

확률프론티어분석을 이용한 R&D 생산성 추정: 배출권거래제 참여 기업을 대상으로

모정윤

조선대학교 경제학과 조교수

R&D Productivity Estimation Based on Stochastic Frontier Analysis : Evidence from the Korean Manufacturing Firms Participating in an Emission Trading Scheme

Mo, Jung Youn

Assistant Professor, Department of economics, Chosun University, Gwangju, Korea

ABSTRACT

Korea's R&D intensity was 4.64% in 2019, the second-highest among OECD member countries after Israel (4.90%). R&D investment can enhance the productivity of firms by promoting technological progress and innovation. In Korea, R&D investment has continuously increased, but there are various opinions on the effectiveness of R&D investment because the productivity of R&D investment differs on how R&D productivity is defined and the measurement index used. In addition, literature related to productivity changes and R&D investment effects at the firm level is sparse. Therefore, in this study, R&D productivity was estimated using stochastic frontier analysis and the Malmquist productivity index based on firms participating in the Korean emissions trading scheme (KETS). From the empirical results, it is concluded that R&D productivity has been steadily declining compared to previous years. The factor most strongly influencing fluctuations in R&D productivity is efficiency change. In addition, estimated total factor R&D productivity is increasing and the increased value is statistically significant after the introduction of the KETS. On comparative analysis across industries, industries with the highest total factor R&D productivity among the 12 industries were petrochemical, machinery, and semiconductor industries. Textile, power generation/energy, and non-ferrous metal industries had low R&D productivity.

Key words : R&D Productivity, Emission Trading Scheme, Innovation Activity, Manufacturing Industry

1. 서론

우리나라의 총 연구개발비는 2012년 기준 554,501억 원에서 2019년 890,471억 원으로 연 평균 7%의 성장률로 매우 빠르게 증가하여 세계 5위를 차지하였다. 또한 GDP 대비 연구개발 투자 비중은 2019년 기준 4.64%로 OECD 회원국 중 이스라엘(4.90%) 다음으로 연구개발 집중도가 높은 편이다. 이러한 활발한 연구개발투자는 기술 진보 및 혁신을 촉진시켜 기업들의 생산성 향상 및 생산 공정에서의 오염물질 저감 등의 긍정적 효과를 유발하고 이를 바탕으로 국가의 생산성 제고 및 경제 성장의 중요한 동

력으로 작용할 수 있다.

그간 우리나라는 연구개발투자의 양적 확대를 지속적으로 이루었지만 연구개발투자의 효율성 측면에서의 성과에 대해서는 다양한 의견이 존재한다. 연구개발투자의 생산성은 개념의 정의 및 측정 지표에 따라 연구 결과가 상이하기 때문이다. 또한 국내 기업 단위의 연구개발투자에 따른 생산성 변화 및 효과에 대한 연구는 미비한 상태이다. 따라서 본 연구에서는 배출권거래제 참여기업들을 대상으로 연구개발투자에 따른 기업들의 산출 및 성과를 매출액, 탄소배출량 및 특허출원으로 정의하고 연구개발투자의 생산성을 추정하고자 한다. 생산성 추정 방법으로

†Corresponding author : jymo@chosun.ac.kr (309 Pilmun-daero, Dong-Gu, Gwangju 61452, Republic of Korea Tel. +82-62-230-6825) ORCID [0000-0002-1258-7246](https://orcid.org/0000-0002-1258-7246) 모정윤

써 모수적 접근방법을 기반으로 한 확률프론티어 분석 및 맘퀴스트 생산성 지수 측정론을 기반으로 R&D 생산성을 추정하였다. 추정된 R&D 생산성을 바탕으로 배출권거래제 등 환경정책의 도입이 R&D 생산성에 미치는 효과를 검증하고자 한다. 본 연구는 아래의 두 가지 측면에서 선행연구와 차별성이 존재한다. 첫째, 본 연구는 배출권거래제 참여기업 중 특허출원자료가 존재하는 총 368개 기업의 총 요소 R&D 생산성을 추정하여 기업들의 생산성 변화 추이를 살펴보고 배출권거래제 도입 및 본격 시행이라는 환경 정책의 효과가 R&D 생산성 변화에 어떤 영향을 미치는지 살펴보았다. 둘째, 산업별 총 요소 R&D 생산성을 추정할 때 국내 자료를 활용한 선행 연구에서 그동안 고려되지 않았던 기업들의 비소망재(undesirable good)인 탄소배출량을 특허출원 및 매출액 등의 소망재(desirable good)와 동시에 고려하여 R&D 생산성을 보다 종합적인 관점에서 추정하였다. 본 연구의 구성은 다음과 같다. 제 2장은 R&D 생산성과 관련된 선행 연구 및 이론적 배경을 고찰하였다. 제 3장에서는 분석에 사용한 국내 배출권거래제 참여 기업들의 통계 자료 및 연구 방법론을 소개하였다. 제 4장에서는 세부 산업별 R&D 생산성 추정 결과를 분석 후, 제 5장에서는 R&D 생산성 제고를 위한 정책적 시사점 등을 도출하였다.

2. 이론적 배경

기업들은 연구개발투자를 통해 직접적으로 특허 출원, 논문 게재, 매출액·영업이익 제고 및 생산 및 에너지 소비 공정에서의 오염물질 감소 등 다양한 산출물들을 창출한다. 또한 연구개발투자를 통해 획득된 기술 지식을 생산 공정에 수용하여 장기적으로 관련 지식의 확산, 축적 및 사업화 등의 기술 혁신을 바탕으로 연구개발투자 이외의 다른 투입 요소들(노동, 자본 등)의 생산성 또한 향상시킬 수 있다. R&D 투입에 따른 다양한 산출의 성과를 측정하는 지표 및 투입과 산출 요소에 대한 정의는 연구마다 다양하다. 본 연구에서는 탄소배출권거래제 참여기업들의 R&D 생산성을 측정하기 위해 먼저 개별 기업들의 자본, 노동 및 연구개발투자액 등을 세 가지 투입 요소로 정의한다. 동 요소들을 투입하여 기업들은 매출액, 탄소배출량 및 특허 출원 등을 산출한다고 가정한다. R&D 투입 이외의 노동 및 자본 등 다른 투입 요소들이 산출요소에 미치는 효과를 고려한 후 R&D 투입에 따른 매출액 및 특허출원 증가와 탄소배출량 감소 등 세 가지 산출물

벡터의 변화 비율을 R&D 생산성으로 정의하여 배출권거래제 참여기업들의 R&D 생산성을 추정하고자 한다.

투입 대비 산출이 얼마나 효율적으로 이루어지고 있는지를 의미하는 생산성을 측정하는 방법론은 크게 부분 요소 생산성(partial factor productivity)과 총 요소 생산성(total factor productivity)으로 구분된다. 부분 요소 생산성은 총 산출을 연구개발비 투입으로 나눈 지표로서 동 지표는 연구개발비 한 단위 투입에 따른 산출의 증가를 의미하므로 생산성의 산출과 해석이 매우 단순하다. 반면 부분 요소 생산성은 총 산출물의 변화에 연구개발비 이외의 다른 생산 요소(노동 및 자본 등)들이 미치는 효과를 반영할 수 없는 한계를 지니고 있다. 총 요소 에너지 생산성은 산출물의 증가에 영향을 주는 다양한 생산 요소들을 종합적으로 고려할 수 있다는 점에서 부분 요소 생산성보다 연구개발비 투입의 효율성을 보다 종합적으로 측정하기에 적합하다.

총 요소 생산성의 개념을 기반으로 생산성을 추정하는 방법론은 자료포락법(Data Envelopment Analysis, DEA)과 확률프론티어분석(Statistical Frontier Analysis, SFA)등으로 나눌 수 있다. Caves et al. (1982)이 개발한 자료포락법은 비모수적 접근 방법을 기반으로 생산성을 추정한다. 동 방법론은 생산 함수의 형태 및 특성에 대한 제약 없이 효율성을 추정할 수 있는 장점을 지니고 있으나 확률적 교란항의 고려가 불가능한 한계가 존재한다. Park and Lee (2005), Kim and Kim (2011), Chun et al. (2014), Lee and Kim (2016) 및 Karadayi and Ekinçi (2019) 등은 자료포락법을 기반으로 다양한 국가 및 지역의 연구개발 생산성을 추정하였다. Park and Lee (2005)는 자료포락법을 기반으로 연구개발 생산성을 추정 후 아시아 국가들의 연구개발 생산성 수준을 비교분석하였다. 그 결과 싱가포르의 연구개발 생산성이 가장 높게 추정되었으며 중국, 한국 및 대만의 연구개발 생산성은 상대적으로 비효율이 존재한다는 결론을 도출하였다. Kim and Kim (2011)은 1984년부터 2008년까지의 한국의 연구개발 생산성을 자료포락법을 사용하여 추정하고 OECD 국가들과 국내 연구개발 생산성 수준을 비교분석하였다. 그 결과 국내 연구개발 생산성은 OECD국가 중 1위이나 지속적인 생산성 제고를 위해서는 연구개발의 질적 수준 향상을 위한 혁신 정책이 필요하다는 결론을 도출하였다. Chun et al. (2015)은 국내 121개 기업들을 대상으로 자료포락법을 적용, 비용으로 처리된 연구개발비 및 자산으로 처리된 연구개발비를 투입 변수로 정의하고 기업의 매출액, 영업이익 및

특허등록 건수를 산출 변수로 가정하여 연구개발 생산성을 추정하였다. 분석 결과 국내 연구개발 생산성은 우수한 편이며 기업들 간의 연구개발 역량의 차이는 크지 않다고 주장하였다. Lee and Kim (2016)는 국내의 10개 정부출연 연구기관들을 대상으로 연구비와 연구 인력을 투입변수로 SCI논문, 특허등록 및 기술이전 등을 산출변수로 정의 후 연구개발투자의 효율성을 자료포락법을 활용하여 추정하였다. 그 결과 관측기간 동안 평균 연구개발의 효율성은 향상되고 있으나 일부 출연연의 경우 연구개발 생산성이 지속적으로 낮아지는 경향이 존재한다고 분석하였다. Karadayi and Ekinici (2019)는 28개 유럽 국가들을 대상으로 자료포락법을 활용하여 연구개발 생산성을 추정 후 정책의 안정성 및 환경규제의 강도 등과 연구개발 생산성간의 상관관계를 분석하였다. 분석 결과 안정적인 정책 및 높은 환경규제의 강도는 연구개발 생산성 향상에 통계적으로 유의미한 효과가 존재한다는 결론을 도출하였다.

확률프론티어분석은 모수적 접근방법을 기반으로 생산성을 추정한다. 확률프론티어분석은 목적 함수의 성질 및 모수에 대한 제약 조건이 존재한다. 반면, 자료포락법에서는 통제할 수 없는 관측치의 이질성을 모형에서 통제하며 동시에 확률적 교란항을 고려할 수 있는 장점이 존재한다. 확률프론티어분석을 기반으로 연구개발 생산성을 분석한 선행 연구로는 Wang (2007), Cho (2016) 및 Hong et al. (2015) 등이 존재한다. 먼저 Wang (2007)은 30개 국가를 대상으로 연구개발인력 및 연구비를 투입 변수로 논문 게재수 및 특허 출원수를 산출 변수로 정의 후 확률프론티어분석을 적용하여 국가별 연구개발 생산성을 추정하였다. 그 결과 연구개발 생산성은 국가의 소득 수준과 통계적으로 유의미한 상관관계가 존재한다는 정책적 시사점을 도출하였다. Cho (2016)는 자료포락법과 확률프론티어분석을 통해 국내 16개 시도의 연구개발 생산성을 추정하였다. 연구개발인력 및 연구개발비를 투입 변수로 정의, 특허 출원수 및 논문 게재수를 산출변수로 정의 후 분석한 결과 지역별 연구개발 생산성의 차이가 통계적으로 유의미하게 나타난다는 결론을 도출하였다. Hong et al. (2015)는 1995년부터 2008년까지 476개의 중국의 첨단산업 중사 기업 자료를 기반으로 확률프론티어분석을 사용하여 연구개발 생산성을 추정 후 공공 및 민간 부문의 연구개발투자 및 효율성 간의 관계를 분석하였다. 연구개발인력 및 연구개발투자액을 투입하여 특허출원을 산출한다

고 가정 후 R&D 생산성을 분석한 결과 민간에서의 연구개발투자는 생산성 향상을 유인하나 공공의 연구개발투자는 생산성 향상에 유의미한 효과가 존재하지 않음을 밝혀내었다.

또한 Alam et al. (2019), Lee (2015) 및 Wang et al. (2012) 등은 탄소배출량과 혁신활동(특허출원 및 연구개발비 지출 등)과의 관계를 분석하였다. Alam et al. (2019)은 연구개발비 지출과 탄소 집약도 간의 관계를 분석하였고, 연구개발비 지출이 증가할수록 탄소생산성이 증가할 수 있다는 결론을 도출하였다. Lee (2015)는 녹색기술 분야에 투자된 연구개발액과 탄소배출량 간의 장기균형관계를 살펴본 후 두 변수 사이에는 음의 균형관계가 존재한다는 결론을 도출하였다. Wang et al. (2012)은 중국 지역데이터를 활용하여 에너지 효율 향상 및 탄소저감 기술 분야의 특허출원이 온실가스 감축에 미치는 효과를 분석하였다. 분석 결과 특허출원은 온실가스 감축에 통계적으로 유의미한 효과가 존재한다는 결론을 도출하였다.

본 연구에서 다루고 있는 자료는 배출권거래에 참여하고 있는 기업으로써 관측치의 산업별 이질성을 통제하고 동시에 확률적 교란항을 고려하기 위해 확률프론티어분석을 활용하여 총 요소 R&D 생산성을 추정하고자 한다. <Table 1>에는 투입 및 산출변수들이 요약되어 있다. 연구에서는 투입변수로서 자본, 노동 및 연구개발투자액을 사용하였고 산출변수로서는 매출액, 특허출원건수 및 탄소배출량을 사용하였다.

Table 1. Input/output summary

	Variable	Source
Input	Capital	KISVALUE database (Total capital)
	Labor	KISVALUE database (The number of employee)
	R&D investment	KISVALUE database (Ordinary research and development expense+Research and development cost)
Output	Sales	KISVALUE database (Total sales)
	The number of patent applications	Korea Intellectual Property Rights Information Service(KIPRIS)
	Carbon emissions	Emission Trading Registry System (ETRS)

3. 연구방법 및 자료

3.1 확률프론티어 분석

배출권거래제 참여기업들의 R&D 생산성을 추정하기 위해 본 연구는 확률프론티어분석을 적용하였다. 확률프론티어분석에서는 현재의 주어진 기술 및 정책 수준 하에서 매출액, 특허출원 및 탄소배출량 등의 산출물 벡터를 획득하기 위해 투입되어야 하는 최소의 생산 요소들의 결합을 프론티어(frontier)로 정의한다. 실제 투입물 벡터가 프론티어에서 얼마나 멀리 떨어져 있는지를 비율로 산출하여 투입의 비효율성을 측정한다. 실제 투입물 벡터들이 프론티어 상에 정확히 위치하면 가장 효율적인 생산으로 평가하고, 실제 투입물 벡터가 프론티어로부터 멀어질수록 비효율성이 증가하고 있는 상태로 평가한다. Shepard (1953)의 투입거리함수(input distance function)에 트랜스로그함수 형태를 적용하면 아래의 식 (1)로 표현된다.

$$\begin{aligned} \ln D_t(k_{it}, l_{it}, r_{it}, y_{it}, p_{it}, c_{it}) = & \beta_{0i} + \beta_k \ln k_{it} + \beta_l \ln l_{it} \\ & + \beta_r \ln r_{it} + \beta_y \ln y_{it} + \beta_p \ln p_{it} + \beta_c \ln c_{it} + \beta_t t + \beta_{ky} \ln k_{it} \ln y_{it} \\ & + \beta_{kc} \ln k_{it} \ln c_{it} + \beta_{kl} \ln k_{it} \ln l_{it} + \beta_{kr} \ln k_{it} \ln r_{it} + \beta_{rc} \ln l_{it} \ln r_{it} \\ & + \beta_{kp} \ln k_{it} \ln p_{it} + \beta_{ly} \ln l_{it} \ln y_{it} + \beta_{lp} \ln l_{it} \ln p_{it} + \beta_{lc} \ln l_{it} \ln c_{it} \\ & + \beta_{ry} \ln r_{it} \ln y_{it} + \beta_{rp} \ln r_{it} \ln p_{it} + \beta_{rc} \ln r_{it} \ln c_{it} + \beta_{yp} \ln y_{it} \ln p_{it} \\ & + \beta_{yc} \ln y_{it} \ln c_{it} + \beta_{pc} \ln p_{it} \ln c_{it} + 0.5\beta_{kk} (\ln k_{it})^2 \\ & + 0.5\beta_{ll} (\ln l_{it})^2 + 0.5\beta_{cc} (\ln c_{it})^2 + 0.5\beta_{rr} (\ln r_{it})^2 \\ & + 0.5\beta_{yy} (\ln y_{it})^2 + 0.5\beta_{pp} (\ln p_{it})^2 + 0.5\beta_{tt} (t)^2 + \beta_{kt} \ln k_{it} t \\ & + \beta_{lt} \ln l_{it} t + \beta_{rt} \ln r_{it} t + \beta_{yt} \ln y_{it} t + \beta_{pt} \ln p_{it} t \\ & + \beta_{ct} \ln c_{it} t + \nu_{it} \end{aligned} \tag{1}$$

여기서 k_{it} , l_{it} , r_{it} 는 투입변수로써 각각 t 기 i 기업의 자본, 노동, 연구개발투자액을 의미한다. 또한 y_{it} , p_{it} 및 c_{it} 는 산출변수로써 각각 t 기 i 기업의 매출액, 특허출원건수 및 탄소배출량을 의미한다. ν_{it} 는 확률 오차를 의미하며 현재의 기술 수준 하에서 투입요소들을 더 줄일 수 있으나 과다하게 투입되어 발생하는 손실의 크기를 ν_{it} 를 통해 추정한다. 자본, 노동, 연구개발투자액은 생산 요소들이며 생산물 벡터를 투입하여 현재의 기술 수준에서 세 개의 산출물인 매출액, 특허출원 및 탄소 배출량을 생산한다고 가정한다. 위의 식 (1)에 거리 함수가 만족해야하는 제약 중 하나인 선형동차조건(linear homogeneity condition)을 적용하면 투입물 벡터는 임의의 투입물(연구개발투자액)로 정규화되고 아래의 식 (2)가 도출된다.

$$\begin{aligned} \ln D_t(k_{it}, l_{it}, r_{it}, y_{it}, p_{it}, c_{it}) = & \ln D_t(k_{it}, l_{it}, 1, y_{it}, p_{it}, c_{it}) + \ln r_{it} \end{aligned} \tag{2}$$

식 (1)과 (2)를 바탕으로 아래의 식 (3)이 도출된다.

$$\begin{aligned} -\ln r_{it} = & \beta_0 + \beta_k \ln k_{it}^* + \beta_l \ln l_{it}^* + \beta_y \ln y_{it} + \beta_p \ln p_{it} + \beta_c \ln c_{it} \\ & + \beta_t t + \beta_{ky} \ln k_{it}^* \ln y_{it} + \beta_{kp} \ln k_{it}^* \ln p_{it} + \beta_{kc} \ln k_{it}^* \ln c_{it} \\ & + \beta_{kl} \ln k_{it}^* \ln l_{it}^* + \beta_{ly} \ln l_{it}^* \ln y_{it} + \beta_{lp} \ln l_{it}^* \ln p_{it} + \beta_{lc} \ln l_{it}^* \ln c_{it} \\ & + \beta_{yp} \ln y_{it} \ln p_{it} + \beta_{yc} \ln y_{it} \ln c_{it} + \beta_{pc} \ln p_{it} \ln c_{it} \\ & + 0.5\beta_{kk} (\ln k_{it}^*)^2 + 0.5\beta_{ll} (\ln l_{it}^*)^2 + 0.5\beta_{yy} (\ln y_{it})^2 \\ & + 0.5\beta_{pp} (\ln p_{it})^2 + 0.5\beta_{cc} (\ln c_{it})^2 + 0.5\beta_{tt} (t)^2 + \beta_{kt} \ln k_{it}^* t \\ & + \beta_{lt} \ln l_{it}^* t + \beta_{yt} \ln y_{it} t + \beta_{pt} \ln p_{it} t + \beta_{ct} \ln c_{it} t + (\nu_{it} - v_{it}) \end{aligned} \tag{3}$$

여기서 k_{it}^* 는 t 기 i 기업의 자본을 연구개발투자액으로 정규화한 값(k_{it}/r_{it})이며 l_{it}^* 은 t 기 i 기업의 노동을 연구개발투자액으로 정규화한 값(l_{it}/r_{it})이다. 생산의 비효율성은 ν_i 및 맘퀴스트 생산성 지수를 기반으로 추정된다. 맘퀴스트 생산성 지수는 효율성 변화(efficiency change, EFFCH)와 기술 변화(technical change, TECH)로 분해된다. 효율성 변화는 생산 과정에서 존재하던 비효율성이 프론티어의 변화 없이 내부적으로 증대되어 발생하는 생산성의 변화로 정의된다. 효율성 변화는 확률프론티어 모형에서 추정된 비효율성인 ν_{it} 을 기반으로 아래의 식 (4)와 같이 추정된다.

$$EFFCH_{i(t,t+1)} = \frac{E[\exp(-\nu_{it+1} | \nu_{it+1})]}{E[\exp(-\nu_{it} | \nu_{it})]} \tag{4}$$

또한 기술 변화는 시간의 흐름에 따른 기술의 진보로 인해 프론티어가 확장되어 발생하는 효율성의 변화를 의미한다. 본 연구에서는 Coelli, Rao and Battese (2005)를 바탕으로 식 (3)을 시간 t 와 t+1에 대해 미분한 값의 기하평균으로 기술변화를 아래의 식 (5)와 같이 측정한다.

$$\begin{aligned} TECH_{i(t+1)} = & \left[\exp(\beta_t + \beta_{tt}(t+1) + \beta_k \ln k_{it+1}^* \right. \\ & \left. + \beta_l \ln l_{it+1}^* + \beta_y \ln y_{it+1} + \beta_p \ln p_{it+1} \right. \\ & \left. + \beta_c \ln c_{it+1} \right] \\ & \times \left[\exp(\beta_t + \beta_{tt}(t) + \beta_k \ln k_{it}^* + \beta_l \ln l_{it}^* \right. \\ & \left. + \beta_y \ln y_{it} + \beta_p \ln p_{it} + \beta_c \ln c_{it} \right]^{1/2} \end{aligned} \tag{5}$$

잠퀴스트 생산성 지수를 바탕으로 한 총 요소 R&D 생산성(total factor R&D productivity, TFRP)은 효율성 변화와 기술 변화의 곱셈식으로 아래의 식 (6)과 같이 표현된다. 총 요소 R&D 생산성의 추정값이 1보다 크면(또는 1보다 작으면), 전년도 대비 기준년도 R&D 생산성이 증가(또는 감소) 하였다고 평가한다. 또한 탄소배출량은 비소망재이므로 동 산출물의 증가율이 하락할수록 R&D생산성이 증가한다. 따라서 동 연구에서는 탄소배출량은 (-) 값으로 변환하여 산출물벡터를 구성하였다.

$$TFRP_{i(t+1)} = EFFCH_{i(t+1)} * TECH_{i(t+1)} \quad (6)$$

3.2 자료

동 분석에는 배출권거래제 2차 계획기간에 참여하는 기업 중 특허출원자료가 존재하는 기계, 디스플레이, 반도체, 발전/에너지, 비철금속, 석유화학, 섬유, 시멘트, 자동차, 전기전자, 조선 및 철강 산업에 속하는 총 368개 기

업)의 2011년부터 2019년까지의 자료를 사용하였다. 개별 기업들의 노동, 자본, 연구개발투자액 및 매출액 등 재무제표 자료는 NICE 평가정보의 KISVALUE 자료를 활용하였다. 위의 자료 중 노동은 재무상태표 항목 중 총 종업원 수를 사용하였으며 자본은 재무상태표 항목 중 자본총계 자료를 바탕으로 자료를 수집하였다. 탄소배출량은 배출권등록부시스템(ETRS)에 공개되어 있는 기업별 인증배출량 자료를 사용하였으며 특허출원건수는 특허정보검색서비스(KIPRIS)에서 공개하는 연도 및 기업별 특허출원자료를 활용하였다.

<Table 2>은 자료의 산업별 산출물 변수들의 기술통계량을 나타내고 있다. 관측기간 동안 누적 매출액이 가장 많은 산업은 반도체(20.7%), 석유화학(15.8%) 자동차(15.1%) 및 발전/에너지 산업(14.7%)이다. 탄소를 가장 많이 배출한 업종은 발전/에너지(50.7%), 철강(21.3%) 및 석유화학(10.4%), 시멘트(8.0%) 산업 등이다. 특허출원건수가 많은 산업은 전기전자(23.2%), 자동차(22.3%) 및 디스플레이(15.4%) 산업 등이다.

Table 2. Sample composition

	Total sales (unit: Billion won)	Total Carbon emissions (unit: Million tons)	Total number of patent applications
Machine / Equipment	104,000.00(1.38%)	9.14(0.21%)	3233(1.86%)
Display	411,000.00(5.45%)	97.53(2.25%)	26676(15.38%)
Semiconductor	1,560,000.00(20.7%)	115.00(2.65%)	9877(5.69%)
Energy / generation	1,110,000.00(14.73%)	2,200.00(50.65%)	4313(2.49%)
Nonferrous metals	393,000.00(5.22%)	68.05(1.57%)	1566(0.90%)
Petrochemicals	1,190,000.00(15.79%)	453.00(10.43%)	24396(14.06%)
Textile / apparels	129,000.00(1.71%)	40.91(0.94%)	1053(0.61%)
Cement	38,400.00(0.51%)	347.00(7.99%)	112(0.06%)
Automobile	1,140,000.00(15.13%)	39.25(0.90%)	38694(22.31%)
Electronics	539,000.00(7.15%)	29.91(0.69%)	40287(23.22%)
Shipbuilding	311,000.00(4.13%)	20.97(0.48%)	11576(6.67%)
Steel/metals	610,000.00(8.10%)	923.00(21.25%)	11683(6.74%)

1) 자료의 산업별 분포: 기계 산업(15개, 4.08%), 디스플레이 산업(5개, 1.36%), 반도체 산업(24개, 6.52%), 발전/에너지 산업(19개, 5.16%), 비철금속 산업(29개, 7.88%), 석유화학 산업(103개, 27.99%), 섬유 산업(19개, 5.16%), 시멘트 산업(30개, 8.15%), 자동차 산업(39개, 10.60%), 전기전자 산업(128개, 7.61%), 조선 산업(12개, 3.26%), 철강 산업(45개, 12.23%)

사용한 자료들의 기초통계량 및 피어슨 상관관계 분석 결과는 <Table 3> 및 <Table 4>에 요약되어 있다. <Table 4>을 살펴보면, 투입 변수와 산출 변수 모두 통계적으로 유의미한 양의 상관관계를 나타내고 있다.

Table 3. Descriptive statistics

Variables	Mean	Std.dev	Min	Max	Skewness	Kurtosis
lnsales	26.914	1.773	17.550	32.769	0.110	4.418
lnpatents	2.390	2.076	0.000	8.071	0.794	2.814
lnCO ₂	12.029	1.754	8.124	18.204	1.133	3.969
lncapital	26.335	1.933	16.130	32.812	0.013	4.417
lnlabor	6.244	1.575	0.000	11.560	0.387	3.857
lnR&D	21.797	2.740	10.086	30.446	-0.178	4.069

Table 4. Correlation matrix

	lnsales	lnpatents	lnCO ₂	lncapital	lnlabor	lnR&D
lnsales	1.000					
lnpatents	0.640***	1.000				
lnCO ₂	0.596***	0.357***	1.000			
lncapital	0.861***	0.627***	0.616***	1.000		
lnlabor	0.821***	0.742***	0.412***	0.781***	1.000	
lnR&D	0.659***	0.530***	0.364***	0.646***	0.725***	1.000

** and *** denotes significant correlation at a 5% and 1% level significance.

4. 분석 결과

4.1 확률프론티어분석 결과

본 연구에서는 시간의 흐름에 따라 비효율성(ν_i)이 변동한다고 가정 후 동 가정을 채택한 확률프론티어 모형 중 Green (2005)이 제안한 고정효과(true fixed effect, TFE) 모형과 Battese and Coelli (1992)가 제안한 BC92 모형 등 두 가지 모형을 최우추정법을 바탕으로 추정하였

다. 두 모형 모두 산업의 특성과 확률오차를 통제할 수 있는 장점이 있으나 BC92 모형의 경우 고정효과 모형과 달리 산업별 이질성과 확률오차를 구분할 수 없으며 시간의 변동에 따라 비효율성이 단조 증가(또는 감소)하는 함수 형태를 가정하는 한계가 존재한다.

모형에 사용한 설명변수들과 확률오차간의 상관관계의 존재 여부에 따라 확률효과(true random effect, TRE) 모형과 고정효과(true fixed effect, TFE) 모형 중 보다 적합한 모형을 선택할 수 있다. 확률효과모형은 확률오차와 설명변수들 간의 독립성을 가정하는 반면 고정효과모형은 관측되지 않는 산업별 이질성 및 확률오차와 설명변수들 간의 상관관계를 허용한다. R&D 생산성의 비효율성은 특허출원 등 산출물 특성과의 상관관계가 존재할 확률이 높다고 판단하여 동 연구에서는 고정효과 모형을 사용하였다. 다만 동 연구에서 사용한 자료는 2011년부터 2019년까지의 짧은 관측 기간을 갖고 있기 때문에 고정효과 모형을 사용할 경우 incidental parameters problem이 발생할 수 있는 한계가 존재한다. 마지막으로 산업별 생산함수 형태의 차이에 따른 자료의 이질성을 통제하기 위해 산업 더미변수를 모형에 고려하였다.

확률프론티어 분석 결과는 <Table 5>에 요약되어 있다. 먼저 R&D 투자의 비효율성이 모형에 존재하는지를 검정하기 위해 LR 검정을 실시하였다. 그 결과 모든 모형에서 비효율성이 존재하지 않는다는 귀무가설을 기각하여 추정된 모든 모형에서 R&D 투자의 비효율성이 존재함을 알 수 있다. 동 결과는 현재 생산 요소 중 R&D 투자액은 프론티어에 위치하고 있지 않다고 해석되며 이에 따라 현재의 생산은 비효율성이 존재한다는 결론이 도출되었다. 본 연구에서는 BIC 값이 낮은 고정효과 모형을 가장 적합한 모형으로 선정하였다. 고정효과 모형의 경우 대부분의 독립 변수들이 통계적으로 유의미하였다. 고정효과 모형을 기반으로 4.2장에서는 배출권 거래제 참여 기업 중 12개 산업에 속하는 기업들의 R&D 생산성을 맘퀴스트 생산성 지수를 적용하여 추정하였다.

Table 5. Stochastic Frontier model estimation results

	Variables	True Fixed Effect (TFE)	Battese and Coelli (1992) Model (BC92)
	Intercept		65.8568*** (10.5557)
Inputs	$\ln k_{it}^*$	-2.4988*** (0.6879)	-6.2691*** (0.7730)
	$\ln l_{it}^*$	3.4974*** (0.7062)	6.5329*** (0.9019)
	$\ln k_{it}^* \ln l_{it}^*$	-0.1605*** (0.0230)	-0.0796*** (0.0273)
	$\ln k_{it}^{*2}$	0.1686*** (0.0237)	0.1114*** (0.0287)
	$\ln l_{it}^{*2}$	0.1411*** (0.0261)	0.0462 (0.0349)
Output	$\ln y_{it}$	2.7164*** (0.5500)	-1.2441*** (0.4748)
	$\ln p_{it}$	-0.6422*** (0.1646)	1.2537*** (0.3394)
	$\ln c_{it}$	1.9514*** (0.4670)	-0.5842 (0.4003)
	$\ln y_{it} p_{it}$	0.0208*** (0.0056)	0.0488*** (0.0160)
	$\ln y_{it} c_{it}$	-0.0095 (0.0138)	0.0463*** (0.0175)
	$\ln p_{it} c_{it}$	0.0120*** (0.0042)	-0.0121 (0.0091)
	$\ln y_{it}^2$	-0.0925*** (0.0235)	-0.1000*** (0.0289)
	$\ln p_{it}^2$	-0.0184*** (0.0048)	-0.0392*** (0.0152)
	$\ln c_{it}^2$	0.0590*** (0.0195)	0.0168 (0.0137)
Inputs-Output	$\ln k_{it}^* y_{it}$	-0.0433** (0.0183)	0.2061*** (0.0284)
	$\ln k_{it}^* p_{it}$	0.0078 (0.0086)	-0.1525*** (0.0162)
	$\ln k_{it}^* c_{it}$	-0.0667*** (0.0148)	0.0079 (0.0196)
	$\ln l_{it}^* y_{it}$	0.0228 (0.1894)	-0.1816*** (0.0321)
	$\ln l_{it}^* p_{it}$	-0.0120 (0.0886)	0.1336*** (0.0178)
	$\ln l_{it}^* c_{it}$	0.0476*** (0.0147)	0.0308 (0.0222)

	Variables	True Fixed Effect (TFE)	Battese and Coelli (1992) Model (BC92)
Technical change	t	0.3786*** (0.0733)	0.6644*** (0.2339)
	t ²	0.0054*** (0.0019)	-0.0012 (0.0085)
	lnk [*] _{it}	-0.0158*** (0.0035)	-0.0491*** (0.0099)
	lnl [*] _{it}	0.0188*** (0.0036)	0.0377*** (0.0107)
	lny _{it}	-0.0018 (0.0022)	0.0062 (0.0082)
	lnp _{it}	0.0022 (0.0012)	-0.0037 (0.0051)
	lnc _{it}	0.0014 (0.0016)	0.0033 (0.0057)
Variance parameters	σ _u	0.1865*** (0.0063)	
	σ _v	0.0211*** (0.0044)	
	λ	8.8188*** (0.0056)	
LR test		467.9517***	-378.6452***
BIC		-183.6119	954.222

*, **, ***Significance at 10%, 5% 1% respectively. The parentheses () denote standard error.

4.2 총 요소 R&D 생산성 분석 결과

고정효과 모형을 바탕으로 맘퀴스트 생산성 지수에 기반하여 추정된 총 387개의 배출권거래제 참여 기업들의 효율성 변화, 기술 변화 및 총 요소 R&D 생산성 추정치는 <Fig. 1>에 요약되어 있다. 관측 기간 동안 총 요소 R&D 생산성 평균은 0.9995로 기업들의 R&D 생산성이 전년도 대비 평균적으로 감소하고 있음을 시사한다. R&D 생산성 변화 추세를 살펴보면 배출권거래제 도입(2015년) 및 본격 시행(2018)년도에 크게 상승하였음을 알 수 있다. 총 요소 R&D 생산성을 효율성 변화와 기술 변화로 분해해 보면, 기술 변화는 2011년도부터 지속적으로 증가하는 추세를 보이고 있으며 효율성 변화의 변동 추세가 총 요소 R&D 생산성 변화의 변동에 그대로 전이되고 있음을 알 수 있다.

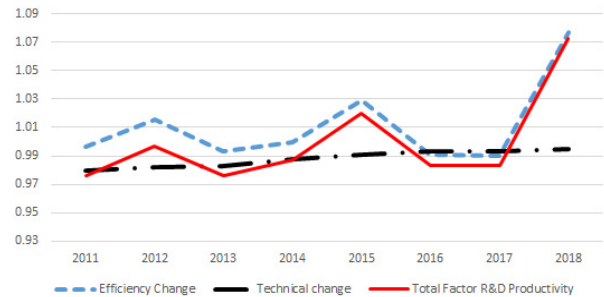


Fig. 1. The trends of the efficiency change, technical change, and Total factor R&D Productivity

<Table 6>에서는 배출권거래제 참여 기업들의 R&D 생산성을 산업별로 비교 분석한 결과를 요약하여 보여준다. 관측 기간 동안 총 요소 에너지 생산성의 평균이 가장 높은 산업은 석유화학, 기계 및 반도체 산업 등이다. 동 산업들의 평균 총 요소 R&D 생산성은 1 이상으로 전년도 대비 꾸준한 생산성의 증가가 존재하였음을 알 수 있다.

반면 섬유, 발전/에너지 및 비철금속 산업은 총 요소 R&D 생산성이 낮은 산업으로 분석되었다.

Table 6. R&D productivity results by industry

	Efficiency Change	Technical Change	Total factor R&D productivity
All industries	1.0113	0.9881	0.9995
Machine / Equipment	1.0091	0.9928	1.0020
Display	1.0038	0.9902	0.9940
Semiconductor	1.0090	0.9911	1.0000
Energy/generation	1.0039	0.9770	0.9808
Nonferrous metals	0.9992	0.9857	0.9848
Petrochemicals	1.0231	0.9864	1.0099
Textile / apparels	0.9753	0.9870	0.9626
Cement	1.0112	0.9847	0.9957
Automobile	1.0032	0.9932	0.9963
Electronics	0.9978	0.9912	0.9890
Shipbuilding	1.0017	0.9942	0.9979
Steel/metals	1.0037	0.9844	0.9881

배출권거래제 도입 전·후의 총 요소 R&D 생산성 변화를 살펴보기 위해 관측기간을 2015년을 기준으로 나누어 총 요소 R&D 생산성을 비교·분석한 결과는 <Fig. 2> 과 <Fig. 3>에 요약되어 있다. <Fig. 2> 와 <Fig. 3>을 비교해보면 배출권거래제 참여 기업들의 총 요소 R&D 생산성은 배출권 거래제 도입 이후에 큰 변화가 존재하고 있음을 알 수 있다. <Fig. 2>의 분석 결과 배출권거래제 도입 전인 2014년까지 기업들의 R&D 생산성은 모든 산업 부문에서 1 이하로 관측 기간 동안 R&D 생산성이 지속적으로 감소하였다는 결론이 도출되었다. 반면 <Fig. 3>을 살펴보면 기계, 디스플레이, 발전/에너지, 섬유, 자동차 및 전기전자산업에서 총 요소 R&D 생산성은 1보다 높아 2015년 이후 평균적으로 전년도 대비 꾸준히 R&D 생산성이 제고하였음을 알 수 있다.

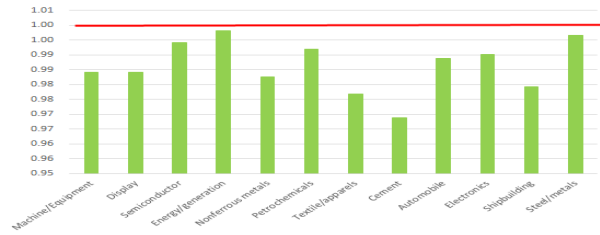


Fig. 2. The comparison of the total factor R&D Productivity by industry (2011 ~ 2014)

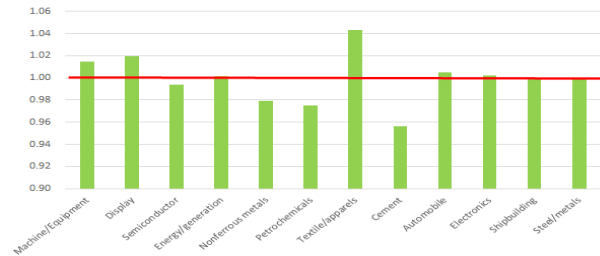


Fig. 3. The comparison of the total factor R&D Productivity by industry (2015 ~ 2018)

배출권거래제 도입 전·후의 총 요소 R&D 생산성 평균 차이의 존재 여부를 살펴보기 위해 배출권거래제 도입 전(2011년~2014년) 및 배출권거래제 도입 후(2015년~2018년)로 자료를 두 가지 그룹으로 나누어 분산분석을 실시하고 그 결과를 <Table 7>에 정리하였다. 분석 결과 그룹 간 R&D 생산성이 같다는 귀무가설을 10% 유의수준에서 기각하여 배출권거래제 도입 전·후로 R&D 생산성 평균의 차이가 존재하며 시간의 흐름에 따라 통계적으로 유의미하게 R&D 생산성이 증가하고 있음을 알 수 있다.

Table 7. Analysis Of Variance (ANOVA) result

	Sum Sq	DF	Mean Sq	F value	Pr (>F)
Treat	0.0010	1.0000	0.0010	3.9028	0.0598*
Residuals	0.0064	24.0000	0.0003		
Total	0.0074	25.0000			

*, **, ***Significance at 10%, 5% 1% respectively.

5. 결론 및 시사점

본 연구에서는 2011년부터 2019년까지 배출권거래제 2차 계획기간 참여 기업 중 특허출원자료가 존재하는 총 12개 산업 368개의 기업들을 대상으로 확률프론티어 분석 및 맘퀴스트 생산성 지수를 기반으로 R&D 생산성을 추정하였다. 12개 세부 산업별 R&D 생산성을 추정 후 비교 분석하였으며 배출권거래제 등 환경 정책 도입에 따른 R&D 생산성 변화 또한 살펴보았다.

분석 결과 배출권거래제 참여 기업들의 R&D 생산성은 관측 기간 동안 평균적으로 1보다 낮아 전년도 대비 지속적인 생산성 감소가 존재한다는 결론을 도출하였다. 또한 생산성 분해 결과 배출권거래제 참여 기업들의 R&D 생산성의 변동에 큰 영향을 미치는 요인은 효율성 변화인 것으로 분석되었다. 또한 추정된 총 요소 R&D 생산성은 탄소배출권거래제 도입 및 본격 시행에 따라 그 수치가 통계적으로 유의미하게 증가하고 있음을 알 수 있다. 산업별 비교 분석 결과 전체 12개 산업 중 총 요소 R&D 생산성이 높은 산업은 석유화학, 기계, 반도체 산업 순으로 분석되었으며 생산성 순위가 낮은 산업으로는 섬유, 발전/에너지 및 비철금속 산업으로 분석되었다.

동 분석 결과를 바탕으로 국내 탄소배출권거래제 도입 및 본격 시행이라는 환경 정책은 장기적인 기술혁신유인을 시장 참여자들에게 제공하여 연구개발 생산성 향상을 제고하고 있다는 결론이 도출되었다. 탄소배출권거래제를 활용하여 보다 많은 시장참여자들의 탄소 감축 및 에너지 효율 향상과 관련된 활발한 혁신활동을 이끌어 내기 위해서는 민간에서 진행하기 어렵거나 전 산업에 공통으로 사용될 수 있는 기반기술 분야의 온실가스 감축기술개발 및 보급과 관련된 과감한 정부주도의 연구개발투자가 선행되어야 한다.

한편 본 연구는 다음과 같은 한계를 지니고 있다. 먼저 배출권거래제 참여 기업만을 분석의 대상으로 한정하여 국내 전체 산업의 자료를 대표하지 못하는 한계가 존재한다. 만약 추후 국내 전체 산업의 연도별 탄소 배출량 및 특허출원진수 등의 자료를 추가로 확보할 경우 R&D 생산성 추정 및 분석을 보다 정교하게 수행할 수 있을 것으로 기대된다. 또한 R&D 생산성에 영향을 주는 다양한 설명변수들(기업의 재무상황, 산업의 생산 공정 및 혁신 수용성)을 개발하여 R&D 생산성을 설명할 수 있는 패널 모형을 구성하여 그 효과를 추정한다면 R&D 생산성 제고를 위한 다양한 정책적 시사점을 도출할 수 있을 것이다.

사사

이 논문은 조선대학교 학술연구비의 지원을 받아 연구되었음(2021년).

References

- Alam MS, Atif M, Chien-Chi C, Soytaş U. 2019. Does corporate R&D investment affect firm environmental performance? Evidence from G-6 countries. *Energy Economics*. 78: 401-411.
- Battese GE and Coelli TJ. 1992. Frontier production functions, technical efficiency and panel data: With application to paddy farmers in India. *Journal of Productivity Analysis*. 3:153-169.
- Caves D, Christensen L and Diewert W. 1982. The economic theory of index numbers and the measurement of input, output, and productivity. *Econometrica*. 50:393-414.
- Coelli T.J., Rao D.S., and Battese G.E. 2005. An introduction to efficiency and productivity analysis. London: Kluwer Academic.
- Cho S. 2016. A Study on the way for the Efficiency for R&D investment using DEA and SFA. *Future Growth Research*. 2:67-89.
- Chun D, Chung Y and Bang S. 2014. Measuring R&D Productivity of the Major Korean Firms: Using Data Envelopment Analysis. *Accounting Research*. 19(4):173-190.
- Green W. 2005. Fixed and Random Effects in Stochastic Frontier Models. *Journal of Productivity Analysis*. 23:7-32.
- Hong J, Hong S, Wang L, Xu Y and Zhao D. 2015. Government grants, private R&D funding and innovation efficiency in transition economy. *Technology analysis & Strategic management*. 27: 1068-1096.
- Karadayi M and Ekinci Y. 2019. Evaluating R&D performance of EU countries using categorical DEA. *Technology analysis & Strategic management*. 31: 227-

- 238.
- Kim H and Kim S. 2011. An Analysis on the R&D Productivity and Efficiency of Korea: Focused on Comparison with the OECD Countries. *Technology Innovation Research*. 19(1):1-28.
- Lee K and Min B. 2015. Green R&D for eco-innovation and its impact on carbon emissions and firm performance. *Journal of Cleaner Production*. 108: 534-542.
- Lee S and Kim D. 2016. Analysis of the Change in R&D Efficiency in a Government-Funded Research Institute in Korea : Cumulative DEA/Malmquist Analysis Approach. *Korean Journal of Management Science*. 41(1):207-222.
- Malmquist S. 1953. Index numbers and indifference surfaces. *Trabajos de Estadística*. 4: pp209-242.
- Park L and Lee H. 2011. An international comparison of R&D efficiency: DEA approach. *Asian Journal of Technology innovation*. 13(2):207-222.
- Shephard RW. 1953. *Cost and production functions* Princeton University Press.
- Wang E. 2007. R&D efficiency and economic performance: A cross-country analysis using the stochastic frontier approach. *Journal of Policy Modeling*. 29:345-360.
- Wang W, Yang Z, Zhang Y, Yin J. 2012. Energy technology patents-CO2 emissions nexus: An empirical analysis from China. *Energy Policy*. 42: 248-260.