

신경망기법을 이용한 경영자사기(management fraud) 위험성 측정에 관한 연구

최재화
단국대학교 경상대 부교수
최순재
서강대학교 경영대 조교수

본 연구에서는 재무제표의 오류와 사기를 예측하는 신경망모형을 구축하여 감사인이 재무제표의 오류와 사기를 적발하는 기술로의 이용 가능성을 조사한다. 재무제표로부터 도출된 재무비율과 추세 변수를 이용하여 신경망모형을 구축한 후, 이를 시험표본에 적용하여 신경망모형이 얼마나 잘 재무제표의 사기 여부를 탐지할 수 있는가에 대하여 비교·분석한다. 신경망은 학습표본을 통하여 사기재무제표와 비사기재무제표의 패턴에 대한 학습을 하게 되며, 학습에 의하여 인지된 모형을 이용하여 주어진 재무제표를 분류할 수 있게 된다. 사기재무제표란 사기의 위험이 높은 재무제표로서 감사인의 감사위험 평가에 주의를 요하게 되며, 따라서 감사인의 증대된 입증감사를 요구하게 되는 것이다.

종전의 많은 연구들은 감사계획 단계에서 이용되는 분석적검토절차가 재무제표의 왜곡과 오류를 효율적으로 적발할 수 있는가에 대하여 조사하였으나, 연구 결과들에 의하면 이에 대한 일반적인 결론을 내리기 힘들다. 또한 대부분의 종래 연구들은 분석적검토절차가 감사위험 측정에 얼마나 유효한가를 조사하기 위하여 특정 계정에 대한 분석적검토절차를 통해 개별적으로 조사하였다. 본 연구에서는 주어진 모든 재무자료를 종합적으로 고려하여 비선형 모형을 도출하는 신경망기법을 이용하여 위험을 측정하였다. 따라서 본 연구는 신경망기법의 패턴 인식 능력을 이용한 재무제표의 분류라는 점에서 종래의 분석적검토절차에 대한 연구와 구별된다 하겠다.

본 연구의 결과에 의하면 신경망모형은 사기가 포함되지 않았을 때 잘못된 신호(signal)를 더 적게 주면서, 사기가 포함되었을 때에는 추가의 조사가 필요하다는 신호를 더 우월하게 준다. 감사인은 감사과정에 있어 신경망기법을 이용함으로써 감사의 효율을 높일 수 있다. 현존하는 사기위험 측정 방법이 동전 던지기 이상의 효과가 없는 것임을 감안할 때 신경망기법을 이용한 위험 측정의 개선은 감사실무 상에서 상당한 유용성을 가져올 수 있다.

1. 서 론

최근 미국 공인회계사협회(AICPA)의 Public Oversight Board(POB)에서는 재무제표상의 경영자사기(management fraud)를 적발하는 것을 공인회계사의 의무로 포함시킬 것을 AICPA에 강력히 요구하였다(POB 1995). 변칙(irregularities)과 경영자사기는 기업의 재무제표에 대한 고의적인 왜곡(mis-

statements)이며, 오류(errors)는 비고의적인 왜곡을 말한다. 중요한(material) 왜곡을 적발하는 것이 감사인의 의무로 대두되게 되자 많은 분석적검토절차(analytical review procedures)에 대한 연구가 이루어지고 있다.

분석적검토절차에 대한 유효성과 효율성을 조사하기 위해 재무제표 자료 및 재무제표 외의 자료를 이용한 분석적검토절차 기법에 대한 많은 연구가 이루어져 왔다(Loebbecke and Steinbart 1987, Loebbecke, Eining,

and Willingham 1989, Wheeler and Pany 1990, Coakley and Brown 1993, Calderon and Green 1994, Green and Calderon 1994, Coakley 1995, Fanning, Cogger and Srivastava 1995). 종래의 연구들에 의하면 간단한 방법의 분석적검토절차 및 정교한 방법의 분석적검토절차가 재무제표의 왜곡위험성 판단에 도움을 줄 수 있다고 하였으나(Hylas and Ashton 1982, Biggs and Wild 1984, Loebbecke and Steinbart 1987, AICPA 1988, Loebbecke, Eining, and Willingham 1989, Wilson and Colbert 1989), 이들 연구 결과에 의하면 그 효과가 매우 미미한 정도에 지나지 않는다.

예측 또는 분류에 쉽게 이용될 수 있는 기법으로 최근 여러 분야에 적용되고 있는 신경망(neural network)기법이 있다 (Widrow, Rumelhart, and Lehr 1994). 신경망기법에 의하면 비사기재무제표와 사기재무제표의 학습표본(learning sample)을 통하여 패턴(pattern)을 분석하여 신경망모형을 만든다. 학습을 통해 개발된 신경망모형을 시험표본(test sample)에 적용하여 사기재무제표와 비사기재무제표로 분류한다. 사기로 분류된 재무제표는 사기의 위험이 큰 재무제표를 의미하며, 따라서 감사인은 이러한 재무제표에 대하여 확대된 입증감사를 실시하여야 할 것이다. 현재까지 발표된 오류와 사기위험 측정 방법의 효과가 매우 미미하고 신경망모형을 이용한 방법의 비용이 적음을 고려할 때, 사기위험 측정에 대한 신경망모형 응용은 감사실무에 매우 유용할 수 있다고 하겠다.

본 연구는 수익순환과정과 대금회수과정에 관련된 계정의 자료를 이용하여 재무제표 사기적발에 위한 신경망모형을 구축한 후, 이를 시험표본에 적용하여 신경망모형이 재무제표 사기적발에 유효하며 효율적인가를 조사한다. 구축된 신경망모형의 예측 능력을 판단하기 위한 벤치마크(benchmark)로 통계적

예측기법인 판별분석모형(discriminant analysis model)을 이용한 판별분석의 결과도 제시한다. 또한 신경망모형의 결과를 분석적검토절차를 이용한 종래의 연구 결과들과도 비교·분석한다.

본 연구가 도출한 신경망모형의 결과에 의하면, 신경망모형이 비사기재무제표에 대한 잘못된 시그널(signal)의 위험을 현저히 감소시키면서 종전의 위험측정 방법보다 높거나 같은 수준의 유효성을 보여준다. 유효성의 감소 없이 잘못된 시그널에 의한 위험을 현저히 줄임으로써, 신경망기법은 감사실무에서 감사인의 자원을 보다 감사위험이 높은 부분에 치중할 수 있게 해주어 감사의 효율을 높일 수 있다. 본 연구에 의하면 재무제표의 사기적발에 있어 신경망기법이 전통적인 기법보다 유효성과 효율성의 측면에서 향상된 결과를 나타내며, 신경망기법은 비교적 쉽게 감사실무에도 이용될 수 있어 증대되는 감사인의 사기적발 의무에 대처할 수 있는 기법으로 사용될 수 있다는 것이다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 제2절에서는 재무제표의 오류와 사기적발에 대한 종래의 연구들을 정리하고, 제3절에서는 신경망모형과 판별분석모형에 사용된 변수 선정과 자료의 사전적 처리에 대하여 기술한다. 제4절에서는 신경망모형 개발과정에 대하여 설명하고, 제5절에서는 신경망모형의 성능을 비교하기 위한 벤치마크를 제공할 판별분석모형 개발과정에 대해 설명한다. 제6절에서는 본 연구에서 제시된 신경망모형과 판별분석모형의 실험 결과에 대해 논한다. 본 연구의 결론, 제한점, 그리고 추후 연구방향에 대해서는 제7절에서 요약한다.

2. 문헌 연구

2.1. 재무제표 오류에 대한 적발

분석적검토절차란 “재무적 또는 비재무적 자료에 대한 관계를 조사함으로써 재무적 정보에 대한 평가를 포함하는 것”이라고 정의하였다(AICPA 1988). 분석적검토절차는 감사인이 입증감사절차 수행단계에서 특정 계정이나 계정군에 대하여 수집하여야 하는 증거의 종류를 판단하는데 도움을 주며, 감사의견 형성을 위한 검토단계에 있어서는 감사의 계획단계와 수행 단계에서 수집한 증거의 양에 대한 적정성을 판단하는데 도움을 준다. 분석적검토절차는 감사위험의 평가와 오류적발을 위해 감사실무에서 널리 사용되고 있는 기법으로서, 많은 연구들이 추가적인 조사의 필요 여부를 판단함에 있어 분석적검토절차가 가장 유효한 방법이라고 확인하였다(Hylas and Ashton 1982, Knechel 1986, 1988, Loebbecke and Steinbart 1987, Biggs, Mock and Watkins 1988).

미국 대규모 회계법인에 의하여 이루어진 281개의 감사 후 조정항목에 대해 조사한 Hylas and Ashton(1982)의 연구는 이들 중 27.1%가 분석적검토절차에 의해 문제가 적발될 수 있었다고 보고하였다. 이 연구는 분석적검토절차가 재무제표의 오류적발에 있어 잠재적인 유용성이 있다고 결론지었으나, 오류 존재시 분석적검토절차가 얼마나 잘 오류를 지적하며, 오류의 부재시에는 얼마나 잘 그 사실을 지적하는가에 대한 연구는 이루어지지 못하였다.

Biggs and Wild(1984)와 Daroca and Holder(1985)에 의하면 간단한 분석적검토절차가 감사실무시 모든 감사인들에 의해 사용되고 있다고 보고하였다. 보다 정교한 방법의 분석적검토절차가 많이 개발되어

이용되고 있다는 Tabor and Wills(1985)의 연구도 있었으나, Schmutte(1990)의 조사에 의하면 감사실무자들은 정교한 방법의 분석적검토절차에 대하여는 지식도 별로 없고 실무에도 거의 사용하지 않는다고 보고하였다. Ammen and Strawser(1994) 역시 감사실무자는 정교한 방법보다는 간단한 방법의 분석적검토절차를 이용한다고 발표하여 위의 사실을 확인하였다. 이 연구는 감사인의 분석적검토절차에 의한 오류적발은 감사대상 기업이 계속감사기업이며, 그 기업의 내부통제구조가 신뢰성이 있고, 그리고 재무제표의 왜곡에 대한 일반적 위험이 낮을 때 사용될 수 있다고 지적하였다.

Kinney(1987)와 Loebbecke and Steinbart(1987)의 시뮬레이션(simulation) 방법은 실제의 재무제표에 중요한 오류를 삽입하여, 분석적검토절차가 이 오류를 적발하는가를 조사하는 것이다. 이 연구에 의하면 비고의적이고 중요한 오류에 대한 감사위험의 평가에 분석적검토절차는 제한된 범위에서만 유용하다고 보고하였다. 한 회사의 재무제표에 대하여 시뮬레이션 연구를 한 Kinney(1987)의 연구에 의하면 외상매출금회전을 제외한 다른 비율들은 재무제표에 포함된 오류를 적발하는데 유효한 시그널을 제공하지 못하는 것으로 판명되었다. Knechel(1988)의 연구 역시 이와 일치하는 결과를 보였다.

2.2 재무제표 사기에 대한 적발

Hylas and Ashton(1982)의 연구에 의하면 대형 회계법인에 의한 281개의 감사조정항목 중 10개만이 의도적인 오류이며, 이 10개중 7개가 경영자사기에 해당된다고 하였다. Coglitore and Berryman (1988)은 16개의 변칙 사례에 대해

어 분석적검토절차가 이를 적발해 낼 수 있는 잠재력이 있는가에 대한 조사를 하였다. 이 연구는 법정 판결과 미국 증권감독원(Securities and Exchange Committee: SEC)의 조치를 분석한 결과, 분석적검토절차가 감사자로 하여금 재무제표의 사기를 적발하는 것을 도와 줄 수 있다고 결론지었다.

Loebbecke, Eining, and Willingham (1989)은 6대 회계법인(Big Six)에 의해 적발된 재무제표의 변칙에 대해 연구·조사하여 경영자사기 위험 측정에 대한 감사계획단계에서 사용된 질적인 요인들을 밝혀 기술하였다. 이 연구에 의하면 경영자사기의 3분의 1 이상이(34.8%) 수익순환과정에서 일어나며, 감사계획단계에서 분석적검토절차에 의해 이들 사기의 32.6%가 시그널된다고 하였다.

Green and Calderon(1994)의 연구는 분석적검토절차가 경영자사기를 적발하는데 제한적으로 유효하다고 발표하였다. 수익순환과정에 사기가 포함된 실제의 재무제표를 대상으로 한 이 연구는 사기재무제표 표본에 대하여는 유의적인 결과를 보였으나, 비사기재무제표 표본에 대해서는 허용 수준 이상의 잘못된 시그널을 보임으로써 종전의 분석적검토절차에 대한 연구 결과들을 재확인하였다. Loebbecke, Eining and Willingham(1989)과 Green and Calderon (1994)의 사기적발의 연구를 연장한 Calderon and Green(1994)의 연구는 계량적 외생 변수가 사기위험에 대한 시그널을 줄 수 있는가를 조사하였다. 이 연구에 의하면 재무분석가의 이익예측이 재무제표에 사기가 존재하는 경우 어느 정도 유용한 시그널을 제공하나 사기가 존재하지 않을때에는 효율적인 방법이 되지 못한다고 하였다.

분석적검토절차에 대해 단순한 방법을 사용한 결과와 보다 정교한 방법을 사용한 결과를 비교한 연구들도 다수 있다. 일반적으로 단순한 방법보다는

회귀분석, ARIMA와 X-11 등의 시계열(time series) 방법을 사용한 정교한 방법이 성과면에서 더 우월하다고 할 수 있다 (Kinney 1978, Knechel 1986, Wheeler and Pany 1990). 그러나 Wilson and Colbert(1986)에 의하면 “단순한 방법이나 정교한 방법이나 중요한 오류를 적발하는 데에는 똑같이 유효하다”고 하였고, 다만 정교한 방법이 오류의 부재 시 잘못된 시그널의 숫자를 줄인다는 점에서 보다 효율적이라고 하였다. 그들은 정교한 방법의 효율성이 높은 이유를 정교한 방법의 경우 단순한 방법보다 분석에 사용되는 정보의 양이 많기 때문이라고 하였다. Kinney (1978)는 “일반적으로 보다 많은 정보를 포함하고, 보다 많은 계산 노력이 요구될수록 성과가 더 좋다”고 하였다.

2.3 종합적인 평가

많은 연구들은 감사계획단계에서 분석적검토절차를 이용하여 재무제표의 왜곡을 효율적으로 적발할 수 있는가에 대하여 조사하였으나, 결과들은 위에서 언급한 바와 같이 결론짓기 힘들거나 모호하다고 하겠다. Loebbecke and Steinbart(1987)에 의하면 분석적검토절차는 “오류가 존재할 때 오류를 적발하는 데에는 이용될 수 있으나, 오류가 없다는 확신을 줄 수는 없다”라고 결론지었다. 현재까지의 연구는 시뮬레이션에 의해 만들어진 자료를 사용하였거나, 특정 자료에 대한 개별적인 연구들이었다고 하겠다(Calderon and Green 1994, Knechel 1986, Loebbecke and Steinbart 1987, Wheeler and Pany 1990, Wilson and Colbert 1989). 또한 연구 결과들은 유효성을 높이기 위해 효율성을 희생하거나, Kinney(1978)의 연구와 같이 보다 많은 정보를 이용하는 것이 더 나은 결과를 가져올 수 있다는

다소 당연한 주장을 하고 있다. 즉, 종래의 연구들은 유효성과 효율성의 상충관계를 고려한 종합적인 위험의 평가가 이루어지지 못하였다는 지적이 가능하다. 유효성(제2유형오류)이란 재무제표에 고의적인 오류가 존재할 때 감사자로 하여금 추가적인 조사를 하도록 올바른 시그널을 줄 수 있는 판별능력을 말하며, 효율성(제1유형오류)이란 재무제표에 고의적인 오류가 존재하지 않을 때 감사자로 하여금 추가적인 조사를 하라는 시그널을 주지 않을 수 있는 판별능력을 말한다(Calderon and Green 1994).

트레드웨이 위원회(Treadway Commission)에서는 "과거의 사기 사건을 보면 거기에는 많은 행동적 패턴이 있다...."라고 결론 지었다(Treadway 1987, p7). 그러한 행동 패턴의 예로는 회회적인 회계기준의 적용이나, 비정상적인 단기이익성의 향상, 혹은 다른 재무지표들의 비정상성 등이 그 예라고 하겠다. 따라서 이 위원회는 이러한 행동 패턴과 그 관계를 찾아내기 위한 여러 분석적인 기법들을 사용할 것을 권고하고 있다(Treadway 1987).

2.4 신경망 접근 방법

본 연구에서는 재무제표의 사기 여부에 관한 예측 모형을 구축하기 위해 최근 다른 연구 분야에서 적용되어 자료의 패턴 인식 능력이 우월하다고 보고된 신경망기법¹⁾을 도입하였다. 재무제표 자료를 이용하여 신경망모형을 구축하는 방법은 기업의 재무제표 자료를 이용하여 기업의 도산예측을 하는 것과 방법론적으로 유사하다고 하겠다(Odom and Sharda 1990, Raghupathi, Schkade, and Raju 1991, Tam and Kiang 1992, Salchenberger, Cinar,

and Lash 1992).

신경망기법이 적용될 수 있는 가장 보편적인 분야는 자료의 분류 문제로서, 이미 여신결정(Klimasauskas 1991), 도산예측(Tam and Kiang 1992), 투자 주식의 선택(Yoon and Swales 1991), 그리고 선물거래(Trippi and Desieno 1992) 등의 연구에 적용된 바 있다. 이들 연구에 의하면 신경망기법은 다른 통계적 방법보다 향상된 결과를 보였다. Tam and Kiang(1992)과 Salchenberger, Cinar and Lash(1992)의 연구는 신경망기법에 의한 결과와 통계적 판별분석에 의한 결과를 비교하였으며, 비교 결과에 따르면 신경망기법이 더 우수한 것으로 보고하였다.

신경망을 다른 인공지능기법인 전문가시스템과 비교하면, 신경망은 자료로부터 학습을 하는 기법이므로 자료에 적응(adaptive)하는 특성이 있다. 그러나 전문가시스템에서는 지식이 사전에 정리된다. 신경망은 자료의 패턴에 대한 일반화과정(generalization)을 통하여 보다 견실한(robust) 모형을 구축한다. 분류하고자 하는 자료에 대해 이미 훈련에서 익힌 자료와 전반적으로 근사한 것들을 바르게 처리할 수 있다. 신경망을 통계적기법과 비교하면 통계분석에 서처럼 신경망은 자료의 정규분포 등 엄격한 통계적 기본 가정을 요구하지 않는다. 실제의 자료는 많은 노이즈(noise), 불완전성(incomplete data), 극단치(outlier)를 포함한 것을 고려할 때 신경망이 실무에서의 적용에 많은 도움을 줄 수 있다고 하겠다.

신경망이 인공지능의 한 기법으로서의 단점은 전문가시스템과 비교할 때 결과에 대한 설명을 주지 못한다는 점을 들 수 있다. 처리노드(processing node)간의 연결강도(weight)로 표현된 신경망모

1) 신경망에 대한 기본적 이해를 위해서는 참고문헌에 표시된 Chester의 Neural Networks: A Tutorial을 참조할 것.

형이 결론에 이르는 과정에 대한 충분한 설명을 할 수가 없다. 신경망을 회귀분석 또는 다른 판별분석 기법과 같은 통계적 방법과 비교하면 신경망은 최적해(optimal solution)를 찾지 못할 수 있다는 점이다. 신경망 내부에 대한 분명한 이해가 불가능하다는 점, 최적해에 도달한다는 보장이 없는 점, 그리고 최적의 신경망 구조를 찾는 방법에 대한 정형적인 이론이 없다는 점 등이 신경망의 약점으로 남아 있지만 그에 대한 관심은 점점 높아져 응용 분야는 늘어나고 있다.

최근 신경망모형을 회계감사에 적용한 연구로서는 Coakley and Brown(1993), Coakley(1995), 그리고 Fanning, Cogger and Srivastava (1995)를 들 수 있다. Coakley and Brown(1993)은 시물레이션 자료를 사용하여 신경망기법의 결과를 다른 분석적검토절차 기법인 비율분석과 회귀분석의 결과와 비교하여 오류적발의 우열을 검토하였다. Coakley(1995)는 위의 연구 결과를 Kinney (1987)의 연구 결과와 비교한 것이다. Fanning, Cogger and Srivastava (1995)는 재무제표상의 경영자 사기를 신경망기법으로 판별함수를 개발하여 연속적(cascaded) Logit기법을 통해 개발한 판별함수와 비교하여 사기 적발 능력면에서 앞선다는 것을 보였다.

Fanning, Cogger and Srivastava (1995)의 연구는 감사자들이 감사 착수전 감사대상기업에 대한 자체적 체크리스트(checklist) 설문 항목에 대한 대답자료를 이용하여 신경망모형을 개발하였으나 본 연구에서는 실제의 사기·비사기재무제표 시제열 자료를 이용하여 신경망모형을 개발한 점에 큰 차이가 있다. 또한 본 연구는 한 기업의 재무제표 자료에 미기록 매입과 과대 매출 계상의 오류를 관련 계정에 인위적으로 삽입한 시물레이션 자료로 신경망모형을 개발한 Coakley and Brown(1993)와 Coakley (1995)의 연구와 달리 여러 회사의 실제 재무제표

를 사용하였다.

본 연구에서는 감사인에 의해 적발되지 못했던 실제의 사기재무제표를 이용하여 재무제표에 사기가 포함되었는가 혹은 그렇지 않은가를 판단하는 의사결정 도구로서 백프로퍼게이션(backpropagation) 신경망모형을 이용하는 것이다. 백프로퍼게이션 신경망은 예측과 분류에 있어 가장 널리 사용되는 모형이다 (Rumelhart, Widrow and Lehr 1994, Klimasausakas 1991, Tam and Kiang 1992, Yoon and Swales 1991, Trippi and Desieno 1992). 구축된 모형에 사기재무제표나 비사기재무제표를 투입시키면 신경망모형은 그것을 판별하는 지표를 산출한다.

본 연구에서 밝혀 보려는 구체적인 의문은 다음과 같다. (1) 재무제표에 포함된 고의적인 왜곡을 적발하는데 신경망기법이 얼마나 유효한 시그널을 제공하는가? (2) 재무제표에 고의적인 왜곡이 존재하지 않을 때 신경망기법은 잘못된 시그널을 제공하지 않는 측면에서 얼마나 효율적인가? 신경망이 재무제표의 왜곡을 적발하는데 유효성과 효율성이 있는가에 대한 판단은 두 가지 벤치마크를 이용한다. 그 하나는 통계적 판별분석모형의 결과이고 다른 하나는 분석적검토절차에 대한 기존의 연구 결과이다.

3. 변수의 선정과 자료 전환

3.1. 변수의 선정

본 연구에서는 미국 증권감독원(SEC)에 제출된 제조 및 유통기업의 수익순환과정 및 대금회수과정과 관련된 자료를 이용하였다. 변수의 선택은 예측 모형의 현실적인 적용성 여부와 과거의 연구들과의

비교 가능성을 고려하여 선택하였다. 종래의 실증연구와 감사실무에서의 이용도 등을 종합하여 아래와 같은 8가지 입력변수를 선정하였다.

비율변수:

1. 대손충당금 / 순매출
2. 대손충당금 / 외상매출금
3. 순매출 / 외상매출금
4. 매출총이익 / 순매출
5. 외상매출금 / 총자산

추세변수:

1. 순매출
2. 외상매출금
3. 대손충당금

선정된 변수들은 분석적검토절차를 이용한 수익순환과정에서의 위험평가에 관한 종래 연구들에서 흔히 사용된 변수들이다 (Green and Calderon 1994). 이들은 일반적으로 회계정보시스템에 있어 가장 거래량이 많은 계정들이다. Hylas and Ashton(1982)과 Loebbecke, Eining and Willingham(1989)의 연구에 의하면 대부분의 왜곡은 이 거래과정의 변수에 영향을 준다고 보고하였다.

수익순환과정과 관련된 차감(혹은 평가)계정을 조사하기 위하여 순매출에 대한 대손충당금 비율(비율변수 1)과 외상매출금에 대한 대손충당금의 비율(비율변수 2)이 사용되었다. 이들 비율은 차감계정과 관련된 계정의 잔액과의 관계를 나타낸다. Daroca and Holder (1985)에 의하면 감사실무에서 가장 많이 사용되는 비율은 순매출/외상매출금의 비율(비율변수 3)과 매출총이익/순매출의 비율(비율변수 4)이라고 하였다. Blocher and Cooper (1988)는 이들 두 비율이 오류적발에 매우 유효하다고 보고하였다. 마지막 비율인 총자산에 대한 외

상매출금의 비율(비율변수 5)은 외상매출금의 분석에 있어 가장 많이 사용되는 비율이다(McKee 1989).

Daroca and Holder(1985)에 의하면 추세분석에 있어 가장 많이 사용되는 변수는 순매출과 외상매출금(추세변수 1과 추세변수 2)이라고 하였다. Blocher and Cooper(1988)의 사례 시뮬레이션 연구에 의하면 추세분석을 통한 오류적발에 있어 가장 유효한 변수로서 매출계정을 지적하였다. Blocher and Willingham(1985)과 Arens and Loebbecke (1988)도 수익순환과정과 관련된 추세변수에 대하여 고찰하였다. 이 연구 역시 위의 추세변수들을 주요한 변수로 꼽았으며, 추가 가능한 추세변수로서는 대손충당금(추세변수 3)을 들고 있다.

3.2. 자료의 수집

본 연구에 사용된 사기재무제표 표본과 비사기재무제표 표본은 Green and Calderon(1994)의 분석적검토절차를 이용한 경영자사기 적발 연구에 사용된 표본과 동일한 표본을 사용하였다. 사기재무제표 표본은 SEC에 제출되었다가 후일에 사기적인 계정잔액이나 계정그룹이 있다고 판정된 재무제표들이며, 이들 재무제표는 제출된지 2년안에 사기 판정을 받은 재무제표들로 한정하였다. 1982년부터 1990년의 기간 중 SEC의 회계 및 감사위반보고서(Accounting and Auditing Enforcement Releases)로부터 수익순환과정에서 사기적인 계정잔액이나 계정그룹이 있다고 판정된 113개의 10-K 보고서에서 출발하였다. 이 중 관련 자료를 구할 수 없는 27개 회사의 재무제표가 제외되어 86개 재무제표를 사용하였다.

비사기재무제표는 사기를 포함하지 않은 재무제표로서 사기재무제표 표본과 대응되는 년도, 규모, 속한 산

업을 고려하여 86개의 재무제표를 COMPUSTAT 데이터베이스로부터 구하였다. 따라서 본 연구에서는 172개의 사기·비사기재무제표가 선택되었다. 비사기 재무제표의 표본은 적정의견을 받은 재무제표로서 최소한 2년간 사기재무제표로 판정되지 않은 재무제표들이다. 기업의 규모는 총자산을 기준으로 하였다. 두 표본에 대해 3분의 1 기업은 총자산 규모가 \$11,000,000 이하인 기업이며 3분의 1 기업은 총자산 규모가 \$11,000,000에서 \$100,000,000에 속하는 기업이고, 나머지 3분의 1 기업은 총자산 규모가 \$100,000,000 이상인 기업이다.

3.3. 기대모형에 따른 자료의 전환

분석적검토절차는 실제계정의 잔액, 혹은 계정잔액과 다른 자료와의 관계를 감사자의 주관적인 기대와 비교하는 것이다. 이러한 감사자의 기대와 실제 자료와의 차이(비기대치)의 크기에 따라 감사인은 이상성을 보인 계정잔액이나 계정그룹에 대해 추가 조사를 할 것인가 여부를 결정한다. 신경망은 사기 재무제표의 계정잔액 변화의 패턴이 비사기재무제표 계정잔액 변화의 패턴과 어떻게 다른가를 학습을 통하여 파악한다. 이를 위하여 사기재무제표와 비사기 재무제표로부터 구한 비율 및 추세변수의 기대치와 실제치의 차이를 파악하기 위한 자료의 전환이 필요하며, 이러한 전환은 기업규모 등에서 기인한 노이즈를 줄일 수 있다.

본 연구의 신경망모형에 입력되는 자료들은 변수들의 비기대치가 사용되며, 비기대치 계산을 위하여는 단순한 전년도와의 차이뿐만 아니라, 실무에서 많이 사용되고 있다고 McKee(1989)에서 보고된 시계열모형에 의한 예측치와의 차이를 추가적으로 사용하였다.

단순비율변화방법(simple percentage change method: SPC)에 의한 비기대치는 당년도의 값과 전년도의 값의 변화 비율을 이용하였다. 이 방법에서는 전년도의 해당 계정잔액이 감사 당년도의 잔액에 대한 기대값이 된다. Ameen and Strawser (1994)에 의하면 간단한 전년도와의 비교방법이 실무에서 가장 널리 쓰인다고 하였다. 단순비율변화는 다음의 식과 같이 구한다.

$$\frac{|B_0 - B_{-1}|}{B_{-1}} \times 100$$

B_0 = 조사년도의 계정잔액

B_{-1} = 조사전년도의 계정잔액

시계열모형을 기대모형으로 사용하여 비기대치를 구하는 방법에서는, 계정잔액에 대하여 연수합계가 중평군을 적용한 방법과 계정잔액의 변화분에 대하여 연수합계가중평군을 적용한 방법의 두 가지를 사용하였다(McKee 1989). 첫번째의 연수합계가중평군방법(plain sum-of-the-years' digit weighted average: PSYD)은 조사년도의 해당 계정 잔액의 기대값을 연수합계가중평군방법을 사용하여 구한 후, 기대값과 실제값 간의 차이에 대한 비율을 다음과 같이 계산한다.

$$\frac{|B_0 - B^*|}{B^*} \times 100$$

B_0 = 조사년도의 계정잔액

$$B^* = \frac{\sum_{i=1}^N B_i \times (N+i+1)}{\sum_{i=1}^N |i|}$$

: 조사년도의 계정잔액에 대한 기대

B_i = 조사 i 년 전의 계정잔액, $i = (-1, -2, \dots, -N)$

(예를 들어 $i = -2$ 이면 조사년도 2년전을 말함)

N = 이용된 시계열의 총년수

시계열모형을 사용한 두번째의 방법은 전년도와의 차이에 대한 예측을 위하여 증분연수합계가중평균방법(incremental sum-of-the-years' digit weighted average: ISYD)을 이용한다. 이 방법은 해당 계정의 기대값을 계산하기 위하여 먼저 전년도와 조사년도의 변화를 예측한 후, 이 변화의 예측값을 전년도의 잔액에 합산하여 조사년도 잔액의 기대값을 계산한다. 기대치와 실제치와의 차이비율을 다음과 같은 식을 이용하여 계산한다.

$$\frac{|B_0 - (B_{-1} + \Delta B_0^*)|}{B_{-1} + \Delta B_0^*} \times 100$$

B_0 = 조사년도의 계정잔액

B_{-1} = 조사전년도의 계정잔액

$$\Delta B_0^* = \frac{\sum_{i=1}^N \Delta B_i \times (N+i+1)}{\sum_{i=1}^N |i|}$$

∴ 조사년도와 조사전년도의 차이에 대한 기대값

$\Delta B_i = B_i - B_{i-1}$, $i = \{-1, -2, \dots, -N\}$

N = 이용된 시계열의 총년수

주목할 것은 위의 3가지 방법 모두 기대값 계산에 있어 감사 받지 않은 재무제표상의 잔액을 사용하지 않는다는 것이다. SAS No. 31의 “증거

(evidential matter)” 부분에 의하면 “감사자는 감사 받지 않은 자료를 이용하여 감사인의 기대를 형성하여서는 아니된다”라고 기술하고 있다 (AICPA 1980). 감사자는 경영자의 다른 어떤 주장과 마찬가지로 계정의 잔액에 대하여 전문가적 회의를 견지하여야 하는 것이다. Biggs and Wild(1985)는 감사되지 않은 잔액에 노출됨으로써 감사인의 기대가 그 방향으로 편기(bias)되는 경향이 있다고 하였다. 이러한 편기는 감사자가 계정잔액을 그의 기대와 비교하며 조사할 때 감사자의 제2유형오류를 증가시킬 수 있다. 위에서 사용된 두 가지의 가중평균법은 감사자가 기대값의 형성에 있어 보다 최근 자료가 강조되어 반영되는 방법이다 (Biggs and Wild 1985).

각 재무제표에서 8개 변수의 기대값과 실제값의 차이 비율을 위의 식에 따라 계산하여 신경망과 통계적 판별분석의 입력자료로 사용하게 된다. 기대값과 실제값의 차이 비율을 구할 때, 연수합계가중평균방법을 이용하여 기대값을 계산하는 PSYD방법의 경우에 4년전 자료까지($N=4$) 사용하였으며, 전년도로부터의 변화분에 대한 연수합계가중평균법을 이용한 ISYD방법에서는 과거 5년동안의 재무제

〈표 1〉 실험실에 사용된 표본의 크기

단위: 이용된 재무제표수

		SPC 자료**		PSYD 자료**		ISYD 자료**	
시험표본*	사기	39	19	40	17	34	16
	비사기		20		23		18
학습표본*	사기	56	28	54	27	52	24
	비사기		28		27		28
합계	사기	95	47	94	44	86	40
	비사기		49		50		46

* 학습표본과 시험표본은 신경망 프로그램에서 각각 60%와 40%로 주어 총 표본에서 무작위적으로 추출하게 하여 10회 반복하였음. 따라서 숫자는 10회 실험에서 사용된 표본의 크기의 평균임.

**신경망모형에 이용된 변수의 기대값 계산방법에 따라 SPC는 단순비율변화방법, PSYD는 연수합계가중평균방법, ISYD는 증분연수합계가중평균방법을 나타냄.

표 자료를 필요로 하게 된다. 사기·비사기 표본으로 선택된 172개의 재무제표 자료 중에서 위와 같은 방법으로 기대치를 구하는데 필요한 과거의 재무제표 자료가 없는 경우에는 그 자료를 제외시켰다. 이렇게 하여 최종적으로 실험에 이용된 재무제표의 수는 SPC, PSYD, ISYD 방법에 따라 각각 95개, 94개, 86개이다.

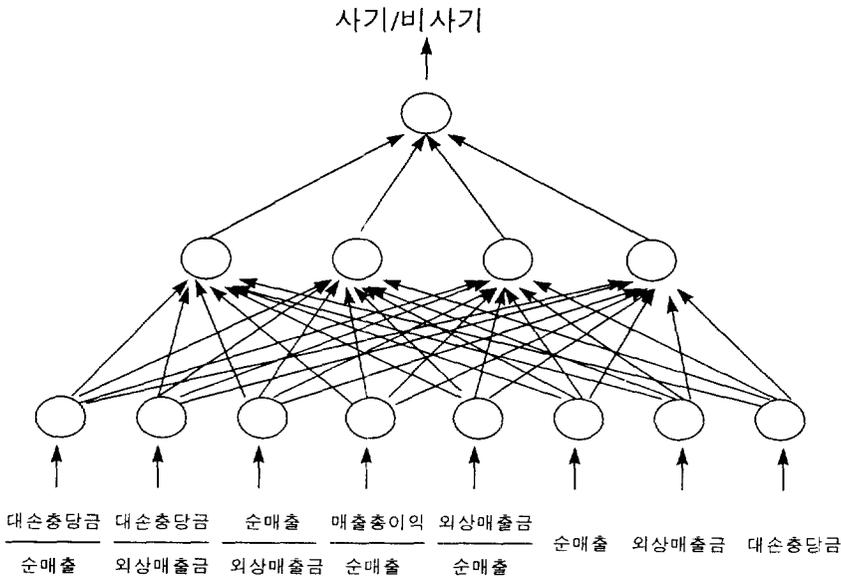
본 연구에서는 선정된 재무제표중에서 60%정도를 학습표본으로 나머지를 시험표본으로 무작위추출하여 이용하였다. 또한 혹시 있게 될지도 모르는 소표본의 문제점을 극복하기 위하여 반복 실험한 결과의 평균값을 구하여 비교하기로 하였다. 이를 위하여 학습표본과 시험표본으로의 분할을 무작위적으로 10회 실시하여 신경망모형과 통계적 판별분석모형의 입력자료로 사용하였다. <표 1>은 실험에 사용된 표본의 수를 정리한 것이다.

4. 사기위험측정 도구로서의 신경망모형

4.1. 신경망의 구축

신경망 아키텍처(architecture)는 상업용 신경망 소프트웨어²⁾를 사용하여 3층의 백프로퍼게이션 신경망모형을 개발하였다. 시그모이드 로지스틱(Sigmoid logistic)함수가 각 처리노드에서의 전이함수로 사용되었으며, 시그모이드 로지스틱함수는 출력 범주(category) 변수일 때 특히 효율적인 것으로 알려져 있다(NeuroShell 2 1993).

입력자료가 신경망에 주어질 때, 신경망 알고리즘과 상응하는 범위의 수치로 입력값을 주어야 한다. 신경망은 입력자료를 0과 1사이의 값이나, -1에서 +1사이의 값으로 입력하는 것이 전형적 방법이다.



<그림 1>

2) Ward System Group Inc. 회사의 NeuroShell 2 를 사용하였다.

따라서 본 연구에서는 입력자료를 선형변환함수³⁾를 이용하여 [0,1]의 범위로 전환한다. 이러한 입력자료에 대하여 신경망은 출력자료를 0과 1사이의 값으로 출력한다.

3층의 신경망에서 입력층과 출력층의 처리노드 수는 변수의 선정으로 결정되었으나, 은닉층의 처리노드 수를 찾는 문제가 큰 과제이다. 은닉 처리노드 수를 찾는 데에 몇 가지 가이드라인이 있으나 보통 여러 실험을 통해 그 수를 정하게 된다. 30개에서 2개까지의 수를 실험 조사한 결과, 8개의 입력 처리노드, 4개의 은닉 처리노드, 그리고 1개의 출력 처리노드의 3층의 신경망이 선택되었다. <그림 1>은 본 연구에서 최종 선택된 신경망의 위상을 나타낸다.

4.2. 학습

학습자료를 신경망에 제시하면 주어진 입력자료에 대해 기대되는 출력자료를 주기 위한 연결강도의 조정과정을 통하여 학습이 일어나게 된다. 한 학습주기(epoch)동안 표본의 모든 자료가 임의로 선정되어 한번씩 입력된다. 임의로 매겨진 초기의 연결강도는 백프로퍼게이션 알고리즘에 의해 입력자료에 대하여 매번 조정된다. 학습자료에 대하여 기대되는 출력값을 산출하기 위한 안정된 연결강도의 조합을 찾는 과정은 일반적으로 많은 횟수의 반복된 학습자료의 입력을 필요로 한다.

학습과라미터의 올바른 선정은 신경망모형 구축에 있어 중요한 과제이다. 이러한 문제를 해결하기 위해 처음에는 학습율과 모멘텀을 특정한 값으로 놓고 시작하여, 학습주기가 바뀔 때마다 다른 값으로 변

화시켜 가면서 학습을 한다. 만일 학습율과 모멘텀 비중을 너무 높게 주거나, 신경망의 은닉층의 처리노드 수가 너무 작은 경우에는 학습은 향상되지 않아 곧 중지하게 된다. 이 실험에서는 학습율과 모멘텀이 각각 0.1로 정해 졌다.

신경망은 학습자료가 입력되면서 학습자료의 판별능력을 계속 향상시킨다. 일반적으로 학습의 향상은 계속적으로 일어나지만 마침내는 향상의 속도가 매우 느려지거나 향상이 나타나지 않는 점에 이르게 된다. 학습을 언제 멈추는가 하는 문제에 대하여 몇 가지 기준이 사용되고 있다. 이 실험에서는 학습주기를 고정하는 방법을 학습종료 기준으로 선택하여 실험하였다.

4.3. 모형의 시험(test)

학습표본을 이용한 신경망의 학습과정이 끝나면 각 처리노드간의 연결강도가 정해지며, 이 연결강도는 저장되어 시험과정중 변하지 않고 그대로 사용된다. 학습을 통해 개발된 신경망모형을 시험표본에 적용하면 각 재무제표에 대하여 예측 결과가 0과 1사이의 수치로 산출되며, 이 수치를 이용하여 사기 재무제표와 비사기재무제표로 분류하기 위해서는 기준수치인 임계점(cut-off point)을 정하여야 한다. 여러 가지 다른 임계점을 가지고 이 실험 결과를 조사한 후 임계점을 0.5로 선택하였다. 임계점을 0.5로 정하는 것은 신경망모형을 사용한 대부분의 분류에 적용되는 일반적인 방법이기도 하다(Gallant 1993). 임계점 0.5를 사용하여 다음과 같은 의사결정 규칙에 의해 재무제표의 사기 여부를 판정한다.

3) 선형변환함수로 $\frac{|d_i - d_{Min}|}{|d_{Max} - d_{Min}|}$ 를 사용한다. 여기서 d_{Max} 는 최대값, d_{Min} 은 최소값, 그리고 d_i 는 고려되는 변수를 나타낸다.

출력값 > 0.5 ----> 비사기재무제표
 출력값 ≤ 0.5 ----> 사기재무제표

5. 통계적 판별분석을 이용한 모형

위의 과정을 통하여 도출된 신경망의 판별결과를 비교하기 위한 벤치마크로서 본 연구에서는 통계적 기법인 판별모형의 결과를 제시한다. 학습표본을 이용하여 구축된 판별모형에 시험표본의 자료들을 독립변수에 입력하면 연속의 값을 갖는 판별값이 종속변수의 값으로 산출된다.

다중회귀분석(multivariate regression)에서처럼 단계적기법으로 유의하지 않은 독립변수들을 제외시키는 방법을 쓰지 않고 여기서는 신경망모형 구축에서 선정된 변수들을 똑같이 사용하였다. 본 연구에서 판별모형 구축은 스프레드쉬트 패키지⁴⁾를 사용하였는데 간단한 판별분석을 위해 스프레드쉬트를 사용한 경우는 점차 증가하고 있다(Coy 1995). 신경망의 경우와 마찬가지로 산출된 종속변수의 값을 이용하여 사기재무제표와 비사기재무제표로 구분을 하는 데는 임계점을 정하여야 하며, 본 연구에서는 다음과 같은 방법으로 임계점을 구하였다

$$\frac{\widehat{Y}_0 + \widehat{Y}_1}{2}$$

\widehat{Y}_0 , \widehat{Y}_1 은 각각 비사기, 사기표본에 대한 판별 함수 예측값의 평균

통계적 판별분석에서는 판별모형에서 산출되는 통계값의 의미가 일반적인 회귀분석의 경우와 같이 해

석할 수 없어 그에 대한 취급을 하지 않는다. 그것은 종속변수가 사기 또는 비사기의 값을 가지는 것과 같이 일반적인 통계기법의 기본가정인 정규분포를 나타내지 않는 자료를 다루고 또 본 연구에서는 각 자료전환 방법으로 처리된 자료로 10회 반복 실험한 결과에 대한 평균을 가지고 신경망과 비교하기 때문이다. 일반적으로 종속변수가 둘 이상의 값을 가질 수 있을 때에는 판별분석을 하지 않고 다중판별분석(multiple discriminant analysis)기법을 사용하게 된다.

6. 결과와 분석

앞에서 밝힌 바처럼 (<표 1>) 3가지 다른 방법으로 전환된 자료를 서로 다른 학습표본과 시험표본으로 나누어 신경망과 통계적 판별분석의 입력자료로 사용하여 실험하였다. 신경망 실험에서는 학습주기를 1,000, 10,000, 그리고 100,000으로 하여 학습을 하여 결과가 가장 좋은 학습주기(1000)의 신경망모형을 선택하여 사용하였다.

본 연구에서는 종전의 연구들과 마찬가지로 감사 실무에 있어 감사인에게 추가의 시험 및 조사가 필요하다는 것을 얼마나 정확하게 시그널을 해주는가의 정도에 따라 위험 평가방법의 효용성을 평가한다(Calderon and Green 1994, Wheeler and Pany 1990, Loebbecke and Steinbart 1987). 만일 감사자가 불필요하게 추가의 조사에 착수하게 된다면 감사비용이 높아져 감사의 효율은 떨어지게 된다. 만일 감사자가 추가의 조사가 필요

4) Microsoft의 Excel을 사용하였다.

함에도 불구하고 추가조사를 하지 않는다면 제2유형오류가 발생하게 되며 감사자는 잘못된 감사의견을 표명하게 되어 감사인의 외부위험(external risk)을 증가시키게 된다.

감사 계획단계에서 쓰이는 감사위험 평가기법의 제1유형오류율과 제2유형오류율이 각각 50%보다 현저하게 낮으면, 혹은 이 두 오류율의 합이 100%보다 현저하게 낮으면, 그 기법은 유효성이 있고 효율적이라고 말한다 (Calderon and Green 1994, Loebbecke and Steinbart 1987). 이러한 기준수치는 추가적인 조사여부를 판단함에 있어 평가기법이 무작위 선택법보다 우수해야 한다는 것이다.

6.1. 결과의 종합

〈표 2〉는 신경망모형을 SPC, PSYD, ISYD 자료별로 제1유형오류율과 제2유형오류율의 평균을 구한 것이다. ISYD 자료의 시험표본 제2유형오류율(59.12%)을 제외하고는 모든 신경망모형의 제1유형오류율 또는 제2유형오류율이 50%보다 작다. 각 자료에 대하여 학습

표본에 대한 제1유형과 제2유형오류율의 합계가 각각 100%보다 통계적으로 유효하게 작음을 알 수 있다. 가장 낮은 오류율을 보인 PSYD 자료를 이용한 신경망모형은 제1유형오류와 제2유형오류의 합이 100%보다 현저하게 작음을 보여 준다. 기대되었던 바와 같이 학습표본의 오류율이 시험표본의 오류율보다 작게 나타났다. 이는 학습자료의 결과는 신경망모형들이 이미 최적화 또는 준최적화하는데 사용된 자료로 시험을 하였으므로 더 좋은 결과를 나타내는 것이다.

SPC, PSYD, ISYD 자료는 차례로 자료전환 방법의 정교함을 나타내는데 신경망모형의 결과는 자료전환 방법이 정교하다고 더 좋은 결과를 가져오는 것은 아님을 보여 준다. 그것은 PSYD 자료가 가장 좋은 신경망모형을 생성케 했다는 점에서 알 수 있다. 또 실험의 결과는 신경망은 학습주기를 크게 하면 학습자료의 패턴은 잘 익히게 되지만 그것이 새로운 시험자료에 대하여서도 좋은 결과를 주지는 않는다는 이미 알려진 신경망의 기본원리를 확인케 했다. 각 자료에 대한 세 가지 다른 학습주기에

〈표 2〉 신경망 결과(판별 오류율)

단위 : %

	SPC 자료		PSYD 자료		ISYD 자료	
	학습표본	시험표본	학습표본	시험표본	학습표본	시험표본
제1유형 오류율	9.95***	28.12**	13.56***	21.60***	4.65***	28.10**
제2유형 오류율	27.74***	42.48	16.92***	43.13	29.06**	59.12
제1,2유형 오류율 합계	37.69***	70.61**	30.48***	64.74***	33.71***	87.22

*** 유의수준 1% 이하를 나타냄
 ** 유의수준 5% 이하를 나타냄
 * 유의수준 10% 이하를 나타냄

따른 결과를 비교했을 때 오히려 가장 작은 학습주기인 1,000에서 가장 좋은 신경망모형의 결과를 더 많이 얻게 되었다.

〈표 3〉은 신경망모형의 성능을 벤치마킹하기 위해 개발된 통계적 판별분석모형이 산출한 결과와 신경망모형의 결과를 비교해 보이는 표이다. 판별분석모형을 가지고 SPC, PSYD, ISYD 자료별로 제1유형오류율과 제2유형오류율을 학습표본과 시험표본에 대하여 구하였다. 먼저 판별분석의 결과만 따로 떼어서 해석한다면 판별분석의 결과에서도 시험표본의 경우 PSYD자료가 가장 좋은 결과를 나타냈다는 점이 위에서 본 신경망모형의 결과와 같다. 판별분석 역시 학습자료에서 더 좋은 결과를 내는 것은 판별분석모형이 개발과정에서 학습자료를 통해 최적화를 했기 때문이다.

신경망모형의 결과와 판별분석모형의 결과를 비교할 때 시험표본과 학습표본 모두에서 제1,2유형오류율의 합계를 보면 신경망이 통계적 판별분석을 앞선다. ISYD 자료의 시험표본에 대한 판별분석의 결과와 같이 두 오류율의 합이 100%보다 크면 그 모형의 유효성이 동전을 던져 사기·비사기를 예측하는 방법보다 나을 것이 없다는 것이다. 신경망의 제2유형오류율이 통계적 판별분석보다 약간 높은 경우도 있으나 제1유형오류율은 월등하게 낮다. 이것은 신경망이 제2유형오류의 증가 없이 제1유형오류를 현저하게 줄일 수 있음을 말한다.

모형구축 실험은 가장 좋은 모형을 찾기 위한 과정이기 때문에 이 실험에서 두 가지 다른 기법의 가장 좋은 결과를 비교하면, PSYD 자료를 사용하였을 때 신경망 모형의 제1,2유형오류율이 각각 21.60%와 46.15%로

〈표 3〉 신경망모형과 판별분석모형의 평균오류율 비교

〈패널 A-시험표본〉

단위 : %

	SPC자료		PSYD자료		ISYD자료	
	신경망	판별분석	신경망	판별분석	신경망	판별분석
제1유형오류율	28.12**	80.83	21.60***	29.29**	28.10**	63.06
제2유형오류율	42.48	16.45***	43.13	46.15	59.12	41.25
제1,2유형오류율 합계	70.61**	97.28	64.74**	75.44**	87.22	104.31

- *** 유의수준 1% 이하를 나타냄
- ** 유의수준 5% 이하를 나타냄
- * 유의수준 10% 이하를 나타냄

〈패널 B-학습표본〉

단위 : %

	SPC자료		PSYD자료		ISYD자료	
	신경망	판별분석	신경망	판별분석	신경망	판별분석
제1유형오류율	9.95***	12.54***	13.56***	15.94***	4.65***	43.75
제2유형오류율	27.74**	33.19**	16.92***	30.61**	29.06**	25.57**
제1,2유형오류율 합계	37.69***	45.73***	31.48***	46.55***	33.71***	69.32**

- *** 유의수준 1% 이하를 나타냄
- ** 유의수준 5% 이하를 나타냄
- * 유의수준 10% 이하를 나타냄

통계적 판별분석모형보다 좋은 결과를 나타낸다.

6.2. 신경망방법과 종래 연구의 비교

〈표 4〉는 PSYD 자료를 이용한 신경망모형을 Loebbecke and Steinbart (1987: 분석적검토 절차를 이용한 오류적발), Wilson and Colbert (1989: 회귀분석을 이용한 오류적발), Green and Calderon (1994: 분석적검토절차를 이용한 사기적발), Calderon and Green(1994: 재무 분석가의 예측을 이용한 오류적발)의 결과들과 비교하고 있다. 〈표 4〉에서 나타나듯이, PSYD 자료를 이용한 신경망모형의 제1유형오류율의 평균(PSYD 평균)은 Wilson and Colbert (1989)를 제외하고는 종래 모든 연구의 결과보다 작다. 통계적 기대 모형과 회귀분석 의사결정방법을 사용한 Wilson and Colbert(1989)의 연구는 제1유형오류율은 6.90%를 나타내었으나, 제2유형오류율은 85.63%로 두 오류율의 합은 92.53%에 달한다. 신경망의 경우 이러한 제1유형오류와 제2유형오류의 상충관계 약점이 제거되었다고 하겠다. 즉 신경망기법의 주요 공헌은 제2유형오류가 늘어나지 않고, 제1유형오류를 현저히 줄였다는 것이다.

〈표 4〉에서 특정 PSYD는 평균치가 아니고

PSYD 자료를 사용하여 개발된 신경망모형중 가장 좋은 결과를 낸 신경망모형의 수치이다. PSYD 표본을 이용한 신경망모형 중에서 가장 낮은 오류율을 종래의 연구 결과와 비교하였을 때에는 더 낮은 제1,2유형오류율을 가질 수 있다는 점을 보이고 있다. PSYD 자료를 이용한 신경망모형의 제1,2유형 오류율은 각각 23.81%, 25.00%이며, 이것은 기준수치인 50%보다 통계적으로 유의하게 작다.

7. 결 론

본 연구에서는 재무제표상의 경영자사기를 적발하기 위하여 기대모형에 따른 3가지 다른 자료전환 방법을 통해 준비된 입력자료로 신경망모형과 통계적 판별분석모형을 구축하여 실험 결과를 비교·분석하였다. 이들 모형의 제1유형오류율과 제2유형오류율을 기준수치 50%와, 그리고 이 두 오류율의 합을 기준수치 100%와 비교하였으며, 또한 이들 결과를 종래 연구에서 얻은 오류율과 비교하였다.

본 연구 결과에 의하면 일반적으로 신경망방법은 재무제표에 사기가 포함되지 않았을 때 잘못된 시그널을 더 적게 주면서, 사기가 포함되었을 경우에는

〈표 4〉 신경망모형과 기존연구결과와의 비교

단위 : %

	특정PSYD	PSYD평균	Green & Calderon (1994)	Calderon & Green (1994)	Wilson & Colbert (1989)	Loebbecke & Steinbart (1987)
제1유형오류율	23.81***	21.60***	69.14	70.73	6.90	34.57
제2유형오류율	25.00**	43.13	31.53	17.14	85.63	73.00
제1,2오류율 합계	48.81***	64.74***	100.67	87.87	92.53	107.57

*** 유의수준 1% 이하를 나타냄

** 유의수준 5% 이하를 나타냄

* 유의수준 10% 이하를 나타냄

추가 조사가 필요하다는 시그널을 더 우월하게 준다고 하겠다. 유용한 오류적발 기법은 감사인에게 재무제표의 왜곡에 관하여 잘못된 시그널에 의한 효율성의 감소 없이 왜곡에 대한 유효한 시그널을 제공할 수 있어야 한다. 신경망기법을 이용함으로써 감사인은 경쟁시장하에서 제한된 자원을 최적으로 이용함으로써, 재무제표의 사기적발에 관한 증대되는 감사인의 책임에 대처할 수 있다.

제한된 표본을 사용한 본 연구 결과를 일반적인 경우로 연장시키기 위해서는 더 많은 자료를 사용한 연구가 있어야 하겠다. 본 연구의 표본은 상장된 제조기업의 수익순환과정에서의 사기를 대상으로 하였다. 다른 형태의 기업이나, 다른 거래과정에 대해서는 본 연구에서 다루어지지 않았으므로 본 연구 결과가 똑같이 적용된다고는 말하기 힘들다. 또한 본 연구에서 신경망의 입력 자료로서 정량적(quantitative) 자료만을 사용하였으나, 추후의 연구에서 정성적(qualitative) 자료를 입력 변수에 추가한 연구가 고려되어야 한다.

본 연구의 결과는 재무제표에 대한 경영자사기위험의 평가의 기법으로써 신경망의 이용을 지지하고 있다. 감사인은 감사계획단계에서 신경망기법을 이용함으로써 효율적인 감사를 실행할 수 있다. 더 나아가 신경망기법과 전문가 시스템이 통합된 신뢰성 있는 의사결정지원 시스템이 개발된다면, 감사인의 제한된 자원을 최적으로 이용하면서 재무제표에 포함된 사기나 왜곡 등을 효과적으로 적발할 수 있을 것이다.

참 고 문 헌

- AICPA, AU 326 (1980), "Statement on Auditing Standards No. 31, Evidential Matter," August.
- AICPA, AU 329 (1988), "Statement on Auditing Standards No. 56, Analytical Procedures," April.
- Ameen, E. C. and J. R. Strawser (1994), "Investigating the Use of Analytical Procedures: An Update and Extension, Auditing," *A Journal of Theory and Theory and Practice*, Fall, 69-76
- Arens, A. and J. Loebbecke (1988), *Auditing: An Integrated Approach*, Prentice Hall.
- Biggs, S., T. Mock, and P. Watkins (1988), "Auditor's Use of Analytical Review in Audit Program Design," *The Accounting Review*, January, 148-161.
- Biggs, S. and J. Wild (1984), "A Note on the Practice of Analytical Review," *Auditing: A Journal of Practice and Theory*, Spring, 68-79.
- Biggs, S. and J. Wild (1985), "An Investigation of Auditor Judgment in Analytical Review," *The Accounting Review*, October, 607-633.
- Blocher, E. and J. Cooper (1988), "A Study of Auditors' Analytical Review Performance," *Auditing: A Journal of Practice and Theory*, Spring, 1-28.
- Blocher, E. and J. Willingham (1985), *Analytical Review: A Guide to Evaluating Financial*

- Statements*, McGraw-Hill.
- Calderon, Thomas G. and Brian Patrick Green (1994), "Analysts' Forecast as an Exogenous Risk Indicator in Analytical Auditing," *Advances in Accounting*, 12, 281-300.
- Coakley, James R. (1995), "Using Pattern Analysis Methods to Supplement Attention-Directing Analytical Procedures," *Expert Systems with Applications*, 9, 5, 513-528.
- Coakley, James R. and Carol E. Brown (1993), "Artificial Neural Networks Applied to Ratio Analysis in the Analytical Review Process," *Intelligent Systems in Accounting, Finance and Management*, 2, 19-39.
- Coglitore, J. R. and R. Berryman (1988), "Analytical Procedures: A Defensive Necessity," *Auditing: A Journal of Practice and Theory*, Spring, 150-163.
- Coy, Steven, R. Balasubramanian, B. Golden, O. Kwon, and H. Beirjandi (1995), "Using Neural Networks to Predict the Degree of Underpricing of an Initial Public Offering," *Proc. of 3rd Conf. on Artificial Intelligence Applications on Wall Street*, New York.
- Daroca, F. P. and W. H. Holder (1985), "The Use of Analytical Procedures in Review and Audit Engagements," *Auditing: A Journal of Practice and Theory*, Spring, 80-92.
- Fanning, Kurt, Cogger, O. Kenneth, and Rajendra Srivastava (1995), "Detection of Management Fraud: A Neural Network Approach," *Intelligent Systems in Accounting, Finance and Management*, 14, 113-126.
- Gallant, S. I. (1993), *Neural Network Learning and Expert Systems*, MIT Press.
- Green, Brian Patrick and Thomas G. Calderon (1994), "Analytical Procedures and the Auditor's Capacity to Detect Fraud," *American Accounting Association-Ohio Regional Meeting*.
- Hylas, R. and R. Ashton, R. (1982), "Audit Detection of Financial Statement Errors," *The Accounting Review*, October, 751-765.
- Kinney, W. R. Jr. (1978), "ARIMA and Regression in Analytical Review: An Empirical Test," *The Accounting Review*, January, 48-60.
- (1987), "Attention-Directing Analytical Review Using Accounting Ratios : A Case Study," *Auditing: A Journal of Practice and Theory*, Spring, 59-73.
- Klimasauskas, C. C. (1991). "Applying Neural Networks," *PCAI*, January/February, 30-33.
- (1991), "Applying Neural Networks," *PCAI*, March/April, 27-34
- (1991), "Applying Neural Networks," *PCAI*, May/June, 20-24.
- Knechel, W. (1986), "A Simulation Study of

- the Relative Effectiveness of Alternative Analytical Review Procedures," *Decision Science*, 17, 376-394.
- Knechel, W. (1988), "The Effectiveness of Statistical Analytical Review as a Substantive Auditing Procedure: A Simulation Analysis," *The Accounting Review*, January, 74-95.
- Loebbecke, J., M. Eining and J. Willingham (1989), "Auditors Experience With Material Irregularities: Frequency, Nature and Detectability," *Auditing: A Journal of Practice and Theory*, Fall, 1-28.
- Loebbecke, J. K. and P. J. Steinbart (1987), "An Investigation of the Use of Preliminary Analytical Review to Provide Substantive Audit Evidence," *Auditing: A Journal of Practice and Theory*, Spring, 74-89.
- McKee, T. (1993), *Modern Analytical Auditing*, Quorum Books.
- NeuroShell 2 Users' Manual* (1993), Ward Systems Group, Inc.
- Odom, M. D. and R. Sharda (1990), "A Neural Network Model for Bankruptcy Prediction," *Proceedings of the IEEE International Conference on Neural Networks*.
- Public Oversight Board (1995), *SEC Practice Section, Annual Report /1993 - 1994*, AICPA.
- Ragsdale, C. T. (1995), *Spreadsheet Modeling and Decision Analysis*, Course Technology.
- Raghupathi, W., L. L. Schkade, and B. S. Raju (1991), "A Neural Network Approach to Bankruptcy Prediction," *Proceedings of the IEEE 24th Annual Hawaii International Conference on Systems Sciences*.
- Rumelhart, D. E., B. Widrow, and M. A. Lehr (1994), "The Basic Ideas in Neural Networks," *Communications of the ACM*, March, 87-92.
- Salchenberger, Linda M., E. Cinar, Mine, and A. Lash Nicholas (1992), "Neural Networks: A New Tool for Predicting Thrift Failures," *Decision Sciences*, 23, 4, 899-916.
- Schmutte, J. L. (1990), "Statistically Based Analytical procedures: The Gap Between Research and Practice," *The Ohio CPA Journal*, Autumn, 13-18.
- Tabor, R. and J. Willis (1985), "Empirical Evidence on the Changing Role of Analytical Review Procedures," *Auditing: A Journal of Practice and Theory*, Spring, 93-109.
- Tam, K. Y. and M. Y. Kiang (1992), "Managerial Applications of Neural Networks: The Case of Bank Failure Predictions," *Management Science*, 38, 7, 926-947.
- Treadway, J. Chairman (1987), "Report of the National Commission on Fraudulent Financial Reporting," *National Commission on Fraudulent Financial Reporting*.

October.

- Trippi, R. R. and D. DeSieno (1992), "Trading Equity Index Futures with a Neural Network: A Machine Learning Strategy," *Journal of Portfolio Management*, Fall, 27-33.
- Wheeler, S. and K. Pany (1990), "Assess the Performance of Analytical Procedures: A Best Case Scenario," *The Accounting Review*, July, 557-577.
- Widrow, B., D. E. Rumelhart, and M. A. Lehr (1994), "Neural Networks: Applications in Industry, Business and Science," *Communications of the ACM*, 37, March, 93-105.
- Wilson, A. and J. Colbert (1989), "An Analysis of Simple and Rigorous Decision Models as Analytical Procedures," *Accounting Horizons*, December, 79-83.
- Yoon, Y. and G. Swales (1991), "Predicting Stock Price Performance: A Neural Network Approach," *Proceedings of the IEEE 24th Annual International Conference of Systems Science*, 156-162.

Neural Network Application for Management Fraud Prediction

Jae Hwa Choi*, Soon Jae Choi**

Abstract

This paper investigates the possibility of real world use of a neural network for predicting management fraud or errors in financial statements. The neural network learns the pattern of input data in a learning fraud and nonfraud sample and then applies the learned pattern to a test fraud and nonfraud sample. Each financial statement in the test sample is categorized as either fraud or nonfraud. A financial statement classified as fraudulent indicates an increased risk of fraud and alerts the auditor to increase subsequent substantive testing.

Numerous prior researches have examined the effectiveness of preliminary analytical procedures (APs) as a means of detecting material misstatements. However, the available evidence is inconclusive and somewhat ambiguous. Most prior studies have focused on individual APs offering risk signals in isolation. This study employs a neural network that assesses risk by simultaneously evaluating individual data signals. Neural network technology allows the development of pattern aggregation which is an extension to the prior analytical procedures researches.

Experimental results performed with a commercial neural network software do support future use of neural networks as a fraud risk assessment tool. Auditors would clearly benefit from applying this technology in the planning stage of the audit process. Given the minimal effectiveness of analytical procedures, a widely used technique by auditors, even a moderate improvement in the auditor's ability to signal the increased risk of fraudulent statement represents a significant contribution.

* Associate Professor, College of Business and Economics, Dankook University

**Assistant Professor, School of Management, Sogang University