

비모수기법을 이용한 기업도산예측 - DEA와 Negative DEA 교차증화기법의 개발 -

민재형

서강대학교 경영대학 교수
(jaemin@sogang.ac.kr)

정철우

서강대학교 BK21 기업경쟁력팀 연구원
(manibyul@hanmail.net)

본 연구의 목적은 기업도산예측을 위한 방법으로서 Data Envelopment Analysis(DEA)와 Negative DEA를 함께 사용하여 예측력과 오분류비용을 개선할 수 있는 증화기법을 새로이 개발하는데 있다. 이를 위해 본 연구에서는 도산예측을 위한 기존의 세 가지 비모수 접근방법(DEA와 Negative DEA의 최적절사점을 이용하는 방법, Negative DEA에 증화기법을 적용하는 방법, Simak의 증화기법)과 본 연구에서 개발한 교차증화기법(cross peeling technique) 등 네 가지 방법을 도산예측에 적용하여 그 성과를 비교하였다. 실증분석 결과, DEA와 Negative DEA의 최적절사점을 이용한 도산예측방법의 경우, 최적절사점이 분석 시점에 따라 변동성이 높게 나타남으로써 그 기법을 실무에 적용하기에는 한계가 있었다. 그리고 Negative DEA에 증화기법을 적용하는 방법과 Simak의 증화기법은 분류층을 몇 개로 하느냐에 따라 예측력이 달라지는 문제가 발생하기 때문에 이 두 가지 기법을 이용하여 도산예측을 하기 위해서는 예측력을 높일 수 있는 최적의 분류층을 찾는 것이 중요한 문제로 부각됨을 알 수 있었다. 이에 반해 본 연구에서 개발한 교차증화기법은 적절한 분류층을 찾을 필요가 없으면서도 예측력 및 오분류비용 측면에서 기존의 두 증화기법과 비교해 향상된 결과를 가져옴을 확인할 수 있었다.

주제어: 도산예측, DEA, Negative DEA, 교차증화기법

1. 서론

IMF 외환위기 이후의 강도 높은 금융개혁의 추진과 함께 국제결제은행(BIS)의 바젤 II 협약이 2007년 시행을 앞두고 있어 국내 은행들의 위험관리에 대한 관심은 어느 때보다도 증대되고 있는 상황이다. 이러한 상황에서 금융기관의 여신심사 기능의 강화를 위한 방안과 기법들에 대한 논의가 활발히 진행되고 있는데, 특히 기업도산예측은 금융기관의 여신심사 기능의 핵심을 이룬다고 할 수 있다. 정확한 기업도산예측을 통하여 금융기관은 대

출의 부실화를 사전에 예방할 수 있으며, 수익성을 제고할 수 있을 뿐만 아니라 건전한 기업에 원활한 자금공급을 함으로써 금융중개기능을 회복할 수 있기 때문이다.

그러나 오늘날 기업의 경영환경이 급변함에 따라 기업도산의 원인과 징후도 갈수록 복잡해지고 있으며, 이에 따라 기업도산예측의 정확도 또한 떨어지고 있다. 기업도산예측에 있어서 과학적인 접근이 요구되고 있는 것은 이러한 상황에서 객관적이고도 예측력이 높은 방법을 개발하고자 하는 데 있다.

지금까지 도산예측을 위한 연구는 Beaver (1966)가 단일변량 판별분석 연구를 시도함으로써

방법론적 토대를 마련한 이후 Altman(1968)의 다변량 판별분석을 거쳐, 로짓(Ohlson, 1980) 및 프로빗(Zmijewski, 1984)과 같은 확률모형, 그리고 근래에는 인공신경망, 의사결정나무, SVM (support vector machine)과 같은 방법론에 이르기까지 변증법적 발전을 거듭해 왔다.

그러나 도산예측을 위한 이상의 통계적 모형에 대해서는 여러 가지 문제점이 지적되어 왔는데(민재형과 이영찬, 2004; 이군희와 김용대, 2000; Simak, 2000), 이를 정리해보면 크게 세 가지로 요약된다. 첫째, 기존의 연구는 기업의 도산여부에 관한 사전적 정보를 먼저 파악한 후에 그 기업의 사후적 정보를 추적, 조사하는 연구(retrospective approach)로서 이러한 모형을 실제 기업에다 적용시키게 되면 시점이 달라짐으로 인해 예측력이 현저하게 떨어지는 문제가 발생한다. 둘째, 많은 기존 연구들이 분석을 위해 재무비율 자료를 이용하였는데, 대부분의 경우 재무비율 자료는 정규성이나 선형성 등의 통계적 가정에 부합하지 못한다. 셋째, 기존 연구에서는 모형을 구축할 때 일반적으로 도산 및 비도산기업의 개수를 동일하게 맞추기 위해 도산기업의 수만큼 비도산기업을 무작위 추출하는 방법을 취하거나 도산기업의 수가 비도산기업의 수와 동일하게 될 때까지 과거의 도산기업 자료를 가져오는 방법을 취하게 되는데, 이 과정에서 편의(偏倚)가 발생하게 된다는 것이다.

이러한 문제점들을 극복하기 위해 자료포괄분석(DEA: data envelopment analysis)이 도산예측 및 신용평가를 위한 대안적 기법으로서 연구되었다(Cielen & Vanhoof, 1999). 그러나 아직까지 통계모형에 비해 DEA를 이용한 도산예측연구의 수가 상대적으로 매우 적은 이유는 일반적인 DEA가 산출변수의 선택에 있어 한계를 가지고 있

기 때문이다. 즉, 일반적인 DEA는 조직의 가치에 기여하는 바람직한 산출물만을 분석에 이용하고, 바람직하지 못한 산출물은 고려하기 어려웠다는 것이다. 이러한 한계점을 극복하기 위한 연구가 최근 들어 시도되고 있다(Simak, 2000; Paradi et al., 2001; Scheel, 2001; Seiford & Zhu, 2002).

본 연구는 기업도산예측을 위한 기존 통계모형의 문제점과 일반적인 DEA의 한계점을 극복하기 위한 새로운 방안을 제시하고자 수행되었으며, 구체적으로 다음과 같은 목적을 가지고 있다. 첫째, 기업도산예측을 위한 기존의 통계모형에 대한 대안적 기법으로서 DEA를 제안하고, 둘째, 일반적인 DEA에서 다루지 못했던 바람직하지 못한 산출물을 고려할 수 있는 Negative DEA를 기존의 DEA와 함께 사용하여 예측력을 높일 수 있는 새로운 기법을 제안하고자 한다.

구체적으로, DEA와 Negative DEA를 함께 사용하는 기법은 DEA와 Negative DEA의 최적절사점을 이용하는 방법과 층화기법(peeling technique)을 이용하는 방법으로 나눌 수가 있다. 그리고 층화기법을 이용하는 방법으로는 Negative DEA에 층화기법을 적용하는 방법과 DEA와 Negative DEA에 층화기법을 적용하는 방법을 기존 문헌에서 제시하고 있는데, 본 연구에서는 예측력이 뛰어난 새로운 층화기법 적용 방법으로서의 교차층화기법(cross peeling technique)을 개발하였다. 새로이 개발된 기법의 예측력과 유용성을 확인하기 위해 본 연구에서는 DEA와 Negative DEA의 최적절사점을 이용하는 방법과 층화기법을 이용하는 세 가지 방법(기존의 두 가지 방법과 본 연구에서 제시하는 방법)을 이용하여 도산예측을 하고, 각 방법의 결과를 비교, 평가하였다.

II. 문헌 연구

2.1 도산예측모형

도산예측에 관한 현대적 분석의 효시는 Beaver(1966)로서, Beaver의 단일변량분석 모형은 이후의 다변량분석 모형의 토대가 되었다. 그는 79개의 도산기업에 대하여 도산 이전 5년간의 30개 재무비율을 계산한 다음, 오분류율을 최소화하는 최적절사점을 찾는 방식으로 연구를 수행하였다. 이 연구를 기반으로 Altman(1968)은 다변량 판별분석을 사용하여 여러 개의 재무비율 정보를 하나의 예측점수(Z-score)로 통합하는 모형을 개발하였다. 한편, Deakin(1972)은 Beaver(1966)가 사용한 14개의 비율자료를 가지고 도산기업과 비도산기업 각각 32개에 대하여 판별분석을 수행한 결과, 도산 이전 3년까지의 시점에서 높은 예측정확도를 보인다고 주장하였으며, Altman et al.(1977)은 1968년의 판별모형에 대한 수정본인 제타(ZETA) 모형을 개발하였다. 그러나 이러한 판별 및 회귀 기반의 분석에 대해 Ball & Foster(1982)는 표본을 근거로 한 변수선택과 그에 따른 분석결과를 전제로 일반화시키는 것은 문제가 있다고 비판하였다.

1980년대 전에 발표된 대부분의 연구들은 분류기법으로 판별분석을 이용하였는데, 1980년대 이후로 다른 방법들이 분류기법으로 연구되기 시작하였다. 예를 들어, Ohlson(1980)의 로짓 모형과 Zmijewski(1984)의 프로빗 모형은 도산의 우도(likelihood)를 계량화하고 도산 확률에 영향을 미치는 변수들을 파악하고자 한 시도로서의 의의를 갖는다.

한편, 몇몇 연구들은 기존의 도산예측 연구에서 사용한 재무비율 변수에 추가적으로 산업요인 변수를 포함시키는 시도를 하였다. 예를 들어, Platt(1990)는 산업별 성장비율과 함께 여러 가지 산업요인 변수들을 포함한 모델을 이용하여 도산예측을 하였는데, 분류정확도에 있어서 Altman(1968, 1977)의 판별분석모형보다 더 나은 결과를 보인 바 있다. 또한 Coat & Fant(1993)는 가용한 재무자료와 함께 기업의 부실 여부에 대한 회계 전문가의 판단을 신경망 모형에 추가로 반영함으로써 예측력을 높일 수 있음을 보여주었다. 분석결과, 도산 이전 1년까지의 기간에는 신경망 모형과 판별분석이 비슷한 수준의 예측력을 보였으나, 도산 이전 2년과 3년까지의 기간에는 신경망 모형이 판별분석보다 더 높은 예측력을 나타내었다.

2.2 기존 연구의 문제점

2.2.1 재무비율분석의 문제점

기업도산예측에 관한 연구에 있어 재무비율 자료는 Beaver(1966) 이후로 많은 연구자들에 의해 사용되어 왔다. 재무비율 자료는 첫째, 거의 모든 기업들이 재무제표를 공시하고 있어 이를 쉽게 구할 수 있다는 점과 둘째, 재무제표 자료를 이용하여 분자와 분모를 어떻게 바꾸느냐에 따라 얼마든지 다양한 재무비율 자료를 만들어낼 수 있다는 점에서 매력을 가진다. 그러나 재무비율의 사용은 다음과 같은 문제점을 갖는 것으로 지적되고 있다.

첫째, 재무비율 비례성 가정의 타당성 문제이다. 재무비율을 계산하는 주된 목적은 기업의 규모를 통제하는데 있고, 그 근거에는 분자와 분모 사이의 엄격한 비례성 가정이 깔려있다. 만약 비선형성이

로 인하여 이러한 비례성의 원칙이 깨어진다면 그 비율은 두 변수에 내재하는 정보를 충분히 반영하지 못하게 된다. 실제로 McDonald & Morris (1984)는 재무비율 비례성 가정의 타당성에 대해 의문을 제시하고, 실증분석을 통해 같은 산업 내에서 단일변량 재무비율 분석기법에 대해서만 비례성 가정이 타당성을 가진다고 주장하였다.

둘째, 재무비율의 통합 문제이다. 다변량 재무비율을 실증적 목적을 위해 사용하려면 미래 사건의 지표로서 변수들을 선택하는 것뿐만 아니라, 그 변수들을 통합하여 하나의 지표로 나타내는 것이 매우 중요하다. 회귀분석과 같은 기법은 하나의 지표로서 점수를 산출해 주지만 이러한 모수추정 방법이 취하고 있는 가정들은 현실에서 깨어지기가 쉬운데, 예를 들어, 도산예측에 관한 기존 연구들이 공통적으로 다변량 정규성을 가정하고 있지만, 실제로 대부분의 재무비율은 정규분포가 아닌 비대칭 분포를 이루고 있다(Ezzamel et al., 1987).

2.2.2 동일표본수 접근법의 문제점

도산예측에 관한 기존 연구들 대부분은 모수추정에 있어 동일표본수 접근법을 이용하고 있는데, 이는 표본의 수를 1:1로 나누어 하나는 훈련용으로, 또 하나는 검증용으로 분석에 이용하는 것을 의미한다.

기존 연구에서는 이러한 동일표본수 접근법을 당연시하고 연구를 진행해왔지만, 여기에는 몇 가지 심각한 문제점이 있다. 첫째, 현실에서 도산대 비도산기업의 비율은 1:1이 아니라 1:100 또는 1:1000에 더 가깝다는 사실이다. 그 결과, 동일표본수 접근법을 이용하여 분석한 경우, 도산기업의 정보는 모형에 과다하게 반영되는 반면, 비

도산 기업의 정보는 충분히 반영되지 못하게 된다. 또한 기존 연구에서는 일반적으로 충분한 수의 도산기업 자료를 수집하기 위해서 분석 대상 시점보다 과거의 도산기업 자료를 가져와서 분석을 하게 되는데, 이러한 과정에서 구축된 모형을 실제 기업들에 적용하게 되면 모형의 예측력은 현저하게 떨어지는 문제점이 있다. 동일표본수 접근법의 또 다른 문제는 통계적 검증과 관련되어 있다. 대부분의 통계적 검증은 두 집단 사이에 차이가 없다는 귀무가설의 타당성을 검증하는데, 동일표본수 접근법을 사용하게 되면 거의 모든 통계방법론의 적용 시 무작위 예측보다는 높은 검증력을 보이게 된다.

III. 이론적 배경

3.1 DEA 방법론

DEA는 Charnes et al.(1978)이 Farrell (1957)의 상대적 효율성 분석 이론을 발전시켜 비영리부문, 공공부문, 서비스부문 등 정확한 생산합수의 추정이 어려운 분야에서 의사결정단위(decision making units: DMUs)의 상대적 효율성을 측정하기 위해 개발한 방법론이다. 이 방법은 투입물과 산출물간의 사전적 함수형태를 가정하고 모수를 추정하는 접근법이 아닌 비모수적 접근방식(nonparametric approach)이다.

도산예측을 위한 방법론으로서의 DEA는 다음과 같은 몇 가지 장점을 갖는다. 첫째, DEA는 기업의 도산여부에 대한 사전적인 정보 없이 사후적 정보만 가지고도 기업의 재무건전성을 측정할 수 있

다. 둘째, DEA는 재무비율 자료가 아닌 재무제표상의 원자료를 가지고 분석할 수 있기 때문에 앞서 언급한 재무비율 자료의 사용으로 인한 문제에서 자유로울 수 있다. 셋째, DEA는 동일표본수 접근법에 의한 분석이 아니므로 보다 현실에 부합하는 분석이 가능하다.

DEA를 위한 수리적 모형은 Charnes et al.(1978)의 CCR 모형을 시작으로 CCR 모형에 규모의 효과를 반영한 Banker et al.(1984)의 BCC 모형, 그리고 Charnes et al.(1985)의 가법모형(additive model), Seiford & Thrall(1990)의 승법모형(multiplicative model) 등으로 모형의 발전이 이루어졌다.

이 중에서 본 연구의 분석 모형으로 이용된 BCC 모형은 기술효율성을 순수한 기술효율성과 구분하기 위해 CCR 모형에 제약조건 $\sum_{l=1}^N \lambda_l = 1$ 을 추가하여 만든 모형으로, 식(1)과 같이 표현된다.¹⁾

$$\begin{aligned} & \text{Min } \theta_k - \epsilon \left(\sum_{i=1}^r \bar{S}_i + \sum_{j=1}^s \bar{S}_j \right) \\ & \text{subject to} \\ & \sum_{l=1}^N \lambda_l Y_{lj} - \bar{S}_j = Y_{kj}, \quad j = 1, 2, \dots, s \\ & \sum_{l=1}^N \lambda_l X_{li} + \bar{S}_i = \theta_k X_{ki}, \quad i = 1, 2, \dots, r \\ & \sum_{l=1}^N \lambda_l = 1 \\ & \bar{S}_i, \bar{S}_j, \lambda_l \geq 0 \quad \forall i, j, l \end{aligned} \quad (1)$$

여기서, θ_k : 평가대상 DMU k 의 효율성 지수

N : 전체 DMU의 개수

λ_l : DMU l 에 대한 가중치

X_{li} : DMU l 의 i 번째 투입물

($i = 1, 2, \dots, r; l = 1, 2, \dots, k, \dots, N$)

X_{ki} : 평가대상 DMU k 의 i 번째 투입물

Y_{lj} : DMU l 의 j 번째 산출물

($j = 1, 2, \dots, s; l = 1, 2, \dots, k, \dots, N$)

Y_{kj} : 평가대상 DMU k 의 j 번째 산출물

\bar{S}_i : i 번째 투입물 제약식의 여유변수

\bar{S}_j : j 번째 산출물 제약식의 여유변수

ϵ : 매우 작은 양의 상수

식(1)에서 θ_k 의 최적값은 평가대상 DMU가 일정한 양의 산출물을 생산하기 위하여 사용한 투입물의 상대적 사용량을 나타내는 기술적 효율성(technical efficiency)이다. 만일 θ_k 가 1보다 작다면 $1 - \theta_k$ 만큼 생산요소를 다른 DMU군에 비해 더 많이 사용하고 있음을 의미하고, 따라서 평가자는 평가대상 DMU를 상대적으로 비효율적인 DMU로 판단하게 된다.

3.2 Negative DEA

DEA는 방법론상의 여러 가지 장점에도 불구하고 DEA를 이용한 도산예측 연구는 소수에 불과한데, 이는 일반적인 DEA 모형으로는 바람직하지 못한 산출물 변수를 고려하기 어렵다는 한계 때문이다. 이러한 한계를 극복하기 위해 바람직하지 못한 산출물을 모형에 반영하고자 하는 시도가 있었다. 예를 들어, Scheel(2001)과 Seiford & Zhu

1) 이 모형을 투입물지향(input-oriented) BCC 모형이라고 한다.

(2002)는 자료에 어떠한 수를 더하거나 빼도 DMU가 효율적 프론티어상에 위치하는지의 여부에는 영향을 미치지 못한다는 BCC 모형의 수리적 특성을 이용하여 바람직하지 못한 산출물을 선형변환 시킨 후, 이를 바람직한 산출물과 함께 DEA 모형에 포함하여 분석을 시도하였다. 이에 반해 Simak(2000)은 바람직하지 않은 산출물을 산출변수로 하고, 바람직한 산출물을 투입변수로 하는 새로운 모형을 고안하였는데, 본 연구에서 이용하는 Negative DEA는 이와 동일한 접근법을 가진다.

Negative DEA는 DEA를 위한 수리적 모형과 그 형태는 동일하다. 그러나 그 전략에 있어서는 차이가 있는데, DEA는 바람직한 결과를 얻기 위해 가장 효율적인 프로세스를 보인 DMU를 찾고자 하는 전략인 반면에, Negative DEA는 바람직하지 못한 결과를 얻기 위해 가장 효율적인 프로세스를 보인 DMU를 찾는 전략이다. 다시 말하면, DEA는 가장 좋은 성과를 실현한 DMU를 찾고자 하는 방법인 반면, Negative DEA는 가장 저조한 성과를 보이는 DMU를 찾고자 하는 방법이다. 이를 위해 Negative DEA에서는 바람직하지 않은 산출물, 즉 성과가 저조한 DMU일수록 높은 수치를 보이는 산출물을 산출변수로서 선택한다. 이러한 변수의 예로는 부채, 이자비용 등을 들 수 있다. 반면에, 투입변수로는 성과가 저조한 DMU일수록 낮은 수치를 보이는 변수를 선택한다. 이러한 변수의 예로는 순이익, 매출액, 현금흐름 등을 들 수 있는데, 이들 변수 중 일부는 일반적인 DEA의 산출변수로 사용될 수 있다.

3.3 층화기법

층화기법(layering or peeling technique)이란

DEA를 실시하여 효율적 프론티어 상에 위치하는 효율적 DMU들을 제거한 후 남은 DMU들을 대상으로 다시 DEA를 실시하는 과정을 반복하는 기법이다(Thanassoulis, 1999). Simak(2000)과 Paradi et al.(2001)은 DEA와 Negative DEA를 이용하여 효과적인 기업도산예측을 하기 위한 방법으로서 층화기법을 도입한 바 있는데, 이들의 연구에서 층화기법은 두 가지 방식으로 적용되었다.

첫째는 Negative DEA에 층화기법을 적용하는 것으로(Simak, 2000), 이는 Negative DEA를 시행하여 효율적 프론티어 상에 위치한 기업들을 도산기업으로 처리하는 과정을 반복함으로써 도산위험이 가장 높은 기업부터 차례대로 분류해 나가는 방식이다. 둘째는 Simak(2000)에서 활용된 층화기법을 DEA와 Negative DEA에 각각 적용하여 기업을 분류하는 방식이다(Paradi et al., 2001). 이 방법은 DEA에 최초 몇 번의 층화기법을 적용하여 효율적 DMU들을 분류한 후, 다시 전체 DMU에 대하여 층화기법을 적용한 Negative DEA를 수행하는 것으로, DEA의 효율적 프론티어와 Negative DEA의 효율적 프론티어에 공통적으로 존재하는 DMU는 비도산기업으로 분류하는 방식이다. 이 방법은 비도산기업의 분류정확도를 높이는 효과는 가져올 수 있으나 반대로 도산기업의 분류정확도는 떨어뜨리는 단점을 갖고 있다.

본 연구에서는 기존의 두 가지 층화기법 적용방식을 개선할 수 있는 교차층화기법(cross peeling technique)을 제안하고 그 타당성을 실증적으로 보이고자 한다. 교차층화기법은 기존의 층화기법 적용방식이 갖는, 분석자의 임의적 판단이 개입되는 문제를 해결함과 동시에 더 높은 예측정확도를 보이는 것으로 나타났다.

IV. 실증분석

4.1 표본의 선정

본 연구에서 사용한 표본은 다음과 같은 과정을 거쳐 선정되었다. 첫째, 2002년부터 2004년 사이에 도산²⁾이 발생한 기업과 도산이 발생하지 않은 기업의 직전년도 연말 재무제표 자료를 수집하였다. 둘째, 기업들 간에 업종이나 규모의 차이로 인한 이질성 문제를 해결하기 위하여 자산합계 50억 원 이상 100억 원 미만인 외감 제조업체로 분석대상 기업을 한정하였다. 셋째, 선정된 변수들에 대해서 결측치가 있는 기업은 제외하였다. 그 결과 2002년 자료로부터 도산기업 13개, 비도산기업 525개, 총 538개의 표본이 선정되었고, 2003년 자료로부터 도산기업 20개, 비도산기업 545개, 총 565개의 표본이 선정되었으며, 2004년 자료로부터 도산기업 18개, 비도산기업 335개, 총 353개의 표본이 선정되었다.

4.2 변수의 선정

본 연구에서는 기존의 도산예측연구에서 주로 사용하였던 재무비율 대신 재무제표에 있는 원자료를 가공하지 않고 사용하는 것을 원칙으로 하였다. 다만, 운전자본은 유동자산에서 유동부채를 차감하여 구하였고, 법인세차감전순이익의 표준편차로는 해당기업의 도산직전년도부터 이전 5년치 법인세차감전순이익에 대한 표준편차를 구하여 이를 이용하

였다. 결과적으로 원자료 변수 33개와 가공된 변수 2개를 합쳐 총 35개 변수들의 값을 수집하였다.

다음으로 수집된 변수들에 대해서 요인분석³⁾을 실시하였다. 요인분석을 실시한 이유는 첫째, DEA와 Negative DEA에서 투입변수간 또는 산출변수간 다중공선성이 발생하는 것을 방지하고, 둘째, 변수의 수를 적절히 조정해 줌으로써 분석의 효과성 및 시간적 효율성을 높이기 위해서이다. <표 1>은 요인분석의 결과로서 회전된 성분행렬인데, <표 1>에서 보는 바와 같이 35개 변수들에 대한 요인분석 결과, 11개의 요인이 추출되었다.

이제 각 요인에 해당하는 변수들 중에서 DEA와 Negative DEA의 투입 및 산출변수로서 적합하다고 판단되는 변수들을 선정하되, 변수의 개수는 각 요인별로 1개 또는 2개로 한정하였다. 이와 같은 과정을 거쳐 선정된 변수들은 총 10개로, 이는 자산총계(TA), 부채총계(TL), 매출액(SL), 판매비와 관리비(SC), 법인세비용차감전순이익(EB), 처분전이익잉여금(RE), 영업활동후의 현금흐름액(CF), 총외부자금조달액(MR), 운전자본(WC), 법인세비용차감전순이익의 표준편차(SE)이다. 이를 정리하면 <표 2>와 같다.

<표 2>에서 <표 1>의 요인6에 해당하는 외부자금조달후 현금흐름액과 현금 및 현금등가물 증감액, 그리고 요인10에 해당하는 기타영업활동에 의한 현금흐름액이 선정되지 않은 이유는 총외부자금조달액(MR)과 영업활동후의 현금흐름액(CF) 등 두 변수에 이들 정보가 충분히 반영되었다고 판단했기 때문이다. 또한 요인8과 요인9에 해당하는 고정자산투자소요액과 고정부채는 기업의 투입물

2) 도산은 도산기업이 공식적으로 거치는 절차나 연구의 성격에 따라 부도, 회사정리, 화의, 파산 등의 다양한 용어로 정의되고 있는데 (전성빈과 김민철, 2000), 본 연구에서는 이 네 가지 의미를 모두 포함하는 용어로 도산을 정의하고 표본선정을 하였다.

3) 요인추출방법으로는 주성분분석을, 회전방법으로는 Kaiser 정규화가 있는 배리맥스(varimax) 방법을 이용하였다.

〈표 1〉 재무제표 변수들의 회전성분 행렬

변수 \ 성분	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11
법인세비용차감전순이익	0.954	0.134	0.118	0.067	-0.081	0.062	0.076	0.002	0.009	-0.015	0.021
당기순이익	0.952	0.142	0.099	0.051	-0.082	0.073	0.061	-0.011	0.029	-0.025	0.011
경상이익	0.940	0.068	0.130	0.084	-0.118	0.058	0.062	0.019	-0.025	0.038	0.015
영업이익	0.916	0.058	0.174	0.072	0.066	0.109	-0.015	-0.022	0.000	0.121	-0.136
처분전이익잉여금	0.698	0.080	0.098	-0.077	-0.284	-0.073	0.172	0.053	-0.044	0.103	0.205
영업활동후의 현금흐름액	0.109	0.967	-0.001	-0.002	0.057	0.104	-0.107	0.037	0.041	-0.098	0.029
이자등 지급후의 현금흐름액	0.133	0.965	-0.016	0.008	-0.029	0.111	-0.088	0.074	0.012	-0.113	0.033
유동성장기부채 상환후 현금흐름액	0.146	0.951	-0.015	0.005	-0.088	0.096	-0.062	0.100	0.014	-0.132	0.003
외부자금조달전 현금흐름액	0.083	0.768	0.059	0.024	-0.046	0.094	0.039	-0.593	-0.081	-0.098	0.003
현금영업이익	0.187	0.758	0.033	0.037	0.072	0.079	-0.107	0.049	0.027	0.596	0.002
총외부자금조달액	-0.038	-0.723	-0.048	-0.021	0.044	0.263	-0.013	0.601	0.089	0.096	-0.012
현금매출 총이익	0.142	0.617	0.077	0.586	0.071	0.053	-0.038	0.028	-0.001	0.481	0.047
매출원가	0.094	0.014	0.983	0.012	0.089	0.013	0.049	-0.038	-0.057	0.012	0.029
현금지출 매출원가	0.113	-0.079	0.977	0.019	0.069	-0.004	0.041	-0.059	-0.052	-0.053	0.029
당기총계조비용	0.099	0.019	0.957	-0.038	0.084	0.028	0.032	0.015	-0.038	0.022	-0.015
매출을 통한 현금유입액	0.144	0.081	0.957	0.167	0.084	0.010	0.030	-0.050	-0.050	0.072	0.040
매출액	0.185	0.021	0.954	0.173	0.091	0.022	0.055	-0.038	-0.060	0.025	0.028
판매비와 관리비	-0.026	0.010	0.062	0.985	0.004	-0.009	0.069	0.001	-0.042	-0.001	0.101
현금판매비와 관리비	-0.019	-0.004	0.087	0.979	0.021	-0.019	0.087	-0.021	-0.040	-0.010	0.080
매출총이익	0.500	0.041	0.149	0.834	0.041	0.055	0.047	-0.012	-0.034	0.068	0.004
부채총계	-0.321	-0.026	0.159	0.041	0.898	-0.033	-0.018	0.101	0.029	-0.039	-0.117
자산총계	0.076	-0.049	0.117	0.089	0.770	0.106	-0.016	0.144	0.034	0.020	0.497
이자비용과 배당금	-0.193	0.034	0.125	-0.082	0.697	-0.054	-0.156	-0.299	0.238	0.120	-0.037
유동부채	-0.229	-0.030	0.257	0.091	0.693	-0.052	0.068	-0.026	-0.609	-0.022	-0.070
외부자금조달후 현금흐름액	0.124	0.131	0.031	0.007	-0.007	0.971	0.073	0.014	0.023	-0.008	-0.024
현금 및 현금등가물 증감액	0.124	0.131	0.031	0.008	-0.008	0.971	0.073	0.015	0.024	-0.008	-0.024
고정자산	-0.116	0.139	-0.106	-0.089	0.293	-0.039	-0.850	0.170	0.174	0.026	0.217
유동자산	0.175	-0.175	0.200	0.161	0.369	0.127	0.801	-0.041	-0.138	-0.008	0.212
운전자본	0.371	-0.127	-0.064	0.057	-0.323	0.161	0.648	-0.012	0.450	0.013	0.254
고정자산투자소요액	0.062	0.088	-0.101	-0.028	-0.043	-0.014	-0.131	0.954	0.130	-0.024	0.000
고정부채	-0.095	0.009	-0.158	-0.077	0.194	0.031	-0.122	0.171	0.912	-0.021	-0.053
기타영업활동에 의한 현금흐름액	-0.084	0.400	-0.044	-0.050	-0.011	0.047	-0.015	-0.010	0.024	-0.896	0.038
자본총계	0.489	-0.021	-0.073	0.046	-0.294	0.158	0.006	0.030	0.001	0.071	0.692
영업외수익	-0.026	0.067	0.085	0.072	0.068	-0.180	0.063	-0.104	0.053	-0.094	0.620
법인세차감전순이익의 표준편차	-0.135	0.015	0.010	0.104	0.102	0.081	-0.053	0.180	-0.150	0.063	0.296

〈표 2〉 DEA와 Negative DEA의 투입 및 산출변수 후보

	구분	변수
DEA	투입변수후보	SC TA TL
	산출변수후보	EB SL CF
Negative DEA	투입변수후보	RE SL WC
	산출변수후보	MR TL SE

대비 산출물로 계산되는 효율성에 그리 큰 영향을 미치지 못할 것이라는 판단 하에 제외하였다.

DEA에서는 모형에 사용되는 모든 투입물과 산출물의 값이 양수이어야 한다. 따라서 〈표 2〉에서 고려하는 투입 및 산출변수들 중 모든 DMU에 대해서 최소값이 0보다 작은 변수는 변환이 필요하다. 본 연구에서는 자료변환방법으로 최소값이 0보다 작은 변수의 경우, 해당 변수 최소값의 절대값에 1을 더한 값을 모든 DMU의 해당 변수 값에 더해줌으로써 최소값이 1이 되도록 만들어 주었다.⁴⁾ 〈표 3〉은 분석을 위해 자료변환을 필요로 하는 변수들의 목록이다.

〈표 3〉 DEA를 위해 자료변환이 필요한 변수

	구분	변환된 변수
DEA	투입변수	.
	산출변수	EB CF
Negative DEA	투입변수	RE WC
	산출변수	MR

다음으로, 〈표 2〉의 변수들을 이용하여 DEA에 해당하는 4개 모형, Negative DEA에 해당하는 5개 모형, 총 9개의 모형을 설정하였다. 모형을 만들 때 원칙적으로 지켜야 할 점은 〈표 1〉의 요인

분석에서 같은 요인에 속하는 2개 또는 그 이상의 변수는 DEA 및 Negative DEA의 투입변수 또는 산출변수로 동시에 들어가지 않아야 한다는 것이다. 다만 예외적으로 DEA와 Negative DEA 각각 1개씩의 모형에 대해서는 성과비교를 위하여 〈표 2〉의 모든 후보 변수들을 다 포함하여 분석에 이용하였다. 〈표 4〉는 이와 같은 과정을 거쳐 만들어진 9개 모형 각각에 대한 투입 및 산출변수의 조합을 보여준다.

〈표 4〉 DEA와 Negative DEA 모형의 투입·산출변수 조합

	모형	구분	변수
DEA	1	투입변수	SC TA
		산출변수	EB SL
	2	투입변수	SC TL
		산출변수	EB SL
	3	투입변수	SC TA
		산출변수	EB SL CF
	4	투입변수	SC TA TL
		산출변수	EB SL CF
Negative DEA	5	투입변수	RE SL
		산출변수	MR TL
	6	투입변수	RE WC
		산출변수	TL SE
	7	투입변수	SL WC
		산출변수	MR TL SE
	8	투입변수	RE SL WC
		산출변수	MR TL
	9	투입변수	RE SL WC
		산출변수	MR TL SE

4) BCC 모형에서는 모든 DMU에 대하여 일정한 산출물 또는 투입물 수준을 가감하더라도 모든 DMU의 위치는 그 수준만큼 평행이동하게 되므로 효율적 프론티어상에 위치하는 DMU는 변하지 않게 된다.

4.3 분석결과⁵⁾

본 연구에서 도산예측을 위해 이용한 방법은 DEA와 Negative DEA의 최적절사점을 이용한 방법, 그리고 층화기법을 이용한 세 가지 방법 등 모두 네 가지 방법이다. 우선, 2002년 자료를 이용하여 DEA와 Negative DEA를 시행한 후 최적절사점을 도출하였고, 그 도출된 최적절사점을 2003년 자료와 2004년 자료에 적용하여 분류정확도를 구하였다. 다음으로 Negative DEA에 층화기법을 적용한 방법, Simak의 층화기법, 그리고 본 연구에서 새로이 개발한 교차층화기법을 이용하여 분류정확도 및 오분류비용을 구하고, 이를 비교함으로써 교차층화기법의 유용성을 평가하였다.

4.3.1 최적절사점을 이용한 도산예측

〈표 5〉는 2002년 자료를 이용하여 9개 모형 각각에 해당하는 DEA 및 Negative DEA 분석을 수행하고, 수행 결과 도출한 도산/비도산 기업군에 대한 효율성지수의 평균과 최적절사점, 그리고 분류정확도를 요약한 것이다.

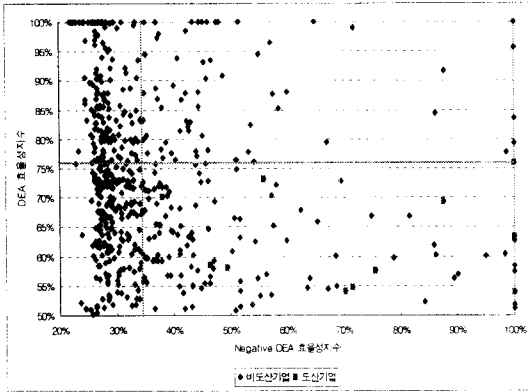
〈표 5〉에서 최적절사점은 분석자를 극단의 위험 회피형이라고 가정하여 도산분류정확도를 100%로 만드는 값으로 설정하였다. 이 때의 비도산분류정확도를 보면 DEA에서는 모형4가 제일 높고, Negative DEA에서는 모형5가 제일 높은 것을 알 수 있다. 도산분류정확도 대비 비도산분류정확도가 가장 높은 모형4와 모형5의 각 기업에 대한 효율성지수를 그림으로 나타내면 〈그림 1〉과 같다.

〈표 5〉 DEA와 Negative DEA의 최적절사점 및 분류정확도

분석방법	모형	투입변수	산출변수	도산기업 효율성지수 평균	비도산기업 효율성지수 평균	최적 절사점	도산분류 정확도	비도산분류 정확도
DEA	1	SC TA	EB SL	61.89%	71.25%	76.00%	100.00%	33.14%
	2	SC TL	EB SL	44.75%	53.07%	74.22%	100.00%	12.19%
	3	SC TA	EB SL CF	62.32%	72.68%	76.00%	100.00%	37.33%
	4	SC TA TL	EB SL CF	62.34%	73.66%	76.00%	100.00%	40.19%
Negative DEA	5	RE SL	MR TL	66.68%	36.70%	34.65%	100.00%	65.52%
	6	RE WC	TL SE	0.02%	0.21%	0.01%	100.00%	0.00%
	7	SL WC	MR TL SE	70.85%	50.21%	35.85%	100.00%	10.67%
	8	RE SL WC	MR TL	72.26%	51.71%	37.75%	100.00%	12.00%
	9	RE SL WC	MR TL SE	72.78%	51.86%	37.75%	100.00%	12.00%

5) 분석을 위해 본 연구에서 사용한 DEA와 Negative DEA 모형은 모두 투입물지향(input-oriented) BCC 모형이다.

〈그림 1〉 DEA와 Negative DEA의 효율성지수 분포



〈그림 1〉에서 모형4와 모형5의 최적절사점을 기준으로 표본 기업들을 분류하면 4개의 집단으로 구분할 수 있는데, 여기서 우측하단에 위치한 비도산기업의 수가 오분류 개수, 즉 실제 비도산기업인데 도산기업으로 분류한 수이다. 이를 표로 나타내면 〈표 6〉과 같다.

〈표 6〉 최적절사점을 이용한 도산예측의 분류정확도

실제 \ 예측	예측	
	도산	비도산
도산	13 (100%)	0 (0%)
비도산	114 (21.71%)	411 (78.29%)

〈표 6〉에서 보듯이 최적절사점을 이용한 분류정확도는 도산기업의 경우 100%, 비도산기업의 경우 78.29%로 매우 높은 수준을 보이는 것을 알 수 있다. 그러나 최적절사점을 이용한 분류정확도의 평가는 기업의 도산/비도산 여부에 대한 사전적 정보가 없이는 불가능하다는 점에서 실무적 한계를

가진다. 이와 같은 사실은 〈표 7〉에서 확인할 수 있다.

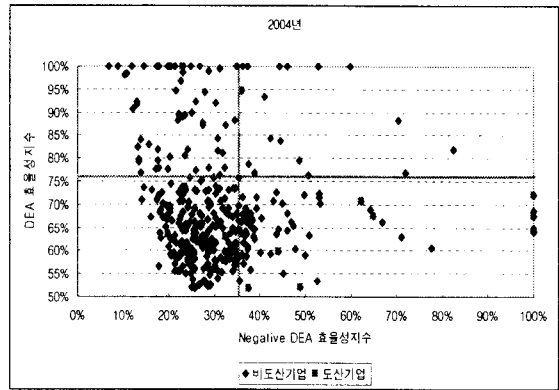
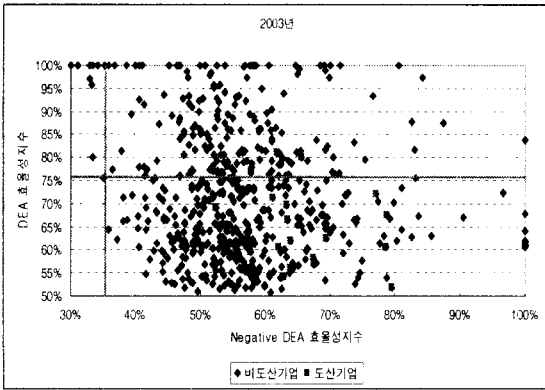
〈표 7〉 최적절사점을 이용한 도산예측의 분류정확도 검증

연도	예측		도산	비도산
	실제	도산		
2003	도산	17 (85.00%)	3 (15.00%)	
	비도산	348 (63.85%)	197 (36.15%)	
2004	도산	8 (44.44%)	10 (55.56%)	
	비도산	69 (20.60%)	266 (79.40%)	

〈표 7〉은 모형4와 모형5를 통해 얻어진 2002년의 최적절사점을 2003년과 2004년 자료에 적용시켜봄으로써 2002년 자료의 분석을 통해 구한 최적절사점의 효과를 검증한 결과이다. 여기서 정분류율은 2003년의 경우 도산기업에 대해 85%, 비도산기업에 대해 36.15%이고, 2004년의 경우에는 도산기업에 대해 44.44%, 비도산기업에 대해 79.40%로 나타났다. 이러한 결과는 2002년의 경우와 비교할 때, 2003년도에는 비도산기업이, 2004년도에는 도산기업이 매우 낮은 정분류율을 보이는 것을 알 수 있다. 이러한 결과는 과거 특정 시점의 자료를 이용하여 구한 최적절사점을 다른 시점의 자료에 적용시키는 방법이 유용하지 않음을 의미한다. 이와 같은 사실은 2003년과 2004년의 효율성지수 분포 상에 2002년의 최적절사점을 표시한 〈그림 2〉와 〈그림 3〉에서도 확인할 수 있다.

〈그림 2〉 2002년 최적절사점의 분류정확도 검증(2003년)

〈그림 3〉 2002년 최적절사점의 분류정확도 검증(2004년)



4.3.2 Negative DEA에 층화기법을 적용한 도산예측

이론적 배경에서 언급하였듯이 층화기법이란 DEA를 실시하여 효율적 프론티어 상에 위치하는 효율적인 DMU들은 제거하고 나머지 DMU들을 대상으로 다시 DEA를 실시하는 과정을 반복하는 기법이다(Thanassoulis, 1999). Simak(2000)은 이러한 층화기법을 Negative DEA에 적용하여 도

산기업을 분류하는데 응용하였다. 〈표 8〉은 Negative DEA에 층화기법을 적용한 결과로서 각 층에 속한 기업 수를 나타내고 있다. 여기서 모형6은 최적절사점에 의한 분류정확도에 있어 비도산분류정확도가 0%에 그쳤기 때문에 판별력이 없다고 판단하여 분석대상에서 제외하였고, 모형8의 경우는 비도산분류정확도가 모형9와 동일했기 때문에 중복을 피하기 위하여 분석대상에서 제외하였다.

〈표 9〉는 〈표 8〉의 결과를 근거로 각 층에 대한

〈표 8〉 Negative DEA의 층별 기업수

		1층	2층	3층	4층	5층	6층	7층	8층	9층	10층
모형5	도산	3	1	3	2	1	1	0	1	0	1
	비도산	11	13	19	24	27	35	37	38	32	32
	합계	14	14	22	26	28	36	37	39	32	33
모형7	도산	4	3	2	0	1	1	0	1	1	-
	비도산	15	25	40	43	54	62	60	58	53	-
	합계	19	28	42	43	55	63	60	59	54	-
모형9	도산	4	3	2	1	1	1	1	-	-	-
	비도산	15	29	43	50	72	79	67	-	-	-
	합계	19	32	45	51	73	80	68	-	-	-

누적분류정확도를 계산한 것이다. <표 9>를 보면 도산분류정확도가 100%에 도달한 층이 모형5는 10층, 모형7은 9층, 모형9는 7층으로, 이때의 비도산분류정확도는 각각 48.95%, 21.9%, 32.38%이다. 모형7과 모형9는 모형5와 비교할 때, 도산분류정확도가 100%에 도달하는 속도는 빠른 반면, 비도산분류정확도는 빠른 속도로 떨어지는 것을 볼 수 있다.

증화기법을 적용한 Negative DEA의 타당성을 검증하기 위하여 2003년 자료와 2004년 자료에 대해 분석을 수행한 결과를 정리하면 <표 10>과 같다. 여기서 분석에 이용한 Negative DEA 모형은 모형5이다.

<표 10>을 보면 증화기법을 이용하여 2003년 자료와 2004년 자료에 대해 Negative DEA를 수행하였을 때, 2002년 자료의 분석결과에 근거하여

10층을 도산/비도산 분류 기준층으로 가정한 경우, 2003년 자료에 대해서는 도산분류정확도가 75.00%, 비도산분류정확도는 57.06%로 나타났고, 2004년 자료에 대해서는 도산분류정확도가 83.33%, 비도산분류정확도는 48.36%로 나타났다.

4.3.3 Simak의 증화기법을 이용한 도산예측

Paradi et al.(2001)은 Simak(2000)에서 활용된 증화기법을 적용하여 DEA를 수행한 후 효율적 프론티어 상에 위치한 DMU를 표시하고, 이들을 다시 표본에 넣어 Negative DEA를 수행하였다. 이 방법은 DEA의 효율적 프론티어와 Negative DEA의 효율적 프론티어에 공통적으로 존재하는 DMU는 비도산기업으로 분류하여 비도산기업을 도산기업으로 분류되지 않도록 함으로써 비도산기

<표 9> Negative DEA의 누적분류정확도

		1층	2층	3층	4층	5층	6층	7층	8층	9층	10층
모형5	도산	23.08%	30.77%	53.85%	69.23%	76.92%	84.62%	84.62%	92.31%	92.31%	100.00%
	비도산	97.90%	95.43%	91.81%	87.24%	82.10%	75.43%	68.38%	61.14%	55.05%	48.95%
모형7	도산	30.77%	53.85%	69.23%	69.23%	76.92%	84.62%	84.62%	92.31%	100.00%	-
	비도산	97.14%	92.38%	84.76%	76.57%	66.29%	54.48%	43.05%	32.00%	21.90%	-
모형9	도산	30.77%	53.85%	69.23%	76.92%	84.62%	92.31%	100.00%	-	-	-
	비도산	97.14%	91.62%	83.43%	73.90%	60.19%	45.14%	32.38%	-	-	-

<표 10> Negative DEA의 타당성 검증

연도	기업	층													
		1층	2층	3층	4층	5층	6층	7층	8층	9층	10층	11층	12층	13층	14층
2003	도산	5.00%	5.00%	20.00%	30.00%	35.00%	45.00%	65.00%	65.00%	70.00%	75.00%	85.00%	95.00%	100.00%	-
	비도산	98.72%	97.25%	93.21%	89.91%	86.61%	80.73%	75.78%	70.28%	63.67%	57.06%	51.19%	45.32%	38.72%	-
2004	도산	11.11%	11.11%	38.89%	38.89%	50.00%	61.11%	61.11%	66.67%	77.78%	83.33%	88.89%	88.89%	88.89%	100.00%
	비도산	98.81%	96.42%	92.54%	87.16%	83.88%	76.12%	69.85%	62.99%	55.82%	48.36%	39.40%	31.94%	24.18%	19.10%

업의 분류정확도는 높이는 효과가 있다. 그러나 이 경우, 도산기업은 도산기업으로 분류되지 않기 때문에 도산기업의 분류정확도는 낮아지는 희생이 발생한다. <표 11>과 <표 12>는 Simak의 층화기법을 이용한 2002년 도산예측 결과이다.

우선 <표 11>에서는 모형5(Negative DEA)의 효율적 프론티어 1층부터 10층까지와 모형4(DEA)의 효율적 프론티어 1층, 2층, 3층과의 공통 DMU 개수를 나타내고 있다.

<표 12>는 <표 11>에 나타난 공통 DMU 수를 근거로 누적분류정확도를 계산한 것이다. 예를 들어, 모형4의 1+2층과 모형5의 1층의 누적분류정확도를 보면 도산분류정확도는 15.38%, 비도산분류정확도는 98.29%이다. 여기서 도산분류정확도 15.38%는 $\frac{3-1}{13}$ 을 계산한 값, 즉, 모형5의 1층에 있는 도산기업의 수 3(<표 8> 참조)에서 모형4의 1+2층과 모형5의 1층에 공통적으로 존재하는 도산기업의 수 1을 뺀 수 2를 전체 도산기업

<표 11> 모형4와 모형5의 층별 공통 기업 수

모형4(DEA) \ 모형5(Negative DEA)		1층	2층	3층	4층	5층	6층	7층	8층	9층	10층
		1층	도산	0	0	0	0	0	0	0	0
	비도산	2	0	0	2	0	2	3	2	4	1
2층	도산	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	비도산	0	0	3	2	1	3	3	6	3	3
3층	도산	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	비도산	3	2	1	0	2	3	2	1	1	6

<표 12> Simak 층화기법의 누적분류정확도

모형4(DEA) \ 모형5(Negative DEA)		1층	2층	3층	4층	5층	6층	7층	8층	9층	10층
		-	도산	23.08%	30.77%	53.85%	69.23%	76.92%	84.62%	84.62%	92.31%
	비도산	97.90%	95.43%	91.81%	87.24%	82.10%	75.43%	68.38%	61.14%	55.05%	48.95%
1층	도산	23.08%	30.77%	53.85%	69.23%	76.92%	84.62%	84.62%	92.31%	92.31%	100.00%
	비도산	98.29%	95.81%	92.19%	88.00%	82.86%	76.57%	70.10%	63.24%	57.90%	52.00%
1+2층	도산	15.38%	23.08%	46.15%	61.54%	69.23%	76.92%	76.92%	84.62%	84.62%	92.31%
	비도산	98.29%	95.81%	92.76%	88.95%	84.00%	78.29%	72.38%	66.67%	61.90%	56.57%
1+2+3층	도산	15.38%	23.08%	46.15%	61.54%	69.23%	76.92%	76.92%	84.62%	84.62%	92.31%
	비도산	98.86%	96.76%	93.90%	90.10%	85.52%	80.38%	74.86%	69.33%	64.76%	60.57%

주) '-'로 표시한 행의 수치는 Negative DEA에만 층화기법을 적용했을 때의 누적분류정확도를 나타냄.

의 수인 13으로 나누어 얻어진 값이다. 또한 비도산분류정확도 98.29%는 $\frac{525-11+2}{525}$ 를 계산

한 값, 즉 총 비도산기업의 수 525에서 모형5의 1층에 있는 비도산기업의 수 11(〈표 8〉 참조)을 빼고, 모형4의 1+2층과 모형5의 1층에 공통적으로 존재하는 비도산기업의 수 2를 더한 후, 이를 총 비도산기업의 수 525로 나누어 얻어진 값이다.

〈표 12〉의 누적분류정확도를 보면 Negative DEA에만 층화기법을 적용한 결과(〈표 12〉에서 '-'로 표시한 행의 수치)와 비교했을 때, 10층을 기준으로 계산한 도산분류정확도는 최대 7.69%(=100%-92.31%)까지 낮아진 반면, 비도산분류정확도는 최대 8.38%(=60.57%-48.95%)까지

높아진 것을 확인할 수 있다. 같은 방법으로 2003년과 2004년도 자료에 대해 누적분류정확도를 구하면 〈표 13〉과 같다.

〈표 13〉에서 2002년 자료의 경우와 동일하게 분류기준층을 모형5(Negative DEA)에 대해서는 10층으로, 모형4(DEA)에 대해서는 1+2+3층으로 설정한 경우, 2003년의 도산분류정확도는 70.00%, 비도산분류정확도는 67.34%로 나타났고, 2004년의 경우에는 도산분류정확도는 72.22%, 비도산분류정확도는 59.10%로 나타났다.

4.3.4 교차층화기법을 이용한 도산예측

Simak의 층화기법은 Negative DEA에만 층화

〈표 13〉 Simak 층화기법의 타당성 검증

연도	모형5		1층	2층	3층	4층	5층	6층	7층	8층	9층	10층	11층	12층	13층	14층	
	모형4	도산															
2003	-	도산	5.00%	5.00%	20.00%	30.00%	35.00%	45.00%	65.00%	65.00%	70.00%	75.00%	85.00%	95.00%	100.00%	-	
		비도산	98.72%	97.25%	93.21%	89.91%	86.61%	80.73%	75.78%	70.28%	63.67%	57.06%	51.19%	45.32%	38.72%	-	
	1층	도산	5.00%	5.00%	20.00%	30.00%	35.00%	45.00%	65.00%	65.00%	70.00%	75.00%	85.00%	95.00%	100.00%	-	
		비도산	98.72%	97.25%	93.39%	90.09%	86.79%	81.10%	76.70%	71.38%	65.50%	59.08%	53.58%	48.26%	42.02%	-	
	1+2층	도산	5.00%	5.00%	20.00%	30.00%	35.00%	45.00%	65.00%	65.00%	70.00%	75.00%	85.00%	95.00%	100.00%	-	
		비도산	99.08%	97.61%	93.94%	90.64%	87.34%	82.39%	78.53%	73.58%	67.89%	62.20%	56.88%	51.74%	46.24%	-	
	1+2+3층	도산	5.00%	5.00%	20.00%	30.00%	35.00%	45.00%	65.00%	65.00%	70.00%	70.00%	80.00%	90.00%	95.00%	-	
		비도산	99.27%	97.98%	94.68%	92.11%	89.36%	84.77%	81.65%	77.25%	72.29%	67.34%	62.39%	57.98%	52.84%	-	
	2004	-	도산	11.11%	11.11%	38.89%	38.89%	50.00%	61.11%	61.11%	66.67%	77.78%	83.33%	88.89%	88.89%	88.89%	100.00%
			비도산	98.81%	96.42%	92.54%	87.16%	83.88%	76.12%	69.85%	62.99%	55.82%	48.36%	39.40%	31.94%	24.18%	19.10%
1층		도산	11.11%	11.11%	38.89%	38.89%	50.00%	61.11%	61.11%	66.67%	77.78%	83.33%	88.89%	88.89%	88.89%	94.44%	
		비도산	98.81%	96.72%	93.13%	87.76%	84.48%	77.01%	71.34%	65.37%	58.51%	51.34%	42.39%	34.93%	28.06%	23.88%	
1+2층		도산	11.11%	11.11%	38.89%	38.89%	50.00%	61.11%	61.11%	66.67%	72.22%	77.78%	83.33%	83.33%	83.33%	88.89%	
		비도산	99.10%	97.61%	94.03%	88.66%	85.67%	79.10%	73.73%	67.76%	61.79%	54.93%	46.87%	40.30%	34.03%	29.85%	
1+2+3층		도산	11.11%	11.11%	38.89%	38.89%	50.00%	61.11%	61.11%	66.67%	72.22%	72.22%	77.78%	77.78%	77.78%	83.33%	
		비도산	99.10%	97.61%	94.33%	89.55%	86.57%	81.19%	76.12%	70.75%	65.37%	59.10%	51.34%	45.97%	40.60%	37.61%	

기법을 적용할 경우 비도산분류정확도가 너무 낮아 지는 데 대한 보완적인 방법으로 개발되었다. 그러나 이 기법은 최적의 분류층 수를 결정하는 방법이 Negative DEA에 층화기법을 적용하는 경우와 마찬가지로 모호하다. 이에 본 연구에서는 DEA와 Negative DEA를 교대로 수행하면서 도산기업과 비도산기업을 분류해 나가는 교차층화기법(cross peeling technique)을 제안하고자 한다.

Simak의 층화기법이 DEA를 한번 수행한 후 효율적으로 판별된 DMU를 표시한 다음, 이를 다시 표본에 넣어서 Negative DEA를 수행하는 방법(sampling with replacement)인 반면, 본 연구에서 개발한 교차층화기법은 DEA와 Negative DEA를 번갈아 수행하되, 일단 효율적으로 판별된 DMU는 표본에서 제외하고 다음 분석을 수행하는 방법(sampling without replacement)이다. 교차층화기법은 다음과 같은 분석과정 상의 특징을 가진다.

첫째, 교차층화기법의 시작은 DEA로 하든 Negative DEA로 하든 상관없이 없으나, 마지막은 Negative DEA로 끝나도록 한다. 마지막 Negative DEA의 효율적 프론티어에 속하는 DMU들은 도산기업으로 분류하고, 분류되지 않은 나머지 DMU들은 비도산기업으로 분류한다. 도산기업수대 비도산기업수의 비율을 고려할 때 도산기업의 수가 비도산기업수에 비해 매우 적으므로 Negative DEA로 끝나는 것이 DEA로 끝나는 경우보다 정분류율을 높일 수 있다.

둘째, 교차층화기법은 층수를 분석자가 임의로 결정해야 하는 기존의 방법, 즉, Negative DEA에 층화기법을 적용한 방법 및 Simak의 층화기법

과는 달리 DMU의 개수가 대략 30개⁶⁾ 이하로 낮아질 때까지 DEA와 Negative DEA를 교차 반복 수행한다.

셋째, 교차층화기법은 층수를 늘려가면서 분류되지 않은 DMU의 비율은 줄이고, 분류된 DMU의 비율은 높여 나간다. 그리고 마지막 Negative DEA의 효율적 프론티어에 속하지 않은 나머지 DMU들은 비도산기업으로 분류함으로써 마무리한다.

〈표 14〉 교차층화기법의 층별 기업 수

	DEA		Negative DEA	
	도산 (1)	비도산 (2)	도산 (3)	비도산 (4)
1층	0	39		
2층			3	9
3층	0	61		
4층			1	13
5층	0	54		
6층			3	14
7층	1	72		
8층			2	19
9층	0	66		
10층			1	19
11층	0	50		
12층			0	16
13층	0	36		
14층			1	16
15층	1	26		
16층			0	6
나머지	0	9		

주) (1): 실제로는 도산인데 비도산으로 분류된 기업(1종 오류)
 (2): 실제로 비도산인데 비도산으로 분류된 기업
 (3): 실제로 도산인데 도산으로 분류된 기업
 (4): 실제로는 비도산인데 도산으로 분류된 기업(2종 오류)

6) 이 수치는 연구경험을 토대로 한 경험적 수치이다. 따라서 이 부분에 대해서는 추가적인 연구가 진행되어야 할 것이다.

〈표 14〉는 교차총화기법을 적용하여 DMU를 분류한 결과이다. 여기서 음영이 들어간 셀, 즉, (2)열과 (3)열의 셀들은 실제와 예측이 동일한 기업수를 나타낸다. 반면 (1)열의 셀들은 제1종 오류(실체는 도산인데 비도산으로 분류하는 오류)에 해당하는 기업수를, (4)열의 셀들은 제2종 오류(실체는 비도산인데 도산으로 분류하는 오류)에 해당하는 기업수를 나타낸다. 〈표 14〉의 결과를 근거로 누적분류정확도를 계산하면 〈표 15〉와 같다. 〈표 15〉의 최종 분류율을 보면 도산분류정확도는 84.62%이고, 비도산분류정확도는 78.67%임을 알 수 있다.

〈표 15〉 교차총화기법의 누적분류정확도

	도산	비도산
1층	0.00%	7.43%
2층	23.08%	7.43%
3층	23.08%	19.05%
4층	30.77%	19.05%
5층	30.77%	29.33%
6층	53.85%	29.33%
7층	53.85%	43.05%
8층	69.23%	43.05%
9층	69.23%	55.62%
10층	76.92%	55.62%
11층	76.92%	65.14%
12층	76.92%	65.14%
13층	76.92%	72.00%
14층	84.62%	72.00%
15층	84.62%	76.95%
16층	84.62%	76.95%
나머지	84.62%	78.67%

〈표 16〉은 교차총화기법의 타당성을 검증하기 위해 2003년과 2004년 자료에 대해 교차총화기법을 적용하여 도산예측을 수행한 결과로서 누적분류정확도를 정리한 것이다.

〈표 16〉 교차총화기법의 타당성 검증

	2003년		2004년	
	도산	비도산	도산	비도산
1층	0.00%	7.71%	0.00%	7.46%
2층	5.00%	7.71%	11.11%	7.46%
3층	5.00%	18.35%	11.11%	17.01%
4층	5.00%	18.35%	11.11%	17.01%
5층	5.00%	31.19%	11.11%	29.85%
6층	20.00%	31.19%	38.89%	29.85%
7층	20.00%	44.77%	38.89%	41.79%
8층	30.00%	44.77%	44.44%	41.79%
9층	30.00%	58.35%	44.44%	56.42%
10층	45.00%	58.35%	55.56%	56.42%
11층	45.00%	69.54%	55.56%	70.75%
12층	60.00%	69.54%	61.11%	70.75%
13층	60.00%	74.86%	61.11%	78.51%
14층	65.00%	74.86%	66.67%	78.51%
15층	65.00%	80.18%	66.67%	78.51%
16층	70.00%	80.18%	66.67%	78.51%
나머지	70.00%	81.47%	66.67%	82.09%

〈표 16〉을 보면 2003년의 경우 최종 도산분류정확도는 70.00%, 비도산분류정확도는 81.47%로 나타났고, 2004년의 경우에는 최종 도산분류정확도가 66.67%, 비도산분류정확도는 82.09%로 나타났다. 이 결과를 Simak의 총화기법이 보여준 분류정확도와 비교하면, 도산분류정확도는 2003년

의 경우 두 방법이 동일하고, 2004년의 경우에는 교차총화기법이 2.22%가 낮은 반면, 비도산분류정확도는 교차총화기법이 2003년의 경우에는 14.13%, 2004년의 경우에는 22.99%가 높은 결과를 보이고 있다. 물론 여기서 말하는 Simak의 총화기법 분류정확도는 모형4의 1+2+3층과 모형5의 10층까지의 분류정확도이다. 실제로 Simak의 총화기법을 적용할 경우, 분석자는 효율적 프론티어의 적절한 층수가 몇 층인지 알 수가 없다. 따라서 Simak의 총화기법을 실제로 적용하였을 때의 분류정확도는 최적의 분류정확도보다 낮은 수치가 나올 수밖에 없다. 본 연구의 결과, 교차총화기법의 분류정확도는 Simak의 총화기법을 적용한 최적의 분류정확도와 비교했을 때 도산분류정확도에서는 같거나 약간 낮은 수치를 보이지만 비도산분류정확도에서는 월등히 높은 수치를 보이는 것을 알 수 있다.

Simak의 총화기법과 비교하여 교차총화기법의 장점을 정리해 보면 다음과 같다. 첫째, 효율적 프론티어의 층수를 분석자가 임의로 결정하지 않아도 되므로 객관적인 결과를 얻을 수 있다. 둘째, 효율적 프론티어의 층수에 대한 분석자의 임의적 결정 없이도 비교적 높은 수준의 분류정확도를 얻을 수 있다. 셋째, 교차총화기법을 이용한 도산예측결과는 실무적으로 기업의 신용평가를 위한 유용한 정보로서 활용될 수 있다. <표 17>은 교차총화기법에 의한 2002년의 도산예측결과를 근거로 신용평가를 수행한 결과이다.

<표 17>은 <표 14>의 결과를 토대로 만들어졌다. <표 14>에서 1층의 DMU 개수 0과 39가 <표 17>에서는 1등급에 속하도록 하였다. <표 14>에서 2층의 DMU 개수 3과 9는 <표 17>에서 17등급에 속하도록 하였다. 이러한 등급분류는 DEA에서

는 효율성 지수가 높은 DMU일수록 신용등급이 높고, Negative DEA에서는 효율성 지수가 높은 DMU일수록 신용등급이 낮다는 논리에 기반을 둔다. 다음으로 <표 14>에서 3층의 DMU 개수 0과 61은 2등급에 속하게 하였고, 4층의 DMU 개수 1과 13은 16등급에 속하게 하였다. 이와 같은 방법으로 16층까지 등급을 매긴 후, 나머지 DMU 개수인 0과 9는 1등급과 17등급의 가운데 등급인 9등급에 속하게 하였다.

<표 17> 신용등급별 기업수와 도산율(2002년도)

신용등급	기업수			도산율
	도산	비도산	합계	
1등급	0	39	39	0.00%
2등급	0	61	61	0.00%
3등급	0	54	54	0.00%
4등급	1	72	73	1.37%
5등급	0	66	66	0.00%
6등급	0	50	50	0.00%
7등급	0	36	36	0.00%
8등급	1	26	27	3.70%
9등급	0	9	9	0.00%
10등급	0	6	6	0.00%
11등급	1	16	17	5.88%
12등급	0	16	16	0.00%
13등급	1	19	20	5.00%
14등급	2	19	21	9.52%
15등급	3	14	17	17.65%
16등급	1	13	14	7.14%
17등급	3	9	12	25.00%

<표 17>에 나타난 신용등급과 부도율 사이의 상관관계를 알아보기 위해서 스피어만 상관계수를 구

한 결과, 0.764(p-값=0.004)로 나타나 2002년 자료에 대하여 교차총화기법을 적용하여 도출된 신용등급과 등급별 부도율 간에는 통계적으로 의미 있는 정(+)의 상관관계가 있음을 알 수 있다. 이러한 결과는 교차총화기법을 이용한 신용등급의 설정이 위험관리 차원에서 유용한 정보를 제공해 줄 수 있음을 의미한다.

4.3.5 총화기법의 성과평가

세 가지 총화기법(Negative DEA에 적용된 총화기법, Simak의 총화기법, 교차총화기법)의 분류 정확도를 정리하면 <표 18>과 같다.

<표 18> 세 가지 총화기법의 분류정확도 비교

구분	연도 기업	2002	2003	2004
		Negative DEA에 적용된 총화기법	도산 100.00%	75.00%
	비도산	48.95%	57.06%	48.36%
Simak의 총화기법	도산	92.31%	70.00%	72.22%
	비도산	60.57%	67.34%	59.10%
교차총화기법	도산	84.62%	70.00%	66.67%
	비도산	78.67%	81.47%	82.09%

<표 18>에서 2002년 자료에 대한 분석결과는 훈련용 표본에 대한 검증이므로 논외로 하고, 2003년과 2004년 자료에 대한 분석결과를 보면, 도산분류정확도에 있어서는 'Negative DEA에 적용된 총화기법'이 가장 높고, '교차총화기법'이 조금 낮게 나타난 것을 알 수 있다. 반면, 비도산분류정

확도에 있어서는 '교차총화기법'이 다른 두 기법에 비해 월등히 높은 수준을 보이고, 'Negative DEA에 적용된 총화기법'이 가장 낮은 수준을 보인다.

이제 위의 분류율을 기초로 세 가지 총화기법별로 오분류비용을 계산하였다. 각 총화기법을 이용하여 1,000개 기업에 대해 도산예측을 하고, 그 예측 결과에 따라 대출을 해주었다고 가정하였을 때⁷⁾, 비도산오분류비용(비도산기업을 도산기업으로 잘못 분류하였을 때 발생하는 비용)을 건당 1로 두고, 도산오분류비용(도산기업을 비도산기업으로 잘못 분류하였을 때 발생하는 비용)을 건당 10에서 30까지 10씩 증가시켰을 때의 총오분류비용을 정리하면 <표 19>와 같다.

<표 19>를 보면 건당 도산오분류비용을 10부터 30까지 증가시켰을 경우, 2003년과 2004년 모두 교차총화기법의 총오분류비용이 가장 낮게 나온 것을 알 수 있다. 이러한 결과를 통해 실제 상황에서 도산오분류비용이 비도산오분류비용보다 30배 이상 커지지 않음을 고려하면 총오분류비용 기준으로 가장 성과가 뛰어난 기법은 교차총화기법이라는 결론을 내릴 수 있다.

V. 결론

본 연구에서는 도산예측에 관한 기존의 연구들이 가지는 문제점들을 극복할 수 있는 대안적 방법으로서 비모수기법인 DEA와 Negative DEA의 교차사용방법을 제안하였다. 도산예측에 관한 대부분의 기존 연구들이 사용한 통계 모형은 그 구축 과

7) 여기서 1,000개 기업에 대한 2003년과 2004년의 도산/비도산 기업수는 표본의 도산/비도산 비율에 따라 할당하였다.

〈표 19〉 총화기법별 오분류비용

연도	건당 도산오분류비용	오분류비용	Negative DEA	Simak의 총화기법	교차총화기법
2003	10	도산오분류비용	88	106	106
		비도산오분류비용	414	380	315
		총오분류비용	502	486	421
	20	도산오분류비용	177	212	212
		비도산오분류비용	414	380	315
		총오분류비용	591	592	527
	30	도산오분류비용	265	319	319
		비도산오분류비용	414	380	315
		총오분류비용	679	699	634
2004	10	도산오분류비용	85	142	170
		비도산오분류비용	490	388	170
		총오분류비용	575	530	340
	20	도산오분류비용	170	283	340
		비도산오분류비용	490	388	170
		총오분류비용	660	671	510
	30	도산오분류비용	255	425	510
		비도산오분류비용	490	388	170
		총오분류비용	745	813	680

정에서 재무비율 자료와 동일표본수를 이용하였는데, 이에 따르는 문제점들이 적지 않았다. 이에 반해 DEA는 기존 연구에서 지적되는 재무비율 자료와 동일표본수 사용에 따른 문제를 발생시키지 않는 장점을 갖고 있다.

그러나 일반적인 DEA는 통계 기반의 모형들이 갖지 못하는 여러 가지 장점에도 불구하고 도산예측연구에는 많이 적용되지 못했는데, 이는 일반적인 DEA로는 도산예측에 있어 중요한 요소인 바람직하지 않은 산출물을 고려하기가 어려웠기 때문이다. 이에 본 연구에서는 바람직하지 않은 산출물을 고려할 수 있는 Negative DEA를 일반적인 DEA

의 보완적인 기법으로 제안하고, 이들 기법을 함께 사용하여 예측력과 오분류비용을 개선할 수 있는 기법인 교차총화기법을 개발하였다. 실험 결과, 본 연구에서 개발한 교차총화기법은 기존의 총화기법과 비교하여 적절한 분류층을 임의로 결정할 필요가 없으면서도 예측력과 오분류비용 측면에서 기존의 기법보다 우수하다는 것을 알 수 있었다.

한편, 본 연구에서는 분석대상을 50억 이상 100억 이하의 국내 외감 제조업체로 한정하였는데, 향후 연구에서는 분석대상을 다양하게 시도함으로써 도산예측기법으로서의 DEA 접근방식의 타당성을 확보해 나갈 필요가 있다. 또한 본 연구에서는 일

련의 변수선정과정을 통해 모형에 포함되는 10개의 변수를 재무제표 자료를 이용하여 선정하였는데, 향후 연구에서는 재무제표 자료뿐만 아니라 도산예측에 영향을 미치는 정량적 및 정성적 자료를 다양한 경로를 통해 수집하여 연구에 포함시킬 필요가 있다. 특히, Negative DEA의 투입 및 산출 변수에 대한 연구는 앞으로 보다 활발하게 이루어져야 할 것이다.

참고문헌

- 민재형, 이영찬 (2004), "자료포괄분석(DEA)을 이용한 신용평점모형의 개발," *경영학연구*, 제33권, 제6호, pp.1895-1918.
- 이군희, 김용대 (2000), "새로운 도산예측모형에 대한 고찰", *서강경영논총*, 제11권, 제1호, pp.63-88.
- 전성빈, 김민철 (2000), *기업도산의 실제와 이론*, 다산출판사.
- Altman, E.I. (1968), "Financial Ratios, Discriminant Analysis and the Prediction of Corporate Bankruptcy," *Journal of Finance*, 23, 589-609.
- Altman, E.I., R.G. Haideman and P. Narayan (1977), "ZETA Analysis: A New Model to Identify Bankruptcy Risk of Corporations," *Journal of Banking and Finance*, 1, 29-53.
- Ball, R. and G. Foster (1982), "Corporate Financial Reporting: a Methodological View of Empirical Research," *Journal of Accounting Research*, 20, Supplement, 161-234.
- Banker, R.D., A. Charnes and W.W. Cooper (1984), "Models for the Estimation of Technical and Scale Efficiencies in Data Envelopment Analysis," *Management Science*, 30, 1078-1092.
- Beaver, W.H. (1966), "Financial Ratios and Predictions of Failure," *Journal of Accounting Research*, 4, Supplement, pp.71-111.
- Charnes, A., W.W. Cooper and E. Rhodes (1978), "Measuring the efficiency of decision making units," *European Journal of Operational Research*, 2, 433-441.
- Charnes, A., W.W. Cooper, B. Golany, L.M. Seiford and J. Stutz (1985), "Foundations of Data Envelopment Analysis for Pareto-Koopman's Efficient Empirical Production Functions," *Journal of Econometrics*, 30, 91-107.
- Charnes, A., W.W. Cooper, A.Y. Lewin and L.M. Seiford (eds.) (1994), *Data Envelopment Analysis: Theory, Methodology and Applications*, Kluwer Academic Publishers.
- Cielen, A. and K. Vanhoof (1999), *Bankruptcy prediction using a data envelopment analysis*, Manuscript, Limburg University, Diebenpeek.
- Coats, P. and L.F. Fant (1993), "Recognizing Financial Distress Patterns Using a Neural Network Tool," *Financial Management*, 22, 142-155.
- Deakin, E.B. (1972), "A Discriminant Analysis of Predictors of Business Failure," *Journal of Accounting Research*, 10, 167-179.
- Ezzamel, M., J. Brodie and C. Mar-Molinero (1987), "Financial Patterns of U.K. Manufacturing Companies," *Journal of Business, Finance and Accounting*, 14, 519-565.
- Farrell, M.J. (1957), "The Measurement of Productive Efficiency," *Journal of Royal*

- Statistical Society*, 120, 253-257.
- McDonald, B. and M.H. Morris (1984), "The Statistical Validity of the Ratio Method in Financial Analysis: An Empirical Examination," *Journal of Business, Finance and Accounting*, 11, 89-97.
- Ohlson, J.A. (1980), "Financial Ratios and the Probabilistic Prediction of Bankruptcy," *Journal of Accounting Research*, 18, 109-131.
- Paradi, J.C., M. Asmild, P.C. Simak (2001), *Using DEA and Negative DEA in Credit Risk Evaluation*, Manuscript, University of Toronto.
- Platt, D.H. and M.B. Platt (1990), "Development of a Class of Stable Predictive Variables: The Class of Bankruptcy Prediction," *Journal of Business Finance and Accounting*, 17, 31-51.
- Scheel, H. (2001), "Undesirable outputs in efficiency valuations," *European Journal of Operational Research*, 132, 400-410.
- Seiford, L.M. and R.M. Thrall (1990), "Recent Developments in DEA: the Mathematical Programming Approach to Frontier Analysis," *Journal of Econometrics*, 46, 7-38.
- Seiford, L.M. and J. Zhu (2002), "Modeling Undesirable Factors in Efficiency Evaluation," *European Journal of Operational Research*, 133, 16-20.
- Simak, P.C. (2000), *DEA based analysis of corporate failure*, Manuscript, University of Toronto.
- Thanassoulis, E. (1999), "Setting Achievements Targets for School Children," *Education Economics*, 7, 101-119.
- Zmijewski, M.E. (1984), "Methodological Issues Related to the Estimation of Financial Distress Prediction Models," *Journal of Accounting Research*, 22, Supplement, 59-82.

Nonparametric Approach to Bankruptcy Prediction: Developing Cross Peeling Technique integrating DEA and Negative DEA

Jae H. Min* · Chul Woo Jeong**

Abstract

Many statistical models have been developed to predict a firm's bankruptcy; however, the previous models have some weaknesses such that they need ex ante information of whether sample companies are bankrupted or not as well as ex post information of which factors affect the bankruptcy. Besides, the statistical models require that the data satisfy the assumption of linearity and normality, which rarely holds in reality. To overcome these weaknesses, DEA, a nonparametric method, has been suggested as an alternative to existing statistical models.

DEA has strong points such that it can measure the financial soundness of firms without ex ante information, and it does not need any assumption like linearity and normality of the data, which other statistical models do. It can also use raw data of various numerical scales. Nevertheless, DEA-based models have the difficulty of taking undesirable outputs into account; hence they have been little used in the literature as an alternative method for bankruptcy prediction.

The purpose of this paper is twofold. First, it is to suggest Negative DEA as a complementary method to normal DEA. Negative DEA is an approach of identifying the worst performers by placing them on the efficient frontier with taking undesirable outputs into account. Second, it is to develop "cross peeling technique", a new method for bankruptcy prediction integrating DEA and Negative DEA, which shows improvement in terms of prediction power as well as misclassification cost over the existing methods.

* Professor, College of Business Administration, Sogang University, CPO Box 1142, Seoul, Korea

** Research Assistant, BK21 Team for Business Competitiveness, Sogang University, CPO Box 1142, Seoul, Korea

Specifically, we empirically compare the prediction performance of three existing methods (“a method employing respective cut-off points of DEA and Negative DEA”, “a method employing peeling technique applied to Negative DEA”, and “Simak's peeling technique”) with the one of “cross peeling method” that is developed in this paper.

From the experiment, it is shown that “cross peeling technique” is a superior method over the existing peeling techniques in terms of prediction power and total misclassification cost. In addition, it turns out to be a useful method for rating firms' credit risk for risk management purpose.

In conclusion, this paper makes contribution in two points. First, it reports the usefulness of nonparametric approach as an alternative method to the existing statistical methods. Second, it develops “cross peeling technique”, an improved method over the existing peeling techniques for practical bankruptcy prediction purpose.

Key words: Bankruptcy Prediction, DEA, Negative DEA, Cross Peeling Technique