우리나라 기업의 자동화 기술 도입이 고용량과 임금에 미친 영향에 관한 실증분석

정소라* · 성낙일**

최근 로봇과 인공지능이 급속히 확산됨에 따라 자동화 기술이 인간 노동을 대체할 것이라는 우려가 다시 제기되고 있다. 본 연구는 통계청의 '기업활동조사' 자료를 이용해 2017~2021년 기간에 걸쳐 국내 기업의 로봇과 인공지능 도입이 고용량과 (실질)임금의 변화율에 미친 효과를 분석한다. 본 연구의 분석 결과에 따르면, 로봇을 도입한 기업의 고용량 변화율이 미도입한 기업보다 평균적으로 약 2% 낮아 로봇의 노동 대체 효과가 확인되었다. 이에 반해 로봇 도입이 실질임금 변화율에 미친 효과는 통계적으로 명확하지 않았다. 인공지능이 고용량과 실질임금의 변화율을 높였을 가능성이 있지만 이 역시 통계적으로는 명확하지 않았다. 분석 대상을 종사자 수 300인 이상의 대기업으로 제한한 경우에 로봇과 인공지능의 도입 효과는 더욱 명확해져, 로봇의 노동대체 효과는 이전보다 커졌고 실질임금 변화율을 높인 효과도 확인되었다. 본 연구는 이러한 관찰 결과를 토대로 정책적 시사점을 제공한다.

JEL Classification: J23, L63, L86
핵심 주제어: 자동화 기술, 로봇, 인공지능, 고용량, 임금

---

* 제1저자, 서울시립대학교 일반대학원 경제학과 박사과정 (E-mail: emmaluv984@uos.ac.kr)
** 교신저자, 서울시립대학교 경제학부 교수 (E-mail: nisung@uos.ac.kr, Tel: 02-6490-2060)

이 논문은 2023년도 서울시립대학교 연구년 교수 연구비에 의하여 연구되었음. 이 논문에 대해 유익한 논평을 주신 익명의 심사자들과 편집위원께 감사를 표한다.

논문 투고일: 2023.12.06, 논문 수정일: 2024.03.18, 게재 확정일: 2024.06.28

Ⅰ. 서론

생산과정의 자동화가 인간 노동을 대체해 실업을 유발하고 임금수준의 하락을 가져올 것이라는 우려는 오래전부터 제기되었다. 19세기 초에 산업혁명의 결과로 대량생산이 가능해지면서 기계파괴운동(Luddite)이 발생한 것도 기계와 인간 노동 간의 경쟁을 상징적으로 나타낸다. 케인즈가 언급한 기술적 실업(technological unemployment)도 자동화에 따른 대량실업을 우려한 용어라고 볼 수 있다. 하지만 지난 두 세기에 걸쳐 자동화와 기술진보가 급속히 진행되었지만 이러한 우려는 현실로 실현되지 않았다. 20세기 동안 여성이 노동시장에 참여하면서 인구 대비 고용 비율은 상승했으며, 실업률은 장기적 증가 추세를 보이지 않고 경기순환에 따라 등락하기만 했다(Autor, 2015). 자동화 기술이 인간 노동을 대체하기도 했지만 인간 노동에는 자동화를 통해 대체할 수 없는 직무들(tasks)이 존재하며 이 직무들은 오히려 자동화 기술에 의해 보완되기도 했다. Autor(2015)의 논문 제목처럼 “우리 주변에는 여전히 수많은 직업들이 존재”한다.

이와 같은 역사적 관찰에도 불구하고, 최근 로봇과 인공지능으로 대표되는 자동화 기술이 대량실업을 초래할 것이라는 우려가 다시 제기되고 있다(Acemoglu and Restrepo, 2020).[1] 과거 자동화 기술은 단순반복 직무 또는 루틴화된 직무(routine tasks)를 쉽게 대체했지만 문제해결 능력, 창의성, 설득 등이 요구되는 추상적 직무(abstract tasks) 또는 인지적 직무(cognitive tasks)를 대체할 수는 없었다. 또한 상황에 따른 적응, 언어 구사력, 사람 간 소통 등이 요구되는 수작업 직무(manual tasks)도 완벽하게 대체하기는 어려웠다. 그런데 기계학습(machine learning)과 같은 인공지능 기술이 발전하고 빅데이터나 모바일 로봇이 확산됨에 따라 과거에는 인간 노동 고유의 영역으로 간주되었던 직무나 직업이 자동화 기술에 의해 대체될 가능성이 생겨났다(OECD, 2019). Frey and Osborne(2013, 2017; 이하 FO로 지칭)의 연구는 구체적 예측값을 제시함으로써 이러한 우려를 뒷받침했다. FO는 기계학습 연구자 그룹과의 협업을 통해 2010년 미국에 존재한 직업들의 자동화 가능성을 분석한 결과, 미국 총고용 중에서 47%가 10~20년에

1) 예를 들어, 경향신문 2023년 5월 15일자 기사(“AI가 실업과 불평등을 가져올까”)에서 인용한 Pew Research Center의 설문조사 결과에 따르면 48%의 미국인이 인공지능에 대해 우려하는 것으로 나타났으며 이는 인공지능을 환영하는 비율보다 높았다. World Economic Forum(2020)은 설문조사 대상 기업의 43%가 기술진보로 자신의 고용량을 줄일 예정이라는 분석 결과를 제시했다. World Economic Forum은 지속적으로 기술진보로 인한 직업 파괴와 함께, 그로 인한 소득 불평등의 심화를 지적해왔다.

걸쳐 자동화될 수 있는 고위험 직업군에 속한다고 예측했다.2) 여기서 고위험 직업군은 자동화 확률이 70% 이상인 직업을 의미한다. Frey and Osborne(2013, 2017)의 연구가 인간 노동의 미래에 대해 암울한 전망을 제시한 것은 분명하며, 그로 인해 많은 논란과 후속 연구가 촉발되기도 했다.3)

자동화 기술의 도입 효과와 관련해 우리나라 통계청의 ‘기업활동조사’는 유용한 데이터를 제공한다. ‘기업활동조사’는 그간 종사자 수, 매출액, 자산액 등 통상적인 기업 데이터뿐 아니라 기업활동에 대한 각종 정성적 지표를 제공해 왔는데, 2017년부터 4차 산업혁명기술의 도입 여부 및 활용에 대한 정보를 제공하고 있다. ‘기업활동조사’는 4차 산업혁명기술로 로봇공학(이하 주로 로봇으로 지칭), 인공지능, 사물인터넷, 클라우드, 빅데이터, 5G 이동통신, 블록체인, 3D 프린팅, 가상·증강현실을 포함하고 있다. 이 9개 혁신기술은 대체로 정보기술(IT: information technology) 또는 정보통신기술(ICT: information and communication technology)의 일종으로 최근 각종 언론매체에서 미래 선도기술로 주목해온 것들이다. 9개 혁신기술 중에서 노동수요에 유의한 영향을 미칠 수 있는 자동화 기술은 로봇과 인공지능이라고 할 수 있다. 로봇은 이전부터 생산과정에 투입되어 단순반복 직무를 수행하는 생산직 일자리를 대체해 왔다. 인공지능의 경우에는 단순반복 직무를 넘어서 추상적 또는 인지적 직무를 수행하는 사무직이나 전문직 일자리까지 대체할 수 있다는 우려가 최근 제기된 바 있다. 예를 들어, 한지우 · 오상일(2023)이 국내 직업별 AI 노출지수를 산출한 결과, 우리나라 취업자 중 약 341만명(전체 취업자 수 대비 12%)은 AI 기술에 의한 대체 가능성이 높은 것으로 나타났다. 나머지 혁신기술은 자동화와는 다소 거리가 있거나 자동화를 초래하더라도 그 강도가 유의한 수준은 아닌 것으로 판단된다.

본 연구는 ‘기업활동조사’에서 제공하는 로봇과 인공지능의 도입 여부에 관한

2) FO는 ① 각 직업에 요구되는 직무 특성을 파악하고 ② 직업 또는 직무별 자동화 기술 대체 정도를 평가한 후 ③ 직업분류별 일자리 수와 대체 확률을 매칭한 결과를 토대로, 자동화 기술에 의한 대체 가능성에 따라 직업 유형을 저위험 직업군, 중위험 직업군, 고위험 직업군으로 분류했다.

3) Arntz et al.(2016)은 Frey and Osborne(2013)의 연구방법론을 ‘직업에 기초한 접근방식’(occupation-based approach)으로 규정하고 어떤 직업에 속한 직무 모두가 쉽게 자동화될 수 있는 것은 아니기 때문에 Frey and Osborne(2013)의 예측값은 실제보다 과대평가된 것이라고 비판했다. Arntz et al.(2016)이 ‘직무에 기반한 접근방식’(task-based approach)에 기초해 추정한 결과에 따르면, 분석 대상 OECD 회원국들에서 평균적으로 직업의 약 9%만이 자동화가 가능했다. 굳이 ‘직업에 기반한 접근방식’의 문제점이 아니더라도 전문가 의견에 기초해 각 직업의 자동화 확률을 예측할 경우에 그 예측값의 신뢰성은 전문가 의견의 객관성과 타당성에 의존할 수밖에 없어 논란의 소지가 있는 것이 사실이다.

기업 데이터를 활용해 국내 기업의 로봇과 인공지능의 도입이 노동수요에 미친 영향을 분석한다. 이 분야의 대표적인 연구인 Acemoglu and Restrepo(2020)를 따라 노동수요에 대한 변수로 고용량 변화율과 실질임금 변화율을 사용한다. 고용량은 총 종사자 수로, 실질임금은 1인당 인건비를 소비자물가지수로 나눈 수치로 측정한다. 본 연구의 분석 기간은 ‘기업활동조사’에서 4차 산업혁명기술에 대한 정보가 제공되는 기간, 즉 2017~2021년이다. Acemoglu and Restrepo(2020), Aghion et al.(2022) 등 대표적 선행연구들은 분석 기간의 시작 연도와 마지막 연도 사이의 고용량 변화율 또는 실질임금 변화율을 계산하고 이 횡단면 자료를 활용해 자동화 기술의 도입 효과를 분석하고 있다. 하지만 본 연구의 경우에는 노동시장에 상당한 영향을 미친 것이 분명한 COVID-19 발병 기간이 분석 기간에 포함되어 있어 횡단면 분석보다는 연도별 데이터를 모두 활용한 패널분석이 보다 적절하다. 이를 종합하면, 본 연구는 패널분석모형을 활용해 국내 기업의 로봇과 인공지능의 도입이 고용량과 실질임금의 변화율에 미친 효과를 분석한다.

자동화 또는 자동화 기술이 가지는 중요성에 비추어 자동화 기술의 도입 효과는 여전히 중요한 연구 주제이다. 특히 자동화 기술의 도입 효과에 관한 연구 문헌에서 기업 데이터를 사용한 실증분석은 국외에서도 아직 소수에 불과하다는 점에서 본 연구는 중요한 학술적 의의를 가진다. 또한 그간 인공지능의 도입 효과를 분석한 실증연구는 거의 없었다는 점에서 본 연구는 이 분야의 연구를 촉발할 수 있다. ‘기업활동조사’가 제공하는 4차 산업혁명기술 관련 정보를 활용한 국내 연구들이 몇 차례 발표된 적이 있지만, 이들 연구는 자동화 기술보다는 4차 산업혁명기술에 초점을 맞추고 있어 연구 목적이 다를 뿐만 아니라 연구방법론에서 개선할 점들이 있어 본 연구는 이 국내 선행연구들을 보완한다는 의미도 가진다.

본 논문은 다음과 같이 구성된다. 2절에서는 자동화 기술의 도입 효과를 분석한 국내외 선행연구를 소개한다. 3절에서는 ‘기업활동조사’ 자료에 기초해 국내 기업의 자동화 기술의 도입 현황을 설명한다. 4절에서는 회귀분석을 위한 분석 모형과 추정 방법을 제시하고, 5절에서는 추정 결과를 해석한다. 6절에서는 5절의 추정 결과가 분석 대상 기업, 종속변수, 통제변수 등을 변경하더라도 유효한지를 살펴본다. 마지막 절은 본 논문의 내용을 요약하고, 이를 바탕으로 정책적 시사점을 도출한다.

Ⅱ. 문헌 연구

1. 국외 선행연구

자동화 또는 자동화 기술은 노동수요에 대해 부정적 효과와 함께 긍정적 효과도 미친다. 개별 기업 관점에서 자동화 기술은 인간 노동을 대체함으로써 노동수요를 감소시켜 고용량을 줄이고 임금을 낮추는 부정적 효과를 가질 수 있다. 이 부정적 효과는 임금 하락에 따른 노동수요 증가, 노동이 비교우위를 갖는 새로운 직무의 생성, 노동과 자본의 보완성에 따른 노동수요 증가 등에 의해 일부 상쇄될 수도 있다(Aghion et al., 2022). 한편 자동화 기술의 도입이 개별 기업의 노동수요에 미치는 긍정적 효과는 생산성 향상에 기인한다. 자동화 기술의 도입은 생산과정에서 생산성 향상을 가져와 그 기업의 품질 대비 가격을 낮추며 이 가격 경쟁력의 제고는 해당 기업 상품에 대한 시장수요를 증가시켜 그 기업의 노동수요를 증대할 수 있다. 즉 자동화 기술의 도입은 노동절약 효과와 노동창출 효과를 함께 갖고 있고, 두 효과의 상대적 크기에 따라 노동수요, 나아가 고용량과 임금에 대한 최종효과가 결정된다.

개별 기업 차원의 자동화 효과는 산업 수준과 국가 수준에서 달리 나타날 수 있다. 먼저 산업 차원에서 특정 기업의 자동화 기술 도입은 자동화 기술을 도입하지 않은 기업의 노동수요를 감소시킬 수 있다. 반대로 개별 기업의 자동화로 인한 임금 하락은 산업 전체의 임금 하락을 촉발해 산업 전체로는 노동수요가 증가할 수도 있다. 따라서 산업 차원에서 자동화 기술의 도입 효과는 기업 데이터에 기초한 결과와 달라질 수 있다. 예를 들어, 개별 기업 차원에서 자동화 기술의 도입이 고용량 증가라는 긍정적 효과를 가지더라도 자동화 기술을 도입한 기업에게 시장을 탈취당한 경쟁기업의 존재 때문에 산업 차원에서는 고용량이 감소할 수 있다(Acemoglu et al., 2020). 국가 차원에서도 국내 기업의 자동화가 직접적으로는 고용감소를 초래하더라도 해외시장에서 시장을 탈취한다면 국내상품 수요증대가 발생해 국내 고용이 증가할 수 있다. 또한 자동화로 생산성이 향상된 성장산업으로 보다 많은 기업들이 진입함에 따라 국가 차원의 인력 재분배가 발생해 국가 전체의 고용이 증대되는 결과가 나타날 수 있다. 역사적 경험에 의하면 자동화 및 기술진보는 국가 차원에서 종종 새로운 직업을 창출하는 효과를 가지며, 이 새로운 직업에 종사하는 고용량이 자동화로 인해 감소한 고용량을 추월해 국가 전체의 고용량이 증대될 수도 있다.[4]

이를 종합하면, 기업, 산업, 지역, 국가 등 어떤 수준의 데이터를 이용하는지에 따라 자동화 기술의 도입 효과가 실현되는 경로가 달라질 뿐만 아니라 부정적 효과와 긍정적 효과의 상대적 크기에 따라서도 자동화 기술 도입의 최종효과가 달리 나타날 수 있다. 이제까지 수행된 실증연구들이 상반된 결과를 제시하고 있는 것도 이와 같은 배경이 일부 작용했기 때문으로 보인다. 예를 들어, 모두 산업 데이터에 기초했음에도 불구하고 자동화 기술이 고용량을 증대시켰다는 결과를 제시한 선행연구도 있고(Klenert et al., 2023), 자동화 기술의 고용감소 효과를 지지하는 연구도 제시되었으며(Acemoglu and Restrepo, 2020), 자동화가 고용량에 영향을 미치지 않았다는 연구도 존재한다(Graetz and Michaels, 2019). 이 선행연구들은 대체로 국제로봇연맹(International Federaton of Robotics, 이하 IFR로 지칭)이 제공하는 국가별, 산업별 로봇 건수 데이터에 기초하고 있다.

산업 데이터를 이용한 선행연구들과는 달리, 본 연구처럼 기업 데이터를 활용한 선행연구들은 자동화의 긍정적 효과를 지지하는 결과를 보다 많이 제시하고 있다. 예를 들어, 2010~2015년 기간에 걸친 프랑스 제조업 부문의 기업 데이터를 사용한 Acemoglu et al.(2020)은 로봇 도입의 긍정적 효과를 지지하는 추정 결과를 제시했다. Aghion et al.(2020)이 프랑스 제조업체 대상으로 산업장비·기계 지출액, 산업기계 연간 수입액 등을 자동화 대리변수로 사용해 분석한 결과, 1994~2015년 기간 중 자동화는 고용에 긍정적 효과를 미치며 그 효과는 시간이 지나면서 증가했다. Bessen et al.(2020)은 자동화 지출에 대한 네덜란드 기업 데이터를 활용해 2000~2016년 기간 중 자동화 기술 도입 기업의 고용량 증가율이 미도입 기업보다 높았다는 추정 결과를 보였다. Koch et al.(2021)은 스페인 기업 데이터에 기초해 1990~2016년 기간 중 로봇 도입에 대한 고용량의 탄력성이 10%에 달함을 보임으로써 로봇 도입의 고용증대 효과를 지지했다. 반면에 이들 선행연구는 자동화 기술이 임금에 미친 효과는 분석하지 않거나 불분명하다는 결과를 제시하고 있다.

2. 국내 선행연구

최근 국내에서도 자동화 또는 자동화 기술의 도입 효과를 고찰한 연구들이 다

4) 독일 지역노동시장을 분석한 Dauth et al.(2021)에 따르면, 1994~2014년 기간 중 독일에서 산업 로봇은 제조업 부문에서는 노동 대체 효과를 가졌지만 이 노동 대체 효과는 서비스 부분의 신규 직업 창출 효과에 의해 완전히 상쇄되었다.

수 발표되었다. 국내 선행연구들이 채택한 접근방법은 크게 두 가지 유형으로 구분할 수 있다. 첫 번째 유형은 FO의 방법론을 활용하거나 변형한 연구이며, 두 번째는 대다수 국외 선행연구들과 같이 회귀분석에 기초한 연구이다.

국내에서 FO 방법론을 활용한 대표적인 연구 중 하나인 김세움(2016)은 우리나라 전체 일자리의 57%가 향후 기술진보에 의한 대체 가능성이 높은 고위험 직종에 속한다고 주장했다. 이 예측치는 FO보다도 높은데, 김세움(2016)은 그 이유로 우리나라의 영업 및 판매 직종 종사자 비중이 미국보다 높다는 점을 지적하고 있다. 오호영(2018)은 현재 한국경제에 존재하는 일자리 중 약 52%가 제4차 산업혁명에 따라 컴퓨터에 의해 대체될 위험이 높고, 특히 남성, 중장년, 저학력 근로자가 취약하다고 주장했다. 김은경 외(2018)는 FO 방법론을 차용해 49개 직종별 자동화 지표를 계산한 결과에 기초해 자동화 위험이 낮은 직종의 고용 비중이 시간에 걸쳐 증가했음을 보였다. 다만 자동화 가능성과 임금 상승률 간 관계는 2009-2016년 기간 중 명확하지 않았다. 최연정(2019)이 FO 방법론을 한국직업정보시스템 자료에 적용한 결과에 따르면, FO를 단순히 매칭해 한국 직업을 분석할 경우에 그 정확도가 현저히 떨어졌다.

두 번째 유형의 국내 선행연구들은 다양한 데이터를 활용해 진행되었다. 먼저 김민영 외(2017)는 지역 데이터를 이용해 초기연도 단순반복 업무 비중이 높은 지역에서 평균적으로 중간 일자리의 고용 비중이 감소함을 보임으로써 Autor et al.(2003)이 주장한 ‘노동시장 양극화 가설’(polarization hypothesis)를 지지했다.[5] 김은경 외(2018)가 기계장치자산을 자동화 또는 컴퓨터화의 대리변수로 간주하고 회귀분석을 수행한 결과, 기계장치자산의 증가는 해당 기업체의 종사자 수를 줄이고 임금수준을 낮추었다. 즉 기업 차원에서 자동화 기술의 부정적 효과가 나타났다. 윤상호(2018)는 산업 데이터를 활용해 최저임금 인상 효과를 분석했는데, 최저임금이 1,000원 인상될 경우 자동화가 가능한 직종의 고용 비중이 0.71% 감소함을 보였다. 다만 이 결과는 여성, 26-39세 연령대, 서비스업, 500인 이상의 기업 규모에서만 통계적으로 유의한 것으로 확인되었다. 이환웅 · 강동익(2022)은 Acemoglu and Restrepo(2020)의 분석모형을 우리나라 시군구 자료에 적용했는데, 해당 노동시장에서의 로봇 도입이 노동수요에 통계적으로 유의한 영향을 미치

5) 저자들은 이 가설을 ‘업무편향적 기술변화 가설’(task-based technological change hypothesis)이라고 부른다. 이 가설은 자동화 기술이 특정 업무에만 영향을 미쳐 결과적으로 중간 일자리는 감소하지만 하위 일자리나 상위 일자리는 증가하는 U자 형태의 구조변화를 초래한다고 주장한다. 이 가설은 중간 숙련 일자리가 단순반복 직무를 많이 포함하고 있어 본질적으로 자동화에 더 쉽게 노출된다는 점에 근거하고 있다.

지 못했음을 보였다. 이환웅 · 강동익(2022)과는 달리, Kim(2021)은 로봇 도입이 시군구 노동수요를 감소시키지 않았지만 제조업과 정형화된 직업(routine jobs)에서의 노동수요를 감소시켰다는 결과를 도출하고 있다. 김태경 · 이병호(2021)는 산업 데이터를 이용해 산업용 로봇의 보급이 2010~2018년 기간 중 해당 산업의 고용량 증가율과 실질임금 상승율을 하락시켰다는 결과를 도출했다.

'기업활동조사'가 제공하는 4차 산업혁명기술 관련 정보를 활용한 연구도 다양한 목적을 갖고 수행되었다. 예를 들어, 김성환 외(2019)는 4차 산업혁명기술이 수출성과에 미친 효과를 분석했으며, 박순찬(2019)과 이승민 외(2022)는 4차 산업혁명기술이 기업 생산성에 미치는 효과를 규명했다. 본 논문과 유사하게, 김성환 · 도연우(2019), 송재욱(2021), 조정환(2022), 문영만(2023) 등은 4차 산업혁명기술이 고용에 미친 효과를 분석했는데, 이들 연구는 대체로 4차 산업혁명기술의 도입이 고용량을 증대했다는 분석 결과를 도출하고 있다. 이들 연구는 자동화 기술보다는 4차 산업혁명기술에 초점을 맞추고 있을 뿐 아니라,[6] 분석방법에서 일부 문제점을 안고 있다.[7] 본 연구는 이들 선행연구를 보완한다는 의미를 갖는다.

Ⅲ. 우리나라 기업의 자동화 기술 도입 현황

1. 분석자료

본 연구는 통계청이 국내 기업의 경영활동을 파악하기 위해 2006년부터 실시하고 있는 '기업활동조사'에서 제공하는 패널데이터에 기초한다. '기업활동조사'는 국내 회사법인 중 상용근로자 수가 50인 이상이며 자본금 3억 원 이상인 기업체를 대상으로 하며, 도소매업 등 일부 산업의 경우에는 상용근로자 수가 50

6) 문영만(2023)은 개별 기술이 아니라 4차 산업혁명기술의 도입 효과를 분석하고 있어 자동화 기술의 도입 효과와는 차이가 있으며, 김성환 · 도연우(2019)와 송재욱(2021)은 개별 4차 산업혁명기술의 도입 효과를 분석하고 있지만 자동화 기술에 초점을 맞추고 있지는 않다. 로봇과 인공지능을 제외한 4차 산업혁명기술은 노동수요와는 관련성이 떨어지기 때문에 4차 산업혁명기술에 초점을 맞추어 고용량에 미친 효과를 분석하는 것은 국내외 선행연구의 일반적 추세와 맞지 않을 수 있다.

7) 예를 들어, 김성환 · 도연우(2019)는 2006~2017년 기간에 걸친 패널자료에 기초하고 있는데 '기업활동조사'에서 4차 산업혁명기술 도입 여부에 관한 정보는 2017년부터 제공되기 시작했다. 즉 2017년 이전에는 4차 산업혁명기술 도입 여부에 대한 정보가 없기 때문에 이 패널자료에 기초해 4차 산업혁명기술의 도입 성과를 분석하는 것은 잘못된 결과를 도출할 수 있다. 송재욱(2021)은 실질임금을 고용량의 설명변수로 고려한 구조형 모형을 추정하고 있는데, 실질임금의 내생성 문제 때문에 구조형 모형을 추정하기는 쉽지 않다. 실제로 대다수 국외 선행연구들은 축약형 모형을 추정하고 있다. 아울러 본문에서 인용한 선행연구들 모두 4차 산업혁명기술 변수의 내생성 문제를 고려하고 있지 않으며, 국외 선행연구들과는 달리 고용량 변화율이 아니라 고용량을 종속변수로 설정하고 있다.

인 미만이더라도 자본금 10억 원 이상인 기업체도 조사 대상에 포함한다. 본 연구에서는 상용근로자 수가 50인 미만인 기업들은 로봇과 인공지능을 도입할 가능성이 매우 낮을 뿐만 아니라 특정 산업에 집중되어 있어 분석 대상에서 제외한다. ‘기업활동조사’는 자산총계, 매출액, 영업비용 등과 같은 정량적 재무제표 데이터뿐만 아니라 외부위탁 업무 분야, 신규사업 진출 여부, 전략적 제휴 추진 여부 등과 같은 정성적 경영활동 항목에 관한 조사 결과도 함께 보고하고 있어 기업연구에 유용한 자료가 되고 있다. 또한 이 통계조사 자료는 복수의 사업체를 보유한 기업들을 포괄한 기업 단위의 통계조사라는 점에서 사업체 단위의 여타 통계조사와 차이가 있을 뿐만 아니라, 조사대상 기업에 대한 패널자료를 제공하고 있어 실증분석 관점에서도 이점이 있다.

우리나라에서 4차 산업혁명에 관한 관심이 증대됨에 따라 2017년부터 ‘기업활동조사’에는 4차 산업혁명기술과 관련된 조사항목이 추가되었다. ‘기업활동조사’가 4차 산업혁명기술로 정의한 혁신기술들 중에서 로봇과 인공지능이 국내외 선행연구들에서 노동수요와 관련되어 주목을 받아온 기술이다. 2017년도 ‘기업활동조사’의 용어 설명에 따르면, 로봇공학은 “로봇에 관한 기술인 로봇의 설계, 구조, 제어, 지능, 운용 등에 대한 기술을 연구하는 공학의 한 분야”로, 인공지능은 “컴퓨터가 스스로 사고, 학습, 자기개발 등을 할 수 있도록 하는 방법을 연구하는 컴퓨터 공학 및 정보기술의 한 분야”로 정의되고 있다. 해외 전문기관과는 달리 ‘기업활동조사’는 로봇과 인공지능의 정의를 기술적으로 명확히 규정하고 있지는 않지만,[8] 4차 산업혁명기술의 활용 여부나 활용 단계 등을 묻는 설문조사 항목으로 보아 주로 이들 기술의 활용에 초점을 맞춘 것으로 이해된다.

‘기업활동조사’는 2021년 기준 약 1만 3천여 개 기업에 관한 경영활동 관련 데이터를 제공하고 있는데, 본 연구는 분석 결과에 편의를 가져올 수 있는 기업들을 두 단계에 걸쳐 분석 대상에서 제외한다. 첫 번째 단계로, 본 연구는 분석 기간 중 매년 관측치가 존재하는 기업들로 분석 대상을 한정한다. 일부 연도에만 관측치가 존재하는 기업들을 포함하는 경우에는 분석 과정에서 각종 비율에 왜

8) 국제표준화기구(ISO: International Organization for Standardization)는 산업로봇을 “자동적으로 통제되고 반복해 프로그래밍할 수 있는 다목적 조작 기계로서 3개 이상의 축에서 프로그래밍할 수 있으며 산업 환경의 자동화 애플리케이션에 사용하기 위해 제자리에 고정되거나 모바일 플랫폼에 고정될 수 있는”(“automatically controlled, reprogrammable multipurpose manipulator, programmable in three or more axes, which can be either fixed in place or fixed to a mobile platform for use in automation applications in an industrial environment") 장치로 정의하고 있다. IFR은 로봇을 용도에 따라 산업로봇(industrial robot)과 서비스로봇(service robot)으로 구분하고 있는데, 산업로봇을 ISO와 유사하게 정의하고 있다.

곡이 발생할 수 있기 때문이다. 이 단계에서 본 연구의 분석 대상 기업 수는 8,771개로 감소하며, 총 관측치 수는 43,855개이다. 두 번째 단계로, 분석 기간 중 주력산업이 변경된 기업과 함께, 연도별 고용량 변화율이나 실질임금 변화율이 50% 이상인 관측치들도 분석 대상에서 제외한다. 이 두 경우는 자동화 기술의 도입과는 무관하게 고용량이나 실질임금이 대폭 변동된 것으로 보이며, 이들 관측치를 포함하는 경우에는 분석 결과가 상당히 왜곡될 수 있다. 이 두 단계를 거친 결과로 총 관측치 수는 36,883개로 감소하는데, 관측치 수의 가장 큰 감소는 첫 번째 단계에서 발생했다.

2. 자동화 기술의 도입 추세 및 현황

〈Table 1〉은 '기업활동조사' 자료를 이용해 각 혁신기술의 도입 기업 수와 도입 비율을 계산한 결과를 보여준다. 여기서 도입 비율은 각 혁신기술 도입 기업 수를 전체 분석 대상 기업 수로 나눈 수치이며, 〈Table 1〉에서 소괄호 안에 표기되어 있다. 〈Table 1〉은 개별 혁신기술의 도입 추세를 보여주는 데에 목적이 있기 때문에 분석 대상의 조정 과정에서 첫 번째 단계를 거친 기업, 총 8,771개를 대상으로 계산한 결과를 제시한다.

〈Table 1〉에 따르면, 4차 산업혁명기술에 속한 혁신기술을 하나라도 도입한 기업의 비율은 2017년 9.2%에서 2021년 15.4%로 꾸준히 증가했으며, 2021년 현재 1,354개 기업이 4차 산업혁명기술로 분류된 혁신기술을 하나 이상 도입했다. 개별 혁신기술별로는 2017년 대비 2021년 인공지능 도입 기업 수가 약 2.5배, 로봇과 클라우드를 도입한 기업 수가 약 2.2배, 빅데이터 도입 기업 수가 약 1.7배, 사물인터넷 도입 기업 수가 약 1.5배 증가해, 이들 5개 혁신기술이 우리나라 4차 산업혁명을 견인하고 있음을 알 수 있다. 나머지 4개 혁신기술은 2021년 기준 도입 비율도 상대적으로 낮을 뿐만 아니라 이미 증가추세가 꺾였거나 미미해 혁신기술로서의 중요성이 줄어들고 있다. 예를 들어, 3D 프린팅의 경우 도입 기업 수가 2019년까지 급속히 증가했으나 그 이후 감소해 2018년 수준으로 돌아갔다. 이러한 감소추세가 2020년 이후 COVID-19로 인한 경기침체 때문인지, 또는 혁신기술로서의 유용성 감소 때문인지는 명확하지 않다. 향후 추가적인 자료축적과 사례분석을 통해 규명될 필요가 있다.

〈Table 1〉에서 보다 주목해야 할 사실은 그간의 급속한 증가추세에도 불구하고 2021년 기준으로도 개별 혁신기술의 도입 비율이 여전히 매우 낮다는 점이다. 예를

들어, 2021년 기준 로봇과 인공지능의 도입 기업 수는 각각 191개와 359개에 불과하며, 도입 기업 수를 전체 기업 수로 나눈 도입 비율로도 2.2%와 4.1%에 그쳤다. 특히 로봇 관련 수치는 우리나라가 로봇 활용 측면에서 다른 선진국들을 선도하고 있다는 기존 설명과 부합하지 않는다. 예를 들어, IFR(2023)에 따르면, 2022년 기준 우리나라 산업로봇 연간 설치 건수는 약 3.2만대로 중국, 일본, 미국에 이어서 4위를 차지하고 있을 뿐만 아니라 인구 수나 종사자 수 대비 설치 건수로는 상

〈Table 1〉 Number of Companies Adopting 4th Industrial Revolution (4IR) Technologies by Year

	2017	2018	2019	2020	2021
Number of companies analyzed	8,771	8,771	8,771	8,771	8,771
Number of companies adopting 4IR technologies					
4IR technologies+	807 (9.2%)	1,131 (12.9%)	1,292 (14.7%)	1,274 (14.5%)	1,354 (15.4%)
Robotics	87 (1.0%)	142 (1.6%)	182 (2.1%)	189 (2.2%)	191 (2.2%)
Artificial Intelligence	144 (1.6%)	265 (3.0%)	325 (3.7%)	341 (3.9%)	359 (4.1%)
Internet of Things	244 (2.8%)	385 (4.4%)	408 (4.7%)	359 (4.1%)	368 (4.2%)
Cloud Computing	274 (3.1%)	441 (5.0%)	569 (6.5%)	574 (6.5%)	592 (6.7%)
Big Data	287 (3.3%)	439 (5.0%)	495 (5.6%)	486 (5.5%)	493 (5.6%)
5G Mobile Communication	340 (3.9%)	318 (3.6%)	268 (3.1%)	258 (2.9%)	257 (2.9%)
Blockchain	79 (0.9%)	112 (1.3%)	98 (1.1%)	98 (1.1%)	105 (1.2%)
3D Printing	103 (1.2%)	146 (1.7%)	168 (1.9%)	158 (1.8%)	147 (1.7%)
Virtual/Augmented Reality	84 (1.0%)	107 (1.2%)	134 (1.5%)	134 (1.5%)	147 (1.7%)

Notes: + refers to cases where any one of the nine 4IR technologies is adopted. The number in parentheses indicates the adoption rate, which is calculated by dividing the number of companies adopting each technology by the total number of companies analyzed.
Source: Calculation based on the Statistics Korea's Survey of Business Activities

〈Table 2〉 Number of Companies Adopting Robotics and Artificial Intelligence (AI) by Major Industry

	2017	2018	2019	2020	2021
Number of companies analyzed	8,771	8,771	8,771	8,771	8,771
Number of companies adopting robotics					
All Industries	87 (1.0%)	142 (1.6%)	182 (2.1%)	189 (2.2%)	191 (2.2%)
Manufacture of other machinery and equipment	12 (1.9%) [2.2%]	25 (3.9%) [4.8%]	27 (4.4%) [5.0%]	30 (4.8%) [5.9%]	29 (4.6%) [6.3%]
Manufacture of motor vehicles, trailers and semitrailers	15 (2.5%) [13.8%]	20 (3.3%) [14.6%]	22 (3.6%) [42.7%]	27 (4.5%) [40.8%]	24 (4.0%) [48.6%]
Manufacture of fabricated metal products, except machinery and furniture	2 (0.7%) [12.1%]	10 (3.2%) [13.9%]	11 (3.6%) [3.8%]	11 (3.6%) [3.4%]	12 (3.9%) [3.3%]
Manufacture of electrical equipment	5 (1.7%) [2.2%]	5 (1.7%) [0.8%]	11 (3.8%) [9.0%]	13 (4.5%) [7.3%]	11 (3.8%) [4.3%]
Manufacture of electronic components, computer; visual, sounding and communication equipment	2 (0.4%) [0.1%]	11 (2.3%) [3.7%]	17 (3.3%) [36.1%]	17 (3.3%) [37.7%]	17 (3.3%) [37.8%]
Number of companies adopting AI					
All Industries	144 (1.6%)	265 (3.0%)	325 (3.7%)	341 (3.9%)	359 (4.1%)
Computer programming, consultancy and related activities	12 (9.3%)	22 (17.3%)	23 (22.6%)	20 (18.9%)	24 (22.6%)
Publishing activities	37 (9.7%)	59 (15.5%)	83 (20.7%)	86 (21.4%)	88 (22.0%)
Financial service activities, except insurance and pension funding	13 (7.9%)	16 (9.8%)	17 (10.5%)	17 (10.6%)	20 (11.9%)
Manufacture of medical, precision and optical instruments, watches and clocks	6 (2.8%)	14 (6.6%)	16 (7.9%)	12 (6.2%)	15 (7.9%)
Retail trade, except motor vehicles and motorcycles	3 (2.3%)	5 (3.9%)	5 (3.9%)	6 (4.5%)	10 (7.5%)

Notes: The number in parentheses indicates the adoption rate (=number of companies adopting robotics or AI/total number of companies in the industry), and the number in brackets indicates the proportion of employees in companies adopting robotics within the industry.
Source: Calculation based on the Statistics Korea's Survey of Business Activities

위 3개국을 추월한다. 이러한 불일치가 발생하는 기본적인 이유는 ‘기업활동조사’가 기업별 로봇 도입 여부를, IFR(2023)이 산업별 로봇 설치 건수를 조사하고 있기 때문이다. 아울러 ‘기업활동조사’의 설문조사 과정에서 우리나라 기업이 로봇의 정의를 상대적으로 엄격하게 이해했을 가능성도 존재한다.

〈Table 2〉는 2021년 기준 로봇과 인공지능을 도입한 기업 수가 10개 이상인 중분류 기준 산업 중에서 도입 비율이 높은 상위 5개 산업에 대해 각각 도입 기업 수와 도입 비율을 계산한 결과를 보여준다. 여기서 도입 비율은 각 중분류 기준 산업에 속한 기업들 중에서 로봇이나 인공지능을 도입한 기업의 비율을 의미하며, 〈Table 2〉에서 소괄호 안에 표기되어 있다. 〈Table 2〉의 대괄호 안의 수치는 ‘기업활동조사’ 자료를 활용해 특정 산업에서 로봇을 도입한 기업들에 고용된 종사자 비율(=로봇을 도입한 기업들에 고용된 종사자 수/해당 산업에 고용된 종사자 수, 이하 ‘기업규모 가중 도입 비율’로 지칭)을 계산한 결과를 보여준다. 이 ‘기업규모 가중 도입 비율’ 수치를 살펴보면 앞서 언급한 불일치 현상이 일정 부분 설명된다. 예를 들어, ‘기업규모 가중 도입 비율’은 2021년 기준 자동차/트레일러 제조업의 경우에 48.6%, 전자부품/컴퓨터/영상/음향/통신장비 제조업의 경우에 37.8%에 달해 〈Table 2〉의 단순 도입 비율보다 훨씬 높다. 즉 이 두 산업에서는 2021년 기준 전체 종사자들 중에서 각각 48.6%와 37.8%가 로봇을 활용하고 있는 기업에 고용되어 있었다. 이러한 관찰 결과는 〈Table 1〉와 〈Table 2〉의 단순 도입 비율이 국내 근로자의 로봇 노출 정도를 측정하는 데에는 한계가 있음을 의미한다.

〈Table 2〉에 따르면, 로봇이 상대적으로 많이 도입된 상위 5개 산업은 기타 기계/장비 제조업, 자동차/트레일러 제조업, 금속가공제품 제조업, 전기장비 제조업, 전자부품/컴퓨터/영상/음향/통신장비 제조업으로 모두 제조업에 속해 있다. 이 상위 5개 산업은 IFR(2023)의 국가별 통계자료와도 대체로 일치한다. IFR(2023)에 따르면, 우리나라에서 기타 전기전자산업, 자동차 산업, 반도체/LCD/LED, 금속/기계산업 등이 2022년 기준 연간 산업로봇 설치 건수가 많은 산업이었다. 한국표준산업분류에서 ‘기타 기계/장비 제조업’은 반도체 및 디스플레이 제조용 기계 제조업, 산업용 로봇 제조업, 건설 및 광업용 기계장비 제조업 등을 포함한다. 로봇 도입 선도 국가군 중에서 미국과 독일은 자동차 산업의 로봇 도입 비율이 타 산업과 비교해 압도적으로 높은 데에 반해, 중국, 일본과 더불어 우리나라는 전기/전자산업의 로봇 도입 비율이 상대적으로 높다는 사실도

〈Table 2〉의 관찰 결과와 부합한다. 한편 인공지능을 많이 도입한 상위 5개 산업은 의료/정밀/광학기기/시계 제조업을 제외하면 모두 서비스업에 속한 산업이다. 컴퓨터 프로그래밍/시스템 통합 및 관리업, 출판업, 금융업, 소매업 순서로 인공지능이 많이 활용되었다. 이는 여타 국내 선행연구에서도 강조된 사실이다. 예를 들어, 장진철 · 이동현(2022)은 금융, 물류/유통, 통신, 교육 등 서비스업을 중심으로 인공지능 활용 사례를 분석한 바 있다.

〈Table 2〉의 관찰 결과를 종합하면, 우리나라에서 로봇은 제조업을 중심으로, 인공지능은 서비스업을 중심으로 확산되었음을 알 수 있다. 하지만 향후 인공지능이 탑재된 로봇이 대폭 보급된다면 인공지능이 제조업에서도 급속히 활용될 수 있으며, 그 경우에는 로봇과 인공지능을 명확히 구분하는 것 자체가 어려질 수 있다. 〈Table 2〉에서 또 하나 주목되는 사실은 로봇의 경우에 상위 5개 산업에서도 단순 도입 비율이 3.3%~4.6%에 불과해 여전히 매우 낮은 데 반해, 인공지능의 경우에는 최상위에 속한 2개 산업에서 단순 도입 비율이 20%를 초과해 상대적으로 높다는 점이다. 로봇이 여전히 하드웨어 위주의 장비인 데에 반해 인공지능은 소프트웨어의 성격이 강해 두 혁신기술의 구입과 설치 과정에서 차이가 있기 때문인 것으로 보인다.

〈Table 3〉은 2021년 기준 로봇과 인공지능이 활용 분야별로 어떻게 도입되어 사용되고 있는지를 제시한다. 여기서 도입 비율은 앞서와는 달리 활용 분야별 도입 기업 수를 로봇과 인공지능 도입 기업 수로 나눈 수치를 의미한다. '기업활동조사'에서 활용 분야는 연도별로 약간씩 차이가 있는데 2021년 기준으로는 제품/서비스 개발, 마케팅 전략, 생산공정, 조직관리, 판매 목적 등으로 구분된다.

〈Table 3〉에 따르면, 우리나라에서 로봇은 주로 제품/서비스 개발과 생산공정에 주로 활용되고 있다. 특히 자동차/트레일러 제조업의 경우에는 생산공정에 로봇을 활용한 기업의 비율이 70.8%로 월등히 높았다. 또한 전 산업을 대상으로 할 경우에 로봇을 마케팅 전략이나 조직관리에 활용하고 있는 기업은 각각 1.0%와 1.6%에 불과해 매우 낮았고, 상위 5개 산업에서도 로봇을 이 두 분야에 활용하는 기업은 거의 없었다. 이는 로봇의 기능과 역할을 고려할 때 상식과 부합하는 관찰 결과라고 할 수 있다. 로봇과 유사하게 인공지능도 제품/서비스 개발과 생산공정에 많이 활용되고 있지만, 로봇과는 달리 여타 분야에 활용하고 있는 기업도 적지 않았다. 또한 상위 5개 산업의 경우에 개별 산업별로 주된 활용 분야에서 상당한 차이도 발견된다. 예를 들어, 컴퓨터 프로그래밍/시스템 통합 및 관

〈Table 3〉 Number of Companies Adopting Robotics and AI by Utilization Stage (as of 2021)

	No of adopting companies	Number of adopting companies by utilization stage				
		Product & service development	Marketing strategy	Production process	Organization management	Sales purpose
Companies adopting robotics						
All Industries	191	68 (35.6%)	2 (1.0%)	102 (53.4%)	3 (1.6%)	16 (8.4%)
Manufacture of other machinery and equipment	29	15 (51.7%)	0 (0.0%)	10 (34.5%)	0 (0.0%)	4 (13.8%)
Manufacture of motor vehicles, trailers and semitrailers	24	5 (20.8%)	1 (4.2%)	17 (70.8%)	0 (0.0%)	1 (4.2%)
Manufacture of fabricated metal products, except machinery and furniture	12	2 (16.7%)	0 (0.0%)	10 (34.5%)	0 (0.0%)	0 (0.0%)
Manufacture of electrical equipment	11	5 (45.5%)	0 (0.0%)	4 (36.4%)	0 (0.0%)	2 (18.2%)
Manufacture of electronic components, computer; visual, sounding and communication equipment	17	6 (35.3%)	0 (0.0%)	8 (47.1%)	0 (0.0%)	3 (17.6%)
Companies adopting AI						
All Industries	359	221 (61.6%)	32 (8.9%)	57 (15.9%)	15 (4.2%)	34 (9.5%)
Computer programming, consultancy and related activities	24	16 (66.7%)	0 (0.0%)	0 (0.0%)	1 (4.2%)	7 (29.2%)
Publishing activities	88	79 (89.8%)	1 (1.1%)	1 (1.1%)	1 (1.1%)	6 (6.8%)
Financial service activities, except insurance and pension funding	20	8 (40.0%)	9 (45.0%)	0 (0.0%)	3 (15.0%)	0 (0.0%)
Manufacture of medical, precision and optical instruments, watches and clocks	15	11 (73.3%)	1 (6.7%)	2 (13.3%)	0 (0.0%)	1 (6.7%)
Retail trade, except motor vehicles and motorcycles	10	4 (40.0%)	3 (30.0%)	1 (10.0%)	1 (10.0%)	1 (10.0%)

Note: The number in parentheses represents the adoption rate (=number of adopting companies by utilization stage/number of companies adopting robotics or AI).
Source: Calculation based on the Statistics Korea's Survey of Business Activities

리업과 출판업에서는 인공지능 도입 기업들 중에서 각각 66.7%와 89.8%가 제품/서비스 개발에 인공지능을 활용하고 있지만, 금융업에서는 45.0%가 마케팅 전략 분야에 인공지능을 도입하고 있었다. 이를 종합하자면, 로봇과 비교해 인공지능이 보다 다양한 분야에 활용되고 있음을 알 수 있다. 다른 분야보다 생산공정에서 자동화 기술에 의한 인간 노동의 대체가 보다 많이 발생할 가능성이 있다는 점을 고려하면, 이는 로봇이 인공지능보다 노동수요에 보다 큰 영향을 미칠 것이라는 점을 시사한다.

3. 자동화 기술 도입 여부와 고용량

〈Table 4〉는 분석 기간 중 고용량과 실질임금의 변화율을 분석 대상 기업 전체와 로봇 및 인공지능 도입 기업으로 구분해 평균한 결과를 보여준다. 여기서 고용량(종사자 수)은 정규직 종사자뿐만 아니라 임시·일용직 종사자를 모두 합산해 구했으며, 실질임금은 각 기업의 인건비를 종사자 수로 나눈 후 다시 소비자물가지수로 불변화해 계산했다. '기업활동조사' 자료에서 인건비는 퇴직급여 등도 포함하고 있어 본 연구에서 사용된 임금은 통상적인 임금 개념과는 다소 차이가 있다. 하지만 이 차이가 본 연구의 결과와 해석에 유의한 영향을 미칠 소지는 별로 없을 것으로 보인다.[9] 일시적인 퇴직급여의 증가에 따라 인건비가 대폭 증가할 수 있다는 점은 본 연구에서 고용량이나 실질임금이 일시적으로 대폭 변동한 관측치를 분석자료에서 제외한 배경이 되기도 했다. 〈Table 4〉부터는 두 단계 조정 과정을 모두 거친 기업 데이터만을 사용한 결과를 제시한다.

〈Table 4〉에 따르면 50인 이상을 고용한 국내 기업의 고용량 변화율과 실질임금 변화율은 분석 기간 중 각각 연평균 1.1%와 2.2%로 완만한 증가추세를 보였다. 또한 COVID-19 발병 이후에도 고용량 변화율은 큰 변화가 없었던 반면에 실질임금 변화율은 다소 하락한 것으로 나타났다. 〈Table 4〉와는 달리, 한국노동연구원(2022)은 우리나라 취업자 수 변화율을 2019년 1.1%, 2020년 -0.8%, 2021년 1.2%로 보고하고, 특히 COVID-19가 발병한 첫해인 2020년 우리나라 취업자 수가 감소했음을 지적하고 있다. 이와 같은 차이는 본 연구의 분

9) '기업활동조사'는 2006년, 2007년, 2008년 3개년에 걸쳐 인건비 총액과 함께 급여, 퇴직급여, 복리후생비 총액을 세부적으로 보고하고 있다. 이 자료에 기초해 계산해 보면, 인건비에서 차지하는 급여 비중 평균치는 매년 80% 이상이었으며, 인건비와 급여 간 상관계수는 매년 99% 이상이었다. 즉 급여 지출액이 인건비에서 큰 몫을 차지할 뿐만 아니라 급여 지출액은 인건비와 거의 완벽한 선형관계를 가졌다. 따라서 '기업활동조사'의 인건비를 급여의 대리변수로 사용해도 무방한 것으로 판단된다.

석 대상이 50인 이상을 고용한 법인인 점에 기인하는 것으로 보인다. 아울러 2018년과 2019년의 고용량 변화율이 이전과 비교해 하락한 것은 1차 베이비부머 세대의 은퇴 등과 같은 노동시장의 구조적 변화에 기인했을 수도 있다(황수경, 2021). 따라서 자동화 기술이 노동수요에 미친 효과를 분석하기 위해서는 전체 노동시장의 연도별 변화를 통제해야 할 필요가 있다.

본 연구의 목적과 관련해 〈Table 4〉에서 주목해야 할 관찰 결과는 분석 기간 중 로봇 도입 기업의 고용량과 실질임금의 기간 평균 변화율이 각각 0.9%와 1.8%로 전체 기업 기간 평균과 비교해 낮았다는 점이다. 이는 로봇 도입이 노동수요를 줄여 고용량과 실질임금에 부정적 영향을 미쳤을 가능성을 암시한다. 다만 두 지표의 연도별 변화율에 변동이 심해 〈Table 4〉만을 통해 명확한 결론을 도출하기는 어렵다. 인공지능 도입 기업의 경우에 고용량 변화율은 전체 기업과 비교해 높았지만 실질임금 변화율은 낮아 인공지능이 노동수요에 미친 효과는 불명확하다고 하겠다. 또한 자동화 기술 도입 기업의 고용량과 실질임금에 영향을 미치는 기업 내부의 요인이나 외부의 환경요인도 있기 때문에 엄밀한 인과관계는 이들 요인을 통제한 회귀분석을 통해 규명되어야 할 것이다.

〈Table 4〉 Annual Changes in Employment and Real Wages

	2017	2018	2019	2020	2021	Period Average
Employment (number of employees) change rate						
Total analyzed companies	1.4%	1.1%	0.8%	1.1%	1.1%	1.1%
Companies adopting robotics	1.9%	-0.4%	0.3%	0.3%	2.2%	0.9%
Companies adopting AI	2.4%	3.1%	4.0%	2.1%	4.2%	3.2%
Real wage change rate						
Total analyzed companies	2.8%	2.6%	3.3%	0.0%	2.2%	2.2%
Companies adopting robotics	1.1%	1.8%	3.8%	0.4%	0.8%	1.8%
Companies adopting AI	1.9%	1.3%	1.2%	1.9%	3.6%	1.6%

Notes: The number of employees includes both regular and temporary workers. Real wage is calculated by dividing the labor cost per worker by the consumer price index.

Source: Calculation based on the Statistics Korea's Survey of Business Activities

Ⅳ. 분석 방법

1. 분석모형

본 연구는 자동화 기술의 도입 효과를 분석하기 위해 다음과 같은 축약형 회귀모형을 설정한다.

$$y_{it} = \beta_0 + \beta_1 ROB_{it} + \beta_2 AI_{it} + \sum_{j=3}^{J} \beta_j x_{it}^j + \sum_{j=J+1}^{N} \beta_j SIC_i + \eta_t + u_i + \epsilon_{it} \quad (1)$$

위 회귀모형에서 종속변수(y_{it})는 기업 i의 t년 고용량 변화율 또는 실질임금 변화율이며, ROB_{it}와 AI_{it}는 기업 i가 t년에 로봇과 인공지능을 각각 활용한 경우에 1의 값을 갖는 더미변수이다.[10] 따라서 ROB_{it}와 AI_{it}의 추정계수(β_1과 β_2)는 로봇이나 인공지능을 도입한 경우가 그렇지 않은 경우와 비교해 고용량 변화율이나 실질임금 변화율에서 얼마나 차이가 나는지를 측정한다. x_{it}^j는 기업 i의 고용량이나 실질임금에 영향을 미칠 여지가 있는 j번째 기업특성 변수이다. SIC_i는 기업 i가 속한 중분류 기준 산업을 나타내는 더미변수이다. 앞 절에서 언급한 바와 같이 로봇과 인공지능의 도입 비율은 산업별로 차이가 있고, 성장산업이나 사양산업에 속한 기업은 개별 기업의 특성과 무관하게 산업의 특성에 의해 고용량이나 실질임금이 변할 수도 있다. 따라서 산업별 더미변수를 고려하는 것이 필요하다.

본 연구가 통제변수로 고려한 기업특성 변수(x_{it}^j)는 정량적 특성 요인과 정성적 특성 요인으로 구분된다. 정량적 특성 요인을 측정하는 설명변수로는 실질 매출액(=매출액/소비자물가지수), 수출 비중(=수출액/매출액), 정규직 종사자 비율(=정규직 종사자 수/총 종사자 수), 여성 종사자 비율(=여성 종사자 수/총 종사자 수) 등을 고려한다. 실질 매출액은 기업규모를 측정하는 변수이며, 수출 비중은 해당 기업이 해외시장에 얼마나 의존하는지를 측정하는 변수이다. 기업규모가 커지고 수출 비중이 높을수록 해당 기업의 노동수요가 증가해 고용량이나 실질임금이 증가할 수 있다. 하지만 두 변수가 고용량이나 실질임금의 변화율을 증가

10) 본 연구는 이 두 변수를 각각 하나씩 설명변수로 포함해 추정해 보았는데 두 변수를 모두 포함해 추정한 경우와 비교해 추정 결과에 큰 차이가 없었다. 따라서 이하에서는 두 변수를 모두 포함해 추정한 결과만을 보고하기로 한다.

시킬지, 또는 감소시킬지는 명확하지 않다. 예를 들어, 일정 수준까지는 기업규모가 커지면서 고용량과 실질임금의 증가율이 상승하지만, 그 수준을 초과하면 고용량과 실질임금의 증가 속도가 하락할 수 있다. 우리나라의 경직적 노동시장 구조를 감안하면 정규직 종사자 비율이 높을수록 고용량 증가율이 하락하고 실질임금 증가율이 상승할 수 있다. 성별 임금 격차가 존재하고 여성 종사자 수가 증가하는 우리나라 노동시장 상황을 고려하면 여성 종사자 비율도 설명변수의 하나로 고려할 필요가 있다. 다만 여성 종사자 비율이 고용량과 실질임금의 변화율에 미치는 효과는 사전적으로 명확하지 않다.

본 연구는 자동화 기술의 효과를 여타 요인과 명확히 분리하기 위해 '기업활동조사'에서 제공하는 경영활동 항목들 중에서 가급적 대부분 항목을 더미변수로 변환해 정성적 특성 요인으로 고려한다. 이를 통해 고용량과 실질임금의 변화에 조금이라도 영향을 미칠 수 있는 정성적 특성 요인을 통제하고자 한다. '기업활동조사'는 조사 대상 기업에 대해 외부위탁업무 유무, 신규사업 진출(또는 계획) 여부, 전략적 제휴 추진 여부, 연봉제 또는 성과급 도입 여부 등에 대한 정보를 제공한다. 이들 요인은 노동수요에 대한 효과를 통해 고용량과 실질임금에 영향을 미칠 수 있다. 다만 이들 요인이 고용량과 실질임금의 변화율에 대해 미치는 효과는 사전적으로 명확하지 않으며 실증분석을 통해 규명되어야 한다.

혁신적인 기업의 고용량과 실질임금이 다른 기업보다 빨리 증가하는지 여부도 질문의 대상이 될 수 있다. 본 연구는 기업의 혁신성 정도를 두 가지 더미변수로 측정한다. 첫 번째 더미변수는 해당 기업이 신기술을 신속히 수용했는지를 측정하는 변수이며, 2014년 기준 e-비즈니스 도입 여부로 측정한다. '기업활동조사'는 2006~2014년 기간에 걸쳐 전사적 자원관리, 온라인 교육, 지식관리, 인적자원관리, 전자입찰, 고객관리, 공급망관리, 전자상거래, 기타 e-비즈니스 등 9개 e-비즈니스 시스템의 도입 여부를 조사한 바 있다. 2014년 기준 전사적 자원관리 시스템의 도입 비율은 약 58%에 달해 다수 기업들이 도입하고 있었다는 점을 고려해, 전사적 자원관리 시스템을 제외한 8개 시스템 중 하나라도 도입한 기업에게 1의 값을 부여한 더미변수를 '신기술 수용 더미변수'로 사용한다. 두 번째로는 2017년 기준 특허권을 하나라도 보유한 기업에게 1의 값을 부여한 '특허권 보유 더미변수'를 도입한다. 두 더미변수는 모두 분석 기간 중에 그 값이 변하지 않는 시간불변(time-invariant) 통제변수이다.

η_t는 연도별 더미변수로서 COVID-19 확산을 포함해 거시경제 환경요인이나

노동시간의 연도별 변화를 통제하기 위해 고려한다. u_i는 연구자가 관찰할 수 없고 시간불변인 개별 기업의 고유특성을 측정하는 오차항이며, ϵ_{it}는 통상적인 오차항이다. 연도별 더미변수와 기업별 더미변수를 동시에 고려한다는 점에서 본 연구의 회귀모형은 쌍방향 패널모형에 해당한다.

2. 추정 방법

위 회귀모형은 전통적 패널분석모형을 적용해 추정할 수 있다. 그런데 위 회귀모형에서 핵심 설명변수인 두 자동화 기술 변수(ROB_{it}와 AI_{it})는 노동수요에 영향을 미치는 기업별 고유특성(u_i)과 관련성을 가질 가능성이 있다. 예를 들어, 기업 고유의 문화나 업무환경, 혁신기술에 대한 종사자들의 수용 능력, 노동조합의 협상력 등과 같은 요인은 본 연구에서 설명변수로 고려하지 않지만, 노동수요뿐만 아니라 자동화 기술 도입 여부에도 영향을 미칠 수 있다. 또한 이들 요인은 본 연구의 분석 기간과 같은 단기간에는 그 특성이 변하지 않을 가능성이 크다. 이점을 고려해 본 연구는 하우스만-테일러 모형(Hausman-Taylor estimator, 이하 HTE로 지칭)을 활용해 위 회귀모형을 추정한다.

HTE는 전형적 패널분석모형의 하나인 확률효과모형(random-effects model, 이하 REM으로 지칭)에서 일부 설명변수들이 시간불변 오차항(u_i)과 상관관계를 갖는 문제점을 도구변수(instrumental-variables, 이하 IV로 지칭) 추정법을 활용해 처리한다. 또한 HTE는 회귀모형에 이미 포함되어 있는 설명변수들을 IV로 사용한다는 특징을 갖는다. HTE를 적용할 경우에는 고정효과모형(fixed-effects model, 이하 FEM으로 지칭)과는 달리 시간불변 설명변수들의 회귀계수를 추정할 수 있을 뿐만 아니라, 횡단면 단위 간 변동(between variation)도 고려해 추정하기 때문에 추정의 효율성 측면에서도 이점이 있다. 특히 본 연구에서처럼 로봇과 인공지능의 도입 여부를 측정하는 더미변수에서 각 기업의 연도별 변동이 거의 없는 경우에는 기업 간 변동을 고려한 추정이 더욱 필요하다. 아울러 본 연구에서 설명변수로 고려하는 대다수 정성적 특성 요인들과 산업별 더미변수들이 분석 기간 중 그 값이 변하지 않는 시간불변 변수라는 점도 HTE를 활용한 배경이 된다.

HTE의 가정과는 달리, 두 자동화 기술 변수는 통상적인 오차항(ϵ_{it})과 상관관계를 가질 수도 있다. 자동화 기술 도입 여부가 고용량이나 실질임금의 변화율에

역으로 영향을 받거나 회귀모형에서 누락된 설명변수가 존재해 자동화 기술 도입 여부와 관련성을 가질 가능성도 있기 때문이다. 이 경우에는 전형적인 패널분석모형과 도구변수 추정법을 결합한 패널 도구변수(panel IV) 추정법을 사용해야 한다. 본 연구는 FEM에 IV 추정법을 결합한 추정 방법을 채택한다. 본 연구는 로봇과 인공지능을 제외한 7개 혁신기술의 도입 여부 더미변수들과 함께, 〈Table 2〉에서 제시한 산업별 로봇과 인공지능의 단순 도입 비율 및 '기업규모 가중 도입 비율'을 IV로 활용한다. 앞서 언급한 바와 같이, 로봇과 인공지능을 제외한 나머지 혁신기술들은 자동화나 노동수요와 거리가 있을 뿐 아니라 노동수요에 영향을 미치더라도 그 강도는 유의한 수준은 아닐 것으로 판단된다. 산업별 로봇과 인공지능의 도입 비율은 개별 기업의 로봇 및 인공지능 도입 여부와의 관련성을 통해서만 고용량 및 실질임금의 변화에 영향을 미칠 개연성이 크다. 따라서 이들 변수는 '기업활동조사'가 제공하는 자료의 범위 내에서 활용가능한 IV라고 볼 수 있다. 다만 국내외 선행연구에서처럼 자동화 기술 변수에 대한 적절한 IV를 모형 밖에서 모색하는 작업이 쉽지 않다는 점은 여전히 남아있다.

V. 분석 결과

1. 요약 통계량

〈Table 5〉는 회귀분석에 사용한 각 변수의 요약통계량을 보여준다. 이 요약통계량은 일반적인 관행대로 해석할 수 있다. 예를 들어, 고용량 변화율과 실질임금 변화율의 평균값은 각각 0.011과 0.022인데, 이를 백분율로 환산하면 1.1%와 2.2%가 된다. 즉 분석 기간 중 분석 대상 기업의 고용량과 실질임금은 연평균 1.1%와 2.2%씩 증가했다. 이 수치는 〈Table 4〉의 분석 대상 기업 전체의 기간평균과 같다. 고용량 변화율과 실질임금 변화율의 최소값과 최대값은 ±50% 범위 내에 있는데, 이는 본 연구에서 고용량이나 실질임금이 연도별로 50% 이상 변화한 관측치를 제외했기 때문에 발생한 결과이다.

〈Table 5〉 Summary Statistics

	Observations	Mean	Standard deviation	Minimum	Maximum
Dependent variables					
Employment change rate	36,883	0.011	0.140	-0.496	0.498
Real wage change rate	36,883	0.022	0.152	-0.499	0.500
Explanatory variables					
Robotics adoption+	36,883	0.019	0.135	0	1
AI adoption+	36,883	0.033	0.180	0	1
Real sales (Billion Won)	36,883	343.935	2,725.400	0	194,872.9
Export ratio	36,882	0.113	0.210	0	1
Ratio of regular workers	36,883	0.960	0.122	0.010	1
Ratio of female workers	36,883	0.258	0.205	0	0.992
Outsourcing+	36,883	0.775	0.418	0	1
New business initiatives+	36,883	0.025	0.156	0	1
Strategic alliances+	36,883	0.074	0.262	0	1
Performance-based salary system+	36,883	0.868	0.339	0	1
New technology adoption+	36,883	0.306	0.461	0	1
Patent ownership+	36,883	0.555	0.497	0	1

Note: + indicates that the variable is a dummy variable.

실질 매출액의 표준편차는 평균값인 3,439억 원보다 약 8배에 달하며 최대값이 194조 8,729억 원으로 매우 크다. 이는 본 연구가 우리나라 종사자 수 50인 이상 기업을 대상으로 하지만 그 기업규모는 매우 편차가 크고 다양함을 의미한다. 수출 비중, 정규직 종사자 비율, 여성 종사자 비율의 평균값은 11.3%, 96.0%, 25.8%이며 최소값은 거의 0에 가깝고 최대값은 거의 1에 육박해 분석 대상 기업의 특성이나 고용 행태도 매우 다양함을 알 수 있다. 우리나라 노동시장에서 최근에서야 정규직 비율이 감소하는 추세이고 남녀 경제활동 참가율 격차가 큰 점을 고려하더라도 〈Table 5〉의 정규직 종사자 평균 비율은 매우 높고 여성 종사자 평균 비율은 다소 낮은 수준으로 판단된다. 본 연구가 종사자 수 50인 미만인 소기업을 제외한 점이 이와 같은 결과를 초래한 것으로 보이며, 설문조사 과정에서 임시·일용 근로자 수가 과소 보고되었을 가능성도 배제할 수는 없다.

나머지 변수들은 모두 더미변수이며, 이 변수들의 평균값은 해당 변수에 해당하는 기업이 전체에서 차지하는 비율을 의미한다. 예를 들어, 로봇과 인공지능 도입 여부의 평균값은 각각 0.019와 0.033으로 분석 기간 중 분석 대상 기업의 1.9%와 3.3%가 로봇과 인공지능을 각각 도입했음을 의미한다. 분석 대상 기업 중 77.5%가 외부에 업무를 위탁한 경험이 있으며, 86.8%가 연봉제 또는 성과급을 도입했다. 나머지 더미변수의 요약통계량도 비슷하게 해석할 수 있다.

2. 추정 결과

〈Table 6〉과 〈Table 7〉은 HTE와 패널 IV 추정법을 적용해 회귀모형 (1)을 추정한 결과를 제시한다. 아울러 추정 결과의 비교를 위해 FEM을 적용한 추정 결과도 함께 제시하고 있다. 〈Table 6〉과 〈Table 7〉의 종속변수는 각각 고용량 변화율과 실질임금 변화율이다. FEM을 적용할 경우에 시간불변 설명변수들이 추정 과정에서 제외되기 때문에 두 표의 모형 2와 3은 산업별 더미변수를 포함하지 않는다. 이하에서는 통계적 유의성이 확인된 추정 결과를 중심으로 두 표를 설명하기로 한다.

두 표에서 가장 주목해야 하는 결과는 로봇과 인공지능 도입 여부의 추정계수이다. 〈Table 6〉에서 로봇 도입 여부의 계수 추정치는 모든 모형에서 통계적으로 유의한 음의 값을 가지며 모형 1과 3에서 그 값이 거의 같다. 즉 로봇 도입의 노동 대체 현상이 확인된다. 모형 1과 3의 추정 결과에 따르면, 로봇을 도입한 기업의 고용량 변화율이 미도입한 기업과 비교해 평균적으로 약 2% 낮았거나 기업이 로봇을 도입할 경우에 고용량 변화율이 평균적으로 약 2% 감소했다. 다만 패널 IV 추정법을 적용한 모형 2에서 로봇 도입 여부의 계수 추정치가 다른 모형과 비교해 훨씬 커지는데, 이는 패널 IV 추정법에서 사용한 IV가 약 도구변수(weak instruments)여서 발생한 문제일 수 있다. 이는 모형 2에서 로봇 도입 더미변수의 표준오차가 모형 1과 3과 비교해 훨씬 커진 점에서도 짐작할 수 있다. 향후 보다 적절한 IV를 모색하기 위한 노력이 요구된다고 하겠다.

〈Table 6〉 Estimation Results: Dependent Variable=Employment Change Rate

	Model 1	Model 2	Model 3
Estimation method	FEM	FEM+IVE	HTE
Robotics adoption+	-0.020*** (0.007)	-0.085** (0.041)	-0.020*** (0.007)
AI adoption+	0.007 (0.006)	0.034 (0.023)	0.007 (0.006)
Real sales (Billion Won)	0.000*** (0.000)	0.000** (0.000)	0.000* (0.000)
Export ratio	-0.018 (0.015)	-0.019 (0.015)	-0.001 (0.004)
Ratio of regular workers	-0.264*** (0.021)	-0.263*** (0.021)	-0.075*** (0.010)
Ratio of female workers	0.026 (0.019)	0.025 (0.019)	-0.017*** (0.005)
Outsourcing+	0.001 (0.003)	0.002 (0.003)	0.004** (0.002)
New business initiatives+	0.016*** (0.006)	0.016*** (0.006)	0.018*** (0.005)
Strategic alliances+	0.007* (0.004)	0.007* (0.004)	0.006** (0.003)
Performance-based salary system+	-0.005 (0.005)	-0.005 (0.005)	0.002 (0.002)
New technology adoption+	.	.	-0.006*** (0.002)
Patent ownership+	.	.	0.000 (0.002)
Year dummy 2018+	-0.003 (0.002)	-0.003 (0.002)	-0.003 (0.002)
Year dummy 2019+	-0.006*** (0.002)	-0.006*** (0.002)	-0.006*** (0.002)
Year dummy 2020+	-0.003 (0.002)	-0.003 (0.003)	-0.003 (0.002)
Year dummy 2021+	-0.004* (0.002)	-0.004* (0.002)	-0.003 (0.002)
Constant	0.264*** (0.021)	0.264*** (0.021)	0.116*** (0.039)
Industry dummies+	Excluded	Excluded	Included
Observations	36.882	36,882	36,882

Notes: ***, **, * denote statistical significance at the 1%, 5%, and 10% levels, respectively. + indicates that the variable is a dummy variable. The figures in parentheses are robust standard errors.

FEM = Fixed effects model, IVE = Instrumental variables estimation,

HTE = Hausman-Taylor estimator

〈Table 7〉 Estimation Results: Dependent Variable=Real Wage Change Rate

	Model 1	Model 2	Model 3
Estimation method	FEM	FEM+IVE	HTE
Robotics adoption+	0.008 (0.008)	-0.060 (0.047)	0.008 (0.008)
AI adoption+	0.002 (0.007)	0.056** (0.027)	0.002 (0.007)
Real sales (Billion Won)	0.000*** (0.000)	0.000*** (0.000)	0.000 (0.000)
Export ratio	-0.013 (0.017)	-0.014 (0.017)	-0.006* (0.004)
Ratio of regular workers	0.199*** (0.022)	0.200*** (0.022)	0.044*** (0.009)
Ratio of female workers	0.015 (0.020)	0.013 (0.021)	0.020*** (0.004)
Outsourcing+	0.004 (0.003)	0.004 (0.003)	0.001 (0.002)
New business initiatives+	-0.003 (0.007)	-0.004 (0.007)	-0.000 (0.005)
Strategic alliances+	-0.002 (0.004)	-0.003 (0.004)	-0.002 (0.003)
Performance-based salary system+	0.005 (0.005)	0.005 (0.005)	-0.000 (0.002)
New technology adoption+			-0.003* (0.001)
Patent ownership+			0.001 (0.002)
Year dummy 2018+	-0.003 (0.003)	-0.003 (0.003)	-0.002 (0.003)
Year dummy 2019+	0.004* (0.002)	0.004 (0.002)	0.005** (0.002)
Year dummy 2020+	-0.028*** (0.003)	-0.029*** (0.003)	-0.029*** (0.003)
Year dummy 2021+	-0.007** (0.003)	-0.007*** (0.003)	-0.007** (0.003)
Constant	-0.175*** (0.023)	-0.176*** (0.023)	0.023 (0.018)
Industry dummies+	Excluded	Excluded	Included
Observations	36.882	36,882	36,882

Notes: ***, **, * denote statistical significance at the 1%, 5%, and 10% levels, respectively. + indicates that the variable is a dummy variable. The figures in parentheses are robust standard errors.
FEM = Fixed effects model, IVE = Instrumental variables estimation, HTE = Hausman-Taylor estimator

로봇의 노동 대체 효과에 관한 본 연구의 추정 결과를 국내외 선행연구들과 직접적으로 비교하기란 쉽지 않다. 국내외 선행연구들이 주로 산업 또는 지역단위 데이터를 사용하고 있을 뿐만 아니라 자동화 수준의 측정 단위가 본 연구와 다르기 때문이다. 본 연구는 자동화 변수를 로봇 도입 여부로 측정하고 있는 데에 반해, 이들 선행연구는 대체로 인구나 종사자 당 로봇 도입 건수로 측정하고 있다. 더욱이 김은경 외(2018)의 경우에서처럼 기업별 기계장치자산 규모의 증감으로 자동화 변수를 측정하거나 정용훈 외(2023)에서처럼 지역별 로봇 실질 매출액 또는 실질 생산액을 자동화의 대리변수로 활용한 경우에는 추정 결과의 비교 자체가 불가능하다. 아울러 앞서 언급한 바와 같이, 김성환 · 도연우(2019), 송재욱(2021), 조정환(2022), 문영만(2023) 등 기업 데이터를 사용한 선행연구들은 자동화 수준보다는 4차 산업혁명기술에 초점을 맞추고 있거나 구조형 모형에 기초하고 있어 본 연구와 비교하기가 어렵다. 로봇이 대표적인 자동화 기술이라는 점에서 기업 데이터에 기초한 선행연구 중에는 손정민(2019)이 본 연구에 참고될 수 있는 분석 결과를 제공하고 있다. 한국노동연구원의 ‘사업체 패널조사’는 일부 조사 시점에서 작업장의 자동화 수준을 5개 구간으로 측정한 바 있다. 이 자료를 활용해 손정민(2019)은 t-1기 자동화율이 1% 증가할수록 중소기업의 고용률이 0.23% 감소하고 대기업의 고용률은 0.18% 증가함을 보였다. 다만 손정민(2019)의 자동화 변수가 본 연구와 다르기 때문에 두 연구의 한계효과를 직접적으로 비교할 수는 없다.

국내 기업의 로봇 도입이 인간 노동을 대체해 고용량 변화율을 낮춘다는 추정 결과는 기업 데이터를 활용한 국외 선행연구의 일부 주장과 배치된다. 그 이유는 명확하지 않지만 몇 가지 가설을 상정해 볼 수 있다. 첫 번째로, 로봇 도입의 긍정적 효과가 부정적 효과를 상쇄해 로봇 도입 기업의 고용량 변화율을 증가시키려면 해당 기업의 상품에 대한 시장수요가 증대해 노동수요의 증대를 가져와야 한다. 만약 국내 기업들이 경기침체 상황에서 생산성 향상보다는 비용 절감을 위해 로봇을 도입했다면, 즉 우리나라 기업들이 시장수요가 정체된 상태에서 인건비 절감을 위해 로봇을 도입했다면 로봇 도입의 부정적 효과가 긍정적 효과를 압도해 로봇 도입이 고용량 증가율을 하락시켰을 수 있다.

두 번째로, 그간 우리나라는 로봇 활용 분야에서 여타 선진국과 비교해서도 선도적 위치에 있었고 로봇이 특정 산업들을 중심으로 보급되어 로봇을 활용하고 있는 일부 기업들에서는 로봇이 오래전부터 도입되었을 뿐만 아니라 많은 숫자

의 로봇이 이미 활용되고 있다. 이 경우에 로봇의 생산성 향상 효과를 통한 고용 증대는 과거에 이미 실현되어 현재는 그 한계적 변화가 제한적일 수 있다. 그 결과로 우리나라에서 로봇 도입은 생산성 향상보다는 노동 대체로 귀결되었을 수 있다.[11] 이 가설이 옳다면 우리나라보다 로봇 도입이 늦었고 로봇 도입 건수도 적은 국가들에 대한 데이터를 활용한 선행연구들이 로봇의 노동 대체를 부정하는 결과를 도출했더라도 그 결과는 본 연구와 배치되지 않을 수 있다. 또한 선행연구들이 본 연구의 분석 기간보다 상당히 앞선 기간을 대상으로 하고 있다는 점도 이 가설을 지지하는 근거가 될 수 있다.

마지막으로, '기업활동조사'의 설문 과정에서 기업들이 로봇의 정의를 다소 협소하게 이해했을 가능성도 존재한다. 앞서 설명했듯이, '기업활동조사'에서 사용한 로봇(공학)의 정의는 IFR이나 ISO와 다소 차이가 있다. 만약 '기업활동조사'에서 로봇을 활용했다고 보고한 기업들이 로봇을 협소한 개념으로 이해했다면 본 연구의 추정 결과는 이들 기업의 고용량 변화율을 다른 기업과 비교한 결과가 된다. 위 세 가지 가설 중 어떤 것이 현실을 정확히 반영한 설명인지는 명확하지 않으며 향후 후속 연구를 통해 규명되어야 할 것이다.

〈Table 7〉에서 로봇 도입 여부의 계수 추정치는 모형에 따라 부호가 바뀔 뿐만 아니라 통계적으로 유의하지 않아 국내 기업의 로봇 도입이 실질임금 변화율에 미친 효과는 통계적으로 명확하지 않은 것으로 나타났다. 실질임금은 노동시장 및 산업 상황 등 여러 요인이 혼재되어 결정되므로 기업 단위 자료를 활용한 경우에 명확한 결론을 도출하기가 쉽지 않을 수 있다. 두 표에서 인공지능 도입 여부의 계수 추정치는 항상 양의 부호를 가지지만, 〈Table 7〉의 모형 2를 제외하면 통계적으로 유의하지 않다. 즉 인공지능의 도입이 고용량과 실질임금의 변화율을 높였을 가능성은 있지만 통계적으로는 명확하지 않다. 인공지능의 도입 효과가 명확히 나타나기에는 인공지능기술이 아직 초보 단계이기 때문으로 보인다. 인공지능이 로봇에 내재되어 대규모 인력이 고용되는 생산공정이나 마케팅 분야에 활용된다면 향후 인공지능의 도입 효과는 지금보다 분명해질 수 있다.

〈Table 6〉과 〈Table 7〉에서 각종 기업 특성 변수의 추정계수들은 대체로 사전적 예측과 부합하는 결과를 제시한다. 예를 들어, 실질 매출액의 계수 추정치

11) 본 연구의 분석자료를 활용해 분석해 보더라도 자동화 기술의 도입이 국내에서 노동생산성의 향상을 가져왔다는 명확한 증거는 확인되지 않는다. 본 연구의 저자들은 종사자 1인당 실질 매출액, 종사자 1인당 부가가치, 종사자 1인당 영업이익으로 노동생산성을 측정하고, 이 노동생산성 변화율 지표들을 종속변수로 설정해 〈Table 6〉 및 〈Table 7〉의 설명변수들에 회귀시켜 보았다. 그 추정 결과에 따르면, 두 자동화 기술 변수의 계수 추정치는 어떤 추정 방법을 채택하더라도 통계적 유의성이 대체로 없었다.

는 항상 양의 부호를 가지고 대체로 통계적 유의성도 갖고 있어, 국내 기업의 규모가 클수록 고용량과 실질임금의 변화율이 큰 경향이 확인된다. 정규직 종사자 비율이 높을수록 고용량 변화율이 하락하지만 실질임금 변화율은 증가하는 경향도 관찰된다. 정규직 종사자 비율이 높다는 사실은 해당 기업의 노사관계가 경직적일 가능성을 시사하기 때문에 해당 기업은 신규고용에 소극적이고 임금수준은 높을 수밖에 없다. 신규사업이나 전략적 제휴를 추진하거나 추진할 계획이 있는 기업일수록 고용량 변화율이 상대적으로 높았다. 다만 신규사업 추진 여부나 전략적 제휴 추진 여부는 실질임금 변화율에는 영향을 미치지 않았다. 이 역시 상식과 부합하는 결과로 판단된다.

수출 비중, 여성 종사자 비율, 외부위탁업무 유무, 연봉제 및 성과급 도입 여부 등 나머지 통제변수의 계수 추정치는 모형에 따라 부호가 변할 뿐 아니라 통계적 유의성도 종종 상실되어 이들 변수의 한계효과는 통계적 관점에서 명확하지 않았다. 또한 2020년과 2021년 더미변수의 계수 추정치에 따르면, COVID-19의 확산은 분석 대상 기업들의 고용량보다 실질임금의 변화에 더 큰 영향을 미쳤다. COVID-19가 우리나라에서 확산된 직후인 2020년에 우리나라 고용자 수가 감소한 것은 사실이지만(Aum et al., 2021), 이 감소는 주로 영업제한의 영향을 받은 서비스업종의 중소기업에서 발생했다. 따라서 COVID-19의 확산이 50인 이상 기업의 고용량에는 영향을 미치지 못했을 수 있다. 반면에 노동수요의 전반적 감소는 종사자의 실질임금 감소로 귀결되었을 수 있다.

Ⅵ. 강건성 분석

이제까지의 추정 결과는 로봇과 인공지능 도입 기업이 매우 적은 상태에서 도출된 결과이기 때문에 이 추정 결과가 얼마나 타당성과 신뢰성이 있는지를 엄밀히 점검할 필요가 있다. 이하에서는 분석 대상 기업, 표본, 종속변수, 통제변수 등을 변경한 경우에도 앞 절의 추정 결과가 여전히 유효한지를 고찰한다. 〈Table 6〉과 〈Table 7〉에서 볼 수 있듯이, FEM과 HTE의 주요 추정결과들이 거의 같으므로 이하에서는 특별한 언급이 없는 한 HTE의 추정결과만을 제시하기로 한다. 아울러 지면을 효율적으로 사용하기 위해 두 자동화 기술 변수의 계수 추정치만을 제시하고 설명한다.

1. 자동화 기술의 도입 가능성이 있는 기업 대상 분석

앞서 언급한 바와 같이, 본 연구의 추정 결과는 2021년 기준으로도 로봇과 인공지능의 도입 비율이 각각 2.2%와 4.2%도 되지 않는 상태에서 도출된 것이다. 따라서 본 연구의 분석 대상에는 로봇이나 인공지능을 도입할 가능성이 매우 낮거나 없는 기업들도 다수 포함되어 있다. 따라서 본 소절에서는 로봇이나 인공지능을 도입할 가능성이 일부라도 있는 기업들을 대상으로 로봇과 인공지능의 도입 효과를 비교한다. 〈Table 8〉은 분석 기간 중 항상 종사자 수 300인 이상을 유지한 기업(이하 '종사자 수 300인 이상 기업'으로 지칭)만을 대상으로 회귀모형을 추정한 결과와 함께, 로봇과 인공지능을 도입한 기업이 매년 하나라도 존재하는 산업(이하 '로봇과 인공지능 도입 산업'으로 지칭)에 속한 기업들만을 대상으로 분석한 결과를 제시한다. 대기업이 로봇이나 인공지능을 도입할 확률이 중소기업보다 높은 것은 주지의 사실이며,[12] 로봇과 인공지능을 도입한 기업이 하나라도 존재하는 산업에 속한 기업들은 생존 경쟁을 위해서라도 로봇이나 인공지능을 도입할 가능성이 높다. 〈Table 8〉에서 모형 1과 2의 종속변수는 각각 고용량 변화율과 실질임금 변화율이다.

〈Table 8〉의 B에서 '로봇과 인공지능 도입 산업'으로 분석 대상을 제한한 추정 결과는 〈Table 6〉 및 〈Table 7〉과 거의 차이가 없어, 앞서의 주장을 재차 확인해 준다. 이 추정 결과의 관측치 수가 24,893개로 〈Table 6〉이나 〈Table 7〉과 비교해 많이 감소하지 않았다는 사실로부터 이는 어느 정도 예측되는 결과라고 하겠다. 따라서 '로봇과 인공지능 도입 산업'에 대한 상세한 설명은 앞 절을 반복하는 것에 불과하다. 이하에서는 '종사자 수 300인 이상 기업'으로 분석 대상을 제한한 경우에 초점을 맞추어 추정 결과를 설명한다.

〈Table 8〉의 모형 1에서 로봇 도입 여부의 계수 추정치는 통계적으로 유의할 뿐 아니라 −0.042로 〈Table 6〉의 모형 3과 비교해 2배 이상 커졌다. 즉 분석 대상 기업을 종사자 수 300인 이상 기업으로 한정할 경우에 로봇을 도입한 기업의 고용량 증가율은 평균적으로 미도입 기업보다 4.2%나 낮았다. 이는 종사자 수 300인 이상의 대기업에서 로봇 도입의 노동 대체 현상이 보다 명확히 나타남을 의미한다. 모형 2에서도 로봇 도입 여부의 계수 추정치는 통계적으로 유의하

12) 실제로 자동차, 전기장비 산업 등 우리나라에서 로봇 도입 비율이 높은 산업은 고가의 첨단로봇을 대량으로 운용하고 있어 로봇이 기업규모가 크고 지불 능력을 갖춘 대기업 위주로 보급되고 있음을 알 수 있으며(방형준, 2021), 선진국들을 대상으로 인공지능 관련 연차 보고서를 발간하는 IBM(2022)도 대기업과 중소기업 간 인공지능 도입 격차가 크다고 지적하고 있다.

〈Table 8〉 Estimation Results: Analysis Using Data from a Subset of Companies

	Model 1	Model 2
Dependent variable	Employment change rate	Real wage change rate
A. Companies with 300+ employees		
Robot adoption	-0.042***	0.035***
	(0.010)	(0.011)
AI adoption	0.016**	0.004
	(0.008)	(0.009)
Year and industry dummies	Included	Included
Observations	7,116	7,116
B. Companies within industries that have experience adopting both robots and AI		
Robot adoption	-0.020***	0.006
	(0.008)	(0.008)
AI adoption	0.002	0.004
	(0.007)	(0.007)
Year and industry dummies	Included	Included
Observations	24,893	24,893

Notes: ***, **, * denote statistical significance at the 1%, 5%, and 10% levels, respectively. Control variables are the same as in Tables 6 and 7. The figures in parentheses are robust standard errors. Hausman-Taylor estimator is used.

고 0.035로 상당히 큰 값을 갖고 있어, 로봇 도입 기업의 실질임금 증가율이 미도입 기업보다 평균적으로 3.5% 높았다는 점이 확인된다. 이상을 종합하면, 국내 대기업에서 로봇 도입의 노동 대체 효과와 생산성 향상 효과가 모두 실현되었지만 분석 기간 중 개별 기업의 상품수요가 증대되지 않아 생산성 향상 효과가 노동수요 증가로 연결되지 않았을 가능성을 추론할 수 있다.

로봇과는 달리 인공지능 도입 여부의 추정계수는 모형 1에서만 통계적으로 유의하다. 이는 인공지능 도입 기업의 고용량 증가율이 미도입 기업보다 평균적으로 높았지만 실질임금 증가율에서는 차이가 없었음을 의미한다. 즉 국내 대기업에서 인공지능은 인간 노동과 보완관계에 있었지만 실질임금 증가로는 연결되지 못했다.

2. 분석 대상 표본을 확대 또는 축소한 경우

이제까지 본 연구는 이상점(outliers)을 제외하기 위해 고용량과 실질임금의 변화율이 50% 미만인 관측치만을 분석 대상에 포함했다. 여기서 50%는 다분히 자의적인 기준이며, 이 자의적 표본 선택으로 인해 추정 결과가 왜곡되었을 수 있다. 이 문제점을 확인하기 위해 〈Table 9〉에서 본 연구는 세 가지 표본으로 구분해 각각 추정한 결과를 제시한다. 첫 번째 표본은 고용량과 실질임금의 변화율에 대한 기준 없이 모든 기업들을 분석 대상으로 활용한 경우이며, 두 번째와 세 번째 표본은 고용량과 실질임금의 변화율이 각각 75%와 25% 이상인 관측치를 제외한 경우이다. 이렇게 표본을 축소함에 따라 관측치 수가 40,935 → 38,657 → 30,824로 감소했지만, 그 감소 폭이 매우 크지는 않았다. 즉 고용량과 실질임금의 변화에서 예외적인 관측치 수가 매우 많지는 않다고 하겠다. 앞서와 마찬가지로, 〈Table 9〉에서 모형 1의 종속변수는 고용량 변화율이고 모형 2의 종속변수는 실질임금 변화율이다.

〈Table 9〉에서 A와 B의 핵심적인 추정 결과는 〈Table 6〉 및 〈Table 7〉과 거의 차이가 없다. 로봇 도입이 고용량 변화율의 하락을 초래했지만 실질임금 변화율에는 영향을 미치지 않았음이 재차 확인된다. 마찬가지로 인공지능 도입은 고용량 변화율이나 실질임금 변화율에 통계적으로 유의한 영향을 미치지 않았다. 이와는 달리, 표본 C에서처럼 분석 대상을 과도하게 축소한 경우에 로봇 도입 여부의 계수 추정치는 여전히 음의 부호를 가지지만 통계적 유의성을 상실하고 있다.[13] 다시 말해, 로봇 도입이 고용량 변화율을 감소시킬 가능성이 있지만, 이 가능성은 통계적으로 확인되지 않는다. 이를 종합하면, 분석 대상 표본을 너무 축소하지 않는다면 앞 절의 결론은 여전히 유효하다.

13) 표본 C에서 종사자 수 300인 이상인 대기업만을 대상으로 추정해 본 결과에 따르면, 로봇 도입 여부의 계수 추정치는 -0.021이며 통계적으로 유의했다. 즉 대기업의 경우에는 어떤 기준에서도 로봇 도입의 노동 대체 현상이 확인되었다. 아울러 인공지능 도입 여부의 계수 추정치는 0.016이며 통계적으로 유의해 인공지능 도입의 노동수요 증대 효과 역시 확인되었다.

〈Table 9〉 Estimation Results: Cases Where the Sample is Expanded or Reduced

	Model 1	Model 2
Dependent variable	Employment change rate	Real wage change rate
A. Using all observations		
Robot adoption	-0.032**	0.019
	(0.015)	(0.025)
AI adoption	0.003	-0.022
	(0.018)	(0.085)
Year and industry dummies	Included	Included
Observations	40,935	40,925
B. Excluding observations where the changes in employment and real wages are 75% or higher		
Robot adoption	-0.019**	0.012
	(0.008)	(0.009)
AI adoption	0.010	0.005
	(0.007)	(0.008)
Year and industry dummies	Included	Included
Observations	38,657	38,657
C. Excluding observations where the changes in employment and real wages are 25% or higher		
Robot adoption	-0.007	0.000
	(0.005)	(0.006)
AI adoption	0.002	0.000
	(0.004)	(0.005)
Year and industry dummies	Included	Included
Observations	30,824	30,824

Notes: ***, **, * denote statistical significance at the 1%, 5%, and 10% levels, respectively. Control variables are the same as in Tables 6 and 7. The figures in parentheses are robust standard errors. Hausman-Taylor estimator is used.

3. 종속변수의 측정 방법을 변경한 경우

앞서 언급했듯이, 자동화 기술의 도입 효과에 관한 대표적 국외 연구들은 분석 기간의 시작 연도와 마지막 연도 사이의 고용량 변화율 또는 실질임금 변화율을 종속변수로 설정하고 있다. 이에 반해 본 연구의 경우에는 분석 기간에 COVID-19 발병 기간이 포함되어 있어 이들 선행연구와 같은 변화율 자료를 사용해서는 의미 있는 결과를 얻기 어렵다고 판단해 연도별 데이터를 모두 활용한 패널분석을 활용했다. 하지만 이처럼 연도별 데이터를 활용할 경우에는 종속변수인 고용량과 실질임금의 변화율 관측치들이 연도별로 상당한 변동을 보일 수 있어 안정적인 인과관계를 추론하는

〈Table 10〉 Estimation Results: Analysis Using Level Values Instead of Change Rates

	Model 1	Model 2	Model 3
Estimation method	FEM	FEM+IVE	HTE
A. Dependent variable=ln(Employment)			
Robot adoption	-0.006 (0.009)	-0.139** (0.055)	-0.005 (0.009)
AI adoption	0.021*** (0.007)	0.121*** (0.034)	0.023*** (0.008)
Year dummies	Included	Included	Included
Industry dummies	Excluded	Excluded	Included
Observations	36,882	36,882	36,882
B. Dependent variable=ln(Real wage)			
Robot adoption	0.001 (0.007)	-0.087* (0.052)	0.001 (0.008)
AI adoption	0.000 (0.008)	0.049 (0.035)	0.002 (0.008)
Year dummies	Included	Included	Included
Industry dummies	Excluded	Excluded	Included
Observations	36,882	36,882	36,882

Notes: ***, **, * denote statistical significance at the 1%, 5%, and 10% levels, respectively. The figures in parentheses are robust standard errors.
FEM = Fixed effects model, IV = Instrumental variables estimation,
HTE = Hausman-Taylor estimator

작업이 어려울 수 있다. 이 문제점을 검토하기 위해 〈Table 10〉에서는 고용량과 실질임금의 자연로그 값을 종속변수로 설정한 추정 결과를 제시한다. 〈Table 10〉의 A는 고용량의 자연로그 값을, B는 실질임금의 자연로그 값을 종속변수로 설정한 추정 결과이다. 〈Table 10〉에서 사용한 통제변수들은 〈Table 6〉 및 〈Table 7〉과 같다.

〈Table 10〉의 A에서 로봇이나 인공지능 도입 여부의 계수 추정치는 〈Table 6〉과 같은 부호를 갖고 있다. 즉 로봇 도입은 고용량을 줄이고 인공지능은 고용량을 늘리는 경향이 확인된다. 이러한 관찰은 본 연구의 주된 추정 결과를 재확인해준다. 하지만 〈Table 6〉과는 달리 〈Table 10〉의 A에서 로봇 도입 여부의 계수 추정치는 모형 2를 제외하면 통계적 유의성을 상실하며, 인공지능 도입 여부의 계수 추정치는 모든 모형에서 통계적으로 유의하다. 다시 말해, 종속변수로 변화율 대신에 자연로그 값을 사용할 경우에 로봇 도입의 고용대체 효과는 통계적 관점에서 다소 불분명해진 데에 반해, 인공지능 도입의 고용창출 효과는 보다 명확해졌다. 〈Table 10〉의 B에서 볼 수 있듯이, 로봇과 인공지능 도입 여부의 계수 추정치 역시 〈Table 7〉과 같은 부호를 가지며 단지 통계적 유의성에서만 다소 차이가 있다. 인공지능의 도입이 실질임금을 높였을 가능성은 있지만 통계적으로 명확하지 않다는 〈Table 10〉의 추정 결과는 〈Table 7〉의 결과를 재확인해준다.

〈Table 10〉의 추정 결과는 실질 매출액을 외생변수로 간주하고 있다는 문제점을 안고 있다. 매출액은 고용량과 실질임금을 결정짓는 중요한 요인의 하나지만 반대로 고용량이나 실질임금이 매출액에 영향을 미칠 수도 있으므로 실질 매출액이 내생변수일 가능성도 있다. 그 경우에 도구변수 추정법을 적용하지 않으면 내생성 편의가 발생하는 데 데이터의 제약 상 실질 매출액에 대한 도구변수를 모색하는 작업이 쉽지 않다. 대표적 국외 선행연구들이 고용량과 실질임금의 변화율을 종속변수로 설정한 데에는 이와 같은 배경도 있을 것으로 판단된다. 종속변수를 변화율과 자연로그 값 중 어떤 것으로 설정하든지 장단점이 있으므로 향후 데이터의 축적을 통한 후속 연구가 요구된다.

4. 기타 강건성 분석

본 연구의 회귀모형은 산업별 더미변수를 통제하고 있지만 자동화 기술이 노동시장에 미치는 한계효과는 부문별 또는 산업별로 다를 수 있다. 〈Table 11〉의 A1와 A2는 전체 기업을 제조업과 서비스업 2개 부문으로 구분하고 각각 추정한 결과를 제시하고 있다.[14] 〈Appendix Table〉은 보다 세분화해 중분류 기준 개별 산업별로

추정한 결과를 보고한다. 어떤 산업에서 로봇이나 인공지능을 도입한 기업이 하나도 없다면 자동화 기술의 도입 효과를 분석할 수 없으므로 개별 산업별 분석의 경우에는 ‘로봇과 인공지능 도입 산업’으로 분류한 개별 산업들에 대해서만 추정을 수행한다. 개별 산업별 분석에서도 산업별 더미변수를 제외하면 〈Table 6〉 및 〈Table 7〉과 같은 통제변수들을 고려한다.

〈Table 11〉의 A1와 A2에 따르면, 제조업 부문에서는 로봇을 도입한 기업의 고용량 변화율이 미도입 기업에 비해 2.9% 하락했고 실질임금 변화율은 1.7% 증가한 것으로 나타났다. 이와는 달리, 제조업 부문에서 인공지능의 도입 효과나, 서비스업 부문에서 로봇과 인공지능의 도입 효과는 통계적으로 명확하지 않았다. 따라서 〈Table 6〉에서 확인된 로봇 도입의 노동 대체 효과는 제조업 부문에서 발현된 효과에 의한 것이라는 점을 추론할 수 있다.

〈Appendix Table〉에 따르면 로봇 도입 여부의 계수 추정치는 대체로 음의 부호를 가지지만 개별 산업별로는 통계적 유의성을 상실하는 경우가 많을 뿐 아니라 계수 추정치의 크기도 많이 달라 로봇 도입 효과는 산업별로 다를 수 있음을 추론할 수 있다. 향후 적절한 데이터가 축적된다면 개별 산업별 로봇 도입 효과에 대한 사례분석이나 실증연구가 요구된다. 인공지능 도입 여부의 계수 추정치는 개별 산업별로 부호가 변할 뿐 아니라 대체로 통계적으로 유의하지 않아 인공지능의 도입 효과는 여전히 명확하지 않다. 아울러 〈Appendix Table〉에서는 통계청의 ‘지역별 고용조사’ 자료에 기초해 개별 산업별로 저숙련, 중숙련, 고숙련에 해당하는 종사자 수를 추계한 후,[15] 이를 산업 전체 종사자 수로 나눈 고용비중을 계산하고 그 고용 비중이 2017~2021년 기간 중 얼마나 변했는지를 보여준다. 〈Appendix Table〉에 따르면, ‘로봇과 인공지능 도입 산업’ 전체에서 2017~2021년 기간 중 저숙련 고용 비중은 3.8%p 증가한 반면에 중숙련 고용 비중은 3.6%p 감소했다. 이 관찰결과는 자동화 기술이 중숙련 일자리를 감소시킨다는 ‘노동시장 양극화 가설’을 지지하는 것으로 보인다. 하지만 개별 산업별로는 저숙련직 일자리 비중이 감소한 경우도 적지 않아 ‘노동시장 양극화 가설’이 산업별로 달리 나타날 가능성도 배제할 수 없다.

14) 제조업과 서비스업의 구분은 통계청의 한국표준산업분류에 기초했다. 예를 들어, 서비스업은 통계청에서 한국표준산업분류 상 서비스업으로 정의한 16개 대분류 기준 산업(E, G~U)으로 설정했으며 종합 건설업과 전문직별 공사업을 제외했다.

15) 김남주(2015)는 Autor and Dorn(2013)의 직업-숙련도 분류시스템을 준용해 6차 한국표준직업분류(KSCO: Korean Standard Classification of Occupations) 소분류 코드로 숙련도 그룹별 일자리를 구분하고 있다. 김남주(2015)에 기초해 본 연구는 6차 KSCO 코드를 7차 KSCO 코드와 매칭해 숙련도별 일자리를 계산했다.

〈Table 11〉 Estimation Results: Other Robustness Checks

	Model 1	Model 2
Dependent variable	Employment change rate	Real wage change rate
A1. Using data from manufacturing companies		
Robot adoption	-0.029***	0.017*
	(0.009)	(0.009)
AI adoption	-0.006	-0.003
	(0.009)	(0.011)
Year and industry dummies	Included	Included
Observations	20,414	20,414
A2. Using data from service sector companies		
Robot adoption	-0.003	-0.017
	(0.012)	(0.015)
AI adoption	0.010	0.006
	(0.008)	(0.009)
Year and industry dummies	Included	Included
Observations	14,997	14,997
B. Excluding companies that had already adopted robots or AI in 2017		
Robot adoption	-0.019**	0.016
	(0.009)	(0.010)
AI adoption	0.006	0.003
	(0.008)	(0.009)
Year and industry dummies	Included	Included
Observations	29,080	29,080
C. Using strictly exogenous control variables		
Robot adoption	-0.016**	0.007
	(0.007)	(0.008)
AI adoption	0.009	-0.006
	(0.006)	(0.006)
Year and industry dummies	Included	Included
Observations	36,883	36,883

Notes: ***, **, * denote statistical significance at the 1%, 5%, and 10% levels, respectively. Control variables are the same as in Tables 6 and 7. The figures in parentheses are robust standard errors. Hausman-Taylor estimator is used.

‘기업활동조사’는 2017년부터 로봇과 인공지능을 포함한 4차 산업혁명기술에 대한 통계자료를 제공하고 있어, ‘기업활동조사’의 2017년 자료에서 로봇이나 인공지능을 활용하고 있다고 답한 기업들 중에는 훨씬 이전부터 이 자동화 기술을 도입한 기업도 포함되어 있다. 이미 자동화 기술을 도입해 활용한 기업의 한계효과는 새로 도입한 기업과 차이가 있을 수 있으므로 새로 자동화 기술을 도입한 기업에 초점을 맞춘 분석이 필요할 수 있다. 〈Table 11〉의 B는 2017년 기준 로봇이나 인공지능을 활용한다고 답한 기업을 제외하고 분석 기간을 2018년 이후로 설정한 추정결과를 제시하고 있다. 이 추정 결과에 따르면, 로봇 도입 여부의 계수 추정치는 −0.019로 〈Table 6〉과 비교해 근소하게 감소했으며 여전히 통계적으로 유의하다. 다시 말해, 2017년 이전에 로봇을 도입한 기업을 포함하든지 않든지 본 연구의 핵심적 결과는 달라지지 않는다.

본 연구는 기업 특성 변수들이 외생변수라고 가정한다. 특히 HTE에서는 이 기업 특성 변수들이 두 자동화 기술 변수의 도구변수로 활용되기 때문에 기업 특성 변수들이 외생변수라는 가정이 중요하다. 하지만 이 기업 특성 변수들이 고용량이나 실질임금의 변화에 의해 영향을 받을 가능성은 작지만 배제할 수 없다. 이에 〈Table 11〉의 C는 외생적 통제변수의 가정에 따른 문제가 없는지 여부를 확인하기 위해 명확히 외생변수로 판단되는 통제변수들만을 포함시켜 회귀모형을 다시 추정해 본 결과를 보여준다. 이 추정 모형에서 연도별 더미변수, 시작연도 실질 매출액, 산업별 더미변수, 시도별 더미변수와 함께, 연도별 더미변수와 나머지 세 유형의 더미변수 간 상호작용항을 통제변수로 사용한다. 〈Table 11〉의 C에 따르면, 로봇 도입 여부의 추정 계수는 −0.016으로 통계적으로 유의하다. 나머지의 경우에 자동화 기술 도입의 효과는 통계적으로 확인되지 않았다. 즉 추정 계수가 약간 변동했지만, 본 연구의 주된 분석 결과는 여전히 유지되고 있다.

Ⅶ. 결론

본 연구는 통계청의 ‘기업활동조사’ 자료를 사용해 2017~2021년 기간에 걸쳐 국내 기업의 로봇과 인공지능의 도입이 고용량과 실질임금의 변화율에 미친 효과를 분석했다. 본 연구의 실증분석은 패널분석모형을 활용해 이루어졌다. 본 연구의 추정 결과에 따르면, 로봇을 도입한 기업의 고용량 변화율이 미도입한 기업과 비교해

평균적으로 약 2% 낮았거나 기업이 로봇을 도입할 경우에 고용량 변화율이 평균적으로 약 2% 감소했다. 하지만 로봇 도입이 실질임금 증가를 유발했을 가능성은 통계적으로 명확하지 않았다. 마찬가지로 인공지능의 도입이 고용량과 실질임금의 변화율을 높였을 가능성은 있지만, 그 가능성은 통계적으로 명확하지 않았다. 이 추정 결과는 분석 대상 기업이나 표본을 변경하더라도 여전히 유효했다. 무엇보다 분석 대상을 종사자 수 300인 이상의 대기업으로 제한할 경우에 로봇과 인공지능의 도입이 고용량에 미친 효과는 보다 명확해졌다. 로봇을 도입한 대기업의 고용량 변화율은 미도입 대기업보다 약 4.2% 낮았고, 실질임금 변화율은 약 3.5% 높았다. 인공지능의 경우에도 고용량 변화율이 약 1.6% 증가하는 효과가 확인되었다. 이를 종합하면, 국내 기업에 있어서 로봇 도입의 노동 대체 효과가 확인되었지만, 대기업을 제외하면 고용량에 대한 인공지능의 영향은 아직 확인되지 않았다. 다만 현재로서 인공지능이 고용량을 감소시켰다는 증거는 없었다. 대기업을 제외하면 로봇과 인공지능 모두 실질임금에 미친 효과는 명확하지 않았다.

본 연구의 분석 결과는 공공정책 관점에서 중요한 시사점을 제공한다. 첫 번째로, 본 연구의 분석 결과에 따르면 로봇의 노동 대체 효과는 확인되지만, 인공지능의 노동 대체 효과를 입증하는 증거는 없다. 오히려 인공지능의 고용창출 가능성이 부분적으로 확인되었다. 이는 로봇이 주로 생산공정에 활용되는 반면에, 인공지능이 제품·서비스 개발을 위주로 다양한 분야에 활용되고 있는 점에서도 엿볼 수 있다. 인공지능이 로봇과 결합되더라도 인공지능의 노동 대체 효과는 생산공정을 중심으로 주로 발생할 것이기 때문에 인공지능의 고용창출 효과는 여전히 발현될 수 있다. 또한 인공지능 기술의 발전에 따른 자동화는 저출산·고령화 현상이 생산성과 경제성장에 가져오는 부작용을 완화시킬 수 있다(김영식, 2019). 따라서 인공지능 도입에 대한 대중적 우려를 불식하고 인공지능 도입을 지원하는 정책이 필요하다고 하겠다.

두 번째로, 로봇과 인공지능의 도입이 국내 기업의 생산성 향상을 통해 국제경쟁력을 제고할 것이라는 점은 명확하다. 우리 경제에서 국제교역이 갖는 중요성을 고려한다면, 자동화 기술의 도입을 촉진하는 것은 불가피하다. 다만 자동화 기술의 노동 대체가 일부 산업에서 기술적 실업을 초래할 가능성도 있으므로 이를 완화하기 위한 정책적 노력이 필요하다. 앞서 설명했듯이 자동화가 진행되더라도 향후 새로운 직무와 직업이 생기고 기존 산업의 속성이 변해 우리나라 주력산업 및 고부가가치 산업도 변경될 것이다. 다시 말해, 부문 간 노동이동이 불가

피하며, 이를 위해 노동시장의 유연성과 이동성을 제고하는 것이 요구된다. 아울러 적절한 교육 및 직업훈련을 통해 새로운 자동화 환경에 필요한 숙련도를 유지하는 것도 중요한 과제이다(한지우 · 오상일, 2023).[16)]

세 번째로, 로봇의 노동 대체 효과를 근거로 로봇세를 도입하자는 주장이 제기될 수 있다. 로봇세는 로봇의 노동 대체 효과로 노동소득 분배율과 형평성이 악화될 수 있다는 우려에서 제기된 과세이다. 하지만 국제적 공조가 없는 상태에서 국내 고용을 보호하기 위해 로봇세를 통해 국내 자동화를 억제한다면 국내 기업의 국제경쟁력이 약해져 오히려 국내 고용 문제가 악화될 수 있다(Aghion et al., 2022). 또한 본 연구의 분석 결과는 기업 데이터에 기초한 것이며 산업 차원이나 국가 차원에서는 다른 결과가 도출될 수 있다. 따라서 본 연구의 분석 결과에 기초해 로봇세 도입을 주장할 수는 없다는 점에 유념할 필요가 있다.

여타 논문과 마찬가지로 본 연구도 몇 가지 문제에서 한계를 안고 있다. 무엇보다, 본 연구가 기초하고 있는 '기업활동조사'가 4차 산업혁명 기술에 초점을 맞추고 있어 자동화 기술의 도입 효과를 분석하는 데에 제약이 있다. 무엇보다 로봇의 도입 건수나 인공지능의 활용 방법에 관한 정보가 제공되지 않고 있어 자동화 기술의 도입 효과를 엄밀히 분석하기가 쉽지 않다. 향후 기업별 로봇 도입 건수와 같이 보다 상세한 자동화 기술 관련 자료를 축적하고 이에 기초한 연구가 수행될 필요가 있다. 두 번째로, 로봇과 인공지능 변수의 내생성 문제는 향후에도 계속 규명되어야 할 문제이다. 본 연구는 추정 방법을 변경하면서 로봇과 인공지능 변수의 내생성 문제를 해소하기 위해 노력했지만, 적절한 IV가 없다면 이 문제점은 지속될 수밖에 없다. 실제로 자동화 기술의 도입 효과를 분석한 국내외 선행연구에서 이 내생성 문제는 여전히 해결하기 어려운 과제로 인식되고 있다. 마지막으로, 본 연구는 기업 데이터라는 한계 때문에 고용구조 문제를 분석할 수 없었다. 자동화 기술의 도입 효과에 관한 연구 문헌에서 자동화 기술이 중간 숙련노동을 주로 대체하는지, 저숙련 노동을 대체하는지는 중요한 주제이다. 또한 한 기업 내에서 자동화 기술이 직급별로 차별적인 영향을 미치는지에 대한 연구도 필요하다. 이에 관해서는 새로운 자료에 기초한 후속 연구가 요구된다.

16) 로봇과 인공지능을 활용한 자동화에 대처하는 준비 과정에서 우리나라는 긍정적인 평가를 받고 있다. The Economist Intelligence Unit(2018)의 자동화 준비 지수(Automation Readiness Index)는 25개 국가를 대상으로 혁신, 교육 및 노동시장 부문에서 자동화에 대처하는 정책이나 전략이 존재하는지를 평가했는데, 우리나라는 1위를 차지한 바 있다. 하지만 이 보고서도 언급하고 있듯이, 어떤 국가도 아직 자동화에 충분히 대비하고 있지 못하기 때문에 자동화를 대비한 교육 및 직업훈련의 중요성은 아무리 강조해도 지나치지 않을 것이다.

〈참고문헌〉

김남주 (2015), “중숙련(middle-skill) 일자리의 감소가 고용 없는 경기회복에 미치는 영향에 관한 연구,”『노동경제논집』제38권 제3호, pp. 53-95.

김민영·조민지·임업 (2017), “자동화 기술의 발전이 지역노동시장 중간일자리 감소에 미치는 영향: 잠재성장모형의 적용,”『국토연구』제 93권(2017년 6월), pp. 25-41.

김세움 (2016), “기술진보에 따른 고용대체 고위험군 일자리 비중 분석,”『노동리뷰』2016년 7월호, pp. 49-58.

김성환·도연우 (2019), “한국 기업에서 4차 산업혁명 기술 도입이 고용에 미치는 영향 분석,” 『경영경제연구』 제41권 제3호, pp. 167-188.

김성환·도연우·홍진근 (2019), “4차 산업혁명 (4th Industrial Revolution)에 의한 기술혁신 역량이 한국 기업의 수출 성과에 미치는 영향: 기업차원의 OFDI 중력모형을 이용하여,”『무역연구』제15권 제4호, pp. 443-463.

김영식 (2019), “AI와 고용, 경제성장, 불평등: 최근 문헌 개관과 정책 함의,” 『한국경제포럼』 제12권 제3호, pp. 1-34.

김은경·조인숙·김지혜 (2018), “자동화가 일자리 및 임금에 미치는 영향,” 『경기연구원 기본연구』, pp. 1-135.

김태경·이병호 (2021), “산업용 로봇 보급이 고용에 미치는 영향,” 『조사통계월보』제75권 1호, 한국은행, pp. 16-35.

문영만 (2023), “4 차 산업혁명 기술의 활용 실태 및 고용효과-기업규모와 지역(수도권/비수도권)을 중심으로,”『지역사회연구』제31권 제2호, pp. 93-114.

박순찬 (2019), “4차 산업혁명 핵심 디지털 기술의 이용과 중소기업의 총요소생산성,”『중소기업정책연구』2019년 겨울호, pp. 3-33.

방형준 (2021), “로봇 도입과 기업 규모에 따른 임금 격차,” 『노동리뷰』, 한국노동연구원, 2021년 7월호 (통권 제196호).

방형준·노용진 (2019), “기계분야 스마트공장 도입 촉진에 따른 고용변화,”『고용영향평가브리프』, 한국노동연구원, 2019년 제2호(통권 제2호).

손정민 (2019), “산업체 자동화의 고용 및 임금 효과: 대기업과 중소기업의 비교,”『산업연구』제3권 제1호, pp. 31-63.

송재욱 (2021), “4차 산업혁명기술과 고용량 간 관계에 관한 실증분석,” 서울시립대학교 경제학 석사학위논문.

오호영 (2018), “제4차 산업혁명과 한국경제의 일자리 충격,”『한국경제포럼』제11권 제2호, pp. 93-115.

윤상호 (2018), “최저임금, 자동화 그리고 저숙련 노동자의 고용 변화,”『한국경제연구원 정책연구』제2018권 제3호, pp. 1-80.

이승민·신기윤·이정동 (2022), “기업의 4차 산업혁명 기술 도입과 생산성 간 관계 연구: 절대적 수준과 상대적 위치,”『한국혁신학회지』제17권 제3호, pp. 251-279.

이환웅 · 강동익 (2022), “[수시] 생산기술의 혁신이 노동시장에 미친 영향: 로봇 및 스마트공장 도입을 중심으로,” 한국조세재정연구원, 제2022권 제2호

장진철 · 이동현 (2022), “국내 인공지능 소프트웨어 시장현황 진단 및 시사점,” 소프트웨어정책연구소, Issue Report (2022년 12월 16일)

정용훈 · 신종국 · 이성훈 (2023), “자동화와 고용의 관계에 대한 연구: 한국을 중심으로,”『산업경제연구』제36권 제3호, pp. 547-562.

조정환 (2022), “이중차분법 (Difference in Difference)을 활용한 4차 산업혁명의 고용 영향 연구,”『산업경제연구』제35권 제5호, pp. 913-930.

최연정 (2019), “컴퓨터에 의한 직업별 고용 대체 가능성 비교: 한국직업정보시스템 자료를 활용한 실증분석,” 서울대학교 경제학 석사학위논문.

한국노동연구원 (2022),『노동리뷰』, 2022년 1월호 (통권 제202호).

한지우 · 오상일 (2023), “AI와 노동시장 변화,”『BOK 이슈노트』제2023권 제30호, pp. 1-16.

황수경 (2022), “코로나 전후 고용구조 변화의 특징과 쟁점 - 분기자료 활용을 중심으로,” 한국노동패널 학술대회 발표논문.

Acemoglu, D., Lelarge, C., and P. Restrepo (2020), “Competing with Robots: Firm-level Evidence from France,” *AEA Papers and Proceedings*, Vol. 110, pp. 383-388.

Acemoglu, D., and P. Restrepo (2020), “Robots and Jobs: Evidence from US Labor Markets,“ *Journal of Political Economy*, Vol. 128(6), pp. 2188-2244.

Aghion, P., Antonin, C., Bunel, S., and X. Jaravel (2020), “What Are the Labor and Product Market Effects of Automation? New Evidence from France,” *Center for Economic Policy Research Discussion Paper* DP 14443.

Aghion, P., Antonin, C., Bunel, S., and X. Jaravel, X. (2022), “The Effects of Automation on Labor Demand: A Survey of the Recent Literature,” *Center for Economic Policy Research Discussion Paper* DP 16868.

Arntz, M., Gregory, T., and Zierahn, U. (2016), “The Risk of Automation for Jobs in OECD Countries: A Comparative Analysis,” *OECD Social, Employment and Migration Working Papers*, No. 189.

Aum, S., Lee, S. Y. T., and Y. Shin (2021), “COVID-19 Doesn’t Need Lockdowns to Destroy Jobs: The Effect of Local Outbreaks in Korea,” *Labour Economics,* Vol. 70, 101993.

Autor, H. (2015), “Why Are There Still so Many Jobs? The History and Future of Workplace Automation,” *Journal of Economic Perspectives*, Vol. 29(3), pp. 3-30.

Autor, D. H., and D. Dorn (2013), “The Growth of Low-skill Service Jobs and the Polarization of the US Labor Market,” *American Economic Review*, Vol. 103(5), pp. 1553-1597.

Autor, D. H., Levy, F., and R. J. Murnane (2003), “The Skill Content of Recent Technological Change: An Empirical Exploration,” *The Quarterly Journal of Economics*, Vol. 118(4), pp. 1279-1333.

Bessen, J., Goos, M., Salomons, A., and W. van den Berge (2020), “Firm-level Automation: Evidence from the Netherlands,” *AEA Papers and Proceedings*, Vol. 110, pp. 389-393.

Dauth, W., Findeisen, S., Suedekum, J., and N. Woessner (2021), “The Adjustment of Labor Markets to Robots,” *Journal of the European Economic Association*, Vol. 19(6), pp. 3104-3153.

Frey, C. B., and M. A. Osborne (2013), “The Future of Employment,” *Oxford Martin School Working Paper*.

Frey, C. B., and M. A. Osborne (2017), “The Future of Employment: How Susceptible Are Jobs to Computerisation?,” *Technological Forecasting and Social Change*, Vol. 114, pp. 254-280.

Graetz, G. and G. Michaels (2018), “Robots at Work,” *Review of Economics and Statistics*, Vol. 100(5), pp. 753-767.

IBM (2022), *Global AI Adoption Index 2022,* IBM Corportaion.

International Federation of Robotics (IFR) (2023), *World Robotics 2023.*

Kim, H. (2021), “The Impact of Robots on Labor Demand: Evidence from Job Vacancy Data for South Korea,” Bank of Korea WP, 19.

Klenert, D., Fernandez-Macias, E., and J. I. Anton (2023), “Do Robots Really Destroy Jobs? Evidence from Europe,” *Economic and Industrial Democracy*, Vol. 44(1), pp. 280-316.

Koch, M., Manuylov, I., and M. Smolka (2021), “Robots and Firms,” *The Economic Journal*, Vol. 131, pp. 2553-2584.

OECD (2019), "Determinants and impact of automation: An analysis of robots' adoption in OECD countries," OECD Digital Economy Papers, No. 277, OECD Publishing, Paris, https://doi.org/10.1787/ef425cb0-en.

The Economist Intelligence Unit (2018), *The Automation Readiness Index: Who Is Ready for the Coming Wave of Automation?.*

World Economic Forum (2020), *The Future of Jobs Report 2020.*

〈Appendix Table〉 Effects of Automation Technology Adoption and Employment Share Changes by Industry

KSIC	Industry name (Based on the second digit code)	Marginal effects		Employment share as of 2021			Change in employment share during the analysis period		
		Robot adoption	AI adoption	Low-skilled	Medium-skilled	High-skilled	Low-skilled	Medium-skilled	High-skilled
10	Manufacture of food products	-0.004	-0.141***	24.3%	73.2%	2.5%	1.9%p	-2.8%p	0.9%p
20	Manufacture of chemicals and chemical products; except pharmaceuticals and medicinal chemicals	-0.036	-0.031	13.0%	73.6%	13.4%	1.8%p	-3.3%p	1.5%p
21	Manufacture of pharmaceuticals, medicinal chemical and botanical products	-0.215***	0.018	17.6%	59.2%	23.2%	5.6%p	0.3%p	-5.9%p
22	Manufacture of rubber and plastics products	-0.075***	0.008	14.2%	80.2%	5.6%	0.7%p	-1.7%p	1.0%p
24	Manufacture of basic metals	0.008	-0.038	3.6%	89.3%	7.0%	-0.3%p	-0.6%p	0.8%p
25	Manufacture of fabricated metal products, except machinery and furniture	-0.017	0.007	6.1%	87.9%	6.1%	-0.2%p	0.3%p	-0.1%p
26	Manufacture of electronic components, computer; visual, sounding and communication equipment	-0.012	0.009	5.5%	71.7%	22.8%	0.7%p	-2.3%p	1.6%p
27	Manufacture of medical, precision and optical instruments, watches and clocks	0.018	-0.025	8.5%	57.5%	34.1%	2.2%p	-3.2%p	1.1%p
28	Manufacture of electrical equipment	-0.085**	0.010	6.2%	80.3%	13.5%	-1.7%p	1.3%p	0.4%p
29	Manufacture of other machinery and equipment	-0.019	0.023	3.8%	81.1%	15.1%	-0.1%p	2.1%p	-2.0%p

KSIC	Industry name (Based on the second digit code)	Marginal effects		Employment share as of 2021			Change in employment share during the analysis period		
		Robot adoption	AI adoption	Low-skilled	Medium-skilled	High-skilled	Low-skilled	Medium-skilled	High-skilled
30	Manufacture of motor vehicles, trailers and semitrailers	-0.004	0.026	5.0%	88.6%	6.4%	-0.3%p	1.1%p	-0.8%p
31	Manufacture of other transport equipment	-0.113*	0.006	4.3%	84.5%	11.2%	0.7%p	1.9%p	-2.6%p
41	General construction	-0.035	0.047	1.1%	83.7%	15.2%	0.2%p	-1.5%p	1.3%p
46	Wholesale trade on own account or on a fee or contract basis	0.026	-0.018	39.0%	51.1%	9.8%	0.2%p	2.0%p	-2.2%p
58	Publishing activities	-0.006	-0.012	1.0%	20.9%	78.2%	-0.3%p	-0.5%p	0.9%p
62	Computer programming, consultancy and related activities	-0.005	0.018	0.8%	19.1%	80.1%	0.5%p	2.6%p	-3.1%p
64	Financial service activities, except insurance and pension funding	0.021	0.010	4.9%	78.9%	16.2%	0.0%p	-4.2%p	4.3%p
72	Architectural, engineering and other scientific technical services	-0.019	0.022	1.4%	22.7%	75.9%	0.7%p	-2.1%p	1.4%p
85	Education	0.128	0.062	16.2%	16.0%	67.8%	3.7%p	0.8%p	-4.5%p
	Total			30.6%	52.8%	16.6%	3.8%p	-3.6%p	-0.1%p

Notes: The marginal effects represent the parameter estimates of the adoption of robots and AI in the regression model where the dependent variable is the employment change rate. The employment share is the proportion of employees in each skill level to the total number of employees in the industry, The change in employment share is the difference in the employment share between 2021 and 2017.

Empirical Analysis of the Effect of Automation Technology Adoption in South Korean Companies on Employment and Wages

Sora Jeong*, Nakil Sung**

Recently, there has been renewed concern about the rapid spread of robots and artificial intelligence, raising fears that automation technology will replace human labor. This study analyzes the effects of the adoption of robots and artificial intelligence on employment and real wages in domestic companies over the period from 2017 to 2021, using data from the Statistics Korea's Survey of Business Activities. The results indicate that the employment growth rate of companies adopting robots was, on average, about 2% lower than that of other companies, confirming the labor-replacing effect of robots. In contrast, the effect of robot adoption on the growth rate of real wages was not statistically unambiguous. Although it cannot be ruled out that artificial intelligence may have increased the employment and real wage growth rates, this was not statistically clear as well. When the analysis was narrowed down to large companies with a workforce of 300 or more, the effects of the adoption of robots and artificial intelligence became more pronounced, confirming both the larger labor-replacing effect of robots and the positive effect on the growth rate of real wages. Based on these results, this study provides policy implications.

JEL Classification Number: J23, L63, L86

Keywords: automation technology, robot, artificial intelligence, employment, wage

* First Author, Ph.D. student, Department of Economics, University of Seoul (E-mail: emmaluv984@uos.ac.kr)

** Corresponding Author, Professor, Department of Economics, University of Seoul (E-mail: nisung@uos.ac.kr, Tel: 02-6490-2060)

Received: 6 December 2023, Received in revised form: 18 March 2024, Accepted: 28 June 2024