

다변량 판별분석과 로지스틱 회귀분석, 인공신경망 분석을 이용한 호텔 도산 예측

Prediction of Hotel Bankruptcy Using Multivariate Discriminant
Analysis, Logistic Regression and Artificial Neural Network

金 秀 英*

Kim, Soo-Young

ABSTRACT

This study estimates the possibilities of hotel bankruptcy using various analytic methods such as multivariate discriminant model, logistic regression model and artificial neural network model. The estimated models suggest that debt-burdened hotels with low profit margin and return on common stockholders' equity are more likely to be candidates of bankruptcy. The analysis of in-model variables, along with a cross-group comparison of financial ratios, suggests that bankrupt hotels have heavily relied on debt to finance fast sales growth without paying proper attention to controlling their operating expenses and financing costs. Author suggests in conclusion that to avoid bankruptcy risk hoteliers are encouraged to adopt a prudent growth strategy accompanied by less debt financing and tighter cost control.

핵심용어 : 호텔도산예측, 다변량판별분석모형, 지스코어(Z score), 로지스틱회귀모형,
인공신경망모형

* 세종사이버대학교 호텔관광경영대학 조교수. e-mail: sookim@cybersejong.ac.kr

I. 서론

2004년 8월 3일 주요은행들에 의한 지난 1년 간 중소기업의 업종별 연체율현황 비교분석결과 숙박 음식업종이 2004년 6월말 현재 6.4%로 전년 동기의 0.5%보다 13배 이상 급증한 것을 확인하였다. 또한 한국관광호텔업협회의 '전국 종합관광호텔 휴폐업 및 부도현황(2002)'에 따르면 최근 5년 동안 경영난 등으로 부도를 내고 경매되거나 휴, 폐업 또는 양도 인수된 호텔들이 전체 호텔 504개 중 29%를 초과하는 148개에 이르는 것으로 확인되었다. 이렇듯 특히 경기침체기의 경쟁력 약화와 상대적으로 높은 도산율이 국내 호텔산업에 문제가 되고 있음에도 불구하고 국내호텔도산예측 및 분석에 대한 연구는 거의 없는 실정이다.

과거 도산예측에 대한 계량적 모형은 제조업, 도매, 소매, 기타 비금융산업 등 여러 사업군의 혼합적임의 기업사례를 중심으로 수행되어왔으나 Brigham & Gapenski(1994)가 지적하였듯이 도산예측연구는 특정 사업군 별로 분석해야 산업적 특성을 반영한 정확한 예측을 할 수 있다. 따라서 본 연구는 주요 재무비율을 사용하여 다변량판별분석과 로지스틱 회귀분석, 인공신경망분석에 의한 호텔도산예측모형을 개발하는데 주 목적을 두었다.

본 연구의 가치는 서비스산업의 관점에서 도산예측연구를 진행했다는 경험적 기여 이외에도 호텔도산을 사전에 발견하여 적절한 대응조치를 강구할 수 있도록 조기경보 시스템을 제공한다는 점에 있다. 경영자의 입장에서는 호텔의 도산가능성이 판단될 경우 도산에 이르기 전에 각종 자구책을 강구하여 정상화하고자 하는 노력을 기울일 수 있으며, 필요에 따라 타 기업과의 합병을 통해 도산에 따른 손실을 최소화할 수 있다. 채권자는 도산가능성이 예상되는 호텔에 대한 대출억제와 기존대출에 대한 채권보전조치를 사전에 강구함으로써 대손위험을 최소화할 수 있으며, 투자자는 도산가능성이 있는 호텔에 대한 투자를 회피하거나 도산으로 인한 위험증대에 대응하여 보다 높은 수익률을 요구하는 등의 합리적인 투자관리를 할 수 있다. 결과적으로 호텔도산에 대한 사전예측은 도산호텔에 대한 불필요한 자원 배분을 최소화함으로써 경제효율성을 높이는 기능을 한다.

II. 이론적 배경

1. 도산에 대한 정의

도산은 연구자나 연구목적 및 범위에 따라 그 조작적 정의를 달리하고 있다. Beaver(1966)와 Lev(1969)는 재무적 의무에 도달했을 때 이를 지불할 수 없는 것을 도산으로 정의하였으며, 이는 기업의 총자산가치가 부채이하로 되는 실질적 지급불능에 한정된 경제적 실패나 우선주 배당금의 지급불능, 채무불이행 등을 포함한다. Dun & Bradstreet(1994)과 Booth(1983), Deakin(1972)은 도산 지급불능을 경험한 기업이나 혹은 채권자의 이익을 위해 청산된 기업으로 도산기업의 범위를 확대하였다. Tavlin et al.(1989)은 도산을 기업의 총자산가치가 부채이하로 되는 실질적 지급불능에 한정하는 경제적 실패와 기업이 만기가 된 채무를 변제하지 못하는 기술적 지급불능, 기업이 자기자본과 유동성에서 부정적인 수치를 보이는 동시에 해체 혹은 재건을 위한 법적 과정에 처해있는 상황을 의미하는 도산의 세 가지로 구분하였다. 본 연구에서는 첫째, 채무불이행이 발생하였거나 당좌거래가 중지된 경우, 둘째, 법정관리 하에 있는 경우, 셋째, 청산 등의 이유로 증권감독원 등록을 취소한 경우, 넷째, 폐업으로 사업을 더 이상 진행하지 않는 경우에 해당호텔이 도산한 것으로 정의하였다.

2. 도산예측연구의 방법론적 접근

회계변수를 이용한 Beaver(1966)의 단일변량분석에 의한 도산예측을 효시로 Altman(1968)의 다변량판별분석이 소개되어 한동안 기업도산예측의 주된 방법으로 사용되어왔다. 설문연구를 통해 1932년부터 1994년까지의 158개의 도산연구결과를 검토하여 국가별 및 산업별, 시간대별, 재무비율과 모형, 사용방법을 확인한 Dimitras et al.(1996)의 연구 등에 의하면 도산예측에 다변량판별분석이 가장 많이 사용되었으며, 로지스틱 회귀분석이 그 다음으로 빈번하게 사용되고 있고, 그 외에도 프로빗 분석(probit analysis)과 인공신경망분석 등이 추가적으로 이용되고 있다(〈표 1〉 참조). 최근의 도산예측연구는 정규분포나 다중공선성의 문제와 관련된 기본적인 가정을 만족시키는 경우는 로지스틱분석이나 다변량판별분

석이 적절한 도산예측모형을 제시하나 그렇지 않은 경우에는 인공신경망모형이 전형적인 분석방법들을 대체할 수 있는 유용한 대안일 것으로 평가한다(Ohlson, 1980; Hammer, 1983). 따라서 본 연구에서는 다변량판별분석과 로지스틱분석, 인공신경망분석의 다양한 방법을 사용하여 국내호텔기업의 도산예측을 수행하고 그 결과를 통합적으로 분석하였다.

〈표 1〉 1990년 이후 산업도산연구의 특성

번호	국가	저자(년도)	산업유형	표본기간	연구방법
1	그리스	Michalopoulos et al. (1993)	섬유산업	-	RPA
2	그리스	Theodosiou(1991)	제조업	-	MDA, Logistic, LPM
3	뉴질랜드	Kuruppu et al. (2003)	다양	1987-1993	MDA
4	미국	Anandarajan et al.(2001)	다양	1989-1996	MDA, NN
5	미국	Gilbert et al.(1990)	다양	1974-83	Logistic
6	미국	Philosophov & Philosophov(2002)	다양	1980-1988	MDA, Logistic
7	미국	Platt & Platt(1990)	다양	1972-76	Logistic
8	미국	Swicegood & Clark(2001)	금융산업	1993	MDA, NN
9	스웨덴	Skogsvik(1990)	광업/제조업	1966-80	Probit
10	영국	Lin & McClean(2001)	다양	1980-1999	MDA, Logistic, NN
11	영국	Keasey & McGuinness(1990)	다양	1976-84	Logistic(1년전~5년전)
12	영국	Keasy et al.(1990)	다양	1976-84	Multilogistic
13	이탈리	Falbo(1991)	제조업	-	MDA
14	핀란드	Laitinen(1991)	다양	-	MDA
15	핀란드	Laitinen(1992)	제조업	1980-85	MDA
16	핀란드	Laitinen(1993)	다양	1986-88	LPM
17	핀란드	Luoma & Laitinen(1991)	제조업/소매업	-	SA
18	핀란드	Luoma & Laitinen(1991)	제조업/소매업	-	MDA
19	핀란드	Luoma & Laitinen(1991)	제조업/소매업	-	Logistic
20	한국	강종만과 홍성희 (1999)	다양	1991-1997	MDA, Logistic
21	한국	남주하, 김동수, 김병정 (1995)	다양	1994	Logistic
22	한국	이건창(1993)	다양	1993	NN
23	한국	이계원(1993)	다양	1985-1992	Logistic
24	한국	Altman과 엄영호, 김동원(1995)	다양	1985-1992	MDA
25	한국	Lee, K. C. et al.(1996)	다양	1979-1992	NN
26	한국	Lee(1997)	다양	1991-1993	MDA, NN
27	한국	전성빈과 김민철 (1996)	다양	1977-1994	Logistic
28	한국	전성빈과 김영일 (2001)	다양	1995-1998	MDA, Logistic, NN
29	호주	IZAN(1984)	다양	1963-74	MDA

자료: Dimitras et al.(1996)중 1990년 이후연구에 추가적인 연구를 저자가 포함시킴.

- MDA(Multivariate Discriminant Analysis: 다변량판별분석)
- SA(Survival Analysis: 생존분석)
- LPM(Linear Probability Model: 선형확률모형)
- UA(Univariate Analysis: 단변량분석)
- RPA(Recursive Partitioning Algorithm: 반복분할알고리즘)
- ES(Expert System: 전문가시스템)
- NN(Neural Network: 인공신경망)

3. 허스피탈리티 산업에 대한 도산예측연구

허스피탈리티 산업부분에 있어서는 도산예측에 대한 연구는 그리 많지 않으며, Olson et al.(1983)이 처음으로 레스토랑 산업부분의 도산예측을 시도하였다. 그들의 연구는 7개의 도산기업과 12개의 비도산기업을 비교하였는데 방법상으로 복잡한 모형을 사용하는 대신 그래프분석을 사용함으로써 실제상황에서의 적용이 쉽다는 장점을 지닌 반면, 통계적 분석이 결여된 것을 단점으로 지적할 수 있다.

우선, Altman의 모형을 재검토한 연구가 상대적으로 많은데, 영국의 호텔과 레저부문의 재무자료를 사용하여 Altman모형(1968)의 효율성을 평가한 결과, 상이한 자산구조와 재무요구, 운영조건을 가진 특정산업에 대해서는 지스코어 과정이 가장 효율적일 수 있음을 증명하였다(Adams, 1995). Hanson(2003) 역시 54개 기업의 13년간 재무자료를 사용하여 Altman모형(1993)이 서비스산업의 도산분류에 효율적으로 사용될 수 있음을 증명하였으며, Gu(2002)도 1986-1998년간의 18개 미국 레스토랑기업을 대상으로 92%의 예측정확성을 지닌 다변량판별분석모형을 제시하였다.

이와 같은 Altman모형의 적용 외에, Kwansa & Parsa(1991)는 레스토랑 도산예측에 사건사분석(event history analysis)을 사용하여 도산기업이 지닌 특성과 비도산기업의 특성을 비교분석하였다. 그러나 이러한 사건사 분석방법은 예측을 위한 것이라기보다는 도산원인을 설명하기 위한 모형으로 평가할 수 있다. Cho(1994)는 서비스산업, 특히 레스토랑과 호텔의 도산을 예측하는 로짓모형(logit model)을 개발하였는데, 예측정확률은 높은 반면 3년 이상 연속적으로 당기순손실이 발생한 경우를 도산으로 정의한 한계로 인해 결과를 일반화하기 힘들다는 단점을 지닌다. Davalos et al.(1999)은 1979년부터 1996년의 19개 항공사의 재무비율에 근거한 인공신경망모형(neural network model)으로 미국 주요항공사의 도산가능성을 예측하였으며, 기타방법에 의한 모형결과에 비교하여 예측정확률이 100%로 향상되었음을 확인하였다.

III. 연구방법

1. 표본설계

분석을 위한 표본기업의 범위는 자료수집의 용이성 및 회계정보의 신뢰성 등을 감안하여 특급호텔에 한정하였다. 대상표본에 대해 1992년부터 2003년까지 12년 동안의 한국신용정보(주)와 금융감독원에서 제공하는 재무제표를 취합하였으며, 그 중에서 도산 전 3년 동안의 재무제표를 제시하고 있지 않은 2개 호텔들을 제외하고 본 연구에서 사용한 도산호텔의 수는 8개이다. 재무비율이 기업도산예측 요소로 오랫동안 사용되어 왔음에도 불구하고 초기 도산예측연구는 예측을 위한 특정연도의 재무비율 만을 사용한 것이 현실이다. 그러나 도산은 연속적인 과정이므로 기업정책에 의한 결과를 평가하기 위해 다년간의 기업정보를 수집할 필요가 있으며, 기업운영에 대한 충분한 정보를 제공하기 위한 재무비율의 가치 또한 여러 해 동안의 자료를 평가함으로써 확인할 수 있다. 따라서 최근에는 일정기간에 대한 정보를 취득하기 위해 시간흐름에 따른 추세 혹은 변동계수를 활용하거나 도산 이전 일정기간동안의 추세를 반영한 자료를 도산예측에 사용하고 있다 (Dambolena & Khoury, 1980; Falbo, 1991; Meyer & Pefer, 1970). Altman(1993)의 추세분석결과에 의하면 도산예측 정확성을 유지하는 한도 내에서 최대 도산 5년 전까지의 자료를 사용할 수는 있으나, 도산 3년 전 자료에 가장

〈표 2〉 도산기업의 도산사유별 분포와 주요변수에 대한 기초통계량

(단위: 개)

	1995	1997	1998	2001	계
1. 채무불이행 또는 당좌거래중지		1	2		3
2. 법정관리					0
3. 청산 등의 이유로 증권감독원 등록 취소					0
4. 폐업/영업활동중지					0
1+2		1		1	2
1+3			1		1
1+3+4	1				1
2+4			1		1
계	1	2	4	1	8

자료: 한국신용정보(주) 기업정보 DB와 금융감독원의 사업보고서 및 감사보고서.

심각한 변화가 나타나는 것으로 확인되었으므로 본 연구는 도산 전 3년 동안의 자료를 사용하여 도산예측모형을 구축하였다. 표본으로 선정된 도산호텔들은 채무불이행 또는 당좌거래중지로 도산한 호텔이 전체의 37.5%로 가장 많고, 연도별로는 IMF 구제금융이라는 외부 경제변수의 영향으로 1997년도와 1998년도에 도산한 호텔들이 전체 도산호텔표본의 75%를 차지하였다(〈표 2〉 참조).

2. 실험적모형

1) 다변량판별분석모형(MDA model)

다변량판별분석은 종속변수가 범주변수이고 독립변수가 연속변수일 때 선형적으로 정의된 두 개 이상의 집단들을 가장 잘 판별할 수 있는 둘 이상의 독립변수의 선형조합을 찾아내는 분석기법이다. 도산기업과 비도산기업의 두 집단을 분석할 경우 다변량판별분석을 활용하여 다양한 재무비율을 판별지스코어(discriminant Z score)로 전환한 분류모형을 만들 수 있으며, 이러한 판별모형은 다음과 같이 나타난다: $Z = W_1X_1 + W_2X_2 + \dots + W_nX_n$. 여기서 Z는 판별값이며, W는 판별계수, X는 분류변수(재무비율)를 의미한다. 이분류검증을 위한 모형으로써의 다변량판별분석은 몇 가지 단점을 지니는데, 가장 큰 한계는 독립변수들의 결합분포가 다변량정규분포를 이루어야 한다는 가정(Dimitras et al., 1996)과 모집단의 종속변수와 각 집단별 독립변수들의 공분산 구조가 같다는 가정(Afifi et al., 2004)을 필요로 하는 점이다. 그러나 기존 158개의 도산연구에 대한 분석을 통해 다변량판별분석이 도산예측연구에 가장 유용한 방법임을 확인하였으며(Dimitras et al., 1996), 도산예측에 대한 다변량판별분석모형과 로지스틱모형의 결과를 비교한 Hamer(1983)의 연구결과도 두 가지 모형이 큰 차이를 보이지 않는 것을 확인하였으므로, 본 연구 역시 우선적으로 다변량판별분석모형을 개발하여 국내호텔의 도산을 예측하였다.

2) 로지스틱 회귀모형(Logistic regression model)

두 번째로 사용한 로지스틱분석 역시 종속변수가 호텔도산유무와 같이 0과 1의 값을 가지는 이항변수 또는 범주변수이고 독립변수가 연속변수일 경우에 사용한다. 도산예측에 로지스틱분석을 사용할 경우의 장점은 우선, 다변량정규분포와 같이 분산-공분산의 행렬이 동일해야한다는 가정이 필요없으며, 계수의 유의성검증이 가능하며, 각 변수와 도산확률간의 상관관계를 파악할 수 있다는 점이다. 또한

로지스틱분석의 결과수치는 0과 1사이의 확률값을 가지므로 이를 기업의 도산 확률로 해석할 수 있다. 특히 본 연구에서는 후진선택을 사용하여 모든 유의적인 변수가 방정식에 포함될 때까지 와드(Wald)에 의한 상대적 중요성의 순서에 의해 변수를 투입함으로써 모형을 구축하였다. 본 연구의 종속변수는 호텔 도산여부(1=도산호텔)이며, 독립변수로는 유동성 비율과 안정성 비율, 수익성비율, 활동성 비율, 성장성비율의 다섯 집단을 포함하였다. 많은 도산예측연구가 산업유형과 자산이나 매출 규모를 기준으로 쌍대표본추출법(paired sampling)을 이용하여 도산예측모형을 만들었으며(Altman, 1968; Blum, 1974; Taffler & Tisshaw, 1997; Zmijewski, 1984), 이는 비용 효율적일뿐만 아니라 도산연구의 통계적 결과의 유의성이나 모형의 분류정확성에 영향을 미치지 않는 것으로 확인되었다(Etheridge & Sriram, 1997; Zmijewski, 1984). 따라서 본 연구 역시 쌍대표본추출법을 사용하여 다변량판별분석모형과 로지스틱 회귀분석모형을 개발하였다. 도산호텔과의 매치를 위하여 자산규모가 유사한 8개의 비도산 특급호텔을 선정하여 쌍대표본을 구성하였으며, 각 호텔들의 재무제표를 사용하여 도산호텔과 동일한 년도의 재무비율을 계산하였다.

3) 인공신경망모형(Artificial neural network model)

1980년대 중반부터 사용하기 시작한 인공신경망은 인공지능 중 가장 각광받는 방법이며, 많은 연구자들이 도산예측을 포함한 분류문제에 적극적으로 활용하고 있다(Wong et al., 1997). 인공신경망 모형은 은닉마디라는 독특한 구성요소에 의해 일반적인 통계모형과 구별되는데, 각 은닉마디는 입력변수들의 결합을 수신하여 목표변수에 전달한다. 이때 결합에 사용되는 계수들을 연결강도라고 부르며, 활성함수는 입력값을 변화하고 이를 입력으로 사용하는 다른 마디로 출력하게 된다. 인공신경망은 주어진 문제를 해결하기 위해 지식을 다수의 연결가중치로 분산 표현하고 있으며, 따라서 기존의 통계분석에서 찾기 힘든 강력한 학습성과 강건성으로 독립변수와 종속변수의 함수관계를 표현하는 특징을 지닌다. 그러나 이러한 장점과 더불어 데이터에 존재할 수 있는 잡음까지도 학습함으로 인한 과도적합(overfitting)의 문제가 발생할 수 있으며, 유연한 대신 예측결과를 해석할 경우 다른 모형이 제공하는 것과 같은 계수에 대한 간편한 해석이 불가능하여 어떤 입력변수가 중요한지 또는 그것들이 어떻게 상호작용하는지를 결정하기가 어렵다는 단점이 있다. 따라서 본 연구에서는 다변량판별모형과 로지스틱모형의 결과를 통합적으로 분석하여 인공신경망모형의 결과를 해석하였다.

3. 변수의 조작적정의

전형적인 기업도산모형의 독립변수는 기존연구에서 유의적으로 나타난 재무비율들을 실험적으로 선택하고 있다. Clarke(1990)과 Ezzamuel et al.(1987), Laurent(1979)는 도산예측에 유의적인 다양한 범주의 재무비율들을 수익성과 유동성 집단으로 축소하였다. Dimitras et al.(1996)의 연구는 안정성과 수익성이 도산예측에 가장 중요한 재무비율임을 확인하였으며, 지역적인 차이는 있으나 유동성과 활동성 역시 유의적임을 지적하였다. 또한 Altman(1968)과 Argenti(1976)는 기업도산이란 순간적으로 발생하는 것이라기보다는 일정기간에 걸쳐 전개되는 과정으로 이해해야하므로 성장성 범주가 중요함을 지적하였다. 따라서 본 연구는 선행연구들에 의해 도산예측이 유의적인 것으로 확인되었던 유동성과 안정성, 수익성, 활동성, 성장성 범주 내에서 17개의 재무비율을 선택하였다. 재무비율들은 한국신용정보(주)와 금융감독원에서 제공하는 재무제표상의 수치를 근거로 계산하였으며, 각각의 재무비율에 대한 설명은 <표 3>과 같다.

<표 3> 도산예측변수와 변수의 정의

구분	재무변수
유동성비율	X1: 유동비율(유동자산/유동부채)
	X2: 당좌비율(당좌자산/유동부채)
	X10: 매출채권회전율(매출액/매출채권)
안정성비율	X3: 부채비율(부채/자기자본)
	X4: 고정장기적합율(투자외 기타자산+ 고정자산 / (자기자본+ 고정부채)
수익성비율	X5: 매출액순이익률(순이익/매출액)
	X6: 총자본경상이익률(경상이익/총자본)
	X7: 자기자본순이익률(당기순이익/자기자본)
	X8: 자기자본경상이익률(경상이익/자기자본)
	X9: 총자본회전율(매출액/총자본)
활동성비율	X11: 재고자산회전율(매출액/재고자산)
	X12: 고정자산회전율(매출액/고정자산)
성장성비율	X13: 매출액증가율(당기매출액/전기매출액-1)
	X14: 총자산증가율(당기말총자산/전기말총자산-1)
	X15: 경상이익증가율(당기말경상이익/전기말경상이익-1)
	X16: 당기순이익증가율(당기순이익/전기순이익-1)
	X17: 자기자본증가율(당기말자기자본/전기말자기자본-1)

IV. 분석결과

1. 기초통계량의 분석

주요변수의 기초통계량분석에 의하면, 유동변수와 당좌변수, 매출액순이익률, 자기자본순이익률, 재고자산회전율이 유의적인 차이를 보이고 있다 (〈표 4〉참조). 유동비율과 당좌비율은 도산호텔이 115%, 124% 씩 높은 것으로 확인되었으며, 매출액순이익률과 자기자본순이익율은 도산호텔이 상대적으로 139%, 517% 씩 저조한 수치를 보이고 있다. 재고자산회전율은 도산호텔이 48% 높게 나타났으며, 성장성범주 내에서는 유의적 차이를 보이는 비율이 없는 것을 확인하였다. 이러한 결과를 종합해 보면 도산호텔이 유동성이나 활동성에서는 상대적으로 우세한 수치를 보임에도 불구하고 부실화될 수밖에 없는 이유를 수익성에서 찾아야 할 것으로 예상된다. 특히 도산호텔의 모든 수익성범주 비율들이 음의 수치를 보이고 기타 범주의 비율에 비교할 때 상대적으로 두 그룹 간 편차가 크게 나타나고 있어, 후에 이루어질 세 가지 모형에 의한 평가결과를 종합적으로 분석해 볼 필요가 있다.

〈표 4〉 도산호텔과 비도산호텔의 평균재무비율 비교

재무비율	도산호텔	비도산호텔	t statistic	P value
유동비율	46.526	21.608	1.998	0.058*
당좌비율	40.770	18.162	2.075	0.050**
매출채권회전율	36.002	25.481	-0.255	0.808
부채비율	851.730	571.855	1.519	0.143
고정장기적합율	175.310	240.932	-0.735	0.470
매출액순이익률	-29.722	-12.413	-1.769	0.091*
총자본경상이익률	-438.184	12.742	-0.985	0.335
자기자본순이익률	-74.849	17.957	-1.949	0.064*
자기자본경상이익률	-81.070	-10.121	-1.490	0.150
총자본회전율	4.063	3.334	0.128	0.900
재고자산회전율	53.582	36.310	1.838	0.080*
고정자산회전율	1.642	0.933	1.291	0.210
매출액증가율	13.728	8.156	0.900	0.379
총자산증가율	8.311	28.613	-1.434	0.167
경상이익증가율	46.718	49.334	0.040	0.969
당기순이익증가율	-123.884	-184.866	0.172	0.865
자기자본증가율	1.619	130.432	-1.254	0.224

P value는 significant level을 나타냄: * p<0.10, **p<0.05, ***p<0.01

2. 다변량판별모형의 예측결과

다변량판별분석은 기본적으로 독립변수들의 결합분포가 다변량정규분포를 이루고 있다는 것을 기본적으로 가정하므로 샤피로윌스 검증(Shapiro-Wilk's test)을 통해 변수의 정규성을 확인하였다. 그 결과, 모든 변수가 0.001 유의수준에서 정상분포를 보여 변수가 정규분포를 따르지 않을 것이라는 영가설을 기각하였다. 또한 모집단의 종속변수와 각 집단별 독립변수들의 공분산구조가 유의수준 0.001 수준에서 같음을 박스 M 검증(Box's M test)을 통해 확인하였다. SPSS 10.1 프로그램을 사용하여 스텝와이즈(stepwise)방식에 의한 호텔도산 다변량판별분석모형을 예측하였으며, 확인된 판별분석모형은 아래와 같다:

$$Z = -0.01692 X_1 + 0.022488 X_5 - 1.07722$$

여기서 X_1 = 유동비율, X_5 = 매출액순이익률이다

본 기능의 윌스람다(Wilk's lambda)는 0.816이며 카이스퀘어는 8.563으로 0.05수준에서 유의적이다. 이는 표본의 두 그룹이 같은 모집단으로부터 왔다는 영가설을 기각함을 의미하며, 예측된 모형이 통계적으로 유의함을 나타낸다.

표본 내 각 기업의 지스코어와 도산 전 3년 치의 재무비율에 근거하여 재분류한 정보가 <표 5>에 나타난다. 이는 분류점 0을 기준으로 보다 높은 지스코어를 보이는 호텔들이 그룹 0(비도산호텔군)으로 분류될 가능성이나 비도산할 확률이 높고, 보다 낮은 지스코어를 나타내는 호텔들이 도산할 확률이나 그룹 1(도산호텔군)로 분류될 가능성이 높음을 보여준다.

본 연구에서 다변량판별분석에 의한 도산예측모형의 예측력은 <표 6>에서 보이는 바와 같이 비도산호텔을 비도산호텔로 정확하게 예측할 확률이 91.3%, 도산호텔을 도산호텔로 정확하게 예측할 확률이 47.8%를 나타내고 있다. 본 연구에서 도출한 도산예측모형은 전체적으로 70%의 예측력을 나타내고 있는데 이러한 예측정확률은 Patterson(1999)의 도산 2년 전 자료에 의한 카지노산업의 도산예측정확률인 58%나 McGurr & DeVaney(1998)의 66%보다는 우월하며, Blum(1974)의 도산 전 3년 치 자료를 사용한 도산예측정확률(70%)이나 Hanson(2003)의 도산 3년전 연구결과(71%)와 유사한 예측수준을 보여준다.

〈표 5〉 다변량판별모형의 예측결과

호텔	실제그룹	예측된 그룹	Z score	Probability 1	Probability 2
1	1	0	0.05216	0.51452	0.48548
2	1	1	-0.05025	0.49072	0.50928
3	1	1	-0.48914	0.39048	0.60952
4	1	0	0.12064	0.53041	0.46959
5	1	0	0.11695	0.52956	0.47044
6	1	0	0.28094	0.56731	0.43269
7	1	0	0.79435	0.67882	0.32118
8	1	0	0.47464	0.61088	0.38912
9	1	0	0.85912	0.69181	0.30819
10	1	1	-3.85448	0.02725	0.97275
11	1	0	0.21868	0.55304	0.44696
12	1	1	-1.29163	0.23298	0.76702
13	1	0	0.3597	0.58519	0.41481
14	1	0	0.25082	0.56042	0.43958
15	1	0	0.22717	0.555	0.445
16	1	1	-1.78559	0.16098	0.83902
17	1	1	-0.94961	0.29452	0.70548
18	1	1	-0.20104	0.45578	0.54422
19	1	1	-2.06049	0.12936	0.87064
20	1	0	0.63824	0.64638	0.35362
21	1	1	-2.33833	0.10294	0.89706
22	1	1	-0.585	0.36948	0.63052
23	1	1	-0.38587	0.41357	0.58643
24	0	0	0.07054	0.51879	0.48121
25	0	1	-0.32666	0.42698	0.57302
26	0	0	0.62756	0.64411	0.35589
27	0	0	0.66217	0.65145	0.34855
28	0	0	0.54267	0.62581	0.37419
29	0	0	0.62756	0.64411	0.35589
30	0	0	0.71682	0.6629	0.3371
31	0	0	0.7521	0.67019	0.32981
32	0	0	0.62756	0.64411	0.35589
33	0	0	0.37751	0.58921	0.41079
34	0	0	0.12778	0.53207	0.46793
35	0	0	0.40287	0.5949	0.4051
36	0	0	1.22091	0.7586	0.2414
37	0	0	0.62756	0.64411	0.35589
38	0	1	-2.95188	0.06091	0.93909
39	0	0	1.13888	0.74436	0.25564
40	0	0	0.54927	0.62725	0.37275
41	0	0	0.61125	0.64062	0.35938
42	0	0	1.09537	0.73658	0.26342
43	0	0	1.11992	0.74099	0.25901
44	0	0	0.23442	0.55666	0.44334
45	0	0	0.51281	0.61928	0.38072
46	0	0	1.09016	0.73564	0.26436

주: a. Group 0= 비도산호텔그룹, Group 1= 도산호텔그룹.
 b. Z score는 도산 전 3년 치 재무비율에 근거하였다.
 c. Probability 1= 비도산호텔에 속할 확률, Probability 2=도산호텔에 속할 확률

〈표 6〉 다변량판별모형의 예측정확성

		예측			예측정확률
		도산여부	비도산	도산	
실제	대상기업수	비도산	21	2	23
		도산	12	11	23
분류정확비율		비도산	91.3	8.7	100.0
		도산	52.2	47.8	100.0

전체 호텔의 도산여부에 대해 올바르게 예측한 비율 69.6%

3. 로지스틱 회귀모형의 예측결과

유의수준 0.05에서의 로지스틱분석결과에 의해 당좌비율과 자기자본증가율이 호텔도산에 영향을 미치는 요인임을 확인하였다. 즉, 당좌비율의 비차비(odd ratio)는 1.093으로 도산호텔의 당좌비율이 비도산호텔의 당좌비율보다 1.093배 정도 높다는 것을 알 수 있다. 또한 유의수준을 0.1까지 확대하면 자기자본순이익률의 수치는 0.092배 정도 낮다(〈표 7〉 참조). 즉, 당좌비율은 낮고, 자기자본순이익률과 자기자본증가율이 높을수록 비도산확률이 높아진다는 것을 알 수 있다. 독립변수 간의 상관관계를 분석하여 두 변수간의 단순 상관계수가 높을 경우(약 0.7 혹은 절대가치 0.9)에는 다중공선성이 존재하며, 이는 로지스틱 회귀분석에 계수의 신뢰도를 낮추거나 표준오차(standard errors)를 증대시키는 문제를 야기한다(Dillon & Goldstein, 1984; Kennedy, 1985). 분석 결과, 회귀모형에

〈표 7〉 호텔도산예측에 대한 로지스틱 회귀분석 결과

Model	Df	Sig.			
Chi-square			-2 Log L = 34.608		
27.754	3	.004	Nagelkerke R ² = .614		
비도산 호텔들에 대해 올바르게 예측한 비율			78.3%		
도산 호텔들에 대해 올바르게 예측한 비율			81.8%		
전체 호텔의 도산여부에 대해 올바르게 예측한 비율			80.0%		
	B value	Std. Error	Wald	Sig.	Exp(B)
당좌비율	.089*	.053	2.877	.090	1.093
자기자본순이익률	-.072**	.033	4.830	.028	.931
자기자본증가율	-.047*	.028	2.795	.095	.954
(Constant)	-2.381	1.576	2.282	.131	.092

주: * p<0.10, **p<0.05, ***p<0.01

포함된 어떠한 독립변수들도 다중공선성의 문제를 야기하지 않음을 확인하였다. 전체적인 로지스틱 회귀분석식은 유의수준 0.001이상의 $-2 \text{ Log } L$ 과 61%의 Nagelkerke R^2 를 지닌 유의적인 식으로 인식되었다. 로지스틱 회귀모형의 예측력은 비도산호텔에 대한 예측오류가 21.7%, 도산호텔에 대한 예측오류가 18.2%로 나타나 도산호텔에 대한 예측능력이 보다 우수하게 나타나고 있으며, 전체 모형의 예측정확률은 80%로 다변량판별분석모형보다 높은 예측능력을 보여준다.

4. 인공신경망모형 구축 및 예측결과

클레멘타인(Clementine) 8.1 프로그램을 사용하여 추정표본을 5:5비율의 순수추정표본(training sample)과 평가표본(validation sample)으로 나눈 후 추정단계의 평가절차를 걸쳐 인공신경망모형을 구축하였다. 인공신경망구조는 다층인식자(MLP: Multi-layer perceptron)신경망을 선정하여 각 입력변수에 대응되는 17개의 입력노드를 갖는 입력계층과 3개의 은닉마디로 이루어진 1개의 은닉층, 그리고 목표변수에 대응하는 마디로 된 출력층으로 구성하였다.

〈표 8〉에 제시된 인공신경망모형의 예측정확률은 73%로 로지스틱회귀모형의 80%보다는 낮으나 MDA모형의 69.6%보다는 높다. 인공신경망의 예측정확성이 때때로 이와 같이 로지스틱모형과 같은 전통적인 방법의 예측정확성보다 낮게 나타나는 경우가 있는데, 이는 복잡한 비선형구조가 내재되어야 우수한 예측력을 보일 수 있다는 인공신경망모형의 전제조건을 만족시키지 못하기 때문인 것으로 판단된다(허명희·이용구, 2003). 인공신경망모형의 분류오류는 제1종 오류가 8.7%, 제2종 오류는 34.8%로 로지스틱회귀모형보다 제1종 오류비율이 13%정도 개선되었다. 대부분의 도산예측연구는 제1종 오류비용과 제2종 오류비용을 동일시한 것으로 가정하고 있으나, 실무적으로 보면 도산기업을 건전기업으로 예측하

〈표 8〉 인공신경망모형의 예측정확성

		예측		예측정확률
		비도산	도산	
실제 대상기업수	비도산	21	2	23
	도산	8	15	23
분류정확비율	비도산	91.3	8.7	100.0
	도산	34.8	65.2	100.0

전체 호텔의 도산여부에 대해 올바르게 예측한 비율 73%

〈표 9〉 인공신경망모형 내 입력노드의 상대적 중요성

입력노드	중요성비율	입력노드	중요성비율
매출액순이익률	0.483811	당기순이익증가율	0.162759
유동비율	0.393775	매출액증가율	0.153661
당좌비율	0.308728	총자본경상이익률	0.144096
고정장기적합율	0.284834	고정자산회전율	0.104623
자기자본순이익률	0.267824	경상이익증가율	0.058401
재고자산회전율	0.256676	매출채권회전율	0.041835
총자산회전율	0.246932	자기자본경상이익률	0.038569
자기자본증가율	0.212881	부채비율	0.028064
총자본회전율	0.175091		

여 여신결정을 하거나 투자했을 때의 손실인 제1종 오류비용이 건전기업을 도산에
 측기업으로 예측하여 투자하지 않은 제2종 오류비용보다 월등히 높다. 따라서 본
 인공신경망모형의 유용성은 전체 모형의 예측정확성과 제1종 오류비용의 개선에
 서 찾을 수 있다.

〈표 9〉의 입력노드의 상대적 중요성(Relative importance of inputs) 도표
 에 의하면 매출액순이익률과 유동비율, 당좌비율, 고정장기적합율, 자기자본순이
 익률이 가장 중요한 다섯 개의 설명변수로 확인되었다. 매출액순이익률과 유동비
 율, 당좌비율, 자기자본순이익률은 이미 다변량판별분석모형이나 로지스틱회귀모
 형에 유의적인 변수로 포함되어 있으며, 여기에 안정성 범주에 속하는 고정장기적
 합율이 추가된 것이 특징적이다.

5. 모형 내 변수에 대한 논의

본 연구의 다변량판별함수와 로지스틱회귀모형, 인공신경망모형에 채택된 변수
 들은 유동성과 수익성, 성장성, 안정성 변수들로서 최근 우리나라의 경제상황을
 잘 대변해주고 있다. 과거 안정성과 수익성 위주의 변수들이 기업의 도산예측변수
 였던 것에 비교하여, IMF 구제금융과 같은 경기하락 시에는 수익성과 성장성이
 국내호텔도산예측의 주요변수가 되고 있음을 알 수 있다.

첫째, 다변량판별분석모형과 인공신경망모형에 포함된 예측변수인 유동비율은
 기업의 단기채무에 대한 지급능력을 평가하는 대표적인 유동성 지표이다. 모형 내
 부의 판별계수는 유동비율이 커질수록 지스코어에 부정적인 영향을 미친다. 즉 유
 동비율이 커질수록 지스코어가 작아지며 도산확률이 높아지게 된다. 반대로 유동

비율이 낮아질수록 지스코어가 높아져 비도산확률이 높아지게 된다. Zmijewski (1984), Olson et al.(1983) 등의 연구 역시 유동비율이 도산예측에 판별력있는 변수임을 확인하였다. 그러나 이러한 선행연구들이 유동비율을 도산예측모형 내에서 정의 함수관계를 보이는 것으로 검증한 반면, 본 연구모형 내에서는 김영태·이현철(2001)과 Zmijewski(1984)의 연구결과와 같이 부의 판별계수를 지니는 것으로 나타났다. 이는 Myer & Pifer(1970)가 지적한 바와 같이 유동비율의 수치가 높은 기업도 불량일 수 있음을 상기시킨다. 먼저 도산호텔의 매출채권과 재고자산의 유동비율에 대한 영향을 파악하기 위해 제시된 매출채권회전율과 재고자산회전율에 의한 운영주기(operating cycle)를 통합적으로 본 결과 이러한 요소들로 인한 문제점은 없는 것으로 판단되므로 기타 비율들을 통합적으로 분석할 필요가 있다. 로지스틱회귀모형과 인공신경망모형에서 유의적인 것으로 나타난 당좌비율을 추가적으로 보면, 단기채무능력을 나타내는 당좌비율에 대한 비차비(odd ratio)가 1.093으로 도산호텔의 당좌비율이 비도산호텔에 비교하여 1.093배 더 높게 나타나고 있음을 알 수 있다. 그러나 도산호텔과 비도산호텔의 당좌비율 수치가 모두 이상적인 표준비율에도 훨씬 못 미치므로 당좌비율 자체만으로 두 그룹간의 유의적 차이를 판단하기에는 무리가 있다. 이에 추가적으로 고정장기적합율과 고정자산회전율, 부채비율을 같이 분석한다면 도산호텔은 첫째, 상대적으로 자기자본이 적은 상태에서 자금조달을 고정부채에 많이 의존하고 있음을 알 수 있다. 따라서 도산호텔의 경우 고정부채를 증가시킴으로써 유동비율을 상대적으로 높일 수 있었던 것으로 판단된다. 그런데 표본호텔의 분석시기가 대부분 경기하락기였던 것을 고려한다면 높은 부채비율의 수치가 레버리지효과를 극대화하기보다는 추가적인 금융비용을 발생시켜 재무구조 악화에 일조한 것으로 파악된다. 둘째, 도산호텔의 고정자산의 수치가 비도산호텔의 고정자산수치보다 낮게 나타나는 것에 근거하여 도산호텔이 상대적으로 수익성이 떨어지는 비유동자산을 현금화함으로써 유동비율을 높인 것으로 추론할 수 있다. 결과적으로 도산호텔의 높은 유동비율은 과대 운전자본을 초래하여 현금자산 혹은 기타항목의 과대로 불필요한 손실의 위험을 증대시키고, 결과적으로 자금의 유희화나 투자수익율의 저하를 야기한 것으로 파악된다.

둘째, 매출액순이익률은 기업경영의 최종적인 영업능력을 분석하는 척도로서 수익성 범주에 속하며, 다변량판별분석모형과 인공신경망모형에서 유의적인 변수로 판단되었다. 다변량판별분석 모형 내 정의 판별계수는 매출액순이익률이 증가할수록 지스코어가 커지며 비도산확률이 높아짐을 의미한다. 반대로 매출액순이익

률이 작아질수록 지스코어가 낮아져 도산확률이 높아지게 된다. 신용보증기금(1998)이나 Falbo(1991), 송인만(1987)의 연구에서도 매출액순이익률에 의한 수익성 척도가 기업의 도산예측에 유의적인 판별력을 보이는 것을 확인하였으며, 매출액순이익률이 도산예측모형 내에서 정의 함수관계를 보이는 것을 검증하였다. 나아가 매출액순이익률에 의해 기업의 영업능률을 판단할 때는 총자본이익률이나 총자본회전율을 함께 분석하는 것이 일반적이므로 이러한 변수를 같이 판단해 본 결과, 비도산호텔의 총자본경상이익률 역시 도산호텔의 수치보다 높게 나타났다. 즉 매출액순이익률과 총자본경상이익률 모두 도산호텔의 수치가 비도산호텔의 수치보다 낮게 나타났으므로 판매량에 비해 자산이 과대하게 투자되었거나 판매량이 부족한 것은 아닌지, 마케팅관리 및 생산구매활동이 부실한 것은 아닌지 등을 확인해 볼 필요가 있다. 그러나 매출액증가율은 오히려 도산호텔이 비도산호텔에 비해 높은 수치를 보이므로 이러한 원인을 제거하면, 생산구매활동의 부실 혹은 과대한 영업비용 및 금융비용 등으로 인해 도산호텔의 수익성이 저조한 것으로 해석된다. 여기에 로지스틱회귀분석모형과 인공신경망모형에 의해 추가되는 수익성 범주의 예측변수는 자기자본순이익률로서 도산호텔의 비차비가 0.931로 나타나 자기자본순이익률이 감소할수록 도산의 확률이 높아짐을 보여준다. 즉 도산호텔의 경우 투자자금에 대한 수익력 역시 낮은 것으로 나타나 운영자금이 비효율적으로 관리되었음을 다시 한번 확인 할 수 있다.

셋째, 성장성 비율인 자기자본증가율이 로지스틱회귀분석결과에 의해 추가되었다. 자기자본증가율의 비차비 0.954를 통해 자기자본증가율의 감소가 호텔도산을 야기함을 알 수 있으며, 차입경영에 대한 지나친 의존이 호텔도산의 주요원인 중 하나임을 확인하였다. 도산호텔과 비도산호텔의 자기자본증가율은 100배 이상의 차이를 보이는데 이를 통해 위에서 지적한 도산호텔의 낮은 매출액순이익률은 지나친 차입경영에 의한 금융비용에서 기인했음을 유추할 수 있다.

마지막으로 안정성 지표인 고정장기적합율이 인공신경망분석결과 도산예측에 유의적인 설명력을 지님을 확인하였으므로 유동성지표들을 설명할 때 종합적으로 분석하였다. 두 그룹간의 비율적인 차이와 모형 내 유의적인 변수들을 통합적으로 분석한 결과, 국내호텔도산의 주요이유는 기업의 재무정책과 수익성의 차이에 있음을 확인하였다.

6. 모형의 실질적인 응용

호텔 채권자나 미래 소유주는 본 연구의 분석모형들을 이용하여 기존의 운영호

텔 혹은 인수하고자하는 호텔의 도산을 예측 할 수 있다. 우선 다변량판별분석모형을 이용하여 지스코어를 계산함으로써 도산위험정도를 파악할 수 있다. 호텔경영진은 모형결과를 이용하여 호텔이 직면하게 될 도산가능성을 확인할 수 있을 것이며 도산가능성이 확인될 경우 다양한 자구책을 마련할 수 있을 것이다. 또한 비도산기업으로 분류된 경우일지라도 지스코어가 0에 가까운 경우에는, 분류결과가 도산호텔 혹은 비도산호텔로의 예측결과에 무관하게, 도산가능성이 높다는 사실을 인지하고 가능한 한 빨리 수정조치를 취해야 할 것이다.

세 가지 분석모형에 포함된 변수들이 도산호텔과 비도산호텔들 간에 차이를 보이는 가장 기본적 특성을 반영하는 한편, 기타의 재무비율 역시 두 그룹 간에 차이를 나타내는 상세정보를 제공한다고 보인다. 따라서 모형을 적용할 때 모형에 속한 변수 외에도 모형에 속하지 않은 재무비율들을 함께 고려할 필요가 있으며 이러한 분석이야말로 호텔경영진에게 예방적인 측정도구를 제공하여 도산예측모형의 유용성을 극대화 할 것이다.

당좌비율과 유동비율, 채고자산 회전율은 도산호텔의 평균비율이 오히려 약간 높게 나타나고 있으나 모든 수익성 범주의 재무비율들은 도산호텔이 상대적으로 매우 낮게 나타나며 모두 음의 수치를 보이는 동시에 특히 매출액순이익률과 자기자본순이익률은 매우 취약하게 나타나고 있다. 또한 도산호텔의 부채비율이 상대적으로 높고 고정장기적합율은 보다 낮게 나타난다. 이러한 두 그룹 간 비율의 상이성은 도산호텔이 수익성 뿐 만아니라 안정성의 측면에서도 비도산호텔에 비교하여 취약하다는 것을 반영하는 것이며 호텔운영과 관련된 소요자금 조달정책의 문제, 특히 과도한 차입경영에 의한 금융비용문제가 기업존속을 결정할 만큼 중요한 요소임을 의미한다. 따라서 지스코어가 0에 가까운 호텔들은 지나친 타인자본 사용에 의한 재무적 위험을 인지하고 소요자금에 대한 조달정책을 수정하여야 도산의 위험으로부터 벗어날 수 있을 것이다.

V. 결 론

본 연구의 예측모형은 매출액순이익률과 자기자본순이익률, 자기자본증가율, 고정장기적합율이 상대적으로 낮고 유동비율과 당좌비율이 높아 불필요한 경비소요가 많고 투자수익률이 낮은 국내호텔이 도산가능성이 높은 것을 확인하였다. 또한 모형 내 변수와 재무비율의 그룹 간 비교를 함께 고려할 때, 운영비용과 금융비

용에 대한 적절한 통제가 이루어지지 않은 채 지나치게 차입경영에 의존해 온 것이 호텔도산의 주요원인인 것으로 판단되었다. 지스코어가 낮고 도산위험이 높은 호텔의 경우 불필요한 손실에 대한 통제와 고정부채에 대한 조정이 필요한 것으로 판단되어, 운영비용과 금융비용에 대한 철저한 통제와 차입경영에 대한 지나친 의존도로부터의 탈피가 국내호텔산업의 높은 도산율에 대한 해결책임을 증명하였다.

본 연구의 가장 큰 한계점은 연구표본의 규모가 작다는 것이다. 도산 3년 전 재무자료를 연속적으로 가지고 있는 도산기업의 재무자료를 확보하기가 쉽지 않았고 설사 있다고 해도 자료가 완전치 않았다. 미래연구에서는 표본의 크기를 확대하기 위해 도산의 정의를 바꾸어 볼 수도 있을 것이며, 만약 도산의 범위를 단순히 재정적인 압박 하에 있는 호텔로 정의하고 표본 취합범위를 도산 1년 전의 자료로 축소한다면 보다 많은 표본을 확보할 수 있을 것이다. 그러나 가장 이상적인 도산예측방법은 도산 전 배수년(multiple years)의 자료를 사용하여 예측모형을 개발하는 것이며(Gu, 2002) 도산에 대한 정의가 도산예측모형의 효율성에 영향을 미칠 수 있으므로(Kuruppu et al, 2003) 이러한 시도에는 주의가 따라야할 것이다. 또한 국내의 기존연구의 결과가 표본의 시점에 따라 도산예측에 유의적인 변수가 다르게 나타나는 것은 도산예측모형의 시의성을 의미하므로, 경제환경 여건의 변화에 따른 예측모형의 차이를 모색해 볼 필요가 있다. 특히 IMF구제금융이라는 경제상황하에 도산호텔의 발생률이 높은 것을 고려한다면 경제적 조건에 대한 더미(dummy) 변수를 사용하여 시간의 흐름 속에서 경제조건이 예측변수에 미치는 영향을 파악해 보는 것도 유용할 것이다.

참고문헌

- 남주하 등(1995). 『부도예측모형분석』. 서울: 한국경제연구원 연구자료.
- 송인만(1987). 『기업부실예측모델의 재정립을 통한 기업부실원인과의 연계에 대한 실증적 연구』. 성균관대학교 한국산업연구소.
- 이건창(1993). 기업도산예측을 위한 통계적 모형과 인공지능 모형간의 예측력 비교에 관한 연구: MDA, 귀납적 학습방법, 인공지능망. 『한국경영과학회지』 18(2), 57-80.
- 이계원(1993). 회계정보에 의한 기업부실예측과 시장반응. 『회계학연구』 16, 49-77.
- 전성빈·김민철(1993). 『자본시장과 회계정보』. 서울: 양영각.
- 전성빈·김영일(2001). 도산예측모형의 예측력 검증. 『회계저널』, 10(1), 151-182.
- 한국관광호텔업협회(2002). 『전국 종합관광호텔 휴폐업 및 부도현황』.

- 허명희 · 이용구(2003). 『데이터마이닝 모델링과 사례』 서울: (주)데이터솔루션.
- Adams, D. J.(1995). Methods for predicting financial failure in the hotel industry. In: Harris, P. (Ed.). *Accounting and Finance for the international Hospitality Industry*. Butterworth-Heinemann Ltd., Oxford.
- Altman, E. I.(1968). Financial ratios, discriminant analysis and the prediction of corporate bankruptcy. *Journal of Finance*, 23, 589-609.
- _____ (1993). *Corporate Financial Distress and Bankruptcy - A complete guide to predicting and avoiding distress and profiting from bankruptcy* (2nd edition). John Wiley and Sons, Inc., New York.
- Altman, E., Macro, G., & Varetto, R.(1994). Corporate distress diagnosis comparisons using linear discriminant analysis and neural networks. *Journal of Banking and Finance*, 18(3), 505-529.
- Argenti, J.(1976). *Corporate Collapse: The Causes and Symptoms*. New York:Wiley, 5-6.
- Blum, M.(1974). Failing company discriminant analysis. *Journal of Accounting Research*, 12, 1-25.
- Beaver, W. G.(1966). Financial ratios as predictors of failure. *Journal of Accounting Research*, 5 (Suppl.), 71-102.
- Booth, P.(1983). Decomposition measures and the prediction of financial failure. *Journal of Business Finance and Accounting*, Spring, 67-82.
- Brigham, E. F., & Gapenski, L. C.(1994). *Financial management: Theory and practice* (7th ed.). The dryden press, Orlando, FL.
- Cho, M.(1994). *Predicting business failure in the hospitality industry: An application of logit model*. Unpublished doctoral dissertation, Virginia Polytechnic Institute and State University.
- Clarke, P. J.(1990). An empirical analysis of useful financial ratios: an exploratory study of Irish public quoted companies. *Irish Business and Administrative Research*, 11, 40-57.
- Dambolena, I. G., & Khoury, S. J.(1980). Ratio stability and corporate failure. *The Journal of Finance*, 35, 1017-1026.
- Davalos, S., Gritta, R. D., & Chow, G.(1999). The application of a neural network approach to predicting bankruptcy risks facing the major US air carriers: 1979-1996. *Journal of Air Transport Management*, 5, 81-86.
- Deakin, E. B.(1972). A discriminant analysis of predictors of business failure. *Journal of Accounting Research*, Spring, 10, 167-179.

- Dimitras, A. I., Zanakis, S. H., & Zopounidis, C.(1996). A survey of business failure with an emphasis on prediction methods and industrial application. *European Journal of Operational Research* , 90, 487-513.
- Dun and Bradstreet Corporation.(1994). *Business Failure Record*. Author, New York.
- Dutta, S., Shekhar, S., & Wong, W. Y.(1994). Decision support in non-conservative domains: generalization with neural networks. *Decision Support Systems*, 11(5), 527-544.
- Etheridge, H. L., & Sriram, R. S.(1997). A comparison of the relative costs of financial distress models: Artificial neural networks, logit and multivariate discriminant analysis. *Intelligent Systems in Accounting, Finance and Management*, 6, 235-248.
- Ezzamuel, M., Brodie, J., & Mar-Monlinero, C.(1987). Financial patterns of manufacturing companies. *Journal of Business Finance and Accounting*. 519-536.
- Falbo, P.(1991). Credit scoring by enlarged discriminant analysis. *OMEGA*, 19(4), 275-289.
- Gu, Z.(2002). Analyzing bankruptcy in the restaurant industry: A multiple discriminant model. *Hospitality Management*, 21, 25-42.
- Hamer, M. M.(1983). Failure prediction: sensitivity of classification accuracy to alternative statical methods and variable sets. *Journal of Accounting and Public Policy*, 2, 289-307.
- Hanson, R. O.(2003). *A study of Altman's revised four-variable Z-score bankruptcy prediction model as it applies to the service industry*. Unpublished doctoral dissertation, Nova Southeastern University.
- Klimasauskas, C.(1993). Applying neural networks. In R.R. Trippi and E. Turban(eds.), *Neural networks in Finance and Investing* . New York: PORBUS, 47-72.
- Kuruppu, N., Laswad, F., & Oyelere, P.(2003). The efficacy of liquidation and bankruptcy prediction models for assessing going concern. *Managerial Accounting Journal*, 18(6/7), 577-590.
- Kwansa, A. F., & Parsa, H. G.(1991). Business failure analysis: An event approach. *Hospitality Research Journal*, 23-34.
- Laurent, C. R.(1979). Improving the efficiency and the effectiveness of financial ratio analysis. *Journal of Business Finance and Accounting*, 401-413.
- Lin, F. Y., & McClean, S.(2001). A data mining approach to the prediction

- of corporate failure. *Knowledge-Based Systems*, 14, 189-195.
- Lev, B.(1969). *Accounting and information theory*. Evanston, Illinois: American Accounting Association.
- McGurr, P. T., & DeVaney, S. A.(1998). Predicting business failure of retail firms: An analysis using mixed industry models. *Journal of Business Research*, 43, 169-176.
- Messier, W. F., & Hansen, J. V.(1988). Including rules for expert system development: An example using default and bankruptcy data. *Management Science*, 34(12), 1403-1415.
- Meyer, P. A., & Pifer, H. W.(1970). *Prediction of bank failures*. *Journal of Finance*, 25, 853-868.
- Ohlson, J. A.(1980). Financial ratios and the probabilistic prediction of bankruptcy. *Journal of Accounting Research*. 109-131.
- Olson, M., Bellas, C., & Kish, L. V.(1983). Improving the prediction of restaurant failure through ratio analysis. *International Journal of Hospitality Management*, 2, 187-193.
- Patterson, D. W.(1999). *Bankruptcy prediction in the casino industry*. Unpublished master thesis, University of Nevada, Las Vegas.
- Press, S. J., & Wilson, S.(1978). Choosing between logistic regression and discriminant analysis. *Journal of American Statistics Association*, 73, 699-705.
- Rahimain, E., Sing, S., Thammachote, T., & Virmani, R.(1993). In R.R. Trippi and E. Turban(eds.), *Neural networks in Finance and Investing*. New York: PORBUS, 159-176.
- Swicegood, P., & Clark, J. A.(2001). Off-site monitoring systems for predicting bank underperformance: A comparison of neural networks, discriminant analysis, and professional human judgment. *International Journal of Intelligent Systems in Accounting, Finance & Management*, 10, 169-186.
- Tam, K. Y., Kiang, M. Y., & Chi, R. T. H.(1991). Inducing stock screening rules for portfolio construction. *Journal of Operational Research Society*, 42(9), 747-757.
- Tan, C. N. W.(2001). A study on using artificial neural networks to develop an early warning predictor for credit union financial distress with comparison to the probit model. *Managerial Finance*, 27(4), 56-77.
- Taffler, R., & Tisshaw, H.(1977). Going, going, going-four factors which predict? *Accountancy*, 88: 50-54.

- Tavlin, E. M., Moncrz, E., & Dumont, D.(1989) Financial failure in the hospitality industry. *FIU Review*, 7, 55-75.
- Wong, B. K., Bondnovich, T. A., & Yakup, S.(1997). Neural network applications in business: A review and analysis of the literature(1988-95). *Decision Support Systems*, 19, 301-320.
- Yang, Z. R.(1999). Probabilistic neural networks in bankruptcy prediction. *Journal of Business Research*, 44, 67-75.
- Zmijewski, M. D.(1984). Methodological issues related to the estimation of financial distress prediction models. *Journal of Accounting Research*, 22(Suppl.), 59-86.
- Zavgren, C. V.(1985). Assessing the vulnerability to failure of American industrial firms. A logistic analysis. *Journal of Business Fiance and Accounting*, 12(1), 19-45.

2005년 4월 14일 접수

2006년 4월 19일 최종 수정본 접수

3인 익명 심사 록

K C I