 일정한 규칙에 의해 나누어 재 조합하여 10쌍의 데이터 셋을 만들었다. 이 중 일정 비율은 학습용으로 나머지는 검증용으로 하여 실험하였다. 실험데이터 전체는 미리 노멀라이징 하여 이를 기준으로 학습용 데이터 셋과 검증용 데이터 셋으로 하였는데 이는 학습용 데이터와 검증용 데이터를 별도로 노멀라이징하므로써 발생하는 데이터의 왜곡을 없애고자 한 것이다.

3. 인공신경망을 이용한 학습 및 검증

제1항과 2항에서 기업의 도산원인과 과정, 변수의 도출과 표본기업을 선정하는 원칙을 정하고 데이터를 정리하였다. 정리된 데이터를 인공신경망에 입력하여 학습과 검증을 실시하도록 한다.

가. 인공신경망을 이용한 학습 및 검증 절차:

인공신경망은 결점허용성(Default Tolerance)과 적응성(Adaptability)의 두 가지 유용한 특성을

가지고 있다. 결점허용성은 동물의 신경계가 신경의 일부를 손상하여도 이를 다른 뉴런으로 보완하듯이 시스템이나 데이터가 불완전하여도 이를 보정하여 판단하도록 하는 특성이고, 적응성은 학습, 자기조직화, 일반화 및 훈련을 말하는 것이다. 이 적응성은 인공신경망의 구조와 그 구조에 의한 학습의 결과로 기업의 도산예측을 위한 분류의 학습 및 검증절차는 다음과 같다.[21]

[제1단계] 데이터의 정리

- (1) 분류작업을 위해 표본 데이터베이스를 구축한다.
- (2) 데이터를 검증용과 학습용으로 분리한다.

[제2단계] 학습을 위한 전처리

- (1) 판별특징을 선택하기 위해 패턴표현을 선정하고, 데이터를 네트워크에 맞도록 적당한 입력값으로 변환시킨다.(표준화 등)

이는 패턴표현이 선형분리 가능하도록 하기 위해서이다.

- (2) 목표 값의 코딩을 선택한다.

[제3단계] 인공신경망 설계 및 학습과 평가

- (1) 인공신경망 구성내용을 선택한다. : 유닛의 수, 연결수(입력층, 출력층, 은닉층)
- (2) 사용할 활성화함수를 선택한다.
- (3) 네트워크에 적당한 학습알고리즘을 선택한다.
- (4) 네트워크의 복잡한 기능 때문에 네트워크의 성능을 평가하고 유효성측정집합을 대상으로 하거나 또는 정보기준을 병행하여 궁극적으로 설계를 최적화 하도록 시도한다.(연결강도조정 등)
- (5) 최선의 일반화된 네트워크를 얻은 후 검증 대상 조합에 대한 성능평가를 시행한다.

[제4단계] 사용 및 진단

(1) 의사결정에 있어 다른 형태의 영향을 조사 연구한다.

(2) 오분류의 한계성을 조사 연구한다.

(3) 또다른 패턴과 함께 필요하면 2단계로 돌아간다.

(4) 수행을 위한 학습된 네트워크를 개발한다.

나. 데이터 셋의 구성

본 연구에서는 검증의 타당성을 높이기 위해 모든 패턴을 최소한 한 번 이상 학습에 이용하고 또 검증용으로 사용한다는 원칙을 세우고, 총 72개의 패턴을 학습용과 검증용으로 구분 조합하는 방법에 따라 각각 10개의 데이터 셋을 구성하고 학습하여 검증하였다. 조합하는 방법은 $\binom{36}{18} * 2$

<표 6> 학습에 사용된 인공신경망패키지 및 구성방법(비확장)

구 분	내 용
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

까지할 수 있으나 인공신경망의 학습시간이 오래 걸리는 등의 이유로 10개의 데이터 셋의 구성하기로 하였다. 본 연구에서 사용한 데이터 셋의 학습용과 검증용의 패턴 구성은 36패턴:36패턴, 54패턴:18패턴, 67패턴:5패턴 등으로 하였는데 36

<표 5> 데이터 셋의 구성 예

데이터 셋 / 패턴	도산 여부	data set 1	data set 2	data set 3	data set 4	data set 5	data set 6	data set 7	data set 8	data set 9	data set 10
1. (주) 가	1	○		○			○				○
2. (주) 나	1		○	○		○	○	○			○
3. (주) 다	1	○			○	○	○	○	○		
4. (주) 라	1		○		○			○	○	○	○
5. (주) 마	1	○		○					○	○	
6. (주) 바	1		○	○		○				○	
7. (주) 사	1	○			○	○	○				○
8. (주) 아	1		○		○		○	○			○
9. (주) 자	1	○		○			○	○	○		
10. (주) 차	1		○	○		○		○	○	○	○
									○	○	
67. 자(주)	0	○		○			○				○
68. 차(주)	0		○	○		○	○	○			○
69. 카(주)	0	○			○	○	○	○	○		
70. 타(주)	0		○		○			○	○	○	○
71. 파(주)	0	○		○					○	○	
72. 하(주)	0		○	○		○				○	

* ○ : 학습용 데이터
 공란 칸 : 검증용
 * 도산여부의 '1' 은 도산 '0' 은 비도산

패턴:36패턴의 배합의 경우 구성방법의 예는 <표 5>와 같다.

다. 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 신경망구성방법은 <표 6>과 같다.

학습 및 검증은 3차례에 걸쳐 실시하였으며 도산 1년전의 재무지표를 대상으로 제1차학습은 데이터셋구성을 학습용 50%(36개패턴: 도산18개패턴, 비도산18개패턴) 검증용 50%(36개패턴: 도산 18개패턴, 비도산18개패턴)로 하였다. 데이터 셋은 10개를 구성하였으며 각 데이터 셋에 대한 학습회수 및 검증결과는 <표 7>과 같았다.

제2차 학습은 총 패턴수의 3/4(54개 패턴)을 학습용으로 1/4(18개 패턴)을 검증용으로 하여 학습과 검증을 실시하였다. 데이터 셋은 역시 10개로 구성하였으며 학습 및 검증결과는 <표 8>과 같다.

제3차 학습은 67개의 패턴을 학습용으로, 5개

<표 7> 제1차 학습 데이터 셋별 예측적중률(비확장)

데이터	학습률	학습회수	적중률(%)	비고
데이터셋1	Standard BP	774.979	69.44	
데이터셋2	"	50,190	55.56	
데이터셋3	"	481,541	63.89	
데이터셋4	"	166,641	75.00	
데이터셋5	"	509,289	72.22	
데이터셋6	"	430,862	66.67	
데이터셋7	"	156,342	66.67	
데이터셋8	"	312,213	66.67	
데이터셋9	"	240,725	66.67	
데이터셋10	"	344,221	63.89	
평 균			66.67	

<표 8> 제2차 학습 데이터 셋별 예측적중률 (비확장)

데이터	학습률	학습회수	적중률(%)	비고
데이터셋1	Standard BP	382,614	77.78	
데이터셋2	"	165,871	94.44	
데이터셋3	"	151,213	55.56	
데이터셋4	"	520,401	77.78	
데이터셋5	"	463,546	66.67	
데이터셋6	"	457,931	64.81	
데이터셋7	"	162,297	72.22	
데이터셋8	"	336,321	44.44	
데이터셋9	"	131,639	66.66	
데이터셋10	"	350,333	83.33	
평 균			70	

패턴을 검증용으로 하여 학습과 검증을 실시하였다. 학습과 검증결과는 <표 9>와 같다.

아래의 실험결과

(1) 제1차 학습(총 표본의 50%씩을 각각 학습용과 검증용으로 구성)결과 예측적중률이 66%를 나타냈고,

(2) 제2차 학습(총 표본의 75%를 학습용으로 25%를 검증용으로 구성)결과 예측적중률이 70%의 적중률을 나타냈다.

(3) 제3차 학습(총 표본 72개 패턴 중 67개를

<표 9> 제3차 학습 데이터 셋별 예측적중률 (비확장)

데이터	학습률	학습회수	적중률(%)	비고
데이터셋1	Standard BP	312,341	100	
데이터셋2	"	235,381	80	
데이터셋3	"	370,504	80	
데이터셋4	"	888,795	100	
데이터셋5	"	112,341	40	
데이터셋6	"	222,761	60	
데이터셋7	"	231,634	60	
데이터셋8	"	139,960	100	
데이터셋9	"	135,479	80	
데이터셋10	"	177,191	60	
평 균			76	

〈표 10〉 실험 연구자들과의 예측적중률 비교

연구자	사용기법 및 목적	대상기간	표본수	적중률	비고
김진동	MDA(신용평가) logit(")	1988	14 14	83.3 70.1	
허영빈	logit(도산예측)	1977-1985	B:61,N B:164	72.6-85.5	
조홍규	MDA(도산예측) NN(도산예측) AR(도산예측)	1991-1993	544	82.2 83.7 81.5	
이건창	귀납적학습지원	1985-1992	166	77	
김명중	인공신경망	1991		85.7	
김혁	(도산예측)	1992		92.5	
이건창	HYNEN (도산예측)	1979-1991	166	80.2	
본연구	Neural Network (도산예측)	1992-1994	72	76	

- * MDA : Multivariate Discriminant Analysis.
- * NN : Neural Network
- * AR : Analogical Reasoning
- * HYNEN : Hybrid Neural Network

학습용으로 5개를 검증용으로 구성)결과 예측적 중률이 76%를 나타내어 학습패턴수가 증가할수록 예측적중률이 증가함을 보였다.

위의 실험결과를 실험연구자들이 연구했던 연구결과와 비교하면 〈표 10〉과 같다.

〈표 10〉에서 김진동의 1988년 당년도 자료만을 이용한 검증은 다변수판별분석의 경우 83.3%의 높은 적중률을 나타냈으나 logit분석은 70%의 낮은 적중율을 나타내었다. 허영빈의 경우 비교적 긴 9년간의 자료를 근거로 logit분석을 한 결과 72.6%에서 85.5%의 적중률을 나타냈고, 조홍규의 경우는 3년간의 544개의 비교적 풍부한 자료에 의해 다변수판별분석, 인공신경망에 의한 예측, 유사추론법에 의한 분석을 시행한 결과 인공신경망이 가장 높은 판별값을 보여주었다.

라. 인공신경망을 이용한 기업도산예측의 문제점
인공신경망을 이용한 기업도산예측은 실험연구

자들의 연구결과 충분한 학습패턴이 확보될 경우 과거에 수행하였던 타 예측기법에 비해 보다 정확한 예측이 이루어 졌고 예측에 있어서도 몇 가지 재무지표 만 확보하면 기존에 학습된 패키지에 의해 쉽게 누구나 도산예측이 가능해 진다. 그러나 한편 인공신경망은 다음과 같은 단점이 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, 첫째의 사유로 인하여 이를 보완하기 위하여는 많은 패턴의 도산 또는 비도산 기업의 재무지표가 필수적이므로 당연히 많은 데이터의 수집이 필요하게 된다.

III. 한정된 데이터 하에 인공 신경망을 이용한 기업도산예측

1. 도산예측 및 모델활용의 한계

가. 예측자료 수집의 한계

기업의 도산예측은 외부적으로 공개되는 재무제표에 의한 것보다 기업내부에서는 훨씬 이전에 그 징후를 감지할 수 있는 경우가 많다. 즉 기업 내부에서는 영업실적 또는 기타 운영상태를 즉시 감지할 수 있으나 기업 외부에서는 기업의 재무제표가 일정기간이 지난 후에야 발표되어 기업의 경영상태를 즉시 파악하기 어렵고 기업이 스스로 도산을 감지하거나 재무상태가 급격히 악화될 경우 도산 전년도에는 재무제표를 발표하지 않는 경우도 많다.[13] 공개기업의 경우는 어느 정도 기업공시제도를 이용하여 노력 만 기울인다면 제

한된 정도이긴 하지만 그런 대로 재무자료와 정보를 수집할 수 있다. 그러나 공개되지 않은 기업에 있어서는 그 자료 수집이 더욱 어렵고 불가능한 경우가 많다. 공개 기업의 경우에도 도산하는 기업의 숫자가 많지 않아 도산예측모델을 수립할 적절한 수의 도산패턴형성이 어렵다. 기업의 도산이 특히 많았던 1992년도의 경우 21개의 상장기업이 도산하였으나, 1993년의 경우 7개, 1994년의 경우 8개에 지나지 않아 일반적으로 공개되는 자료에 의해서는 적절한 학습 데이터 셋을 만들기 가 매우 어렵고, 자료를 구하기 위해서는 많은 시간과 노력이 필요하다. 이러한 한계성으로 도산예측모델을 수립하기 위해서는 적절한 수의 패턴의 확장이 필요하며 패턴의 확장에 대한 검증이 필요하다.

나. 기존연구의 실용한계

기존의 도산예측연구는 같은 기간의 자료를 둘로 나누어 한 개의 셋을 모델작성용으로 다른 한 셋을 검증용으로 사용하는 것이 일반적인 연구패턴이었다. 그러나 실용적 측면에서는 당년도의 자료로 당년의 모델을 만들어 당년의 기업의 도산을 예측한다는 것은 사실 상 어렵다고 하겠다. 기업 도산의 실제 예측 또는 기업의 건전도 측정은 과거의 많은 패턴을 연구하여 이를 토대로 모델을 만들고 그 모델로 기업의 도산예측을 하여야 하는 것이 타당하다 하겠다. 따라서 본 연구에서는 선행 연구자들이 당년도의 표본을 1/2씩 학습용(모델작성용)과 검증용으로 나누어 실험하는 것을 지양하고 우선 검증용(예측용) 데이터를 선정(무작위 추출)하고 나머지를 학습용으로 하여 연구하는 방법을 선택하였고, 자료의 한계성(도산패턴수의 한정성)을 극복하기 위해 방안을 연구토록 한다.

2. 한정된 자료로부터 패턴의 확장

가. 기업재무제표의 재고찰

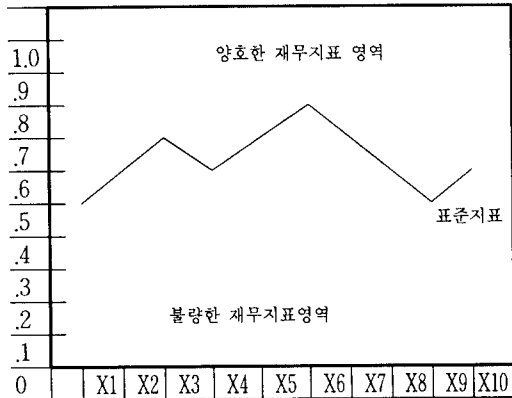
기업의 재무제표는 기업의 경영성과에 따라 항상 변화할 수 있으며, 그 영역은 좋은 방향으로 변할 수도, 좋지 않은 방향으로 변할 수도 있다. 기업이 한해 동안 기업을 경영한 결과 모든 조건이 지난해와 동일하다고 가정 할 때 불변가격으로 매출액이 증가했다면 이것은 분명히 좋은 방향으로의 변화이다. 그러나 매출액이 감소했다면 이는 분명히 나쁜 방향으로의 변화이다. 또한 같은 조건하에 부채비율이 감소하였다면 이는 좋은 방향으로의 변화이며, 증가하였다면 이는 나쁜 방향으로의 변화라 할 수 있다. 이는 2개 년도를 비교 할 때의 변화이나 동일 년도에 동일 조건 하(자본규모 및 구성비, 이익률 등.)에서 매출액이 큰 기업은 좋은 기업으로 평가될 수 있을 것이고 매출액이 낮은 기업은 좋지 않은 기업으로 평가될 수 있을 것이다. 또한 같은 조건하에서 부채액이 낮은 기업은 좋은 기업으로 부채액이 높은 기업은 좋지 않은 기업으로 평가될 수 있을 것이다. 각 재무지표별 양호한 영역과 불량한 영역을 나타내면 <표 11>과 같다.

<표 11> 재무지표별 양호한 영역과 불량한 영역

재 무 지 표	양호 영역	불량 영역	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.

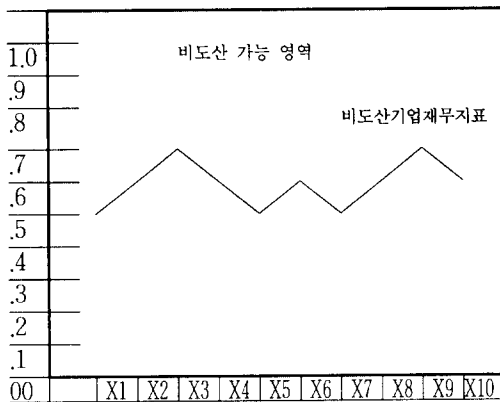


* 각 지표는 0과 1사이에서 표준화한 것임.

[그림 1] 양호한 재무지표와 불량한 재무지표

이를 위해 [그림 1]과 같은 가정을 하여 보자

(1) 비도산기업을 중심으로 한 비도산 가능영역 위와 같이 어떤 기업이 도산하지 않았다고 할 때 재무비율의 성질에 따라 그 기업의 재무지표를 기준으로 다른 기업이 좋은 영역에 위치할 경우 그 기업은 도산하지 않을 것이고, 좋지 않은 영역에 위치 할 경우 그 기업은 도산할 수 있다고 할 수 있을 것이다.[그림 2]

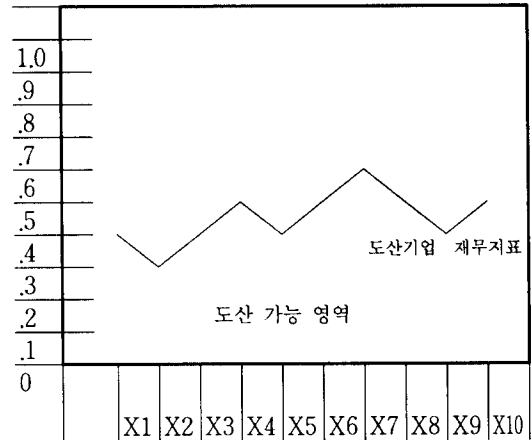


[그림 2] 비도산기업재무지표와 비도산가능영역

(2) 도산 기업을 중심으로 한 도산가능영역 한편 도산한 기업이 있다고 할 때 어떤 기업의 재무비율이 도산한 기업보다 좋은 지역에 위치할

경우 그 기업은 도산하지 않을 수도 있으나, 도산한 기업보다 더 좋지 않은 영역에 있을 경우 그 기업은 도산할 수 있다는 가정을 할 수 있다.

[그림 3]



[그림 3] 도산기업의 재무지표와 도산가능영역

나. 한정된 데이터로부터 패턴확장의 경계설정과 확장원칙

전항의 가정에 따라 모델수립을 위한 학습대상기업의 재무데이터를 확장할 수 있다. 여기서 불확실성이 많은 비도산기업보다 불량한 영역의 데이터와 도산한 기업보다 양호한 영역의 데이터는 선택하지 않도록 한다. 왜냐하면 건전기업보다 불량한 영역의 데이터를 가진 기업의 경우는 도산할 지 또는 도산하지 아니 할지 판단이 불투명하고, 도산기업보다 재무비율이 양호한 영역의 기업 또한 도산할지 또는 건재할지 역시 불투명하기 때문이다. 따라서 채택영역이 되는 건전한 기업보다 더 양호한 재무지표 영역의 경우의 조합과 부도기업보다 더 불량한 재무지표의 영역의 경우의 조합으로 데이터를 확장하여 인공지능경망을 이용하여 학습을 수행하도록 한다.

데이터의 확장은 현실세계에서 발생할 수 있는 가

능한 데이터이어야 한다. 확장된 데이터가 전혀 있을 수 없는 경우가 되어서는 신경회로망에서 잡음으로 될 수밖에 없을 것이다. 따라서 인공지능망에서 사용되는 데이터의 확장은 다음 원칙에 따른다.

(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. 건전기업의 재무지표 한계는 무한한 것이 아니라 현실적으로 표본기업중 가장 좋은 지표로 한다. 왜냐하면 상대적으로 매우 양호한 기업이 존재할 경우 시장은 즉시 다른 경쟁자의 시장 출현을 불러 올 수 있기 때문이다.

(2) 도산기업의 각 재무지표의 확장영역

도산기업의 각 재무지표의 확장영역도 역시 확장하고자 하는 기업의 재무지표로부터 학습대상 기업 중 재무지표가 가장 불량한 기업의 영역까지로 한다 이 역시 기업의 재무지표가 무한히 불량할 수 있는 것이 아니고 일정 수준이하로 불량할 경우 그 기업은 이미 도산하여 존재하지 않을 것이기 때문이다.

(3) 패턴의 확장을 위한 재무지표의 조합

패턴을 확장하기 위해 재무지표를 조합하는 경우의 수는 각 재무지표별로 변화 가능수의 조합의 수이다. 즉 재무지표가 3개(X1, X2, X3)이고 각각 확장가능한 수가 3, 2, 5라 하면 총 확장 패턴 수는 $3 \times 2 \times 5$ 즉 30가지의 패턴으로 확장될 수 있을 것이다. 그러나 실제 각 재무지표가 상당 정도의 상관관계를 가지고 있고 비례하는 경우도 많아 본 연구에서는 재무지표의 상한과 하한을 10등분하고 각 재무지표에 10분의 1씩을 증가하거나 감소하는 방법으로 패턴을 확장하여 데이터 셋을 구성토록 하였다. 재무지표는 연속적(Continuous)이나 본 연구에서는 계산의 편의를 위하여 단속적(Discrete)이라고 가정한다.

다. 데이터 확장의 예

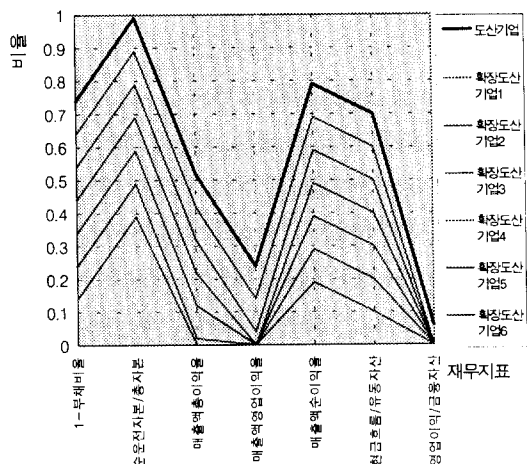
재무지표영역의 확장원칙에 따라 확장된 재무지표의 예는 다음과 같다.

(1) 도산기업을 중심으로 한 도산기업군

도산기업을 중심으로한 데이터의 확장원칙에 따라 확장된 기업군의 의 확장 예는 <표 12>와 같다.

<표 12> 도산기업을 중심으로 한 확장된 도산기업군의 재무지표

구 분	부채 비율	순운전자본/ 총자본	매출액총 이익율	매출액영업이익율	매출액순 이익율	현금흐름/ 유동자산	영업이익/ 금융자산
도산기업1	.26	.99	.52	.24	.79	.70	.06
도산기업 1의 확장	.36	.89	.42	.14	.69	.60	.00
	.46	.79	.32	.04	.59	.50	.00
	.56	.69	.22	.00	.49	.40	.00
	.66	.59	.12	.00	.39	.30	.00
	.76	.49	.02	.00	.29	.20	.00
	.86	.39	.00	.00	.19	.10	.00
도산기업2	.18	.70	.25	.01	.72	.68	.04
도산기업 2의 확장	.28	.60	.15	.00	.62	.58	.00
	.38	.50	.05	.00	.52	.48	.00
	.48	.40	.00	.00	.42	.38	.00
	.58	.30	.00	.00	.32	.28	.00
	.68	.20	.00	.00	.22	.18	.00
	.78	.10	.00	.00	.12	.08	.00



[그림 4] 도산기업을 중심으로한 확장된 도산기업군의 재무지표 그래프

〈표 12〉에서 부채비율과 수지비율은 도산기업을 중심으로 할 경우 비율이 높을 수록 도산 가능성이 더 높으므로 일정비율씩 증가하였으며 순운전자본/총자산 및 각종 이익률의 경우는 역

시 도산기업을 중심으로 더 낮을 경우 더 도산 가능성이 높으므로 일정비율씩 비율을 낮추었다.

〈표 12〉을 그래프로 그리면 [그림 4]과 같다.

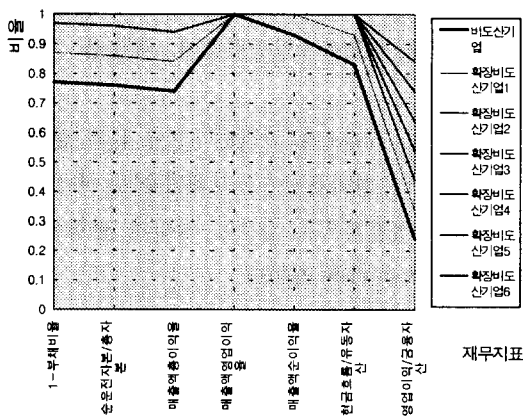
그림에서 '부채비율'은 '1-부채비율'로 바꾼 것은 영역을 일률적으로 양호한 영역과 불량한 영역으로 바꾸기 위한 것이다.

(2) 비도산기업을 중심으로 한 비도산기업군 특정 비도산그룹보다 양호한 비도산기업군의 확장된 재무지표의 예는 〈표 13〉과 같다.

〈표 13〉에서 비도산기업을 중심으로 부채비율의 경우 낮을수록 양호하므로 낮은 방향으로 일정비율씩 감소함으로서 확장하였고, 순운전자본/총자산의 경우 높을수록 양호하므로 일정비율씩 증가시키는 방향으로 확장하였다. 〈표 13〉을 그래프로 나타내면 [그림 5]와 같다.

〈표 13〉 비도산기업을 중심으로한 확장된 비도산기업군의 재무지표

구 분	부채비율	순운전자본/총자산	매출액총이익율	매출액영업이익율	매출액순이익율	현금흐름/유동자산	영업이익/금융자산
비도산기업1	.23	.76	.74	1.00	.93	.83	.24
비도산기업1의 확장	.13	.86	.84	1.00	1.00	.93	.34
	.03	.96	.94	1.00	1.00	1.00	.44
	.00	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00	.54
	.00	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00	.64
	.00	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00	.74
	.00	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00	.84
비도산기업2	.26	.76	.56	.11	.86	.81	.07
비도산기업2의 확장	.16	.86	.66	.21	.96	.91	.17
	.06	.96	.76	.31	1.00	1.00	.27
	.00	1.00	.86	.41	1.00	1.00	.37
	.00	1.00	.96	.51	1.00	1.00	.47
	.00	1.00	1.00	.61	1.00	1.00	.57
	.00	1.00	1.00	.71	1.00	1.00	.67



[그림 5] 비도산기업을 중심으로 한 확장된 비도산기업군의 재무지표 그래프

3. 확장데이터에 기초한 도산예측예측과 예측결과

제3절의 데이터확장 원칙에 의해 확장된 데이터를 인공신경망을 이용하여 학습을 하였고 이를 검증하였다. 학습 및 검증은 2차에 걸쳐 실시하였으며 사용된 신경망 구성내용은 <표 14>와 같다.

<표 14> 학습에 사용된 인공신경망패키지 및 토폴로지(확장)

구 분	내 용
사용패키지	Neural Works Professional II
알고리즘	Back-propagation
입력층노드	8개
입력패턴수	70패턴-119패턴(확장된 패턴)
은닉층수 및 노드	2개층 각 17노드
출력층노드	1개
활성함수	Sigmoid Function
초기연결강도(Weight)	-0.5~0.5

* 입력노드를 패턴의 비확장실험에서 10개로 하였으나 패턴의 확장실험에서 8개로 한 것은 Profile검증결과 매출액 증가율과 매출액/총자산은 도산 1년전의 경우 판별력이 없는 것으로 판단되어 제외하였음.

** 프로파일 검증 : 간단히 그래프로 그려 독립변수와 종속변수와의 상관관계를 개략적으로 판별하는 방법임

가. 제 1차 학습 및 검증 결과

1차 학습 및 검증은 총 패턴수 22개(도산 11개, 비도산 11개)를 학습용 50%, 검증용 50%로 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 결과는 <표 15>와 같았다.

<표 15> 제1차 학습 데이터 셋별 예측적중률(확장)

데이터	학 습 료	학 습 회 수	적중률 (%)	비 고
	Standard BP	116,067	100	
데이터셋1	·	82,451	66.67	
데이터셋2	·	41,822	81.82	
데이터셋3	·	124,501	75	
데이터셋4	·	43,267	81.82	
데이터셋5	·	59,221	81.82	
데이터셋6	·	362,041	50	
데이터셋7	·	51,725	81.82	
데이터셋8	·	45,801	81.82	
데이터셋9	·	32,431	81.82	
데이터셋10	·			
평 균			77.57	

나. 제 2차 학습 및 검증 결과

2차 학습은 학습용 데이터를 17개 패턴, 검증용을 5개 패턴으로 하여 14개 데이터 셋을 조합하여 검증용 각 패턴을 기초로 6개로 패턴을 확장하였다. 확장된 패턴의 총수는 119개 이었다. 특히 데이터 셋의 수를 14개로 한 이유는 22개 총 패턴수를 각각 3회 이상 검증코자 함이 있었으며 검증결과는 <표 16>과 같다.

<표 16>에서 총 70개의 패턴(패턴별로 3-4회 중복)을 검증하여 54개의 패턴을 적중시켜 77.14%의 적중률을 나타냈다. 그러나 이를 다시

〈표 16〉 제2차 학습 데이터 셋별 예측적중률(확장)

데이터	학 습 료	학습회수	적중1률 (%)	비고
데이터셋1	Standard BP	74,623	80	
데이터셋2	-	85,893	60	
데이터셋3	-	59,411	100	
데이터셋4	-	83,689	80	
데이터셋5	-	145,057	80	
데이터셋6	-	76,731	80	
데이터셋7	-	76,511	80	
데이터셋8	-	168,111	60	
데이터셋9	-	111,551	40	
데이터셋10	-	82,229	100	
데이터셋11	-	57,391	80	
데이터셋12	-	72,284	80	
데이터셋13	-	86,671	60	
데이터셋14	-	113,844	100	
평 균			77.14	

22개 패턴별로 각각 3회씩 검증한 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 17〉과 같다.

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. 각 패턴별 구체적 학습 및 검증결과는 〈표 18〉와 같다.

1, 2차에 걸친 학습 및 검증결과 1차의 경우 77.57%의 적중률을 나타내었고, 2차 실험의 경우 77.14%를 나타내었다. 즉, 패턴이 확장된 실험의 경우 패턴의 수가 증가하여도 예측적중률의 변동은 크게 없었으나, 각 패턴의 조합을 바꾸어 여러 회 학습 및 검증을 실시할 경우 적중률이 81.82%로 향상되어 한정된 데이터 하에서도 적중률을 높일 수 있는 방안이 있음을 확인하였다. 또한 일부 패턴을 3회 검증을 실시한 경우 100%의 오류를 발생하여 도산기업의 경우 지금까지의 도산 패턴과 특이한 경우로, 비도산기업의 경우 현재는 도산하지 않았더라도 재무비율이 매우 취약하다거나 다른 대책이 없을 경우 도산할 수 있다는 추측을 가능케 한다.

〈표 17〉 패턴별 3회 검증실시경우 예측적중률

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

〈표 18〉 패턴별 학습데이터 셋별 검증결과

회 사	도산 여부	set 1	set 2	set 3	set 4	set 5	set 6	set 7	set 8	set 9	set 10	set 11	set 12	set 13	set 14
1. (주)가	1	○										○		○	
2. (주)나	1		○					○					○		
3. (주)다	1			○					○						○
4. (주)라	1				○					⊙					○
5. (주)마	1					○		○			○				
6. 바(주)	1	○					○		○						
7. (주)사	1		○							⊙			⊙		
8. (주)아	1			○							○	○			
9. 자(주)	1				○							⊙		○	
10. 차(주)	1			○		○								⊙	
11. (주)카	1	⊙			⊙		⊙								
12. (주)타	0		⊙			⊙			⊙						
13. 파(주)	0			○			○			○					○
14. 아(주)	0				○			○			○				
15. (주)자	0					○			○				○		
16. (주)차	0	○					○			⊙					
17. (주)카	0		○					○			○				○
18. (주)타	0			○					⊙				○		
19. 파(주)	0				○					○		○		○	
20. (주)하	0					○					○		○		
21. (주)가	0	○					○					○			○
22. (주)나	0		⊙					⊙						⊙	

* 주1) ○ 검증패턴.

⊙ 검증패턴 중 오류발생 패턴.

공란은 학습패턴임.

2) 도산 여부에서 '1'은 도산 '0'은 비도산

4. 연구결과의 활용방안

본 연구는 입수하기 어려운 도산기업의 정보의 한계성을 감안하여 가능한 최소의 데이터를 인공신경망으로 학습시켜 도산 예측적중률을 향상시키고자 하는 것이다. 연구결과 22개의 샘플데이터로 80%가 넘는 예측적중률을 나타내었다. 이는 기업은행이 조사한 도산 원인 중 재무제표에 나타나지 않는 정보("예" 관련업체도산)로 인한 연쇄 도산이 약 10~12% 이상에 달하는 것을 고려할 때 매우 높은 적중률이라 할 수 있다. 본 연구에서 확인한 결과 패턴수를 증가함에 따라 예측적중률이 변화하는 것은 발견하지 못하였으나, 한정된 데이터 하에서 각 패턴을 확장하여 학습패턴을 증가시킴으로서 예측적중률이 향상되었음을 확인하였다. 특히 샘플 패턴을 다양하게 조합하여 각 패턴을 여러 회 검증함으로써 추가로 예측적중률을 향상시킬 수가 있었다. 이를 바탕으로 지금까지 하나의 재무지표 포인트에서 학습되고 검증하던 알고리즘에서 재무지표를 일정범위까지 확장하여 학습하고 검증하는 도산예측전용 알고리즘 개발을 제시할 수 있을 것이다.

IV. 결 론

인공신경망을 이용한 기업의 도산예측은 인공신경망의 탁월한 분류능력을 기초로 기존에 도산되었던 기업의 각종데이터를 확보하고 이를 인공신경망으로 학습시켜 기업의 도산 여부를 예측하는 기법이다. 인공신경망을 이용한 기업도산예측에 있어 상장기업을 제외한 도산한 기업의 자료 획득에는 어려움이 있고, 상장회사의 경우에도 도산 직전의 년도에는 재무제표를 발표하지 않는 경우가 많아 역시 정확한 자료를 획득하기가 쉽지 않다. 따라서 이의 극복을 위해 본 연구에서

는 도산기업의 패턴을 확장시켜 적절한 수의 학습패턴을 확보하고 이를 근거로 학습과 검증을 하였다. 도산기업의 패턴확장은 도산기업을 중심으로 도산기업보다 좋지 않은 재무지표를 가진 기업을 도산할 것이고, 비도산기업을 중심으로 비도산기업보다 좋은 재무지표를 가진 기업은 도산하지 않을 것이라는 가정을 하였다. 이러한 가정하에 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 검증한 결과는 50%이상 예측 적중한 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 제시하게 되었다. 또한 여러 회 계속 검증을 실시하여 오류가 발생한 기업의 경우는 고려되지 않은 별도의 변수에 의해 오류가 발생하였거나 실제로 특별한 요인이 있었음을 추측하게 하였다. 앞으로의 연구방향은 재무지표 위주의 연구에서 질적 변수를 고려한 연구와 재무지표확장의 원칙, 확장을 위한 Software개발, 질적 자료를 함께 고려한 예측기법 등을 고려하여야 할 것이다. 끝.

국 내 문 헌

- [1] 기업은행, "1994 한국의 중소기업" 1994. 12.
- [2] 김대수, "신경망 이론과 응용" 하이테크정보, 1993. 4.

- [3] 남옥, "Cash Flow관련 재무비율의 도산예측력 검증" 신용정보 1994.11.8, pp.1-6, 1994.11.15, pp.1-6.
- [4] 박정제, 신동령 "현대경영분석" 다산출판사 1987.2.
- [5] 이진창, 김명중, 김 혁, "기업도산예측을 위한 귀납적 학습지원 인공신경망 접근방법: MDA, 귀납적 학습방법, 인공신경망 모형과의 성과 비교" 경영학연구, 제23권3호, 1994. 5, pp.109-144.
- [6] 이진창, "효과적인 의사결정을 위한 2단계 하이브리드 인공신경망 접근방법에 관한 연구" 경영정보학연구, 제5권1호, 1995. 6, pp.36-51.
- [7] 이계운, "재무분석에 의한 기업신용평가기법에 관한 시론" 기은조사월보 1993.3, pp. 5-31.
- [8] 이정호, 정혜영, 주진규, 김정분, "재무제표 분석" 무역경영사, 1993. 3.
- [9] 장범식, 이재경, 우영호 "부도기업특성에 관한 연구 -상장후 추가행태분석을 중심으로" 증권, 1994. 12, pp. 41-75.
- [10] 조홍규, "판별분석, 유사추론, 신경회로망을 이용한 도산예측" 한국과학기술원 석사학위 논문, 1994.
- [11] 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
- [12] 지원철, "신경망을 이용한 경제진단 및 예측" 지능정보시스템, Vol.2, 1993, pp 10-19
- [13] 최길현 "중소기업도산론 -이론과 실제" 신용보증기금, 1988. 12, p8
- [14] 한국신용평가주식회사, "기업신용분석" 1995. 3.,
- [15] 허영빈, "재무제표정보의 적시성에 관한 연구" 고려대학교 대학원 박사학위 논문, 1986.
- [16] 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
- [17] 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.

외 국 문 헌

- [18] Altman, E. I, "Financial Ratios, Discriminant Analysis and the Prediction of Corporate Bankruptcy" The Journal of Finance, Vol.23, Sep. 1968, pp. 589-609.
- [19] 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.
- [20] Beaver, William H, "Financial Ratios as Predictors of Failure" Journal of Accounting Research, Suppl. 1966, pp. 77-111
- [21] Baestaens, Dirk E., Den Bergh William M Van. and D. Wood, "Neural Network Solutions for Trading in Financial Markets" Financial Times, Pitman Publishing, 1994
- [22] Haykin, Simon, "Neural Networks -

- Comprehensive Foundation” Macmillan College Publishing Co, 1994.
- [23] Hertz, John, Anders Krogh and Richard G. Palmer, “Introduction to the theory of Neural Computation” Addison-Wesley Publishing co. 1991.
- [24] 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.
- [25] Shin, Kilman, “Interest Rate, Risk and Income Distribution” Han Mun Publishing Co., 1986
- [26] Surkan, Alvin J. and Xingren Ying, “Bond Rating Formulas derived through Simplifying a Trained Neural Network” IJCNN, Singapore, Nov.1991, pp. 1566-1570.
- [27] Young S. Kwon, Ingoo Han and Kun Chang Lee, “Ordinal Pairwise Partitioning (OPP) Approach to Neural Networks Training in Bond rating” Intelligent Systems in Accounting, Finance and Management. Vol.6, 1997, pp. 23-40.