

자료포괄분석(DEA)을 이용한 신용평점모형의 개발*

민재형

서강대학교 경영대학 교수
(jaemin@ccs.sogang.ac.kr)

이영찬

동국대학교 전자상거래학과 전임강사
(chanlee@mail.dongguk.ac.kr)

신용위험 관리를 위해 금융기관에서는 다양한 평점화(scoring) 방법론을 이용하여 고객기업의 재무성과를 평가하고 있다. 본 연구에서는 조직의 효율성 평가를 위해 주로 활용되어온 자료포괄분석(data envelopment analysis: DEA)을 신용평점모형 개발에 도입하여 기존의 모형보다 간명하면서도 실용성이 높은 신용평점화 방법론을 제안하였다. 구체적으로, 본 연구에서는 1,061개 외감 제조업체의 재무비율 자료를 이용하여 DEA 기반의 신용평점모형을 구축하고, 이를 통해 고객기업의 재무성과를 종합할 수 있는 재무신뢰도(financial credibility) 점수를 도출하였다. 그리고 본 연구에서 제안한 방법론의 타당성을 조사하기 위해 회귀분석, 판별분석, 그리고 실제 부도기업 자료 103개를 이용하여 판별력 검증을 수행하였고, 이와 함께 산출된 재무신뢰도 점수를 활용한 실무적인 신용등급(credit rating) 방법론도 제시하였다. 건전/부도 여부에 관한 사전적인 정보가 요구되는 기존의 분석방법(다중판별분석, 로지스틱 회귀분석, 인공신경망)과는 달리 DEA를 이용한 신용평점모형은 고객기업의 사후적인 정보만으로도 신용평점을 산출할 수 있다는 장점이 있으며, 이러한 접근방법은 신용대출 업무 담당자로 하여금 신용위험이 높을 것으로 예상되는 기업을 판별할 수 있는 실용적인 지침을 제공할 수 있을 것으로 기대된다.

1. 서론

IMF 구제금융신청 이후 국제결제은행(Bank for International Settlement: BIS)의 신용위험 규제, 금융시장에서의 대출경쟁 심화 등으로 인해 국내 금융기관들은 신용위험의 계량화를 통한 효율적인 여신 관리에 주력하고 있다(Basel Committee on Banking Supervision, 1999). 은행, 보험회사, 증권사, 신용보증기관 등과 같은 금융기관들이 신용대출을 하게 될 경우 주된 관심사는 대출고객의 신용위험을 측정하여 고객의 채무불이행(default) 여부를 사전에 얼마나 정확하게 예측할 수 있는냐에 집중되어 있다. 특히 기업의 부도는

주주나 채권자는 물론 종업원, 고객, 정부 모두에게 경제적 손실을 초래하고 사회적 부를 감소시키기 때문에 금융기관의 신용위험노출(credit risk exposure)을 효과적으로 관리하기 위해서는 재무 및 운용위험과 비효율성 정도를 측정, 감시, 통제할 수 있는 분석기법을 기반으로 한 의사결정지원시스템의 도입이 무엇보다도 필요하다(박정민 등, 2003; 홍태호·신택수, 2003; Emel et al., 2003).

최근 들어 금융기관들은 대출고객의 잠재적 신용위험수준을 평가하기 위해 내부적으로 신용평점모형을 구축하고 이를 활용하고 있는데, 이러한 신용위험의 계량화는 여신부문에 있어 채무불이행 가능성을 예측하고 이에 따른 손실의 위험성을 정확하

게 파악할 수 있으며, 손실위험 정도에 따라 조기에 대응책을 제시해 줄 수 있다는 이점이 있다 (Chen and Huang, 2003; Lee et al., 2002; Lopez and Saldenberg, 2000; West, 2000). 이러한 관점에서 신용평점화는 넓은 의미에서 보편적인 판별 및 분류 문제로 이해될 수 있다.

이러한 신용의사결정문제를 지원하기 위해 지금까지 선형확률 및 다변량 조건부 확률모형, 순환적 분할 알고리즘, 인공지능, 다기준 의사결정, 수리 계획법 등과 같은 다양한 방법론들이 제안되어 왔다(Bryant, 1997; Buta, 1994; Cielen and Vanhoof, 1999; Coakley and Brown, 2000; Davis et al., 1997; Dimitras et al., 1996; Emel et al., 2003; Falbo, 1991; Frydman, 1985; Jo and Han, 1996; Martin, 1997; Reichert et al., 1983; Roy, 1991; Tam and Kiang, 1992; Troutt et al., 1996; Zopounidis, 1998).

그러나 기존에 제안되어온 대부분의 방법론들은 고객기업의 건전 및 부도 여부와 같은 사전적인 정보를 요구하고 있는데, 이러한 사전적(a priori) 모형은 실무적용시 다음과 같은 문제점을 가지고 있다. 첫째, 건전/부도 여부를 판별하는데 중요한 역할을 수행하는 변수로(통상적으로 재무비율 정보를 가장 많이 사용하고 있음) 경제적으로 의미가 모호하거나 안정성이 떨어지는 변수를 선정하는 경우가 많다. 둘째, 은행 및 금융기관의 궁극적인 목표는 부도예측모형의 구축이 아니라 이에 기반하여 해당 금융기관의 내부 신용정책을 고려한 신용평점 모형을 구축하는 것이다. 따라서 건전/부도의 판별력을 극대화하는 부도예측모형을 그대로 신용평점화 할 경우 내부 신용정책과 상충되는 경우가 많아 매핑(mapping)과 같은 별도의 등급추정 과정이

필요하다. 셋째, 부도예측모형을 구축할 때 일반적으로 건전기업과 부도기업의 표본크기를 동일하게 가져가는 경우가 많다. 그러나 실제로는 건전기업의 수가 훨씬 더 많기 때문에 건전 및 부도기업의 개수를 동일하게 맞추기 위해 건전기업 자료에서 부도기업의 수만큼 무작위 추출을 하기도 하고 부도기업의 수를 건전기업의 수에 맞추기 위해 부도기업 자료에 가중치를 부여하거나 과거 자료를 수집하고 있다. 표본의 구성에서 발생하는 이러한 문제점은 결국 부도예측모형의 안정성을 저해하여 모형구축 후 1년 정도가 지나면 예측력이 현저히 저하되는 문제점을 야기하고 있다.

이러한 기존 방법의 문제점을 해결하기 위해 본 연구에서는 자료포괄분석(data envelopment analysis: DEA)을 이용하여 현재 신용대출 중인 고객기업의 사후적인 정보만으로도 신용평점을 산출할 수 있는 새로운 신용평가 방법론을 제안하고자 한다. 이러한 접근방법은 여신담당자로 하여금 신용위험이 높을 것으로 예상되는 기업을 사전에 판별하여 관리할 수 있는 실용적인 지침을 제공할 수 있을 것으로 기대된다.

II. 이론적 배경

통계분석기법을 이용한 본격적인 부도예측 연구는 Beaver(1966)에 의해 이루어졌다. Beaver (1966)는 단일변량 통계분석기법을 이용하여 도산기업과 건전기업간의 차이를 가장 잘 구분하는 지표를 개발한 바 있으며, Altman(1968)은 다변량 판별분석을 이용하여 개별적으로 관찰되던 재무비율을 종합하고 단순화하여, 기계적이고 명확한 형

태의 부도예측을 가능하게 하였다. 이후 여러 연구자들이 부도예측에 다변량 판별분석을 성공적으로 도입한 바 있다(Eisenbeis, 1978; Falbo, 1991; Peel et al., 1986).

1970년대에는 선형확률 및 다변량 조건부 확률 모형(Logit 모형과 Probit 모형)을 이용한 부도예측 연구가 이루어졌는데, 이러한 방법론들은 기업의 부도가능성을 확률로 추정하였다는 점에서 의의를 갖는다(Dimitras et al., 1996; Ohlson, 1980). 그리고 1980년대에는 이진분류 나무모형에 기반한 순환적 분할(recursive partitioning) 알고리즘이 부도예측 연구에 많이 사용되었다(Frydman et al., 1985; Srinivasan and Kim, 1998).

1990년대에는 다기준 의사결정기법이 유행하면서 이와 관련한 의사결정지원시스템이 재무분류문제에 도입된 바 있다. 이러한 다기준 의사결정기법과 의사결정지원시스템은 부도예측에 있어 기업의 성과를 정량적 측면에서만뿐만 아니라 불확실성과 같은 정성적 측면에서도 파악하고자 하였는데(Diakoulaki et al., 1992; Mareschal and Brans, 1991; Siskos et al., 1994; Zopounidis, 1987; Zopounidis and Doumpos, 1998; Zopounidis et al., 1992). 대표적인 방법론으로 ELECTRE 방법(Roy, 1991)과 Rough Set 방법(Dimitras et al., 1999)을 들 수 있다. 또한, 1980년대 후반부터는 인공신경망과 귀납적 학습(inductive learning) 등의 인공지능 기법들이 부도예측 연구에 활발히 도입되었는데(Coates and Fant, 1993; Elmer and Borowski, 1988; Fanning and Cogger, 1994; Fletcher and Goss, 1993; Patuwo, et al., 1993; Srinivasan and Ruparel, 1990; Srinivasan and

Kim, 1998; Tam and Kiang, 1992, Wilson and Sharda, 1994), 최근에는 인공신경망과 기존 통계기법의 성과를 비교, 분석하는 연구에서 발전하여 다양한 통합방법론을 통해 모형의 예측력을 향상시키는 방안들이 제시되고 있다(Bell et al., 1990; Curram and Mingers, 1994; Desai et al., 1996, 1997; Jensen, 1992; Lee et al., 1997; Lee et al., 1999; Malhotra and Malhotra, 2002; Markham and Ragsdale, 1995; Piramuthu, 1999; Tam and Kiang, 1992; West, 2000; Zhang et al., 1999; Zhang, 2000).

한편, 1990년대 후반에는 조직의 효율성 평가를 위해 주로 활용되어온 자료포괄분석(DEA)을 신용평가분석에 활용한 연구들이 발표되기 시작하였다(Cielen and Vanhoof, 1999; Simak, 1999; Troutt et al., 1996). 부도예측모형을 구축하기 위한 자료구성에 있어 건전 및 부도여부에 관한 정보를 사전에 요구하는 다변량 판별분석, 로지스틱 회귀분석, 인공신경망, 의사결정나무모형 등과는 달리 DEA는 고객기업의 투입 및 산출에 관한 사후적인 정보만을 이용하여 신용평점을 산출할 수 있다는 장점을 가지고 있다. Yeh(1996)는 은행의 성과평가를 위하여 DEA와 재무비율분석을 결합한 방법론을 최초로 제안한 바 있다. 구체적으로, 그는 대만의 시중은행을 대상으로 통상적인 투입 및 산출변수를 이용하여 산출된 DEA 점수와 요인분석을 통해 판명된 재무비율간에 의미 있는 관계가 있음을 밝혀내고, DEA가 다차원적인 재무비율 정보를 단일차원의 효율성 점수로 나타내는데 효과적인 방법론임을 통계적으로 입증하였다. Emel et al.(2003)은 Yeh(1996)의 연구를 근거로 재무비율자료를 DEA 모형의 투입 및 산출변수로 하는

방법론을 제안하고, 이를 신용평점 산출에 활용한다. 구체적으로, 이들은 단기차입금대유동부채, 유동부채대매출액, 그리고 (1-고정비율)의 절대값 등 3개의 재무비율을 투입변수로 하고, 유동비율, 자기자본비율, 그리고 당기순이익대총자산 등 3개의 재무비율을 산출변수로 하는 DEA 모형을 제안하고, 터키의 한 시중은행이 보유하고 있는 82개 제조업체 자료에 대한 실증분석을 통해 DEA 점수가 다차원적인 기업의 재무성과를 측정하는데 유의한 정보를 제공하고 있음을 여러 가지 통계분석기법을 이용하여 입증한 바 있다.

DEA는 비모수적 방법론으로서 Charnes, Cooper, Rhode(1978)가 의사결정단위(decision making units: DMUs)의 상대적인 효율성을 측정하기 위해 개발한 수리계획법에 기초하고 있다. DEA는 다양한 투입물과 산출물을 단위가 없는 단일의 성과지수(산출물가중합계 대비 투입물가중합계의 비율)로 변환시키는 기법으로, 공통의 측정단위를 가지지 않는 다양한 속성의 투입물과 산출물을 실물 단위 그대로 사용할 수 있으며, 투입물 변수와 산출물 변수간의 사전적인 함수관계를 가정하지 않아도 되는 장점을 가지고 있다. DEA의 분석과정을 개념적으로 요약하면 다음과 같다. 첫째, 모든 평가대상 DMU들의 투입 및 산출자료를 이용하여 가상의 효율적인 DMU를 만든다. 둘째, 가상의 효율적인 DMU에 기초하여 효율적 프론티어가 구해지면 이에 대해 실제 평가대상 DMU의 효율성 정도를 측정한다. 셋째, 투입물 관점(input-oriented)의 DEA 모형¹⁾을 이용하여 0과 1사이의 성과지수²⁾를 계산한다. 만약 이 값이 1보다 작으면 해당

DMU는 가상의 효율적 DMU로부터 도출된 효율적 프론티어와 비교했을 때 비효율적으로 판명되며, 이 값이 1이면 해당 DMU는 효율적 프론티어 상에 존재하게 된다. 따라서 이러한 성과지수는 금융기관의 신용대출 포트폴리오에서 특정 기업의 상대적인 신용위험도를 측정하는 개념과 매우 유사하다고 할 수 있다

III. 연구방법

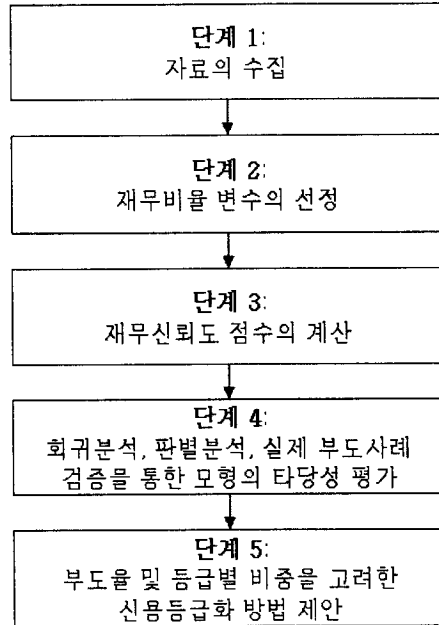
본 연구에서는 재무비율 자료를 DEA 모형의 투입변수와 산출변수로 하는 신용평점화 방법론을 최초로 제안한 바 있는 Emel et al.(2003)의 연구를 기초로 하여 기업의 사후적인 재무정보만을 이용한 신용평점모형을 구축하였다. 나아가 본 연구에서는 이들의 연구를 다음과 같은 측면에서 개선하였다. 첫째, 본 연구에서는 실제 부도사례에 대한 검증을 통하여 사후적인 신용평점모형이 사전적인 부도예측모형으로서의 역할도 함께 수행할 수 있는지를 분석하였다. 둘째, 사후적 모형을 통해 산출된 신용평점을 이용하여 실무적으로 적용이 용이한 신용등급화 방안도 함께 제안하였다.

〈그림 1〉은 본 연구의 분석절차를 도시하고 있다. 단계 1과 단계 2는 분석대상 기업군과 재무신뢰도 점수를 계산하는데 사용할 재무비율을 선정하는 단계이다. 단계 3은 DEA를 이용하여 분석대상 기업의 재무신뢰도 점수를 구하는 단계이다. 단계 4는 회귀분석을 통한 재무신뢰도 점수의 추정과

1) DEA 모형은 투입관점과 산출관점의 두 가지 종류가 있다. 본 연구에서는 투입관점의 모형을 사용하였다.

2) 본 연구에서는 산출된 DEA 점수를 "재무신뢰도 점수"로 명명하였다.

〈그림 1〉 연구 절차



이를 이용한 건전/부도 판별, 그리고 판별분석 및 실제 부도사례를 이용한 판별력 검증을 수행하는 단계이다. 마지막으로 단계 5는 건전/부도 기업의 추정된 재무신뢰도 점수를 이용하여 부도율 및 등급별 적정 비중을 고려한 신용등급화 방법을 제안하는 단계이다. 각 단계에 대하여 구체적으로 설명하면 다음과 같다.

단계 1: 자료의 수집

본 연구에서는 현재 신용대출 중이거나 신용대출을 신청한 기업을 대상으로 DEA를 수행하였으며, 기업들간에 업종이나 규모의 차이로 인한 이질성 문제를 해결하기 위해 외감 제조업체로 분석대상 기업을 한정하였다.

단계 2: 재무비율 변수의 선정

기업의 재무성과를 평가할 때 가장 많이 사용되는 것이 수익성, 안정성, 활동성, 성장성, 유동성, 현금흐름 관련 지표들이다. 이러한 성과차원들을 고려하기 위해 본 연구에서는 선행 연구(Altman, 1968; Beaver, 1969; Dimitras et al., 1996; Eisenbeis, 1978; Emel et al., 2003; Falbo, 1991; Jensen, 1992; Lee et al., 1997; Lee et al., 1999; Martin, 1997; Park and Han, 2002; Peel et al., 1986)에서 신용평점 또는 부도예측에 중요한 재무비율로 선정되어 이론상 유용성이 있다고 인정되는 주요 재무비율을 수집하였다(〈표 1〉 좌측열 참조). 한편, 재무비율들간에는 개념이 유사하거나 상관관계가 매우 높은 비율들이 존재하므로 본 연구에서는 이후 요인분석 및 여신

심사자의 의견, 그리고 문헌고찰을 종합하여 최종 재무비율을 선정하였다.

단계 3: 재무신뢰도 점수의 계산

DEA에서는 물리적 단위나 화폐단위의 자료를 사용하는 것이 일반적이거나, 본 연구에서는 규모의 효과(returns to scale)를 통제하기 위해 재무비율 자료를 사용하였다. 따라서 DEA를 이용하여 도출된 재무신뢰도 점수는 투입 및 산출 역할을 하는 두 가지 재무비율 변수들의 상대적인 비율 형태가 된다. 재무비율 자료를 투입 및 산출변수로 사용한다는 점을 제외하면 다기준 의사결정기법으로서 DEA가 가지고 있는 장점을 모두 이용할 수 있다(Charnes et al., 1978; Oral and Yolalan, 1997).

단계 4: 모형의 타당성 평가

본 단계의 목적은 DEA 분석결과의 타당성을 회귀분석, 판별분석, 실제 부도사례 검증을 통해 검토하는 것이다. 구체적으로 본 단계에서는 첫째, 자료의 이상치로 인해 DEA가 기업의 효율성을 충분히 판별하지 못하는 경우가 존재할 수 있으므로 DEA에 사용된 재무비율 자료의 설명력을 회귀분석을 통해 검증한다. 여기서 종속변수는 DEA 점수가 되며, DEA에 사용된 재무비율들이 독립변수가 된다. 또한 회귀분석을 통해 도출된 추정회귀식은 향후 새로운 신용대출 신청기업의 재무신뢰도 점수를 추정할 때 이용된다. 둘째, 판별분석은 산출된 DEA 점수를 근거로 전체 기업을 두 가지 집단(우수기업군, 열등기업군)으로 분류했을 때 DEA에 사용된 재무비율 변수가 이를 제대로 판별해 내

는가를 검증하기 위해 사용된다. 즉, 부도예측모형으로서의 가능성을 탐색하는 과정이라고 할 수 있다. 판별분석에서 재무비율 변수들은 독립변수로 사용되며, 두 가지 집단을 나타내는 새로운 이진변수는 종속변수로 사용된다. 셋째, 실제 부도사례 검증은 판별분석을 통해 검증된 부도예측력이 과연 실제 부도사례에 적용했을 때는 어느 정도인가를 평가하는 과정으로, 기존의 부도예측모형에서 시험용 표본(validation set) 또는 검증용 표본(test set)의 역할과 유사하다고 할 수 있다.

단계 5: 신용등급화 방법 제안

대부분의 시중은행이나 금융기관들은 부도예측모형에 기반하여 다양한 신용등급체계를 도입하고 있다. 신용등급은 로지스틱 회귀분석이나 인공신경망 등의 부도예측모형으로부터 도출된 부도확률(probability of default)을 이용하여 추정되는데, 정책적으로 신용대출을 장려하는 경우나 특정 시점에서 기업의 신용도를 평가하고자 하는 경우에는 건전/부도의 사전적 정보를 이용하는 부도예측모형보다는 사후적 정보만을 이용하는 DEA가 실무적인 관점에서 유용하다고 볼 수 있다. 본 연구에서는 회귀분석을 통해 추정된 건전/부도기업의 재무신뢰도 점수분포를 근거로 부도율 및 등급별 적정 비중을 고려한 신용등급화 방법을 제안한다.

IV. 실증분석

본 연구에서는 1,061개 외감 제조업체의 재무비율 자료를 이용하여 DEA 기반의 신용평점모형을

구축하고, 이를 통해 고객기업의 재무성과를 종합화할 수 있는 재무신뢰도(financial credibility) 점수를 도출하였다. 또한 본 연구에서 제안한 방법론의 타당성을 검토하기 위해 회귀분석, 판별분석, 그리고 실제 부도기업 자료 103개를 이용하여 판별력 검증을 수행하였으며, 이와 함께 산출된 재무신뢰도 점수를 활용한 실무적인 신용등급화(credit rating) 방법도 제시하였다.

4.1 자료의 수집

기업의 규모 및 업종에 따라 재무제표 자료의 신뢰성이나 회계처리 방식이 상이하기 때문에 신용평가모형은 규모와 업종에 따라 분리하여 독립적인 모형을 구축하는 것이 일반적이다. 본 연구에서는 재무제표 자료의 신뢰성과 규모 및 업종별 차이를 고려하기 위해 외감³⁾ 제조업체에 한정하여 분석을 수행하였다. 자료수집 초기에는 1,340개 기업의 자료가 가용하였으나 각 재무비율 자료의 이상치를 제외한 1,061개 기업의 자료를 최종 분석에 사용하였다.

4.2 재무비율 변수 선정

본 연구에서는 수익성, 안정성, 활동성, 성장성, 유동성, 현금흐름 관련 지표들 중 선행 연구(Altman, 1968; Beaver, 1969; Dimitras et al., 1996; Eisenbeis, 1978; Emel et al., 2003; Falbo, 1991; Jensen, 1992; Lee et al., 1997; Lee et al., 1999; Martin, 1997; Park and Han, 2002; Peel et al., 1986)에서 신용평점 및 부도

예측에 중요하다고 알려진 57개 재무비율 자료를 수집하였다. 57개 재무비율 자료 중에서 서로 상관관계가 매우 높거나 유사한 재무성과를 측정하는 변수들이 있으므로 이러한 변수들을 하나의 독립적인 개념으로 묶어주는 요인분석을 실시하였다. 구체적으로, 요인의 추출을 위해 주성분 분석(고유치가 1이상)을 수행하였으며, 요인의 수는 연구자가 임의로 제한하지 않았다. 그리고 요인들간의 독립성을 확보하기 위해 varimax 직교회전을 실시하였고, 이 과정에서 추출된 요인과의 상관관계가 낮거나(요인적재량이 0.5 미만) 적합성이 떨어지는 재무비율 14개를 제외한 43개 재무비율을 1차로 선정하였다. 요인분석 결과는 <표 1>과 같다.

<표 1>의 요인분석 결과에서 보는 바와 같이 43개 재무비율 변수들은 기대한 대로 수익성, 현금흐름, 안정성, 활동성, 유동성, 기타 요인으로 묶여졌다. 여기서 각 요인들은 직교회전을 통해 추출되었으므로 독립적이라고 판단할 수 있다. 따라서 각 요인을 구성하고 있는 재무비율 변수들을 대상으로 기술신용보증기금의 여신심사자 10명에 대한 인터뷰와 부도예측과 관련한 문헌고찰(Lee et al., 1999; Ohlson, 1980; Park and Han, 2002)을 종합하여 다음과 같은 6개의 재무비율을 DEA 모형의 최종 변수로 선정하였다.

먼저 투입변수로는 금융비용대매출액, 유동성부채비율, 그리고 차입금의존도가 선정되었으며, 각 투입변수의 구체적인 산식은 <표 2>와 같다.

일반적으로 DEA 모형에서 투입변수로는 직원수나 영업용 고정자산 등과 같이 가능한 적게 투입하여 다른 조직과 유사하거나 더 많은 산출물을 내고자 하는 자원관련 변수들이 선정된다. 따라서 그

3) 본 연구에서는 자산규모 70억원 이상의 외감기업을 분석대상으로 한정하였다.

〈표 1〉 요인분석 결과

재무비율	수익성1	현금흐름	안정성	수익성2	수익성3	활동성1	성장성	유동성	활동성2
총자산증가율							0.810		
유동자산증가율							0.807		
재고자산증가율							0.701		
매출액증가율							0.621		
총자본경상이익율	0.882								
총자본순이익율	0.887								
기업경상이익율	0.691								
기업순이익율	0.665								
자기자본경상이익율	0.709								
자기자본순이익율	0.703								
매출액경상이익율	0.959								
매출액순이익율	0.936								
매출액영업이익율	0.900								
매출원가대매출액				0.668					
변동비대매출액				0.891					
고정비대매출액				-0.837					
인건비대매출액				-0.729					
재료비대매출액				0.784					
EBIT대매출액	0.969								
EBITFA대매출액	0.864								
금융비용대총비용					0.921				
금융비용대매출액					0.894				
순금융비용대매출액					0.900				
이자보상비율	0.801								
자기자본비율			-0.783						
유동비율								0.870	
당좌비율								0.865	
현금흐름대전기단기차입금*		0.847							
현금흐름대단기차입금*		0.896							
현금흐름대차입금*		0.936							
현금흐름대총부채*		0.916							
현금흐름대이자비용*		0.930							
고정비율			0.865						
부채비율			0.971						
유동부채비율			0.884						
고정부채비율			0.768						
차입금의존도					0.523				
총자산회전율						0.557			
경영자산회전율						0.566			
고정자산회전율						0.819			
유형자산회전율						0.808			
재고자산회전율									0.821
상(제)품회전율									0.821
고유값	9.094	4.398	4.059	3.686	3.665	2.765	2.477	2.086	1.724
설명된 분산(%)	21.148	10.228	9.438	8.571	8.524	6.430	5.761	4.852	4.010
누적 설명된 분산(%)	21.448	31.376	40.814	49.385	57.909	64.339	70.100	74.951	78.962

*) 영업활동으로 인한 현금흐름을 의미함.

주) 요인적재량이 0.5 이상인 자료만 정리하였음.

크기가 작을수록 재무신뢰도가 향상되는 금융비용 대매출액, 유동성 부채비율, 그리고 차입금의존도를 투입변수로 선정하였다. 우선, 금융비용대매출액은 매출액 중 금융비용이 차지하는 비중을 나타내는데, 이 비율은 기업이 부담하고 있는 금융비용의 수준을 나타내는 대표적인 지표로서 금융비용부담률이라고도 한다. 금융비용은 조업도와 관계없이 차입금에 대한 대가로서 지급되는 고정비 성격의 항목이므로 기업경영의 장기적 안정성을 확보하기 위해서는 이 비율을 낮추는 것이 중요하다. 다음으로 유동성부채비율은 자기자본에 대한 유동부채의 비율로서 자본구성의 안정성을 측정하는 보조지표이다. 이 비율이 100%를 초과할 경우 자본구성의 안정성은 물론 재무유동성도 불안정한 상태에 있음을 의미한다. 마지막으로 차입금의존도는 총자산 중 외부에서 조달한 차입금 비중을 나타내는 지표로서, 차입금의존도가 높은 기업일수록 금융비용부담이 가중되어 수익성이 저하되고 안정성도 낮아지게 된다(한국은행, 2003).

다음으로 산출변수로는 자기자본비율, 유동비율, 이자보상비율을 선정하였으며, 각 재무비율의 구체

적인 산식은 <표 3>과 같다.

DEA 모형에서 산출변수로는 매출액이나 영업이익 등과 같이 비슷한 수준의 투입물로 다른 조직보다 더 많이 산출하는 것이 좋은 성과관련 변수들이 선정된다. 따라서 그 크기가 클수록 재무신뢰도가 향상되는 자기자본비율, 유동비율, 그리고 이자보상비율을 산출변수로 선정하였다. 먼저 자기자본비율은 총자산 중에서 자기자본이 차지하는 비중을 나타내는 대표적인 재무구조 지표이다. 자기자본은 금융비용을 부담하지 않고 기업이 운용할 수 있는 자본이므로 이 비율이 높을수록 기업의 안정성이 높다고 할 수 있다. 다음으로 유동비율은 유동부채에 대한 유동자산의 비율, 즉 단기채무에 충당할 수 있는 유동자산이 얼마나 되는가를 나타내는 비율로서 여신취급시 수신자의 단기지급능력을 판단하는 대표적인 지표로 이용되어 은행가비율(banker's ratio)이라고도 한다. 이 비율이 높을수록 기업의 단기지급능력은 양호하다고 할 수 있다. 마지막으로 이자보상비율은 이자지급에 필요한 수익을 창출하고 있는지를 측정하기 위한 지표로 이자지불능력을 판단하는데 유용한 지표이다(한국은행, 2003).

<표 2> DEA 모형의 투입변수

투입변수	산식
금융비용대매출액	금융비용 ÷ 매출액
유동성부채비율	유동부채 ÷ 자기자본
차입금의존도	총차입금 ÷ 총자산

<표 3> DEA 모형의 산출변수

산출변수	산식
자기자본비율	자기자본 ÷ 총자산
유동비율	유동자산 ÷ 유동부채
이자보상비율	(법인세 차감전 순이익 + 금융비용) ÷ 금융비용

4.3 재무신뢰도 점수의 계산

앞서 단계 2에서 선정한 투입변수와 산출변수를 이용하여 자료포괄분석(DEA)을 수행하고, 이를 통해 평가대상 기업의 재무신뢰도(financial credibility) 점수를 산출하였다. 여기서, DEA 모형은 <모형 1>과 같으며, <모형 1>은 투입관점의 모형(input-oriented model)으로 규모효과가 일정함(constant returns to scale)을 가정하였다.⁴⁾

$$\begin{aligned}
 \langle \text{모형 1} \rangle \text{ Minimize } & \theta_k - \epsilon \sum_{r=1}^s s_r^+ - \epsilon \sum_{i=1}^m s_i^- \\
 \text{subject to} & \\
 \sum_{j=1}^N \lambda_j x_{ij} = & \theta_k x_{ik} - s_i^-, \quad i = 1, \dots, m \\
 \sum_{j=1}^N \lambda_j y_{rj} = & y_{rk} + s_r^+, \quad r = 1, \dots, s \\
 \lambda_j, s_r^+, s_i^- \geq & 0 \quad \forall j, r, i, \theta_k \text{ urs}
 \end{aligned}$$

여기서,

- θ_k : 평가대상 기업 k 의 재무신뢰도 점수
- N : 전체 기업의 수
- λ_j : 기업 j 에 대한 가중치
- y_{rj} : 기업 j 의 r 번째 산출물(재무비율)
- y_{rk} : 평가대상 기업 k 의 r 번째 산출물(재무비율)
- x_{ij} : 기업 j 의 i 번째 투입물(재무비율)
- x_{ik} : 평가대상 기업 k 의 i 번째 투입물(재무비율)
- s_r^+, s_i^- : r 번째 산출물 및 i 번째 투입물 제약식의 여유변수

위의 DEA 모형을 통해 산출되는 신뢰도 점수는 0과 1 사이의 값을 가지는 비율자료로서, 이후 분석에서는 0~100의 백분율 형태로 단위를 조정하여 사용하였다.

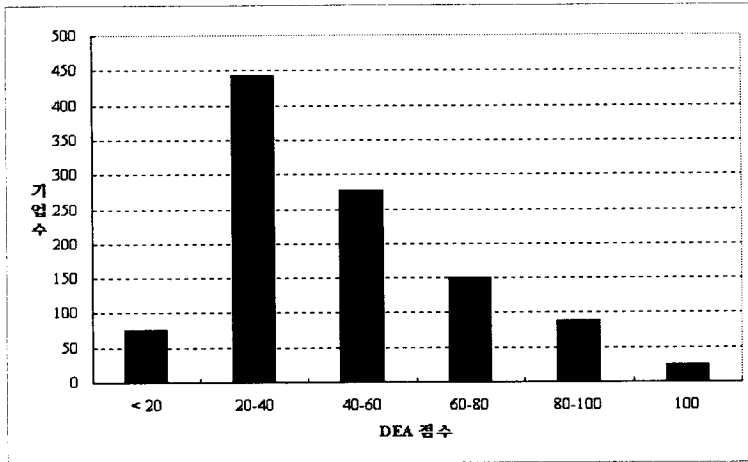
산출된 DEA 신뢰도 점수는 최소 13.04에서 최대 100까지의 값을 가지며, 신뢰도 점수가 100인 기업은 효율적 프론티어(efficient frontier) 상에 존재하는 재무신뢰도가 우수한 기업이다. <그림 2>는 1,061개 기업의 DEA 신뢰도 점수의 분포를 히스토그램으로 나타낸 것이다. <그림 2>에서 보는

4) <모형 1>은 다음의 CCR 모형을 쌍대모형(dual model)으로 전환한 것으로, 다음의 모형은 평가대상 의사결정단위 k 의 가상 투입량(투입물의 가중합계)을 1로 설정하고 가상 산출량(산출물의 가중합계)을 최대화 하는 모형이다.

$$\begin{aligned}
 \text{Max } & \sum_{r=1}^s u_r y_{rk} \\
 \text{s.t. } & \\
 \sum_{i=1}^m v_i x_{ik} = & 1 \\
 \sum_{r=1}^s u_r y_{rj} - \sum_{i=1}^m v_i x_{ij} \leq & 0, \quad j = 1, \dots, k, \dots, N \\
 v_i \geq \epsilon > 0, \quad i = & 1, \dots, m \\
 u_r \geq \epsilon > 0, \quad r = & 1, \dots, s
 \end{aligned}$$

여기서, ϵ 는 비아르키메디안(non-Archimedean) 상수로 매우 작은 양의 상수(일반적으로 10^{-6} 으로 설정)를 나타낸다(Charnes, Cooper, Lewin & Seiford, 1994). <모형 1>에서 λ_j 는 위의 모형 두 번째 제약조건의 쌍대변수(dual variables)로 참조대상들의 선형조합비율(composite weights)을 나타내는 밀도변수(intensity variables)이고, θ_k 는 위의 모형 첫 번째 제약조건의 쌍대변수로 의사결정단위 k 의 효율성(여기서는 재무신뢰도 점수)을 나타낸다.

〈그림 2〉 1061개 기업의 DEA 재무신뢰도 점수 분포



바와 같이 100점을 받은 기업의 수는 25개이며, 40점 미만의 기업이 전체의 절반 정도를 차지하는 오른쪽 꼬리분포의 형태를 취하고 있다. DEA 재무신뢰도 점수가 낮아진다는 것은 해당 기업의 재무성과가 다른 기업과 비교하여 상대적으로 악화되는 것이며, 이는 결국 그 기업의 신용위험도가 커지게 됨을 의미한다.

4.4 모형의 타당성 평가

단계 4에서는 회귀분석과 판별분석, 그리고 실제 부도기업 자료를 이용한 판별력 검증을 수행하였는데, 이를 구체적으로 기술하면 다음과 같다. 첫째, DEA 재무신뢰도 점수를 종속변수로 하고, 6개의 투입 및 산출 재무비율 변수를 독립변수로 하는 단계별 회귀분석(stepwise regression analysis)을 수행하였다. 한편, 본 연구에서는 재무신뢰도 점수가 우수한(DEA 점수가 100인) 기업들의 자료를 제외한 나머지 자료만을 이용하여 단계별 회귀분석을 수행하였는데, 그 이유는 DEA 점수가 100인 자료를

회귀분석에 포함할 경우 실제 재무신뢰도 점수보다 추정점수가 낮은 과소추정(underestimation) 문제가 발생하기 때문이다. 따라서 재무신뢰도 점수가 100인 25개 기업의 자료를 제외한 1,036개 기업의 자료를 이용하여 단계별 회귀분석을 수행하였고, 그 결과는 〈표 4〉와 같다.

〈표 4〉에서 보는 바와 같이 다중회귀모형의 조정된 R^2 값이 74.0%로서 높은 설명력을 나타내고 있으며, 모든 독립변수들은 기대했던 부호의 계수를 가지며(투입변수는 음의 계수, 산출변수는 양의 계수), 유의수준 1%에서 통계적으로 모두 유의하였다. 또한 분산확대인자(VIF)의 값도 모두 3이하로 나타나 다중공선성 문제는 존재하지 않는 것으로 나타났다.

〈식 1〉은 추정된 회귀계수를 이용한 DEA 점수와 독립변수간의 비표준화된 선형관계식을 나타내는 것으로, 표본의 크기가 충분히 클 경우 DEA를 다시 수행하지 않고도 〈식 1〉을 이용하면 새로운 신용대출 신청기업의 재무신뢰도를 추정할 수 있게 된다.

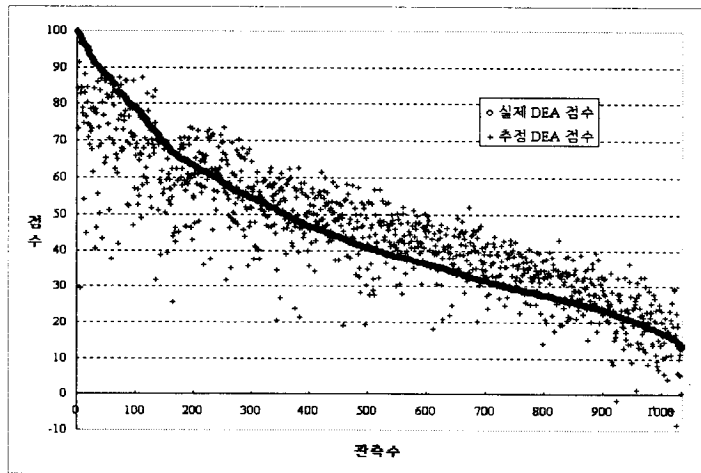
〈표 4〉 단계별 회귀분석 결과

조정된 R² = 0.740; F=491.803 (p값 = 0.000)

독립변수	비표준화 계수	표준화 계수	t값	p값	VIF*
상수	72.940		19.336	0.000	
금융비용대매출액	-109.653	-0.096	-5.058	0.000	1.446
유동성부채비율	-50.861	-0.339	-16.281	0.000	1.726
차입금의존도	-56.355	-0.349	-18.543	0.000	1.411
자기자본비율	47.458	0.234	11.031	0.000	1.790
유동비율	17.363	0.286	15.992	0.000	1.273
이자보상비율	1.146	0.113	6.211	0.000	1.324

*) VIF(variance inflation factor)는 독립변수들 사이의 다중공선성을 진단할 때 사용하는 수치로 일반적으로 VIF의 값이 3이하이면 다중공선성 문제는 없는 것으로 판단한다.

〈그림 3〉 실제 DEA 점수대 추정 DEA 점수



$$\begin{aligned}
 \text{추정 DEA 점수} = & 73 - 109.7 * \text{금융비용대매출액} \\
 & - 50.9 * \text{유동성부채비율} \\
 & - 56.4 * \text{차입금의존도} \\
 & + 47.5 * \text{자기자본비율} \\
 & + 17.4 * \text{유동비율} \\
 & + 1.2 * \text{이자보상비율} \quad \langle \text{식 1} \rangle
 \end{aligned}$$

〈그림 3〉은 〈식 1〉을 이용하여 도출한 추정 DEA 점수와 〈모형 1〉을 이용하여 도출한 실제 DEA 점수(100점 제외)를 함께 도시한 것으로, 추정 점수와 실제 점수는 통계적으로 의미있는 차이가 없는 것으로 나타났다(쌍체 t-검정, t값=0.000, p값=1.000).

둘째, 100점을 제외한 나머지 기업들의 DEA 재무신뢰도 점수를 기준으로 건전/부도 기업군을 사

후적으로 구분한 후,⁵⁾ 6개 재무비율을 독립변수로 하고 건전과 부도로 구분된 집단변수를 종속변수로 하는 판별분석을 수행하였다. 그리고 판별분석을 통해 도출된 판별점수를 DEA 점수와 비교함으로써 DEA 점수가 과연 건전/부도기업의 판별에 도움이 되는 정보를 제공하는지를 평가하였다. 먼저 <표 5>는 판별함수와 절사점을 이용하여 사후적으로 구분된 건전/부도 기업의 정오분류 결과를 정리한 것으로, 전체 기업의 정분류율은 (440+461)/(518+518)=87.0%로 나타났으며, 부도기업의 정분류율(89.0%)이 건전기업의 정분류율(84.9%)

보다 약간 높게 나타났다.

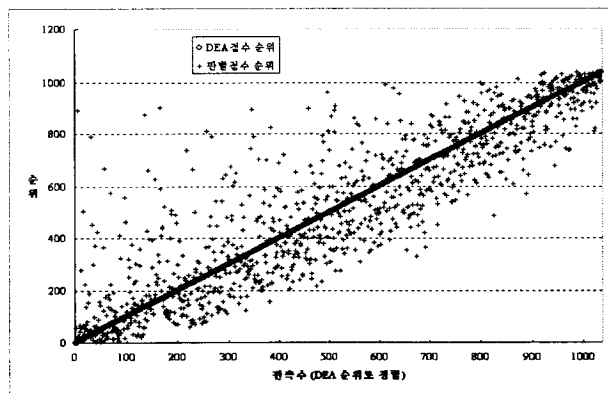
<식 2>는 표준화되지 않은 정준판별함수를 나타내는데,⁶⁾ 이 판별함수식을 이용하여 각 기업의 판별점수를 도출하게 된다.

$$\begin{aligned}
 \text{판별점수} = & 3.2 - 9.0 * \text{금융비용대매출액} \\
 & - 4.4 * \text{유동성부채비율} \\
 & - 5.6 * \text{차입금의존도} \\
 & + 3.4 * \text{자기자본비율} \\
 & + 1.5 * \text{유동비율} \quad \text{〈식 2〉}
 \end{aligned}$$

<표 5> 정오분류표

		DEA 재무신뢰도 점수기준 집단분류		
		건전	부도	합계
판별함수 예측집단	건전	440(84.9%)	57(11.0%)	497
	부도	78(15.1%)	461(89.0%)	539
	합계	518	518	1036

<그림 4> 표본기업의 DEA 점수 및 판별점수 순위



5) 본 연구에서는 건전기업과 부도기업을 동일한 개수로 맞추기 위해 중앙값을 절사점으로 사용하였으나 금융기관의 신용정책에 따라 절사점은 다양하게 설정될 수 있다.

6) 단계별 변수선택 방법을 이용하여 판별분석을 수행한 결과 유의수준 5%에서 이자보상비율은 통계적으로 유의하지 않은 것으로 나타났다(p 값=0.066).

〈식 2〉에 의해 도출된 판별점수의 순위를 DEA 점수 순위와 비교하면 〈그림 4〉와 같다.

〈그림 4〉에서 보는 바와 같이 일부 이상치⁷⁾를 제외한 나머지 DEA점수 순위와 판별점수의 순위는 서로 비례하고 있음을 확인할 수 있다. 두 순위 자료가 통계적으로 유의한 상관관계를 가지고 있는지 여부를 검증하기 위해 본 연구에서는 스피어만 서열상관계수를 이용한 비모수 검정을 수행하였다. 분석결과 두 순위자료는 매우 강한 양의 상관관계를 가지는 것으로 나타났다.⁸⁾ 따라서 DEA를 이용한 재무신뢰도 점수는 부도예측에 유용한 정보를 제공한다는 것을 알 수 있다.

셋째, 이상과 같은 DEA 결과가 일관성을 유지하기 위해서는 실제 부도기업 자료를 이용한 검증이 이루어져야 할 것이다. 본 연구에서는 1999년부터 최근까지 부도가 발생한 외감 제조업체의 자료 103개를 추가적으로 수집하고 해당 기업들의 재무신뢰도 점수를 앞서 다중회귀분석에서 도출한 관계식을 이용하여 추정하였다. 그리고 판별분석 과정에서 절사점으로 사용했던 중앙값을 기준으로 추정된 신뢰도 점수를 분류한 결과 〈표 6〉과 같은 결과를 얻었다.

〈표 6〉에서 보는 바와 같이 실제 부도기업 자료에 대한 분류정확도는 약 78.6%로 비교적 높은

수준이다. 특히 건전기업의 사후적 정보만을 이용한 신용평가모형이라는 관점에서 본다면 상당히 높은 수준의 분류정확도라고 할 수 있다.

4.5 부도율 및 등급별 비중을 고려한 신용등급화 방법

일반적으로 건전/부도에 관한 사전적 정보가 요구되는 이진분류모형은 건전기업과 부도기업을 분류하는데 초점을 맞추기 때문에 금융기관의 내부 신용정책에 영향을 많이 받는 신용등급화에 부도확률을 바로 적용하기는 힘들다. 따라서 부도확률을 이용하여 1차 신용등급을 산출한 후 다시 신용등급을 추정하는 매핑(mapping) 방법이 실무에서 많이 사용되고 있다. 그러나 본 연구의 DEA 재무신뢰도 점수는 평가대상 기업의 상대적인 재무건전성을 나타내는 점수이기 때문에 신용등급을 별도로 추정할 필요가 없다. 다만, 새로운 자료가 추가될 경우 DEA를 반복적으로 수행하는 것이 번거로운 작업이기 때문에 DEA에서 투입 및 산출변수로 사용한 채무비율을 독립변수로 하고, DEA를 통해 산출된 신뢰도 점수를 종속변수로 하는 다중회귀분석을 수행하여 예측방정식을 도출한 후, 이를 이용하여 해당 기업의 DEA 점수를 추정하고 이에 따른 신용등급을 산출하게 된다. 〈표 7〉은 사후적 모

〈표 6〉 실제 부도기업에 대한 정오분류표

		예측 집단		
		건전	부도	합계
실제 집단	부도	22(21.4%)	81(78.6%)	103

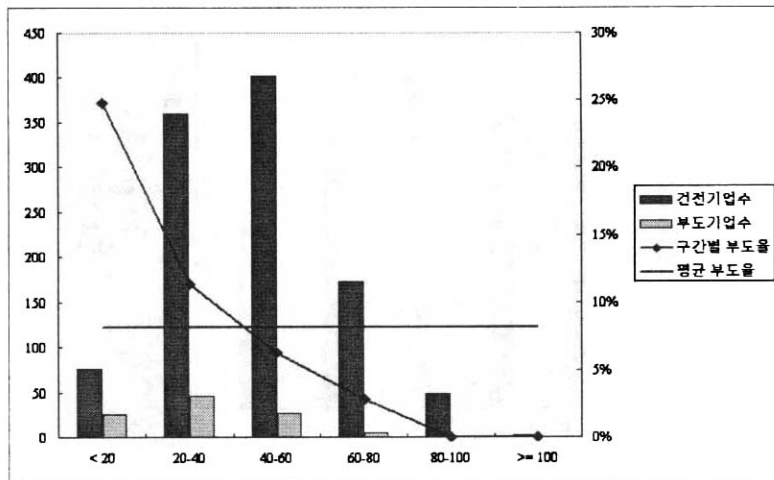
7) DEA 점수와 판별점수 순위 비교에서 순위의 차이가 매우 크게 나타나는 일부 사례들이 존재하고 있다. 이러한 사례들은 DEA 모형으로는 통제할 수 없는 이상치(outliers)이며, 사례에 대해 개별적으로 그 원인과 의미를 분석해야 한다.

8) 스피어만 서열상관계수가 0.882(p값=0.0001)로 나타나 유의수준 1%에서 순위자료간의 상관관계가 없다는 귀무가설은 기각됨.

〈표 7〉 건전/부도기업의 초기 도수분포표

추정점수 구간	건전	부도	합계	부도율	비중
< 20	76	25	101	24.8%	8.7%
20-40	360	46	406	11.3%	34.9%
40-60	402	27	429	6.3%	36.9%
60-80	173	5	178	2.8%	15.3%
80-100	48	0	48	0.0%	4.1%
>= 100	2	0	2	0.0%	0.2%
합계	1061	103	1164	8.8%	100%

〈그림 5〉 초기 도수분포표를 이용한 히스토그램



형구축에 사용된 1,061개의 건전기업과 103개 부도기업의 추정 DEA 점수를 동일한 계급구간을 이용하여 구분하고 계급별 도수와 부도율을 정리한 것이다.

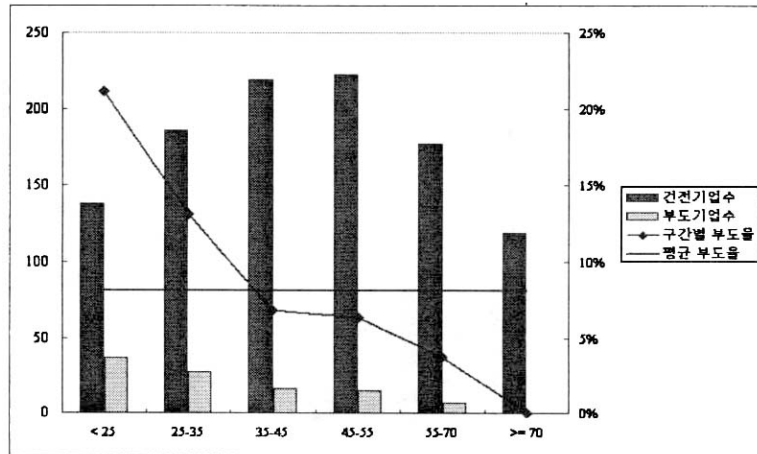
〈표 7〉과 〈그림 5〉에서 보는 바와 같이 계급별 부도율은 DEA 점수가 증가함에 따라 감소하고 있다. 이는 DEA 점수가 고객기업의 신용도를 정량화하는데 매우 유용하다는 것을 의미하는 것으로 금융기관은 DEA 점수 구간에 따라 고객기업의 신

용등급을 부여할 수 있다. 그러나 부도율과 함께 신용등급 산출시 반드시 고려해야 하는 요소가 바로 등급별 비중이다. 부도율 개선 관점에서만 본다면 신용등급은 〈그림 5〉와 같이 산출하는 것이 바람직하나 실제로 이러한 신용등급은 금융기관에게 부담이 될 수밖에 없는데, 그 이유는 낮은 신용등급을 받은 기업의 수가 지나치게 많기 때문이다. 따라서 DEA 점수 구간을 조정하여 등급별 적정 비중을 유지하면서 부도율도 개선시키는 방안이 필

〈표 8〉 구간조정 후의 건전/부도기업의 도수분포표

추정점수 구간	건전	부도	합계	부도율	비중
< 25	138	37	175	21.1%	15.0%
25-35	186	28	214	13.1%	18.4%
35-45	219	16	235	6.8%	20.2%
45-55	222	15	237	6.3%	20.4%
55-70	177	7	184	3.8%	15.8%
>= 70	119	0	119	0.0%	10.2%
합계	1061	103	1164	8.8%	100%

〈그림 6〉 구간조정 후의 도수분포표를 이용한 히스토그램



요하다. 〈표 8〉과 〈그림 6〉은 전체 등급분포, 즉 구간별 비중이 개략적인 정규분포 형태가 되도록 DEA 점수 구간을 조정한 후의 건전 및 부도기업의 도수분포표와 히스토그램을 나타낸다.

〈표 8〉과 〈그림 6〉에서 보는 바와 같이 재무실효도 점수구간을 조정함으로써 등급별 적정 비중을 유지하는 동시에 부도율도 함께 개선시켜 나가게 됨을 알 수 있다.⁹⁾

V. 결론

본 연구에서는 DEA를 신용평점모형 개발에 도입하여 기존의 모형보다 간단하면서도 실용성이 높은 새로운 신용평점 방법론을 제안하였다. 구체적으로, 기업의 재무성과를 다차원적인 관점에서 평가하기 위해 수익성, 안정성, 활동성, 성장성, 유동

9) 금융기관의 내부정책에 따라 등급별 적정 비중은 상이하나 본 연구에서는 개략적인 정규분포로 가정하였음.

성, 현금흐름과 관련한 주요 재무비율 자료를 수집한 후 요인분석과 여신전문가의 인터뷰를 통해 DEA에 사용할 투입변수와 산출변수를 선정하였으며, 산출된 DEA 재무신뢰도 점수의 타당성을 분석하기 위해 회귀분석, 판별분석, 그리고 실제 부도기업 자료 103개를 이용한 판별력 검증을 수행하였다. 회귀분석 결과, 주요 재무비율 변수들이 DEA 점수의 70% 이상을 설명하는 것으로 나타나 기업의 재무건전성을 측정하는 새로운 방법으로 DEA의 유용성을 확인할 수 있었다. 또한 판별분석 결과, DEA점수 순위와 판별점수 순위간에 0.9에 가까운 높은 상관관계가 존재하는 것으로 나타나 판별력도 우수하다는 것을 확인할 수 있었다.

일반적으로 기업의 신용위험도를 평가하기 위한 정량적인 접근방법으로는 판별분석, 로지스틱 회귀분석, 인공신경망과 같은 데이터마이닝 기법을 많이 사용하고 있는데, 이러한 분석방법들의 공통점은 건전/부도 여부에 관한 사전적인 정보가 요구된다는 것이다. 이와 달리 본 연구에서 제안한 방법은 기업의 사후적인 정보만으로도 신용평점을 산출할 수 있다는 장점이 있다. 또한 이러한 접근방법은 여신담당자로 하여금 신용위험이 높을 것으로 예상되는 기업을 판별하여 대출 연장이나 승인 거부 의사결정을 내리는데 실용적인 지침을 제공할 수 있으며, 나아가 금융기관으로 하여금 채무불이행에 따른 손실의 위험성을 파악하게 하고 그 정도에 따라 조기에 대응책을 마련하는데 도움을 줄 것으로 기대된다.

한편, 이러한 의의에도 불구하고 본 연구에서 제안한 신용평점모형은 아직까지 국내 금융기관에 실제 적용된 사례가 없는 모형으로, 부도예측모형에 기반한 기존 신용평점모형보다 유용한지를 실질적으로 입증하기 위해서는 기존 모형과의 비교분석이

수행되어야 할 것이다. 향후 국내 금융기관을 대상으로 로지스틱 회귀분석 및 인공신경망 등과 같은 부도예측모형에 기반한 신용평점모형과의 비교분석을 통해 본 연구에서 제안한 DEA 기반 신용평점모형의 상대적 유용성을 검증하는 것이 필요할 것이다.

참고문헌

- 박정민·김경재·한인구 (2003), "Support Vector Machine을 이용한 기업부도예측," 한국경영정보학회 추계 학술대회 발표논문집, 751-758.
- 한국은행 경제통계국 (2003), *기업경영분석*, 한국은행.
- 홍태호·신태수 (2003), "부실확률맵과 AHP를 이용한 기업신용평가시스템의 개발," 한국경영정보학회 추계 학술대회 발표논문집, 719-726.
- Altman, E. I. (1968), "Financial ratios, discriminant analysis and the prediction of corporate bankruptcy," *The Journal of Finance*, 23(4), 589-609.
- Altman, E. I., G. Marco, and F. Varetto (1994), "Corporate distress diagnosis comparisons using linear discriminant analysis and neural networks," *Journal of Banking and Finance*, 18(3), 505-529.
- Barniv, R., A. Agarwal, and R. Leach (1997), "Predicting the outcome following bankruptcy filing: a three-state classification using neural networks," *International Journal of Intelligent Systems in Accounting, Finance and Management*, 6(3), 177-194.
- Basel Committee on Banking Supervision (1999), *Credit Risk Modeling: Current Practices and Applications*, Basel Committee Publica-

- tions.
- Beaver, W. (1966), "Financial ratios as predictors of failure," *Journal of Accounting Research*, 5, 71-111.
- Bell, T., G. Ribar, and J. Verchio (1990), "Neural nets vs. logistic regression: a comparison of each model's ability to predict commercial bank failures," In Proceedings of the 1990 Deloitte & Touche/University of Kansas Symposium on Auditing Problems (pp. 29-58).
- Bryant, S.M. (1997), "A Case-based Reasoning Approach to Bankruptcy Prediction Modeling," *International Journal of Intelligent Systems in Accounting, Finance and Management*, 6(3), 195-214.
- Butta, P. (1994), "Mining for Financial Knowledge with CBR," *AI Expert*, 9(2), 34-41.
- Charnes, A., W. W. Cooper, and E. Rhodes (1978), "Measuring the efficiency of decision making units," *European Journal of Operational Research*, 2, 429-444.
- Charnes, A., W. W. Cooper, A. Y. Lewin, and L. M. Seiford (eds.) (1994), *Data Envelopment Analysis: Theory, Methodology, and Applications*, KluwerAcademic Publishers.
- Chen, M.-C., and S.-H. Huang (2003), "Credit Scoring and Rejected Instances Reassigning through Evolutionary Computation Techniques," *Expert Systems with Applications*, 24, 433-441.
- Cielen, A. and K. Vanhoof (1999), "Bankruptcy prediction using a data envelopment analysis," Manuscript, Limburg University, Diebenpeek.
- Coakley, J. R. and C. E. Brown (2000), "Artificial Neural Networks in Accounting and Finance: Modeling Issues," *International Journal of Intelligent Systems in Accounting, Finance and Management*, 9(2), 119-144.
- Coates, P. and L. Fant (1993), "Recognizing financial distress patterns using a neural network tool," *Financial Management*, 22(3), 142-155.
- Curram, S. P. and J. Mingers (1994), "Neural Networks, Decision Tree Induction and Discriminant Analysis: An Empirical Comparison," *Journal of Operational Research Society*, 45(4), 440-450.
- Desai, V. S. J. N. Conway, and G. A. Overstreet Jr. (1997), "Credit Scoring Models in the Credit Union Environment Using Neural Networks and Genetic Algorithms," *IMA Journal of Mathematics Applied in Business and Industry*, 8, 324-346.
- Desai, V. S., J. N. Crook, G. A. Overstreet Jr. (1996), "A Comparison of Neural Networks and Linear Scoring Models in the Credit Union Environment," *European Journal of Operational Research*, 95, 24-37.
- Diakoulaki, D. G. Mavrotas, and L. Papayannakis (1992), "A multicriteria approach for evaluating the performance of industrial firms," *Omega*, 20(4), 467-474.
- Dimitras, A. I., R. Slowinski, R. Susmaga, and C. Zopounidis (1999), "Business failure prediction using rough sets," *European Journal of Operational Research*, 7(3), 263-280.
- Dimitras, A. I., S. H. Zanakis, and C. Zopounidis (1996), "A Survey of Business Failure with an Emphasis on Prediction Methods and Industrial Applications," *European Journal of Operational Research*, 90, 487-513.
- Eisenbeis, R. A. (1978), "Problems in applying discriminant analysis in credit scoring models," *Journal of Banking and Finance*, 2, 205-219.

- Elmer, P. J. and D. M. Borowski (1988), "An expert system approach to financial analysis: the case of S&L bankruptcy," *Financial Management Autumn*, 17(3), 66-76.
- Emel, A. B., M. Oral, A. Reisman, and R. Yolalan (2003), "A Credit Scoring Approach for the Commercial Banking Sector," *Socio-Economic Planning Sciences*, 37, 103-123.
- Falbo, P. (1991), "Credit-scoring by enlarged discriminant models," *Omega*, 19(4), 275-289.
- Fanning, K. and K. Cogger (1994), "A comparative analysis of artificial neural networks using financial distress prediction," *International Journal of Intelligent Systems in Accounting, Finance and Management*, 3(3), 241-252.
- Fletcher, D. and E. Goss (1993), "Forecasting with neural networks and application using bankruptcy data," *Information and Management*, 24, 159-167.
- Frydman, H. E., E. I. Altman, and D. Kao (1985), "Introducing Recursive Partitioning for Financial Classification: the case of Financial Distress," *The Journal of Finance*, 40(1), 269-291.
- Jensen, H. L. (1992), "Using Neural Networks for Credit Scoring," *Managerial Finance*, 18, 15-26.
- Jo, H. and I. Han (1996), "Integration of case-based forecasting, neural network, and discriminant analysis for bankruptcy prediction," *Expert Systems with Applications*, 11, 415-422.
- Lee, G., T. K. Sung, and N. Chang (1999), "Dynamics of Modeling in Data Mining: Interpretive Approach to Bankruptcy Prediction," *Journal of Management Information Systems*, 16, 63-85.
- Lee, H., H. Jo, and I. Han (1997), "Bankruptcy Prediction Using Case-based Reasoning, Neural Networks, and Discriminant Analysis," *Expert Systems with Applications*, 13, 97-108.
- Lee, K., I. Han, and Y. Kwon (1996), "Hybrid neural networks for bankruptcy predictions," *Decision Support Systems*, 18, 63-72.
- Lee, T.-S., C.-C. Chiu, C.-J. Lu, and I.-F. Chen (2002), "Credit Scoring Using Hybrid Neural Discriminant Technique," *Expert Systems with Applications*, 23, 245-254.
- Lopez, J.A. and M. R. Saldenberg (2000), "Evaluating credit risk models," *Journal of Banking and Finance*, 24(1-2), 151-165.
- Malhotra, R. and D. K. Malhotra (2002), "Differentiating Between Good Credits and Bad Credits Using Neuro-fuzzy Systems," *European Journal of Operational Research*, 136(2), 190-211.
- Mareschal, B. and J. P. Brans (1991), "BANKADVISER: an industrial evaluation system," *European Journal of Operational Research*, 54, 318-324.
- Markham, I. S. and C. T. Ragsdale (1995), "Combining Neural Networks and Statistical Predictions to Solve the Classification Problem in Discriminant Analysis," *Decision Sciences*, 26(2), 229-242.
- Martin, D. (1997), "Early Warning of Bank Failure: A Logit Regression Approach," *Journal of Banking and Finance*, 1, 249-276.
- Ohlson, J. A. (1980), "Financial ratios and probabilistic prediction of bankruptcy," *Journal of Accounting Research*, 18(1), 109-131.
- Oral, M. and R. Yolalan (1997), "An empirical study on measuring operating efficiency and profitability of bank branches," *European*

- Journal of Operational Research*, 46, 282-294.
- Park, C.-S. and I. Han (2002), "A case-based reasoning with the feature weights derived by analytic hierarchy process for bankruptcy prediction," *Expert Systems with Applications*, 23(1), 255-264.
- Patuwo, E., M. H. Hu, and M. S. Hung (1993), "Two-group classification using neural networks," *Decisions Science*, 24(4), 825-845.
- Peel, M. J., D. A. Peel, and P. F. Pope (1986), "Predicting corporate failure-some results for the UK corporate sector," *Omega*, 14(1), 5-12.
- Piramuthu, S. (1999), "Financial Credit-risk Evaluation with Neural and Neurofuzzy Systems," *European Journal of Operational Research*, 112, 310-321.
- Reichert, A. K., C. C. Cho, and G. M. Wagner (1983), "An Examination of the Conceptual Issues Involved in Developing Credit-Scoring Models," *Journal of Business and Economic Statistics*, 1, 101-114.
- Roy, B. (1991), "The outranking approach and the foundations of ELECTRE methods," *Theory and Decision*, 31, 49-73.
- Simak, P. C. (1999), "DEA based analysis of corporate failure," Manuscript, University of Toronto, Toronto.
- Siskos, Y., C. Zopounidis, and A. Pouliezios (1994), "An integrated DSS for financing firms by an industrial development bank in Greece," *Decision Support Systems*, 12, 151-168
- Srinivasan, V. and B. Ruparel (1990), "CGX: an expert support system for credit granting," *European Journal of Operational Research*, 45, 293-308.
- Srinivasan, V. and Y. H. Kim (1988), "Designing expert financial systems: a case study of corporate credit management," *Financial Management*, 5, 32-43.
- Tam, K. Y. and M. Y. Kiang (1992), "Managerial Applications of Neural Networks: the Case of Bank Failure Predictions," *Management Science*, 38(7), 926-947.
- Troutt, M. D., A. Rai, and A. Zhang (1996), "The potential use of DEA for credit applicant acceptance systems," *Computers and Operations Research*, 23(4), 405-408
- West, D. (2000), "Neural Network Credit Scoring Models," *Computers & Operations Research*, 27, 1131-1152.
- Wilson, R. and R. Sharda (1994), "Bankruptcy prediction using neural networks," *Decision Support Systems*, 11, 545-557.
- Yeh, Q.J. (1996), "The application of data envelopment analysis in conjunction with financial ratios for bank performance evaluation," *Journal of the Operational Research Society*, 47(8), 980-988.
- Zhang, G.P. (2000), "Neural Networks for Classification: A Survey," *IEEE Trans. Systems, Man, and Cybernetics-Part C: Applications and Reviews*, 30(4), 451-462.
- Zhang, G. P., M. Y. Hu, B. E. Patuwo, and D. C. Indro (1999), "Artificial neural networks in bankruptcy prediction: general framework and cross-validation analysis," *European Journal of Operational Research*, 116, 16-32.
- Zopounidis, C. and M. Doumpos (1998), "Developing a multicriteria decision support system for financial classification problems: the Finclas system," *Optimization Methods and Software*, 8, 277-304
- Zopounidis, C. (1987), "A multicriteria decision-making methodology for the evaluation of

the risk of failure and an application," *Foundations of Control Engineering*, 12(1), 45-67.

Zopounidis, C., A. Pouliezios, and D. Yannacopoulos (1992). "Designing a DSS for the assessment of company performance and viability," *Computer Science in Economics and Management*, 5, 41-56.

DEA Approach to Credit Scoring

Jae H. Min* · Young-Chan Lee**

Abstract

Credit scoring problems are basically in the scope of classification problems that are commonly encountered decision making tasks in businesses. So far, a variety of methods such as linear probability and multivariate conditional probability models, recursive partitioning algorithm, artificial intelligence approach, multi-criteria decision-making (MCDM), and mathematical programming approach have been proposed to support the credit decision. Offering financial institutions a means for evaluating the risk of their credit portfolio in a timely manner, such models can provide an important body of information to help them formulate their respective risk management strategies. In fact, banking authorities such as Bank of International Settlements (BIS), the World Bank, the IMF, and the Federal Reserve all encourage commercial banks to develop internal models to better quantify financial risks.

The purpose of this paper is to suggest a new approach to credit scoring, which is based on DEA. Compared with conventional methods such as multiple discriminant analysis (MDA), logistic regression analysis (LRA), and neural networks (NN) for business failure prediction, which require extra *ex ante* information of "good/bad" classification, this approach solely requires *ex post* information of the observed set of input and output data of the objects of interest (client firms) to calculate their respective credit scores. While NN and other traditional methods for credit scoring require *ex ante* information for business failure prediction, it is more useful in practice to build a credit scoring model based on *ex post* financial information. The idea is to develop a meaningful "peer group analysis" with specific financial characteristics that distinguish between two or more groups,

* Professor, College of Business Administration, Sogang University, Seoul, Korea.

** Full-time Lecturer, College of Commerce & Economics, Dongguk University, Gyeongju, Korea. Corresponding author

and recently, data envelopment analysis (DEA) has been introduced to this peer group analysis for business failure prediction. DEA converts a multiplicity of input and output measures into a unit-free single performance index formed as a ratio of aggregated output to aggregated input. Conceptually, DEA compares the DMUs' observed inputs and outputs in order to identify the relative "best practices" for a chosen observation set. Based on these best observations, an empirical efficient frontier is established, and the degrees of efficiency of other units with respect to the efficient frontier are measured. Therefore, in the context of credit scoring, the performance index obtained via DEA can measure the relative credit riskiness of the firms within credit portfolio. In short, DEA, which computes a firm's technical efficiency by measuring how well they transform their inputs into outputs relative to their peers, may provide a fine mechanism for deriving appropriate categories for credit scoring.

For the empirical evidence, this DEA-based credit scoring methodology was applied to current financial data of external audited 1,061 manufacturing firms comprising the credit portfolio of the largest credit guarantee organization in Korea. Using financial ratios, the methodology could synthesize a firm's overall performance into a single financial credibility score. The empirical results by this methodology were also validated by supporting analyses such as regression analysis and discriminant analysis, and by using actual bankruptcy cases. Comparing the results of this methodology against those obtained by regression analysis and discriminant analysis, and matching the results with actual bankruptcy cases of 103 firms, we could judiciously test the discriminatory power of this methodology.

In addition, using the predicted financial credibility scores of client firms, we could provide a practical credit rating method to classify them into several balanced classes. Commercial banks or other financial institutions are currently adopting various credit rating methods to manage their respective client firms' credit riskiness, most of which utilize the probability of default derived by the neural networks or logistic regression analysis. In practice, however, an *ex post* approach is more useful for diagnosing the financial performance of the clients and rating their respective credit status. In this study, we proposed a practical credit rating method by investigating the distribution of the firms' credibility scores.

From the empirical results of this study, we claim that the credit scoring approach proposed in this paper can serve as a promising alternative for augmenting and/or replacing current credit scoring methods employed by commercial banks and credit industry.

Also, this approach gives us a clear insight into how “bad” firms can improve their respective financial credibility, and suggest a practical credit rating method using the estimated credibility scores derived by the approach. In addition, this new credit rating method *ipso facto* allows commercial banks or other financial institutions to monitor the exposures of their respective credit portfolios on an ongoing basis and to take preventive actions against the clients’ defaults in an early stage.

Key words: Credit Scoring, Credit Rating, Credit Risk, Data Envelopment Analysis, Financial Performance.