

# 동적 패널모형을 이용한 산업용 로봇 도입의 결정요인 분석\*

정진화\*\* · 임동근\*\*\*

## <목 차>

- I. 서론
- II. 현황 및 선행연구
- III. 분석자료 및 분석방법
- IV. 분석결과 및 시사점
- V. 결론

**국문초록 :** 본 연구는 세계 42개국의 자료를 사용하여 산업용 로봇 도입의 결정요인을 분석하고, 한국에서 산업용 로봇이 빠르게 확산되고 있는 원인을 진단하였다. 산업용 로봇 변수는 국제로봇협회(IFR)의 2001년-2016년 「World Robotics: Industrial Robots」 자료를 사용하였다. 설명변수는 노동시장환경 변수와 혁신역량 변수를 포함하며, 관련 변수들은 해당 국제기관들의 자료에서 추출하였다. 실증분석에는 일부 설명변수의 내생성을 통제하기 위해 Arellano-Bond 동적 패널분석을 사용하였다. 분석결과, 한국은 소득 수준이나 고용비용 및 혁신역량 등을 고려하더라도 다른 국가들에 비해 산업용 로봇 도입이 매우 빠르게 확대되어 온 것을 확인할 수 있었다. 이는 수요 측면과 공급 측면 모두

\* 본 논문은 연세대학교 바른ICT연구소의 지원을 받아 수행된 연구결과이다. 저자들은 통계자료 수집 및 정리에 도움을 준 서울대학교 농경제사회학부 석사과정 강새솔 학생에게 감사를 표한다.

\*\* 서울대학교 농경제사회학부 교수 / 농업생명과학연구원 겸임연구원, 교신저자 (jhjung@snu.ac.kr)

\*\*\* 서울대학교 농경제사회학부 박사과정 (cu8907@snu.ac.kr)

에서 그 원인을 찾을 수 있다. 즉, 고용비용 증가 등의 노동시장환경 변화가 산업용 로봇 도입에 대한 기업 수요를 견인하였으며, 경제 전반의 자본집약도 증가와 기업의 혁신역량 증대와 같은 공급 측면 요인 또한 산업용 로봇의 도입을 촉진시켰다.

주제어 : 산업용 로봇, 노동시장환경, 혁신역량, 동적 패널분석

---

## A Dynamic Panel Analysis of the Determinants of Adoption of Industrial Robots

---

**Abstract :** In this paper, we analyze the determinants of the adoption of industrial robots using the data from 42 countries, and thereby examine the factors underlying the rapid expansion of industrial robots in Korea. To this end, the industrial robot data for the years 2001–2016 were drawn from the World Robotics dataset of the International Federation of Robotics (IFR). The explanatory variables included labor market environment variables and innovation capacity variables extracted from the dataset of the relevant international organizations. For data analysis, the Arellano–Bond dynamic panel analysis was performed to control for the endogeneity problem of some explanatory variables. The empirical results confirmed the exceptionally rapid expansion of industrial robots in Korea as compared to other countries, even when considering the national income level, employment cost, and innovation capacity. This phenomenon could be attributed to both the demand–side and supply–side factors. For one thing, changes in the labor market environment, such as an increase in employment costs, have led to an increase of the corporate demand for industrial robots. For another, the supply–side factors, such as an increase in the capital intensity and innovation capacity of companies, have also contributed to the widespread adoption of industrial robots

Key Words : Industrial Robot, Labor market environment, Innovation capacity,  
Dynamic panel analysis

## I. 서론

산업용 로봇의 도입은 전 세계적으로 확대되고 있다. 세계로봇협회(International Federation of Robotics: IFR)에 따르면, 전 세계의 산업용 로봇 출하 대수는 2001년 7만 8천 대 수준이었으나 2010년에는 12만 대를 넘었고 2016년에는 29만 대를 넘어 급격히 확대되고 있다. 전반적으로 2010년을 기점으로 산업용 로봇의 확산이 가속화되는 가운데, 특히 한국에서의 증가세가 가장 두드러진다.

한국은 1990년대 이후 D램 반도체 등 상대적으로 부가가치가 높은 제조업을 중심으로 빠른 산업발전을 이루어 왔다. 이에 따라 독일과 일본 등 대표적인 제조업 강국들과 함께 한국에서도 산업용 로봇의 활용도가 높아져 왔으며, 그 결과로 한국은 산업용 로봇의 활용 면에서 현재 독보적인 위치에 있다고 할 수 있다(Torii, 1989; 배미경, 2008). 흥미로운 점은 2010년 이후 한국의 산업용 로봇 도입이 급격하게 증가했다는 것이다. 세계로봇협회가 제공하는 「World Robotics 2017: Industrial Robots」 자료에 의하면, 2016년 한국의 산업용 로봇 출하 대수는 41,373대로 2010년 7,839대에 비해 4.3배나 증가하였다. 같은 기간 동안 독일이 1.4배, 일본이 1.8배 증가한 것과 비교하면, 이러한 증가세는 매우 두드러지는 현상이다.

본 연구는 산업용 로봇의 확산에 영향을 미치는 요인들을 분석함으로써 한국에서 산업용 로봇의 도입이 급격하게 증가하고 있는 현상을 설명하고자 한다. 분석자료는 42개 국가의 자료이며, 2001년부터 2016년까지 구축된 불균형 패널자료(unbalanced panel)이다. 종속변수인 산업용 로봇 도입 건수는 세계로봇협회의 「World Robotics 2017: Industrial Robots」에서 추출된 산업용 로봇의 연간 출하량이며<sup>1)</sup>, 설명변수는 산업용 로봇 도입의 수요 측면과 공급 측면을 반영하여 노동시장환경 변수와 혁신역량 변수로 구성된다. 노동시장환경 변수는 고용증가율, 실업률, 시간당 고용비용, 제조업 근로자 비중, 노동조합 가입률, 그리고 노사관계지수를 포함하며, 혁신역량 변수는 자본집약도와 기업의 혁신역량지수를 사용한다. 이들 설명변수는 관련 국제기관이 제공하는 자료로부터 추출되었다. 실증분석에는 일부 노동시장환경 변수의 내생성을 고려하여 Arellano-Bond

---

1) 「World Robotics 2017: Industrial Robots」에 의하면, 산업용 로봇의 연간 출하량(annual shipments of industrial robots)은 산업용 로봇의 연간 국내 판매 대수(annual domestic sales)나 연간 설치 대수(annual installments)와 같은 개념으로 사용되며, 해당 변수는 국내생산량에 수입량을 더한 후 수출량을 차감하여 계산된다. 이에 본 연구에서는 산업용 로봇의 도입 변수로 연간 출하량을 사용한다.

동적 패널모형(dynamic panel model)을 사용하였다.

선행연구들은 산업용 로봇과 노동시장환경 간의 관계를 분석하면서 주로 전자가 후자에 미치는 영향에 집중하였다(Acemoglu and Restrepo, 2017; Arntz et al., 2016; Frey and Osborne, 2017; Graetz and Michaels, 2017; Korinek and Stiglitz, 2017; Sumer, 2018). 최근 들어 노동시장환경이 산업용 로봇 도입에 미치는 영향을 분석한 연구가 수행된 바 있으나(Cho and Kim, 2018), 관련 연구는 여전히 미흡한 실정이다.

본 연구는 산업용 로봇의 도입이 외생변수가 아닌 내생변수라는 점에서 출발하여, 산업용 로봇 도입의 결정요인을 분석한다는 점에서 기존연구들과 차별화된다. 특히, 산업용 로봇 도입의 결정요인을 수요 측면 요인과 공급 측면 요인으로 나누어 노동시장환경과 혁신역량의 역할을 분석하며, 노동시장환경의 내생성을 모형에 반영하여 분석결과의 신뢰도를 높였다. 또한, 특정 국가나 특정 시점에 대한 분석이 아니라, 주요 국가들을 대상으로 국가 단위의 패널모형을 구축하고 분석하여 시사점을 도출한다는 점에서도 의의가 있다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. II장에서는 산업용 로봇 도입 현황을 국가별로 살펴 보면서, 한국 사례의 특수성을 조명한다. 나아가 로봇화가 고용에 미치는 영향 및 로봇과 고용 간의 양방향 관계에 대한 선행연구들을 검토한다. III장에서는 실증분석에 사용된 자료와 분석방법을 설명하고, IV장에서 분석결과 및 시사점을 제시한다. 마지막으로 V장에서는 연구의 결론을 제시한다.

## II. 현황 및 선행연구

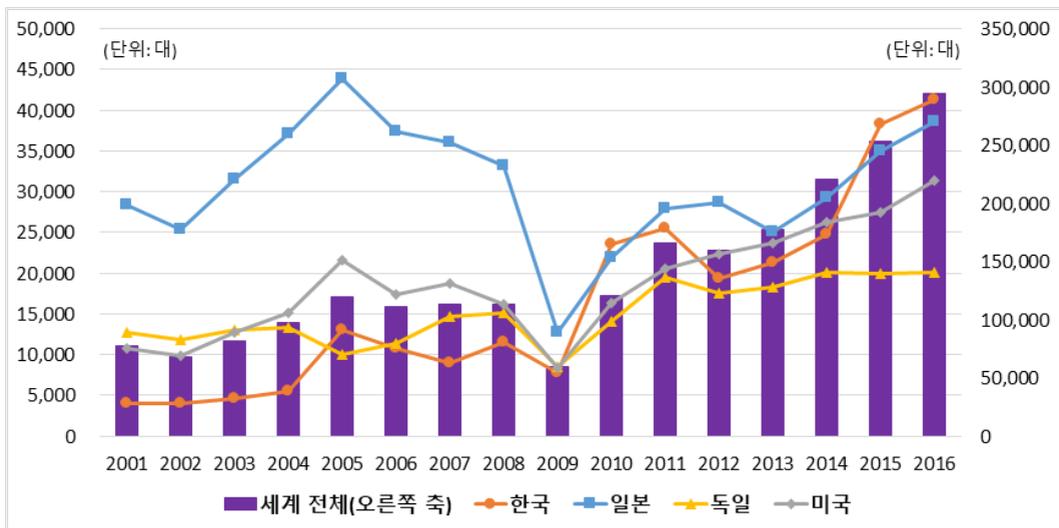
### 1. 전 세계의 산업용 로봇 도입 현황

「World Robotics 2017: Industrial Robots」 자료에 따르면, 전 세계의 산업용 로봇 도입은 2000년 이후 전반적으로 증가하고 있다. <그림 1>은 전 세계<sup>2)</sup> 및 산업용 로봇의 활용도가 높은 주요 국가들의 산업용 로봇 도입 추이를 나타낸다. 전 세계의 산업용 로봇 도입은 2001년 7만 8천 대 수준이었으나, 2016년에는 29만 4천 대로 4배 가까이 증가하였다. 같은 기간 해당 국가들의 실질GDP가 약 1.5배 증가했다는 점을 고려할 때

2) 세계로봇협회에서 제공하고 있는 75개국 통계 기준.

(World Bank), 산업용 로봇 도입의 이러한 증가세는 주목할 만하다. 다만, 2009년에는 산업용 로봇 도입이 큰 폭으로 하락하였는데, 이는 당시 금융위기의 여파로 산업생산 자체가 위축되었기 때문으로 해석된다.

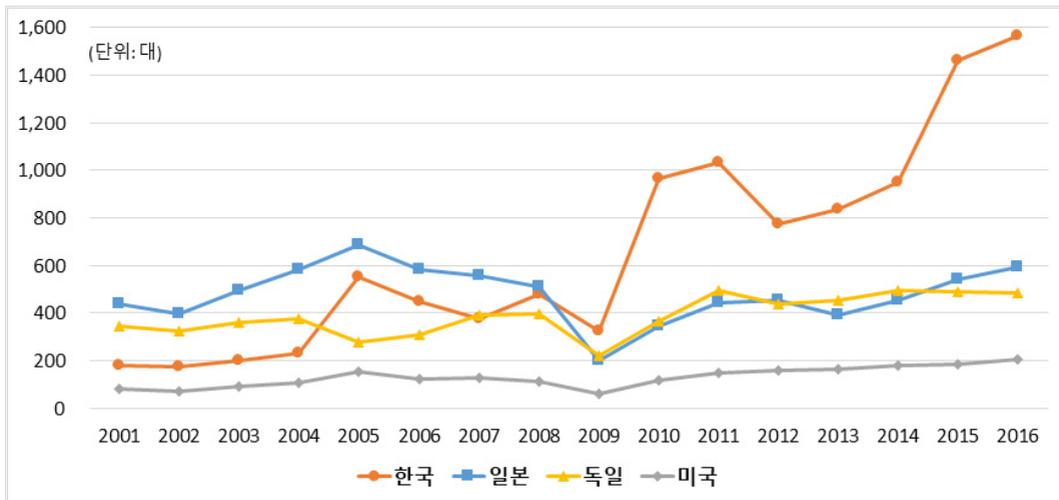
개별 국가별로 보더라도 연도에 따라 다소 등락이 있기는 하나 산업용 로봇 도입이 증가하고 있으며, 특히 한국의 경우 증가세가 두드러진다. 한국, 일본, 독일, 미국을 비교해보면, 금융위기를 겪으면서 산업용 로봇 도입이 일시적으로 감소하기는 하나 전반적으로 산업용 로봇 도입이 증가하는 추세라는 점에서 동질적이다. 반면, 독일은 산업용 로봇 도입의 전반적인 증감이 비교적 작은 데 비하여, 일본은 금융위기 기간의 급감과 그 이후의 반등이 상대적으로 크게 나타나며, 미국 또한 금융위기 이후 매우 빠른 성장세를 기록하고 있다. 한국은 2000년대 초에만 해도 다른 국가들과 비교하여 산업용 로봇의 도입 규모가 작았으나, 금융위기 이후 가장 빠른 성장세를 보이면서 2016년에는 연간 도입량이 4만 대를 넘어 전 세계에서 가장 산업용 로봇을 많이 사용하는 국가로 부상하였다.



자료: 세계로봇협회(IFR), 「World Robotics 2017: Industrial Robots」.

<그림 1> 산업용 로봇의 도입 추이

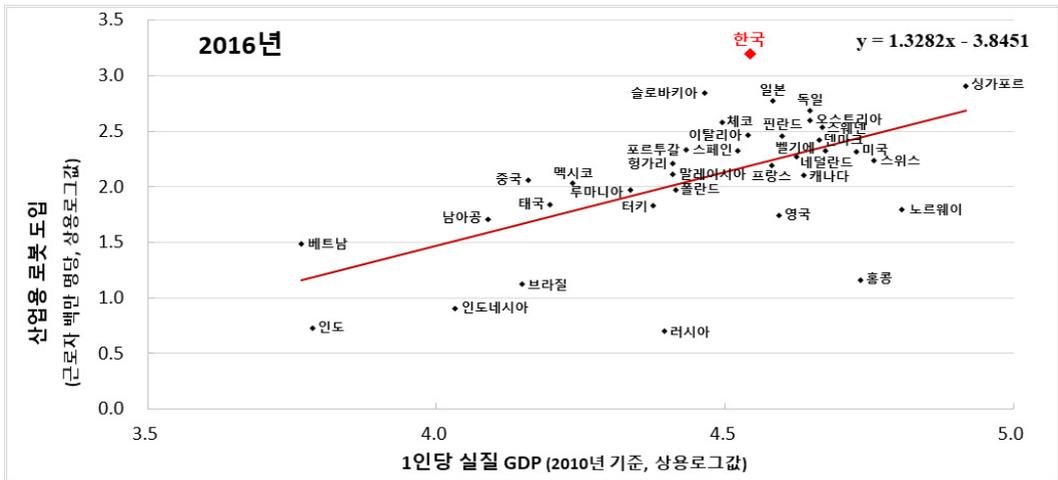
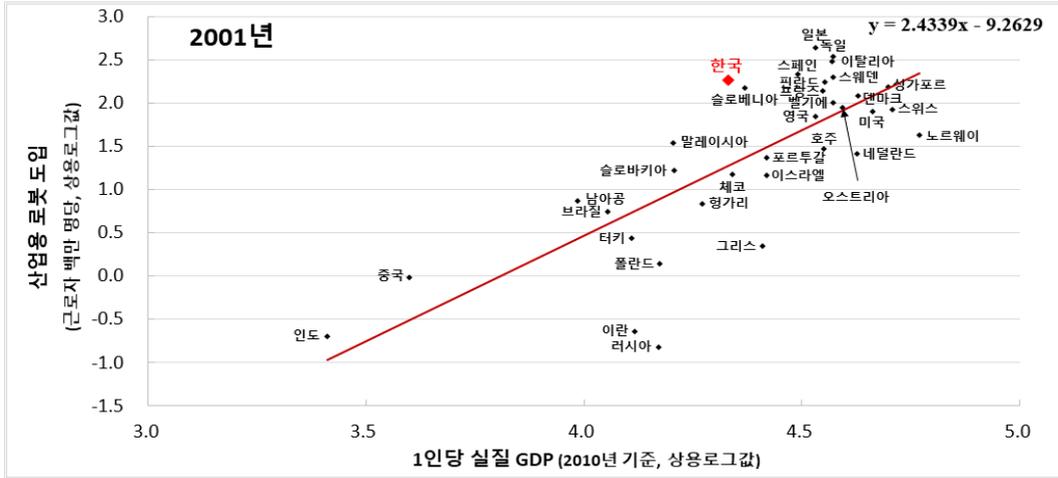
한국상황의 특수성은 <그림 2>에서 근로자 백만 명당 산업용 로봇의 도입 추이를 보면 더욱 두드러진다. 일본이나 독일, 미국의 경우 근로자 수 대비 산업용 로봇 도입은 지난 몇 년간 증가세가 완만한 데 비해, 한국의 경우 최근 몇 년간 매우 가파른 상승세를 유지하고 있어 대조를 이룬다.



자료: 세계로봇협회(IFR), 「World Robotics 2017: Industrial Robots」.

<그림 2> 근로자 백만 명당 산업용 로봇 도입 추이

<그림 3>은 2001년과 2016년의 1인당 실질GDP와 산업용 로봇 도입 간의 관계를 보여준다. 전반적으로 소득수준이 높은 국가일수록 산업용 로봇 도입이 활발한 가운데, 한국의 경우 소득수준을 감안해도 산업용 로봇의 도입이 예외적으로 많음을 알 수 있다. 한국은 2001년에도 소득 대비 산업용 로봇의 도입이 많은 국가였으나, 2016년에는 그러한 현상이 더욱 두드러져서 소득수준의 증가를 고려하더라도 다른 국가들에 비해 산업용 로봇 도입 정도가 독보적으로 높다.



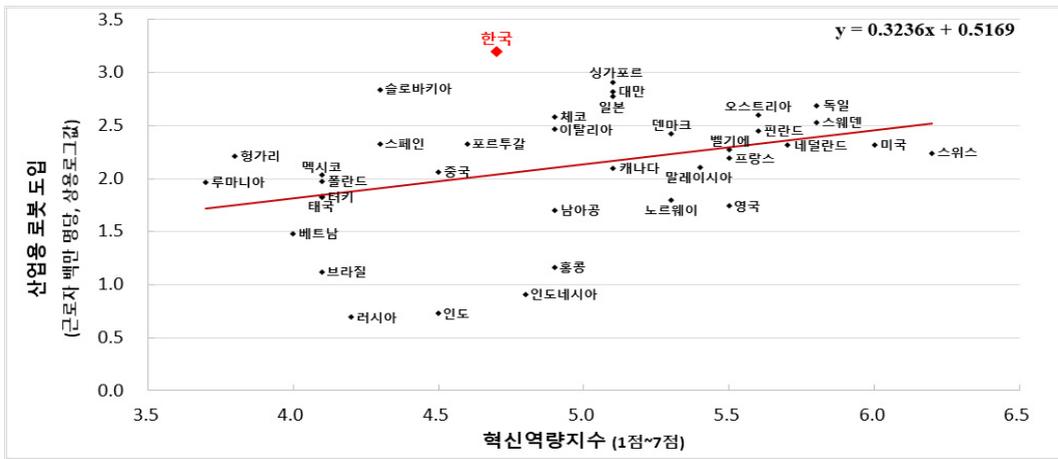
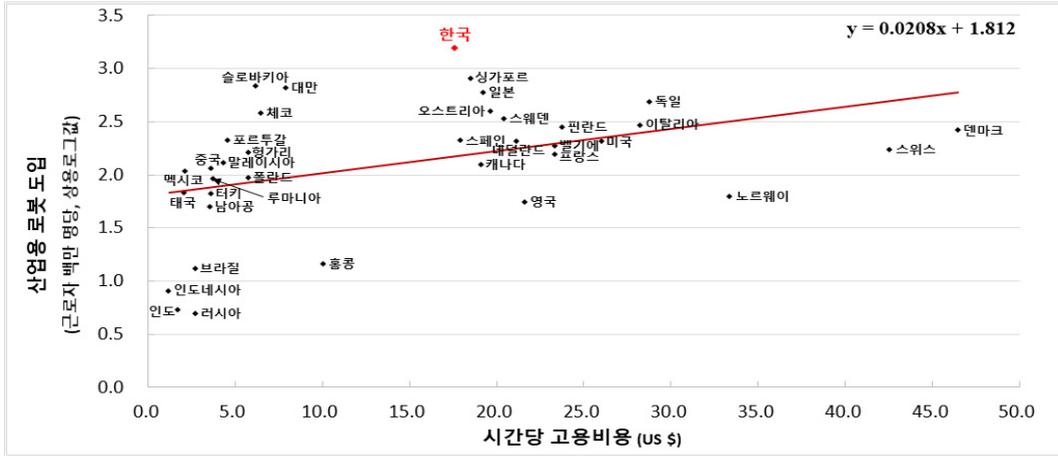
자료: 세계로봇협회(IFR), 「World Robotics 2017: Industrial Robots」.

<그림 3> 1인당 실질GDP와 산업용 로봇 도입 간의 관계

<그림 4>는 2016년 기준, 고용비용<sup>3)</sup> 및 기업의 혁신역량<sup>4)</sup>과 산업용 로봇 도입 간의 관계를 보여주고 있다. 고용비용은 기업의 산업용 로봇 도입에 대한 수요와 연관되며, 혁신역량은 산업용 로봇의 공급능력과 기업의 로봇 활용능력을 반영한다. 전반적으로 고용비용이 높을수록 산업용 로봇 도입이 활발하며, 기업의 혁신역량이 높을수록 산업용 로봇 도입이 활발하다. 한국의 경우 제조업 고용비용이나 기업의 혁신역량지수는 중위권이나 산업용 로봇 도입은 가장 활성화되어 있다.

3) 제조업 종사자의 시간당 고용비용(hourly labor compensation cost).

4) 세계경제포럼(WEF)의 기업 혁신역량지수.



자료: 세계로봇협회(IFR), 「World Robotics 2017: Industrial Robots」.

<그림 4> 고용비용 및 혁신역량과 산업용 로봇 도입 간의 관계(2016년)

## 2. 선행연구

### 2.1 로봇화의 고용 파급효과

기계의 고용 대체에 관한 논쟁은 과거부터 지속되어 왔으나, 적어도 로봇이라고 불릴 수 있는 기계에 의한 고용 대체 논쟁은 3차 산업혁명, 즉, IT 혁명 이후라고 볼 수 있다 (Leontief, 1983; Morgantini, 1984). 특히, 1980년대 이후 산업용 로봇이 확산되면서 로봇화(robotization)의 고용 대체 여부가 주요 관심사로 부상하였다. 그러나 로봇화가 고용을 빠르게 대체할 것이라는 주장과(Rumberger, 1984), 로봇화가 고용에 미치는 영향은 미미

할 것이라는 주장이 동시에 존재함으로써(Hollon and Rogol, 1985), 고용에 대한 로봇의 과급효과는 여전히 논쟁대상이었다.

로봇과 고용 간의 관계에 대한 논쟁은 최근 4차 산업혁명의 흐름과 함께 다시 주목을 받기 시작했다. 특히, 과거와 달리 최근의 로봇화는 인공지능(artificial intelligence)과 결합하면서, 어느 때보다 고용을 대체할 것이라는 의견이 지배적이다. 대표적으로 McKinsey 국제연구소(2017)는 2030년까지 전체 직업의 60%에서 자동화에 의한 업무대체비율이 30%를 초과할 것으로 예측했으며, 세계경제포럼(WEF, 2016) 또한 4차 산업혁명으로 인한 일자리 감소를 경고하였다. Frey and Osborne(2017)는 컴퓨터화(computerisation)로 인한 고용대체에 취약한 직업군을 분류하여, 미국 내 702개의 직업 중 47%가 고민감군에 속하는 것으로 분석하였다. Korinek and Stiglitz(2017)은 수리모형을 통해 인공지능에 의한 자동화가 전 세계의 경제성장을 촉진하긴 하나, 결국 성장이 한계에 이르고 임금저하와 소득불평등을 악화시킬 것이라고 주장한다.

로봇화가 어느 정도 고용을 대체하기는 하겠으나, 그 정도가 우려할 만한 것은 아니라는 연구들도 있다. Arntz et al.(2016)은 OECD 국가들을 대상으로 국제직업표준분류(ISCO, 2-digits)로 정의된 각 직업군의 자동화 정도(automatibility)를 추정하고, 각 직업의 자동화 정도의 커널분포함수를 통해 자동화로 인한 고용대체 위험직업군을 선별하였다. 이들의 분석결과에 따르면, OECD 국가들의 전체 직업 중 9% 정도만이 위험직업군에 속하는 것으로 나타났다. Acemoglu and Restrepo(2017)는 국가의 자본축적을 내생화한 수리모형을 활용하여, 자동화로 인해 몇몇 직업군이 소멸할 것이기는 하나, 결국 노동생산성 대비 노동비용을 감소시킴으로써 새로운 직업군이 출현할 것으로 전망하였다. 이들의 연구에서도 자동화 과정에서 개인 간 기술능력 격차로 인한 소득불평등 문제의 발생이 예상되었다. Graetz and Michaels(2017)는 GDP 증가와 고용성장을 각각 종속변수로 하는 회귀분석을 통해, IT 기술의 변화가 고용 없는 경제성장(jobless recoveries)을 동반하는 것은 아니라는 점을 밝혔다. Sumer(2018)는 4차 산업혁명으로 인한 디지털화(digitalization)가 계산원이나 비서 등 상대적으로 반복적이고 일상적인 직업과는 대체관계에 있으나, 생명공학이나 항공기전문가 등 전문적인 직업과는 보완관계에 있다고 주장하였다.

국내 연구로는 오호영(2018)의 연구가 있는데, Frey and Osborne(2017)이 추정된 직업별 컴퓨터 대체확률을 국내에 적용하여 컴퓨터화가 국내 일자리에 미치는 영향을 분석하였다. 분석결과에 따르면, 우리나라의 전체 취업자 중 52%에 해당하는 일자리가 고용 대체에 민감한 것으로 나타났다. 김민영 외(2017)는 소득 기준 중간일자리에 주목하여, 중간

일자리 비중에 지역의 단순반복업무 특화도가 미치는 영향을 분석하였다. 분석결과, 단순 반복업무 특화도가 높은 지역일수록 중간일자리의 비중이 감소하였는데, 이는 국내 자동화 기술의 발전이 지역 노동시장의 일자리 구조에 양극화를 초래할 수 있다는 것을 의미한다. 허재준(2017)은 4차 산업혁명이 고용 대체보다는 산출확대로 이어져 고용 감소가 미미할 것이라고 주장한 반면, 김희수(2018)는 4차 산업혁명 과정에서 일자리가 감소하고 소득불평등이 심화될 것으로 예상하고 이에 대한 대응 필요성을 역설하였다.

## 2.2 로봇화의 내생성과 고용

기술변화와 혁신은 외생적으로 발생한다기보다는 내생적인 특성을 갖는다(Romer, 1990; Lloyd-Ellis, 1999; Kanwar and Evenson, 2003; Gilson, 2010). 이에 따라 R&D집약도나 R&D투자와 같은 기술혁신의 투입변수들을 내생변수로 간주하고 이에 대한 결정요인들을 찾는 연구가 지속적으로 수행되고 있으며(Hall, 1989; Falk, 2006; Wang et al., 2018), 특히나 신제품개발과 같은 기술혁신의 성과변수들도 내생변수로 간주되고 있다(Ginarte and Park, 1997; Chen et al., 2006; Song et al., 2006; Sun and Du, 2010; 이주관·정진화, 2014; 문창호·김시연, 2016; 임동근·정진화, 2017; Yi et al., 2017).

이러한 기술혁신의 내생성 논의는 자연스럽게 고용이 산업용 로봇 등의 신기술에 미치는 영향에 주목하게 하며, 이와 관련하여 Bassanini and Ernst(2002)는 국가 단위에서 고용보호가 기술혁신에 미치는 영향에 대해 연구한 바 있다. 이 연구는 기술혁신의 투입변수인 R&D집약도를 종속변수로 설정하여, 조직화된(coordinated) 산업시스템 하에서 고용보호가 기술혁신을 촉진한다고 주장하였다. 로봇의 내생성과 관련하여, Carbonero et al.(2018)은 산업용 로봇의 스톡을 내생변수로 정의하고, 로봇기술 진보지수(index of technological progress of robots)를 도구변수로 하여 실증분석을 수행한 바 있다. 이들의 연구에 의하면, 내생성이 통제될 경우 산업용 로봇의 고용 감소 효과가 확대되었다. 이 연구는 산업용 로봇변수의 내생성을 통제하였다는 점에서 본 연구와 부분적으로 맥락을 같이 하나, 여전히 산업용 로봇이 고용에 미치는 영향에 대한 연구라는 점에서 차이가 있다.

공학적 관점에서 로봇화와 고용이 상호 보완관계에 있는 것으로 파악하고 있는 연구들도 주목할 만하다. Vámos(2014)는 과거 신기술들이 사회체제와 서로 영향을 주고받으면서 발전했다고 지적하면서, 정보화 시대에 개인 및 사회의 역할이 신기술 도입 촉진에 중요한 역할을 할 것으로 예상하였다. 이러한 주장의 연장선 상에서 Misztal et al.(2015)

은 주조산업(foundry industry)의 예를 들면서, 해당 산업에서 자동화가 급격히 진행되었음에도 불구하고 여전히 고용이 대체되지 않는 부분이 있다는 점을 강조하였다. 이들은 기술시스템(technical system) 하에서 사람의 역할은 조정자(controller), 운영자(operator), 서비스기술자(service technician), 그리고 수행자(performer)이며, 해당 시스템과 상호작용한다고 주장하였다. Golda et al.(2018)은 시뮬레이션을 통해 산업용 로봇이 사람과의 결합을 통해 30% 이상의 생산성을 확보할 수 있다는 것을 보였다.

Cho and Kim(2018)은 위의 연구들과 달리 한국에서의 고용환경이 산업용 로봇 도입에 미치는 영향을 조명하였는데, 산업용 로봇 수를 종속변수로 설정하고 이에 대한 노동시장환경 변수들의 영향을 실증적으로 분석하였다. 이 연구에 의하면, 노동시간과 노동조합 가입률은 산업용 로봇 수와 음(-)의 관계를 나타내고 임금수준은 산업용 로봇 수와 양(+)의 관계를 보임으로써, 기업 단위에서 로봇화와 고용이 대체관계에 있다는 것을 시사하였다. 그러나 이 연구의 경우 산업용 로봇 수의 결정요인으로 혁신역량과 같은 공급측면 요인은 고려하지 않았고 노동시장환경 변수들의 내생성을 반영하지 않았다는 한계가 있으며, 분석자료도 한국의 한 개년도 자료에 한정되었다.

### Ⅲ. 분석자료 및 분석방법

#### 1. 분석자료

국제로봇협회는 매년 「World Robotics: Industrial Robots」 보고서를 발간하고 있으며, 해당 보고서에서는 국가별 산업용 로봇 통계가 제공된다. 동 보고서는 산업용 로봇 통계가 존재하는 75개 국가의 자료를 제공하고 있으나, 본 연구에서는 패널자료 구축이 실질적으로 가능한 42개 국가를 분석대상으로 하였다. 분석대상 국가에는 대부분의 OECD 국가들에 더하여 중국, 인도, 러시아 등이 포함되었으며, 전체 목록은 <부록 1>에 수록하였다. 분석기간은 2001년부터 2016년까지 16년이며,<sup>5)</sup> 결측치 등으로 인해 최종 구축된 자료는 불균형패널이다.

종속변수는 「World Robotics 2017: Industrial Robots)」에서 추출된 산업용 로봇의

5) 시간당 고용비용 변수의 2010년 자료는 IMD의 「세계경쟁력연감」에서 빠져있어 분석에서 제외되었다. 따라서 분석에 실제 사용된 기간은 총 15년이다.

연간 출하량을 전체 근로자 수(만 명 단위)로 나눈 후 자연로그로 변환한 값이다. 설명변수는 노동시장환경 변수와 혁신역량 변수로 구성된다. 노동시장환경 변수는 고용증가율, 실업률, 시간당 고용비용<sup>6)</sup>, 제조업 종사자 비중, 그리고 노동조합 가입률과 노사관계 등 6개 변수이며, 혁신역량 변수는 국가별 자본집약도(실질GDP 대비 총 실질자본량)와 기업의 혁신역량지수(capacity for innovation)<sup>7)</sup>이다. 앞서 설명하였듯, 노동시장환경 변수는 산업용 로봇 도입에 대한 기업의 수요를 반영하며, 혁신역량 변수는 산업용 로봇의 공급 및 확산역량을 반영한다. 예를 들어, 고용증가율과 실업률은 인력확보의 용이성 정도를 나타내며, 시간당 고용비용은 산업용 로봇에 대한 대체재의 가격을 나타낸다<sup>8)</sup>. 국가 및 기업의 혁신역량은 신기술인 산업용 로봇을 생산하고 활용할 수 있는지를 나타낸다. 노동시장환경 변수 중 고용증가율, 실업률, 노동조합 가입률은 국제노동기구(ILO)의 자료를 사용하였으며, 시간당 고용비용과 노사관계 지표는 국제경영개발원(IMD)의 「세계경쟁력연감(World Competitiveness Yearbook)」에서 확보하였다. 혁신역량 변수 중 자본집약도 산정에 필요한 PPP 기준 실질GDP와 총 실질자본량은 세계은행 자료이며, 기업 혁신역량지수는 세계경제포럼(WEF)의 「세계경쟁력보고서(Global Competitiveness Report)」 자료이다.

<표 1>은 주요 변수들에 대한 합동(pooled)자료의 기초통계이다. 분석 시에는 설명변수 중 고용증가율 변수의 누락으로 인해 한 개년도(2001년) 자료가 제외되나, 기초통계에는 해당년도 자료도 포함되어 있다. 분석대상 42개국의 2001년-2016년 기간 중 근로자 만 명당 산업용 로봇의 출하 대수는 1.41대였다. 노동시장환경 변수를 보면, 해당기간 중 연평균 고용증가율은 1.0%였고, 실업률은 7.2% 수준이었다. 제조업 근로자의 시간당 고용비용은 17.3달러였으며, 전체 근로자 중에서 제조업에 종사하는 근로자의 비중은 16.4% 수준이었다. 노동조합 가입률은 평균 26.8%였으며, 노사관계는 10점 기준으로 약 6.5점을 나타냈다. 혁신역량과 관련해서는, 국가 단위의 자본집약도가 21.1% 수준이고, 기업의 혁신역량지수는 7점 기준으로 4.6점이었다.

- 
- 6) 산업용 로봇이 주로 제조업과 관련되므로, 본 연구에서는 제조업 부문의 시간당 고용비용을 사용한다.
  - 7) 혁신역량지수는 “귀하의 국가에서 기업은 어떻게 기술을 획득하는가”라는 질문에 대한 설문조사 결과이다. 설문응답은 1점에서 7점까지의 값을 가지며, 1점은 “계약권 또는 모방을 통해 획득(exclusively from licensing or imitating foreign companies)”, 7점은 “기업 내 신제품이나 신공정을 연구 또는 개발하여 획득(by conducting formal research and pioneering their own new products and processes)”에 해당한다.
  - 8) 산업용 로봇은 일상적인 업무를 수행하는 비숙련노동과 주로 관계되므로(Sumer, 2018) 이들 노동과 대체관계를 갖는 것으로 판단된다. 통상 로봇과 같은 첨단기술은 숙련노동과의 대체가능성은 상대적으로 낮으나, 산업용 로봇이 인공지능 등과 결합하면서 숙련노동에 대한 대체가능성이 높아진다는 우려도 제기된다.

<표 1> 주요 변수의 측정과 기초통계량

구분	변수명	단위	평균	표준편차	
종속변수	근로자 만 명당 산업용 로봇 출하 대수	대	1.41	1.74	
설명 변수	노동 시장 환경	고용증가율 <sup>1)</sup>	%	0.95	1.82
		실업률	%	7.20	4.40
		제조업 종사자의 시간당 고용비용	US 달러	17.31	12.12
		전체 근로자 중 제조업 종사자 비중	%	16.42	5.03
		노동조합 가입률	%	26.83	18.29
		노사관계지수(생산적=10점)	1점~10점	6.48	1.30
	혁신 역량	국가 자본집약도	%	21.12	7.33
기업 혁신역량지수		1점~7점	4.62	0.90	
관측치(N)			462		

주: 1) 연간 고용증가율이며, 해당 변수의 관측치는 436개임.

## 2. 분석방법

동적 패널모형(dynamic panel model)은 종속변수가 설명변수에 영향을 미치는 모형 내 역인과성 문제나 패널모형 내 설명변수의 내생성을 해결하는 데 유용한 모형이다<sup>9)</sup>. 본 연구에서는 일부 노동시장환경 변수의 내생성<sup>10)</sup>을 반영하여 동적 패널모형을 사용하였으며, 추정에 사용된 구체적인 식은 아래와 같다.

$$\ln(Robot_{i,t}) = \alpha_0 + \alpha_1 \ln(Robot_{i,t-1}) + \beta_1 \Delta Emp_{i,t} + \beta_2 Unemp_{i,t} + \beta_3 \ln(Comp_{i,t}) + \beta_4 Mfg_{i,t} + \beta_5 Union_{i,t} + \beta_6 Relation_{i,t} + \beta_7 Capital_{i,t} + \beta_8 Capacity_{i,t} + u_{i,t}$$

위 식에서  $Robot_{i,t}$ 는 국가  $i$ 의  $t$ 기 산업용 로봇 출하 대수를 나타내며,  $Robot_{i,t-1}$ 은 해당 변수의 전년도 시차 변수이다.  $\Delta Emp_{i,t}$ 는 연간 고용증가율이며,  $Unemp_{i,t}$ 는 실업률,  $Comp_{i,t}$ 는 시간당 고용비용이다.  $Mfg_{i,t}$ 는 제조업에 종사하는 근로자 비중이며,

9) 동적 패널모형은 종속변수 또는 내생성을 갖는 설명변수의 시차(lag) 변수를 도구변수로 활용하여, 모형 내 존재하는 종속변수와 설명변수 간의 역인과성(reverse-causality)이나 설명변수가 오차항과 연관되어 발생하는 내생성 문제를 해결하는 데 사용된다.

10) 일례로 노동시장환경 중 시간당 고용비용 변수의 내생성 검정을 고정효과모형에서 실시한 결과, Chi-squared 검정통계량은 5.06으로 해당 변수가 외생적이라는 귀무가설을 5% 유의수준에서 기각했다.

$Union_{i,t}$ 과  $Relation_{i,t}$ 은 노동조합 가입률 및 노사관계의 생산적 정도이다.  $Capital_{i,t}$ 은 국가 단위의 자본집약도이며,  $Capacity_{i,t}$ 는 기업 혁신역량지수이다.  $u_{i,t}$ 는 패널모형의 오차항이다.

위 식을 추정할 경우, 종속변수의 시차 변수( $Robot_{i,t-1}$ )가 패널모형의 오차항( $u_{i,t}$ )과 상관관계를 갖는다는 문제가 발생한다. 이 경우 패널모형의 추정량이 일치성(consistency)을 갖지 못하게 됨에 따라 확률효과모형(random effect model)을 사용할 수 없다. 또한, 모형 내 오차항( $u_{i,t} - \bar{u}$ )이  $u_{i,t-1}$ 을 포함하기 때문에 고정효과모형(fixed effect model)을 적용할 수 없다(Arellano and Bond, 1991). 이러한 문제를 해결하기 위해 일반적으로 패널모형의 1차 차분을 통해 오차항을 제거한 후, 일반적률법(Generalized Method of Moments: GMM)으로 일치성을 갖는 추정량을 확보하는 방법이 주로 사용되고 있다. 이에 본 연구는 Arellano-Bond GMM을 사용하여 분석모형을 추정하였다.

해당 추정방법의 경우 모형 내에서 자동적으로 종속변수의 시차 변수를 도구변수로 활용하며, 이에 따라 추가적으로 오차항의 자기상관과 도구변수의 식별문제에 대한 검증이 필요하다. 오차항의 자기상관 문제는 Arellano-Bond의 AR(1) 및 AR(2) 검정이 적용되며, 자기상관이 1차수에서 존재하고 2차수에서 존재하지 않으면 도구변수가 적절한 것으로 판단한다. 이분산성(heteroscedasticity)을 고려할 경우, 시스템 GMM으로 해당 모형을 추정한 후 Hansen 검정을 통해 도구변수의 식별문제를 판단한다(Roodman, 2009).

## IV. 분석결과 및 시사점

### 1. Arellano-Bond GMM 추정결과

<표 2>는 산업용 로봇 도입의 결정요인에 대한 Arellano-Bond GMM 추정결과이다. 시차 변수의 영향을 보면, 전년도의 산업용 로봇 도입은 다음 해의 산업용 로봇 도입을 촉진하는 것으로 나타났다.

산업용 로봇에 대한 수요 측면에서 노동시장환경 변수의 영향을 살펴보면, 고용증가율과 산업용 로봇 도입 간에는 음(-)의 관계가 나타났다. 고용증가율이 인력확보의 용이성을 반영한다고 할 때, 기업의 인력확보가 상대적으로 용이하다면 산업용 로봇에 대한

인력 대체수요가 낮아진다는 의미로 해석된다. 고용증가율과 달리 실업률은 산업용 로봇 도입과 통계적으로 유의한 관계는 보이지 않았다. 시간당 고용비용의 상승은 산업용 로봇의 도입을 유의하게 증가시켰으며, 이는 기업의 인건비 부담이 산업용 로봇에 의한 인력 대체수요로 이어질 수 있음을 의미한다. 전체 근로자 대비 제조업 종사 근로자 비중은 산업용 로봇 도입과 유의한 관계를 나타내지 않았다. 노동조합 가입률이 높으면 산업용 로봇의 도입이 유의하게 감소하였는데, 이는 산업용 로봇의 확산이 근로자 입장에서는 고용유지 또는 고용환경 개선의 위협요인으로 작용할 수 있다는 노동조합의 인식이 반영된 결과로 판단된다. 노사관계가 생산적일 경우 노조의 협력으로 기업의 산업용 로봇 도입이 확대될 수 있는 반면, 노조의 입장을 반영하여 기업이 산업용 로봇 도입을 자제할 가능성도 존재한다. 본 연구의 분석결과로는 노사관계와 산업용 로봇 도입 간에 통계적으로 유의한 관계가 나타나지 않았는데, 이는 기술혁신에 대한 노조의 대응이 영미권과 서구권이 다르며(이병훈, 2018) 사회적 가치나 문화에 따라서도 다양한 양상이 나타날 수 있다는 데 기인하는 것으로 보인다.

산업용 로봇 도입의 공급 측면에서 보면, 국가 및 기업 단위의 혁신역량은 공히 산업용 로봇의 도입을 촉진하는 역할을 한다. 자본집약도가 높을수록, 그리고 기업의 기술혁신역량이 높을수록 산업용 로봇의 도입이 확대되며, 이는 국가 및 기업의 기술역량 확충이 신기술 획득 등의 혁신성으로 이어진다는 기존 연구결과들에도 부합한다(Gomez and Vargas, 2009; Fabrizio, 2009; Castellacci and Natera, 2013; Zhai et al., 2018). 즉, 산업용 로봇의 도입 확산에는 인력확보의 용이성이나 고용비용부담과 같은 수요 측면의 요인뿐 아니라, 로봇의 개발과 현장적용을 가능케 하는 공급 측면의 요인도 중요한 역할을 한다는 것을 확인할 수 있다.

<표 2> Arellano-Bond GMM 분석결과

구분		연간 산업용 로봇 도입 대수 (근로자 만 명당, 자연로그값)
전년도 산업용 로봇 도입 대수		0.143 * (0.081)
고용변수	고용증가율(%) <sup>2)</sup>	-5.115 * (3.013)
	실업률(%)	0.007 (0.036)
	시간당 고용비용(US\$, 자연로그값) <sup>2)</sup>	0.439 ** (0.182)
	제조업 종사자 비중(%)	6.997 (5.000)
	노동조합 가입률(%)	-0.084 * (0.047)
	노사관계(생산적=10점)	0.033 (0.069)
혁신변수	자본집약도(%)	5.161 * (2.648)
	혁신역량지수(1점~7점)	0.351 *** (0.113)
상수항		-5.170 *** (1.183)
Wald Chi-squared		59.23 ***
Arellano-Bond AR(1)		-2.616 ***
Arellano-Bond AR(2)		-1.4236
Hansen 검정 <sup>3)</sup>		35.78
관측치 수(N)		322

주: 1) ( ) 안은 이분산성에 강한(heteroscedasticity-robust) 표준오차.

2) 해당 변수들은 오차항과 상관이 있는 추가적인 내생변수로 고려하였음.

3) Hansen 검정의 경우, 시스템 GMM의 추정결과를 바탕으로 수행되었음.

4) \*\*\* p<0.01, \*\* p<0.05, \* p<0.1

도구변수의 적절성과 식별문제를 확인하기 위해 관련 검정을 실시한 결과, 분석모형의 도구변수는 해당 모형에 적절하며 도구변수의 과적합문제도 없는 것으로 나타났다. Arellano-Bond AR검정 결과, 패널모형의 오차항은 1기 시차에서는 자기상관이 있으나 2기 시차에서는 자기상관이 존재하지 않아 도구변수의 적절성이 확인되며, Hansen 검정 통계량 역시 도구변수로 인한 과적합 문제가 없다는 것을 보여주고 있다.

## 2. 시사점

Arellano-Bond GMM 추정결과는 산업용 로봇 도입에 수요 측면과 공급 측면 요인들이 모두 중요하게 작용한다는 것을 시사한다. 이를 앞서 살펴본 <그림 3>과 <그림 4>에 적용해 보면, 소득수준이나 시간당 고용비용, 혁신역량지수 등 개별 변수 값이 분석 대상 국가들 중 중위권 정도인 한국에서 산업용 로봇의 도입이 예외적으로 많은 데 대한 설명이 가능하다. 즉, 한국의 경우 산업용 로봇에 대한 수요와 공급이 모두 빠르게 증가하면서 산업용 로봇의 도입이 급격히 확대된 것으로 파악된다.

<표 3>에서 2001년-2016년 기간 중 제조업 시간당 고용비용의 변화 추이를 보면, 다른 국가들에 비해 한국의 시간당 노동비용이 빠른 속도로 증가해온 것을 알 수 있다. 제조업 시간당 고용비용은 한국의 경우 2001년 7.1달러에서 2016년 17.6달러로 연평균 6.2%의 증가율을 보인 반면, 일본이나 독일, 미국은 금융위기 이후 예전의 증가세를 회복하지 못하고 있다. 결과적으로, 한국과 이들 국가와의 시간당 고용비용 차이도 크게 줄어든 상황이다.

<표 4>에서 알 수 있듯, 한국은 혁신역량을 나타내는 투입 및 성과 지표에 있어서도 다른 국가들에 비해 현격한 증가세를 보여왔다. 한국은 GDP 대비 R&D투자와 인구 천명당 연구원 수에 있어 일본이나 독일, 미국을 오히려 앞서고 있으며, 삼극특허 건수는 이들 국가에 비해 현저히 낮으나 그 격차는 줄어들고 있다.

<표 3> 시간당 고용비용의 국가별 변화 추이

(단위: US 달러)

연도	한국	일본	독일	미국
2001년	7.1	19.5	22.3	19.9
2009년	12.4	25.4	34.7	26.2
2016년	17.6	19.2	28.8	26.0
연평균 증가율	6.2%	-0.1%	1.7%	1.8%

자료: 국제경쟁개발원(IMD), 「World Competitiveness Yearbook」, 각 년도.

<표 4> 주요 기술투입 및 기술성과 지표의 국가별 변화 추이

구분			한국	일본	독일	미국
기술 투입	GDP 대비 R&D투자(%)	2001년	2.34	2.97	2.39	2.64
		2016년	4.23	3.14	2.93	2.74
	인구 천 명당 연구원(명)	2001년	2.9	5.1	3.2	5.1
		2016년	7.1	5.2	4.9	4.3 <sup>1)</sup>
기술 성과	삼극특허(건)	2001년	1,155	17,429	7,232	15,902
		2016년	2,671	17,066	4,583	15,219

자료: 한국과학기술기획평가원(2016), 「2016년도 연구개발활동조사보고서」(기술투입지표).

OECD(2018), 「Main Sciences & Technology Indicator 2018」(삼극특허).

주: 1) 2015년 통계.

요약하면, 한국에서 산업용 로봇의 도입이 빠르게 확대된 데에는 고용비용의 급격한 증가와 같은 노동시장환경의 변화가 중요한 역할을 하였다. 즉, 기업은 변화하는 노동시장환경에 대응하여 산업용 로봇에 의한 노동 대체의 유인이 높아졌고, 이에 수요면에서 산업용 로봇의 도입 확대가 이루어졌다고 볼 수 있다<sup>11)</sup>. 동시에 공급 측면에서 이러한 수요를 충족시킬 수 있는 역량이 더해지면서 산업용 로봇의 도입이 가속화된 것으로 판단된다<sup>12)</sup>.

## V. 결론

본 논문은 다른 국가들에 비해 한국에서 산업용 로봇의 도입이 급격히 확대되고 있는 현상에 주목하여, 산업용 로봇 도입의 결정요인을 국가 단위의 패널자료를 사용하여 분석하였다. 특히, 산업용 로봇 도입의 결정요인을 수요 측면과 공급 측면으로 나누어 분석함으로써, 한국에서의 산업용 로봇 확대의 원인을 다양한 측면에서 진단하였다.

11) 산업용 로봇은 기술혁신의 한 형태이며, 기술혁신의 결정요인은 기업규모에 따라 상이하다(임재현·신진교, 2012). 따라서 노동시장환경의 변화와 산업용 로봇 도입 확대 간의 인과관계는 기업규모에 따라 달라질 수 있다.

12) 정부 및 기업의 R&D투자는 혁신역량 강화를 통해 산업용 로봇의 도입 확대에 기여할 수 있을 뿐 아니라, 장기적으로는 신제품 개발과 신산업 창출 등으로 이어져 고용창출로 이어진다(하태정·문선웅, 2013). 따라서 공급 측면에서의 혁신역량이 고용에 미치는 장기적 영향은 추가적인 논의가 필요하다.

산업용 로봇의 도입규모는 근로자 만 명당 연간 로봇 출하량으로 측정하였고, 자료는 「World Robotics 2017: Industrial Robots」 보고서에서 추출하였다. 로봇 도입의 결정 요인으로 수요 측면에서는 노동시장환경 변수를 사용하였고, 공급 측면에서는 혁신역량 변수를 사용하였다. 대부분의 OECD 국가들을 포함하여 전 세계 42개국을 대상으로 2001년부터 2016년까지 누적된 불균형 패널자료를 구축하였고, 일부 노동시장환경 변수의 내생성 문제를 고려하여 Arellano-Bond GMM 추정방법을 적용하였다.

주요 분석결과는 다음과 같이 요약된다. 먼저 한국의 특수성을 살펴보면, 한국은 소득 수준, 고용비용, 혁신역량 등을 고려하더라도 주요 국가들 중 산업용 로봇의 도입이 가장 빠르게 확대되었고, 2016년 현재 전체 연간 도입량 및 근로자 수 대비 도입량이 가장 많다는 특징을 갖는다. 국가 단위의 패널분석 결과에 의하면, 산업용 로봇의 도입 확대에는 수요 측면과 공급 측면의 변인들이 함께 작용한다. 고용증가율이나 시간당 고용비용의 증가, 노동조합 가입률 등 노동시장환경이 산업용 로봇의 도입에 영향을 미치며, 자본집약도 증가와 기업 혁신역량의 확충과 같은 공급 측면의 요인들 또한 산업용 로봇의 도입 확대를 가능케 하는 요인이다. 산업용 로봇의 급격한 도입 확대라는 한국의 특수성은 고용비용의 증가와 같은 노동시장환경 변화와 지속적인 기술혁신역량 확충이라는 공급 요인이 동시에 작용한 결과로 집약된다.

현재와 같은 고용비용의 증가나 기술혁신역량의 확충이 지속되는 한, 한국에서 산업용 로봇의 도입은 더욱 확대될 것으로 예상할 수 있다. 반면, 고용비용의 큰 증가 없이 기업에서 필요로 하는 인력을 확보하는 데 어려움이 없다면, 산업용 로봇 도입에 대한 기업의 수요는 줄어들 수 있다. 기업의 기술혁신역량이 꾸준히 높아진다고 할 때, 산업용 로봇의 확산 속도는 노동시장환경의 변화에 따라 크게 달라질 것으로 예측할 수 있다.

본 연구는 산업용 로봇의 확산을 초래하는 요인들에 초점을 맞추고 있으며, 산업용 로봇의 도입 확대에 의한 경제적 파급효과는 논외로 하고 있다. 산업용 로봇의 도입은 특히 비숙련직 일자리를 중심으로 고용을 대체하는 효과가 클 것으로 기대되나, 동시에 노동생산성 확대와 이로 인한 단위노동비용 감소를 통해 기업의 이윤을 높이고 고용을 창출할 수 있기도 하다. 따라서 산업용 로봇 확산의 적정 속도에 대한 사회적 논의와 정책 대응을 위해서는 산업용 로봇 도입의 경제적 파급효과에 대한 정밀한 분석이 필요하다.

본 연구는 가용자료의 한계로 인해 국가별 산업용 로봇 도입 총량에 대한 분석을 수행하였고, 업종의 특수성이나 기업규모에 따른 차이 등 세부적인 분석은 하지 못하였다. 산업용 로봇의 도입과 노동시장환경이나 혁신역량 간의 인과관계는 세부업종이나 기업

규모에 따라 다를 수 있으나, 세계로봇협회 자료에는 사용부문(application area) 및 세부 업종별(industrial branches) 자료가 최근에는 제공되고 있기 때문이다. 이러한 세부적인 자료들에 대한 시계열 관측치가 누적되면, 추후 보다 정밀한 분석이 가능할 것으로 기대된다. 또한, 산업용 로봇의 도입 확대와 그 결정요인들 간의 관계는 개별 국가의 제도와 문화에 따라서도 달라질 수 있는 바, 향후 국가별 시계열자료가 충분히 축적된다면 국가별 특수성을 감안한 비교연구도 필요하다.

## 참고문헌

### (1) 국내문헌

- 김민영·조민지·임업(2017), “자동화 기술의 발전이 지역노동시장 중간일자리 감소에 미치는 영향 - 잠재성장모형의 적용”, 『국토연구』, 제93권, pp. 25-41.
- 김희수(2018), “4차 산업혁명 시대의 신성장 동력과 포용적 성장”, 『한국경제포럼』, 제11권 제2호, pp. 59-92.
- 문창호·김시연(2016), “기술혁신지향성의 선행요인과 기술혁신성장에 미치는 영향: 국내 IT 중소기업 사례”, 『기술혁신연구』, 제24권 제1호, pp. 49-84.
- 배미경(2008), “한국 로봇산업의 부문별 성장잠재력 추정”, 『한국경제연구』, 제21권, pp. 5-32.
- 오호영(2018), “제4차 산업혁명과 한국경제의 일자리 충격”, 『한국경제포럼』, 제11권 제2호, pp. 93-115.
- 이병훈(2018), “4차 산업혁명과 노사관계 - 노사갈등 이슈와 서구 노조들의 대응 전략을 중심으로”, 『한국사회정책』, 제25권 제2호, pp. 429-446.
- 이주관·정진화(2014), “특허생산과 기술성과: 기업 혁신전략의 역할”, 『기술혁신연구』, 제22권 제1호, pp. 149-175.
- 임동근·정진화(2017), “제품혁신이 기업의 수익 및 재무안정성에 미치는 영향”, 『기술혁신연구』, 제25권 제4호, pp. 239-261.
- 임재현·신진교(2012), “중소기업의 기술혁신 관리요소에 관한 실증연구”, 『기술혁신연구』, 제20권 제2호, pp. 75-107.
- 하태정·문선웅(2013), “정부연구개발투자의 제조업 고용창출효과에 관한 실증분석”, 『기술혁신연구』, 제21권 제1호, pp. 1-26.
- 한국과학기술기획평가원(2016), 「2016년도 연구개발활동조사보고서」, 한국과학기술기획평가원.
- 허재준(2017), “4차 산업혁명이 일자리에 미치는 변화와 대응”, 『노동리뷰』, 2017년 3월호.

### (2) 국외문헌

- Acemoglu, D. and P. Restrepo (2017), “The Race Between Machine and Man: Implications of Technology for Growth, Factor Shares and Employment”, NBER Working Paper, No. 22252.
- Arellano, M. and S. Bond (1991), “Some Tests of Specification for Panel Data: Monte Carlo Evidence and an Application to Employment Equations”, *Review of Economic Studies*, Vol. 58, pp. 277-297.
- Arntz, M., T. Gregory and U. Zierahn (2016), “The Risk of Automation for Jobs in

- OECD Countries”, OECD Social, Employment and Migration Working Paper, No. 189.
- Bassanini, A. and E. Ernst (2002), “Labour Market Regulation, Industrial Relations and Technological Regimes: A Tale of Comparative Advantage”, *Industrial and Corporate Change*, Vol. 11, No. 3, pp. 391-426.
- Carbonero, F., E. Ernst and E. Weber (2018), “Robots Worldwide: The Impact of Automation on Employment and Trade”, ILO Research Department Working Paper, No. 36.
- Castellacci, F. and J. M. Natera (2013), “The Dynamics of National Innovation Systems: A Panel Cointegration Analysis of the Coevolution between Innovative Capability and Absorptive Capacity”, *Research Policy*, Vol. 42, No. 3, pp. 579-594.
- Chen, H. H., A. H. Lee and Y. Tong (2006), “Analysis of New Product Mix Selection at TFT-LCD Technological Conglomerate Network under Uncertainty”, *Technovation*, Vol. 26, No. 11, pp. 1210-1221.
- Cho, J. and J. Kim (2018), “Identifying Factors Reinforcing Robotization: Interactive Forces of Employment, Working Hour and Wage”, *Sustainability*, Vol. 10, No. 2, p. 490.
- Fabrizio, K. R. (2009), “Absorptive Capacity and the Search for Innovation”, *Research Policy*, Vol. 38, No. 2, pp. 255-267.
- Falk, M. (2006), “What Drives Business Research and Development (R&D) Intensity across Organisation for Economic Co-operation and Development (OECD) Countries?”, *Applied Economics*, Vol. 38, No. 5, pp. 533-547.
- Frey, C. B. and M. A. Osborne (2017), “The Future of Employment: How Susceptible are Jobs to Computerisation?”, *Technological Forecasting & Social Change*, Vol. 114, pp. 254-280.
- Gilson, R. J. (2010), “Locating Innovation: The Endogeneity of Technology, Organizational Structure, and Financial Contracting”, *Columbia Law Review*, Vol. 110, No. 3, pp. 885-917.
- Ginarte, J. C. and W. G. Park (1997), “Determinants of Patent Rights: A Cross-national Study”, *Research Policy*, Vol. 26, No. 3, pp. 283-301.
- Gomez, J. and P. Vargas (2009), “The Effect of Financial Constraints, Absorptive Capacity and Complementarities on the Adoption of Multiple Process Technologies”, *Research Policy*, Vol. 38, No. 1, pp. 106-119.
- Gołda, G., A. Kampa and I. Paprocka (2018), “Analysis of Human Operators and

- Industrial Robots Performance and Reliability”, *Management and Production Engineering Review*, Vol. 9, No. 1, pp. 24-33.
- Graetz, G. and G. Michaels (2017), “Is Modern Technology Responsible for Jobless Recoveries?”, *American Economic Review: Papers & Proceedings*, Vol. 107, No. 5, pp. 168-173.
- Hall, B. H. (1989), “The Impact of Corporate Restructuring on Industrial Research and Development”, NBER Working Paper, No. 3216.
- Hollon, C. J. and G. N. Rogol (1985), “How Robotization Affects People”, *Business Horizons*, Vol. 28, No. 3, pp. 74-80.
- International Federation of Robotics (2017), *World Robotics 2017: Industrial Robots*, International Federation of Robotics: Frankfurt, Germany.
- Kanwar, S. and R. Evenson (2003), “Does Intellectual Property Protection Spur Technological Change?”, *Oxford Economic Papers*, Vol. 55, pp. 235-264.
- Korinek, A. and J. E. Stiglitz (2017), “Artificial Intelligence, Worker-Replacing Technological Progress and Income Distribution”, NBER Working Paper, No. 24174.
- Leontief, W. (1983), “Technological Advance, Economic Growth, and the Distribution of Income”, *Population and Development Review*, Vol. 9, No. 3, pp. 403-410.
- Lloyd-Ellis, H. (1999), “Endogenous Technological Change and Wage Inequality”, *American Economic Review*, Vol. 89, No. 1, pp. 47-77.
- McKinsey Global Institute (2017), *Job Lost, Jobs Gained: Workforce Transitions in a Time of Automation*, McKinsey & Company: New York, USA.
- Misztal, A., M. Butlewski, A. Jasiak and S. Janik (2015), “The Human Role in a Progressive Trend of Foundry Automation”, *Metalurgija*, Vol. 54, No. 2, pp. 429-432.
- Morgantini, M. (1984), “Man Confronted by the Third Technological Generation”, *Design Issues*, Vol. 1, No. 2, pp. 21-25.
- OECD (2018), *Main Sciences & Technology Indicator 2018*, OECD Stats: 2018 MSTI Database.
- Romer, P. M. (1990), “Endogenous Technological Change”, *Journal of Political Economy*, Vol. 98, No. 5, pp. S71-S102.
- Roodman, D. (2009), “How to Do Xtabond2: An Introduction to Difference and System GMM in Stata”, *Stata Journal*, Vol. 9, No. 1, pp. 86-136.
- Rumberger, R. W. (1984), “High Technology and Job Loss”, *Technology in Society*, Vol. 6, No. 4, pp. 263-284.

- Song, M., H. Bij and M. Weggeman (2006), “Factors for Improving the Level of Knowledge Generation in New Product Development”, *R&D Management*, Vol. 36, No. 2, pp. 173–187.
- Sumer, B. (2018), “Impact of Industry 4.0 on Occupations and Employment in Turkey”, *European Scientific Journal April 2018 Edition*, Vol. 14, No. 10. pp. 1–17.
- Sun, Y. and D. Du (2010), “Determinants of Industrial Innovation in China: Evidence from its Recent Economic Census”, *Technovation*, Vol. 30, No. 9–10, pp. 540–550.
- Torii, Y. (1989), “Robotization in Korea: Trend and Implications for Industrial Development”, *Technological Forecasting and Social Change*, Vol. 35, pp. 179–190.
- Vámos, T. (2014), “The Human Role in the Age of Information”, *AI & Society: Knowledge, Culture and Communication*, Vol. 29, No. 2, pp. 277–282.
- Wang, D., D. Sutherland, L. Ning, Y. Wang and X. Pan (2018), “Exploring the Influence of Political Connections and Managerial Overconfidence on R&D Intensity in China’s Large-scale Private Sector Firms”, *Technovation*, Vol. 69, pp. 40–53.
- World Bank Group (2018), *World Development Indicators Database 2018*, World Bank Publications.
- World Economic Forum (2016), *The Future of Jobs: Employment, Skills and Workforce Strategy for the Fourth Industrial Revolution*, World Economic Forum: Geneva, Switzerland.
- Yi, Z., J. Hong, W. C. Hsu and C. Wang (2017), “The Role of State Ownership and Institutions in the Innovation Performance of Emerging Market Enterprises: Evidence from China”, *Technovation*, Vol. 62–63, pp. 4–13.
- Zhai, Y. M., W. Q. Sun, S. B. Tsai, Z. Wang, Y. Zhao and Q. Chen (2018), “An Empirical Study on Entrepreneurial Orientation, Absorptive Capacity, and SMEs’ Innovation Performance: A Sustainable Perspective”, *Sustainability*, Vol. 10, No. 2, p. 314.

<부록 1> 분석대상 국가목록

Australia	Finland	Japan	Russia	United Kingdom
Austria	France	Korea	Singapore	United States
Belgium	Germany	Malaysia	Slovakia	
Brazil	Greece	Mexico	Slovenia	
Canada	Hong Kong	Netherlands	South Africa	
China	Hungary	New Zealand	Spain	
Croatia	India	Norway	Sweden	
Czech	Indonesia	Poland	Switzerland	
Denmark	Israel	Portugal	Thailand	
Estonia	Italy	Romania	Turkey	