

# DEA에서 투입 · 산출 요소 선택 방법

임성목<sup>\*</sup>

고려대학교 경상대학 경영학부

## A Method for Selection of Input-Output Factors in DEA

Sungmook Lim

Division of Business Administration, College of Business and Economics, Korea University

We propose a method for selection of input-output factors in DEA. It is designed to select better combinations of input-output factors that are well suited for evaluating substantial performance of DMUs. Several selected DEA models with different input-output factors combinations are evaluated, and the relationship between the computed efficiency scores and a single performance criterion of DMUs is investigated using decision tree. Based on the results of decision tree analysis, a relatively better DEA model can be chosen, which is expected to well represent the true performance of DMUs. We illustrate the effectiveness of the proposed method by applying it to the efficiency evaluation of 101 listed companies in steel and metal industry.

**Keyword:** data envelopment analysis, efficiency, input-output factors, decision tree

### 1. 서론

다수의 투입 요소를 소비하여 다수의 산출 요소를 생산해 내는 동질의 의사결정단위(Decision Making Unit, DMU)들의 상대적 효율성을 측정하는 일은 오래 전부터 경제학적 주요 연구 대상이었다. 경제학자인 Vilfredo Pareto and Tjalling Koopmans는 DMU의 효율성을 다음과 같이 정의하였다(Cooper et al., 2000).

*Pareto-Koopmans 효율성: “하나의 DMU에 대해 다른 투입 요소 또는 산출 요소들의 수준을 더 나쁘게 만들지 않은 채 어느 한 투입 요소 또는 산출 요소의 수준을 향상시킬 수 없다면, 그 DMU는 완전히 효율적이다.”*

Pareto(1927)는 모든 소비자의 효용을 개별 요소로 가지는 벡터 함수를 사회후생함수로 정의하고, 벡터 함수의 다른 요소

값을 악화시키지 않으면서 어느 한 요소 값을 개선시킬 수 있다면 그 함수는 최대일 수 없다는 개념을 바탕으로 후생 극대화에 대한 Pareto 조건을 정립하였다. Koopmans(1951)는 이러한 개념을 투입 · 산출 요소를 가지는 생산 활동에 적용하였고, 가용 자원 조건 하에서 다른 산출 요소 수준을 악화시키지 않으면서 어느 한 산출 요소 수준을 개선시킬 수 있는지의 여부를 벡터 함수의 최적 조건으로 삼았다.

Pareto and Koopmans의 접근법은 전적으로 개념적이었고 현실 문제에 적용하여 효율성 값을 실제로 측정할 수 있는 구현 방법은 제시하지 못하였다. Farrell(1957)은 Pareto와 Koopmans의 개념을 실제 데이터에 적용하여 상대적 효율성(또는 비효율성)을 측정할 수 있는 방법을 처음으로 제시하였다. 그러나 Farrell의 방법에 의해 측정되는 비효율성은 방사비효율성(radial inefficiency)으로 제한되고 비율비효율성(mix inefficiency)은 측정되지 못한다는 한계점이 있었고, 이로 인해 Pareto-Koop-

본 연구는 2008년도 산학협동재단 학술연구비 지원에 의해 수행되었음.

\*연락처 : 임성목 교수, 339-700 충남 연기군 조치원읍 고려대학교 세종캠퍼스 경상대학 경영학부, Fax : 041-860-1528,

E-mail : sungmook@korea.ac.kr

투고일(2008년 02월 12일), 심사일(1차 : 2008년 05월 30일, 2차 : 2008년 10월 27일), 게재확정일(2008년 12월 03일).

mans의 효율성 개념을 완전히 구현하지 못했다. 이러한 이유로 Farrell의 방법에 의해 구해지는 효율성은 약효율성(weak efficiency) 또는 Farrell 효율성으로 불린다. 이후 1978년 Charnes, Cooper and Rhodes(Charnes *et al.*, 1978)에 의해 Pareto-Koopmans 효율성 개념을 완전한 형태로 측정할 수 있는 선형계획법 기반의 방법이 제안되기에 이르는데, 이 방법이 자료포락분석(Data Envelopment Analysis, DEA)이다. DEA에서는 두 단계에 걸친 선형계획법 모형을 풀어 주어진 DMU의 Pareto-Koopmans 효율성을 구하는데, 이를 약효율성과 대비하여 강효율성(strong efficiency)이라고 부른다.

DEA는 다수의 투입 요소를 소비하여 다수의 산출 요소를 생산해 내는 동질의 조직 또는 의사결정단위(DMU)들 간의 상대적 효율성을 선형계획법을 기반으로 측정하는 비모수적 기법이다. 활용 분야도 광범위하여 학교, 병원, 은행, 공공기관 등을 비롯한 많은 조직의 제조 및 서비스 운영 성과를 비교·평가하기 위한 모형으로 널리 이용되어 왔으며, 활용 범위도 확대되어 다기준(multi-criteria) 의사결정문제를 해결하는 하나의 기법으로서 일반적으로 인식되고 있다(Talluri, 2000). DEA 모형을 활용한 다양한 응용 연구로는 교육 프로그램(Grosskopf and Moutray, 2001), 정보기술 투자(Shafer and Byrd, 2000), 마케팅(Donthu *et al.*, 2005), 조립 라인 균형 문제(Mcmullen and Frazier, 1998), 야구 선수(Sucyoshi *et al.*, 1999), 은행(Luo, 2003), 병원(Chang, 1998) 등을 예로 들 수 있다. DEA가 많은 응용분야에서 적용되고 있는 이유로는 주어진 DMU의 투입 · 산출 요소간의 관계를 규정하는 생산 함수에 대한 가정이 필요 없는 비모수적 기법이라는 점, 다수의 투입 · 산출 요소를 동시에 고려할 수 있다는 점, 효율적인 DMU와 비효율적인 DMU를 판별할 수 있고 비효율적 DMU에 대해서는 벤치마킹 대상과 함께 개선 방향을 제시할 수 있다는 점 등이 있다.

DEA에서는 산출 요소의 가중 합을 투입 요소의 가중 합으로 나눈 값을 효율성 점수(efficiency score)로 정의하고 그 값이 1인 DMU를 효율적이라고 한다. 투입 · 산출 요소에 부여되는 가중치는 평가 대상이 되는 DMU의 입장에서 가장 유리한 방향으로 설정하는데, DEA에서는 이러한 가중치를 구하는 모형으로 선형계획법을 활용한다. DEA는 선형계획법을 이용하여 DMU의 효율성을 산출함과 동시에, 비효율적인 DMU에 대해서는 벤치마킹 대상을 제공한다. 또한, 비효율적인 DMU가 효율적이 되기 위해 투입 요소 및 산출 요소에 어느 정도의 개선이 이루어져야 하는지에 대한 정보도 제공한다. 그러나 DEA가 DMU의 효율성에 대한 진단 도구로서의 역할은 하지만 비효율적인 DMU가 효율적으로 바뀌기 위해 필요한 전략적 대안을 제시해주지는 못한다(Talluri, 2000).

현재까지 다양한 분야에서의 DEA 적용 연구가 이루어져 왔고 그에 따른 DEA 방법론의 발전도 함께 이루어져 왔다. 기본적인 CCR 모형(Charnes *et al.*, 1978)에 이어서 가변의 규모 수익성을 가정하는 BCC 모형(Banker *et al.*, 1984), 투입 지향과 산출

지향을 함께 아우르는 비방사적 모형인 Additive 모형(Charnes *et al.*, 1985) 등이 개발되었다. 또한 Banker and Morey(1986)는 정성적인 투입 · 산출 요소의 처리를 고려하는 방법을 개발하였고, Roll and Golany(1989)는 완전 자율적인 가중치 선택을 일부 영역으로 제한하는 방법을 연구한 바 있다.

DEA가 가지는 가장 큰 한계점 중의 하나는 투입 요소와 산출 요소의 선택에 따라 도출되는 효율성 점수가 크게 달라질 수 있다는 것이다. 즉, 투입 · 산출 요소를 어떻게 설정하는 것이 대상 조직들의 성과를 가장 잘 표현할 수 있겠는가에 대한 일반적인 가이드라인이 없다는 것이다. 다수의 의사결정단위들이 공통으로 가지는 투입 · 산출 요소들은 그 숫자가 상당히 많을 수 있고, 그 중 어떤 요소들을 선택하여 DEA를 수행하여야 하는지가 불분명하고 서로 다른 투입 · 산출 요소를 기준으로 효율성을 평가했을 때 상이한 결과가 도출될 수도 있다. 물론 모든 투입 · 산출 요소를 DEA 분석에 포함시킬 수도 있겠지만, 이는 효율적으로 판명되는 DMU들의 비율이 상대적으로 많아지도록 만들어 DEA를 통한 효율성 식별을 어렵게 만든다. 그렇다면 어떤 투입 · 산출 요소를 선정하여야 보다 정확한 효율성 평가가 이루어질 수 있는지가 중요한 문제가 된다. 조직의 전체적인 성과를 가장 잘 반영할 수 있는 투입 · 산출 요소를 선택할 수 있어야만 그 성과를 개선시키기 위해 어떤 측면의 효율성을 강조하고 극대화하기 위해 노력해야 하는지 제대로 파악할 수 있다. 투입 · 산출 요소들의 여러 가지 가능한 조합 중 어떤 조합이 조직의 전체적인 성과를 의미 있게 측정할 수 있는지 파악이 가능하다면 그러한 조합을 기준으로 도출되는 효율성 점수를 개선시키고자 하는 노력이 전체적인 조직성과를 높이는데 가장 효과적인 것이라고 예상할 수 있다. 기존의 DEA 응용 연구들 대부분에서는 문헌연구, 주관적 평가, 통계적 분석 등의 방법으로 선정된 투입 · 산출 요소들이 조직 성과평가에 적절하다고 사전 가정하고 있으며, 올바른 투입 · 산출 요소 조합의 선정 보다는 DEA 분석을 통해 산출되는 효율성 점수 자체와 그 개선 방향 제시에만 관심을 기울이고 있다. 이는 조직의 성과를 제대로 대변하지 못하는 부적절한 DEA 모형을 가지고 효율성 평가와 개선 방향 모색을 하게 되는 불합리한 상황에 빠질 수 있게 하고, 결과적으로 DEA 방법의 유용성이 과소평가되는 문제를 발생시킨다.

본 연구에서는 이러한 DEA의 한계점을 극복할 수 있는 방안으로 새로운 투입 · 산출 요소 선정 방법을 제안하고자 한다. 제안하는 방법은 다수의 투입 · 산출 요소 조합에 대해 DEA를 각각 수행하고, 그 결과로 얻어지는 효율성 점수들과 조직의 전체적인 성과를 대변하는 하나의 지표 간의 관계를 의사결정나무라는 데이터마이닝 기법을 이용하여 분석하는 것을 바탕으로 한다. 투입 · 산출 요소 조합을 달리하여 다양한 DEA 모형들을 구성하고, 이로부터 산출된 효율성 점수들과 조직의 전체적인 성과 간의 구조적인 연관 관계를 의사결정나무를 통해 분석한다. 이를 통해 조직성과를 향상시키기 위해 필요한 효

율성 개선 방향과 우선순위를 고려한 벤치마킹 일정이 수립되도록 하는 것이 본 연구가 제안하는 방법론의 핵심을 이룬다.

본 연구의 구성은 다음과 같다. 제 2장에서는 DEA 모형, 투입·산출 요소 선정 방법, 의사결정나무 등의 배경 이론 및 기존 연구 결과들을 살펴보고, 제 3장에서는 본 연구에서 제안하는 DEA에서의 투입·산출 요소 선정 방법을 설명한다. 제 4장에서는 제안하는 방법의 실제 적용 사례를 보이기 위해 철강·금속 분야 상장기업의 효율성 분석 결과를 소개하고, 마지막 제 5장에서는 제안된 방법이 DEA 분석 과정에서 어떻게 다양하게 활용될 수 있는지 논의하고 결론을 맺는다.

## 2. 배경 이론

### 2.1 DEA

DEA는 복수의 투입 요소와 산출 요소를 동일하게 가지는 동질의 의사결정단위 집합에 대해, 각 DMU의 상대적 효율성을 측정하는 분석 모형이다.  $n$ 개의 DMU가 있고  $m$ 개의 투입 요소,  $s$ 개의 산출 요소가 있을 때, 평가 대상이 되는 DMU  $p$ 의 상대적 효율성 점수는 Charnes *et al.*(1978)에 의해 제안된 다음과 같은 선형계획법 모형을 풀어 구할 수 있다.

$$(P) \max_{\mathbf{u}, \mathbf{v}} \sum_{k=1}^s v_k y_{kp} \\ s.t. \quad \sum_{j=1}^m u_j x_{jp} = 1 \\ \sum_{k=1}^s v_k y_{ki} - \sum_{j=1}^m u_j x_{ji} \leq 0, \quad \forall i, \\ u_j \geq \epsilon, v_k \geq \epsilon, \quad \forall j, k.$$

여기서  $y_{ki}$ 는 DMU  $i$ 가 생성하는 산출 요소  $k$ 의 양,  $x_{ji}$ 는 DMU  $i$ 가 사용하는 투입 요소  $j$ 의 양,  $v_k$ 는 산출 요소  $k$ 에 부과되는 가중치,  $u_j$ 는 투입 요소  $j$ 에 부과되는 가중치,  $\epsilon$ 은 비아르키메디안 무한소(non-Archimedean infinitesimal)를 가리킨다. 이 문제를 평가 대상을 바꿔가며  $n$ 번 풀면 모든 DMU들의 상대적 효율성 점수를 구할 수 있으며, 각각의 DMU에 대해 그 효율성 점수를 최대화시킬 수 있는 산출 요소 및 투입 요소의 가중치들이 구해진다. 효율성 점수, 즉 문제 (P)의 최적 목적함수 값은 0보다 크고 1보다 작거나 같다. 하나의 DMU에 대해 그 효율성 점수가 1인 경우 해당 DMU는 효율적이라고 하고, 1미만인 경우는 비효율적이라고 한다. 모든 비효율적 DMU에 대해, 성과 개선을 위한 벤치마킹 대상으로 삼을 수 있는 효율적 DMU들의 집합, 즉 참조집합(reference set)을 구할 수 있는데 다음의 쌍대 문제를 풀어 찾을 수 있다.

$$(D) \min_{\theta, \pi} \theta - \epsilon(s^- + s^+) \\ s.t. \quad \sum_{i=1}^n \pi_i x_{ji} - \theta x_{jp} + s_j^- = 0, \quad \forall j$$

$$\sum_{i=1}^n \pi_i y_{ki} - y_{kp} - s_k^+ = 0, \quad \forall k \\ \pi_i, s_j^-, s_k^+ \geq 0 \quad \forall i, j, k$$

여기서  $\theta$ 는 효율성 점수이고,  $\pi$ 는 쌍대변수이다. 이 문제를 통해 DMU  $p$ 보다 더 적은 투입 요소를 사용하면서도 더 많은 산출 요소를 생성할 수 있는 DMU 결합체(DMU들의 선형 결합)를 식별할 수 있고,  $\pi$ 가 그 선형 결합 계수에 해당한다. DMU  $p$ 는 이 DMU 결합체를 벤치마킹 대상으로 삼아 성과를 개선시킬 수 있다(Cooper *et al.*, 2000).

계산상의 효율성을 이유로 쌍대 문제 형태의 모형이 더 많이 사용된다. 원 문제는 분석 대상이 되는 DMU의 수 만큼에 해당하는 제약식이 포함되는데 반하여, 쌍대 문제의 경우는 투입 요소와 산출 요소의 개수만큼의 제약식이 포함된다. 일반적으로 DMU의 수보다 투입 및 산출 요소의 수가 더 적기 때문에, 계산 관점에서 볼 때 쌍대 문제가 훨씬 간편하다. 그러나 쌍대 문제 형태로만 DEA 모형을 다루게 되면 원 문제 모형의 의사결정변수인 투입·산출 요소에 대한 가중치가 가지는 다양성과 의미에 대해서는 소홀하게 되는 문제도 있다.

위에서 살펴본 가장 기본적인 DEA 모형인 CCR 모형이 제안된 이후, 다양한 형태로 변형된 모형이 개발되었다. CCR 모형은 의사결정단위의 규모수익이 불변(constant return to scale)이라는 가정 하에서 효율성을 평가함으로써 규모의 효율성과 순수한 기술적 효율성을 구분하지 못하는 단점이 있었다. 이러한 문제점에 착안하여, Banker *et al.*(1984)은 규모수익의 가변성(variable return to scale)을 반영할 수 있는 방법을 제안하였는데 이는 BCC 모형이라 일컬어지며, BCC 모형에서의 효율성 값은 주어진 생산 규모 하에서의 순수 기술 효율성을 의미한다. 또한 순수 규모의 효율성을 평가하기 위한 방법이 제시되었는데, 이는 CCR 모형에서 얻어지는 효율성을 BCC 모형에서 얻어지는 효율성으로 나눔으로써 추정되어진다. 한편, DEA 모형은 그 목적에 따라 투입지향(input-oriented) 모형과 산출지향(output-oriented) 모형으로 구분되어 사용된다. 투입지향 모형은 주어진 수준의 산출 요소를 최소한의 투입 요소를 사용하여 생산하는 것이 목적인 반면, 산출지향 모형은 주어진 투입 요소를 가지고 산출 요소를 최대화하는 것을 목적으로 한다. 또한, 효율적인 DMU들 간 순위 결정 방법의 하나로 super-efficiency가 개발되기도 하였으며(Andersen and Petersen, 1993), 다기준 의사결정 문제(multiple criteria decision making problem)에 사용할 수 있는 순수 산출 요소(또는 투입 요소) 모형도 존재한다(Lovell and Paster, 1999).

### 2.2 투입·산출 요소의 선택

DMU의 효율성을 평가하기 위해서 투입·산출 요소를 적절히 선정하고 측정하는 것은 DEA 결과의 정확성을 결정하는 중요한 문제임에도 불구하고, 사실상 지금까지 DEA에 있어 투

입 · 산출 요소를 어떻게 설정해야 하는지에 대한 연구는 거의 없었으며 일반적으로 적용될 수 있는 방법론이 제시되지 못하였다. 대부분의 응용 연구에서는 기존의 문헌 연구, 대상으로 삼은 조직들의 특성을 고려한 주관적 판단, 관련 자료들에 대한 통계 분석 등을 바탕으로 하는 투입 · 산출 요소 선택 결과를 제시하고 있으며, 그 선택이 해당 조직의 실제적인 성과를 어떻게 반영하는지에 대한 객관적인 검증은 이루어지지 않았다. 한편, DEA에서는 투입 · 산출 요소의 수가 증가하게 되면 효율적으로 평가되는 의사결정단위의 수가 증가함으로 인해 비효율적인 의사결정단위들의 판별이 어렵다는 단점이 있는데, 이러한 특성은 투입 · 산출 요소의 선정 과정을 더욱 어렵게 만든다. Banker *et al.*(1984)은 의사결정단위의 수는 투입과 산출 요소의 수를 합한 것보다 최소한 3배 이상이어야 한다는 연구 결과를 제시하였으며, Boussofiane *et al.*(1991)은 투입 요소와 산출 요소 수의 곱보다는 커야 한다는 경험적 규칙을 제안한 바 있다.

Golany and Roll(1989)은 DEA 응용을 위한 일반적인 절차를 제시하였는데, DEA 분석 과정을 다음과 같은 세 가지 국면으로 보았다.

- (i) 분석에 참여할 DMU들의 정의 및 선택
- (ii) 선택된 DMU들의 상대적 효율성을 산정하는데 적합한 관련 투입 · 산출 요소들의 결정
- (iii) DEA 모형의 적용 및 결과 분석

본 연구와 관련이 있는 것은 두 번째 국면인 투입 · 산출 요소의 선정 과정인데, 이 과정에서는 보통 많은 수의 관련 요소들이 도출되는 것이 일반적이다. 그러나 많은 수의 관련 요소를 DEA 분석에 적용한다면 대부분의 DMU가 효율적이라는 결과가 도출되어 DEA 분석의 의미가 떨어지므로, 이 수를 제한할 필요가 있다. 그들은 초기의 전체 관련 요소 리스트를 축소시키기 위한 방법으로 세 단계를 제시하였다. 첫 번째 단계는 주관적 판단에 의한 선별 과정으로서, 해당 응용 분야 전문가에 의해 중복되는 요소, 유의성이 떨어지는 요소 등이 걸러진다. 이 과정에서 델파이법이나 AHP와 같은 체계적인 방법으로 전문가의 의견을 수렴할 수도 있다. 두 번째 단계는 선별된 요소들에 대해 투입 요소인지 산출 요소인지를 구별하고, 그 요소들에 대해 각 DMU들이 실제로 가지는 값을 측정하는 과정이다. 이 과정에서 투입 · 산출 요소의 구별과 요소 수의 축소를 위해 회귀분석 등을 활용할 수 있다. 세 번째 단계에서는 현재까지 남아 있는 투입 · 산출 요소를 이용하여 다양한 DEA 모형을 시험적으로 풀어보는데, 가장 기본적이고 엄격한 CCR 모형부터 시작하여 BCC 모형 등 다양한 다른 DEA 모형을 적용해 본다. 이 과정에서 일관되게 아주 작은 가중치를 부여받는 요소들은 제거 대상이 될 수 있다. 기본적으로, 선별된 요소들을 기준으로 DMU들 간의 효율성을 식별하는 능력이 중요한데, 이러한 식별 능력에 기여하지 못하는 요소들도 제거 대상이

된다. 이를 위해 다양한 투입 · 산출 요소 조합들을 대상으로 DEA 모형을 풀어서 도출되는 효율성 점수를 기준으로 DMU들을 다양한 방식으로 군집화하고, 군집화 결과에 유의한 영향을 미치지 못하는 요소들은 제거하는 방식을 택할 수도 있다. 이와 같은 Golany and Roll의 연구는 DEA에서의 투입 · 산출 요소 선정 방법을 선구적으로 제시한 것이지만, 투입 · 산출 요소들 간의 통계적 관계만을 고려할 뿐 평가 대상 DMU들의 실제적 성과를 반영할 수 있는 요소 선택 방법이 될 수 없다는 한계점이 있다.

한편, Sinany-Stern *et al.*(1994)은 대학 학과의 효율성 평가에 DEA를 적용하면서, 투입 요소와 산출 요소의 여러 조합을 이용하여 효율성을 산출한 후 할당된 가중치가 작은 요소를 제외시키는 방법을 이용한 바 있으며, Sengupta(1995)는 투입 요소와 산출 요소의 상호결합과 부분적, 전체적 상관관계를 측정하기 위해 정준상관분석을 이용한 바 있다. 또한, Min and Kim(1998)은 Tofallis(1996)가 제시한 프로파일링 방법을 이용하여 각 투입 요소 또는 각 산출 요소의 부분 효율성을 평가한 후 효율성의 서열측면에서 차이가 존재하지 않는 투입 요소와 산출 요소들을 제거하는 방법을 제안하였다.

위에서 살펴본 투입 · 산출 요소 선정 방법들은 요소들 간의 통계적 상관관계를 설명하거나 효율성 점수와 요소들 간의 관계를 감도분석 차원에서 설명할 뿐이고, 이러한 방법을 통해 DMU들의 실제 성과를 제대로 표현할 수 있도록 투입 · 산출 요소 선정이 이루어질 수 있는지는 불분명하다. 다만, 투입 · 산출 요소들에 대한 명확한 이해를 할 수 있는 정보로서만 받아들여져야 할 것이다(Min and Jeong, 1998).

### 2.3 의사결정나무

의사결정나무는 귀납적 학습방법에 속하는 알고리즘으로서 수집된 훈련용 데이터로부터 순환적 분할 방식을 이용하여 나무 형태의 분류 구조를 구축하는 방법이다(Breiman *et al.*, 1984; Ripley, 1996). 분류와 예측을 하는데 있어서 효과적으로 많이 사용되는 데이터마이닝 기법 중 하나로서, 신경망이나 판별분석 등에 의한 방법과 달리 적용결과에 의해 규칙을 명확하게 나타내기 때문에 결과를 이해하기 쉽고 응용이 편리하다. 의사결정나무는 주어진 데이터 내에 포함된 정보를 체계적으로 분석하고 분류함으로써 일정한 규칙과 관계성을 찾아내고(Chou, 1991; Chen *et al.*, 2003) 그 결과를 내부마디와 끝마디로 구성된 나무 형태의 구조로 표현해 낸다. 분류와 예측의 대상이 되는 개체들은 그가 속하는 범주에 따라 목표변수(target variable) 값을 가지게 되고, 의사결정나무 기법은 개체들이 가지는 예측변수(predictor variable)들의 값을 바탕으로 개체들을 범주별로 분류하거나 그 목표변수 값을 예측한다.

목표변수는 이산형 또는 연속형의 값을 가질 수 있는데, 이산형인 경우 해당 의사결정나무를 분류 나무(Hunt, 1993)라고 하고, 연속형인 경우 회귀 나무(Bala, 1996)라고 부른다. 의사결

정나무를 구성하는 알고리즘들은 분리기준, 정지기준, 가치치기 기준 등에 차이를 두며 다양하게 개발되어 왔는데, 대표적인 것으로는 CHAID(Kass, 1980), CART(Breiman *et al.*, 1984), C4.5(Quinlan, 1993) 등이 있다. CHAID는 분리기준으로 카이제곱 통계량 또는  $F$ 통계량의 유의확률을 이용하는 방법이고, CART와 C4.5는 분리기준으로 지니지수(Gini index)와 엔트로피 지수를 각각 이용하는 방법이다.

본 연구에서는 다수의 투입·산출 요소 조합에 대해 DEA를 각각 수행한 후 그 결과로 얻어지는 효율성 점수들과 조직의 전체적인 성과를 대변하는 하나의 지표 간의 관계를 구조적으로 분석하기 위해 의사결정나무를 이용하였다. 의사결정나무 분석을 통해 어떤 투입·산출 요소 조합으로 구성된 DEA 모형 효율성이 조직의 전체적인 성과 향상에 있어 상대적으로 중요한지 파악할 수 있다. 이러한 분석 결과는 조직성공을 향상시키기 위해 필요한 효율성 개선 방향과 우선순위를 고려한 벤치마킹 일정을 수립하는데 유용하게 활용된다.

DEA와 의사결정나무를 결합하는 형태의 연구는 본 연구가 처음은 아니었다. 예를 들어, Seol *et al.*(2007)은 서비스 프로세스의 효율성 개선을 위한 벤치마킹 프레임워크 개발을 위해 DEA와 의사결정나무를 활용하였고, Sohn and Moon(2004)은 정보기술 산업에서 기술 상용화 프로젝트의 성공 여부 예측 모형 개발을 위해 DEA와 의사결정나무를 결합하는 방법을 제안한 바 있다.

### 3. 새로운 투입·산출 요소 선택 방법

본 절에서는 새롭게 제안하는 DEA에서의 투입·산출 요소 선택 방법을 설명한다. 서론에서도 밝혔듯이, 기존의 연구들에서는 투입·산출 요소 선택 방법으로 분석 당사자의 직관이나 경험, 전문가의 의견, 또는 기존 문헌에서의 선택 결과 등을 중심으로 하는 접근법을 취하고 있다. 그러나 이러한 투입·산출 요소 선택 방법은 DEA 분석 결과의 실질적 효용성에 대해 아무런 보장을 하지 못한다. 본 연구가 제안하는 새로운 방법의 기본 동기는 DEA 분석을 통해 도출되는 효율성이 해당 의사결정단위의 실질적 성과를 가장 잘 표현할 수 있도록 투입·산출 요소를 설정하고자 하는 것이다. 그렇다면 의사결정단위의 실질적 성과는 무엇인가? 이는 DEA 분석의 근본 목적을 살펴서 정의되어야 한다. 예를 들어, 기업 가치 제고의 목적으로 유사한 동종 기업들의 효율성을 분석하고자 한다면, DEA를 통해 측정되는 기업의 효율성이 기업 가치 향상과 관계성이 성립될 수 있도록 투입·산출 요소를 선정하여야 할 것이다. 또 다른 예로 고객만족도 제고 관점에서 서울 시내 공공도서관들의 효율성을 측정하고자 한다면, DEA 분석을 통해 측정되는 도서관의 효율성은 고객만족도를 상당 부분 표현할 수 있어야 할 것이다. 물론 이러한 단일 성과지표를 산출 요소로 직접 설정하여 DEA 분석을 하는 방식을 생각할 수도 있겠으

나, 물리적인 투입 요소와의 생산 함수 관계가 명백하지 않을 뿐만 아니라 많은 경우 정성적인 형태의 최종 산출물보다는 물리적인 중간 산출물을 산출 요소로 택하는 일반적인 DEA 분석 절차에도 부합되지 않는다.

본 연구에서 제안하는 투입·산출 요소 선정 프레임워크는 다음과 같이 구성된다. 첫 번째 단계는 효율성 분석의 목적을 명확히 하는 것이다. 즉, 이 단계에서는 DEA 분석을 왜 하는지, 조직의 어떤 면을 개선시키고자 하는지, 운영효율성 향상을 통해 조직의 어떠한 실질적 성과를 향상시키려하는지를 명확하게 정의해야 한다. 두 번째 단계는 이러한 DEA 분석 목적을 반영할 수 있는 단일의 의사결정단위 성과지표를 선정하는 것이다. 이러한 단일 성과지표는 분석 목적에 따라 기업 수익성 증가율, 기업 가치 상승률이 될 수도 있고 고객만족도가 될 수도 있다. 물론 이러한 단일성과지표는 측정 가능한 정량화된 수치 지표가 되어야 한다. 예를 들어, 기업 수익성 증가율을 측정하기 위해 매출 총이익(gross margin) 증가율을 지표로 선택할 수도 있고, 기업 가치 상승률을 측정하기 위해 시장에서의 주식가격 상승률을 지표로 선택할 수도 있다. 고객 만족도를 측정하기 위해 직접적인 고객 만족도 조사를 통한 만족도 지표를 산출할 수도 있다.

세 번째 단계에서는 의사결정단위의 생산 활동에 관여하는 투입·산출 요소 전체 리스트를 작성한다. 이 과정은 분석 당사자 및 전문가의 경험적·주관적 의견, 기존 문헌 연구 등을 통해 이루어질 수 있는데, 의미 있는 요소가 탈락하는 일이 없도록 도출되는 요소의 범위를 광범위하게 할 필요가 있다. 네 번째 단계는 전 단계에서 도출된 전체 투입·산출 요소 리스트를 이용하여 DEA 분석에 사용할 하나 이상의 투입·산출 요소 조합 후보들을 결정하는 것이다. 다섯 번째 단계는 전 단계에서 결정된 투입·산출 요소 조합들을 기준으로 DEA 분석을 각각 수행하여 분석 대상인 의사결정단위들의 효율성 점수를 산출하는 단계로서, 투입·산출 요소 조합 후보가 만일  $k$ 개 이었다면 하나의 의사결정단위는  $k$ 개의 효율성 점수를 부여받게 된다.

여섯 번째 단계는 두 번째 단계에서 설정한 단일 성과지표를 목표변수로 하고 전 단계에서 구해진 의사결정단위들의  $k$ 개 효율성 점수를 예측변수로 하여 의사결정나무 분석을 수행하는 것이다. 즉, 의사결정나무 분석을 통해 목표변수인 단일 성과지표의 값을 결정하는데 있어서 예측변수들이 어떠한 방식으로 영향을 미치게 되는지 구조적인 형태로 파악하는 것이다. 의사결정나무 분석 결과는 마디(node)와 가지(branch)로 구성된 나무 형태로 주어지게 된다. 목표변수가 이산형인 경우에 생성되는 분류 나무의 경우, 가지는 각 마디는 특정 예측변수(즉, 특정 DEA 모형에서 산출된 효율성 점수)를 나타내고 그 마디로부터 분지되는 각 가지는 해당 예측변수 값의 특정 범위를 나타내게 된다. 나무의 최상위 마디로부터 시작하여 가지를 따라 내려오다가 특정 마디에 이르르면 그 때까지 통과한 가지들에 의해 표현되는 예측변수들의 범위를 모두 만족시키

는 의사결정단위 집합이 결정되고, 그 의사결정단위들이 가지는 목표변수 값의 분포가 주어진다. 의사결정나무에서 상위 계층 마디에 해당하는 예측변수일 수록 목표변수 값의 결정에 더 큰 영향을 미친다고 해석할 수 있고, 하위 계층 마디에 해당하는 예측변수들은 그 영향력이 상대적으로 작다고 본다. 의사결정나무의 최종 마디들은 각각 하나의 분류 규칙을 생성시킨다. 즉, 최상위 마디에서 하나의 최종 마디까지 도달하기 까지 통과하는 가지들에 의해 표현되는 예측변수들의 공통 범위가 구해지고, 이를 통해 목표변수의 값을 예측할 수 있는 하나의 규칙이 만들어지는 것이다.

마지막 단계에서는 의사결정나무 분석 결과를 활용하여 효율성 개선을 위한 노력의 필요성이 상대적으로 높은 DEA 모형(즉, 투입 · 산출 요소 조합)들을 그 우선순위와 함께 선정한다. 어느 하나의 DEA 모형으로 단일 성과지표를 모두 설명하는 것은 불가능하며, 기업의 성과를 높이기 위해 하나의 효율성 점수만을 개선 목표로 삼는 것은 효과적이지 못하다. 따라서 단일 성과지표에 영향을 미치는 다수 개의 효율성 점수를 선별하되 그 개선 우선순위를 설정하는 것이 필요하고, 어떠한 효율성 점수들이 단일 성과지표에 상대적으로 많은 영향을 미치는지는 의사결정나무 분석 결과를 통해 파악할 수 있다. 즉, 의사결정나무의 상위 계층 마디에 해당하는 DEA 모형으로부터 산출된 효율성이 의사결정단위의 단일 성과지표를 결정하는데 더 큰 영향을 미친다고 해석할 수 있고, 이러한 영향 우선순위를 바탕으로 의사결정단위의 단일 성과지표를 개선하기 위한 벤치마킹 일정을 수립할 수 있다.

앞에서 설명한 방법론의 절차는 <Figure 1>과 같고, 그 개념적 틀을 도식화 하면 <Figure 2>와 같다. 상기와 같이 다소 개략적으로 설명한 일반적 방법론에 대한 보다 구체적인 설명은 다음 절에서 소개할 철강 · 금속 분야 상장기업에 대한 효율성 분석 예시를 통해 제시한다.

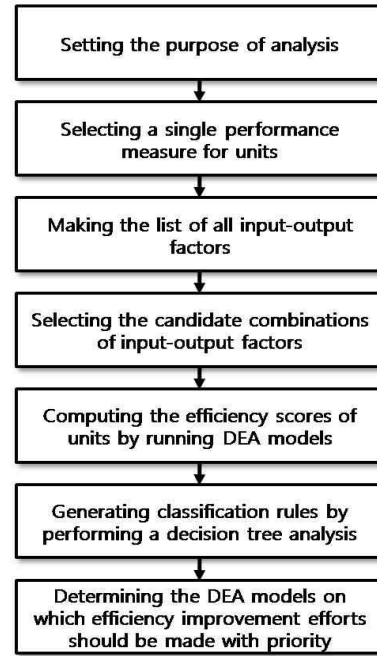


Figure 1. The procedure for the proposed method

#### 4. 철강 · 금속 분야 상장기업의 효율성 분석

제안한 방법론이 실제로 어떻게 적용될 수 있는지 보이기 위해, 제 3장에서 설명한 절차를 실제 기업의 효율성 평가에 적용해 보기로 한다. 본 연구에서 효율성 분석의 대상으로 삼은 기업은 철강 · 금속 분야 상장기업들이다. 관리종목 등을 제외하고 유가증권시장에 상장된 41개 기업과 코스닥에 상장된 60개 기업을 분석의 대상으로 하였고, 2006년 1월부터 2006년 12월 까지를 대상으로 하는 대차대조표, 손익계산서, 주가 상승률 등

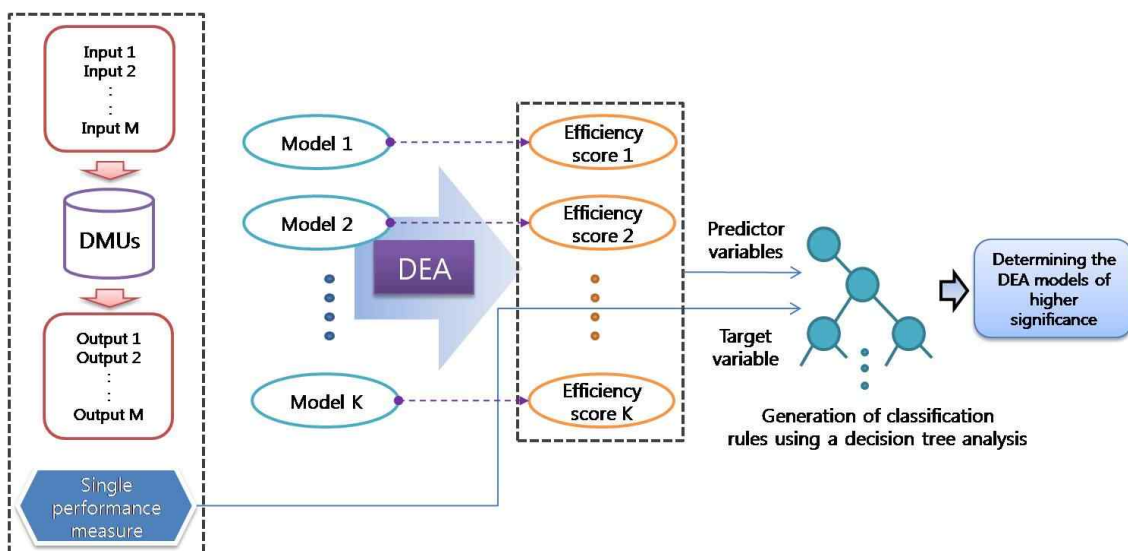


Figure 2. The conceptual framework of the proposed method

의 자료를 수집하였다. 결산월이 3월인 일부 기업의 경우 자료 수집의 대상 기간을 2006년 4월부터 2007년 3월까지로 하였다.

제 3장에서 설명한 방법론의 첫 번째 단계로서 본 분석의 목적을 해당 기업들의 가치 제고 관점에서 효율성 분석을 실시하는 것으로 설정한다. 이에 따라 두 번째 단계에서는 각 기업들의 가치 변동을 시장에서 가장 잘 대변한다고 할 수 있는 주식 가격 상승률을 단일 성과지표로 선택하였다. 물론 주식 가격의 변동은 기업의 가치뿐만 아니라 다양한 요인이 함께 작용하고 있지만, 기업 가치를 가장 실질적으로 대표할 수 있는 것으로 다른 어떠한 재무비율들보다 주식 가격 상승률이 가장 적합하다고 판단하였다.

세 번째 단계로서 대상 기업들의 재무제표에 나타난 다양한 수치들을 대상으로, 투입 · 산출 요소 전체 리스트를 작성하였다. Min and Jeong(2006)은 DEA를 활용하여 기업의 부도를 예측하는 모형을 제안한 바 있는데, 본 연구에서는 그 연구에서 사용한 투입 · 산출 요소를 전체 리스트로 설정하였다. 포함되는 요소들은 다음 <Table 1>과 같다.

네 번째 단계는 하나 이상의 투입 · 산출 요소 조합 후보를 결정하는 것인데, 본 연구에서 제안하는 방법론의 예시를 든

다는 의미에서 Min and Jeong(2006)에서 사용한 9가지 조합을 그대로 사용하기로 한다. 각각의 투입 · 산출 요소 조합은 하나의 DEA 모형을 정의하므로 총 9개의 DEA 모형이 도출되고, 그 내용은 <Table 2>에 정리하였다.

모든 투입 요소의 값은 비음이지만, 일부 산출 요소의 값은 음수인 경우가 있다. DEA 모형에서는 투입 · 산출 요소의 값이 비음이라고 가정하므로 음수인 산출 요소를 비음으로 변환시킬 필요가 있다. 산출 요소의 최소값에 1을 더한 값을 모든 산출 요소에 더하여 모든 값이 비음이 되도록 하였는데, 투입지향적 BCC 모형에서는 산출 요소의 값에 일정한 값을 더하거나 빼도 그 결과가 동일하다는 사실을 이용하였다(Cooper *et al.*, 2000, pp. 121-122). 변환된 투입 · 산출 요소별 기술통계량은 다음 <Table 3>과 같다.

다섯 번째 단계로 위에서 설정한 9가지 투입 · 산출 요소 조합 후보를 기준으로 대상 기업들의 효율성을 DEA 분석을 통해 산출한다. 본 연구에서는 규모수익의 가변성을 가정한 투입지향적(input-oriented) BCC 모형을 사용하여 DEA 분석을 수행하였으며, 그 결과는 <Appendix 1>에 수록하였다. DEA 분석에 사용한 소프트웨어는 DEA-Solver learning version 3.0(Cooper *et al.*,

**Table 1.** The list of input-output factors

Input factors	Output factors
Selling and administrative expenses	Income before income taxes
Total assets	Sales
Total liabilities	Cash flows from operating activities
Net cash flows from financing activities	Retained earnings
Standard deviation of income before income taxes	Working capital(=current asset - current liability)

**Table 2.** Nine DEA models with different combinations of input-output factors

Model	1	2	3	4	5
Input factors	<ul style="list-style-type: none"> <li>◦ Selling and administrative expenses</li> <li>◦ Total assets</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>◦ Selling and administrative expenses</li> <li>◦ Total liabilities</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>◦ Selling and administrative expenses</li> <li>◦ Total assets</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>◦ Selling and administrative expenses</li> <li>◦ Total assets</li> <li>◦ Total liabilities</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>◦ Net cash flows from financing activities</li> <li>◦ Total liabilities</li> </ul>
Output factors	<ul style="list-style-type: none"> <li>◦ Income before income taxes</li> <li>◦ Sales</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>◦ Income before income taxes</li> <li>◦ Sales</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>◦ Income before income taxes</li> <li>◦ Sales</li> <li>◦ Cash flows from operating activities</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>◦ Income before income taxes</li> <li>◦ Sales</li> <li>◦ Cash flows from operating activities</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>◦ Retained earnings</li> <li>◦ Sales</li> </ul>
Model	6	7	8	9	
Input factors	<ul style="list-style-type: none"> <li>◦ Total liabilities</li> <li>◦ Standard deviation of income before income taxes</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>◦ Net cash flows from financing activities</li> <li>◦ Total liabilities</li> <li>◦ Standard deviation of income before income taxes</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>◦ Net cash flows from financing activities</li> <li>◦ Total liabilities</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>◦ Net cash flows from financing activities</li> <li>◦ Total liabilities</li> <li>◦ Standard deviation of income before income taxes</li> </ul>	
Output factors	<ul style="list-style-type: none"> <li>◦ Retained earnings</li> <li>◦ Working capital</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>◦ Sales</li> <li>◦ Working capital</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>◦ Retained earnings</li> <li>◦ Sales</li> <li>◦ Working capital</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>◦ Retained earnings</li> <li>◦ Sales</li> <li>◦ Working capital</li> </ul>	

2000)이다.

여섯 번째 단계로서 두 번째 단계에서 설정된 단일 성과지표인 주식 가격 상승률을 목표변수로 하고 <Appendix 1>과 같이 구해진 9가지 DEA 모형별 효율성 점수를 예측변수로 하여 의사결정나무 분석을 수행하였다. 주식 가격 상승률이 전체 101개 기업 중 상위 50%에 해당하면 해당 기업에 대한 목표변수 값은 1이고, 그렇지 않으면 0이 되도록 설정하였다. 의사결정나무 분석은 SAS Enterprise Miner release 4.3을 사용하였으며, 의사결정나무 생성 알고리즘으로는 지니 지수(Gini index)를 이용한 분리 기준으로 이용하는 CART 알고리즘을 채택하였다. 의사결정나무 분석의 결과는 다음 <Figure 3>와 같다.

의사결정나무의 가장 높은 계층에 있는 마디는 ‘Model 7’이므로, Model 7로부터 산출된 효율성 점수가 목표변수의 값을

결정하는데 가장 큰 영향을 미친다는 것을 알 수 있다. 최상위에 있는 상자 안을 보면 전체 DMU 101개 중에서 목표변수의 값이 1인 DMU들은 48개로 47.5%, 0인 것은 53개로 52.5%에 해당한다는 것을 알 수 있다. ‘Model 7’이라는 마디에서 두 개의 가지가 분지되는데 왼쪽 가지는 Model 7의 효율성 점수가 0.5749225285미만인 경우를, 오른쪽 가지는 0.5749225285이상인 경우를 나타낸다. 오른쪽 가지를 따라가 보면 전체 101개 DMU들 중에서 Model 7의 효율성 점수가 0.5749225285이상인 44개 DMU들의 구성 내역을 나타내는 상자가 이어진다. 이를 보면, 44개 DMU들 중에서 목표변수의 값이 1인 것이 28개로 63.6%, 0인 것이 16개로 36.4%임을 알 수 있다. 반면, 왼쪽 가지를 따라가 보면 전체 101개 DMU들 중에서 Model 7의 효율성 점수가 0.5749225285미만인 57개 DMU들의 구성 내역을 나타

Table 3. Descriptive statistics of the translated input-output factors

Factors		Min	Max	Average	Std. Dev.
Input Factors	Selling and administrative expenses	8.8	11176.5	286.8	1159.7
	Total assets	87.7	263628.7	6116.6	27247.6
	Total liabilities	35.9	45712.1	2091.0	6269.5
	Net cash flows from financing activities	0.0	37487.3	1892.1	4984.0
	Standard deviation of income before income taxes	2.6	12498.2	274.7	1324.2
Output Factors	Income before income taxes	1.0	41539.1	1007.5	4146.9
	Sales	110.6	200434.0	5339.0	20895.0
	Cash flows from operating activities	1.0	41121.5	1481.7	4050.8
	Retained earning	1.0	187580.5	2944.4	18663.8
	Working capital(= current asset-current liability)	1.0	66317.0	5993.4	6131.6

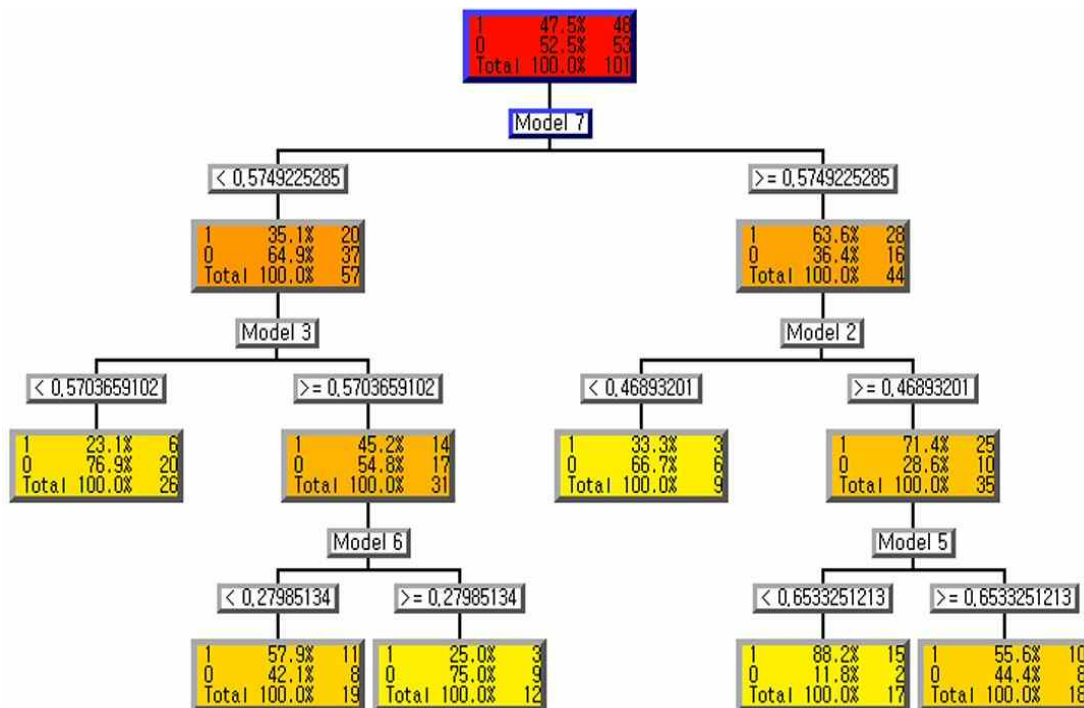


Figure 3. The result of decision tree analysis



내는 상자가 이어진다. 이를 보면, 57개 DMU들 중에서 목표변수의 값이 1인 것이 20개로 35.1%, 0인 것이 37개로 64.9%임을 알 수 있다.

의사결정나무의 두 번째 계층에는 마디 ‘Model 3’과 마디 ‘Model 2’가 나타나는데, 이것은 이들 모형으로부터 산출된 효율성 점수가 Model 7의 효율성 점수 다음으로 목표변수의 값을 결정하는데 중요한 역할을 하고 있음을 나타낸다. ‘Model 2’ 마디에서 분지된 두 개의 가지로 이어진 각각의 상자들을 보면, Model 7의 효율성 점수가 0.5749225285이상인 44개의 DMU들 중에서 Model 2의 효율성 점수가 0.46893201이상인 것들은 35개이고 이 중 목표변수의 값이 1인 것들은 25개, 즉 71.4%에 이르는 것을 알 수 있고, Model 7의 효율성 점수가 0.5749225285이상인 44개의 DMU들 중에서 Model 2의 효율성 점수가 0.46893201미만인 것들은 9개이고 이 중 목표변수의 값이 1인 것들은 3개, 즉 33.3%에 해당함을 알 수 있다. 마디 ‘Model 3’으로부터 이어지는 두 개의 가지 부분도 같은 방식으로 해석할 수 있는데, 특히 마디 ‘Model 3’로부터 이어지는 왼쪽 가지 부분을 보면 Model 7의 효율성 점수가 0.5749225285미만인 57개의 DMU들 중에서 Model 3의 효율성 점수가 0.5703659102미만인 것은 26개이고 그 중 목표변수의 값이 1인 것들은 6개, 즉 23.1%에 불과함을 확인할 수 있다.

한편, 세 번째 계층에 있는 마디 ‘Model 5’로부터 분지되는 왼쪽 가지를 보면 Model 5의 효율성 점수가 0.6533251212미만일 때 목표변수의 값이 1이 되는 빈도가 88.2%이고 0.6533251212이상일 때는 그 빈도가 55.6%로 나타난다. 이는 효율성이 높을수록 더 나은 가치를 가진 기업이라는 일반적 개념에 배치된다. 이는 Model 5로 주가 상승률(즉, 기업의 가치 제고)을 설명하기는 힘들다는 것을 뜻하고, 이후 분석에서 제외시키는 것이 합당하다. Model 6의 경우 Model 5의 경우와 마찬가지로 이유로 분석에서 제외한다.

의사결정나무 분석 결과에서 제외된 마디 ‘Model 5’와 마디 ‘Model 6’을 제외하면 끝마디의 개수가 4개이므로 4개의 분류 규칙이 생성되었음을 알 수 있고, 이 규칙들을 정리하면 <Table 4>와 같다.

이제 의사결정나무 분석 결과를 활용하여 효율성 개선을 위한 노력의 필요성이 상대적으로 높은 DEA 모형들을 그 우선순위와 함께 선정하는 것이 마지막 단계이다. <Figure 3>에 나타난 의사결정나무 분석 결과를 통해 제일 먼저 알 수 있는 것은

Model 7의 효율성 점수가 목표변수의 값을 결정하는데 가장 큰 역할을 한다는 것이다. 이는 Model 7이 추구하는 효율성 점수를 우선적으로 높이는 것이 기업의 가치를 높이는데 상대적으로 가장 효과적인 방법임을 나타낸다. 즉, 분석 대상 기업들은 Model 7을 대상으로 하는 타 기업 벤치마킹과 효율성 개선 노력을 최우선 과제로 삼아야 하는 것이다.

의사결정나무 분석 결과를 통해 두 번째로 파악할 수 있는 것은 Model 7의 효율성 점수 다음으로 목표변수의 값을 결정하는데 큰 영향을 미치는 것이 Model 2와 Model 3의 효율성 점수라는 것이다. 즉, 기업의 가치를 높이는데 가장 효과가 큰 것이 Model 7에 대한 효율성 개선이라면, Model 2와 Model 3에 대한 효율성을 높이는 것은 그 효과를 더욱 강화시키는 방법이라고 해석할 수 있다. 이를 예를 들어 설명하면, Model 7의 효율성 점수가 0.5749225285 이상인 경우 주가 상승률이 상위 50%에 속하는 빈도가 63.6%이지만 Model 2의 효율성 점수까지 0.46893201이상이면 그 빈도가 71.4%로 크게 상승함을 볼 수 있다. 또한 Model 7의 효율성이 0.5749225285미만인 경우 주가 상승률이 하위 50%에 속하는 빈도가 64.9%이지만 Model 3의 효율성 점수까지 0.5703659102미만이면 그 빈도가 76.9%로 크게 상승함을 알 수 있다. 한편, Model 7의 효율성 점수가 0.5749225285이상인 경우라 할지라도 Model 2의 효율성 점수가 0.46893201미만이라면 주가 상승률이 상위 50%에 속하는 빈도가 33.3%로 크게 떨어지고, Model 7의 효율성 점수가 0.5749225285미만이라고 할지라도 Model 3의 효율성 점수가 0.5703659102이상이라면 주가 상승률이 하위 50%에 속하는 빈도가 54.8%로 감소함을 확인할 수 있다. 즉, Model 7의 효율성이 높은 경우라도 Model 2의 효율성을 높이면 그 효과가 배가되고, Model 7의 효율성이 낮은 경우라도 Model 3의 효율성을 높일 수 있다면 기업의 가치 제고에 상대적으로 큰 도움이 될 수 있다는 점을 보여준다.

상기와 같이 기술한 결과는 향후 해당 기업이 효율성 향상을 위한 노력을 기울일 때 우선순위를 고려한 벤치마킹 스킬을 수립하는데 중요한 참고자료가 될 수 있다.

### 5. 결론 및 제언

본 연구에서는 DEA 분석 과정에서 중요한 단계인 투입·산출

**Table 4.** Pattern of efficiency scores and the probabilities of the rate of increase in stock prices being above the median

Type	Pattern of efficiency scores	Probability
1	$E_7 < 0.5749225285; E_3 < 0.5703659102$	23.1%
2	$E_7 < 0.5749225285; E_3 \geq 0.5703659102$	45.2%
3	$E_7 \geq 0.5749225285; E_2 < 0.46893201$	33.3%
4	$E_7 \geq 0.5749225285; E_2 \geq 0.46893201$	71.4%

요소의 선정을 효율성 평가 목적에 부합되도록 하기 위한 하나의 방법론을 제안하였다. 지금까지 요소 선정 방법이 주로 주관적 판단, 기존 문헌 연구, 통계적 분석 등에 기반하고 있고, 효율성 평가 목적에 맞게 대상 조직의 실질적 성과를 제대로 나타낼 수 있는 투입 · 산출 요소의 선정을 하지 못했다는 점을 고려할 때 본 연구가 가진 의의를 찾을 수 있다.

제안한 방법은 투입 · 산출 요소 선정 이외의 목적에도 활용될 수 있다. 우선, 다양한 DEA 모형 중 어떤 것이 더 적합한지를 판단하는데 활용할 수 있다. CCR 모형, BCC 모형, Additive 모형, Multiplicative 모형(Charnes *et al.*, 1982) 등 다양한 형태의 DEA 모형들이 개발되어 있고, 각 모형별로 취하고 있는 기본 가정들에서 차이가 있다. DEA 분석을 하고자 하는 사용자에게는 어떤 유형의 DEA 모형을 적용할지 불분명한 경우가 많이 있으며, 이런 경우 본 연구에서 제안한 방법을 활용할 수 있다. 즉, 여러 가지의 투입 · 산출 요소 조합뿐만 아니라 다양한 DEA 모형들도 함께 조합하여 효율성 산출 및 의사결정나무 분석을 수행하고, 그 결과를 바탕으로 조직의 단일 성과지표를 가장 잘 설명하는 DEA 모형을 선정하는 것이다. 또 다른 활용 방안으로, 제안한 방법의 결과를 이용하여 평가 대상 DMU의 효율성 개선 스케줄을 수립하는 것이다. 예를 들어 제 4장에서 설명한 철강 · 금속 분야 상장기업 효율성 평가 결과를 보면, Model 7의 효율성이 기업 가치 제고에 가장 결정적인 역할을 하고 부차적으로 Model 2와 Model 3의 효율성이 그 다음의 중요도를 가진다. 한 기업의 입장에서 보면 Model 7, 2, 3의 효율성을 동시에 개선시키는 것이 현실적으로 어려울 수 있으며, 이 경우 개선 스케줄을 Model 7, Model 2, Model 3 순으로 순차적으로 설정하는 것이 효과적인 대안이 될 수 있다.

본 연구에서 제안한 방법의 한계점은 투입 · 산출 요소 전체 리스트로부터 투입 · 산출 요소 조합 후보를 선정하는 과정에 있다. 전체 리스트의 요소 수가 많을수록 요소 조합 후보의 수는 기하급수적으로 늘어난다. 이 때 해당 분야 전문가의 의견이나 평가자의 주관적 판단이 개입되어 요소 조합 후보를 선별하여야 하는데, 이 과정에서 유의미한 조합 후보가 탈락될 수 있다. 한편, 평가 대상 조직의 단일 성과지표를 선정하기 어려울 수 있고 해당 지표가 존재한다 하더라도 그 객관적 측정치가 존재하지 않을 수가 있을 수 있는데, 이 경우 제안된 방법을 적용하기는 어렵다는 것도 또 다른 한계점이라고 할 수 있다.

## 참고문헌

- Andersen, P. and Petersen, N. C. (1993), A procedure for ranking efficient units in data envelopment analysis, *Management Science*, **39**(10), 1261-1264.
- Bala, J. (1996), Using Learning to Facilitate the Evolution of Features for Recognizing Visual Concepts, *Evolutionary Computation*, **4**(3), 297-312.
- Banker, R. D. and Morey, R. C. (1986), The Use of Categorical Variables in Data Envelopment Analysis, *Management Science*, **32**(12), 1613-1627.
- Banker, R., Charnes, A., and Cooper, W. W. (1984), Some Models for Estimating Technical and Scale Inefficiencies in Data Envelopment Analysis, *Management Science*, **30**(9), 1078-1092.
- Boussofiane, A., Dyson, R. G., and Thanassoulis, E. (1991), Applied Data Envelopment Analysis, *European Journal of Operational Research*, **52**(1), 1-15.
- Breiman, L., Friedman, J. H., Olshen, R. A., and Stone, C. G. (1984), *Classification and Regression Trees*, Chapman & Hall, New York.
- Chang, H. H. (1998), Determinants of Hospital Efficiency : the Case of Central Government-owned Hospitals in Taiwan, *OMEGA International Journal of Management Science*, **26**(2), 307-317.
- Charnes, A., Cooper, W. W., Golany, B., Seiford, L., and Stutz, J. (1985), Foundations of Data Envelopment Analysis for Pareto-Koopmans Efficient Empirical Production Functions, *Journal of Econometrics*, **30**(1-2), 91-107.
- Charnes, A., Cooper, W. W., Seiford, L., and Stutz, J. (1982), A Multiplicative Model for Efficiency Analysis, *Socio-Economic Planning Sciences*, **16**(5), 213-224.
- Charnes, A., Cooper, W. W., and Rhodes, E. (1978), Measuring the Efficiency of Decision Making Units, *European Journal of Operational Research*, **2**(6), 429-444.
- Chen, Y. L., Hsu, C. L., and Chou, S. C. (2003), Constructing a Multi-valued and Multi-labeled Decision Tree, *Expert Systems with Applications*, **25**(2), 199-209.
- Chou, P. A. (1991), Optimal Partitioning for Classification and Regression Trees, *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, **13**(4), 340-354.
- Cooper, W. W., Seiford, L. M., and Tone, K. (2000), *Data Envelopment Analysis: A Comprehensive Text with Models, Applications, References and DEA-solver Software* Kluwer academic publishers, Boston.
- Donthu, N., Hershberger, E. K., and Osmonbekov, T. (2005), Benchmarking Marketing Productivity Using Data Envelopment Analysis, *Journal of Business Research*, **58**(11), 1474-1482.
- Farrell, M. J. (1957), The Measurement of Productive Efficiency, *Journal of the Royal Statistical Society, Series A (General)*, **120**(3), 253-290.
- Golany, B. and Roll, Y. (1989), An Application Procedure for DEA, *OMEGA International Journal of Management Science*, **17**(3), 237-250.
- Grosskopf, S. and Moutray, C. (2001), Evaluating Performance in Chicago Public High Schools in the Wake of Decentralization, *Economics of Education Review*, **20**(1), 1-14.
- Hunt, K. J. (1993), Classification by Induction: Application to Modeling and Control of Non-linear Dynamical Systems, *Intelligent Systems Engineering*, **2**(4), 231-245.
- Kass, G. V. (1980), An Exploratory Technique for Investigating Large Quantities of Categorical Data, *Applied Statistics*, **29**(2), 119-127.
- Koopmans, T. C., ed. (1951), *Activity Analysis of Production and Allocation*, Wiley, New York.
- Lovell, C. A. K. and Pastor, J. T. (1999), Radial DEA Models without Inputs or without Output, *European Journal of Operational Research*, **118**(1), 46-51.
- Luo, X. (2003), Evaluating the Profitability and Marketability Efficiency of Large Banks-an Application of Data Envelopment Analysis, *Journal of Business Research*, **56**(8), 627-635.
- Mcmullen, P. R. and Frazier, G. V. (1998), Using Simulation and Data Envelopment Analysis to Compare Assembly Line Balancing Solutions, *Journal of Productivity Analysis*, **11**(2), 149-168.
- Min, J-H. and Jeong, C-W. (2006), Nonparametric Approach to Bankruptcy Prediction : Developing Cross Peeling Technique Integrating DEA and Negative DEA, *Korean Management Review*, **35**(4), 1157-1180.
- Min, J-H. and Kim, J-H. (1998), A Selection Process of Input and Output Factors Using Partial Efficiency in DEA, *Journal of the Korean Operations Research and Management Science Society*, **23**(3), 75-90.
- Pareto, V. (1927), *Manuel d'economie politique*, deuxième edition, Appendix, pp. 617 ff., Alfred Bonnet, ed., Marcel Giard, Paris.
- Quinlan, J. R. (1993), *C4.5: Programs for machine learning* Morgan Kaufmann, San Mateo.

Ripley, B. D. (1996), *Pattern Recognition and Neural Networks*, Cambridge University Press, New York.

Roll, Y. and Golany, B. (1989), Alternate Methods of Treating Factor Weights in DEA, *OMEGA International Journal of Management Science*, **21**(1), 99-109.

Sengupta, J. K. (1995), *Dynamics of Data Envelopment Analysis: Theory of Systems Efficiency*, Kluwer Academic Publishers, Boston.

Seol, H., Choi, J., Park, G., and Park, Y. (2007), A Framework for Benchmarking Service Process Using Data Envelopment Analysis and Decision Tree, *Expert Systems with Applications*, **32**(2), 432-440.

Shafer, S. M., and Byrd, T. A. (2000), A Framework for Measuring the Efficiency of Organizational Investments in Information Technology Using Data Envelopment Analysis, *OMEGA International Journal of Management Science*, **28**(2), 125-141.

Sinuany-Stern, Z., Mehrez, A., and Barbooy, A. (1994), Academic Departments Efficiency via DEA, *Computers and Operations Research*, **21**(5), 543-556.

Sohn, S. Y. and Moon, T. H. (2004), Decision Tree Based on Data Envelopment Analysis for Effective Technology Commercialization, *Expert Systems with Applications*, **26**(2), 279-284.

Sueyoshi, T., Ohnishi, K., and Kinase, Y. (1999), A Benchmark Approach for Baseball Evaluation, *European Journal of Operational Research*, **115**(3), 429-448.

Talluri, S. (2000), Data Envelopment Analysis : Models and Extensions, *Decision Line*, **31**, 8-11.

Tofallis, C. (1996), Improving Discernment in DEA Using Profiling, *OMEGA International Journal of Management Science*, **24**(3), 361-364.

<Appendix 1> Efficiency results from the nine DEA models

	Model 1	Model 2	Model 3	Model 4	Model 5	Model 6	Model 7	Model 8	Model 9
영풍	0.64	0.64	0.64	0.64	0.30	0.15	0.49	0.30	0.49
한국주철관공업	0.30	0.41	0.30	0.45	0.47	1.00	1.00	1.00	1.00
만호제강	0.31	0.75	0.31	0.76	0.76	0.81	1.00	1.00	1.00
동국제강	0.75	0.58	0.75	0.75	0.38	1.00	1.00	0.38	1.00
세아베스틸	0.63	0.71	0.97	0.97	0.57	0.20	0.63	0.57	0.63
신화실업	0.50	0.47	0.50	0.50	0.33	0.31	0.59	0.36	0.59
동양강철	0.47	0.46	0.47	0.47	0.27	0.14	0.48	0.27	0.49
한국철강	0.50	0.71	1.00	1.00	0.62	1.00	1.00	0.78	1.00
한일철강	0.51	0.52	1.00	1.00	0.33	0.17	0.33	0.33	0.33
고려제강	0.27	0.44	0.29	0.44	1.00	1.00	0.97	1.00	1.00
동양석관	0.41	0.30	0.45	0.45	0.28	0.24	0.42	0.28	0.49
세아제강	0.89	0.56	0.89	0.90	0.48	0.15	0.85	0.48	0.85
유니온스틸	0.61	0.45	0.62	0.62	0.35	0.14	0.61	0.35	0.61
현대제철	0.88	0.75	0.88	0.88	0.96	0.29	0.96	0.96	0.96
BNG스틸	0.81	0.56	0.92	0.92	0.41	0.16	0.72	0.41	0.72
동일산업	0.65	0.67	0.65	0.72	0.82	0.34	0.69	0.82	0.82
휴스틸	0.52	0.39	0.58	0.59	0.36	0.15	0.53	0.36	0.53
포스코	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00
풍산	0.88	0.72	0.88	0.89	0.55	0.47	0.96	0.55	0.96
삼아알미늄	0.37	0.37	0.37	0.37	0.17	0.07	0.22	0.17	0.22
한국특수형강	0.61	0.40	0.63	0.63	0.38	0.22	0.37	0.38	0.40
NI스틸	0.50	0.38	0.82	0.84	0.26	0.20	0.34	0.26	0.34
남선알미늄	0.56	0.25	0.56	0.56	0.27	0.12	0.30	0.27	0.30
문배철강	0.57	0.55	0.88	1.00	0.56	0.32	0.52	0.56	0.56
동양철관	0.55	0.47	0.56	0.66	0.47	0.37	0.54	0.47	0.54
대양금속	0.41	0.39	0.86	0.86	0.20	0.32	0.83	0.23	0.83
고려아연	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00	0.47	1.00	1.00	1.00
현대하이스코	1.00	0.56	1.00	1.00	0.40	0.08	1.00	0.40	1.00
배명금속	0.54	0.47	0.54	0.54	0.29	0.99	1.00	0.29	1.00
대창공업	1.00	0.68	1.00	1.00	0.53	0.18	1.00	0.53	1.00
금강공업	0.40	0.28	0.40	0.40	0.27	0.16	0.31	0.27	0.34
동부제강	0.78	0.41	0.78	0.78	0.30	0.04	0.62	0.30	0.62
조일알미늄	0.82	0.68	0.82	0.82	0.56	0.12	0.90	0.56	0.90
서원	1.00	0.68	1.00	1.00	0.54	0.11	0.73	0.54	0.73
디씨엠	0.61	1.00	0.61	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00
이구산업	0.80	0.80	0.80	0.80	0.12	0.20	0.29	0.12	0.33
포항강관	0.79	0.79	0.99	1.00	1.00	0.27	1.00	1.00	1.00
대호에이엘	0.65	0.65	0.65	0.65	0.22	0.29	0.42	0.22	0.42
DSR제강	0.52	0.31	0.53	0.55	0.31	0.34	0.52	0.31	0.52
하이스틸	0.49	0.62	0.50	0.73	0.50	0.39	0.50	0.50	0.50
대한제강	0.79	1.00	0.82	1.00	1.00	0.78	1.00	1.00	1.00
미주제강	0.41	0.30	0.42	0.42	0.22	0.05	0.22	0.22	0.22
대륙제관	0.35	0.26	0.40	0.40	0.14	0.29	0.41	0.14	0.44
동국산업	0.46	0.38	0.51	0.51	0.20	0.16	0.41	0.22	0.41
동보중공업	1.00	0.74	1.00	1.00	0.74	0.74	0.74	0.74	0.74
영신금속	0.66	0.30	0.71	0.71	0.24	0.34	0.42	0.24	0.42
코레스	0.62	0.45	0.62	0.62	0.18	0.16	0.26	0.18	0.26
삼정피앤에이	0.76	0.49	0.76	0.76	0.45	0.24	0.57	0.45	0.57
삼보산업	1.00	0.83	1.00	1.00	0.44	0.25	0.99	0.44	0.99
동신에스엔티	0.84	0.67	0.84	0.84	0.30	0.30	0.39	0.30	0.39

원일특강	0.55	0.48	0.55	0.55	0.25	0.16	0.29	0.25	0.29
하이록코리아	0.49	0.30	0.50	0.50	0.13	0.21	0.26	0.13	0.26
AJS	0.65	0.43	0.66	0.66	0.30	0.54	0.54	0.30	0.54
성광벤드	0.59	0.30	0.59	0.59	0.18	0.10	0.17	0.18	0.20
성원파이프	1.00	0.77	1.00	1.00	0.70	0.35	0.75	0.70	0.75
삼현철강	0.90	0.77	0.90	0.94	0.64	0.27	0.62	0.64	0.64
세명전기공업	0.77	1.00	0.77	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00
유니슨	0.25	0.19	0.38	0.38	0.15	0.18	0.14	0.15	0.18
와이지-원	0.44	0.25	0.45	0.45	0.22	0.15	0.28	0.22	0.29
대동금속	0.99	0.61	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00
미주소재	0.58	0.44	0.58	0.58	0.20	0.27	0.36	0.20	0.36
태광	0.61	0.51	0.61	0.64	0.43	0.55	0.69	0.63	0.69
제일제강	0.78	0.76	0.84	0.93	0.44	0.35	0.47	0.44	0.47
동일철강	1.00	1.00	1.00	1.00	0.42	0.44	0.48	0.42	0.48
케이피에프	0.54	0.38	0.54	0.56	0.34	0.26	0.46	0.34	0.46
세광알미늄	0.45	0.31	0.53	0.61	0.31	1.00	1.00	0.31	1.00
한국선재	0.71	0.37	0.71	0.71	0.37	0.17	0.50	0.37	0.50
우경철강	0.62	0.42	0.62	0.62	0.20	0.17	0.25	0.20	0.25
알텍스	0.49	0.49	0.49	0.49	0.14	0.07	0.17	0.14	0.17
삼우이엠씨	0.54	0.38	0.54	0.54	0.34	0.34	0.53	0.36	0.55
광진실업	0.91	0.89	0.91	1.00	0.68	0.56	0.72	0.68	0.72
부국철강	0.73	0.70	0.73	0.73	0.58	0.37	0.67	0.59	0.69
엔블루	0.69	0.52	0.69	0.70	0.33	0.34	0.34	0.34	0.34
황금에스티	0.70	0.73	0.70	0.74	0.42	0.41	0.41	0.43	0.47
제룡산업	0.54	0.44	0.54	0.60	0.41	0.96	0.99	0.41	0.99
케이알	0.34	0.23	0.34	0.34	0.17	0.19	0.26	0.17	0.26
화이텔SNT	0.87	0.73	0.87	0.88	0.46	0.31	0.50	0.46	0.50
제일테크노스	0.68	0.29	0.69	0.69	0.26	0.37	0.71	0.26	0.71
이건창호	0.34	0.34	0.34	0.34	0.06	0.11	0.17	0.06	0.17
경남스틸	1.00	1.00	1.00	1.00	0.58	0.24	0.74	0.58	0.74
태웅	1.00	0.83	1.00	1.00	0.62	0.27	0.61	0.62	0.62
코람파나진	0.45	0.37	0.45	0.46	0.25	0.15	0.25	0.25	0.25
대동스틸	0.65	0.56	0.79	0.79	0.33	0.17	0.33	0.33	0.33
승일	0.53	0.70	0.54	0.94	0.78	1.00	1.00	0.78	1.00
금강철강	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00	0.49	1.00	1.00	1.00
태양산업	0.64	0.68	0.67	0.89	0.72	0.43	0.68	0.72	0.72
현진소재	0.56	0.55	0.56	0.57	0.27	0.43	0.48	0.48	0.48
케이퍼티	0.83	0.62	0.83	0.83	0.21	0.20	0.21	0.21	0.21
삼영엠텍	0.87	0.50	0.89	0.89	0.24	0.15	0.27	0.24	0.27
해원에스티	0.85	0.83	0.85	0.85	0.27	0.12	0.56	0.27	0.56
동양에스텍	0.82	0.66	0.90	0.95	0.67	0.23	0.67	0.67	0.67
사인	0.62	0.43	0.62	0.62	0.21	0.19	0.25	0.21	0.25
쓰리썬	0.37	0.29	0.37	0.37	0.15	0.18	0.20	0.15	0.20
아이레보	0.42	0.53	0.42	0.62	0.56	0.42	0.56	0.56	0.56
삼원테크	0.48	0.37	0.48	0.48	0.13	0.30	0.27	0.13	0.30
미주레일	0.65	0.58	0.65	0.73	0.52	0.37	0.52	0.52	0.52
한창산업	0.90	1.00	0.90	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00
명성금속	0.74	0.52	0.74	0.74	0.15	0.13	0.20	0.15	0.20
용현BM	0.94	0.98	0.94	1.00	0.42	0.33	0.43	0.42	0.43
평산	0.49	0.38	0.49	0.49	0.24	0.41	0.46	0.46	0.46
풍강	0.55	0.35	0.58	0.58	0.18	0.26	0.33	0.18	0.33



**임 성 목**

서울대학교 산업공학과 학사  
 서울대학교 산업공학과 석사  
 서울대학교 산업공학과 박사  
 한국정보사회진흥원 선임연구원 근무  
 미국 Stanford University 박사후 연구원  
 현재: 고려대학교 경상대학 경영학부 부교수  
 관심분야: 수리최적화 이론 및 응용, 의사  
 결정모형, 정보시스템 응용