

생존분석과 KMV모형을 이용한 기업 부도 예측

The Prediction of Corporate Bankruptcy by
Combining Survival Analysis and KMV Model

최정원* · 오세경**

Jung-won Choi* · Sekyung Oh**

Abstract

While the methods of evaluating and measuring the risk of corporate bankruptcy have been developing, the need of more sophisticated prediction models for corporate bankruptcy becomes greater than ever. The existing methods for forecasting company's default are classified into a discriminant analysis using financial statement data and a KMV model using stock market data. Although there are many attempts to combine two methods, we have not found any meaningful results yet.

We try to combine survival analysis and KMV model through Monte-Carlo simulation. We find better results when we apply survival data that were forecasted by a logistic regression model than the existing models. This paper shows that it is more useful to use both financial statement data and stock market data when forecasting corporate bankruptcy.

Key Words: Corporate bankruptcy, KMV model, Logistic regression model, Monte-carlo simulation, Survival analysis

논문접수일: 2016.02.29 / 심사수정일: 2016.04.28 / 게재확정일: 2016.05.26

* 제1저자, 건국대학교 경영학과 박사과정, garden31@naver.com

** 교신저자, 건국대학교 경영학과 교수, skoh@konkuk.ac.kr

I. 서론

기업 부도가 급격히 증가하여 한국경제 전반이 큰 위기를 맞이하였던 IMF사태 이후, 기업의 부도 위험에 관한 관심이 높아짐에 따라 기업 부도 위험을 평가하고 측정하는 방법은 계속 발전하였다. 시간이 흘러 경제 상황이 많이 안정된 이후에도 기업 신용위험에 관한 정확한 측정과 평가는 금융기관의 손실을 최소화하고 효율적인 투자자원 배분을 위하여 매우 중요하게 다루어져 왔다.

그렇지만 기존의 수많은 연구들이 이미 진행되었음에도 불구하고 기업 운영 환경이 글로벌화 되고 그 밖에 여러 가지 많은 변화가 생김에 따라, 기업 부도 위험을 보다 정확하게 예측하고 평가하는 정교한 모형을 요구하는 금융기관이나 투자기관의 니즈(needs)는 꾸준히 증가하고 있다. 또한 최근 서브프라임 모기지 사태로 인한 국제적인 경제 위기는 기업 경영환경의 더욱 급격하고 큰 변화를 야기하여, 정교한 부도 측정 모형의 필요성이 더욱 중요해지고 있다. 특히 금융기관의 입장에서 보면 기업이나 개인 등의 신용위험을 평가하는 것은 당장의 순이익의 증감뿐만 아니라 차후 회사의 존망을 결정할 수도 있는 매우 중요한 문제라고 할 수 있다. 실제로 금융기관 위험관리에 관한 여러 분석에 따르면 현재 전체 위험중의 대부분은 가격위험 등 다른 위험이 아닌 채무불이행 등의 신용위험에서 발생하고 있다고 한다.

매우 우량하고 규모가 큰 기업이나, 매우 위험하고 영세하여 등급이 아주 낮은 기업에는 현재의 신용 등급 평가 기준만으로 기업의 부도를 예측하는 것이 적절하게 적용될지도 모른다. 하지만 현실적으로 신용기관이 대출심사를 해야 하는 대부분의 영세한 기업들은 투자 여부를 확실히 판별하기 어려운 ‘투자 중립’ 등급이거나 신용 그룹 평가를 받지 못한 경우가 매우 많다. 이들의 부도 확률을 측정하려면 기존의 신용그룹에 매핑(Mapping)을 하여 추정해야 하는 문제점이 발생하므로, 해당 기업들의 부도 예측을 위한 추가적인 정보가 필수적이라 하겠다. 본 연구는 기업의 부도 예측을 보다 합리적으로 추정하기 위한 추가정보를 얻기 위한 연구이다. 기존의 기업 부도 예측에 관한 연구들은 기업 내부 지표인 재무정보를 이용하거나 시장정보(예: 기업의 주식 가격) 혹은 거시적 경제 지표의 변화를 토대로 EDF(Expected Default Frequency: 예상도산확률)를 추정하여 기업의 부도를 추정하였다.

회계 및 재무 정보를 이용하여 부도 확률을 추정하는 것은 수치로 표현된 계량화된 자료이므로 객관성이 높고, 검증되어 공시되는 자료이므로 신뢰성이 높으며 자료에 대한

접근이 수월하다. 또한 적합한 구체적인 재무 지표의 수준을 설정하여 줄 수 있어 기업의 의사결정자에게 기업의 활동 방향을 제시할 수 있는 장점을 가지고 있다. 반면 회계적 재무 정보는 연간으로 공시 되므로 적시성이 떨어지고, 분식회계 등의 자료의 오염 여부 또한 문제점으로 제기된다.

시장 정보를 이용하여 부도 확률을 추정하는 것은, 적시성이 매우 높고 다양한 거시적 이거나 미시적인 경영 환경, 기업의 현재가치와 미래 예상 가치 등의 기업에 관련된 거의 모든 정보가 이미 반영되어 있는 주가를 이용하므로 점점 사용 비중이 늘어나고 있는 방법이다. 다만 주가 정보는 기업 외적 환경이나 투자자들의 심리 등의 대내외적인 변수에 따른 변동이 심하고 기업이 스스로 통제하기 어려운 변수이므로, 구체적인 기업 경영의 활동 방향을 제시하기 어려운 단점을 가지고 있다.

기존의 기업 부도 예측에 사용되어진 방법들을 구체적으로 살펴보면, 크게 재무정보를 이용한 판별분석 형태와 시장 정보인 주가를 이용하여 예측하는 KMV 모형으로 나누어 진다고 할 수 있다. 이 두 가지 방법론은 각각 국내외에서 많이 연구되었지만, 이 두 가지 방법을 접목하는 시도는 아직 미흡한 결과들을 보여주고 있다.

본 연구에서는 생존분석과 KMV 모형의 두 가지 방법론을 몬테칼로 시뮬레이션(Monte Carlo Simulation)으로 접목하여 기업 부도를 예측하는 방법을 시도하였다. 생존분석(Survival Analysis) 기법은 모집단을 가정하지 않아도 생존주기(Life cycle) 라는 또 다른 형태의 변수로서 자료의 해석이 가능하므로 보다 동태적인 분석이 가능한 장점을 가지고 있다. 주가 정보를 사용하는 KMV 모형을 사용하여 시뮬레이션으로 예상 부도 확률 분포를 예측하고 이를 이용하여 각 기업의 생존 주기를 확률적으로 도출한 후, 재무 변수를 포함할 수 있는 생존분석 기법에 적용하여 주가 정보와 재무 정보를 모두 포함한 예측 모형을 추정할 수 있다는 것이 본 연구의 핵심 아이디어이다.

본 연구의 구성은 다음과 같다. 2장에서 기존에 진행되었던 선행연구를 살펴본 후, 3장에서 연구에 사용할 방법론의 소개와 응용 방안을 살펴본다. 4장에서는 실증연구의 단계를 순차적으로 제시하고, 그 결과를 수록하였다. 마지막으로 5장에서 결론을 맺었다.

II. 선행연구

본 연구와 유사한 방법으로 생존분석과 KMV 모형을 접목한 기법을 적용한 기존 연구는 찾기 힘들었으나, 기존에는 여러 가지 방법으로 국내외에서 기업 부도 예측연구 재무정보와 시장정보를 이용하여 많은 연구가 활발하게 진행되어 왔다.

재무지표를 이용한 기업 부도 예측 연구는 Altman(1968)의 다변량 판별분석을 시작으로 로짓 모형, 프로빗 모형으로 대표되는 이산(Discrete)확률 모형으로 발전하여, 최근에는 의사 결정 나무(Decision Tree)나 신경망(Neural Network) 분석 같은 탐색적 데이터 마이닝 형태의 기법들로 이어지고 있다.

재무정보만으로 국한하지 않고 시장정보를 도입한 기법들이 EDF 추정에 유용하다는 것은 KMV 모형을 비롯하여 여러 연구를 통하여 증명되었다.

국외 연구로서 McQuown(1993)은 자본시장의 시장가격을 바탕으로 한 기업 채무불이행 위험측정과 기존의 Z-score 등의 재무자료 위주의 위험측정을 비교하고, 시장가격을 기반으로 한 부도 예측이 더욱 뛰어난 것을 체계적으로 설명하였다. 또한 EDF를 이용하여 채무불이행 확률이 발생할 추정치를 도출하는 것은 단순한 기대손실과는 다르며, 채무불이행 예측에 보다 효율적임을 연구하였다.

오세경(2001)은 국내 기업들을 건실 기업과 부실 기업으로 구별하여 로짓(Logit) 모형을 이용한 다변량 판별분석을 이용하여 구분하는 방법을 연구하였다. Merton(1973)의 주식옵션모형(KMV 모형)을 이용하여 EDF의 시간별 변화 추이를 파악하여, 부실 기업들의 EDF가 부도가 발생하기 수개월 또는 1년 이상 전부터 급격히 올라가는 것을 실증분석을 통하여 입증함으로써 시장정보에 의한 기업 부도 예측이 유용함을 증명하였다.

한편, 생존분석의 기업 부도 예측 모형의 응용에 관한 많은 연구 또한 이루어져 왔다. Louma(1991)는 기업 부도예측 모형에 생존분석이 응용될 수 있음을 연구하고, Cox 비례위험모형(Cox Proportional Hazard Model)을 이용하여 기존의 로지스틱 분석과 비교한 실증분석 결과를 제시하였다. 이 연구는 기존의 이진 분류적 예측 방법의 정태적 분석 한계를 지적하고 이를 보완하기 위한 동태적(Dynamic) 분석 방법으로 생존분석의 응용을 제시하였다. Cox 비례위험모형을 도입함으로써 기존에 생존분석이 재무정보를 포함하지 못하였던 단점을 보완하여 예측 모형으로 손색이 없음을 증명한 것이다.

남재우 외(2000)는 기업 도산 예측 모형을 우리나라에 적용하여 생존분석을 이용한 실증분석을 하였다. 이 연구는 비록 과거 자료를 적용하여 모형을 평가하였을 경우, 이진

분류 예측방법과 모형 적합이 큰 차이가 없거나 더 좋지 않은 결과도 나타났지만 미래 부도예측에 이진 분류의 결과만 제공하는 다른 분석들 보다 ‘생존주기’ 라는 또 다른 유용한 정보를 제공하는 장점을 제시하였다. 남재우 외(2000)는 생존주기와 재무변수들의 직접적인 관계를 계량적으로 분석하기 위하여 Cox 비례위험 모형과 AFT 모형 적용을 연구하였다. 또한 생존분석을 보완하고자 추가적으로 시간이 변할 수 있는 특성을 공변량에 반영하고, 거시적 환경변화에 적용할 수 있는 모형 연구의 필요성을 논하였다.

윤형준(2006)은 통계적인 데이터마이닝 기법을 응용한 여러 가지 기업부도측정 모형의 한국기업 실증분석을 통하여 모형을 평가하고 어떤 모형이 보다 적합한 예측이 가능한지 연구하였다. 분석 결과, 우리나라 기업들의 경우 Cox 회귀분석을 이용한 생존분석이 기업부도예측을 하는데 다른 모형보다 다소 우수함을 보였다. 우희선(2001)의 연구도 비슷한 방법론을 사용하였다. 신용등급이 낮은 집단일 경우, 기업 부도 예측에 생존분석의 이용이 기존의 방법론만 사용하는 것 보다 효과적임을 실증분석 하였다.

한상일·장욱(2001)은 시장정보와 회계적 재무정보를 결합하고자 하는 연구로서 상장 기업 중 1996년 1월부터 2000년 12월까지의 부도난 137개의 기업을 대상으로 신용등급 및 주가와 기업부도위험 사이의 관계를 살펴보았다. 재무정보를 사용한 신용등급 예측과 주가정보를 사용한 예측의 유용성을 각각 평가하고 이를 단순 결합하여, 기업 부도 가능성 예측에 얼마나 더 유의한 결과를 얻을 수 있는가를 실증분석 시도하였다. 결론적으로 재무정보와 회계정보 각각의 이용은 기업 부도확률 예측에 유의하지만 변수를 단순 결합하여 분석할 경우 공선성(Co-Linearity)등의 모형 설정 문제가 발생하는 등, 예측에는 문제가 있음을 분석하고 추가적인 연구의 필요성을 언급하였다.

기존의 선행 연구들을 종합해보면 재무정보 혹은 시장정보 둘 중의 하나만 이용하여 분석한 연구가 대부분이고 두 가지 방법론들을 결합한 연구에서도 유의적인 결과를 얻지 못하였다.¹⁾ 본 연구는 시장정보를 이용하는 방법론인 KMV 모형과 재무정보를 이용하는 생존분석, 두 가지 방법론을 결합하여 예측 모형을 추정하여 보고, 도출된 모형이 실증적으로 우수한 예측력을 나타내는지 분석해 보고자 한다.

1) 이인로·김동철(2015)는 최근 시장정보와 재무정보를 혼합한 부도예측 모형에 대한 연구를 수행하였다. 본 연구 진행 이후에 발표된 논문으로 별도로 표기한다.

III. 연구 방법론 및 배경 이론

1. 생존분석

1) 생존분석의 정의

생존분석(Survival Analysis)은 개체들로 구성된 집단의 수명(Lifetime)과 관련된 자료들을 분석하는, 특정의 사건이 일어나기까지의 시간을 분석하는 방법론이다. 의학 분야에서 주로 많이 쓰이고 있는 생존분석은 예를 들어, 새로운 약이 개발 되었다면 이 약을 투여한 집단과 기존의 집단 간의 어떠한 생존시간의 차이가 발생하며 어떤 요인이 영향을 미치는지 분석해 볼 수 있을 것이다.

생존분석은 초기에는 사회과학분야에서 분석에 영향을 미치는 여러 가지 공변량(Covariate)들을 반영하지 못하는 단점으로 인하여 많이 응용되지 못하였으나, 근래에 공변량을 포함하는 생존함수의 추정에 관한 연구가 많이 진전되면서 사회과학 분야에서 최근 그 사용이 늘어나는 추세이다. 생존분석은 다음과 같이 분류할 수 있다.

- 모수적 방법 : 와이불(Weibull) 분포, 지수(Exponential) 분포를 모수로서 비례적으로 분석
- 비모수적 방법 : Kaplan-Meier 추정량, Mantel-Haenszel 검정 절차 이용
- 공변량 적용: Cox 비례위험 모형(Cox PH Regression), 가속화 실패시간모형(AFT Model)

모수적 방법은 표본이 기존의 많이 쓰이는 분포를 따른다고 가정하여 생존함수를 추정하는 것이고, 비모수적 모형은 분포의 정의 없이 순위(rank)를 설정하여 분석하거나 표본의 분포를 이용하여 생존함수를 추정하고 검정하는 방법이다. 공변량을 적용한 생존분석은 생존함수에 영향을 주는 다른 변수들의 효과를 회귀식의 형태로 추정하여, 어떠한 요인이 생존확률에 영향을 얼마만큼 미치는지 계량적으로 분석하는 방법이다.

생존분석을 수행할 경우 유의할 점은, 생존분석이 자료의 사망 시점을 분석하는 방법이므로 자료의 절단 방법과 시기의 인식이 매우 중요한 특성을 가지고 있다는 점이다. 만약 분석에서 실험 설계자가 임의의 종료 시점을 설정할 경우, 종료 시각 전에 사망이 관측되는 자료에 대해서는 그 시점에 생존 기간을 절단해야 한다. 이러한 절단을 형태- I 절단(type- I censoring)이라 한다. 반면 실험 시작 단계에서 종료 시점을 결정하는 대신 사망

이 관측되는 개체의 개수를 미리 정하여 절단하는 것을 형태-Ⅱ 절단(type-Ⅱ censoring)이라 한다. 이러한 절단의 형태 차이는 생존분석 방법론의 형태를 결정하는데 중요한 요인으로 작용한다. 본 연구는 사전적으로 1년이라는 기간을 정하여 기간안의 사망 사건을 조사하는 형태이므로, 형태-Ⅰ 절단에 해당하며 그에 따른 적절한 생존분석을 수행하였다.²⁾

2) 기업부도 예측모형에 생존분석을 적용하는 이유

본 연구에서 생존분석을 도입함으로써 여러 모형 추정의 개선 효과를 기대할 수 있다. 남재우 외(2000)의 연구에서는, 과거 모집단의 부도를 표본 집단으로부터 추정하여 판별하는 데에는 기존의 여러 가지 이진 분류형 예측모형들이 뛰어날 가능성도 존재하지만, 생존분석은 생존주기라는 횡단면적 성격이 아닌 동태적인 변수로서 분석할 수 있고 모집단의 가정이 필요하지 않아 예측 모형에 적용하기에 보다 유용하다고 논하였다. 다만 분석을 위한 제약 사항으로 기업 부도 예측에 나타나는 중요한 변수인 생존기간을 계산하기 위하여 기준 시작 시점의 정의에 관한 논란이 있음을 문제점으로 제기하고 있다. 기업의 전체 수명을 생존시간으로 가정하여 분석하는 것은 장기간에 걸쳐 기업이 안정적인 상황에서 운영된다는 의미이므로 변화하는 기업 환경이 존재하는 실제와 맞지 않는 한계를 나타낸다. 이와 같은 문제를 해결하기 위하여 대상 연구 기간을 특정하게 ‘IMF 외환위기’ 같은 경제적 이벤트 기간으로 설정함으로 해결하고자 하였다.

본 연구는 시뮬레이션을 설정하는 과정에서 이와 같은 기간 적용의 문제를 해결하기 위하여, 각 표본을 부도업체 기준으로 부도가 발생한 해의 전년도 연말 시장 및 재무 데이터를 사용하였다. 즉, 모든 표본은 전년도 시장지표 및 재무지표 성과를 통하여 다음연도 부도 확률을 측정 하게 되는 것이다. 분석 시작 시점을 동일하게 설정할 수 있으므로, 각각 다른 기간에 부도가 발생한 표본이라도 동일한 조건을 적용하여 예측 생존주기를 얻을 수 있다.

시뮬레이션을 이용할 경우 상황에 맞게 가상 예측 설정하여 발생시켜 분석할 수 있으므로 여러 가지 상황을 반영하여 분석할 수 있다. 따라서 예측에 필요한 다른 변수들의 영향이나 통제할 수 없는 거시적 시장 상황의 영향을 반영하지 못하였던 기존의 방법론들의

2) 주어진 실험 기간안에 사망이 확인되지 않고 추적이 불가능한 절단을 형태-Ⅲ 절단(type-Ⅲ censoring)이라 한다. 본 연구의 경우 인수합병 등의 부도가 아닌 다른 이유로 사라진 개체를 이와 같은 형태로 볼 수도 있다. 하지만 이러한 기업들의 경우에도 부도에 상응하는 재무 상태가 예상되며, 표본 추출과정에서 표본에서 이러한 기업을 최대한 배제하였으므로 형태-Ⅲ 절단을 고려하지 않는다.

단점을 보완할 수 있다.

기업의 재무정보나 시장정보 데이터는 기업 공시를 의무적으로 수행하여야 하는 그 특성상, 추적이 불가능하게 되는 중도절단 값이 적어 기존의 생존분석이 사용하던 개개인의 환자의 생활패턴이나 추적기간을 설정하는 의학계열의 생존분석 보다 더 정확하고 효율적인 데이터를 제공한다. 게다가 본 연구에 사용되어지는 표본 기업들은 상장기업들이므로 기업들의 재무정보를 공시 정보를 통하여 정확하고 신속하게 얻을 수 있으며, 부도 상황 또한 개념을 명확히 정의 한다면 어느 정도 거의 확실한 추적이 가능하다. 생존분석은 기본적으로 의학에서 특정 질환으로 인한 환자의 사망을 통계적으로 분석하기 위하여 탄생한 방법론이므로 추적기간에 대한 설정과 오차를 줄이는 것이 분석의 검정에 있어서 매우 중요한 과제이다. 따라서 추적오차가 적은 기업의 재무정보와 시장정보는 생존분석의 신뢰성을 한층 높여주어 보다 좋은 결과를 도출할 것으로 기대되는 또 하나의 요소이다.

3) 생존함수의 추정

특정의 시간을 넘겨 생존하는 확률, 즉 특정 시간까지 사건이 발생하지 않을 확률을 생존함수라고 일컫는다. 생존 시간이라는 변수를 T 로, 실제 관찰된 생존 시간의 값을 t 로 표기하면 생존함수는 다음과 같이 정의된다.³⁾

$$S(t) = \Pr(T \geq t) \quad (1)$$

전체 관찰 대상수를 N 이라 하고 이중 t 시간 이상 생존한 수가 n 이었다고 하면 $S(t)$ 의 추정치는 n/N 이 된다. 생존함수는 누적 생존확률⁴⁾이라 생각할 수 있다.

본 연구에서는 대표적인 비모수적 함수 추정 방법으로 Kaplan-Meier법(K-M법)을 이용한다. K-M법은 해당 기간에 누적으로 생존한 개체수를 비율로 표시하여 주는 방법인 단순 누적 생존확률과 크게 다르지 않다. 하지만 확률론에 입각하여 모수 분포의 가정이 필요 없고 중도 절단이 있는 생존 자료의 특성을 반영할 수 있기 때문에 적은 양의 표본을 통해서도 생존함수를 추정할 수 있는 장점이 있는 방법론이다. 또한 공변량을 고

3) Cox(1972), 박재빈(2006). 송경일 외(1999).

4) 가장 기초적인 생존분석의 방법인 생명표법에서 주로 이용한다. 생명표 법은 특정기간에 생존한 누적 개체수를 비율로 표시하는 매우 간단한 방법이다.

려하지 않으므로 매우 간단하게 구할 수 있고, 생존곡선을 도식하거나 로그-순위 검정 절차로서 쉽게 두 집단의 생존함수를 통계적으로 비교할 수 있다.

K-M법의 생존함수 추정법을 대략적으로 살펴보자. 표본의 크기가 n 인 관찰 자료가 있고 각 표본의 정확한 사망 시간이 알려져 있을 때, i 번째 개체가 사망한 시간을 t_i 라고 표기하자. 이렇게 관찰된 생존시간을 가장 짧은 것부터 배열하면, $t(0) < t(1) < t(2) < \dots < t(i) < \dots < t(n)$ 이 된다. 여기서 $t(0)$ 은 시작 시점인 0시점을 말한다. 주어진 시간 $t(i)$ 이상 생존하는 개체는 i 시간에 발생할 수 있는 n_i 에서 관심이 되는 사건 d_i 가 발생할 확률을 고려하여 생존할 확률인 s_i 를 구하게 된다.

$$s_i = \frac{n_i - d_i}{n_i} \quad (2)$$

각 시점의 생존 확률 간의 관계는 다음 식과 같다.

$$S(t(i)) = S(t(i-1)) \times s_{ti} \quad (3)$$

식(3)을 여러 기간으로 확장하면, 한 기간의 생존확률은 이전 기간들의 생존확률의 누적 곱의 형태로 표현할 수 있다. 각 구간의 조건부 생존확률을 $t(i)$ 까지 한정하여 연속적으로 곱하여 $S(t(i))$ 를 얻기 때문에 K-M 추정법을 적한정(Product-limit)추정법이라고도 한다.

생존함수를 통계적으로 비교하기 위해서 Mantel-Heansel 카이제곱통계량을 사용하여 로그-순위 검정을 수행할 수 있다. Mantel-Heansel법은 두 생존함수의 정오분류표의 오즈 비율(OD.D.s ratio)을 공통적으로 추정하여 카이제곱 통계량을 얻어, 생존확률이 집단 간의 유의한 차이가 있는지 검정할 수 있다.

4) 공변량을 이용한 생존분석

단순히 생존 주기를 이용한 생존 분석은 모든 개체의 사건 발생 위험도가 동일하다는 가정이 깔려있다. 하지만 현실적으로 여러 가지 개체의 특성이 생존주기에 영향을 줄 수 있다. 계층별로 집단을 나누어 생존함수를 추정하여 이를 비교할 수도 있지만, 여러 가지 변수를 한꺼번에 고려하기는 어렵다. 이러한 경우 계층화 분석 보다는 여러 가지 공변량

을 포함할 수 있는 다중회귀 모형과 같은 다변량적 접근법을 이용하는 것이 바람직하다.

생존분석에 영향을 주는 변수를 반영하는 방법은, 대표적으로 생존함수 모형에 직접 공변량 반영하여 분석할 수 있는 Cox(1972)의 비례위험모형을 이용할 수 있다. Cox 비례위험모형은 준모수적(Semi-parametric) 방법으로서 생존시간의 분포에 대한 가정을 하지 않아도 가능하고 시간이 바뀌는 공변량의 경우에도 분석할 수 있다는 장점이 있다.

Cox 비례 위험 모형을 사용하기 위해서는 우선 위험 함수의 추정이 필요하다. 어떠한 생존분석 실험에서 실험 시작 시점을 t_0 사망 시점을 T라고 가정하면, 생존기간은 $T-t_0$ 이 된다. 이와 같은 가정하여 실험 시작 시점(t_0)을 0으로 가정하면 생존기간은 아래의 확률 밀도 함수를 가지는 확률 변수가 된다.

$$h(t) = \lim_{\Delta t \rightarrow 0} \frac{P(t < T < t + \Delta t | T > t)}{\Delta t} \quad (4)$$

이 확률 누적 함수를 $F(t) = P(T \leq t)$ 라고 정의 하면, 시점 t 이전에 사망이 일어나지 않을 확률로서 생존함수는

$$S(t) = P(T > t) = 1 - F(t) \quad (5)$$

$$h(t) = \frac{f(t)}{S(t)} \quad (6)$$

으로 표현된다. 이때 위험률 $h(t)$ 와 생존함수 $S(t)$, 분포함수 $f(t)$ 는 모두 동일한 관찰 개체의 생존확률에 대한 정보를 가지고 있지만 그 의미 해석은 다르다.

생존 함수의 역함수인 위험함수 $h(t)$ 의 비례 위험 함수는 다음과 같이 정의 된다.

$$\frac{h_1(t)}{h_0(t)} = \exp(b_1 * X_i) \quad (7)$$

이와 같이 추정된 비례 위험 함수를 이용하면 Kaplan-Meier 추정법 등으로 추정된 분포나 일반적으로 사용되어지는 로그정규분포, 지수 분포 등을 기저함수로 가정하여 비례적으로 각 공변량이 생존 확률에 어떻게 영향을 주는 지 추정할 수 있다.

Cox 비례 위험 모형의 계수는 어떤 공변량들이 생존주기에 많은 영향을 미치는 지를 분석하기에는 용이하다. 하지만 추정된 계수가 비율형태로 도출되므로 직접 생존주기와 변수의 계량적인 관계를 예측을 하기에는 적절하지 않다. 따라서 각 공변량에 따른 생존 주기의 수준을 예측하여 우리가 목적으로 하는 부도 판별을 수행하기 위해서는 Cox 비례 위험 모형을 이용하여 가장 생존주기에 영향력이 높은 변수들을 선정한 후, 모수적인 생존 모형인 가속화 실패시간 모형(Accelerated Failure Time Model, AFT 모형)에 적용하여 생존주기와 영향을 주는 변수들과의 계량적인 관계를 도출 하여야한다. AFT 모형은 위험함수가 아닌 생존시간과 변수들 간의 비례 관계를 사전적으로 가정한 로그 선형 분포, 와이블 분포 등의 기저분포에 비례하여 추정하는 방법이다.

AFT 모형을 구체적으로 살펴보면, 설명 변수인 공변량의 값이 0인 경우의 생존시간에 대한 확률변수를 T_0 라 하고 한다. 공변량 하에서의 생존 시간(T)이 기저 생존 시간인 T_0 에 다음과 같이 비례한다고 가정하면,

$$T = \exp(\beta_x) * T_0 \quad (8)$$

와 같이 성립하고, 일반적으로 공변량이 p개 존재 하는 일반적인 AFT 모형은 다음과 같다. 또한 식(9)에 양변에 로그를 취하면 최종 회귀모형 식(10)을 얻게 된다.

$$T = \exp(\alpha + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \dots + \beta_p x_p) * T_0 \quad (9)$$

$$\log T = \alpha + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \dots + \beta_p x_p + \epsilon \quad (10)$$

이와 같은 방법으로 모형을 추정하여 각 표본의 공변량을 식에 대입하면, 각 표본별 예상 생존주기를 추정할 수 있다. 이렇게 얻어진 예상 생존주기를 일정 판별 값을 기준으로 이진 분류하여 얼마나 기업 부도를 잘 예측할 수 있는지 평가하여 본다.

AFT 모형은 여러 종류의 분포를 가정할 수 있으므로,⁵⁾ 어느 분포가 가장 적합한지 찾아내는 것이 추정 모형의 적합도를 평가하는 방안이 될 것이다. 이러한 분포들은 서로

5) AFT모형은 분포를 가정하므로, 소규모의 표본의 경우 표본의 분포가 기존에 많이 사용되어지는 분포와 많이 달라서 모형의 적합성이 우려되는 경우가 발생한다. 본 연구의 표본은 220개로서 적지 않은 표본 수이므로 이러한 문제를 어느 정도 불식할 수 있다.

내포(nested relation) 관계에 있지 않으므로 우도비 검정 통계량을 통하여 직접 비교하는 것은 불가능하다. 따라서 모형 평가에 많이 사용되는 아카이케 정보기준량(AIC)를 이용한다. 모수형 모델에 대한 AIC는 다음 공식에 의하여 얻는다.

$$AIC = -2LL + 2(q + 2 + k) \quad (11)$$

여기서 LL은 대수우도, q는 공변량의 수이다. k는 지수분포의 경우 0, 와이블, 대수-로지스틱, 대수 정규분포 모델에 대해서 1, 감마분포에 대하여 2의 값을 갖는다. 이렇게 AIC를 계산한 후, 그 값이 가장 작은 분포를 택하면 최적의 AFT모형을 선정할 수 있다.

2. KMV 모형을 이용한 부도거리(D.D.) 추정

1) KMV 모형

Merton(1973)의 KMV 모형은 시장정보인 주가로서 기업의 일정기간 동안의 부도확률을 예측하는 모형이다. Merton은 옵션 가격 결정 모형인 블랙-숄즈-머튼 옵션 가격 모형(Black-Sholes-Merton Option Pricing Model)을 사용하여 기업의 부채 구조를 분석하였다. KMV 모형의 가장 큰 의미는 시시각각 시장 정보에 따라 변화하는 기업 주가로서 일정기간 동안의 부도 확률을 구할 수 있다는 점이다. 기존의 재무제표 변수는 회계 정보의 기간 단위 보고의 특성상 즉각적인 정보의 적용이 어렵다는 단점이 있으나 KMV 모형은 매 시점에서 움직이는 주가 정보로서 EDF를 도출함으로써 이를 보완하여 보다 빠르게 기업 부도 위험을 인지할 수 있다는 것이 최대 장점이다. KMV 모형은 또한 EDF를 구하기 위한 과정이 매우 간단하면서도, 블랙-숄즈-머튼 옵션 가격 모형을 사용하였기 때문에 이론적으로 기반이 확실하다는 장점을 가지고 있다.

Merton(1973)은 기업의 자산가치, 자기자본가치, 부채가치 사이에는 다음과 같은 관계식이 성립한다고 하였다.

$$V_E = V_A * N(d_1) - e^{-r_i T} * X_T * N(d_2) \quad (12)$$

$$d_1 = \frac{\ln\left(\frac{V_A}{X_T}\right) + \left(r_T + \frac{\sigma_A^2}{2}\right) * T}{\sigma_A * \sqrt{T}} \quad (13)$$

$$d_2 = d_1 - \sigma_A * \sqrt{T} \quad (14)$$

V_E : 해당시점 시가총액 (주가 * 발행주식수)

V_A : 해당시점 자산의 가치

X_T : T 시점에서 만기가 되는 부채의 장부가치

σ_A : 자산가치의 변동성

r_t : 만기t 인 무위험이자율

T : 추정 기간(해당 기간 안에 부도 확률 추정)

$N(\cdot)$: 표준누적정규분포의 값

식의 추정을 위해서는 자산의 변동성이 필요하지만 이것을 직접 구할 수 없다. 따라서 주식의 변동성은 시장 정보를 통하여 알 수 있으므로, KMV 모형의 정의에 따라 주식의 변동성과 자산의 변동성 사이에 다음과 같은 관계가 성립하는 것을 이용하여 자산의 변동성을 도출한다.⁶⁾

$$\sigma_E = d_1 - \sigma_A * \sqrt{T} \quad (15)$$

이러한 두 식을 이용한 연립 방정식을 풀기 위해서는 수치적인 해를 반복적 시행착오의 조정 과정을 거쳐서 최적화 값을 찾아내야 한다. ⁷⁾

2) 시뮬레이션을 이용한 예측 D.D.의 산출

이와 같은 과정을 통하여 자산 변동성을 도출한 후, KMV 모형을 통하여 부도 확률을 예측하기 위해서는 D.D. (Default to distance: 부도 거리)의 산출을 할 수 있어야 한다.

6) Dwyer(2004), 국찬표, 정완호(2002).

7) VBA 로직을 통하여 반복적인 시행착오법으로 방정식의 해를 찾는 방법을 활용하였다.

과거시점에서 KMV모형을 이용한 기업분석의 경우 과거의 해당 기업 데이터로 그 시점의 D.D.를 구할 수 있겠지만, 본 연구에서는 예측 부도 시점이 필요하므로 D.D.를 몬테칼로 시뮬레이션을 사용하여 예측 분포를 생성하였다.

D.D.를 추정하기 위한 식과 가정은 다음과 같다.

$$D.D_T = \frac{\ln\left(\frac{V_A}{X_T}\right) + \left(\mu - \frac{\sigma_A^2}{2}\right) \cdot T}{\sigma_A \cdot \sqrt{T}} \quad (16)$$

σ_A : 해당기업 연간 자산의 변동성

μ : 연 평균 성장율⁸⁾

V_A : $V_E + V_D$ (자산 가치 = 자본 가치 + 총 부채)

V_E : (자본가치 = 발행주식수 * 해당시점 주가)

X_T : T기간안에 만료되는 유동부채 잔액

3. 예측 모형의 유용성 평가

아무리 예측 모형이 정교하고 이론적으로 안정적일지라도 실제 상황을 적용하였을 때 예측을 제대로 수행하지 못한다면 그 모형은 실무적으로 아무런 의미가 없다. 따라서 본 연구에서는 여러 방법론들을 다각적으로 분석하고 비교하여 적용해봄으로써 추정된 모형이 효과적으로 쓰일 수 있는지 분석해보고자 한다.

추정된 예측 모형의 유용함을 판단하기 위하여 기존 모형들과의 비교연구가 필요하다. 본 연구에서는 비교 예측 모형으로 로짓 변환을 이용한 이진 분류형 예측 모형인 로지스틱 회귀분석을 비교 모형으로 선정하였다. 로지스틱 회귀 모형은 기존의 기업 부도 예측 연구들에서 많이 쓰여 왔으며, 좋은 예측 결과를 얻어왔던 방법론이다.

이번 연구 같은 예측 판별 문제에 있어서는 ‘구축된 모형이 얼마나 예측 분류에서 실제 분류와 똑같이 분류하는가?’가 모형의 평가의 핵심이 될 것이다. 기업 부도 상황과 같은

8) 연도별 소비자 물가상승률과 경제성장률을 더한 값을 사용하였다. 분석에 사용된 연도별 μ 값은 2004년 6.69%, 2005년 7.45%, 2006년 6.4%, 2007년 7.64%로 가정하였다.

이진(binary) 상황은 두 범주(부도, 건실)간의 정확한 분류가 가능한지를 여러 모형 간에 비교하여 봄으로서 모형 평가를 수행할 수 있다.

모형 평가 방법에서는 여러 가지가 있지만, 본 연구에서는 한눈에 쉽게 여러 모형을 비교하기 쉬운 ROC(Receiver Operation Characteristic)곡선을 사용한다. 이 방법은 민감도 (Sensitivity)와 특이도(Specificity)라는 두 관점 모두에서 모형의 성능을 평가할 수 있는 방법이다. 각 지표는 정오분류표를 통하여 표현할 수 있다.

표 1. 정오분류표

		예측 범주		합 계
		1	0	
실제 범주	1	n_{11}	n_{10}	n_{1+}
	0	n_{01}	n_{00}	n_{0+}
합 계		n_{+1}	n_{+0}	n_{++}

$$\text{정확도(Accuracy, 정분류율)} = (n_{11} + n_{00}) / n_{++}$$

$$\text{민감도(Sensitivity)} = n_{11} / n_{1+}$$

$$\text{특이도(Specificity)} = n_{00} / n_{0+}$$

로지스틱 회귀모형과 같은 이진 판별 함수로서 예측을 할 때 0에서 1 사이까지 나타나는 추정 값들 사이에서, 판별 값(Threshold)이 변함에 따라 민감도와 특이도가 바뀌게 된다. 이러한 판별 값 별로 변하는 민감도와 특이도 간의 관계를 그래프로 나타낸 것이 ROC 곡선 그래프이다. ROC 곡선 그래프를 통하여 민감도와 특이도의 변화와 두 지표의 가중 평균인 정분류율(정확도, accuracy) 까지 한 번에 체크할 수 있다. ROC곡선의 특성은 민감도와 특이도가 크면 클수록 좌상향으로 치우칠 것이며, 이와 같은 경우 정분류율이 높다고 추정할 수 있다.

민감도와 특이도 간에는 어느 정도 상충 관계가 존재 한다. 비슷한 정분류율을 가지더라도 절단 값에 따라 민감도가 높을 경우가 있고 특이도가 높을 경우가 있다.

본 연구의 민감도는 부도 더미 변수가 '1' 인 부도 기업을 '부도'로 분류하는 것이고, 특이도는 부도 더미 변수가 '0' 인 건실 기업을 '건실'로 분류하는 것이다. 상황에 따라 다를 수 있겠지만 부도 기업 예측을 목적으로 한다면, 건실 기업을 정확히 판단하는 것 보다는 부도 기업을 정확히 판단하는 것이 보다 더 요구되어 질 것이다. 따라서 이 분석에

서는 부도 기업을 부도로 판단하는 민감도를 높이는 것이 상대적으로 더 중요한 과제이다.

IV. 실증연구

1. 실증 연구 데이터 및 도구

실증연구에서 필요한 자료인 기업 재무정보는 한국신용평가정보(KISINFO)가 제공하는 KIS-value를 이용하여 얻을 수 있다. 또한 개별 기업이나 전체 유가증권 시장 정보는 한국은행 경제통계시스템과 KRX(증권거래소) 홈페이지에서 쉽게 얻을 수 있다.

부도 기업 예측연구에서 유용한 결과를 얻기 위해서 기업의 부도(도산)의 명확한 정의를 하는 것이 중요하다. 증권거래소의 ‘상장규정’에 부도기업이 정의되고 있긴 하지만 실제 부도에 관하여 명확한 정의를 내리는 것은 연구, 분석하는 목적과 연구자에 따라 기준이 달라서 한 가지 기준을 정하는 것이 쉽지 않다. 게다가 부분적인 채무불이행 위험 또한 신용위험으로 관리하려 한다면 이에 대한 범위 설정을 보다 합리적으로 정의할 필요가 있다.

본 연구에서는 부도발생, 화의절차개시신청, 회사정리절차개시신청 및 은행거래정지와 같은 부도에 관련된 공시가 발생한 기업들 중, 상장폐지된 기업들을 중심으로 하여 2004년부터 2007년까지 부도기업 110개를 선정하였다. 이와 함께 비교분석을 실시하기 위하여, 부도 기업과 표본 비교가 가능한 비슷한 자본규모의 동종 업종 기업 1개씩 각각 대응 선정하여 110개의 건설 기업 리스트를 구성하였다. 이와 같이 표본을 선정한 이유는 재무지표를 비교 분석할 때 비교 대상이 비슷한 업종이 아닐 경우, 같은 기준으로 지표상의 수치를 비교하는 것은 현실적으로 의미가 없기 때문이다.

실증 분석에서 유의해야 할 점은 부도 업체별로 부도 발생 년도의 시점 차이가 존재하므로 예측하는 상황이 같도록 시점 조정을 하여야 한다는 것이다. 즉, 같은 시점의 데이터가 아닌 각각 부도가 일어난 당해 연도의 재무지표와 시장정보를 사용하여야 정확한 추정 결과를 얻을 수 있을 것이다. 따라서 본 연구에서는 모든 표본은 부도업체 기준으로 부도가 발생한 해의 전년도 연말 시장 및 재무 데이터를 사용하여, 표본이 각각 동일한 상황에서 예측되도록 설정하였다.

2. 예측 생존주기 추정 과정

본 연구에서 생존분석을 위한 예측 생존주기를 도출하는 과정은 다음과 같다. 먼저 해당 표본의 미래 주가를 시뮬레이션 과정을 통하여 예측하고, 예측된 주가를 이용하여 KMV모형을 토대로 D.D.의 프로세스를 도출한다. 이때 각 시뮬레이션 시행에서 D.D.의 프로세스가 일정 수준이하로 내려가는 시점을 기업이 '사망' 하는 것으로 인식하여 예측 생존주기를 도출한다. 이러한 과정을 반복하여 얻어진 기업 예측 생존주기 분포를 생존분석에 적용하여 기업 부도 예측 과정에 이용한다.

표본기업들 중, 부도 기업과 건실 기업 한 쌍을 선정하여 예측 생존주기 추정 과정을 예시로서 살펴보자.

1) 개별기업 주가 프로세스 추정

먼저 해당년도의 시장 정보를 통하여 얻은 개별 주가와 변동성을 통하여 개별 주가의 1년 흐름을 시뮬레이션을 통해 분포를 예측한다.

[정상기업 A]와 [부실기업 B]는 각각 KOSDAQ 시장에 거래되던 통신장비 제조업체로서 2007년 [부실기업 B]는 부도가 발생하였다.

표 2. 표본기업 주가 예측 프로세스를 위한 자료(예시)

기업	기업 A	기업 B
구분(년도)	건실(2007)	부실(2007)
상장시장	KOSDAQ	KOSDAQ
해당시점주가 (원)	890	930
발행주식수 (주)	133,168,513	112,645,266
총부채 (억원)	7030	8934
유동부채 (억원)	4938	6861
연간수익률	-0.4427	-0.8423
연간표준편차	0.72	0.82

2) KMV 모형을 사용한 D.D.의 추정

미래 예상 생존 분포 추정하기 위해서는 주가 예상 프로세스를 이용한 각 표본의 D.D.의 예측 프로세스 산출이 필요하다.

KMV모형을 이용하여 부도 기업에 대한 과거 성과 분석하는 경우, 과거의 해당 기업

데이터로 부도 시점의 D.D. 를 구할 수 있다. 하지만 본 연구에서는 미래 시점의 예측 확률 분포가 필요하므로, 추정된 주가 프로세스와 <표 2>의 해당 년도 재무지표의 수치를 식 (16)에 대입하여 예상 D.D.를 도출한다. D.D.시뮬레이션 결과물 예시는 다음과 같다.

그림 1. [정상기업 A] 2007년 예상 D.D. 프로세스

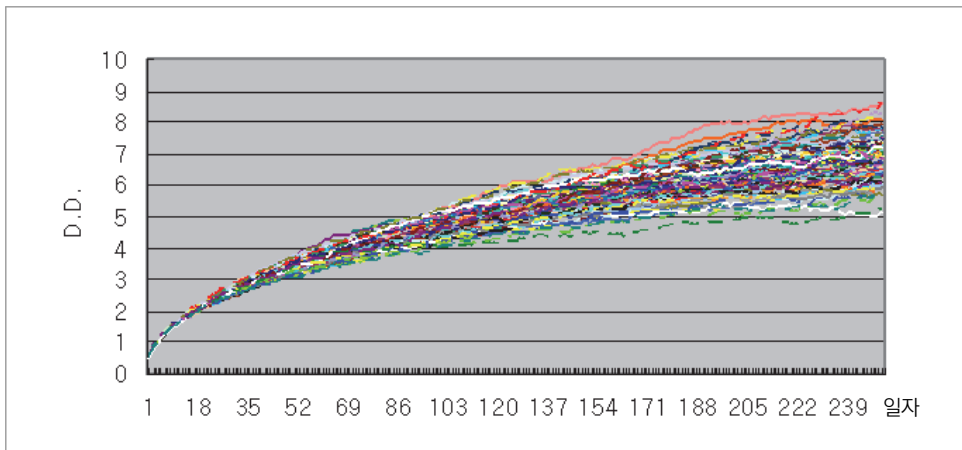
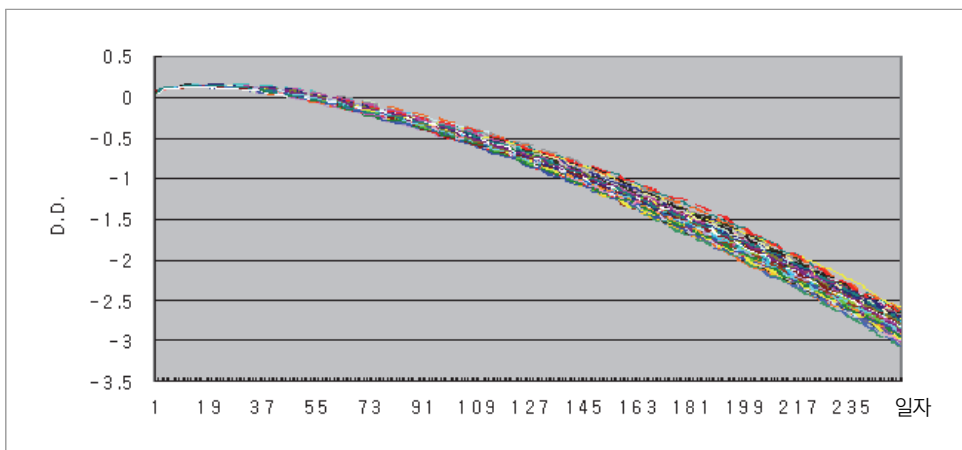


그림 2. [부실기업 B] 2007년 예상 D.D. 프로세스



두 기업은 주가 예측에서는 방향성이 크게 차이가 나지 않았지만 상대적으로 유동부채 비율이 높은 [부실기업 B]의 D.D.는 우하향을 나타내고, 유동부채 비율이 낮은 [정상기업

A]는 D.D.가 상향흐름을 나타내는 것을 볼 수 있다.

[정상기업 A]의 1년 후 평균 D.D.는 약 6.12 이므로 부도로 부터의 거리가 6.12 표준편 차이기 때문에, 표준 정규분포 하에서 부도가 발생할 확률이 거의 없음을 알 수 있다. 반면, [부실기업 B]의 1년 후 평균 D.D. 는 약 -2.78 로서 표준 정규분포 하에서 약 99.73% 부도 발생 확률을 나타낸다. 예상과 같이 [부실기업 B]는 실제 해당년도에 부도가 발생하였으므로, KMV모형이 표본을 통하여 실제로 부도 기업을 사전에 예상하는데 유용한 정보를 제공하는 것을 확인할 수 있다.

3) 생존분석을 위한 표본의 예측 생존주기 추정

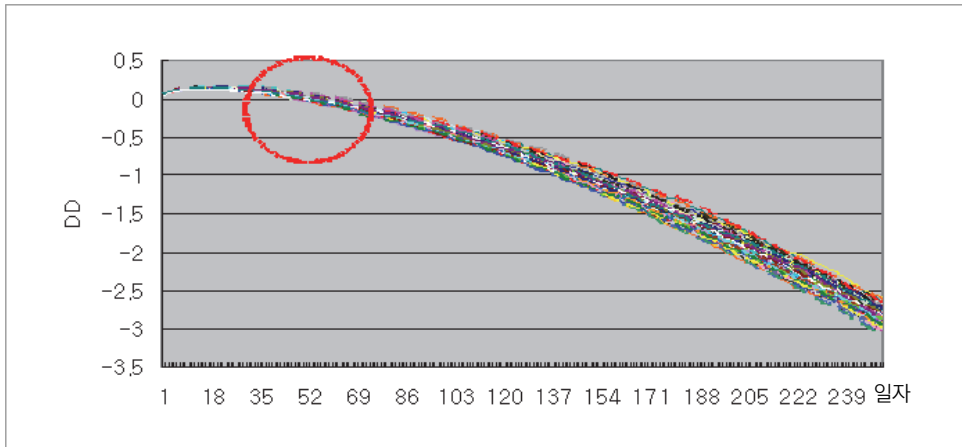
생존분석은 기본적으로 ‘사망’이라는 사건을 기반으로 분석되어진다. 기존의 과거시점을 통한 연구들에서는 과거 상황에서의 기업 부도 시점을 ‘사망’으로 인식하고 분석하였으나, 본 연구는 미래 시점의 예측이 필요하기 때문에 예측 분포에서 절단 값을 설정하여 이 점을 기준으로 사망과 생존을 인식하여야 한다. 따라서 본 연구의 예측 생존주기는 시뮬레이션으로 도출된 D.D.의 프로세스가 일정 수준(절단 값) 이하의 D.D.가 되면 그 시점을 사망으로 간주하여 생존주기를 얻는다. 이 과정을 반복하면 각 표본의 예측 생존주기 분포를 얻을 수 있는 것이다.

실증 분석에 있어서 ‘사망’ 시점 절단 값의 설정은 모형의 예측력에 절대적인 영향을 미칠 것이다. 이론적으로는 식(16)에 따라 도출된 D.D.는 오차부분이 정규분포를 따른다고 가정하면 부도 시점은 자산가치보다 유동부채의 가치가 더 높아지는 점, 즉 ‘0’ 시점이 될 것이다. 본 연구에서는 부도 시점이라 판단하는 절단 값을 ‘0’ 시점으로 가정하고 분석한다.⁹⁾

위의 분석 사례에서 [정상기업 A]의 D.D.는 절단 값 ‘0’이하로 한 번도 내려가지 않는다. 즉, [정상기업 A]의 예측 생존주기는 251일 이상이 되며 1년 이내에 ‘사망’이 발견되지 않는다. 하지만 [부실기업 B]는 1년 예측 구간 안에서 모든 경우에서 ‘사망’ 시점이 관측된다. 그렇다면 [부실기업 B]의 예상 생존 주기분포는 각 D.D. 프로세스와 ‘0’ 이 만나는 시점의 값들의 분포가 될 것이다.

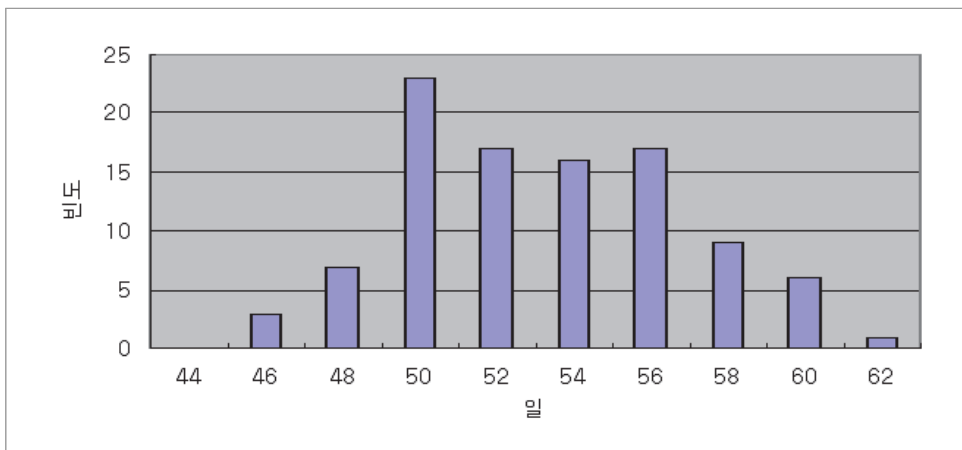
9) 만약 과거 데이터를 충분히 확보할 수 있는 환경이라면, 과거 부도 기업들이 부도 당시의 D.D.를 실증적으로 연구하여 적용하는 방법이 보다 유용할 것이다. 또한 D.D.가 표준정규분포를 따른다는 가정은 비현실적인 것으로 지적될 수 있다. 향후 연구에서는 이와 같은 사항을 감안할 수 있다.

그림 3. [부실기업 B] 의 예상 생존주기 구하기



D.D.와 '0' 이 만나는 시점을 히스토그램으로 도식화 해보면,

그림 4. [부실기업 B] 예상 생존주기 히스토그램



[부실기업 B]는 2006년 말 현재 주가와 재무 상황이라면, <그림 4>와 같은 생존주기 분포를 가지며 평균 52.88일의 예상 생존주기를 가지게 된다.

이러한 과정을 통하여 얻어진 개별기업 예상 생존 주기만으로도 추가적인 부도 예측에 관한 정보를 얻을 수 있지만, 이를 확장하여 여러 기업 표본의 분포를 얻고 이를 이용하여

생존함수를 추정한다면 보다 동태적이며 다양한 분석이 가능할 것이다. 본 연구의 목적인 재무정보와 시장정보의 결합을 통한 기업 부도 예측 모형을 도출하기 위해서는 여러 개의 표본 집단을 선정하여 각 표본 집단의 예측 생존주기 분포를 추정하여 이용하여야 한다.

3. 시장정보를 이용한 부도예측

우선 시장정보로부터 도출된 기업들의 D.D.를 이용하여 부도 기업 표본과 건설 기업 표본을 집단 비교하여 보자. 또한 두 표본 집단 간의 생존함수를 비교함으로써 부도 집단과 건설 집단의 차이를 알아보자.

1) D.D.를 통한 표본 집단 간 부도 확률 비교

각 표본 기업은 추정된 D.D.를 통하여 현재 상황이 지속될 경우 1년 후에 얼마나 부도 확률이 나타나는지 추정할 수 있다. 두 표본 집단의 D.D.를 비교하여 두 집단이 통계적으로 부도 위험성이 차이가 나는지 분석하여 보았다.

기술통계량을 살펴보면, 부도 기업들의 D.D. 평균은 -2.8597 이었고, 건설 기업의 D.D. 평균은 5.49로 나타났다. 또한 집단 간 평균차이를 검정하기 위한 t-검정을 수행한 결과, 부도 기업과 건설 기업의 예상 D.D. 평균은 통계적 평균 차이가 있는 것을 확인할 수 있다. 즉, 건설 기업 집단은 부실기업 집단보다 부도 확률이 통계적으로 유의한 차이를 보여주는 것을 알 수 있다.

표 3. 부도 기업과 건설기업 D.D. 기술통계량

	N	평균	표준편차
부도	110	-2.8597	31.29172
건설	110	5.4902	3.53409

표 4. 부도 기업과 건설 기업 D.D.의 평균차이 t-검정

t	자유도	평균차	유의확률(P-value)
-2.781	111.780	-8.34991	.006

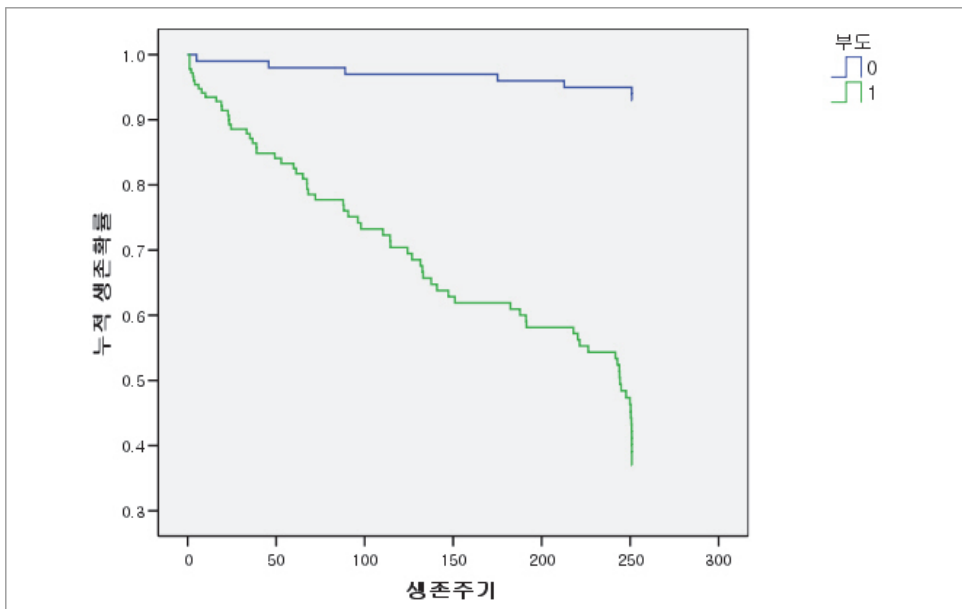
이와 같은 결과는 예측 생존 주기로 부터 추정된 D.D.가 건설 기업과 부도 기업을 구별할 수 있는 정보로 사용될 수 있음을 의미한다.

2) 생존함수 추정에 의한 표본 집단 간 비교

시장정보인 주가로 부터 추정된 표본의 예측 생존주기를 이용하여 기업 부도를 예측하여 보았다. 예측 생존주기의 생존함수를 Kaplan-Meier 방법에 의하여 비모수적 방법으로 추정하여 비교함으로써 건설 기업과 부도 기업 집단을 얼마나 잘 판별할 수 있는지 알아보자. 추정된 생존함수에 따른 생존곡선을 나타내면 <그림 5>와 같다.

건설 기업은 부도 변수가 '0' 이고, 부도 기업은 부도 변수를 '1' 로 설정하여 도출한 것이다. 그래프에서 확인할 수 있듯이 두 표본 집단은 생존함수의 확연한 차이를 볼 수 있다.

그림 5. Kaplan-Meier 방법 표본 집단별 생존곡선



이러한 생존함수의 차이를 통계적 검정을 통하여 좀 더 계량적인 지표로 확인하여 본다.

표 5. 생존함수 비교 검정 통계량

test	카이제곱	자유도	P-value
Log-Rank	92.8077	1	<.0001
Wilcoxon	87.9121	1	<.0001

생존함수 비교에 가장 많이 사용되는 로그-순위 검정(Log-Rank)과 Wilcoxon 방법 모두 유의 확률이 0에 매우 근사하는 것으로 나타나서 두 생존함수는 차이가 명확함을 알 수 있다. 즉, 건설 기업 표본 집단과 부도 기업 표본 집단으로부터 각각 도출한 생존함수 간에는 통계적으로 차이가 있음을 알 수 있다.

그렇다면, 예측 생존주기 정보는 얼마나 부도 예측에 유용한지 정오분류표를 통하여 평가해보자. 위의 표본 기업의 생존 추정 결과는 각각 110개의 표본 중에서 건설 기업 집단은 7개의 표본이 부도 발생이 나타나고, 부도 기업 집단은 75개의 표본이 부도가 관찰되었다. 이를 정오 분류표를 사용하여 얼마나 정확히 부도 기업을 판별하는지 살펴보면 다음과 같다.

표 6. 예측 생존주기에 따른 정오 분류표

		예측 범주		합 계
		1(부도)	0(건설)	
실제 범주	1(부도)	75(32.73%)	35(17.27%)	110
	0(건설)	7(4.09%)	103(45.91%)	110
합 계		82	138	220(100%)

$$\text{정분류율(Accuracy)} = (n_{11} + n_{00}) / n_{++} = 75 + 103 / 220 = 0.8091$$

$$\text{민감도(Sensitivity)} = n_{11} / n_{1+} = 75 / 82 = 0.9146$$

$$\text{특이도(Specificity)} = n_{00} / n_{0+} = 103 / 138 = 0.7464$$

정분류율이 80.91% 로서 상당히 높게 나타나는 것을 볼 수 있다. 특히 민감도가 91.46% 로서, 본 분석을 통하여 ‘부도’ 라고 추정될 경우 약 91%의 경우 부도가 발생한 것을 알 수 있다. 이와 같이 예측 생존 주기에 따른 생존 함수를 추정하여 기업 부도 예측을 수행할 경우 상당히 높은 수준의 판별력을 보여주는 것을 알 수 있다.

4. 재무정보를 이용한 부도 예측

시장정보를 사용하여 부도 예측을 수행한 방법과 비교하기 위하여, 기존에 재무정보를 이용한 부도 예측에서 많이 사용되었던 대표적인 방법인 로지스틱 회귀분석 모형을 살펴본다.¹⁰⁾

1) 재무변수 선택

기업의 재무변수와 지표는 종류가 매우 다양하고 많은 형태로 나타나기 때문에 모형에 필요한 변수를 선택하여야 한다. 모든 변수를 이용하는 것은 정보의 손실을 막아주고 더 정확한 예측을 할 수 있게 하지만, 모형이 복잡해지고 정보 이용의 어려움이나 비용의 증가를 초래할 수 있다. 따라서 모형에 필요한 적절한 변수를 선정하는 것은 매우 중요하다.

본 연구에서는 한국신용평가정보 (KISINFO) 가 제공하는 KIS-value를 이용하여 각 기업별로 해당기간의 40여 가지 재무정보들을 변수 데이터로 수집하였다. 먼저 부도 기업 집단과 건실 기업 집단의 평균 비교를 통하여 평균차이가 없는 변수들을 우선적으로 제거하였고, 단계선택법(Stepwise 방법)으로 모형의 설명력을 우수하게 하는 변수를 채택하였다. 또한 모형의 다중 공선성을 최소화하기 위하여 변수 간 상관관계가 0.8 이상인 변수는 한 모형에 같이 포함하지 않았다. 이러한 기준들에 따라 선택된 변수는 각각 다음과 같다.¹¹⁾

표 7. 선정된 재무지표(로지스틱 회귀모형)

선정지표	금융비용/총비용 총자본순이익율 자기자본회전율 자기자본경상이익율
------	---

2) 로지스틱 회귀분석 모형

로지스틱 회귀모형에서 특정 사건이 일어날 확률은 다음과 같이 표현된다.

10) 로지스틱 모형은 SAS E-miner를 사용하여 수행하였다.

11) 전체 변수 평균비교 및 선택과정은 〈부록 2〉에 수록.

$$\text{Prob}(\text{Event}) = \frac{e^Z}{1 + e^Z} \quad (18)$$

$$Z = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \cdots + \beta_p X_p \quad (19)$$

회귀모형을 통한 추정값은 로짓(Logit) 변환에 의하여 확률 값인 0과 1사이의 값으로 표현되게 된다.

본 분석에서 표본 집단을 대상으로 하는 로지스틱 회귀분석 모형의 추정 결과는 다음과 같다.

표 8. 로지스틱 회귀분석 결과물

카이제곱 우도 확률		자유도	Pr>Chi-Sq	
98.2126		4	<.0001	

변수	계수	표준 오차	Wald Chi-Sq	Pr>Chi-Sq
(상수항)	-2.0957	0.3917	28.62	<.0001
금융비용/총비용	0.3786	0.0900	17.71	<.0001
자기자본회전율	0.1637	0.0600	7.45	0.0063
총자본순이익율	-0.0192	0.0074	6.70	0.0096
자기자본경상이익율	-0.0117	0.0047	6.20	0.0128

$$Z = \exp[-2.0957 + 0.3786(\text{금융비용/총비용}) - 0.1428(\text{자기자본회전율}) - 0.0192(\text{총자본순이익율}) - 0.0117(\text{자기자본경상이익율})]$$

추정된 모형은 카이제곱 검정 결과 귀무가설을 매우 높은 수준의 유의 수준으로 기각하므로 모형이 유의한 것을 알 수 있다. 변수 선택 과정을 거친, 각각의 계수 또한 카이제곱 검정 결과 유의하다.

각 표본의 해당 변수를 도출된 회귀식에 대입하여 계산된 결과 값을 로짓 변환하면, 0~1 사이의 로지스틱 회귀 추정 값을 얻을 수 있다. 이렇게 도출된 각 표본의 추정 값을 정렬하여 상위, 하위 구분을 통하여 부도 집단과 건실 집단을 판별할 수 있다.

5. 시장정보와 재무정보를 이용한 부도 예측

시장정보로부터 도출된 예측 생존주기를 공변량을 포함할 수 있는 생존분석 기법을 이용하여 시장정보와 재무정보를 함께 고려할 수 있는 부도 예측 모형을 추정해보도록 한다.

1) 수정 로지스틱 회귀분석

우선 시장정보로서 도출된 예측 생존주기를 변수로 이용할 때, 기존의 부도 예측 방법론에 비하여 얼마나 개선효과가 있는지 살펴본다. 기존의 로지스틱 회귀 모형을 추정할 때, 기존의 재무 변수들과 함께 예측된 기업의 생존주기를 독립 변수로 추가하여 로지스틱 회귀 모형을 추정한다. 기존 로지스틱 회귀 모형과 동일한 방법으로 단계별 변수 선택(Stepwise Method)을 시행하면 선정되는 변수는 다음과 같다.

표 9. 선정된 재무지표(수정 로지스틱 회귀모형)

선정지표	금융비용/총비용 총자본경상이익율 생존주기
------	------------------------------

변수 선택 과정을 통해서 예측 생존주기는 유의한 변수로 모형에 포함되었음을 확인할 수 있다. 추정된 수정 로지스틱 회귀모형은 다음과 같다.

표 10. 수정 로지스틱 회귀분석 결과

카이제곱 우도 확률		자유도	Pr>Chi-Sq	
128.3283		3	<.0001	

변수	계수	표준 오차	Wald Chi-Sq	Pr>Chi-Sq
(상수항)	2.5081	0.9097	7.60	0.0058
금융비용/총비용	0.3460	0.0855	16.37	<.0001
총자본경상이익율	-0.0376	0.00818	21.18	<.0001
예측생존주기	-0.0180	0.00379	22.59	<.0001

$$Z = \exp[2.5081 + 0.3460(\text{금융비용}/\text{총비용}) - 0.0376(\text{총자본경상이익율}) - 0.0180(\text{생존주기})]$$

추정된 수정 로지스틱 회귀모형은 카이제곱 검정 결과 귀무가설을 매우 높은 수준의 유의 수준으로 기각하므로 모형이 유의한 것을 알 수 있다. 또한 모형에 포함된 각 계수도 통계적으로 유의하게 나타난 것을 볼 수 있다.

기존 연구에서 신용등급이나 추가, EDF를 직접 변수로 회귀모형에 포함하였을 경우 다중 공선성의 문제가 발생하는 등의 모형 추정이 잘 안 되는 상황이 발생하였다. 본 연구에서도 다중공선성 문제가 발생하는지 확인하기 위하여 입력 변수 간의 상관관계를 파악하여 보았다.

표 11. 수정 로지스틱 회귀분석 변수 별 상관관계 분석

상관 계수	생존 주기	총자본경상이익율	금융비용/ 총비용
생존 주기	1.0000	0.2009	-0.1895
총자본경상이익율	0.2009	1.0000	-0.1497
금융비용/ 총비용	-0.1895	-0.1497	1.0000

예측 생존주기 변수는 다른 입력된 재무 변수들과 상관관계가 크게 나타나지 않았다. 즉, 모형은 다중 공선성 문제가 발생할 가능성이 낮다는 것을 예상할 수 있다.

2) AFT 모형

생존분석 모형 중 재무변수를 공변량으로 이용하여 모형을 추정할 수 있는 방법은 Cox의 비례위험 모형과 AFT 모형이 있다. 두 모형은 추정의 방법은 유사하나, Cox 비례위험 모형은 위험함수와 비례 관계를 모형화 하고, AFT 모형은 생존시간과의 관계를 모형화 한다는 차이점이 있다. 예측 생존 주기는 생존시간의 형태이므로 AFT 모형을 적용하여야 한다. 따라서 본 연구에서는 생존주기에 가장 영향을 많이 주는 변수를 Cox 비례위험모형으로 선정한 후, AFT 모형을 사용하여 생존시간과 변수 간의 계량적 관계를 직접 도출 하였다.¹²⁾

단계별 변수 선택(Stepwise Method)과정을 시행하여 선정되는 변수는 다음과 같다.

12) AFT방법론은 변수 선택과 제거에 따른 추정 모형의 적합도 변화를 알 수 없으므로, 변수 선택(STEPWISE 방법)을 수행할 수 없다. 따라서 Cox의 비례 위험 모형의 변수 선택 과정을 통하여 입력 변수를 선정한다.

표 12. 선정된 재무지표(Cox 비례위험 회귀모형)

선정지표	금융비용/총비용 자기자본회전율 자기자본순이익율 현금흐름/매출액 자기자본비율
------	---

최적의 AFT 모형을 찾기 위해서는 측정 가능한 여러 기저분포에 따른 AFT 모형 중에서 가장 잘 적합된 것을 찾아내야 한다. 선정된 변수를 이용하여 최적화된 모형을 찾기 위하여 여러 가지 기저분포별 AFT 모형을 비교하여 보았다.

각 분포들의 대수 우도(Log Likelihood)와 AIC는 다음과 같다.

표 13. 입력된 재무 변수에 따른 AFT분석결과

분포	대수우도(LL)	AIC
Exponential	-217.5954	449.1908
Weibull	-217.2537	450.5074
Log logistic	-222.9132	461.8263
Log normal	-227.4732	470.9464
Gamma	-189.4636	396.9271

가장 AFT모형에서 적합도가 높은 분포는 로그-정규 분포이다. 로그-정규 분포를 이용한 AFT 모형의 추정 결과는 다음과 같다.

표 14. AFT 모형 결과물

로그 우도	총 관찰수	비절단자료	추정분포
-227.4732	220	82	Log normal

변수	계수	표준오차	Chi-Sq	Pr>Chi-Sq
(상수항)	7.1625	0.4279	280.16	<0.0001
자기자본순이익율	0.0077	0.0019	16.52	<0.0001
금융비용/총비용비율	-0.1681	0.0649	6.71	0.0096
자기자본비율	0.0140	0.0038	13.98	0.0002
현금흐름/매출액	-0.0033	0.0022	2.27	0.1323
자기자본회전율	-0.1589	0.0498	10.20	0.0014

$$\log T = \exp[7.1625 + 0.0077(\text{자기자본순이익율}) - 0.1681(\text{금융비용/총비용}) \\ + 0.014(\text{자기자본비율}) - 0.0033(\text{CF/매출액}) - 0.1589(\text{자기자본회전율})]$$

로그-정규 분포를 모수적 분포로 하여 추정된 AFT 모형은 총 82개의 ‘사망’ 사건이 관측된 자료를 사용하여 추정되었으며, 각 계수는 위의 결과와 같이 현금흐름/매출액 변수만 다소 우려되고 나머지 변수는 유의하다. 변수의 모형에 대한 영향력 비중이 크지 않으므로, 전체적인 예측 모형 추정에는 큰 영향이 없을 것으로 판단된다. 부도 판별 과정은 로지스틱 회귀 모형과 같은 방법으로 수행하였다.

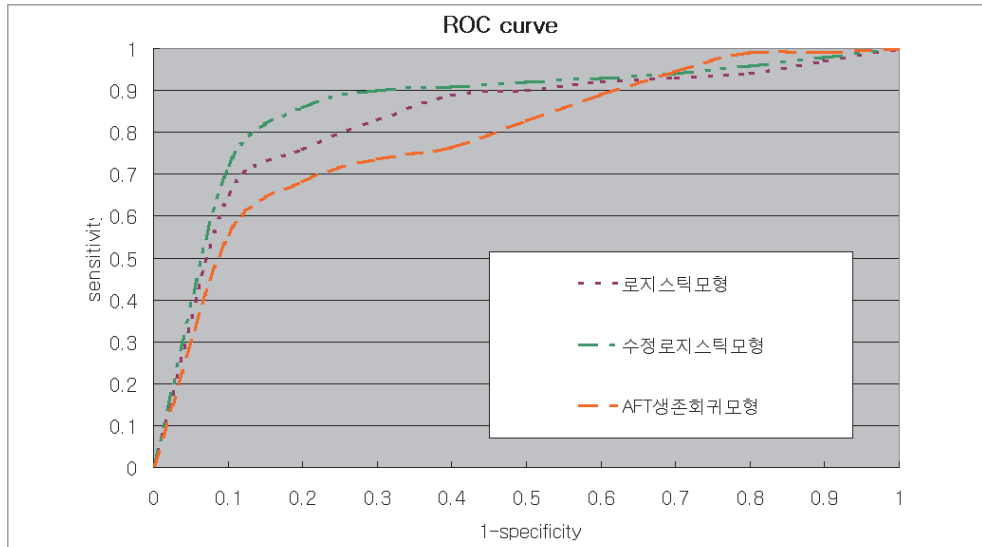
6. 예측 모형의 예측력 평가

추정된 모형들을 이용하여 표본을 실제로 부도 예측을 판별하여 보고 그 결과를 토대로 각 모형의 예측 능력을 평가하여 본다. 각 모형의 민감도와 특이도를 통하여 정분류율을 비교하는 ROC곡선을 그려 어떤 모형이 더 우수한지 비교해보았다.

〈그림 6〉에서 보면, 예측 모형 3가지 중에서 예측 생존 주기를 변수로 포함한 수정된 로지스틱 모형이 가장 좋은 예측 능력을 보이는 것을 알 수 있다. 기존의 재무정보만 포함한 로지스틱 모형의 최고 정분류율은 78% 인데 비하여 수정된 로지스틱 모형은 최고 83% 까지 예측력이 높아지는 것을 확인할 수 있다. 또한 같은 ‘1-특이도’ 수준에서 민감도가 높아 부도 기업을 ‘부도’로 판별하는 능력이 더 뛰어난 것을 알 수 있다.

공변량을 포함할 수 있는 생존분석 기법인 AFT 모형은 최고 74%의 정분류율을 보여주었다. 이 결과는 다른 분석들과 비교하여 예측력이 더 우수할 것이라는 당초 기대에 미치지 못하는 것이다.

그림 6. ROC 곡선을 통한 모형 간의 예측 능력 비교



7. 분석 결과 요약

분석 결과 시장 정보로부터 추정된 예측 생존주기는 부도 기업을 사전에 선별할 수 있는 정보로서 유용성 입증되었다. 두 표본 집단 간의 D.D. 평균 수준의 통계적 차이를 확인할 수 있었으며, 특히 예측 기간 안에 부도 사건이 관찰된 기업들 중 91%는 부도로 판명됨으로서 본 예측 방법이 부도 발생 가능성에 대한 유용한 사전 예측 정보를 제공하는 것을 증명한다.

시장정보와 재무정보를 포함하여 기업 부도 예측을 수행할 경우, 기존의 로지스틱 회귀 분석에 추정된 예측 생존주기를 변수로 포함하여 예측하는 모형이 가장 기업 부도 예측력이 뛰어난 것으로 나타났다. 더욱이 수정된 로지스틱 모형은 기존의 로지스틱 모형에 비하여 우리가 주로 관심이 있는 부도 기업을 ‘부도’로서 예측하는 능력이 기존의 방법보다 더 뛰어난 것으로 나타났다. 따라서 시장 정보를 KMV 모형으로 반영하여 기업 부도 예측 모형에 사용할 경우, 기존의 재무정보만 사용하는 예측 방법에 비하여 좀 더 정확한 예측을 할 수 있다는 것을 알 수 있다.

공변량을 변수로서 포함할 수 있는 생존분석 기법인 AFT 모형이 기대만큼 좋은 예측력을 나타내지 못하였다. 예측력이 낮아진 예상되는 원인을 분석하여 보면, 예측 생존 주기

에 따른 총 부도 발생 표본 중에 건설 기업 표본이 단 7건만 포함되었기 때문인 것으로 추정된다. 전체 220개 대상 표본 중에 기간 내에 절단 값('부도'가 예측됨)이 나타나서 AFT 모형에 포함된 변수는 82개에 불과하며, 그 중 단 7개의 건설 기업 표본만 AFT모형 추정에 사용된 것이다. 이와 같은 문제점을 해결하기 위해서는 보다 강력한 수준의 부도 기준을 설정하여 건설 기업 표본 중에서도 절단 값이 있는 관찰 수를 높이는 방안을 생각할 수 있다. 또한, 비모수적인 Cox 비례 위험 모형의 추가적인 적용 방안과 보다 정교한 모형 추정을 통하여 예측력을 높이는 연구를 시도할 수 있다.

V. 결론

본 연구에서는 기존의 기업 부도 예측 모형을 토대로 하여 생존분석과 KMV 모형을 결합하여 기업 부도 확률 예측 모형을 추정하여 보았다.

연구 결과 생존주기를 로지스틱 회귀모형에 독립 변수로 적용하였을 경우 보다 우수한 예측 능력을 보여주는 것을 확인할 수 있었다. 이러한 생존주기를 포함한 수정 로지스틱 모형은 기존의 로지스틱 모형 보다 높은 정분류율을 보였으며, 부도기업을 부도로 예측하는 능력은 더 뛰어나게 나타났다. 따라서 기존의 재무정보만으로 예측하는 로지스틱 모형 보다 시장정보를 예측 생존 주기로서 반영한 본 연구의 모형이 기업 부도 예측에 더 뛰어난 결과를 제공한다는 것을 알 수 있다.

공변량을 포함하는 생존분석을 사용한 AFT 모형의 예측력은 당초 기대만큼 좋게 나타나지는 않았다. 비교 집단인 건설 기업의 표본이 대부분 예측 기간 안에서 부도가 발생하지 않았기 때문이다. 따라서 추후 연구에서는 이러한 점을 감안하여 보다 높은 부도 기준을 통하여 더 많은 표본이 AFT 모형 추정에 포함되도록 연구할 수 있을 것이다.

추후 연구에서는 여러 예측 모형들의 보다 정교한 추정이 필요할 것이고, 주가 프로세스의 Heston, Jump, GARCH 등의 고급 기법이 적용되면 시뮬레이션을 이용한 KMV 모형이 얼마나 예측력을 높일 수 있는가에 대한 연구도 필요할 것이다.

또한 본 연구는 단순히 생존주기의 평균을 이용하였으나, 각 표본의 생존주기 분포를 이용할 수 있으므로 좀 더 예측의 정확도를 높일 수 있는 가능성을 가지고 있다. 구체적인 예를 들자면, 본 연구처럼 생존주기 분포의 평균값을 쓰는 대신 전체적인 경기가 좋을 때를 가정하여 각 기업 생존주기 분포들의 3사분위수를 이용하여 추정하고, 경기가 나쁠

때를 가정하여 1사분위수를 이용하여 추정하여 비교 분석하는 방법 등으로의 응용 방안을 생각해 볼 수 있다. 이를 좀 더 확장하면 IMF 같은 극단상황에서 기업 생존주기를 예측해보는 ‘stress test’형태 또한 가능할 것이다.

비단 이 연구뿐만 아니라 예상 기업 생존주기를 포함한 각 재무 지표와 결합된 생존 회귀 모형을 보다 합리적으로 추정할 수 있다면, 기업 대출의 승인 거부 여부뿐만 아니라 대출기준에 맞는 현재 추가 수준의 예측 생존주기에 비례한 재무지표 비율을 선정하여 이를 투자심사에 적용하는 등 여러 가지 유용하게 이용할 수 있을 것이다. 금융기관이나 채권자는 대출 의사결정을 할 때 이자율이나 대출기간 선정에 이 추가적인 정보를 유용하게 이용할 수 있을 것이고, 기업 운영자도 자본시장에서 자금을 조달하는 기준으로 이 정보를 반영하여 재무지표 개선이나 자본 조달 수단의 결정 등을 하는데 적절한 기준을 제시할 수 있을 것이다. 또한 기업 부도 예측에 이 방법론이 효율적이라면, 모형을 응용하여 개인의 신용을 측정하고 평가할 수 있도록 확장하는 연구도 진행될 수 있을 것이다.

참고문헌

1. 국찬표·정완호(2002), “기업도산예측에 관한 연구: 추가정보를 이용하여”, 『재무연구』, 15(1) 통권 제 28호: 217-249.
2. 남재우·이회경·김동석(2000), “기업 도산 예측을 위한 생존분석기법의 응용”, 『금융학회지』, 5(3): 29-61.
3. 박재빈(2006), 『생존분석 이론과 실제』, 신광출판사.
4. 송경일·안재익(1999), 『생존분석』, SPSS아카데미.
5. 오세경(2001), “다변량 판별분석모형과 주식옵션모형을 이용한 기업도산 예측”, 『산은조사월보』, 549: 1-29.
6. 윤형준(2006), “통계적 모형을 이용한 기업부도예측 모형연구”, 건국대학교 석사학위 논문.
7. 이인로·김동철(2015), “회계정보와 시장정보를 이용한 부도예측모형의 평가 연구”, 한국재무학회 학술대회, 2048-2087
8. 한상일·장욱(2001), “신용등급 및 추가와 기업부도위험”, 은행자산관리 국제 심포지엄.
9. Altman, E. (1968), “Financial Ratios, Discriminant Analysis and the Prediction

- of Corporate Bankruptcy”, *The Journal of Finance*, 23(4): 589–609.
10. Cox, D. (1972), “Regression Models and Life Tables”, *Journal of Royal statistical society*, Series B, 34(2): 187–220.
 11. Dwyer, D. (2004), “Moody’s KMV EDF RiskCALC v3.1 Model”, KMV.
 12. Louma M., and E. Laitinen (1991), “Survival Analysis as a Tool for Company Failure Prediction”, *Omega*, 19(6): 673–678.
 13. McQuown, A. (1993), “A Comment on Market vs. Accounting-Based Measures of Default Risk”, KMV.
 14. Merton, R. (1973), “On the Pricing of Corporate debt: The Risk Structure of Interest Rates”, *Journal of Finance*, 29(2): 449–470.

〈Appendix〉

표 A. 재무지표 표본집단간 평균비교

(부도기업 : 건설기업)

재무비율	평균의 동일성에 대한 t-검정				
	t	자유도	유의 확률	평균차	표준 오차
총자산증가율	-5.090	191	0.000	-32.55	6.39
자기자본증가율	-3.447	184	0.001	-37.35	10.83
매출액증가율	-4.102	188	0.000	-34.61	8.44
총자본경상이익률	-7.203	169	0.000	-34.79	4.83
총자본순이익률	-6.675	154	0.000	-38.26	5.73
자기자본경상이익률	-7.360	134	0.000	-79.53	10.81
자기자본순이익률	-6.815	119	0.000	-84.03	12.33
자본금경상이익률	-7.191	195	0.000	-152.95	21.27
자본금순이익률	-6.862	203	0.000	-155.50	22.66
매출액경상이익률	-3.867	187	0.000	-61.68	15.95
매출액순이익률	-3.583	178	0.000	-63.35	17.68
매출액영업이익률	-2.912	215	0.004	-28.86	9.91
감가상각비총비용비율	0.159	156	* 0.874	0.10	0.63
인건비총비용비율	-1.865	176	* 0.064	-2.75	1.48
조세공과총비용비율	-1.684	177	* 0.094	-0.65	0.38
금융비용총부채비율	5.429	205	0.000	1.91	0.35
금융비용총비용비율	6.381	181	0.000	2.09	0.33
경상이익이자보상비용	-3.398	154	0.001	-51.21	15.07
부채상환계수	-4.716	171	0.000	-161.60	34.27
EBIT대매출액	-3.668	171	0.000	-63.27	17.25
EBITDA대매출액	-3.015	212	0.003	-25.38	8.42
EBITDA대금융비용	-3.412	96	0.001	-246.36	72.21
자기자본비율	-5.242	124	0.000	-30.14	5.75
유동비율	-3.371	203	0.001	-66.29	19.66
당좌비율	-2.782	200	0.006	-52.54	18.89
현금비율	-2.932	208	0.004	-21.51	7.33

재무비율	평균의 동일성에 대한 t-검정				
	t	자유도	유의 확률	평균차	표준 오차
고정비율	4.800	118	0.000	89.13	18.57
부채비율	4.940	110	0.000	142.16	28.78
유동부채비율	5.025	108	0.000	134.80	26.82
차입금자기자본비율	5.595	104	0.000	122.84	21.95
매출채권매입채무비율	-0.847	197	* 0.398	-22.22	26.24
매입채무재고자산비율	0.675	191	* 0.500	15.85	23.47
고정부채순운전자본비	2.532	89	* 0.013	75.40	29.78
순운전자본총자산비율	-4.799	149	0.000	-28.90	6.02
유보액총자산비율	-4.697	204	0.000	-46.62	9.93
총CF부채비율	-4.965	127	0.000	-26.50	5.34
총CF총자산비율	-1.330	202	0.185	-14.04	10.55
총CF매출액비율	-4.168	218	0.000	-0.46	0.11
총자본회전율	0.610	158	* 0.542	0.30	0.49
자기자본회전율	-2.333	177	0.002	-1.70	0.73
고정자산회전율	-1.519	211	* 0.130	-2.98	1.96
매출채권회전율	-2.059	149	* 0.041	-13.05	6.34
매입채무회전율	-5.764	166	0.000	-40.80	7.08
총자본투자효율	-5.304	152	0.000	-176.97	33.37
부가가치율	-3.578	166	0.000	-60.94	17.03

*: P-value 0.01 이상. 분석 변수에서 제거.

생존분석과 KMV모형을 이용한 기업 부도 예측

최정원

건국대학교 경영학과 박사과정

오세경

건국대학교 경영학과 교수

과거 기업 부도예측을 위한 여러 가지 방법이 발전되어 왔으나, 최근 기업 경영 환경 변화의 속도가 매우 빨라지고 변화 원인이 복잡해짐에 따라 보다 정교한 기업 부도예측 모형에 대한 필요성이 증대되었다.

그동안의 모형은 크게 재무적 정보를 이산 모형으로 분석하는 방법과 주식 가격과 같은 시장 정보를 이용하여 부도를 예측하는 모형(KMV 모형) 크게 두 분류로 나눌 수 있다. 이 두 가지 재무적 정보와 시장 정보를 함께 활용하기 위한 방법은 꾸준히 시도되어 왔으나 의미있는 결과를 얻기는 어려웠다.

본 연구는 재무정보와 시장정보를 결합하기 위하여, 몬테칼로 시뮬레이션 기법을 활용하여 생존분석과 KMV 모형을 결합하는 방법으로 기업의 부도를 예측하는 방법을 연구하였다. 그 결과 결합모형은 로지스틱 회귀분석과 같은 기존의 부도예측 모형보다 우수한 추정력을 얻었다.

본 연구를 통하여 기업 부도예측에 재무 정보와 시장 정보를 결합하는 것이 부도예측 가능성을 높일 수 있음을 연구하였으며, 향후 보다 정교한 기업 부도예측 모형을 통하여 예측 가능성을 향상 시킬 수 있음을 제시한다.

주제어: 부도예측, 생존분석, KMV모형, 몬테칼로 시뮬레이션