

회계정보와 시장정보를 이용한 부도예측모형의 평가 연구

이인로 고려대학교 경영대학 박사과정
김동철* 고려대학교 경영대학 교수

요약 본 연구는 부도예측모형을 정보의 원천에 따라 회계모형, 시장모형, 그리고 헤지드 모형으로 구분하고 각 모형의 부도예측력을 비교하였다. 회계모형은 분석방법에 따라 판별분석모형과 로짓분석모형으로 분류하였으며, 국내 기업에 적합한 변수를 새롭게 선정하여 변수의 계수를 재추정하였다. 시장모형으로 부도거리모형을 이용하였다. 회계정보와 시장정보를 통합하여 부도예측에 이용한 헤지드모형은 미국 기업에 적용하여 선정된 변수를 국내 기업에 그대로 적용하여 변수의 계수만을 재추정한 기존의 헤지드 모형과 국내 기업에 적합하도록 모형을 수정한 새로운 헤지드모형을 이용하였다. 위 5개 모형의 부도예측력은 부도적중률, Receiver Operating Characteristic 곡선을 이용한 평가방법, 그리고 정보검증법으로 각각 평가되었다. 이 세 가지 평가방법에서 일관되게 국내 기업에 적합하도록 수정한 새로운 헤지드모형이 가장 부도예측력이 높게 나타났다. 그 다음으로는 미국 기업에 적용하여 선정된 변수를 국내 기업에 그대로 적용한 기존의 헤지드모형, 판별분석모형, 로짓분석모형, 그리고 부도거리모형순으로 부도예측력이 높게 나타났다. 본 연구의 결과는 다른 나라 기업에 적용된 부도예측모형을 그대로 사용하기보다는 국내 기업에 적합하도록 수정된 모형을 사용할 경우 부도예측의 정확성을 기할 수 있음을 시사한다고 볼 수 있다.

주요단어 부도예측모형, 회계모형, 시장모형, 헤지드모형, 부도예측력 평가

투고일 2015년 05월 11일
수정일 2015년 07월 16일
게재확정일 2015년 09월 30일

* 교신저자. 주소 : 02841, 서울시 성북구 안암로 145, 고려대학교; E-mail : kimdc@korea.ac.kr; 전화 : 02-3290-2606.

본 논문의 질적 개선을 위해 유익한 조언을 해주신 익명의 두 분 심사자와 박광우 편집위원장에게 깊은 감사의 뜻을 전합니다.

An Evaluation of Bankruptcy Prediction Models Using Accounting and Market Information in Korea

Inro Lee Ph.D. Candidate, Business School, Korea University
Dongcheol Kim* Professor, Business School, Korea University

Received 11 May 2015
Revised 16 Jul. 2015
Accepted 30 Sep. 2015

Abstract

This paper evaluates the (out-of-sample) prediction performance of bankruptcy prediction models using Korean firms. Based on the source of information, we classify these models into accounting-based, market-based, and hazard categories. Note that hazard models are based on both accounting and market information. We consider five bankruptcy prediction models in this study; two accounting-based models, one market-based model, and two versions of a hazard model. One of the accounting-based models employs multivariate discriminant analysis (MDA), and the other employs logit analysis. The example of the first accounting-based model is the Altman (1968) Z-score model, and that of the second is the Ohlson (1980) O-score model. Most studies in the Korean literature use the accounting variables and coefficient estimates that Altman (1968) and Ohlson (1980) use for U.S. firms to predict bankruptcy, which may result in bias and inaccuracy because accounting variables may have different economic implications in different countries. Accordingly, in this study, we select new accounting variables that better fit Korean firms with respect to discriminant power and goodness-of-fit, and re-estimate the coefficients.

* Corresponding Author. Address: Korea University, 45 Anam-ro, Seongbuk-gu, Seoul, 02841, Korea; E-mail: kimdc@korea.ac.kr; Tel: 3290-2606.

We are grateful to two anonymous referees and Editor Kwangwoo Park for their insightful comments.

For the market-based model, we use the KMV default-to-distance (DD) model. DD indicates the distance from the mean of the firm's current asset value to its default point. The greater the DD, the smaller the probability of default. For the hazard model, we use the bankruptcy prediction model developed by Campbell, Hilscher, and Szilagyi (2008) (CHS), which uses both market and accounting information and has become popular in the finance literature. It has also been shown empirically that the CHS model is effective in predicting bankruptcy for firms in a variety of countries. We consider two versions of this hazard model. The first is one that adopts the same variables as those selected for U.S. firms in the CHS model and re-estimates them using Korean data. The second is a modified version of the CHS model. The variables are newly selected for Korean firms, and the coefficients are then re-estimated using data on these firms. The modification involves the addition of effective variables and exclusion of irrelevant variables based on empirical analyses.

We estimate the five foregoing bankruptcy prediction models using data on all Korean firms in the seven years (in-sample period say, 2001 ~ 2007) prior to the one-year forecasting period (out-of-sample period say, 2008). By rolling over year by year, we repeat the in-sample estimation using the seven-year data prior to the one-year out-of-sample period. The sample period is 2001 to 2013. Thus, we obtain forecasting results from the five models for six years (i.e., 2008, 2009, 2010, 2011, 2012, and 2013). We then evaluate their bankruptcy prediction performance.

Three methods are used to evaluate the models' prediction accuracy for Korean firms: the hit ratio, receiver operating characteristic (ROC) curve, and information content test. The hit ratio is calculated as the ratio of the number of bankrupt firms in the portfolio to the number of all bankrupt firms in each forecasting year. Portfolios are formed by assigning all firms into one of ten decile portfolios based on the seven-year in-sample estimation results of each model. The hit ratio and ROC curve are traditional comparison methods that classify firms dichotomously (bankrupt or not). The information content test, in contrast, assesses whether different models convey information on actual bankruptcy.

Of the five models evaluated, the hazard model modified for Korean firms performs best in predicting actual bankruptcies in the out-of-sample period with respect to all three bankruptcy prediction performance measures. The unmodified hazard model performs second best, and the DD model worst. There is little difference in prediction performance between the two accounting-based models, i.e., that using logit analysis and that using multivariate discriminant analysis, although their performance varies depending on the performance evaluation method used.

This paper contributes to the literature in the following ways. First, by modifying the accounting and market variables used in the CHS model for Korean firms and re-estimating the model, we present a new hazard model that better fits Korean firms and outperforms other models in bankruptcy prediction accuracy. To the best of our knowledge, this is the first study to evaluate the performance of bankruptcy prediction models using Korean data. Second, this study is also the first in the Korean literature to include data over a period encompassing the 2008 global financial crisis. As there were many bankruptcies during that period, its inclusion enhances the reliability of our results. We suggest that our modified hazard model be used in future studies in both academia and industry.

Keywords Bankruptcy Prediction Model, Accounting-Based Model, Market-Based Model, Hazard Model, Out-of-Sample Prediction Power

I. 서 론

우리나라는 자본자유화의 일환으로 1992년 국내 기업에 대한 외국인 주식투자를 부분적으로 허용하였고 1997년 외국인 주식 대량보유 제한을 폐지하였다. 이를 계기로 외국인의 주식소유 현황은 1999년 말 18.5%에서 2014년 말 31.6%로 크게 증가하게 되었다. 이러한 자본시장의 개방은 국내 기업의 자본조달을 용이하게 하여 투자기회를 확대하는데 기여하였다. 또한 기업회계기준을 국제적인 표준에 부합하도록 정비하여 정보공개의 투명성(transparency)을 강화하도록 유인하였다. 반면, 자본시장 개방 이후 자본유출입(capital flows)이 국내외 경제상황에 지나치게 민감하게 반응하여 경제위기가 가속화되고 기업의 부도가 증가되는 부작용도 나타났다. 향후에는 국가 간 경제협력의 증가로 인해 자본의 국제간 이동은 더욱 확대될 것으로 예상되므로 이러한 부작용을 축소할 수 있도록 국내 기업의 부도예측모형을 정교화 할 필요가 있다.

부도예측모형을 논하기 전에 관련 연구부터 살펴보면, Beaver(1966)와 Altman(1968)이 기업의 부도를 예측하기 위한 연구를 처음 시작한 이래로 학계와 실무전문가들 사이에서 부도예측모형에 관한 연구들이 지속적으로 수행되었다. 그리고 최근 금융위기가 반복되며 부도 발생이 증가하자 부도예측모형의 정확성을 제고하려는 연구가 다시금 활발히 진행되고 있는 실정이다. 부도예측모형은 예측에 이용된 정보의 원천(information source)에 따라 회계모형(accounting-based model), 시장모형(market-based model), 그리고 회계정보와 시장정보를 통합하여 부도예측력을 높이고자 한 헤저드모형으로 구분된다.¹⁾

회계모형은 재무제표에서 추출된 회계정보를 이용하여 기업의 부도를 예측한다. Altman(1968)의 Z-점수모형과 Ohlson(1980)의 O-점수모형이 대표적인 회계모형이라 할 수 있다. Altman(1968)은 다변량판별분석(multivariate discriminant analysis)을 이용하여 정상 기업과 부도기업을 예측하는 Z-점수모형을 제안하였다. Ohlson(1980)은 판별분석을 이용한 Z-점수모형의 문제점을 제기하고 이를 해결하기 위해 로짓분석(logit analysis)을 이용한 O-점수모형을 제시한 바 있다. 이 모형들은 Dichev(1998), Griffin and Lemmon(2002),

1) 헤저드모형은 추정에 이용된 방법론이기 때문에 정보의 원천을 기준으로 통합모형(mixed model)으로 표기하는 것이 더 정확할 수 있다. 하지만 Charalambakis(2013), Bauer and Agarwal(2014) 등 기존연구에서는 회계정보와 시장정보를 혼합한 모형을 헤저드모형으로 구분하고 있기 때문에 이를 따라 본 연구에서도 헤저드모형으로 표기하였다.

Byoun(2008) 등 다수의 후속연구에서 부도위험을 측정하는데 이용되고 있다. 이외에도 Zmijewski(1984)는 프로빗분석(probit analysis), Elmer and Borowski(1988)은 신경망 분석(neural network analysis)을 이용하는 등 많은 부도예측모형이 소개되었다.

반면 시장모형(market-based model)은 시장에서 거래되는 가격정보(주가수익률 및 주가 변동성)를 이용하여 부도를 예측한다. 가장 잘 알려진 시장모형은 Merton(1974)의 부도거리 모형(distance to default, 이하 DD 모형)이다. DD 모형에서는 만기에 기업이 상환해야 할 부채가 자산보다 큰 경우에 부도가 발생한다. 여기서 기업의 자산가치는 시장에서 관측될 수 없기 때문에 효율적인 추정방법을 고안하는 방향으로 연구가 진행되었다. Duan(1994)은 우도함수(likelihood function)를 이용하여 일별 주가 데이터로부터 자산가치를 추정하였고 Vassalou and Xing(2004)은 반복갱신법(iterative method)을 이용하여 주식의 가치로부터 자산의 가치를 추정한 것이 그 예이다.

회계모형과 시장모형을 비교하자면 회계정보는 기업의 회계연도 기간의 경영실적을 보고하기 때문에 과거지향적(backward-looking)인 반면, 시장정보는 기업의 미래 수익에 대한 정보를 포함하고 있기 때문에 미래지향적(forward-looking)이라는 차이가 있다. 이 관점에서 Vassalou and Xing(2004)은 시장모형의 부도예측력이 회계모형보다 더 우수하다고 주장하였다. 하지만 회계모형과 시장모형의 부도예측력 평가에 대한 실증결과는 연구자들마다 상이한 결과를 보여주고 있다. Hillegeist, Keating, Cram, and Lundstedt(2004)와 Miller(2009)는 DD 모형의 부도예측력이 Z-점수 및 O-점수 모형보다 더 우수하다는 실증결과를 제시하였다. 이에 반해 Reisz and Perlich(2007)와 Agarwal and Taffler(2008)는 Z-점수 모형의 부도예측력이 DD 모형보다 더 우수하다는 상반된 결과를 보였다.

위와 같이 회계모형과 시장모형이 부도예측력 평가에서 대립되고 있는 상황에서 Shumway(2001)는 회계정보와 시장정보를 통합하여 부도예측력을 높인 헤저드모형을 제안하였다. Shumway(2001)는 기존의 회계비율과 주가수익률 및 주가변동성의 시장정보를 헤저드모형에 포함했을 때 회계정보와 시장정보를 개별적으로 이용한 것보다 부도예측력이 뛰어나다고 주장하였다. 이 결과는 회계정보와 시장정보가 부도를 예측하는데 상호 보완적임을 시사한다. 이후 Chava and Jarrow(2004), Beaver, McNichols, and Rhie(2005), 그리고 Campbell, Hilscher, and Szilagyi(2008)의 후속연구에서도 헤저드모형이 기존의 회계모형과 시장모형보다 부도예측력이 우수하다는 것이 지속적으로 관찰되었다.

한편, Campbell et al.(2008)은 새로운 변수를 개발하여 Shumway(2001)보다 부도예측력이 개선된 헤저드모형을 제시하였다. 이 모형에서는 자본의 시장가치와 부채의 장부가치의 합을 시장총자산(market total asset)으로 정의하고 기존의 회계비율에 포함된 총자산(장부가치)을 시장총자산으로 대체하였다. 또한 수익성 관련 설명변수는 이전 10개월의 가중평균값을 이용하여 기업의 동태적 변화(dynamic change)를 포착하도록 하였다. Campbell et al.(2008)의 이 헤저드모형은 부도예측모형으로써 그 실효성을 인정받아 Chava and Purnanandam (2010), Conrad(2012), Park(2014) 등 최근 재무학 연구에서 활발히 이용되고 있다.

국내에서도 부도예측의 중요성 때문에 회계모형을 중심으로 다수의 연구가 진행되었다. 김상조(1993)는 국내 최초로 Z-점수모형의 판별분석을 이용한 부도예측모형을 제시하였고, Altman, Eom, and Kim(1995)은 Z-점수모형을 국내 기업의 특수성에 맞게 수정한 K-점수모형을 개발한 바 있다. 남주하(1998)는 로짓분석을 이용한 부도예측모형을 제시하였다. 국찬표, 정원호(2002)와 원재환, 최재곤(2006)은 DD 모형의 부채구조를 다양화하여 국내 기업에 대한 분석을 시도하였다. 한편, 국내 기업의 자료를 사용하여 헤저드모형을 활용한 연구는 비교적 최근에야 수행되고 있다. Nam, Kim, Park, and Lee(2008)는 국내 기업을 대상으로 헤저드모형을 제시하고 헤저드모형이 회계모형보다 우수함을 보였다.

이처럼 많은 연구들이 국내자료를 사용하여 부도예측모형을 제시하고 있지만 이들 모형의 활용과 관련하여 세 가지 문제를 제기할 수 있다. 첫째, 국내자료를 사용하여 개발된 부도예측모형이 후속의 국내연구에서 부도위험을 측정하는데 활용된 경우가 없다. Altman and Narayanan(1997)은 국가마다 경제적 여건(economic condition)이 다르기 때문에 외국에서 개발된 모형을 그대로 차용하는 것은 편향된(biased) 연구결과를 야기한다고 주장하였다. 이러한 이유로 Altman et al.(1995)도 국내 기업에 적합한 K-점수모형을 제시하면서 Z-점수모형을 대체하였다. 하지만 국내연구와 실무보고서를 살펴보면 Altman(1968)의 Z-점수모형이 설명변수나 추정계수에 대한 수정없이 부도예측모형으로 이용되고 있다. 예를 들어 김희정, 서정원, 조성순(2013), 강정화(2013) 등은 Altman(1968)이 미국 기업을 대상으로 추정한 계수값의 Z-점수모형으로 국내 기업의 부도위험을 측정하였다. 특히, 강정화(2013)는 Altman(1968)의 결과를 차용하여 Z-점수모형의 산출값이 3보다 높으면 부도가능성이 낮고, 3보다 낮으면 부도가능성이 높다는 기준으로 국내 기업을 분석하고 있다. 둘째, 2008년 글로벌 금융위기 이후 부도기업 수가 증가하였지만 이 기간을 대상으로 부도예측모형을 평가한 연구가

없다. Wu, Gaunt, and Gray(2010)에 의하면 부도예측모형은 표본기간에 따라 모형의 예측력이 변하는 것으로 나타났다. 이 결과는 부도예측모형의 평가가 경기상황에 따라 기간을 나누어 수행되어야 하는 것을 의미한다. 그럼에도 2008년 글로벌 금융위기 이후 기간을 예측표본(out-of-sample)으로 별도 설정한 국내연구는 없는 것으로 파악된다. 셋째, 기존의 국내연구는 부도예측모형을 평가할 때 기업을 부도기업 또는 정상기업으로 이분(dichotomy)하는 전통적인 방법으로 평가하였다. 하지만 이 방법은 재무구조가 취약하여 부도에 근접한 기업을 정상 기업으로 분류하는 오류를 범해 현실과 괴리가 발생할 수 있다. 특히, Hillegeist et al.(2004)은 기업의 가치가 연속적으로 목도되기 때문에 이분법적 평가방법이 현실을 반영하지 않는다고 주장하였다.

이러한 문제 인식에서 본 연구는 다음과 같이 논의를 진행하고자 한다. 우선 기존의 국내연구가 추정의 방법론 위주로 모형을 평가했지만 본 연구에서는 기존의 부도예측모형을 정보의 원천에 따라 회계모형, 시장모형, 그리고 헤저드모형으로 구분하고 이를 기준으로 모형을 비교하였다. 또한, 본 고에서는 기존의 회계모형보다 예측력이 우수한 새로운 모형을 제시하였다. 대표적인 회계모형인 Altman(1968)과 Ohlson(1980)의 방법론을 이용하여 추정표본(in-sample)에서 모형의 판별력(discriminant power)과 적합성(goodness of fit)이 우수한 새로운 모형을 제시하였다. 여기서 새로운 모형의 제시라 함은 Altman(1968)이나 Ohlson(1980)이 사용한 부도예측 설명변수가 아니라 국내 기업에 적합하게 선정된 새로운 설명변수를 포함하는 모형의 제시를 의미한다. 아울러 본 연구에서는 시장모형으로 기존의 연구에서 가장 많이 활용되고 있는 반복갱신법으로 DD 모형을 추정하였다. 헤저드모형으로는 최근 재무학 연구에서 활발히 이용되고 있는 Campbell et al.(2008)의 부도예측모형(이하 CHS 모형)을 국내 기업에 처음으로 적용하였다. Bauer and Agarwal(2014)에 의하면 CHS 모형은 미국뿐만 아니라 영국 기업의 부도를 예측하는데도 기존의 회계모형과 시장모형보다 더 우수한 것으로 나타났다. 본 연구는 국내자료를 이용할 경우에도 CHS 모형이 회계모형과 시장모형보다 부도예측력이 우수한지 살펴보기 위해 추정표본에서 CHS 모형의 계수를 재 추정해보았다.

나아가 본 연구는 CHS 모형의 부도예측력을 개선한 새로운 헤저드모형을 제시하였다. 이를 위해 CHS 모형에 포함된 변수들과 기존의 연구에서 부도예측에 영향을 미치는 것으로 판명된 변수들을 비교해보았다. 그 결과 CHS 모형은 현금흐름 및 활동성과 관련된 변수를 포함하고 있지 않은 것으로 확인되었다. 따라서 본 연구는 국내 기업에 대한 CHS 모형의

부도예측력을 개선하기 위해 모형에 새로운 설명변수를 추가하고 기존의 변수들을 수정하여 새로운 헤저드모형을 제시하였다.

마지막으로, 본 연구는 부도예측력 평가를 위해 부도적중률(hit-ratio), ROC(receiver operating characteristic) 곡선, 그리고 정보검증법(information content test)을 실시하였다. 부도적중률과 ROC 곡선은 기업을 부도와 정상으로 이분하는 평가방법인 반면, 정보검증법은 실제부도에 대한 부도예측모형의 설명력을 평가한 방법이다.

본 연구는 분석의 편의를 위해 분석대상모형을 다음과 같이 표기하였다. 추정에 이용된 방법론에 따라 다변량판별분석(multivariate discriminant analysis)은 MDA, 로짓분석(logit analysis)은 LOGIT으로 표기하였다. 부도거리(distance to default)모형은 앞에서 서술한 바와 같이 DD 모형으로 나타내었다. 그리고 국내자료를 이용하여 CHS 모형의 계수를 재추정한 모형은 CHS^K 모형으로 표기하였다. 마지막으로 본 연구에서 제시하는 새로운 헤저드모형은 HAZARD로 나타내었다. 따라서 본 연구의 분석대상모형은 국내 기업의 자료를 이용하여 재추정된 MDA, LOGIT, DD, CHS^K, 그리고 HAZARD의 총 5개 모형이다.²⁾

본 연구에서는 각각의 분석대상 부도예측모형에 적합한 설명변수를 선정한 후, 2008년부터 2013년까지 부도예측기간 중 매년 직전 7개 년도의 자료(in-sample)로 설명변수의 계수를 재추정(year-by-year rolling-over estimation)하였다. 이렇게 추정된 5개 모형의 부도예측력을 예측표본(out-of-sample)에서 비교분석하였다. 설명변수의 선정과정은 제Ⅲ장에 자세히 설명하였다. 분석대상모형을 평가한 결과, HAZARD 모형의 부도예측력이 부도적중률, ROC 곡선, 그리고 정보검증법의 모든 평가방법에서 일관되게 다른 모든 모형들보다 우수한 것으로 나타났다. 그 다음으로 CHS^K 모형의 부도예측력이 우수한 것으로 평가되었고, MDA, LOGIT 모형, 그리고 DD 모형 순으로 부도예측력이 높게 나타났다. 그러나 MDA와 LOGIT 모형 간 차이는 미미하였다.

HAZARD와 CHS^K 모형이 다른 모형들보다 부도예측력이 우수하다는 실증결과는 회계정보와 시장정보가 부도예측에 상호보완적(complementary)이라는 것을 의미한다. 물론, Kealhofer and Kurbat(2001), Loffler(2007) 등의 기존의 연구들도 회계모형과 시장모형으로 산출된 값을 설명변수로 동시에 이용하는 것이 부도예측에 효과적임을 이미 주장한 바 있다.³⁾ 하지만

2) 부연 설명하면, MDA, LOGIT, 그리고 HAZARD 모형은 국내 기업에 적합한 새로운 설명변수를 선정하여 모형에 사용하였고, CHS^K는 기존의 문헌(Campbell et al., 2008)에서 사용한 설명변수를 그대로 국내 기업에 적용하였다.

3) Kealhofer and Kurbat(2001)와 Loffler(2007)는 DD 모형의 산출값과 회계정보로 계산된 채권등급(bond rating)을 로짓분석의 설명변수로 이용하여 부도예측력을 평가하였다.

본 연구는 회계정보와 시장정보가 헤지드모형의 설명변수로 포함되는 것이 부도예측에 더 효과적인 방법임을 정보검증법을 통해 제시하였다. 이외에도 반복갱신법으로 계산된 DD 모형은 본 연구에서 제시한 회계모형보다 부도예측력이 우수하지 않은 것으로 나타났다. 이 결과는 회계모형과 시장모형의 부도예측력에 대한 평가가 혼재하는 상황에서 DD 모형이 부도예측에 효과적이지 않다는 Stein(2000), Bharath and Shumway(2008) 등의 주장을 뒷받침한다고 판단된다. 결론적으로, 본 연구는 새로운 헤지드모형을 국내 기업의 부도예측 모형으로 제안하고자 한다.

이후 본 논문의 구성은 다음과 같다. 제II장에서는 본 연구에서 사용된 자료를, 제III장에서 부도예측모형의 추정결과를 제시한다. 제IV장에서는 분석대상모형간 상관관계를, 제V장에서는 추정된 모형들의 예측력을 비교한다. 그리고 제VI장에서 결론을 제시한다.

II. 자료

본 연구는 부도예측모형을 추정하고 모형의 예측력을 비교하기 위해 2001년부터 2013년까지 유가증권시장(KOSPI)과 코스닥시장(KOSDAQ)에 상장된 비금융기업을 대상으로 실증분석하였다.⁴⁾ 분석에 이용된 기업별 주가와 회계자료는 FnGuide를 활용해 수집하였다. 단 회계자료는 공시되기까지 일정 기간이 소요되는 점을 고려하여 3개월의 시차를 두고 주가자료와 결합하였다.

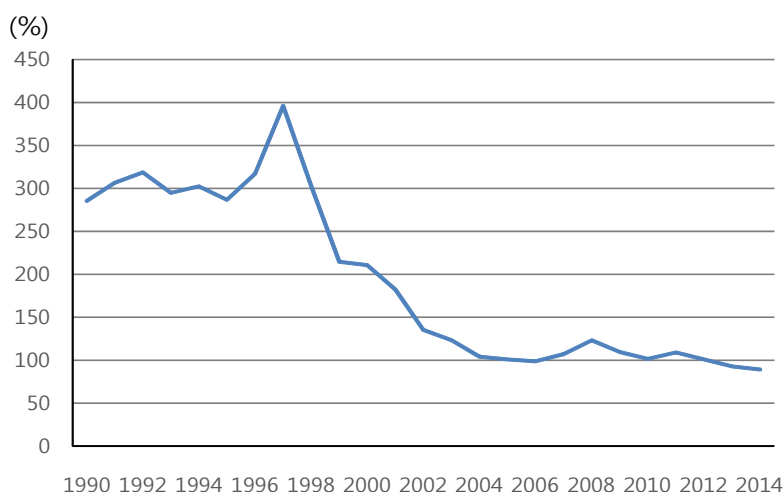
부도예측모형의 추정은 각각의 모형에 적합한 설명변수들을 선정하는 데서 시작된다. 본 연구는 선정된 설명변수들의 계수를 2008년부터 2013년까지의 부도예측기간 중 매년 직전 7개 년도의 자료(in-sample)를 이용하여 재추정(year-by-year rolling-over estimation)하였고 5개 모형의 부도예측력을 예측표본(out-of-sample)에서 비교분석하였다. 예를 들어, 2001년부터 2007년의 자료를 추정표본(in-sample)으로 이용하여 추정된 모형으로 2008년 (예측표본; out-of-sample)에 부도예측모형을 평가하였고, 2002년부터 2008년의 자료를

4) 금융업종의 기업은 재무제표의 양식이 일반업종과 달라 분석에서 제외하였다.

추정표본으로 이용하여 추정된 모형으로 2009년(예측표본)에 부도예측모형을 평가하였다. 이상의 방법을 2013년 기업의 부도예측까지 7번 부도예측모형을 반복평가하였다.⁵⁾ 각 모형의 설명변수 선정과정은 제Ⅲ장에 자세히 설명하였다.

본 연구에서 표본기간을 2001년부터 설정한 이유는 국내 기업이 1997년 외환위기 이후 진행된 기업구조조정에 의한 구조적 변화(structural change)를 경험한 것으로 판단되기 때문이다. 아래 <그림 1>은 국내 제조업종의 평균 부채비율 추이를 보여주고 있다. 이를 살펴보면, 부채비율은 1997년 400%에 근접하였으나 2001년부터 100%대로 급격히 낮아졌다. 따라서 본 연구는 2001년 이후를 표본으로 선정하였다.

<그림 1> 연도별 국내 제조업 평균 부채비율 추이



출처: 한국은행 경제통계시스템(<http://ecos.bok.or.kr>)

실증분석을 수행하기 위해서는 부도기업(bankrupt firm)에 대한 정의가 필요한데, 본 연구는 Campbell et al.(2008)과 같이 실적부진의 사유로 상장폐지된 기업(delisted firms with performance related reasons)을 부도기업으로 정의하였다. 이를 위해 상장폐지된 모든 기업과 KISLINE의 자료를 비교하여 상장폐지 사유를 확인하였다.⁶⁾ 상장폐지된 기업 중에서

5) 본 연구의 실증결과에 대한 강건성(robustness) 검증을 위해 추정표본(2001년~2007년)에서 추정된 모형으로 예측표본(2008년~2013년) 전체의 부도예측력을 평가하였다. 이 결과는 매년 재추정한 경우보다 예측력은 약간 감소하였으나 부도예측모형간의 순위는 변동이 없었다.

6) 유가증권시장 상장규정 제48조는 상장폐지 요건으로 은행거래정지, 매출액 기준미달, 자본잠식, 주식분산 미달, 거래량 미달, 감사의견 거절 등을 제시하고 있다.

자진등록취소, 합병, 지주회사 신규상장 등 실적부진과 관계없는 기업은 정상기업으로 간주하였다.

아래 <표 1>은 금융업종을 제외한 2001년부터 2013년까지의 전체기업, 상장폐지기업, 그리고 부도기업의 수와 비중을 보여준다. 부도기업 수는 2006년과 2007년 전체기업 대비 0.45%, 0.67%로 크게 감소하였으나 2008년 글로벌 금융위기를 겪으면서 2010년 4.80%까지 증가한 것으로 나타났다.

<표 1> 연도별 전체, 상장폐지 및 부도기업 추이

본 표는 금융업종을 제외한 2001년부터 2013년까지 전체 상장기업, 상장폐지기업, 그리고 부도기업 수를 보고한다. 본 연구에서 부도기업은 실적부진의 사유로 상장폐지된 기업을 말한다. () 내는 전체기업 수 대비 비중을 나타낸다.

연도	전체	상장폐지(%)	부도기업(%)
2001	1,319	23(1.74)	15(1.14)
2002	1,459	49(3.36)	37(2.54)
2003	1,489	39(2.62)	29(1.95)
2004	1,475	58(3.93)	48(3.25)
2005	1,518	57(3.75)	46(3.03)
2006	1,564	15(0.96)	7(0.45)
2007	1,630	18(1.10)	11(0.67)
2008	1,660	34(2.05)	19(1.14)
2009	1,645	83(5.05)	69(4.19)
2010	1,646	100(6.08)	79(4.80)
2011	1,669	67(4.01)	48(2.88)
2012	1,638	60(3.66)	43(2.63)
2013	1,614	40(2.48)	27(1.67)
합계		643	478

본 연구에서는 기존의 연구관행을 따라 분석대상모형의 부도예측기간(forecasting time horizon)을 1년으로 설정하였다. Altman(1968)의 Z-점수모형과 Ohlson(1980)의 O-점수모형은 1년 후 기업의 부도발생을 예측하는 모형이다. 시장모형인 Merton (1974)의 DD 모형에서도 부채의 만기를 1년으로 가정하고 계산하는 방법이 널리 이용되고 있다. 한편 Campbell et al.(2008)은 1개월부터 36개월의 부도예측기간을 제시하고 있으나 Conrad(2014), Park(2014) 등의 후속 연구에서는 1년 후 부도예측모형을 이용하고 있다.

Ⅲ. 분석대상 모형 및 추정결과

1. 회계모형-MDA 모형과 LOGIT 모형

본 연구의 회계모형에서는 부도에 영향을 미치는 설명변수를 다음의 과정을 통해 선정하였다. 우선, 국내외 기존연구에서 부도예측에 유의하게 영향을 미치는 것으로 판명된 43개의 회계비율을 다음의 <표 2>와 같이 후보변수로 선정하고 건전성, 규모, 성장성, 수익성, 유동성, 현금흐름, 그리고 활동성의 7개의 범주로 구분하였다.⁷⁾ 다음으로 각각의 후보변수에 대해 t-검증을 실시하여 부도기업과 정상기업 간에 유의한 차이가 존재하는가를 확인하고 후보변수를 1차 축소하였다. 축소된 변수들 중에는 유사한 변수가 다수 존재하는데, 이들 변수가 부도예측모형에 포함되면 다중공선성(multicollinearity) 문제가 발생할 수 있다. 따라서 본 연구는 <표 2>의 7개 범주에서 1개 이하의 변수를 모형에 포함하는 원칙을 두었다. 또한 변수 조합시 단계적 변수선정(stepwise variable selection)을 이용하여 다중공선성을 진단하였다. 최종 변수는 축소된 후보변수들을 가능한 모든 조합으로 판별분석과 로짓분석을 실시한 후 판별력(discriminant power)과 모형 적합성(goodness of fit)이 가장 우수한 조합을 선정하였다. 정완호, 국찬표, 홍광현(2006)에 의하면 회계모형들 간에도 추정에 이용된 방법론에 따라 모형에 적합한 회계정보가 다르게 나타난다. 이에 본 연구는 판별분석과 로짓분석에 필요한 설명변수를 각각 다음과 같이 선정하였다. 판별분석에 이용된 변수는 총자산부채비율(TLTA), 총자산의 로그값(lnTA), 누적수익성비율(RETA), 현금흐름유입비율(FFOTA), 매출액회전율(SLTA)이다.⁸⁾ 반면 로짓분석에 이용된 변수는 총자산부채비율(TLTA), 총자산의 로그값(lnTA), 순이익률(NITA), 현금비율(CASHTA), 현금흐름유입비율(FFOTA), 매출액회전율의 로그값(lnSLTA)이다.⁹⁾

7) 회계비율은 Nam et al.(2008)과 Nam(2013)을 참고하여 7개의 범주로 구분하였다.

8) 판별분석을 이용한 대표적인 부도예측모형들은 다음과 같은 설명변수를 이용하였다. Altman(1968)의 Z-점수모형은 운전자본비율, 유보이익률, 영업이익률, 시장가-총부채비율, 그리고 매출액회전율을 이용하였다. Altman et al.(1995)의 K-점수모형은 log(총자산), log(매출액회전율), 유보이익률, 그리고 시장가-총부채비율을 이용하였다. 정완호 외(2006)는 고정자산증가율, 순이익률, 부채비율, 그리고 고정자산회전율을 이용하였다. 변수 구성에 대한 설명은 <표 2>와 <부록 1>에서 제시하였다.

9) 로짓분석을 이용한 대표적 부도예측모형들은 다음과 같은 설명변수를 이용하였다. Ohlson(1980) O-점수모형은 기업규모, 부채비율, 운전자본비율, 유동비율의 역수, 총자산순이익률, 자본잠식 더미변수, 영업활동이익 대 총부채 비율, 2년 연속 적자기업 더미변수, 그리고 순이익증가율을 이용하였다. 여기서 영업활동이익은 세전이익(pretax income)과 감가상각(depreciation)의 합계인데 다수의 기존연구는 현금흐름표의 영업현금흐름으로 잘못 소개하고 있다. 신동령(2005)은 영업이익률, 유보이익률, 3개년 영업이익률 표준편차, 차입금의존도, 이자비용 대 매출액, 순운전자본비율, 현금성자산비율, 그리고 영업현금흐름 대 총부채를 이용하였다. 변수구성에 대한 설명은 <표 2>와 <부록 1>에서 제시하였다.

〈표 2〉 회계모형 후보변수군

본 표는 기존연구에서 부도예측에 효과적인 변수로 판명된 회계비율을 나타낸다. 분석을 위해 회계비율들은 재무 특성을 기준으로 건전성, 규모, 성장성, 수익성, 유동성, 현금흐름, 그리고 활동성으로 구분되었다. 출처 항목의 신규는 본 연구에서 추가로 검증한 변수들이다.

범주	재무비율	변수명	출처
건전성	이자비용/매출액	INSL	남주하(1998)
	자기자본/총자산	EQTA	박종원, 안성만(2014)
	총부채/총자산	TLTA	Ohlson(1980)
	금융비용/총부채	INTL	배영임, 송성환, 홍순기, 유성윤(2008)
	차입금/총자산	BWTA	박종원, 안성만(2014)
	유동부채/총자산	CLTA	Zmijewski(1984)
	유동부채/총부채	CLTL	김성태, 강충오, 이필상(2010)
	자본잠식 더미	NEGBE	Ohlson(1980)
	총부채/자본	TLEQ	박종원, 안성만(2014)
	2년 연속 적자	INTWO	Ohlson(1980)
	유동부채/유동자산	CLCA	Ohlson(1980)
	유동자산/총자산	CATA	박종원, 안성만(2014)
	비유동자산/총자산	FATA	남재우, 이회경, 김동석(2000)
	매출채권/매입채무	TRTP	전현우, 정용화, 신동휴(2011)
	시장가치/총부채	METL	Altman(1968)
유동자산/유동부채	CACL	Zmijewski(1984)	
규모	log(매출액)	lnSL	신규
	log(총자산)	lnTA	Altman et al.(1977)
성장성	자기자본증가율	EQGR	김성태 외(2010)
	총자산증가율	TAGR	신규
	고정자산증가율	FAGR	정완호 외(2006)
	매출액증가율	SLGR	신규
	순이익증가율	NIGR	Ohlson(1980)
	유동부채증가율	CLGR	남재우 외(2000)
수익성	이익잉여금/총자산	RETA	Altman(1968)
	순이익/총자산	NITA	Ohlson(1980)
	순이익/매출액	NISL	남재우 외(2000)
	영업활동이익/총부채	FUIL	Ohlson(1980)
	세전순이익/이자비용	EBTIN	강종만, 홍성희(1999)
	세전순이익/이자지급	EBIN	Altman et al.(1977)
	세전순이익/총자산	EBTA	Altman(1968)
	순이익률의 표준편차	STDNITA	신동령(2006)
자본금경상이익률	EBEQ	배영임 외(2008)	
유동성	단기현금/총자산	CAINTA	Campbell et al.(2008)
	현금성자산/총자산	CASHTA	Nam et al.(2009)
	운전자본/총자산	WCTA	Altman(1968)
현금흐름	영업현금유입/총자산	FFOTA	김성태 외(2010)
	영업현금유입/총부채	FFOTL	신규
	영업현금유입/자본	FFOEQ	배영임 외(2008)
활동성	매출액/총자산	SLTA	Altman(1968)
	log(매출액/총자산)	lnSLTA	Altman et al.(1995)
	매출액/매입채무	SLTP	강종만, 홍성희(1999)
	매출액/자본	SLEQ	박종원, 안성만(2014)
	매출액/고정자산	SLFA	정완호 외(2006)

우선 다변량판별분석은 Altman(1968)이 제시한 부도예측모형인 Z-점수모형에 이용된 방법이다. 이 방법은 선정변수의 결합이 부도기업과 정상기업간 가장 큰 차이를 갖도록 계수를 제공한다. 본 연구에서는 Altman(1968)의 방법을 이용하여 추정기간인 2001년 1월부터 2007년 12월까지의 자료로 새로운 회계모형인 MDA 모형을 아래 식 (1)과 같이 제시하였다.¹⁰⁾ 한편 Ohlson(1980)은 Altman(1968)의 방법이 표본편의(sample selection bias)를 야기한다고 지적하였는데, 본 연구는 표본편의를 제거하기 위해 추정표본(in-sample)의 모든 기업을 대상으로 판별분석을 실시한 Wu et al.(2010)의 방법을 이용하였다.

$$MDA = -3.9 - 6.6 \cdot TLTA + 0.39 \cdot \ln TA + 0.53 \cdot RETA + 4.75 \cdot FFOTA + 0.9 \cdot SLTA \quad (1)$$

다음의 <표 3>은 판별분석방법을 이용한 기존의 모형인 Altman(1968)의 Z-점수모형, Altman et al.(1995)의 K-점수모형, 정완호 외(2006)의 모형과 본 연구에서 제시하는 위 MDA 모형의 부도예측력을 추정표본(in-sample)에서 비교한 결과를 나타낸다. MDA 모형이 부도기업을 부도기업으로 그리고 정상기업을 정상기업으로 정확히 예측한 비율은 각각

<표 3> 판별분석모형들의 추정기간내 부도예측력 비교

본 표는 본 연구에서 제안한 판별분석모형(MDA)과 기존의 대표적 판별분석모형의 설명변수를 이용한 추정표본(in-sample)내의 부도예측력 비교결과를 보여준다. Altman(1968)의 Z-score 모형, Altman et al.(1995)의 K-score 모형, 그리고 정완호 외(2006)는 판별분석에 이용된 대표적 부도예측모형으로 자세한 설명은 <부록 1>에 제시하였다. 본 표의 오류율은 제1종 오류와 제2종 오류를 합한 값이다. 추정기간은 2001년 1월부터 2007년 12월이다.

부도예측모형	예측		부도(%)	정상(%)	오류율(%)
	실제				
MDA	부도		73.02	26.98	39.12
	정상		12.14	87.86	
Altman(1968) Z-score 모형	부도		61.9	38.1	49.17
	정상		11.07	88.93	
Altman et al.(1995) K-score 모형	부도		62.96	37.04	48.87
	정상		11.83	88.17	
정완호 외(2006)	부도		63.19	36.81	46.63
	정상		9.82	90.18	

10) Z-Score = 1.2 • WCTA + 1.4 • RETA + 3.3 • NITA + 0.6 • METL + 1.0 • SLTA, 여기서 WCTA는 운전자본비율, RETA는 유보이익률, NITA는 영업이익률, METL는 시장가-총부채비율, SLTA는 총자산회전율이다. K-Score = -17.9 + 1.5 • lnTA + 3.0 • lnSLTA + 14.8 • RETA + 1.5 • METL, 여기서 lnTA는 총자산의 로그값, lnSLTA는 매출액회전율의 로그값, RETA는 유보이익률, METL는 시장가-총부채비율이다.

73.02%와 87.86%이다. 따라서 제1종 오류(type I error)와 제2종 오류(type II error)는 각각 26.98%와 12.14%로 나타났다.¹¹⁾ 제1종 오류와 제2종 오류의 합인 오류율은 MDA가 39.12%로 가장 작고, 다음으로 정완호 외(2006)의 모형, K-점수모형, 그리고 Z-점수모형의 순으로 나타났다. 이 결과는 판별분석을 이용한 모형들 중 MDA 모형이 기존의 모형들보다 추정표본에서 더 우수한 판별력을 가지고 있음을 보여준다.

본 연구는 두 번째 회계모형으로 아래의 식 (2)와 같은 로짓모형분석을 이용한 부도예측 모형(LOGIT)을 제시하였다.

$$\Pr(Y_i = 1|X_i) = \frac{1}{1 + e^{-\beta X_i}} \quad (2)$$

여기서 Y_i 는 기업 i 의 부도여부에 대한 더미변수이고 X_i 는 부도예측모형을 위해 선정된 회계변수들이다. 본 연구는 국내 기업을 대상으로 선정된 회계변수를 이용하여 추정기간(2001년 1월부터 2007년 12월)의 로짓분석 결과를 식 (3)과 같이 제시하였다.

$$\begin{aligned} \text{LOGIT} = & 2.38 + 4.89 \cdot \text{TLTA} - 0.39 \cdot \ln\text{TA} - 0.15 \cdot \text{RETA} - 2.74 \cdot \text{CASHTA} \\ & - 3.32 \cdot \text{FFOTA} - 0.83 \cdot \ln\text{SLTA} \end{aligned} \quad (3)$$

아래 <표 4>는 본 연구에서 선정한 회계변수로 로짓분석한 결과와 Ohlson(1980)과 신동령(2006)의 로짓분석에 사용된 회계변수의 추정결과를 보여주고 있다.¹²⁾ 추정결과를 보면, LOGIT, Ohlson(1980), 그리고 신동령(2006)의 거의 모든 변수들이 매우 유의한 것으로 나타난다. 이들 모형의 적합성(goodness of fit)을 비교하기 위해 수정결정계수(pseudo adjusted R-squared)를 살펴보면, LOGIT 모형이 0.350으로 Ohlson(1980)의 0.308과 신동령(2006)의 0.263보다 큰 것으로 나타났다. 따라서 LOGIT 모형이 기존의 모형보다 추정표본에서 모형적합성이 더 우수한 모형이라고 볼 수 있다.

11) 제1종 오류(type I error)는 실제 부도기업인데 모형에서 정상기업으로 제2종 오류(type II error)는 실제 정상기업인데 부도기업으로 잘못 예측한 경우를 말한다.

12) Ohlson(1980)과 신동령(2006)에서 사용한 변수와 표본은 <부록 1>에서 제시하였다.

〈표 4〉 로짓모형 추정 결과

본 표는 본 연구에서 제안한 로짓분석모형(LOGIT)과 기존의 대표적 로짓분석모형의 설명변수를 이용한 추정 결과를 보여준다. Ohlson(1980)과 신동령(2005)은 판별분석에 이용된 대표적 부도예측모형으로 각 설명변수의 설명은 〈부록 1〉에 제시되었다. 추정기간은 2001년 1월부터 2007년 12월이다.

	LOGIT 추정치 t-값	Ohlson(1980) 추정치 t-값	신동령(2005) 추정치 t-값
CONSTANT	2.38 [1.59]	-0.78 [-0.49]	-3.00***[-13.77]
INSL			4.40*** [2.62]
TLTA	4.89***[10.85]	6.63*** [9.86]	
BWTA			3.49*** [6.00]
NEGBE		-0.16 [-0.23]	
INTWO		-0.45 [-1.38]	
BM			
CLCA		0.61** [2.24]	
lnTA	-0.39***[-4.54]	-0.33***[-3.86]	
NIGRWTH		-0.28 [-1.53]	
RETA			-0.78***[-2.73]
NITA	-0.15 [-0.33]	-0.16 [-0.28]	-2.24***[-4.00]
std_NITA			-0.87** [-2.39]
CASHTA	-2.74** [-2.17]		-4.60***[-3.18]
WCTA		3.73*** [4.78]	2.23***[4.64]
FFOTA	-3.32***[-3.72]		
FUTL		-0.86***[-4.32]	
FFOTL			-1.04***[-3.43]
lnSLTA	-0.83***[-5.57]		
Obs.	1,499	1,485	1,485
Pseudo Adj R ²	0.350	0.308	0.263

***p < 0.01, **p < 0.05, *p < 0.1.

2. 시장모형 - DD 모형

Merton(1974)은 기업의 주식가치가 기업이 보유한 자산을 기초자산으로, 만기에 상환할 부채를 행사가격으로 하는 콜옵션과 같다고 해석하였다. Black-Scholes 옵션가격결정모형을 주식의 가치와 변동성에 적용하면 아래의 식 (4)와 식 (5)의 비선형 방정식을 구할 수 있다.

$$V_E = V_A N(d_1) - e^{-r_f T} X N(d_2) \quad (4)$$

$$\sigma_E = \left(\frac{V_A}{V_E} \right) N(d_1) \sigma_A \quad (5)$$

여기서 d_1 은 $\frac{\ln\left(\frac{V_A}{X}\right) + (r_f + 0.5\sigma_A^2)T}{\sigma_A \sqrt{T}}$, d_2 는 $d_1 - \sigma_A \sqrt{T}$, V_E 는 자본의 시장가치, V_A 는

기업(총자산)의 시장가치, r_f 는 무위험이자율, X 는 부채의 액면가, $N(\cdot)$ 은 표준정규누적 분포, σ_E 는 자본의 변동성, σ_A 는 자산의 변동성 그리고 T 는 만기까지 남은 기간이다.

Merton(1974)에 의하면 기업의 부도는 만기에 기업이 상환해야 할 부채가 자산의 시장가치(기업의 가치)보다 클 때 발생한다. 아래 식 (6)의 DD 모형은 만기에 자산의 가치가 부도 발생점(default point)으로부터 평균적으로 얼마나 떨어져 있는가를 측정한다. 따라서 DD 모형은 값이 클수록 기업의 부도 발생가능성이 감소하는 것을 의미하기 때문에 부도위험을 측정할 수 있는 지표로 활용될 수 있다.

$$DD = \frac{\ln\left(\frac{V_A}{X}\right) + (\mu - 0.5\sigma_A^2)T}{\sigma_A \sqrt{T}} \quad (6)$$

여기서 μ 는 기업의 기대수익을 나타낸다. 본 연구는 Vassalou and Xing(2004)과 Bharath and Shumway(2008)을 참고하여 자산의 시장가치(V_A)와 자산의 변동성(σ_A)을 반복갱신법(iterative method)으로 추정하여 DD값을 계산하였다. 이 방법은 기존의 연구뿐만 아니라 Moody's KMV사 등 실무전문가들 사이에서 가장 널리 활용되는 방법으로 원재환, 최재곤(2006), 김세권, 박기환(2011) 등에 의해 국내 기업의 부도예측모형으로도 이용되고 있다.

DD값을 계산하기 위해 과거 1년 동안의 일별 주가수익률로 주식의 변동성(σ_A)을 구하고 이 값을 이용하여 자산변동성(σ_A)의 초기값(initial value)을 설정하였다. 이후 자산변동성(σ_A)을 식 (4)에 대입하여 자산의 시장가치(V_A), 내재수익률(implied log return), 자산의 변동성(σ_A), 그리고 자산증가율의 기댓값(μ)을 순차적으로 계산하였다. 이상의 과정은 자산의 시장가치(V_A)가 일정 오차범위(10^{-3})내의 값으로 수렴할 때까지 반복 시행되었다. 기타의 변수들로 무위험이자율(r_f)은 CD 91일물 금리, 부채의 액면가(X)는 유동부채+0.5×비유동부채, 그리고 만기까지 남은기간(T)은 1년으로 설정하였다.

다음의 <표 5>는 추정표본에서 계산된 DD값의 기초통계량을 나타낸다. DLI(default likelihood indicator)는 Vassalou and Xing(2004)이 DD값을 정규분포에 의한 부도확률($N(-DD)$)로 전환하여 계산한 값이다. <표 5>의 결과를 살펴보면, 부도기업과 정상기업의 DD값은 각각 0.19와 2.17이고 DLI는 각각 0.46과 0.16으로 나타났다. DD 모형에 의해 계산된 DLI는 부도기업과 정상기업간에 비교적 큰 차이를 보이는 것으로 나타났다. <표 5>를 살펴보면

전체기업에서 DLI의 왜도는 1.71로 정규분포의 값인 0에 비해 우측으로 매우 긴꼬리를 갖는 정적비대칭(positive skew)의 분포를 보이고 있다. 즉 DD 모형에 의하면 전체기업에서 많은 기업들의 부도확률이 매우 작은 값을 보이는 것으로 나타났다.

〈표 5〉 부도간 거리(Default to Distance; DD) 모형 추정 결과

본 표는 반복강신법(iterative method)으로 추정된 DD의 산출값의 기초통계량을 보여준다. DLI는 DD값을 정규분포의 확률로 전환한 값(N(-DD))을 나타낸다. 추정기간은 2001년 1월부터 2007년 12월이다.

		평균값	표준편차	왜도	분포				
		(Average)	(Std dev)	(Skewness)	Min.	0.25	0.5	0.75	Max.
전체기업	DD	2.13	2.01	0.60	-4.18	0.77	1.98	3.31	16.58
	DLI	0.17	0.26	1.71	0.00	0.00	0.02	0.22	1.00
부도기업	DD	0.19	1.42	0.21	-3.36	-0.78	0.24	1.08	4.64
	DLI	0.46	0.34	0.16	0.00	0.14	0.41	0.78	1.00
정상기업	DD	2.17	2.00	0.61	-4.18	0.82	2.01	3.33	16.58
	DLI	0.16	0.26	1.77	0.00	0.00	0.02	0.20	1.00

3. 헤저드모형 – CHS^K 모형과 HAZARD 모형

헤저드모형(hazard model)은 회계정보와 시장정보를 통합하여 부도를 예측하는 모형으로 부도 발생시점까지의 시간을 고려한다. Shumway(2001)가 이산헤저드모형이 다기간로짓모형(multi-period logit model)과 일치하는 것을 증명하였기 때문에 기존의 연구는 다음의 식(7)의 다기간 로짓모형을 헤저드모형으로 이용하고 있다.¹³⁾

$$P_{t-1}(Y_{it} = 1) = \frac{1}{1 + \exp(-\alpha - \beta' x_{it-1})} \quad (7)$$

여기서 Y_{it} 는 기업 i 의 t 시점에서 부도여부에 대한 더미변수이고, x_{it-1} 은 $t-1$ 기에 기업부도에 영향을 미치는 설명변수들의 벡터(vector)이다.

Campbell et al.(2008)은 미국 기업의 부도를 설명하는 변수(x_{it-1})로 시장자산순이익률(NIMTAAVG), 시장부채비율(TLMTA), 초과수익률(EXRETAVG), 상대규모

13) 자세한 내용은 Shumway(2001)의 pp. 104-106에 서술되어 있다.

비율(RSIZE), 주가변동성(SIGMA), 현금비율(CASHMTA), 시장가-장부가비율(MB), 그리고 주가가격(PRICE)을 제시하였다.¹⁴⁾ Campbell et al.(2008)은 Shumway(2001)의 모형과 차별화된 변수를 이용하였다. 우선 각 설명변수에 포함된 총자산을 자본의 시장가치(market value of equity)와 부채의 장부가치(book value of liabilities)를 합한 시장총자산(market total asset)으로 대체하였다. 또한 수익성과 관련(NIMTAAVG, EXRETAVG)된 변수는 이전 10개월의 가중평균치를 설명변수로 이용하여 기업 재무구조의 동적인 변화(dynamic change)를 포착하고자 하였다.

본 연구에서는 Campbell et al.(2008)이 제시한 부도예측모형의 설명변수를 그대로 국내 기업에 적용하여 아래 식 (8)과 같은 부도예측모형(CHSK)을 제시하였다.¹⁵⁾ 모형을 추정하기 위해 추정기간인 2001년 1월부터 2007년 12월까지 기간 동안 부도기업 188개와 정상기업 86,003개의 월별 자료를 이용하였다. 부도기업의 자료는 모형의 적합성을 높이기 위해 부도가 발생한 월의 자료로 한정된 Wu et al.(2010)의 방법을 이용하였다.

$$\begin{aligned}
 CHSK = & -3.38 - 0.93 \cdot NIMTAAVG + 1.55 \cdot TLMTA & (8) \\
 & - 3.85 \cdot EXRETAVG - 0.06 \cdot RSIZE + 1.91 \cdot SIGMA \\
 & - 3.13 \cdot CASHMTA - 0.004 \cdot MB - 0.71 \cdot PRICE
 \end{aligned}$$

한편 본 연구에서는 CHSK 모형의 국내 기업에 대한 부도예측력을 개선한 새로운 모형(HAZARD)을 제안하였다. 이를 위해 설명변수 선정 시 다음과 같은 점을 고려하였다. 첫째, 시장현금흐름비율(FFOMTA)과 시장자산회전율(SLMTA)이 HAZARD 모형의 설명변수로 추가되었다. 앞의 <표 2>의 회계모형에서 사용한 변수들과 CHSK 모형에서 사용한 변수를 비교해 보면, CHSK 모형은 성장성(growth), 현금흐름(cash flow), 그리고 활동성(activity) 범주의 회계정보를 포함하지 않는 것으로 나타났다. 이에 본 연구는 이 범주에 속한 회계변수들의 모든 조합으로 모형의 적합성을 비교하여 현금흐름비율(FFOTA)과 자산회전율(SLTA)을 설명변수로 선정하였다.¹⁶⁾ 단, 이들 변수를 HAZARD 모형에 추가할 때는 Campbell et

14) Campbell et al.(2008)의 변수에 대한 설명은 <부록 2>에 제시하였다.

15) Campbell et al.(2008)이 미국 기업을 대상으로 제시한 부도예측모형은 다음과 같다.

$$CHS = -9.16 - 20.26 \cdot NIMTAAVG + 1.42 \cdot TLMTA - 7.13 \cdot EXRETAVG - 0.045 \cdot RSIZE + 1.41 \cdot SIGMA - 2.13 \cdot CASHMTA + 0.075 \cdot MB - 0.058 \cdot PRICE$$

16) Moody's는 일정 수준 이상의 매출액증가율 또는 자본증가율에서 오히려 부도를 증가하기 때문에 성장성지표는 부도실명력이 없다고 주장하였다(Falkenstein, 2000). 본 연구의 실증결과에서도 성장성비율은 부도예측에 유의하지 않은 것으로 나타났다.

al.(2008)과 동일하게 분모인 총자산 항목을 시장총자산으로 대체한 시장현금흐름비율(FFOMTA)과 시장자산회전율(SLMTA)을 개발하여 활용하였다. 아래 <표 6>의 추정결과를 보면, HAZARD 모형의 시장자산회전율(SLMTA)과 시장현금흐름비율(FFOMTA)은 1% 내에서 매우 유의한 것으로 나타났다.

<표 6> 헤저드모형 추정 결과

본 표는 Campbell et al.(2008)이 미국 기업을 대상으로 선정한 설명변수를 그대로 국내 기업에 적용한 CHS^K 모형과 국내 기업에 적합하도록 모형의 설명변수를 수정한 HAZARD 모형의 추정결과를 보여준다. 추정기간은 2001년 1월부터 2007년 12월이다.

VARIABLES	CHS ^K	HAZARD
	추정치 t-값	추정치 t-값
CONSTANT	-3.38*** [-3.22]	-3.83*** [-3.62]
NIMTA AVG	-0.93*** [-2.58]	
NIMTA		-1.58*** [-4.10]
TLMTA	1.55*** [4.92]	2.07*** [6.41]
EXRETA VG	-3.85*** [-3.71]	-2.11** [-2.00]
RSIZE	-0.06 [-0.82]	-0.03 [-0.36]
SIGMA	1.91*** [7.72]	1.37*** [5.09]
CASHMTA	-3.14*** [-2.27]	-1.54 [-1.14]
lnPRC	-0.71*** [-8.80]	-0.55*** [-6.64]
MB	-0.00 [-0.50]	
SLMTA		-0.45*** [-2.95]
FFOMTA		-3.70*** [-4.99]
Obs.	86,191	86,191
Pseudo Adj R ²	0.151	0.179

*** p < 0.01, **p < 0.05, *p < 0.1.

둘째, HAZARD 모형에서는 시장영업이익률의 이전 10개월 가중평균치 대신 단일 시점의 값을 설명변수로 사용하였다. Campbell et al.(2008)이 가중평균치를 설명변수로 이용한 이유는 모형의 적합성이 증가한다는 실증분석 결과 때문이다. 하지만 본 연구의 실증분석 결과에서는 시장영업이익률을 그대로 사용한 경우에 모형의 적합성이 더 크게 나타났다.

셋째, HAZARD 모형에서는 시장가-장부가비율(MB)을 모형에서 제외하였다. <표 6>의 추정 결과를 보면, 시장가-장부가비율은 통계적으로 유의하지 않다. 또한 Campbell et al.(2008)이 미국 기업을 대상으로 제시한 모형(각주 12)과 비교하여 계수의 부호가 반대로

나타났기 때문에 모형에서 제외하였다. 위와 같은 점을 고려하여 최종적으로 선정된 설명변수로 추정된 HAZARD 모형은 식 (9)와 같다.¹⁷⁾

$$\begin{aligned} \text{HAZARD} = & -3.83 - 1.58 \cdot \text{NIMTA} + 2.07 \cdot \text{TLMTA} - 2.11 \cdot \text{EXRETA} \text{VG} & (9) \\ & - 0.02 \cdot \text{RSIZE} + 1.36 \cdot \text{SIGMA} - 1.51 \cdot \text{CASHMTA} \\ & - 0.52 \cdot \text{PRICE} - 0.45 \cdot \text{SLMTA} - 3.70 \cdot \text{FFOMTA} \end{aligned}$$

CHS^K 모형과 HAZARD 모형의 모형적합성(goodness of fit)을 비교하기 위해 아래 <표 6>의 결과를 살펴보면, 수정결정계수(pseudo adjusted R^2)가 각각 0.151과 0.179로 나타났다. 따라서 본 연구의 추정표본에서 HAZARD 모형의 모형적합성이 CHS^K 모형보다 더 우수하다고 볼 수 있다.

IV. 분석대상모형의 상관관계

본 연구의 분석대상모형들은 상이한 정보와 방법론을 이용하기 때문에 모형으로 산출된 값을 직접 비교할 수 없다. 하지만 각각의 모형들은 부도를 예측하는 공통점을 갖기 때문에 모형간 상관계수를 계산하면 분석대상모형들의 관계를 파악할 수 있다. 아래 <표 7>의 패널 A는 추정표본(2001년부터 2007년)에서 추정된 분석대상모형들로 산출된 값(fitted value)의 평균을 보여준다. 참고로 MDA 모형과 DD 모형은 추정값이 작을수록, 그리고 LOGIT 모형, CHS^K, HAZARD 모형은 추정값이 클수록 부도위험이 높다는 것을 의미한다. 모든 분석대상 모형의 산출값은 부도기업의 부도위험이 정상기업보다 큰 것으로 나타나고 정상기업과 통계적으로 1% 내에서 매우 유의한 차이를 보이고 있다. 이 결과는 본 연구의 분석대상모형들이 부도기업과 정상기업을 잘 구분한다는 것을 보여준다.

<표 7>의 패널 B는 분석대상모형들로 산출한 값의 상관계수를 보여준다. 본 연구에서는 분석대상 모형이 상이한 방법으로 추정되었기 때문에 산출된 값의 순위(rank)를 기준으로

17) HAZARD 모형의 구성변수에 대한 자세한 설명은 <부록 2> 언급하였다.

계산된 스피어만 상관계수(Spearman correlation coefficient)를 계산하였다. 이 결과를 살펴보면, MDA 모형과 LOGIT 모형의 상관계수는 -0.98 로 두 모형이 매우 큰 상관계수 값을 갖는 것으로 나타났다. 이 결과는 두 모형의 설명변수가 매우 유사한 데 기인한 것으로 판단된다. 다음으로 CHSK 모형과 MDA, LOGIT 그리고 DD 모형의 상관계수는 -0.66 , 0.67 , 그리고 -0.63 으로 비슷한 수준의 값을 보이고 있다. 이 결과는 CHSK 모형이 회계정보와 시장정보를 모두 포함하기 때문에 회계모형 및 시장모형과 유사한 상관관계를 갖는 것으로 판단된다. 마지막으로 HAZARD 모형과 DD 모형의 상관계수는 -0.56 으로 CHSK 모형과 DD 모형의 상관계수와 유사한 값을 갖는다. 반면 HAZARD 모형과 MDA 모형 및 LOGIT 모형의 상관계수는 각각 -0.81 , 0.81 로 CHSK와 MDA 모형 및 LOGIT 모형의 -0.66 , 0.67 보다 큰 값을 갖는다. 이 결과는 HAZARD 모형이 CHSK 모형이 포착하지 못하는 활동성

〈표 7〉 부도예측모형의 추정값과 상관계수

본 표의 패널 A는 분석대상 부도예측모형으로 추정기간 내 산출된 값(fitted value)의 평균을 전체기업, 정상기업, 부도기업으로 구분하여 보여준다. 패널 B는 이 산출값 간의 스피어만(Spearman)과 피어슨(Pearson) 상관계수를 나타낸다. 참고로 MDA 모형과 DD 모형은 추정값이 작을수록, 그리고 LOGIT 모형, CHSK 모형, HAZARD 모형은 추정값이 클수록 부도위험이 높다는 것을 나타낸다. 추정기간은 2001년 1월부터 2007년 12월이다. ***는 1% 유의수준을 나타낸다.

패널 A: 평균 값

부도예측모형	전체기업	정상기업	부도기업	t-검증
MDA	1.13	1.19	-1.88	14.68***
LOGIT	-2.50	-2.54	-0.31	-15.38***
DD	2.13	2.17	0.19	16.78***
CHSK ^K	-7.01	-7.06	-4.99	-20.01***
HAZARD	-7.13	-7.19	-4.80	-21.94***

패널 B: 상관계수

부도예측모형	MDA	LOGIT	DD	CHSK ^K	HAZARD
Spearman correlation coefficients					
MDA	1.00				
LOGIT	-0.98	1.00			
DD	0.51	-0.49	1.00		
CHSK ^K	-0.66	0.67	-0.63	1.00	
HAZARD	-0.81	0.81	-0.56	0.90	1.00
Pearson correlation coefficients					
MDA	1.00				
LOGIT	-0.99	1.00			
DD	0.49	-0.48	1.00		
CHSK ^K	-0.68	0.69	-0.64	1.00	
HAZARD	-0.80	0.81	-0.56	0.91	1.00

및 현금흐름 관련 정보를 포함하고 있기 때문에 회계모형과 더 큰 상관계수 값을 갖는 것으로 볼 수 있다. 산출된 값의 크기(magnitude)를 기준으로 작성된 피어슨 상관계수(Pearson correlation coefficients)도 스피어만 상관계수와 매우 유사한 결과를 보여주고 있다.

이상의 상관계수 결과를 보면, 부도예측모형의 추정방법이 상이하더라도 예측에 이용된 정보의 원천이 유사할 경우 밀접한 상관관계를 갖는 것으로 나타났다.

V. 예측표본(out-of-sample) 실증분석 결과

1. 부도적중률(hit-ratio) 평가

부도적중률(hit-ratio)은 부도예측모형이 실제 기업의 부도를 얼마나 정확히 예측하였는가를 보여주는 지표이다. 본 연구에서는 부도적중률을 계산하기 위하여 예측표본기간인 2008년부터 2013년 기간 중 매년 직전 7개년도의 자료를 이용하여 각 모형을 재추정(year-by-year rolling-over estimation)하여 예측표본(out-of-sample)내 모든 기업의 부도위험을 측정하고 부도위험이 높은 순으로 1(부도위험이 가장 높은 십분위) 부터 10(부도위험이 가장 낮은 십분위) 까지의 포트폴리오를 구성하였다. 각 포트폴리오의 부도적중률은 아래 식 (10)과 같이 전체 부도기업수 대비 해당 포트폴리오에서 발생한 부도기업수를 이용해 구할 수 있다. 위험이 높은 포트폴리오의 부도적중률이 클수록 부도위험이 높은 기업에서 부도가 발생한 것을 의미하기 때문에 모형의 예측력이 우수하다고 볼 수 있다.

$$\text{부도적중률 (hit-ratio)} = \frac{\text{각포트폴리오의 부도기업 수}}{\text{전체 부도기업 수}} \times 100 \quad (10)$$

다음 <표 8>의 패널 A는 2008년부터 2013년 기간에 매년 직전 7개년도의 자료를 이용하여 각 모형을 rolling-over estimation을 통해 재추정하여 계산한 부도적중률을 보여준다. 전체 예측기간(2008년~2013년)과 2개의 부분예측기간(2008년~2010년, 2011년~2013년) 동안 매년 각 포트폴리오내의 총(aggregate) 부도기업수를 같은 기간 동안 총 부도기업수로 나눈

값이다. 전체 예측표본기간(2008년~2013년) 동안의 결과를 살펴보면, 부도위험이 가장 높은 1순위 구간에서 HAZARD 모형의 적중률이 75.70%로 가장 높고 그 다음으로 CHS^K(73.94%), MDA(62.32%), LOGIT(58.80%), 그리고 DD(47.17%) 모형 순으로 나타났다. 부도위험이 높은 포트폴리오를 1순위~2순위 또는 1순위~3순위로 확장해도 HAZARD 모형이 가장 높은 부도적중률을 보이고 있다.

한편 6순위~10순위 포트폴리오의 부도적중률은 부도위험이 상대적으로 낮음에도 실제 부도가 발생한 경우인 제1종 오류(type I error)를 의미한다. 투자자 관점에서 제1종 오류는 투자자의 손실을 나타내기 때문에 낮게 나오는 것이 바람직하다. 만약 투자자가 부도예측모형에 따라 정상기업으로 간주하고 투자했는데 추후 부도가 발생한다면 투자자는 큰 손실을 입기 때문이다. 부도위험이 낮은 포트폴리오의 부도적중률은 HAZARD 모형이 1.76%로 가장 작고 다음으로 LOGIT(2.82%), MDA(3.51%), CHS^K(4.57%), 그리고 DD(12.45%) 모형 순으로 나타났다. 2개의 부분예측기간(sub-periods)에서도 전체 예측기간의 결과와 유사한 결과를 나타내고 있다.

〈표 8〉의 패널 B는 2001년부터 2007년까지 7개년의 추정기간의 자료(in-sample)를 이용하여 각 모형을 추정된 값으로 2008년부터 2013년까지 부도예측기간(out-of-sample)의 부도적중률을 나타낸다. 따라서 이 결과는 패널 A의 경우와 달리 non-rolling-over estimation에 의한 결과이다. 이 결과를 살펴보면, 부도위험이 가장 높은 1순위 구간에서 HAZARD 모형의 적중률이 74.30%로 가장 높고 그 다음으로 CHS^K(72.89%), LOGIT(58.80%), MDA(58.45%), 그리고 DD(42.64%) 모형 순으로 나타났다. 이 결과는 예상대로 year-by-year rolling-over에 의해 추정된 경우보다 부도적중률은 약간 낮으나 그 차이는 미미하고 평가모형의 부도예측력 순위도 거의 일치하고 있다. 다음 절에서 소개될 다른 모형평가방법인 ROC 곡선과 정보검증법을 이용한 평가방법에서도 비슷한 결과를 얻었다.¹⁸⁾ 이는 예측기간 직전년의 자료를 이용하지 않더라도, 2001년부터 2007년까지 자료를 이용하여 추정된 결과를 몇 년 후의 예측기간에 적용할 경우 부도예측력에서 큰 차이가 나지 않는 결과를 얻을 수 있음을 의미한다고 볼 수 있다. 따라서 본 논문은 year-by-year rolling-over에 의한 각 모형의 〈표 3〉~〈표 7〉과 같은 추정치를 따로 보고하지 않았다.

18) ROC 곡선을 이용한 평가방법과 정보검증법을 이용한 평가방법에서 Non-Rolling-over estimation에 의한 추정결과는 각주 21과 23에 간략히 소개되었다.

〈표 8〉 부도예측모형의 부도적중률(%) 평가 결과

본 표의 패널 A는 2008년부터 2013년까지 매년 부도예측기간(2008년~2013년)중 직전 7개 년도의 자료를 이용하여 분석대상 부도예측모형의 계수를 매년 재추정(year-by-year rolling-over estimation)하여 작성한 부도적중률(%)을 나타낸다. 여기서 부도적중률은 부도예측기간동안 해당포트폴리오에서 발생한 부도기업 수를 전체 부도기업 수로 나눈 값이다. 부도위험 포트폴리오는 모든 기업을 각 모델에서 추정된 부도위험에 따라 1(부도위험이 가장 높은 십분위)부터 10(부도위험이 가장 낮은 십분위)까지 10개의 포트폴리오로 구성된다. 패널 B는 2001년부터 2007년까지 7개년의 자료를 이용하여 분석대상모형의 계수를 추정된 후에(non-rolling-over estimation) 부도예측기간의 부도적중률을 나타낸다.

패널 A: Using Rolling-over Estimation					
부도위험 포트폴리오	MDA	LOGIT	DD	CHS ^K	HAZARD
부도예측기간: 2008년 ~ 2013년					
1	62.32	58.80	47.17	73.94	75.70
2	21.83	22.54	16.98	11.62	13.38
3	5.99	7.75	14.34	5.63	5.28
4	3.17	4.23	5.28	2.82	2.11
5	3.17	3.87	3.77	1.41	1.76
6-10	3.51	2.82	12.45	4.57	1.76
부도예측기간: 2008년 ~ 2010년					
1	59.28	56.89	48.08	75.45	76.65
2	23.95	22.16	17.95	11.38	14.37
3	6.59	8.38	14.74	5.39	3.59
4	4.19	5.39	5.77	1.80	1.80
5	2.99	3.59	4.49	1.80	1.80
6-10	3.00	3.60	8.96	4.20	1.80
부도예측기간: 2001년 ~ 2013년					
1	66.67	61.54	45.87	71.79	74.36
2	18.80	23.08	15.60	11.97	11.97
3	5.13	6.84	13.76	5.98	7.69
4	1.71	2.56	4.59	4.27	2.56
5	3.42	4.27	2.75	0.85	1.71
6-10	4.26	1.70	17.43	5.12	1.70
패널 B: Using Non-Rolling-over Estimation					
부도예측기간: 2008년 ~ 2013년					
1	58.45	58.80	42.64	72.89	74.30
2	19.37	16.55	19.25	11.62	12.68
3	8.45	9.15	15.09	5.28	5.63
4	5.63	5.99	6.42	3.52	3.52
5	3.52	3.17	4.15	2.46	1.76
6-10	4.58	6.33	12.46	4.22	2.10

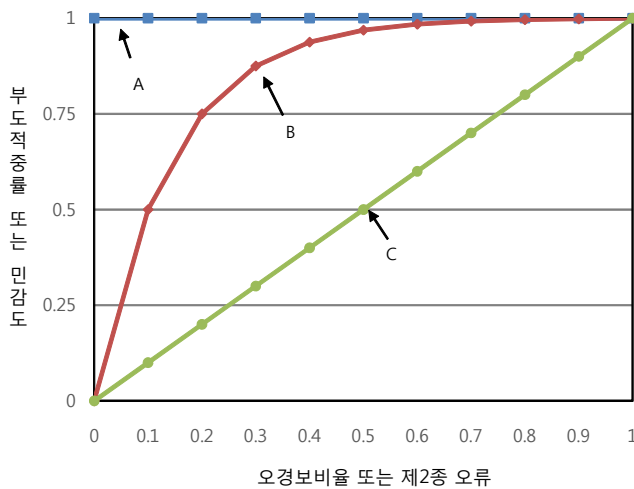
2. ROC(The Receiver Operating Characteristic) 곡선 평가

ROC(Receiver Operating Characteristic) 곡선은 모형평가(model evaluation)의 대표적인 방법으로 부도적중률과 제2종 오류(type II error)를 동시에 고려하는 평가방법이다.¹⁹⁾ 다음의

〈그림 2〉는 ROC 곡선의 예시로 그래프의 X축은 제2종 오류(type II error)를, Y축은 부도적중률을 나타낸다.²⁰⁾ 여기서 A는 부도기업으로 예측한 모든 기업에서 실제 부도가 발생한 가장 이상적인 경우이다. 즉 제2종 오류가 0인 상태에서 부도적중률이 1인 누적그래프의 형태를 보이는 곡선이다. 반면, C는 부도적중률과 제2종 오류가 모든 경우에 동일하므로 부도예측력이 없는 경우를 의미한다. ROC 곡선이 A에 가까울수록 모형의 부도예측력이 더 우수하기 때문에 〈그림 2〉는 A, B, 그리고 C순으로 부도예측력이 우수한 것을 나타낸다.

다수의 모형을 ROC 곡선으로 비교할 때는 곡선의 형태가 유사해 비교하기 힘든 경우가 있다. 이 문제를 해결하기 위해 Sobehart and Keenan(2001)은 형태가 유사한 ROC 곡선을 비교하는 기준으로 ROC 곡선 이하 면적(the area under the ROC curve, 이하 AUROC)을 제시하였다. 〈그림 2〉에서 판별력이 완벽한 곡선 A의 AUROC는 1이고 판별력이 없는 곡선 C의 AUROC는 0.5로 AUROC가 클수록 더 우수한 모형이라 할 수 있다.

〈그림 2〉 ROC 그래프 예시

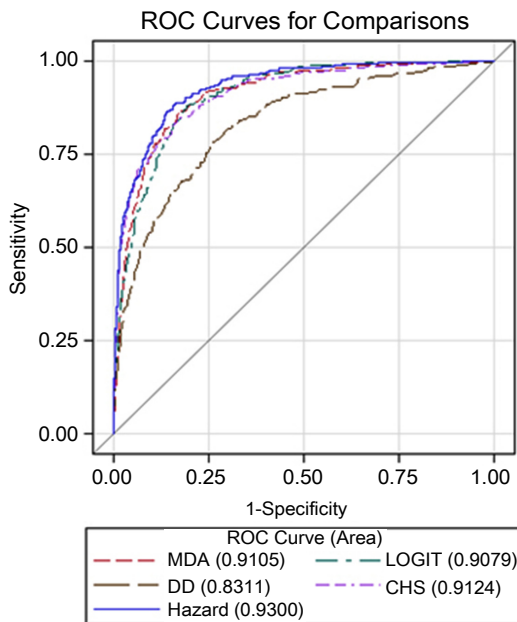


19) ROC 곡선과 함께 대표적인 모형평가 방법으로 CAP 곡선이 있다. CAP(Cumulative Accuracy Profiles) 곡선은 AR(accuracy ratio)를 이용해 모형을 평가한다. Engelmann, Hayden, and Tasche(2003)에 따르면 $AR = 2 \times (AUROC - 0.5)$ 로 AUROC(Area Under the ROC curve)와 동일한 결과를 보여주기 때문에 본 연구에서는 ROC 곡선만 제시하였다.

20) 기존의 연구는 ROC 곡선의 X축과 Y축을 오경보비율(1-specificity)과 민감도(sensitivity)로 표기한다. 그러나 본 연구는 오경보비율이 제2종 오류와 민감도가 부도적중률과 동일한 개념이므로 앞의 내용과 일관성을 위해 제2종 오류와 부도적중률로 표기하였다.

다음의 <그림 3>은 추정표본에서 5개 분석대상모형의 ROC 곡선을 나타낸다. ROC 곡선은 분석대상모형으로 산출된 값의 각각을 부도기준점(cut-off value)으로 설정하고 모든 경우의 제2종 오류와 부도적중률을 계산하여 구할 수 있다. <표 8> 패널 A의 부도적중율을 계산하는 경우처럼 year-by-year rolling-over에 의한 추정방법을 이용하여 예측기간 동안 각 모형의 AUROC값을 계산하였다. <표 9>의 패널 A는 각 모형의 AUROC값을 나타내고 있는데, HAZARD 모형의 AUROC가 0.930로 가장 크고 다음으로 CHS^K(0.912), MDA(0.911), LOGIT(0.908), 그리고 DD(0.831) 모형 순으로 나타났다. 패널 B는 분석대상모형의 AUROC 차이가 통계적으로 유의한지를 검증하기 위한 카이제곱(χ^2) 값을 보여준다. 이 결과를 보면, HAZARD 모형은 다른 모든 모형들보다 통계적으로 유의하게 예측력이 우수한 것으로 나타났다. 또한 모든 분석대상모형은 DD 모형보다 예측력이 통계적으로 유의하게 우수한 것으로 나타났다. 반면, CHS^K, MDA, LOGIT 모형의 부도예측력은 통계적으로 유의한 차이를 보이지 않는다.²¹⁾

<그림 3> 부도예측모형의 ROC 곡선 추정결과



21) Non-rolling-over에 의한 추정방법으로 추정표본(2001년~2007년)에서 추정된 모형으로 예측표본(2008년~2013년) 전체의 부도예측력을 ROC 곡선으로 평가한 결과, HAZARD 모형이 가장 우수하고 다음으로 CHS^K, LOGIT, MDA, 그리고 DD 모형 순으로 나타났다. 이 자세한 결과는 본 논문에 별도로 보고하지 않았다.

〈표 9〉 부도예측모형의 AUROC 통계량

본 표는 2008년부터 2013년까지 매년 부도예측기간(2008년~2013년)중 직전 7개 년도의 자료를 이용하여 분석대상 부도예측모형의 계수를 매년 재추정(year-by-year rolling-over estimation)하여 작성한 ROC 곡선 관련 정보를 나타낸다. 기초통계량은 분석대상 부도예측모형의 ROC곡선 이하 면적(Area Under ROC; AUROC)을 나타낸다. 카이제곱(χ^2) 값은 모형 AUROC값의 차이를 검증하기 위한 통계량이며, 이 값은 $\chi^2 = \frac{(AUROC_i - AUROC_j)^2}{(S_i^2 + S_j^2)}$ 에 의해 계산되었다. 여기서 $AUROC_i$ 와 $AUROC_j$ 는 검증대상모형 i와 j의 AUROC이고, S_i 와 S_j 는 모형 i와 j의 AUROC의 표준오차(standard error)를 각각 나타낸다. 맨 처음 부도예측모형 7년 추정기간(in-sample)은 2001년 1월~2007년 12월이다.

패널 A: 기초통계량				
부도예측모형	추정치	표준오차	95% 신뢰구간	
MDA	0.911	0.009	0.893	0.928
LOGIT	0.908	0.008	0.892	0.924
DD	0.831	0.014	0.804	0.858
CHS ^K	0.912	0.010	0.893	0.932
HAZARD	0.930	0.008	0.915	0.945

패널 B: χ^2 통계값				
부도예측모형	HAZARD	MDA	LOGIT	DD
MDA	7.1***			
LOGIT	9.1***	0.4		
DD	69.7***	36.1***	31.4***	
CHS ^K	10.6***	0.1	0.2	54.8***

***: 1% 유의수준, **: 5% 유의수준, *: 1% 유의수준.

3. 정보검증법(Information Content Test) 평가

앞의 부도적중률과 ROC 곡선은 전통적 평가방법으로 기업을 부도기업과 정상기업으로 이분(dichotomy)하여 평가한다. Hillegeist et al.(2004)은 기존의 이분법적 평가와 달리 현실의 의사결정자들은 연속적인 의사결정(continuous decision choice)을 하기 때문에 새로운 방법으로 부도예측모형을 평가해야 한다고 주장하였다. 이에 본 연구에서는 분석대상모형에서 산출된 값과 추후 실제 기업부도와의 관계를 패널분석하기 위해 아래의 식 (11)의 다기간 로짓모형을 이용하였다.

$$P_{i,t}(Y_{i,t+1} = 1) = \frac{\exp(\alpha_t + \beta X_{i,t})}{1 + \exp(\alpha_t + \beta X_{i,t})} = \frac{1}{1 + \exp(-\alpha_t - \beta X_{i,t})} \quad (11)$$

여기서 $Y_{i,t+1}$ 는 기업 i 가 1년 후 실제 부도가 될 경우 1 아니면 0, α_t 는 기저헤저드(baseline

hazard) 비율, $X_{i,t}$ 는 설명변수의 행렬이며 각 부도예측모형에서 산출된 값을 기업 i 의 기간 t 의 값으로 사용하였고 β 는 추정계수이다. 따라서 각 부도예측모형에서 산출된 값이 실제 부도사건과 상관관계가 높을수록 β 의 추정값은 유의하다고 볼 수 있다. β 의 추정값이 유의하지 않을 경우 그 부도예측모형은 실제부도사건을 예측하지 못한다고 볼 수 있다. 기저헤저드 비율은 거시경제변수처럼 모든 기업에 공통적으로 영향을 주면서 매 시점마다 변하는 요인(covariate)이다. 본 연구는 Bharath and Shumway(2008), Campbell et al.(2008)과 같이 기저헤저드 비율은 상수로 처리하였다.²²⁾

다음의 <표 10>은 식 (11)의 추정결과를 나타낸다. 패널 A에서 모형 (1)~모형 (5)는 각각 개별 부도예측모형에서 산출된 부도위험값을 설명변수로 사용하였다(univariate analysis). 이 결과를 보면, 각 부도예측모형의 β 추정값은 모두 1% 수준에서 통계적으로 유의하다. 각 모형들의 부도예측력을 비교하기 위해 수정결정계수(pseudo adjusted R^2)을 살펴보면, HAZARD 모형이 0.376로 가장 크고 그 다음으로 CHS^K(0.353), LOGIT(0.226), MDA(0.220), 그리고 DD(0.163) 모형 순으로 나타났다.²³⁾

모형 (6)~모형 (15)는 각각 두 개의 부도예측모형에서 산출된 값을 설명변수로 사용한 경우이다(bivariate analysis). 모형 (6)은 회계모형인 MDA 모형과 LOGIT 모형을 포함한 경우로 수정결정계수가 LOGIT 모형만 포함된 모형 (3)과 유사(0.226 → 0.230)한 것으로 나타났다. 이 결과는 유사한 회계정보를 포함한 모형은 추정방법론이 상이하더라도 부도예측력을 증가시키지 않는 것을 보여준다. 모형 (7)과 모형 (8)은 시장모형인 DD 모형과 회계모형인 MDA 모형 또는 LOGIT 모형에서 산출된 값을 포함한 경우로 모든 설명변수가 유의하고 모형 (8)의 수정결정계수가 DD 모형에서 산출된 값만 포함된 모형 (3)보다 비교적 크게 증가(0.163 → 0.263)한 것을 보여준다. 이 결과는 시장정보와 회계정보는 부도예측에 상호 보완적인 관계임을 나타낸다. 그러나 bivariate 모형인 모형 (7)과 모형 (8)의 수정결정계수는 CHS^K 또는 HAZARD 모형에서 산출된 값만을 개별적으로 포함한 univariate 모형 (4) 또는 모형 (5)보다 작은 것으로 나타났다.

22) 기저헤저드비율로 Hillegeist et al.(2004)은 직전 년도의 전체기업대비 부도발생 비중, Nam et al.(2009)은 직전 년도의 환율변동성을 이용하였다. 본 연구는 이 변수들을 모형에 포함해도 수정결정계수의 증가폭이 작아 분석의 편의를 위해 제외하였다.

23) Non-rolling-over에 의한 추정방법으로 추정표본(2001년~2007년)에서 추정된 모형으로 예측표본(2008년~2013년) 전체의 부도예측력을 정보검증법으로 평가한 결과, HAZARD 모형의 수정결정계수가 0.367로 가장 크고 다음으로 CHS^K(0.340), LOGIT (0.201), MDA(0.194), 그리고 DD(0.163) 모형 순으로 나타났다.

〈표 10〉 부모예측모형의 정보검증법 평가 결과

본 표의 패널 A는 2008년부터 2013년까지 매년 부모예측기간(2008년~2013년) 중 직전 7개 년도의 자료를 이용하여 분석대상 부모예측모형의 계수를 매년 재추정(year-by-year rolling-over estimation)한 후 분석대상부모예측모형에서 산출된 값과 추후 부모여부를 패널분석한 정보검증법의 실증결과를 나타낸다. 종속변수는 예측기간 동안 기업의 실제부모여부를 나타내는 더미변수이고, 설명변수는 각 분석대상 부모예측모형에서 산출된 값(fitted value)이 사용되었다. []내는 숫자는 t-값을 의미한다. ***, **, and *는 1%, 5%, 그리고 10%의 유의수준을 나타낸다.

패널 A: Univariate Analysis

설명변수	Model 1	Model 2	Model 3	Model 4	Model 5
Constant	-3.25*** [-48.1]	-2.09*** [-28.0]	-2.28*** [-31.4]	3.51*** [14.5]	3.20*** [14.1]
MDA	-0.50*** [-22.7]				
LOGIT		0.72*** [22.2]			
DD			-0.75*** [-17.4]		
CHS ^k				1.14*** [25.4]	
HAZARD					1.10*** [25.7]
Obs.	9,800	9,800	9,325	8,830	8,830
Pseudo Adj R ²	0.220	0.226	0.163	0.353	0.376

패널 B: Bivariate Analysis

설명변수	Model 6	Model 7	Model 8	Model 9	Model 10	Model 11	Model 12	Model 13	Model 14	Model 15
Constant	-2.53*** [-16.3]	-2.59*** [-29.8]	-1.75*** [-21.3]	2.03*** [6.4]	2.53*** [9.2]	2.45*** [7.3]	2.88*** [9.8]	3.22*** [11.4]	3.08*** [11.6]	3.56*** [14.3]
MDA	-0.21*** [-3.3]	-0.39*** [-15.3]		-0.24*** [-7.0]		-0.12*** [-3.0]				
LOGIT	0.45*** [5.0]		0.54*** [14.6]		0.35*** [7.1]		0.10* [1.7]			
DD		-0.45*** [-9.7]	-0.42*** [-8.9]					-0.07 [-1.3]	-0.01 [-0.2]	
CHS ^K				0.87*** [15.3]	0.86*** [15.0]			1.08*** [18.0]		0.38*** [3.7]
HAZARD						0.97*** [15.7]	1.02*** [15.3]		1.12*** [20.3]	0.78*** [8.1]
Obs.	9,800	9,325	9,325	8,830	8,830	8,830	8,830	8,731	8,731	8,830
Pseudo Adj R ²	0.230	0.263	0.261	0.372	0.373	0.380	0.378	0.359	0.381	0.382

모형 (9)와 모형 (10)은 CHS^K 모형과 MDA 모형 또는 LOGIT 모형에서 산출된 값을 포함한 경우로 모든 β 추정값이 유의하고 이 경우의 수정결정계수는 CHS^K 모형만 포함한 모형 (4)에 비해서 상승(0.353 \rightarrow 0.373)하였다. 반면 모형 (11)과 모형 (12)는 HAZARD 모형과 MDA 모형 또는 LOGIT 모형에서 산출된 값을 포함한 경우로 모형 (9)와 모형 (10)보다 수정결정계수의 증가폭(0.376 \rightarrow 0.378)이 미미한 것으로 나타났다. 이 결과는 HAZARD 모형이 CHS^K 모형에 비해 부도예측에 필요한 회계정보를 더 포함하고 있기 때문에 나타난 것으로 판단된다.

모형 (13)과 모형 (14)는 DD 모형과 CHS^K 모형 또는 HAZARD 모형에서 산출된 값을 포함한 경우로 DD 모형의 β 추정값이 더 이상 유의하지 않고 수정결정계수도 CHS^K 모형 또는 HAZARD 모형에서 산출된 값만을 포함하는 모형 (4)와 모형 (5)의 경우와 거의 차이가 없는 것으로 나타났다. 이 결과는 CHS^K 모형과 HAZARD 모형이 DD 모형이 갖고 있는 부도예측 정보를 거의 포함한다는 것을 의미한다고 볼 수 있다. 마지막으로, 모형 (15)는 HAZARD 모형과 CHS^K 모형에서 산출된 값들이 포함된 bivariate 모형으로 HAZARD 모형에서 산출된 값만을 포함하는 모형 (5)와 비교해보면 수정결정계수가 소폭 증가하는(0.376 \rightarrow 0.382) 것으로 나타났다. 이 결과는 HAZARD 모형과 CHS^K 모형의 부도예측정보가 중첩된다는 것을 보여준다.

이상의 정보검증법 결과를 요약하면, 앞에서 소개한 다른 평가방법의 결과처럼 HAZARD 모형의 부도예측력이 가장 우수하고 다음으로 CHS^K, LOGIT, MDA, 그리고 DD 모형 순으로 부도예측력이 높게 나타났다. 또한 이 평가방법에서는 회계정보와 시장정보를 각각 포함하는 모형을 별도 추정하여 결합하는 경우 부도예측력이 증가하는 것으로 나타났다. 이 결과는 회계정보와 시장정보가 부도예측에 상호 보완적인 관계임을 보여준다. 하지만 이 두 가지 정보를 한 모형에 포함한 헤지드모형이 개별 모형으로 추정한 후 결합하는 경우보다 더 많은 부도예측 정보를 제공할 수 있다는 것도 보여주고 있다.

V. 결어

본 연구는 기존의 국내연구와 달리 정보의 원천(information source)을 기준으로 회계모형,

시장모형, 그리고 헤저드모형으로 구분하고 분석대상모형의 부도예측력을 예측표본(out-of-sample)에서 비교하였다. 모형간 합리적 평가를 위해 회계모형은 판별분석과 로짓분석을 이용하여 기존의 회계모형보다 예측력이 우수한 새로운 모형을 제시하였다. 시장모형으로는 기존연구와 실무에서 가장 많이 활용되고 있는 반복갱신법(iterative method)을 활용하여 부도거리(Distance to Default; DD)모형을 추정하였다. 회계정보와 시장정보를 통합하여 부도예측에 이용하는 헤저드모형은 미국 기업을 대상으로 개발된 모형의 계수를 국내자료를 이용하여 재추정해 활용했다. 또한 이 헤저드모형을 국내 기업에 적합하도록 수정한 새로운 헤저드모형을 제시하였다. 따라서 본 연구의 분석대상모형은 판별분석(MDA)과 로짓분석(LOGIT)에 의한 회계모형, 시장모형인 DD 모형, 미국 기업을 대상으로 선정된 변수를 국내 기업에 그대로 적용해 계수를 재추정한 헤저드모형(CHS^A), 그리고 국내 기업에 적합하도록 모형을 수정한 새로운 헤저드모형(HAZARD)의 5개이다.

이상의 분석대상 모형은 부도적중률(hit-ratio), ROC(Receiver Operating Characteristic) 곡선을 이용한 평가방법, 그리고 분석대상모형에서 산출된 값과 추후 실제 기업부도와의 관계를 패널분석한 정보검증법(information content test)으로 평가되었다. 모든 평가방법에서 일관되게 국내 기업에 적합하도록 기존의 모형을 수정한 새로운 헤저드모형이 가장 부도예측력이 높은 것으로 나타났다. 따라서 본 연구의 새로운 헤저드모형을 국내 기업의 부도예측모형으로 제안하고자 한다.

참고문헌

- 강정화, “2013년 태양광산업은 어떻게 될 것 인가?,” Issue Briefing, Vol. 2013-G-01, 한국수출입은행 (2013).
(Translated in English) Kang, J. W., “Korean Market Outlook for Photovoltaic Industry in 2013,” *Working Paper*, Issue Briefing, Korea Eximbank (2013).
- 강종만, 홍성희, “부실예측모형의 적합성 분석,” 증권금융연구, 제5권 제1호 (1999), pp. 83-110.
(Translated in English) Kang, J. M. and S. H. Hong, “The Analysis of Bankruptcy Prediction Model,” *Journal of Finance and Banking*, Vol. 5, No. 1 (1999), pp. 83-110.
- 국찬표, 정완호, “기업 도산 예측에 관한 연구: 추가정보를 이용하여,” 재무연구, 제15권 제1호 (2002), pp. 217-249.
(Translated in English) Kook, C. P. and W. H. Jeong, “A Study on Forecasting Corporate Default: Based on Stock Price Information,” *Asian Review of Financial Research*, Vol. 15 (2002), pp. 217-249.
- 김상조, “판별분석에 의한 기업도산예측에 관한 실증적 연구,” 사회과학연구, 제5권 (1993), pp. 107-133.
(Translated in English) Kim, S. J., “A study on Prediction of Corporate Bankruptcy of a Discriminant Analysis Model,” *Korean Journal of Social Science*, Vol. 5 (2002), pp. 107-133.
- 김성태, 강충오, 이필상, “기업별 거시위험 민감도를 반영한 부도상관관계의 측정,” 한국증권학회지, 제39권 제1호 (2010), pp. 31-57.
(Translated in English) Kim, S. T., C. O. Kang, and P. S. Lee, “Measuring Default Correlation with Firm-Specific Macroeconomic Exposures,” *Korean Journal of Financial Studies*, Vol. 39, No. 1 (2010), pp. 107-133.

- 김세권, 박기환, “부도위험과 주식수익률,” 한국증권학회지, 제40권 제2호 (2011), pp. 377-403.
- (Translated in English) Kim, S. K. and K. H. Park, “Default Risk and Equity Return,” *Korean Journal of Financial Studies*, Vol. 40, No. 2 (2011), pp. 377-403.
- 김희정, 서정원, 조성순, “주가수익률 예측치로써 신용등급의 유용성,” 2013년 한국재무학회 추계학술대회 발표자료집, (2013), pp. 67-90.
- (Translated in English) Kim, H. J., J. W. Suh, and S. S. Jo, “The Usefulness of Credit Rating System as a Predictor of Stock Return,” *Asian Review of Financial Research Conference*, (2013), pp. 67-90.
- 남재우, 이회경, 김동석, “기업 도산 예측을 위한 생존분석 기법의 응용,” 금융학회지, 제5권 제3호 (2000), pp. 29-61.
- (Translated in English) Nam, C. W., H. K. Lee, and D. S. Kim, “A Study on the Bankruptcy Prediction Model using Survival Analysis,” *Korean Journal of Money and Finance*, Vol. 5, No. 3 (2013), pp. 67-90.
- 남주하, “기업의 부도원인과 부도예측모형 분석: IMF 전후 기간을 중심으로,” 금융연구, 제12권 제2호 (1998), pp. 77-107.
- (Translated in English) Nam, J. H., “The determinant of Corporate Bankruptcy and It's Prediction Model,” *Journal of Money and Finance*, Vol. 12, No. 2 (1998), pp. 77-107.
- 박종원, 안성만, “재무비율을 이용한 부도예측에 대한 연구: 한국의 외부감사대상기업을 대상으로,” 경영학연구, 제43권 제3호 (2014), pp. 639-669.
- (Translated in English) Park, J. W. and S. M. Ahn, “Corporate Bankruptcy Prediction Using Financial Ratios: Focused on the Korean Manufacturing Companies Audited by External Auditors,” *Korean Management Review*, Vol. 43, No. 3 (2014), pp. 639-669.
- 배영임, 송성환, 홍순기, 유성윤, “기업의 생존과 도산에 영향을 미치는 재무요인에 대한

실증분석: 우리나라 외환위기 전, 후 비교,” 산업공학, 제21권 제4호 (2008), pp. 385-393.

(Translated in English) Bae, Y. I., S. H. Song, S. K. Hong, and S. Y. Yu, “Discriminant analysis of Financial ratios and Corporate Bankruptcy: Before and After IMF,” *IE interfaces*, Vol. 21, No. 4 (2008), pp. 385-393.

신동령, “부실기업의 재무적 특징과 부실예측모형에 관한 연구: 상장기업과 비상장기업의 비교를 중심으로,” 회계정보연구, 제23권 제2호 (2005), pp. 137-165.

(Translated in English) Shin, D. R., “A Study on the Financial Characteristics of Failed Firms and Failure Prediction Model,” *Korean Journal of Accounting and Information*, Vol. 23, No. 2 (2005), pp. 137-165.

원재환, 최재곤, “기업의 부채구조를 고려한 옵션형 기업부도예측모형과 신용리스크,” 재무관리연구, 제23권 제2호 (2006), pp. 209-237.

(Translated in English) Won, J. H. and J. G. Choi, “Option-type Default Forecasting Model of a Firm Incorporating Debt Structure, and Credit Risk,” *Korean Journal of Financial Management*, Vol. 23, No. 2 (2006), pp. 209-237.

전현우, 정용화, 신동휴, “상장폐지기업의 부실예측모형에 관한 연구: 거래소시장을 중심으로,” 국제회계연구, 제38집 (2011), pp. 331-632.

(Translated in English) Jun, H. W., Y. H. Chung, and D. H. Shin, “A Study on the Failure Prediction Model of Delisting Firms: Around KSE Market,” *Korea International Accounting Review*, Vol. 38 (2011), pp. 331-632.

정완호, 국찬표, 홍광현, “기업 신용도 측정모형의 적합도 비교 연구,” 금융학회지, 제11권 제2호 (2006), pp. 67-104.

(Translated in English) Jeong, W. H., C. P. Kook, and K. H. Hong, “A Comparative Study on the Performance of Credit Evaluation Models,” *Korean Journal of Finance Association*, Vol. 11, No. 2 (2006), pp. 67-104.

Nam, C. W., “Dynamic Credit Risk Model for SMEs,” *Asian Review of Financial*

- Research*, Vol. 26, No. 4 (2013), pp. 485–526.
- Agarwal, V. and R. Taffler, “Comparing the Performance of Market–Based and Accounting–Based Bankruptcy Prediction Models,” *Journal of Banking and Finance*, Vol. 32, No. 8 (2008), pp. 1541–1551.
- Altman, E. I., “Financial Ratios, Discriminant Analysis and the Prediction of Corporate Bankruptcy,” *Journal of Finance*, Vol. 23, No. 4 (1968), pp. 589–609.
- Altman, E. I., Y. H. Eom, and D. W. Kim, “Failure Prediction: Evidence from Korea,” *Journal of International Financial Management and Accounting*, Vol. 6, No. 3 (1995), pp. 230–249.
- Altman, E. I., R. G. Haldeman, and P. Narayanan, “ZETA TM analysis A new model to identify bankruptcy risk of corporations,” *Journal of Banking and Finance*, Vol. 1, No. 1 (1977), pp. 29–54.
- Altman, E. I. and P. Narayanan, “An international Survey of Business Failure Classification Models,” *Financial Markets, Institutions and Instruments*, Vol. 6, No. 2 (1997), pp. 1–57.
- Bauer, J. and V. Agarwal, “Are Hazard Models Superior to Traditional Bankruptcy Prediction Approaches? A Comprehensive Test,” *Journal of Banking and Finance*, Vol. 40 (2014), pp. 432–442.
- Beaver, W. H., “Financial Ratios as Predictors of Failure,” *Journal of Accounting Research*, Vol. 4, No. 3 (1966), pp. 71–111.
- Beaver, W. H., M. F. McNichols, and J. W. Rhie, “Have Financial Statements Become Less Informative? Evidence from the Ability of Financial Ratios to Predict Bankruptcy,” *Review of Accounting Studies*, Vol. 10, No. 1 (2005), pp. 93–122.
- Bharath, S. T. and T. Shumway, “Forecasting Default with the Merton Distance to Default Model,” *Review of Financial Studies*, Vol. 21, No. 3 (2008), pp. 1339–1369.
- Byoun, S., “How and When do Firms Adjust Their Capital Structures Toward Targets?,” *Journal of Finance*, Vol. 63, No. 6 (2008), pp. 3069–3096.
- Campbell, J. Y., J. Hilscher, and J. Szilagyi, “In Search of Distress Risk,” *Journal of Finance*, Vol. 63, No. 6 (2008), pp. 2899–2939.

- Charalambakis, E. C., “On the Prediction of Corporate Financial Distress in the Light of the Financial Crisis: Empirical Evidence from Greek Listed Firms,” *Working Paper*, Bank of Greece, Vol. 164 (2013).
- Chava, S. and A. Purnanandam, “Is Default Risk Negatively Related to Stock Returns?,” *Review of Financial Studies*, Vol. 23, No. 6 (2010), p. 107.
- Chava, S. and R. A. Jarrow, “Bankruptcy Prediction with Industry Effects,” *Review of Finance*, Vol. 8, No. 4 (2004), pp. 537–569.
- Conrad, J. S., N. Kapadia, and Y. Xing, “What Explains the Distress Risk Puzzle: Death or Glory?,” *Working Paper*, Unveristy of North Carolina (2012).
- Dichev, I. D., “Is the Risk of Bankruptcy a Systematic Risk?,” *Journal of Finance*, Vol. 53, No. 3 (1998), pp. 1131–1147.
- Duan, J. C., “Maximum Likelihood Estimation Using Price Data of the Derivative Contract,” *Mathematical Finance*, Vol. 4, No. 2 (1994), pp. 155–167.
- Elmer, P. J. and D. M. Borowski, “An Expert System approach to Financial Analysis: The Case of S&L Bankruptcy,” *Financial Management*, Vol. 17, No. 3 (1988), pp. 66–76.
- Engelmann, B., E. Hayden, and D. Tasche, “Measuring the Discriminative Power of Rating Systems,” *Working Paper*, Banking and Financial Supervision (2003).
- Griffin, J. M. and M. L. Lemmon, “Book-to-Market Equity, Distress Risk, and Stock Returns,” *Journal of Finance*, Vol. 57, No. 5 (2002), pp. 2317–2336.
- Hillegeist, S. A., E. K. Keating, D. P. Cram, and K. G. Lundstedt, “Assessing the Probability of Bankruptcy,” *Review of Accounting Studies*, Vol. 9, No. 1 (2004), pp. 5–34.
- Merton, R. C., “On the Pricing of Corporate Debt: The Risk Structure of Interest Rates,” *Journal of Finance*, Vol. 29, No. 2 (1974), pp. 449–470.
- Miller, W., “Comparing Models of Corporate Bankruptcy Prediction: Distance to Default vs. Z-Score,” *Working Paper*, Morning Star (2009).
- Falkenstein, E. G., A. Boral, and L. V. Carty, “RiskCalc for Private Companies: Moody’s Default Model,” *Working Paper*, Moody’s Investor Service (2000).

- Kealhofer, S. and M. Kurbat, “The Default Prediction Power of the Merton Approach: Relative to Debt Ratings and Accounting Variables,” *Working Paper*, Moody’s KMV (2001).
- Loffler, G., “The Complementary Nature of Ratings and Market-Based Measures of default Risk,” *Journal of Fixed Income*, Vol. 17, No. 1 (2007), pp. v38–47.
- Nam, C. W., T. S. Kim, N. J. Park, and H. K. Lee, “Bankruptcy Prediction Using a Discrete-Time Duration Model Incorporating Temporal and Macroeconomic Dependencies,” *Journal of Forecasting*, Vol. 27, No. 6 (2008), pp. 493–506.
- Ohlson, J. A., “Financial Ratios and the Probabilistic Prediction of Bankruptcy,” *Journal of Accounting Research*, Vol. 18, No. 1 (1980), pp. 109–131.
- Park, J., “Equity Issuance, Distress, and Agency Problems: The 20% Rule for Privately Issued Equity,” *Working Paper*, Korea University Business School (2014).
- Reisz, A. S. and C. Perlich, “A Market-Based Framework for Bankruptcy Prediction,” *Journal of Financial Stability*, Vol. 3, No. 2 (2007), pp. 85–131.
- Shumway, T., “Forecasting Bankruptcy More Accurately: A Simple Hazard Model,” *Journal of Business*, Vol. 74, No. 1 (2001), pp. 101–124.
- Sobehart, J. and S. Keenan, “Measuring Default Accurately,” *Risk*, Vol. 14, No. 3 (2001), pp. 31–33.
- Stein, R., “Evidence on the Incompleteness of Merton-type Structural Models for Default Prediction,” *Working Paper*, Moody’s Investors Services (2000).
- Vassalou, M. and Y. Xing, “Default Risk in Equity Returns,” *Journal of Finance*, Vol. 59, No. 2 (2004), pp. 831–868.
- Wu, Y., C. Gaunt, and S. Gray, “A Comparison of Alternative Bankruptcy Prediction Models,” *Journal of Contemporary Accounting and Economics*, Vol. 6, No. 1 (2010), pp. 34–45.
- Zmijewski, M. E., “Methodological Issues Related to the Estimation of Financial Distress Prediction Models,” *Journal of Accounting Research*, Vol. 22 (1984), pp. 59–82.

〈부록 1〉

1. 부도예측모형으로서 판별분석을 이용한 기존의 연구

모형	설명변수	국가	기간
Altman(1968)	운전자본/총자산(WCTA), 유보이익/총자산(RET), 영업이익/총자산(NITA), 자기자본(시장가치)/총부채(METL), 매출액/총자산(SLTA)	미국	1946~1965
Altman et al.(1995)	log(총자산)(lnTA), log(매출액/총자산)(lnSLTA), 유보이익/총자산(RET), 자기자본(시장가치)/총부채(METL)	한국	1990~1993
정완호 외(2006)	고정자산증가율(FAGRWITH), 순이익/총자산(NITA), 부채/자본(TLEQ), 매출액/고정자산(SLFA)	한국	1997~2003

2. 부도예측모형으로서 로짓분석을 이용한 기존의 연구

모형	설명변수	국가	기간
Ohlson(1980)	log(총자산/GNP 디플레이터)(lnTA), 부채/총자산(TLTA), 순운전자본/총자산(WCTA), 유동부채/유동자산(CLCA), 순이익/총자산(NITA), 영업활동이익*/총부채(FUTL), 적자기업더미(IINTWO), 자본잠식더미(NEGBE), 순이익증가율(NIGRWTH) *세전순이익(pretax income)+감가상각비(depreciation)	미국	1970~1976
신동령(2005)	영업이익/총자산(NITA), 이익잉여금/총자산(RET), 3개년 영업이익률 표준편차(sd_NITA), 총차입금/총자산(BWTA), 이자비용/매출액(INSL), 순운전자본/총자산(NITA), 현금성자산/총자산(CASHTA), 영업현금흐름/총부채(FFOTL)	한국	2000~2004

〈부록 2〉

1. CHS^K 모형과 HAZARD 모형의 설명변수

비율	산식
시장자산순이익률 (NIMTAAVG)	$\frac{1 - \emptyset^3}{1 - \emptyset^{12}} (NIMTA_{t-1, t-3} + \dots + NIMTA_{t-10, t-12})$ <p>cf) $\phi = 2^{-\frac{1}{3}}$, $NIMTA = \frac{\text{당기순이익(NI)}}{\text{시장총자산(MTA, 주식의 시장가치+부채의 장부가치)}}$</p>
시장부채비율(TLMTA)	$\frac{\text{총부채(TL)}}{\text{시장총자산(MTA, 주식의 시장가치+부채의 장부가치)}}$
초과수익률 (EXRETAVG)	$\frac{1 - \emptyset}{1 - \emptyset^{12}} (EXRETA VG_{t-1} + \dots + \emptyset^{11} EXRETA VG_{t-12})$ <p>cf) $\phi = 2^{-\frac{1}{3}}$, $EXRET = \log(1 + \text{추가수익률}_{i,t}) - \log(1 + \text{추가수익률}_{KOSPI})$</p>
상대규모비율(RSIZE)	$\log\left(\frac{\text{개별 기업의 시장가치}_t}{\text{KOSPI 시장가치}_t}\right)$
변동성(SIGMA)	$\left(252 \times \frac{1}{N-1} \sum_{k \in (t-1, t-2, t-3)} R_{i,k}^2\right)^2$
현금비율(CASHMTA)	$\frac{\text{현금 및 현금성자산+단기투자자산(CASH)}}{\text{시장총자산(MTA, 주식의 시장가치+부채의 장부가치)}}$
시장가-장부가 비율(MB)	$\frac{\text{자본의 시장가치(MV)}}{\text{자본의 장부가치(BV)}}$
주식가격(PRICE)	주식가격이 15,000원 이하면 주당 가격/1,000, 그렇지 않으면 15
시장현금유입비율 (FFOMTA)	$\frac{\text{영업현금유입(FFO)}}{\text{시장총자산(MTA, 주식의 시장가치+부채의 장부가치)}}$
시장총자산회전율 (SLMTA)	$\frac{\text{매출액(SL)}}{\text{시장총자산(MTA, 주식의 시장가치+부채의 장부가치)}}$