

병원도산 예측지표로서 EVA의 유용성

양 동 현

인제대 보건대학원 병원경영학과

<Abstract>

A Study on the Usefulness of EVA as Hospital Bankruptcy Prediction Index

Dong Hyun Yang

Department of Health Services Administration, Graduate School of Public Health, Inje University

This study investigated how much EVA which evaluate firm's value can explain hospital bankruptcy prediction as a explanatory variable including financial indicators in Korea. In this study, artificial neural network and logit regression which are traditional statistical were used as the model for bankruptcy prediction.

Data used in this study were financial and economic value added indicators of 34 bankrupt and 34 non-bankrupt hospitals from the Database of Korean Health Industry Development Institute.

The main results of this study were as follows:

First, there was a significant difference between the financial variable model including EVA and the financial variable model excluding EVA in pre-bankruptcy analysis.

Second, EVA could forecast bankruptcy hospitals up to 83% by the logistic analysis.

Third, the EVA model outperformed the financial model in terms of the predictive power of hospital bankruptcy.

Fourth, The predictive power of neural network model of hospital bankruptcy was

* 이 연구는 인제대학교 2000년 학술연구비에 의하여 수행되었음

† 교신저자 : 양동현, 인제대 보건대학원 병원경영학과(02-2270-0984, inydh@ijnc.inje.ac.kr)

more powerful than the logit model.

After all the result of this study will be useful to future study on EVA to evaluate bankruptcy hospitals forecast.

Key Words : Hospital bankruptcy, neural network, logit regression. EVA

I. 서 론

IMP이후 우리나라 의료기관들은 과거에 겪어보지 못한 급격한 경영환경 변화에 직면하면서 경영위기를 맞게 되었다. 특히 의약분업, 의약품 실구입가 상한제, 약가 마진 불인정, DRG의 적용 확대, 선택진료 자격강화 등 급격한 의료제도의 변화에 따른 병원급 의료기관의 수입 감소는 고정비 비중이 높은 병원의 경영난을 가중시켜 왔고, 급기야 도산으로 이어지기도 하고 있다. 실제로 의약분업 이후 전국 941개 병원 중 2001년도에 도산한 병원 수는 무려 77개로 도산율이 8.1%이며, 이 중 병원급 의료기관의 도산율은 11%를 넘어서고 있는 실정이다.

병원의 도산은 병원의 이해관계자뿐만 아니라 지역사회에 막대한 피해를 주며 사회적 손실비용을 초래한다. 그러므로 병원의 도산을 사전에 방지하고 예방할 수 있는 도산예측에 관한 연구는 매우 중요한 작업이라고 하겠다. 우리나라에서 도산예측에 관한 연구는 기업을 대상으로 1980년 이후 계속 이어졌으며, 병원을 대상으로 한 연구도 일천하지만 1990년도 후반부터 본격적으로 시작되고 있다(양동현 외 1999, 정기택 외 2001).

지금까지의 기업 또는 병원의 부실화 연구는 재무비율을 이용한 도산예측모형을 개발하는데 국한하고 있다. 그러나 재무비율변수는 특정 연도의 재무자료에 과도하게 적합 되는 문제가 발생하게 되며, 이러한 문제를 해결하기 위해서 기업의 가치평가모형에 의한 방법이 함께 고려되어야 한다. 최근에는 Merton(1974)의 옵션가격결정모형을 이용한 부채가치평가방법에 근거한 기업자산의 가치와 변동성을 추정한 후, 기업의 부도확률(Expected Default Frequencies : EDF)¹⁾을 도출, 기업의 부실여부를 판단하는 도산예측모형에 관한 연구가 이루어지고 있다(정완호 외 2001).

기업이 부실해지면 해당 기업의 가치가 하락하게 되고 가치 하락의 징후는 기업의 재무제

1) EDF모형은 주식시장에서 관찰되는 시가총액이 일종의 콜옵션가치임에 착안하여 옵션가격결정모형을 이용해 미래 특정시점 이내에 기업이 도산할 가능성을 확률로 측정하는 모형이다. 이 모형은 현재의 주가는 기업의 미래현금흐름에 대한 기대를 바탕으로 형성된다는 가정 하에 기업의 미래 상환능력을 파악하는 일종의 미래지향적 판단기준(FLC: Forward Looking Criteria)을 갖는 모형이다.

표와 주가 등 여러 가지 성과 측면에서 포착될 수 있다. 그렇다면 최근에 기업가치 평가 및 사업타당성 평가 등에서 활용되는 경제적 부가가치(Economic Value Added: 이하 EVA라고 함)는 기업의 회계적 이익보다 좀 더 정확하게 반영시키는 종합적인 경영 성과지표로 볼 수 있으며, 회계조작 또는 회계분식의 위험으로부터 자유로울 수 있기 때문에 회계적 이익개념 보다 훨씬 유용한 지표이다. 최근 대우경제연구소가 '97년 4월 이후 부도를 냈거나 부도유예 적용 기업 23개사를 대상으로 지난 5년간 자본비용과 투자수익률을 감안한 EVA를 분석한 결과, 부도를 낸 기업들 중 부도 직전 순이익이 발생한 기업이 60%에 달했지만 EVA는 부도 5년 전부터 마이너스를 시현하였다. 이는 흑자가 발생하였음에도 불구하고 EVA가 대규모 적자를 기록한 것은 기업들이 과잉투자로 투자수익성이 자본비용에 크게 못 미쳤기 때문이며, 이는 EVA가 부도기업의 예측에 유용한 지표임을 시사하고 있다.

EVA는 기업의 고유한 영업활동을 통해 창출된 순가치의 증가분으로서 세후 순영업이익에 부채에 대한 타인자본과 자기자본에 대한 기회비용을 차감하여 측정 한 값이므로 이 값이 마이너스(-)의 값을 보인다면, 기업이 고유한 영업활동을 수행하는 과정에서 자본비용을 보상하지 못하는 수준의 경영성과를 보인다는 것을 의미한다. 그러므로 EVA가 계속 마이너스의 값을 보이거나 하락하고 있다면 부실의 가능성이 높아지게 된다. 이와 같은 사실이 실증적 자료에 의해 입증된다면 도산예측모형에 중요한 변수로 EVA가 포함되어야 한다.

최근 EVA가 기업도산예측에 유용한 변수임을 실증적으로 밝히는 연구가 시도되고 있으나 병원도산예측연구에서는 시도된 적이 없다. 따라서 본 연구는 기업가치평가모형으로서 EVA가 병원의 도산예측 가능성을 어느 정도 설명하여 줄 수 있는 지표인지를 분석함으로써 병원도산예측모형을 설정하는 데 재무적 변수 이외에 EVA가 중요한 설명변수임을 확인하는데 목적이 있다.

II. EVA의 개념과 선행 연구

1. EVA 개념

EVA는 기존의 회계적 이익²⁾과는 달리 기업이 달성한 경영성과를 좀더 정확하게 파악하기 위하여 1980년대 후반 미국의 경영 컨설팅 회사인 Stern Stewart사가 개발한 경영성과지표이다. EVA란 기업의 고유한 영업활동을 통해 창출된 순가치의 증가분으로, 세후 영업이익

2) 회계적 이익은 현금흐름의 개념이 아니며, 회계처리방법(재고자산평가방법, 감가상각방법)에 따라 그 크기가 달라질 뿐만 아니라 시간과 위험이 고려되지 않는다는 문제점을 갖고 있다.

에서 투하자본에 대한 자본비용이 공제된 잔여이익으로 정의된다. 여기서 자본비용³⁾은 타인 자본과 자기자본을 포함한 비용이다.

어느 특정 기간에 기업이 창출한 부가가치를 EVA라고 표시하면, 투하자본수익율과 자본비용의 차이에 투하자본을 곱한 것과 같다. 이를 다음과 같은 식으로 표시할 수 있다.

$$\begin{aligned}
EVA &= IC \times (ROIC - WACC) \\
&= IC \times ROIC - IC \times WACC \\
&= NOPLAT - IC \times WACC
\end{aligned}$$

IC : invested capital
ROIC : return on invested capital
WACC : weighted average cost of capital
NOPLAT : net operating profit less adjusted taxes

또한 이 식으로부터 EVA는 세후 영업이익(NOPLAT)에서 자본비용을 차감한 금액이 됨을 알 수 있다. 위 식은 순수한 영업활동의 성과를 반영하는 투하자본수익율(ROIC)이 재무활동의 결과를 나타내는 가중평균자본비용(WACC)⁴⁾보다 높을수록, 그리고 투하자본수익율이 가중평균자본비용을 능가하는 한 투자규모가 클수록 EVA가 크다는 사실을 보여준다.

2. 경영성과 지표로서 EVA의 유용성

EVA는 진정한 의미의 경영성과 지표라고 할 수 있는 데, 이는 투하자본으로부터 발생한 이익에서 차입금의 이자비용과 자본출연주의 기회비용을 충당하고 남는 잔여이익이 기업 가치를 증대시킨다는 이익개념을 반영하고 있다. 기존의 이익개념은 발생주의 회계 상의 임의 추정이나 회계조작의 가능성을 내재하고 있으며, 현금흐름의 시간성을 감안하지 않고 있기 때문에 경영자 또는 이해관계자의 의사결정을 왜곡시키는 결과를 가져올 수 있다. O'Byrne(1996)은 EVA가 기업가치평가에 관한 이론과 실무적 기법을 연결시켜 주는 유용한

3) 자본비용(capital cost)은 자본제공자의 요구수익률(required rate of return) 또는 필수수익률이라고 하며 이는 다른 곳에 투자할 경우에 얻을 수 있는 수익률 즉, 기회비용에 해당한다.

4) 자금을 얼마나 사용하고 있는지, 즉 대차대조표의 대변 항목들로부터 자본구조를 고려하여야 한다. 가중평균 자본비용은 각 사용자본의 원천별로 개별 자본비용을 사용한 각 자본의 구성비를 곱하여 산출한다.

$$WACC = \sum_{i=1}^n k_i \times w_i$$

k_i : i 자금조달원의 납세후 자본비용

w_i : i 자금조달원의 가중치

성과지표라고 하였다. 그의 연구결과에 따르면, 5년 기간동안 EVA의 변화는 시장가치변동의 55%를 설명해주는 반면에, 세후 영업이익은 24%밖에 설명하지 못했으며, EVA의 크기가 이익지표의 크기보다 그 기업의 시장가치를 예측하는 데 월등히 낮다고 주장하고 있다. 그 외에도 Stewart(1991), Milunovich & Tsuei(1996), Uyemura, Kantor & Pettit(1996) Chen & Dod(1997), Tsuei(1996), Biddle 등(1997), 김철중(1995), 양동우(1998), 김응한(1998) 등의 연구에서 EVA가 기업가치 또는 재무적 성과지표로서 타 재무지표보다 우월한 지표임을 규명하고 있다.

일반적으로 기업이 부실해지면 기업의 가치는 하락하게 되고 이와 같은 현상은 주가라든지 재무지표 등에서 나타날 수가 있다. 그런데 재무지표는 과거의 경영성과를 나타내고 자기 자본에 대한 기회비용을 반영시키고 있지 않기 때문에 부실징후를 포착하는 데에는 제약점이 있다. 이와 같은 점을 극복해주는 지표가 EVA인데, EVA가 감소하였다는 것은 당해연도의 영업활동을 통하여 실질적인 경영성과가 감소되었다는 것을 의미하며, 계속 하락하면서 마이너스(-)의 값을 나타내고 있다는 것은 기업이 고유한 영업활동을 수행하는 과정에서 자본비용에도 미치지 못하는 성과를 내고 있는 것이다. 결과적으로 기업은 부실화하게 되어 도산에 이르게 된다. 이와 같은 논리에서 EVA가 기업가치의 대용지표(proxy indicator)로서 이용될 수 있으며 기업의 부실화 가능성을 예측하는 데 중요한 지표가 될 수 있다.

3. 도산예측연구

지금까지 국내외적으로 도산예측 또는 기업부실에 대한 많은 연구가 시도되었다. 기업도산 예측에 관한 연구는 주로 모형의 예측력을 높이기 위하여 기업 부실의 원인변수를 탐색하는 연구와 새로운 기법을 이용한 모형을 개발하는 연구로 집약할 수 있다. 도산예측에 관한 연구는 1960년대 말 Beaver와 Altman이 통계적 기법에 의해 본격적으로 시작하였다. 특히 MDA(Multivariate Discriminant Analysis) 모형에 의해 어떠한 재무비율이 도산예측에 가장 유용한가에 대해 많은 연구가 지속되어 왔다(Deankin 1972, Blume 1974, Moyer 1977, Altman et al 1977, Karels & Prakash 1987). 그러나 MDA는 독립변수들의 분포가 다변량 정규분포를 가정하고 있다는 점, 특히 재무비율이 연속적인 형태의 정규분포를 따르지 않는 경우가 많고, 양분적 변수들은 비정규분포를 따르기 때문에 통계적 한계점을 갖는다. 이와 같은 MDA의 문제점을 극복하기 위하여 개발된 모형이 확률적 모형으로 Logit 모형과 Probit 모형이다. 1980년대에 들어서면서 Ohlson(1980)의 연구를 시작으로 Logit이나 Probit 과 같은 확률모형이 도산예측모형 개발에 이용되기 시작하였다(Collins & Green 1982, Zmijewski 등 1984).

Logit 모형이나 Probit 모형은 독립변수에 대한 정규분포의 가정을 필요로 하지 않으며, 계수의 유의성 검증이 가능하다는 장점이 있다. 국내에서는 한인구(1992) 등의 연구에서 Probit 모형과 Logit 모형을 이용하여 부실기업 예측을 시도하였다. 또한 1990년대부터 인공지능과 신경망 모형, 귀납적 학습방법과 같은 새로운 모형을 통하여 부실예측을 수행하고 이를 기존의 방법론과 비교하는 연구가 시도되었다(Odom & Sharda 1990, Berry & Treigueiros 1991, Liang 등 1991, 한인구 1990, 이진창 1993). 특히 인공지능망을 이용한 부실예측연구에서 인공지능망 모형이 기존의 통계적 모형이나 귀납적 학습방법에 비해 그 예측력이 우수한 것으로 알려져 있다.

한편 EVA를 이용한 부실예측연구로 국내에서 김지영(1998), 오현탁(2000) 등이 있으나 아직 초기 수준에 있다. 이들 연구의 공통점은 부실예측모형으로 로짓모형을 이용하고 있다는 점과 EVA가 다른 재무지표보다 도산예측지표로서 유용성이 있음을 밝히고 있다. 특히 EVA 단독 변수만으로 도산예측을 하는 데 한계점이 있으나, 기존 연구에서 유용하다고 판단되는 재무지표와 함께 이용한다면 도산예측지표로서 충분한 의미가 있다고 지적하고 있다.

Ⅲ. 연구 방법

1. 표본선정과 자료수집

본 연구에서는 표본대상을 크게 도산병원군과 비도산병원(정상병원)군으로 분류하였다. 도산병원군은 2000년 1월부터 2001년 12월까지 2년 동안 도산된 병원을 대상으로 하였다. 동 기간 동안 도산된 병원은 119개(대한병원협회)이며, 이 중에서 재무제표 수집이 가능하고 자료의 신뢰성이 있다고 판단되는 37개 도산병원을 추출하였으며, 이에 대응하는 정상병원으로 동 기간 동안에 도산되지 않고 계속 정상운영되고 있는 병원 중에서 37개를 추출하였다. 따라서 표본대상은 74개이며, 표본병원의 재무제표자료는 한국보건산업진흥원을 통하여 수집되었다. 여기서, 병원의 재무제표는 공인회계사의 감사를 받지 않기 때문에 엄격한 의미에서 자료의 객관성, 공정성이 결여될 수가 있다. 그러나 이 자료가 한국보건산업진흥원이라는 공공기관에서 병원경영분석을 위해 내부에서 수집된 자료라는 점, 금융기관에서 여신심사를 결정할 때에 결산서에 근거하여 경영평가를 하고 있다는 점, 세무회계 조정 시에 결산서를 근거로 과세를 결정하는 점에서 제한적이지만 자료의 신뢰성을 인정하고자 한다.

본 연구에서는 이에 대응하는 비도산병원군(정상병원군)은 동 기간 동안 병상규모가 유사한 병원을 쌍대표본추출방법(paired sampling)으로 선정하였다. 쌍대표본추출방법을 사용하는 이유는 병상 규모에 따라 재무비율의 차이가 발생할 수 있으며 경영위험의 차이를 보일

수 있기 때문이다.

본 연구의 표본 특성은 <표 1>과 같다. 표1에서 도산병원군에 속한 병원수 37개, 비도산 병원군에 속한 병원 수 37개이며, 표본 대상병원은 주로 병원 급이고, 200병상 이만의 중소형 병원이 80% 이상을 점유하고 있다.

<표 1> 표본의 특성

구분	대표변수	도산병원	정상병원
종별	병원	28(75.6%)	28(75.6%)
	종합병원	9(24.4%)	9(24.4%)
병상규모별	100병상 미만	19(51.3%)	19(51.3%)
	100-199병상	11(29.7%)	10(27.0%)
	200-299병상	5(13.6%)	6(16.2%)
	300병상 이상	2(5.4%)	2(5.5%)
지역별	대도시	15(40.5%)	14(37.8%)
	중소도시	20(54.0%)	19(51.4%)
	군 지역	2(5.5%)	4(10.8%)
계		34(100.0%)	34(100.0%)

2. 재무비율 선정 및 EVA 산출

본 연구에서는 재무제표 정보의 기업 도산예측능력을 평가하기 위하여 재무비율과 금액으로 표시되는 EVA를 설명변수로 두었다. 재무비율은 선행연구에서 사용된 빈도가 높은 비율, 선행 연구에서 판별력이 높다고 인정된 재무비율, 이론적으로 병원도산예측지표로서 유효한 비율을 선정기준으로 두었다. 여기에 병원 본연의 경영성과를 나타내는 EVA를 추가하여 지표로 사용하였다. 이러한 기준에 의하여 총 재무비율은 23개 선정되었으며, 사용된 재무비율의 변수명과 산식은 다음의 <표 2>에 정리되어 있다.

다음 EVA를 포함한 23개 변수 각각에 대하여 t 검정을 실시, 도산여부를 확인할 수 있는 유의적인 변수를 추출하여 이들 변수들을 독립변수로 로짓회귀분석과 신경망 분석을 실시하였다.

EVA를 계산하는 방법은 여러 가지가 있으며⁵⁾ 여기서는 경상이익기준법에 의해서 EVA를

5) EVA산출방법은 크게 3가지가 있다. 먼저, 영업이익에서 법인세와 가중평균자본비용을 차감하여 계산하는

산출하였다. 경상이익기준법은 계산이 간편하고 실무적으로 많이 사용되는 방법이다. 경상이익기준법은 타인자본에 대한 금융비용을 차감한 경상이익에서 법인세와 자기자본에 대한 기회비용(자기자본비용)을 차감하여 계산한다. 자기자본비용을 계산하는 방법 역시 여러 가지가 있으나 이 방법들은 영리기업을 대상으로 자본시장에 상장된 기업에 한하여 자기자본비용을 측정하는 방법이다⁶⁾. 본 연구의 연구대상은 병원이며, 병원은 공공성을 갖는 비영리기관이기 때문에 시장에서 직접적으로 자본비용을 계산할 수가 없다. 또한 병원에서 제공하는 의료서비스는 공공재적 성격을 갖는 서비스이기 때문에 자기자본에 대한 기회비용으로 위험전무이자율(risk free rate) 즉, 3개월 만기 정기예금 이자율을 자기자본비용으로 대용(proxy)하였다. 따라서 자기자본비용은 병원의 출연금에 3개월 만기 정기예금이자율을 곱하여 계산하였다.

<표 2> 재무비율과 EVA

수익성	X1	총자본경상이익율	경상이익÷총자산
	X2	총자본순이익률	당기순이익÷총자본
	X3	의료수익경상이익율	경상이익÷의료수익
	X4	의료수익순이익율	당기순이익÷의료수익
	X5	자기자본경상이익율	경상이익÷자기자본
안정성	X6	기본재산비율	기본재산÷총자본
	X7	유동비율	유동자산÷유동부채
	X8	고정비율	고정자산÷기본재산
	X9	고정장기적합율의 역	(기본재산+고정부채)÷고정자산
	X10	차입금의존도	총차입금÷총자산
활동성	X11	총자산회전율	의료수익÷총자산
	X12	고정자산회전율	의료수익÷고정자산
	X13	재고자산회전율	의료수익÷재고자산
	X14	자기자본회전율	의료수익÷자기자본
	X15	유동자산회전율	의료수익÷유동자산

방법(영업이익기준법)과 경상이익에서 법인세비용, 자기자본비용을 차감하여 계산하는 방법(경상이익기준법), 현금흐름표상의 영업활동으로 인한 현금흐름에서 감가상각비, 자기자본비용을 차감하여 계산하는 방법(현금흐름기준법) 등이 있다.

- 6) 자본시장에서 개별 영리기업의 자기자본비용을 측정하는 방법은 CAPM(Capital Asset Pricing Model)을 이용하는 방법, 주식가격평가모형(Gordon모형)을 이용하는 방법, 주가수익비율(PER)을 이용하는 방법이 있다.

현금흐름 ⁷⁾	X16	현금흐름대유동부채	현금흐름÷유동부채
	X17	현금흐름대총부채	현금흐름÷총부채
생산성	X18	총자본투자효율	부가가치÷총자본
	X19	인건비투자효율	부가가치÷인건비
	X20	의료수익부가가치율	부가가치÷의료수익
기타	X21	100병상당 의료수익	의료수익÷해당병원의 병상수 ×100
	X22	병상회전율	퇴원연인원÷연병상수
성과	X23	경제적 부가가치	경상이익-법인세-자본비용

3. 분석방법

가. 로짓분석

이 연구에서 도산예측모형으로 확률적 모형인 Logit 모형을 사용하였다. 먼저 재무비율만을 포함시킨 모형과 재무비율과 EVA를 포함시킨 모형을 예측하여 비교하였으며, EVA만을 이용한 예측모형을 추정하여 EVA의 유용성을 파악하였다.

재무비율 변수와 EVA 변수가 동시에 포함된 경우의 Logit 모형과 EVA변수를 제외시키고 재무비율만 포함시킨 Logit 모형은 다음과 같다.

$$y_i = [1 + \exp(-(b_0 + b_1x_{i,1} + b_2x_{i,2} + \dots + b_nx_{i,k}))]^{-1}$$

$y_i = 1$, i병원이 정상병원인 경우

$= 0$, i병원이 도산병원인 경우

$x_{i,k} =$ i 병원의 k번째 재무 변수 또는 EVA 변수

두 번째 EVA을 이용한 Logit 모형은 다음과 같다.

$$y_{i,t} = [1 + \exp(-(\beta_0 + \beta_1x_{i,t-1} + \beta_2x_{i,t-2} + \dots + \beta_nx_{i,t-n}))]^{-1}$$

$y_{i,t} = 1$, t기에 i병원이 정상인 경우

$= 0$, t기에 i병원이 도산인 경우

$x_{i,t-n} =$ t-n기에 i병원의 누적 EVA 변수

7) 현금흐름은 당기순이익+현금유출이 없는 비용(퇴직급여, 대손상각비, 감가상각비, 유형자산처분손실)임.

여기서, 각 병원의 y_i 는 0과 1사이의 값을 가지며, 추정된 y_i 의 값들은 정상병원 또는 도산병원으로 판별될 확률을 나타낸다. 그리고 최대우도추정법(MLE)으로 회귀계수를 추정하여 도산여부에 독립변수의 영향정도를 파악하고 이 모형이 자료에 대해 어느 정도 적합성이 있는지 여부를 알아보기 위하여 우도비 χ^2 검정(likelihood ratio chisquare test)을 실시하였다.

나. 신경망 분석

인공신경망(neural network)은 인간의 두뇌구조를 모방하여 구성된 네트워크이다. 신경망 모형에는 여러 가지 다양한 모형⁸⁾이 있으나, 그 중에서도 일반적으로 널리 사용되는 모형은 MLP(Multilayer Perceptron)신경망 모형이다. MLP는 입력층(input layer), 은닉층(hidden layer) 그리고 출력층(output layer)으로 구성된 전방위(feed forward) 신경망이다. (그림1)과 같이 네트워크(network)는 전 방향 네트워크로 입력층, 은닉층, 출력층으로 연결되어 있다.

MLP는 입력, 은닉, 출력의 삼층 구조와 각 층마다 다수의 노드(node), 또는 처리단위(processing unit)를 가진다. 각 처리단위는 가중치를 이용하여 입력값(x)들을 가중(w_{ij} , w_{jk})합산하고 전이함수(transfer function)를 이용하여 순입력값 $f_j(net_j)$ $f_k(net_k)$ 을 구한다. 여기서 전이함수는 처리단위의 처리결과를 출력으로 변환시키는 함수를 말하는 데 본 연구에서는 시그모이드 함수(sigmoid function) 함수를 사용하였다.

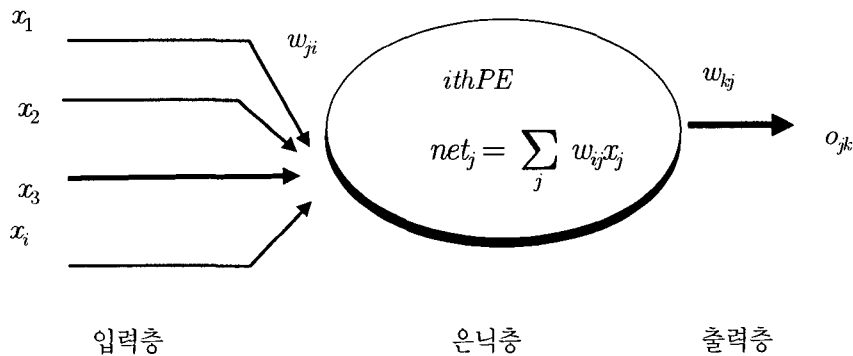


그림 1. MLP 신경망 구조

8) 신경망 모형에는 MLP이외에도 RBF(Radical basis function: 원형기준함수)신경망과 EBF(elliptical basis function: 타원형기준함수)신경망이 있다. 이와 관련된 구체적인 내용은 김대수(1992), Murray Smith(1996)을 참고할 것

본 연구에서는 MLP 신경망 모형을 이용하였다. MLP를 이용할 경우 입력층과 은닉층의 개수를 선택한 신경망의 아키텍처(architecture)를 결정하여야 한다. 먼저 인공신경망의 변수(x)는 여러 가지 방법에 의해 선정될 수 있는 데, 본 연구에서는 일반적으로 많이 사용하는 t검정을 통하여 유의적인 변수를 선택하는 방법을 적용하였다. 은닉층의 수는 노드의 수가 증가할수록 성능은 좋아지지만 과적합 위험(risk of overfitting)이 증가할 가능성이 있으며, 은닉층과 은닉노드가 많을수록 추정해야 할 계수의 수가 급격히 증가하기 때문에 최적화가 어렵다. 그러므로 은닉층과 은닉노드의 수를 최적화하기 위하여 여러 가지 방법⁹⁾을 사용하고 있으나 적절한 은닉층과 은닉노드 수의 결정은 시행착오(trial-and-error)적인 방법에 의존하는 경우가 많다. 본 연구에서 은닉층의 처리단위 수는 선행연구(이건창의 1994)와 본 연구의 자료 특성에 맞게 조정하여 시행착오적인 방법으로 은닉층의 처리단위 수를 정하였다.

IV. 연구결과

1. 예측모형의 투입변수 결정

도산 전 2개년 동안 도산병원군과 정상병원군간 대응표본 t 검정을 한 결과는 다음의 <표 3>과 같다. 표3에서 도산병원군과 정상병원군간 유의적인 차이를 보인 변수는 도산 1년 전에 의료수익경상이익율(x_3), 의료수익순이익율(x_4), 자기자본회전율(x_{14}), 100병상당 의료수익(x_{21}), 병상회전율(x_{22}), EVA(x_{23})이었으며, 도산 2년 전에 총자본경상이익율(x_1), 총자본순이익율(x_2), 의료수익경상이익율(x_3), 의료수익순이익율(x_4), 기본재산비율(x_6), 자기자본회전율(x_{14}), 인건비투자효율(x_{19}), 100병상당 의료수익(x_{21}), 병상회전율(x_{22}), EVA(x_{23})이었다.

특히 EVA가 도산 2년 전부터 계속 도산병원군과 정상병원간에 유의한 차이를 보이는 변수로 선정되었다는 것은 도산예측지표로서 유용성이 있음을 시사하고 있다.

9) 은닉층의 노드 수를 최적화시키는 방법으로 교차유효성법(cross-validation method), 군별 교차유효성법(V-fold cross-validation method), Akaike의 최종예측오차를 이용하는 방법 등이 있다.

<표 3> 독립변수들의 t검정 결과

구분	변수명	대표변수	도산 2년 전		도산 1년 전	
			평균	p값	평균	p값
수익성	총자본경상이익율	X ₁	-0.09	0.05	-0.16**	0.00
	총자본순이익률	X ₂	-0.08	0.06	-0.16**	0.00
	의료수익경상이익율	X ₃	-0.29**	0.00	-0.31**	0.00
	의료수익순이익율	X ₄	-0.25*	0.01	-0.28**	0.00
	자기자본경상이익율	X ₅	0.92	0.52	0.47	0.33
안정성	기본재산비율	X ₆	-0.15	0.05	-0.21**	0.00
	유동비율	X ₇	-20.47	0.23	-52.71	0.24
	고정비율	X ₈	-3.37	0.33	-4.26	0.06
	고정장기적합율의 역	X ₉	-3.13	0.33	-0.00	0.99
	차입금의존도	X ₁₀	-0.20	0.21	-0.13	0.29
활동성	총자산회전율	X ₁₁	-0.13	0.40	-0.07	0.75
	고정자산회전율	X ₁₂	-4.13	0.50	3.54	0.32
	재고자산회전율	X ₁₃	54.57	0.54	-1.21	0.96
	자기자본회전율	X ₁₄	-3.77*	0.02	-3.40*	0.01
	유동자산회전율	X ₁₅	-0.01	0.98	0.67	0.38
현금흐름	현금흐름대유동부채	X ₁₆	-11.84	0.39	-21.31	0.32
	현금흐름대총부채	X ₁₇	-7.80	0.17	-24.50	0.15
생산성	총자본투자효율	X ₁₈	-0.10	0.33	-0.04	0.73
	인건비투자효율	X ₁₉	-0.45	0.08	-0.70**	0.00
	의료수익부가가치율	X ₂₀	-0.10	0.08	-0.05	0.08
기타	100병상당 의료수익	X ₂₁	-583901*	0.01	-873356**	0.00
	병상회전율	X ₂₂	-0.12**	0.00	-0.15**	0.00
성과	경제적 부가가치(천원)	X ₂₃	-646262**	0.00	-867105**	0.00

* p<0.05 ,** p<0.01,

2. 로짓분석 결과

가. 도산 2년 전 로짓분석

앞에서 선정된 재무지표를 독립변수로 로짓 회귀분석을 실시 한 후에, 다시 동일한 모형에 EVA변수를 추가하여 로짓 회귀분석을 실시하였다. 그 결과는 아래의 <표 4>와 같다. <표 4>에서 EVA를 제외한 로짓모형은 유의적인 재무적 변수가 병상회전을 뿐이었으며, EVA를 포함한 로짓모형은 유의적인 변수가 100병상당 의료수익, 병상회전을, 의료수익경상이익율, EVA이었다.

<표 4> 로짓모형의 추정계수

변수명	EVA 제외 로짓모형		EVA 포함 로짓모형	
	Estimate	p-value	Estimate	p-value
상수항	-20.05	0.00	-20.05	0.00
자기자본회전율(x ₁₄)	0.05	0.65	0.02	0.90
100병상당의료수익(x ₂₁)	0.01	0.07	0.01	0.03
병상회전율(x ₂₂)	16.98	0.00	21.54	0.00
의료수익경상이익율(x ₃)	14.36	0.10	-0.01	0.02
의료수익순이익율(x ₄)	-12.84	0.15	14.02	0.13
경제적 부가가치(x ₂₃)	-	-	-0.01	0.02
적합도 검정 통계량	$\chi^2=29.21(p=0.00)$		$\chi^2=14.01(p=0.08)$	

다음의 <표 5>는 로짓모형의 예측 결과표이다. 먼저 EVA를 제외한 재무변수만을 독립변수로 추정한 로짓모형의 분류정확도(예측율)는 86.5%인데 반하여 EVA를 포함시킨 로짓모형의 분류정확도는 89.2%로 EVA를 포함시킨 로짓모형의 도산예측능력이 양호함을 확인할 수 있다¹⁰⁾. 또한 도산병원을 도산병원으로 예측하는 특이계수(specificity), 정상병원을 정상병원으로 예측하는 민감계수(sensitivity) 역시 EVA를 제외한 모형보다 포함시킨 모형의 예측능력이 높은 것으로 분석되었다.

10) 모형에서 변수를 추가시킬 때 반드시 예측율이 증가하지는 않는다. 왜냐하면, 투입변수가 다른 변수간 상관관계가 있거나 의미가 없는 변수일 때에는 오히려 오차 향으로 인하여 예측력은 떨어질 가능성이 있다.

<표 5> 로짓모형의 예측결과

구 분	EVA 제외 로짓모형	EVA 포함 로짓모형
특이계수	83.8%	89.2%
민감계수	86.1%	89.2%
분류정확도	86.5%	89.2%

나. 도산 1년 전 로짓분석

도산 1년 전 재무지표만을 고려한 로짓회귀분석 결과 유의적인 변수는 자기자본회전율, 병상회전율, 100병상당 의료수익, 의료수익순이익율이었으며, EVA를 포함한 로짓회귀분석 결과, 유의적인 변수는 자본회전율, 병상회전율, 100병상당 의료수익, 의료수익순이익율, EVA로 EVA가 도산예측력을 결정하는 데 영향력 있는 변수로 나타났다<표 6>.

<표 6> 로짓모형의 추정계수

변수명	EVA 제외 로짓모형		EVA 포함 로짓모형	
	Estimate	p-value	Estimate	p-value
상수항	-21.59	0.00	-23.74	0.00
고정자산회전율(x ₁₂)	4.83	0.74	5.45	0.71
자기자본회전율(x ₁₄)	1.41	0.01	1.51	0.01
인건비투자효율(x ₁₉)	0.51	0.49	0.70	0.40
100병상당의료수익(x ₂₁)	0.01	0.07	0.01	0.08
총자본순이익율(x ₂)	-9.91	0.52	-10.56	0.49
병상회전율(x ₂₂)	-17.28	0.00	18.67	0.01
의료수익경상이익율(x ₃)	-7.59	0.29	-8.83	0.25
의료수익순이익율(x ₄)	15.55	0.06	17.86	0.06
기본재산비율(x ₆)	2.49	0.24	2.75	0.22
경제적 부가가치(x ₂₃)	-	-	-0.01	0.05
적합도 검정 통계량	$\chi^2=28.33(p=0.00)$		$\chi^2=17.34(p=0.026)$	

다음의 <표 7>은 도산 2년 전 로짓모형의 예측결과표이다. EVA를 제외한 재무변수에 의한 로짓모형의 분류정확도는 90.5%이며, EVA를 포함시킨 로짓모형의 분류정확도는 91.9%로

서 EVA를 포함시킨 모형의 예측력이 높은 것으로 분석되었다. 그리고 도산병원을 도산병원으로 예측하는 특이계수(specificity)는 2개 모형에서 동일하였으나 정상병원을 정상병원으로 예측하는 민감계수(sensitivity)는 EVA를 제외한 모형보다 포함시킨 모형에서 더 높은 것으로 분석되었다.

<표 7> 로짓모형의 예측결과

구 분	EVA 제외 로짓모형	EVA 포함 로짓모형
특이계수	89.2%	91.9%
민감계수	91.9%	91.9%
분류정확도	90.5%	91.9%

다. EVA 변수만 고려한 로짓분석 결과

도산 1년 전, 도산 2년 전 누적 EVA 변수를 독립변수로 로짓회귀분석을 실시한 결과는 다음의 표 8과 같다. 각 회귀계수의 값은 마이너스(-)의 값을 보이고 있으며, 이는 EVA 값이 작을수록 도산가능성이 높아짐을 의미한다. 또한 EVA 값이 통계적으로도 매우 유의적이어서 EVA가 도산예측을 하는 데 중요한 변수임을 시사하고 있다. EVA 모형의 도산예측율은 83.8%로 재무변수모형의 예측율 90.5%에 못 미치지만 매우 높은 예측율을 보여 주고 있다<표 8>.

<표 8> 로짓모형의 예측결과

변 수 명	Estimate	p-value
상 수 항	0.15	0.57
도산 1년 전 누적 EVA(β_1)	-2.15E-6	0.00
도산 2년 전 누적 EVA(β_2)	-2.51E-6	0.00

3. 신경망 분석 결과

가. 도산 2년 전 신경망 분석

본 연구에서 사용된 MLP에서 은닉층의 활성화함수는 하이퍼볼릭 탄젠트(hyperbolic

tangent)함수를 적용하였다, 입력층의 노드 수를 결정하는 투입변수는 로짓분석에서 사용된 변수이며, 바이어스(bias) 노드를 포함하면 투입변수의 수 +1개이다. 본 연구에서 은닉 층과 은닉노드의 수 결정은 시행착오적인 방법과 선행 연구 등을 참조하여 가장 오분류율이 낮은 1개의 은닉 층과 2개의 은닉노드로 결정하였다. 그리고 자료크기가 총 74개에 불과하여 학습용과 검증용 분석을 동시에 할 수 없었다.

도산 2년 전 재무지표만을 가지고 신경망 모형에 의해 예측한 결과와 재무지표에 EVA를 포함시켜 예측한 결과는 다음의 표 9에 정리되어 있다. 먼저 모형의 적합도에 관한 통계량을 보면, 모든 통계량에서 EVA를 포함시킨 모형이 제외시킨 모형보다 우월한 것으로 나타나고 있다. 특히 오분류율(misclassification rate)은 EVA를 포함한 모형이 제외한 모형에 비해 1/2 정도로 작게 나타나 EVA의 변수가 모형적합도 결정에 중요한 변수임을 알 수 있다.

<표 9> 모형의 오차량 통계량

변 수 명	EVA제외 신경망 모형	EVA포함 신경망 모형
Misclassification Rate	0.12	0.06
SSE	13.37	6.94
MSE	0.11	0.06
RMSE	0.33	0.24
RASE	0.30	0.21

주) SSE : sum of squared errors, MSE : mean squared errors

RMSE : root mean squared errors RASE : root average squared errors,

신경망 모형에 의한 예측 결과는 아래의 <표 10>과 같다. <표 10>에서 EVA를 제외한 재무변수를 투입변수로 한 신경망 모형의 분류정확도는 87.8%인데 비해, EVA를 포함시킨 신경망 모형의 분류정확도가 93.2%로서 EVA를 포함시킨 모형의 예측력이 더 높은 것으로 분석되었다. 그리고 특이계수, 민감계수 모두 EVA를 포함한 모형의 예측력이 높은 것으로 나타났다.

<표 10> 도산 2년 전 신경망 모형의 예측결과

구 분	EVA 제외 신경망 모형	EVA 포함 신경망 모형
특이계수	89.2%	94.6%
민감계수	86.5%	91.9%
분류정확도	87.8%	93.2%

나. 도산 1년 전 신경망 분석

도산 1년 전 재무지표만을 가지고 신경망 모형에 의해 예측한 결과와 재무지표와 EVA를 포함한 신경망 모형에 의해 예측한 결과는 아래의 <표 11>과 같다. 모형의 적합도에 관한 통계량을 살펴보면, 모든 통계량에서 EVA를 포함시킨 모형이 제외시킨 모형보다 우월한 것으로 나타났다. 도산 2년 전과 마찬가지로 EVA의 변수가 모형적합도 결정에 중요한 역할을 하고 있었으며, 모든 오차항 통계량은 도산 2년 전에 비해 모두 작아지고 있었으며, 도산 예측력은 증가하는 것으로 분석되었다.

<표 11> 모형의 오차항 통계량

변 수 명	EVA제외한 모형	EVA포함한 모형
Misclassification Rate	0.03	0.01
SSE	3.30	1.18
MSE	0.03	0.01
RMSE	0.17	0.11
RASE	0.15	0.10

도산 2년 전 신경망 모형에 의해 예측된 결과는 <표 12>와 같다. <표 12>에서 EVA를 제외한 재무변수를 투입변수로 한 신경망 모형의 분류정확도는 97.2%, EVA를 포함시킨 신경망 모형의 분류정확도는 98.6%이었다. 또한 특이계수는 97.3%, 100%이었으며, 민감계수는 97.3%로서 동일하였다. 결과적으로 EVA를 포함시킨 모형의 예측도가 높았으며, EVA변수가 모형의 예측력을 높이는 변수임을 확인할 수 있었다.

<표 12> 도산 2년 전 신경망 모형의 예측결과

구 분	EVA 제외 신경망 모형	EVA 포함 신경망 모형
특이계수	97.3%	100.0%
민감계수	97.3%	97.3%
분류정확도	97.3%	98.6%

4. 로짓모형과 신경망 모형의 평가

각 모형의 예측력 평가를 위해서 Lift Chart, ROC(receiver operating characteristic) Curve 를 이용하였다. 먼저 <그림 1>과 <그림 2>에서 두 개의 곡선 중 윗부분은 신경망 모형의 Lift Chart, ROC 곡선이며, 아랫부분의 곡선은 로짓모형의 Lift Chart, ROC곡선을 나타낸다. 먼저 Lift Chart를 보면 도산 2년 전 재무적 변수와 EVA 변수를 투입변수로 한 로짓모형과 신경망 모형을 평가한 것인데, <그림 1>에서 %Response 값¹¹⁾을 보면 로짓모형은 상위 30% 이상에서 예측율이 100%인 반면 신경망은 상위 40%이상에서 예측율이 100%를 보이고 있으며, 신경망 모형의 %Response 도표가 우상향하고 있으므로 예측력이 우월함을 알 수 있다. 한편 <그림 2>에서 ROC곡선은 민감계수와 1-특이계수를 좌표로 한 곡선이다. ROC 곡선 아래의 면적은 c통계량으로 나타나며 모형의 예측력을 의미한다. 곡선 밑의 면적이 클수록 예측력이 좋은 모형이라고 할 수 있다. 로짓모형에 비해 신경망의 ROC곡선의 면적이 훨씬 넓으며, 왼쪽 상단으로 가까워지는 행태를 보이고 있어 우수한 모형임을 확인할 수 있다.

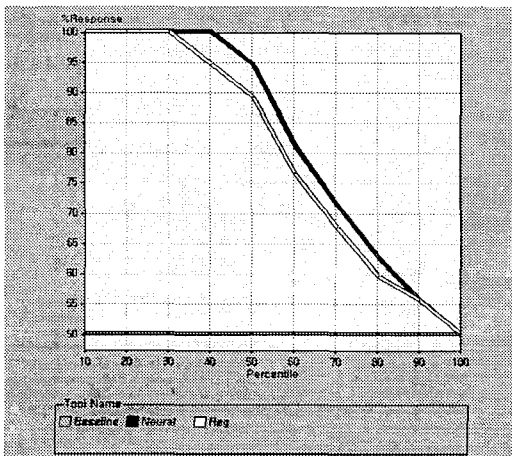


그림 1. %Response 값에 대한 Lift Chart

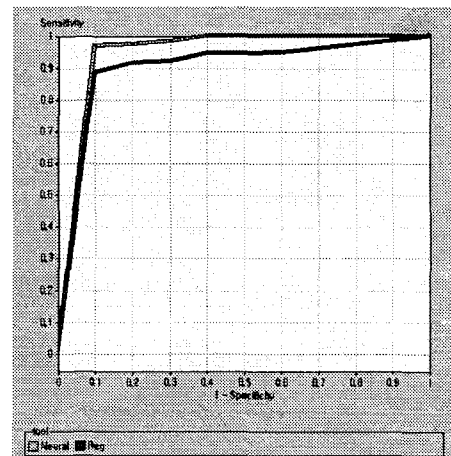


그림 2. ROC Curve

도산 1년 전 재무적 변수와 EVA 변수를 투입변수로 한 로짓모형과 신경망 모형을 Lift Chart, ROC Curve을 이용하여 평가한 결과, 도산 2년 전과 유사한 결과를 보여 주어 있어 로짓모형에 비해 신경망 모형에 의한 예측의 정도가 높은 것으로 분석되었다.

11) %Response는 각 집단 내에서 범주 1의 빈도와 집단내 관찰치 빈도의 비를 말하며, %Captured Response는 특정 범주 내에서 특정 집단이 차지하고 있는 점유율, lift는 범주 1인 각 집단 내에서 평균적으로 가지는 빈도와 해당 집단 내 범주 1에 대한 비율을 말함

IV. 고 찰

EVA를 구성하고 있는 핵심요인을 파악하면 EVA가 기업도산에 대한 신호기능을 갖고 있음을 알 수 있다. EVA는 투자자본수익율(ROIC), 자본비용(capital cost), 투자자산(invested capital)으로 구성되며, 이는 다시 매출액이익율, 투자자산회전율, 자기자본비용, 타인자본비용, 운전자금회전율, 고정자산회전율로 세분화된다. 일반적으로 기업의 부실화 또는 도산은 수익성, 재무구조의 건전성, 채무에 대한 상환능력 등의 부재에서 기인하며, 이러한 관점에서 EVA는 포괄적이면서도 논리적으로 기업의 부실화와 그 원인을 파악할 수가 있다. 부실징후는 투자자본수익율이 실세 금리에 미치지 못할 경우, 금융비용보상율이 1보다 작으면서 하락할 경우, 투자자산회전율이 1보다 작으면서 지속적인 하락세를 보일 경우, 부채비율과 금융비용부담율이 지속적으로 감소추세를 보일 경우에 나타난다. 도산기업의 지표를 분석한 결과에 따르면, 부도 5년 전부터 수익성을 나타내는 투자자본수익율과 재무구조 및 부채상환능력을 측정하는 금융비용보상율이 계속 급격한 증가 추세를 보였으며, 부도 4년 전부터 투자자본회전율이 1이하로 하락세였고, 부도발생 2년-3년 전부터 금융비용부담율과 부채비율이 급격하게 증가하였다(류현, 1998).

본 연구는 EVA가 위와 같은 도산예측지표로서 갖는 의미를 실증적으로 확인하기 위하여 로짓모형과 신경망모형을 이용, 실증분석을 하였다. 분석 결과, EVA변수를 재무변수와 결합하여 예측한 결과 예측율이 더 높아졌으며, 특히 EVA 단독변수로 로짓모형을 추정한 결과 83%의 높은 예측율을 보였다. 이는 오현탁(2001)의 연구와 같은 맥락을 보여주었다. 그에 따르면, EVA를 이용한 로짓모형으로 부실예측을 한 결과 68.1%의 높은 적중률을 보이고 있으며, 부실기업을 예측하기 위한 설명변수로서 의미가 있다고 하였다. 또한 정지영(1998)의 연구에서도 로짓모형을 이용하여 EVA의 도산예측지표로서 유용성을 밝히고 있는 데, 그에 따르면 재무변수 모형에 비해 EVA를 포함시킨 모형의 예측력이 더 높은 것으로 검증되어 본 연구의 결과를 지지하고 있다.

본 연구가 갖는 중요한 의미는 기존의 연구들이 재무변수만을 이용하여 도산예측모형을 개발, 예측하고 있으나 재무변수 이외에 EVA 변수가 도산예측지표로서의 유용성을 확인할 수 있었다는 점이며, 둘째, 기존의 연구방법에 비해 보다 정교한 예측방법을 선택하여 분석하였다는 점이다. 특히 MDA가 갖는 통계적 한계점을 극복하기 위하여 로짓모형을 이용하였고, 최근에 예측력이 높은 것으로 학계에서 인정받고 있는 신경망모형을 병원도산예측에 활용하였다는 점이다. 신경망 모형은 매우 뛰어난 학습능력과 인지능력이 있어서 기업도산예측과 같이 '분류문제'(classification problem)에 있어서 여타 통계적 방법이나 귀납적 학습방법보다는 우수한 인식능력이 있음이 알려져 있다(Freeman & Skapura, 1991). 따라서 앞으로 병

원도산예측을 위해서는 재무변수 뿐만 아니라 EVA변수를 포함시키거나 EVA를 구성하는 요소를 변수에 감안하여 예측모형을 설계하여야 할 것으로 사료된다.

그러나 위와 같은 연구의 공헌에도 불구하고 본 연구는 다음과 같은 한계점을 가지고 있으며, 향후 연구는 이 점을 고려하여 개선된 방향에서 이루어져야 할 것이다.

첫째, 병원재무제표의 신뢰성 문제이다. 비록 한국보건산업진흥원에서 경영분석책자를 발간하기 위해 공식적 과정을 거쳐 수집된 자료이긴 하지만 재무제표에 대한 회계감사가 이루어지고 있지 않으며, 단지 내부 결산보고를 목적으로 작성되었기 때문에 회계의 분석가능성이 높다. 그러므로 신뢰성 있는 재무제표가 되기 위해서 의료법인의 경우에 공인회계사 감사를 받도록 하는 제도적 장치가 마련되어야 할 것이다.

둘째, 표본대상인 도산병원의 선정은 2000년, 2001년으로 국한시켰기 때문에 특정 기간동안의 표본을 사용함으로써 갖는 오차를 극복하지 못하였다는 점이다. 이를 해결하기 위해 향후 기간을 확장하여 많은 표본을 대상으로 분석하여야 할 것이다.

셋째, 두 번째 문제와 관련이 있는 것으로 표본 수의 부족으로 인하여 학습용 자료와 검증용 자료를 구분하여 분석하지 못하였다는 점이다. 이 문제는 기간의 문제와 표본수의 문제를 해결하면 가능하다고 본다.

넷째, EVA계산 과정에서 자기자본 비용에 시장 위험(market risk)을 반영시키지 못하였다. 표본 대상이 병원이고 병원은 자본시장에 상장되지 않은 비영리기관이라는 성격 때문에 위험이 없는 위험프리자율(risk free rate)을 자기자본비용에 대체시킴으로써 병원별 자본 구조에 따른 재무위험을 정확하게 산출하지 못하였다는 점이다. 이 문제 역시 앞으로 해결하여야 할 과제로서 대응자기자본비용(proxy capital cost)을 산출하여 적용시킬 수 있는 방안을 모색하여야 할 것이다.

V. 결 론

본 연구는 기존의 재무지표이외에 기업가치평가 지표인 EVA가 병원도산예측을 하는 데 유용한 변수로서 설명력이 있는지 여부를 확인하는 데 목적을 두었다. 표본은 2000년 1월부터 2001년 12월까지 도산된 병원 37개와 동 기간 동안 경영상태가 양호한 37개 병원을 선정하였다. 이때, 도산병원에 대응되는 비도산병원의 선정은 병상규모, 지역, 의료기관 종별, 수익성 등의 기준에 의거하였다.

도산예측모형으로는 로짓모형과 신경망 모형을 이용하였으며, 이들 모형에 투입될 변수는 23개 변수(재무지표 22개, EVA 1개) 중에서 t검정 결과 유의한 변수로 나타난 의료수익경상이익율, 자기자본회전율, 100병상당 의료수익, 병상회전율, 총자본경상이익율, 의료수익순이익

율, 기본재산비율, 자기자본회전율, 총자본순이익율, 인건비 투자효율, EVA 등 11개이었다.

로짓분석 결과를 보면, EVA변수가 투입된 모형이 제외시킨 모형보다 도산예측력이 양호하였으며, 모형의 적합도 또한 높은 것으로 나타났다. 그리고 EVA 변수만을 사용하여 예측하였을 때, 도산예측에 매우 유의적인 변수로 나타났고, 분류정확도 역시 83.8%로 높은 예측율을 보였다.

신경망 분석 결과, 로짓분석과 유사한 결과를 얻었다. EVA변수를 투입한 예측모형이 훨씬 강건한 모형이었으며, 높은 도산예측율을 보여 주었다.

재무지표이외 EVA를 포함시킨 로짓모형과 신경망 모형을 비교·평가한 결과, 신경망 모형이 로짓모형에 비해 예측력이 우월한 모형임을 확인할 수 있었다.

본 연구결과를 종합하면, 최근에 경영성과지표로 각광받고 있는 EVA(경제적 부가가치) 지표가 기업가치평가 지표이외, 병원의 도산을 예측할 수 있는 새로운 유용한 지표임을 검증하였다는 데 의미를 둘 수 있으며, 이와 같은 결과는 향후 병원도산예측의 판별력을 높이는 연구에 기여할 것이다.

참 고 문 헌

- 강현철 외. SAS Enterprise Miner 4.0을 이용한 데이터마이닝. 자유아카데미. 2001.
- 김대수. 신경망 이론과 응용 II, 하테크정보. 1992.
- 김철중. 경영성과지표로서 경제적 부가가치의 유용성에 관한 연구. 재무관리논총. 1995; 2(1): 36-40.
- 김응환 외. 상장기업의 EVA분석 연구결과 보고서. 한국증권거래소. 1998.
- 류현. EVA개념을 활용한 부실징후 조기경보시스템. 주간경제 480호. 1998,
- 오현탁, 이치송. EVA의 기업부실예측능력에 관한 연구 한국산업경제연구, 2001.26-35.
- 양동우. EVA와 제 기업 평가지표의 비교연구-한국제조기업을 중심으로. 증권금융연구. 1998; 2(3): 16-29.
- 이무식, 서영준, 양동현. 병원도산 예측모형의 실증적 비교연구. 보건행정학회지. 1999; 9(2): 1-20.
- 이건창. 기업도산을 위한 통계적 모형과 인공지능모형간의 예측력 비교에 관한 연구: MDA, 귀납적 학습방법, 인공신경망. 한국경영과학회지. 1993;18(2): 57-81.
- 신경식, 한인구. 다수의 인공신경망을 통합한 기업부도 예측모형에 관한 연구. 한국경영과학회지. 1998; 145-148.

- 정기택, 이훈영. 병원도산의 예측모형 개발연구. 보건행정학회지. 2001; 10(2):1-21.
- 정지영. 경제적 부가가치를 이용한 기업도산예측에 관한 연구. 서강대학교 대학원 경영학석사 학위논문. 1999.
- 조홍규. 판별분석, 유사추론, 신경회로망을 이용한 도산 예측, 한국과학기술원석사학위논문. 1994.
- 한인구. 귀납적 학습방법과 통계학적 방법의 예측력에 관한 비교연구. 회계학연구. 1992;(11): 215-236.
- 한국신용평가(주). 부실예측에 관한 계량적 기업신용분석. 1995. 6월.
- 남명수, 강효석. 투자성과지표로서 EVA의 유용성에 관한 연구. 재무관리연구. 1997;125-132.
- Altman E.R. Financial Ratios, Discriminant Analysis and Prediction of Corporate Bankruptcy. Journal of Finance. Sept 1968; 589-609..
- Beaver W. Financial Ratios as Predictors of Failure. Journal of Accounting Research. Supplement 1966; 71-111.
- Berry R., Treigueiros D. The Application of Neural Network Based Methods to the Extraction of Knowledge from Accounting Reports. IEEE International Joint Conference on Neural Networks. 1991; 136-146.
- Blume M. Failing Company Discriminant Analysis. Journal of Accounting Research. 1974; 1-25.
- Collins R. A.Green R. D. Statistical Methods for Bankruptcy Forecasting. Journal of Economics and Business. 1972;349-354.
- Freeman, J. A. Skapura D. M. Neural Network: Algorithm Applications and Programming Techniques. Addison-Wesley Publishing Company. 1991.
- Gapenski L. C. Using MVA and EVA to measure financial performance. Healthcare Financial Management. Mar.1996;56-60.
- Karels G. V, Prakash A. Multivariate Normality and Forecasting of Business Bankruptcy. Journal of Business Finance & Accounting. 1987; 573-593.
- Liang T. P, Chandler J.S, Ingoo, Roan J. An Empirical Investigation of Some Data Effects on the Classification Accuracy of Probit, ID3 and Neural Networks. Working Paper. University of Illinois at Urbana -Champagne. 1991.
- Milunovich S, tsuei. EVA in Computer Industry, Journal of Applied Corporate Finance. Spring 1966; 104-115.
- Merton R. On the Pricing of Corporate Debt: The Risk Structure of Interest Rates. Journal

- of Finance. 1974; 29: 19-23.
- Moyer R. C. Forecasting Financial Failure. Financial Management. 1977; 11-17.
- Odom M. Sharda R. A Neural Network Model for Bankruptcy Prediction . Proceeding of the IEEE International Conference on Neural Network.1990; 163-168.
- Ohlson J. S. Financial Ratios and Probabilistic Prediction of Bankruptcy. Journal of Accounting Research. Spring 1980;109-131.
- Stephen F. O'Byrne. EVA and Market Value. Journal of Applied Corporate Finance. Spring 1996; 116-125.
- Scott J. The Probabilistic Prediction of Bankruptcy: A Comparison of Empirical Predictions and Theoretical Model. Journal of Banking and Finance. Sept 1981;317-344.
- Salchenberger L. Clnar, E. and Lash, N. Neural network: A new too for predicting thrift failure. Decision Sciences. 1992;23: 899-9161.
- Zmijewski M E. Methodological Issues Related to the Estimation of Financial Distress Prediction Models. Journal of Accounting Research. 1984; 59-82.