

# **SVM-NN-DT Stacking 모형을 활용한 경제 불황기의 한국과 미국의 호스피탈리티 기업의 재무부실 예측변수에 대한 비교연구\***

## **A Comparison Study of Korea and U.S. Hospitality Firms' Financial Distress Predictors during Economic Downturns Based on SVM-NN-DT Stacking Model**

김수영\*\*

Kim, Soo-Young

### **Abstract**

*The main objective of this paper is to examine the key dominants of financial distress for Korean hospitality companies and publicly traded U.S. hospitality companies during economic downturns with SVM-NN-DT stacking model. The model for Korean data revealed that Korean firms should control debt ratio more tightly than US companies. If Korean companies did not meet the first standard of debt ratio(0.747), they should ensure their operating cash flow in addition to the profitability and activity of the firms to avoid financial distress. The stacking model for US data found that US hospitality firms, which met with relatively lower debt ratio hurdle(2.4215), should assure the certain growth level of net income. If the US companies exceeded a relatively higher debt ratio standard(3.5167), they should secure certain growth level of owners' equity and guarantee the operating cash flow to total liabilities over 22.5% to prevent financial distress.*

**주제어: 재무부실예측(FDP:Financial Distress Prediction), 호스피탈리티 재무부실(Hospitality Financial Distress), 서포트벡터머신-신경망-의사결정나무 스택킹 모형(SVM-NN-DT Stacking Model), 경제불황기(Economic Downturns).**

\* 이 논문은 2011년도 정부(교육과학기술부)의 재원으로 한국연구재단의 지원을 받아 수행된 연구임(NRF-2011-327-B00895).

\*\* 세종사이버대학교 호텔관광경영학부 교수, 연구관심분야: 호텔재무회계, e-mail: sookimkorea@gmail.com; sookim@sjcu.ac.kr

## I. 서 론

최근의 급변하는 경제 환경 하에 도산하는 기업의 수와 정도가 증가하고 있다. 미국의 2009년 호텔산업의 도산 및 압류의 수치는 2,000을 넘어 1990년대 불황기의 수치에 육박하고 있다(White, 2009). PKF Hospitality Research에 의하면 2008년에는 full-service 미국호텔의 21%가 월대출상환에 필요한 현금흐름을 확보하지 못했으며, 2009년에는 그 수치가 36%로 증가하였고(Woodworth, 2009), 2010년까지도 RevPAR가 마이너스 성장을 보이고 있다(Woodworth, 2010b). 외식업의 상황도 2001년 9월 11일 이후 더욱 악화되어 미국의 유명 레스토랑 회사 역시 대공황 이후, 최대의 경제 불황으로 인해 도산에 이르고 있다. 그 결과, 미국 내 운영되는 레스토랑의 수치는 최근 10년 내 처음으로 감소하였으며 2010년 외식산업의 매출액 또한 0.1% 감소할 것으로 예상하였다(Woodworth, 2010a).

국내 숙박업은 2004년에는 모든 소매산업 부문 중 가장 높은 실패율을 보였으며, 파산율은 2003년의 0.5%에서 2004년의 6.4%로 13배 이상 증가하였다(www.pressian.com, 2004). 1997년에서 2002년 사이에 504개 호텔 중에 148개의 호텔이 도산하였거나, 재정적 어려움으로 폐업을 하였거나, 도산의 과정 내에서 제삼자에게 인수 합병되었으며(한국관광호텔업협회, 2002), 2004년에서 2009년 사이에는 숙박 및 음식점의 신규사업체수가 124,299로 전체 생성사업체의 20.88%를 차지하는 동시에 휴폐업사업체 수 역시 127,443로 22.07%를 차지하여 도매 및 소매업을 제외하고는 최고의 휴폐업사업체 수치와 비율을 보이고 있다(통계청, 2011).

Shirata(2011)는 일본부실기업 사례를 통해 기업의 누적 수익성이 감소할 경우에 현금흐름을 추가로 확보하기 위해 공급자에게 부채상환주기를 늘려줄 것을 요청하게 되며, 은행은 이러한 상황 하에 기업의 재무상태에 주의를 기울이게 되어 부채에 대한 추가 프리미엄을 요청하게 되고, 이에 따라 현금지출은 늘고 기업은 부채나 자본증가를 통해 자금을 상승시키고자 하는 노력을 기울이게 됨을 증명하였다. Kim(2011)의 한국 도산호텔에 대한 연구 결과는 자기자본이익율과 매출액순이익율, 유동비율이 낮을수록 도산의 가능성이 적어지고, 매출채권회전율과 부채비율, 고정자산회전율, 고정장기적합률, 총자산증가율, 자기자본증가율이 높을수록 도산 가능성이 커짐을 확인하였다. Kim & Gu(2006)는 미국 호스피탈리티 산업에 대한 도산 예측연구를 통해, 총부채대비영업현금흐름이 낮을 경우 도산확율이 높음을 확인하였다. 이외에도 일부 연구들이 두 개 이상 국가 간의 사업의 성공과 실패 요소를 규

명하려하였으나 실제 데이터를 활용하여 국가 특성을 비교하는 시도는 거의 없었으며, 김수영(2012)은 국가 간의 차이점을 비교할 필요가 있음을 지적한 바 있다.

본 연구는 전 세계 서비스산업 공급의 36%를 차지하고 있는 북미지역 중 특히 미국과 우리나라의 호스피탈리티 산업 자료를 근거로, 최근 경제 불황기 동안의 양국 호스피탈리티 기업의 재무부실 예측변수를 비교하여 각국의 호스피탈리티 연관기업이 상이한 특성을 보이는가를 제시함으로써 이해관계자에게 해당국가에서의 호스피탈리티 기업 경영과 관련된 시사점을 제시하는데 그 목적이 있다. 경제 불황기 동안의 양국의 호스피탈리티 기업의 재무부실에 대한 최적의 예측변수를 SVM-NN-DT(support vector machine-neural network-decision tree)의 stacking 모형을 활용하여 확인함으로써 경영진에게는 해당기업에 대한 조기경보 역할을 할 수 있는 효과적인 재무부실 예측변수를 확인하게 하여 해당기업의 재정황폐화 및 도산을 미연에 방지하고, 금융회사에게는 투자 및 동업의 대상으로 해당국가의 연관기업을 평가하는데 이러한 모형들을 활용할 수 있게 하여 기회비용과 사업실패에 대한 위험도를 낮출 수 있다는데서 기여도를 찾을 수 있다.

## II. 이론적 배경

### 1. 한국과 미국의 호스피탈리티 기업에 대한 재무부실예측 비교연구

Beaver(1966)이후 많은 학자들이 도산예측에 재무비율을 사용해오고 있으며, 재무비율을 활용한 한국과 미국의 호스피탈리티 기업에 대한 재무부실예측과 관련된 주요 연구내용을 보면 <표 1>과 같다. 먼저 한국의 호스피탈리티 기업에 대한 부실예측과 관련된 연구결과를 통해, 부채비율로 대표되는 안전성비율과 매출액총이익율, 고정장기적합률, 총자본경상이익율, 총자본순이익율, 자기자본이익율 등으로 대변되는 수익성비율, 총자산회전율 등의 활동성비율, 매출액증가율과 자기자본증가율, 총자산증가율 등의 성장성비율, 매출채권회전율 등의 유동성비율이 재무부실에 영향을 미치는 변수들임을 확인하였다. 미국 호스피탈리티 기업의 재무부실에 대한 예측변수로는 부채비율과 총부채대비영업이익을 포함한 안전성비율과 매출대비영업이익, 수익, 매출대비총자산, 매출대비비용 등으로 대변되는 수익성비율, 총자산대비영업이익과 총자산대비유동자산, 총자산대비매출, 총자산대비운영자본 등의 활동성비율, 유동비율과 현금수준 등의 유동성비율 등을 다수의 연구들이 선택하였다. 기업의 연속성을 반영하는 수익성은 음의 수치를 보일 경우에 재무적 부실의

확률이 높아진다. 재무적 레버리지의 활용은 기업의 재무부실의 가능성을 높이며, 유동비율과 재무부실은 음의 상관관계를 갖는 것으로 파악된다. Hanson(2003)과 Olsen et al.(1983), Davalos et al.(2007)은 활동성비율이 부실예측에 통계적 유의성을 보이는 것을 확인하였으며, Kim(2011)은 재무부실이 시간에 따라 변화하므로 이를 반영하는 것이 정당하다는 점에서 성장성비율의 중요성을 강조하였다. 이러한 기존의 연구에 근거하여 본 연구는 아래와 같은 다섯 가지 범주의 재무비율을 재무부실예측의 독립변수로 사용하였다: 유동성비율(유동비율, 당좌비율, 매출채권회전율)과 안전성비율(부채비율, 고정장기적합률, 총부채대비영업현금흐름비율), 수익성비율(매출액순이익율, 자기자본이익율, 매출대비영업현금흐름비율), 활동성비율(총자산회전율, 재고자산회전율, 고정자산회전율, 총자산대비영업현금흐름비율), 성장성비율(매출액증가율, 총자산증가율, 당기순이익증가율, 자기자본증가율).

〈표 1〉 국내와 미국의 호스피탈리티 기업에 대한 재무부실예측 연구

국가	연구자	연구기간	예측변수
한국	Kim(2011)	1995-2002	+: 매출채권회전율, 부채비율, 고정자산회전율 고정장기적합률, 총자산증가율, 자기자본증가율 -: 매출액순이익율, 자기자본이익율, 유동비율
	김수정 · 김우곤(1998)	1998	총자본순이익율, 자기자본이익율, 이자보상배율, 자기자본비율, 레버리지비율, 부채상환계수, 부가가치, 경상이익
	김시중(2004)	2001	+: 부채비율, 차입의존도, 영업현금흐름비율
	허양희 외(2010)	1998-2000	부채비율, 매출액성장율, 총자산경상이익율
	Davalos et al.(2007)	1986-1996	총자산대비유동자산, 매출대비총자산, 매출대비비용, 부채비율
미국	Gu(2002)	1999	-: 부채비율, 총부채대비영업이익
	Hanson (2003)	2001-2002	+: 총자산대비운영자본, 총부채대비이익잉여금, 총자산대비영업이익, 총부채에 대한 장부가대비 자본의 시장가, 총부채대비매출
	Kim & Gu(2006)	1999-2004	총부채대비영업현금흐름
	Olsen et al. (1983)	N/A	-: 총자산대비영업이익, 매출대비영업이익, 총자산대비운영자본, 유동비율

이렇듯 지금까지 호스피탈리티 산업 내에서 진행되어온 다수의 연구들은 개별국의 기업도산 및 재무부실예측에 초점을 맞추어 왔으며, 실험적인 연구를 통해 국가 간 예측변수를 비교한 연구는 많지 않다. Stanworth et al.(1998)는 선행연구의 이차자료를 통해 영국과 미국 간의 프랜차이즈기업과 소기업의 실패확률을 비교하였으며, 프랜차이즈에 의한 운영이 순익분기점을 지난 이후에는 실패확률이 낮으며 이러한 결과는 영국과 미국에서의 상황이 유사한 것을 확인하였다. 그러나 이 연구는 시장논리에 의해 살아남은 프랜차이즈자들의 자발적인 보고와 미확인 자료에 근거

했다는 기본적인 한계를 갖는다. Lussier & Pfeifer(2001)은 미국에서 개발된 사업 성공예측모형을 동유럽 기업에 적용하여 성공과 실패예측요인의 차이점을 비교하였으며, 인력구성과 교육수준, 전문적인 충고, 계획과 같은 인적자원관련 비재무적인 요소를 양국의 사업성공에 대한 공통적인 예측변수로 확인하였다. 이들의 연구는 연구수단을 인적자원관련 비재무적인 요소에 국한하였다는 것과 연구자가 통제할 수 없는 양국의 문화적 차이를 간과하였다는 제한점을 갖는다. 이렇듯이 호스피탈리티 산업 내에서 경험적 자료에 근거한 국가 간 비교연구는 많지 않으며 방법론적인 제한점이 제시되고 있으므로, 본 연구의 수행을 통해 현실과 필요성 간의 격차를 해소하고 현실에서 적용가능한 해석을 가능하게 하고자 한다.

## 2. 경제 불황기 및 재무부실에 대한 정의

### 1) 경제 불황기에 대한 정의

미국의 경제 불황기에 대한 자료는 The National Bureau of Economic Research(NBER)의 US Business Cycle Expansions and Contractions(2013)에 근거하였다. 1979년 이후 미국은 NBER를 통해 경제 불황기와 호황기에 대한 공식적인 확인을 해왔으며, 두세 달 이상 지속적으로 전반적인 경제활동의 감소가 발생한 경우를 경제 불황기로 정의하고 이러한 경제 불황기가 GDP와 소득, 취업률, 산업의 생산성, 도소매 매출에 가시적으로 반영되는 것을 파악하였다. 미국의 경제 불황기는 Peak로 정의된 시점에서 시작하여 Trough로 정의된 시점에서 끝나며, 1990년부터 1991년, 2001년, 2008년부터 2009년에 이르는 5년의 기간이다.

한국의 경제 불황기는 통계청의 경제활동인구조사에 근거한 e-나라지표(2013)의 서비스업 취업자 증감을 검토하여 정의하였다. 서비스업 취업자 증감은 취업자수와 실업자, 실업률, 청년실업률을 반영한 수치로 전년 동기에 비교하며, 청년실업자 및 청년실업률의 연령은 15세부터 29세이다. 더불어 전국의 전년대비 증감율에 의한 산업별 취업자에 대해 음식숙박업의 수치를 추가로 확인하였으며, 두 가지 자료 모두에서 전년대비의 감소치가 두드러지는 2007년부터 2010년까지의 4년을 경제 불황기로 판단하였다. 경제불황기와 호황기에 대한 공식적인 확인을 하고 있는 미국과 달리, 국내의 경우에는 이에 대한 공식적인 확인이 없기 때문에 위와 같이 정의하였다. 미국의 경우와 유사하게 두세 달 이상의 지속적인 경제활동의 감소가 발생한 경우를 경제 불황기로 정의할 경우에는 2007년부터 2011년까지를 경제 불황기로 볼 수 있는데, 위에서 언급한 전년대비 산업별 취업자 증감률 자료를 포함한 여러 자료를 통해 2011년은 명백하게 경제 불황기를 벗어난 것으로 판단되므로 2007년부터

2010년까지를 국내 음식숙박업의 경제 불황기로 판단하였다.

한국의 경제 불황기를 최근의 불황기에 국한한 반면, 미국의 경제 불황기를 상대적으로 장기간에 걸쳐 정의한 이유는 미국기업에 대해서는 최근의 경제 불황기로 연구범위를 국한할 경우에는 자료의 수치가 너무 작아 국내 자료와의 비교연구가 어려웠기 때문이다.

## 2) 재무부실에 대한 정의

재무부실은 기업이 “재무적 의무를 수행할 수 없거나 어려움에 직면한 상황(Wu et al., 2008)”으로 정의할 수 있으며, 다수의 연구가 Altman's Z-score(1968) 또는 Ohlson's O-score(1980), Zmijewski score(1984)를 재무부실 측정도구로 사용하였다. Grice(2000)는 지속기업에 대한 감사의견과 기업의 도산예측모형의 정확성 비교를 통해 Altman's Z-score와 Ohlson's O-score, Zmijewski score를 활용한 도산예측모형의 정확성이 감사의견에 의한 결과보다 유의적으로 높은 것을 확인하였다. Saunders & Steffen(2011)는 Zmijewski score와 Altman's Z-score, Ohlson's O-score를 사기업의 차입관련 재무비용의 어려움을 찾아내기 위한 채무불이행 예측변수로 활용하였으며, Grice & Dugan(2003)은 Zmijewski와 Ohlson 모형이 다양한 부실상황에 민감하게 반응하지 않으므로 도산예측보다 부실에측에 더 적합하고 Zmijewski 모형은 Ohlson 모형과 달리 산업분류에 민감하지 않음을 지적하였다.

재무부실을 경험한 기업의 도산 확률이 그렇지 않은 기업보다 높을 수는 있으나, 재무부실을 경험한 대부분의 기업이 반드시 도산한다고 볼 수는 없으므로 도산과 재무부실 간에 차이가 있을 것이라는 것은 명백하다. 기존에 여러 연구자들이 사용한 다양한 측정도구들 중에서 재무부실의 측정도구를 선택하는 과정에서, 우선적으로 다양한 부실상황에 상대적으로 덜 민감한 Zmijewski score와 Ohlson's O-score로 선택의 폭을 좁힌 후, 두 번째 검토 과정을 통해 산업적 응용에 상대적으로 덜 민감하다고 증명된 Zmijewski score로 최종확정하였다. 그 결과, Zmijewski(1984)의 재무부실 수치를 국내 및 미국의 호스피탈리티 기업의 재무부실 상태를 반영하는 지표로 활용하였으며, 특정 기업의 Zmijewski score가 0을 초과하면 해당 기업은 재무적인 어려움을 겪는 것으로 판단하였다.

$$P(B=1)=P(B^*>0); B^*=a_0+a_1ROA+a_2FINL+a_3LIQ+u$$

여기서 P=가능성; B=1 재무부실일 경우; ROA=순이익/총자산; FINL=총부채/총자산; LIQ=유동자산/유동부채; u=정규분포에 의한 오차치를 의미한다.

### 3. Stacking에 의한 재무부실예측

부실예측에 활용되는 다양한 방법론 중 다변량판별분석(Multivariate discriminant analysis: MDA)과 로짓분석(logit analyses)이 전형적인 재무부실예측 모형으로 오랫동안 사용되어왔음에도 불구하고, MDA는 독립변수의 정규분포와 표본에 대한 등분산 등과 관련한 가정의 한계를 지니며, 로짓분석은 자료에 대한 등분산 가정과 multicollinearity에 대한 민감성의 제한을 갖는다(Doumpos et al., 2005). 이러한 가정과 관련된 한계를 극복하기 위해 decision tree(DT)나 recursive partitioning과 같은 비모수예측모형을 사용할 수 있으며(Frydman et al., 1985), 최근에는 data 의 10 개 알고리즘 중, 특히 C4.5 DT와 support vector machine(SVM), knearestneighbors (kNN), naïve Bayes를 분류의 주요예측도구로 활용하고 있다(Wu et al., 2008). 또한 이러한 단독모형에 근거한 도산예측은 다른 분류방법이 제시하는 복합적인 정보를 포함하지 못한다는 제한을 갖기 때문에 최근에는 stacking 모형을 도산예측에 활용하는 추세이며, <표 2>는 이러한 stacking 모형이 기타의 방법보다 정확한 예측결과를 보인다는 것을 증명한다.

<표 2> Stacking을 활용한 도산 및 재무부실예측 연구비교

저자	우월한 stacking 모형	비교모형
Cho et al. (2009)	Integrative model with subject weight	MDA, logit, NN, DT
Hua et al. (2007)	SVM+logistic regression	SVM
Ledezma et al. (2010)	GA-Stacking	>Boosting > Bagging
Lee et al. (1996)	NN-SOFM > NN-ID3 > NN-MDA	MDA, ID3
Tsai & Hsu (2013)	MC(meta classifier)-LR	MLP, DT, LR
Wu et al. (2008)	GA-SVM	DA, Logit, probit, NN, SVM

Stacking 혹은 stacked generalization은 Wolpert(1992)가 제안한 방법으로 base learner위에 두 번째 학습 기제를 겹쳐서 사용하는 방법이다. Stacking은 meta learner의 개념을 사용하며(Ledezma et al., 2010), 기본적으로 meta classifier는 base classifier의 산출물이 겪은 오류를 배우기 위한 훈련과정을 겪는다. Stacking에 의한 분류정확성의 개선은 모형에 포함된 단독 분류방법이 수정된 학습패턴을 통해 학습할 수 있기 때문인 것으로 증명되었다(Cho et al., 2009; Hua et al., 2007).

본 연구는 Institute of Internal Auditors(Friedman, 1997)가 제안한 바와 같이, SVM과 NN, DT를 활용한 stacking 모형을 구축하여 호스피탈리티 기업의 재무부실을 예측하였다. 그렇다면 이제 stacking에 사용된 이러한 개별적인 방법을 순차적

으로 보도록 하자. 먼저 SVM을 보면, 최근의 연구들은 선형 혹은 비선형 kernel을 가진 SVM을 사용하는 것이 회귀분석과 더불어 유용한 분류방법임을 확인하였다. 학습력이나 일반화 능력에 근거한 SVM의 장점은 다음과 같다. 첫째, SVM은 경험적 위험요소의 최소화 원칙이 아닌 구조적 위험요소의 최소화 원칙에 근거하므로 overfitting의 문제를 극복할 수 있다(Min & Lee, 2005). 둘째, 특이치로 인한 오류를 극복할 수 있는 parameter  $c$ 를 사용하기 때문에 새로운 자료나 일련의 자료들이 누적될 때 특이치를 제거해야 하는 부담으로부터 자유로울 수 있다(Doran et al., 2007). 마지막으로, 표본이 상대적으로 적을 때 기타 분류방법이나 예측기술보다 좋은 예측력을 얻을 수 있다(Shin et al., 2005). 그러나 표준 SVM은 아래와 같은 한계도 갖는데, 가장 큰 한계는 kernel 기능에 대한 최적의 선택을 해야 한다는 것이다(Byun & Lee, 2003). 두 번째의 한계는 training과 test 표본의 속도와 크기에 있으며(Burges, 1998), 비선형모형들은 크기가 커질 경우 scoring을 하는 것이 비현실적으로 늦어질 수 있다. 세 번째 한계는 out-of-the box performance로, 간혹 만족스럽지 못한 결과를 야기한다. 이러한 한계를 극복하기 위해서는 SVM parameter에 대한 tuning과 자료에 대한 준비과정이 필요하다. Shin et al.(2005)은 기업의 도산예측에 SVM을 사용하여 그 결과를 NN과 비교하였으며, training set이 작아질수록 SVM의 예측력과 일반화 능력이 우수하다는 것을 확인하였다. Hui & Sun(2006)은 SVM을 활용하여 도산 3년 이전의 자료를 가지고 재정적 어려움에 대한 조기 경보시스템을 확보하고자 하였으며, 연구결과를 SVM에 근거한 재무적 어려움에 대한 조기 경보시스템이 fisher discriminant analysis와 logistic regression, back propagation neural networks보다 fitting능력이나 일반화 능력, 모형의 안정성 측면에서 우수함을 확인하였다.

두 번째로 NN을 보도록 하자. NN은 인공지능연구에서 주요한 축을 구성해왔으며, 많은 연구자들이 도산예측에 NN을 적극적으로 활용하여왔다. 다수의 NN의 연구 결과는 NN이 과거에 사용하였던 전통적인 통계방법을 능가하는 예측력을 보이며, 특히 독립변수와 종속변수간의 관계가 복잡한 경우 예측정확성이 향상되는 것을 증명하였다(Huang et al, 2005; Kim, 2011; Koh 2004).

마지막으로 DT는 그 설명력에 힘입어 최근에 다른 예측방법과 복합적으로 많이 사용되고 있다. DT는 반복적인 과정이며 그러한 과정을 통해 통계단위가 하부그룹으로 나뉜다. 이러한 분리의 목적은 원래의 세트보다 동질성이 높은 하부그룹을 생성함으로써 불순도를 낮추려는 것이다. 알고리즘은 각각의 새로 생성된 하부그룹의 대응변수의 순도나 동질성을 최대화하는 목표에 이르렀을 때 끝난다. DT는 다음과 같은 장점을 갖는다. 첫째, DT는 훈련 샘플의 데이터에 대한 어떠한 통계적 가정도



요구하지 않는다. 실험적인 재무부실 예측연구와 관련하여 분포와 관련된 가정의 미부합에 대한 많은 지적이 있는데, NN이나 DT 등의 비모수방법에 의한 예측은 변수의 확률분포에 대한 아무런 가정을 필요로 하지 않으므로 이러한 제한으로부터 자유롭다. 둘째, 현실의 데이터셋에서는 결측치가 불가피하며 이러한 결측치의 사례가 중요한 정보를 제공할 수도 있다는 측면에서 미완성 자료와 계량적인 자료를 처리할 수 있는 DT가 추가적인 장점을 갖는다(Witten et al., 2011). 셋째, DT는 대규모의 입력변수와 목표변수 간의 관계를 찾아내는데 유용하다(Hajaizadeh et al., 2010). 즉, DT는 데이터의 탐색과 모형구축을 통합하기 때문에, Cho et al.(2009)나 Langdon et al.(2002)의 연구에서와 같이 마지막 모형을 구축하는데 유용한 방법으로 사용할 수 있다. 넷째, DT는 확보한 지식을 표현하는데 유용한 방법으로 활용되는데, 이는 인간이 납득할 수 있는 'if-then'방법에 의해 설명되어 이해가 용이하기 때문이다(Kurma & Ravi, 2007). 그리고 마지막으로 DT의 학습 알고리즘은 매우 빠르다는 장점을 갖는다.

## II. 연구방법

### 1. 연구방법 및 내용

#### 1) 표본설계 및 도구

호스피탈리티 기업을 협의로 해석하면 고객에게 식음료나 숙박을 제공하는 호텔이나 바, 레스토랑에 국한할 수도 있고(<http://dictionary.cambridge.org/dictionary/business-english/hospitality-industry>), 광의로 해석하면 관광산업 내의 숙박이나 이벤트기획, 테마 파크, 교통, 크루즈 등을 포함하는 서비스 산업의 광범위한 영역을 포함한다([http://en.wikipedia.org/wiki/Hospitality\\_industry](http://en.wikipedia.org/wiki/Hospitality_industry)).

국내 호스피탈리티 기업의 자료는 한국표준산업분류표에 의거하여 숙박 및 음식점업 하의 숙박업과 음식점 및 주점업의 재무자료를 사용하였다. 2007년부터 2010년까지의 4년 동안, 한국신용정보와 금융감독원에서 제공하는 해당기업의 재무제표를 근거로 총 343개의 자료를 수집하였다. 수집한 재무제표 자료에 대해 Zmijewski score를 활용하여 분류하였으며, Zmijewski score에 의한 결과에 따라 295개는 부실기업으로, 48개의 자료는 건전기업으로 분류하였다.

미국 호스피탈리티 기업의 자료는 Standard and Poor's Institutional Market

Services의 COMPUSTAT 재무자료를 사용하였다. 특히 경제 불황기로 판단되는 1990년부터 1991년, 2001년, 2008년부터 2009년에 이르는 5년 동안, North American Industry Classification System(NAICS) 하의 Accommodation and Food Services 로 분류된 sector 72 하의 721 Accommodation과 722 Food services and drinking places의 기업 재무제표 자료를 활용하였다. 앞에서 설명한 Zmijewski score에 근거하여, 총 212개의 자료 중에 25개는 부실기업으로 분류하였으며 기타 187개 기업은 건전기업으로 분류하였다.

## 2) 분석방법

우선, 기초통계량 분석을 통해 양국의 건전기업과 부실기업의 평균 재무비율의 차이를 확인하였으며, 두 번째로는 각국의 호스피탈리티 도산예측을 위해 SVM를 meta classifier로 사용하여 SVM과 NN, DT를 활용한 stacking 모형을 구축하였다.

Stacking은 meta learner의 개념을 사용하여 분류방법이 생성된 후에 결합을 유도하였다. 즉, meta learner 혹은 level 1 모형은 learning algorithm을 이용하여 base classifier 혹은 level 1 모형의 산출물이 어떻게 최종 분석을 위해 결합되는지를 밝혀내는 과정을 확인하였으며, 이는 cross validation과 같은 과정을 거쳐 이루어졌다(Wolpert, 1992). Stacking에 의한 분류방법은 base classifier와 meta classifier를 어떻게 적절하게 구성할 것인가의 문제를 갖는데, Ledezma et al.(2010)은 분류방법과 알고리즘의 수가 많지 않다면 지속적인 시도를 통해 최적의 결합을 구성할 수 있다고 판단하였다. 이에 저자 역시 지속적인 시도를 통해 최적의 base classifier와 meta classifier를 선택하는 과정을 거쳐 SVM을 meta classifier로 한 SVM-NN-DT stacking 모형을 구축하였으며, 이를 통해 국내와 미국의 호스피탈리티 기업에 대한 재무부실 예측변수를 비교하였다.

본 연구의 stacking 모형에 의한 재무부실예측은 두 가지 장점을 갖는데, 첫째는 SVM과 NN, DT의 data mining모형들을 활용하므로 확률분포에 대한 기본가정으로부터 자유롭다는 것이다. 둘째는 stacking 모형을 사용함으로써 SVM과 NN, DT가 제공하는 차별적인 정보들을 복합할 수 있을 뿐 아니라, 각각의 분류방법이 가진 오류가 완전하게 상관성을 띄지는 않을 것이므로 예측을 또한 증가할 것이다. 따라서 본 연구는 양국 간의 비교연구를 위해 SVM을 meta 분류방법으로 한 SVM-NN-DT의 stacking 모형을 사용하였으며, Weka version 3.6.10을 활용하여 각국의 예측모형을 구축하였다.

## IV. 실증분석 결과

### 1. 기술분석

〈표 3〉 국내 호스피탈리티 기업의 부실기업과 건전기업 간의 재무비율 비교

분류	변수	재무비율	부실기업	건전기업	t-statistic	p-value
유 동 성 비 율	X1	유동비율	3.3120	20.4746	-3.391	0.001 **
	X2	당좌비율	2.7719	20.3765	-3.750	0.000 ***
	X3	매출채권회전율	57.0941	43.9372	1.484	0.139
안 전 성 비 율	X4	부채비율	92.2143	6.5672	2.589	0.010 **
	X5	고정장기적합률	4.7334	20.2160	-3.291	0.001 **
	X6	총부채대비영업현금흐름	0.3497	9.8723	-4.707	0.000 ***
수 익 성 비 율	X7	매출액순이익율	-0.2637	-0.2336	-0.201	0.841
	X8	자기자본이익율	2.0164	0.1899	0.671	0.503
	X9	매출대비영업현금흐름	0.1240	0.0891	1.529	0.127
활 동 성 비 율	X10	총자본회전율	1.3797	0.6468	0.512	0.609
	X11	채고자산회전율	170.4958	110.7912	2.495	0.013 **
	X12	고정자산회전율	0.6692	1.5855	-1.424	0.156
	X13	총자산대비영업현금흐름비율	0.0274	0.0834	-3.982	0.000 ***
성 장 성 비 율	X14	매출액증가율	3.1817	1.0113	1.302	0.194
	X15	총자산증가율	2.0580	0.3692	1.420	0.157
	X16	당기순이익증가율	0.4981	0.7598	-0.117	0.907
	X17	자기자본증가율	0.8220	9.7922	-4.267	0.000 ***

\* p <0.1; \*\* p <0.05; \*\*\* p <0.01.

모형검증에 앞서 우선 17개 재무비율과 관련하여 국내 호스피탈리티 기업을 대상으로 부실기업과 건전기업의 재무비율의 평균 간에 유의적인 차이를 확인한 결과, <표 3>에서 보는 바와 같이 유동성과 안전성, 활동성, 성장성 비율들이 국내 호스피탈리티 기업의 재무부실에 유의적인 영향을 보이는 것을 확인하였다. 유동성비율에서는 유동비율과 당좌비율에 있어 모두 부실기업의 수치가 낮게 나타나며, 안전

성비율에서는 부실기업의 부채비율은 상대적으로 높게, 고정장기적합률과 총부채대비영업현금흐름비율은 상대적으로 낮게 나타나고 있다. 부실기업의 고정장기적합률이 상대적으로 낮은 것과 국내기업의 고정장기적합률이 건전기업과 부실기업에 있어 모두 이상적인 기준을 초과하는 높은 평균수치를 보이고 있는 점에 주의를 기울여 보자. 특히하게도 수익성비율에서는 두 기업군 간에 유의적인 상이함을 보이는 비율이 확인되지 않았는데, 비유의적인 것으로 나타나기는 하지만 부실기업의 자기자본이익율과 매출대비영업현금흐름이 건전기업의 평균치보다 높게 나타나고 있는 점은 후에 stacking모형에 의한 추가 분석이 이루어질 때 눈여겨 볼 필요가 있겠다. 활동성비율에서는 부실기업의 재고자산회전을 수치가 높게 나타나는 반면, 총자산대비현금흐름비율의 수치는 상대적으로 낮게 나타난다. 부실기업의 재고자산회전을 상대적으로 높은 이유는 경영진이 재고자산회전을 상승시킴으로써 재고자산투자에 대한 감소로 인한 이점을 피하는 것으로 해석할 수 있다. 마지막으로 성장성비율에서는 부실기업의 자기자본증가율의 수치가 상대적으로 낮게 나타난다.

〈표 4〉 미국 호스피탈리티 기업의 부실기업과 건전기업 간의 재무비율 비교

분류	변수	재무비율	부실기업	건전기업	t-statistic	p-value
유 동 성 비 율	X1	유동비율	1.0028	1.0737	-0.606	0.548
	X2	당좌비율	0.6989	0.7712	-0.592	0.558
	X3	매출채권회전율	104.3492	69.5423	1.760	0.080 *
안 전 성 비 율	X4	부채비율	5.7266	1.2693	13.875	0.000 ***
	X5	고정장기적합률	1.3856	1.3728	0.117	0.908
	X6	총부채대비영업현금흐름	0.1254	0.3749	-4.682	0.000 ***
수 익 성 비 율	X7	매출액순이익율	0.0379	0.0652	-2.268	0.027 **
	X8	자기자본이익율	0.2525	0.1643	2.132	0.034 **
	X9	매출대비영업현금흐름	0.1139	0.1325	-1.458	0.154
활 동 성 비 율	X10	총자본회전율	1.1214	1.4692	-2.487	0.018 **
	X11	재고자산회전율	18.2905	11.9572	1.619	0.107
	X12	고정자산회전율	1.1214	1.4692	-2.487	0.018 **
	X13	총자산대비영업현금흐름비율	0.0998	0.1436	-4.325	0.000 ***
성 장 성 비 율	X14	매출액증가율	0.0141	0.1157	-2.894	0.004 **
	X15	총자산증가율	0.0711	0.1185	-1.268	0.213
	X16	당기순이익증가율	1.3461	1.0074	0.294	0.770
	X17	자기자본증가율	0.1878	0.2911	-0.309	0.759

\* p <0.1; \*\* p <0.05; \*\*\* p<0.01.

안전성비율은 부실기업의 부채비율은 높게 나타나고, 총부채대비영업현금흐름비율은 낮게 나타나, 국내 기업과 비슷한 양상을 보인다. 미국 기업의 고정장기적합률은 두 그룹 간에 유의적인 상이성을 보이지는 않으나, 부실기업의 수치가 약간 높게 나타나고 있으며 두 그룹 모두 이상적인 범위 내에 속하지 않아 주의를 기울일 필요가 있다. 수익성비율에서는 부실기업의 매출액순이익율이 상대적으로 낮게 나타나 국내기업의 현황과 유사하나, 특이하게도 부실기업의 자기자본이익율이 유의적으로 높게 나타나고 있다. 국내기업과 미국기업의 부실기업 자기자본이익율이 상대적으로 높게 나타나는 현상은 부채비율에 의한 안전성 여부를 같이 고려할 경우, 자기자본의 부족으로 인해 재무구조의 안전성이 담보되지 않은 것으로부터 기인한 것으로 파악된다. 활동성비율 중, 미국 부실기업의 총자산회전율이 국내기업과 상이하게 부실기업의 수치가 낮게 나타나고 있으며, 기타 고정자산회전율과 총자산대비 영업현금흐름비율은 상대적으로 낮게 나타나며 이는 국내기업의 양상과 유사하다. 마지막 성장성비율은 부실기업의 매출액증가율 만이 유의적인 상이성을 보이는데 부실기업의 수치가 상대적으로 낮게 나타나고 있다. 비유의적이기는 해도 부실기업의 당기순이익증가율이 상대적으로 높게 나타나고 있는 점은 차후에 stacking 모형에 의한 분석 시에 다시 점검할 필요가 있다.

〈표 5〉 국내 호스피탈리티 기업의 재무부실에 대한 STACKING 모형의 예측정확성

		부실여부		예측치	
			부실	건전	소계
실측치	대상 기업수	부실	292	3	295
		건전	5	43	48
	분류율(%)	부실	98.98	1.02	100
		건전	10.42	89.58	100

모형의 전체예측율= 97.6676%

〈표 6〉 국내 호스피탈리티 기업의 재무부실에 대한 예측변수

	Variables	Splitter's level	Splitter's cutoff value
STACKING모형	부채비율	1st	> 0.7470
	고정장기적합률	2nd	<= 16.1683
	자기자본이익율	3rd	<= 1.0294

## 2. SVM-NN-DT Stacking모형에 대한 분석

국내호텔의 재무부실예측을 위한 Stacking 모형의 결과는 <표 5>에 제시하였으며, 전체모형의 예측정확성은 97.67%로 높게 나타났다. 부실기업과 건전기업에 대

한 각각의 예측정확성을 비교하면, 부실기업에 대한 예측율은 98.98%로 나타나는 반면, 건전기업에 대한 예측율은 89.58%로 상대적으로 낮은 수치를 보이고 있다.

Stacking모형에 의해 국내 기업의 재무부실에 대한 예측력을 지닌 것으로 파악된 변수들은 <표 6>에 제시한 바와 같이 부채비율과 고정장기적합률, 자기자본이익율로 확인하였다. 우선 특정기업의 부채비율이 0.747보다 높을 경우 일차적으로 재무부실의 대상으로 분류된다. 이러한 수치를 해석하기에 앞서 국내기업의 부채비율 관련사항을 먼저 볼 필요가 있다. 연구기간이 경제 불황기여서 타인자본을 사용하는 경향이 강해질 수 있다는 것을 고려하더라도 국내 부실기업의 부채비율 평균이 92.2143인 것은 국내 건전기업이나 미국의 부실 혹은 건전기업의 평균에 비교할 때 상당히 높게 나타나고 있음을 알 수 있다. 국내 건전기업의 평균 역시, 6.5672로 이상적인 범주에서 많이 벗어나 있어, 미국의 기업과 비교할 때 대부분의 국내기업은 자기자본 사용률이 낮고 부채비율이 기준치를 넘고 있음을 알 수 있다. 이러한 상황에서 stacking모형이 재무부실의 첫 예측변수로 부채비율을 선택하였으며 특히 이상적인 기준수치보다 낮은 0.747을 split level로 제시했다는 것은 채권자의 담보력에 대한 증빙이 그만큼 중요하다는 것을 의미하며, 경제 불황기에 지나친 레버리지에 의한 재무적 위험을 경고하는 것으로 해석할 수 있겠다. 이는 기존의 Kim(2011)과 김시중(2004), 허양희 외(2010)의 연구결과에서도 연관성을 찾을 수 있으며, 특히 경제 불황기의 국내 호스피탈리티 기업의 재무부실에 대한 예측변수로 부채비율이 보여주는 상징성을 강조한 것으로 판단된다. 국내기업에 대한 stacking 모형은 부채비율이 0.747보다 높은 기업 중에도 두 번째 분류기준인 고정장기적합률을 추가로 고려하여 그 수치가 16.1683 이하일 경우, 다시 재무부실의 대상이 될 것으로 파악하였다. 일반적으로 고정장기적합률은 1.00이하를 기준으로 보는데, 1.00을 넘어서는 경우는 유동부채에 의해 그 초과분이 조달되고 있음을 의미하며 이로 인해 운전자본의 부족으로 기업의 지급능력을 악화시키는 결과를 초래할 가능성이 많다. 따라서 stacking모형에 의한 두 번째 예측변수로 고정장기적합률을 부채비율과 복합적으로 판단할 것을 요구한 것은 부채비율을 강력하게 조정한 기업의 경우에는 고정장기적합률이 기준치를 넘더라도 일정수준에 이를 경우까지는 재무부실의 가능성이 높지 않은 것으로 해석할 수 있다. 부실기업과 건전기업의 현금흐름과 관련된 다양한 수치를 비교해 볼 때, 건전기업의 현금흐름이 상대적으로 안정적인 것으로 파악된다. 이에 비추어 고정장기적합률의 평균수치가 상대적으로 낮은 기업들이 부실기업으로, 상대적으로 높은 기업들이 건전기업으로 분류예측된 것은 부실기업의 경우에는 현금흐름에 문제가 심각한 수준이며, 반대로 건전기업의 경우에는 상대적으로 총부채대비영업현금흐름과 총자산대비영업현금흐름이 우세한 것을 알

수 있다. 과거 Kim(2011)의 연구 역시 고정장기적합률을 도산예측변수로 확인하였으나 본 연구가 영업현금흐름을 복합적으로 판단하였다는 점에서 추가적인 시사점을 찾을 수 있겠다.

〈표 7〉 미국 호스피탈리티 기업의 재무부실에 대한 STACKING 모형의 예측정확성

		부실여부		예측치	
			부실	건전	소계
실측치	대상기업수	부실	18	7	25
		건전	7	180	187
	분류율(%)	부실	72.00	28.00	100
		건전	3.74	96.26	100

모형의 전체예측율= 97.6676%

〈표 8〉 미국 호스피탈리티 기업의 재무부실에 대한 예측변수

	Variables	Splitter's level	Splitter's cutoff value
STACKING모형	부채비율	1st	<= 3.5167
	부채비율	I-2nd	> 2.4215
	당기순이익증가율	I-3rd	<= -0.2852
	부채비율	1st	> 3.5167
	자기자본증가율	II-2nd	<= 0.5744
	총부채대비영업현금흐름	II-3rd	<= 0.2250

그리고 마지막으로 세 번째의 예측변수는 자기자본이익율인데, 두 번째 제시한 고정장기적합률이 이상적인 기준치를 넘어서서 16.1683을 초과하는 경우라도 자기자본이익율이 1.0294이상인 경우에는 재무적으로 건전의 범주에 포함될 수 있는 것으로 예측하였다. 이는 유동부채에 의한 레버리지 활용이 상대적으로 높더라도 수익성과 활동성에서 이를 충분히 보상할 수 있다면 재무건전성을 유지할 수 있음을 의미하며, Kim(2011)과 김수정·김우곤(1998)의 연구에서도 자기자본이익율이 재무부실과 부의 상관관계가 있음을 확인한 바 있다.

미국 기업의 재무부실에 대한 Stacking 모형에 대한 정보는 <표 7>에 제시하였다. 전체 모형의 예측정확성은 97.67%로 나타났으며, 건전기업에 대한 예측율은 96.26%의 정확성을 보이는 반면, 부실기업에 대한 예측율은 72%에 그치고 있다.

미국 호스피탈리티 기업의 재무부실에 대한 예측모형에 포함된 변수는 <표 8>에 제시한 네 가지 변수로, 부채비율과 당기순이익증가율, 자기자본증가율, 총부채대비영업현금흐름비율이다. 첫 번째 단계로 부채비율이 3.5167 이하인 경우와 초과인 경우로 나누어 볼 수 있는데, 먼저 전자의 경우를 보도록 하자. 부채비율이 3.5167이하일 경우, 다시 부채비율이 2.4215보다 클 경우 부실기업으로 예측하였다. 일반적으로 200%이상의 부채비율은 유동성 위기를 초래할 수 있다고 보는데, 본 연구의

결과는 유동성의 문제로 재무부실을 야기하지 않는 한계선을 2.4215기준으로 3.5167 이하까지로 본 것이다. 여기에 세 번째 기준인 당기순이익증가율을 추가하면, 부채비율이 2.2415를 초과하나 3.5167이하인 기업 중에도 당기순이익증가율  $-0.2852$ 를 분류점으로 두어 그 이하일 경우에는 부실기업으로, 초과할 경우에는 건전기업으로 예측하였다. 즉, 부채비율을 일정 수준 내에서 유지하는 기업을 건전기업으로 예측하기 위해서는 기업의 본질적인 경영활동의 결과로써 나타나는 당기순이익이 최소한  $-0.2852$ 를 초과할 만큼의 성장률을 보여야함을 의미한다. 부채비율은 과거의 많은 연구를 통해서도 또한 본 연구에서도 국내기업과 미국기업에 모두 재무부실에 대한 예측변수로 확인되었으나, 이에 추가적으로 당기순이익증가율을 제시한 점은 본 연구의 성과로 볼 수 있다.

첫 번째 단계에서 부채비율이 3.5167을 초과하는 후자의 경우를 보면, 이러한 기업을 대상으로 두 번째 단계에서 자기자본증가율이 0.5744를 초과하는 기업은 건전기업으로, 이하인 기업은 부실기업으로 예측하였다. 이는 부채비율이 조금 높더라도 자기자본증가율이 일정수준이상이면 경제 불황기에도 재무적으로 건전할 수 있음을 보여준다. 자기자본증가율은 기업의 절대적 성장지표는 아니지만 기업의 수익성이 향상되어 이익잉여금 적립으로 이어지면 자기자본증가율도 높아져 재무적 건전성이 향상되고 주식 가치가 증대되는 효과가 있으므로 주주의 부가 얼마나 늘었는가를 파악하는 성장지표로 판단하여 이 비율이 높을수록 재무구조가 건전하다고 판단할 수 있기 때문이다. Kim(2011)의 연구에서도 자기자본증가율이 유의적인 예측변수로 확인된 바 있다. 마지막으로 부채비율이 3.5167을 초과하고 자기자본증가율이 0.5744 이하인 기업을 대상으로 세 번째 예측기준을 추가로 제시하였는데, 총 부채대비영업현금흐름이 0.2250 이하인 경우에는 부실기업으로, 그 기준을 초과하는 경우에는 건전기업으로 예측하였다. 기본적으로 미국기업의 총부채대비영업현금흐름비율은 부실기업과 건전기업 모두 양의 수치를 보이고 있으나 재무부실기업의 수치가 상대적으로 낮게 나타나고 있다. 일반적으로 총부채대비영업현금흐름의 수치는 최소 0.2이상은 되어야 이상적인 것으로 판단하는데 0.2250을 분류기준으로 제시한 것은 이보다 약간 상회하는 것으로 영업활동에 의한 현금흐름의 중요성을 강조한 것으로 파악된다. 총부채대비영업현금흐름은 Kim & Gu(2011)의 연구에서도 재무부실과 부의 상관관계를 보이는 것으로 확인한 바 있다.

### 3. 모형의 실질적인 응용

재무부실예측은 구체적인 분류를 목표로 하는 문제로, 특정 기업의 재무상태와 다양한 유형의 독립변수를 예측하고자 한다. 기업의 재무부실예측은 금융기관과 정



부, 투자기관 뿐 아니라 교육기관에까지 중요한 의미를 갖는다. 투자를 하거나, 조직을 운영할 때, 또는 직장을 구할 때 위험요소를 파악 및 통제할 수 있는 유용한 도구이기 때문이다. 더구나 본 연구에서와 같이 국가가 다수기업의 금융위기와 맞물려 경제 불황기에 있는 경우에는 정확한 재무부실예측이 더욱 중요한 의미를 가질 수 밖에 없으며, 현재의 세계적인 금융위기는 심지어 최고의 국제적인 기업조차도 해당기업은 물론 협력기업까지도 지속적으로 추적하고 관찰할 필요가 있음을 증명하고 있다.

SVM-NN-DT Stacking모형분석에 의한 국내기업의 재무부실예측변수는 부채비율과 고정장기적합률, 자기자본이익율이다. 국내기업은 미국기업과 비교할 때, 평균 부채비율이 상대적으로 상당히 높은 수치를 보이고 있다. 본 연구의 결과로 나타난 첫 번째 분류기준인 부채비율은 이러한 상황을 고려하여 이상적인 수치보다 낮게 제시되어 특히 경제 불황기에 지나친 레버리지에 의해 재무적 위험성이 제고되는 것을 경고하고 있다. 두 번째 고정장기적합률을 부채비율과 맞물려 제시한 것은 부채비율을 강력하게 조정한 기업에 대해서는 고정장기적합률이 기준수치를 초과하더라도 일정수준에 이르기 전까지는 재무부실의 가능성이 높지 않은 것을 확인시켜 준다. 더불어 재무적으로 부실한 기업의 경우에는 상대적으로 총부채대비영업현금흐름과 총자산대비영업현금흐름의 수치가 저조하게 나타나, 영업현금흐름을 추가적으로 함께 고려할 필요가 있음을 강조하고 있다. 마지막 예측변수로 선정된 자기자본이익율은 유동부채에 의한 레버지지가 높더라도 수익성과 활동성으로 충분히 커버할 수 있는 경우에는 재무적 건전성을 유지할 수 있음을 의미한다.

미국의 호스피탈리티 기업에 대한 재무부실 예측변수로는 부채비율과 당기순이익증가율, 자기자본증가율, 총부채대비영업현금흐름비율이 확인되었다. 부채비율을 일정수준 내에서 유지하는 기업을 건전기업으로 분류하기 위해서는 당기순이익이 일정수준을 초과하는 성장률을 보여야하며, 부채비율이 특정 기준치를 초과하는 기업이 건전기업이기 위해서는 자기자본증가율이 일정수준이상이어야 하며, 그렇지 않을 경우에는 총부채대비영업현금흐름이 일정 수치를 초과해야하는 것으로 파악하였다. 즉, 기업의 본질적인 경영활동에 의한 당기순이익증가율과 주주의 부의 성장성을 파악할 수 있는 자기자본증가율, 총부채대비 영업활동에 의한 현금흐름의 주요성을 강조한 것이다.

한국기업과 미국의 호스피탈리티 기업에 대한 재무부실예측변수의 가장 큰 차이점은 기본적으로 한국기업의 부채비율이 평균적으로 훨씬 높은 것에서 시작한다. 이와 관련하여 한국의 호스피탈리티 기업이 경제 불황기에 재무적 건전성을 유지하기 위해서는 미국기업에 비교하여 훨씬 강력하게 부채비율을 조절해야한다. 이렇듯

상대적으로 낮은 부채비율의 수준을 유지하지 못하는 국내기업의 경우에는 영업현금흐름을 잘 관리하여야하며, 덧붙여 수익성과 활동성에 대한 제고를 통해 자기자본이익율을 높여야 재무부실을 예방할 수 있음을 알 수 있다. 미국기업의 경우에는 재무부실을 방지하기 위한 기준 부채비율을 국내기업에 비교할 때 상대적으로 완화하여서 제시하였는데, 이는 양국의 부채비율 평균과 기업운영 양상이 상이한 점에서 비롯된 것으로 판단된다. 부채비율이 상대적으로 낮은 미국의 기업군이 재무부실을 방지하기 위해서는 당기순이익증가율을 최소한의 수준으로 보장하여야 하며, 상대적으로 부채비율이 높은 기업군이 재무부실을 예방하기 위해서는 자기자본증가율을 확보하고 총부채대비영업현금흐름을 22.5%이상으로 담보하여야한다.

## V. 결 론

1960년 말, Beaver(1966)와 Altman(1968)이 판별분석을 활용하여 채무불이행에 대한 예측을 시작한 이후, 많은 연구들이 재무부실에 대한 연구를 진행해 왔으며, 특히 은행을 포함한 금융기업들이 그 결과를 활용하여왔다. 호스피탈리티 산업을 대상으로 다수의 재무부실 예측연구가 있었으나 전형적인 통계모형이 불가피하게 지녀왔던 분포와 관련된 전제를 만족시키지 못하는 제한점을 극복하고자 하는 노력으로 data mining기법에 의한 stacking모형을 활용한 사례는 없었으며, 특히 이러한 재무부실예측을 국가 간의 실험적인 비교연구를 통해 진행한 사례 또한 거의 없었다.

본 연구는 경제 불황기로 인식된 기간 동안, 343개의 국내 기업사례와 212개의 미국 기업사례를 대상으로 SVM을 meta classifier로 한 SVM-NN-DT Stacking모형을 활용하여 재무부실 예측모형을 구축하였다. 분석을 통해, 국내 호스피탈리티 기업의 재무부실에 대한 예측변수는 부채비율과 고정장기적합률, 자기자본이익율이 고, 미국기업의 경우에는 부채비율과 당기순이익증가율, 자기자본증가율, 총부채대비영업현금흐름인 것을 확인하였으며, 이와 관련한 재무부실 방지책을 제시하였다.

본 연구의 한계점은 미국과 한국의 기업경영에 따른 경영성과 및 재무상태가 상이한 제도적 시스템에 근거하므로 상법이나 세법, 회계기준 등의 상이성을 고려하는 것이 바람직함에도 불구하고 이러한 차이점을 고려하지 않고 비교하였다는 점이다.

본 연구와 관련된 미래연구에 대한 제언은 아래와 같다. 본 연구는 한국과 미국의 호스피탈리티 산업을 포괄적으로 비교하였다는데 그 의의가 있다. 그러나 이를

조금 더 세분하여 숙박업과 음식업, 주점업, 카지노, 리조트 등으로 다양하게 구분해 보는 노력이 필요하다. Bringham & Gapenski(1994)가 지적하였듯이 산업적 특성을 반영한 특정 사업 군 별 부실예측이 중요하다면, 국가별 호스피탈리티 산업 내에서도 보다 세분화된 영역별 부실예측요소를 알아볼 필요가 있기 때문이다. 후속 연구에서 산업 내 여러 사업 군에 대해 국가별 특성을 비교하거나, 이러한 비교를 다양한 지역으로 확대하여 진행함으로써 유용한 시사점을 찾기를 기대해 본다.

#### 참고문헌

- 김수영 (2012). ANN을 활용한 카지노호텔의 재무부실 원인에 대한 연구. 『관광레저연구』, 24(4), 159-178.
- 김수정 · 김우곤 (1998). 호텔산업의 도산 원인 분석. 『관광학연구』, 22(2), 102-109.
- 김시중 (2004). 재무비율을 이용한 국내 특2급 호텔의 부실예측모형. 『관광레저연구』, 16(1), 171-187.
- e-나라지표 (2013). 서비스업 취업자수 실업률 동향 (2000-2013).  
[http://www.index.go.kr/egams/stts/jsp/potal/stts/PO\\_STTS\\_IdxSearch.jsp?idx\\_cd=1063&stts\\_cd=106301&clas\\_div=A&idx\\_sys\\_cd=&idx\\_clas\\_cd=1;http://kosis.kr/ups/ups\\_01List01.jsp?grp\\_no=&pubcode=WA&type=F](http://www.index.go.kr/egams/stts/jsp/potal/stts/PO_STTS_IdxSearch.jsp?idx_cd=1063&stts_cd=106301&clas_div=A&idx_sys_cd=&idx_clas_cd=1;http://kosis.kr/ups/ups_01List01.jsp?grp_no=&pubcode=WA&type=F).
- 허양희 · 설훈구 · 홍재범. (2010). 관광호텔산업에서의 부실예측모형개발에 관한 실증연구. 『관광레저연구』, 22(6), 253-270.
- 통계청(2011). 『2004-2009 사업체 생성·소멸(생멸) 현황분석』. [http://kostat.go.kr/portal/korea/kor\\_nw/2/8/3/index.board?bmode=read&aSeq=245574](http://kostat.go.kr/portal/korea/kor_nw/2/8/3/index.board?bmode=read&aSeq=245574).
- 한국관광호텔업협회(2002). 『전국 종합관광호텔 휴폐업 및 부도현황』.
- Altman, E. (1968). Financial ratios, discriminant analysis, and the prediction of corporate bankruptcy. *Journal of Finance*, 23, 589-609.
- Beaver, W. (1966). Financial ratios as predictors of bankruptcy. *Journal of Accounting Research*, 4, 71-111.
- Bringham, E. & L. Gapenski (1994). *Financial management: Theory and Practice* (7th ed.). The dryden press, Orlando, FL.
- Burges, C. (1998). A tutorial on support vector machines for pattern recognition. *Data Mining and Knowledge Discovery*, 2(2), 121-167.
- Byun, H. & S. Lee (2003). A survey on pattern recognition applications of support vector machines, *International Journal of Pattern Recognition and*

- Artificial Intelligence*, 17(3), 459-486.
- Cho, S., J. Kim & J. Bae (2009). An integrative model with subject weight based on neural network learning for bankruptcy prediction. *Expert Systems with Applications*, 36(1), 403-410.
- Davalos, S., R. Gritta & B. Adrangi (2007). Deriving rules for forecasting air carrier financial stress and insolvency: A generic algorithm approach. *Journal of the Transportation Research Forum*, 46(2), 63-81.
- Doran, M., D. Raicu J. Furst, R. Settimi, M. Schipma & D. Chandler (2007). Oligonucleotide micro array identification of bacillus anthracis strains using support vector machines. *Bio informatics*, 23(4), 487 - 492.
- Doumplos, M., C. Gaganis & F. Pasiouras (2005). Explaining qualifications in audit reports using a support vector machine methodology. *Intelligent Systems in Accounting, Finance and Management*, 13(4), 197 - 215.
- Friedman, J. (1997). On bias, variances, 0/1 loss and the curse of dimensionality, *Data Mining and Knowledge Discovery*, 1(1), 55-77.
- Grice, J. (2000). Bankruptcy prediction models and going concern audit opinions after SAS No.59. *A Journal of Applied Topics in Business and Economics*, 1-11.
- Grice, S. & M. Dugan (2003). Re-estimations of the Zmijewski and Ohlson bankruptcy prediction models. *Advances in Accounting*, 20, 77-93.
- Gu, Z. (2002). Analyzing bankruptcy in the restaurant industry: A multiple discriminant model. *Hospitality Management*, 21, 25-42.
- Hajazadeh, E., H. Ardakani & J. Shahrabi (2010). Application of data mining techniques in stock market. *Journal of Economics and International Finance*, 2(7), 109-118.
- Hanson, R. (2003). *A study of Altman's revised four-variable Z-score bankruptcy prediction model as it applies to the service industry*. PhD dissertation in business and entrepreneurship, Nova Southeastern University, U.S.
- Hospitality industry (2014). [http://en.wikipedia.org/wiki/Hospitality\\_industry](http://en.wikipedia.org/wiki/Hospitality_industry); <http://dictionary.cambridge.org/dictionary/business-english/hospitality-industry>.
- Hua, Z., Y. Wang X. Xu, B. Zhang & L. Liang (2007). Prediction corporate financial distress based on integration of support vector machine and logistic regression. *Expert Systems with Applications*, 33(2), 434-440.

- Huarng, K., H. Yu & C. Chen (2005). The application of decision trees to forecast financial distress companies. *Proceedings of International Conference on Intelligent Technologies and Applied Statistics*, Taipei, Taiwan.
- Hui, X. & J. Sun (2006). An application of support vector machine to companies' financial distress prediction. *LNAI*, 3885, 274-282.
- Kim, H. & Z. Gu (2006). A logistic regression analysis for predicting bankruptcy in the hospitality industry, *The Journal of Hospitality Financial Management*, 14(1): 17-34.
- Kim, S. (2011). Prediction of hotel bankruptcy using support vector machine, artificial neural network, logistic regression, and multivariate discriminant analysis, *The Service Industries Journal*, 31(3-4), 441-468.
- Koh, H. (2004). Going concern prediction using data mining techniques. *Managerial Auditing Journal*, 19(3), 462-476.
- Langdon, W., S. Barrett & B. Buxton (2002). Combining decision trees and neural networks for drug discovery. *LNCS*, 2278, 60-70.
- Ledezma, A., R. Aler, A. Sanchis & D. Borrajo (2010). GA-Stacking: evolutionary stacked generalization. *Intelligent Data Analysis*, 14(1), 89-119.
- Lee, K., I. Han & Y. Kwon (1996). Hybrid neural network models for bankruptcy prediction. *Decision Support Systems*, 18(1), 63-72.
- Lussier, R. & S. Pfeifer (2001). A crossnational prediction model for business success. *Journal of Small Business Management*, 39(3), 228-239.
- Min, J. & Y. Lee (2005). Bankruptcy prediction using support vector machine with optimal choice of kernel-function parameters. *Expert Systems with Applications*, 28(4), 603-614.
- Ohlson, J. (1980). Financial ratios and the probabilistic prediction of bankruptcy. *Journal of Accounting Research*, 109-131.
- Olsen, M., C. Bellas & L. Kish (1983). Improving the prediction of restaurant failure through ratio analysis. *International Journal of Hospitality Management*, 2(4), 187-193.
- Pressian (2004). Bankruptcy crisis of the service industry: Restaurant and lodging industries. <http://www.pressian.com>.
- Saunders, A. & S., Steffen (2011). The costs of being private: Evidence from the loan market. *The Review of Financial Studies*, 24(12): 4091-4122.
- Shin, K., T. Lee & H. Kim (2005). An application of support vector machines in

- bankruptcy prediction model. *Expert Systems with Applications*, 28(1), 127-135.
- Shirata, C. (2011). Predictors of bankruptcy after bubble economy in Japan: What can you learn from Japan case? Nihon University working paper.
- Stanworth, J., D. Purdy, P. Stuart & N. Zafiris (1998). Franchise versus conventional small business failure rates in the US and UK: more similarities than difference. *International Small Business Journal*, 16(3), 56-69.
- The National Bureau of Economic Research. (2013). US Business Cycle Expansions and Contractions. <http://www.nber.org/cycles/cyclesmain.html>.
- Tsai, C. & Y. Hsu (2013). A meta-learning framework for bankruptcy prediction. *Journal of Forecasting*, 32(2), 167-179.
- White, M. (2009). More hotels facing an uncertain future.  
[http://travel.nytimes.com/2009/04/14/business/14hotels.html?\\_r=0](http://travel.nytimes.com/2009/04/14/business/14hotels.html?_r=0)
- Witten, I., E. Frank & M. Hall (2011). *Data Mining: Practical Machine Learning Tools and Techniques*(3rd ed.). Morgan Kauffmann Pub. Inc., Burlington, MA.
- Woodworth, M. (2010a). Number of U.S. restaurants declines.  
[http://www.upi.com/Business\\_News/2010/08/21/Number-of-US-restaurants-declines/UPI-80231282400173/](http://www.upi.com/Business_News/2010/08/21/Number-of-US-restaurants-declines/UPI-80231282400173/).
- Woodworth, M. (2010b). Hotel profits decline record 35.4 percent. *PKF Hospitality Research* <http://www.hotelnewsnow.com/Article/3257>. 2010-05-03.
- Woodworth, M. (2009). *PKF Hospitality Research* <http://www.hotelnewsnow.com/Articles.aspx/1340/PKF-Hospitality-Research-releases-updated-forecast>.
- Wolpert, D. (1992). Stacked generalization. *Neural Networks*, 5, 241-259.
- Wu, X., K. Kumar, J. Quinlan, J. Ghosh, Q. Yang, H. Motoda, G. McLachlan, A. Ng, B. Liu, P. Yu, Z. Zhou, M. Steinbach & D. Steiberg (2008). Top 10 algorithms in data mining. *Knowledge and Information Systems*, 14(1), 1-37.
- Zmijewski, M. (1984). Methodological issues related to the estimation of financial distress prediction models. *Journal of Accounting Research*, 22(Suppl.), 59-86.

2014년 01월 23일 원고 접수

2014년 04월 13일 수정본 접수

2014년 04월 25일 최종 수정본 접수 및 게재확정

3인 익명심사 필