

인공신경망을 이용한 중소기업도산예측에 있어서의 비재무정보의 유용성 검증

이재식* · 한재홍**

Usability Test of Non-Financial Information in Bankruptcy Prediction using Artificial Neural Network — The Case of Small and Medium-Sized Firms —

요 약

인공신경망을 이용한 기업도산예측에 관한 연구는 일반적으로 대기업을 대상으로 수행되고 있으며, 분석자료로는 주로 재무제표에서 얻어지는 재무정보를 사용하고 있다. 이들 대기업을 대상으로 한 연구들은 비교적 양이 풍부하고 신뢰성이 높기 때문에 인공신경망을 이용한 도산예측의 적중률이 80%~85%의 높은 수준을 보이고 있다. 하지만, 중소기업의 재무정보는 불충분할 뿐만 아니라 신뢰성이 낮을 가능성이 높기 때문에, 중소기업의 도산예측에 있어서 재무정보만을 사용하게 되면 그 정확도가 떨어지게 된다. 본 연구에서는 인공신경망을 이용한 중소기업의 도산예측에 있어서, 재무정보를 보완할 수 있는 비재무정보의 유용성을 검증하였다. 연구 결과, 본 연구에서 사용한 비재무정보가 획득가능한 비재무정보중 극히 일부에 지나지 않았음에도 불구하고, 재무정보만을 사용하였을 때보다 예측력이 10%정도나 향상되었다.

주제어 : 기업도산예측, 인공신경망, 인공지능

I. 서 론

기업의 도산은 직접적인 이해 관계자 집단에게 경제적 손실을 초래하고 사회적 부를 감소시킨다는 점에서 사회, 경제적으로 매우 중요한 관심사가 되고 있다. 그러므로 기업의 도산을 사전에 예측하거나 또는

도산 가능성을 포착할 수 있다면 경영자나 투자자 그리고 채권자 등과 같은 이해 관계자들이 조기에 정상적인 기업 경영의 정상화를 도모하거나 또는 소생이 불투명한 기업을 청산함으로써 도산에 따른 막대한 경제적, 사회적 손실을 최소화 시킬 수 있을 것이다.

기업도산 예측에 관한 연구는 1960년 말 Beaver

이 연구는 대우재단의 1994년도 특별연구비지원에 의하여 수행되었음

*아주대학교 경영학과

**아주대학교 대학원 경영학과

(1966)와 Altman(1968)등에 의해 시작된 이후 Deakin(1972), Altman(1984), 한국은행(1982), 박창길(1984), 황석하(1987, 1991)등에 의해 연구가 진행되었다. 이들의 기업도산 예측 연구는 주로 재무비율과 같은 회계정보를 가지고 통계적 기법을 이용하여 수행되어 왔으며, 특히 다변량 판별분석(MDA, Multivariate Discriminant Analysis)이 많이 이용되었다. 그러나 최근에는 특정 통계적 가정에 의해 제약을 받는 통계적 모형에서 탈피하여 인공지능기법을 이용한 도산예측 연구가 시작되고 있으며, 최근의 연구들은 인공지능 기법을 이용한 도산 예측률이 통계적모형에 의한 도산 예측률보다 우수함을 보여주고 있다. 특히 지금까지 연구결과, 인공지능기법중의 하나인 인공신경망은 통계적 기법뿐 아니라 여타 인공지능기법에 비해 우수한 도산 예측력을 보여주고있어 도산예측과 기업신용평가 연구에 많은 관심을 모으고 있다.

한편 기업도산 예측 모형에 관한 연구와는 별도로, 모형에 사용되는 정보의 유형에 관하여 많은 논의가 진행되고 있다. 즉, 지금까지의 대부분의 연구는 재무비율과 같은 회계정보를 주로 이용해 왔으나 회계정보가 현재가치가 아닌 역사적 가치를 반영하고 있다는 점, 재무비율 상호간에는 높은 상관관계가 존재하고 따라서 다중공선성(Multicollinearity)문제를 유발한다는 점, 상이한 회계처리방식에 의한 재무제표의 조작 가능성이 큰 점등이 문제점으로 지적되고 비판되고 있다(손정식 등, 1990). 따라서 이에 대한 대안 또는 보조 정보로서 주시가격을 토대로 한 시장정보와 경제 및 산업분석, 경영관리자의 관리형태등과 같은 비재무정보등이 제시되고 있으며 그 유용성에 관한 연구가 계속되고 있다.

Odom과 Sharda(1990) 그리고 이진창(1994)등의 연구에 의하면 재무비율만을 이용하여 인공신경망 모형을 기업도산 예측에 적용한 결과, 다변량 판별분석등과 같은 통계적 기법에 의한 결과보다 예측력이 뛰어난 것을 보여주고 있다. 이들의 연구는 공인회계사에

의해 체계적으로 정리되었을 뿐만 아니라 기업 내부의 정보를 비교적 충분히 반영한 상장기업의 재무제표 정보를 이용하였다. 그러나 재무비율만을 이용한 도산예측모형은 앞에서 언급된 바와 같이 모형수립에 사용된 회계정보에 내재적인 문제가 있을 뿐 아니라 도산예측문제를 해결하기에는 불충분하고, 특히 회계정보 자체가 불충분하고 정확하지 못한 중소기업에 적용하기에는 신뢰성에 문제가 제기될 수 있다.

본연구에서는 인공신경망을 이용한 중소기업 도산 예측모형의 예측력을 향상시키기 위한 추가적 연구의 하나로, 중소기업의 도산예측에 있어서 비재무정보가 예측력 향상에 기여할 수 있는가를 검증해보고자 한다. 즉, 재무정보가 부족하고 정확하지 못한 중소기업의 도산예측을 함에 있어 재무정보만을 가지고 기업도산을 예측한 결과와 비재무정보를 포함하여 예측한 결과를 비교 분석함으로써 인공신경망을 이용한 기업도산 예측에서의 비재무정보의 유용성을 검증하는데 있다.

II. 기업도산예측에 관한 연구

2-1. 인공신경망을 이용한 기존연구

컴퓨터의 발달과 더불어 인간과 같이 계산하고 판단하며, 인식할 수 있는 컴퓨터를 통한 인공지능의 구현을 위해 많은 노력이 경주되고 있다. 그러한 노력중의 하나로 인공신경망은 패턴인식, 문자 및 음성인식, 패턴분류와 같은 분야에서 기대 이상의 해결점을 제시하였으며, 전통적인 인공지능 기법이 해결할 수 없었던 몇몇 분야에서는 해결가능성을 보여주고 있다(김대수, 1992). 제반 경영학 분야에서, 특히 예측분야에서 인공신경망을 이용하여 문제해결을 시도하고 있으며, 최근에 계속되고 있는 신용평가, 주가예측에

관한 연구들이 그 예이다. 인공신경망이 예측분야에서 많이 이용되고 있는 이유는 인공신경망의 특성중의 하나인 자기조정 능력 때문이다. 자기조정 능력은 인간의 추론하는 능력과 유사하여 학습, 자기구성, 일반화, 훈련이라는 과정으로 이루어져 있으며, 이런 과정을 통해 학습된 인공신경망은 새로운 문제 또는 새로운 자료에 대하여 예측을 할 수 있는 능력을 의미한다(Nelson 과 Illingworth, 1992).

기업도산 예측에 있어 인공신경망의 적용은 기존의 예측모형이 안고 있는 한계를 뛰어넘는 접근 방식이다. 지금까지 소개된 통계적 기법을 이용한 기존의 예측 모형은 다변량 판별분석, 로지트 분석, 프로비트 분석 등이 있으며, 통계적 기법이 갖고 있는 엄격한 가정이 만족되어야 한다는 방법론상의 한계를 갖고 있다. 그러나 인공신경망은 휴리스틱을 강조하는 인공지능 기법 중의 하나이며, 특정 통계적 가정을 전제로 하지 않는다. 따라서 기업도산 예측 문제를 해결하기 위한 대안으로 인공신경망의 적용이 크게 주목을 받고 있다.

인공신경망을 이용한 기업도산 예측에 관한 기존 연구는 Odom과 Sharda(1990), Berry와 Treigueiros(1991), Tam과 Kiang(1992), Fletcher와 Goss(1993), 이진창 등(1994) 그리고 조홍규 등(1994)의 연구가 있다.

Odom과 Sharda는 Moody의 Industrial Manuals에서 얻은 65개 도산 기업과 64개 비도산 기업의 재무정보를 MDA와 인공신경망 모형을 적용하여 기업도산 예측률을 비교하였다. 연구결과, MDA의 경우 도산 예측의 적중률이 59.26%, 인공신경망 모형의 경우 81.48%의 도산을 예측함으로써 인공신경망 모형이 MDA에 비해 예측력이 우수함을 보여주었다(Odom과 Sharda, 1990). Berry와 Treigueiros의 연구결과도 인공신경망을 이용하여 기업도산을 예측한 결과가 MDA를 이용할 때보다 더 우수함을 보여주고 있다(Berry와 Treigueiros, 1991).

Tam과 Kiang은 미국 텍사스 주에 위치한 59개

도산은행과 59개 비도산은행을 대상으로 인공신경망과 다른 예측모형을 이용하여 은행도산 예측률을 비교하였다. 19개의 재무비율을 이용하여 각종 모형을 비교한 결과, MDA 84.1%, 로지트 분석 81.8%, ID3 79.5%, 인공신경망의 경우 은닉층이 없는 2-Layer 인공신경망 모형은 81.8%, 3-Layer 인공신경망 모형은 85.2%의 도산예측 결과를 얻음으로써 여전히 인공신경망이 다른 방법과 비교하여 상대적으로 우수한 도산예측 모형임을 실증분석 하였다(Tam과 Kiang, 1992).

또한, Fletcher와 Goss는 18개 도산기업과 18개 비도산기업등, 총 36개 기업의 재무비율을 사용하여 로지트분석과 인공신경망 모형의 도산예측률을 비교하였다. 로지트분석은 71.3%의 예측률을 보였으며, 인공신경망의 경우 3개 은닉 처리요소를 가진 모형은 80.5%, 4개 은닉 처리요소를 가진 모형은 82.4%, 5개 은닉 처리요소를 가진 모형은 75.0%의 예측률을 보여줌으로서 다른 연구결과와 같이 인공신경망 모형의 우수한 예측률을 재확인 하였다(Fletcher와 Goss, 1993).

국내의 경우 이진창 등은 국내의 166개의 상장 기업체를 대상으로 57개 재무비율을 사용하여 기존의 MDA, ID3, 인공신경망을 적용함으로써 국외의 연구와 같이 인공신경망이 가장 우수한 기업도산 예측 모형을 실증분석 하였다(이진창 등, 1994).

조홍규 등은 판별분석과 사례기반예측(Case-Based Forecasting) 그리고 인공신경망을 도산예측에 적용하여 예측능력을 비교하였는데, 다른연구와 마찬가지로 인공신경망이 다른 두가지 모형에 비해 우수한 결과를 보여 주었다(조홍규 등, 1994).

그러나 인공신경망을 이용한 기업도산 예측에 관한 기존 연구들에서는 재무제표상의 재무정보만을 토대로 분석되었다.

2-2. 기업도산 예측에 사용되는 정보

금융기관의 신용 분석이나 기업도산 예측에 있어 지금까지 재무정보와 여타 정보보다 많이 사용되어 왔던 것은 재무정보의 객관성과 정보획득의 상대적 용이성 등을 고려할 때 당연한 결과이다. 여기서 재무정보란 일반적으로 외부에 공시되는 재무제표로부터 도출되는 정보를 의미한다. 그러나 신용분석이 지나치게 재무제표에서 도출되는 재무정보에 의존하는 것에 대한 비판적 견해 또한 적지 않다. 이러한 비판들을 요약하면, 재무정보는 현재 가치가 아닌 역사적 원가를 바탕으로 하고 있어 현재의 진정한 재무상태를 반영하고 있지 못하며, 업종별 등에 따라 상이한 회계처리 방식이 인정되고 있어 재무제표 조작의 가능성이 크고, 재무정보를 토대로 작성된 재무비율 상호 간에는 높은 상관관계(Correlation)가 있어 다수의 재무비율을 신용분석모형에 동시에 사용할 경우 통계학적인 문제, 특히 다중공선성(Multicollinearity)문제를 유발한다는 점 등이 지적되고 있다(손정식 등, 1990).

이와 같은 재무정보의 한계에 대한 대안으로 등장한 것이 물가를 조정한 재무정보, 주식이격을 토대로 생성된 시장정보, 이 밖에 비재무정보 등을 들 수 있다. 재무정보에 대한 물가조정의 필요성은 물가변동회계를 생성시켰다. 물가변동회계의 유용성을 주장하는 입장은 자산의 취득시점이 다를 경우에도 재무제표의 기업간 비교나 시간적 비교를 가능하게 하고, 물가변동이 심할 경우에 회계장부상의 이익을 순수한 영업이익과 물가변동에 의한 명목이익으로 구분하여 진정한 영업활동의 성과를 알 수 있다는 점을 주장하고 있다.

주식이격을 토대로 한 시장정보는 최근에 들어 그 유용성이 크게 부각되고 있다. 이는 시장이 효율적일 경우 주식이격은 모든 정보를 신속하고 충분하게 반영한다는 효율적 시장가설(Efficient market hypothe-

sis)과 투자자산의 가치는 미래의 수익흐름을 적절한 기회비용으로 할인한 현재가치이어야 한다는 경제이론의 뒷받침을 받기 때문이다. 그러나 시장정보가 비록 이론적 배경이 강하다 하더라도 불확실성하에서도 과연 재무정보보다 그 유용성이 클 것인가에 대해서는 이론의 여지가 있다. 따라서 시장정보의 가치는 재무정보를 사용한 기업도산예측 모형의 예측결과를 시장정보를 사용하여 만든 모형에 의해 확인함으로써 예측력을 향상시키는데 있다.

재무정보와 시장정보는 재무제표와 주가를 토대로 한 수량정보로서 객관화가 쉽기는 하나 정보의 범위가 대단히 제한적이라는 약점을 가지고 있다. 따라서 최근에 들어 기업의 도산예측수단으로서의 비재무정보(Non-financial information)의 유용성에 대한 연구가 활발해지고 있는데, 비재무정보는 재표제표상에 나타나지 않은 기업내부의 계량정보와 경영자와 기업 그리고 기업이 속해 있는 산업등에 대한 정성 및 정량 정보를 의미한다. 비재무정보는 일반적으로 개인의 신용평가와 중소기업의 신용평가에 많이 사용되고 있는데, 개인이나 중소기업은 대기업과는 달리 재무정보의 신뢰성이 약할 뿐 아니라 재무정보가 충분치 못하기 때문이다. 이러한 이유 때문에 각종 은행과 신용보증기금 그리고 중소기업진흥공단 등의 중소기업 대출평가는 비재무정보를 20%~30%를 반영하고 있다.

2-3. 재무정보만을 사용한 중소기업 도산예측의 문제점

앞의 절에서 언급한바와 같이 이상적인 기업도산 예측을 위해서는 재무정보뿐만 아니라 경영자의 자질과 조직등과 관련된 요소를 고려한 비재무정보 모두를 고려해야 한다. 그러나 비재무정보는 거의 계량화가 불가능한 정성적인 정보이다. 그러나 MDA등과 같은 통계적기법은 정성적인 정보를 사용할 수 없다.

따라서 대부분의 기업도산예측 문제는 재무정보만을 사용하여 연구되어 왔다.

재무정보는 화폐단위에 의해 측정할 수 있는 생산, 판매, 수익등 기업의 모든 활동 결과가 요약됨으로, 그 재무정보를 읽음으로써 기업의 경영활동 내용과 그 결과를 종합적으로 파악할 수 있다. 따라서 재무제표상에 나타나는 재무정보가 충분하고 신뢰성을 가질 수 있다면 이 정보를 사용하여 분석한 결과 또한 신뢰할 수 있을 것이다.

그러나 중소기업의 경우, 재무정보는 그 정보양이나 정확성 측면에서 많은 문제를 안고 있고, 대부분의 중소기업은 설립한지 몇년 안되는 창업기업이 대부분임으로 그 문제의 정도가 심하다 하겠다. 또한 중소기업은 기업자체의 운영미숙과 같은 자체 능력의 부족보다는 93년 금융실명제의 영향으로 인한 중소기업 도산 사태의 예에서 볼 수 있듯이 기업 외의 사회, 경제적 환경에 의해 도산하는 경우도 적지 않다. 이러한 원인이 얼마나 충실히 재무정보에 반영될 수 있는지 불투명하고, 급격한 재무구조의 악화로 도산 징후가 재무정보에 반영도 되기 전에 도산하는 경우가 많다. 따라서 중소기업의 경우 재무정보에 의한 도산 예측은 정보의 부족으로 예측자체가 불가능할 수도 있고, 예측 결과에 대한 신뢰성이 낮아진다.

따라서 중소기업에 대한 기업도산예측 연구는 지금까지의 상장기업이나 대기업의 도산예측 연구와는 달리 비재무정보를 포함한 연구가 수행되어야 그 예측력을 높일 수 있을 것이다.

III. MDA와 인공신경망의 기업도산 예측률 비교

3-1. 비교분석에 사용된 자료

기존의 인공신경망을 이용한 기업도산예측 연구는 일반적으로 회귀분석 또는 MDA 등의 통계적 기법을 통한 예측결과와 인공신경망을 이용한 예측결과를 비교하여 인공신경망의 우수성을 제시하고 있다. 하지만, 본 연구의 초점은 인공신경망구축에 사용되는 정보의 종류에 따른 예측력간의 비교에 있으므로, 통계적 기법과의 비교에서는 기존연구에서 제시된 MDA를 이용한 예측결과를 그대로 인용하였다.

본 연구를 수행하기 위한 자료로는 1993년 국제무역연구원이 중소기업진흥공단의 의뢰에 의하여 수행한 연구보고서인 “우리나라 중소기업의 기업건전도 분석방법에 관한 연구”의 부록에 실린 것을 사용하였다. 연구보고서에 실린 이 자료는 중소기업진흥공단인 중소기업지원사업중 시설근대화및 공정개선, 사업전환, 기술개발, 정보화, 농공, 소기업육성 지원사업분야에서 실제로 지원사업을 했던 327개 중소기업의 재무정보와 약간의 비재무정보로 구성되어 있다(중

표 1. 지원사업별 분석대상기업수

구 분	기업수
시설근대화 및 공정개선	47(1)*
사업전환	37(4)
기술개발	75(12)
정보화	79(5)
농 공	49(11)
소기업육성	40(2)
계	327(35)

* ()의 수는 사후조사결과 실제 도산한 기업의 수를 나타냄

표 2. 분석자료의 자료유형

자료유형	분 석 자 료
재무정보	총자산, 유동자산, 당좌자산, 현금, 재고자산, 기타유동자산, 기타자산, 투자와 기타자산, 고정자산, 유형고정자산, 총부채, 자본금, 당기매출액, 전기매출액, 매출원가, 일반관리비, 재료비, 노무비, 경비, 고정부채, 당기 매출총이익, 전기 매출총이익, 당기 영업외비용, 전기 영업외비용, 당기 영업이익(손실), 전기 영업이익(손실), 당기 경상이익(손실), 전기 경상이익(손실), 당기 세전순이익(손실), 전기 세전순이익(손실), 당기 당기순이익(손실), 전기 당기순이익(손실)
비재무정보	업종, 기업설립연수, 종업원수, 수출액, A급 기술인력수, B급 기술인력수, C급 기술인력수

표 3. MDA와 인공 신경망 모형의 비교에 사용된 기업의 수

사 업 군	기업수(도산)
시 설 근 대 화 사 업	47 (1)
기 술 개 발 사 업	75 (12)
소 기 업 육 성 사 업	40 (2)
정 보 화 사 업	79 (5)
계	241 (20)

소기업진흥공단, 1993). 표 1과 표 2에는 지원사업별 분석대상기업의 수와 분석자료의 유형을 보여주고 있다.

MDA와 인공신경망의 비교를 위한 연구에서는, 6개 사업군중 재무정보 또는 비재무정보가 대부분 누락된 사업전환 사업군과 농공지원 사업군을 제외한 나머지

표 4. MDA와 인공신경 모형의 비교에 사용된 재무비율

재 무 비 율
자 기 자 본 비 율
유 동 비 율
당 좌 비 율
고 정 자 산 적 합 률
총 자 본 순 이 익 률
총 자 산 순 이 익 률
총 자 본 회 전 율
경 상 이 익 률
고 정 자 산 회 전 율

4개 사업군의 241개 기업을 분석대상기업으로 선정하였다. 각 사업군에 해당되는 기업의 수는 표 3과 같고, 인공신경망 모형의 입력층(Input Layer)의 처리요소(Processing Element)로 입력되는 자료로는 표 4와 같이 9개의 재무비율을 사용하였다.

3-2. 비교분석의 결과

중소기업진흥공단의 연구에서 제시한 MDA 기법을 이용한 기업도산 예측의 결과는 표 5와 같다.

제2절에서 언급되었듯이, 기존의 많은 연구들이 기업도산의 예측에 있어서 통계적 기법보다 인공신경망이 우수함을 보고하였다. 기존의 연구에서 보고된 인공신경망에 의한 기업도산 예측률이 80%~85%임을 감안하여 볼 때, 통계적 기법인 MDA를 이용한 중소기업진흥공단의 연구결과가 표 5에서와 같이 평균 92.4%의 매우 높은 예측력을 보인다는 것은 기존의 연구결과를 뒤엎는 획기적인 연구결과라고 말할 수 있다. 하지만, 중소기업진흥공단의 연구과정에서는 그 연구결과의 신뢰성에 문제를 제기할만한 중대한 오류가 발견되었다. 그것은 자료사용상의 오류인데, 중소기업

표 5. 중소기업진흥공단의 MDA를 이용한
도산예측결과

사 업 군	비도산 Error*	도 산 Error**	예측률***
시설근대화	4/46	0/1	91.5%
기술 개발	5/63	0/12	93.3%
정 보 화	8/74	0/5	89.9%
소기업육성	1/38	1/2	95.0%

* 비도산 Error는 비도산기업을 도산한 기업으로 잘못 예측한 갯수

(예, 4/46은 46개 비도산기업중 4개를 도산으로 잘못 예측)

** 도산 Error는 도산기업을 비도산한 기업으로 잘못 예측한 갯수

*** 예측률 = $100 - \{(\text{비도산Error} + \text{도산Error}) / (\text{비도산 기업수} + \text{도산 기업수})\} \times 100$

표 6. MDA와의 도산예측을 비교를 위한
인공신경망 모형의 구조

모형구분	입력층 처리요소 수	은닉층 처리요소 수	출력층 처리요소 수
ANN I-1	9	2	1
ANN I-2	9	5	1
ANN I-3	9	10	1
ANN I-4	9	15	1
ANN I-5	9	20	1

업진흥공단의 연구에서는 MDA의 판별식을 도출하기 위한 자료와 분석에 의하여 도출된 판별식을 검증하기 위한 자료를 구분하지 않고 사용하고 있다. 즉, 판별식을 도출하기 위한 자료들을 그대로 사용하여 도출된 판별식을 검증한 것이다. 이러한 분석방법에 의하여 얻어지는 높은 예측률은 그 신뢰성에 의문이 제기될 수 밖에 없다.

그러므로, 본 연구에서는 중소기업진흥공단의 연구

결과가 과장된 것임을 입증하기 위하여, 중소기업진흥공단의 자료사용 방법과 같은 방법을 사용하여 인공신경망 모형을 구축해보았다. 즉, 인공신경망을 훈련시키기 위하여 사용된 자료를 그대로 사용하여 구축된 인공신경망을 검증하였다. 이를 위한 인공신경망 모형, 즉 MDA와의 비교를 위한 인공신경망 모형(ANN I)은 9개의 입력처리요소와 부도유무를 나타내는 1개의 출력처리요소로 구성되었으며, 은닉층(Hidden Layer)은 예측력의 변화를 실험하기 위하여 2개, 5개, 10개, 15개, 20개의 처리요소를 갖도록 구축하였다. 입력층에서의 전이함수(Transfer Function)는 선형함수이며 은닉층과 출력층에서의 전이함수는 시그모이드(Sigmoid)함수를 사용하였다. 표 6은 MDA와의 비교를 위한 인공신경망 모형의 구조이다. 본 연구에서 사용되는 인공신경망 모형은 표준 백프로파게이션(Backpropagation) 알고리즘을 학습 알고리즘으로 채택하였다.

표 6의 5개 인공신경망 모형을 표 3의 대상기업군 별로 구분하여 3000번에서 30000번까지 훈련시킨 후 얻은 예측률과 MDA에 의한 예측률을 비교하였다. 표 7은 5개의 인공신경망 모형들로부터 얻은 결과들중에서 95%이상의 예측률을 보여주는 결과들을 발췌한 것이다.

표 5와 표 7에서 보는 바와 같이, 인공신경망 모형에 의한 예측률이 MDA에 의한 예측률보다 사업군에 따라 2.5%에서 6%정도 높게 나타나고 있다. 이상의 MDA와 인공신경망의 기업도산 예측률 비교결과를 앞에서 언급한 바와 같이 훈련용 자료와 검증용 자료를 구분하지 않고 사용하는 분석방법상의 오류를 갖고 있다. 그러나, 이 실험결과는 방법상의 오류에도 불구하고 도산예측에 있어서 인공신경망이 통계적 기법보다 우수하다는 기존의 연구결과를 재확인하였다는 점에서 의미를 찾을 수 있다.

표 7. MDA와의 비교를 위한 인공신경망 모형의 기업도산 예측률

사 업 군	모형구분	학습횟수	비도산Error*	도산 Error**	예측률***
시 설 근 대 화	ANN I-1	3,000회	1/46	0/1	97.8%
기 술 개 발	ANN I-5	30,000회	1/63	2/12	96.0%
정 보 화	ANN I-1	3,000회	0/74	3/5	96.2%
소 기 업 육 성	ANN I-1	3,000회	0/38	1/2	97.5%

*비도산 Error는 비도산기업을 도산한 기업으로 잘못 예측한 갯수(예, 1/46은 46개 비도산기업중 1개를 도산으로 잘못 예측)
 **도산 Error는 도산기업을 비도산한 기업으로 잘못 예측한 갯수
 *** 예측률 = 100 - {(비도산Error - 도산Error) / (비도산 기업수 + 도산 기업수)} × 100

IV. 사용정보유형에 따른 인공신경망 모형간의 기업도산 예측률 비교

4-1 비교분석에 사용된 자료

사용정보의 유형에 따른 기업도산 예측률을 비교하기 위하여 구축되는 인공신경망들의 입력처리요소로는 크게 나누어 재무정보와 비재무정보가 입력된다. 재무정보로는 재무비율들을 선정하였는데, 그 선정기준으로는 연구문헌상에서 기업도산연구에 중요시된 비율, 한국은행의 기업체 종합평가항목, 신용보증기금과 한국능률협회의 기업신용평가 등에서 사용되고 있는 평가항목들을 고려하였다(중소기업진흥공단, 1993). 그리고 비재무정보로는 입수된 자료에서 나타난 비재무 항목인 업종, 설립연수, 종업원 수, 수출액, A급 기술인력 수, B급 기술인력 수, C급 기술인력 수 모두를 선정하였다. 업종 항목은 산업별 대분류 코드를 기준으로 하여 농수산, 음식료, 섬유, 목재/가구, 화학/비금속광물, 철강/금속, 기계/전자/자동차, 건설, 도소매/숙박/운수, 서비스등으로 구분하였다. 수출액 항목은 2-2절에서 언급한 바와 같이 재무제표상에 나타나지 않은 이유로 비재무정보로 분류하였으며 수

출절대액수를 나타낸다. A, B, C급 기술인력 수 항목은 각각 기사급, 기능사급, 일반 기능공급을 나타낸다. 표 8은 본 연구에서 사용된 분석자료명을 보여주고 있다.

정보유형에 따른 인공신경망 모형간의 기업도산 예측률 비교에 사용될 사업군은 표 3과 같이 4개 사업군을 선정하였으나, 제 3절에서와는 달리 사업군별로 구분하지 않고 자료를 하나의 자료군으로 통합하였다. 그 이유는 인공신경망 모형간의 예측률 비교에 사용되는 인공신경망들의 입력처리요소의 수가 많아서, 요구되는 정보들을 모두 갖춘 대상기업을 사업군별로 세분하게 되면 사업군별 기업수가 적어지기 때문이다. 4개 사업군을 통합하여 얻은 241개 기업중 정보의 누락이 부분적으로 존재하는 53개 기업을 제외하고 나머지 188개 기업의 자료를 사용하였는데, 이중 도산기업은 12개 기업에 불과하였다. 이들 188개 기업중 22개 기업은 인공신경망 모형의 훈련용으로, 나머지 166개 기업은 검증용 그룹으로 나누었으며, 각 그룹의 비도산 및 도산기업의 수는 표 9와 같다.

인공신경망을 이용한 기업도산예측의 기존 연구들을 보면, 일반적으로 훈련용 그룹은 비도산 기업의 수와 도산기업의 수가 거의 비슷하게 구성되어있다. 이것은 인공신경망을 훈련시킬 때에 비도산 또는 도산의 어느 한 쪽으로 치우쳐서 훈련되는 것을 방지

표 8. 정보유형별 인공신경망 모형간의 예측률 비교에 사용된 자료

정보 유형		분석 자료명
재무정보	성장성	매출증가율 경상이익증가율 순이익증가율
	수익성	총자본경상이익률 총자본순이익률 자기자본경상이익률 자기자본순이익률 매출액경상이익률 매출액순이익률 매출액영업이익률
	안정성	자기자본비율 유동비율 당좌비율 고정비율 고정장기적합률 부채비율 유동부채비율 고정부채비율 재고자산대유동자산
	활동성	총자본회전율 자기자본회전율 고정자산회전율
비재무정보		업종수 설립연수 종업원수 수출액 A급기술인력수 B급기술인력수 C급기술인력수

표 9. 정보유형별 인공신경망 모형간의 예측률 비교를 위한 자료의 수

그룹구분	비도산	도산	총계
훈련용	16	6	22
검증용	160	6	166
총기업수	176	12	188

본 연구에서 사용한 훈련용 그룹은 (표 9)에서 보는 바와 같이 16개의 비도산 기업과 6개의 도산 기업으로 구성되어있다. 즉, 기존 연구들의 훈련용 그룹에서와 같이 비도산 기업의 수와 도산 기업의 수가 균형을 이루고 있지 못하다. 이것은 앞에서 언급한 바와 같이 요구되는 재무정보 및 비재무정보들을 모두 갖춘 도산기업의 수가 워낙 적었기 때문이다.

4.2. 비교분석의 결과

인공신경망을 이용한 기업도산예측에 있어서 비재무정보의 유용성을 검증하기 위하여 두 종류의 인공신경망 모형을 구축하였다. 하나의 모형은 재무정보만을 사용하는 인공신경망 모형이고, 다른 하나의 모형은 재무정보와 비재무정보를 전부 사용하는 인공신경망 모형이다.

재무정보만을 사용하는 인공신경망 모형 ANN II는 재무비율 22개 자료를 입력할 수 있는 22개 입력처리요소와 도산 또는 비도산을 나타내는 1개의 출력처리요소로 구성되었다. 또 재무정보와 비재무정보를 전부 사용하는 인공신경망 모형 ANN III는 재무비율 22개 자료와 비재무정보로 선정된 7개 자료를 입력할 수 있는 29개 입력처리요소와 도산 또는 비도산을 나타내는 1개의 출력처리요소로 구성되었다. 각 모형들은 다시 은닉층의 처리요소 수를 2가지로 구분하여 구축하였는데, 이는 은닉층의 처리요소 수의 차이에 의해 기업도산 예측률이 차이가 나는지를 확인하기

하고자 하는데에 그 목적이 있다고 할 수 있다. 하지만

위해서이다. 각 모형들의 구조는 표 10에 요약되어 있다. 입력층에서의 전이함수는 선형함수이며 은닉층과 출력층에서의 전이함수는 시그모이드함수를 사용하였다. 또한 각 모형들은 표준 백프로파게이션 알고리즘을 학습 알고리즘으로 채택하였다.

정보유형에 따른 인공신경망 모형간의 예측률 비교를 위해 총 4개의 인공신경망 모형을 앞의 표 9에서와 같이 22개의 훈련용 자료를 사용하여 20000번에서 50000번까지 훈련시켰다. 훈련된 인공신경망 모형은 166개의 검증용 자료를 이용하여 검증을 하였다. 그 결과는 다음 표 11과 같다.

표 11에서 보는 바와 같이, 재무정보만을 사용하여

구축한 인공신경망 모형인 ANN II-1과 ANN II-2는 20000번 훈련의 경우 각각 64.4%, 63.8%의 예측률을 보였으며, 50000번 훈련의 경우에는 모두 63.8%의 예측률을 보였다. 재무정보와 비재무정보를 전부 사용하여 구축한 인공신경망 모형인 ANN III-1과 ANN III-2는 20000번 학습의 경우 각각 75.3%, 73.4%의 예측률을 보였으며, 50000번 학습의 경우에는 각각 75.9%, 74.6%의 예측률을 보였다. 결과적으로 ANN II와 ANN III는 예측률에 있어 10%포인트 정도의 현격한 차이를 보여주고 있다. 즉, 기업도산예측에 있어 비재무정보는 예측력을 높여주는데 큰 역할을 하고 있다고 말할 수 있다.

표 10. 정보유형별 예측률 비교를 위한 인공신경망 모형의 구조

구 분		입력층 처리요소 수	은닉층 처리요소 수	출력층 처리요소 수
재무정보만을 사용한 모형 (ANN II)	ANN II-1	22	10	1
	ANN II-2	22	20	1
재무정보와 비재무정보를 전부 사용한 모형 (ANN III)	ANN III-1	29	10	1
	ANN III-2	29	20	1

표 11. 정보유형에 따른 인공신경망 모형간의 기업도산 예측률 비교 결과

구 분	20000회 학습			50000회 학습		
	비도산 Error*	도 산 Error**	예측률***	비도산 Error	도 산 Error	예측률
ANN II-1	58/160	1/6	64.4%	59/160	1/6	63.8%
ANN II-2	59/160	1/6	63.8%	59/160	1/6	63.8%
ANN III-1	40/160	1/6	75.3%	39/160	1/6	75.9%
ANN III-2	44/160	1/6	73.4%	41/160	1/6	74.6%

* 비도산 Error는 비도산기업을 도산한 기업으로 잘못 예측한 갯수(예, 58/160은 160개 비도산기업중 58개를 도산으로 잘못 예측)

** 도산 Error는 도산기업을 비도산한 기업으로 잘못 예측한 갯수

*** 예측률 = $100 - \{(\text{비도산 Error} + \text{도산 Error}) / (\text{비도산 기업수} + \text{도산 기업수})\} \times 100$

V. 결 론

인공신경망을 이용한 기업도산예측은 전통적인 도산예측모형이 갖고 있는 통계적 가정의 한계를 뛰어넘는 새로운 접근법으로서 최근 많은 연구가 진행되어 왔다. 기존의 인공신경망을 이용한 기업도산예측 연구는 대부분 상장기업 또는 대기업을 대상으로 하였으며, 도산예측에 사용되는 정보로는 재무비율로 대표되는 재무정보만을 사용하였다. 그러나 재무정보만을 사용하여 연구되는 도산예측모형들은 대상이 중소기업인 경우에는 그 적용에 한계가 있다. 왜냐하면, 중소기업들은 관리면에서 대기업에 비하여 취약하므로 재무정보가 충분치 못하거나 정확치 못하기 때문이다. 또한 중소기업들은 일반적으로 재무적인 면보다는 비재무적인 면, 즉 대기업의 횡포, 노사문제, 불황에 민감한 업종, 고급인력의 부족 등의 원인으로 인하여 급격히 도산하게 되는 경우도 많다. 따라서 중소기업의 도산예측 연구에서는 재무정보 이외에 비재무정보도 적극적으로 활용할 필요가 있다.

본 연구는 이러한 점을 고려하여 비재무정보가 인공신경망을 이용한 기업도산예측 연구에 얼마나 유용한지를 검증하였다. 연구 결과를 보면, 본 연구에서 사용한 비재무정보는 획득가능한 수많은 비재무정보 중 극히 빈약하고 일부에 지나지 않았음에도 불구하고 재무정보만을 사용했을 때보다 예측력이 10%포인트 정도나 향상되었다. 따라서 중소기업의 도산예측연구에 있어서 비재무정보의 유용성은 일단 검증되었다고 판단된다. 하지만, 본 연구에서 사용한 자료들은 비재무정보를 적극적으로 획득할 목적으로 수집한 자료들이 아니었기 때문에 본 연구가 단지 비재무정보의 유용성을 검증하는데에 그친 아쉬움이 남는다. 기존의 연구에서 보고되는 도산예측들은, 비록 그 연구들이 대기업의 자료들을 사용하고 있긴 하지만, 대체로 80%~85%를 보이고 있는데 반하여 본 연구의 결과는

75%선에 머물고 있기 때문이다.

현재 저자들은 중소기업진흥공단의 협조로 연간 매출액이 3억에서 5억사이인 중소기업 134개 업체의 재무정보와 비재무정보를 입수하여 연구를 진행하고 있다. 앞으로 진행되는 연구는 67개의 도산 업체와 67개의 비도산 업체를 대상으로하여 비재무정보만을 사용한 인공신경망 모형, 재무정보만을 사용한 인공신경망 모형, 그리고 재무정보와 비재무정보를 같이 사용한 인공신경망 모형을 구축하여 이 3개 모형의 도산예측률을 비교함으로써 중소기업의 도산예측에 있어서 비재무정보의 유용성을 명확히 검증하고자 한다. 또한 현실적으로 이용 가능한 기업도산 예측모형을 위하여 업종별, 규모별로 구분하여 어떠한 비재무정보가 기업도산예측에 큰 영향을 미치는지 파악하는 연구를 진행할 계획이다.

참고문헌

- 1) 김대수, "신경망 이론과 응용 I," 하이테크정보, 1992년 8월
- 2) 박창길, "우리나라 재무제표의 기업실패 예측능력의 실증적 연구," 박사학위논문, 서울대, 1985
- 3) 손정식, 강병호, 허영빈, "금융기관경영론," 1990년 3월
- 4) 이견창, 김명종, 김혁, "기업도산예측을 위한 귀납적 학습지원 인공신경망 접근방법 : MDA, 귀납적 학습방법, 인공신경망 모형과의 성과비교," 경영학연구, 한국경영학회, 1994년 2월, pp.109~144
- 5) 조홍규, 한인구, 이훈영, "판별분석, 사례기반예측, 신경회로망을 이용한 도산예측의 비교분석," 한국전문가시스템학회 '94년 추계 학술대회 논문집, 1994년 11월, pp.385~399
- 6) 중소기업진흥공단, "우리나라 중소기업의 기업건전도 분석방법에 관한 연구," 1993년 5월

- 7) 한국은행 여신관리국, "판별분석에 의한 기업평가방법," 1982년 8월
- 8) 황석하, "기업부도원인에 관한 연구," 경영학연구, 한국경영학회, 1987년 2월
- 9) 황석하, "기업부실예측에 관한 연구," 회계학연구, 한국회계학회, 1991년 7월, pp.57~78
- 10) Altman, E.I., "Financial Ratios, Discriminant Analysis and Prediction of Corporate Bankruptcy," *Journal of Finance*, Vol. 23 (Sep. 1968), pp.589~609
- 11) Altman, E.I., "The Success of Business Failure Prediction Models : An International Survey," *Journal of Banking and Finance* (June 1984), pp.171~198
- 12) Argenti, J., "Company Failure : Long-Range Prediction not Enough," *Accountancy*, Vol. 28, (August 1977), p.52~67
- 13) Beaver, William H., "Financial Ratios as Predictors of Failure," *Empirical Research in Accounting : Selected Studies* (1966), pp.71~111
- 14) Berry, R. and D. Treigueiros, "The Application of Neural Network Based Methods to The Extraction of Knowledge from Accounting Reports," *IEEE International Joint Conference on Neural Networks*(1991), pp.136~146
- 15) Deakin, E.B., "A Discriminant Analysis of Predictors of Business Failure," *Journal of Accounting Research* (Spring 1972), pp.167~179
- 16) Fletcher, D. and E. Goss, "Forecasting with Neural Networks: An Application Using Bankruptcy Data," *Information & Management* (1993), Vol. 24, pp.159~167
- 17) Nelson, M.M. and W.T. Illingworth, *A Practical Guide to Neural Nets*, Addison Wesley, 1992
- 18) Odom, M. and R. Sharda, "A Neural Network Model for Bankruptcy Prediction," *Proceedings of the IEEE International Conference on Neural Network*, Vol. 2 (1990), pp.163~168
- 19) Tam, K. and M. Kiang, "Managerial Applications of Neural Networks : The Case of Bank Failure Predictions," *Management Science*, July (1992), Vol. 38, pp.926~947