

負(Negative) DEA를 이용한 신용위험평가

A Credit Risk Evaluation Using Negative DEA

이 영 찬
동국대학교 상경대학
chanlee@dongguk.ac.kr

Abstract

The purpose of this paper is to introduce the concept of negative DEA, which aims at identifying worst performers by placing them on the efficient frontier. This paper also proposes to use a layering technique instead of the traditional cut-off point approach, since this enables incorporation of risk attitudes and risk-based pricing. The results of the empirical application on credit risk evaluation validate the method which is proposed in this paper.

1. 서론

최근 들어 금융기관들은 대출고객의 잠재적 신용위험수준을 평가하기 위해 내부적으로 신용평점 모형을 구축하고 이를 활용하고 있는데, 이러한 신용위험의 계량화는 여신부문에 있어 채무불이행 가능성을 예측하고 이에 따른 손실의 위험성을 정확하게 파악할 수 있으며, 손실위험 정도에 따라 조기에 대응책을 제시해 줄 수 있다는 이점이 있다(Chen and Huang, 2003; Lee et al., 2002; Lopez and Saidenberg, 2000; West, 2000). 이러한 관점에서 신용평점화는 넓은 의미에서 보편적인 판별 및 분류 문제로 이해될 수 있다.

이와 같은 신용의사결정문제를 지원하기 위해 선형확률 및 다변량 조건부 확률모형, recursive partitioning 알고리즘, 인공지능, 다기준 의사결정, 수리계획법 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 지금까지 제안되어온 대부분의 방법론들은 실무 적용시 다음과 같은 몇 가지 단점을 가지고 있는 것으로 알려져 있다.

첫째, 재무비율 정보를 사용함으로써 발생하는 문제점을 들 수 있다. 재무비율의 활용은 크게 규범적인(normative) 활용과 적극적인(positive) 활용 두 가지로 분류할 수 있다(Simak, 1999). 규범

적인 활용은 특정 기준값과의 비교를 통해 산업특성을 통제된 상태에서 규모가 서로 다른 기업들 간의 비교를 수행하는 것이고, 적극적인 활용은 다양한 재무비율을 독립변수로 하는 판별함수를 도출하여 건전/부도를 예측하는 것을 말한다. 그동안 재무비율을 활용한 위의 두 가지 접근법이 실무에서 많이 사용되어 왔으며, 일부 성공적인 사례도 보고되고 있으나 실제로 재무비율을 활용함에 있어서는 다음의 네 가지 문제점이 존재한다.

- 어떤 기업을 분석대상으로 선정할 것인가?
- 어떤 재무비율을 사용할 것인가?
- 다차원적인 성과를 단일한 성과지표로 표현할 수는 없는가?
- 기업의 성과평가에 벤치마킹 기법을 도입할 수는 없는가?

기업의 성과는 절대적인 개념이 아니라 상대적인 개념이다. 따라서 동종 산업에 있는 기업들을 대상으로 상대비교를 통한 성과측정이 이루어져야 할 것이다. 한편, 재무제표상의 값들을 그대로 이용하지 않고 비율자료를 만드는 핵심적인 이유는 기업규모에 따른 효과를 상쇄시키기 위함이며, 이때 분자와 분모를 구성하는 자료간의 비례성(proportionality)이 유지되어야 한다는 가정이 필요하다. 만약 자료의 비선형성(nonlinearity) 때문에 이러한 비례성의 가정이 지켜지지 않으면 비율자료는 분자와 분모 두 변수의 정보를 충분히 반영하지 못하게 된다(Berry and Nix, 1991; Foster, 1986; McDonald and Morris, 1984). 이 경우 기업규모가 상이한 기업의 비율자료를 비교하기란 사실상 불가능하다고 할 수 있다.

재무비율 자료는 매우 다양하며, 이는 기업성과의 다차원적 특성을 반영하기 위한 것이라고 할 수 있다. 재무비율은 크게 수익성, 안정성, 활동성, 성장성, 유동성, 그리고 현금흐름 관련 비율로 구분할 수는 있으나 이는 편의적인 구분에 불과하며 명확한 이론적 근거를 가지고 있지 않다. 따라서 수많은 재무비율 중에서 어떤 차원의 어떤 재무비율을 사용해야 하는가를 결정하기란 매우 어려운 일이라고 할 수 있다. 다양한 차원에서 성과를 측정하기 위해 재무비율을 지나치게 많이 사용하게 되면 재무비율간의 상관관계나 중복문제가 발생하며, 반대로 지나치게 재무비율을 간소하게 사용하면 기업의 재무성과를 다양한 각도에서 보지 못하게 된다. 이러한 문제를 해결하기 위해 요인분석과 같은 다변량 통계분석기법들을 이용하여 재무비율의 수를 관리가 가능한 수준으로 줄이고자 하는 연구(Chen and Shimerda, 1981; Ezzamel et al., 1987)도 있어 왔으나 최종적인 재무비율의 선정은 여전히 어려운 과제로 남게 된다.

재무비율을 활용하여 기업의 재무성과를 측정하는 주된 목적은 기업의 건전/부도를 예측하는 것이다. 이를 위해 다변량 회귀분석에 기반한 예측모형이 개발되어 왔는데, 모수추정을 위해서는 자료가 정규성(normality)을 가져야 한다는 통계적 가정이 필요하다. 그러나 실제로 대부분의 재무비율 자료는 심한 비대칭적 분포를 가지고 있으며, 분산-공분산 행렬에서 등분산성(homogeneity of variance) 가정도 위배되는 경우가 대부분이다.

둘째, 同數 표본 검정(balanced sample test)을 사용함으로써 발생하는 문제점을 들 수 있다. 부도 예측모형을 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 자료의 손실 또는 지나친 검정력 강화(power problem)로 이어져 결국 부도예측모형의 안정성을 저해하여 모형구축 후 얼마 지나지 않아 예측력이 현저히 저하되는 문제점을 야기하고 있다(Falkenstein, 1998; Ohlson, 1980; Zmijewski, 1984).

재무적 곤경에 처할 가능성이 높은 기업을 사전에 판별하고 관리하기 위한 모형을 구축하기 위해 그동안 학계 및 실무에서 신용위험을 계량화하기 위한 여러 방법론이 개발되어 왔다. 이러한 방법론들은 일부 사례에서 효과적인 것으로 판명된 경우도 있으나 앞서 기술한 바와 같이 실제 적용 과정에서 필연적으로 발생하는 몇 가지 문제점을 가지고 있다. 따라서 이러한 문제점을 해결하는 동시에 양적인 정보뿐만 아니라 질적인 정보까지도 신용위험분석 과정에 포함할 수 있는 새로운 방법론이 개발되어야 한다. 본 연구에서는 비모수 기법이면서 동시에 다기준의사결정기법으로 널리 알려진 자료포괄분석(data envelopment analysis: DEA)과 이를 확장한 새로운 방법론을 신용위험평가에 도입함으로써 보다 정확한 부도예측모형을 구축하는 토대를 마련하고자 한다.

구체적으로, 본 연구에서는 기존 DEA 모형 이외에 負(negative) DEA 모형을 도입하고자 한다. 이 모형은 가장 성과가 좋지 않은 기업(worst performer)을 효율적 프론티어(efficient frontier)에 오게 하는 기법이다. 또한 본 연구에서는 負(negative) DEA 모형에서 최적 질사점(cut-off point)을 도출하지 않고도 분류정확도를 높일 수 있는 층화기법(layering technique)을 도입함으로써 負(negative) DEA 모형의 실제 활용도를 제고시키고자 한다.

2. 이론적 고찰

2.1 기존 부도예측연구

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 형태의 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 확률모형(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 분리(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 측면에서뿐만 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 인공지능망과 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 인공지능망과 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).

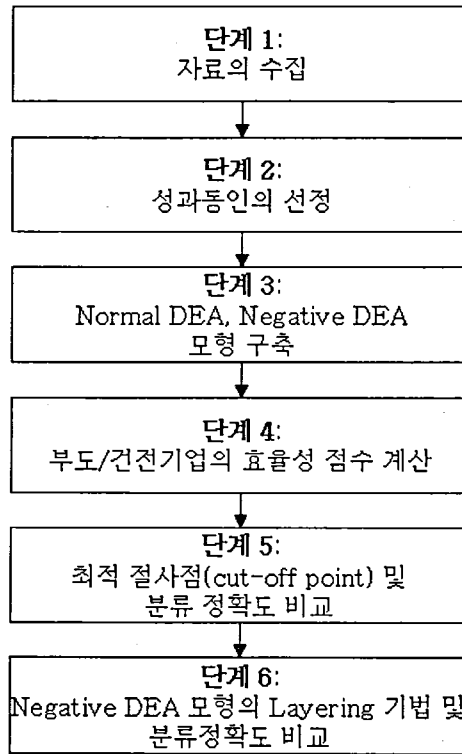
한편, 1990년대 후반에는 조직의 효율성 평가를 위해 주로 활용되어온 자료포괄분석(DEA)을 신용평가분석에 활용한 연구들이 발표되기 시작하였다(Cielen and Vanhoof, 1999; Simak, 1999; Troutt et al., 1996). Yeh(1996)는 은행의 성과평가를 위하여 DEA와 재무비율분석을 결합한 방법론을 최초로 제안한 바 있다. 구체적으로, 그는 대만의 시중은행을 대상으로 통상적인 투입 및 산출변수를 이용하여 산출된 DEA 점수와 요인분석을 통해 판명된 재무비율간에 의미 있는 관계가 있음을 밝혀내고, DEA가 다차원적인 재무비율 정보를 단일차원의 효율성 점수로 나타내는데 효과적인 방법론임을 통계적으로 입증하였다.

3. 연구방법

3.1 연구절차

앞서 기술한 바와 같이 본 연구의 목적은 자료포괄분석(data envelopment analysis: DEA)의 장점을 활용한 새로운 방법론을 제안함으로써 기업고객의 신용위험을 보다 정확하게 평가하는 도구를 제공하는 것이다.

본 연구에서는 다양한 DEA 모형을 개발하고, 분류정확도가 가장 우수한 모형과 이에 대한 최적 절사점(cut-off point)을 도출하고자 한다. 각 모형의 분류정확도는 제1종 오류(Type I error)와 제2종 오류(Type II error)의 상충관계(trade-off)를 고려해야 한다.



[그림 1] 연구 절차

[그림 1]은 본 연구의 분석절차를 도시하고 있다. 단계 1과 단계 2는 분석대상 기업군과 효율성 점수를 계산하는데 사용할 성과동인을 선정하는 단계이다. 단계 3은 정상(Normal) DEA 모형과 부(negative) DEA 모형을 구축하는 단계이다. 단계 4는 단계 3에서 구축한 다양한 DEA 모형을 이용하여 대상 기업의 효율성 점수를 산출하는 단계이다. 단계 5는 단계 4에서 산출된 효율성 점수를 이용한 건전/부도 판별과 분류정확도가 가장 높은 최적 절사점(cut-off point)을 도출하는 단계이다. 마지막으로 단계 6은 부(Negative) DEA 모형에서 층화기법(layering technique)을 도입함으로써 기존 절사점 방식의 문제점을 개선하는 방안을 제안하는 단계이다.

3.2 연구모형

앞서 단계 2에서 선정한 투입변수와 산출변수를 이용하여 자료포괄분석(DEA)을 수행하고, 이를 통해 평가대상 기업의 효율성 점수를 산출하였다. 여기서, DEA 모형은 두 가지로 사용되는데, 먼

저 정상(normal) DEA 모형은 <모형 1>과 같으며, 투입관점의 모형(input-oriented model)으로 규모효과가 변화함(variable returns to scale)을 가정하였다.

<모형 1> 정상(Normal) DEA 모형

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

다음으로 負(negative) 모형은 <모형 2>와 같으며, 산출관점의 모형(output-oriented model)으로 규모효과가 변화함(variable returns to scale)을 가정하였다.

<모형 2> 負(Negative) DEA 모형

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

여기서,

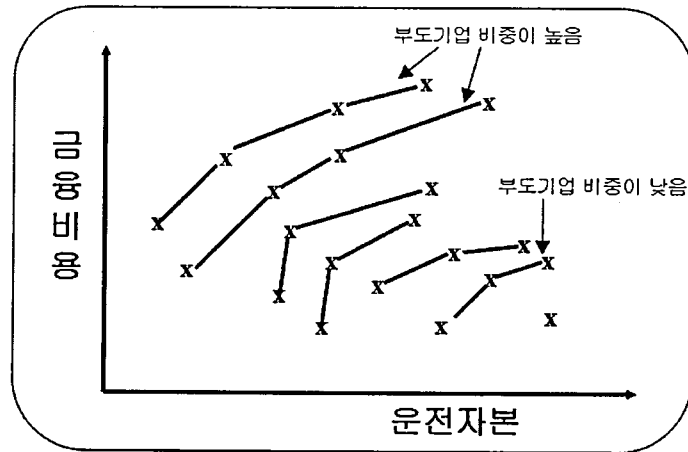
θ_k : 평가대상 기업 k의 재무신뢰도 점수

N : 전체 기업의 수

- λ_j : 기업 j에 대한 가중치
- y_{rj} : 기업 j의 r번째 산출물
- y_{rk} : 평가대상 기업 k의 r번째 산출물
- x_{ij} : 기업 j의 i번째 투입물
- x_{ik} : 평가대상 기업 k의 i번째 투입물
- s_r^+, s_i^- : r번째 산출물 및 i번째 투입물 제약식의 여유변수

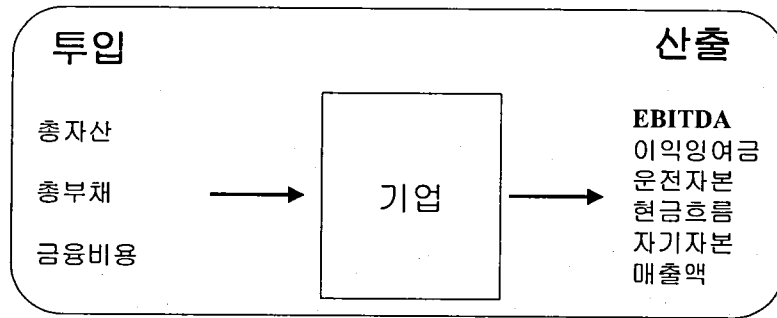
Paradi et al.(2001)은 부도예측 모형에 DEA를 적용하여 Z-score를 이용한 기존의 판별분석 모형보다 성과가 우수함을 증명한 바 있다. 본 연구에서는 우수관행 조직을 찾기 위한 기존 DEA 모형을 확장하여 부실관행(worst practice) 조직을 찾는 負(negative) DEA 모형을 도입한다. 負(negative) DEA는 기업이 부도상태가 되도록 얼마나 효율적이었는가를 분석하고 이를 통해 재무적 곤경에 처한 기업들을 추출하는 모형이다. 즉, 재무적 곤경에 처한 기업들을 효율적 프론티어에 위치시키는 산출관점(output-oriented)의 DEA 모형이라고 할 수 있다. 이 모형은 부도가 날 가능성이 높은 기업을 보다 확실하게 찾아내는 것이 매우 중요한 신용위험평가에 특히 이상적인 접근방법이라고 할 수 있다.

또한 본 연구에서는 건전기업과 부도기업을 분류하는데 일반적으로 사용되는 절사점(cut-off points) 방식 대신에 층화기법(layering technique)을 제안한다. 층화기법은 [그림 2]와 같이 負(negative) DEA 모형에서 효율적 프론티어에 위치한 기업들을 제거하면서 반복적으로 분석을 수행하는 방식이다. 이 방식을 이용하면 가장 먼저 제거되는 기업들부터 가장 마지막에 제거하는 기업들까지 신용위험도에 따른 효율적 프론티어의 연속적인 층(layer)이 형성된다.



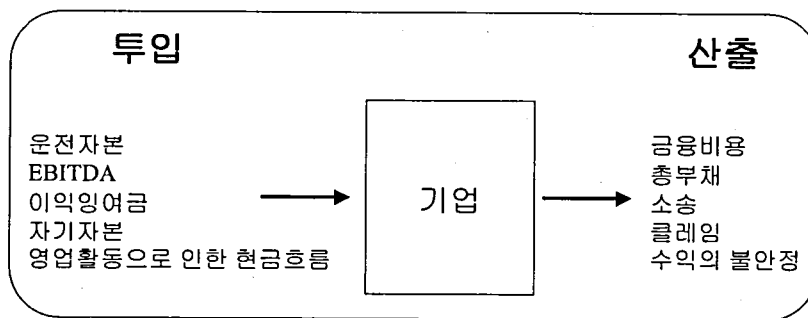
[그림 2] 층화기법의 예시

본 연구에서 제안하고자 하는 정상(normal) DEA 모형과 負(negative) DEA 모형을 개념적으로 도식화하면 [그림 3], [그림 4]와 같다.



[그림 3] 정상 DEA를 이용한 부도예측모형

먼저 [그림 3]은 정상(normal) DEA 모형을 나타내는 것으로, 투입요소는 작을수록 좋은 변수들로, 산출요소는 클수록 좋은 변수들로 구성되어 있다. 어떠한 변수를 투입요소와 산출요소로 선정하는가에 따라 모형의 성과가 크게 달라지기 때문에 기업의 핵심적인 성과동인(performance driver)을 찾는 것도 본 연구의 주요 과제 중의 하나이다.



[그림 3] 負(negative) DEA를 이용한 부도예측모형

[그림 4]에서 보는 바와 같이 負(negative) DEA 모형은 정상(normal) DEA 모형에서의 산출요소가 투입요소로 들어오고, 산출요소에는 금융비용이나 총부채, 소송 및 클레임 건수와 같은 부정적인 요소가 들어오게 된다. 이러한 모형의 결과는 바람직하지 않은 결과를 내기 위해 매우 효율적으로 움직인 기업들이 효율적 프론티어 상에 존재하게 되는 것이다.

4. 실증분석

4.1 자료수집

DEA를 이용한 신용위험평가모형을 구축하기 위해 본 연구에서는 2002년부터 2004년 사이에 부도가 발생한 기업의 도산 직전년도 재무제표 자료를 수집하였다. 기업들 간에 업종이나 규모의 차이로 인한 이질성 문제를 해결하기 위해 자산규모가 10억원 이상 100억원 이하인 외감 제조업체로 분석대상 기업을 한정하였고, 이에 대응하는 건전기업의 자료 역시 동일한 조건으로 자료를 수집하였다. 구체적으로, 2002년도의 경우 부도가 발생한 기업 17개와 건전기업 337개가 각각 수집되었고, 2003년도에는 부도기업 25개, 건전기업 411개가 수집되었다. 마지막으로 2004년에는 부도기업 23개, 건전기업 239개가 수집되었다.

4.2 변수선정

본 연구에서는 DEA 모형에 사용할 투입 및 산출변수로 재무제표 자료를 그대로 사용하였다. 다양한 재무제표 자료 중에서 기업의 재무건전성을 잘 나타내주는 변수를 도출하기 위해 총자산(TA)과의 상관관계 분석을 실시하였다. 총자산을 기준변수로 사용한 이유는 규모가 상이한 기업 간의 상대비교를 통해 신용위험 평가를 수행하는 것이 본 연구의 목적이기 때문이다. 구체적으로, 부도기업 자료만을 이용하여 계산한 상관계수와 건전기업 자료만을 이용하여 계산한 상관계수에 유의적인 차이가 존재하는 변수들을 추출하고 이를 DEA 모형의 투입 및 산출변수로 사용하였다. 최종 선정된 변수로는 총자산(TA)을 포함하여 운전자본(WC), EBITDA(EB), 이익잉여금(RE), 유동자산(CA), 금융비용(IN), 영업활동후현금흐름(CF), 법인세차감전순이익의 표준편차(SE) 그리고 총부채(TL) 등이다.

한편, DEA는 앞서 기술한 바와 같이 공통의 측정단위를 가지지 않는 다양한 속성의 투입물과 산출물을 실물단위 그대로 사용할 수 있으며, 투입물 변수와 산출물 변수간의 사전적인 함수관계를 가정하지 않아도 되는 장점을 가지고 있기 때문에 업종 및 자산규모 이외에는 별도의 사전처리를 실시하지 않았다. 단, DEA에서는 반드시 양(+)의 값을 갖는 변수를 사용해야 하는데, 일반적으로 부도예측 분야에서 사용하는 변수들 중 상당수가 음(-)의 값을 가지고 있다. 이러한 문제를 해결하기 위해 본 연구에서는 규모의 효과가 변화하는(variable returns to scale) DEA 모형에서 변수의 값을 선형 변환하더라도 결과에 영향을 미치지 않는다는 변환 불변성(translation invariance property)에 기초하여 음의 값을 가지고 있는 변수를 0이상의 값을 가지도록 선형 변환하였다(Ali and Seiford, 1990).

4.3 실증분석 결과

투입관점의 정상(normal) DEA 모형과 산출관점의 負(negative) DEA 모형을 2002년, 2003년, 2004년 자료에 대해 각각 분석한 결과를 정리하면 <표 1>, <표 2>와 같다.

<표 1> 투입관점의 정상 DEA(input-oriented normal DEA) 모형의 효율성 평균점수, 최적 절사점, 분류정확도 (규모의 효과가 변화함(variable returns to scale) 가정)

2002년도 (부도 17개, 건전 337개)							
모형	투입	산출	부도	건전	최적 절사점	부도 분류정확도(%)	건전 분류정확도(%)
1	TA IN	RE EB	0.15	0.36	0.21	100	69
2	TA TL	RE EB	0.13	0.26	0.15	100	66
3	TA SE	RE EB	0.29	0.42	0.67	94	18
2003년도 (부도 25개, 건전 411개)							
모형	투입	산출	부도	건전	최적 절사점	부도 분류정확도(%)	건전 분류정확도(%)
1	TA IN	RE EB	0.17	0.37	0.31	100	46
2	TA TL	RE EB	0.17	0.36	0.29	100	48
3	TA SE	RE EB	0.21	0.42	0.45	100	37
2004년도 (부도 23개, 건전 239개)							
모형	투입	산출	부도	건전	최적 절사점	부도 분류정확도(%)	건전 분류정확도(%)
1	TA IN	RE EB	0.15	0.33	0.44	100	22
2	TA TL	RE EB	0.15	0.33	0.44	100	22
3	TA SE	RE EB	0.19	0.41	0.57	100	23

<표 1>의 내용을 구체적으로 설명하면 다음과 같다. 먼저 최종 DEA 모형(투입 및 산출변수의 선정)은 2002년 자료를 이용하여 개발하였다. 그리고 이에 대한 타당성 검증을 위해 2003년 및 2004년도 자료에 대해 동일한 모형을 적용하여 분류정확도를 계산하였다. 분류정확도를 계산하기 위해서는 제1종 오류 및 제2종 오류와 오분류 비용(misclassification cost)을 고려하여 최적 절사점(optimal cut-off)을 찾아내야 하는데, 본 연구에서는 해당 금융기관이 극단적인 위험회피형이라고 간주하고 부도기업의 분류정확도를 가능한 100%가 되도록 최적 절사점을 도출하였다.

<표 1>에서 보는 바와 같이 최적 절사점은 연도별로 계속 변동하기 때문에 불안정하며, 최적 절사점이 얼마인가에 따라 분류정확도가 상당히 영향을 많이 받게 된다. 신용위험평가모형은 여신담당자로 하여금 기업의 신용위험을 사전에 진단하여 신용위험이 높을 것으로 예상되는 기업을 판별하여, 대출 연장이나 승인 거부 의사결정을 내리는데 실용적인 지침을 제공할 수 있어야 하며, 나아가 금융기관으로 하여금 채무불이행에 따른 손실의 위험성을 파악하게 하고 그 정도에 따라 조기에 대응책을 마련하는데 도움을 주어야 한다. 이러한 관점에서 볼 때 최적 절사점을 이용한 부도예측은 유용성이 떨어진다고 판단된다.

다음으로 <표 2>의 내용을 구체적으로 설명하면 다음과 같다. 최종 DEA 모형(투입 및 산출변수의 선정)은 정상(normal) DEA 모형과 마찬가지로 2002년 자료를 이용하여 개발하였다. 負(negative) DEA 모형 역시 분류정확도는 최적 절사점을 통해서만 계산할 수 있는데, 앞서 언급한 바와 같이 최적 절사점은 해당 금융기관의 위험회피 정도에 따라 제1종 오류 및 제2종 오류에 대한 오분류 비용이 다르므로 최적 절사점을 사전에 도출해내야 하는 문제가 발생한다.

<표 2> 산출관점의 負 DEA(output-oriented negative DEA) 모형의 효율성 평균점수, 최적 절사점, 분류정확도 (규모의 효과가 변화함(variable returns to scale) 가정)

2002년도 (부도 17개, 건전 337개)							
모형	투입	산출	부도	건전	최적 절사점	부도 분류정확도(%)	건전 분류정확도(%)
1	WC CF	TL SE	1.59	4.19	2.45	100	60
2	RE EB CF	TA SE	1.17	2.36	1.41	100	66
3	CA RE EB CF	TL SE	1.15	1.93	1.38	100	63
2003년도 (부도 25개, 건전 411개)							
모형	투입	산출	부도	건전	최적 절사점	부도 분류정확도(%)	건전 분류정확도(%)
1	WC CF	TL SE	2.78	6.27	3.62	100	58
2	RE EB CF	TA SE	1.22	2.15	1.4	100	52
3	CA RE EB CF	TL SE	1.2	1.82	1.4	100	50
2004년도 (부도 23개, 건전 239개)							
모형	투입	산출	부도	건전	최적 절사점	부도 분류정확도(%)	건전 분류정확도(%)
1	WC CF	TL SE	1.8	3.5	2.88	100	22
2	RE EB CF	TA SE	1.14	1.71	1.4	100	18
3	CA RE EB CF	TL SE	1.12	1.58	1.31	100	25

본 연구에서는 이와 같이 분류정확도를 계산하기 위해 사전에 최적 절사점을 도출해야 하는 문제를 해결하기 위해 금융기관의 위험회피 정책에 따라 최적 절사점 없이도 신용위험을 효율적으로 관리할 수 있는 층화기법(layering technique)을 제안한다.

층화기법은 특히 負(negative) DEA 모형에 적용함으로써 매우 효과적일 수 있다. 왜냐하면 재무 성과가 가장 좋지 않은 기업(worst performer)들을 효율적 프론티어에 오도록 하는 모형이 負(negative) DEA 모형이므로, 효율적 프론티어에 위치한 기업들(신용위험도가 높음)을 차례로 제거해 나가면서 반복적으로 분석을 수행하는 방식인 층화기법은 최근 금융기관의 위험관리 강화 추세에 매우 적절한 기법임을 알 수 있다.

<표 3> 負(negative) DEA 모형 2에 대한 층화기법 적용과정

기준연도	총기업수	2층	4층	6층	8층	10층
2002년	부도: 17 건전: 337	부도: 4 건전: 30	부도: 5 건전: 31	부도: 4 건전: 51	부도: 4 건전: 69	
2003년	부도: 25 건전: 411	부도: 3 건전: 17	부도: 6 건전: 42	부도: 1 건전: 56	부도: 7 건전: 62	부도: 8 건전: 77
2004년	부도: 23 건전: 239	부도: 7 건전: 33	부도: 7 건전: 43	부도: 6 건전: 48	부도: 2 건전: 51	부도: 1 건전: 28

<표 3>은 부(negative) DEA 모형 중 2번 모형(투입변수: RE, EB, CF 산출변수: TA, SE)에 대해

연도별로 층화기법을 수행하여 성과가 좋지 않은 기업(효율적 프론티어 상에 존재하는)들을 층별로 제거한 결과이다. <표 3>에서 보는 바와 같이 층화기법은 최적 절사점이 없어도 금융기관의 위험회피 정도에 따라 층의 회수를 조정해 가며 신용위험을 관리할 수 있는 장점이 있다.

<표 4> 층화기법(layering technique)을 사용한 산출관점의 負 DEA(output-oriented negative DEA) 모형의 분류정확도 (규모의 효과가 변화함(variable returns to scale) 가정)

2002년도 (부도 17개, 건전 337개)										
負(Negative) 모형	부도 분류정확도					건전 분류정확도				
	2 layer (%)	4 layer (%)	6 layer (%)	8 layer (%)	10 layer (%)	2 layer (%)	4 layer (%)	6 layer (%)	8 layer (%)	10 layer (%)
1	18	53	59	94	94	99	90	77	60	43
2	24	53	76	100	-	91	82	67	46	-
3	53	82	100	-	-	83	53	18	-	-

2003년도 (부도 25개, 건전 411개)										
負(Negative) 모형	부도 분류정확도					건전 분류정확도				
	2 layer (%)	4 layer (%)	6 layer (%)	8 layer (%)	10 layer (%)	2 layer (%)	4 layer (%)	6 layer (%)	8 layer (%)	10 layer (%)
1	8	32	52	68	88	98	91	80	66	53
2	12	36	40	68	100	96	86	72	57	38
3	28	44	96	100	-	88	61	29	14	-

2004년도 (부도 23개, 건전 239개)										
負(Negative) 모형	부도 분류정확도					건전 분류정확도				
	2 layer (%)	4 layer (%)	6 layer (%)	8 layer (%)	10 layer (%)	2 layer (%)	4 layer (%)	6 layer (%)	8 layer (%)	10 layer (%)
1	17	39	70	83	91	95	87	72	54	38
2	30	61	87	96	100	86	68	48	27	15
3	43	83	100	-	-	77	38	5	-	-

다음으로 <표 4>는 연도별로 모든 負(negative) DEA 모형에 대해 층화기법을 적용한 후 부도 및 건전기업별로 분류정확도를 정리한 것이다. <표 4>에서 보는 바와 같이 최적 절사점을 이용한 방법과 비교해 보았을 때 층화기법은 분류정확도를 일정 수준으로 유지하면서 해당 금융기관의 위험회피 정도에 따라 층(layer)의 수를 조정해 갈 수 있는 매우 유연한 의사결정지원 도구임을 확인할 수 있다.

5. 결론

본 연구는 두 가지 측면에서 공헌도를 가진다. 첫째, 재무위험관리(financial risk management) 분야에서 신용위험을 계량화하기 위한 보다 정교한 방법론을 제공한다는 점이다. 둘째, 조직의 생산성 및 효율성 평가를 위해 주로 활용되어온 자료포괄분석(DEA)의 적용분야를 신용의사결정 분야로 확장했다는 점이다. 특히, 이 과정에서 負(negative) DEA 모형의 개발을 통해 DEA의 이론적인 발전에 기여한다는 측면에서 의미를 가진다고 할 수 있다. 본 연구의 시사점을 정리하면 다음과 같다.

우선 기업의 재무적 신뢰도를 측정하기 위해 다양한 형태의 DEA 모형을 개발하였다. 이러한 DEA 모형의 투입 및 산출변수로 재무비율이 아닌 재무제표 상의 자료를 그대로 사용함으로써 기존 연구와의 차별성을 도모하였다. 다음으로 負(negative) DEA 모형을 신용평가문제에 도입하여 효과를 검증하였다. 負(negative) DEA 모형은 잘못된 일을 매우 효율적으로 수행하는 조직을 밝혀내기 위한 기법으로, 정상(normal) DEA 모형에 비해 최적 절사점의 변화가 안정적이며, 분류정확도가 절사점에 강인하다는(robust) 특징을 가진다. 특히 負(negative) DEA 모형은 절사점(cut-off point)이 필요 없는 층화기법(layering technique)과 함께 사용할 때 신용위험문제에 매우 강력한 도구로 사용될 수 있음을 실증분석을 통해 규명하였다는 점에서 의의를 갖는다. 또한 표본 자료의 특이성(specificity)에 대해 견고하기(robust) 때문에 분류정확도 측면에서의 많은 향상을 가져올 수 있다.

<참고문헌>

- Ali, A. I. and L. M. Seiford (1990), "Translation Invariance in Data Envelopment Analysis," *Journal of Operations Research*, 9(99), 403-405.
- 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 Publications.
- 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).
- Berry, R. H. and S. Nix (1991), "Regression Analysis v. Ratios in the Cross-Section Analysis of Financial Statement," *Accounting Business Research*, 20, 107-117.
- 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.
- Chen, K. H. and T. A. Shimerda (1981), "An Empirical Analysis of Useful Financial Ratios," *Financial Management*, 10, 51-60.
- 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.
- Ezzamel, M., J. Brodic, and C. Mar-Molinero (1997), "Financial Patterns of U.K. Manufacturing Companies," *Journal of Business, Finance and Accounting*, 14, 519-536.
- Falbo, P. (1991), "Credit-scoring by enlarged discriminant models," *Omega*, 19(4), 275-289.
- Falkenstein, E. G., "Commercial Credit Risk and the C Score," <http://www.efalken.com/banking/default.htm>.
- 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.
- Foster, G. (1986), *Financial Statement Analysis*, Second Edition, Prentice-Hall, Englewood Cliffs, N. J.
- 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.
- 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, 89-98.
- 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. Pouliezos (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.
- Zmijewski, M. D. (1984), "Methodological Issues Related to the Estimation of Financial Prediction Models," *Journal of Accounting Research*, 22, 59-86.
- 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. Pouliezos, and D. Yannacopoulos (1992), "Designing a DSS for the assessment of company performance and viability," *Computer Science in Economics and Management*, 5, 41-56.