

# Negative DEA를 이용한 기업도산예측

민재형 · 정철우

서강대학교 경영학과 · 서강대학교 BK21 기업경쟁력팀

jaemin@sogang.ac.kr · manibyul@hanmail.net

## 초록

현대 기업 환경에서 리스크 관리의 중요성이 증가함에 따라 기업도산예측을 위한 다양한 통계모형들이 개발되었다. 그러나 이러한 모형들은 기업도산에 영향을 미치는 변수들에 대한 사후적 정보와 함께 도산여부에 대한 사전적 정보를 반드시 필요로 하는 한계가 있다. 이에 따라 DEA가 기업도산예측을 위한 대안으로 연구되고 있다. DEA는 도산여부에 대한 사전적 정보 없이 사후적인 정보만을 가지고 의사결정단위(DMU)의 효율성(재무신뢰도)을 측정할 수 있는 장점이 있다. 그러나 지금까지 기업도산예측에 활용된 DEA 모형은 바람직하지 않은 산출물(negative outputs)은 다루지 못하는 한계가 있었다. 이에 본 논문에서는 Negative DEA 방법을 소개하고, 이를 기존의 DEA 방법과 병행하여 기업도산예측에 적용함으로써 기업도산예측을 위한 대안적 방법을 제시하고자 한다.

## 1. 서론

기업도산예측에 관한 연구는 실무적인 적용성이 높다는 점에서 관심도가 높은 분야이며, 특히 재무 및 회계학 분야에서 오랜 기간동안 꾸준한 연구가 이루어지고 있는 논제 중의 하나이다. 지금까지 도산예측에 관한 연구는 Beaver[7]가 단일변량 판별분석을 통한 연구를 시행함으로써 처음으로 방법론적 토대를 마련한 이후 Altman[4]의 다변량 판별분석을 거쳐, 로짓과 프로빗과 같은 확률모형, 그리고 최근에는 인공신경망, 의사결정나무, SVM(support vector machine)에 이르기까지 변증법적 발전을 거듭해 왔다.

이러한 기법들 중 판별분석에서부터 확률모형까지의 전통적인 통계모형들은 독립변수와 종속변수 사이의 본질적인 가정인 선형성, 정규성 등의 가정으로부터 자유로울 수 없었다. 이러한 문제점을 극복하기 위한 방법으로 인공신경망 모형이 등장하였다. 인공신경망 모형은 선형적으로 분리가능하거나 독립적인 변수들을 요구하지 않기 때문에 일관성이 없고 불완전한 자료뿐만 아니라 변수들 간의 미묘한 상관관계도 파악할 수 있게 한다. 그러나 인공신경망은 결과가 도출되어진 과정에 대한 해석이 용이하지 못하며, 주어진 자료에 대한 과적합(overfitting) 문제가 발생할 수 있기 때문에 실제 모형의 적용 시 예측력이 떨어지는 문제점이 지적되고 있다.

통계모형들이 가지는 또 다른 단점 중 하나는 모형을 도출하기 위해서는 기업도산에 영향을 미치는 요인들에 대한 사후적 정보와 함께 도산여부에 관한 사전적 정보도 필요하다는 점이다. 이러한 단점은 통계모형을 실무에 적용하고자 할 때 다음과 같은 문제점을 유발할 수 있다. 첫째, 도산/비도산 여부를 판별하는데 중요한 역할을 수행하는 변수로

경제적으로 의미가 모호하거나 안정성이 떨어지는 변수를 선정하는 경우가 많다. 둘째, 은행을 포함한 금융기관의 궁극적인 목표는 도산예측모형의 구축이 아니라 이에 기반을 두어 해당 금융기관의 내부 신용정책을 고려한 신용평점모형을 구축하는 것이다. 따라서 도산/비도산의 판별력을 극대화하는 도산예측모형을 그대로 신용평점화에 사용할 경우 내부 신용정책과 상충되는 경우가 많아 별도의 등급 추정과정이 필요하다. 셋째, 도산예측모형을 구축할 때 일반적으로 도산 및 비도산기업의 개수를 동일하게 선정하는 경우가 많다. 그러나 실제로는 비도산기업의 수가 훨씬 더 많기 때문에 표본기업의 개수를 동일하게 맞추기 위하여 비도산기업 자료에서 도산기업의 수만큼 무작위 추출을 하거나 도산기업의 수를 비도산기업의 수만큼 맞추기 위해 과거 자료를 수집하고 있다. 표본구성 시 발생하는 이러한 문제점은 결국 도산예측모형의 안정성을 저해함으로써 모형구축 후 1년 정도가 지나면 예측력이 현저히 저하되는 문제점을 야기하고 있다.

이러한 문제점을 극복하기 위해 자료포괄분석(DEA)이 도산예측 및 신용평가를 위한 대안적 기법으로서 연구되기 시작하였다[1, 6, 9]. 그러나 아직까지 다른 통계모형에 비해 DEA를 이용한 도산예측연구의 수가 상대적으로 적은 이유는 일반적인 DEA가 산출변수의 선택에 있어 한계를 가지고 있기 때문이다. 즉, 일반적인 DEA는 조직의 가치에 기여하는 바람직한 산출물만을 분석에 이용한 반면, 바람직하지 못한 산출물은 다루지 못했다는 것이다. 이러한 한계점을 극복하기 위한 연구가 최근 들어 시도되고 있다[10, 11].

본 연구의 목적은 첫째, 기존의 DEA에서 다루지 못했던 바람직하지 못한 산출물을 포함시킨 Negative DEA 모형을 소개하고, 둘째, 기존의 DEA와 Negative DEA를 함께 사용하여 기업도산예측을 위한 대안적 방법을 제시하는 데 있다.

## 2. 이론적 배경

### 2.1 DEA의 수리적 모형

DEA는 Chanes, Cooper, Rhode[8]가 의사결정단위(decision making units: DMUs)의 상대적인 효율성을 측정하기 위해 개발한 식(1)과 같은 수리계획법에 기초하고 있다.

$$\begin{aligned} & \text{Max } \sum_{j=1}^s v_{oj} Y_{oj} \\ & \text{subject to} \\ & \sum_{j=1}^s v_{oj} Y_{kj} - \sum_{i=1}^r u_{oi} X_{ki} \leq 0 \quad k=1, \dots, d \\ & \sum_{i=1}^r u_{oi} X_{ki} = 1 \end{aligned}$$

$$u_{oi}, v_{oj} \geq \epsilon > 0 \quad (1)$$

여기서, X와 Y는 각각 투입물과 산출물을 의미하며,  $u_{oi}, v_{oj}$ 는 각각 투입물과 산출물에 대한 가중치로 모형을 통하여 평가대상 DMU에게 가장 우호적인 값이 결정된다. 그리고  $d$ 는 평가대상 DMU의 개수를 나타내며,  $\epsilon$ 는 매우 작은 양의 상수를 의미한다. 식(1)을 쌍대모형으로 전환하면 식(2)와 같다.

$$\begin{aligned} \text{Min } \theta - \epsilon & \left( \sum_{i=1}^r \bar{S}_i + \sum_{j=1}^s \bar{S}_j \right) \\ \text{subject to} & \\ \sum_{k=1}^d \lambda_k Y_{kj} - \bar{S}_j & = Y_{oj} \quad j = 1, 2, \dots, s \\ \theta X_{oi} - \sum_{k=1}^d \lambda_k X_{ki} - \bar{S}_i & = 0 \quad i = 1, 2, \dots, r \\ \bar{S}_i, \bar{S}_j, \lambda_k & \geq 0 \end{aligned} \quad (2)$$

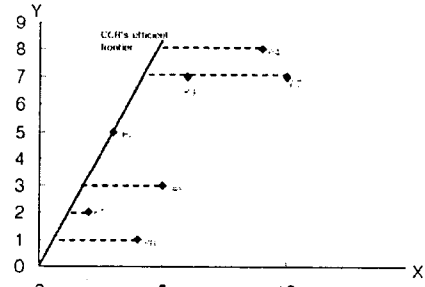
식(2)에서  $\theta$ 의 최적값은 평가대상 DMU가 일정한 양의 산출물을 생산하기 위하여 다른 DMU군과 비교하여 사용한 투입물의 상대적인 양을 나타내는 기술적 효율성으로, 만일  $\theta$ 의 값이 1보다 작다면  $1-\theta$ 만큼의 생산요소를 다른 DMU군에 비해 더 사용하고 있음을 의미한다. 기술적 효율성을 순수한 기술적 효율성과 규모의 효율성으로 구분하기 위해 식(2)에  $\sum \lambda_k = 1$ 을 추가한 Banker, Charnes & Cooper[5]의 모형(BCC모형)은 식(3)과 같다.

$$\begin{aligned} \text{Min } \theta - \epsilon & \left( \sum_{i=1}^r \bar{S}_i + \sum_{j=1}^s \bar{S}_j \right) \\ \text{subject to} & \\ \sum_{k=1}^d \lambda_k Y_{kj} - \bar{S}_j & = Y_{oj} \quad j = 1, 2, \dots, s \\ \theta X_{oi} - \sum_{k=1}^d \lambda_k X_{ki} - \bar{S}_i & = 0 \quad i = 1, 2, \dots, r \\ \sum \lambda_k & = 1 \\ \bar{S}_i, \bar{S}_j, \lambda_k & \geq 0 \end{aligned} \quad (3)$$

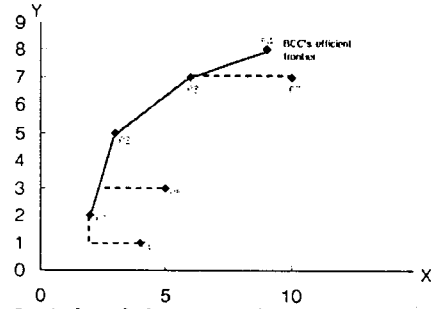
식(2)와 (3)을 비교하기 위해 이를 간단히 도식화하면 [그림1] 및 [그림2]와 같다.

[그림1]과 [그림2]는 P1부터 P7까지 7개의 DMU 각각을 대상으로 투입변수 X의 수준에 대한 산출변수 Y의 수준을 나타내고 있는데, CCR모형과 BCC모형의 효율적 프론티어가 어떻게 다른지를 보여주고 있다. CCR모형의 경우, 효율적 프론티어에 존재하는 DMU는 P2밖에 없지만, BCC모형의 경우에는 규모의 효과가 반영되어 P1, P2, P3, P4가 효율적 프론티어를 이루고 있음을 알 수 있다.

한편, 식(2)와 식(3)은 주어진 산출물을 생산하기 위하여 투입물의 사용을 최소화하기 위한 투입물지향모형(input-oriented model)을 나타내는데, 역으로 주어진 투입물을 사용하여 산출물을 최대화



[그림1] 투입물지향 CCR모형의 효율적 프론티어



[그림2] 투입물지향 BCC모형의 효율적 프론티어

하기 위한 모형은 산출물지향모형(output-oriented model)이라고 한다. 산출물지향모형은 식(4)와 같이 표현할 수 있다.

$$\begin{aligned} \text{Min } \sum_{i=1}^r u_{oi} X_{oi} \\ \text{subject to} & \\ - \sum_{j=1}^s v_{oj} Y_{kj} + \sum_{i=1}^r u_{oi} X_{ki} & \geq 0 \quad k = 1, 2, \dots, d \\ \sum_{j=1}^s v_{oj} Y_{kj} & = 1 \\ u_{oi}, v_{oj} & \geq \epsilon > 0 \end{aligned} \quad (4)$$

DEA는 다른 통계모형과 대비되는 몇 가지 장점을 가진다. 첫째, DEA는 다양한 투입물과 산출물을 단위가 없는 단일의 효율성지수로 변환시킬 수 있다. 둘째, DEA는 공통의 측정단위를 가지지 않는 다양한 속성의 투입물과 산출물을 변수로 사용할 수 있다. 셋째, DEA는 통계모형들이 가지는 선형성, 정규성 등의 가정을 필요로 하지 않는다. 넷째, 도산예측의 측면에서 볼 때 가장 큰 장점으로, DEA는 기업의 도산여부에 대한 사전적인 정보 없이 사후적 정보만 가지고도 분석이 가능하다.

그러나 이러한 장점에도 불구하고 DEA를 이용한 도산예측연구는 극소수에 불과한데, 이는 기존의 DEA가 가지는 한계 때문이다. 즉, 일반적인 DEA는 산출변수로서 기업의 가치에 긍정적 영향을 미치는 바람직한 산출물만을 다루어 왔으며, 바람직하지 못한 산출물은 고려하지 못한 한계점을 가지고 있다. 이에 본 연구에서는 바람직하지 못한 산출물을 다룰 수 있는 Negative DEA 기법을 소개한다.

## 2.2 Negative DEA

Negative DEA는 DEA와 수리적 모형은 동일하나 그 전략에 있어서 차이가 있다. 즉, 일반적인 DEA가 목표를 가장 잘 실현한 DMU를 찾고자 하는 전략을 가진 반면, Negative DEA는 목표를 가장 실현하지 못하는 DMU를 찾는 전략을 갖는다. 이러한 전략을 위해 Negative DEA에서는 바람직하지 못한 산출물을 산출변수로 선택한다. 이러한 변수의 예로는 운전자본, 부채, 이자비용 등을 들 수 있다. 그리고 투입변수로는 목표를 가장 달성하지 못한 DMU일수록 낮은 수치를 보이는 변수를 선택한다. 이러한 변수의 예로는 순이익, 매출액, 시장점유율 등을 들 수 있는데, 이들 변수 중 일부는 일반적인 DEA에서 산출변수의 역할을 할 수도 있다. Negative DEA에서 효율적 프론티어에 있는 DMU들은 투입량 대비 산출량이 높은 수치를 보이게 된다.

## 3. 실증분석

### 3.1 자료수집 및 변수선정

2002년 국내 중소기업들 중 제조업체를 대상으로 도산<sup>1)</sup>기업과 비도산기업의 비율이 모집단과 같도록 층화추출하여 도산기업 14개와 비도산기업 186개, 총 200개의 표본기업을 선정하고, 이들 기업에 대한 2001년도 재무성과 자료를 수집하였다.

변수는 문헌연구와 요인분석을 이용하여 선정하였다. 일차로 수집한 139개의 변수에 대하여 요인분석을 실시하여 23개의 요인을 추출하고, 이에 따라 변수들을 분류하였다. 그리고 각 요인에 해당하는 변수들 중 DEA와 Negative DEA의 투입변수와 산출변수로 적합하다고 판단되는 변수를 선정하였다. <표 1>은 위의 과정을 거쳐 선정된 DEA와 Negative DEA의 투입변수 및 산출변수를 요약한 것이다.

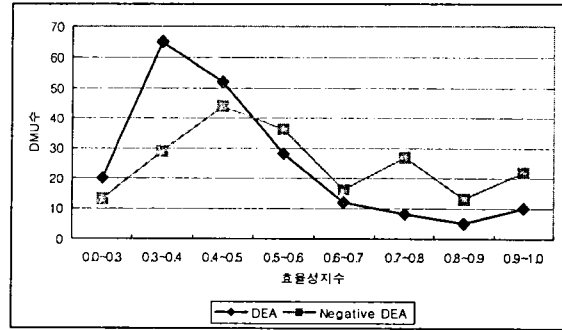
<표 1> DEA와 Negative DEA의 투입산출변수

DEA	투입변수	금융비용대매출액
		유동부채대총자산
산출변수	차입금의존도	
	자기자본비율	
	유동비율	
Negative DEA	투입변수	이자보상비율
		이자보상비율
	산출변수	매출채권비율
		매입채권비율
		분식계수
산출변수	차입금평균이자율	
	차입금변화불건전도	

### 3.2 분석결과

규모의 효과(returns to scale)를 반영한 투입물지향 모형을 이용하여 일반적인 DEA와 Negative DEA 분석을 각각 수행하여 산출된 DMU들의 효율성지수 분포는 [그림 3]과 같다.

1) 도산은 도산기업이 공식적으로 거치는 절차나 연구의 성격에 따라 부도, 회사정리, 화의, 파산 등의 다양한 용어로 정의되고 있는데[3], 본 연구에서는 이 네 가지의 미를 모두 포함하는 용어로서 정의한다.



[그림 3] DEA와 Negative DEA 효율성지수 분포

DMU들을 DEA 효율성지수와 Negative DEA 효율성지수를 이용하여 분류하기 위해 군집분석을 실시하였다. <표 2>와 <표 3>은 군집의 수를 4개로 하여 k-평균 군집분석을 수행한 결과로 <표 3>에는 군집별 도산/비도산 기업의 수가 요약되어 있다.

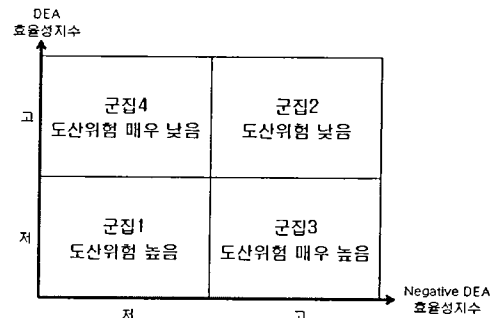
<표 2> 최종 군집중심

효율성지수 \ 군집	1	2	3	4
DEA	0.44	0.67	0.38	0.87
Negative DEA	0.39	0.89	0.72	0.46

<표 3> 군집별 도산/비도산 기업 수

군집	비도산	도산	합계
1	74	3	77
2	14	1	15
3	78	10	88
4	20	0	20
합계	186	14	200

그리고 <표 2>를 이용하여 군집별로 도산위험도를 정리하면 [그림 4]와 같다.



[그림 4] 군집별 도산위험도

[그림 4]를 보면, 군집3은 DEA 효율성지수가 낮고 Negative DEA 효율성은 높으므로 도산위험도가 높고, 반대로 군집4는 DEA 효율성지수가 높고 Negative DEA 효율성은 낮으므로 도산위험도가 낮다고 평가할 수 있다. 또한 군집1은 DEA와 Negative DEA의 효율성지수가 모두 낮으므로 위험회피형 기업군으로 평가할 수 있으며, 반대로 군집2는 DEA와 Negative DEA의 효율성지수가 모두 높으므로 성장지향적 기업군으로 볼 수 있다.

이러한 결과는 <표 3>에서도 확인할 수 있는데, 실제로 군집3에는 부도기업 14개 중 10개가 집중되어 있고, 군집4에는 부도기업의 수가 하나도 없으며, 군집1과 군집2에는 부도기업이 각각 전체 부도기업의 21.4%와 7.1%를 차지하고 있다. 한편, 군집1의 도산기업비율이 군집2의 경우보다 높은 것은 도산의 원인으로 바람직한 산출물이 바람직하지 못한 산출물보다 더 크게 작용하였기 때문으로 판단된다.

위의 분석과정을 실무적으로 적용하기 위해서는 DEA 효율성지수를 종속변수로 하고 DEA의 투입변수 및 산출변수를 독립변수로 하는 회귀모형과 Negative DEA 효율성지수를 종속변수로 하고 Negative DEA의 투입변수 및 산출변수를 독립변수로 하는 회귀모형의 도출이 필요하다. 이를 위해 진입값을 0.05, 제거값을 0.1로 하여 단계별 선택법을 적용한 다중회귀분석을 수행한 결과는 <표 4> 및 <표 5>와 같다.

<표 4> 다중회귀분석 결과 I

독립변수2)	비표준화 계수	표준화 계수	t	p-값	VIF
(상수)	75.812		18.856	.000	
유동부채 대총자산	-.594	-.518	-13.066	.000	1.881
차입금 의존도	-.284	-.241	-7.311	.000	1.303
자기자본 비율	3.591E-03	.236	7.850	.000	1.076
유동비율	9.183E-02	.266	6.627	.000	1.931

종속변수: DEA 효율성지수  
조정된 R<sup>2</sup> = .833; F = 249.987 (p-값 = .000)

<표 5> 다중회귀분석 결과 II

독립변수3)	비표준화 계수	표준화 계수	t	p-값	VIF
(상수)	24.115		1.842	.067	
매입채무 회전을	-.292	-.305	-5.296	.000	1.019
매출채권 회전을	-1.153	-.315	-5.486	.000	1.013
분식계수	1.656	.297	5.159	.000	1.015
차입금변화 불건전도	2.181E-04	.170	2.964	.003	1.008
차입금 평균이자율	.804	.151	2.620	.009	1.015

종속변수: Negative DEA 효율성지수  
조정된 R<sup>2</sup> = .351; F = 22.530 (p-값 = .000)

식(5)와 (6)은 <표 4>와 <표 5>의 추정된 회귀계수를 이용하여 만든 회귀식이다.

$$\text{추정 DEA 효율성지수} = 75.812 - 0.594 \cdot \text{유동부채 대총자산} - 0.284 \cdot \text{차입금 의존도} + 0.003591 \cdot \text{자기자본비율} + 0.09183 \cdot \text{유동비율} \quad (5)$$

$$\text{추정 Negative DEA 효율성지수} = 24.115 - 0.292 \cdot \text{매입채무회전을} - 1.153 \cdot \text{매출채권회전을}$$

- 2) 금융비용대매출액과 이자보상비율은 단계 선택법에 의한 변수선택 과정에서 제거되었다.
- 3) 이자보상비율은 단계 선택법에 의한 변수선택 과정에서 제거되었다.

$$+ \text{분식계수} + 0.0002181 \cdot \text{차입금변화불건전도} + 0.804 \cdot \text{차입금평균이자율} \quad (6)$$

이제 새로운 기업에 대한 도산예측이 필요한 경우, 식(5)와 (6)을 이용하면 해당 기업에 대한 추정 효율성지수를 구할 수 있고 그 값이 어느 군집에 속하는지를 판단함으로써 그 기업의 특성을 규명할 수 있다. 한편, 본 연구에서는 군집의 수를 4개로 하였지만 군집의 수를 늘려가면서 군집별 DEA 효율성지수와 Negative DEA 효율성지수의 범위를 정리하면 더욱 세밀한 분석이 이루어질 수 있을 것이다.

#### 4. 결론

본 연구에서는 기업도산예측을 위한 기존의 통계모형을 대체할 수 있는 대안적 방법으로 DEA를 제안하였다. 이를 위해 Negative DEA를 도입함으로써 기존의 DEA에서 다루지 못했던 바람직하지 못한 산출물을 고려할 수 있도록 하였다. 또한 DEA 효율성지수와 Negative DEA 효율성지수를 모두 반영하여 DMU를 군집화 하였으며, 도산위험 측면에서 군집별 특성을 규명할 수 있도록 하였다.

향후 연구를 통해 군집분석 외에 DEA와 Negative DEA의 효율성지수를 결합시킬 수 있는 다양한 방법론을 개발할 필요가 있다. 또한 DEA를 수행하여 효율적 DMU를 추출한 후 다시 DEA를 재수행하는 과정을 반복하는 층단기법(peeling technique)을 적용하면 도산위험에 대한 보다 세분화된 분석을 기대할 수 있을 것이다.

#### Acknowledgement

이 논문은 2005년도 두뇌한국21사업에 의하여 지원되었음.

#### 참고문헌

- [1] 민재형, 이영찬, "자료포괄분석(DEA)을 이용한 신용평점모형의 개발", 경영학연구, 제33권, 제6호, 2004, pp.1895-1918.
- [2] 이진창, 김명중, 김혁, "기업도산예측을 위한 귀납적 학습지능 인공신경망 접근방법: MDA, 귀납적 학습방법, 인공신경망 모형과의 성과비교", 경영학연구, 제23권, 제2호, 1994, pp.109-144.
- [3] 전성빈, 김민철 (2000), 「기업도산의 실제와 이론」, 다산출판사.
- [4] Altman, E.I. (1968), "Financial Ratios, Discriminant Analysis and the Prediction of Corporate Bankruptcy", *Journal of Finance*, Vol.23, No.4, pp.589-609.
- [5] 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*, Vol.30, pp.1078-1092.
- [6] Barr, R.S., L.M. Seiford, and T.F. Siems (1994), "Forecasting Bank Failure: A Non-parametric Frontier Estimation Approach", *Recherches Economiques de Louvain*, Vol.60, No.4, pp.417-429.
- [7] Beaver, W.H. (1966), "Financial Ratios and Predictions of Failure", *Journal of Accounting Research*, 1966 Supplement, Vol.4, No.3, pp.71-111.
- [8] Charnes, A., W.W. Cooper and E. Rhodes (1978), "Measuring the efficiency of decision making units", *European Journal of Operational Research*, Vol.2, No.6, pp.433-441.
- [9] Cielen, A. and K. Vanhoof (1999), *Bankruptcy prediction using a data envelopment analysis*, Manuscript, Limburg University, Diebenpeek.
- [10] Scheel, H. (2001), "Undesirable outputs in efficiency valuations", *European Journal of Operational Research*, Vol.132, No.2, pp.400-410.
- [11] Simak, P.C. (2000), *DEA based analysis of corporate failure*, Manuscript, University of Toronto, Toronto.