

DEA 모형의 변별력 평가에 관한 연구

A Study on Discrimination Evaluation of DEA Models

박만희

부산가톨릭대학교 경영학과

Man Hee Park(mhpark@cup.ac.kr)

요약

본 연구에서는 변동계수를 이용하여 DEA 모형의 변별력 평가에 적용할 수 있는 새로운 평가기준을 제시하였다. 변별력 평가를 위해 기존 연구에서 제시한 중요도와 본 연구에서 제안한 변동계수를 이용하여 변별력을 분석하였다. 다양한 DEA 모형들 중 변별력 평가를 위해 CCR-DEA, BCC-DEA, entropy, bootstrap, super efficiency, cross efficiency DEA 모형을 선정하고 실증분석을 실시하였다. 모형들의 순위상관관계를 파악하기 위해서 CCR 모형과 BCC 모형의 효율성 값과 entropy, bootstrap, super efficiency, cross efficiency 모형의 효율성 값들 간에 순위상관분석을 실시하였다.

본 연구를 통해 도출된 연구결과를 요약하면 다음과 같다. 첫째, 중요도와 변동계수를 이용한 모형들의 변별력 순위가 동일한 것으로 분석되어 변동계수를 DEA 모형의 변별력 평가기준으로 이용할 수 있다는 것이다. 둘째, 본 연구의 실증분석 결과에 따르면 4개 모형 중 super efficiency 모형이 변별력이 가장 높은 것으로 분석되었다. 셋째, CCR 모형과 순위상관관계가 가장 높은 모형은 super efficiency 모형으로 나타났고, BCC 모형과 순위상관관계가 가장 높은 모형도 super efficiency 모형으로 분석되었다.

■ 중심어 : | DEA | 변별력 | 변동계수 | 순위상관분석 |

Abstract

This study presented the new evaluation index which can evaluate the discrimination of DEA models. To evaluate the discrimination of DEA models, data were analyzed using importance index as suggested in previous study and the coefficient of variation as suggested in this study for the discrimination evaluation. This study selected the CCR-DEA, BCC-DEA, entropy, bootstrap, super efficiency, and cross efficiency DEA model for the discrimination evaluation and accomplished empirical analysis. In order to grasp the rank correlation of the models, this study implemented the rank correlation analysis between the efficiency of CCR model and BCC model and entropy, bootstrap, super efficiency, and efficiency of the cross efficiency model. The obtained results of this study are as follows.

First, the discrimination rank of models using the importance index and the coefficient of variation was shown to be identical. Therefore, the coefficient of variation can be used the discrimination evaluation index of DEA model. Second, the discrimination of the super efficiency model was found to be the highest rank among 4 models according to the analysis of this present study. Third, the highest rank correlation with CCR model was the super efficiency model. In addition, the super efficiency model was found to be the highest rank correlation with BCC model.

■ keyword : | DEA | Discrimination | Coefficient of Variation | Rank Correlation Analysis |

* 본 연구는 2015년도 부산가톨릭대학교 교내연구비에 의하여 연구되었음

접수일자 : 2016년 10월 05일

심사완료일 : 2016년 10월 25일

수정일자 : 2016년 10월 25일

교신저자 : 박만희, e-mail : mhpark@cup.ac.kr

I. 서론

DEA(Data Envelopment Analysis; 자료포락분석)는 다수 개의 투입요소를 이용하여 다수 개의 산출물을 생산하는 DMU(Decision Making Unit; 의사결정단위)의 상대적인 효율성을 평가하는 기법이다. 생산함수에 대한 별다른 가정 없이 상대 효율성을 구할 수 있고 비효율적인 DMU에 대해 벤치마킹 정보를 제공할 수 있다는 장점으로 인해 다양한 분야에 적용되어 오고 있다. DEA를 이용한 효율성 분석에서 가장 폭넓게 적용되는 모형은 규모수익불변(CRS: Constant Return to Scale) 가정하의 CCR모형과 규모수익불변(VRS: Variant Return to Scale) 가정하의 BCC모형이다.

DEA 분석 결과 효율성이 1인 DMU가 다수 개인 경우 이들 DMU 간에는 효율성 순위가 존재하지 않기 때문에 변별력에 문제가 있다고 할 수 있다. CCR 모형과 BCC 모형의 경우 효율성 평가대상인 DMU의 수와 투입요소와 산출요소로 선정되는 변수의 수에 따라 효율성 변별력에 영향을 받을 수 있다. DMU의 수가 투입요소와 산출요소의 수에 비해 지나치게 작은 경우에는 모든 DMU의 효율성이 1로 도출되어 평가대상 DMU 모두가 효율적이라고 평가될 가능성이 있다. 이러한 DEA 모형의 변별력과 관련된 선행연구 중 대표적인 연구로 Banker 등(1984)은 평가대상인 DMU의 수가 투입요소 수와 산출요소 수의 합보다 3배 이상 커야 변별력이 있다고 검증하였고, Boussofina 등(1991)은 평가대상인 DMU의 수가 투입요소의 수와 산출요소수의 곱보다 2배 이상 커야 변별력이 있다고 주장하였으며 Fitzsimmons(1994)는 평가대상인 DMU의 수가 투입요소의 수와 산출요소 수의 합보다 2배 이상 커야 변별력이 있다고 하였다[1]. 이러한 변별력 문제를 해결하기 위하여 다양한 DEA 변형 모형들이 선행 연구를 통해 제시되어 왔으나 변별력 평가를 위한 평가지수에 대한 연구는 상대적으로 미흡한 실정이다.

따라서 본 연구에서는 다양한 DEA 모형들의 변별력을 평가할 수 있는 새로운 변별력 평가지수를 제시하였다. 또한 이를 이용하여 기존 CCR 모형 및 BCC 모형과 선행 연구를 통해 변별력을 제공할 수 있는 모형으로 제시된 4개 DEA 모형의 변별력을 평가하고, 기존 변별

력 평가지수의 평가결과를 비교하여 제시하였다.

II. 이론적 배경

변별력 문제를 해결하기 위하여 제안된 DEA 모형은 크게 두 가지 범주로 구분할 수 있다. 첫 번째 범주는 의사결정자의 사전정보가 필요 없는 모형들이고, 두 번째 모형은 의사결정자의 정보를 바탕으로 투입과 산출 변수에 제약을 가하는 모형으로 구분할 수 있다.

본 연구에서는 의사결정자의 사전정보가 필요하지 않은 모형들 중 Entropy 모형, Bootstrap 모형, 수정 Super efficiency 모형, Cross efficiency 모형을 선정하고 투입지향 CCR 모형과 투입지향 BCC 모형과의 비교를 통해 개별 모형의 변별력을 평가하였다. 본 연구에서 변별력 평가에 이용한 4개 DEA 모형을 요약하여 간략하게 설명하면 다음과 같다.

Entropy DEA 모형은 Xie 등(2014)에 의해 제안된 방법으로 투입 및 산출변수 선정에 따른 DEA 모형의 변별력 문제를 개선하기 위해서 Shannon's Entropy 방법을 이용하였다. 투입변수가 m 개이고, 산출변수가 s 개인 DEA 문제가 주어졌을 때 서로 다른 모든 가능한 투입과 산출의 조합 수 $K = (2^m - 1) \times (2^s - 1)$ 이다. 투입변수와 산출변수로 조합된 k 번째 DEA 문제를 M_k 라고 하면 모형집합 $\Omega = \{M_1, M_2, \dots, M_K\}$ 이다.

M_k 모형을 바탕으로 구한 DMU_j 의 효율성을 E_{kj} , $j=1, 2, \dots, n$, $k=1, 2, \dots, K$ 라고 하고, K 개 모형으로부터 구한 효율성을 바탕으로 효율성 행렬 $[E_{jk}]_{n \times K}$ 을 구하면 다음과 같이 주어진다.

$$\begin{pmatrix} E_{11} & E_{12} & \dots & E_{1K} \\ E_{21} & E_{22} & \dots & E_{2K} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ E_{n1} & E_{n2} & \dots & E_{nK} \end{pmatrix}$$

E_{jk} 효율성 행렬로부터 종합 효율성(Comprehensive efficiency)을 구하는 과정은 다음과 같이 주어진다[18].

(단계 1) 변수들의 조합 집합들에 대하여 DEA 모형을 적용하여 효율성 행렬 E_{jk} 를 구한다.

(단계 2) 효율성 행렬 E_{jk} 를 정규화하고 $e_{jk} = E_{jk} / \sum_{j=1}^n E_{jk}$, $k=1, 2, \dots, K$ 를 계산한다.

(단계 3) Entropy $f_k = -\ln(n)^{-1} \sum_{j=1}^n e_{jk} \ln(e_{jk})$, $k=1, 2, \dots, K$ 를 계산한다.

(단계 4) M_k 의 다양화 수준(degree of diversification) $d_k = 1 - f_k$, $k=1, 2, \dots, K$ 를 계산한다.

(단계 5) $\sum_{k=1}^K W_k = 1$ 이 되도록 $W_k = d_k / \sum_{k=1}^K d_k$, $k=1, 2, \dots, K$ 를 이용하여 d_k 를 정규화한다.

(단계 6) 종합 효율성 $\theta_j = \sum_{k=1}^K W_k E_{jk}$, $j=1, 2, \dots, n$ 를 계산한다.

Bootstrap DEA 모형은 Simar와 Wilson(1998)에 제안된 방법으로 기존 DEA 모형에 의한 효율성 평가에 Bootstrap 기법을 적용하여 신뢰구간과 표준오차를 계산하기 위한 방법으로 Bootstrap 효율성 추정치를 구하는 과정은 다음과 같다[2].

(1단계) 표준적인 선형계획법모형의 해를 구하여 개별 DMU에 대한 기술적 효율성점수 $\hat{\theta}_k$ ($k=1, \dots, L$)를 계산한다.

(2단계) $\{\hat{\theta}_k; (k=1, \dots, L)\}$ 로부터 크기 L 인 무작위 표본을 생성하여 $\{\theta_{1b}^*, \dots, \theta_{Lb}^*\}$ 를 제공하는 커널밀도추정(kernel density function)과 반사법을 사용한다.

(3단계) 준거부트스트랩기술(reference bootstrap technology)을 생성하기 위해 의사자료집합(pseudo data set) $\{(x_k, y_{kb}^*), (k=1, \dots, L)\}$ 을 계산한다.

(4단계) 이러한 의사자료에 대하여 표준적인 선형계획법모형의 부트스트랩 대응모형(bootstrap counterpart)의 해를 구함으로써 개별 DMU에 대한 $\hat{\theta}_{kb}$ 를 계산한다.

(5단계) 부트스트랩 효율성 추정치 $\{\hat{\theta}_{kb}; (k=1, \dots, B)\}$ 를 얻기 위하여 매우 큰 수 B 번 반복한다. 부트스트랩 효율성 추정치를 B 번 반복하여 구한 평활부트스트랩추정량은 다음과 같이 주어진다.

$$\bar{\theta}_k^* = \frac{1}{B} \sum_{b=1}^B \hat{\theta}_{kb}^*$$

개별 DMU의 효율성점수에 대해 추정한 $(1-\alpha)$ 퍼센트 신뢰구간은 다음과 같다.

$$\hat{\theta}_k + \hat{a}_\alpha^* \leq \theta_k \leq \hat{\theta}_k + \hat{b}_\alpha^*$$

개별 DMU의 효율성점수 추정치 $\hat{\theta}_k$ 의 편의를 부트스트랩 표본을 사용하여 다음과 같이 추정할 수 있다.

$$\widehat{bias}_k(\hat{\theta}_k) = \bar{\theta}_k^* - \hat{\theta}_k$$

이러한 부트스트랩 추정으로부터 개별 효율성 점수 θ_k 에 대한 편의조정추정량(bias-corrected estimator)은 다음과 같이 구할 수 있다.

$$\tilde{\theta}_k = \hat{\theta}_k - \widehat{bias}_k(\hat{\theta}_k) = \hat{\theta}_k - \bar{\theta}_k^* + \hat{\theta}_k = 2\hat{\theta}_k - \bar{\theta}_k^*$$

또한 $\tilde{\theta}_k$ 의 표준편차는 다음과 같이 추정할 수 있다.

$$\hat{s}_k = \sqrt{\frac{1}{B} \sum_{b=1}^B (\hat{\theta}_k^* - \bar{\theta}_k^*)^2}$$

Super efficiency(SE) 모형은 Andersen과 Petersen에 의해 제안된 방법으로 CCR DEA 모형에서는 최적 해를 제공하지만 BCC DEA 모형에서는 해가 존재하지 않는 경우가 발생한다는 문제점이 있다. 투입지향 BCC 모형의 경우 산출변수 값들 중에서 가장 큰 값을 가지는 DMU는 해가 존재하지 않고, 산출지향 BCC 모형의 경우 투입변수 값들 중에 가장 작은 값을 가지는 DMU는 해가 존재하지 않는다. 이런 문제점을 해결하기 위하여 Cook 등(2009)은 수정된 SE 모형을 제안하였는데 투입지향 SE 모형은 다음과 같이 주어진다. 수식에서 M 은 10^5 과 같이 매우 큰 양수를 의미한다[9].

$$\text{Min } \tau + M \times \beta$$

$$\begin{aligned} \text{s.t. } & \sum_{j=1, j \neq k}^n \lambda_j x_{ij} \leq (1+\tau)x_{ik}, i=1, 2, \dots, m \\ & \sum_{j=1, j \neq k}^n \lambda_j y_{rj} \leq (1-\beta)y_{rk}, r=1, 2, \dots, s \\ & \sum_{j=1, j \neq k}^n \lambda_j = 1 \\ & \beta \geq 0, \lambda \geq 0, j=1, 2, \dots, n; j \neq k \end{aligned}$$

Cross efficiency(CE)는 Sexton(1986)에 의해 개발된 방법으로 DMU 간의 순위를 결정하기 위하여 DMU 간의 평가인 동료평가 개념을 도입한 모형이다. CE는 2단계로 구성되어 있는데 첫 번째 단계는 DEA 모형을 이용하여 자기평가를 수행하는 단계이고, 두 번째 단계는

첫 번째 단계에서 생성된 가중치를 다른 DMU의 투입 및 산출변수에 적용하여 교차평가점수(Cross evaluation score)를 구하는 단계이다. 첫 번째 단계에서 DEA 모형을 이용하여 DMU_d의 효율성 점수를 구한다. 수식에서 v_{id} 와 u_{rd} 는 DMU_d의 i 번째 투입변수와 j 번째 산출변수의 가중치를 의미한다[13].

$$\begin{aligned} \text{Max } E_{dd} &= \frac{\sum_{r=1}^s u_{rd}y_{rd}}{\sum_{i=1}^m v_{id}x_{id}} \\ \text{s.t. } E_{dj} &= \frac{\sum_{r=1}^s u_{rd}y_{rj}}{\sum_{i=1}^m v_{id}x_{ij}} \leq 1, j=1, 2, \dots, n \\ u_{rd} &\geq 0, r=1, 2, \dots, s \\ v_{id} &\geq 0, i=1, 2, \dots, m \end{aligned}$$

두 번째 단계에서는 첫 번째 단계에서 구한 DMU_d의 가중치를 이용하여 DMU_j의 교차 효율성인 E_{dj} 를 계산한다. 수식에서 *는 첫 번째 단계로부터 도출된 최적 값(Optimal value)을 의미한다.

$$E_{dj} = \frac{\sum_{r=1}^s u_{rd}^* y_{rj}}{\sum_{i=1}^m v_{id}^* x_{ij}}, d, j=1, 2, \dots, n$$

수식을 통해 도출된 E_{dj} 값들의 평균을 이용하여 DMU_j의 교차 효율성 점수(Cross efficiency score)

$$\bar{E}_j = \frac{1}{n} \sum_{d=1}^n E_{dj} \text{를 계산한다.}$$

III. 변별력 평가지수 및 연구모형

DEA모형의 변별력에 관한 대표적인 선행연구로는 Alder 등(2002)에 의해 수행된 연구로 변별력 문제를 해결하기 위해서 기존 연구들에서 제안된 다양한 DEA 모형들이 완전한 순위를 제공하는지 여부를 검토하였다. 해당 연구에서는 DEA 모형을 Cross efficiency, Super efficiency, Benchmarking, 다변량 통계기법, 비효율성 비율척도, 선호도 정보 모형 등 6개 범주로 구분

하였다. 연구결과에 따르면 다양한 문제 상황에서 완전한 효율성 순위를 제공하는 모형이 존재한다고 말할 수 없다고 설명하고 개별 모형이 유용한 특정 분야가 존재한다고 지적하였다. 해당 연구의 문제점으로는 변별력 평가를 위한 평가기준으로 순위만을 고려하였기 때문에 비교대상 모형들 중 어떤 모형이 변별력에 있어서 우수한지 평가할 수 없다는 점을 지적할 수 있다.

Wang과 Chin(2007)은 최소 상대점수(least relative total score)를 이용하여 DMU 간의 변별력을 제시할 수 있는 방법을 제시하고 실증분석을 통해 효과성을 입증하였다. Alder와 Yazhensky(2010)은 DEA에 주성분분석(PCA)을 적용한 방법과 partial covariance 기반 변수감소 방법에 대하여 몬테카를로 시뮬레이션을 적용하여 변별력을 비교하였다. Bagherikahvarin와 Smet(2016)의 연구에서는 DEA 변별력 향상을 위해 DEA-MCDA 모형을 결합한 통합 모형을 제시하였다. DEA 모형의 가중치 값을 제한하기 위해 PROMETHEE II(Preference Ranking Organization Method for Enrichment of Evaluations)를 이용하여 DEA 과정에 선호도 정보를 반영하였다. Shen 등(2016)은 DEA 모형의 변별력을 개선하기 위하여 효율적 변경과 비효율적 변경(anti-efficient frontier) 간의 거리를 이용하였으며 순위상관분석을 통해 제안한 방법의 상관관계가 높음을 입증하였다.

본 연구에서는 Alder 등(2002)이 제안한 방법의 문제점을 해결하기 위하여 Soleimani-damaneh와 Zarepisheh(2009)가 제시한 중요도 계산 방법을 수정하여 변별력 평가기준으로 이용하였다.

Shannon's Entropy는 정보이론 분야에서 중심적인 역할을 해온 중요한 이론이며, 다양한 과학 분야에서 불확실성이나 중요성을 측정하는데 폭넓게 적용되어 왔다. Soleimani-damaneh와 Zarepisheh(2009)는 다양한 DEA 모형들 간의 변별력 평가를 위한 중요도 계산을 위한 방법을 제시하였는데 본 연구에서 이용한 적용 단계를 정리하면 다음과 같다[16].

(단계 1) : 효율성 행렬(E_{jt})을 계산한다.

$$E = \begin{pmatrix} E_{11} & E_{12} & \dots & E_{1k} \\ E_{21} & E_{22} & \dots & E_{2k} \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ E_{n1} & E_{n2} & \dots & E_{nk} \end{pmatrix}$$

여기서, n 은 DMU의 수를 나타내고 k 는 DEA 모형의 수를 의미하며, 행렬 E_{jl} 은 DMU j 의 DEA 모형 l 에서의 효율성 값을 나타낸다. 특정 모형을 적용한 효율성 분석결과에서 효율성 값이 1인 DMU가 2개 이상 나타나면 변별력이 없다고 할 수 있으며, 변별력이 없는 모형을 entropy 계산에 적용하면 변별력이 없는 모형이 더 중요하다는 잘못된 결과를 도출할 수 있다.

따라서 본 연구에서는 이러한 문제점 해결을 위하여 유일한 순위 값의 수가 DMU 수 보다 작은 모형은 효율성 행렬 E 를 생성할 때 제외시킨다. 개별 모형의 유일한 효율성 순위가 DMU 수와 같은 모형만을 이용하여 효율성 행렬을 생성한다. 즉, 집합 l 을 다음과 같이 정의하여 이용하였다.

$l \in \{l \mid \text{개별 모형의 유일한 효율성 순위가 DMU 수와 같은 모형 번호}\}$

(단계 2) : 효율성 행렬을 정규화한다.

$$\bar{e}_{jl} = \frac{E_{jl}}{\sum_{j=1}^n E_{jl}}, \quad l = 1, 2, \dots, k, \quad l \in L$$

(단계 3) : 개별 DEA 모형에 대하여 Shannon의 entropy(e_l)를 계산한다.

$$e_l = -(\ln n)^{-1} \sum_{j=1}^n \bar{e}_{jl} \ln(\bar{e}_{jl}), \quad l = 1, 2, \dots, k, \quad l \in L$$

(단계 4) : 개별 DEA 모형에 대하여 다양화 수준(degree of diversification) $d_l = 1 - e_l$ 을 계산한다.

d_l 은 DEA 모형 l 의 다양화 수준을 나타내고 DEA 모형의 변별력을 나타낸다. DEA 모형 l 의 d_l 의 값이 크면 클수록 해당 모형의 변별력은 크다는 것을 의미한다. 특정 DMU의 효율성과 비교대상 DMU의 효율성이 모두 같다면 효율성의 크기를 구분할 수 있는 변별력이 없다는 것을 나타내고 중요도 수준은 낮아야 한다는 것을 의미한다.

(단계 5) : DEA모형 l 의 중요도(w_l)를 계산한다.

$$w_l = \frac{d_l}{\sum_{l=1}^k d_l}, \quad l = 1, 2, \dots, k, \quad l \in L$$

변동계수(CV: Coefficient of variation)는 표준편차를 평균으로 나눈 값으로 변동계수의 값이 클수록 효율성 값의 분포가 더 고르지 않다는 것을 의미하고 이는 효율성 순위에 대한 변별력이 높다는 것을 의미한다. 본 연구에서 제안한 변동계수를 이용한 변별력 평가단계 를 설명하면 다음과 같다.

DMU가 $n(i = 1, 2, \dots, n)$ 개 이고, 변별력을 평가하고자 하는 DEA 모형들 중 유일한 순위를 가지는 DEA 모형이 $k(j = 1, 2, \dots, k)$ 개 일 때 DMU별 개별 모형의 효율성 값을 e_{ij} 라고 하자.

(단계 1) 모형별 표준편차(sd)와 평균(mean)을 계산한다.

$$sd_j = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (e_{ij} - \bar{e}_j)^2}{n-1}},$$

$$mean_j = \frac{\sum_{i=1}^n e_{ij}}{n}, \quad j = 1, 2, \dots, k$$

(단계 2) 모형별 변동계수를 계산하고 내림차순 기준으로 변동계수의 순위를 결정한다.

$$CV_j = \frac{sd_j}{mean_j}, \quad j = 1, 2, \dots, k$$

본 연구에서 제안한 변별력 평가방법은 변동계수를 이용하고 Soleimani-damaneh와 Zarepisheh가 제안한 방법에서는 다양화 수준(d_l)을 이용한다는 점에서 유사한 방법이라고 할 수 있다.

본 연구에서 수행한 연구 절차와 방법을 그림으로 표현하면 [그림 1]과 같다. 첫 번째 단계로 효율성을 평가하고자 하는 문제의 변수를 설정하고 데이터를 입력한다. 입력된 문제 정보를 바탕으로 크게 두 가지 범주의 DEA 효율성을 계산한다. 첫 번째는 CRS 가정하에서 투입지향 DEA 모형을 통해 효율성을 계산하고, 두 번째는 VRS 가정하에서 투입지향 DEA 모형을 통해 효율성을 계산한다. 계산된 효율성 점수를 바탕으로 개별 모형의 중요도와 변동계수를 계산하고, 중요도와 변동계수를 기준으로 개별 모형의 변별력을 평가한다. CCR

모형과 개별 DEA 모형으로부터 도출된 효율성 순위 간에 상관관계가 존재하는지 여부를 평가하기 위해서 순위상관분석을 수행한다. 또한 BCC 모형과 개별 DEA 모형으로부터 도출된 효율성 값들에 대해서도 순위상관분석을 실시한다.

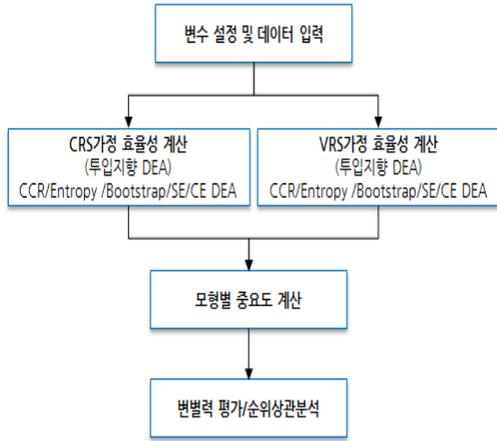


그림 1. 연구모형

IV. 실증분석

실증분석은 미국 연방정부 차원에서 지원한 사회적 빈곤계층 지원 프로그램을 운영하고 있는 70개 초등학교의 운영 효율성 평가를 위한 Charnes(1981)의 데이터를 이용하였다. 데이터는 투입 변수로 어머니 교육수준, 직업지수, 부모방문지수, 부모상담지수, 교사 수 등 5개 변수로 구성되어 있고, 산출 변수로는 읽기성적, 수학성적, 자존감 점수 등 3개 변수로 구성되어 있다. 실증분석에 이용한 데이터의 기술통계량을 정리하면 다음과 같다.

투입변수의 기술통계량을 살펴보면 투입변수의 평균, 표준편차, 최소값, 최대값에 있어서 의사결정단위인 초등학교들 간에 매우 큰 차이를 보이고 있으며, 산출변수의 기술통계량에 있어서도 초등학교들 간에 상당한 차이를 보이고 있다. 변동계수는 표준편차를 평균으로 나눈 값으로 변수들의 변동 폭은 0.57에서 0.77로 분석되었다.

표 1. 투입변수 및 산출변수 기술통계량

변수	구분	평균	표준 편차	최소값	최대값	변동 계수
투입변수	교육수준	35.5	20.35	1.00	70.00	0.573
	직업지수	29.6	22.77	3.24	139.65	0.768
	부모 방문지수	8.7	5.31	1.85	35.03	0.610
	부모 상담지수	31.6	18.95	6.22	119.56	0.599
	교사 수	31.5	19.12	5.46	130.83	0.607
산출변수	읽기성적	7.0	4.17	2.00	22.00	0.596
	수학성적	25.4	17.43	4.59	120.17	0.687
	자존감 점수	29.8	20.57	6.16	144.67	0.690

CRS 가정하의 모형별 효율성과 순위 결과는 [표 2]와 같으며, CCR 모형의 경우 70개 DMU 중 49개 만 유일한 순위를 제공하는 것으로 분석되어 모형 변별력에 문제가 있는 것으로 나타났다. 나머지 4개 모형의 효율성 순위는 모두 유일한 순위를 제공하는 것으로 나타나 모형이 변별력이 있는 것으로 분석되었다.

[표 1]의 모형별 효율성 분석결과에 대한 밀도함수를 그래프로 나타내면 [그림 2]와 같으며 그림에서 보는 바와 같이 SE 모형의 변별력이 가장 큰 것으로 나타났다. Entropy를 이용한 중요도와 변동계수를 이용한 변별력 평가결과는 [표 3]과 같으며, 중요도와 변동계수의 결과 순위는 일치하는 것으로 분석되었다. 변별력 순위는 SE, Entropy, CE, Bootstrap DEA 모형 순으로 분석되었으며, 계산 시간은 변동계수 방법보다 중요도를 이용한 변별력 계수가 4.5배 더 소요되는 것으로 분석되었다.

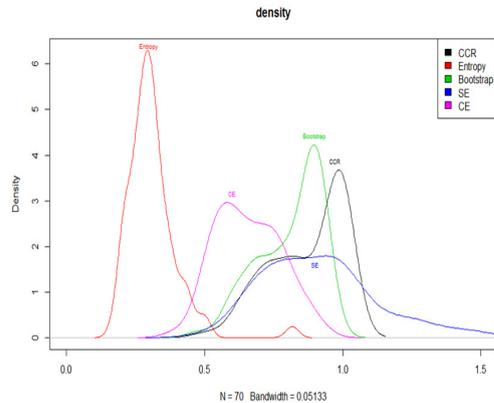


그림 2. 모형별 밀도함수

표 2. CRS 가정 모형별 효율성 분석결과

DMU	CCR		Entropy DEA		Bootstrap DEA		Super Efficiency DEA		Cross Efficiency DEA	
	효율성	순위	효율성	순위	효율성	순위	효율성	순위	효율성	순위
1	1	1	0.81759	1	0.87195	32	4.41717	1	0.79268	10
2	1	1	0.41391	8	0.88482	26	1.23663	9	0.67178	31
3	1	1	0.49162	3	0.87861	28	1.27352	8	0.87148	3
4	1	1	0.38119	11	0.89263	22	1.15394	12	0.69349	27
5	1	1	0.43777	5	0.87483	31	1.49839	4	0.89047	2
6	1	1	0.33732	19	0.93247	5	1.01078	18	0.75081	17
7	0.82379	46	0.30868	29	0.7612	50	0.82379	46	0.61788	40
8	1	1	0.32046	25	0.88672	25	1.22903	10	0.56119	55
9	0.84278	42	0.3014	33	0.78513	45	0.84278	42	0.65194	36
10	0.98977	24	0.34749	17	0.92868	8	0.98977	24	0.78169	12
11	0.95447	30	0.28742	42	0.90002	18	0.95447	30	0.71151	25
12	1	1	0.33152	20	0.90522	17	1.08519	15	0.85915	5
13	0.72042	60	0.25734	53	0.67823	61	0.72042	60	0.6106	43
14	0.93481	33	0.29803	34	0.89836	20	0.93481	33	0.70934	26
15	1	1	0.42698	7	0.8698	34	1.97586	2	0.82967	6
16	0.98661	25	0.29716	35	0.92773	9	0.98661	25	0.64934	37
17	1	1	0.28213	44	0.94877	1	1.00675	21	0.74707	20
18	1	1	0.38621	9	0.899	19	1.16633	11	0.92977	1
19	0.81557	48	0.25602	54	0.77441	47	0.81557	48	0.65838	34
20	1	1	0.30874	28	0.91052	15	1.09006	14	0.81219	8
21	1	1	0.32848	22	0.91623	12	1.06551	16	0.86605	4
22	0.9316	35	0.29383	37	0.8869	24	0.9316	35	0.76505	14
23	0.84976	41	0.293	39	0.8057	40	0.84976	41	0.71179	24
24	1	1	0.29358	38	0.92996	7	1.04651	17	0.81823	7
25	0.87041	39	0.27432	46	0.83544	38	0.87041	39	0.69016	29
26	0.7253	59	0.24669	57	0.68562	58	0.7253	59	0.63263	38
27	0.97791	26	0.26961	48	0.93954	2	0.97791	26	0.73351	21
28	0.74734	53	0.21027	65	0.70965	52	0.74734	53	0.57511	51
29	0.72958	57	0.27054	47	0.68764	57	0.72958	57	0.52711	63
30	0.67322	63	0.24694	56	0.62672	63	0.67322	63	0.52769	61
31	0.64019	67	0.22576	60	0.60692	66	0.64019	67	0.51144	65
32	0.81803	47	0.32896	21	0.76403	49	0.81803	47	0.54344	57
33	0.82543	45	0.25755	51	0.78963	43	0.82543	45	0.66115	33
34	0.73213	56	0.24364	58	0.70017	54	0.73213	56	0.61257	42
35	0.64446	66	0.20013	68	0.60634	67	0.64446	66	0.51611	64
36	0.50658	70	0.17221	70	0.47675	70	0.50658	70	0.39449	70
37	0.65588	64	0.20918	66	0.62434	64	0.65588	64	0.52739	62
38	0.85019	40	0.25503	55	0.80437	41	0.85019	40	0.5775	50
39	0.71727	61	0.20857	67	0.68491	59	0.71727	61	0.56522	54
40	0.89843	37	0.28485	43	0.86236	36	0.89843	37	0.66746	32
41	0.72558	58	0.23901	59	0.69729	56	0.72558	58	0.58812	46
42	0.80871	50	0.21491	61	0.77454	46	0.80871	50	0.58237	48

DMU	CCR		Entropy DEA		Bootstrap DEA		Super Efficiency DEA		Cross Efficiency DEA	
	효율성	순위	효율성	순위	효율성	순위	효율성	순위	효율성	순위
43	0.62313	68	0.19943	69	0.58594	68	0.62313	68	0.48628	67
44	0.99558	23	0.30194	32	0.92503	10	0.99558	23	0.74712	19
45	0.65549	65	0.21439	62	0.6101	65	0.65549	65	0.48904	66
46	0.70703	62	0.26711	49	0.65841	62	0.70703	62	0.60379	45
47	0.73249	55	0.21038	64	0.69986	55	0.73249	55	0.56846	52
48	1	1	0.42834	6	0.88108	27	1.35228	6	0.58295	47
49	0.94746	31	0.3735	12	0.87012	33	0.94746	31	0.60918	44
50	1	1	0.34993	16	0.93732	3	1.01056	19	0.72516	23
51	0.97208	29	0.37202	13	0.91513	13	0.97208	29	0.65507	35
52	1	1	0.29452	36	0.93539	4	1.01049	20	0.76108	15
53	0.82566	44	0.28929	40	0.786	44	0.82566	44	0.62357	39
54	1	1	0.33889	18	0.90598	16	1.09774	13	0.80506	9
55	0.97627	27	0.31737	26	0.91754	11	0.97627	27	0.75406	16
56	0.93372	34	0.35835	15	0.86413	35	0.93372	34	0.5659	53
57	0.88513	38	0.31111	27	0.82927	39	0.88513	38	0.67477	30
58	1	1	0.3234	23	0.89215	23	1.28007	7	0.7781	13
59	0.94429	32	0.30623	30	0.89401	21	0.94429	32	0.78421	11
60	0.78831	51	0.25749	52	0.75028	51	0.78831	51	0.57907	49
61	0.74015	54	0.3222	24	0.68008	60	0.74015	54	0.47336	69
62	0.97556	28	0.30317	31	0.91388	14	0.97556	28	0.53135	60
63	0.83517	43	0.28921	41	0.79367	42	0.83517	43	0.55716	56
64	0.61662	69	0.21411	63	0.5809	69	0.61662	69	0.48544	68
65	0.81405	49	0.26627	50	0.77326	48	0.81405	49	0.53924	58
66	1	1	0.44841	4	0.87532	29	1.426	5	0.73205	22
67	1	1	0.38365	10	0.93011	6	1.00111	22	0.74778	18
68	0.76251	52	0.27438	45	0.70519	53	0.76251	52	0.53264	59
69	1	1	0.50518	2	0.87492	30	1.71633	3	0.69045	28
70	0.90885	36	0.35969	14	0.84351	37	0.90885	36	0.61634	41
유일한 순위 개수	-	49	-	70	-	70	-	70	-	70

표 3. 모형별 변별력 계수와 순위

Model	Entropy	Bootstrap	SE	CE	계산시간 (sec)
중요도	0.2682	0.0724	0.5501	0.1093	0.063
순위	2	4	1	3	-
변동계수	0.3007	0.1418	0.4934	0.1784	0.014
순위	2	4	1	3	-

VRS 가정하의 모형별 효율성과 순위 결과는 [표 4]와 같으며, BCC 모형의 경우 70개 DMU 중 40개 만 유일한 순위를 제공하는 것으로 분석되어 모형 변별력에 문제가 있는 것으로 나타났다. 나머지 4개 모형의 효율성 순위는 모두 유일한 순위를 제공하는 것으로 나타나

모형이 변별력이 있는 것으로 분석되었다.

[표 4]의 모형별 효율성 분석결과에 대한 밀도함수를 그래프로 나타내면 [그림 3]과 같으며 그림에서 보는 바와 같이 SE 모형의 변별력이 가장 큰 것으로 나타났다. Entropy를 이용한 중요도와 변동계수를 이용한 변별력 평가결과는 [표 5]와 같으며, 중요도와 변동계수의 결과 순위는 일치하는 것으로 분석되었다. 변별력 순위는 SE, Entropy, CE, Bootstrap DEA 모형 순으로 분석되었으며, 계산 시간은 CRS 가정하의 분석결과와 동일하게 나타났다.

표 4. VRS 가정 모형별 효율성 분석결과

DMU	BCC		Entropy DEA		Bootstrap DEA		Super Efficiency DEA		Cross Efficiency DEA	
	효율성	순위	효율성	순위	효율성	순위	효율성	순위	효율성	순위
1	1	1	0.82192	2	0.89328	27	15.11461	1	0.76054	13
2	1	1	0.56215	6	0.88655	37	1.48935	9	0.66342	30
3	1	1	0.54186	8	0.88951	30	1.51621	8	0.8562	4
4	1	1	0.46294	15	0.90027	22	1.18628	15	0.6937	25
5	1	1	0.576	5	0.88714	35	2.2991	4	0.88097	2
6	1	1	0.42595	21	0.89802	23	1.17573	16	0.75875	14
7	0.87513	44	0.36318	38	0.81732	45	0.87513	44	0.61212	43
8	1	1	0.36122	39	0.89558	25	1.29849	12	0.57648	49
9	0.85357	46	0.34164	42	0.80065	46	0.85357	46	0.64308	36
10	1	1	0.39611	26	0.94167	2	1.00175	31	0.76488	10
11	0.95534	36	0.33287	48	0.90718	19	0.95534	36	0.67689	29
12	1	1	0.38243	31	0.91413	15	1.09188	20	0.83555	6
13	0.72263	63	0.29284	56	0.68143	63	0.72263	63	0.60207	45
14	0.96702	34	0.42061	23	0.91227	17	0.96702	34	0.68179	26
15	1	1	0.46074	16	0.88929	31	2.1414	5	0.8788	3
16	1	1	0.33926	44	0.92378	10	1.04313	26	0.64613	34
17	1	1	0.38907	28	0.93103	7	1.04612	24	0.71668	22
18	1	1	0.43926	18	0.90192	21	1.20079	14	0.93361	1
19	0.82456	50	0.29473	55	0.78411	49	0.82456	50	0.63815	38
20	1	1	0.36603	37	0.91901	13	1.09385	19	0.80471	7
21	1	1	0.38002	32	0.91164	18	1.11509	18	0.85329	5
22	0.96488	35	0.35056	40	0.92219	12	0.96488	35	0.75703	15
23	0.90771	41	0.43838	19	0.85049	42	0.90771	41	0.70852	23
24	1	1	0.36853	36	0.93296	5	1.06274	22	0.79382	8
25	0.87167	45	0.31345	53	0.83428	43	0.87167	45	0.68005	27
26	0.72822	60	0.28181	57	0.69187	62	0.72822	60	0.6231	40
27	0.98477	33	0.32321	51	0.94832	1	0.98477	33	0.72308	21
28	0.75216	57	0.26984	62	0.71506	58	0.75216	57	0.55058	54
29	0.81778	52	0.38256	30	0.7647	53	0.81778	52	0.51767	63
30	0.71053	64	0.28034	59	0.66801	64	0.71053	64	0.5437	57
31	0.67572	65	0.25722	63	0.64191	65	0.67572	65	0.51366	64
32	1	1	0.50148	10	0.90488	20	1.17148	17	0.54202	58
33	0.87636	43	0.33606	46	0.83107	44	0.87636	43	0.65015	32
34	0.74983	58	0.28054	58	0.71828	57	0.74983	58	0.60694	44
35	0.65813	67	0.23065	68	0.62588	66	0.65813	67	0.5082	65
36	0.55415	70	0.21328	70	0.52718	70	0.55415	70	0.38677	70
37	0.66084	66	0.25259	64	0.62253	67	0.66084	66	0.52022	61
38	0.9373	38	0.39255	27	0.88296	38	0.9373	38	0.55664	51
39	0.72665	61	0.24216	67	0.69684	60	0.72665	61	0.55095	53
40	0.90004	42	0.32215	52	0.86171	40	0.90004	42	0.64041	37
41	0.72594	62	0.27198	61	0.69569	61	0.72594	62	0.58134	48
42	0.8108	53	0.27513	60	0.77754	52	0.8108	53	0.55562	52
43	0.6344	68	0.22672	69	0.60122	68	0.6344	68	0.4903	66
44	1	1	0.48728	11	0.88713	36	1.65928	7	0.74886	18
45	0.83305	48	0.34109	43	0.78843	48	0.83305	48	0.4822	68
46	0.79164	55	0.45876	17	0.74662	55	0.79164	55	0.59915	46
47	0.73726	59	0.25103	65	0.70585	59	0.73726	59	0.54866	55
48	1	1	0.47662	13	0.89269	28	1.3609	10	0.62232	41
49	1	1	0.42794	20	0.92727	9	1.02026	27	0.6441	35
50	1	1	0.53633	9	0.93	8	1.01733	29	0.7053	24
51	0.99339	32	0.42478	22	0.93238	6	0.99339	32	0.65692	31
52	1	1	0.33752	45	0.93338	4	1.01784	28	0.72911	20
53	0.82626	49	0.33455	47	0.78149	50	0.82626	49	0.6318	39
54	1	1	0.48491	12	0.89442	26	1.27789	13	0.77561	9
55	1	1	0.37637	34	0.93388	3	1.01716	30	0.74984	17
56	0.93376	39	0.38533	29	0.87446	39	0.93376	39	0.59405	47

DMU	BCC		Entropy DEA		Bootstrap DEA		Super Efficiency DEA		Cross Efficiency DEA	
	효율성	순위	효율성	순위	효율성	순위	효율성	순위	효율성	순위
57	0.91323	40	0.3732	35	0.85739	41	0.91323	40	0.64942	33
58	1	1	0.41558	24	0.89123	29	1.32006	11	0.76406	11
59	1	1	0.87218	1	0.88863	33	2.70084	3	0.76276	12
60	0.78844	56	0.29742	54	0.74966	54	0.78844	56	0.56343	50
61	0.79644	54	0.37967	33	0.74463	56	0.79644	54	0.45073	69
62	1	1	0.47239	14	0.92358	11	1.04565	25	0.52339	60
63	0.83551	47	0.32812	49	0.79349	47	0.83551	47	0.52561	59
64	0.62123	69	0.24488	66	0.58871	69	0.62124	69	0.48371	67
65	0.81984	51	0.32444	50	0.78071	51	0.81984	51	0.51835	62
66	1	1	0.69645	3	0.88923	32	5.98842	2	0.74816	19
67	1	1	0.62211	4	0.91229	16	1.07851	21	0.7557	16
68	1	1	0.34924	41	0.91773	14	1.05969	23	0.54729	56
69	1	1	0.54405	7	0.88736	34	1.80518	6	0.67866	28
70	0.95415	37	0.40766	25	0.89789	24	0.95415	37	0.61861	42
유일한 순위 개수	-	40	-	70	-	70	-	70	-	70

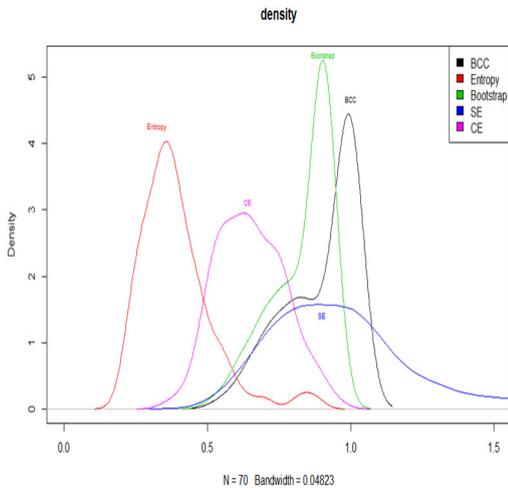


그림 3. 모형별 밀도함수

표 5. 모형별 변별력 계수와 순위

Model	Entropy	Bootstrap	SE	CE	계산시간 (sec)
중요도	0.1055	0.0187	0.8402	0.0356	0.063
순위	2	4	1	3	-
변동계수	0.3232	0.1262	1.3956	0.1787	0.014
순위	2	4	1	3	-

Entropy를 이용하여 산정한 중요도와 함께 개별 모형의 효율성 점수에 대한 변동계수를 이용하여도 모형

의 변별력 순위를 결정할 수 있다. [표 5]에서 보는 바와 같이 중요도에 기반한 변별력 순위와 변동계수를 이용한 변별력 순위가 일치한다. 따라서 DEA 모형의 변별력 평가기준으로 본 연구에서 제안한 변동계수를 이용할 수 있다는 점을 제시한다.

본 연구는 DEA 모형의 변별력 평가를 위한 평가기준을 제시하였다는 점에서는 기존 연구와 동일하지만 변별력 평가기준으로 Entropy를 이용한 방법 보다 변동계수를 이용한 방법의 계산과정이 상대적으로 단순하고 계산 양이 적다는 점을 고려할 때 보다 효율적인 평가기준인 것으로 판단된다. 즉, 계산시간과 계산의 복잡도를 고려할 때 본 연구에서 제안한 변동계수를 이용한 방법이 변별력 평가에 더 효과적이라고 판단된다.

CCR 모형 및 BCC 모형과 4개 모형의 스피어만 순위 상관계수를 구하면 [표 6]과 같다. 스피어만 상관계수는 순위들간의 유사성을 측정하는 데 활용되는 척도로 계수 값이 1이면 두 비교대상의 순위가 완전히 일치한다는 것을 의미하고, 계수가 0이면 두 비교대상의 순위가 완전히 다르다는 것을 의미한다. CCR 모형은 SE, Bootstrap, Entropy, CE 모형 순으로 순위상관관계가 높은 것으로 분석되었으며, BCC 모형도 SE, Bootstrap, Entropy, CE 모형 순으로 순위상관관계가 높은 것으로 분석되었다.

표 6. 순위상관 분석결과

Model	Entropy	Bootstrap	SE	CE
CCR	0.833	0.89	0.984	0.804
BCC	0.809	0.87	0.956	0.745

V. 결론

본 연구에서는 DEA 모형의 변별력 평가에 이용할 수 있는 변동계수에 기반한 새로운 평가기준을 제시하였다. 변별력 평가를 위해 기존 연구에서 제시한 중요도와 본 연구에서 제안한 변동계수를 적용하여 변별력을 분석하였다. 다양한 DEA 모형들 중 변별력 평가를 위해 CCR, BCC, Entropy, Bootstrap, Super efficiency, Cross efficiency DEA 모형을 선정하고 실증분석을 실시하였다. 모형들의 순위상관관계를 파악하기 위해서 CCR 모형과 BCC 모형의 효율성 값과 Entropy, Bootstrap, Super Efficiency, Cross efficiency 모형의 효율성 값들 간에 순위상관분석을 실시하였다.

본 연구를 통해 도출된 연구결과를 요약하면 다음과 같다. 첫째, 중요도와 변동계수를 이용한 모형들의 변별력 순위가 동일한 것으로 분석되어 변동계수를 DEA 모형의 변별력 평가기준으로 이용할 수 있다. 둘째, 본 연구의 실증분석 결과에 따르면 4개 모형 중 Super efficiency 모형이 변별력이 가장 높은 것으로 분석되었다. 셋째, CCR 모형과 순위상관관계가 가장 높은 모형은 Super efficiency 모형으로 나타났고, BCC 모형과 순위상관관계가 가장 높은 모형도 Super efficiency 모형으로 분석되었다.

DEA 모형의 특성 상 변별력 순위는 투입변수와 산출변수의 조합에 따라 변경될 수 있으므로 본 연구에서 제안한 변동계수를 이용하여 변별력을 평가한 후 변별력이 가장 높은 모형을 이용하는 것이 바람직한 것으로 판단된다. 본 연구의 한계로는 본 연구를 통해 변별력 평가기준으로 제시한 변동계수를 보다 다양한 DEA 문제와 다양한 DEA 모형에 적용하여 변별력이 가장 우수한 DEA 모형을 제시하지 못했다는 점이다.

본 연구와 관련된 추후 연구 과제를 정리하면 다음과

같다. 첫째, 본 연구에서 고려한 4개 모형 이외에 변별력을 제공할 수 있는 다양한 DEA 모형을 포함시켜 변별력을 분석하고 수행도를 비교·평가하는 것이다. 둘째, 다양한 DEA 문제의 변별력 평가를 통해 투입변수 수, 산출변수 수와 DMU 수간에 어떤 관계가 존재하는지를 규명하고, 문제 상황에 부합하는 변별력이 가장 우수한 DEA 모형을 찾는 것이다.

참고 문헌

- [1] 박만희, *효율성과 생산성 분석*, 한국학술정보, 2008.
- [2] 유금록, “공공부문의 효율성과 영향요인 분석: 도시개발공사를 중심으로,” *한국행정학보*, 제42권, 제3호, pp.79-109, 2008.
- [3] N. Alder, L. Friedman, and Z. Sinuany-Stern, “Review of ranking methods in the data envelopment analysis context,” *European Journal of Operational Research*, Vol.140, pp.249-265, 2002.
- [4] N Alder and E Yazhensky, “Improving discrimination in data envelopment analysis: PCA - DEA or variable reduction,” *European Journal of Operational Research*, Vol.202, pp.273-284, 2010.
- [5] M. Bagherikahvarin and Y. Smet, “A ranking method based on DEA and PROMETHEE II (a rank based on DEA & PR.II),” *Measurement*, Vol.89, pp.333-342, 2016.
- [6] R. D. Banker, A. Charnes, and W. W. Cooper, “Some Models for Estimating Technical and Scale Efficiencies in Data Envelopment Analysis,” *Management Science*, Vol.30, pp.1078-1092, 1984.
- [7] A. Boussofinance, R. G. Dyson, and E. Thanassoulis, “Applied Data Envelopment Analysis,” *European Journal of Operations Research*, Vol.52, pp.1-15, 1991.
- [8] A. Charnes, W. W. Cooper, and E. Rhodes, “Evaluating Program and Managerial Efficiency: An Application of Data Envelopment Analysis

to Program Follow Through,” *Management Science*, Vol.27, No.6, pp.668-697, 1981.

[9] W. Cook, L. Liang, Y. Zha, and J. Zhu, “A modified super-efficiency DEA model for infeasibility,” *Journal of the Operational Research Society*, Vol.60, pp.276-281, 2009.

[10] W. Cook and J. Zhu, *Data Envelopment Analysis, A Handbook of Models and Methods*, Springer, pp.23-32, 2015.

[11] J. A. Fitzsimmons and M. J. Fitzsimmons, *Service Management for Competitive Advantage*, McGraw-Hill Inc, 1994.

[12] J. Ruiz and I. Sirvent, “Common benchmarking and ranking of units with DEA,” *Omega*, Vol.65, pp.1-9, 2016.

[13] T. Sexton, R. Silkman, and A. Hogan, “Data Envelopment Analysis: Critique and Extensions,” *New Directions for Program Evaluation*, Vol.32, pp.73-105, 1986.

[14] W. Shen, D. Zhang, W. Liu, and G. Yang, “Increasing discrimination of DEA evaluation by utilizing distances to anti-efficient frontiers,” *Computers & Operations Research*, Vol.75, pp.163-173, 2016.

[15] L. Simar and P. W. Wilson, “Sensitivity analysis of Efficiency Scores: How to bootstrap in nonparametric Frontier Models,” *Management Science*, Vol.44, pp.49-61, 1998.

[16] M. Soleimani-damaneh and M. Zarepisheh, “Shannon’s entropy for combining the efficiency results of different DEA models: method and application,” *Expert Systems with Applications*, Vol.36, pp.5146-5150, 2009.

[17] Y. Wang and K. Chin, “Discriminating DEA efficient candidates by considering their least relative total scores,” *Journal of Computational and Applied Mathematics*, Vol.206, pp.209-215, 2007.

[18] Q. Xie, Q. Dai, Y. Li, and A. Jiang, “Increasing the Discriminatory Power of DEA Using Shannon’s Entropy,” *Entropy*, Vol.16, No.3, pp.1571-1585, 2014.

저 자 소 개

박 만 희(Man Hee Park)

정희원



- 2002 : 성균관대학교 산업공학과 (공학박사)
- 2003년 ~ 2004년 : KAIST 연구 교수
- 2006년 ~ 2010년 : KISTI 선임 연구원

▪ 2013년 ~ 현재 : 부산가톨릭대학교 경영학과

<관심분야> : MIS, 데이터마ining, 최적화, 품질경영