

순위로짓모형을 활용한 회사채 신용평가 등급예측모형 개발

김성태¹ · 이재정² · 홍재범³

요 약

본 연구에서는 순위로짓모형을 활용하여 회사채 신용등급예측 모형을 구성하였다. 순위로짓모형은 일반 선형회귀분석이나 판별분석에 비하여 회사채신용평가등급의 성격을 가장 잘 설명하는 모형으로 제안되고 있다. 사전분석을 통해 총자산(자연대수), 단기차입금/총차입금, EBITDA/매출액비율, 순금융비용부담율, 자기자본비율의 5개 재무비율을 선정하였다. 종속변수인 회사채 신용평가등급은 14개로 분류하고, 가장 신용도가 높은 AAA등급은 1, 가장 낮은 D등급은 14를 부여하는 것과 같이 신용도에 따라 그 서열을 부여하였다. 그 결과, 개발표본과 검증표본 모두에서 예측력이 높게 나타나 실무에서 모형 활용에 유용성이 있음을 발견할 수 있었다.

주요용어 : 회사채신용평가, 순위로짓모형, 판별분석, 회사채 등급예측.

1. 서론

기업의 부실을 예측하는 연구는 과거 수많은 연구자들에 의해서 많은 관심을 받은 분야이다. 기업의 부실이나 신용도는 해당 기업에 직접적인 이해를 가지고 있는 주주, 채권자, 종업원 소비자는 물론 사회구성원 모두에게 중요한 이슈이다. 따라서 기업의 부실이나 신용도를 조기에 정확하게 예측할 수 있다면 우리사회 구성원 모두에게 큰 이익을 가져올 수 있다. 기업부실에 대한 연구는 Beaver(1966)에서 시작되어 Altman(1968)의 판별분석모형, Ohlson(1980)의 로짓모형 도입을 계기로 크게 발전하였으며 최근에서는 인공지능기법의 활용이나 옵션모형의 적용도 이루어지고 있다.

본 연구에서 예측하고자 하는 것은 단순히 기업의 부실이 아니고 회사채 신용평가등급이다. 회사채 신용평가는 신용평가기관에서 이루어지고 있으며 국내에서는 한국기업평가, 한국신용정보, 한국신용평가를 중심으로 이루어지고 있다. 회사채 등급은 AAA, AA, A, BBB, BB, B, CCC, CC, C, D등급으로 구성된다. 따라서 부실예측모형에서 단순히 해당 기업이 우량 기업인지 부실기업인지만을 예측하는 것과 다른 방법론이 필요하다. 김권중·김진선(2002)은 일반회귀분석으로 OLS (ordinary least square)로 추정했으며, 김태정 등(2003)이 판별분석을 적용하였다. 본 연구에서는 순위

¹150-931 서울특별시 영등포구 여의도동 28-2, 한국신용정보 평가사업본부 평가연구소 책임연구원
E-mail : santakim@nice.co.kr

²608-737 부산광역시 남구 대연3동 599-1, 부경대학교 경영학부 부교수 E-mail : leejj@pknu.ac.kr

³(교신저자) 608-737 부산광역시 남구 대연3동 599-1, 부경대학교 경영학부 조교수
E-mail : jbhong@pknu.ac.kr

로짓모형(ordered logit analysis)을 활용하여 회사채 신용평가등급을 예측하였다.

회사채 신용평가는 산업별 평가자에 의해서 작성된 보고서를 중심으로 다양한 전문가가 참여하는 여러 위원회에서 협의를 통해 등급을 확정하게 된다. 일반적으로 실무위원회, 산업별위원회, 본평정위원회 등을 거치면서 평가자 개인의 주관성을 배제하고 철저히 객관적 등급평정이 이루어진다. 평가자가 작성한 평가보고서에는 과거실적 뿐만 아니라 미래의 시장상황이나 경쟁력이 모두 포함된다. 따라서 회사채 신용등급 예측모형이 재무정보에 기초하여 과거 경영실적에 대한 정보를 축약해 준다면 이러한 신용등급 예측모형은 회사채 평가에 매우 유용하다.

회사채 신용평가 과정에 가장 어려운 부분이 다음과 같다. 비록 회사채 신용평가를 하는 과정이 해당기업의 미래를 예측하는 일이지만 현재 실적도 역시 매우 중요하다. 따라서 신용이라는 기준 하에서 해당 기업의 개관적인 수준을 정리해본다는 것은 매우 중요하다. 또한 동종업종 내 다른 기업과의 비교, 나아가 다른 업종에 속해 있는 기업과의 비교 시 재무제표 정보를 이용한 개별기업의 부실화확률의 제시는 매우 유용한 정보이다. 따라서 평가자는 회사채 신용평가모형을 활용하여 재무제표만을 가지고 해당 기업의 경영성과의 절대적 수준이나 그 변화를 정리해 볼 수 있으며 이는 평가자의 업무 수행에 큰 도움이 될 수 있을 것으로 생각된다.

2. 선행연구

회사채 신용평가 예측에 대한 주요 해외연구는 회귀모형, 판별분석모형, 로짓모형으로 구분해 볼 수 있다. 우선 회귀분석을 이용한 연구자는 Horrigan(1966), Pogue and Soldofsky(1969), West(1970) 등이 있다. 이들 연구에서는 설명변수로 주요 재무비율들을 사용하였으며 종속변수는 점수화된 신용등급을 사용하였다. 즉, AAA는 9점, AA는 8점 ... 으로 종속변수를 측정하고 재무비율을 독립변수로 설정하여 회귀분석으로 분석하는 것이다. 하지만 이러한 방법은 통계적 측면에서 다소 문제를 가지고 있다. 즉, 이러한 방법은 속성상 서열척도인 신용평가등급을 구간척도(interval scale)로 고려하는 것으로 오차항의 평균이 0이 되지 않고 오차항의 분산도 일정하지 않는다는 한계가 있다.

Pinches and Miingo(1973), Altman and Katz(1976) 등이 그 대안으로 판별모형을 제시하였다. 판별분석모형은 Altman(1968)의 제시한 이후 부실예측에서 활발히 사용된 모형이다. 판별분석은 정량적 자료로 측정된 독립변수와 정성적인 명목척도(nominal scale)로 정한 그룹을 나타내주는 분석기법이다. 이러한 판별분석 모형은 2가지 측면에서 회사채 신용등급예측에 적합하지 않다는 지적이 있다. 우선 독립변수가 다변량 정규분포를 따를 것을 가정하고 있지만 현실에서 이를 충족시키기에는 매우 어렵다. 또한 회사채 신용등급은 단순히 분류일 뿐 아니라 신용도의 서열을 의미한다. 즉, 판별모형은 신용등급이 서열척도(ordinal scale)임을 고려하고 있지 않다.

이러한 한계를 극복하기 위하여 제시된 모형이 순위로짓모형이다. 순위로짓모형은 독립변수에 대해 정규분포를 가정하고 있지 않으며 그 부실화확률을 추정할 수 있고 각 계수의 유의성검증이

가능하다는 장점이 있다. 순위로짓모형을 신용등급의 예측에 적용한 대표적인 연구로 Kaplan and Urwitz(1979)가 있다. Kaplan and Urwitz(1979)는 신용등급을 6개의 구간으로 구분한 후 로짓모형과 OLS회귀모형 간의 예측력을 비교하여 로짓모형의 유용성을 제시하였다. 이를 좀 더 구체적으로 설명하면, Moody's에서 1970년에서 1974년 중 회사채 신용평가를 받은 184개 기업을 대상으로 회사채 신용등급 예측모형을 구성하였다. 184개 기업 중 1971년과 1972년 신용등급이 변하지 않은 120개 기업을 대상으로 한 연구에서는 정확도가 72%, 1970년에서 1974년 중 신규 평가받은 64개 기업에서는 분류정확도가 63%로 나타났다.

Ederington(1986)은 서로 다른 신용평가회사로부터 등급을 부여받을 경우 발생할 수 있는 등급격차(Split Rating)의 문제를 순위프로빗모형으로 분석하였다. 순위프로빗모형은 서열화된 이산변수를 처리하기 위한 방법으로 순위로짓모형과 함께 많이 사용되는 모형의 하나로서 연계함수를 누적로짓분포함수 대신에 누적표준정규분포함수를 사용한다는 차이가 있다. Chandy and Duett(1990)는 미국의 기업어음자료를 사용하여 판별분석모형과 로짓모형 간의 예측결과를 분석하였다. 분석결과 서로 비슷한 예측도를 나타내는 것으로 나타났다.

국내에서는 김권중·김진선(2002)과 김태정 외(2003)의 연구가 존재한다. 김권중·김진선(2002)은 1998-1999년 중에 회사채를 보유하고 있는 상장기업들을 대상으로 OLS 회귀모형을 이용하여 회사채 신용등급 예측모형을 구축하였다. 동 모형에는 부채비율, 이자보상비율, 이익률, 베타 및 기업규모의 5가지 재무변수가 포함되었으며 검증표본(holdout sample)에 대해 이 예측모형을 적용한 결과, +, 0, -를 구분한 등급체계에서 1등급 차이내로 예측할 수 있는 정확도가 76%이었다. 김태정 외(2003)는 2000년과 2001년, 2002년 3년간 국내 신용평가기관 3사의 회사채 신용등급을 판별분석을 활용하여 예측모형을 구성하였다. 총 554개 기업으로 연구표본을 구성하였는데 이중 투자등급인 BBB급 이상이 371개, 그 외 투기등급이 183개이다. 분석결과 재무변수에서는 기업경상이익률과 단기차입의존도가 유의하게 나타나고, 비 재무변수에서는 대규모 기업집단 소속여부와 참여 산업이 영향을 미치는 것으로 나타났다.

본 연구에서는 김권중·김진선(2002), 김태정 외(2003)와 달리, Kaplan and Urwitz(1979)가 제시한 순위로짓모형을 이용하여 회사채 신용등급 예측모형을 개발하였다. 또한 기존 모형에서는 고려하고 있지 않는 CCC~D등급을 종속변수로 고려하였다. CCC~D 등급은 시장에서 거래가 일어나지 않고, 대부분 해당 기업이 부실화된 상태라 기업 부실예측모형에서는 부실에 해당되는 신용등급이다. 따라서 본 연구에서는 가장 하위등급인 부도등급에 대한 정보를 풍부하게 하여 등급예측력과 동시에 부도예측력도 우수한 모형의 개발을 모색하였다.

나아가, 모형에 적용되는 최종변수를 선정함에 있어서 분석자의 임의성을 최대한 배제하고 엄격한 선정절차를 중시하여 의미 있는 변수가 선정될 수 있도록 노력하였다. 이를 위해 먼저 주요 설명변수 리스트를 작성한 후, t-test와 요인분석, 단변량 로짓모형을 순차적으로 적용하였으며 이러한 단계를 모두 통과한 변수 중에서 최종모형에 적용될 변수를 선정함으로써 변수 선정에 있어서 객관성과 공정성을 확보하기 위해 노력하였다.

3. 연구방법론

3.1 연구표본

연도별 신용등급에 따른 연구표본의 구성비와 신용등급 분류를 <표 1>에 정리하였다. 분석 자료는 국내 주요 신용평가회사인 한국기업평가, 한국신용정보, 한국신용평가 3사가 회사채를 평가하여 등급을 공시한 기업을 대상으로 실시하였으며 그 기간은 기업회계결산년 기준으로 1999년~2003년에 해당하는 자료이다. 또한, 기업의 상태가 부도에 해당되는 기업도 마지막 등급범주인 CCC~D에 포함시켰다. 신용등급예측모형에 사용되는 설명변수가 재무데이터인 점을 감안하여 회계정보의 신뢰성을 유지할 수 있는 총자산 70억 원 이상의 외부감사 대상기업의 자료만을 대상으로 하였다.

신용등급을 <표 1>에 나타나 있는 것처럼 총 14개의 범주로 나누었다. <표 1>을 보면 AA+~AA, B+~B-는 각각 하나의 범주로 간주하였는데 이는 각 등급에 속하는 자료의 숫자가 통계적 분석을 위해 필요한 최소한의 기준에 미달한다고 판단하여 전체 등급의 서열 의미가 유지되는 범위 내에서 2~3개의 등급을 하나의 범주로 묶은 것이다. CCC 등급 이하는 국내 신용평가시장의 특성상 실질적인 부도상태에 돌입한 단계라고 판단하여 부도등급인 D등급과 묶어서 하나의 범주로 분류하였다. 총 991개의 연구표본을 무작위 추출을 이용하여 개발표본과 검증표본으로 구분하였다. 개발표본은 600개로 구성하였으며 검증표본은 나머지 391개로 구성하였다. 신용등급예측모형은 개발표본을 사용하여 구축되며 예측력 검증은 개발표본과 검증표본을 모두 사용하여 실시하였다.

3.2 주요변수의 측정

회사채 신용평가 등급은 <표 1>에 나타나 있는 것처럼 신용도에 따라 서열을 부여하였다. 즉,

<표 1> 연도별 신용등급 분포와 신용등급의 category 구분

신용등급/년도	1999	2000	2001	2002	2003	합계	Scale
AAA	4	5	6	11	11	37	1
AA+, AA	3	4	4	6	5	22	2
AA-	9	9	6	6	8	38	3
A+	5	8	10	10	11	44	4
A	11	9	9	10	9	48	5
A-	15	17	12	10	11	65	6
BBB+	15	18	14	15	18	80	7
BBB	24	31	25	18	12	110	8
BBB-	42	23	21	15	13	114	9
BB+	20	23	16	8	5	72	10
BB	28	30	22	9	3	92	11
BB-	15	22	29	9	9	84	12
B+ ~ B-	3	3	15	9	21	51	13
CCC~D	23	20	38	32	21	134	14
합계	217	222	227	168	157	991	
구성비(%)	21.9	22.4	22.9	17.0	15.8	100.0	

가장 신용도가 높은 AAA는 1, AA+/AA는 2, AA-는 3 ... BB-는 12, B+~B-는 13을 부여하고 가장 신용도가 낮은 CCC~D는 14를 부여하였다. 신용평가등급 예측에 사용한 재무비율은 <표 2>와 같다. <표 2>의 주요 변수들은 기존 선행연구들과 신용평가사에서 제시하는 주요재무비율을 종합하여 구성하였다.

<표 2> 주요 재무비율 리스트

규모지표			
총자산	로그(총자산)		
성장성지표			
총자산증가율	(당기말총자산/전기말총자산)X100-100	매출액증가율	(당기매출액/전기매출액)X100-100
재고자산증가율	(당기말재고자산/전기말재고자산)X100-100	영업이익증가율	(당기영업이익/전기영업이익)X100-100
운전자금증가율	(당기말운전자금/전기말운전자금)X100-100	경상이익증가율	(당기경상이익/전기경상이익)X100-100
자기자본증가율	(당기말자기자본/전기말자기자본)X100-100	순이익증가율	(당기순이익/전기순이익)X100-100
수익성(수익/자본)지표			
총자산경상이익률	경상이익/(전기총자산+ 당기총자산)X200	배당률	배당금/(자기자본금+ 당기자본금)X200
총자산순이익률	당기순이익/(전기총자산+ 당기총자산)X200	배당성향	배당금/당기순이익X100
자기자본순이익률	당기순이익/(전기자기자본+당기자기자본)X200	유보율	(자기자본-자본금)/자본금×100
수익성(비용/수익)지표			
매출액영업이익률	(영업이익/매출액)X100	매출원가율	매출원가/매출액X100
매출액경상이익률	(경상이익/매출액)X100	영업비율	판매비와관리비/매출액X100
매출액순이익률	(당기순이익/매출액)X100		
수익성(비용구조) 지표			
차입금평균이자율	이자비용/(전기총차입금+당기총차입금)X200	이자보상배율(배)	(경상이익+금융비용)/금융비용
법인세부담율	법인세비용/법인세비용차감전순이익X100	EBITDA/금융비용	EBITDA/금융비용(배)
금융비용대총비용	금융비용/총비용X100	EBITDA/순금융비용	EBITDA/순금융비용(배)
금융비용부담율	금융비용/매출액X100	EBITDA/매출액(%)	EBITDA/매출액X100
순금융비용부담율	(금융비용-이자수익)/매출액X100		
안정성지표			
유동비율	유동자산/유동부채X100	자기자본비율	자기자본/총자산X100
당좌비율	당좌자산/유동부채X100	순운전자본비율	(유동자산-유동부채)/총자산X100
고정비율	(투자자산+유형자산+무형자산)/자기자본X100	유동부채비율	유동부채/자기자본X100
고정장기적합률	(투자자산+유형자산+무형자산)/(고정부채+자기자본)X100	단기차입금/총차입금	단기차입금/총차입금X100
부채비율	(유동부채+고정부채)/자기자본X100	부채총계대매출액	부채총계/매출액X100
차입금의존도	총차입금/총자산X100	총차입금/EBITDA	총차입금/EBITDA
활동성지표			
총자산회전율	매출액/(전기총자산+ 당기총자산)X2	매출채권회전율	매출액/(전기매출채권+ 당기매출채권)X2
자기자본회전율	매출액/(전기자기자본+당기자기자본)X2	매입채무회전율	매출액/(전기매입채무+ 당기매입채무)X2
재고자산회전율	매출액/(전기재고자산+당기재고자산)X2		
Cash Flow 관련지표			
CF/ 총부채	총영업활동조달현금/부채총계 X100	CF/ 매출액	총영업활동조달현금/매출액 X100
CF/ 총차입금	총영업활동조달현금/총차입금 X100	부채상환계수1(배)	(총영업활동조달현금+금융비용)/(금융비용+총차입금)X100
CF/ 단기성차입금	총영업활동조달현금/단기성차입금X100	부채상환계수2(배)	(총영업활동조달현금+금융비용)/(금융비용+단기차입금+ 유동성장기부채)X100
CF/ 총자산	총영업활동조달현금/총자산 X100		

3.2 모형구축방법

본 연구에서는 재무비율을 설명변수로 도입하여 순위로짓모형으로 신용등급을 예측한다. 순위로짓모형은 종속변수의 범주가 3개 이상이며 순위척도(ordinal scale)로 측정 가능할 시에 적용하게 된다. 설명변수들의 수준 x 에서 종속변수의 순위가 특정 순위 m 이하일 누적확률은 (식 1)과 같이 표시된다.

$$P(Y \leq m|x) = \frac{\exp(a_m + x'\beta)}{1 + \exp(a_m + x'\beta)} \quad (\text{식 1})$$

순위로짓모형에서는 순위에 따라 상수항만 변하며 회귀계수는 모두 동일하다고 가정한다. 따라서 기울기가 모두 동일하며 순위에 따라서 절편만 이동하게 된다. 위의 (식 1)에서는 특정 순위 m 이하일 누적확률을 구하게 되므로 설명변수 x_i 수준에서 Y 의 결과가 m 으로 예측될 확률은 (식 2)과 같이 구할 수 있다.

$$\Pi_m(x_i) = \frac{\exp(a_m + x'\beta)}{1 + \exp(a_m + x'\beta)} - \frac{\exp(a_{m-1} + x'\beta)}{1 + \exp(a_{m-1} + x'\beta)} \quad (\text{식 2})$$

회사채 신용평가등급의 예측력을 높이기 위해서는 <표 2>에 있는 예비 재무지표 중에서 유의한 변수를 모형에 포함시켜야 한다. 일반적으로 통계적 선정절차방법인 전진선택법(forward selection), 후진선택법(backward selection), 단계별선택법(stepwise selection)등을 사용하게 된다. 그러나 변수선정방법으로 전진선택법, 후진선택법, 단계별선택법 등을 이용할 경우 많은 문제점이 나타날 수 있다. 예를 들어, 비율의 이론적 의미와 반대되는 부호를 가진 변수가 선정되거나 다중공선성의 문제가 최소화된 모형이 아닌 다중공선성의 문제를 많이 내포한 모형으로 구성될 수도 있다. 이러한 오류를 회피하기 위해서는 변수선정 절차에 보다 많은 주의를 기울여야 한다. 본 연구에서는 유의하고 견고한 변수를 선정하기 위해 다음의 3단계 절차에 따라 변수를 선정하였다.

1단계 : t 테스트를 통한 1차 변수선정

2단계 : 요인분석으로 주요 변수의 그룹화

3단계 : 단변량 로짓모형

이러한 방법 중 요인분석에 의한 방법은 기존 연구에서 사용하지 않은 것이다. 기존 연구에서는 주성분분석을 이용하여 예비재무지표들 간의 상관관계를 고려한 수익성, 안정성과 같은 좀 넓은 개념의 새로운 변수를 만들고 이를 통해 부실을 예측하는 연구가 이루어졌다. 하지만 이러한 방법은 부실의 전반적인 원인을 파악하고 변수들 간의 상관관계를 제거하고 추정의 효율성을 높여 부실예측력을 높일 수는 있으나 실제 해당 기업의 부실 사유를 구체적으로 분석하기에는 한계가 있다. 따라서 실무에서는 상관관계를 고려하면서도 다양한 변수를 투입하게 되며 이러한 과정은 요

인분석결과와 실무자들 간의 협의를 통해 결정된다. 본 연구에서 요인분석을 사용한 것은 이러한 과정을 좀 더 효율적으로 진행할 수 있는 방법이라 생각했기 때문이다.

4. 회사채 신용평가모형

4.1 모형구축

(1) t-test를 통한 1차 변수선정

<표 2>에 제시한 설명변수 후보군에 대하여 t-test를 실시하였다. 기업의 신용도를 우량과 불량으로만 구분한 후, 두 집단의 평균이 통계적인 차이를 보이는데 대한 검증을 실시하였으며 변수선정은 1% 유의수준을 기준으로 하였다. 이때, 투자등급(AAA~BBB-) 이상은 우량집단, 부도등급(D) 과 신용불량정보로 등록된 기업은 불량집단, 투기등급(BB+~C)은 판단보류(Gray Zone)로 구분하였다. 1단계 t-test는 우량과 불량집단의 평균에 대한 통계적 검증이지만 두 집단 평균의 방향성이 갖는 의미를 주의 깊게 분석해야만 한다. 예를 들어, 부채비율의 경우 불량집단의 평균이 우량집단의 평균보다 높아야 되며 매출액영업이익비율은 불량집단의 평균이 우량집단의 평균보다 낮아야 한다.

또한 test에 사용되는 변수의 수를 검토하여 test 대상 변수가 모집단을 대변할 수 있는 대표성을 지닌 항목인지를 검토하였다. 전체 모집단 대비 80%이상 존재하는 비율을 기준으로 하여 구성비가 80%미만인 비율은 1단계 선정에서 탈락시켰다. 1단계 t test결과는 <표 3>에 나타나 있다. 총 53개의 비율 중에서 통계적 기준(p value 기준)과 방향성기준, 도수기준을 모두 통과하여 1단계에서 선정된 변수는 <표 3>에 나타난 바와 같이 모두 28개의 비율이다.

(2) 요인분석(factor analysis)

요인분석을 실시하는 가장 큰 이유는 변수간의 상관관계가 높을 때 발생하는 다중공선성(multicollinearity)의 문제를 최소화하기 위해서이다. 다중공선성이란 모형의 설명변수들 간에 강한 선형관계가 존재한다는 의미이며 서로 공통적인 정보를 많이 포함하고 있다는 의미이다. 이러한 다중공선성이 존재하는 모형에서는 몇 가지 심각한 문제가 나타나게 된다. 대표적인 문제를 예로 들면, 특정한 설명변수가 모형에 추가되거나 제외될 때 설명변수 간에 존재하는 높은 상관관계로 인하여 다른 설명변수의 추정계수가 큰 차이로 변화하게 되며 심지어는 추정계수의 부호가 이론적인 부호와 반대로 나타나기도 하는 현상을 들 수 있겠다.

다중공선성의 문제를 해결하기 위해서는 설명변수 간의 상관관계를 직접 분석하는 등 여러 가지 방법을 통해 가능하겠지만 본 연구에서는 요인분석을 통해 몇 개의 요인으로 구분한 후, 분류된 각각의 요인에서 유의한 변수를 하나씩 선정하는 방식을 통해 다중공선성의 문제가 최소화되도록 하였다. 요인분석은 변수들 간의 복잡한 상관관계를 잠재적인 공통요인을 이용하여 설명하는 다변량 기법이다(성웅현, 2003). 본 연구에서는 총 28개의 비율에 대하여 주성분추출법을 이용한 요인분석을 실시하였으며 요인의 축을 회전하는 방법으로는 직교회전방법인 베리맥스 회전(varimax

<표 3> t-test 및 변수선정 결과

변수명	도수		평균		t test 결과		1단계 변수선정		
	우량	불량	우량	불량	t value	p-value	p value 기준	방향성 기준	도수 기준
EBITDA/매출액(%)	460	113	16.23	0.23	8.01	0.0000	*	*	*
유동비율	460	113	123.99	100.49	2.81	0.0050	*	*	*
당좌비율	460	113	93.61	67.48	3.62	0.0003	*	*	*
차입금의존도	460	113	31.51	58.05	-9.19	0.0000	*	*	*
자기자본비율	460	113	48.32	10.41	9.07	0.0000	*	*	*
순운전자본비율	460	113	2.72	-14.28	3.86	0.0002	*	*	*
단기차입금/총차입금	460	113	25.02	61.11	-12.44	0.0000	*	*	*
부채총계대매출액비율	460	113	72.28	121.60	-4.20	0.0001	*	*	*
자기자본회전율	460	113	2.39	-973451320	3.48	0.0007	*	*	*
매입채무회전율	460	113	19.46	7.35	8.19	0.0000	*	*	*
CASH FLOW/총부채	460	113	18.66	0.88	9.23	0.0000	*	*	*
CASH FLOW/총자본	460	113	8.70	-0.10	6.44	0.0000	*	*	*
CASH FLOW/매출액	460	113	11.02	-3.16	6.27	0.0000	*	*	*
총자산	460	113	20.26	17.16	25.79	0.0000	*	*	*
경상이익증가율	460	113	94.66	-492.06	4.02	0.0001	*	*	*
순이익증가율	460	113	61.21	-517.79	3.40	0.0009	*	*	*
자기자본순이익률	460	113	10.27	-973451446	3.48	0.0007	*	*	*
배당률	460	113	13.05	0.47	15.81	0.0000	*	*	*
배당성향	460	113	27.92	6.64	3.16	0.0018	*	*	*
유보율	460	113	816.48	47.68	11.45	0.0000	*	*	*
매출액영업이익률	460	113	9.25	-5.57	6.27	0.0000	*	*	*
매출액경상이익률	460	113	7.50	-16.96	6.59	0.0000	*	*	*
매출액순이익률	460	113	5.51	-17.55	6.02	0.0000	*	*	*
매출원가율	460	113	77.05	88.43	-6.34	0.0000	*	*	*
영업비율	460	113	13.70	17.14	-2.01	0.0467	*	*	*
금융비용대비용비율	460	113	4.63	6.22	-2.93	0.0039	*	*	*
금융비용부담율	460	113	4.77	8.68	-3.20	0.0017	*	*	*
순금융비용부담율	460	113	3.36	7.57	-4.00	0.0001	*	*	*

rotation)을 이용하였다. 요인분석의 결과는 <표 4>에 나타나 있다. 요인분석은 1 단계를 통과한 28 개의 비율을 대상으로 실시하였으며 <표 4>에 나타난 바와 같이 모두 9개의 요인으로 분류되었다.

(3) 단변량 로짓모형 (univariate logit model)

요인분석을 통해 동일한 잠재 공통요인을 지니고 있는 9개의 요인을 구분하였다. 동일한 요인 내에서는 변수간의 상관관계가 높기 때문에 모형의 변수로 동시에 사용될 경우 다중공선성의 문제가 야기될 것이다. 따라서 동일요인 내에서는 하나의 변수만을 선정해야만 다중공선성의 문제를 최소화시킬 수 있을 것이다. 동일요인 내에서 하나의 변수를 선정하는 방법은 여러 가지가 존재할 것이나 본 연구에서는 각각의 개별변수에 대한 단변량 로짓모형을 실시하여 개별 회귀계수가 신용 등급에 유의한 영향을 미치는 효과를 분석하여 가장 큰 효과를 나타내는 변수를 선정하는 방법을 이용하였다. 변수 선정은 wald검정통계량과 R-square를 동시에 검토하여 가장 유의한 변수를 각 요

인마다 하나씩 선정하는 방법을 택하였다. 그 결과는 <표 4>에 나타나 있다. 각 요인 중에서 첫 번째 비율이 wald검정통계량과 R-square가 가장 유의하게 나온 변수들이다.

<표 4> 요인분석 및 단변량로짓분석 결과

요인	변수명	Wald test			R- Square	최종선정 변수
		Estimate	Wald Chi-square	p-value		
1	순금융비용부담율	-0.1619	58.6886	0.0000	0.0220	*
1	금융비용부담율	-0.1415	53.9829	0.0000	0.0195	
1	부채총계대대출액비율	-0.0107	38.9426	0.0000	0.0130	
1	자기자본회전율	-0.1596	37.0674	0.0000	0.0196	
1	금융비용대비용비율	-0.1294	35.6013	0.0000	0.0123	
1	영업비비율	-0.0208	12.5195	0.0004	0.0041	
2	단기차입금/총차입금	-0.0459	201.7085	0.0000	0.0712	*
2	CASH FLOW/총부채	0.0592	183.5236	0.0000	0.0676	
2	CASH FLOW/대출액	0.0872	164.9952	0.0000	0.0602	
2	CASH FLOW/총자본	0.1006	144.3058	0.0000	0.0495	
3	EBITDA/대출액(%)	0.0986	152.1966	0.0000	0.0619	*
3	대출액경상이익률	0.0656	90.0169	0.0000	0.0460	
3	대출액순이익률	0.0662	70.2290	0.0000	0.0412	
4	순운전자본비율	0.0073	6.1427	0.0132	0.0020	
4	당좌비율	0.0016	2.2727	0.1317	0.0008	
4	유동비율	0.0002	0.0567	0.8118	0.0000	
5	자기자본비율	0.0752	227.8531	0.0000	0.0918	*
5	자기자본순이익률	0.0183	42.8441	0.0000	0.0239	
6	대출액영업이익률	0.0950	103.9505	0.0000	0.0450	
6	매출원가율	-0.0256	24.3424	0.0000	0.0082	
7	총자산(자연대수)	1.2724	440.2237	0.0000	0.1950	*
7	차입금의존도	-0.0704	195.0317	0.0000	0.0741	
7	유보율	0.0006	50.1436	0.0000	0.0237	
8	매입채무회전율	0.0171	31.9672	0.0000	0.0102	
8	순이익증가율	0.0003	13.2435	0.0003	0.0042	
8	경상이익증가율	0.0001	3.7536	0.0527	0.0020	
9	배당률	0.1149	180.1754	0.0000	0.0852	
9	배당성향	0.0060	21.1538	0.0000	0.0083	

(4) 최종변수의 선정

단변량 로짓모형을 통해 각 요인별로 유의한 하나의 비율을 선정하였으나 선정된 9개의 비율이 모두 모형의 최종 설명변수로 사용될 수 있는 것은 아니다. 모형이 효율적이기 위해서는 최소의 변수로 가장 높은 설명력을 나타낼 수 있어야 하며 이러한 기준에 부합되는 최종 변수는 <표 4>의 가장 마지막 열에 표시된 순금융비용부담율, 단기차입금/총차입금, EBITDA/대출액, 자기자본비율, 총자산(자연대수)의 5개 비율이다. 또한 5개 비율로 순위로짓모형을 구축한 결과는 아래의 <표 5>과 같다.

<표 5> 신용등급예측모형 추정결과 : 순위로짓모형 추정결과

Parameter	Estimate	Wald Chi-Square	p Value	Parameter	Estimate	Wald Chi-Square	p Value
상수항 1	-38.61	(476.09)	***	상수항 10	-28.75	(385.45)	***
상수항 2	-37.50	(472.49)	***	상수항 11	-27.31	(367.66)	***
상수항 3	-36.12	(463.51)	***	상수항 12	-25.90	(350.13)	***
상수항 4	-35.17	(456.29)	***	상수항 13	-24.94	(334.9)	***
상수항 5	-34.35	(449.82)	***	EBITDA/매출액	0.06	(52.66)	***
상수항 6	-33.39	(441.43)	***	순금융비용부담율	-0.37	(161.18)	***
상수항 7	-32.26	(429.90)	***	자기자본비율	0.04	(56.53)	***
상수항 8	-30.93	(414.37)	***	단기차입금/총차입금	-0.02	(51.34)	***
상수항 9	-29.62	(397.41)	***	총자산(자연대수)	1.55	(417.41)	***

***: 1%유의수준, **: 5%유의수준 *: 10%유의수준

4.2 예측력 검증결과

예측력에 대한 검증은 개발표본 600개와 검증표본 391개에 대하여 모두 실시하였다. <표 6>에는 개발표본에 대한 예측결과, <표 7>에는 검증표본에 대한 예측결과를 각각 제시하고 있다. <표 6>과 <표 7>에서 대각선 굵은체로 표시된 숫자는 예측등급과 실제등급이 정확하게 일치하는 자료의 수를 나타내는 것이며 상당수가 일치하는 것으로 나타났다. <표 8>은 이러한 일치여부를 적중률로 계산하여 작성한 것이다. 개발표본에서의 적중률을 보면 해당등급을 정확하게 예측할 정확도는 36.33%, +/- 1등급범주 이내로 예측할 확률은 71.67%로 나타났다. 검증표본에서의 적중률을 보면, 해당등급을 정확하게 예측할 정확도는 35.04%, +/- 1등급범주 이내로 예측할 확률은 70.84%로 나타났다.

<표 6> 실제등급별 예측등급의 분포: 개발표본

			예측등급														합계
			1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	
실 제 등 급	1	AAA	19	0	6	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	25
	2	AA+, AA	3	0	7	1	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	12
	3	AA-	3	0	10	5	0	3	3	0	0	0	0	0	0	0	24
	4	A+	2	0	6	2	1	3	5	3	1	0	1	0	0	0	24
	5	A	0	0	5	3	1	7	5	6	0	0	0	0	0	0	27
	6	A-	0	0	4	2	1	7	10	13	0	0	2	0	0	0	39
	7	BBB+	0	0	1	2	1	9	16	20	6	0	0	0	0	0	55
	8	BBB	0	0	0	0	0	4	12	29	26	0	0	0	0	0	71
	9	BBB-	0	0	0	0	0	1	3	24	27	0	12	2	0	1	70
	10	BB+	0	0	0	0	0	0	1	6	20	0	14	0	0	1	42
	11	BB	0	0	0	0	0	0	1	2	13	0	29	9	0	5	59
	12	BB-	0	0	0	0	0	0	1	0	6	0	14	16	0	11	48
	13	B+~ B-	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	5	7	0	14	27
	14	CCC+~D	0	0	0	0	0	0	0	2	1	0	8	4	0	62	77
		합계	27	0	39	15	5	34	57	105	101	0	85	38	0	94	600

<표 7> 실제등급별 예측등급의 분포: 검증표본

			예측등급														합계
			1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	
실 제 등 급	1	AAA	10	0	2	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	12
	2	AA+, AA	2	0	8	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	10
	3	AA-	1	0	4	2	0	6	1	0	0	0	0	0	0	0	14
	4	A+	2	0	2	3	0	7	6	0	0	0	0	0	0	0	20
	5	A	1	0	4	0	0	7	7	2	0	0	0	0	0	0	21
	6	A-	0	0	2	1	1	5	9	8	0	0	0	0	0	0	26
	7	BBB+	0	0	2	0	0	5	4	11	3	0	0	0	0	0	25
	8	BBB	0	0	0	0	1	0	7	13	14	0	4	0	0	0	39
	9	BBB-	0	0	0	0	0	0	2	14	22	0	5	1	0	0	44
	10	BB+	0	0	0	0	0	0	0	2	14	0	9	4	0	1	30
	11	BB	0	0	0	0	0	0	0	3	4	0	15	7	0	4	33
	12	BB-	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	12	13	0	10	36
	13	B+~ B-	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	7	5	0	11	24
	14	CCC+~D	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	3	5	0	48	57
		합계	16	0	24	6	2	30	36	53	60	0	55	35	0	74	391

<표 8> 등급별 적중률(%)

	예측표본		검증표본	
	해당등급	+/-1 등급	해당등급	+/-1등급
AAA	76.00	76.00	83.33	83.33
AA+, AA	0.00	83.33	0.00	100.00
AA-	41.67	62.50	28.57	42.86
A+	8.33	37.50	15.00	25.00
A	3.70	40.74	0.00	33.33
A-	17.95	46.15	19.23	57.69
BBB+	29.09	81.82	16.00	80.00
BBB	40.85	94.37	33.33	87.18
BBB-	38.57	72.86	50.00	81.82
BB+	0.00	80.95	0.00	76.67
BB	49.15	64.41	45.45	66.67
BB-	33.33	62.50	36.11	69.44
B+~ B-	0.00	77.78	0.00	66.67
CCC+~D	80.52	80.52	84.21	84.21
합계	36.33	71.67	35.04	70.84

6. 결론

신용평가회사가 회사채 신용등급을 결정하는데 있어서는 다양한 판단요소가 개입된다. 신용등급 결정요소에는 재무위험(financial risk) 뿐만 아니라 사업위험(business risk)도 존재하며 그 외에 산업 위험(industry risk) 등도 매우 중요한 요소를 이루고 있다. 본 연구를 비롯한 대부분 연구는 설명변수로 재무비율을 사용하고 있으며 설명변수인 재무비율과 종속변수인 신용등급간의 관계는 주의 깊게 살펴볼 필요가 있다고 하겠다.

본 연구에서는 총자산(자연대수), 단기차입금/총차입금비율, EBITDA/매출액비율, 순금융비용부담율, 자기자본비율의 5개 설명변수를 사용하는 순위로짓 신용등급예측모형을 개발하였다. 분석결과, 검증표본에서의 결과를 보면, 순위로짓모형이 35.0%, +/-1등급범주 이내에서의 적중률은 70.8%로 나타났으며 개발표본에서도 1%정도 밖에 차이가 나지 않는 매우 안정된 결과가 나타나 신용등급예측모형의 실무적용 가능성이 매우 높은 것으로 나타났다. 또한 국내 선행 연구에서 활용하지 않은 순위로짓모형의 활용가능성을 파악할 수 있었다.

참고문헌

- [1] 김권중, 김진선 (2002). 유효이자율 추정을 위한 회사채 신용등급 예측모형의 개발, *회계저널*, 제11권 제1호, 81-99.
- [2] 김규곤, 조민형 (2004). 사상체질 판별함수의 개발에 관한 연구, *Journal of the Korean Data Analysis Society*, 제6권 제1호, 303-316.
- [3] 김태정, 문남희, 문성주 (2003). 회사채 신용등급 예측에 관한 연구, *회계정보연구*, 제21권, 28-58.
- [4] 남기성 (2004). 사회과학에서 통계분석 방법의 선택에 관한 연구, *Journal of the Korean Data Analysis Society*, 제6권 제5호, 1255-1266.
- [5] 성웅현 (2001). *응용로지스틱회귀분석 -이론, 방법론, SAS 활용-*, 탐진출판사
- [6] 정중영 (2005). CAMEL제도를 이용한 국내 손해보험산업 평가에 관한 연구, *Journal of the Korean Data Analysis Society*, 제7권 제3호, 987-996.
- [7] 최용석, 강창완, 정수미 (2005). 명목형 다항반응 로지스틱회귀모형 분석, *Journal of the Korean Data Analysis Society*, 제7권 제3호, 839-850.
- [8] Altman and Katz (1976). Statistical Bond Rating Classification Using Financial and Accounting Data, *Proceeding of the Conference on Topical Research in Accounting*, NYU Press.
- [9] Chandy P. R., and E. H. Duett (1986). Commercial Paper Rating Models, *Quarterly Journal of Business and Economics*, Vol. 29(4) 37-47.
- [10] Dechow, P., R. Sloan, and A. Sweeney (1995). Detecting Earnings Management, *The Accounting Review*, Vol. 70(April), 193-225.
- [11] Ederington L. (1986). Why Split Ratings Occur, *Financial Management*, Spring, 37-47.
- [12] Horrigan, J. (1996). The Determination of Long-Term Credit Standing with Financial Ratios, Empirical Research in Accounting: Selected Studies, *Journal of Accounting Research* (Supplement), 44-62.
- [13] Kaplan, R. S. and G. Urwitz (1979). Statistical Models of Bond Ratings: A methodological Inquiry, *Journal of Business*, Vol. 52(2), 231-261.
- [14] Pinches, G. and K. Mingo (1973). A Multivariate Analysis of Industrial Bond Ratings, *Journal of Finance*, Vol. 28(1), 1-17.
- [15] Pogue, T. and R. Soldofsky (1969). What's in a Bond Rating?, *Journal of Quantitative Analysis*, Vol. 4,

201-228.

- [16] West, R. R. (1970). An Alternative Approach to Predicting Corporate Bond Ratings, *Journal of Accounting Research*, Vol. 8, 118-125.

[2006년 3월 접수, 2006년 4월 채택]

K C I

The prediction model of bond-rating with ordered logit analysis

Sung-Tae Kim¹, Jae-Jung Lee², Jae-Bum Hong³

Abstract

This research attempts to develop a statistical bond-rating prediction model. we apply the ordered logit regression, which Kaplan and Uriwitz(1979) recommended as the best methodology. There are the researchers using OLS regression or multivariate discriminant analysis in Korea but We can't find the it applied with the ordered logit regression. Pursuing this research, we practically use the ordered logit regression to build the prediction model of bond-rating.

Six independent variables are selected through three steps. The first step is t-test, The second step is the factor analysis, and the last step is the univariate logistics regression. the selected variables are log(total asset), short-term borrowing/total borrowings, EBITA/total sales, net interest coverage, equity ratio, ABS(arbitrage earnings). The dependant variable is the ranking of bond rating. The best rating AAA is 1, the worst rating D is 14. The result shows 70% accuracy of the prediction model.

Keywords : bond-rating, multivariate discriminant analysis, ordered logit regression, OLS regression.

¹Senior Credit Analyst, Methodology Research Dept., Credit Rating Division, National Information & Credit Evaluation Inc, 19th Fl., KT Bldg. 28-2, Yeouido-dong, Yeongdeungpo-gu, Seoul 150-931, Korea. E-mail : santakim@nice.co.kr

²Associate Professor, Dept. of Business Administration, Pukyong University, 599-1, Daeyeon 3-Dong, Nam Gu, Pusan 608-737, Korea. E-mail : leejj@pknu.ac.kr

³Assistant Professor, Dept. of Business Administration, Pukyong University, 599-1, Daeyeon 3-Dong, Nam Gu, Pusan 608-737, Korea. E-mail : jbhong@pknu.ac.kr