

# DEA를 이용한 보건의료기술 R&D 사업의 효율성 분석과 전략적 포트폴리오 모형 : 중개연구를 중심으로

이철행<sup>1</sup> · 조근태<sup>2\*</sup>

<sup>1</sup>한국보건산업진흥원 R&D진흥본부 / <sup>2</sup>성균관대학교 시스템경영공학과

## Efficiency Analysis and Strategic Portfolio Model of National Health Technology R&D Program Using DEA : Focused on Translational Research

Cheolhaeng Lee<sup>1</sup> · Keuntae Cho<sup>2</sup>

<sup>1</sup>Bureau of Health Technology R&D Planning and Budget Management, Korea Health Industry Development Institute

<sup>2</sup>Department of Systems Management Engineering, Sungkyunkwan University

This paper measures and compares the efficiency of national health technology R&D programs focused on translational research program increasing importance using data envelopment analysis (DEA). Three input variables and three output variables are selected for DEA. Inputs are funds, researchers, and project period and outputs are SCI (E) papers, applied and granted patents, and impact factor. This study uses a three-stage approach. In the first stage, output-based DEA model is applied to evaluate the efficiency of decision making unit (DMU). In the second stage, based on efficiency scores of target diseases high-efficiency group and low-efficiency group are classified. And then strategic portfolio matrix of translational research program is composed of four dimensions combining research types. Mann-Whitney U test is then run to compare average efficiency scores among four groups. In the final stage, Tobit regression model is used to estimate factors likely to influence the efficiency. The results are expected to provide policy implications for effectively establishing investment strategy and managing performance of R&D program.

**Keywords:** Health Technology, Translational Research, DEA, Efficiency

### 1. 서론

인구의 고령화, 만성질환 증가, 국민 소득 수준 향상 등으로 인간의 건강 및 생명과 관련된 보건의료기술(health technology : HT)에 대한 중요성이 높아지고 있으며, 각국에서도 보건의료산업(health industry)을 전략산업(strategic industry)으로 인식하고 보건의료기술 선점을 위한 R&D 투자를 확대하고 있다. 보건의료산업은 고부가가치 · 성장 산업(high value-added and growth industry), 지식기반 산업(knowledge-based industry), 그

리고 다학제융합 산업(multi-disciplinary industry)으로 발전 가능성이 높은 분야이다(Cho and Kim, 2003).

우리나라의 경우 국민건강과 삶의 질 향상 그리고 보건의료 산업 육성을 위해 1995년에 보건의료기술진흥법을 제정하고 이를 근거로 보건의료기술연구개발사업을 추진해 오고 있다. “보건의료기술은 의과학 · 치의학 · 의료공학 · 의료정보학 등에 관련되는 기술, 의약품 · 의료기기 · 식품 · 화장품 · 한약 등의 개발 및 성능향상에 관련되는 기술, 그 밖에 인체의 건강 및 생명의 유지증진에 필요한 상품 및 서비스와 관련되는 기

\* 연락저자 : 조근태 교수, 440-746 경기도 수원시 장안구 서부로 2066 성균관대학교 시스템경영공학과, Tel : 031-290-7602, Fax : 031-290-7610, E-mail : ktcho@skku.edu

2013년 11월 14일 접수; 2013년 12월 18일 수정본 접수; 2014년 2월 4일 게재 확정.

술”을 말한다(보건의료기술진흥법 제2조). 한국과학기술기획평가원(Lee *et al.*, 2013)의 『2012년도 국가연구개발사업 조사·분석 보고서』에 따르면, 2012년 기준 우리나라 정부 R&D 투자액은 15조 9,064억 원으로 정부 예산 대비 5.4% 수준이고, 이중 OECD 경제사회목적별 기준으로 건강증진 및 보건 분야에 1조 3,335억 원(8.4%), 과학기술표준분류 기준으로는 보건의료기술 분야에 1조 1,043억 원(6.9%)이 투자되었다. 특히, 정부 차원에서 국민건강 증진, 삶의 질 향상, 그리고 보건의료산업 육성을 위해 1995년부터 보건의료기술 R&D 사업을 추진해 오고 있으며, 2012년 기준 3,000억 원 수준까지 규모가 확대되었다.

2005년부터는 기초와 임상을 연계하기 위한 중개연구(translational research : TR) 지원을 본격적으로 시작하였다. 중개연구란 “기초연구 결과를 임상 적용 가능한 신 치료법(의약품, 의료기기, 진단 및 치료기술)으로 전환하는 것(bench to bedside)과, 임상연구에서 얻어진 새로운 관찰이 기초연구를 촉발하는 것(bedside to bench)”으로 정의할 수 있다. 실제 연구 활동 측면에서는 주로 기초에서 임상으로 가는 순방향 중개연구가 대부분을 차지한다(Fontanarosa and DeAngelis, 2002; McGlynn *et al.*, 2003; Minna and Gazdar, 1996; Rustgi, 1999; Kim *et al.*, 2012). 중개연구를 기초연구와 임상연구 사이의 응용연구로 정의할 경우, 표적 검증(target validation), 제품 후보 개발 및 최적화, 전임상 시험, 약식 임상 시험(임상 0상으로 일컬어짐) 등이 중개연구 범위에 포함되고 제품 후보의 임상적 유용성을 미리 평가해서 임상 진입 후의 성공률을 높이는 것이 중요하다(Kim *et al.*, 2012; Zerhouni, 2005a, 2005b; Zerhouni and Alving, 2006). 이 개념은 1990년대 미국에서 기초 생명과학의 눈부신 발전에도 불구하고 실제 임상적용이 가능한 신 치료법 개발은 부진한 상황 속에서 처음 등장하였고, 최근 대학, 기업 등의 뒤를 이어 병원이 중요한 연구 주체로 부상하면서 중개연구에 대한 관심이 더욱 증가하고 있다(Kim *et al.*, 2012). 중개연구는 2005년부터 2012년까지 1,000억 원 이상이 투자될 만큼 보건의료 R&D 사업에서 차지하는 비중이 커지고 있고, 그만큼 투자의 효율성 제고가 매우 중요한 과제로 등장하고 있다. 한편 한국과학기술기획평가원(Yu *et al.*, 2009)의 『2009년도 보건의료기술연구개발사업 심층평가보고서』에 따르면 중개연구 분야는 2006년~2008년까지 기준으로 개인 단독연구가 60% 이상을 차지할 만큼 투자비에 비해 과제수가 많고, 연구비 규모도 평균 1억 원 이하로 낮은 것으로 나타나 중개연구의 성공적 추진을 위해 현재의 개인 중심에서 다학제 중심의 공동 또는 협력연구로의 전환 등 추진체계에 대한 효율화의 필요성을 제기한 바 있다.

이 연구의 목적은 중개연구 프로그램에 대한 효율성 분석을 통해 효율적인 집단과 비효율적인 집단을 분류하고 효율성에 미치는 원인을 파악하여 투자 전략과 성과 제고를 위한 정책적 시사점을 제공하는데 있다. 이를 위해, 본 연구에서는 다수의 투입과 산출을 고려하여 유사한 의사결정단위(decision making unit : DMU)의 상대적 효율성을 측정하는데 유용한 자료포락

분석(data envelopment analysis : DEA)을 적용하고자 한다. DEA는 다수제 상황을 쉽게 묘사할 수 있고, 함수형태에 대해서도 사전적인 가정을 할 필요가 없다는 장점들로 인해 1970년대 후반 등장하여 그동안 다양한 분야에서 경영분석, 경제분석의 주요 방법론으로 널리 활용되고 있다(Lee and Oh, 2012; Sim and Kim, 2009; Choi *et al.*, 2010; Jeon and Lee, 2011; Kim *et al.*, 2012; Bae, 2013; Chun and Lee, 2013).

본 연구의 구성은 다음과 같다. 제 2장에서는 이론적 배경과 DEA 관련된 R&D 효율성 연구에 대해 살펴보고, 제 3장에서는 연구모형 설계, 제 4장에서는 실증분석으로 DEA 모형을 적용한 효율성 분석, 전략적 포트폴리오 모형 구축, 집단 유형간 비교, 그리고 효율성 영향 요인 분석 등을 실시하고, 마지막으로 제 5장에서는 결론 및 연구의 한계점에 대해 설명하고자 한다.

## 2. 이론적 배경과 선행연구 고찰

### 2.1 이론적 배경

#### (1) DEA

일반적으로 효율성이 높다는 것은 동일한 노력이나 자원을 투입하여 더 높은 성과를 거두거나 동일한 성과나 자원을 얻는데 더 적은 노력과 자원이 소요되는 경우를 가리킨다. 이러한 효율성은 절대적 효율성(absolute efficiency)과 상대적 효율성(relative efficiency)으로 구분되는데, 절대적 효율성은 관심 대상이 되는 경제주체의 투입대비 산출의 비율을 의미하는 한편 상대적 효율성은 생산 활동을 하는 경제주체가 가진 효율성 중에서 최고치와 비교하여 상대적인 값으로 표현된다. 대부분의 경제활동에서는 상대적인 경쟁력이 주요 관심대상이므로 통상적으로 상대적 효율성의 개념이 사용된다. DEA 모형은 상대적 효율성을 분석하기 위한 주요 수단으로 활용된다(Charnes *et al.*, 1978; Lee and Oh, 2012).

Farrell(1957)은 실증적 연구를 통해 생산가능집합, 불록성, 자유가치분성, 비율모형, 배분적 효율성과 기술적 효율성 등 DEA 연구의 핵심이 되는 많은 개념들을 제시하여 DEA의 발전에 있어 선구적 역할을 하였다. 일반적인 경제분석에서는 투입과 산출의 관계에 대해 Cobb-Douglas 생산함수와 같은 특정한 형태의 생산함수를 가정하고 관측된 자료로 생산함수의 모수(parameter)를 추정하지만, DEA는 사전에 구체적인 함수형태에 대해 가정을 하지 않고 주어진 자료만으로 선형계획법(linear programming : LP)에 근거하여 투입과 산출의 생산관계를 비모수적으로 추정한다. DEA는 투입과 산출 자료를 이용하여 생산변경(production frontier)을 구성한 후 비효율 정도를 생산변경과의 거리(distance)로 계산하는 기법을 의미한다(Shephard, 1970; Färe, 1988; Färe, Grosskopf and Lovell, 1994; Lee and Oh, 2012).

가장 대표적인 DEA 모형이 CCR 모형과 BCC 모형이고 이

는 Farrell(1957)의 모형을 확장한 개념이다. Charnes *et al.*(1978)이 소개한 CCR 모형은 규모에 대한 수익불변(constant return to scale : CRS)을 가정한 모형이고, Banker *et al.*(1984)이 소개한 BCC 모형은 규모에 대한 수익가변(variable return to scale : VRS)을 가정한 모형이다. 각각의 모형은 투입을 최소화 하는지, 산출을 최대화 하는지에 따라 투입기준(input-based) 모형, 산출기준(output-based) 모형으로 세분화된다.

규모수익불변(CRS)을 가정한 CCR 모형은 모든 의사결정단위가 최적규모(optimal size)에서 운영될 때 적합하지만, 규모 효율성과 순수기술효율성을 구분하여 계산하지 못하는 단점이 있다. 이런 CCR 모형의 단점을 보완하기 위해 규모수익가변(VRS)을 가정하고 볼록성 조건(convexity condition)을 추가한 것이 BCC 모형이다.

BCC 모형은 각 DMU의 순수기술효율성(pure technical efficiency : PTE)을 측정하게 되고, 규모효율성(scale efficiency : SE)은 CCR 모형에서 얻어지는 기술효율성(technical efficiency : TE) 값을 BCC 모형에 의한 순수기술효율성(PTE) 값으로 나누어주면 구할 수 있다. 만약 규모효율성(SE) 값이 1보다 작으면 현재의 투입과 산출 조합이 규모의 효율성을 최대한으로 달성하고 있지 못하고 있음을 의미한다.

## (2) Wilcoxon-Mann-Whitney test

DEA 분석 표본이 여러 집단으로 구성되어 있을 때 집단간의 효율성 비교는 원인 분석만큼이나 중요하다. DEA를 통해 나온 효율성 값은 특정한 통계적 분포로부터 추출된 값이 아니라 단순히 자료로부터 계산된 값이기 때문에 표준적인 검정 방법들은 표본 집단간의 효율성 척도를 비교하는데 사용할 수 없다. 그렇기 때문에 집단간의 효율성 비교에는 비모수적(non-parametric) 방법이 사용되고, 그 중에서 독립된 두 개의 표본집단 비교에는 윌콕슨-만-위트니 검정법(Wilcoxon-Mann-Whitney test)이 사용된다. 이 검정법은 일종의 순위합검정으로, 모든 자료들을 한데 모아 크기 순으로 정렬한 다음 가장 작은 값부터 순위를 부여하여 집단별로 순위합을 구하여 집단간 유의한 차이가 있는지를 검정하는 방법이다. Wilcoxon-Mann-Whitney 검정은 Wilcoxon-Mann U검정, Wilcoxon 순위합검정으로 불리기도 한다.

## (3) 토빗회귀(Tobit regression)

토빗회귀 분석은 회귀모형의 종속변수가 특정한 값의 범위로 제한(censoring)되어 있는 경우 사용하는 분석방법이다. 일반적으로 효율성 값이 0보다 크고 1보다 작은 값으로 제한되어 있어 토빗회귀 분석이 효율성 원인분석에 활용된다. DEA를 통해 측정된 효율성 지수를 종속변수(반응변수)로, 효율성에 영향을 미칠 것으로 추정되는 잠재적인 요인들을 독립변수(설명변수)로 놓아 이들 사이의 관계를 회귀분석 하는 것이다. 토빗회귀 분석을 통해 특정한 요인이 효율성을 높이는지 낮추는지에 관한 정보를 얻을 수 있다.

## 2.2 선행연구

DEA를 활용하여 R&D 효율성을 다루는 기존의 논문들을 보면 크게 3가지, 즉 분석대상이 국가(nation) 단위인지 사업(program) 단위인지 또는 과제(project) 단위인지로 구분할 수 있다 (Park, Kim and Jeong, 2011).

국가(nation) 수준에서는 Wang and Huang(2007), Lee and Park(2005), Park and Hong(2003) 등의 연구가 있고, 특정기간 국가간 R&D 효율성 비교를 위해 투입변수로는 R&D 스톡, 연구인력, 산출변수로는 논문, 특허 등 과학기술적 성과 데이터를 주로 활용하였다. Wang and Huang(2007)은 DEA, SFA(확률변경분석), 그리고 토빗회귀 분석을 통해 30개 국가들의 R&D 활동에 대한 상대적 효율성을 측정하였고, 투입변수로서 R&D 스톡과 연구인력을, 산출변수로는 논문과 특허를 이용하였다. 여기서 확률변경분석(stochastic frontier analysis : SFA)는 프론티어(frontier)를 확률적(stochastic) 모수적(parametric)으로 추정하는 계량경제학적 모형으로 함수형태를 가정한 모형이다. Lee and Park(2005)은 27개국을 대상으로 산출지향 DEA 모형으로 투입변수는 R&D 투자비와 연구인력을, 산출변수는 논문, 특허, 그리고 기술수출액(technology balance of receipts : TBR)을 이용하였고 시차는 5년으로 하여 투입은 1994년~1998년까지 평균 데이터를, 산출은 1999년 데이터를 활용하였고, 27개국을 4개의 군으로 분류하고 아시아 국가들의 효율성 특성을 분석하였다. Park and Hong(2003)은 산출지향 DEA와 Malmquist를 이용하여 OECD 16개 국가별 R&D 효율성과 생산성을 분석하고 생산성의 변화요인을 효율변화와 기술변화로 분리하여 분석하였다. 1991년~2001년까지의 10년간의 시계열 자료를 이용하였고 투입변수는 R&D 스톡과 R&D 인력이고 산출변수는 SCI 논문, 미국특허출원이다. 특히 SCI 논문의 경우 피인용도를 이용하여 질적 요인을 반영하였고 투입과 산출간의 시차는 1년을 적용하였다.

사업(program) 단위 수준에서의 효율성 연구는 Kim *et al.*(2009), Park, Kim and Jeong(2011) 등이 있고, 2009년 이후부터 정부 지원 R&D 사업을 대상으로 연구가 진행되어 왔다. Kim *et al.*(2009)은 원자력연구개발사업 11개를 대상으로 2007년 자료를 활용하여 산출지향 BCC 모형의 DEA 분석으로 사업별 효율성을 비교하였다. Park, Kim and Jeong(2011)은 정부 R&D 사업 중 2004년~2006년 121개 순수 R&D 사업 대상으로 효율성을 분석한 후, 효율성 상위 20개 그룹과 하위 20개 사업 그룹을 대상으로 Wilcoxon-Mann-Whitney 검정을 이용하여 그룹간 차이에 영향을 미치는 투자배분 특성을 분석하였다. 그 결과 기초연구비중, 도입기연구비 비중, 대학연구수행 비중이 높을수록 효율성이 높아지는 결과를 도출하였다. 그러나 연구인력 데이터의 한계로 투입변수는 연구비만 포함하였다.

과제(project) 수준에서의 효율성 연구는 Lee, Park, and Choi(2009), Hsu and Hsueh(2009), Byun and Han(2009), Baek and Lee(2010), Han and Shin(2010), Lee, Kim and Lee(2011) 등의 연구가 있다. Lee, Park and Choi(2009)은 우리나라 6개 정부 R&D 사

업, 548개 과제를 분석대상으로 하여 산출지향 BCC 모형을 이용하여 효율성을 비교하고, 6개 사업간 효율성 비교를 위해 Kruskal-Wallis 검정과 Mann-Whitney U검정을 수행하였다. Hsu and Hsueh(2009)는 대만의 110개 정부지원 R&D 과제를 대상으로 3단계 접근법을 이용하여 외부 환경요인의 영향을 배제하여 과제들의 상대적 효율성을 평가했다. 이 접근법은 우선 투입지향 BCC 모형으로 효율성을 평가하고, 다음으로 외부변수의 통제를 위해 토빗회귀 분석을 하였고, 마지막으로 외부변수들을 통제 한 후 결과를 비교 평가하였다. 대만의 경우 기업규모, 산업, 정부보조금 비율이 효율성에 중대한 영향을 미치는 것으로 나타났고, 해당 외부변수들을 통제 한 후, 대부분의 과제들에서 규모의 경제성이 나타났다. Byun and Han(2009)는 신성장동력핵심기술개발사업으로 지원한 195개 과제에 대해 산출지향 DEA 모형으로 분석 결과를 도출하고, BCC 모형 결과에 대하여 집단간(사업유형별, 소속기관별) 효율성 비교를 위해 Wilcoxon-Mann-Whitney 검정과 Kruskal-Wallis 검정을 수행하였다. 그 결과 집단간 효율성에 유의한 차이는 없으므로 나타났다. Baek and Lee(2010)는 (구)정보통신부 선도기술개발사업으로 지원된 48개 과제에 대해 피인용지수(IF) 등 질적성과를 고려하여 RAM 모형을 통해 측정 한 효율성을 산출지향 CCR, BCC 모형의 효율성과 비교하였다. RAM 모형은 Cooper *et al.*(1999)이 제안한 모형으로 기본적으로 BCC 모형과 동일하게 규모수의 가변을 가정하지만 투입지향이나 산출지향처럼 방향성에 대한 사전적 가정 없이 비효율성을 최대한 제거하는 방향으로 효율성을 측정하는 방법이다. Han and

Shin(2010)은 학술연구지원사업에 대한 효율성을 과제 단위(4,375개)와 사업단위(9개)에서 SFA(확률변경분석)과 DEA 분석을 하였다. Lee, Kim and Lee(2011)은 지역산업기술개발사업으로 지원된 205개 과제에 대해 산업별, 연구유형별 효율성을 비교 분석하였고, 분석결과를 토대로 효율성에 영향을 미치는 요인을 규명하기 위해 효율성 지수를 반응변수로 하고, 투입 및 산출 값을 설명변수로 하여 회귀분석을 실시하였고, 그 결과 사업 성과기간이 통계적으로 유의한 영향을 미친다는 결론을 도출하였다.

지금까지 보건의료기술 R&D 사업에 대해 DEA 방법론을 적용하여 효율성을 분석하고자 시도한 사례는 없다. 또한, DEA 방법론을 활용한 R&D의 효율성 연구들은 점차 확대되고 있으나 대부분의 연구가 DEA 중심으로 이루어져 왔고, 집단간 효율성 비교, 효율성 영향요인 분석 등을 포함하여 체계적으로 수행한 연구는 제한적이다. 그리고 데이터 확보의 한계로 이용 가능한 변수의 종류나 분석대상 과제가 제한되고, 질적성과 보다는 양적성과 중심으로 연구가 이루어져 왔다.

### 3. 연구방법

#### 3.1 연구모형

이 연구는 DEA 방법론을 이용하여 보건의료기술 R&D 사업의 효율성을 분석하고자 한다. 현실적으로 정부 R&D 사업의

Table 1. Previous studies related R&D using DEA

| 구분            | 연구자                        | 투입변수                         | 산출변수                     | 분석모델                                      |
|---------------|----------------------------|------------------------------|--------------------------|---|
| Nation level  | Wang and Huang(2007)       | R&D스톡, 연구인력                  | 논문, 특허                   | DEA, 토빗회귀, SFA(확률변경분석)                    |
|               | Lee and Park(2005)         | R&D투자비, 연구인력                 | 논문, 특허, 기술수출액(TBR)       | 산출지향 DEA, Clustering and ANOVA            |
|               | Park and Hong(2003)        | R&D스톡, R&D인력                 | 논문, 미국특허출원               | 산출지향 DEA, Malmquist                       |
| Program level | Kim <i>et al.</i> (2009)   | 연구비(정부+민간), 연구인력             | 논문, 기술확산                 | 산출지향 DEA                                  |
|               | Park, Kim, and Jeong(2011) | 연구비(정부)                      | 논문, 국내 특허 출원 등록          | 투입지향 DEA, Mann-Whitney U검정                |
| Project level | Lee, Park, and Choi(2009)  | 연구비, 연구인력                    | 논문, 특허(출원, 등록), 석박사학생수 등 | 산출지향 DEA, Kruskal-Wallis/Mann-Whitney U검정 |
|               | Hsu and Hsueh(2009)        | 연구비(정부), 연구인력, 연구기간, 정부보조금비율 | 논문, 특허출원등록, 상용화          | 투입지향 DEA, 토빗회귀                            |
|               | Byun and Han(2009)         | 연구비(정부, 민간), 연구인력            | 논문, 특허(출원, 등록), 기술이전 등   | 산출지향 DEA, Kruskal-Wallis/Mann-Whitney U검정 |
|               | Baek and Lee(2010)         | 연구비(정부, 민간), 연구인력            | 논문, 특허출원, 피인용지수(IF) 등    | RAM, 산출지향 DEA                             |
|               | Han and Shin(2010)         | 연구비, 연구인력, 연구기간              | 논문, 순위보정 영향력지수           | DEA, SFA(확률변경분석)                          |
|               | Lee, Kim, and Lee(2011)    | 연구인력, 연구기간, 연구비(정부, 민간)      | 논문, 산업재산권, 기술혁신, 매출액 등   | FDH(Free Disposal Hull), DEA, 회귀분석        |

경우 연구비, 연구기간 등 투입물은 사업수행 주체가 통제하기 어려운 요소이고, 정책 결정자들에게는 주어진 투입물로 산출물을 극대화하는 것이 중요하므로 산출지향(output-based) 모형을 적용하였다(Byun and Han, 2009).

우선, 1단계에서 DEA를 이용하여 기술효율성(TE), 순수기술 효율성(PTE), 규모효율성(TE/PTE)을 측정하여 연구유형별, 타깃질환별로 비교 분석하고자 한다. 이어 2단계에서는 1단계에서 도출한 효율성 값을 가지고 타깃질환을 고효율질환과 저효율질환 집단(group)으로 분류하고 연구유형과의 조합을 통해 중개연구 프로그램에 대한 전략적 포트폴리오 모형을 구축한다. 또한 집단 유형간에 유의한 차이가 있는지를 비모수 검정법(non-parametric test approach)을 활용하여 검증한다. 마지막 3단계에서는 효율성에 영향을 미치는 요인을 분석하기 위해 토빗회귀(Tobit regression) 분석을 실시하고자 한다. 본 연구에서 제시한 3단계 접근법을 요약하면 <Figure 1>과 같다.

DEA와 토빗회귀(Tobit regression) 분석은 공개된 통계 소프트웨어인 R 프로그램 Version 3.0.1을 사용하였고, 기타 통계 처리는 국내에서 개발된 통계패키지 S-Link Version 2.2를 활용하였다. 참고로 본 연구에서 이용한 논문, 특허 성과 데이터는 국가 R&D 정보 지식 포털인 국가과학기술지식정보서비스(National Science and Technology Information Service : NTIS)와 연계하여 검증이 완료되어 객관성이 확보된 자료이다.

3.2 분석대상

DEA에서는 DMU(의사결정단위)간의 상대적인 비교이므로 DMU의 동질성 확보가 무엇보다 중요하다. 본 연구의 분석 대상은 2008년에 선정되어 2010년에 종료된 과제이며, SCI(E) 논문이 적어도 1건 이상 발생한 316개 과제(project)를 대상으로 하여 분석을 수행하였다. 본 연구에서 활용된 SCI(E) 논문, 특허 성과는 과제종료 2년 후까지(2008년~2012년) 발생한 가장 최근 자료이다. 중개연구는 2년 이내에서 지원되고 개인연구

자를 지원하는 단독연구(unilateral), 기초과학자와 임상의학자가 공동으로 수행하는 협동연구(bilateral)로 구분된다. 중개연구는 질병중심(disease-oriented)의 목표지향적(goal-directed)인 연구로 13대 타깃질환별로도 분류할 수 있다. 중개연구 프로그램의 특성과 분석대상 자료의 구성은 각각 <Table 2>, <Table 3>과 같다. 참고로 DEA 분석의 판별력은 DMU 수가 많을수록 증가하고 투입 및 산출변수의 수와는 반비례하는 특성이 있다. DMU의 수가 지나치게 적을 경우 효율적인 DMU의 비율이 상대적으로 높게 나타난다. 즉 DMU의 수는 충분한 자유도를 가질 수 있도록 하기 위하여 투입과 산출변수의 수보다 3배 정도는 많아야 할 것을 권장하고 있다(Banker et al., 1984).

3.3 변수 선정

의미있는 DEA 분석을 위해서는 대상 사업의 특성을 최대한 반영하고, 현실적으로 확보가 가능한 변수를 선정하는 것이 중요하다. 먼저 DEA 모형의 투입변수로 연구비, 연구인력, 그리고 연구기간을 선정하였다. 일반적으로 인력과 예산은 투입 지표로 가장 많이 사용되고 있고 성과를 창출하는데 주된 역할을 담당하는 중요한 요소이다. 연구인력은 각자 역량과 기여도가 다르기 때문에 Kim and Park(2004)의 연구를 참조하여 단순히 양적인 측면뿐만 아니라 질적 측면을 함께 고려하였다. 산출변수로는 중개연구를 통한 최종적인 양적 질적 성과인 SCI(E) 논문, 특허출원등록, 그리고 피인용지수(impact factor)를 선정하였다. 논문은 연구의 주요 성과이고 연구자의 성과를 평가하는데 널리 사용된다(OECD, 2001). 특허는 해당 발명이 새로운 기술적 요소를 갖추었을 때에만 등록될 수 있으므로, 등록특허는 출원특허보다 높은 가치를 나타내고, 등록특허를 고려할 경우 특허의 양적 측면뿐만 아니라 질적 측면을 고려할 수 있다는 장점이 있다(Ernst, 1995; Hwang et al., 2009). DEA 분석을 위한 투입 및 산출변수를 요약하면 <Table 4>와 같다.

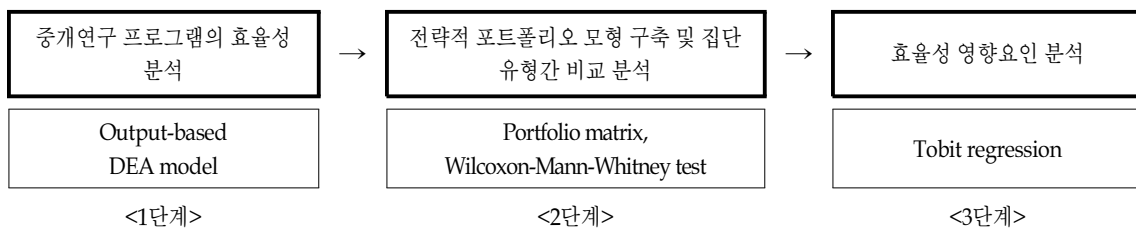


Figure 1. Research framework : three-stage approach

Table 2. Descriptions of two research types of translational research program

| 프로그램  | 연구유형             | 지원대상               | 지원규모            | 주요성과          |
|-------|------------------|--------------------|-----------------|---------------|
| 중개 연구 | 단독연구(unilateral) | 개별연구자 단독연구         | 연간 6천만 원, 2년 이내 | SCI(E) 논문, 특허 |
|       | 협동연구(bilateral)  | 임상의학자와 기초과학자간 협동연구 | 연간 2억 원, 2년 이내  | SCI(E) 논문, 특허 |

Table 3. Number of projects

| 타깃질환 \ 연구유형         | 단독연구 | 협동연구 | 합계  |
|---------------------|------|------|-----|
| ① 감염성 질환            | 26   | 2    | 28  |
| ② 근육 골격계통 및 결합조직 질환 | 16   | 3    | 19  |
| ③ 내분비, 영양 및 대사 질환   | 17   | 2    | 19  |
| ④ 비노생식기계통 질환        | 14   | 2    | 16  |
| ⑤ 소화기계통 질환          | 14   | 2    | 16  |
| ⑥ 순환기계통 질환          | 21   | 2    | 23  |
| ⑦ 신경계통 질환           | 42   | 5    | 47  |
| ⑧ 신생물 질환            | 42   | 6    | 48  |
| ⑨ 저출산 불임관련 질환       | 7    | -    | 7   |
| ⑩ 정신 및 행동장애         | 11   | 3    | 14  |
| ⑪ 치의학 질환            | 21   | 3    | 24  |
| ⑫ 호흡기계통 질환          | 13   | 3    | 16  |
| ⑬ 기타 질환             | 34   | 5    | 39  |
| 합계                  | 278  | 38   | 316 |

Table 4. Selected input and output variables for DEA

| 구분     | 변수   | 측정방법                            |                              |
|--------|------|---------------------------------|------------------------------|
| Input  | 연구비  | 정부출연금(단위 : 백만 원)                |                              |
|        | 연구인력 | 박사 1, 석사 0.7, 학사 0.5의 가중평균으로 합산 |                              |
|        | 연구기간 | 총 연구기간(개월)                      |                              |
| Output | 양적성과 | SCI(E) 논문                       | 국내외 SCI(E)급 학술지 게재 논문 수      |
|        |      | 특허출원등록                          | 국내외 출원 또는 등록된 특허 건수          |
|        | 질적성과 | IF 평균                           | 논문별 피인용지수(impact factor) 평균값 |

Table 5. Descriptive statistics of data(DMU, n = 316)

| 구분     | 변수        | 평균      | 표준편차   | 최대값     | 최소값    |
|--------|-----------|---------|--------|---------|--------|
| Input  | 연구비(백만 원) | 147.345 | 85.037 | 400.000 | 86.000 |
|        | 연구인력(명)   | 5.414   | 3.596  | 26.000  | 1.000  |
|        | 연구기간(개월)  | 23.396  | 0.490  | 24.000  | 23.000 |
| Output | SCI(E) 논문 | 2.807   | 2.526  | 28.000  | 1.000  |
|        | 특허출원등록    | 0.677   | 1.296  | 7.000   | 0.000  |
|        | IF 평균     | 3.587   | 2.249  | 25.430  | 0.478  |

## 4. 실증분석 결과

### 4.1 투입 및 산출변수의 기술통계량

분석에 사용된 투입 및 산출변수의 기술통계량은 <Table 5>와 같다. 투입변수의 평균값은 연구비 147.345백만 원, 연구인력 5.414명, 연구기간은 23.396개월로 나타났다. 산출변수의 평균값은 SCI(E) 논문 2.807건, 국내외 특허출원등록 0.677건, IF

평균 3.587로 특허 보다는 논문 성과가 많이 발생하였다.

투입 및 산출변수에 대한 상관관계를 분석한 결과는 <Table 6>과 같다. 연구비는 연구인력(0.6598), SCI(E) 논문(0.2836), 특허출원등록(0.3479)과 양(+)의 상관관계를 보이고 있고, 연구인력은 연구기간(-0.1440)과 음(-)의 상관관계를 나타내고 있고, SCI(E) 논문(0.2511), 특허출원등록(0.3165)과는 양(+)의 상관관계가 있는 것으로 분석되었다. 나머지 변수 상호간에는 유의한 상관관계를 나타내지 못하고 있다.

**Table 6.** Results of correlation analysis

| 구 분    | 연구비       | 연구인력                              | 연구기간                              | SCI(E) 논문           | 특허출원등록              | IF 평균              |
|--------|-----------|-----------------------------------|-----------------------------------|---------------------|---------------------|--------------------|
| Input  | 연구비       | 1.0000                            | -                                 | -                   | -                   | -                  |
|        | 연구인력      | 0.6598 <sup>***</sup><br>(0.0000) | 1.0000                            | -                   | -                   | -                  |
|        | 연구기간      | -0.0080<br>(0.8872)               | -0.1440 <sup>**</sup><br>(0.0104) | 1.0000              | -                   | -                  |
| Output | SCI(E) 논문 | 0.2836 <sup>***</sup><br>(0.0000) | 0.2511 <sup>***</sup><br>(0.0000) | -0.0690<br>(0.2215) | 1.0000              | -                  |
|        | 특허출원등록    | 0.3479 <sup>***</sup><br>(0.0000) | 0.3165 <sup>***</sup><br>(0.0000) | 0.0167<br>(0.7668)  | 0.1041<br>(0.0646)  | 1.0000             |
|        | IF 평균     | -0.0070<br>(0.9008)               | -0.0265<br>(0.6387)               | 0.1084<br>(0.0543)  | -0.0809<br>(0.1513) | 0.0644<br>(0.2534) |

Significance level : \*\*\* 0.01, \*\* 0.05.

**Table 7.** Summary of output-oriented DEA results

| 구 분                 | 평균     | 효율성 = 1            | 0.5 ≤ 효율성 < 1       | 효율성 < 0.5           |
|---------------------|--------|--------------------|---------------------|---------------------|
| 기술효율성<br>(CCR 모형)   | 0.3526 | 9개 과제<br>(2.85%)   | 44개 과제<br>(13.92%)  | 263개 과제<br>(83.23%) |
| 순수기술효율성<br>(BCC 모형) | 0.4411 | 23개 과제<br>(7.28%)  | 71개 과제<br>(22.47%)  | 222개 과제<br>(70.25%) |
| 규모효율성               | 0.8102 | 76개 과제<br>(24.05%) | 227개 과제<br>(71.84%) | 13개 과제<br>(4.11%)   |

**Table 8.** Comparison of average scores for inputs and outputs between efficient DMUs and inefficient DMUs

| 구 분    |           | 효율성 = 1 |         | 0.5 ≤ 효율성 < 1 |         | 효율성 < 0.5 |         |
|--------|-----------|---------|---------|---------------|---------|-----------|---------|
|        |           | CCR 모형  | BCC 모형  | CCR 모형        | BCC 모형  | CCR 모형    | BCC 모형  |
| Input  | 연구비       | 146.778 | 133.087 | 198.205       | 185.648 | 138.856   | 136.572 |
|        | 연구인력      | 5.111   | 4.352   | 6.770         | 6.441   | 5.198     | 5.196   |
|        | 연구기간      | 23.555  | 23.304  | 23.432        | 23.268  | 23.384    | 23.446  |
| Output | SCI(E) 논문 | 5.778   | 5.391   | 4.136         | 4.070   | 2.483     | 2.135   |
|        | 특허출원등록    | 3.778   | 1.870   | 2.295         | 1.535   | 0.300     | 0.279   |
|        | IF 평균     | 6.338   | 5.061   | 4.094         | 4.049   | 3.407     | 3.286   |

**4.2 DEA에 의한 효율성 분석**

CCR 모형에 의한 기술효율성(TE)은 평균 0.3526(35.26%), BCC 모형에 의한 순수기술효율성(PTE)은 평균 0.4411(44.11%), 규모효율성은 평균 0.8102(81.02%)으로 나타났다. 여기서 규모 효율성은 높은 반면 순수기술효율성은 낮게 나타났는데, 이는 비효율성의 주된 원인이 규모의 효과보다는 순수한 기술적 요인에 있음을 의미한다. 개별 과제들의 효율성 관점에서 보면 소수의 과제들이 효율적으로 나타났고, 다수의 과제가 상대적으로 비효율적 분포를 보였다. 즉 효율성 지수가 1을 보인 과제는 CCR에서 9개 과제(2.85%), BCC 모형에서 23개 과제(7.28%)로 나타났다. 반면에 효율성 지수가 0.5(50%) 미만인 비효율 과제도

CCR 모형에서 263개 과제(83.23%), BCC 모형에서 222개 과제(70.25%)로 높게 나타났다. 규모효율성 지수가 1인 과제는 76개 과제(24.05%)로 규모에 의한 효율성은 상대적으로 높게 나타났다(<Table 7>). 이 분석결과는 비교 대상 DMU의 수가 많고 DMU간에 투입, 산출 값의 편차가 심하여 나타나는 현상으로 판단된다. <Table 8>에서 보는 바와 같이 효율적인 집단의 특징은 투입량은 적은 반면, 산출량은 높다는 특징을 보였다.

연구유형과 타깃질환별로 세분화한 효율성 평균은 <Table 9>와 같다. 기술효율성(TE), 순수기술효율성(PTE), 규모효율성(SE) 모두 단독연구보다는 협동연구의 평균 효율성이 높게 나타났다. 단독연구는 CCR 모형에 의한 기술효율성(TE) 기준으로 4개 타깃질환(②, ⑥, ⑧, ⑬), BCC 모형에 의한 순수기술효

**Table 9.** Comparison of average efficiency scores for target diseases by research types

| 구 분                 | 기술효율성  |        | 순수기술효율성 |        | 규모효율성  |        |
|---------------------|--------|--------|---------|--------|--------|--------|
|                     | 단독연구   | 협동연구   | 단독연구    | 협동연구   | 단독연구   | 협동연구   |
| ① 감염성질환             | 0.2546 | 0.4815 | 0.3755  | 0.5571 | 0.7559 | 0.8521 |
| ② 근육 골격계통 및 결합조직 질환 | 0.4320 | 0.7183 | 0.5209  | 0.7983 | 0.7758 | 0.8830 |
| ③ 내분비, 영양 및 대사 질환   | 0.3304 | 0.4883 | 0.4082  | 0.5132 | 0.8285 | 0.9580 |
| ④ 비노생식기계통 질환        | 0.3020 | 0.6007 | 0.4118  | 0.6111 | 0.7999 | 0.9854 |
| ⑤ 소화기계통 질환          | 0.3109 | 0.7023 | 0.4063  | 0.7104 | 0.7930 | 0.9847 |
| ⑥ 순환기계통 질환          | 0.4851 | 0.4386 | 0.5610  | 0.5199 | 0.8310 | 0.8294 |
| ⑦ 신경계통 질환           | 0.3083 | 0.4154 | 0.3920  | 0.4910 | 0.8238 | 0.8556 |
| ⑧ 신생물 질환            | 0.3672 | 0.3519 | 0.4420  | 0.4693 | 0.8402 | 0.7909 |
| ⑨ 저출산 불임관련 질환       | 0.2403 | -      | 0.3792  | -      | 0.7093 | -      |
| ⑩ 정신 및 행동장애         | 0.3084 | 0.4321 | 0.4723  | 0.5116 | 0.7199 | 0.7965 |
| ⑪ 치의학 질환            | 0.2450 | 0.2892 | 0.3117  | 0.3984 | 0.7763 | 0.7541 |
| ⑫ 호흡기계통 질환          | 0.3187 | 0.2419 | 0.4113  | 0.3123 | 0.8050 | 0.8111 |
| ⑬ 기타 질환             | 0.3742 | 0.6769 | 0.4478  | 0.7916 | 0.8331 | 0.8527 |
| 평균                  | 0.3359 | 0.4747 | 0.4254  | 0.5556 | 0.8049 | 0.8484 |

**Table 10.** Comparison of data for diseases groups by research types

| 구 분    | 기술효율성     |        |         |         | 순수기술효율성 |         |         |         |         |         |
|--------|-----------|--------|---------|---------|---------|---------|---------|---------|---------|---------|
|        | 단독연구      |        | 협동연구    |         | 단독연구    |         | 협동연구    |         |         |         |
|        | 고효율 질환    | 저효율 질환 | 고효율 질환  | 저효율 질환  | 고효율 질환  | 저효율 질환  | 고효율 질환  | 저효율 질환  |         |         |
| DMU    | 113       | 165    | 26      | 12      | 124     | 154     | 32      | 6       |         |         |
| 효율성 평균 | 0.4004    | 0.2917 | 0.5514  | 0.3087  | 0.4766  | 0.3842  | 0.5932  | 0.3553  |         |         |
| Input  | 연구비       | 평균     | 116.611 | 116.218 | 377.615 | 365.833 | 116.508 | 116.273 | 372.938 | 379.000 |
|        |           | 표준편차   | 3.172   | 4.342   | 25.849  | 59.407  | 3.449   | 4.249   | 41.778  | 21.781  |
|        | 연구인력      | 평균     | 4.213   | 4.732   | 12.450  | 10.858  | 4.422   | 4.601   | 12.469  | 9.167   |
|        |           | 표준편차   | 2.259   | 2.307   | 4.492   | 4.684   | 2.627   | 1.999   | 4.459   | 4.362   |
|        | 연구기간      | 평균     | 23.398  | 23.406  | 23.346  | 23.333  | 23.403  | 23.403  | 23.344  | 23.333  |
|        |           | 표준편차   | 0.492   | 0.493   | 0.485   | 0.492   | 0.493   | 0.492   | 0.483   | 0.516   |
| Output | SCI(E) 논문 | 평균     | 2.611   | 2.491   | 4.923   | 4.417   | 2.653   | 2.448   | 4.906   | 4.000   |
|        |           | 표준편차   | 2.798   | 1.934   | 3.019   | 3.343   | 2.723   | 1.940   | 3.083   | 3.286   |
|        | 특허출원 등록   | 평균     | 0.726   | 0.370   | 2.539   | 0.417   | 0.677   | 0.383   | 2.156   | 0.333   |
|        |           | 표준편차   | 1.159   | 0.925   | 2.267   | 0.515   | 1.130   | 0.944   | 2.201   | 0.516   |
|        | IF 평균     | 평균     | 3.943   | 3.359   | 3.560   | 3.415   | 3.865   | 3.380   | 3.677   | 2.645   |
|        |           | 표준편차   | 2.908   | 1.707   | 1.824   | 2.382   | 2.809   | 1.735   | 2.077   | 1.156   |

율성(PTE) 기준으로 5개 타깃질환(②, ⑥, ⑧, ⑩, ⑬)에서 전체 평균값보다 높게 나타난 반면, 협동연구는 2~3개 타깃질환(⑧, ⑪, ⑫)을 제외하고 대부분의 질환이 평균값 이상으로 나타났다. 규모효율성은 단독연구와 협동연구의 질환에서 모두 최소 70% 이상으로 비교적 높게 나타났다.

#### 4.3 중개연구 프로그램의 포트폴리오 모형

먼저 13개 타깃질환을 전체 효율성 평균값을 기준으로 평균

이상인 고효율질환 집단과 평균 미만인 저효율질환 집단으로 분류하여 연구유형별로 투입 및 산출변수에 대한 평균을 살펴 보면 <Table 10>과 같다. 집단간 투입량에는 차이가 없어 보이나 고효율질환 집단이 상대적으로 많은 성과를 내고 있으며, 협동연구의 경우에는 고효율질환 집단이 저효율질환 집단에 비해 연구인력을 많이 투입하면서 많은 성과를 내고 있는 것이 특징적이다. 4개 집단의 효율성 평균은 CCR 모형의 경우 협동연구-고효율질환(0.5514), 단독연구-고효율질환(0.4004), 협동연구-저효율질환(0.3087), 단독연구-저효율질환(0.2917) 집단 순



으로 나타났고, BCC 모형의 경우 협동연구-고효율질환(0.5932), 단독연구-고효율질환(0.4766), 단독연구-저효율질환(0.3842), 협동연구-저효율질환(0.3553) 집단 순으로 나타났다. 고효율질환의 경우에도 협동연구가 단독연구보다 0.1(10%) 이상 효율성이 높게 나타난 것을 알 수 있다.

전체 효율성 평균 값을 기준으로 평균 이상인 경우 고효율질환 집단, 평균 미만인 경우 저효율질환 집단으로 분류하고 연구유형별로 구분하여 중개연구 프로그램에 대한 포트폴리오 매트릭스를 구성하면 <Figure 2>와 같다. 타깃질환 ⑧, ⑩을 제외하고 CCR 모형과 BCC 모형에 의한 분석 결과가 유사하게 나타났다. 단독연구의 경우 고효율질환보다는 저효율질환에 분포한 타깃질환 수가 많은 반면 협동연구의 경우는 반대의 현상을 나타내고 있다. 단독연구-고효율질환 집단의 경우 전체 13개 타깃질환의 중에서 4~5개(30.8~38.5%)가 분포하고 있고, 협동연구-고효율질환 집단은 전체 12개 타깃질환 중에서 9~10개(75.0~83.3%)로 대부분의 질환이 해당되는 것으로 나타났다. 단독연구-저효율질환 집단의 경우 전체 13개 타깃질환의 중에서 8~9개(61.5~69.2%)로 높은 분포를 보이고 있고, 협동연구-저효율질환 집단은 전체 12개 타깃질환 중에서 2~3개(16.7~25.0%)로 낮은 분포를 보이고 있다. 이상의 결과를 종합해 볼 때, 자원의 효율적 활용과 성과 제고를 위해 효율성이 높은 집단에는 투자를 확대하고 효율성이 낮은 집단은 비효율의 원인을 개선하여 효율성을 높이는 전략이 필요할 것이다. 특히, 비효율의 원인이 규모 보다는 순수한 기술적 요인에 있는 것으로 나타나 생산성 향상을 위한 노력이 무엇보다 중요하다.

4.4 집단간 비교 분석

본 연구의 또 하나의 목적 중의 하나는 중개연구 프로그램의 포트폴리오 매트릭스에 의한 4개 집단 유형간의 효율성에

차이가 있는지를 통계적으로 검증해 보는 것이다. <Table 11>은 비교대상 집단간의 효율성 평균에 통계적으로 유의한 차이가 있는지를 분석한 결과이다. 단독연구와 협동연구 내에서 고효율질환 집단과 저효율질환 집단은 유의수준 1%에서 통계적으로 유의한 차이가 존재하는 것으로 나타났고, 단독연구-고효율질환 집단과 협동연구-고효율질환 집단 간에도 유의수준 1%에서 유의한 차이가 나타났다. 이는 효율성 평균값이 낮은 집단이 그렇지 않는 집단에 비해 효율적이지 않다는 것을 의미한다. 그러나 단독연구-저효율질환 집단과 협동연구-저효율질환 집단 간에는 효율성에 통계적으로 유의한 차이가 없는 것으로 나타났다.

4.5 효율성 영향요인 분석

이상의 효율성에 대한 분석 결과를 토대로 효율성에 영향을 미치는 요인을 규명하기 위해 토빗회귀 분석을 실시하였다. 효율성 영향요인 분석은 효율성 값을 종속변수로, 환경차이 등 효율성에 영향을 미칠 것으로 생각되는 인당연구비, 지역(수도권/비수도권), 박사급인력 비중 등을 독립변수로 하여 분석하였다. <Table 12>에서 전체를 대상으로 분석한 결과, CCR 모형과 BCC 모형 모두에서 인당연구비가 효율성에 통계적으로 유의한 영향(+)을 미치는 것을 확인할 수 있는데, 이는 인당연구비가 증가할수록 효율성이 높아진다는 것을 의미한다. 단독연구의 경우에도 전체를 대상으로 분석한 결과와 같이 인당연구비가 효율성에 통계적으로 유의한 영향(+)을 미치는 것으로 나타났다. 반면 협동연구-고효율질환 집단의 경우 모든 독립변수들이 통계적으로 유의한 영향을 미치지 않는 것으로 나타났다. 이상의 결과를 종합해 보면 독립변수인 지역, 박사급인력 비중은 효율성에 유의한 영향을 미치지 않는 것으로 나타나 향후 연구수행시 연구비와 연구인력을 보다 효율적으로 관리할 필요가 있다.

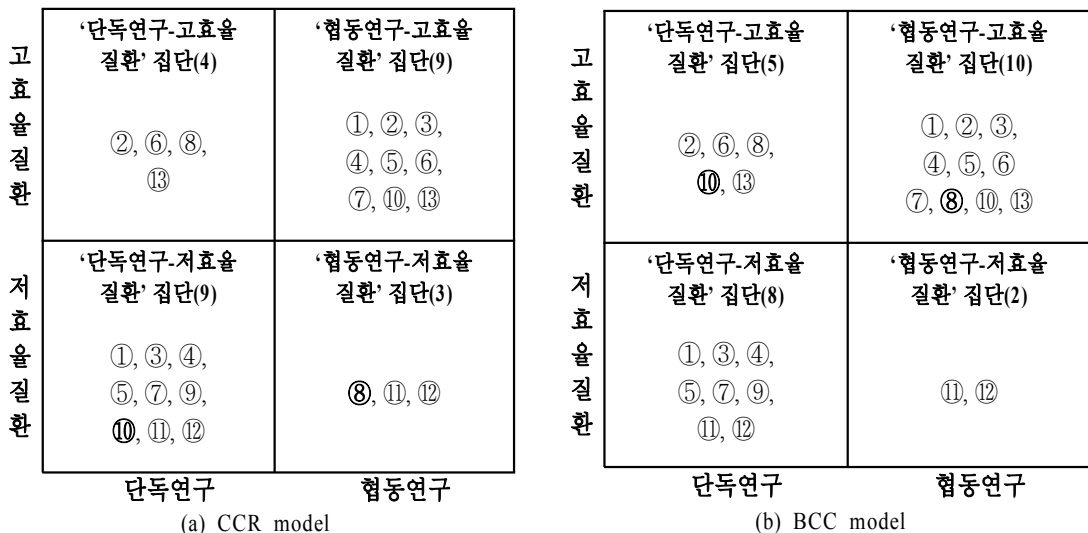


Figure 2. Portfolio matrix for translational research program

Table 11. Results of Wilcoxon-Mann-Whitney test

| 구 분 | 비교 대상 집단   | CCR 모형                   |            |           | BCC 모형                   |            |           |
|-----|------------|--------------------------|------------|-----------|--------------------------|------------|-----------|
|     |            | Wilcoxon<br>순위합검정<br>통계량 | z검정<br>통계량 | p-value   | Wilcoxon<br>순위합검정<br>통계량 | z검정<br>통계량 | p-value   |
| 1   | 단독연구-고효율질환 | 20566.00                 | -3.7234    | 0.0002*** | 19179.50                 | -3.4578    | 0.0005*** |
|     | 단독연구-저효율질환 |                          |            |           |                          |            |           |
| 2   | 협동연구-고효율질환 | 133.00                   | -3.1718    | 0.0015*** | 60.00                    | -2.2820    | 0.0225**  |
|     | 협동연구-저효율질환 |                          |            |           |                          |            |           |
| 3   | 단독연구-고효율질환 | 7281.50                  | -3.3951    | 0.0007*** | 9101.00                  | -2.7797    | 0.0054*** |
|     | 협동연구-고효율질환 |                          |            |           |                          |            |           |
| 4   | 단독연구-저효율질환 | 14612.50                 | -0.4230    | 0.6723    | 12445.00                 | 0.4311     | 0.6664    |
|     | 협동연구-저효율질환 |                          |            |           |                          |            |           |

Significance level : \*\*\* 0.01, \*\* 0.05, \* 0.1.

Table 12. Estimation results of Tobit regressions

| 구 분       | 전체             | 단독연구         |             | 협동연구         |              |              |
|-----------|----------------|--------------|-------------|--------------|--------------|--------------|
|           |                | 고효율질환        | 저효율질환       | 고효율질환        | 저효율질환        |              |
| CCR<br>모형 | 절편             | 0.2713120*** | 0.268031*** | 0.2414277*** | 0.6141229**  | 0.390814***  |
|           | 인당연구비          | 0.0040819*** | 0.005972*** | 0.0027360*** | 0.0008403    | -0.007561*** |
|           | 지역             | 0.0151793    | -0.077481*  | -0.0035396   | 0.0778824    | -0.151927**  |
|           | 박사급인력 비율       | 0.0376995    | 0.035988    | -0.0354012   | -0.3516329   | 0.620471*    |
|           | Log-likelihood | 33.51125     | -4.474239   | 78.68721     | 0.8929181    | 11.04745     |
| BCC<br>모형 | 절편             | 0.3268024*** | 0.276430*** | 0.324190***  | 0.9514184*** | 0.431862     |
|           | 인당연구비          | 0.0045827*** | 0.007645*** | 0.002365*    | 0.0008464    | -0.015227    |
|           | 지역             | 0.0153797    | -0.068559   | -0.003462    | -0.0981480   | -0.316721    |
|           | 박사급인력 비율       | 0.0244403    | 0.099396    | 0.019760     | -0.6624393   | 1.625471     |
|           | Log-likelihood | 33.87945     | -11.40141   | 2.533117     | -0.5731841   | 3.174566     |

Significance level : \*\*\* 0.01, \*\* 0.05, \* 0.1.

## 5. 결론

본 연구에서는 DEA 기법을 활용하여 중개연구 프로그램 중심으로 보건의료기술 R&D 사업의 효율성을 분석하고, 더 나아가 13개 타깃질환을 효율성 평균 값을 기준으로 고효율질환과 저효율질환 집단으로 각각 분류하여 연구유형과의 조합을 통해 투자전략 수립과 성과 제고를 위한 전략적 포트폴리오 모형을 제시하였다. 효율성 분석 결과, 단독연구보다는 협동연구의 효율성이 전반적으로 더 높은 것으로 확인되었고, 포트폴리오 매트릭스에 의한 4개 집단 유형별로는 협동연구-고효율질환, 단독연구-고효율질환, 협동연구-저효율질환 또는 단독연구-저효율질환 순으로 나타났으며, 집단 유형간 효율성에도 통계적으로 유의한 차이가 있는 것으로 확인되었다. 단독연구의 경우는 저효율질환(8~9개) 비율이 고효율질환(4~5개)보다 높게 나타난 반면 협동연구의 경우는 고효율질환(9~10개)의 비율이 저효율질환(2~3개) 보다 높게 나타났다. 토빗회귀(tobit

regression) 분석으로 효율성에 영향을 미치는 요인을 분석 결과, 인당연구비가 효율성 증가(+)에 영향을 미치는 것으로 나타났다.

본 연구는 투입변수와 산출변수 모두 양적인 측면 뿐만 아니라 질적인 측면을 고려하여 효율성을 분석하였고, 13대 질환 특성별로 효율성을 분석하여 효율성 차이에 따라 고효율 집단과 저효율 집단으로 유형화하고 비효율의 원인을 분석하는 등 한정된 R&D 자원의 효율적 활용과 성과 제고를 위한 과학적이고 체계적인 기준과 실증적 근거를 제시하였다는데 큰 의미가 있다. 자원의 효율적 활용과 성과 제고를 위해서는 효율성이 높은 집단에는 현재보다 투자를 확대하고 그렇지 않은 집단은 비효율의 원인을 개선하여 효율성을 높이는 전략이 필요할 것이다. 결국 효율성을 높여 우수한 연구성과를 더 많이 창출함으로써 질병 문제를 해결하고 국민건강 증진에 기여할 수 있을 것으로 본다. 본 분석 결과는 향후 중개연구 프로그램 뿐만 아니라 R&D 사업 전반에 대해서도 적용하면 활용성이

높을 것으로 기대한다.

본 연구의 한계로는 DMU의 동질성을 확보하기 위해 특정 시점의 중개연구 과제로 제한하다보니 그동안 지원된 중개연구 프로그램 전체의 효율성을 조망하는 데는 한계가 있었을 것으로 생각된다. 향후, 더 많은 데이터를 확보하여 분석하는 것도 의미가 있을 것으로 본다. 또한, 특허, 논문 등 산출(output) 측면의 성과 외에도 결과(outcome) 측면에서 다양한 성과가 있을 수 있는데, 이러한 분석은 성과지표의 개발 노력과 함께 체계적인 자료의 축적과 관리가 선행되어야 가능할 것으로 본다. 본 연구에서는 13개 질환을 대상으로 연구유형별로 일률적인 접근을 시도하였으나, 향후 질환 특성에 따른 차별성을 분석한다면 더 의미 있는 결과를 도출할 수 있을 것이다. 또한, 그동안 지원된 중개연구 프로그램에 대한 연도별 시계열 자료를 확보하여 효율성 분석과 함께 동태적인 생산성 분석도 의미가 있을 것으로 본다.

## 참고문헌

- Bae, J. H. (2013), Efficiency Comparison and Performance Targets for Academic Departments in the Local Private College Using DEA, *Journal of the Korean Institute of Industrial Engineers*, **39**(4), 298-312.
- Baek, C. W. and Lee, S. B. (2010), A study on R&D efficiency with the consideration of qualitative performance, *Productivity Review*, **24**(4), 251-274.
- Banker, R. D., 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.
- Byun, S. K. and Han, J. H. (2009), Efficiency estimations for the government driven R&D projects in IT industries, *Hannam Journal of Law and Technology*, **15**(2), 179-206.
- Charnes, A., Cooper, W. W., and Rodes, E. (1978), Measuring the efficiency of decision making units, *European Journal of Operational Research*, **2**(6), 429-444.
- Cho, K. T. and Kim, S. M. (2003), Selecting medical devices and materials for development in Korea: the analytic hierarchy process approach, *International Journal of Health Planning and Management*, **18**(2), 161-174.
- Choi, J. Y., Kim, K. S., and Kim, D. H. (2010), Productive Efficiency of the Coastal Fishing Business : A Comparison of Data Envelopment Analysis and Stochastic Frontier Analysis, *Journal of the Korean Operations Research and Management Science Society*, **35**(3), 59-68.
- Chun, H. and Lee, H. Y. (2013), A DEA-Based Portfolio Model for Performance Management of Online Games, *Journal of the Korean Institute of Industrial Engineers*, **39**(4), 260-270.
- Cooper W. W., Park, K., and Pastor, J. T. (1999), RAM : A Range Adjusted Measure of Inefficiency for use with Additive Model, and Relations to Other Models and Measures in DEA, *Journal of Productivity Analysis*, **11**(1), 5-42.
- Ernst, H. (1995), Patenting strategies in the German mechanical engineering industry and their relationship to firm performance, *Technovation*, **15**(4), 225-240.
- Färe, R. (1988), *Fundamentals of Production Theory*, Springer Verlag, Heidelberg.
- Färe, R., Grosskopf, S., and Lovell, C. A. K. (1994), *Production Frontiers*, Cambridge University Press, New York.
- Farrell, M. J. (1957), The Measurement of Productivity Efficiency, *Journal of Royal Statistical Society*, **120**(3), 253-267.
- Fontanarosa, P. B. and DeAngelis, C. D. (2002), Basic Science and Translational Research in JAMA, *Journal of the American Medical Association*, **287**(13), 1728.
- Han, D. S. and Shin, M. C. (2010), Efficiency Evaluation of Academic Research Support Program, *Research of Governmental Studies*, **16**(3), 185-215.
- Hsu, F. M. and Hsueh, C. C. (2009), Measuring relative efficiency of government-sponsored R&D projects : A three-stage approach, *Evaluation and Program Planning*, **32**(2), 178-186.
- Hwang, S. W. et al. (2009), *Efficiency of National R&D Investment*, STEPI, Seoul, Korea.
- Jeon, S. J. and Lee, C. U. (2011), Measure the Productivity of Airports in Korea Considering Environment Factor: An Application of DEA, *Journal of the Korean Institute of Industrial Engineers*, **37**(4), 370-357.
- Kim, J. H., Kim, H. S., Leem, B. N., and Yoon, J. H. (2012), Analyzing the National Medical Service Efficiency of OECD Countries Using DEA and Malmquist Productivity Index, *Journal of the Korean Operations Research and Management Science Society*, **37**(4), 125-138.
- Kim, J. H. and Park, S. B. (2004), Comparative Analysis of R&D Efficiency of National Research Laboratory by Technology areas and Research groups, *Science and Technology Policy*, **14**(2), 21-36.
- Kim, S. K., Ahn, D. H., Kim, H. J., and Shin, K. S. (2012), *How to Make Healthcare industry More Competitive Through Innovation*, Science and Technology Policy Institute, Seoul, Korea.
- Kim, T. H., Kim, I. H., Ahn, S. B., and Lee, K. S. (2009), A Way to Enhance Efficiency of Nuclear Program in Korean R&D Program by Data Envelopment Analysis, *Journal of Korea technology innovation society*, **12**(1), 70-87.
- Lee, H. Y. and Park, Y. T. (2005), An international comparison of R&D efficiency : DEA approach, *Asian Journal of Technology Innovation*, **13**(2), 207-222.
- Lee, H. Y., Park, Y. T., and Choi, H. O. (2009), Comparative evaluation of performance of national R&D programs with heterogeneous objectives : A DEA approach, *European Journal of Operational Research*, **196**(3), 847-855.
- Lee, J. D. and Oh, D. H. (2012), *Theory of efficiency analysis : Data Envelopment Analysis*, JIPHIL Media, Seoul, Korea.
- Lee, S. H., Kim, S. Y., and Lee, S. J. (2011), Ripple Effect Analysis of Regional Industry Technology Development Using DEA, *The Journal of Digital Policy & Management*, **9**(6), 1-10.
- Lee, S. Y. et al. (2013), *2012 Survey and Analysis Report of National R&D Programs*, Korea Institute of S&T Evaluation and Planning, Seoul, Korea.
- McGlynn, E. A. et al. (2003), The Quality of Health Care Delivered to Adults in the United States, *New England Journal of Medicine*, **348**(26), 2635-2645.
- Minna, J. D. and Gazdar, A. F. (1996), Translational research comes of age, *Nature Medicine*, **2**, 974-975.
- OECD (2001), *OECD Science, Technology, and Industry Scoreboard*, OECD, Paris.
- Park, S. D. and Hong, S. K. (2003), A Cross-Country Analysis of the Efficiency and Productivity of R&D System Using Non-parametric Methods, *Journal of Korea Technology Innovation Society*, **11**(2), 151-173.

- Park, S. J., Kim, K. H., and Jeong, S. K. (2011), The Study on the Analysis of Efficiency of Governmental R&D Programs Regarding to the S&T Outcomes, *Journal of Korea Technology Innovation Society*, **14**(2), 205-222.
- Rustgi, A. K. (1999), Translational Research: What is It?, *Gastroenterology*, **116**, 1285.
- Shephard, R. W. (1970), *Theory of Cost and production functions*, Princeton University Press, Princeton.
- Sim, G. S. and Kim, J. Y. (2009), DEA-AR/AHP Model Design for Efficiency Evaluation of Metropolitan Rapid Transit, *Journal of the Korean Operations Research and Management Science Society*, **34**(3), 105-124.
- Wang, E. C. and Huang, W. (2007), Relative efficiency of R&D activities: A cross-country study accounting for environmental factors in the DEA approach, *Research Policy*, **36**(2), 260-273.
- Yu, S. J. et al. (2009), *2009 In-depth Evaluation Report of National Health Technology R&D Programs*, Korea Institute of S&T Evaluation and Planning, Seoul, Korea.
- Zerhouni, E. (2005a), US Biomedical Research: Basic, Translational, and Clinical Sciences, *Journal of the American Medical Association*, **294**(11), 1352-1358.
- Zerhouni, E. (2005b), Translational and Clinical Science-Time for a New Vision, *New England Journal of Medicine*, **353**(15), 1621-1623.
- Zerhouni, E. and Alving, B. (2006), Clinical and Translational Science Awards: a Framework for a National Research Agenda, *Translational Research*, **148**, 4-5.