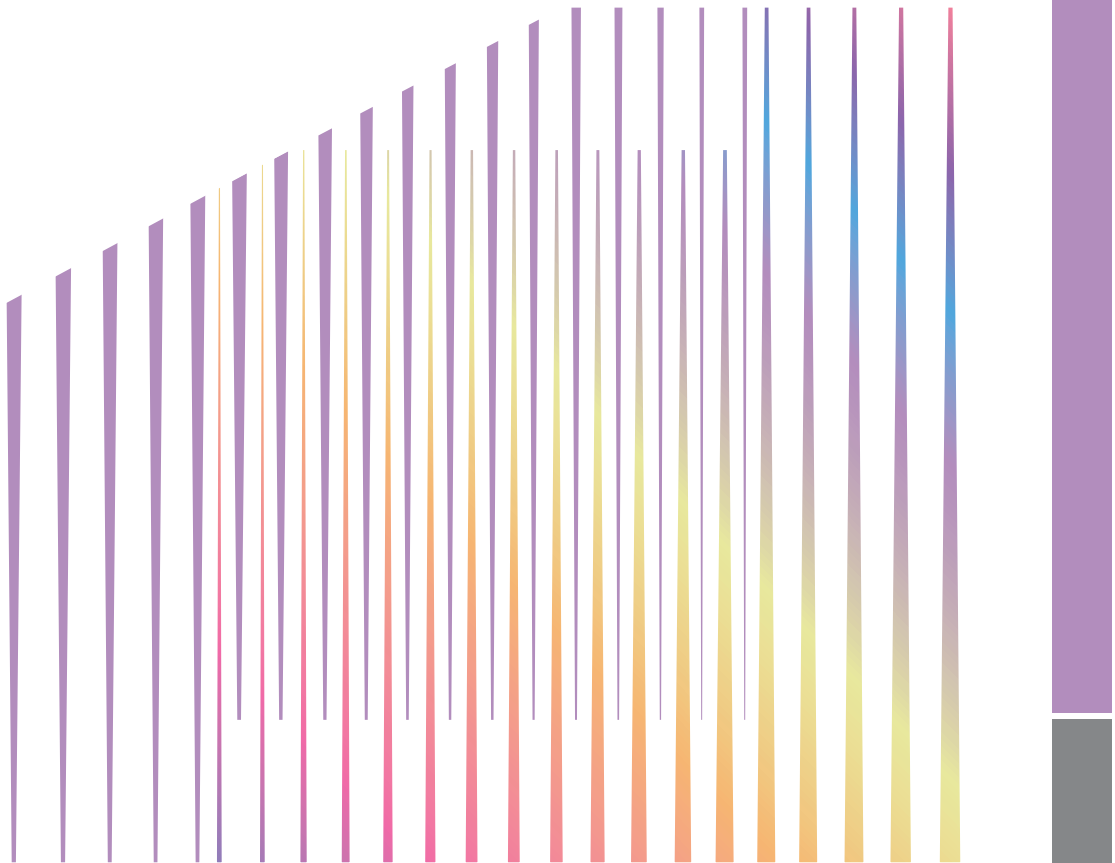


생산기술의 혁신이 노동시장에 미친 영향: 로봇 및 스마트공장 도입을 중심으로

이환웅·강동익



생산기술의 혁신이 노동시장에 미친 영향: 로봇 및 스마트공장 도입을 중심으로

2022. 6.

이환웅 · 강동익

서 언

최근 Karabarbounis and Neiman(2014)을 위시한 여러 연구들은 세계 주요국의 노동소득분배율이 감소한다는 것을 보고하고 있다. 전 세계적으로 노동소득분배율의 감소 현상을 설명하기 위하여 최근 많은 연구들이 진행되고 있는데 이 중 로봇과 자동화기술의 발전으로 인한 노동소득의 감소가 노동소득분배율 감소의 주요 원인으로 가장 큰 집중을 받고 있다. 반면 한국의 경우, 세계 주요국과는 다르게 노동소득분배율의 감소가 관측되지 않는다는 연구들이 보고되고 있다. 이는 세계 각국에서 연구되는 로봇 및 자동화기술의 노동시장 효과가 한국에서도 같은 방향으로 나타나지 않을 가능성을 암시하기 때문에 한국에서 로봇 및 자동화기술이 노동시장에 미치는 효과를 이해하는 것은 중요하다.

이를 위해 본 연구에서는 한국의 생산기술의 혁신이 노동시장의 고용 및 임금 등에 끼친 영향을 분석하였다. 구체적으로 시군구 수준에서의 지난 20년간의 로봇 도입이 해당 노동시장의 고용 및 임금에 끼치는 영향을 살펴보고, 로봇도입이 주로 대기업 위주로 진행되고 있음을 고려하여 중소기업의 스마트공장의 도입이 해당 업체의 고용 및 임금에 끼치는 영향에 대한 다양한 실증분석을 수행하였다. 국내의 로봇도입의 고용효과를 분석한 선행연구들이 로봇도입에 따른 산업수준에서의 고용효과 혹은 시군구 수준에서 신규노동수요를 분석한 것과 달리 시군구 수준에서 로봇도입이 지역의 고용 및 임금에 끼친 영향을 종합적으로 분석하였다는 점, 그리고 로봇도입의 고용효과를 결정하는 매개변수를 분석하여 고용감소효과가 관측되지 않는 원인에 대한 이해의 폭을 넓혔다는 점이 본 연구의 핵심적인 기여이다. 또한 스마트공장 도입효과를 살펴본 기존의 연구들이 스마트공장을 도입한 사업체의 고용 및 매출액에 끼친 영향만을 살펴본 것과 달리, 사업체들의 노동관련 다양한 변수들(종사자 수, 청년고용비중, 임금)을 분석하여 스마트공장 도입이 노동공급 및 수요에 끼친 영향을 종합적으로 분석하여 중소기업과 청년 간의 일자리 미스매치에 대한 정책적 함의점을 제공하였다는 점 역시 주목할 만하다.

본 보고서는 한국조세재정연구원의 이환웅 부연구위원과 강동익 부연구위원이 집필하였다. 저자들은 본 연구에 도움을 준 익명의 논평자들과 기초자료를 조사·수집·정리해 준 박진우 연구원 그리고 최종 출판까지 행정지원을 해 준 본원의 직원들에게도 깊은 감사의 뜻을 전하고 있다. 또한 보고서 작성과정 중 원내 중간보고와 최종보고 세미나에서 가감 없는 평가와 격려를 해 준 KDI 정책대학원의 이창근 교수, 한국노동연구원의 강신혁 박사, 그리고 원내의 최준욱 박사, 고창수 박사께도 무한한 고마움을 전하고 있다.

끝으로 본 보고서의 내용은 저자들의 의견이며, 본 연구원의 공식 견해가 아님을 밝힌다.

2022년 6월

한국조세재정연구원

원장 김 재 진

요약 및 정책적 시사점

1. 분석 결과 요약

가. 로봇도입의 효과

본 연구에서는 먼저 지난 20년간(2001~2018) 한국에서의 로봇도입이 지역노동시장의 고용 및 임금에 끼친 영향을 분석하였다. 분석 시 광업·제조업분야의 10인 이상 사업체의 전수를 포함한 광업제조업조사를 활용하여 시군구 수준의 패널데이터를 구축하고, 시군구 수준에서 지난 20년간 종사자 수 1천명당 도입된 로봇 대수를 계산하여 로봇도입이 해당 시장의 고용 및 임금에 끼친 효과를 살펴보았다. 분석결과, 해당 노동시장에서의 로봇도입은 사업체의 노동수요에 부정적인 영향을 끼쳤다는 증거를 찾을 수 없었다. 오히려 종사자 수 1천명당 로봇 1대 도입은 해당 기간 동안 지역노동시장 종사자 수를 0.377% 증가시키는 것으로 나타났다. 또한 로봇도입이 임금에 미친 효과 역시 모든 모형에서 양(+)의 값으로 추정되어 로봇도입은 한국시장에서 노동수요를 감소시키지 않는 것으로 나타났다.

로봇도입이 미국의 지역노동시장 고용을 악화시키는 결과, 그리고 독일 및 프랑스의 제조업 분야의 고용을 감소시킨다는 결과와 상이한 원인에 대한 분석이 필요하기 때문에 본 연구는 한국의 전 세계로의 수출이 로봇도입의 고용효과를 얼마나 매개하는지를 분석하였다. 구체적으로 지역노동시장의 종사자 1천명당 1대의 로봇도입이 해당 지역의 전 세계로의 수출을 증가시키는지 살펴보았다. 분석결과 로봇도입은 해당 지역의 전 세계로의 수출을 유의미하게 증가시키는 것으로 나타났으며, 한국의 전 세계로의 수출을 통제하고 고용효과를 추정한 결과 고용 및 임금에서 관측된 양의 효과는 크게 감소하는 것으로 나타났다. 즉 한국에서의 로봇도입은 수출을 통해 노동수요가 증가하고 이러한 노동수요의 증가가 로봇도입에 따른 직접적인 고용대체효과보다 크기 때문에 로봇도입에 따른 고용효과가 타국의 결과와 상이한 것으로 판단된다.

나. 스마트공장의 도입효과

그 다음 본 연구에서는 중소기업들의 스마트공장 도입이 해당 사업체의 노동수요 등에 끼친 영향을 탐색하였다. 이를 위해 사업체 수준에서 스마트공장의 도입한 사업체와 도입하지 않는 사업체들의 노동관련 다양한 변수들(종사자 수, 청년고용 비중, 임금)을 분석하였다. 분석 시 NICE평가정보에서 제공받은 KIS-LINE 데이터 및 고용보험 DB 등을 활용하여 사업체 수준에서의 종사자 수, 평균임금, 청년고용 비중을 계산하고, 그 다음 스마트제조혁신추진단에서 제공한 스마트공장 참여기업 전수명단을 결합하여 스마트공장 도입에 따른 효과를 살펴보았다.

먼저 종사자 수의 경우 스마트공장을 도입한 사업체는 도입하지 않는 사업체와 비교하여 종사자 수가 지속적으로 증가하는 것으로 추정되었다. 그 다음 신규 취업자 중 청년층의 비중이 스마트공장 도입 여부에 따라 변화하는지 살펴보았는데 스마트공장을 도입한 사업체의 신규 취업자 중 청년층의 비중을 증가시키는 것으로 나타났다. 스마트공장의 도입을 통해 작업환경을 개선하고 단순정보기입과 같은 반복 작업을 줄여줌으로써 청년층이 선호하는 형태의 작업장으로 변화한 것이 신규채용자 중 청년층의 비중을 증대시키는 데 기여한 것으로 판단된다.

마지막으로 스마트공장을 도입한 사업체의 평균임금은 미도입 사업체와 비교해서 도입 이후 시간이 지남에 따라 감소하는 것으로 나타났다. 물론 이러한 추정결과는 스마트공장 도입에 따른 조직 내 인적 구성의 변화에서 기인하였을 가능성이 존재한다. 따라서 인적구성변화에 따른 임금변화를 통제하기 위해 본 연구에서는 청년층의 평균임금이 스마트공장을 구축함에 따라 변화하였는지 추가로 분석하였다. 분석결과, 스마트공장을 도입한 사업체의 청년층의 평균임금은 시간이 지남에 따라 감소하는 것으로 추정되었다. 이러한 실증분석 결과는 작업환경개선 등의 비임금적인 혜택의 증가가 스마트공장에 지원하는 청년노동공급의 증가로 이어졌다는 해석과 일치하며 청년층과 중소기업 간의 일자리 미스매치를 해결하는 데 스마트공장 등 자동화기술 도입이 일정한 역할을 할 수 있음을 보여준다.

2. 정책적 시사점

가. 로봇세 도입 여부

최근 로봇과 자동화기술의 발전으로 인한 노동 여건의 악화에 대한 하나의 대안으로 로봇세 도입이 논의되고 있다. 기본적으로 로봇세는 로봇을 보유한 기업에 일정하게 부여되는 세금인데 로봇도입에 따른 일자리를 상실한 사람들의 재취업을 지원하고, 노동자들이 로봇에 의한 대체로 소득이 감소할 경우 개인소득세를 보전하는 데 목적을 두고 있다.

로봇세는 경제주체들의 행동을 변화시켜 동태적인 효과도 있을 수 있기 때문에 동태적 효과에 대한 분석을 수행한 연구 결과를 살펴볼 필요가 있으며, 이를 위해 본 연구에서는 로봇세 도입효과를 이론적으로 분석한 선행연구들을 조사하였다. 선행연구 결과를 종합한 결과, 로봇세의 도입 필요성은 명확하게 정리할 수 없는 것으로 나타났다. 물론 미국의 자료를 바탕으로 분석을 할 경우 대체로 미국에서는 단기적으로 로봇세를 도입하는 것이 바람직한 것으로 나타났는데 한국에서는 미국에서의 로봇도입에 따른 부정적인 고용효과가 관측되지 않았기 때문에 미국에서의 결과를 그대로 적용하기 어렵다.

결국 로봇세 도입 논의의 중요한 전제 조건은 로봇으로 인하여 노동이 대체된다는 점과 이로 인하여 노동소득분배율이 악화되고 형평성도 악화된다는 점이다. 다만 본 연구의 실증분석 결과에 따르면 한국의 광업·제조업 부문의 로봇도입은 오히려 고용의 증가를 유발하는 것으로 나타났기 때문에 로봇세 도입의 전제조건이 한국에서는 충족되지 않았을 가능성을 보여준다. 또한 한국의 경우 로봇 및 로봇세와 관련하여 고령화와 저출산 문제를 고려할 필요가 있다. 고령화와 저출산으로 인하여 심각한 노동공급의 부족이 우려되는 상황에서 로봇의 도입은 하나의 대안이 될 수 있다.

따라서 실증분석 결과와 이론적 논의들을 종합할 때 로봇세 도입은 아직 시기상조인 것으로 판단된다. 물론 향후 로봇도입과 고용 간의 관계가 지난 20년간 두 변수 간의 관계와 달라질 수 있기 때문에 로봇세 도입에 대한 판단은 시간의 경과에 따라 변화할 수 있다. 따라서 향후 로봇도입이 사업체의 고용에 미치는 효과를

면밀하게 모니터링하고 평가하는 것이 필요할 것으로 보인다.

나. 로봇 및 자동화기술 도입에 따른 실직노동자 지원정책

본 연구의 로봇도입에 따른 고용효과는 지역노동시장에서의 추정결과이다. 따라서 지역노동시장 수준에서 로봇도입에 따른 고용감소가 관측되지 않더라도 로봇도입에 따른 이득을 보는 경제주체와 손해를 보는 경제주체가 존재할 가능성은 매우 높다. Dauth et al.(2021)에 따르면 독일 제조업에서의 로봇도입은 이미 고용되어 일자리를 유지한 종사자들에게 유리하게 작용하는 것으로 나타났다. 한국의 경우에도 로봇도입에 따른 일자리를 유지한 그리고 유지하지 못한 노동자에 따라 로봇도입에 따른 혜택이 이질적으로 나타날 가능성이 존재하며 로봇도입에 따른 실직노동자의 지원정책이 필요하다 할 수 있다.

정부는 2021년 7월 한국판 뉴딜 2.0 후속조치로 「산업구조 변화에 대응한 공정한 노동전환 지원방안」을 발표하였는데 저탄소·디지털화가 주요 산업 일자리에 미친 영향을 전망하고 공정한 노동전환 지원방안을 제시하였다. 디지털화가 진행됨에 따라 일부 제조업 저숙련 직종 등을 중심으로 지속적인 일자리 감소가 발생할 것으로 예측되므로, 정부는 노동자의 디지털 역량 강화와 상시적 직업전환에 대비하기 위한 전 국민 전 생애에 걸친 직업훈련 지원체계 구축을 제시하였다.

구체적으로 기업의 고용친화적 디지털 전환지원을 위한 방안으로 기업의 스마트화 지원 사업 선정 시 고용유지 혹은 고용을 창출하는 기업을 우대하는 것을 계획하였다. 스마트공장 도입의 고용효과를 살펴본 본 연구의 분석결과에 따르면 스마트공장 도입은 도입기업의 고용을 오히려 증대시키는 것으로 나타났다. 따라서 스마트화 지원사업 선정기준에 고용유지를 연계하는 것은 부적절한 것으로 판단된다. 오히려 스마트공장을 도입한 기업의 고용창출은 생산성 증대에서 유발되는 것이기 때문에 고용유지와 연계보다는 스마트공장 도입이 생산성 증대로 이어질 수 있는 사업체를 선정하는 것이 합리적일 것으로 판단된다.

다음으로 정부는 또한 디지털화에 따른 고용충격을 상쇄하기 위해 디지털 기술 적응을 위한 훈련 프로그램 확대·강화를 목표하였다. 사업의 좋은 취지에도 불구하고 로봇 및 자동화기술 도입에 의해 일자리를 잃은 노동자들이 디지털역량 강화를

통해 노동시장에서 좋은 성과를 낼 수 있는지는 판단하기 어렵다. 만약 사업체에서 요구하는 디지털역량 수준과 훈련 프로그램을 통해 획득 가능한 디지털역량 간에 미스매치가 발생한다면 이러한 훈련 프로그램의 효과성은 높지 않을 것으로 판단된다. 따라서 디지털역량 강화를 위한 훈련 프로그램의 정책효과성을 높이기 위해서 아래와 같은 질문에 대한 연구가 선행되어야 할 것이다.

- (1) 로봇 및 자동화기술 도입에 따른 일자리를 상실한 노동자의 특성은 무엇인지 그리고 해당 노동자들이 실직 후 재취업에 걸린 기간은 어느 정도인지?
- (2) 재취업에 성공한 경우 이전 직장과 비교해서 새로운 직장의 특성은 어떻게 다른지?
- (3) 디지털역량 강화교육을 통해서 일자리 성과가 개선되는지?
- (4) 기업들이 요구하는 디지털역량의 수준과 디지털 훈련프로그램에서 제공하는 수준이 일치하는지?

목 차

I. 서론	1
II. 생산기술혁신과 노동소득의 관계	5
1. 이론적 논의	5
가. 기존 경제학에서의 노동과 자본의 관계	5
나. 과업중심 접근법(Task-based approach)	6
2. 선행연구	9
가. 로봇도입의 효과	9
나. 스마트공장 도입의 효과	11
III. 분석자료 및 식별전략	15
1. 분석자료	15
가. 지역노동시장 데이터	15
나. 로봇자료(IFR data)	15
다. 스마트공장자료	18
라. 스마트공장 미시분석자료	22
2. 식별전략	24
가. 로봇도입이 지역노동시장에 미친 효과 분석	24
나. 스마트공장 도입 효과 분석	28
3. 분석표본	30
가. 로봇표본의 기초통계량	30
나. 스마트공장표본의 기초통계량	32
IV. 로봇도입이 지역노동시장에 미친 영향	38
1. 로봇도입과 고용과의 관계: 산업수준	38
가. 로봇노출도와 산업특성과의 관계	38

나. 고용 및 임금과의 관계	42
2. 로봇도입이 지역 제조업 고용 및 임금에 미친 효과	44
3. 강건성 분석	51
4. 메커니즘 분석	54
V. 스마트공장 도입이 사업체의 고용에 끼친 효과	57
1. 사업체별 고용 및 고용구조	57
가. 사업체 고용수준	57
나. 신규 취업자 중 청년층 고용 비율	61
다. 스마트공장과 신규 취업자의 루틴화지수	64
2. 사업체별 평균임금	66
가. 사업체 평균임금에 끼친 영향	66
VI. 요약 및 정책적 시사점	69
1. 연구결과 요약 및 한계	69
가. 연구결과 요약	69
나. 연구의 한계	71
2. 정책적 시사점	72
가. 로봇세 도입 여부	73
나. 로봇 및 자동화기술 도입에 따른 실직노동자 지원정책	76
다. 상시모니터링을 위한 데이터 구축 및 평가	77
참고문헌	79
부록	84

표목차

〈표 II-1〉 스마트공장 도입과 관련된 주요 정책연구 비교	13
〈표 III-1〉 연도별 분야별 스마트공장 구축 지원 사업 참여 기업 현황	20
〈표 III-2〉 지역별 연도별 스마트공장 구축 지원 사업 참여 기업 현황	21
〈표 III-3〉 주요 변수 기초 통계	31
〈표 III-4〉 피보험자 DB 및 임금 정보와의 매칭률	32
〈표 III-5〉 스마트공장 도입 여부에 따른 신규 취업자 중 청년층의 비율	33
〈표 III-6〉 스마트공장 도입 여부에 따른 신규 취업자의 특정 루틴화 값의 비율	34
〈표 III-7〉 스마트공장 도입 및 연령에 따른 신규 취업자의 특정 루틴화 값의 비율	35
〈표 III-8〉 스마트공장 도입 여부에 따른 종사자의 평균임금	36
〈표 IV-1〉 산업수준에서 로봇도입과 산업특성과의 상관관계	42
〈표 IV-2〉 로봇 노출 정도가 고용 및 임금에 미치는 영향(산업수준)	43
〈표 IV-3〉 로봇 노출 정도가 제조업 고용 및 임금에 미치는 영향(시군구 수준, 도구변수) ..	47
〈표 IV-4〉 로봇 노출 정도가 지역고용에 미치는 효과(시군구 수준)	49
〈표 IV-5〉 로봇 노출 정도가 지역고용에 미치는 효과(광역수준)	52
〈표 IV-6〉 로봇 노출 정도가 지역고용에 미친 효과: 시점별 분석	53
〈표 IV-7〉 로봇 노출 정도가 지역 수출에 미치는 효과(시군구 수준)	54
〈표 IV-8〉 로봇 노출 정도가 지역고용에 미치는 효과(한국수출의 역할)	55
〈표 V-1〉 기본 모형 분석 결과: 사업체별 고용수준	57
〈표 V-2〉 고정효과 모형 분석 결과: 사업체별 고용수준	59
〈표 V-3〉 선행 추세를 포함한 분석 결과: 사업체별 고용수준	59
〈표 V-4〉 스마트공장 중복 참여 횟수까지 고려한 분석 결과	61
〈표 V-5〉 스마트공장 구축에 따른 신규 취업자 중 15~29세 청년의 비율 변화	62
〈표 V-6〉 스마트공장 구축에 따른 신규 취업자 중 15~34세 청년의 비율 변화	63

〈표 V-7〉 스마트공장 구축에 따른 신규 취업자 중 루틴화지수 1 이상의 직무를 수행하는 취업자 비율	64
〈표 V-8〉 스마트공장 구축에 따른 신규 취업자 중 루틴화지수 1.5 이상의 직무를 수행하는 취업자 비율	66
〈표 V-9〉 스마트공장 구축 지원 사업과 종사자 전체 평균임금	67
〈표 V-10〉 스마트공장 구축 지원 사업과 15~29세 청년층 평균임금	68
〈표 VI-1〉 스마트공장 연도별 보급 현황: 2015~2020년	72

그림목차

[그림 III-1] 로봇의 종류	16
[그림 III-2] 노동자 1천명당 주요국의 로봇도입량	17
[그림 III-3] 한국 제조업에서의 분야·연도별 로봇도입 대수	18
[그림 III-4] 스마트공장 도입수준에 따른 상세내용	19
[그림 III-5] 한국의 로봇도입량과 타국(독일, 대만, 싱가포르)의 로봇도입량의 관계	27
[그림 III-6] 스마트공장 도입·미도입 기업의 매출액 및 영업이익의 연도별 변화	29
[그림 III-7] 신규 취업자의 루틴화지수와 급여와의 관계	37
[그림 IV-1] 산업수준에서 대중국 수입·수출 변화(2001~2018년)	39
[그림 IV-2] 산업수준에서 중국의 전 세계 수입 변화(2001~2018년)	40
[그림 IV-3] 산업수준에서 대 베트남 수입 변화(2001~2018년)	41
[그림 IV-4] 로봇 노출도와 인구1인당 종사자 수와의 관계(reduced form)	45
[그림 IV-5] 로봇 노출도와 로그 종사자 수 변화와의 관계(reduced form)	46
[그림 IV-6] 로봇 노출도와 로그 임금의 변화와의 관계(reduced form)	46

I. 서론¹⁾

최근 Karabarbounis and Neiman(2014)을 위시한 여러 연구들은 세계 주요국의 노동소득분배율이 감소한다는 것을 보고하고 있다. 그 동안 변하지 않을 것으로 생각되었던 노동소득분배율의 감소는 소득불평등뿐만 아니라 생산성과 자원 배분 등과도 직결되는 문제로, 여러 정책의 방향성을 결정하기 때문에 매우 중요한 문제라고 할 수 있다. 따라서 전 세계적으로 노동소득분배율의 감소 현상을 설명하기 위하여 최근 많은 연구들이 진행되고 있다. 연구 결과 노동소득분배율의 감소는 산업 간 구성의 변화가 아니라 산업 내에서 발생하는 것으로 나타났으며(Autor et al., 2017), 투자재 가격의 감소(Karabarbounis and Neiman, 2014)와 슈퍼스타 기업으로의 집중(Autor et al., 2020) 현상 등도 그 원인으로 지목되고 있으나, 특히 로봇과 자동화기술의 발전으로 인한 노동소득의 감소가 노동소득분배율 감소의 주요 원인으로 가장 큰 집중을 받고 있다고 할 수 있다.

기계가 노동자를 대체하고 노동소득을 감소시킨다는 것은 최소 19세기 초 러다이트 운동(Luddite) 이전부터 존재했던 생각들이다. 하지만 이러한 생각은 잘못되었고 자본의 증가는 노동소득을 증가시킨다는 것이 그동안 여러 연구로 입증되며 경제적 상식으로 정립되었다. 즉 최소한 기존 자본재와 관련해서는 이러한 러다이트적인 발상은 잘못된 생각이다. 하지만 최근 유력한 경제학 연구들에서 로봇과 자동화장치들은 기존의 자본재와 그 성격이 근본적으로 다르고, 따라서 노동소득분배율의 감소에 기여할 수 있다는 주장들이 나오고 있다(Acemoglu and Restrepo, 2020; Stiebale et al, 2020 등). 새로운 현상인 자동화, 로봇 그리고 로봇세의 영향을 분석하기 위하여 새로운 이론적 틀/framework이 개발되고 있으며, 이를 바탕으로 로봇이 고용에 미치는 효과를 분석하고, 로봇세의 효과를 검토하는 연구 결과도 존재한다.

1) 본 연구는 한국조세재정연구원에서 발행하는 월간 『재정포럼』 2022년 4월호(제310호) 「로봇 도입의 효과와 로봇세에 대한 논의」에 일부 내용이 소개된 바 있음을 밝힌다.

본 연구는 로봇과 자동화장치와 관련한 이러한 최근 논의들을 한국적 상황 속에서 다루고자 한다. 한국의 경우, 세계 주요국과는 다르게 노동소득분배율의 감소가 이루어지고 있는지 분명하지 않다(주상영·전수민, 2014; 이병희, 2015; 이강국 2019; 박정수 2020). 따라서 세계 각국에서 연구되는 로봇 및 자동화기술의 노동시장 효과가 한국에서도 같은 방향성을 갖고 나타날지는 직접 실증분석을 수행하기 전에는 알기 어렵다. 즉 한국에서 로봇 및 자동화기술이 노동시장에 미치는 효과를 살펴볼 필요가 있고, 로봇세 등에 대한 논의 역시 한국적 상황에 맞춰 할 필요가 있다. 따라서 본 연구에서는 한국의 생산기술의 혁신이 노동시장의 고용 및 임금 등에 끼친 영향을 분석하였다. 로봇이 고가장비라는 특성상 대기업 위주로 진행되고 있음을 고려하여(성재민 외, 2020)²⁾ 생산기술혁신이 한국노동시장에 끼친 영향을 탐색하기 위해 본 연구에서는 로봇도입 외에 스마트공장 도입이 노동시장에 미친 영향 역시 살펴 보았다.³⁾

본 연구의 분석결과를 요약하면 먼저 지난 20년간 한국에서의 로봇도입이 지역 노동시장의 제조업 노동수요에 부정적인 영향을 끼쳤다는 증거를 찾을 수 없었다. 오히려 종사자 수 1천명당 로봇 1대 도입은 해당 기간 동안 지역노동시장 종사자 수를 0.377% 증가시키는 것으로 추정되었다. 임금이 미친 효과 역시 모든 모형에서 양(+)의 값으로 추정되어 로봇도입은 한국시장에서 노동수요를 감소시키는 방향으로 작동하지 않았음을 확인할 수 있었다. 로봇도입이 미국의 지역노동시장 고용을 악화시키는 결과, 그리고 독일 및 프랑스의 제조업 분야의 고용을 감소시킨다는 결과와 상이한 것으로 상이한 원인에 대한 분석 역시 필요한 것으로 나타났다.

한국은 수출의존도가 타국과 비교하여 높기 때문에 로봇도입에 따른 노동의 직접적인 대체효과보다 생산성 향상에 따른 노동수요 증가가 클 수 있고 이런 경로에 의해서 고용감소가 관측되지 않았을 가능성이 존재한다. 따라서 본 연구는 한국의 전 세계로의 수출이 추정결과를 어느 정도 매개하는지 살펴보았다. 이를 위해 특

2) 해당 연구에서는 제조업 중분류별 기업집단의 사업체 평균 기계설비 투자액과 로그변환한 제조업 중분류 수준의 로봇도입량 간의 상관관계를 분석하였는데 대기업(1천인 이상 종사자)에 한정해서 두 변수 간의 약한 상관관계(0.277)가 나타났으며 중견기업(300인 초과 500인 이하) 및 중소기업(300인 이하)에서는 두 변수 간의 상관관계가 약하게 추정되었다(중견기업, 0.050; 중소기업, 0.111).

3) Brookings report의 2021년 2월 기사에 따르면 미국의 5만개 사업체(establsihment)를 대상으로 설문조사를 실시한 결과를 살펴보면 한국의 경우와 유사하게 로봇을 도입한 사업체는 도입하지 않는 사업체와 비교해서 종사자 수 기준으로 규모가 큰 사업체인 것으로 나타났다.

정지역노동시장의 로봇도입이 해당 지역의 전 세계로의 수출을 증가시키는지 살펴 보았는데 분석결과, 로봇도입은 해당 지역의 전 세계로의 수출을 유의미하게 증가시키는 것으로 나타났다. 또한 한국의 전 세계로의 수출을 추가로 통제하고 모형을 추정한 결과, 고용 및 임금에서 관측된 양(+)의 효과는 크게 감소하는 것을 확인하였다. 즉 수출이라는 매개변수를 통제하자 추정치의 크기가 크게 변화하였기 때문에 한국에서의 로봇도입은 수출을 통해 고용 및 임금에 영향을 끼친 것으로 보이며 타국과의 결과가 상이한 이유 중에 하나인 것을 확인할 수 있었다.

그 다음 중소기업들의 스마트공장의 도입을 해당 사업체의 노동수요 등에 끼친 영향을 탐색하기 위해서 사업체 수준에서 스마트공장을 도입한 사업체와 도입하지 않는 사업체들의 노동관련 다양한 변수들(종사자 수, 청년고용비중, 임금)을 살펴 보았다. 먼저 종사자 수의 경우 스마트공장을 도입한 사업체는 도입하지 않는 사업체와 비교하여 종사자 수가 지속적으로 증가하는 것으로 추정되었다. 그 다음 신규 취업자 중 청년층의 비중이 스마트공장 도입에 따라 어떻게 변화하는지 분석하였는데 스마트공장의 도입은 도입사업체의 신규 취업자 중 청년층의 비중을 증가시키는 것으로 나타났다. 스마트공장은 작업 환경의 개선을 통해 위험 요소를 줄여주고 단순정보기입과 같은 반복 작업을 줄여줌으로써 청년층이 선호하는 형태의 작업장으로 바꾸는 역할을 수행한 것으로 판단된다.

마지막으로 스마트공장을 도입한 사업체의 평균임금은 미도입 사업체와 비교해서 도입 이후 시간이 지남에 따라 감소하는 것으로 나타났다. 물론 이러한 추정결과는 스마트공장 도입에 따른 조직 내 인적 구성의 변화에서 기인하였을 가능성이 존재한다. 따라서 인적구성변화에 따른 임금변화를 통제하기 위해 청년층의 평균임금이 스마트공장을 구축함에 따라 변화하였는지 분석하였다. 흥미롭게도 스마트공장을 도입한 사업체의 청년층 평균임금은 시간이 지남에 따라 감소하는 것으로 추정되었다. 따라서 스마트공장 도입에 따른 작업환경 개선 등의 비임금적인 혜택의 증가가 스마트공장에 지원하는 청년노동공급의 증가로 이어졌다는 해석에 좀 더 힘을 실어주는 것으로 청년층과 중소기업 간의 일자리 미스매치를 해결하는 데 스마트공장 등 자동화기술 도입이 일정한 역할을 할 수 있음을 보여준다.

본고의 구성은 다음과 같다. 먼저 제II장에서는 새로운 이론 모형 속에서 노동소득분배율의 감소와 로봇과 자동화 간의 관계를 기존의 경제학 이론과 대비해서

살펴보았다. 제Ⅲ장에서는 로봇 및 스마트공장 도입이 노동수요에 미친 역할을 분석하기 위한 분석자료와 식별전략을 논의하였다. 제Ⅳ장에서는 로봇도입이 지역노동 시장에 끼친 영향에 관한 분석결과를 제시하였으며, 제Ⅴ장에서는 스마트공장 도입이 사업체의 고용에 끼친 효과에 관한 분석결과를 제시하였다. 마지막으로 제Ⅵ장에서는 결론 및 정책적 함의점을 논의하였다.

II. 생산기술혁신과 노동소득의 관계

1. 이론적 논의

가. 기존 경제학에서의 노동과 자본의 관계

우선 로봇과 자동화에 따른 현상을 분석하기 위한 새로운 이론을 소개하기 앞서, 기존의 전통적인 경제학 모형에서 자본과 노동 간의 관계를 살펴볼 필요가 있다. 이론적인 논의를 위하여 Acemoglu and Restrepo(2018a; 2018b)의 논의를 원고 목적에 맞게 각색하여 소개하고자 한다.

학부 경제학 수업을 들었으면 한 번은 들어봤을 법한 Cobb-Douglas 생산함수는 서론에서 설명한 칼도어의 사실을 만족하기 때문에 널리 활용된다. 특히 아래 표기된 Cobb-Douglas 함수는 생산에 사용되는 생산요소 비율이 일정하게 유지되어 노동소득분배율과 자본소득분배율이 일정하게 유지된다는 주요 특징이 있다.

$$Y = (A_k K)^\alpha (A_L L)^{1-\alpha} \quad \text{식 (1)}$$

식 (1)에서 Y 는 총생산, K 는 자본, L 은 노동, A_k 는 자본생산성 또는 기술(capital-augmenting technology), 그리고 A_L 은 노동생산성 또는 기술(labor-augmenting technology)이다. 경쟁적인 시장에서의 임금은 노동생산성과 같기 때문에 위 생산함수를 바탕으로 경제의 임금을 아래와 같이 구할 수 있다.

$$W = \frac{\partial Y}{\partial L} = (1-\alpha) \frac{Y}{L} \quad \text{식 (2)}$$

이러한 경제에서 노동자 소득은 노동공급에 임금을 곱한 값으로, 노동소득분배율은 $\frac{WL}{Y}$ 로 표기되는데, 임금결정식 (2)를 바탕으로 노동소득분배율을 구하면 다음과 같다.

$$s_L = \frac{WL}{Y} = 1 - \alpha, \quad s_k = 1 - s_L = \alpha \quad \text{식 (3)}$$

식 (3)을 통해 알 수 있듯, 노동소득분배율 s_L 은 항상 일정한 값 $1 - \alpha$ 를 갖는 것을 알 수 있으며, 자본소득분배율 s_k 역시 일정하다. 자본, 노동, 생산성 등이 변하더라도 노동소득분배율은 변하지 않는다. 즉 이러한 기존의 경제학적 기틀 아래에서는 자본이 증가한다고 노동소득분배율이 감소하지 않는다는 것을 확인할 수 있다.

나아가 아래 식 (4)에서 볼 수 있듯 임금 역시 기술수준의 발전 또는 자본의 도입으로 인하여 감소하지 않고 오히려 증가하게 된다. 즉 노동공급의 증가만이 임금의 감소로 이어진다.

$$\frac{d \ln W}{d \ln A_K} = \alpha, \quad \frac{d \ln W}{d \ln K} = \alpha, \quad \frac{d \ln W}{d \ln A_L} = 1 - \alpha, \quad \frac{d \ln W}{d \ln L} = -\alpha \quad \text{식 (4)}$$

결론적으로 기존 경제학 모형 안에서는 자본의 도입은 노동자에게 무조건적으로 유리하다고 볼 수 있다.⁴⁾

나. 과업중심 접근법(Task-based approach)

앞서 살펴보았듯이 기존의 경제학적 관점에서는 노동소득분배율의 감소를 설명하기 어려우며, 로봇의 효과에 대한 별도의 분석을 수행하기 어렵다. 따라서 Acemoglu and Restrepo(2018a; 2018b)는 기존의 분석을 포괄하면서도 노동소득분배율의 변화를 설명하고, 로봇 및 자동화기술의 영향력을 분석할 수 있는 새로운 이론을 제안하였다. 과업중심 접근법(Task-based approach)이라고 명명한 이 방식에서는 총생산을 여러 과업의 총합으로 정의한다.

4) 상기 내용은 Cobb-Douglas 함수뿐만 아니라 constant returns-to-scale 생산함수를 활용한 분석에서는 모두 적용된다. 관련 내용을 더 자세히 파악하고자 하는 독자는 Acemoglu and Restrepo(2018a)의 논의를 참조하길 바란다.

$$Y = \left(\int_{N-1}^N y(i)^{\frac{\sigma-1}{\sigma}} di \right)^{\frac{\sigma}{\sigma-1}} \quad \text{식 (5)}$$

식 (5)는 이러한 접근법에서의 총생산 함수다. 경제는 $i \in [N-1, N]$ 의 과업들로 구성이 되어 있으며 $y(i)$ 는 각 과업의 결과물이라고 볼 수 있는 것이다. Y 는 여전히 총생산이나, 이제 총생산은 여러 과업의 결과물 $y(i)$ 들의 constant-elasticity of substitution(CES) 함수의 형태로 정의된다. 또한 과업의 개수는 measure 1로 고정되어 있다.

개별 과업은 노동 또는 자본을 통하여 수행할 수 있다. 어떠한 과업들은 기술의 부족으로 인하여 노동력을 통해서만 수행이 가능한 반면, 일부 과업들은 노동을 통해서 생산할 수도 있고 자본(로봇 또는 자동화기술)을 활용하여 생산할 수도 있다. 따라서 과업 i 의 생산함수는 다음과 같이 정의할 수 있다.

$$y(i) = \begin{cases} \gamma(i)l(i) & \text{if } i > I \\ \eta(i)k(i) + \gamma(i)l(i) & \text{if } i \leq I \end{cases} \quad \text{식 (6)}$$

식 (6)에서 $i > I$ 인 과업들은 아직 기술의 한계 등으로 인하여 노동력 $l(i)$ 를 통해서만 생산할 수 있다. 예컨대 로봇 또는 자동화기술로 대체가 되지 않는 일부 설계 과업, 또는 상담과 같이 반드시 노동력이 필요한 과업들이 이러한 과업이라고 볼 수 있다. 반면 $i \leq I$ 인 과업들은 자본 $k(i)$ 또는 노동 $l(i)$ 모두를 통해서 생산이 가능하며, 둘은 완벽한 대체 관계를 갖는다. 예컨대 제조업 생산과정에서 로봇 등으로 대체 가능한 여러 세부 과업들 또는 서비스 로봇으로 대체 가능한 편의점 계산 또는 식당 서빙과 같은 과업들을 이러한 과업으로 생각할 수 있다. $\gamma(i)$ 와 $\eta(i)$ 는 각각 노동생산성과 자본생산성으로, $i \leq I$ 인 과업들의 경우 기업이 비용이 더 적게 드는 요소를 활용하여 생산한다. 분석의 편의상 과업은 상대적으로 노동생산성이 높은 순서대로 변화 i 가 정해진다고 가정한다. 즉 i 의 값이 커질수록 $\frac{\gamma(i)}{\eta(i)}$ 는 증가한다.

이 모형에서 로봇을 포함한 자동화기술의 발전은 자본을 통하여 생산할 수 있는 과업의 증가를 나타내는 I 의 증가로 표현할 수 있다. I 의 증가는 기업이 원할 경우

자본을 통하여 노동을 대체할 수 있다는 것을 의미하여 노동의 감소의 원인이 될 가능성이 있다. 반면 이 모형에서 각 과업의 노동생산성인 $\gamma(i)$ 또는 자본생산성인 $\eta(i)$ 가 증가하는 것은 전통적인 노동생산성과 자본생산성의 증가와 유사하다고 볼 수 있다. 마지막으로 새롭고 더 생산적인 과업이 개발되어 기존의 과업을 대체할 수 있는데, 이는 모형에서 N 의 증가로 표현할 수 있다.

식 (5)와 식 (6)을 통합하여 총생산을 생산요소에 대한 식으로 아래와 같이 표기할 수 있다.

$$Y = \left\{ \left(\int_{N-1}^I \eta(i)^{\sigma-1} di \right)^{\frac{1}{\sigma}} K^{\frac{\sigma-1}{\sigma}} + \left(\int_I^N \gamma(i)^{\sigma-1} di \right)^{\frac{1}{\sigma}} L^{\frac{\sigma-1}{\sigma}} \right\}^{\frac{\sigma}{\sigma-1}} \quad \text{식 (7)}$$

식 (7)은 총생산을 자본과 노동의 CES 함수로 표현하고 있으며, 총자본생산성 $\left(\int_{N-1}^I \eta(i)^{\sigma-1} di \right)^{\frac{1}{\sigma}}$ 와 총노동생산성 $\left(\int_I^N \gamma(i)^{\sigma-1} di \right)^{\frac{1}{\sigma}}$ 을 개별과업들의 생산성의 합 의 형태로 표현할 수 있음을 보여준다. K 는 총자본으로 $K = \int_{N-1}^I k(i)di$ 로 정의되며 L 은 총노동으로 $L = \int_{N-1}^N l(i)di$ 로 정의할 수 있다.

우선 아래 (A1)과 같은 가정이 성립하면 자동화기술의 발전(I 의 증가)은 당장 직접적인 효과가 없다.

$$(A1) \quad \frac{\gamma(I)}{\eta(I)} \geq \frac{W}{R}$$

그 이유는 (A1)이 성립할 경우 I 이하의 과업들 중 일부는 기업들의 선택에 의하여 이미 자본이 아닌 노동으로 생산되고 있기 때문에, 기술의 발전이 기업들의 기술 도입으로 바로 이어지지 않기 때문이다. 따라서 이러한 경우, 과업들의 전통적인 자본생산성 $\eta(i)$ 의 증가가 있어야 노동이 자본으로 대체되기 시작한다.

반면 다음 (A2) 가정이 성립할 경우 이미 자본으로 생산이 가능한 과업들은 자본으로 생산되고 있기 때문에 기술의 발전이 자본에 의한 노동의 대체로 이어질 가능성이 존재한다.

$$(A2) \quad \frac{\gamma(L)}{\eta(L)} < \frac{W}{R}$$

Acemoglu and Restrepo(2018b)는 가정 (A2) 아래에서 자동화기술의 발전과 관련된 여러 결과들을 보여주고 있으며, 이를 간단히 소개하고자 한다. 추가적인 수식 보다는 직관적인 설명을 위주로 자동화기술의 발전에 대한 효과를 논의하고자 한다.⁵⁾

가정 (A2)가 성립할 경우 자동화기술의 발전은 생산성 및 총생산의 증가로 이어진다. (A2)가 성립한다는 것은 기술의 제약으로 인하여 상대적으로 생산성이 낮은 노동을 통하여 일부 과업들이 이루어지고 있다는 것을 의미하기 때문에, 자동화기술의 발전은 더 생산성이 높은 자본을 통하여 과업을 수행할 수 있게 해 주어 총생산 및 생산성의 증가를 야기하기 때문이다. 또한 자동화기술의 발전은 노동소득분배율을 감소시킨다. L 가 증가할 경우 총생산함수 (7)에서 총노동생산성이 감소하는 것을 확인할 수 있으며 노동 역시 감소한다. 따라서 총생산에서 노동의 비중이 감소하며 노동소득분배율이 악화된다. 나아가 자동화기술의 발전은 1인당 생산성의 증가는 가져오나, 임금의 감소로 이어질 수도 있다. 생산성의 증가는 임금의 증가를 촉발하나, 자동화기술의 증가는 노동의 대체를 유도하기 때문에, 두 효과의 상대적 크기에 따라 임금이 감소할 가능성도 생긴다. 마지막으로 자동화기술의 증가는 자본수요와 자본수익률을 증가시킨다.

2. 선행연구

가. 로봇도입의 효과

로봇도입이 노동시장에 끼친 영향을 연구한 실증분석 결과들을 소개하면 우선 주요 특징으로는 미국을 비롯한 각국에서 로봇도입의 효과에 대한 실증분석 결과들은 국가별로 다양하게 나타난다는 것이다. Acemoglu and Restrepo(2020a)는 International Federation of Robots(IFR)의 산업별 로봇도입량 자료를 활용하여 로

5) 자세한 내용은 Acemoglu and Restrepo(2018b)를 참조하길 바란다.

봇의 도입이 미국의 지역별 고용 및 임금에 미친 영향을 살펴보았다. 분석 결과 인구 1천명당 로봇 한 대의 도입은 고용률을 0.2%p 감소시키며 임금은 0.42% 감소시키는 것으로 나타났다. Acemoglu and Restrepo(2021)는 임금 불평등 증가의 큰 원인이 단순 업무에 종사하는 근로자의 임금 감소로 인한 것임을 보이고, 그 원인을 자동화기술에 의한 노동의 대체로 지목하였다. 그들은 단순 과업이 대체되는 것을 보이기 위하여, 산업별 노동소득분배율의 감소의 약 50% 가량이 로봇과 자동화기술의 도입으로 인한 것임을 보였으며, 임금 변화에서도 유사한 결과를 추정하였다. 이어, 이러한 결과를 바탕으로 일반균형 효과를 고려한 모형을 바탕으로 자동화기술로 인한 노동 대체가 1980년에서 2016년 사이에서 미국 경제에서 나타난 임금 변화의 약 50%를 설명할 수 있고, 대학 프리미엄의 80%를 설명할 수 있다고 주장하였다.

Dauth et al.(2021)은 독일에서 산업별 로봇도입량을 활용하여 지역 고용에 로봇이 미친 효과를 분석한 결과, 로봇의 도입은 제조업에서는 노동 대체를 유발하는 것으로 나타났다. 그러나 독일에서는 제조업에서의 고용감소는 서비스업에서의 새로운 고용으로 완전히 상쇄되는 것으로 나타났다. 또한 기술 도입으로 인한 고용 감소 효과는 젊은 노동자에 집중되며, 이미 고용된 노동자에게는 오히려 유리하게 작용하는 것을 보였다. 나아가 젊은 노동자들은 이러한 산업구조의 변화에 따라 직업 교육보다는 대학교를 가는 방향으로 대응하는 것으로 나타났다. Graetz and Michaels(2018)는 1993년부터 2007년까지의 17개국 14개 산업 자료를 활용하여 로봇의 도입이 노동생산성을 0.36%p 증가시켰으며, 총요소생산성을 증가시키고 가격을 낮춘 것을 보였다. 또한 로봇의 도입은 총고용을 감소시키지는 않았으나, 저숙련 노동자의 비중은 낮춘 것으로 나타났다.

Acemoglu et al.(2020), Koch et al.(2021), 그리고 Dixon et al.(2021)은 사업체 수준의 자료를 활용하여 로봇이 고용에 미친 효과를 분석하였다. Koch et al.(2021)이 스페인의 제조업 기업들의 자료를 활용하여 분석한 결과, 로봇도입 기업은 도입 후 4년간 생산성이 20~25% 증가하는 것으로 나타났으며, 기업의 노동 비용은 5~7% 감소하나 고용은 오히려 10% 증가하는 것으로 나타났다. Dixon et al.(2021)은 캐나다 자료를 활용하여 기업의 로봇도입은 직원 회전율은 높이나 총고용은 증가시키는 것을 보인 반면, Acemoglu et al.(2020)은 프랑스 제조업 기업들 중 로봇을

도입한 기업은 노동의 비중을 감소시키고 생산성을 증가시키나, 사업 규모를 확대하며 총고용을 늘리는 것을 확인하였으나, 이러한 고용의 증가보다는 경쟁 업체들의 고용 감소 유발 효과가 더 커 산업 전체의 고용은 감소하는 것을 보였다.

한편 한국에서 로봇도입이 고용 및 임금에 미치는 효과를 분석한 연구는 김태경·이병호(2021)와 Kim(2021)의 연구가 존재한다. 김태경·이병호(2021)는 산업용 변이를 활용하여 한국에서 로봇도입의 효과를 분석하였다. 2005년부터 2018년까지의 통계청 「전국사업체조사」 자료와 IFR의 로봇 자료를 활용하여 분석을 수행한 결과, 로봇도입은 고용 및 임금 모두의 감소를 유발하는 것으로 분석하였다. 그러나 이 연구는 로봇도입이 해당 산업의 고용여건에 미치는 효과만을 고려한 것으로, 여타 산업과 경제 전반에 미치는 효과는 고려되지 못한 것으로 보인다. 따라서 본고에서는 지역별 변이를 활용하여 산업 간 이동도 고려할 수 있도록 분석할 계획이며, 김태경·이병호(2021)의 결과와 본고의 분석 결과는 상호 보완적인 성격이 있을 것으로 생각된다. 마지막으로 Kim(2021)은 본 연구와 유사하게 시군구 수준의 로봇노출도를 Bartik변수를 통해 구축하고 시군구 수준의 노출도가 해당 노동시장의 신규채용에 미친 영향을 살펴보았다. 2010년부터 2019년까지 한국고용정보원의 워크넷 자료와 IFR의 로봇자료를 활용하여 분석한 결과, 로봇도입은 제조업의 신규채용을 감소시키는 것으로 나타났다. 로봇도입이 많이 이루어진 시군구의 제조업 신규채용이 감소하더라도 기존 노동자들이 고용을 오랫동안 유지하게 된다면 해당 시군구의 제조업에서의 고용은 증가하기 때문에 Kim(2021)의 연구결과와 본 연구의 분석결과는 상충되지 않는 것으로 생각된다.

나. 스마트공장 도입의 효과

스마트공장 도입에 따른 효과를 연구한 최근에 활발히 이루어지고 있는데 본 원고에서는 스마트공장의 도입이 고용에 미친 영향을 탐색한 연구로 한정하여 소개한다. 먼저 중소벤처기업부의 용역보고서(2018)는 스마트공장 도입이 매출 및 고용 등에 미친 효과를 분석하였다. 해당 연구는 2014년부터 2017년까지 스마트공장을 도입한 5,003개 기업을 대상으로 스마트공장 도입에 따른 효과를 분석하였다. 분석결과, 스마트공장의 도입은 도입업체의 고용(4.2%)과 매출(7.7%)을 증가시키고

산업재해의 감소(18.3%), 그리고 공정개선의 효과가 있는 것으로 나타났다. 다만 해당 연구는 스마트공장 도입을 완료한 기업과 유사 조건의 미도입 기업 간 성과 비교를 위해 성향점수매칭(Propensity Score Matching, 이하 PSM)을 활용하였는데, 성향점수매칭을 통한 비교그룹 설정 시 과거의 매출액, 고용의 추세를 고려하지 않아 스마트공장의 긍정적 효과가 다소 과대하게 추정되었을 가능성이 존재한다.⁶⁾

다음 김민호 외(2019)는 설문조사를 통해 데이터를 구축하고 스마트공장 도입에 따른 고용효과를 살펴보았다. 참고로 해당 설문조사에는 952개의 사업체를 대상으로 진행하였는데 이 중 스마트공장 관련 사업의 지원을 받은 공장은 297개여서 2018년까지 5,202개의 사업체가 스마트공장을 도입한 것을 감안한다면 스마트공장을 도입한 일부 업체만이 표본에 포함되었음을 확인하였다. 분석모형은 1차차분모형을 사용하였고 공장의 스마트 수준의 변화가 고용에 부정적인 영향을 끼친다는 증거를 찾을 수 없었다.

방형준·노용진(2019)은 민관합동 스마트공장 추진단 제공 스마트공장 참여기업 명단, 고용보험 사업장 정보자료, 한국기업데이터를 연계하여 스마트공장 도입이 해당 사업체의 고용에 끼친 영향을 분석하였다. 본 연구와 동일하게 2018년까지 스마트공장을 도입한 사업체 전수를 분석대상으로 포함하였다. 분석모형은 고정효과모형을 활용하였으며 스마트공장을 도입한 사업체와 도입하지 않는 사업체간의 고용의 추세가 다를 수 있음을 감안하여 사업체별 선형 추세를 통제하였다. 추정결과, 스마트공장 도입이 고용에 부정적인 영향을 끼친다는 증거를 찾을 수는 없었다.

박양신·지민웅(2020)은 스마트공장 도입이 고용, 매출 등에 미친 영향을 분석하였다. 자료 구축을 위해 설문조사를 실시하였는데 설문조사는 841개의 사업체를 포함하고 있으며 이 중 스마트공장 관련 사업의 지원을 받은 사업체는 413개를 포함하였다. 분석모형으로는 앞서 중소벤처기업부(2018) 보고서와 유사하게 참여기업과 비슷한 성격을 가졌지만 스마트제조 솔루션을 도입하지 않은 428개의 업체를 통제그룹으로 활용하였다. 추정결과, 스마트공장 도입이 고용 및 매출에 양(+의) 효과가

6) 이환웅(2021)에서 확인하였듯이 스마트공장을 도입한 업체는 도입하지 않는 업체와 비교하여 과거에 매출액 및 고용이 꾸준히 증가하는 추세가 관측되기 때문에 스마트공장을 도입하지 않았더라도 비도입 사업체와 비교해서 고용 및 매출이 증가하였을 가능성이 존재한다.

관측되었으나 효과의 크기는 작은 것으로 나타났다.

마지막으로 이환웅(2021)은 민관합동 스마트공장 추진단이 제공한 스마트공장을 도입한 전수 사업체 명단, 고용보험 사업장 정보자료, 한국기업데이터를 연계하여 스마트공장의 도입이 고용 및 기업매출액에 끼친 영향을 분석하였다. 해당 연구는 방형준·노용진(2019)과 유사하게 고정효과모형을 활용하였으나 스마트공장 참여 기업과 비참여기업의 도입 전 특성을 최대한 동질하게 만들기 위해 성향점수를 활용한 가중회귀분석을 실시하였다. 해당 연구는 선행연구들과 다르게 스마트공장 도입업체들의 도입 전 고용 및 매출액 추세를 고려하여 통제그룹을 구축하였다. 분석결과, 스마트공장을 도입한 사업체들의 고용은 코호트별로 4~6% 증가하는 것으로 나타났다. 반면 매출액의 경우 2017년 코호트를 제외하고 증가가 관측되지 않았다. 따라서 이환웅(2021)은 스마트공장 도입에 따른 고용증가가 매출액 확대에 따른 노동수요의 증가에서 기인하였을 가능성이 낮은 것으로 판단하였다.

〈표 II-1〉 스마트공장 도입과 관련된 주요 정책연구 비교

구분	김민호 외 (2019)	이환웅 (2021)	박양신·지민웅 (2020) ³⁾	방형준·노용진 (2019)	
활용자료	설문자료 ¹⁾	한국기업데이터, 고용보험 DB	한국기업데이터, 고용보험 DB	민관합동 스마트공장 추진단 제공자료, 한국기업데이터, 고용보험 DB	
분석년도	2015~2017년	2015~2017년	2014~2018년	2014~2017년	
분석방법	1차차분모형	PSM-DID	DID	DID	
분석결과	매출 증감률	영향 없음	2015년, 2016년 코호트 효과 없음 2017년 도입 기업에서만 +4.5%	0.03~0.04% 증가	- ²⁾
	고용 증감률	영향 없음	도입 후 2년 내 +2명(4~6%)	0.03~0.06% 증가	영향 없음

주: 1) 한국개발연구원(2018)에서 활용된 설문자료

2) 해당 연구에서는 고용효과만을 분석함

3) 해당 연구에서 주목할 점은 스마트제조 시스템 구축이 로그매출액에는 통계적으로 유의한 영향을 미치나, 로그 영업이익에는 유의미한 영향을 미치지 못한 것으로 나타나 실질적인 재무환경 개선에는 영향을 미치지 않는 것으로 결론 지을 수 있음

자료: 한국조세재정연구원 내부자료

본 연구는 선행연구와 다음 3가지 측면에서 차이점이 존재한다. 먼저 스마트공장 도입에 따른 사업체의 고용뿐만 아니라 임금에 끼친 영향을 분석함으로써 스마트공장 도입이 해당 기업의 노동수요 및 공급에 끼친 영향을 조망하였다. 스마트공장 도입이 사업체의 임금에 미친 영향을 분석한 연구는 아직까지 없기 때문에 본 연구는 스마트공장 도입이 기업의 노동수요 및 공급에 미친 영향을 처음으로 조망하는 연구가 될 것으로 보인다. 둘째, 본 연구는 사업체 수준의 고용뿐만 아니라 도입기업의 청년고용의 변화를 살펴봄으로써 스마트공장 도입에 따른 고용구조의 변화를 살펴보았다. 혁신기술의 도입이 중소기업의 청년고용을 활성화하였는지 살펴봄으로써 스마트공장 도입이 중소기업 인력수급의 미스매치를 개선할 수 있는지에 대한 함의를 제공하였다. 마지막으로 본 연구는 스마트공장 도입이 사업체의 직종 변화에 끼친 영향을 살펴봄으로써 사업체의 고용수준뿐만 아니라 고용의 다양한 측면에 끼치는 영향을 분석하였다.

Ⅲ. 분석자료 및 식별전략

1. 분석자료

가. 지역노동시장 데이터

시군구 수준에서 로봇도입이 제조업의 고용과 1인당 평균임금에 끼치는 효과를 분석하기 위해서 본 연구에서는 광업제조업조사(2000~2018)를 활용하였다. 광업제조업조사는 광업·제조업 부문에 대한 구조와 분포 및 산업활동의 실태과약을 위해 한국표준산업분류에 규정된 산업대분류 “B(광업)” 및 “C(제조업)”에 해당하는 10인 이상의 전사업체를 조사한다. 다만 해당 자료를 사용할 경우 10인 이하의 사업체에 의한 고용을 고려할 수 없다는 한계점이 있으므로 보완적으로 전국사업체 조사를 사용하여 로봇도입이 지역노동시장의 고용수준에 끼친 영향을 분석하였다.

전국사업체조사는 사업체의 고용형태별 인원 분류, 산업분류코드 정보 등을 제공하기 때문에 산업용 로봇도입에 의한 직접적인 영향을 받는 제조업의 고용뿐만 아니라 지역노동시장의 산업구조에 끼친 변화를 탐색하는 데 장점이 있다. 다만 해당 자료는 사업체의 임금정보를 제공하고 있지 않다는 한계점이 존재하므로 필요한 경우 고용형태별 근로실태조사의 임금정보를 활용하였다.

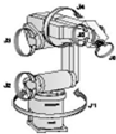
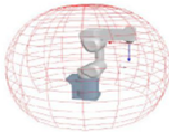

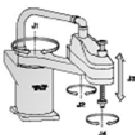
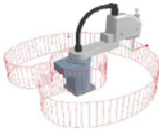

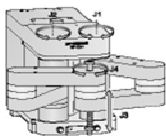
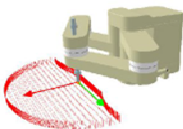


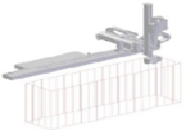

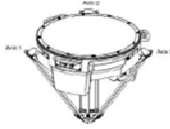





나. 로봇자료(IFR data)

본 원고의 중요 설명변수인 시군구 수준의 로봇노출도의 계산은 선행연구에서 활발히 활용되었던 국제로봇협회(International Federation of Robotics, IFR)의 각국 산업별 로봇도입량 자료를 사용하여 구축하였다.⁷⁾ [그림 III-1]은 독자의 이해를 돕기 위하여 본고의 분석 대상인 주요 산업로봇의 종류를 보여주고 있다. IFR의 정의에 따르면 산업로봇은 자동으로 제어되고 재프로그래밍될 수 있는 다목적의 기

7) 해당 자료를 사용한 국외연구로는 Graetz et al.(2018); Acemoglu and Restrepo(2020); Dauth et al.(2021) 등이 존재하며 국내연구로는 김태경·이병호(2021) 등이 존재한다.

계로⁸⁾ 비교적 자율성이 높고 기존에 노동자가 수행할 수밖에 없었던 업무를 대체할 수 있는 기계들을 로봇으로 지정하였음을 알 수 있다.

[그림 III-1] 로봇의 종류

Principle	Kinematic Structure	Photo
Articulated Robot 		
SCARA Robot 		
SCARA Robot 		
Cartesian Robot 		
Parallel Robot 		
Cylindrical Robot 		

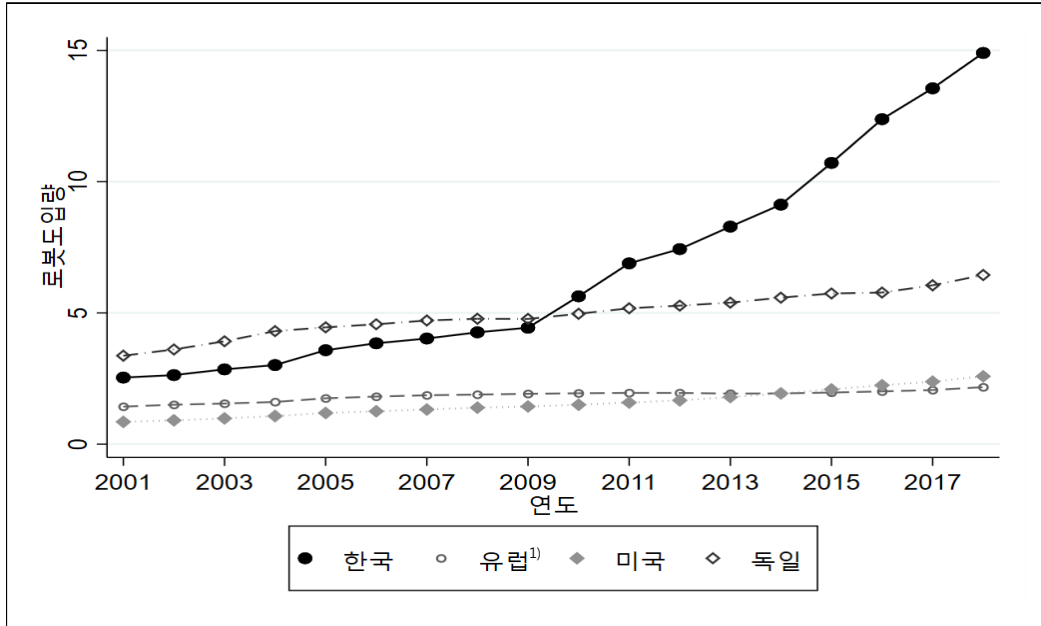
자료: IFR(2021), p. 33.

8) IFR, "an automatically controlled, reprogrammable, and multipurpose machine in three or more axes," <https://ifr.org/industrial-robots>, 검색일자: 2022. 4. 17.

[그림 III-2]는 노동자 1천명당 주요국의 로봇도입량을 보여주고 있다. 한국의 경우 2009년 이후 로봇도입량이 급격하게 증가하여 2010년 이후에는 주요 국가들보다 오히려 노동자 1인당 로봇량이 더 많이 증가하는 것으로 나타났으며 이러한 격차는 시간이 지날수록 증가하는 것으로 나타났다.

[그림 III-2] 노동자 1천명당 주요국의 로봇도입량

(단위: 1천명당 대)



주: 1. 국가별 종사자 수는 전일제 근로자 기준(full-time equivalent)로 OECD의 고용데이터를 활용하여 계산함

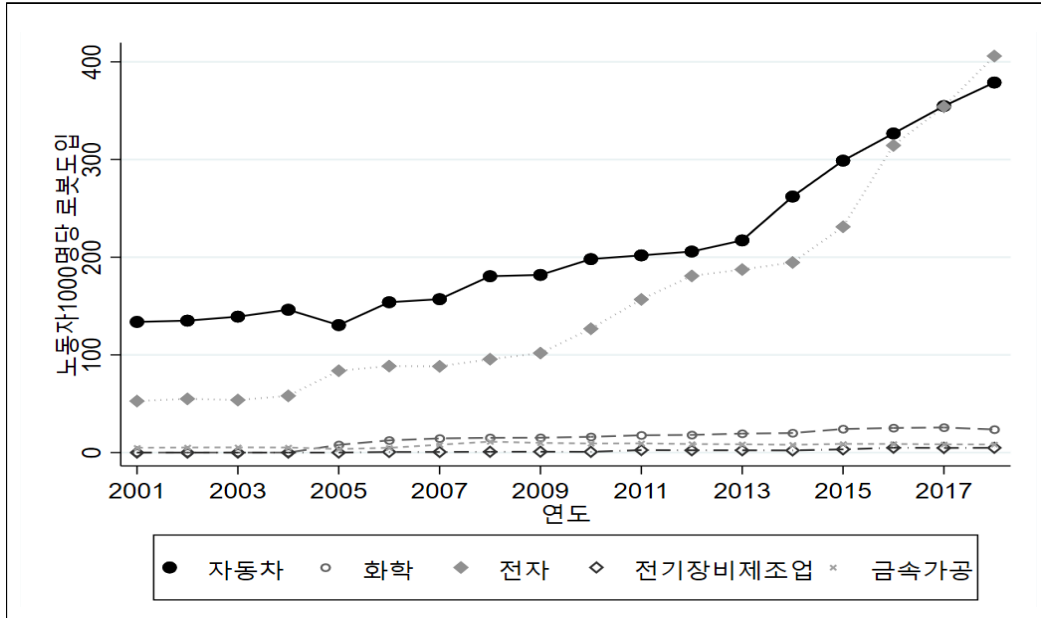
1) 유럽은 덴마크, 핀란드, 이탈리아, 스웨덴, 스페인, 노르웨이, 영국을 포함

자료: 국제로봇협회(IFR) 나라별 자료를 활용하여 저자 계산

[그림 III-3]은 한국의 주요 제조업 부문별로 로봇 운용 추이를 제시하였다. 해당 그림을 통해 알 수 있듯이 제조업 내에서도 업종별 로봇도입 대수의 편차가 크다는 것을 확인할 수 있는데 특히 전기와 자동차 분야에서 로봇도입이 급격하게 증가한 것으로 나타났다.

[그림 III-3] 한국 제조업에서의 분야·연도별 로봇도입 대수

(단위: 대)



자료: 국제로봇협회(IFR) 한국데이터를 이용하여 저자 작성

다. 스마트공장자료

본 원고의 중요 설명변수인 사업체별 스마트공장 도입 여부는 민관 합동 스마트 공장 추진단에서 제공한 2014~2018년 스마트공장 참여기업명단을 사용하였다. 해당 자료는 도입연도뿐만 아니라 도입한 스마트공장 분야 및 수준의 정보 등을 제공하고 있어서 도입한 기술의 분야 및 수준에 따른 고용효과의 이질성을 살펴볼 수 있는 장점이 존재한다. 또한 한국기업데이터 및 고용보험 DB 사업장자료와 연계할 수 있는 사업자식별번호를 제공하고 있어서 해당 자료들과의 연계를 통한 분석이 가능하다.

‘민관 합동 스마트 공장 추진단’은 스마트공장을 제품의 기획부터 판매까지 모든 생산과정을 ICT(정보통신) 기술로 통합하여 최소비용과 시간으로 고객 맞춤형 제품을 생산하는 시스템으로 정의하고 있다.⁹⁾ 스마트공장은 ICT 기술의 도입수준에 따라 기초, 중간 1, 중간 2, 고도단계로 구분할 수 있는데 [그림 III-4]는 도입수준에

9) 스마트제조혁신추진단 홈페이지, 「스마트공장 소개」 참고, <https://www.smart-factory.kr/>, 검색일자: 2022. 5. 9.

다른 상세내용을 제시하고 있다. 현재 스마트공장을 도입한 대부분의 사업체는 기초수준의 기술을 도입하였는데 기초수준에는 실적집계의 자동화, 공정물류 관리(POP), 서버를 통한 기술 및 납기 관리 등이 포함되어 있다. 산업용센서 등을 통해서 공정관련 정보가 실시간으로 자동 집계 및 모니터링되므로 공정의 효율성 및 품질 향상을 기대할 수 있다.

스마트공장 도입은 이론적으로 기업의 노동수요의 감소 및 증가를 모두 초래할 수 있다. 먼저 고용증가 측면에서 살펴보면 스마트공장 도입은 도입 기업들의 생산성을 증대시켜 도입 기업들의 노동수요를 증가시킬 수 있다. 다만 장기적으로 무인공장의 등장은 직접적인 노동대체효과를 유발하기 때문에 노동수요가 감소할 가능성도 존재한다. 또한 단기적으로도 기초수준의 스마트공장의 도입 역시 생산 공정별 작업일지를 엑셀로 옮긴 후 DB화하는 작업을 대신하기 때문에 이론적으로는 노동대체효과가 발생할 가능성 역시 존재하므로 스마트공장 도입에 따른 기업의 노동수요의 변화를 살펴보기 위해서는 실증분석이 필요하다.

[그림 III-4] 스마트공장 도입수준에 따른 상세내용

66 기업에 맞는 단계적 구축이 가능합니다.

구분	현장자동화	공장운영	기업자원관리	제품개발	공급사슬관리
고도	IoT/loS 기반의 CPS화				인터넷 공간 상의 비즈니스 CPS 네트워크 협업
	IoT/loS화	IoT/loS(모듈)화 빅데이터 기반의 진단 및 운영			
중간2	설비제어 자동화	실시간 공장제어	공장운영 통합	시뮬레이션과 일괄 프로세스 자동화	다품종 개발 협업
중간1	설비데이터 자동집계	실시간 의사결정	기능 간 통합	기술 정보 생성 자동화와 협업	다품종 생산 협업
기초	실적집계 자동화	공정물류 관리(POP)	관리 기능 중심 기능 개별 운용	서버를 통한 기술/납기 관리	단일 모기업 의존
ICT 미적용	수작업	수작업	수작업	수작업	전화와 이메일 협업

자료: 스마트제조혁신단 홈페이지, 「스마트공장 소개」에서 제시한 표, <https://www.smart-factory.kr/>, 검색일자: 2022. 5. 9.

〈표 Ⅲ-1〉은 연도별 분야별 스마트공장 구축 지원사업에 참여한 중소·중견 기업의 현황을 보여주는데 모든 연도에서 MES(Manufacturing Execution System, 통합 생산 관리 시스템)를 도입한 기업이 가장 많은 것으로 나타났으며, 그 다음으로 ERP(Enterprise Resource Planning, 전사적 자원관리), PLM(Product Lifecycle Management, 제품수명 주기관리) 순으로 나타났다. 또한 모든 연도에서 두 개 이상의 시스템을 도입하거나 구축하는 기업의 숫자는 소수인 것으로 나타나, 도입업체의 다수가 한 가지 시스템만을 도입하고 있음을 확인할 수 있다.

〈표 Ⅲ-1〉 연도별 분야별 스마트공장 구축 지원 사업 참여 기업 현황

(단위: 개)

분야/연도	2014	2015	2016	2017	2018	계
ERP	25	127	215	295	21	683
ERP/MES	0	8	9	15	10	42
ERP/MES/POP	0	0	0	0	1	1
ERP/MES/SCM	0	0	1	0	1	2
ERP/PLM	0	0	0	0	2	2
ERP/QMS	0	0	0	0	1	1
ERP/SCM	0	2	5	0	2	9
ERP/WMS	0	0	0	0	1	1
FEMS	0	1	16	198	1	216
MES	242	671	1,099	1,464	94	3,570
MES/ERP/SCM/QMS	0	0	0	0	1	1
MES/PLM	0	2	1	0	2	5
MES/PLM/QMS/기타	0	0	0	0	1	1
MES/POP	0	0	0	0	15	15
MES/POP/SCM	0	0	0	0	1	1
MES/POP/기타	0	0	0	0	1	1
MES/POP/로봇 및 IOT/기타	0	0	0	0	1	1
MES/QMS	0	0	0	0	1	1
MES/SCM	0	3	0	9	9	21
MES/WMS/SCM	0	0	0	0	1	1
PLM	10	42	53	87	4	196
POP	0	0	0	0	4	4
SCM	0	11	14	15	3	43

〈표 III-1〉의 계속

(단위: 개)

분야/연도	2014	2015	2016	2017	2018	계
WMS	0	0	0	0	1	1
로봇 및 IOT	0	0	0	0	1	1
기타	0	96	147	120	19	382
전체	277	963	1,560	2,203	199	5,202

주: 2018년도 사업은 2019년도에 끝나는 사업체가 있으며 이는 미응답으로 처리
 자료: 스마트제조혁신추진단 제공 자료를 바탕으로 저자 가공

〈표 III-2〉는 연도별 지역별 스마트공장 구축 지원 사업에 참여한 중소기업의 현황을 제시하였다. IT 기술에 대한 접근성이 가장 높은 수도권의 경기 지역이 도입 기업의 숫자가 많은 것으로 나타났으며, 그 뒤를 이어 산업단지가 조성되어 있는 경북 및 경남권에 위치한 사업체들이 스마트공장을 많이 도입한 것으로 나타났다.

〈표 III-2〉 지역별 연도별 스마트공장 구축 지원 사업 참여 기업 현황

(단위: 개)

지역/연도	2014	2015	2016	2017	2018	전체
강원	7	7	16	26	1	57
경기	86	182	439	544	53	1,304
경남	27	89	171	232	18	537
경북	28	213	227	268	35	771
광주	8	93	81	101	3	286
대구	27	81	105	266	20	499
대전	6	10	24	32	0	72
부산	15	59	82	119	12	287
서울	3	14	27	39	3	86
세종	1	6	9	8	1	25
울산	4	20	39	58	6	127
인천	20	40	103	138	15	316
전남	3	5	34	57	6	105
전북	10	23	38	56	0	127
제주	2	1	3	2	1	9
충남	18	52	105	145	15	335
충북	12	68	57	112	10	259
전체	277	963	1,560	2,203	199	5,202

주: 2018년도 사업은 2019년도에 끝나는 사업체가 있으며 이는 미응답으로 처리
 자료: 스마트제조혁신추진단 제공 스마트공장 참여기업 명단 자료를 바탕으로 저자 가공

라. 스마트공장 미시분석자료

사업체 수준에서 스마트공장의 도입이 사업체의 고용수준, 고용구조(청년고용 비중, 루틴화지수의 변화), 그리고 임금 등에 끼친 영향을 살펴보기 위해서 NICE 평가정보에서 제공받은 기업정보자료 데이터¹⁰⁾ 및 고용보험 DB를 활용하였다. 먼저 사업체별 고용량 정보는 고용보험 DB의 사업장 정보¹¹⁾를 사용하였다. 고용보험 사업장 DB는 각 연도별로 상시고용자 수, 고용보험 가입자 수, 산업코드, 소재지 정보 등을 사업장 단위로 제공하고 있기 때문에, 이를 사업체 단위로 병합하여 사업체별 고용량 정보를 구축하여 사용하였다.¹²⁾ 각 사업체별 고용량은 고용보험 가입자 수와 상시근로자 수 중에서 더 큰 값을 사용하였으며, 고용보험 가입자 수 및 상시근로자 수는 연말 기준으로 구축되었다.

고용보험 DB를 사용하여 스마트공장 도입의 효과를 분석하는 경우 고용보험에 가입하지 않은 근로자나 고용보험 가입자가 없는 사업장에 대해서는 정보가 제공되지 않기 때문에 상대적으로 규모가 크고 경영이 안정적인 사업체만이 분석에 포함된다는 한계점이 존재한다. 다만 이러한 한계점은 스마트공장 도입에 따른 효과 분석에 영향을 끼치지 않는 것으로 판단되는데, 스마트공장을 도입한 사업체의 경우 거의 모든 경우에 고용보험 가입자가 존재하기 때문이다. 따라서 스마트공장을 도입한 사업체와 적절한 비교대상이 될 사업체들 역시 고용보험 가입자가 존재하는 사업체로 한정이 필요하며 이와 같은 이유에서 고용보험 DB의 포괄범위의 제약은 본 분석에서는 한계점으로 작용하지 않는 것으로 판단된다.

10) KIS-LINE 데이터는 일반적으로 널리 사용되는 한국기업데이터(KED)나 KIS-VALUE와 비교하여 더 많은 사업체에 대해서 정보를 제공하고 있으며, 따라서 자료에서 포함하고 있는 중소·중견 기업의 숫자 역시 더 많이 제공하고 있다. 스마트공장 구축 지원 사업들의 특성상 지원 사업의 대상 및 참여 사업체 다수가 중소·중견 기업이며, 따라서 자료가 포괄하는 정보의 양보다는 더 많은 중소·중견 기업을 포괄하는 데이터를 갖추는 것이 보다 중요하기에 타 데이터가 아니라 KIS-LINE 데이터를 활용하였다.

11) 본 연구에서 제공받은 고용보험 사업장 DB는 2019년 고용영향평가 사업의 “일터혁신의 고용효과”(노세리 외, 2020)에서 제공한 것이다.

12) 고용보험 가입자들은 대부분 정규·상용직으로 상시 근로하는 인력이라 보는 것이 타당하기 때문이며, 고용보험에 가입하지 않았더라도 상시 근로하는 임시·일용직이 있을 수 있는데 이들 중 고용보험에 가입하지 않은 사람들은 상시근로자 수에 포함되기 때문에 상시근로자 수가 고용보험 가입자 수보다 많은 경우에는 사업장의 고용 규모를 상시근로자 수로 보는 것이 합리적이다. 반면 고용보험 가입자 수가 상시근로자 수보다 큰 경우에는 고용보험 가입자 중 일부가 상시근로하지 않는다는 것이나, 시간제 근로자들 다수가 고용보험에 가입하지 않기 때문에 이 경우에는 상시근로자 수 계산의 일시적인 오류나 착오 기재로 보는 것이 합리적인 것으로 판단된다.

스마트공장의 도입이 사업체의 평균임금에 미친 영향을 분석하기 위해 본 연구에서는 다음과 같은 단계를 거쳐 사업체별 평균임금을 구축하였다. 먼저, 고용보험 피보험자 DB를 활용하여 당해 연도에 취업한 피보험자의 월평균보수액을 추정하였다. 고용보험 DB는 당해 연도 취업한 피보험자의 월급여액, 월평균보수액, 주소정근로시간을 제공하기 때문에 신규입사자의 평균임금은 비교적 수월하게 구축할 수 있다. 둘째, NICE 평가정보로부터 구매한 사업체별 국민연금 납부액을 활용하여 사업체별 신규사원평균임금과 기존 종사자들의 평균임금 정보를 구축하였다.¹³⁾ 셋째, NICE 데이터의 신규사원평균임금과 고용보험 DB 당해 연도 취업자 월급여액 모두 가지고 있는 사업체를 대상으로 두 변수 간의 관계를 추정하고 NICE데이터의 신규사원평균임금을 고용보험 DB의 신규사원 평균임금을 사용하여 수정하였다.¹⁴⁾ 마지막으로 신규입사자의 평균임금만 파악 가능한 사업체의 경우 기존 종사자들의 평균임금을 추정하였다. 고용보험 DB는 NICE 데이터와 비교해서 많은 사업체를 제공하고 있기 때문에 본 연구에서의 표본은 고용보험 DB를 기준으로 구축되었는데 이 경우 신규입사자 평균임금은 알 수 있으나 신규입사자를 제외한 종사자들의 평균임금을 알 수 없는 사업체들이 존재한다. 따라서 NICE데이터에서 동일 사업체의 신규입사자 평균임금과 기존 종사자의 평균임금과의 관계식을 추정하고 신규입사자의 평균임금만 파악 가능한 사업체들은 해당 관계식을 사용하여 기존 종사자 간의 평균임금을 예측하였다.

스마트공장을 도입한 사업체가 도입하지 않는 사업체와 비교하여 신규입사자의 직무의 루틴화 정도에 미친 영향을 살펴보기 위해 본 연구는 고용보험 DB 피보험자 자료를 활용하였다. 루틴화지수 구축에 관한 자세한 내용은 부록에서 제시하였는데 간략히 소개하자면 4차 기준 한국고용직업분류의 세분류 단위에 대해서 김세움 외(2014)¹⁵⁾에서 제안된 방식을 이용하여 루틴화 가능성 지표를 계산하였다. 김세움 외(2014)에서는 위 직무기능 분류를 이용하여 자료, 사람, 사물 각 항목에 대해서 0, 1, 2 세 점수로 루틴화 가능성 지수를 부여하였다. 구체적으로 ‘자료’ 항목에서 “종합” 또는 “조정”은 2점, “분석”은 1점, “수집”, “계산”, “기록”, “비교”의 경우 0점을

13) NICE데이터는 연도별 신규사원평균연봉, 평균연봉금액을 제공하는데 신규입사자, 총 종사자 수를 제공하기 때문에 신규입사자를 제외한 평균연봉금액을 계산할 수 있다.

14) NICE데이터의 신규입사자를 제외한 종사자들의 평균임금 역시 이 기준을 활용하여 수정함

15) 김세움 외, 『기술진보의 노동시장에 대한 동태적 영향』, 한국노동연구원, 2014.

각각 부여하였으며 ‘사람’ 항목의 경우, “자문”, “협의”, “교육”, “감독”은 2점, “오락 제공” 혹은 “서비스 제공”은 1점, “설득”, “말하기-신호”은 0점이 부여되었다. 마지막으로 ‘사물’ 항목의 경우, “설치”나 “정밀작업”인 경우는 2점, “제어조작”은 1점, 그 밖의 경우 0점을 부여하였다. 즉 루틴화지수가 높을수록 단순 반복 작업이 아닌 고도의 숙련과 기술을 요구하는 직업으로, 본 분석에서는 1 이상의 루틴화지수를 가진 직업의 비율과 1.5 이상의 루틴화지수를 가진 직업의 비율을 사업체별로 계산한 후 종속변수로 활용하였다. 해당 변수를 활용한 분석결과의 해석 시 주의해야 할 점은 사업체의 평균 루틴화지수를 종속변수로 활용한 것이 아니라 신규입자의 평균 루틴화지수를 종속변수로 사용했다는 점이다. 사업체별 평균임금과 달리 사업체별 루틴화지수는 고용보험 DB의 전적으로 의지해야 하는데 고용보험 가입 시기의 정보를 이후에 업데이트하지 않는 고용보험 피보험자 DB의 특성상 신규 취업자에 한정하여 분석할 수 밖에 없다는 한계점이 존재한다.

마지막으로 사업체별 청년 고용 비율은 고용보험 피보험자 DB에서 구축하였다. 고용보험 피보험자 DB는 개별 가입자에 대해서 생년월과 취직일자, 실직일자를 제공하고 있기 때문에 해당 사업체에 취직했을 당시 및 재직 중의 연령을 파악할 수 있다. 청년에 대해서는 일반적으로 많이 사용되는 세 가지 정의를 모두 준용하여 계산하였는데 구체적으로 그룹 1은 청년의 정의를 15~29세, 그룹 2는 15~34세, 그룹 3은 15~39세로 놓고 사업체별 청년비중을 계산하였다.

2. 식별전략

가. 로봇도입이 지역노동시장에 미친 효과 분석

한국에서 로봇도입이 지역별 고용 및 임금에 미친 효과를 살펴보기 위하여 본 연구는 Acemoglu and Restrepo(2020)의 방법론을 사용하였다. 해당 연구는 지역노동시장의 산업구성의 충분한 변이가 있음을 활용하여 산업수준의 로봇도입량을 지역노동시장의 산업구성을 고려하여 지역별로 배정하였다. 해당 방법론은 지역수준의 로봇노출도(exposure to robots)를 활용하여 로봇노출도가 지역노동시장의 고용과 임금에 미친 효과를 분석함으로써 로봇도입에 의한 지역노동시장의 조정과정을

살펴보는 데 유용하다.

한편 지역별 로봇노출도는 Acemoglu and Restrepo(2020)을 참조하여 다음 수식 (8)과 같이 계산하였다. 만약 시군구 수준에서의 로봇도입량을 측정할 수 있으면 지역별 로봇도입량을 설명변수로 사용하는 것이 이상적이나 데이터의 제약으로 로봇을 도입한 사업체를 식별하는 것은 어려움이 있다. 따라서 이와 같이 산업수준의 로봇도입량을 시군구 수준에서 배정하는 Bartik(1991) 변수¹⁶⁾를 차선택으로 활용할 수 있다.

$$\Delta \widehat{robot}_r = \sum_{j=1}^J \left(\frac{emp_{jr}}{emp_r} \times \frac{\Delta robots_j}{emp_j} \right) \text{ with } J=19 \quad \text{식 (8)}$$

여기서 $\Delta \widehat{robot}_r$ 은 시군구 r 의 특정 기간 동안의 시군구 r 의 로봇노출도로 분석기간은 2001~2009년, 2009~2018년, 2001~2018년으로 구분하였다. 해당 기간의 산업 j 의 로봇도입량 $\frac{\Delta robots_j}{emp_j}$ (해당 산업의 2000년 종사자 수로 표준화)를 해당 산업이 시군구 r 에서 차지하는 비중($\frac{emp_{jr}}{emp_r}$)을 활용하여 배정함으로써 Bartik 변수를 구축할 수 있는데 시군구 수준에서 산업별 고용비중을 가중치로 활용한 가중평균으로 이해할 수 있다.¹⁷⁾

위 지표들을 바탕으로 로봇도입충격에 따른 지역고용시장의 변화를 추정하기 위하여 아래 수식 (9)와 같은 회귀식을 추정하였다.

$$\Delta Y_r = \alpha X'_r + \beta_1 \Delta \widehat{robots}_r + \beta_2 \Delta \widehat{trade}_r + \delta_{REG(r)} + \epsilon_r \quad \text{식 (9)}$$

종속변수 ΔY_r 는 시군구 r 의 (1) 특정 기간 동안 제조업 고용의 로그 변화 (2)

16) Bartik(1991) 변수는 산업수준의 충격이 지역수준에 미친 영향을 분석하는데 일반적으로 많이 활용되고 있는데, 예를 들어, Autor et al.(2013)은 중국에 의한 수입경쟁의 증가가 미국 지역노동시장에 미친 영향을 해당 변수를 활용하여 추정하였다.

17) 로봇도입은 고가장비이기 때문에 대기업 위주로 도입이 진행되었다면 그리고 시군구별 산업분포는 유사하나 산업분포를 구성하는 사업체의 규모가 이질적이라면 산업별 로봇도입량을 시군구 수준에 배분하는 Bartik 변수에 측정오류가 발생할 수 있다. 가령 A지자체의 사업체들이 자동차 업종에 속하지만 대부분이 중소기업체로만 구성되어 있다면 로봇도입을 수행하지 않았더라도 Bartik 변수에 의해 로봇노출가 높은 지역으로 정의될 수 있다. 다만 현재 한국에서 이용 가능한 자료를 통해서는 로봇도입이 사업체의 규모에 따라 이질적인지 알 수 없기 때문에 이런 문제점이 실제로 발생하는지 파악하기가 어렵다.

제조업 종사자 대비 인구비율의 변화 (3) 제조업 종사자의 1인당 평균임금의 로그 변화를 사용하였고 통제변수 X_r 는 2000년의 지역 인구, 지역 여성비율, 지역 경제활동인구비율, 제조업 종사자 대비 인구비율, 제조업 종사자의 여성비율을 사용하였다. $\widehat{\Delta trade}_r$ 은 지역 r 의 수입관련 노출도이며 분석기간 로봇도입 외의 무역관련 충격을 통제하기 위해 사용하였다. 마지막으로 $\delta_{REG(r)}$ 은 광역수준의 더미변수로 광역수준에서 종속변수의 선형추세를 통제하기 위해 포함되었다.

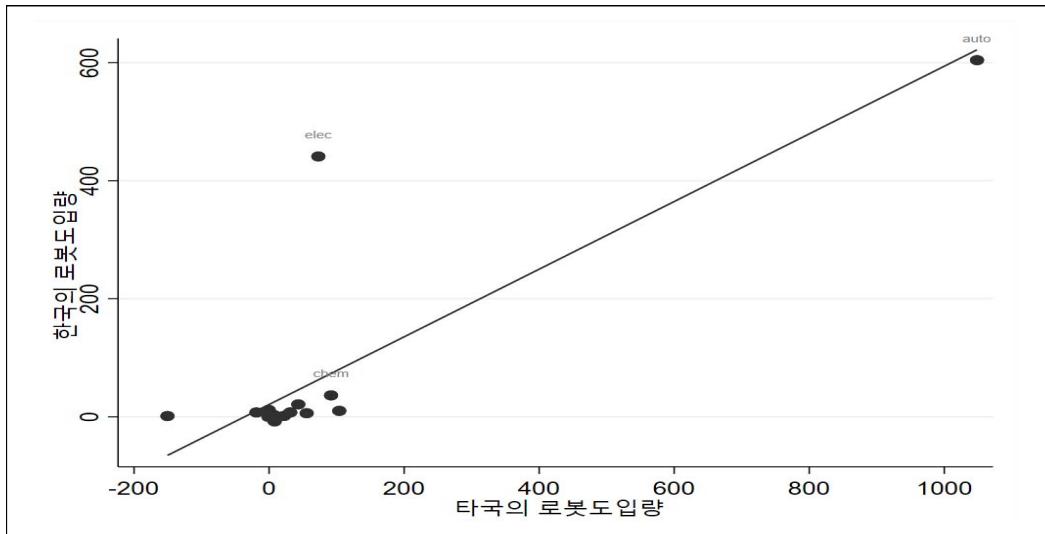
수입관련 노출도는 앞선 로봇도입 노출도와 동일하게 지역수준의 산업구조를 사용하여 산업수준의 수입 변화분을 시군구 수준에서 배분하였다. 구체적으로 중국의 WTO 가입에 따른 수입충격과, 베트남으로의 오프쇼어링 증가에 따른 수입충격을 포함한다. 한편 분석기간 동안 한국의 수출관련 변화는 통제하지 않았는데 이는 수출의 변화가 로봇도입에 따른 결과일 수 있기 때문이다. 즉 만약 로봇도입에 따른 특정 산업의 수출경쟁력이 높아져서 수출이 증가하는 경우 분석기간 동안의 수출을 통제하는 것은 부적절한 통제변수(bad control)에 해당하게 된다. 그럼에도 불구하고 분석기간 동안 특정 산업에서 로봇을 도입하지 않았더라도 중국의 수요 증가에 따른 수출증가가 발생하였을 가능성은 여전히 존재한다. 만약 중국의 수요 증대에 의한 특정 산업의 수출이 증가하고 이에 따른 고용수요가 증가하였다면 이런 경로를 통한 노동수요의 증가는 적절히 통제할 필요가 있다. 따라서 본 연구에서는 중국시장의 개방에 따른 노동수요의 변화가 로봇도입에 따른 노동수요 변화에 미치는 영향을 통제하기 위해 산업수준에서 중국의 전 세계로부터의 수입변화분을 계산하고 지역수준의 산업구조를 활용하여 지역별로 배분하였다.

한편 회귀식 (9)를 OLS로 추정할 경우 여전히 내생성 우려가 존재하는데, 다른 요인으로 인한 관측 가능하지 않은 충격이(예: 산업의 성장) 로봇도입 및 고용(임금)에 동시에 영향을 주었을 가능성이 존재하기 때문이다. 따라서 본 연구에서는 도구변수를 활용하여 내생성 우려를 경감하고자 하였는데 도구변수로는 한국과 산업구조가 유사한 독일, 대만, 그리고 분석기간 동안 로봇도입의 추세가 한국과 유사하였던 싱가포르의 로봇도입량을 활용하여 아래 수식 (10)과 같은 도구변수를 구축하였다.

$$\widehat{\Delta robot}_{or}^{IV} = \sum_{j=1}^J \left(\frac{emp_{jr}}{emp_r} \times \frac{\Delta robots_{oj}}{emp_j} \right) \text{ with } J=19. \quad \text{식 (10)}$$

여기서 $\widehat{\Delta robot}_{oj}$ 는 앞서 언급한 3개국의 해당 산업 j 의 로봇도입량으로 로봇 기술 발전으로 인한 지역별 로봇 침투율의 변화만을 추정에 활용하고자 하는 것이다. 본 연구와 다르게 Acemoglu and Restrepo(2020)에서는 유럽 5개국의 로봇도입량을 도구변수로 활용하였다. 본 연구에서 유럽 5개국의 로봇도입량을 도구변수로 활용하지 않은 이유는, 한국은 해당 국가들과 산업구조가 상이하기 때문에 해당 국가들의 로봇도입량을 로봇 기술발전으로 인한 로봇도입량의 proxy로 사용하는 것은 적절하지 못한 것으로 판단하였기 때문이다. 가령 특정 나라의 산업구조가 한국과 상이한 경우, 예를 들어 전자 분야의 산업비중이 현저히 적은 경우를 생각해보면 해당 나라의 전자 분야의 로봇도입량은 다른 산업과 비교해서 매우 적을 것으로 예상할 수 있다.¹⁸⁾

[그림 III-5] 한국의 로봇도입량과 타국(독일, 대만, 싱가포르)의 로봇도입량의 관계
(단위: 1천명당 대)



주: 두 변수간의 선형관계는 2000년 종사자를 가중치로 활용하여 추정함
자료: 광업제조업조사 및 IFR 자료를 활용하여 저자가 계산

[그림 III-5]는 산업수준에서 타국의 로봇도입량(독일, 대만, 싱가포르)과 한국의 로봇도입량의 관계를 보여주고 있다. 한국의 로봇도입이 가장 활발했던 분야는 자동차, 전자, 화학으로 나타났으며 주목할 점은 전기 분야의 로봇도입량이 타국의

18) 물론 타국의 로봇도입량을 활용할 때 타국 산업별 종사자 수로 로봇도입량을 표준화하면 이러한 문제를 일부 해소할 수 있을 것이다.

로봇도입량과 비교하여 월등히 높은 것으로 나타났다. 이는 해당 산업의 성장이 로봇도입의 증가로 이어진 것으로 판단되는데 도구변수를 사용할 경우 타국의 로봇도입량에 의한 변이만을 활용하기 때문에 로봇 기술의 발전으로 인한 로봇도입 증가분만을 추정에 활용할 수 있게 된다.

나. 스마트공장 도입 효과 분석

스마트공장 도입에 따른 사업체의 고용구조 및 임금 변화를 분석하기 위해서 본 원고에서는 고정효과모형(two-way fixed effect model)을 활용하였다. 이환웅(2021)은 스마트공장을 도입한 사업체들은 도입하지 않는 사업체와 비교하여 도입 이전부터 매출액 및 고용이 증가하는 추세가 있었음을 제시하였다. 구체적으로 [그림 III-6]은 2015년에 스마트공장을 도입한 사업체와 비도입 사업체 간의 연도별 매출액과 영업이익의 추세를 보여주고 있는데 스마트공장을 도입한 기업은 도입하지 않은 기업과 비교하여 스마트공장 도입 이전에도 매출액과 영업이익이 증가하고 있는 즉 “성장하고 있는” 기업임을 알 수 있다.

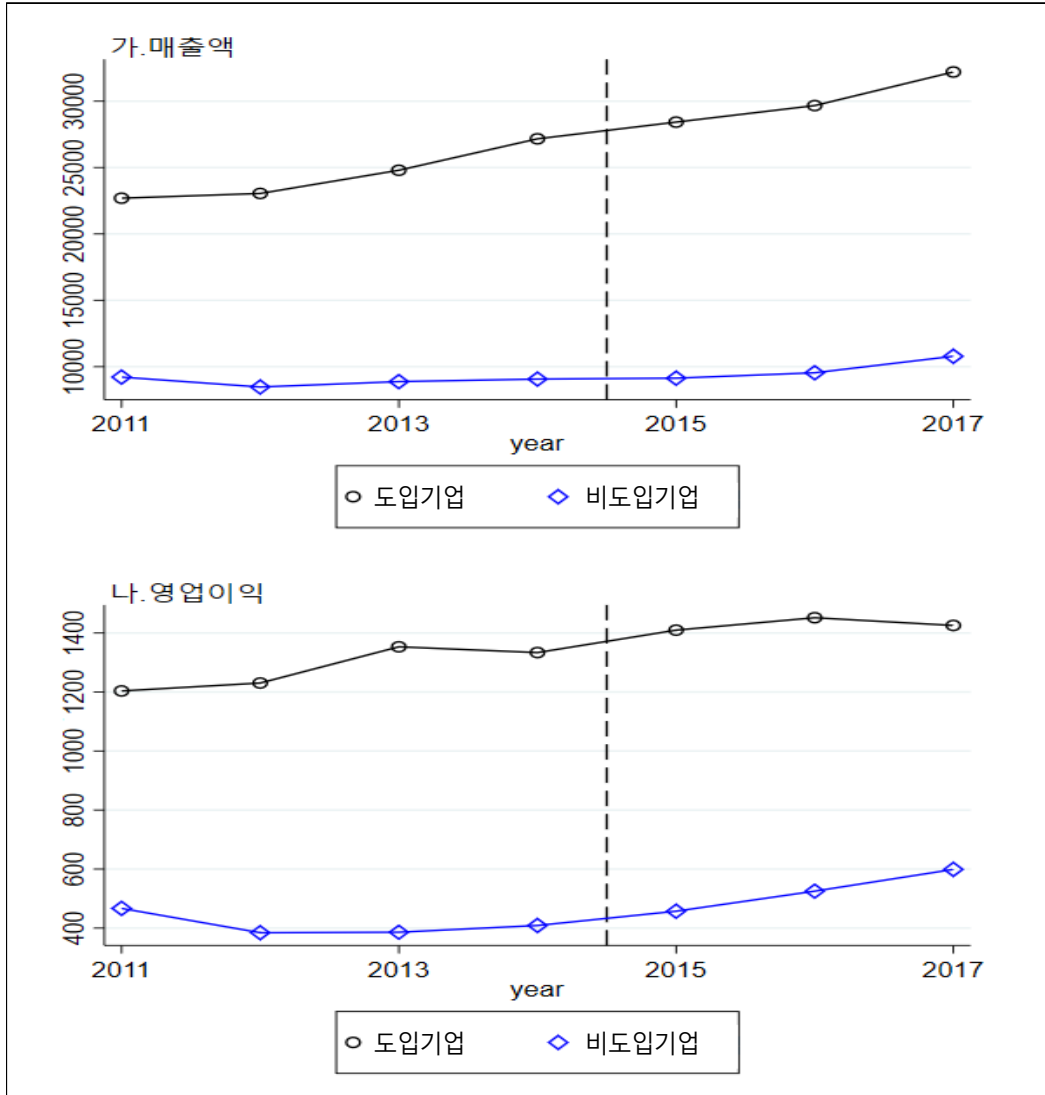
따라서 본 분석에서는 업체들의 수혜 전 존재하는 추세를 고려하기 위해 고정효과모형에 사업체별 추세를 고려할 수 있는 수식 (11)과 같은 모형을 추정하였다.

$$y_{i,t} = \alpha + \beta_1 SF_{i,t} + \beta_2 cSF_{i,t} + \beta_3 PT_{i,t} + \beta_4 Tr_{i,t} + I_{i,t} + R_{i,t} + T_t + \mu_i + \epsilon_{i,t} \quad \text{식 (11)}$$

여기서 $y_{i,t}$ 는 분석 대상이 되는 종속변수로, t 년도에 사업체 i 의 연도별 사업체의 고용, 신규 취업자 중 청년층의 비율, 루틴화지수가 일정 값 이상인 신규 취업자의 비율, 혹은 사업체별 평균임금을 의미한다. $SF_{i,t}$ 는 스마트공장 도입 여부와 연관된 변수들인데, t 년도에 사업체 i 가 스마트공장을 신규 도입했는지 여부를 표시하는 더미 변수로, 스마트공장 구축 지원 사업 참여의 효과를 직접적으로 측정하기 위한 변수이다. 한편 스마트공장 구축 지원 사업 참여의 효과는 어떠한 스마트공장 시스템을 어느 정도 수준으로 설치하였느냐에도 영향을 받게 된다. 따라서 $cSF_{i,t}$ 는 사업체 i 가 t 년도에 스마트공장 구축 지원 사업에 누적하여 몇 번 참여하였는가를 계산한 값으로 스마트공장 시스템의 수준을 대리하는 변수로 활용해서 스마트공장의 수준¹⁹⁾에 따른 처치효과가 이질적인지 분석하였다.

[그림 III-6] 스마트공장 도입·미도입 기업의 매출액 및 영업이익의 연도별 변화

(단위: 백만원)



자료: 이환웅(2021), p. 11, [그림 1]을 재인용

$PT_{i,t}$ 는 스마트공장 구축 지원 사업 참여 이전의 선행 추세(pre-trend)로 구축 지원 사업 참여 3년 전부터의 선행 추세를 잡아내도록 설정하였으며, 도입 3년 후까지 지속된다고 가정하였다. 이때 사업체에 존재하는 선행 추세는 일반적으로 시간이

19) 실제 사업체에 설치된 스마트공장 시스템의 수준이 어느 정도인지를 직접 알 수가 없기 때문에 간접적으로 이 값이 크면 클수록 더욱 수준 높은 스마트공장 시스템을 설치하는 것이라 간주하였다.

지나면서 점차 감소할 것이므로, 이를 잡아내기 위해서 일반적인 선형 항과 제곱 항을 모두 포함시켰다.²⁰⁾

$Tr_{i,t}$ 은 스마트공장 구축 지원 사업 참여에 따른 효과의 추세를 잡아내기 위한 변수로, 구축 지원 사업 참여 당해 연도부터 시작해서 도입 3년 후까지 앞서 선형 추세와 유사하게 선형 추세와 제곱항 추세를 가지도록 설정하였다. 만일 선형 추세가 음(-)의 값이라면 스마트공장 구축 지원 사업이 종속 변수에 가지는 효과는 시간이 부의 효과이며, 제곱항 추세는 이러한 선형 추세가 시간이 흐르면서 더욱 커지는지 작아지는지를 나타내는 것이라 할 수 있게 된다. 그 다음 $I_{i,t}$, $R_{i,t}$, T_i , μ_i 는 각각 사업체 i 의 t 년도의 산업, 지역 더미변수이며, 연도별 고정 효과, 사업체 고정효과를 의미한다.²¹⁾ 마지막으로 $\epsilon_{i,t}$ 는 오차항으로 산업수준에서 클러스터 로보스트(Cluster Robust) 표준오차를 계산하였다.

3. 분석표본

가. 로봇표본의 기초통계량

시군구 수준에서 로봇의 노출변화가 해당 지역의 고용 및 임금에 미치는 영향을 분석하기 위해 본 연구에서는 광업제조업 및 전국사업체 조사를 시군구로 집계하여 표본을 구축하였다. 구축과정에서 일부 시군구는 2000~2018년 사이 행정구역의 변화로 인해 일관된 행정구역을 부여하기 어려운 경우가 발생하는데 이 경우 해당 시군구는 표본에서 제외하였다.²²⁾

〈표 III-3〉은 로봇표본의 231개 시군구에 대한 기초통계량을 제시하였다.²³⁾ 이

20) 만약 선형 추세의 계수값이 양(+)이면서 제곱항의 계수값이 음(-)이라면 이러한 선형 추세는 종속변수에 양(+)의 효과를 내는 선형 추세이지만 동시에 시간이 지나면서 효과의 크기가 점차 감소하는 것이라 생각할 수 있다. 만약 선형 선형 추세와 제곱항 모두 양(+)의 값을 가진다면 이 선형 추세는 시간이 지나면서 효과의 크기가 더욱 커지는 것이라 생각할 수 있으며, 마지막으로 만약 제곱항의 계수 값이 통계적으로 0과 다르지 않은 것으로 나타난다면 해당 사업체에 존재하는 선형 추세는 항구적인 효과를 가지는 것으로 생각할 수 있다.

21) 산업 및 지역더미는 산업 및 지역더미가 시간에 따라 가변하는 사업체들에 의해 추정된다.

22) 최종적으로 표본에 포함된 시군구는 231개로 244개에서 13개의 시군구가 표본에서 제외되었다.

23) 로봇표본은 시군구별 2001~2009, 2009~2018 기간에 따른 변화를 패널로 구축하였기 때문에 총 관측치는 462개로 구성되어 있다.

중 종속변수인 고용변화를 예로 살펴보면 20년 사이의 시군구 수준에서 광제조업 분야의 고용은 평균적으로 8.46% 감소한 것으로 나타났다. 해당 기간 10인 이상 제조업 고용이 24.10% 증가하는 것으로 나타나서 제조업 고용이 감소하는 지역의 제조업 고용이 전체 제조업에서 차지하는 비중이 적은 것을 확인할 수 있다. 한편 고용변화(%)의 표준편차는 148.85%로 나타나 지역 간 제조업 고용의 변이가 큰 것으로 나타났다. 인구1인당 광제조업 부분 종사자 수 변화는 0.35명으로 나타났으며 표준편차는 2.73명인 것으로 나타났다. 제조업 고용이 감소한 지역에서 인구감소가 동시에 발생해 인구1인당 제조업 종사자 수의 변화의 변동이 적은 것으로 판단된다. 마지막으로 인구1인당 제조업 부문의 평균임금의 변화의 시군구 평균값은 33.20%로 나타났으며 표준편차는 73.56%로 나타났다.

〈표 Ⅲ-3〉 주요 변수 기초 통계

	평균	표준편차	최솟값	최댓값
종속변수				
고용변화(%)	-8.46	148.85	-687.94	582.30
인구1인당 광제조업 부문 종사자 수의 변화(명)	0.35	2.73	-19.43	34.99
인구1인당 광제조업 부문 평균임금 변화(%)	33.20	73.56	-331.71	348.69
설명변수: 인구경제특성				
2000년 로그인구수	11.82	0.92	9.23	13.67
2000년 여성인구 비율	0.50	0.01	0.46	0.53
2000년 경제활동 인구비율	0.70	0.04	0.59	0.79
2000년 중공업 종사자 비율	0.19	0.16	0.01	0.75
2000년 경공업 종사자 비율	0.03	0.05	0.00	0.32
2000년 제조업 여성종사자 비율	0.07	0.04	0.01	0.24
설명변수: 무역충격 관련 변수들				
베트남수입 노출도(백만달러, 종사자 1천명당)	2.36	2.96	0.00	12.42
중국수입 노출도(백만달러, 종사자 1천명당)	9.41	5.93	-37.76	35.25
중국수요 노출도(십억달러, 종사자 1천명당)	0.14	0.16	0.00	2.07
로봇노출도(종사자 1천명당)	26.86	49.17	-3.90	358.67

자료: 광업제조업조사 자료를 활용하여 저자 계산

시군구의 인구 및 경제 특성을 대리하는 설명변수들의 기초통계량을 살펴보면 2000년 기준 로그인구수, 여성인구비율, 경제활동인구비율, 중공업종사자비율, 경공업종사자비율, 제조업 여성종사자비율 모두에서 시군구 수준에 변이가 존재함을 확인하였다. 특히 중공업 종사자 비율은 평균값이 0.19로 크진 않지만 표준편차가 0.16인 것으로 나타나 지역마다 산업구조의 특성이 상이함을 확인하였다. 따라서 해당 변수들을 통제함으로써 본 연구는 지역의 산업구조의 특성이 고용 등 종속변수에 미치는 추세적 영향과 로봇도입에 따른 영향을 분리하고자 하였다.

마지막으로 시군구 수준의 무역충격 관련 변수들을 살펴보면 베트남수입 노출도의 평균값은 2.36으로 종사자 1천명당 236만달러의 수입이 증가되었으며 중국수입 노출도의 평균값은 9.41로 종사자 1천명당 941만달러의 수입이 증가된 것으로 나타났다. 마지막으로 중국시장의 수요 증가에 따른 노출도의 값은 0.14로 종사자 1천명당 1.4억달러인 것으로 나타났다.

나. 스마트공장표본의 기초통계량

스마트공장 도입이 사업체의 고용구조 및 임금에 미친 영향을 살펴보기 위해서 본 연구는 먼저 사업체 수준의 특성을 고용보험 사업장 DB에서 구축 후 청년층 취업 통계 및 신규 취업자들의 직무 분포에 대한 자료를 결합하였다. 전체 사업체 중에서 피보험자 DB 정보와 매칭이 되는지는 <표 III-4>를 통해서 제시하였다. 구체적으로 청년층 및 직무 관련하여서는 약 30%의 관측치가 활용 가능한 것으로 나타났는데 매칭률이 30%에 불과한 이유는 사업체 중에서 피보험자가 없거나 혹은 신규입사자 해당 기간에 없는 경우가 발생하기 때문이다.

<표 III-4> 피보험자 DB 및 임금 정보와의 매칭률

(단위: 명, %)

구분	사업체 DB만 존재	개인 DB만 존재	매칭	계
청년 통계 및 직무 통계	15,577,602	0	6,598,849	22,176,451
	(70.24)	(0.00)	(29.76)	(100.00)

자료: 고용보험 피보험자 및 사업장 DB 자료를 활용하여 구축함

그 다음 신규 취업자 중 청년층 비율은 <표 III-5>에서 제시하였다. 해당 표는 2014년부터 2018년까지 각 연도별로 스마트공장 구축 사업에 처음 참여한 기업과

한 번도 참여하지 않은 기업 간의 신규 취업자에서 청년층이 차지하는 비율을 계산하여 비교하였다. 스마트공장 구축 사업에 한 번도 참여하지 않은 기업들은 신규 취업자 중 19~29세가 차지하는 비율은 매년 약 25~26% 정도, 19~34세는 약 37~40%, 19~39세까지 확대하면 49~53% 정도로 나타났다. 반면 스마트공장을 구축한 기업들은 이미 당해 연도부터 청년층이 신규 취업자에서 차지하는 비율이 미구축 기업과 비교하여 평균적으로 12%p 정도 높은 것이 확인되었다. 이는 스마트공장 시스템이 청년층이 일하기 좋은 근무 환경이면서 동시에 IoT 등의 신기술에 익숙한 청년층이 상대적으로 선호되는 일자리라는 측면을 시사한다 할 수 있다. 물론 스마트공장 도입이 청년고용을 인과하였는지 면밀하게 살펴보기 위해서는 도입 이전부터 존재할 수 있는 청년들의 해당 기업 선호를 통제할 수 있는 모형을 활용하는 것이 필수적이다. 따라서 본 연구 제 V 장에서는 엄밀한 통계모형을 사용하여 스마트공장 도입이 청년고용에 끼친 영향을 분석하였다.

〈표 III-5〉 스마트공장 도입 여부에 따른 신규 취업자 중 청년층의 비율

(단위: %)

구분	스마트공장을 처음 구축한 기업			스마트공장 미구축 기업		
	19~29세	19~34세	19~39세	19~29세	19~34세	19~39세
2014년	34.42	49.40	61.83	25.32	40.09	53.30
2015년	37.16	51.40	62.99	25.52	38.87	51.78
2016년	38.49	51.56	64.04	25.89	38.35	51.23
2017년	37.50	49.63	62.17	25.93	37.47	50.37
2018년	33.66	46.08	59.10	26.24	37.15	49.77

자료: 고용보험 DB, 비공개자료, 스마트제조혁신추진단 제공 2018년 11월에 추출한 스마트공장 참여기업 명단 자료를 바탕으로 저자 가공

〈표 III-6〉에서는 신규 취업자 중 특정 루틴화 값을 초과하는 취업자의 비율을 스마트공장 도입 여부별로 비교 제시하였다. 해당 표에서 확인 가능한 사실은 전체 신규 취업자 중에서 루틴화지수 1 이상의 직무를 가진 신규 취업자의 비율은 스마트공장을 구축한 기업과 그렇지 않은 기업 간에 별 차이가 없다는 점이다. 반면에 루틴화지수 1.5 이상의 고숙련을 가진 신규 취업자의 비율은 스마트공장을 구축하지 않은 사업체들에서 월등히 높게 나타나는 것을 확인할 수 있다. 이는 스마트공장을 구축한 사업체들은 일정 수준의 자동화 시스템으로 인해서 직무의 복잡성이

떨어진다거나 미세 공정의 자동화로 개별 근로자에게 요구되는 숙련 수준이 낮아질 가능성을 시사한다 할 수 있다. 앞서 스마트공장을 구축한 기업에서의 청년층 취업 비율이 높은 점과 결합시키면, 스마트공장에서는 미세 첨단 공정의 완전 혹은 부분 자동화로 인해서 개별 근로자에게 요구되는 숙련 수준이 낮아지면서 상대적으로 숙련 축적의 기회와 시간이 적은 청년층이 스마트공장에 취업하기에는 용이하지만, 그렇지 않은 기업들은 여전히 높은 숙련을 가진 중장년층의 채용을 선호하고, 이들의 숙련에 의지해서 생산하는 것이 아닌가 판단된다.

〈표 Ⅲ-6〉 스마트공장 도입 여부에 따른 신규 취업자의 특정 루틴화 값의 비율

(단위: %)

구분	스마트공장을 처음 구축한 기업		스마트공장 미구축 기업	
	루틴화지수 1 이상	루틴화지수 1.5 이상	루틴화지수 1 이상	루틴화지수 1.5 이상
2014년	44.01	22.28	45.40	35.91
2015년	44.42	20.03	42.86	34.20
2016년	46.00	22.15	42.71	34.45
2017년	41.92	19.77	40.98	33.35
2018년	42.31	20.56	47.14	30.57

자료: 고용보험 DB, 스마트제조혁신추진단 제공 2018년 11월에 추출한 스마트공장 참여기업 명단을 바탕으로 저자 가공

위의 가설을 확인하기 위해서 신규 취업 청년층에 대해서도 각 연도별로 두 사업체 집단의 루틴화지수 평균을 비교하였다(〈표 Ⅲ-7〉). 〈표 Ⅲ-6〉의 결과와 유사하게 2018년을 제외하면 전체 청년층 중에서 루틴화지수 1 이상의 직무에 취업한 청년층의 비율은 두 집단 모두에서 통계적으로 유의한 차이를 보이지 않았다. 하지만 앞서와 마찬가지로, 루틴화지수 1.5 이상의 고숙련을 가진 신규 청년 취업자의 비율은 모든 연령대에서 스마트공장을 구축하지 않은 사업체들에서 높게 나타났다. 청년층 중에서는 루틴화지수가 높은 직무를 담당할 역량을 쌓거나 경험을 축적할 기회가 많지 않으며, 이러한 가능성은 제조업체에서 오랜 현장 경험을 가진 중장년층이 더 많다는 점을 비추어 보면, 스마트공장은 청년층의 취업에 유리한 환경이며, 일정 부문 인간의 숙련을 대체하는 성격을 가지고 있음을 보여준다.²⁴⁾

24) 이러한 결과는 스마트공장이 공정에서 요구하는 숙련 수준을 하락시켜 청년층의 취업을 증가시킨다는 방향준·노용진(2018)의 결과와도 일치한다.

〈표 III-7〉 스마트공장 도입 및 연령에 따른 신규 취업자의 특정 루틴화 값의 비율

(단위: %)

루틴화지수 1 이상	스마트공장을 처음 구축한 기업			스마트공장 미구축 기업		
	19~29세	19~34세	19~39세	19~29세	19~34세	19~39세
2014년	43.79	44.53	46.19	47.61	47.41	46.85
2015년	43.98	45.92	46.59	45.31	45.00	44.40
2016년	47.57	48.39	48.02	45.04	44.76	44.22
2017년	43.20	44.41	44.31	43.63	43.18	42.52
2018년	43.96	44.15	43.88	50.30	50.08	49.44
루틴화지수 1.5 이상	스마트공장을 처음 구축한 기업			스마트공장 미구축 기업		
	19~29세	19~34세	19~39세	19~29세	19~34세	19~39세
2014년	16.71	18.29	19.89	36.59	36.77	36.57
2015년	17.39	18.21	19.46	34.93	35.03	34.82
2016년	20.03	20.60	20.94	35.08	35.18	35.02
2017년	17.79	18.04	18.85	34.32	34.22	33.92
2018년	19.40	19.74	19.53	30.96	31.17	30.95

자료: 고용보험 DB, 스마트제조혁신추진단 제공 2018년 11월에 추출한 스마트공장 참여기업 명단을 바탕으로 저자 계산

사업체 단위 평균임금의 스마트공장 도입 여부에 따른 비교는 〈표 III-8〉에서 제시하였다. 〈표 III-8〉은 먼저 스마트공장을 구축한 기업과 그렇지 않은 기업들 간의 평균임금을 비교하였는데 비교결과, 스마트공장을 구축한 기업의 평균임금이 그렇지 않은 기업과 비교하여 평균적으로 약 30~50% 정도 높은 것이 나타났다. 근로자의 임금이 노동생산성의 대리 지표라고 본다면 이는 평균적으로 스마트공장 구축 사업에 참여한 기업들의 평균적인 생산성 수준이 그렇지 않은 기업들보다 높다는 것을 의미한다. 이러한 평균임금의 차이는 스마트공장 도입 이전에도 존재하였을 가능성이 높기 때문에 스마트공장 도입에 따른 효과를 추정하기 위해서는 적절한 비교그룹의 설정이 중요함을 보여주는 결과이다. 한편 세 개의 청년층 집단 별로 평균임금을 계산한 결과에서도 스마트공장 구축 사업에 참여한 사업체에 재직하는 청년층들의 평균임금이 미참여 사업체와 비교하여 비슷한 수준으로 높은 것을 확인하였다.

본 연구의 기초통계량 분석은 전반적인 루틴화지수는 스마트공장 구축 사업 미

참여 기업에서 높았으나 실제 급여는 스마트공장 구축 사업 참여 사업체들에서 더 높은 것으로 나타났다. 이러한 분석결과에 기반해 평균적인 루틴화지수가 높아져 대체 가능성이 떨어지고 숙련 요구 수준이 높아져도 임금은 상승하지 않는다는 경제학에 비추어 봤을 때 반직관적인 결론에 이를 수 있다.

〈표 III-8〉 스마트공장 도입 여부에 따른 종사자의 평균임금

(단위:원)

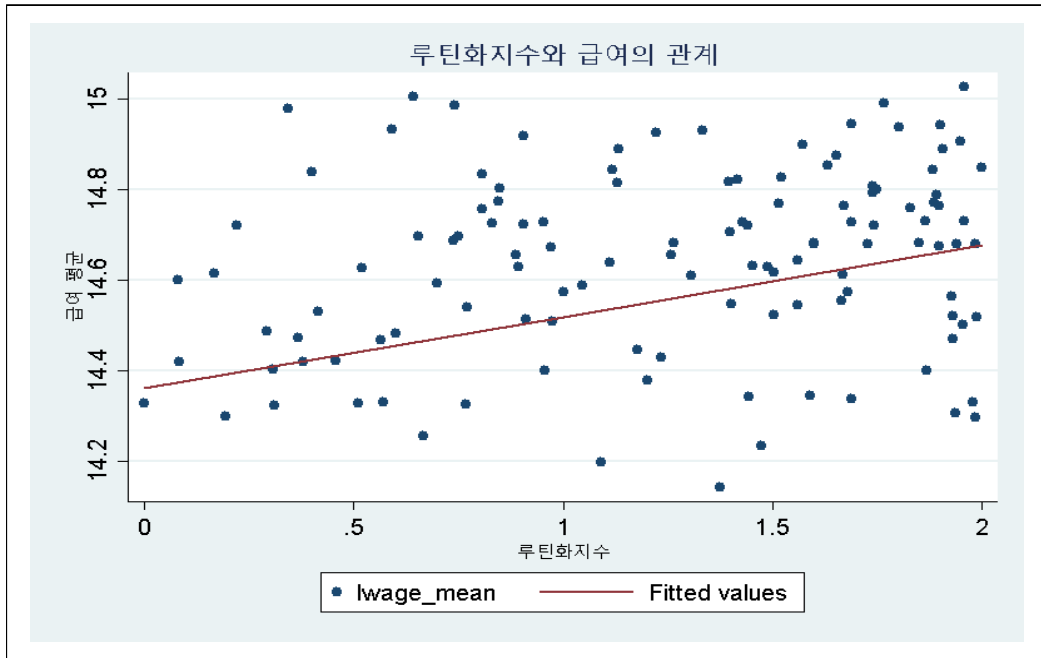
기업 평균임금	스마트공장을 처음 구축한 기업			스마트공장 미구축 기업		
2014년	2,519,990			1,972,812		
2015년	2,710,209			2,003,951		
2016년	2,904,182			2,049,314		
2017년	3,052,857			2,144,029		
2018년	2,943,310			2,229,000		
청년 평균임금	스마트공장을 처음 구축한 기업			스마트공장 미구축 기업		
	19~29세	19~34세	19~39세	19~29세	19~34세	19~39세
2014년	1,990,565	2,138,331	2,286,603	1,657,547	1,750,471	1,826,898
2015년	2,035,654	2,190,512	2,340,541	1,686,773	1,774,029	1,852,767
2016년	2,180,230	2,351,677	2,555,194	1,740,287	1,821,078	1,901,958
2017년	2,243,713	2,404,963	2,580,137	1,836,098	1,907,043	1,988,551
2018년	2,242,050	2,366,433	2,516,844	1,931,606	1,995,990	2,069,788

자료: 광업·제조업조사, KIS-LINE, 고용보험 피보험자 및 사업장 DB, 스마트제조혁신추진단 제공 2018년 11월에 추출한 스마트공장 참여기업 명단을 바탕으로 저자 계산

그러나 앞선 결과는 사업체 단위의 평균임금과 일정 수준 이상의 루틴화지수 직종에 종사하는 신규 취업자의 비율 간의 관계를 제시한 것이지만 전체 신규 취업자의 루틴화지수와 평균임금을 비교한 것이 아니기 때문에 결과 해석에 주의를 기울여야 한다. 따라서 [그림 III-7]에서는 본 연구에 사용한 신규 취업자의 루틴화지수와 첫년도 평균임금 간의 관계가 경제학의 일반적인 직관과 일치하는지 살펴보았는데 루틴화지수가 높아질수록 평균임금 역시 상승하는 것으로 나타났다. 따라서 본 연구에서 사용하는 루틴화지수 및 임금 추정은 대체적으로 선행연구들이나 노동경제학의 연구결과와 합치되는 데이터인 것으로 판단된다.

[그림 III-7] 신규 취업자의 루틴화지수와 급여와의 관계

(단위: log급여)



자료: 고용보험 피보험자 및 사업장 DB, 스마트제조혁신추진단 제공 2018년 11월에 추출한 스마트공장 참여기업 명단을 바탕으로 저자 계산

IV. 로봇도입이 지역노동시장에 미친 영향

1. 로봇도입과 고용과의 관계: 산업수준

지역수준에서 로봇노출도가 지역노동시장에 미친 영향을 편의 없이 추정하기 위해서 전제되어야 하는 것 중에 하나는 로봇도입이 지역 수준의 다른 충격들과 밀접한 관련이 없어야 한다는 점이다. 만약 산업수준에서 로봇도입이 특정 산업의 충격과 관련이 깊다면 로봇노출도를 활용한 효과 식별은 편의를 발생시킬 가능성이 존재한다. 예를 들어 특정 산업에서 중국과의 경쟁이 격화되어 로봇을 도입하였다면 로봇도입이 없을 경우 해당 산업의 상품수요는 감소하고 이에 따라 고용수요 역시 감소하기 때문에 로봇도입에 따른 효과를 식별하기 어렵게 된다. 따라서 본격적으로 시군구 수준에서 로봇도입의 효과를 추정하기에 앞서 산업수준에서의 로봇도입이 다른 충격과 어느 정도 관련이 있는지를 먼저 살펴보도록 한다.

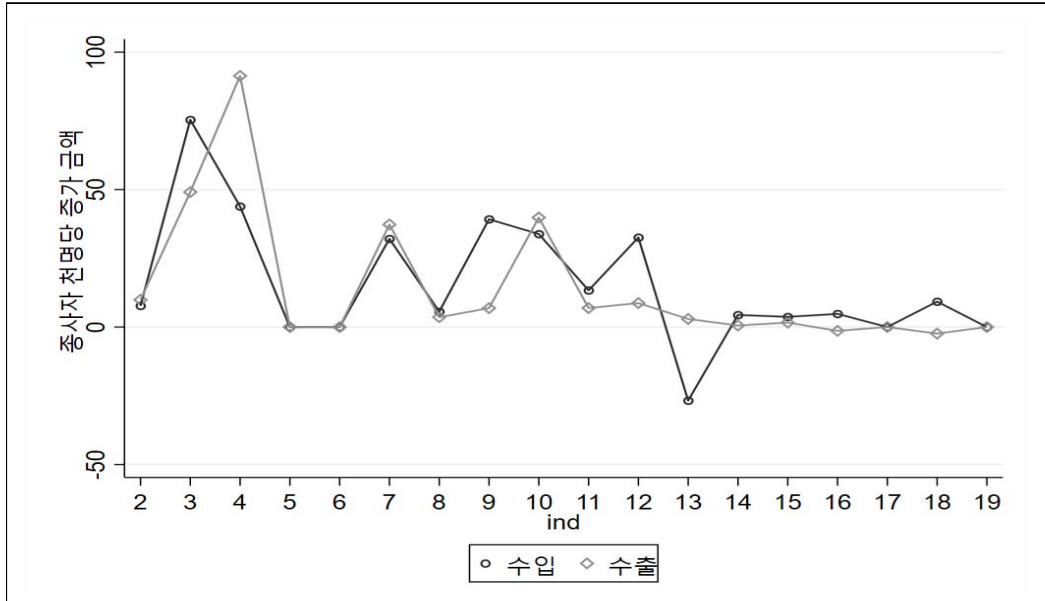
가. 로봇노출도와 산업특성과의 관계

[그림 IV-1]은 산업수준에서 지난 18년간 대중국 수입 및 수출의 변화를 해당 산업의 종사자 1천명으로 표준화하여 제시하고 있다. 지난 18년간 대중국 수입의 경우 3(basic metal), 4(chemicals and plastics), 8(food and beverage), 9(furniture and wood), 10(industrial machine)에서 증가가 관측되었고 13(mining)에서 큰 폭의 감소가 관측되었다.²⁵⁾ 한편 대중국 수출은 4(chemicals and plastics), 7(electronics), 10(industrial machine)의 증가가 관측되었다.

25) 농업에 종사하는 종사자 수를 본 연구에서 활용한 자료를 통해 정확히 계산하기 어려운 문제점이 있어서 농업이 중국으로부터의 수입이 급격히 증가했음에도 불구하고 시각화에서는 제외하였다.

[그림 IV-1] 산업수준에서 대중국 수입·수출 변화(2001~2018년)

(단위: 백만달러)



주: 산업의 구분번호는 다음을 의미한다: 1(agriculture, forestry), 2(automotive), 3(basic metals), 4(chemicals and plastics), 5(construction), 6(education, research, development), 7(electronics), 8(food and beverages), 9(furniture and wood), 10(industrial machine), 11(metal product), 12(mineral), 13(mining), 14(other miscellaneous manufacturing), 15(other vehicle: shipbuilding and aerospace), 16(paper), 17(services), 18(textiles:including apparel), 19(utilities)

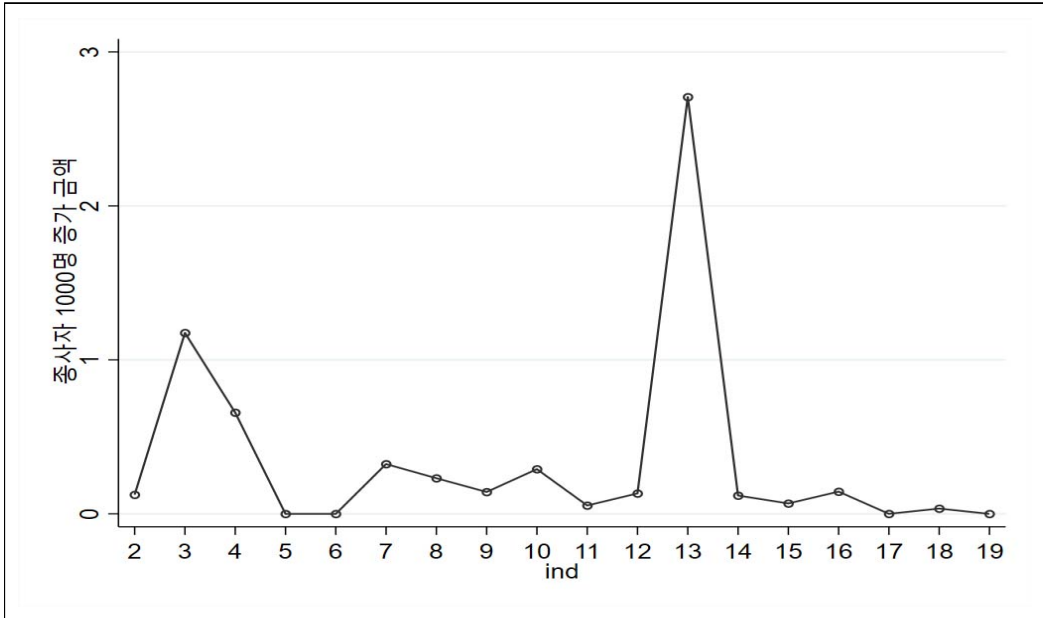
자료: UN Comtrade DB 자료를 활용하여 저자 작성

그 다음 [그림 IV-2]는 지난 18년간 중국의 전 세계를 대상으로 한 수입량의 변화를 우리나라 해당 산업의 노동자 1천명으로 표준화하여 제시하였다. 산업수준에서 중국의 전 세계 수입변화는 분석기간 동안 급격하게 증가하였는데 이는 본 연구의 분석시점이 중국의 WTO 가입시점과 일치하기 때문이다. 중국시장의 확대에 의한 충격은 로봇도입 여부와 관련 없이 존재하는 충격이기 때문에 별도로 통제하는 것이 필요하다.

즉 본 연구에서는 한국의 분석기간 동안의 수출증가를 모형에서 통제하지 않고 중국시장 확대에 따른 시군구 단위의 노동수요 충격을 통제함으로써 외생적 변화에 의한 한국의 수출증가를 통제하고자 하였다. [그림 IV-2]를 살펴보면 중국은 13 (mining), 3(basic metals), 4(chemicals and plastics), 7(electronics)에서 수입증가가 눈에 띄게 증가하였는데 해당 산업에서의 한국의 대중국 수출도 증가하였을 것으로 판단된다.

[그림 IV-2] 산업수준에서 중국의 전 세계 수입 변화(2001~2018년)

(단위: 십억달러)



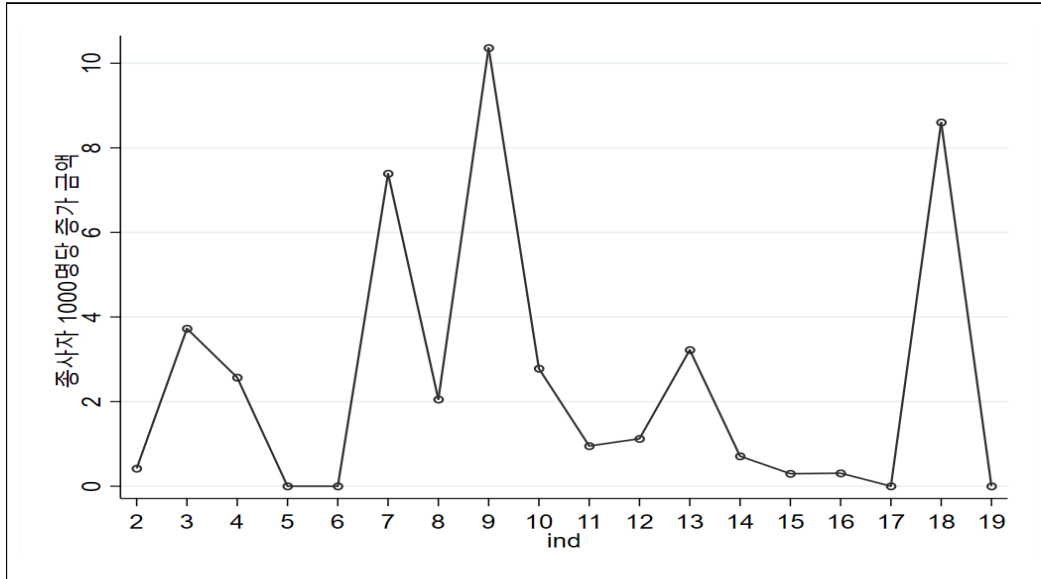
주: 산업의 구분번호는 다음을 의미한다: 2(automotive), 3(basic metals), 4(chemicals and plastics), 5(construction), 6(education, research, development), 7(electronics), 8(food and beverages), 9(furniture and wood), 10(industrial machine), 11(metal product), 12(mineral), 13(mining), 14(other miscellaneous manufacturing), 15(other vehicle: shipbuilding and aerospace), 16(paper), 17(services), 18(textiles:including apparel), 19(utilities)

자료: UN Comtrade DB 자료를 활용하여 저자 작성

한편 [그림 IV-3]은 지난 18년간 한국의 베트남에서의 수입변화를 해당 산업의 노동자 1천명으로 표준화하여 제시하였다. 수입증가가 눈에 띄는 산업분야를 순서대로 살펴보면 9(furniture and wood), 18(textiles:including apparel), 7(electronics), 3(basic metals)인 것으로 나타나 베트남으로 오프쇼어링한 사업체들의 산업분야와 전반적으로 일치하는 것으로 판단된다.

[그림 IV-3] 산업수준에서 대 베트남 수입 변화(2001~2018년)

(단위: 백만달러)



주: 산업의 구분번호는 다음을 의미한다: 2(automotive), 3(basic metals), 4(chemicals and plastics), 5(construction), 6(education, research, development), 7(electronics), 8(food and beverages), 9(furniture and wood), 10(industrial machine), 11(metal product), 12(mineral), 13(mining), 14(other miscellaneous manufacturing), 15(other vehicle: shipbuilding and aerospace), 16(paper), 17(services), 18(textiles:including apparel), 19(utilities)

자료: UN Comtrade DB 자료를 활용하여 저자 작성

지금까지 산업수준의 무역관련 충격을 살펴보았는데 다음으로는 산업수준의 로봇도입량과 이런 충격들과의 상관관계가 어느 정도인지를 살펴보았다. 구체적으로 19개의 산업에서 로봇도입과 기타 무역관련 충격지수를 구축하고 변수 간의 상관관계를 <표 IV-1>에서 제시하였다. <표 IV-1>에서 확인할 수 있듯이 다른 산업수준의 충격과 로봇도입은 상관관계가 높지 않은 것으로 나타났다. 모든 산업을 기준으로 로봇도입과 상관관계가 높았던 것은 중국과의 수입경쟁으로 상관관계는 0.324로 나타났다. 한편 제조업으로 한정하였을 때 두 변수 간의 상관관계는 0.054로 나타났는데 미국에서 로봇도입과 중국과의 수입경쟁 간의 상관관계가 -0.39^{26} 인 것을 감안하면 China Syndrome이 미국과 한국에 이질적으로 영향을 미쳤음을 확인할 수 있다.

그 다음 제조업으로 한정하였을 때 산업수준의 로봇도입은 산업수준의 다른 추세들과 상관관계가 높지 않은 것으로 나타났다. 중국시장 확대에 따른 충격과의

26) Acemoglu and Restrepo(2020), p. 32, Table A3

상관관계는 0.026, 베트남으로부터의 수입증가는 0.146, 여성고용비중과의 상관관계는 0.034을 기록하였다. 정리하자면 산업수준에서의 로봇도입은 기타 산업수준에서 고용에 영향을 미칠 수 있는 충격들과 이질적인 충격임을 확인할 수 있었으며 따라서 로봇도입에 따른 지역노동시장의 고용변화는 산업수준의 다른 추세에 의한 고용변화와 구별이 될 것으로 판단된다.

〈표 IV-1〉 산업수준에서 로봇도입과 산업특성과의 상관관계

구분	로봇도입과의 상관관계		가장 큰 값을 기록한 산업	
	제조업	모든 산업	제조업	모든 산업
중국과의 수입 경쟁(2001~2018)	0.054	0.324	1차 금속제조업 (basic metal)	1차 금속제조업 (basic metal)
중국 전 세계 수입(2001~2018)	0.026	0.235	1차금속제조업 (basic metal)	광업 (mining)
베트남으로부터의 수입(2001~2018)	0.146	0.378	섬유, 의류 제조업 (textile)	섬유, 의류 제조업 (textile)
여성 고용 비중(2000년 기준)	0.034	-0.190	섬유, 의류 제조업 (textile)	교육 (education)

주: 전국사업체조사에 기반 한 종사자 수는 농업의 경우 부정확하기 때문에 농업 분야를 제외하고 계산함
 자료: UN Comtrade DB와 IFR 로봇 자료를 활용하여 저자 작성

나. 고용 및 임금과의 관계

〈표 IV-1〉 산업수준을 기준으로 로봇도입이 각각 고용 및 임금에 미치는 영향을 분석한 결과를 제시하였다. 분석 (1)에서 (4)는 최소자승추정법(OLS)으로 분석한 결과이며 분석 (5)부터 (8)은 도구변수를 활용한 분석결과이다. (4)열과 (8)열은 광업제조업조사를 사용하여 추정한 결과인데 산업수준의 로봇도입이 고용 및 임금에 미치는 영향을 모든 산업군에서 파악하기 위해 (1)~(3)열과 (5)~(7)열은 전국사업체조사를 사용하여 분석하였다.²⁷⁾

고용효과 관련 분석결과를 먼저 살펴보면 산업수준의 로봇도입의 증가는 고용과 양(+)의 상관관계가 있는 것으로 나타났다. 주목할 점은 OLS를 사용하였을 경우 추정치는 0에 가깝고 통계적으로 유의하지 않았지만 도구변수를 활용한 결과에서는

27) 전국사업체조사를 사용한 분석에서 로그임금은 고용형태별 근로실태조사를 활용하여 산업별 평균임금을 구축하였다.

가장 기본적인 모형 (5)열을 제외하고 모든 모형에서 통계적으로 유의한 결과가 도출되었다. 이러한 결과는 산업수준의 로봇도입은 노동수요에 부정적인 영향을 주는 충격과 연관이 있는 것으로 보이며 이를 교정하는 도구변수를 활용하면 고용효과는 양(+)의 값으로 추정되는 것으로 판단된다.

그 다음 임금효과를 살펴보면 도구변수 사용유무와 상관없이 모든 모형에서 종사자 수 1천명당 로봇 1대의 추가도입은 양(+)의 고용효과와 연관이 있는 것으로 추정되었다. 추정결과의 해석을 돕기 위해 (8)열의 추정결과를 살펴보면 추정치는 0.01로 종사자 수 1천명당 로봇 1대의 추가 도입은 임금을 0.01% 증가시키는 것으로 추정되었다. 분석기간 동안 산업수준 로봇도입량 하위 10%인 산업과 상위 10%인 산업 간의 격차가 440.9대인 것을 고려하면 두 산업에서의 로봇도입의 차이는 임金的 4.41%(440.09×0.01) 차이와 관련 있는 것으로 나타나 경제적으로도 의미 있는 차이인 것으로 판단된다.

(표 IV-2) 로봇 노출 정도가 고용 및 임금에 미치는 영향(산업수준)

	OLS				도구변수 사용			
	전국사업체조사			광업제조업 조사	전국사업체조사			광업제조업 조사
	모든 산업 (1)	모든 산업 (2)	제조업 한정 (3)	제조업 한정 (4)	모든 산업 (5)	모든 산업 (6)	제조업 한정 (7)	제조업 한정 (8)
A. 로그 고용의 변화(2001~2009, 2009~2018): long-difference								
로봇 노출도	-0.02 (0.04)	0.04 (0.06)	0.04 (0.06)	0.07 (0.07)	0.03 (0.02)	0.13** (0.04)	0.13** (0.05)	0.14*** (0.07)
관측치	19	19	13	13	19	19	13	13
R-square // 1st stage F-stat	0.004	0.486	0.336	0.588	125.09	250.60	256.66	437.36
B. 로그 임금의 변화(2001~2009, 2009~2018): long-difference								
로봇 노출도	0.06** (0.02)	0.04** (0.02)	0.04* (0.02)	0.02 (0.02)	0.04** (0.01)	0.01** (0.00)	0.01** (0.00)	0.01* (0.02)
관측치	19	19	13	13	19	19	13	13
R-square // 1st stage F-stat	0.438	0.787	0.601	0.371	125.09	250.60	256.66	437.36
통제변수								
경공업 더미		√	√	√		√	√	√
중국 수입 노출		√	√	√		√	√	√

주: 1. 전국사업체 조사를 이용한 로그 임금의 변화는 추정할 수 없으므로 근로형태별 고용실태조사의 임금정보를 결합하여 분석함
2. 통계적 유의성은 다음과 같다. * p<0.1, ** p<0.05, *** p<0.01

자료: 광업제조업 전국사업체조사를 활용하여 저자 계산

2. 로봇도입이 지역 제조업 고용 및 임금에 미친 효과

본 분석에서는 모형 (10)을 활용하여 로봇도입이 지역 고용시장에 미친 효과를 분석하였다. 앞서 언급하였듯이 시군구 수준에서의 로봇도입량을 관측할 수 없기 때문에 시군구 수준의 로봇노출도는 Bartik 변수를 활용하여 구축하였다. 본 연구에서는 먼저 광업제조업조사를 활용하여 로봇노출도가 제조업의 고용 및 임금에 미친 영향을 추정하였다. 제조업에서의 고용충격은 동일 지역의 서비스업종에 영향을 끼칠 수 있기 때문에 전국사업체조사를 활용하여 제조업을 포함한 전체고용 및 서비스업종의 고용에 미친 영향 역시 살펴보았다.

[그림 IV-4]는 도구변수와 인구1인당 종사자 수의 변화 간의 관계를 제시하고 있다. 해당 그림은 2000년 기준 시군구 인구 경제적 특성 및 무역관련충격이 종속변수 및 도구변수에 미치는 영향을 제거하고 두 변수 간의 관계를 제시하고 있다. 실선으로 표시된 두 변수간의 선형관계는 2000년 기준 종사자 수를 가중치로 사용하여 추정하였다. 한편 로봇노출도가 가장 높은 지역은 울산 북구이며 그 다음은 경기 광명시, 전북 완주군, 충남 예산군 순으로 나타났다. 울산 북구 및 전북 완주군, 경기 광명시는 자동차 공장이 있기 때문에 그리고 로봇도입이 가장 활발한 산업분야가 자동차 및 전자인 것을 고려한다면 이상하지 않은 결과이나 충남 예산군의 로봇노출도가 높게 계산된 이유는 명확하지 않다. 해당 시군구의 로봇노출도가 높게 계산된 이유를 파악하기 위해 해당 시군구의 산업별 비중을 살펴보면 해당 지역은 자동차 업종의 고용비율이 매우 높은 것으로 추정되었다.²⁸⁾

충남 예산군과 같이 제조업에 종사하는 고용자 수 자체가 적은 시군구는 자동차 업종에 고용된 종사자가 소수(216명)임에도 불구하고 로봇노출도가 높은 것으로 추정되었다. 이는 본 연구가 제조업 산업별 로봇도입량을 시군구에 배분할 때 해당 지역에서의 서비스업이 고용에서 차지하는 비중을 간과하기 때문인데 보다 엄밀한 로봇노출도를 계산하기 위해서는 서비스업종에 종사하는 고용자의 비율 역시 고려할 필요성이 존재한다.²⁹⁾

28) 충남예산군은 자동차 분야의 종사자 수는 216명으로 전체 제조업 고용의 차지하는 비중은 40.98%로 나타났다.

29) 물론 본 분석의 모든 추정결과는 제조업 종사자 수를 가중치로 사용하였기 때문에 제조업 고용인원이 작은 시군구의 로봇노출도가 과대하게 계산됨에 따른 추정편의는 크지 않을 것으로 판단된다.

〈표 IV-3〉 로봇 노출 정도가 제조업 고용 및 임금에 미치는 영향(시군구 수준, 도구변수)

구분	제조업 종사자 수 가중치 적용				노출도 큰 지역 제외	가중치 미적용
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
A. 인구1인당 종사자 수 변화(2001~2009, 2009~2018): $100 \times \beta$						
로봇노출도	0.005 (0.005)	0.005 (0.005)	0.007 (0.006)	0.007 (0.006)	0.020*** (0.006)	0.011* (0.006)
1st stage	2001.5	11641.1	4924.1	6201.7	4756.9	732.6
B. 로그 고용의 변화(2001~2009, 2009~2018): $100 \times \beta$						
로봇노출도	0.409** (0.169)	0.278 (0.197)	0.278 (0.193)	0.377** (0.183)	0.518*** (0.197)	0.369** (0.181)
1st stage	2001.5	11641.1	4924.1	6201.7	4756.9	732.6
C. 로그 임금의 변화(2001~2009, 2009~2018): $100 \times \beta$						
로봇노출도	0.181* (0.100)	0.100 (0.117)	0.099 (0.117)	0.190* (0.101)	0.176*** (0.059)	0.114 (0.106)
1st stage	2001.5	11641.1	4924.1	6201.7	4756.9	732.6
obs.	462	462	462	462	458	462
광역더미	√	√	√	√	√	√
인구변수		√	√	√	√	√
산업구조			√	√	√	√
무역충격				√	√	√

주: 통계적 유의성은 다음과 같다. * $p < 0.1$, ** $p < 0.05$, *** $p < 0.01$
 자료: 광업제조업조사 및 IFR 자료에 기반하여 저자가 통계모형을 추정함

〈표 IV-3〉의 분석결과, 한국에서 로봇의 도입은 고용에 부정적인 영향을 끼친다는 증거를 찾을 수 없는 것으로 나타났다. 이는 로봇의 도입이 고용을 악화시키는 미국의 주요 결과들, 그리고 독일 및 프랑스의 제조업 분야에서 로봇이 고용을 감소시킨다는 결과와 상이한 것이다. 먼저 인구1인당 종사자 수 변화를 살펴본 경우에는 추정치는 작게 추정되었으며 (5)열 및 (6)열을 제외하면 통계적으로 유의하게 0과 다르지 않았다. 본 연구에서 선호하는 (4)열의 추정치는 0.007로 로봇노출도 상위 75%와 하위 25%의 차이가 24.73임을 감안한다면 로봇도입에 의해서 상위 75% 지역은 하위 25% 지역과 비교해서 인구1인당 종사자 수는 0.02명³⁰⁾ 증가한 것을

30) $[(26.243 - 1.511) \times 0.0007]$

의미한다. 로그고용변화를 종속변수로 사용한 경우 추정치가 유의미한 양(+)의 값을 가진 것을 고려한다면 로봇노출도가 높은 지역의 고용의 증가가 해당 지역의 인구증가를 수반하였기 때문에 인구1인당 종사자 수는 증가하지 않은 것으로 판단된다. 반면 로그 고용의 변화를 종속변수로 사용한 경우 추정치는 최소 0.278에서 최대 0.518로 추정되었다. 본 원고에서 선호하는 모형(4)을 기준으로 추정결과를 해석하면 종사자 수 1천명당 로봇 1대의 도입은 분석시간 동안 해당 시군구의 고용을 0.377% 증가시키는 것으로 나타났다. 이런 추정결과는 로봇도입노출도 기준 상위 75% 지역은 하위 25% 지역과 비교해서 제조업 고용이 9.32% 증가하였음을 의미한다.

임금에 미친 효과 역시 모든 모형에서 양(+)의 값이 추정되었으며 (4)열의 추정결과는 0.176으로 통계적으로 유의하게 0과 다른 것으로 추정되었다. 이러한 추정결과는 로봇도입노출도가 상위 75% 지역은 하위 25% 지역과 비교해서 제조업 임금이 4.70% 증가하였음을 의미한다. 한편 (1)~(5)열의 추정결과는 모형과 관계없이 강건하게 추정되었으나 (6)열은 (4)열의 추정치와 비교하여 작게 추정되었다. 이는 2000년 기준 제조업 고용 규모가 큰 지역의 임금상승이 작은 지역과 비교하여 클 가능성을 암시한다.

〈표 IV-4〉는 로봇노출에 따른 지역고용의 변화를 전국산업체조사를 사용하여 추정된 결과를 제시하였다. 전국산업체조사를 사용하면 제조업뿐만 아니라 해당 지역의 서비스업 고용에 미친 효과를 살필 수 있으며 10인 이하 제조업체의 고용변화까지 고려할 수 있는 장점이 존재한다. 〈표 IV-4〉에서 (1)~(3)열은 OLS 추정결과를, (4)~(6)열은 도구변수를 활용한 추정결과를 제시하였으며 (1), (4)열은 해당 시군구의 총고용의 변화를 (2), (5)열은 서비스업의 고용변화를, 마지막으로 (3), (6)열은 제조업의 고용변화를 종속변수로 사용하였다.³¹⁾

제조업의 고용변화를 먼저 살펴보면 모형 (6)의 추정치는 종속변수가 인구1인당 종사자 수 그리고 로그고용변화에 따라 각각 0.011, 0.190으로 추정되었다. 광업제조업조사를 활용한 추정치가 각각 0.007, 0.377임을 고려한다면 인구1인당 종사자 수는 조금 크게 그리고 로그 고용변화의 경우 작게 추정되었음을 확인할 수 있었다. 인구1인당 종사자 수의 경우 광업제조업조사를 활용하는 경우와 비교해서 10인 이하 제조업에 고용되는 종사자 수가 포함되기 때문에, 즉 분모는 동일한데 분자의

31) 〈표 IV-4〉의 모든 추정결과는 〈표 IV-3〉의 모형(4)을 사용하여 추정하였다.

값이 증가하므로 기계적으로(mechanically) 추정치가 좀 더 크게 추정된다. 그 다음 로그고용에서 추정값이 작게 추정된 것은 고용인원 10인 이하의 제조업체들은 로봇 도입에 따른 직접적인 영향을 받을 가능성이 낮기 때문으로 판단된다. Acemoglu et al.(2020b), Koch et al.(2021), Dixon et al.(2021) 등 사업체 수준의 자료를 활용하여 로봇이 고용에 미친 효과를 분석한 연구에 따르면 로봇도입은 로봇을 도입한 기업의 고용을 증가시키는 반면 도입하지 않은 경쟁업체의 고용은 감소시킬 수 있는 것으로 나타났다. 따라서 전국사업체조사를 사용하는 경우에는 로봇도입을 하지 않았을 가능성이 큰 영세사업체들이 표본에 포함되기 때문에 고용증가 효과가 감소하는 것으로 해석할 수 있다.

한편 (5)열에서는 서비스업 고용에 끼친 효과를 분석하였는데 추정결과는 양(+의 값을 가지나 통계적으로 유의하지 않았고 추정계수의 절댓값의 크기 역시 제조업과 비교하여 매우 작게 추정되었다. 이는 지역노동시장의 서비스업에서 고용이 크게 증가한 Dauth et al.(2021)의 결과와 상반되는데, Dauth et al.(2021)에서는 제조업의 고용이 서비스업 고용으로 재조정됨에 따라 서비스업 고용의 증가가 관측되었으나 본 분석에서는 제조업 고용의 재분배가 발생하지 않았기 때문으로 보인다. 오히려 서비스업에서의 양(+의 효과는 제조업 고용의 증가 혹은 부가가치 증가가 지역서비스업에 대한 수요증가로 이어지는 일종의 스펀오버 효과(Spillover effect)가 발생함에 따라 관측되는 것으로 보인다.

〈표 IV-4〉 로봇 노출 정도가 지역고용에 미치는 효과(시군구 수준)

	OLS			도구변수		
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
	총고용	서비스업	제조업	총고용	서비스업	제조업
A. 인구1인당 종사자 수 변화(2001~2009, 2009~2018): $100 \times \beta$						
로봇노출도	0.017* (0.009)	0.013* (0.008)	0.003 (0.004)	0.015 (0.010)	0.004 (0.007)	0.011* (0.007)
R2	0.374	0.440	0.300	0.374	0.437	0.293
obs.	462	462	462	462	462	462
B. 로그 고용의 변화(2001~2009, 2009~2018): $100 \times \beta$						
로봇노출도	0.054** (0.021)	0.041* (0.023)	0.095** (0.043)	0.062** (0.030)	0.018 (0.030)	0.190** (0.077)

〈표 IV-4〉의 계속

	OLS			도구변수		
	(1) 총고용	(2) 서비스업	(3) 제조업	(4) 총고용	(5) 서비스업	(6) 제조업
R2	0.298	0.349	0.444	0.298	0.347	0.437
obs.	462	462	462	462	462	462
광역더미	√	√	√	√	√	√
인구변수	√	√	√	√	√	√
산업구조	√	√	√	√	√	√
무역충격	√	√	√	√	√	√

주: 통계적 유의성은 다음과 같다. * $p < 0.1$, ** $p < 0.05$, *** $p < 0.01$
 자료: 광업제조업조사 및 IFR 자료에 기반하여 저자가 통계모형을 추정함

시군구 단위 분석에서 도구변수와 통제변수를 모두 포함한 추정 (4)의 결과를 받아들여 해석을 하자면, 로봇의 도입은 지역노동시장의 노동수요의 증가를 오히려 유발한 것으로 해석할 수 있다. 분석결과를 제II장에서 소개한 모형을 바탕으로 해석을 해 보자면, 미국 등 로봇으로 인하여 고용이 감소하는 것은 미국 등에서 로봇의 도입은 기존에 노동자들이 수행하는 과업을 대체하는 형태(I 의 증가)로 작용하는 반면, 한국의 경우 자본생산성의 증가($\eta(i)$ 의 증가)로 작용하는 것으로 해석할 수 있다. 따라서 한국의 제조업 산업에서 로봇은 기존의 자본과 유사한 작용을 하는 것을 알 수 있으며, 오히려 고용 및 임금의 측면에서 유리한 것으로 판단된다.

고용 및 임금에 부정적인 영향이 관측되지 않는 이유에 대한 또 다른 가설은 한국의 경우 로봇도입에 의한 노동수요 감소보다 생산성 향상에 따른 노동수요 증가가 클 수 있다는 것이다. 한국은 수출의존도가 매우 높은 나라이며 따라서 생산성 향상에 의한 경쟁력 강화로 인해 제품수요가 크게 증가할 수 있으며 이에 따른 노동수요가 증가하였을 가능성 역시 배제할 수 없다. 따라서 4절 메커니즘 분석에서는 2001~2018 분석기간 동안의 로봇도입과 수출 간의 관계를 면밀히 살펴봄으로써 한국의 수출이 분석결과에 미치는 영향을 가늠하고자 하였다.

3. 강건성 분석

앞선 <표 IV-3>은 지역노동시장을 시군구 수준에서 정의하고 로봇도입에 따른 효과를 추정하였다. 만약 특정 시군구의 로봇도입으로 인한 노동수요증가가 다른 시군구에서의 인구 유입을 유발한다면 로봇을 도입한 시군구와 도입하지 않는 시군구의 차이는 인적구성의 변화에서 유발될 가능성도 존재한다. 따라서 지역노동시장을 보다 넓은 지역적 범위를 포괄하는 수준에서 정의하는 것을 고려할 수 있다. 본 분석에서는 지역노동시장을 광역수준에서 정의하고 로봇도입효과를 재추정하였다. 지역노동시장을 광역수준에서 포괄적으로 정의하면 특정 지역의 로봇도입의 증가는 인접 시군구의 인구 유입을 유발할 수 있으나 다른 시군구의 인구 및 고용유입을 유발할 가능성은 낮아질 수 있으므로 인적구성의 변화에 따른 추정결과의 변화 정도를 가늠할 수 있다. <표 IV-5>는 지역노동시장을 광역수준에서 정의하고 분석한 결과를 제시하였다. (1)~(3)열은 OLS 추정결과를, (4)~(6)열은 도구 변수를 활용한 추정결과를 제시하였으며 이 중 선호하는 모형의 추정치는 (6)열에 제시하였다.

시군구 수준의 분석결과와 비교하면 추정결과는 질적으로 유사하나 추정치의 절대적인 크기는 시군구 수준의 분석과 비교해서 작게 추정되었다. 구체적으로 인구 1인당 종사자를 종속변수로 사용한 경우 추정치는 0.007에서 -0.004로 로그고용의 경우 0.377에서 0.240으로, 임금의 경우 0.190에서 0.138로 감소하였다. 물론 광역수준에서 지역노동시장을 정의하는 것은 지나치게 광범위하게 지역노동시장을 정의하는 것이기 때문에 개인의 출퇴근 패턴을 고려한 지역노동시장(생활권)을 정의하는 것이 필요하다. 따라서 추후 연구에서 생활권 기반으로 정의된 지역노동시장 수준에서 로봇도입의 효과를 분석하기로 한다.³²⁾³³⁾

32) 참고로 231개의 시군구를 지역노동시장으로 변경하면 132개인 것으로 나타났다.

33) 지역노동시장 수준에서 로봇도입효과를 추정할 경우 시군구 수준의 추정치와 광역수준 추정치의 중간값 정도로 추정될 것으로 예상된다.

〈표 IV-5〉 로봇 노출 정도가 지역고용에 미치는 효과(광역수준)

	OLS			도구변수		
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
A. 인구1인당 종사자 수 변화(2001~2009, 2009~2018): $100 \times \beta$						
로봇노출도	0.006 (0.005)	0.005 (0.006)	0.003 (0.007)	-0.003 (0.009)	-0.001 (0.007)	-0.004 (0.007)
R2	0.416	0.376	0.359	0.366	0.355	0.326
obs.	32	32	32	32	32	32
B. 로그 고용의 변화(2001~2009, 2009~2018): $100 \times \beta$						
로봇노출도	0.117 (0.150)	0.043 (0.154)	0.066 (0.157)	0.135 (0.155)	0.163 (0.150)	0.240* (0.145)
R2	0.724	0.739	0.724	0.724	0.730	0.704
obs.	32	32	32	32	32	32
C. 로그 1인당 임금의 변화(2001~2009, 2009~2018): $100 \times \beta$						
로봇노출도	0.095 (0.067)	0.060 (0.070)	0.073 (0.071)	0.148 (0.107)	0.139 (0.102)	0.138 (0.091)
R2	0.139	0.139	0.057	0.119	0.092	0.024
obs.	32	32	32	32	32	32
인구변수	v	v	v	v	v	v
산업구조		v	v		v	v
무역충격			v			v

주: 통계적 유의성은 다음과 같다. * $p < 0.1$, ** $p < 0.05$, *** $p < 0.01$
 자료: 광업제조업조사 및 IFR 자료에 기반하여 저자가 통계모형을 추정함

그 다음 〈표 IV-6〉에서는 로봇도입의 효과가 분석시점별로 이질적인지 살펴보았다. 먼저 분석시점을 2001~2009로 제약하고 로봇도입이 끼친 효과를 추정하고 그 다음 분석시점을 2009~2018로 제약하고 로봇도입효과를 추정하였다.³⁴⁾ 추정결과, 로봇도입에 따른 효과는 시점별로 이질적인 것으로 나타났다. 흥미롭게도 모든 종속변수에서 로봇도입의 초기시점인 2001~2009 기간의 추정결과는 2009~2018 기간의 추정결과와 비교해서 크게 추정되었으며 특히 로그고용 및 로그 평균임금의 추정결과는 두 시점에서 매우 큰 차이가 발생하였다. 로봇도입에 따른 노동수요의

34) 추정에 사용된 모형에는 이전 분석에서 사용한 모형과 달리 기간더미변수를 제외하였다. 이전 모형은 2001~2009, 2009~2018 두 기간의 종속변수의 변화를 시군구별로 패널데이터를 구축한 반면 〈표 IV-6〉은 시군구별 한 개의 관측치만 존재하기 때문이다.

증가가 시점별로 다를 수 있는 이유는 로봇도입의 수준이 올라감에 따라 기존에 노동자들이 수행하는 과업을 대체하는 형태(I 의 증가)로 작용하였음에서 기인하였을 가능성도 있으며 혹은 로봇도입에 따른 수출증가 정도가 로봇도입 수준이 증가함에 따라 감소함에서 기인하였을 가능성도 존재한다. 분석시점별 로봇의 고용효과가 이질적으로 나타난 것에 대한 원인을 파악하는 것은 향후 한국의 로봇도입이 고용에 미치는 효과를 가늠하는 데 많은 함의점을 제공할 수 있기 때문에 중요한 것으로 판단된다. 다만 이러한 원인을 살펴보는 것은 본 연구의 분석범위를 벗어나기 때문에 추후 연구로 남겨 놓는다.

〈표 IV-6〉 로봇 노출 정도가 지역고용에 미친 효과: 시점별 분석

	OLS			도구변수		
	(1) 인구1인당 종사자 수	(2) 로그 종사자 수	(3) 로그 평균임금	(4) 인구1인당 종사자 수	(5) 로그 종사자 수	(6) 로그 평균임금
A. 분석시점(2001~2009): $100 \times \beta$						
로봇노출도	0.0206 (0.0318)	1.7779* (1.0104)	0.7429** (0.3725)	0.0083 (0.0350)	1.9734* (1.1288)	0.6744 (0.4156)
R2	0.070	0.106	0.172	0.068	0.106	0.172
obs.	231	231	231	231	231	231
B. 분석시점(2009~2018): $100 \times \beta$						
로봇노출도	0.0017 (0.0022)	0.0787 (0.2052)	0.0447 (0.1304)	0.0070* (0.0040)	0.0885 (0.2034)	0.1206 (0.1365)
R2	0.246	0.184	0.031	0.226	0.184	0.028
obs.	231	231	231	231	231	231
인구변수	✓	✓	✓	✓	✓	✓
산업구조	✓	✓	✓	✓	✓	✓
무역총격	✓	✓	✓	✓	✓	✓

주: 1. 통계적 유의성은 다음과 같다. * $p < 0.1$, ** $p < 0.05$, *** $p < 0.01$
 자료: 광업제조업조사 및 IFR 자료에 기반하여 저자가 통계모형을 추정함

4. 메커니즘 분석

본 분석에서는 한국에서 로봇도입에 따른 고용 및 임금에 부정적인 영향이 관측되지 않는 원인 중 하나로 로봇도입에 의한 노동수요 감소보다 생산성 향상에 따른 노동수요 증가가 클 수 있다는 가설에 기반하여 로봇도입이 수출증대의 경로를 통해 고용 및 임금에 미치는 영향을 탐색하였다.

먼저 <표 IV-7>에서는 시군구 수준의 로봇노출 정도가 지역 수출에 미치는 효과를 추정하였다. 먼저 시군구 수준의 로봇도입이 중국으로의 수출변화에 미친 영향을 추정하였는데 추정치는 매우 작게 추정되고 통계적으로도 유의하지 않아 시군구 수준의 로봇의 도입은 중국으로의 수출증가와 관계가 없는 것으로 나타났다. 로봇을 주로 도입한 전자 및 자동차 산업은 중국과의 제품경쟁이 치열한 분야이므로 그리고 해당 분야의 한국제품이 중국시장에 침투하는 정도가 저조한 것을 고려한다면 직관과 부합하는 추정결과인 것으로 보인다. 그 다음 시군구 수준의 로봇노출정도가 해당 시군구의 전 세계 수출에 미친 영향을 추정하였다. 도구변수를 활용한 추정결과 (4)~(6)열은 모든 모형에서 통계적으로 유의하게 추정되어 시군구 수준의 로봇도입과 수출 간의 양(+)의 상관관계를 가지는 것을 확인하였다. 즉 로봇도입이 활발하게 이루어진 시군구의 수출증가 역시 활발하게 발생하였음을 보여주는데 이러한 추정결과는 수출이 로봇도입이 노동수요에 미치는 영향을 매개할 수 있음을 간접적으로 보여준다 할 수 있다.

<표 IV-7> 로봇 노출 정도가 지역 수출에 미치는 효과(시군구 수준)

	OLS				도구변수	
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
A. 중국 수출변화(2001~2009, 2009~2018)						
로봇노출도	0.0081 (0.0257)	-0.0201 (0.0233)	-0.0317 (0.0229)	-0.0031 (0.0092)	0.0048 (0.0122)	0.0014 (0.0109)
R2	0.446	0.562	0.589	0.778	0.769	0.654
obs.	462	462	462	462	458	462
B. 전 세계 수출변화(2001~2009, 2009~2018)						
로봇노출도	0.1639** (0.0737)	0.1016 (0.0690)	0.0807 (0.0792)	0.1766*** (0.0283)	0.1906*** (0.0377)	0.1648*** (0.0272)

〈표 IV-7〉의 계속

	OLS			도구변수		
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
R2	0.265	0.392	0.459	0.675	0.666	0.598
obs.	462	462	462	462	458	462
인구변수	√	√	√	√	√	√
산업구조		√	√		√	√
무역충격			√			√

주: 통계적 유의성은 다음과 같다. * p<0.1, ** p<0.05, *** p<0.01

자료: 광업제조업조사, IFR, UN Comtrade DB 자료에 기반하여 저자가 통계모형을 추정함

〈표 IV-8〉에서는 한국의 수출증대가 추정에 미치는 효과를 직접적으로 살펴보기 위해 시군구 수준에서의 예측된 한국의 수출량을 모형에서 통제하였을 때와 통제하지 않았을 때의 추정결과를 비교하여 제시하였다. 용이한 비교를 위해 (1)~(3)열에서는 수출변수를 통제하지 않는 결과를, (4)~(6)열에서는 수출변수를 통제한 결과를 제시하였다. 흥미롭게도 수출변수를 통제하자 로그고용 및 로그평균임금의 경우 추정치가 50% 이상 감소하는 것을 나타냈다. 만약 도구변수가 적절하게 구성되었다면 수출 증가에 따른 로봇도입의 증가를 모형추정에 사용하지 않기 때문에 수출변수는 고용 및 임금은 일종의 매개변수로 생각할 수 있다. 즉 〈표 IV-8〉의 추정결과는 수출이라는 매개변수를 통제하자 추정치의 크기가 유의미하게 변화하였기 때문에 로봇도입은 수출을 통해 고용 및 임금에 영향을 끼치는 것으로 해석할 수 있다.

〈표 IV-8〉 로봇 노출 정도가 지역고용에 미치는 효과(한국수출의 역할)

	수출변수 미통제			수출변수 통제		
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
	인구1인당 종사자 수	종사자 수	1인당 평균임금	인구1인당 종사자 수	종사자 수	1인당 평균임금
로봇노출도	0.0196*** (0.0058)	0.5177*** (0.1972)	0.1765*** (0.0593)	0.0119*** (0.0034)	0.2334 (0.1547)	0.0698 (0.0626)
R2	0.056	0.071	0.012	0.146	0.096	0.026
obs.	458	458	458	458	458	458

〈표 IV-8〉의 계속

	수출변수 미통제			수출변수 통제		
	(1) 인구1인당 종사자 수	(2) 종사자 수	(3) 1인당 평균임금	(4) 인구1인당 종사자 수	(5) 종사자 수	(6) 1인당 평균임금
광역더미	✓	✓	✓	✓	✓	✓
인구변수	✓	✓	✓	✓	✓	✓
산업구조	✓	✓	✓	✓	✓	✓
무역충격	✓	✓	✓	✓	✓	✓

주: 통계적 유의성은 다음과 같다. * p<0.1, ** p<0.05, *** p<0.01

자료: 광업제조업조사, IFR, UN Comtrade DB 자료에 기반하여 저자가 통계모형을 추정함

Dauth et al.(2021)는 로봇도입에 따른 지역노동시장의 조정과정을 이해하기 위해 지역별 노동조합가입률을 지역노동시장의 경직 정도를 대리하는 변수로 사용하여 로봇도입에 따른 제조업에서의 고용대체효과가 지역노동시장의 경직도에 따라 이질적인지 분석하였다. 분석결과, 노동시장이 경직적인 시장에서는 로봇도입에 따른 제조업에서의 대체효과가 관측되지 않았다. 한국의 경우에도 노동시장이 일반적으로 경직적인 것으로 알려져 있기 때문에 제조업에서의 고용감소(대체효과)가 발생하지 않는 이유를 노동시장의 경직성에서 찾을 수도 있을 것이다. 다만 이런 가설을 실증적으로 검정하기 위해서는 국내 지역노동시장의 특성에 대한 보다 깊은 이해가 필요하며 또한 검정을 위한 추가 자료가 필요하기 때문에 추후 분석으로 남겨 놓는다.

V. 스마트공장 도입이 사업체의 고용에 끼친 효과

1. 사업체별 고용 및 고용구조

가. 사업체 고용수준

스마트공장 도입이 사업체의 고용량을 증가시키거나 감소시켰는지 여부를 알아보기 위해서 스마트공장 참여에 대한 선형 추세와 제곱항 추세 그리고 전년도 고용 규모를 포함한 모형의 분석을 실시한 가장 간단한 모형의 결과는 <표 V-1>에서 제시하였다.

<표 V-1> 기본 모형 분석 결과: 사업체별 고용수준

	(1)	(2)	(3)
선형 추세	0.847*** (0.00430)	1,870*** (0.0108)	
제곱항 추세		-0.286*** (0.00294)	
로그 변환 전년도 고용 규모			0.968*** (8.27e-05)
관측치	18,688,910	18,688,910	14,837,194
결정계수	0.003	0.004	0.892

주: 통계적 유의성은 다음과 같다. * p<0.1, ** p<0.05, *** p<0.01

자료: 고용보험 DB자료를 사용하여 저자 계산

분석결과, 스마트공장 구축 지원 사업 참여는 양(+)의 선형 추세를 가지는 것으로 나타났으며, 제곱항 추세를 추가하여도 양(+)의 선형 추세는 유지되는 것으로 나타났다. 따라서 다른 여러 고정 효과를 통제하지 않은 모형에서 일단은 스마트공장은 고용 규모를 늘리는 효과를 가지고 있다고 해석 가능하지만, 다른 고정 효과를 포함시키거나 선형 추세를 포함할 경우 결과는 바뀔 수 있음을 염두해야 한다. 한편 전년도 고용 규모의 계수값은 (3)열에 0.968로 나타나, 대부분의 사업체에서

당해 연도 고용 규모는 전년도 고용 규모와 크게 차이가 없는 것을 확인할 수 있다. 이는 곧 사업체의 고용량에 있어서는 강한 자기상관관계가 있음을 의미하며 만약 사업체 수준의 관측가능하지 않는 특성을 통제하지 않으면 스마트공장 도입 효과 추정치에 편의가 발생할 수 있음을 함의한다. 따라서 이후 분석에서는 사업체별 고정 효과를 모형에 추가하여 선택편의에 의한 편의를 최소화하고자 하였다.

그 다음 <표 V-2>에서는 다양한 고정효과를 통제한 후 고용에 미치는 효과를 살펴보았다. 구체적으로 산업고정효과, 연도고정효과, 지역고정효과, 사업체고정효과를 모형에 포함하여 효과추정을 실시하였다. 구체적으로 모형 (1)은 어떠한 고정효과도 없이 스마트공장 구축 지원 사업 참여에 따른 선형 추세, 그리고 제곱항 추세를 포함하여 분석한 결과이며, 모형 (2)는 모형 (1)에 산업 다섯 자리 단위별 고정 효과를 포함하여 분석한 결과이고, 모형 (3)은 모형 (1)에 연도별 고정 효과를 고려한 결과이며, 모형 (4)는 모형 (1)에 지역 고정 효과를 더한 결과이고, 모형 (5)는 모형 (1)에 사업체별 고정 효과를 추가하였다. 마지막으로 모형 (6)은 연도별 고정 효과와 사업체별 고정 효과를 통제하였다. 고정 효과 분석 결과, 사업체별 고정 효과를 포함하지 않은 모형에서는 결정계수가 낮고 스마트공장 관련 변수들의 계수값도 상대적으로 큰 절댓값을 보이고 있으나, 사업체별 고정 효과를 포함시킨 결과에서는 결정계수가 0.9 이상으로 크고 높아지고 선형 추세 및 제곱항 추세의 계수값도 절댓값이 작아지는 것으로 나타났다.

모든 모형에서 선형 추세는 양(+)의 값을 제곱항 추세는 음(-)의 값을 보여주었으며 또한 통계적으로도 유의하여 스마트공장 구축 지원 사업에 참여하여 스마트공장을 구축한 경우, 그 결과로 고용 규모가 증가하지만 이러한 고용 증대 효과는 시간이 지나면서 서서히 작아지고 있음을 의미한다. 이처럼 어떠한 충격이나 변화의 효과가 시간이 지나면서 줄어드는 것은 대부분의 경우에 관찰 가능하며, 이는 스마트공장을 구축하면서 필요한 인원을 채용함에 따라 추가적인 고용 증대의 효과가 작아지는 것 하나, 그리고 스마트공장 시스템이 현재의 생산 체계와 융화되는 정도가 높아져서 추가적으로 필요한 고용 규모가 줄어드는 것 하나, 마지막으로 종사 중인 노동자들이 스마트공장 시스템에 익숙해짐에 따라 새로운 시스템의 운용 및 관리를 위해서 필요한 수요가 크지 않게 되는 현상 등이 원인이라 생각할 수 있다.

〈표 V-2〉 고정효과 모형 분석 결과: 사업체별 고용수준

	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
선행 추세	1.870*** (0.0108)	1.559*** (0.0100)	1.874*** (0.0108)	1.784*** (0.0108)	0.245*** (0.00433)	0.166*** (0.00428)
제곱항 추세	-0.286*** (0.00294)	-0.239*** (0.00272)	-0.286*** (0.00293)	-0.273*** (0.00291)	-0.0398*** (0.00107)	-0.0304*** (0.00106)
관측치	18,688,910	18,688,910	18,688,910	18,688,910	18,688,910	18,688,910
결정계수	0.004	0.311	0.004	0.027	0.903	0.906
산업 고정 효과		v				
연도 고정 효과			v			v
지역 고정 효과				v		
사업체 고정 효과					v	v

주: 통계적 유의성은 다음과 같다. * p<0.1, ** p<0.05, *** p<0.01

자료: 고용보험 DB자료를 사용하여 저자 계산

〈표 V-2〉의 결과는 스마트공장 구축 지원 사업 참여, 혹은 스마트공장 시스템의 도입이 고용을 증대시키는 결과를 내는 것처럼 보이나, 만일 스마트공장 구축 지원 사업 참여 이전부터 사업 참여 기업이 미참여 기업보다 고용 규모가 더 크거나 빠르게 늘어나는 추세에 있었다면 이러한 고용 효과는 스마트공장 구축에 따른 결과가 아니라 단순히 그 이전부터 존재한 추세의 연장선이라 볼 수 있다. 따라서 〈표 V-3〉에서는 선행 추세를 추가로 통제함으로써 스마트공장 구축 지원 사업의 순 고용 효과를 보다 엄밀하게 측정하고자 하였다.

〈표 V-3〉 선행 추세를 포함한 분석 결과: 사업체별 고용수준

	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
선행 추세	1.409*** (0.0123)	1.184*** (0.0116)	1.416*** (0.0123)	1.346*** (0.0123)	0.253*** (0.00501)	0.170*** (0.00497)
제곱항 추세	-0.187*** (0.00298)	-0.158*** (0.00282)	-0.187*** (0.00298)	-0.178*** (0.00299)	-0.0368*** (0.00118)	-0.0286*** (0.00118)
선행 선행 추세	0.188*** (0.0135)	0.162*** (0.0126)	0.187*** (0.0134)	0.180*** (0.0135)	0.0466*** (0.00436)	0.0277*** (0.00434)
제곱항 선행 추세	0.0646*** (0.00305)	0.0518*** (0.00285)	0.0645*** (0.00305)	0.0613*** (0.00305)	0.000216 (0.000985)	-7.64e-05 (0.000979)
관측치	18,688,910	18,688,910	18,688,910	18,688,910	18,688,910	18,688,910
결정계수	0.006	0.313	0.007	0.029	0.903	0.906

〈표 V-3〉의 계속

	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
산업 고정 효과		√				
연도 고정 효과			√			√
지역 고정 효과				√		
사업체 고정 효과					√	√

주: 통계적 유의성은 다음과 같다. * p<0.1, ** p<0.05, *** p<0.01

자료: 고용보험 DB자료를 사용하여 저자 계산

선행 추세를 고려한 모형의 추정결과, 스마트공장 구축 지원 사업 참여에 따른 선행 추세는 여전히 양(+)의 값으로 나타났고 제곱항 추세는 음(-)의 값으로 나타났다. 이러한 결과는 스마트공장 구축 지원 사업 참여에 따른 양(+)의 고용 효과가 존재하며 그 크기는 시간이 흐르면서 줄어들고 있음을 함의한다. 한편 스마트공장 도입 이전의 고용 규모 변화 추세를 통제한 선행 추세는 양(+)의 값으로 제곱항 선행 추세의 경우에도 양(+)의 값으로 추정되었다. 즉 스마트공장 도입 이전에도 해당 업체들의 고용이 증가하는 추세가 관측됨을 의미하는데 사업체별 고정 효과를 포함한 분석에서는 제곱항 선행 추세가 모두 통계적으로 유의미하지 않은 것으로 나타나 실제로는 양(+)의 선행 추세만 존재하는 것으로 판단된다. 다만 사업체에 존재하는 추세를 통제 여부에 따라 스마트공장 도입 효과의 차이가 크게 변화하지 않는 것으로 나타나 선행 추세가 추정에 미치는 영향은 크지 않은 것으로 나타났다.

한편 스마트제조혁신추진단에서 제공받은 자료는 스마트공장의 수준을 포함하고 있지 않기 때문에 사업체가 도입한 스마트공장의 수준이나 자동화의 정도가 어떠한지 파악하기가 어렵다. 다만 해당 자료에서는 사업체의 중복참여 여부를 파악할 수 있는데 일반적으로 중복 참여한 사업체가 같은 유형의 스마트공장 시스템을 설치한 것이라면 이전보다 더 심화된 수준의 스마트공장 시스템을 구축하였을 것이고, 다른 유형의 스마트공장 시스템을 구축했다면 공정 전반의 스마트화가 올라갔을 것이라고 추정할 수 있다. 따라서 〈표 V-4〉에서는 스마트공장 구축 지원 사업에 중복 참여한 횟수까지 고려하여 스마트공장 시스템의 심화도를 간접적으로 통제 분석 결과를 추정하였다.

본 연구에서 선호하는 모형(6)을 중심으로 추정결과를 살펴보면 우선 사업체가

관찰 시점 연도까지 스마트공장에 중복 참여한 횟수를 표시한 변수(선형 변수)의 계수는 양(+)의 값을, 그리고 제공한 변수의 계수 값은 통계적으로 유의한 음(-)의 계수값을 가지는 것으로 나타났다. 이는 스마트공장 시스템이 심화될수록 고용 규모를 늘리는 효과가 있으나 그 증대 효과도 시스템의 수준이 높아질수록 점차 감소하는 방향이라는 것을 동시에 확인할 수 있었다.

〈표 V-4〉 스마트공장 중복 참여 횟수까지 고려한 분석 결과

	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
선형 추세	1.060*** (0.0234)	0.890*** (0.0228)	1.073*** (0.0234)	1.002*** (0.0235)	0.201*** (0.00994)	0.137*** (0.00987)
제공항 추세	-0.142*** (0.00405)	-0.120*** (0.00396)	-0.143*** (0.00405)	-0.134*** (0.00406)	-0.0293*** (0.00174)	-0.0239*** (0.00173)
선형 선행 추세	0.107*** (0.0142)	0.0934*** (0.0133)	0.106*** (0.0142)	0.100*** (0.0142)	0.0348*** (0.00476)	0.0202*** (0.00472)
제공항 선행 추세	0.0811*** (0.00318)	0.0658*** (0.00298)	0.0808*** (0.00318)	0.0777*** (0.00319)	0.00268** (0.00106)	0.00149 (0.00105)
스마트공장 중복 참여 횟수	0.589*** (0.0407)	0.493*** (0.0398)	0.581*** (0.0407)	0.577*** (0.0407)	0.0959*** (0.0157)	0.0593*** (0.0156)
중복 참여 횟수의 제공항	-0.0612*** (0.0117)	-0.0466*** (0.0116)	-0.0605*** (0.0118)	-0.0566*** (0.0116)	-0.0180*** (0.00414)	-0.00971** (0.00407)
관측치	18,688,910	18,688,910	18,688,910	18,688,910	18,688,910	18,688,910
결정계수	0.006	0.313	0.007	0.029	0.903	0.906
산업 고정 효과		∇				
연도 고정 효과			∇			∇
지역 고정 효과				∇		
사업체 고정 효과					∇	∇

주: 통계적 유의성은 다음과 같다. * p<0.1, ** p<0.05, *** p<0.01
자료: 고용보험 DB자료를 사용하여 저자 계산

나. 신규 취업자 중 청년층 고용 비율

스마트공장 시스템은 일반적으로 작업 환경을 개선함으로써 위험 요소를 줄여주고 단순한 정보기입과 같은 반복작업을 줄여줌으로써 제조업의 생산 공정을 청년층이 보다 선호하는 형태의 작업장으로 바꾸는 역할을 수행할 것으로 기대되고 있다. 만약 이러한 기대가 실제와 부합한다면 스마트공장 구축 지원 사업에 참여한 사업

체의 경우 신규 취업자 중 청년층의 고용 비율이 사업 미참여 기업과 비교하여 높게 나타나게 될 것이다. 따라서 본 분석에서는 스마트공장 도입 여부가 청년층의 고용에 미친 효과를 분석하였다.

먼저 <표 V-5>에서는 신규 입사자 중 15~29세의 청년 입사자의 비율(%)을 종속 변수로 활용한 분석결과를 제시하였다. 여기서 각 항은 독립 변수에서 어떠한 변수를 포함하였는지만 차이가 있을 뿐 (1)을 제외하면 연도별 고정 효과와 사업체별 고정 효과를 포함한 패널 분석의 결과이다.³⁵⁾ 분석 결과에 따르면 스마트공장 구축 지원 사업 중복 참여 횟수를 통제하기 전까지는 스마트공장 구축 사업 참여가 15~29세 청년층 고용 비율의 증가와 상관관계가 있는 것으로 나타났으나, 스마트공장 지원 사업 중복 참여 관련 변수를 포함시키면 이러한 효과가 사라지는 것으로 확인되었다. 이러한 결과는 스마트공장을 구축한 기업에서의 청년층 고용 증대 효과는 대부분 중복 참여하여 고도의 스마트화를 이룬 사업체에서 존재하는 청년층 채용에 대한 수요 혹은 청년층의 노동 공급이 반영된 결과로 판단된다. 한편 선형 선행 추세에서 5% 유의수준에서 유효한 양(+)의 계수값으로 추정되었는데 이는 스마트공장 구축 지원 사업에 참여한 기업들은 이미 도입 이전부터 청년층 채용 비중이 증가하였음을 의미한다.

<표 V-5> 스마트공장 구축에 따른 신규 취업자 중 15~29세 청년의 비율 변화

	(1)	(2)	(3)	(4)
선형 추세	7.940*** (0.254)	2.116*** (0.263)	2.110*** (0.305)	0.769 (0.609)
제곱항 추세	-1.115*** (0.0690)	-0.213*** (0.0671)	-0.140* (0.0742)	0.0417 (0.108)
선형 선행 추세			0.951*** (0.286)	0.647** (0.311)
제곱항 선행 추세			-0.0496 (0.0641)	0.0137 (0.0688)
스마트공장 중복 참여 횟수				2.290** (0.971)
중복 참여 횟수의 제곱항				-0.312 (0.267)

35) 앞서 고용 효과 추정 분석과 비교하여 관측치의 크기가 크게 줄어든 것은 신규 채용자가 없는 사업체의 경우 분모 값이 0이므로 신규 채용 청년 비율의 값이 결측치로 계산되어 분석에서 제외되기 때문이다.

〈표 V-5〉의 계속

	(1)	(2)	(3)	(4)
관측치	6,598,849	6,598,849	6,598,849	6,598,849
결정계수	0.000	0.614	0.614	0.614
연도 고정 효과		∨	∨	∨
사업체 고정 효과		∨	∨	∨

주: 통계적 유의성은 다음과 같다. * p<0.1, ** p<0.05, *** p<0.01
 자료: 고용보험 DB자료를 사용하여 저자 계산

그 다음 〈표 V-6〉에서는 청년층의 정의를 15~34세로 바꾸어 종속변수를 재설정하고 추정한 결과를 제시하였다. 추정결과, 앞선 15~29세 청년층 비율에 관한 분석과 유사하게 15~34세로 청년층을 정의한 경우에도 선형 추세는 양(+)의 값이 나타났으며, 나머지 변수의 값도 유사한 것으로 추정되어 청년층의 정의와 상관없이 추정결과가 강건한 것으로 나타났다.³⁶⁾

〈표 V-6〉 스마트공장 구축에 따른 신규 취업자 중 15~34세 청년의 비율 변화

	(1)	(2)	(3)	(4)
선형 추세	7.677*** (0.267)	2.500*** (0.280)	2.616*** (0.327)	1.697*** (0.641)
제곱항 추세	-1.080*** (0.0720)	-0.192*** (0.0716)	-0.143* (0.0796)	-0.0257 (0.114)
선형 선행 추세			0.730** (0.302)	0.518 (0.327)
제곱항 선행 추세			0.00318 (0.0678)	0.0473 (0.0725)
스마트공장 중복 참여 횟수				1.447 (1.008)
중복 참여 횟수의 제곱항				-0.0819 (0.275)
관측치	6,598,849	6,598,849	6,598,849	6,598,849
결정계수	0.000	0.649	0.649	0.649
연도 고정 효과		∨	∨	∨
사업체 고정 효과		∨	∨	∨

주: 통계적 유의성은 다음과 같다. * p<0.1, ** p<0.05, *** p<0.01
 자료: 고용보험 DB자료를 사용하여 저자 계산

36) 청년층을 15~39세로 정의하여 분석한 결과는 〈부표 2〉에 제시하였는데 추정결과는 질적으로 유사함을 확인하였다.

다. 스마트공장과 신규 취업자의 루틴화지수

스마트공장 시스템은 단순 반복 작업을 기계나 시스템이 대체함으로써 신규 채용자의 직무가 단순 반복적이지 않은 성격을 띠는 가능성이 높아지며, 이로 인해 신규 취업자들 중 일정 수준 이상의 루틴화지수를 가진 직업에 취업할 확률이 높아질 것을 기대할 수 있다. 물론 이론적으로 스마트 시스템이 고도화되는 경우 작업 현장에서 고도의 숙련 수준을 가지는 작업을 기계가 대신하여 개별 작업자에게 요구되는 숙련 및 학력과 기술 수준이 낮아지는 효과도 존재할 수 있다. 따라서 본 분석에서는 이러한 두 상반된 효과 중 무엇이 더 크게 작용하는지 확인하기 위해 스마트공장 도입이 신규 취업자들의 루틴화지수에 끼친 영향을 분석하였다.

〈표 V-7〉은 스마트공장 구축 지원 사업에 참여한 사업체들과 그렇지 않은 사업체들 간의 신규 취업자 중 루틴화지수가 1 이상인 직업에 취업한 사람들의 비율에 어떠한 차이가 있는지를 앞선 모형을 활용하여 추정하였다. (4)열은 본 분석에서 가장 선호하는 모형의 추정결과를 제시하였는데 스마트공장 구축 지원 사업 참여에 따른 선형 효과에서는 오히려 루틴화지수가 1 이상인 신규 채용자의 비율이 줄어드는 것으로 나타났다. 이러한 결과는 스마트공장을 구축하고 나면 루틴화지수 1 이상인 직무에 대한 수요가 감소함에 따라 발생하였을 가능성이 존재한다. 다만 앞선 신규 채용자의 연령별 비중에서 살펴보았듯이 청년층의 고용이 증가함에 따라 자연스럽게 루틴화지수가 낮아질 가능성도 배제할 수 없기 때문에 결과해석에 주의할 필요가 있다. 스마트공장 시스템을 도입하면 루틴화지수 1 이상인 직무에 필요한 숙련 및 기술 수준을 요구하는 직무나 직업에 대한 노동 수요가 감소할 가능성을 배제할 수 없다는 해석이 가장 합리적일 것으로 판단된다.

〈표 V-7〉 스마트공장 구축에 따른 신규 취업자 중 루틴화지수 1 이상의 직무를 수행하는 취업자 비율
(단위: %)

	(1)	(2)	(3)	(4)
선형 추세	-2.168*** (0.296)	0.157 (0.310)	-0.213 (0.360)	-1.584** (0.705)
제곱항 추세	0.460*** (0.0795)	-0.275*** (0.0791)	-0.138 (0.0875)	0.0227 (0.126)
선형 선행 추세			1.525*** (0.328)	1.203*** (0.355)

〈표 V-7〉의 계속

(단위: %)

	(1)	(2)	(3)	(4)
제공항 선행 추세			-0.203*** (0.0737)	-0.136* (0.0789)
스마트공장 중복 참여 횟수				1.926* (1.107)
중복 참여 횟수의 제공항				0.126 (0.305)
관측치	6,564,490	6,564,490	6,564,490	6,564,490
결정계수	0.000	0.610	0.610	0.610
연도 고정 효과		∨	∨	∨
사업체 고정 효과		∨	∨	∨

주: 통계적 유의성은 다음과 같다. * p<0.1, ** p<0.05, *** p<0.01

자료: 고용보험 DB자료를 사용하여 저자 계산

그 다음 〈표 V-8〉에서는 루틴화지수 1.5 이상인 직무를 수행하는 신규 취업자의 비율에 대한 분석을 실시하였다. 추정결과에서 특기할 만한 점은 스마트공장 구축 지원 사업에 따른 선행 추세와 스마트공장 중복 참여 횟수에 대한 계수값이 앞서와 반대로 추정되었다는 것이다. 이러한 결과는 스마트공장 구축 지원 사업 참여에 따른 양(+)의 선행 추세와 음(-)의 제공항 추세를 통해서 스마트공장 구축 지원 사업에 참여한 이후 루틴화지수가 1.5 이상인 직무에 대한 수요가 늘지만 그 증대 효과는 시간이 가면서 떨어지는 것으로 해석가능하다.

반면 스마트공장 구축 지원 사업 중복 참여 횟수가 오히려 음(-)의 계수값으로 추정된 것은 (1) 시장에서 중소기업에 취업할 만한 인력 중 높은 루틴화지수 직무를 수행할 수 있는 인력이 한정되었기 때문일 수도 있고, (2) 스마트공장 시스템은 작업 현장에서 요구하는 숙련 및 기술 수준을 떨어뜨리는데, 이것은 스마트화 수준이 높아질수록 더욱 크게 나타나기 때문일 수 있다. 다만 앞선 〈표 V-7〉의 추정결과의 해석에서 주의해야 하는 것처럼 청년층의 고용이 증가함에 따라 자연스럽게 루틴화지수가 낮아질 가능성도 배제할 수 없기 때문에 청년층 고용증가에 따른 루틴화지수 변화와 스마트공장 도입에 따른 요구되는 직무의 변화를 분리해서 연구하는 것이 필요하다. 다만 이런 분석은 본 분석의 연구범위에서 벗어나기 때문에 추후 연구로 남겨 놓는다.

〈표 V-8〉 스마트공장 구축에 따른 신규 취업자 중 루틴화지수 1.5 이상의 직무를 수행하는 취업자 비율
(단위: %)

	(1)	(2)	(3)	(4)
선형 추세	-9.748*** (0.229)	2.043*** (0.250)	2.129*** (0.291)	3.548*** (0.563)
제곱항 추세	1.462*** (0.0607)	0.00785 (0.0624)	-0.00815 (0.0693)	-0.198** (0.0988)
선형 선행 추세			-0.146 (0.268)	0.177 (0.292)
제곱항 선행 추세			0.0367 (0.0605)	-0.0305 (0.0651)
스마트공장 중복 참여 횟수				-2.389*** (0.896)
중복 참여 횟수의 제곱항				0.292 (0.250)
관측치	6,564,490	6,564,490	6,564,490	6,564,490
결정계수	0.000	0.613	0.613	0.613
연도 고정 효과		√	√	√
사업체 고정 효과		√	√	√

주: 통계적 유의성은 다음과 같다. * p<0.1, ** p<0.05, *** p<0.01
자료: 고용보험 DB자료를 사용하여 저자 계산

2. 사업체별 평균임금

가. 사업체 평균임금에 끼친 영향

스마트공장의 도입은 개별 노동자의 생산성을 증대시켜서 해당 사업체의 전체 일자리가 줄어들 수는 있어도 평균임금은 상승시킬 수 있다. 하지만 스마트공장의 도입 이후 요구되는 숙련 수준이나 기술 수준이 감소한다면 평균적인 인적 자본의 수준이 낮아짐에 따라 평균임금이 감소할 수도 있다. 따라서 본 분석에서는 고용보험 DB와 NICE데이터의 임금 자료를 바탕으로 구축된 사업체별 평균임금이 스마트공장 도입 여부에 따라 변화하는지를 분석하였다.

〈표 V-9〉 스마트공장 구축 지원 사업과 종사자 전체 평균임금

	(1)	(2)	(3)	(4)
선형 추세	0.331*** (0.00285)	-0.0143*** (0.00217)	-0.0151*** (0.00265)	-0.0125*** (0.00468)
제곱항 추세	-0.0503*** (0.000769)	0.000847 (0.000544)	0.000836 (0.000612)	0.000378 (0.000838)
선형 선행 추세			-0.00184 (0.00226)	-0.00131 (0.00241)
제곱항 선행 추세			0.000117 (0.000519)	7.57e-06 (0.000548)
스마트공장 중복 참여 횟수				-0.00612 (0.00725)
중복 참여 횟수의 제곱항				0.00242 (0.00196)
관측치	2,898,346	2,898,346	2,898,346	2,898,346
결정계수	0.005	0.852	0.852	0.852
연도 고정 효과		√	√	√
사업체 고정 효과		√	√	√

주: 통계적 유의성은 다음과 같다. * p<0.1, ** p<0.05, *** p<0.01

자료: 고용보험 DB자료를 사용하여 저자 계산

본 연구에서 선호하는 모형 (4)를 기준으로 살펴보면 스마트공장 구축 지원 사업의 참여업체의 평균임금은 시간이 지남에 따라 감소하는 것으로 나타났다. 스마트공장을 도입한 사업체들은 비도입 사업체들보다 높은 임금을 지불하고 있었음을 상기한다면 이러한 추정결과는 작업장의 스마트화 및 자동화로 인해서 작업 환경의 청결함, 위험성, 요구되는 체력 수준 등등에서의 개선으로 인해 약간의 임금이 하락되더라도 해당 사업체에 취업하려는 노동 공급 의향이 있음을 시사한다. 즉 스마트공장 구축에 따른 환경개선이 일정 정도의 임금 하락을 보전하는 비임금 혜택(non-pecuniary benefit)으로 작용하였을 가능성이 있는 것으로 판단된다.

물론 스마트공장을 구축한 이후 조직 내의 인적 구성의 변화가 발생함에 따른 평균임금의 변화를 통제하지 못하였기 때문에 앞선 추정결과는 기업의 인적구성의 변화에서 기인하였을 가능성을 배제할 수 없다. 예를 들어 앞서 청년층 고용 비율에 대한 분석에서 살펴보았듯이 스마트공장 구축 지원 사업에 참여한 사업체들이 중장년 경력직보다 청년층을 더 많이 채용한다면 전체 종사자의 평균 경력 기간이나 호봉이 짧아지는 효과로 인해서 평균임금이 상대적으로 더 하락하는 것처럼 보일

가능성이 존재한다. 따라서 추후 연구에서는 이러한 인적 구성을 통제하고도 임금 하락이 관측되는지 살펴볼 필요가 있다.

인적구성의 변화에 따른 임금변화를 간단하게 통제하는 방법은 특정 연령층의 평균 임금이 스마트공장 도입 여부에 따라 변화하는 것인지 살펴보는 것이다. <표 V-10>은 사업체의 청년층(15~29세)의 평균임금을 종속변수로 분석한 결과를 제시하였다. 모형 (4)를 기준으로 앞선 결과와 유사하게 스마트공장을 구축한 업체의 청년층 평균 임금은 시간이 지남에 따라 감소하는 것으로 추정되었다. 청년층으로 한정된 분석은 비록 청년층의 다른 관측가능하지 않는 특성(교육수준)을 통제하지 못하였지만 어느 정도 구성의 차이를 통제할 수 있는데 이러한 추정결과는 스마트공장 구축에 따른 작업 환경 개선 등 비임금적인 혜택으로 인해서 스마트공장에 지원하는 청년의 숫자가 늘어난 노동 공급 증가의 결과일 수 있다는 해석에 좀더 힘을 실어 주는 것으로 판단된다.³⁷⁾

<표 V-10> 스마트공장 구축 지원 사업과 15~29세 청년층 평균임금

	(1)	(2)	(3)	(4)
선형 추세	0.212*** (0.00295)	-0.0243*** (0.00286)	-0.0240*** (0.00334)	-0.0227*** (0.00654)
제곱항 추세	-0.0315*** (0.000813)	0.00140* (0.000720)	0.00103 (0.000795)	0.000703 (0.00117)
선형 선행 추세			-0.00626** (0.00288)	-0.00602* (0.00314)
제곱항 선행 추세			0.000927 (0.000648)	0.000878 (0.000698)
스마트공장 중복 참여 횟수				-0.00467 (0.0104)
중복 참여 횟수의 제곱항				0.00285 (0.00289)
관측치	2,898,330	2,898,330	2,898,330	2,898,330
결정계수	0.003	0.754	0.754	0.754
연도 고정 효과		√	√	√
사업체 고정 효과		√	√	√

주: 통계적 유의성은 다음과 같다. * p<0.1, ** p<0.05, *** p<0.01

자료: 고용보험 DB자료를 사용하여 저자 계산

37) <부표 3>과 <부표 4>에서는 청년층의 정의를 15~34, 15~39세로 정의하고 추정한 결과를 제시하였다. 추정결과는 청년층의 정의와 관련없이 강건하게 유지되는 것으로 나타났다.

Ⅵ. 요약 및 정책적 시사점

1. 연구결과 요약 및 한계

가. 연구결과 요약

본 연구에서는 한국의 생산기술의 혁신이 노동시장의 고용 및 임금 등에 끼친 영향을 분석하였다. 본 연구는 사업현장의 생산기술혁신을 로봇도입 및 스마트공장 시스템 도입으로 정의하고 분석하였다. 로봇은 고가장비라는 특성상 도입비용이 크며 운용 시에도 운용인력뿐만 아니라 소프트웨어를 관리하는 인력이 필요하므로 운용비용도 많이 발생하게 된다. 따라서 로봇도입은 대기업 위주로 진행되고 있는 것으로 추측되며(성재민 외, 2020), 대기업의 로봇도입에 따른 대기업 중소기업 간의 생산성 격차 확대에 대응하기 위해 중소기업은 스마트공장을 도입하는 것으로 알려져 있다(류덕현 외, 2020). 따라서 생산기술혁신이 한국노동시장에 끼친 영향을 탐색하기 위해서는 로봇도입과 스마트공장 도입 모두를 살펴보는 것이 필요하다.

본 연구의 분석결과를 요약하면 먼저 지난 20년간 한국의 로봇도입은 지역노동시장의 고용에 부정적인 영향을 끼친다는 증거를 찾을 수 없었다. 오히려 종사자 수 1천명당 로봇 1대의 도입은 분석시간 동안 해당 시군구의 고용을 0.377% 증가시키는 것으로 나타났다. 이러한 추정결과는 로봇도입노출도 기준 상위 75% 지역은 하위 25% 지역과 비교해서 제조업 고용이 9.32% 증가하였음을 의미하기 때문에 경제적으로 큰 값을 확인할 수 있었다. 임금에 미친 효과 역시 모든 모형에서 양(+)의 값으로 추정되어 로봇도입은 한국시장에서 노동수요를 감소시키는 방향으로 작동하지 않았음을 재확인할 수 있었다. 로봇도입이 지역노동시장 고용을 악화시키는 미국의 결과들, 그리고 독일 및 프랑스의 제조업 분야에서 로봇이 고용을 감소시킨다는 결과와 상이한 것으로 나타나 주목할 만하다.

타국의 로봇도입에 따른 고용효과와 본 연구의 추정결과가 다른 원인을 살펴보

기 위해 본 연구는 먼저 Acemoglu and Restrepo(2020) 모형에 기반하여 해석을 시도하였다. 미국 등 로봇으로 인하여 고용이 감소하는 것은 미국 등에서 로봇의 도입은 기존에 노동자들이 수행하는 과업을 대체하는 형태(I 의 증가)로 작용하는 반면, 한국의 경우 자본생산성의 증가($\eta(i)$ 의 증가)로 작용하는 것으로 해석할 수 있음을 확인하였다.

또한 한국의 경우 로봇도입에 의한 노동수요 감소보다 생산성 향상에 따른 노동수요증가가 클 수 있기 때문에 고용감소가 관측되지 않을 수 있다. 한국은 수출의존도가 매우 높은 나라이기 때문에 로봇도입은 생산성을 향상시키고 이로 인한 경쟁력 강화로 제품수요가 크게 증가하여 고용감소가 관측되지 않았을 가능성이 존재한다. 본 연구에서는 한국의 수출증대가 고용효과 추정에 미치는 효과를 직접적으로 살펴기 위해 한국의 전 세계로의 수출을 추가로 통제하였으며 이 경우 고용 및 임금에서 관측된 양의 효과는 크게 감소하는 것을 확인하였다. 즉 수출이라는 매개변수를 통제하자 추정치의 크기가 유의미하게 변화하였기 때문에 한국에서의 로봇도입은 수출을 통해 고용 및 임금에 영향을 끼친 것으로 이해할 수 있으며 타국과의 결과가 상이한 이유 중에 하나인 것으로 판단하였다.

그 다음 본 연구에서는 사업체 수준에서 스마트공장의 도입이 사업체의 고용수준, 고용구조(청년고용 비중, 루틴화지수의 변화), 그리고 임금 등에 끼친 영향을 분석하였다. 스마트공장을 도입한 사업체는 도입하지 않는 사업체와 비교하여 도입에 따른 고용이 시간 경과에 따라 증가하는 것으로 추정되었으며 다만 증가폭은 시간이 지남에 따라 감소하는 것으로 추정되었다. 또한 스마트공장 시스템이 심화될수록 고용 규모를 늘리는 효과가 있으나 수준이 높아질수록 증대효과 역시 감소하는 것으로 나타나 스마트공장 구축 수준이 고용에 미친 효과는 비선형적인 것으로 나타났다.

다음으로 신규 취업자 중 청년층의 비중은 스마트공장을 구축한 경우 구축하지 않은 사업체와 비교하여 신규 취업자 중 청년층의 비중이 증가하는 것으로 추정되었다. 스마트공장 시스템은 일반적으로 작업 환경을 개선함으로써 위험 요소를 줄여주고 단순정보 기입과 같은 반복 작업을 줄여줌으로써 제조업 생산공정을 청년층이 선호하는 형태의 작업장으로 바꾸는 역할을 수행하여 나타난 결과로 판단되었다.

마지막으로 사업체의 평균임금의 경우 스마트공장을 구축한 업체의 평균임금은

구축하지 않은 사업체와 비교해서 시간이 지남에 따라 감소하는 것으로 추정되었다. 스마트화 및 자동화로 인해서 작업 환경의 청결함, 위험성, 요구되는 체력 수준 측면에서의 개선이 비급여혜택으로 작용하여 약간의 임금이 하락되더라도 해당 사업체에 취업하려는 노동 공급 의향이 있는 것으로 판단된다. 물론 본 연구의 추정결과는 조직 내 인적 구성의 변화가 발생함에 따라 임금하락의 가능성을 배제할 수 없다. 따라서 추가적으로 인적구성 변화에 따른 임금변화를 통제하기 위해 본 연구는 청년층의 평균임금이 스마트공장 도입 여부에 따라 변화하였는지 살펴 보았다. 추정결과, 앞선 결과와 유사하게 스마트공장을 구축한 사업체의 청년층 평균임금은 시간이 지남에 따라 감소하는 것으로 추정되었다. 따라서 이러한 추정결과는 스마트공장 구축에 따른 작업 환경 개선 등 비임금적인 혜택으로 스마트공장에 지원하는 청년의 숫자가 늘어난 노동공급 증가의 결과일 수 있다는 해석에 좀 더 힘을 실어주는 것으로 판단하였다.

나. 연구의 한계

본 연구의 로봇도입이 지역노동시장에 미친 효과 분석은 Acemoglu and Restrepo (2020)와 동일하게 중분류 수준의 19개의 산업에서 로봇도입량의 변이를 활용하였다. 한국에서 로봇을 활발하게 도입한 산업은 자동차와 전자분야인데 자동차산업 및 전자분야 내의 산업들의 로봇도입의 변이가 상당히 이질적일 것으로 판단된다. 예를 들어 자동차산업(30)은 자동차제조업과 부품제조업으로 크게 구분할 수 있는데³⁸⁾ 자동차제조업과 부품제조업은 로봇도입 정도가 이질적인 것으로 예상되며 산업 내에서의 로봇도입의 변이가 산업 내에서의 고용변화에 끼친 영향을 분석한다면 산업수준의 충격을 보다 효과적으로 통제할 수 있을 것으로 판단된다.

또한 로봇도입이 고용효과에 부정적인 영향을 끼친다는 증거를 찾을 수 없었다 하더라도 로봇도입에 따른 이득을 보는 경제주체와 손해를 보는 경제주체에 대한 이해가 필요하다. 독일에 로봇도입으로 인한 제조업 고용의 감소는 젊은 노동자에 집중되며, 이미 고용된 노동자에게는 오히려 유리하게 작용하는 것으로 나타났는

38) 소분류 기준 자동차 및 트레일러제조업(30)은 301(자동차용 엔진 및 자동차 제조업), 302(자동차 차체 및 트레일러 제조업), 303(자동차 신품 부품 제조업), 304(자동차 재제조 부품 제조업)로 구성되어 있다.

데(Dauth et al., 2021) 한국의 경우에도 독일과 유사하게 로봇도입에 따른 귀착이 세대별로 이질적으로 나타나는지 그리고 종사자 지위(상용직·일용직)에 따라 이질적인지 이해가 필요하다. 로봇도입에 따른 혜택이 개인특성에 따라 이질적인지 살펴볼 수 있다면 개인 특성에 따른 타기팅(targeting)된 정책을 설계하는 데 함의점을 제공할 수 있을 것으로 기대된다.

마지막으로 스마트공장 도입에 따른 효과분석은 도입시점에 따른 효과가 이질적인지 분석이 필요하다. 본 분석의 경우 이용 가능한 자료의 제약으로 2018년까지 스마트공장을 도입한 사업체를 대상으로 분석을 실시하였다. 아래 <표 VI-1>은 스마트공장 연도별 보급 현황을 제시하였는데 분석기간이 아닌 2019년, 2020년에 급격하게 공장도입이 증가하는 것을 확인할 수 있었다. 2019년 이후 도입 기업이 증가한 이유 중에 하나는 사업수혜자 선정방식의 변화에서 기인하는 것으로 판단된다. 즉 기존에는 스마트공장 구축사업을 신청한 사업체들 중에서 평가점수 고득점 순으로 대상기업을 선정하였지만 2019년부터는 일정 점수 이상인 기업을 대상기업으로 선정하였다. 따라서 2019년 이후 스마트공장을 도입한 사업체는 과거에 스마트공장을 도입한 사업체와 특성이 다를 수 있으며 따라서 본 분석의 추정결과를 일반화하기는 어려울 것으로 판단된다. 따라서 향후 이용 가능한 자료가 구축된다면 분석기간을 확대해서 스마트공장 도입에 따른 효과가 시점별로 이질적인지 분석할 필요가 있을 것으로 판단된다.

<표 VI-1> 스마트공장 연도별 보급 현황: 2015~2020년

(단위: 개)

구분	2014	2015	2016	2017	2018	2019	2020	합계
합계	227	963	1,560	2,203	2,900	4,757	7,139	19,799

자료: 중소벤처기업부, 「중기부, 지능형공장 보급 2만개 달성」, 2021. 1. 14., <https://www.mss.go.kr/site/smba/ex/bbs/View.do?cbldx=86&bcldx=1023930&parentSeq=1023930>, 검색일자: 2022. 4. 30.

2. 정책적 시사점

본 연구는 로봇 및 스마트공장 도입이 고용 및 임금에 미치는 영향을 살펴보고 분석대상에 따라 강건한 추정결과를 확인하였다. 이러한 연구결과 중 본 분석에서

는 로봇도입이 고용에 끼친 효과를 기반으로 정책적 시사점을 논의하였는데 이는 로봇도입의 장단기 부정·긍정적 효과 및 이에 대응하는 정책방향에 대한 논의가 상대적으로 보다 활발하게 이루어지고 있기 때문이다.

가. 로봇세 도입 여부

최근 로봇과 자동화기술의 발전으로 인한 노동 여건의 악화에 대한 하나의 대안으로 로봇세 도입이 논의되고 있다.³⁹⁾ 로봇세란 로봇을 보유한 기업에 대하여 로봇의 활용 또는 보유에 대하여 일정하게 부여하는 세금을 의미한다. 소득에 대한 과세가 아닐뿐더러 보유와 활용을 실질적으로 구분할 방법이 없음을 감안한다면, 로봇 보유세라고 생각해도 무방한 것으로 생각된다. 생산요소에 대한 이러한 보유세 형태의 과세는 일반적인 경제학적 직관에 매우 반하는 세금이므로 보다 깊이 살펴볼 필요가 있다. 로봇세는 자본수익률에 부과되는 세금으로 생각할 수 있다. 로봇세를 부과할 경우, 로봇을 활용한 생산 비용이 증가하여 기업의 입장에서 로봇도입의 유인이 감소한다. 이로 인하여 로봇을 통해서 수행될 일부 과업들이 노동을 통해서 수행될 가능성이 있으며, 이 경우 생산성은 감소하는 반면 노동소득 분배율은 증가한다. 임금은 증가할 수도 있고 감소할 수도 있다. 또한 과세를 부과할 경우 자동화기술의 발전이 노동에 직접적인 효과를 미치지 않을 수도 있다.

하지만 로봇세는 경제주체들의 행동을 변화시켜 동태적인 효과도 있을 수 있기 때문에, 이러한 부분은 위의 정태적인 분석으로는 모두 파악하기 어렵다. 따라서 로봇세의 동태적 효과에 대한 분석을 수행한 연구 결과를 살펴볼 필요가 있다. 로봇세에 대한 분석으로는 Guerreiro et al.(2022)의 연구가 있다. Guerreiro et al.(2021)은 Acemoglu and Restrepo(2018a; 2018b)와 유사하게 로봇에 의해 대체가능한 과업과 대체가능하지 않은 과업에 종사하는 노동자들이 있는 모형에서 로봇세의 효과를 분석하였다. 이들은 우선 정태적 모형에서는 정부가 노동자의 종류를 구분할 수 없을 때에는 로봇세가 있는 것이 바람직할 수 있다는 것을 보였다. 그러나 그 이유는 일반적인 인식과는 다르게, 대체가능하지 않은 과업에 종사하는

39) 『세정일보』, 「국내 저명한 조세학자들의 '로봇세' 도입 생각은?」, <https://www.sejungilbo.com/news/articleView.html?idxno=30513>, 검색일자: 2022. 4. 30.

노동자가 정부의 다른 재분배 정책으로 인하여 대체가능한 과업을 수행하고자 하는 유인을 감소시키기 때문인 것으로 나타났다. 동태적 분석에서는 로봇세는 급작스럽게 등장한 로봇이 노동을 대체하고, 대체가능한 과업에 종사하는 노동자들이 대체가능하지 않은 과업으로 이동하기 어려운 상황에서 로봇세를 일시적으로 도입하였다가, 이 코호트의 노동자들이 노동시장에서 은퇴하면 로봇세를 폐지하는 것이 최적인 것으로 나타났다.

Prettner and Strulik(2020)는 노동자의 교육수준이 내생적으로 결정되는 성장모형에서 저숙련 노동자의 대체재 성격을 지닌 자동화기술은 교육수준의 향상, 소득불평등의 증가, 그리고 노동소득분배율의 감소로 이어지는 것을 보였다. 그러나 누진적인 소득세 또는 로봇세를 통한 재분배는 교육수준을 저하시키고, 성장동력을 약화시키며, 성장률을 낮추고, 후생을 감소시킬 뿐만 아니라, 세율이 높을 경우 저숙련 노동자의 임금을 낮출 수도 있는 것을 확인하였다. Thuemmel(2018)은 대체가능하지 않은 인지적 과업을 수행하는 노동자, 대체가능한 과업을 수행하는 노동자 그리고 대체가능하지 않은 노동집약적 과업을 수행하는 노동자가 존재하는 모형을 통해 최적 로봇과세를 연구하였다. 이는 대체가능한 과업을 수행하는 노동자가 대체가능하지 않은 노동집약적 과업을 수행하는 노동자보다 소득이 평균적으로 높다는 것을 반영하기 위함이었다. 분석 결과, 로봇에 대한 개입은 필요하나 개입의 형태가 과세인지 지원인지 이론적으로는 명확하지 않은 것으로 나타났다. 이는 대체가능하지 않은 인지적 과업을 수행하는 노동자와 대체가능한 과업을 수행하는 노동자 간의 관계와, 대체가능한 과업을 수행하는 노동자와 대체가능하지 않은 노동집약적 과업을 수행하는 노동자 간의 관계 사이에서 로봇세가 서로 상이한 효과를 미치기 때문이다. 미국의 자료를 바탕으로 정량적 분석을 수행한 결과, 미국에서는 약간의 로봇세를 부과하는 것이 최적인 것으로 나타났으나 그 효용효과는 크지 않은 것으로 나타났다.

선행연구 결과를 종합해 볼 때 로봇세의 도입 필요성은 명확하게 정리할 수 없는 것을 알 수 있다. 미국의 자료를 바탕으로 분석을 할 경우 대체로 미국에서는 단기적으로 로봇세를 도입하는 것이 바람직한 것으로 나타났다. 그러나 앞서 실증 분석의 결과를 살펴보았듯이, 다른 국가에서는 미국과 로봇의 효과가 상이하게 나타나고 있기 때문에 미국에서의 결과를 그대로 적용하기 어렵다. 또한 본고의 분

석 결과를 온전히 받아들일 경우 한국에서는 노동자들이 로봇도입으로 인하여 노동공급을 증가시키는 것으로 해석할 여지가 있다. 즉 Guerreiro et al.(2021)와 Prettnner and Strulik(2020) 등이 고려한 장기적 관점에서의 동태적인 노동공급의 변화가 이미 이루어지고 있다고 해석될 측면도 있는 것으로 판단된다.

로봇세 도입 논의의 중요한 전제 조건은 로봇으로 인하여 노동이 대체된다는 점과 이로 인하여 노동소득분배율이 악화되고 형평성도 악화된다는 점이다. 다만 본 연구의 실증분석 결과에 따르면 한국의 광업·제조업 부문의 로봇도입은 오히려 고용의 증가를 유발하는 것으로 나타났기 때문에 로봇세 도입의 전제조건이 한국에서는 충족되지 않았을 가능성을 보여준다.

한편 한국의 경우 로봇 및 로봇세와 관련하여 고려할 필요가 있는 또 하나의 중요한 요소는 고령화와 저출산 문제이다. 고령화와 저출산으로 인하여 심각한 노동공급의 부족이 우려되는 상황에서 로봇의 도입은 하나의 대안이 될 수 있음을 고려할 필요가 있다. Acemoglu and Restrepo(2017)는 고령화와 저성장 사이에 관계가 없는 것을 보이며, 이에 대한 원인이 로봇과 자동화기술에 있을 수 있다고 추론했다. 특히 고령화가 진행되는 사회일수록 로봇도입량이 많은 것으로 나타나며 (Abeliansky and Prettnner, 2017), 이는 노동집약적 생산활동에 필수적인 중년 노동자를 대체하기 위한 것으로 분석되었다(Acemoglu and Restrepo, 2022).

Guerreiro et al.(2021)에 의하면 동태적인 교육 및 직업 선택까지 고려할 경우, 로봇도입으로 인하여 대체되는 기존 노동자가 존재할 동안만 임시로 로봇세를 도입하고, 기존 노동자들이 모두 은퇴한 이후에는 로봇세율을 0으로 하는 것이 최적이다. 하지만 한국에서는 로봇으로 인하여 고용이 감소되는 효과를 찾기 어려웠으며, 오히려 고용과 임금이 증가하는 것으로 나타났다.

따라서 실증분석 결과와 이론적 논의들을 종합할 때 한국에서 로봇세를 도입하는 것은 시기상조일 수 있는 것으로 판단된다. 아울러 한국에서는 이미 로봇의 도입을 예측하여 노동자가 최적의 방식으로 대응하고 있다고 생각할 수 있으며, 또한 향후에도 예측 못한 로봇의 도입으로 인하여 노동환경의 급격한 변화로 대체되는 노동자들은 상대적으로 적을 수밖에 없는 것으로 보인다. 즉 이미 많은 잠재적 노동자들은 이러한 로봇에 의한 대체 가능성을 이해하고 교육 및 직업 선택을 하고 있을 것으로 예상할 수 있다. 나아가 한국은 로봇을 통하여 잠재적으로 부족한

노동력을 대체해야 하는 현실에 직면할 가능성이 높아 로봇의 도입을 저해하는 로봇세의 도입은 부정적인 효과도 상당할 수 있다. 다만 본 분석의 연구 결과는 로봇에 대한 초기 분석이므로, 정확한 결론을 위해서는 상당한 추가적인 연구가 필요할 것으로 판단된다.

나. 로봇 및 자동화기술 도입에 따른 실직노동자 지원정책

앞서 한국의 로봇세 도입 관련 시기상조로 판단한 중요 근거는 로봇도입 고용효과에 부정적인 영향을 끼친다는 증거를 찾을 수 없다는 본 연구의 실증분석 결과에 기반하고 있다. 다만 본 연구의 분석결과는 지역노동시장에서의 추정결과이며 평균적으로 로봇도입에 따른 고용감소가 관측되지 않았지만 로봇도입에 따른 이득을 보는 경제주체와 손해를 보는 경제주체가 존재할 가능성은 매우 높다. Dauth et al.(2021)에서 확인할 수 있듯이 독일의 제조업에서의 로봇도입은 이미 고용되어 일자리를 유지한 종사자들에게 유리하게 작용하는 것으로 나타났다. 한국의 경우에도 로봇도입에 따른 귀착이 로봇도입에 따른 일자리를 유지한 그리고 유지하지 못한 노동자에 따라 이질적으로 나타날 가능성이 존재한다.

한편 정부는 2021년 7월 한국판 뉴딜 2.0 후속조치로 「산업구조 변화에 대응한 공정한 노동전환 지원방안」을 발표하였는데 저탄소·디지털화가 주요 산업 일자리에 미친 영향을 전망하였다.⁴⁰⁾ 이 중 디지털화에 따른 일자리 전망을 살펴보면 정보통신 등 신기술 분야에 일자리가 만들어지는 반면 일부 제조업 저숙련 직종, 유통·금융 등 오프라인·대면 서비스업을 중심으로 지속적인 일자리 감소가 발생할 것으로 예측하였다. 이에 따라 정부는 노동자의 디지털 역량 강화와 상시적 직업전환에 대비하기 위한 전 국민 전 생애에 걸친 직업훈련 지원체계 구축을 제시하였다.

구체적으로 기업의 고용친화적 디지털 전환지원을 위한 방안으로 기업의 스마트화 지원 사업 선정 시 고용유지와 창출기업을 우대하는 것을 계획하였다. 하지만 스마트공장 도입의 고용효과를 살펴본 선행연구 및 본 연구의 분석결과는 스마트

40) 관계부처 합동, 「산업구조 변화에 대응한 공정한 노동전환 지원방안」, 2021. 7. 22., <http://www.moel.go.kr>, 검색일자: 2022. 4. 30.

공장 도입은 고용을 오히려 증대시키는 것으로 나타났기 때문에 스마트화 지원 사업 선정에 기업의 고용유지를 연계하는 것이 적절한지 의구심이 생긴다. 고용창출은 스마트공장 도입 기업의 생산성 증대에서 유발되는 것이기 때문에 고용유지연계보다는 스마트공장 도입이 생산성 증대로 이어질 수 있는 사업체를 선정하는 것이 적절할 것으로 판단된다.

정부는 또한 디지털화에 따른 고용충격을 상쇄하기 위해 디지털 기술 적응을 위한 훈련 프로그램을 확대·강화를 목표하였다. 다만 사업의 좋은 취지에도 불구하고 로봇 및 자동화기술 도입에 따라 일자리를 잃은 노동자들이 디지털역량 강화를 통해 노동시장에서 좋은 성과를 낼 수 있는지는 불명확하다. 정책의 효과성을 높이기 위해서는 아래와 같은 질문에 대한 연구가 선행되어야 할 것으로 판단된다.

- (1) 로봇 및 자동화기술 도입에 따른 일자리를 상실한 노동자의 특성은 무엇인지 그리고 해당 노동자들이 실직 후 재취업에 걸린 기간은 어느 정도인지?
- (2) 재취업에 성공한 경우 이전 직장과 비교해서 새로운 직장의 특성은 어떻게 다른지?
- (3) 디지털역량 강화교육을 통해서 일자리 성과가 개선되는지?
- (4) 기업들이 요구하는 디지털역량의 수준과 디지털 훈련프로그램에서 제공하는 수준이 일치하는지?

이와 같은 질문에 대한 연구가 누적된다면 로봇 및 자동화도입에 따른 실직노동자 지원정책을 구체적으로 설계할 수 있을 것으로 판단된다. 향후 산업현장에서의 인공지능(Artificial Intelligence) 도입 역시 로봇 및 자동화기술 도입과 더불어 활발히 진행될 것으로 판단되기 때문에 실직노동자의 특성 및 노동시장에서의 성과에 대한 이해역시 더욱 중요해질 것으로 보인다.

다. 상시모니터링을 위한 데이터 구축 및 평가

본 연구는 지난 20년간 한국에서의 로봇도입이 지역노동시장에 끼친 영향을 분석하였기 때문에 미래의 혁신기술 도입이 고용시장에 끼친 영향에 대해 명확한 답을 제공하기에는 한계점이 존재한다. 따라서 미래의 로봇 및 자동화기술 도입이

고용시장에 끼친 영향을 이해하고 즉각적인 대응을 위해서는 로봇도입이 활발하게 이루어지는 업종에서 고용변화의 속도와 규모에 대한 상시 모니터링이 필요할 것으로 판단된다.

상시적 모니터링을 위해서 무엇보다 필요한 것은 사업체 수준에서 로봇도입의 현황을 구축하는 것이다. 관련하여 한국로봇산업협회에서 매년 「로봇산업실태조사」를 수행하고 있는데, 해당 조사는 로봇산업에 종사하는 사업체들을 대상으로 수행되는 조사이지, 로봇을 도입한 사업체를 대상으로 실시하는 조사는 아니기 때문에 상시모니터링을 위한 기초자료로 활용하기가 어렵다. 또한 통계청의 광업제조업조사는 유형자산을 여러 항목별로 조사하여 연구자들에게 제공하고 있는데 이 중 “기계장치용광료요” 항목에 로봇이 포함되는 것으로 보인다. 다만 로봇도입수준에 대한 별도의 정보를 제공하고 있지 않기 때문에 광업제조업조사 역시 로봇도입의 실태를 파악하기가 부적절하다.

한편 미국의 Annual Survey of Manufactures는 매년 약 5만개의 제조업체를 설문조사하는데 2018년 로봇도입 관련 3가지 질문(사업체별 2018년 도입한 로봇 수, 누적 로봇 수, 2018년 기준 누적 로봇 구입액)을 추가로 조사하였다. 따라서 한국의 경우에도 광업제조업조사에 사업체별 로봇도입 수준을 가늠할 수 있는 3개 정도의 질문을 추가하여 조사한다면 로봇도입이 고용에 미치는 효과에 대한 이해도를 높이는 데 큰 기여를 할 수 있을 것으로 판단된다.

물론 광제조업조사는 조사시점과 비교해서 실제 활용에는 최소 2년의 시간이 필요하기 때문에 상시모니터링을 위한 데이터로는 한계점이 존재한다. 따라서 궁극적으로 사업체 수준에서 로봇도입량 및 도입수준 정보를 포함한 DB를 구축하고 사업체식별번호를 활용하여 고용보험 DB와 같은 행정자료와의 연계가 필요할 것으로 판단된다. 사업체 수준에서의 로봇도입량은 정부의 내부 행정자료를 통해서 어느 정도 파악이 가능한 것으로 보인다. 따라서 로봇도입에 따른 고용효과를 상시적으로 모니터링하고 로봇도입에 따른 고용효과에 대한 우리의 이해를 넓히기 위해서는 자료공개에 대한 정부의 전향적인 자세가 요구된다.

참고문헌

- 강동익, 「로봇 도입의 효과와 로봇세에 대한 논의」, 『재정포럼』, 2022년 4월호(제310호), 2022, pp. 8~31.
- 관계부처 합동, 「산업구조 변화에 대응한 공정한 노동전환 지원방안」, 2021. 7. 22., <http://www.moel.go.kr>, 검색일자: 2022. 4. 30.
- 고용노동부·한국고용정보원, 『2020 한국직업사전』, 통합본 제5판, 2020.
- 김민호·정성훈·이창근, 『스마트공장 도입의 효과와 정책적 함의』, KDI 연구보고서, 2019. 2.
- 김세움·고선·조영준, 『기술진보의 노동시장에 대한 동태적 영향』, 한국노동연구원, 2014.
- 김태경·이병호, 「산업용 로봇 보급이 고용에 미치는 영향」, 제75권 제1호, 『조사통계월보』, 2021, pp. 16~35.
- 노세리·방형준·김하나, 『일터혁신의 고용효과: 스마트공장과의 결합효과를 중심으로』, 한국노동연구원, 2019.
- 류덕현·이동진·박철범·방형준·이항용, 『지속성장을 위한 거시재정정책 과제』, 재정전문가 네트워크 거시재정분과, 2020.
- 박양신·지민웅, 「국내 중소·중견기업의 스마트제조 구축 실태와 성과: 정부의 스마트공장사업 참여기업을 중심으로」, 『산업연구원 산업경제이슈』, 제81호, 2020. 4.
- 박정수, 「자영업부문과 한국경제의 기능적 소득분배」, 『한국경제포럼』, 제12권 제4호, 2020, pp. 27~68.
- 방형준·노용진, 「기계 분야 스마트공장 도입 촉진에 따른 고용변화」, 한국노동연구원 고용영향평가브리프, 2019년 제2호, 2019.
- 방형준·노용진, 『기계분야 스마트공장 도입촉진에 따른 고용변화』, 노동연구원, 2018.
- 성재민·강신혁·방형준, 『규모 간 임금격차 변화 원인과 정책방향』, 노동연구원, 2020.

이강국, 「한국경제의 노동생산성과 임금, 그리고 노동소득분배율」, 『한국경제포럼』, 제12권 제2호, 2019, pp. 73~94.

이병희, 「노동소득분배율 측정 쟁점과 추이」, 『노동리뷰』, 2015년 1월호, 2015, pp. 25~42.

이환웅, 「재정사업의 효과성 평가에 관한 소고: 스마트공장 구축 지원 사업을 중심으로」, 『재정포럼』, 2021년 8월호(제292호), 2021, pp. 8~29.

주상영·전수민, 「노동소득분배율의 측정: 한국에 적합한 대안의 모색」, 『사회경제평론』, 제43호, 2014, pp. 31~65.

중소벤처기업부, 『2018년 스마트공장 지원사업 성과조사분석연구』, 2018.

Abeliansky, A. and Prettnner, K., “Automation and demographic change,” cege Discussion Papers, No. 310, 2017, Available at SSRN 2959977.

Acemoglu, D., Lelarge, C., and Restrepo, P., “Competing with robots: Firm-level evidence from france,” *AEA Papers and Proceedings*, Vol. 110, 2020, 5., pp. 383~388.

Acemoglu, Daron and Pascual Restrepo, “Secular Stagnation? The Effect of Aging on Economic Growth in the Age of Automation,” *American Economic Review: Papers and Proceedings*, 107(5), 2017, pp. 174~179.

_____, “The Race between Man and Machine: Implications of Technology for Growth, Factor Shares, and Employment,” *American Economic Review*, 108(6), 2018a, pp. 1488~1542.

_____, “Modeling Automation,” *AEA Papers and Proceedings*, 108, 2018b, pp. 48~53.

_____, “Robots and Jobs: Evidence from US Labor Markets,” *Journal of Political Economy*, 128(6), 2020, pp. 2188~2244.

_____, “Tasks, automation, and the rise in US wage inequality,” No. w28920, National Bureau of Economic Research, 2021.

_____, “Demographics and Automation,” *Review of Economic Studies*, 89(1), 2022, pp. 1~44.

Autor, D., Dom, D., and Hanson, G., “The China syndrome: The impact of import competition

- on US labor markets,” *American Economic Review*, 103(6), 2013, pp. 2121~2168.
- Autor, David, David Dorn, Lawrence F. Katz, Christina Patterson, and John Van Reene, “Concentrating on the Fall of the Labor Share,” *American Economic Review: Papers and Proceedings*, 107(5), 2017, pp. 180~185.
- _____, “The Fall of the Labor Share and the Rise of Superstar Firms,” *Quarterly Journal of Economics*, 135, 2020, pp. 645~709.
- Bartik Timothy, J., *Who Benefits from State and Local Economic Development Policies?*, 1991.
- Brookings report, “Robot census: Gathering data to improve policymaking on new technologies”, Press release, February 2, 2021., <https://www.brookings.edu/research/robot-census-gathering-data-to-improve-policymaking-on-new-technologies/>(accessed March 30, 2022)
- Dauth, W., Findeisen, S., Suedekum, J., and Woessner, N., “The adjustment of labor markets to robots,” *Journal of the European Economic Association*, 19(6), 2021, pp. 3104~3153.
- Dixon, J., Hong, B., and Wu, L., “The robot revolution: Managerial and employment consequences for firms,” *Management Science*, 67(9), 2021, pp. 5586~5605.
- Graetz, G. and Michaels, G., “Robots at work,” *Review of Economics and Statistics*, 100(5), 2018, pp. 753~768.
- Guerreiro, Joao, Sergio Rebelo, and Pedro Teles, “Should Robots Be Taxed?” *Review of Economic Studies*, 89(1), 2022, pp. 279~311.
- IFR(International Federation of Robotics), “World Robotics: Industrial Robots 2021,” 2021.
- Karabarbounis, L., and Neiman, B., “The global decline of the labor share,” *The Quarterly journal of economics*, 129(1), 2014, pp. 61~103.
- KIM, Hyejin, “The Impact of Robots on Labor Demand: Evidence from Job Vacancy Data for South Korea,” Bank of Korea WP, 2021.
- Koch, M., Manuylov, I., and Smolka, M., “Robots and firms,” *The Economic Journal*, 131(638), 2021, pp. 2553~2584.

Prettner, Klaus and Holger Strulik, “Innovation, Automation, and Inequality: Policy Challenges in the Race Against the Machine,” *Journal of Monetary Economics*, 116, 2020, pp. 249~265.

Stiebale, J., Suedekum, J., and Woessner, N., “Robots and the rise of European superstar firms,” 2020.

Thuemmel, Uwe, “Optimal Taxation of Robots,” Working paper, 2018.

고용노동부, 「고용보험 DB자료」, http://www.index.go.kr/potal/main/EachDtlPageDetail.do?idx_cd=1506, 검색일자: 2022. 5. 31.

스마트제조혁신추진단 홈페이지, 「스마트공장 소개」, <https://www.smart-factory.kr/>, 검색일자: 2022. 5. 9.

중소벤처기업부, 「중기부, 지능형공장 보급 2만개 달성」, 2021. 1. 14., <https://www.mss.go.kr/site/smba/ex/bbs/View.do?cbIdx=86&bcIdx=1023930&parentSeq=1023930>, 검색일자: 2022. 4. 30.

통계청, 「광업제조업조사」, https://kostat.go.kr/portal/korea/kor_nw/1/9/2/index.board, 검색일자: 2022. 5. 31.

통계청 마이크로데이터 통합서비스(MDIS), 「광업·제조업조사」, https://mdis.kostat.go.kr/infoData/detailData.do?statsConfmNo=101009&curMenuNo=UI_POR_P9008, 검색일자: 2022. 5. 31.

_____, 「전국사업체조사」, <https://mdis.kostat.go.kr/ofrData/selectOfrDataDetail.do?survId=20&itmDiv=1&nPage=3&itemId=2010&itemNm=%EA%B2%BD%EC%A0%9C%EC%9D%BC%EB%B0%98%C2%B7%EA%B2%BD%EA%B8%B0/%EA%B8%B0%EC%97%85%EA%B2%BD%EC%98%81>, 검색일자: 2022. 5. 31.

『세정일보』, 「국내 저명한 조세학자들의 ‘로봇세’ 도입 생각은?」, 2020. 12. 17., <https://www.sejungilbo.com/news/articleView.html?idxno=30513>, 검색일자: 2022. 4. 30.

NICE평가정보(주), 「기업정보자료」, <https://www.niceinfo.co.kr/business/KISData.nice>, 검색일자: 2022. 5. 31.

International Federation of Robots(IFR), 「산업별 로봇도입량 자료」, <https://ifr.org/free->

downloads/, 검색일자: 2022. 5. 31.

_____, “an automatically controlled, reprogrammable, and multipurpose machine in three or more axes,” <https://ifr.org/industrial-robots>, 검색일자: 2022. 4. 17.

un comtrade DB, <https://comtrade.un.org/>, 검색일자: 2022. 5. 31.

부록

1. 부표 및 부도

가. 부표

(부표 1) 로봇 노출 정도가 고용 및 임금에 미치는 영향(시군구 수준, ols)

	인구가중치적용				노출도 큰지역제외	가중치 미적용
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
A. 인구1인당 종사자 수 변화, 2001~2018						
로봇노출도	0.003 (0.002)	0.003 (0.002)	0.004* (0.002)	0.004* (0.002)	0.006** (0.003)	0.005 (0.003)
R2	0.096	0.092	0.098	0.093	0.102	0.034
B. 로그 고용의 변화, 2001~2018						
로봇노출도	0.122 (0.192)	0.115 (0.210)	0.109 (0.196)	0.147 (0.179)	0.111 (0.156)	0.199 (0.173)
R2	0.073	0.085	0.084	0.082	0.082	0.089
C. 로그 임금의 변화, 2001~2018						
로봇노출도	0.080 (0.117)	0.042 (0.117)	0.037 (0.118)	0.076 (0.110)	0.033 (0.095)	0.048 (0.123)
R2	-0.009	0.008	0.005	0.016	0.018	0.026
obs.	462	462	462	462	458	462
광역더미	√	√	√	√	√	√
인구변수		√	√	√	√	√
산업구조			√	√	√	√
수입노출				√	√	√

자료: 광업제조업조사를 활용하여 저자 계산

〈부표 2〉 스마트공장 구축에 따른 신규 취업자 중 15~39세 청년의 비율 변화

	(1)	(2)	(3)	(4)
선형 추세	7.011*** (0.260)	3.161*** (0.274)	3.261*** (0.319)	2.330*** (0.632)
제곱항 추세	-1.028*** (0.0698)	-0.300*** (0.0701)	-0.238*** (0.0777)	-0.125 (0.112)
선형 선행 추세			0.892*** (0.297)	0.675** (0.321)
제곱항 선행 추세			-0.0103 (0.0665)	0.0350 (0.0711)
스마트공장 중복 참여 횟수				1.375 (1.003)
중복 참여 횟수의 제곱항				0.0150 (0.277)
관측치	(0.0164)	(0.0528)	(0.0529)	(0.0529)
결정계수	6,598,849	6,598,849	6,598,849	6,598,849
연도 고정 효과	0.000	0.641	0.641	0.641
사업체 고정 효과		∨	∨	∨

주: 통계적 유의성은 다음과 같다. * p<0.1, ** p<0.05, *** p<0.01

자료: 고용보험 DB자료를 사용하여 저자 계산

〈부표 3〉 스마트공장 구축 지원 사업과 15~34세 청년층 평균임금

	(1)	(2)	(3)	(4)
선형 추세	0.234*** (0.00273)	-0.0282*** (0.00247)	-0.0291*** (0.00292)	-0.0277*** (0.00554)
제곱항 추세	-0.0354*** (0.000757)	0.00181*** (0.000618)	0.00155** (0.000691)	0.00128 (0.00101)
선형 선행 추세			-0.00649*** (0.00250)	-0.00622** (0.00272)
제곱항 선행 추세			0.000761 (0.000569)	0.000704 (0.000612)
스마트공장 중복 참여 횟수				-0.00371 (0.00865)
중복 참여 횟수의 제곱항				0.00174 (0.00238)
관측치	2,898,335	2,898,335	2,898,335	2,898,335
결정계수	0.003	0.789	0.789	0.789
연도 고정 효과		∨	∨	∨
사업체 고정 효과		∨	∨	∨

주: 통계적 유의성은 다음과 같다. * p<0.1, ** p<0.05, *** p<0.01

자료: 고용보험 DB자료를 사용하여 저자 계산

〈부표 4〉 스마트공장 구축 지원 사업과 15~39세 청년층 평균임금

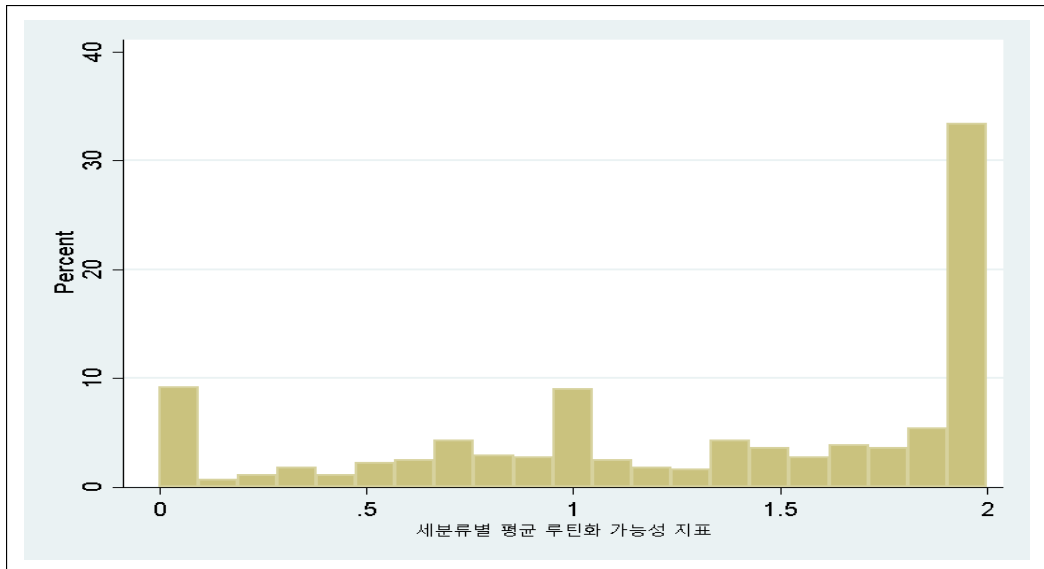
	(1)	(2)	(3)	(4)
선형 추세	0.260*** (0.00266)	-0.0259*** (0.00231)	-0.0269*** (0.00274)	-0.0277*** (0.00520)
제곱항 추세	-0.0397*** (0.000740)	0.00149** (0.000589)	0.00129** (0.000655)	0.00133 (0.000942)
선형 선행 추세			-0.00561** (0.00237)	-0.00581** (0.00257)
제곱항 선행 추세			0.000628 (0.000543)	0.000672 (0.000580)
스마트공장 중복 참여 횟수				0.000352 (0.00816)
중복 참여 횟수의 제곱항				0.000960 (0.00226)
관측치	2,898,342	2,898,342	2,898,342	2,898,342
결정계수	0.003	0.812	0.812	0.812
연도 고정 효과		√	√	√
사업체 고정 효과		√	√	√

주: 통계적 유의성은 다음과 같다. * p<0.1, ** p<0.05, *** p<0.01
 자료: 고용보험 DB자료를 사용하여 저자 계산

나. 부도

[부도 1] 루틴화 지표의 분포

(단위: %)



자료: 고용보험DB 자료를 사용하여 저자 작성

2. 직업 분류 및 루틴화 지표 생성

가. 고용보험 DB상의 직업 분류에 대한 기초 통계

- 고용보험 DB상의 직업 분류는 KECO에 기반하여 작성되어 있음
 - 한국고용직업분류, 약칭 KECO(Korean Employment Classification of Occupations)는 노동시장의 상황과 수요에 적합하도록 각종 직무를 분류한 것
 - 고용정보원은 2002년 9월 직무 유형 중심의 한국고용직업분류를 개발하였으며, 2007년 9월 1차 개정, 2009년 직업 세분류 단위의 일치 작업을 위한 2차 개정을 포함하여 현재 4차까지 개정함

- ‘한국표준직업분류’와 ‘한국고용직업분류’의 비교
 - 발표 기관: 한국표준직업분류(Korean Standard Classification of Occupations, KSCO)는 통계청에서 발간하는 반면, 한국고용직업분류는 한국고용정보원에서 발간
 - 분류의 목적: KSCO는 직업 관련 통계에 있어서 국내외 통계 자료의 일관성과 비교를 위하여 ISCO(International Standard Classification of Occupations) 및 미국의 SCO(Standard Classification of Occupations)와 일치하는 직업 통계를 작성하는 것이 목적인 반면, KECO는 직능 유형과 직능 수준에 기반하여 직무를 직능에 따라 분류하는 것이 목적임

- KECO의 구조 및 고용보험과의 연계
 - KECO는 크게 직종 차수와 직종 번호로 구성되어 있음
 - 직종 차수는 직종의 분화 및 신 직종의 등장과 구 직종 일부의 소멸에 맞추어 있었던 네 차례의 개정에 따라 각각 1부터 4까지의 번호를 가지고 있음
 - 직종 코드는 모두 네 자리로 구성되어 있는데, 앞 두 자리는 중분류, 앞 세 자리는 소분류, 그리고 네 자리 모두는 세분류를 지칭함
 - 현재 고용보험 DB상에서 제공되는 KECO는 직종 차수와 소분류 기준의 직종 코드를 포함하고 있음

□ 고용보험 내 KECO의 기초통계

- 로봇 관련 통계가 가용한 2004년 이후의 고용보험 피보험자들의 가입 연도 기준 직종 차수 분포는 다음 <부표 5>와 같음

<부표 5> 고용보험 피보험자 가입 연도별 직종 차수 분포

(단위: %)

연도	직종차수 1		직종차수 2		직종차수 3		직종차수 4		미기재		미상	
	수	비율	수	비율	수	비율	수	비율	수	비율	수	비율
2004	2,414,633	97.4	38,045	1.5	883	0.0	109	0.0	25,375	1.0	1	0.0
2005	3,775,818	93.5	196,235	4.9	1,111	0.0	136	0.0	63,068	1.6	51	0.0
2006	27,841	0.6	4,343,913	97.6	2,920	0.1	143	0.0	74,453	1.7	0	0.0
2007	10	0.0	4,598,143	98.7	11,912	0.3	214	0.0	50,131	1.1	4	0.0
2008	10	0.0	4,728,797	98.5	17,545	0.4	202	0.0	53,553	1.1	0	0.0
2009	13	0.0	5,147,206	97.9	25,370	0.5	264	0.0	82,383	1.6	3	0.0
2010	4	0.0	5,643,344	96.8	39,112	0.7	405	0.0	145,865	2.5	1	0.0
2011	26	0.0	4,776,935	78.6	1,199,000	19.7	566	0.0	100,981	1.7	0	0.0
2012	46	0.0	347	0.0	6,091,062	98.4	801	0.0	98,496	1.6	0	0.0
2013	79	0.0	1,612	0.0	6,121,448	98.7	1,168	0.0	75,951	1.2	0	0.0
2014	3,089	0.1	6,318	0.1	6,302,438	98.8	1,680	0.0	66,540	1.0	0	0.0
2015	12,194	0.2	14,695	0.2	6,663,065	99.2	4,313	0.1	22,759	0.3	0	0.0
2016	11,922	0.2	12,570	0.2	6,844,372	99.1	12,722	0.2	22,402	0.3	0	0.0
2017	16,229	0.2	8,861	0.1	6,869,628	98.9	38,017	0.6	16,405	0.2	0	0.0
2018	9,913	0.1	14,867	0.2	4,749,573	64.3	2,598,508	35.2	18,280	0.3	0	0.0
2019	10,592	0.1	9,664	0.1	38,191	0.5	7,265,320	98.9	22,920	0.3	0	0.0
2020	9,554	0.1	10,616	0.2	29,720	0.4	7,159,928	99.2	11,372	0.2	0	0.0
2021	787	0.1	1,012	0.2	3,930	0.7	574,059	98.6	2,625	0.5	0	0.0
합계	6,292,760	6.3	29,553,180	29.7	45,011,280	45.3	17,658,555	17.8	953,559	1.0	60	0.0

자료: 고용보험DB 피보험자 자료를 이용하여 저자 작성

- 2005년까지는 직종차수 1차에 따라 직종코드를 부여받은 경우가 대부분이며, 2006~2010년에는 2차 기준에 따라 분류되었고, 2011년부터 3차 분류가 도입되었는데, 2011년에는 2차가 다수이긴 하나 3차 분류로 기재된 피보험자가 전체의 약 20% 정도였는데, 2012년부터 2017년까지는 3차에 따라 기재되었으며,

2018년에 4차가 도입되면서 3차 분류와 4차 분류가 혼재되어 사용되었고, 2019년부터는 4차 분류가 주로 사용되고 있음

- 2004년 이후 피보험자 전체에서 대해서 차수별 분포를 보면 1차 분류를 따르는 피보험자가 전체의 6.3%, 2차 분류에 따라 직종 코드가 기입된 피보험자가 29.7%, 3차 분류에 따라서 분류된 피보험자들은 전체의 45.3%, 4차 분류에 따라서 분류된 피보험자들이 전체의 약 17.8%임
- 다만 직종코드 1차의 경우 직종 분류가 31개에 불과한 실정임
 - 이는 2차 분류의 120종, 3차 분류의 140종, 4차 분류의 137종과 비교하여 현저히 적으며, 일부 직종들의 경우 직종의 성격이 전혀 다름에도 불구하고 과거에 존재하지 않았던 직종들에 대해서는 한 가지 직종으로만 매칭되고 있어 사실상 직종 성격을 파악하는 용도로 사용하는 것이 불가능한 실정임
 - 따라서 분석을 위한 용도로 사용하기 위해서는 직종차수 2차 혹은 그 이상의 차수로 기입된 피보험자만을 대상으로 삼는 것이 적절함
 - 직종 차수가 미기재된 경우에는 고용보험 가입을 위한 서류에 피보험자의 직종에 대한 정보가 기재되지 않아 기입이나 파악이 불가능한 경우이며, 미상의 경우, 기입된 서류를 입력하는 과정에서의 오류 등으로 인해 신청 당시 기입된 직종이 무엇인지를 파악하는 것이 불가능하거나, 혹은 직종 코드만 기입하고 직종 차수를 기입하지 않아 어떠한 직종인지를 파악할 수 없는 경우를 지칭하는데, 이들은 전체에서 차지하는 비율이 1% 남짓이므로 제외하고 분석하여도 무방한 것으로 보임

나. 고용보험 DB상의 직업 분류 매칭 방식

□ 상이한 직종 차수 간 매칭 방식

- 한국고용정보원은 직종차수 2차부터 4차에 대해서는 차수별로 직종 매칭 코드를 제공하고 있으며, 해당 내용은 본 보고서 외에 별첨 문서로 제공함
 - 해당 매칭표에 따르면 코드들은 모두가 1:1 매칭이 아니라 일부는 N:1 매칭이나 1:N 매칭으로 구성되는데, 다시 말해서 하나의 직종코드가 다른 차수의 여러 개의 직종과 매칭되는 경우가 발생하고 있다는 뜻임

- 본 보고서에서는 직종차수 4차 기준으로 루틴화지수를 계산하되, 다른 차수의 직종에 대해서는 다음과 같은 방식으로 계산하였음
 - 사례 1) 4차 직종차수의 세 개의 직종코드와 3차 직종차수의 한 개의 직종코드가 매칭되는 경우, 3차 직종차수의 코드는 4차에서 대응되는 세 개의 직종코드의 루틴화지수에 대해서 각각 1/3 가중치를 두고 가져와서 최종적으로는 세 개의 가중치를 합산한 루틴화지수를 최종 루틴화지수로 간주함
 - 사례 2) 4차 직종차수의 한 개의 직종코드가 3차 직종차수의 두 개 이상의 직종코드와 매칭되는 경우, 각 직종코드가 모두 4차 차수의 코드의 루틴화지수 값을 부여받는 것으로 간주
 - 이러한 식으로 2차부터 4차까지의 직종코드별 루틴화지수 자료를 구축한 후 추후 해당 자료를 이용하여 고용보험 DB상의 신규 취업자의 직무 특성을 파악하는 자료로 활용 가능함

□ 세분류 단위의 루틴화지수를 중분류 단위로 변환

- 본 연구에서 사용한 한국직업사전의 직무 특성의 경우, 직무의 구성이 다섯 자리로 되어 있음
- 반면 고용보험 DB상의 피보험자 자료의 직종코드는 세 자리로 구성되어 있기 때문에 한국직업사전의 직종별 루틴화지수를 피보험자 DB상의 직종코드와 일치시킬 필요가 존재
 - 한국직업사전 자료를 바탕으로 루틴화 가능성 지표를 계산한 직업의 수(다섯 자리로 분류)는 6,074개이나, 이와 매칭할 한국고용직업분류 2018 세분류 항목(세 자리로 분류)의 수는 446개로 훨씬 적음
 - 필연적으로 N:1 매칭이 발생하는데, 이 경우 한국고용직업분류 세분류상 동일한 세분류 그룹에 속하는 하위 직업들 간 루틴화 가능성 지표의 값이 상이한 상황이 다수 발생하고 있음
 - 본 보고서에서는 김세움 외(2014)의 방식을 준용하여 한국직업사전에 제시된 각 직종별 루틴화 가능성 지표를 세분류 단위로 산술평균하여 계산한 후 해당 세분류의 루틴화 가능성 지표를 산정하였음

□ 루틴화지수에 대한 산술평균의 장단점

- 하위 직종들의 루틴화지수를 단순 산술평균하는 것은 ① 계산 방법이 용이하고 ② 각 하위 직종들의 특성을 균등하게 반영할 수 있다는 장점이 존재
- 반면 산술평균하는 방법의 단점으로는 ① 각 하위 직종들마다 종사하는 종사자 수가 다르므로 해당 세분류 직군에 종사하는 피보험자 전체의 평균적인 직종 성향을 반영하지 못하며 ② 특정한 세세분류 직종이 다른 세세분류 직종과 상이한 성향을 가지는 경우, 이러한 성향이 과대대표될 가능성이 존재함
- 이를 보정하기 위한 방법으로 세세분류 단위 직종별 종사자 수를 파악하여 세세분류 직종에 대해서 가중치를 두고 특성을 계산하는 것을 고려할 수 있음
- 그러나 이를 위해서는 ① 특정 시점을 기준연도로 세운 후 해당 연도의 세세분류 종사자 수 비율을 계산할 수 있어야 하는데, 직종 매칭 문제로 인해서 기준연도가 2005년이나 그 이전이 될 수 없다는 문제가 존재하며 ② 고용보험 피보험자 DB나 다양한 직종 통계에서 세세분류 단위의 직종별 종사자 수 정보를 제공하지 않고 있어 가중치를 계산할 수 있는 현실적인 방법이 존재하지 않음

다. 직종별 루틴화지수 생성

- 4차 기준 한국고용직업분류의 세분류 단위에 대해서는 김세움 외(2014)에서 제안된 방식을 이용하여 루틴화 가능성 지표를 계산함
- 김세움 외(2014)에서 제안된 직업별 루틴화 점수 계산 방식은 다음과 같음
 - 한국직업사전에 수록된 직업별 직무기능 관련 정보를 활용⁴¹⁾하였음
 - 해당 분류에 따르면 직무기능 정보는 해당 직업 종사자가 어떠한 직무를 수행하는 과정에서 자료(data), 사람(people), 사물(thing)과 맺는 관계에 기반한 특성을 나타내는 것임
 - 각 직업별로 상술한 세 가지 측면에 대해서 직무 기능에 따라 특정한 수준값을 할당받는데, 이러한 세 측면의 직무 기능 목록과 수준값에 대한 정보는 <부표 6>과 같음

41) 본 보고서의 기술은 고용노동부와 한국고용정보원에서 발간한 『2020 한국직업사전』 통합본 제5판의 내용을 기반으로 하고 있음

〈부표 6〉 한국직업사전의 직무기능 분류

수준	자료	사람	사물
0	종합	자문	설치
1	조정	협의	정밀작업
2	분석	교육	제어조작
3	수집	감독	조작운전
4	계산	오락제공	수동조작
5	기록	설득	유지
6	비교	말하기-신호	투입-인출
7	.	서비스 제공	단순작업
8	관련없음	관련없음	관련없음

자료: 고용노동부·한국고용정보원, 『2020 한국직업사전 통합본 제5판』, 2020.

□ 루틴화지수의 정량화

- 김세움 외(2014)에서는 위 직무기능 분류를 이용하여 자료, 사람, 사물 각 항목에 대해서 0, 1, 2 세 점수로 루틴화 가능성 지수를 부여
- ‘자료’ 항목의 경우, “종합” 또는 “조정”의 경우 2점, “분석”은 1점, “수집”, “계산”, “기록”, “비교”의 경우 0점을 각각 부여하였음
- ‘사람’ 항목의 경우, “자문”, “협의”, “교육”, “감독”인 경우 2점, “오락 제공” 혹은 “서비스 제공”의 경우 1점, “설득”, “말하기-신호”의 경우 0점을 부여하였음
- ‘사물’ 항목의 경우, “설치”나 “정밀작업”인 경우 2점, “제어조작”의 경우 1점, 그 밖의 경우 0점을 부여하였음
- 루틴화 가능성은 루틴화지수가 낮으면 낮을수록 높아지고, 루틴화 값이 높아지면 루틴화 가능성이 낮아지는 것으로 해석해야 함
 - 앞서 제시한 항목별 루틴화 가능성 지표를 활용하여 직업별 루틴화 가능성 지표를 산출하되, 직무기능의 세 가지 항목에서 얻은 점수들 중 최대치를 해당 직업의 루틴화 가능성 지표로 간주하였음
 - 이렇게 최대치를 선택한 이유는, 루틴화 가능성이 낮은 항목이 하나라도 있는 직종의 경우, 비록 다른 두 항목에서의 루틴화 가능성이 상대적으로 높아지더라도 해당 직종 전체의 루틴화 가능성은 최종적으로 낮다고 판단

하는 것이 합리적이기 때문

- 이와는 별도로, 해당 직종을 수행하기 위해 요구되는 육체적 활동이 “균형 감각”일 경우에는 직무기능별 점수가 얼마이건 모두 2점을 부여하였음

□ 루틴화지수 산출 결과

- 루틴화지수에 기초하여 직종을 루틴화 가능성이 높은 직종, 가능성이 낮은 직종, 그리고 중간 직종 세 가지로 분류하였음
- 루틴화 가능성 지수가 0.0~0.5 구간에 속하는 직종 세분류는 62개(약 14%), 0.5~1.5 구간에 속하는 세분류는 156개(약 35%), 1.5이상의 루틴화지수를 가진 직종은 228개(약 51%)로 조사되었음
- 결과적으로 루틴화 가능성이 비교적 낮은 것으로 평가되는 직종의 숫자가 전체 직종의 반 이상인 것으로 나타났음
- 루틴화지수의 분포는 [부도 1]과 같음
 - [부도 1]은 단순한 직종들의 분포만을 본 것으로 종사자 수를 본 것은 아니라는 점에서 해석에 주의를 요함
 - 한편 [부도 1]에 따르면 루틴화 가능성이 가장 낮은 직종과 가장 높은 직종의 비율이 상대적으로 가장 높게 나타난 점에 비추어 기술의 발전 등에 따라 직종에서 양극화 현상이 나타나는 것으로 해석할 여지는 있음

■ 저자약력

이환웅

연세대학교 경영학과 졸업
미국 Michigan State University 경제학 박사
현, 한국조세재정연구원 부연구위원

강동익

연세대학교 경영학과 졸업
미국 University of Michigan 경제학 박사
현, 한국조세재정연구원 부연구위원

생산기술의 혁신이 노동시장에 미친 영향: 로봇 및 스마트공장 도입을 중심으로

2022년 6월 28일 인쇄

2022년 6월 30일 발행

발행인 김재진

발행처 한국조세재정연구원

세종특별자치시 시청대로 336

TEL: (044)414-2114(대) www.kipf.re.kr

등록 1993. 7. 15. 제2014-24호

조판 및
인쇄 일지사 (044)865-6971

I S B N 979-11-6655-143-7

© 한국조세재정연구원 2022

* 잘못 만들어진 책은 바꾸어 드립니다.