

# Efficient Supplier Selection with Uncertainty Using Monte Carlo DEA

Chunghun Ha<sup>†</sup>

School of Information and Computer Engineering, Hongik University

## 몬테카를로 DEA를 이용한 불확실성을 고려한 효율적 공급자 선정

하 정 훈<sup>†</sup>

홍익대학교 정보컴퓨터공학부

Selection of efficient supplier is a very important process as risk or uncertainty of a supply chain and its environment are increasing. Previous deterministic DEA and probabilistic DEAs are very limited to handle various types of risk and uncertainty. In this paper, I propose an improved probabilistic DEA which consists of two steps; Monte Carlo simulation and statistical decision making. The simulation results show that the proposed method is proper to distinguish supplier's performance and provide statistical decision background.

**Keywords** : Supplier Selection, Monte Carlo Simulation, Supply Chain Risk, Statistical Analysis

### 1. 서 론

공급사슬은 파업, 경기동향, 자연재해, 환율, 관세 등 다양한 내·외부 위협요소에 상시 노출되어 있다. 이러한 위협요소는 공급사슬의 성과에 영향을 미치며, 심각한 경우에는 공급사슬의 성패를 좌우한다. Tang[11]은 공급사슬 위험에 관련한 논문의 분석을 통하여 공급사슬의 위험을 줄이기 위해서는 공급, 제품, 정보, 그리고 수요의 네 가지 관점에서 접근이 가능하다고 하였다. 그 중 공급 관점에서는 공급사슬의 구조, 공급자와의 관계, 공급자 선정절차, 공급자간 주문의 배분, 공급계약을 고려하여야 한다고 하였다. 다른 관점과 달리 공급 관점은 공급사슬의 구조를 결정하고 장기적인 영향을 미치므로 가장 중요한 관점이라고 할 수 있다[2, 13].

공급 관점의 핵심활동은 적합한 공급자를 선정하고 적절한 공급량을 결정하는 것이다. Wu and Olson[14]은 공급사슬은 기본적으로 고객에 대하여 적절한 서비스 수준(service level)을 제공하여야 하며, 이는 가능하면 적은 비용으로 유지되어야 한다고 주장하였다. 이때 협력업체와의 장기적인 협력관계는 하나의 대안이 될 수 있으며, 이는 구매비용을 낮춤으로서 궁극적으로는 고객에게 또 다른 서비스를 제공하는 효과가 있다고 하였다. Choi and Hartley[5]도 우수한 협력업체의 개발과 선정, 그리고 협력은 전체 공급사슬의 경쟁우위를 높일 수 있다고 주장하였으며, Carr and Pearson[3]은 주요 협력업체와의 장기적인 관계는 기업의 재무 상태를 증대시킬 수 있다고 하였다.

공급자 선정절차는 다수의 이용 가능한 공급자 중에서 최적의 공급자를 선정하는 과정으로서 공급자를 평가하는 요소를 설정하고 평가결과에 따른 공급자간 우선순위의 결정하는 문제를 다룬다. Ho et al.[7]의 연구에 따르면 공급자 선정절차에서는 자료포락분석(data envelop-

Received 5 January 2015; Finally Revised 4 February 2015;

Accepted 4 February 2015

<sup>†</sup> Corresponding Author : chunghun.ha@hongik.ac.kr

ment analysis; DEA), 수학적 계획법, 분석적 계층화 과정 (analytic hierarchy process; AHP), 사례기반추론(case-based reasoning; CBR) 등의 기법이 주로 사용되고 있으며, 그 중에서 DEA는 78개의 관련논문 중에서 14개가 적용하고 있어 공급자 선정절차에서 가장 선호되고 있다. Weber et al.[12]은 공급자 선정에 있어 정성적인 요인인 품질(quality)이 성능(performance)이나 비용(cost)보다 중요하므로 가중합을 이용한 일반적인 평가보다는 DEA와 같은 다중평가가 적합하다고 주장하였다.

공급자 선정절차에 DEA를 적용하는 과정은 우선 주어진 다수의 공급자를 의사결정단위(decision making unit; DMU)로 정하고 효율성 측정에 사용할 투입변수와 산출변수를 결정한다. 다음 수집한 투입변수와 산출변수에 대한 자료를 바탕으로 DEA를 적용하여 DMU간 상대적 효율성을 측정한다. 이를 바탕으로 공급자 후보군을 선정하거나, 공급자를 결정하거나, 공급자에 따른 최적의 공급량을 결정한다.

이러한 전통적인 DEA 방법은 투입변수와 산출변수를 측정함에 있어 단위 기간 또는 특정시점의 확정적인(deterministic) 자료를 기반으로 하므로 도출된 상대적 효율성 또한 확정적이다. 그러나 실제 공급사슬에서 투입변수와 산출변수는 확정적이 아닌 확률변수이며, 각자 처한 경영 환경에 따라 공급자는 다른 변동성을 갖는다. 예를 들어, 해외에 위치한 공급자는 국내의 공급자보다 환율 등으로 인한 가격 변동성이 크며, 품질이나 납기에 대한 변동성도 클 가능성이 크다. 따라서, 한 공급자가 DEA를 통하여 매우 높은 상대적 효율성을 갖더라도 투입변수나 산출변수의 변동성이 크다면, 효율적인 공급자라고 단정 지을 수는 없다.

확정적인 변수를 사용한 기존의 확정적 DEA 방법으로는 이러한 변동성을 반영하기 어렵다. 이에 Talluri and Narasimhan[9]은 최대-최소 방법(max-min approach), Talluri et al.[10]은 기회제약 자료포락분석(chance-constrained data envelopment analysis; CCDEA), Wu and Olson[14]은 몬테카를로 시뮬레이션을 이용한 DEA를 각각 제안하였다. 그러나, 제안된 방법들은 그 정의가 모호하거나, 반복적 비선형계획법을 풀어야 하거나, 해석방법에 명확한 근거가 없어 실제로 적용하기에는 무리가 있다.

이에 본 연구에서는 공급사슬의 불확실성과 위험을 고려하여 상대적 효율성을 분석할 수 있는 DEA 체계를 구축하고자 한다. 제안하는 방법은 2단계로 구성되어 있으며, 1단계에서는 몬테카를로 시뮬레이션을 이용하여 상대적 효율성의 분포를 도출하고, 2단계에서는 도출된 분포를 이용하여 분산분석과 다중비교를 통한 통계적 결론을 도출한다.

본 논문은 다음과 같이 구성하였다. 제 2장에서는 기본적인 DEA 방법과 불확실성을 고려한 기존의 DEA 방

법론을 분석한다. 제 3장에서는 본 논문에서 제안하는 DEA 방법인 Monte Carlo DEA(MCDEA)를 설명하고 제 4장에서는 모의실험을 통하여 기존의 방법과 MCDEA를 비교한다. 마지막으로 제 5장에서는 본 연구의 결론과 향후 연구에 대하여 언급한다.

## 2. 기존연구

DEA의 기본 모형은 CCR(Charnes, Cooper and Rhodes) 모형이다[4].  $m$ 개의 투입변수와  $s$ 개의 산출변수를 가진  $N$ 개의 DMU에 대하여 상대적 효율성을 도출한다고 가정하면,  $p$ 번째 DMU의 효율성을 구하는 선형계획법은 다음과 같다.

$$\begin{aligned} \max \quad & \theta_p = \sum_{r=1}^s u_r y_{rp} \\ \text{s.t.} \quad & \sum_{i=1}^m v_i x_{ip} = 1, \\ & \sum_{r=1}^s u_r y_{rj} - \sum_{i=1}^m v_i x_{ij} \leq 0, \quad \forall j, \\ & u_r, v_i \geq 0, \quad \forall r, i \end{aligned} \quad (1)$$

여기서,  $x_{ij}$ 는  $j$ 번째 DMU의  $i$ 번째 입력변수이며,  $y_{rj}$ 는  $j$ 번째 DMU의  $r$ 번째 출력변수이다.  $v_i$ 는  $i$ 번째 입력변수의 가중치이며,  $u_r$ 은  $r$ 번째 출력변수의 가중치이다. 상대적 효율성은 선형계획법 (1)을  $N$ 개의 DMU에 대하여 각각 실시하여 구한다.

Talluri and Narasimhan[9]은 위험과 불확실성이 항상 존재하는 공급자 환경을 DEA에 반영하기 위한 방법으로 최대-최소 방법(max-min approach)를 제안하였다. 이 방법은 우선 투입변수와 산출변수 중 가장 좋은 값을 갖는 이상적인 DMU를 기존의 DMU에 추가한다(선형계획법 (2)의 첫 번째 제약식).

$$\begin{aligned} \max - \min \quad & \theta_p = \sum_{r=1}^s u_r y_{rp} \\ \text{s.t.} \quad & \sum_{i=1}^m v_i x_{ip} = 1, \\ & \sum_{r=1}^s u_r y_{r*} - \sum_{i=1}^m v_i x_{i*} = 1 \\ & \sum_{r=1}^s u_r y_{rj} - \sum_{i=1}^m v_i x_{ij} \leq 0, \quad \forall j, \\ & u_r, v_i \geq 0, \quad \forall r, i \end{aligned} \quad (2)$$

여기서,  $x_{i*}$ 는 이상적 DMU의  $i$ 번째 입력변수이며,  $y_{r*}$ 는 이상적 DMU의  $r$ 번째 출력변수이다. 그리고 이를 각 DMU에 적용하여 각각 최대 효율성(maximize)과 최소 효율성(minimize)을 도출한다. 최대 효율성은 주어진 환경에서 각 DMU가 가장 효율적으로 운영할 때의 효율성을 의미하고, 최소 효율성은 각 DMU가 가장 비효율적으로 운영할 경우의 효율성을 의미한다. 이 후, 최대-최소 효율성의 범위(range)와 이를 이용한 공급자 분류를 통하여 공급자를 선정하거나 주문량을 결정한다. 그러나, 이 방법은 최소 효율성의 정의가 최소의 비용으로 최대의 만족을 추구한다는 경제학의 경제원칙(economic principle)에 위배되며, 실질적으로는 투입변수나 산출변수의 불확실성을 다루지 못한다는 단점이 있다.

Talluri et al.[10]은 기존 연구의 단점을 해소하기 위하여 변수의 변동성을 반영할 수 있는 기회제약 자료포락 분석(chance-constrained data envelopment analysis; CCDEA)를 제안하였다. 이 방법은 각 DMU의 최대 효율성을 도출하는 과정에서 사용하는 선형계획법을 비선형계획법(3)과 같은 기회제약계획법(chance-constrained programming)으로 대체하여 상대적 효율성을 구한다[6].

$$\begin{aligned} \max \quad & \theta_p = \sum_{r=1}^s u_r y_{rp} \\ \text{s.t.} \quad & \sum_{i=1}^m v_i x_{ip} = 1, \\ & \Pr \left\{ \sum_{r=1}^s u_r y_{rj} - \sum_{i=1}^m v_i x_{ij} \leq 0 \right\} \geq 1 - \alpha_j, \quad \forall j, \\ & u_r, v_i \geq 0, \quad \forall r, i \end{aligned} \quad (3)$$

기회제약계획법은 각 변수간 결합확률분포(joint probability distribution)를 이용하여 각 변수의 변동성을 반영하였을 때 실행가능해(feasible solution)가 일정한 확률을 만족하도록 최적해를 구하는 확률적 방법이다. 투입변수와 산출변수간에 특정한 결합확률분포가 존재한다는 점은 일견 타당한 가정이다. 예를 들어, 일반적으로 가격이 높으면, 품질이나 납기가 우수하며, 가격이 낮으면 품질이나 납기가 만족스럽지 못하다. 그러나 현실적으로 각 변수간 결합확률분포를 구하기는 매우 어려우며, 결합확률분포를 알더라도 정규분포와 같이 잘 알려진 분포가 아니라면 이를 적용하기 어렵다. 반면, 몬테카를로 시뮬레이션은 결합확률분포가 존재한다면 분포의 종류와 관계없이 이를 적용할 수 있다. 또한 CCDEA는 상대적 효율성을 계산하기 위하여 비선형계획법을 풀거나 선형화 작업을 해야 하므로 DEA와 같이 반복적인 최적해를 도출해야 하는 경우 계산시간이 많이 걸린다는 단점이 있다.

Wu and Olson[14]은 불확실성을 가진 국내 및 해외의

공급자를 선정하기 위하여 기회제약계획법, DEA, 다목적계획법을 각각 적용하였다. 그 중 DEA는 몬테카를로 시뮬레이션을 이용하여 평균과 순위관점에서 비교하였다. 몬테카를로 시뮬레이션 방법은 선형계획법 (4)와 같이 각 투입변수와 산출변수를 독립적인 확률변수  $X_{ij}$ 와  $Y_{rj}$ 로 가정하고 각 변수의 독립적인 분포에 따른 무작위 값을 생성하여 상대적 효율성에 대한 분포를 구하고 이를 활용하는 방법이다.

$$\begin{aligned} \max \quad & \theta_p = \sum_{r=1}^s u_r Y_{rp} \\ \text{s.t.} \quad & \sum_{i=1}^m v_i X_{ip} = 1, \\ & \sum_{r=1}^s u_r Y_{rj} - \sum_{i=1}^m v_i X_{ij} \leq 0, \quad \forall j, \\ & u_r, v_i \geq 0, \quad \forall r, i \end{aligned} \quad (4)$$

이 방법은 몬테카를로 시뮬레이션을 이용하므로 결합분포에 대한 제약이 없어 적용하기 용이한 장점이 있다. 그러나 무작위 값을 생성하여 적용시킴으로써 상대적 효율성의 산포가 크며, 변동의 범위를 판단하기 어렵다는 단점이 있다.

### 3. Monte Carlo DEA(MCDEA)

본 절에서는 본 논문에서 제안하는 Monte Carlo DEA (MCDEA)를 설명한다. MCDEA는 2단계의 과정으로 구성되어 있다.

우선 1단계에서는 Wu and Olson[14]이 사용한 선형계획법 (4)의 몬테카를로 시뮬레이션을 적용한다. 단, 기존의 단점인 큰 산포를 줄이기 위하여 선형계획법 (2)의 두 번째 제약식을 추가하여 이상적인 DMU를 구축하고 절대적 효율성 관점에서 효율성 분포를 구한다. 이를 선형계획법으로 정리하면 (5)와 같다.

$$\begin{aligned} \max \quad & \theta_p = \sum_{r=1}^s u_r Y_{rp} \\ \text{s.t.} \quad & \sum_{i=1}^m v_i X_{ip} = 1, \\ & \sum_{r=1}^s u_r Y_{r*} - \sum_{i=1}^m v_i X_{i*} = 1, \\ & \sum_{r=1}^s u_r Y_{rj} - \sum_{i=1}^m v_i X_{ij} \leq 0, \quad \forall j, \\ & u_r, v_i \geq 0, \quad \forall r, i. \end{aligned} \quad (5)$$

투입변수와 산출변수간의 결합확률분포를 사용한 Talluri et al.[10]의 CCDEA는 투입변수와 사출변수간의 결합확률분포를 사용한다. 이는 매우 타당한 가정으로 예를 들어 가격이 높으면, 품질이나 납기가 우수하며, 가격이 낮으면 품질이나 납기가 만족스럽지 못하다. 그러나, 현실적으로는 이러한 분포를 구하기 매우 어려우며, 만약 결합확률분포를 알고 있다면, 이는 몬테카를로 시뮬레이션에서 그대로 반영할 수 있으므로 몬테카를로 시뮬레이션의 정확도를 보장할 수 있다.

2단계에서는 몬테카를로 시뮬레이션을 통한 각 DMU의 상대적 효율성 자료를 이용하여 각 DMU의 효율성을 통계적으로 검증한다. 이 과정에서 DMU의 상대적 효율성이 차이가 있는 지 분산분석(ANOVA)을 수행하고, 차이가 있는 경우 사후분석으로 다중비교를 실시한다.

상세한 2단계 분석과정은 다음과 같다. 우선 분산분석을 수행하기 위해서는 오차가 정규성, 독립성, 불편성, 등분산성을 만족하여야 한다[8].

- 1) 각 DMU의 효율성 결과를 Anderson-Darling 방법을 이용하여 정규성을 검증한다. 만약, 정규성을 만족하면 등분산 검정을 위해 Barlett 검정을 실시하고, 비정규분포의 경우에는 Levene 검정을 실시한다.
- 2) 등분산성이 확인되면, 분산분석을 실시하고, 등분산성을 만족하지 못하면, 비모수 방법인 Kruskal-Wallis 평가를 실시한다. 만약 상대적 효율성 자료가 등분산성을 만족하지 못하더라도 자료의 개수가 동일하므로 등분산으로 가정하고 분산분석을 실시하여도 결과에 대한 신뢰성은 높다.
- 3) 분산분석을 통하여 DMU간 효율성의 평균에 차이가 유의함으로 판정되면, 다중비교를 통하여 효율성 순위에 대한 판정을 실시한다. 등분산을 만족할 경우에는 Tukey HSD 검정을, 등분산을 만족하지 않을 경우에는 Mann-Whitney U 검정을 실시한다. 이때, 기각역은 다음의 본페로니 교정(Bonferroni correction)을 적용하여야 한다.

$$\alpha = \frac{\alpha_0}{nC_2} = \frac{2\alpha_0 \cdot (n-2)!}{n!}$$

여기서  $\alpha_0$ 는 원래의 기각역이다.

## 4. 모의실험 및 결과

### 4.1 공급자 자료

본 절에서는 본 논문에서 제안하는 방법을 적용하여 공급자 선정과정을 수행한다. 우선 공급자는 Talluri et al. [10]이 논문에서 사용한 6개의 공급자와 자료를 이용하였다. 공급자의 투입변수는 단위당 가격(P)이고, 산출변수는 불량률(%R; rejects)과 납기지연율(%LD; late deliveries)을 사용하였다. 여기서 불량률과 납기지연율은 적을수록 유리한 특성을 가지므로 DEA를 수행하기 위하여 양품률(%A = 100-%R; acceptance)과 정시납품율(%OTD = 100-%LD; on-time deliveries)로 대체하여 적용한다. 또한 산출변수의 변동성을 반영하기 위하여 각 DMU의 산출변수는 정규분포를 따르며 일정한 표준편차( $\sigma$ )를 갖는 것으로 가정하였으며, 두 산출변수의 표준편차는 각 DMU 별로 동일한 것으로 가정하였다. 각 DMU의 투입 및 산출변수와 산출변수의 표준편차의 값은 <Table 1>에 정리하였다.

### 4.2 이상적 DMU를 적용하지 않은 효율성

우선 MCDEA의 적합성을 검증하기 위하여 이상적 DMU를 추가하지 않은 경우의 상대적 효율성을 도출하고 CCR DEA와 CCDEA의 결과와 비교하였다. 실험결과는 <Table 2>에 정리하였다. CCDEA의 결과는 Talluri et al.[10]의 결과를 사용하였으며, 여기서  $\alpha$ 는 실행가능해를 만족하지 못할 확률을 의미한다. 즉, 모든 DMU의 효율성이 1보다 작거나 같을 확률이 90%( $\alpha = 0.1$ ), 95% ( $\alpha = 0.05$ ), 또는 99%( $\alpha = 0.01$ )일 경우  $p$ 번째 DMU의 최대 효율성이다.  $\alpha$ 가 작을수록 효율성 프론티어(frontier)는 엄격해지므로 이에 따른 DMU의 상대적 효율성은 커지게 된다. MCDEA의 효율성은 1000회의 몬테카를로 시뮬레이션을 수행한 결과이다. MCDEA 결과는 <Figure 1>의 상자수염그림(box plot)에 나타나듯이 각 DMU의 상대적 효율성  $\theta_p$ 에 대한 분포를 도출한다. CCDEA의 결과는  $\alpha$ 에 따라 다르므로 MCDEA의 결과를 이에 대응하기 위하여 하는  $p$ 번째 DMU의  $\alpha$ -효율성을 식 (6)과 같이 정의하였다.

<Table 1> Vender Data

| Variable | Vender 1 | Vender 2 | Vender 3 | Vender 4 | Vender 5 | Vender 6 | Vender* |
|----------|----------|----------|----------|----------|----------|----------|---------|
| P        | 0.1958   | 0.1881   | 0.2204   | 0.2081   | 0.2118   | 0.2096   | 0.1881  |
| %A       | 98.8     | 99.2     | 100      | 97.9     | 97.7     | 98.8     | 100     |
| %OTD     | 95       | 93       | 100      | 100      | 97       | 96       | 100     |
| $\sigma$ | 1        | 0.8      | 0        | 0        | 2        | 1        | 0       |

<Table 2> Vender's Relative Efficiencies without DMU

| Vender | CCR DEA | CCDEA          |                 |                 | MCDEA  |                |                 |                 |
|--------|---------|----------------|-----------------|-----------------|--------|----------------|-----------------|-----------------|
|        |         | $\alpha = 0.1$ | $\alpha = 0.05$ | $\alpha = 0.01$ | mean   | $\alpha = 0.1$ | $\alpha = 0.05$ | $\alpha = 0.01$ |
| 1      | 0.9813  | 1.0000         | 1.0000          | 1.0000          | 0.9802 | 0.9960         | 1.0000          | 1.0000          |
| 2      | 1.0000  | 1.0000         | 1.0000          | 1.0000          | 1.0000 | 1.0000         | 1.0000          | 1.0000          |
| 3      | 0.9177  | 0.9308         | 0.9334          | 0.9383          | 0.9170 | 0.9276         | 0.9305          | 0.9361          |
| 4      | 0.9719  | 0.9858         | 0.9885          | 1.0000          | 0.9712 | 0.9824         | 0.9855          | 0.9914          |
| 5      | 0.9263  | 0.9605         | 0.9671          | 0.9800          | 0.9269 | 0.9510         | 0.9578          | 0.9705          |
| 6      | 0.9264  | 0.9471         | 0.9511          | 0.9590          | 0.9268 | 0.9419         | 0.9462          | 0.9542          |

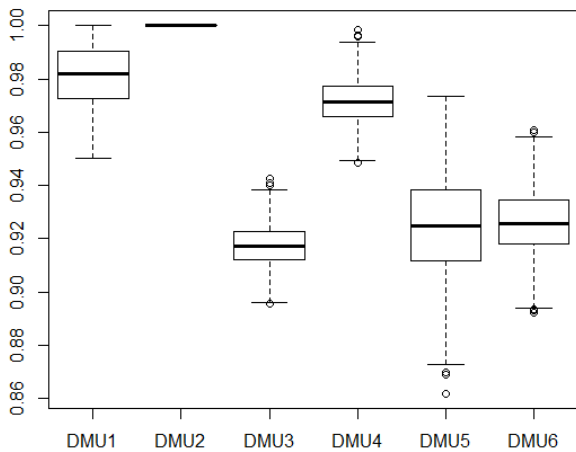
<Table 3> Vender's Relative Efficiencies with DMU

| Vender | CCR DEA | MCDEA  |                |                 |                 |
|--------|---------|--------|----------------|-----------------|-----------------|
|        |         | mean   | $\alpha = 0.1$ | $\alpha = 0.05$ | $\alpha = 0.01$ |
| 1      | 0.9491  | 0.9486 | 0.9597         | 0.9628          | 0.9687          |
| 2      | 0.9920  | 0.9912 | 1.0000         | 1.0000          | 1.0000          |
| 3      | 0.8534  | 0.8534 | 0.8534         | 0.8534          | 0.8534          |
| 4      | 0.9039  | 0.9039 | 0.9039         | 0.9039          | 0.9039          |
| 5      | 0.8677  | 0.8728 | 0.8888         | 0.8933          | 0.9018          |
| 6      | 0.8867  | 0.8864 | 0.8966         | 0.8994          | 0.9048          |
| 7*     | 1.0000  | 1.0000 | 1.0000         | 1.0000          | 1.0000          |

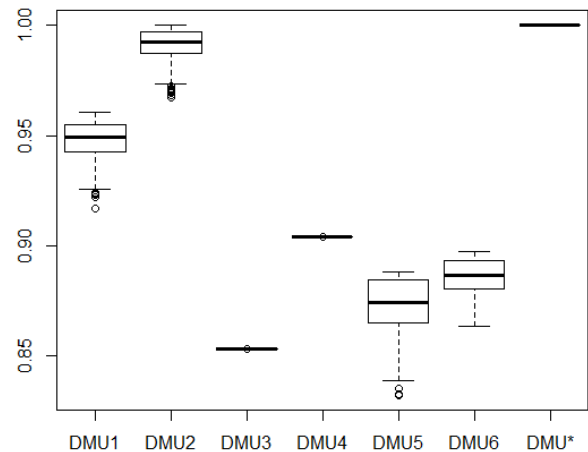
$$\theta_{p,\alpha} = \bar{\theta}_p + \phi(\alpha) \cdot S_p \quad (6)$$

여기서  $\bar{\theta}_p$ 는 표본평균,  $\phi(\alpha)$ 는 누적정규분포함수,  $S_p$ 는 표본분산이다. <Table 2>의 결과와 같이 MCDEA를 이용한 상대적 효율성의 평균은 CCR 효율성을 대변하고,  $\alpha$ 에 따른 효율성은 CCDEA 효율성을 대변한다.

의 효율성은 변동성은 존재하지만 이상적 DMU를 추가함으로써 산포의 크기가 줄어들 수 있다. 또한  $\alpha$ 에 따른 효율성의 증가도 이상적 DMU를 추가하지 않은 경우에 비하여 상대적으로 완만함을 확인할 수 있다. 이는 이상적 DMU가 효율성 프론티어의 변동을 제한함으로써 발생하는 현상이다.



<Figure 1> Box Plot of MCDEA Results w/o DMU



<Figure 2> Box Plot of MCDEA Results with DMU

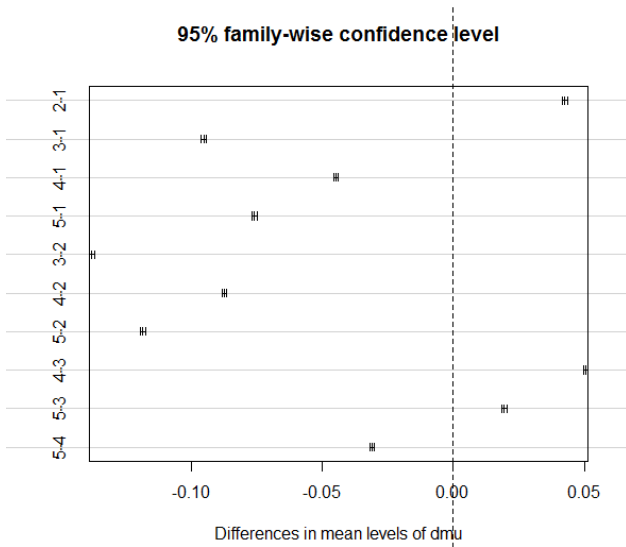
### 4.3 MCDEA를 적용한 DMU 효율성

우선 MCDEA 1단계를 수행하기 위하여 이상적 DMU를 추가하여 각 DMU의 상대적 효율성을 도출하였다. 결과는 <Figure 2>의 상자수염그림과 <Table 3>에 정리하였다. <Figure 1>의 상자수염그림과 비교하면 각 DMU

효율성 측면에서는 <Figure 2>의 상자수염그림에서 확인할 수 있듯이 DMU2가 가장 효율적이며, DMU1은 다음으로 효율적이고 나머지 DMU3~6은 유사한 수준을 유지하고 있다.

통계적 의사결정을 하기 위해서는 2단계 과정을 실시한다.

- 1) 우선 정규성 검정을 위하여 몬테카를로 시뮬레이션 결과인 각 DMU의 효율성에 대하여 Anderson-Darling 방법을 실행하면, p-value가 모두 0.01 미만으로 정규성을 만족하지 못한다. 따라서, 비정규성 등분산 검정인 Levene 검정을 실시한다. Levene 검정 결과도 p-value가 0.01 미만으로 등분산성을 만족하지 못한다.
- 2) 등분산성이 유의하지 않으므로 Kruskal-Wallis 검정을 실시한다. 검정결과 p-value가 0.01 미만으로 DMU의 상대적 효율성은 차이가 있다고 판단된다.
- 3) Kruskal-Wallis 검정을 통하여 DMU간 효율성이 차이가 있음을 확인할 수 있지만, 우리의 관심사인 높은 효율성의 공급자가 다른 공급자와 차이가 있음을 확인할 수는 없다. 따라서 Mann-Whitney U 검정을 통한 다중비교를 통하여 이를 확인한다. 검정결과 모든 조합에서 p-value가 0.01 이하이므로 각 DMU간 평균도 통계적으로 차이가 있다고 할 수 있다. 참고로 모든 자료의 개수가 동일(1000개)하므로 Tukey HSD를 사용하여도 무방하며, 이 때 결과는 <Figure 3>과 같고 모든 DMU간 차이가 있음을 확인할 수 있다.



<Figure 3> Tukey HSD Test Plot of MCDEA Results

## 5. 결론

본 논문에서는 효율적 공급자 선정 문제에 있어 기존의 위험과 불확실성을 반영하기 어려운 DEA 방법을 개선한 MCDEA를 제안하였다. 모의실험 결과 기존의 방법에 비하여 DMU간 명확한 차이를 확인할 수 있었다. 또한 통계적인 의사결정과정을 도입하여 명확한 의사결정 기준을 제시하였다는 점에서 의의가 있다.

DEA에 불확실성을 고려하는 기법으로 본 논문에서 다른 방법 외에 부트스트래핑(bootstrapping)과 추계적 프론티어 분석(stochastic frontier analysis; SFA)[1], 또는 퍼지이론 등을 고려할 수 있으며, 이는 추후 연구를 통하여 보강할 것이다.

## Acknowledgement

This research was supported by Basic Science Research Program through the National Research Foundation of Korea (NRF) funded by the Ministry of Education, Science and Technology(NRF-2013R1A1A2006947).

## References

- [1] Bogetoft, P. and Otto, L., *Benchmarking with DEA, SFA, and R*, Vol. 157, Springer, 2010.
- [2] Braglia, M. and Petroni, A., A quality assurance-oriented methodology for handling trade-offs in supplier selection. *Int. J. Phys. Distrib. Logist. Manag.*, 2000, Vol. 30, No. 2, pp. 96-112.
- [3] Carr, A.S. and Pearson, J.N., Strategically managed buyer-supplier relationships and performance outcomes. *J. Oper. Manag.*, 1999, Vol. 17, No. 5, pp. 497-519.
- [4] Charnes, A., Cooper, W.W., and Rhodes, E., Measuring the efficiency of decision making units. *Eur. J. Oper. Res.*, 1978, Vol. 2, No. 6, pp. 429-444.
- [5] Choi, T.Y. and Hartley, J.L., An exploration of supplier selection practices across the supply chain. *J. Oper. Manag.*, 1996, Vol. 14, No. 4, pp. 333-343.
- [6] Cooper, W.W., Huang, Z., and Li, S.X., Satisficing DEA models under chance constraints. *Ann. Oper. Res.*, 1996, Vol. 66, No. 4, pp. 279-295.
- [7] Ho, W., Xu, X., and Dey, P.K., Multi-criteria decision making approaches for supplier evaluation and selection : A literature review. *Eur. J. Oper. Res.*, 2010, Vol. 202, No. 1, pp. 16-24.
- [8] Park, S.H., *Design of Experiments*, 2nd ed., Vol. 1, Seoul : Minyoungsa, 2003.
- [9] Talluri, S. and Narasimhan, R., Vendor evaluation with performance variability : a max-min approach. *Eur. J. Oper. Res.*, 2003, Vol. 146, No. 3, pp. 543-552.
- [10] Talluri, S., Narasimhan, R., and Nair, A., Vendor performance with supply risk : A chance-constrained DEA approach. *Int. J. Prod. Econ.*, 2006, Vol. 100, No. 2, pp. 212-222.

- [11] Tang, C.S., Perspectives in supply chain risk management. *Int. J. Prod. Econ.*, 2006, Vol. 103, No. 2, pp. 451-488.
- [12] Weber, C.A., Current, J.R., and Benton, W.C., Vendor selection criteria and methods. *Eur. J. Oper. Res.*, 1991, Vol. 50, No. 1, pp. 2-18.
- [13] Wu, T. and Blackhurst, J., Supplier evaluation and selection : an augmented DEA approach. *Int. J. Prod. Res.*, 2009, Vol. 47, No. 16, pp. 4593-4608.
- [14] Wu, D. and Olson, D.L., Supply chain risk, simulation, and vendor selection. *Int. J. Prod. Econ.*, 2008, Vol. 114, No. 2, pp. 646-655.

**ORCID**Chunghun Ha | <http://orcid.org/0000-0002-4222-2555>