ISSN 1225-0740 Journal of the Korean Regional Science Association Vol.39, No.4(2023)
https://doi.org/10.22669/krsa.2023.39.4.073 한국지역학회지 『지역연구』 제39권 제4호 pp.73-90

제조업 일자리의 과업 특성에 따른 로봇의 차별적인 고용 영향에 관한 연구

이헌영*

Task-Specific Influences of Robotics on Manufacturing Jobs

Heonyeong Lee*

국문요약 기술 진보는 미래의 일자리 구조를 어떻게 변화시키는가? 이 거대한 질문에 답하기 위한 노력의 하나로 이 연구는 로봇의 도입이 미국의 제조업 일자리의 동태에 미친 영향을 탐구한다. 연구는 과업 모형에 기초해 로봇 도입의 효과가 서로 다른 과업 특성을 가진 직종 사이에 차별적으로 작용할 것이라고 전제했다. 이에 기초하여 지역의 로봇 노출도가 과업 특성별로 구분된 직종 군집의 고용 변화에 미치는 영향을 분석하였다. 연구는 2012~2022년 사이 52개 미국 지역 제조업 부문의 관련 직종 307개의 고용 변화 추이를 성장곡선으로 모형화하고, 이를 직종별 고용 통계자료를 활용해 실증하는 방식으로 진행됐다. 분석 결과 손재주 역량을 요구하는 직종 군집에서 일자리 수가 빠르게 감소하는 경향을 확인할 수 있었지만, 지역의 로봇 사용 정도가 이러한 경향을 강화한다는 증거는 확인할 수 없었다. 이는 미국 제조업 부문의 일자리 변화가, 최근 대두된 로봇 기술에 영향을 받는다기보다, 과거부터 이어져 온 탈산업화와 기능적 특화의 경향에 의해 주도되고 있음을 함의한다.

주제어 로봇, 일자리 동태, 제조업, 정형 편향적 기술 변화, 과업 모형, 다층 성장 곡선

Abstract: This research examines the impact of robotics integration on job dynamics in the U.S. manufacturing sector, adding to the critical dialogue on technological evolution and the future of jobs. Anchored in the task-model framework, the study hypothesizes that robotic integration exerts differential influences on diverse occupational clusters, each identified by their unique task-specific attributes. An in-depth examination was undertaken to elucidate the interplay between robotic integration and the occupation clusters. Employing a multilevel growth curve model, our empirical investigation tracked employment dynamics from 2012 to 2022 across 52 U.S. regions, covering 307 manufacturing occupations. The findings suggest a pronounced job decline within occupations necessitating manual dexterity. Nonetheless, the evidence does not conclusively support that the extent of robotics integration exacerbates this trend. These findings imply that the employment shifts in the U.S. manufacturing sector are predominantly driven by long-standing trends of deindustrialization and functional specialization, rather than by the recent diffusion of robotic technologies.

Key Words: Robotics, Job Dynamics, Manufacturing, Routine-biased Technological Change, Task Model, Multilevel Growth Curve

* 조지아공과대학교 도시 및 지역계획학과 박사 과정(이메일: leehy@gatech.edu)

1. 서론

로봇, 인공지능과 같은 신기술의 발전은 인간의 일자리를 파괴하는가? 기술의 진보에 따른 실업(technological unemployment)은 역사적으로 반복적으로 제기되어 온 경제 사회학적 문제이다(Mokyr, Vickers, & Ziebarth, 2015). 오늘날, 이 주제는 다시금 학계, 정계, 산업계를 포함한 사회 전반의 이목을 끌고 있는데, 이는 진보된 컴퓨터 기술과 함께 저렴해진 기술 도입 비용, 그리고 무엇보다 로봇, 인공지능과 같은 와해성 기술(disruptive technology)의 대두에 기인한다(Brynjolfsson & McAfee, 2014). 미국의 경제학자 제러미 리프킨은 1995년 출간한 그의 책 노동의 종말(The End of Work)에서 이러한 새로운 기술 진보의 물결이 세계화와 결합하여 대량 실업을 양산할 것이라 주장한 바 있는데, 이는 기업가들이 자동화와 외주화를 통해 비용을 절감할 기회가 늘어났으며, 이에 따라 노동에 대한 수요가 크게 줄일 것이라 보았기 때문이다(Rifkin, 1996).

경제학적 연구에서 노동 수요에 대한 신기술의 영향은 서로 다른 방향으로 작용하는 여러 효과의 집합적 결과라는 점이 강조된다. 로봇은 인간 노동의 일부를 기계 노동으로 대체 한다. 그러나 동시에 로봇 기술의 확산은 그것을 개발하고 설치, 유지하기 위한 노동 및 관련한 산업 분야의 다양한 수요를 증진한다(Shukla & Shukla, 2012). 또한 로봇을 통한 생산성의 향상과 이에 따른 소비자 가격 인하는 제품에 대한 추가적인 수요를 자극할 수 있다(Acemoglu & Restrepo, 2018). 로봇으로 대체된 인력이 계속 실업 상태로 남는 것도 아니다. 이들이 다른 산업 부문으로 이동하며 노동의 재분배(reallocation)가 이루어진다. 이 재분배의 성격에 따라 집합적 노동 수요는 증가 또는 감소할 수 있다(Acemoglu & Restrepo, 2019). 무엇보다 신기술 도입이 항상 인간의 노동 수요를 대체하는 방향으로 이루어지는 것도 아니다. 어떤 기술은 노동의 양을 증진하며(labor-augmenting), 따라서 새로운 노동 수요를 창출한다(Autor, 2022).

기술과 노동 수요에 대한 경제학적 논의와 최근의 실업률 경향은 신기술 도입에 관한 과거의 묵시론적 예측이 틀렸음을 의미한다(Bessen et al. 2020). 그동안의 역사적 관찰은 기술적 실업이 노동 시장의 단기적 조정 과정의 문제임을 보여준다. 최근 변화된 기술 발전의 동향이 노동 시장의 조정 능력을 약화하고 있다는 일부의 관측도 있지만 그 실증적 기반은 부족하다. 따라서 존 메이너드 케인스의 기술적 실업에 대한 장밋빛 논평은 여전히 유효하다: "장기적으로 인류는 스스로 초래한 경제적 문제를 스스로 해결할 것이다." (Keynes, 1930)

이처럼 기술적 실업이 장기적 관점에서 해결될 수 있는 성질일 것이라 하더라도, 단기적으로 그것이 초래할 부정적인 효과를 간과할 수는 없다. 무엇보다 로봇과 같은 혁신적 기술 도입의 영향은 모두에게 같은 방향으로 작용하지 않는다. 로봇의 도입은 누군가에게 이익을, 누군가에게는 손해를 가져다준다(Autor, 2022). 정형 편향적 기술 변화(routine-biased technological change) 가설은 자동화와 컴퓨터화가 대체하는 과업 대부분이 주로 중간 소득 일자리에 의해 수행되던 것임을 지적한다. 생산직 근로자, 단순 사무직 근로자와 같은 중간 소득 일자리는 비교적 자동화, 컴퓨터화되기 쉬운 데 이는 이러한 일자리가 가진 정형적 과업 특성에 따른 것이다. 반면 구조화하기 어려운 복잡한 과업을 요구하는 고소득 일자리나 주로 대인 서비스를 제공하는 저소득 일자리는 비교적 자동화와 컴퓨터화의 영향에서 벗어나 있다(Autor, Katz, & Kearney, 2006). 결과적으로 자동화, 컴퓨터 기술의 발전과 함께 중간 소득 일자리의 감소와 이에 따른 일자리의 분절화(polarization), 일자리의 탈 숙련화(deskilling)와 같은 노동 시장의 다양한 문제들이 강화될 수 있다(김민영·조민지·임업, 2017; Downey, 2021; Goos, Manning, & Salomon, 2014; Jerbashian, 2019).

기술의 불균등한 확산에 따른 지역 경제적 불균형의 문제도 빼놓을 수 없다. 로봇 도입의 영향을 지리적 관점에서 분석한 일련의 연구들은 로봇 기술의 확산이 공간적으로 불균등하게 전개됨을 보여준다(Leigh and Kraft, 2018). Leigh and Lee(2022)의 연구는 이러한

경향이 단순히 지역에 속한 기업의 분포 특성에 따른 결과가 아니라 지역 노동 시장의 누적적 인과(cumulative causation) 과정에 따른 것임을 밝힌 바 있다. 이는 정책적 개입과 같은 외부 조정 없이는 공간적 불균등성이 더욱 강화될 것이며, 이에 따라 지역 간 제조업 경쟁력 격차가 장기적으로 더욱 확대될 것임을 의미한다.

이 연구는 로봇 도입이 서로 다른 과업 특성을 가진 제조업 일자리 동태에 미치는 영향을 탐구한다. 이를 위해 미국 지역 제조업 부문– 직종별 고용자료를 활용했다. 2012~2022년 사이 미국 52개 지역, 307개 제조업 직종의 고용 동태는 다층 성장곡선을 이용하여 분석했다. 핵심 설명변수로는 지역의 로봇 노출도와 직종별 과업 특성이 사용된다. 이 연구는 이 두 변수 사이의 상호작용을 살펴봄으로써 로봇 도입의 영향이 서로 다른 과업 특성을 가진 직종의 일자리 변화에 어떤 차등적인 결과를 초래하는지 분석했다.

2. 선행연구 고찰

1) 로봇과 고용

로봇은 주로 인간이 수행하던 노동을 대체하기 위한 목적으로 도입된다. 하지만 그렇다고 해서 로봇 도입이 반드시 일자리 감소로 이어지는 것은 아니다. 이는 로봇의 고용 대체효과를 상쇄할 수 있는 균형화 메커니즘이 존재하기 때문이다. Acemoglu and Restrepo (2018)는 로봇의 도입에 따른 1) 생산성 향상, 2) 자본 축적, 3) 기술 심화를 핵심적인 균형화 메커니즘으로 보았다. 이러한 효과가 강하게 작용한 예시로 1970년대 미국 현금 자동 입출금기(Automated Teller Machine, ATM) 도입 사례를 들 수 있다(Bessen, 2015). ATM 도입으로 인해 향상된 서비스 접근성은 고객의 서비스 이용 빈도를 높였다. 또한 ATM 도입으로 지점 운용 비용을 감소했고 이에 따라 은행은 적극적으로 지점의 수를 확장해 시장 점유율을 높이고자 하였다. 이와 함께 ATM의 등장은 자동화되지 않은 서비스의 가치를 더욱 높였다. 창구 직원들의 주요 업무는 현금 취급에서 대인 관계 중심으로 변화했으며, 이를 통해 형성된 고객과의 관계는 높은 이윤의 금융 상품과 서비스의 판매를 촉진했다. 결과적으로 ATM 확산에도 불구하고 최근까지 은행 창구 직원의 수는 계속해서 증가하는 경향을 보였다(Bessen, 2015).

역사적으로는 자동화 기술의 빠르게 확산하던 시기는 동시에 새로운 경제 활동과 산업이 활발히 등장하던 시기이기도 했다(Kuznets, 1966). 이 새로운 경제 활동은 자동화로 발생한 유휴 노동력을 흡수함으로써 노동의 재분배를 촉진할 뿐만 아니라 새로운 노동 수요를 창출한다. 결과적으로 자동화의 노동 대체 효과는 다시 한번 상쇄되는데, 경제학자들은 이를 고용 회복(reinstatement) 효과라 부른다. 고용 회복 효과는 로봇과 같은 자동화 기술에 내재한 것이다. 자동화 기술 투자는 생산 투입에 있어 노동 비중(labor share)을 줄이고 새로운 노동집약적 과업의 수익성을 높인다. 결과적으로 기업은 새로운 노동집약적 과업을 창조할 동기를 강화하게 된다(Acemoglu and Restrepo, 2018).

일부 자동화 플랫폼은 새로운 일자리 창출을 촉진하기도 한다. 한국의 경우 협동 로봇(collaborative robot) 시장이 빠르게 성장하면서 관련한 제조업체 및 시스템 통합 업체의 수가 큰 폭으로 증가하였다. 더불어 협동 로봇의 통합, 운용 평가, 교육 및 훈련 등에 필요한 과업의 양이 증가하였으며, 이에 따라 관련한 새로운 일자리가 창출되고 있다.

로봇이 고용에 미치는 영향에 대한 실증분석 결과는 대체로 로봇의 노동 대체효과가 이를 상쇄하는 여러 효과보다 강하게 작용함을 보여준다(Hötte, Somers, & Theodorakopoulos, 2023). 일부 상반된 결과를 발견한 연구는 이를 로봇에 의한 지역 산업의 생산성 및 경쟁력 강화 효과(Leigh, Kraft, & Lee, 2020), 고용 재분배 효과(Sequeira, Garrido, & Santos, 2021), 또는 로봇 사용이 지역의 혁신 역량, 경쟁력, 회복탄력성과 같은 긍정적 특성과 긴밀히 관련되어 있다는 점(Bessen et al., 2020)으로 설명한다. 한편 기업 수준의 미시적 분석에서 고용에 대한 로봇의 부정적 영향은

거의 관찰되지 않는데, 이는 생산성 향상 효과가 대체 효과에 비해 더 크거나, 혹은 로봇을 도입하는 기업의 관찰되지 않은 특징이 통제되지 않은 결과로 해석된다 (Koch, Manuylov, & Smolka, 2021; Deng, Plümpe, & Stegmaier, 2021).

2) 과업 모형(Task model)

Autor, Levy, & Murnane(2003)가 제시한 과업 모형은 기계가 쉽게 수행할 수 있는 과업이 무엇인가에 초점을 두고 이러한 과업의 속성에 따라 직종을 분류한 것이다. 기계에 의한 대체 가능성의 측면에서 다음과 같은 속성이 중요하게 고려되었다. 첫째, 과업의 일상성(routine)이다. 과업 모형에서 일상성은 과업이 일정한 절차에 따라 반복 수행되는 정도를 의미한다. 이러한 특성을 가진 과업은 예측성이 높고 그 규칙과 절차를 컴퓨터 코드화하기 쉬운 경향이 있다.

둘째, 과업을 수행에 요구되는 인간 노동의 형태가 중요하게 고려된다. 이는 다시 두 가지 차원으로 구분할 수 있는데, 하나는 인지적(cognitive) 차원, 다른 하나는 육체적(manual) 차원의 노동이다. 전자의 경우 주로 인간의 정보 가공, 분석적, 상호작용적 능력을 활용하므로 후자에 비해 기계에 의한 대체 가능성이 낮은 경향이 있다. 하지만 이러한 관계가 반드시 성립하는 것은 아닌데, 예컨대 단순 자료 입력이나 고객 응대와 같이 인지적 차원의 능력을 요구하나 일상성이 높은 과업이 있으며, 반대로 기계 수리와 같이 육체적 차원의 능력이 필요하나 비교적 높은 비일상적 특성을 가진 과업도 존재한다. 과업 모형은 논의한 일상성과 인간 노동 투입의 형태를 각각의 축으로 직종을 다차원적으로 분류한다.

Autor, Levy, & Murnane(2003)는 과업 모형을 활용하여 직종을 1) 비일상적-분석적, 2) 비일상적-상호작용적, 3) 비일상적-육체적, 4) 일상적-인지적, 5) 일상적-육체적 과업 속성별로 분류하고, 이들의 역사적 고용 변화를 제시했다. 분석 결과 일상적 또는 육체적 과업 속성을 가진 직종 분류(3, 4, 5)에서 고용 비중이 감소 했고, 분석적 또는 상호작용적 과업 속성을 가진 직종 분류(1, 2)에서 고용 비중이 증가했다. 이러한 현상은 컴퓨터, 로봇과 같은 자동화 기술의 도입에 따른 것으로 해석됐다.

과업 모형은 이후 수많은 연구에서 재검증 및 활용되었다. 과업 모형에 기초하여 업무 편향적 기술 변화(task-biased technological change) 같은 이론적 가설이 제기되었으며, 노동시장의 일자리 분절화나 저숙련 서비스 일자리 증가와 같은 현상을 설명하는 데도 폭넓게 사용됐다. 특히 로봇, AI와 같은 신기술의 고용 영향을 탐구하는 연구에서는 거의 반드시 인용되는 연구로, 과업 모형은 기술의 노동 대체 메커니즘을 효과적으로 제시한 것으로 평가된다.

3. 연구 방법

1) 연구 범위와 단위

이 연구는 2012년에서 2022년 사이 미국 제조업 일자리의 변화 양상을 탐구한다. 제조업은 현재 유의미한 수의 로봇이 도입 및 활용되고 있는 유일한 산업 부문이다. 상업용 로봇의 판매와 운용 재고에 관한 정보를 제공하는 International Federation of Robotics (IFR)에 따르면 연구의 시작점인 2012년 기준 미국 로봇 운용 재고의 70.9%가 제조업에 집중되어 있으며, 이 경향은 최근 더욱 강화되어 2021년에는 86.7%를 기록한다. 미국 전체 고용에서 제조업이 차지하는 비중이 9.9%임을 고려할 때(Bureau of Labor Statistics, 2023), 이는 제조업 부문 종사자들이 로봇에 노출될 가능성이 압도적으로 높음을 보여준다. 2018년 조사가 수행된 미국의 Annual Business Survey에서도 같은 경향을 발견할 수 있다. 2016~2018년 사이 로봇 기술을 사용하고 있는 기업은 미국 전체 기업에 1.9%에 불과하지만, 제조업 부문에서는 이 수치는 9.6%에 달한다.

연구의 분석 단위로는 지역 제조업-직군 셀을 활용한다. 지역 제조업으로는 미국의 50개 주(State)와 푸에르토리코(Puerto Rico), 버진 아일랜드(Virgin

Islands)를 포함한 52개 지역 제조업 부문이 분석된다. 제조업 부문의 직군은 총 307개가 분석되었다. 이에 따라 이론적으로 지역 제조업-직군 셀은 총 15,964개 존재할 수 있다. 그러나 특정 지역에 유의미한 수의 직군이 존재하지 않아 자료가 제공되지 않는 경우, 총 11년간의 연구 기간 중 절반 이상에 해당하는 6개년도 이상의 관측치가 존재하지 않는 경우를 제외하고 최종적으로 8,237개의 지역 제조업-직군 셀을 분석에 사용했다.

2) 연구 자료

지역 제조업-직군 셀에 대한 자료는 미국 노동 통계국(Bureau of Labor Statistics)에서 제공하는 직종 고용-임금 통계(Occupational Employment and Wage Statistics, OEWS)를 활용하여 구축했다. OEWS는 연구 목적으로 사용할 수 있는 지역별 산업별 조사 결과를 2012년도부터 제공한다. 해당 자료는 주별, 5자리 산업 분류 코드별, 6자리 직종 분류 코드별로 고용 및 임금에 관한 정보가 포함되어 있다. 이 연구에서는 2자리 산업 분류 코드와 6자리 직종 분류 코드를 활용했다.

구축된 지역 제조업-직군 셀 자료는 직종 정보 네트워크(The Occupational Information Network, O*NET)에서 획득한 다양한 직군별 정보와 결합 후 분석된다. O*NET은 직군에 관한 다양한 정보를 제공하는 플랫폼인데, 이 연구에서는 직군 역량(Abilities), 교육-훈련-경험(Education, Training, and Experience), 과업 평가(Task Ratings) 자료를 활용한다.

마지막으로 미국 주별 로봇 사용 정도를 평가하기 위하여 IFR 로봇 운용 재고 자료와 미국 분기별 고용 및 임금 조사(Quarterly Census of Employment and Wages, QCEW)를 사용하였다. 주별 로봇 사용 정도는 노동자 1,000명당 활용되고 있는 로봇의 추정 수로 측정하였는데, 이는 선행연구에서 일반적으로 로봇 노출도(Robot exposure rate) 혹은 로봇 밀도(Robot density)로 불리는 지표이다(Acemoglu and Restrepo, 2020; Graetz and Michaels, 2018). 이는 QCEW 자료에서 파악할 수 있는 지역 제조업 산업 부문별 고용자 수를 IFR 로봇 운용 재고 자료로부터 계산할 수 있는 미국 제조업 산업 부문(3자리 수준)별 노동자 1,000명당 로봇 운용 재고에 가중평균하여 도출할 수 있다.

3) 지역-일자리 성장 곡선

지역 제조업-직군 일자리 수의 변화 추이는 다층 성장 곡선 모형(multilevel growth curve model)을 이용하여 분석했다. 이 연구의 분석 자료는 다중 포집된 구조(nested structure)를 가진다. 지역 제조업-직군 셀의 시점별 관측치는 상호 독립적이지 않다. 마찬가지로 지역-직군 셀의 성장은 그것이 속한 지역 제조업의 성장에 밀접하게 관련되어 있다. 일반적인 회귀모형은 관측치의 독립성을 전제한다. 따라서 연구자가 이를 이용하여 포집된 구조의 자료를 분석할 경우 회귀계수의 편의(bias), 표준오차의 과소 추정, 통계적 1종 오류 가능성의 증가 등 다양한 통계적 문제에 봉착하게 된다.

다층 분석의 틀은 자료의 포집 구조를 연구자가 직접 모형화하는 것을 가능케 함으로써 통계적 문제를 해결토록 한다. 이는 각 층위의 분산을 무작위 효과(random effects)로 구획(partitioning)하는 방식으로 달성될 수 있다. 더불어 다층 분석의 틀이 제공하는 모형의 유연성은 여러 층위의 변수 간에 존재하는 복잡한 상호작용을 탐구할 가능성을 열어준다. 이는 교차 층위 상호작용(cross-level interaction)으로 불리는데, 이 연구에서도 이를 활용하여 지역 제조업의 로봇 노출도가 지역 제조업-직군 셀의 여러 속성과 어떻게 상호작용하여 일자리 변화에 영향을 미치는지 살펴본다.

구체적으로 연구에서 사용하는 다층모형은 성장곡선 모형이다. 일반적으로 선형 성장 모형이 많이 활용되지만, 이 연구에서는 지역 제조업-직군 일자리의 지수적 성장을 가정하여 아래의 수식(1)과 같은 모형을 구성하였다.

$$\ln(Emp_{tij}) = \beta_{0ij} + \beta_{1ij} Time_{tij} + e_{tij} \quad (1)$$

여기서 Emp_{tij}는 t 시점의, j 지역에 있는 i 지역-직군 셀의 고용 규모를 의미한다. $Time$은 2012년 "0"을 기준으로 연도가 올라감에 따라 그 값이 1씩 증가하는 연속 변수이다. 위의 수식에서 β_{0ij}는 초기연도 지역-직군 셀의 고용 규모를, β_{1ij}는 2012년에서 2022년 사이 셀의 평균적인 연간 성장률을 의미한다.

이제 우리는 시점별 관측치인 Emp_{tij}가 지역-직군 셀로부터 독립적이지 않으며, 각 셀의 초기 고용 규모와 성장률을 독립변수로 설명할 수 있도록 모형화코자 한다. 이는 지역-직군 수준(2수준)의 고정 효과(fixed effects)와 무작위 효과를 추가해 위 모형의 절편과 기울기를 다음의 수식(2)와 (3)과 같이 구체화함으로써 달성할 수 있다.

$$\beta_{0ij} = \beta_{00j} + BX_{ij} + u_{0ij} \quad (2)$$

$$\beta_{1ij} = \beta_{10j} + BX_{ij} + u_{1ij} \quad (3)$$

여기서 β_{00j}는 특정 지역의 지역-직군 셀의 평균적인 고용 규모를, β_{10j}는 지역의 연간 평균 성장률을 의미한다. B는 지역-직군 수준 회귀계수(고정 효과) 벡터를 의미하며, X_{ij}는 지역-직군 수준 설명변수의 벡터를 의미한다. 모형에 포함된 두 무작위 효과(u_{0ij}, u_{1ij})는 설명되지 않은 지역-직군 셀의 초기 고용 수준과 성장률의 잔차이다.

이어서 지역 간 평균적인 고용 규모나 성장률의 차이는 아래의 수식(3)과 (4) 같은 지역 수준(3수준) 모형을 이용해 통제한다. 여기에는 연구의 핵심 설명변수인 지역의 로봇 노출도가 포함된다.

$$\beta_{00j} = \beta_{000} + \pi_0 Rob_j + r_{00j} \quad (4)$$

$$\beta_{10j} = \beta_{100} + \pi_1 Rob_j + r_{10j} \quad (5)$$

여기서 β_{000}은 전체 지역-직군 셀의 평균적인 고용 규모를 β_{100}은 전체의 평균적인 연간 성장률을 의미한다. Rob_j는 지역의 로봇 노출도를 의미하며, π_0과 π_1은 각각 지역 일자리 초기 수준과 평균 성장률에 대한 로봇 노출도의 고정 효과를 의미한다. r_{00j}와 r_{10j}는 각각 지역 수준에서 설명되지 않는 차이를 의미한다.

마지막으로 지역의 로봇 노출도와 지역-직종 셀 수준의 변수들의 교차 층위 상호작용 효과를 모형에 포함했다. 이에 따라 지역-직종 수준(2수준)에 상호작용 변수 $X_{ij}Rob_j$와 회귀계수(고정 효과) 벡터 C가 추가된다. 이상 논의한 각 차원의 모형을 종합한 이 연구 다층 지역-일자리 성장곡선의 최종적 형태는 수식(6)과 같다.

$$\begin{aligned}\ln(Emp_{tij}) = {} & \beta_{000} + BX_{ij} + CX_{ij}Rob_j + \pi_0 Rob_j \\ & + Time_{tij}(\beta_{100} + BX_{ij} + CX_{ij}Rob_j + \pi_1 Rob_j \\ & + u_{1ij} + r_{10j}) + e_{tij} + u_{0ij} + r_{00j}\end{aligned} \quad (6)$$

위의 모형은 Stata의 xtmixed 명령어를 사용해 분석되었다. 선행연구에서 권장하는 대로 각 수준 무작위 효과의 공분산은 비구조화(unstructured)하여 각 분산과 공분산을 모두 추정하였다(Barr et al., 2013). 또한 관측 시점별 잔차(e_{tij}) 간의 상관관계를 고려하여 이를 1차 자기회귀(autoregressive) 구조로 설정하였다(Kwok, West and Green, 2007).

4) 설명변수의 구성

이 연구에서는 지역-직종 셀(2수준)과 지역(3수준) 수준의 설명변수가 사용된다. 지역-직종 셀 수준의 초기 고용 수준과 성장률 차이를 설명하기 위해 과업 모형에 기초하여 구축된 3개의 변수가 모형에 포함되는데, 이는 직무 수행에 필요한 인지적 능력, 손재주(manual dexterity) 능력, 그리고 업무의 비 반복성과 복잡성 정도를 측정한 비일상성(non-routines) 변수이다.

위의 세 변수는 O*NET의 역량과 과업 평가 자료에 포함된 직종별 지표를 가공하여 구성하였다. 구체적으로 인지적 능력은 역량 자료의 언어(verbal), 아이디어 창조 및 추론(idea generation and reasoning), 정량적(quantitative) 역량 범주에 속한 13개 지표를 주성분 분석(Principal Component Analysis, PCA) 기법

을 통해 단일 지표로 재구성한 것이다. 마찬가지로 손재주 능력은 정신-운동(psychomotor) 역량의 범주에 속한 10개 지표를, 비일상성은 과업 평가 자료의 2개 지표를 주성분 분석 기법을 적용하여 단일 지표로 환원한 것이다. 주성분 분석 결과와 각 설명변수를 구성하는 데 사용된 세부 지표는 부록의 〈표 1〉, 〈표 2〉, 〈표 3〉에서 확인할 수 있다.

이 연구에서 변수 구성에 사용한 세부 지표는 Autor, Levy, & Murnane(2003)의 연구의 그것과 다소간 차이가 있음을 밝힌다. 이는 연구 자료의 차이에 따른 것이다. Autor, Levy, & Murnane(2003)의 연구는 1960년부터 1998년까지 일자리 숙련의 역사적 변화를 추적하기 위해 지금은 다소간 구식이 된 직업 사전(Dictionary of Occupational Titles, DOT) 자료를 사용했지만, 이 연구는 최신의 O*NET 자료를 활용한다.

O*NET 자료를 활용하는 것에는 여러 가지 장점이 있다. 우선 이 연구에서는 비교적 근래의 일자리 변화를 추적하고 있으므로 최신의 정보를 활용하는 것이 합당하다. 또한 O*NET는 DOT에 비해 훨씬 다양한 정보를 제공하기에 지표의 타당성을 확보하는 데도 유리하다. 예컨대 DOT에서는 일자리의 비일상성을 측정하는 직접적 지표가 없어 이를 대리(proxy) 변수로 추정해야 했지만, O*NET은 반복 작업의 중요성(Importance of Repeating Same Tasks)과 일의 구조화 정도(Structured versus Unstructured Work) 변수를 통해 이를 직접적으로 측정할 수 있도록 한다.

주성분 분석을 통해 도출된 3개의 설명변수는 지역-일자리 곡선 추정에 직접적으로 사용되지 않고 군집 분석(cluster analysis)을 적용한 추가 가공 과정을 거쳐 사용된다. 이는 주성분 분석을 통해 도출된 설명변수가 절대적 0 값이나 우열 값이 존재하지 않는 등간 변수(interval variable)의 성격을 가지기 때문이다. 즉 연구에서 계산한 설명변수를 이용해 직종 별 요구되는 인지적 역량을 상대적으로 비교할 수는 있지만, 절대적으로 어떤 직종의 인지적 역량이 높고 낮음을 판단하기에는 어려우며, 이를 위해서는 추가적인 기준을 설정할 필요가 있다.

군집화에는 와드 연결법(Ward linkage method)을 적용한 위계 군집 분석 기법이 사용되었다. 최적 군집 수를 결정하기 위해 두다-하트(Duda-Hart)의 Je(2)/Je(1) 값과 유사-T-제곱 값(Pseudo-T-squared values)을 참고하였으며(Duda and Hart, 1973), 4개 군집을 최적 군집의 수로 판단하였다. 최종적으로 연구에서 사용된 307개 직종 집단이 각각의 인지적 역량, 손재주 역량, 비일상성 속성값에 따라 4개 군집 중 하나를 배정받았다.

4. 분석 결과

1) 제조업 직종의 과업 모형

군집 분석을 통해 제조업 직종을 4개의 집단으로 구분한 결과는 〈표 1〉에서 제시됐다. 각 군집 1-4 별로 37개, 86개, 84개, 100개의 제조업 직종이 최종적으로 분류되었다. 평균적으로 높은 인지적 역량 요구되며 비일상적 과업을 수행하는 직종은 군집 1로 분류되었다. 군집 1로 분류된 직종은 주로 관리 직종이 군집 1로 분류되었으며, 이들 직종의 평균적인 교육 및 경험 요구 정도는 가장 높은 수준으로 관찰됐다.

중간 수준의 인지적 역량이 요구되며 일상적 과업을 수행하는 직종은 군집 2로 분류되었다. 대부분 사무-행정 관리 보조 직종과 일부 생산 직종이 포함되었다. 요구 교육, 경험 정도는 군집 1 다음으로 높았으나 훈련(OJT) 요구 수준은 전체 군집 중 3번째 수준으로 관찰됐다.

군집 3에는 중간 수준의 손재주 역량이 요구되며 일상적 과업을 수행하는 직종이 분류됐다. 해당하는 직종은 대부분 생산 직종이었으며, 대부분 육체노동을 수행하는 직종이 군집 3으로 분류된 것을 확인할 수 있었다. 이들 직종의 요구 교육, 경험, 훈련 정도는 4개 군집 중 가장 낮은 수준이다.

마지막으로 군집 4에는 높은 수준의 손재주 역량이 요구되며, 비일상적 과업을 수행하는 직종이 분류됐다. 여기에는 일부 생산 직종과 설치, 유지, 수리 등을 담당하는 기술 직종이 포함된다. 이들 직종의 교육 요

〈표 1〉 군집 분석 결과: 군집 평균 특성, 대표 직종과 그 특성

직종 명칭	직무 수행 요구(년)			과업 특성		
	교육	경험	훈련	인지	손재주	비일상성
군집 1: 높은 인지적 역량–비일상적 과업(37개)	16.43	3.75	1.02	1.24	−1.15	1.02
일반 및 운영 관리자	13.19	4.16	1.73	0.91	−1.18	1.11
산업 공학자	15.44	4.57	0.85	1.17	−0.65	0.73
기계 공학자	15.76	4.31	0.74	1.21	−0.81	0.59
영업 관리자	15.87	5.13	0.59	1.10	−1.13	0.85
시장 조사 분석가 및 마케팅 전문가	16.83	2.86	0.82	1.51	−1.50	0.69
군집 2: 중간 인지적 역량–일상적 과업(86개)	14.61	2.96	0.92	0.58	−0.49	−0.38
생산 및 운영 근로자의 일선 감독관	2.71	0.54	25.98	0.72	0.45	0.24
생산, 계획 및 신속 처리 사무원	2.48	0.51	21.03	0.25	−0.47	0.36
고객 서비스 대표	1.94	0.40	14.70	0.05	−1.00	−2.00
일반 사무원	1.38	0.25	13.21	−0.26	−0.97	−1.30
비서 및 행정 보조원(법률, 의료, 경영진 제외)	1.27	0.36	15.58	−0.19	−0.94	−0.65
군집 3: 중간 손재주 역량–일상적 과업(84개)	11.63	1.09	0.67	−1.17	0.75	−0.89
검사원, 테스터, 분류자, 샘플러 및 계량원	13.19	1.39	1.11	−0.70	0.38	−0.36
생산 근로자 도우미	15.44	0.86	0.22	−1.52	0.76	−0.70
포장 및 충전 기계 조작자	15.76	1.40	0.16	−1.23	1.04	−1.22
화물, 재고, 자재 이동 노동자 (수작업)	15.87	0.78	0.16	−1.44	0.79	−0.56
용접, 절단, 납땜공 및 브레이저	16.83	1.64	0.40	−1.52	0.68	−0.66
군집 4: 높은 손재주–비일상적 과업(100개)	12.04	2.00	1.19	−0.71	1.06	0.17
전기 및 전자 장비 조립원	11.43	0.48	0.33	−0.93	0.68	−0.07
금속–플라스틱 성형, 주조 기계 설치자, 조작자	11.22	1.51	0.87	−0.91	1.28	−0.37
일반 유지 보수 및 수리 작업자	12.80	3.13	0.78	−0.34	0.93	0.70
산업용 기계 정비사	12.75	3.00	1.30	−0.58	1.81	−0.27
금속–플라스틱 다중 기계 공구 설치자, 조작자	12.18	1.26	1.01	−0.65	1.14	−0.43

〈표 2〉 군집 간 고용 및 임금 변화 비교

군집 분류	2012년		2022년		증가율 (CAGR)	
	고용비	임금($/년)	고용비	임금($/년)	고용	임금
군집 1: 높은 인지적 역량–비일상적 과업	9.3%	97,086	11.2%	115,567	1.10%	1.76%
군집 2: 중간 인지적 역량–일상적 과업	23.4%	60,201	25.2%	75,688	−0.02%	2.32%
군집 3: 중간 손재주 역량–일상적 과업	33.8%	30,831	36.2%	41,347	−0.09%	2.98%
군집 4: 높은 손재주 역량–비일상적 과업	33.5%	36,822	27.4%	48,692	−2.75%	2.83%

구 정도는 낮은 수준이나 훈련 요구 수준은 전체 군집 중 가장 높은 수준이었다.

각 직종 군집 별 고용 및 임금에 몇 가지 통계치는 〈표 2〉에 제시됐다. 제조업 직종 중 지난 10년간 유일하게 고용자 수가 증가한 군집은 군집 1로 연평균 성장률(CAGR) 1.1%를 기록했다. 반면 군집 4는 −2.75%로 가장 빠르게 고용이 감소한 직종이다. 한편 2012~2022년 사이 임금이 가장 빠르게 성장한 직종 군집

은 군집 3으로 연 평균 3%에 근접한 성장률을 보였다.

이상의 과업 특성별 제조업 직종 분석 결과는 널리 알려진 이론 모형이 실제 제조업 일자리 동태를 설명하는데 불충분하다는 것을 증명한다. 자동화 기술의 저숙련-일상적 과업을 수행하는 직종의 일자리를 빠르게 대체할 것이라는 예상과 달리, 자료에서 가장 눈에 띄게 관찰되는 경향은 다음과 같다. 첫째, 제조업 부문에서 인지적 역량을 요구하는 직종의 고용 규모가 늘었다. 이러한 경향은 선행연구에서 보고된 비생산직 근로자 비중이 증가하는 현상과 일맥상통한다(Berman, Bound, & Griliches, 1994). 특히 높은 인지적 역량-비일상적 과업을 수행하는 직종의 규모가 가장 빠르게 증가하였는데 이는 기존의 과업 모형의 이론적 예측에 부합하는 결과이다.

둘째, 기존의 이론적 예측과 가장 큰 차이를 보이는 부분은 높은 손재주-비일상적 과업을 수행하는 직종 일자리가 대폭 감소했다는 것이다. 이들 직종의 제조업 고용 비중은 33.5%(2012년도)에서 27.4%(2022년도)로 대폭 감소했다. 이러한 결과가 제조업 자동화에 의한 것이라면, 이는 자동화가 단순히 "자동화되기 쉬운 과업"에 한해 진행되는 것이 아니라는 함의한다. 즉 기존에 자동화되기 어려운 과업의 영역으로 자동화가 침투하고 있으며, 이에 따라 이론적 예측과 부합하지 않는 결과가 관찰되었을 가능성이 있다. 실제로 협업 로봇, 모바일 로봇과 같은 최근 로봇 기술의 발전으로 다양한 제조업 공정에 로봇 사용이 확대되고 있다(Liu et al., 2022; Shneier & Bostelman, 2015).

셋째, 손재주 역량과 관련된 일자리의 감소와 이들 직종 군집에서 발생한 높은 수준의 임금 상승을 동시에 설명할 이론적 기반이 부족하다. 이론 모형에서 자동화의 영향은 자동화로 인해 대체되는 일의 보상 수준을 낮추지만, 대체할 수 없는 일의 보상 수준을 높이는 것으로 예측된다(Humlum, 2019). 자료는 이러한 예측과 달리 고용이 가장 많이 감소한 생산직 근로자의 임금이 가장 빠르게 증가함을 보여주는데, 이는 직종 간 고용 변화가 단순히 자동화에 따른 노동 시장의 수요적 요인뿐만 아니라 공급적 요인에 의해 발생한 현상일 수 있음을 함의한다. 즉 베이비붐 세대의 은퇴와 제조업 일자리 기피 현상으로 인해 생산직 근로자의 공급이 부족했을 가능성, 나아가 이러한 공급 부족이 로봇 도입의 경향을 강화했을 가능성도 있다. 관련하여 Benmelech & Zator(2022)와 Deng, Plümpe, & Stegmaier(2021)는 기업의 로봇 도입 의사결정에 노동력 부족이 주요한 요인이라는 증거를 제시한 바 있다.

2) 직종별 고용 변화와 로봇의 영향

지역 제조업-직종 별 일자리 변화 추이를 모형화한 성장곡선의 기초 통계량과 분석 결과는 각각 〈표 3〉

〈표 3〉 분석 모형의 기초 통계량

층위	변수명	표본수	평균	표준편차	최솟값	최댓값
1수준 (관측시점)	ln(고용자 수)	84,384	5.990	1.458	3.401	10.589
	시점변수(Time)	84,384	4.989	3.155	0	10
2수준 (지역-직종)	교육 요구 수준(연)	8,237	13.064	2.013	9.955	22.313
	경력 요구 수준(연)	8,237	2.277	1.533	0.071	8.564
	훈련 요구 수준(연)	8,237	0.889	0.791	0.036	4.772
	군집 1(높은 인지적-비일상적 과업)	8,237	0.122	0.328	0	1
	군집 2(중간 인지적-일상적 과업)	8,237	0.280	0.449	0	1
	군집 3(중간 손재주-일상적 과업)	8,237	0.294	0.456	0	1
	군집 4(높은 손재주-비일상적 과업)	8,237	0.304	0.460	0	1
3수준(지역)	로봇 노출도(고용 천 명당 로봇 수)	52	17.451	4.577	4.135	28.313

〈표 4〉 일자리 성장 곡선 추정 결과 (종속변수: ln(고용자 수))

층위	변수명	추정치	표준오차	유의도
고정 효과 (Fixed effects)				
1수준 (관측시점)	상수(constant)	6.5377	0.3944	***
	시점변수(성장률)	0.0192	0.0140	
2수준 (지역-직종)	교육 요구 수준(연)	-0.1972	0.0130	***
	경력 요구 수준(연)	0.2225	0.0162	***
	훈련 요구 수준(연)	-0.2519	0.0241	***
	군집 1(높은 인지적-비일상적 과업)	-0.0385	0.2477	
	군집 3(중간 손재주-일상적 과업)	0.4831	0.1903	**
	군집 4(높은 손재주-비일상적 과업)	0.1011	0.1886	
	시점 × 교육 요구 수준	0.0010	0.0007	
	시점 × 경력 요구 수준	-0.0023	0.0009	***
	시점 × 훈련 요구 수준	-0.0018	0.0014	
	시점 × 군집 1	0.0075	0.0140	
	시점 × 군집 3	-0.0336	0.0108	***
	시점 × 군집 4	-0.0227	0.0107	**
교차 층위 (2×3 수준)	군집 1 × 로봇 노출도	0.0035	0.0132	
	군집 3 × 로봇 노출도	-0.0175	0.0100	*
	군집 4 × 로봇 노출도	-0.0113	0.0099	
	시점 × 군집 1 × 로봇 노출도	0.0000	0.0007	
	시점 × 군집 3 × 로봇 노출도	0.0015	0.0006	***
	시점 × 군집 4 × 로봇 노출도	0.0014	0.0006	**
3수준 (지역)	로봇 노출도	0.0811	0.0195	***
	시점 × 로봇 노출도	-0.0016	0.0005	***
무작위 효과 (Random effects)				
1수준 (관측시점)	Rho (ρ)	0.8813	0.0037	
	잔차의 분산	0.6194	0.0096	
2수준 (지역-직종)	기울기(시점)의 분산	0.0039	0.0010	
	상수의 분산	1.1885	0.0125	
	상수-기울기의 공분산	-0.2436	0.0114	
3수준(지역)	기울기(시점)의 분산	0.0105	0.0014	
	상수의 분산	0.5442	0.0564	
	상수-기울기의 공분산	-0.4084	0.1442	

(1) 사용된 관측치는 84,384로 이는 8,237 지역-직종 셀, 52개 지역 집단에 포집되어 있음.
(2) 모형의 로그 우도값은 -31246, 조건부 모형의 Ward Chi(2) 값은 572.28임.
(3) 유의도 항목에서 ***는 1%, **는 5%, *는 10% 유의수준에서 유의함을 의미함.

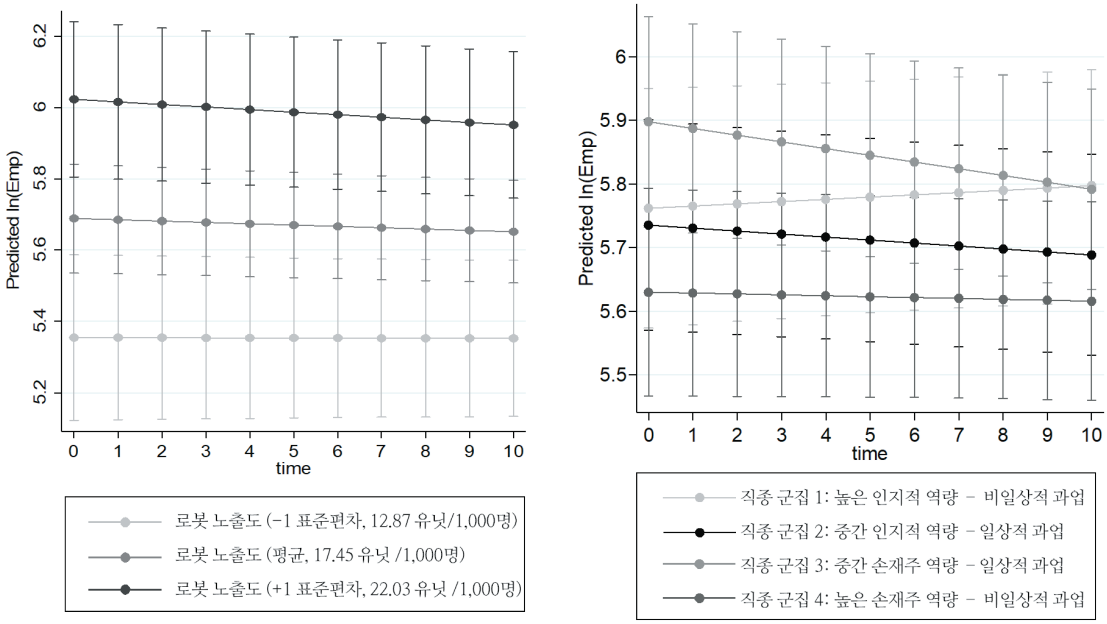
와 〈표 4〉에 제시했다. 다층모형 분석의 틀에서는 다층적 자료 구조의 평가, 층위 간 분산 해석, 추정치의 강직성(robustness) 평가 등을 목적으로 영 모형(null model)과 중간 단계 모형을 보고하는 것이 일반적이다. 이 논문에서는 지면의 한계를 고려하여 이러한 모형을 제시하지 않고 관련 통계치만 논의하겠다. 영 모

형 분석 결과 집단 내 상관계수(Intraclass correlation coefficient, ICC)는 2수준(지역-직군)에서 0.969, 3수준(지역)에서 0.146으로 추정됐다. 이는 지역-직종 일자리 수 전체 분산의 96.9%가 지역-직종 셀에 수준의 차이로, 14.6%가 지역 수준의 차이로 설명됨을 의미한다. 즉 연구에서 사용한 집단화(grouping) 변수는 종속변수의 분산을 설명하는 데 중요한 역할을 하므로 다층모형으로 자료를 분석하는 것이 바람직하다. 유사한 통계적 검증법으로 다층 구조를 반영하지 않은 모형, 2수준 구조만 반영한 모형, 3수준 다층 구조를 반영한 모형에 대해 각각 로그 우도비 검증(log-likelihood ratio test)을 수행한 결과 모든 결과에 대해 신뢰도 99%에서 통계적 유의성을 확인할 수 있었다.

모형의 고정 효과를 설명하기에 앞서 무작위 효과를 간단하게 살펴보면 다음과 같다. 우선 연구에서는 잔차의 1차 자기회귀 구조를 설정하였는데, 관련한 자기 상관 계수(Rho) 값은 0.8813으로 이는 시점 잔차 간 강한 상관관계가 존재함을 의미한다. 2수준과 3수준 무작위 효과 분산 값을 비교해 보면 초기 고용 규모는 지역-직종 집단, 성장률은 지역 집단 간 분산이 주요했음을 확인할 수 있다. 2수준(지역-직종)과 3수준(지역) 무작위 효과의 공분산은 모두 음수 값인데, 이는 초기 고용 규모가 클수록 성장률이 낮은 경향이 있음을 보여준다.

일자리 성장곡선의 고정 효과 추정 결과는 로봇 도입이 지역 제조업 일자리 감소에 통계적으로 유의미한 영향을 미침을 보여준다. 3수준 고정 효과 추정 결과를 살펴보면, 로봇 노출도가 높은 지역의 직종 셀의 경우 초기 고용 규모가 더 크고, 연간 고용 성장률은 더 낮은 것으로 추정됐다. 다른 모든 조건이 같은 군집 2에 속한 직종의 경우, 평균적인 로봇 노출도를 보이는 지역-직종 셀의 연간 성장률이 -0.93% 수준이라면 로봇 노출도가 표준편차 한 단위(4.577대/1,000명) 높은 지역-직종 셀의 연간 평균 성장률은 -1.68% 수준이었다.

초기 고용 규모와 성장률에 대한 직종 군집 이항 변수의 효과 또한 유의한 것으로 관찰됐다. 군집 2를 비교 집단(reference group)으로 둘 때, 초기 고용 규모에 있어서는 군집 3이 통계적으로 유의한 양의 영향을



지역 로봇 노출도의 효과(평균, ±1 표준편차) 직종 군집에 따른 효과

〈그림 1〉 지역 로봇 노출도와 직종 군집에 따른 일자리 성장 곡선

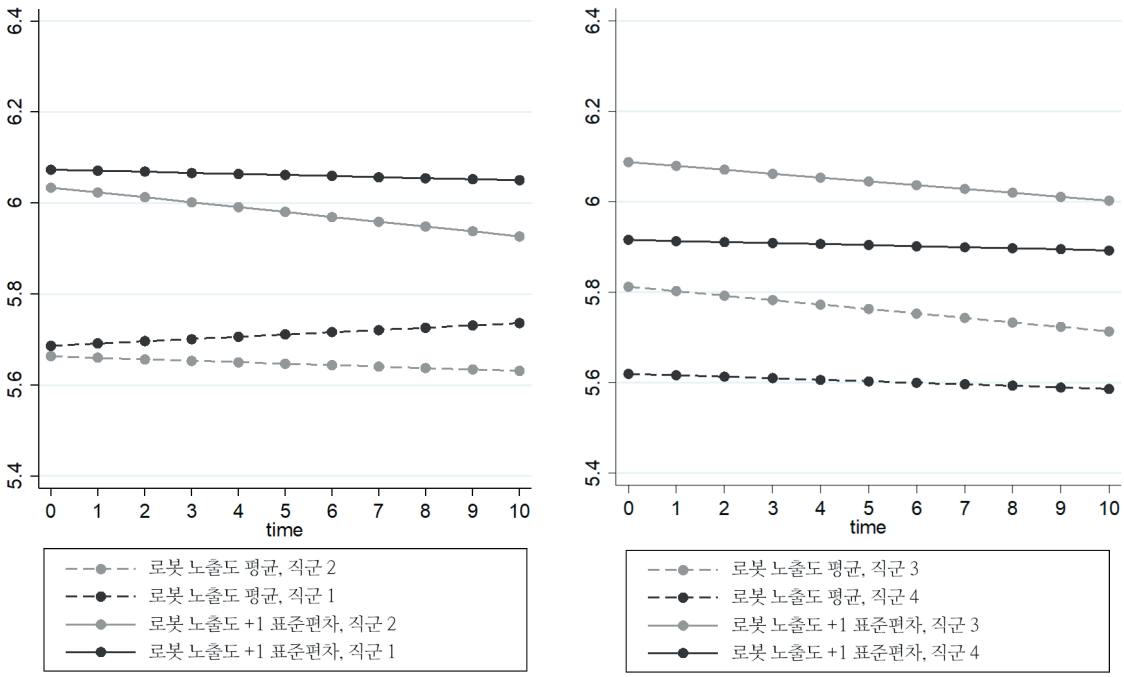
보인다. 성장률에 있어서는 군집 3과 군집 4가 모두 통계적으로 유의한 음의 영향을 보였다. 이는 앞서 〈표 2〉에서 관찰한 군집 3과 군집 4의 고용 감소 현상이 각 직종 요구하는 교육, 경험, 훈련 수준 및 지역 로봇 노출도를 통제한 뒤에도 유의한 경향임을 의미한다. 이상 로봇 노출도(평균과 ±1 표준편차 변화에 따른), 직종 군집 별 추정 평균 성장 곡선을 〈그림 1〉의 왼쪽과 오른쪽에 제시했다. 이를 통해 지역 로봇 노출도나 직종 군집의 한계적 효과에 따른 지역-직종의 초기 고용 수준과 성장률의 변화를 살펴볼 수 있다.

3) 로봇과 직종 군집의 상호작용

로봇 노출도와 직종 군집 간 상호작용 효과는 〈표 4〉의 교차 층위에 제시되었다. 여기에 제시된 분석 결과는 독립적으로 해석될 수 없다. 이는 분석에 직종 군집 이항 변수가 사용되었기 때문이다. 따라서 3수준에 제시된 로봇 노출도와 로봇 노출도-시점의 상호작용 회귀계수의 값은 직종 군집의 준거집단인 군집 2에 대한 효과로 보는 것이 타당하다.

분석 결과 지역 제조업 로봇 노출도와 직종 군집의 상호작용은 군집 3의 초기 고용 수준과 군집 3, 4의 고용 성장률에 대해서만 통계적으로 유의한 것으로 관찰됐다. 여기서 발견된 통계적 유의성은 해당 직종 군집과 준거집단인 군집 2 사이의 통계적으로 유의미한 차이가 있다는 것을 의미한다. 직종 군집 1과 로봇 노출도-시점의 상호작용은 통계적으로 유의하지 않았는데, 이는 군집 1과 군집 2 사이에 로봇 노출도-시점 상호작용 효과에 유의미한 차이가 없음을 의미한다. 이는 즉 군집 1도 군집 2와 마찬가지로 로봇 노출도가 높은 지역에서 일자리 성장률이 감소하는 경향이 있음을 의미한다.

반면 군집 3과 군집 4의 고용 성장률은 통계적으로 유의한 것으로 관찰되는데, 이 상호작용 효과의 계수 값은 각각 0.0015와 0.0014로, 사실상 로봇 노출도의 성장률 감소 효과(−0.0016)를 상쇄하는 수준이다. 이



직종 군집 1, 2　　직종 군집 3, 4

〈그림 2〉 로봇 노출도와 직종 군집 간 상호작용

는 준거집단인 군집 2와는 달리, 로봇 노출도–시점 상호작용의 부정적 영향을 군집 3과 군집 4에 대해서는 발견할 수 없다는 것을 의미한다.

이상의 내용을 더욱 직관적으로 확인하기 위해 〈그림 2〉에 직종 군집 별 로봇 노출도 1 표준편차 증가에 따른 성장곡선 변화 추이를 제시했다. 이를 통해 우리는 다음과 같은 경향을 확인할 수 있다. 우선 로봇 노출도가 높은 지역–직종의 평균적인 고용 규모가 크다. 초기 고용 규모에 대한 로봇 노출도의 영향은 직종 군집에 따라 달랐는데, 특히 군집 3(중간 손재주–일상적 과업)의 경우 통계적으로 유의미하게 로봇 노출도에 따른 초기 고용 효과가 낮게 관찰됐다. 이는 로봇 사용 밀도가 높은 지역에서 관찰 초기연도에 단순 생산직 일자리의 비중이 상대적으로 낮았다는 것을 의미한다. 이러한 경향은 노동 절약 기술로써 생산직 근로자의 과업을 일부 대체하는 기존 로봇의 특징을 보여준다.

지역 로봇 노출도가 직종 일자리 성장률에 미치는 영향 또한 직종 군집 별로 달랐다. 지역의 로봇 노출도 증가는 일반적으로 지역–직종 셀의 일자리 성장률의 감소로 이어지는데, 이러한 경향은 특히 직종 군집 1과 2에서 관찰됐다. 즉 로봇의 부정적 일자리 성장 효과는 직종 군집에 따라 차별적으로 작용하는데, 이론적 예측과는 달리 이는 일상성이라는 과업 특성이 아니라, 인지적–손재주 특성이라는 과업의 역량 차원과 관련이 있었다. 로봇 노출도가 높은 지역에서는 높은 혹은 중간 인지적 숙련을 요구하는 직종의 고용 성장률이 더 크게 둔화하였으며, 높은 또는 중간 손재주 숙련을 요구하는 직종의 고용 성장률은 로봇 노출도가 낮은 지역과 통계적으로 유의미한 차이를 보이지 않았다.

이상의 분석 결과는 로봇의 영향에 대한 기존의 이론적 예측이 제조업 직종별 고용 동태를 설명하기에 불충분한 것임을 보여준다. 로봇 노출도의 직종 군집 3의 초기 고용 수준에 대한 효과를 살펴볼 때 노동 절약 기술로써 로봇의 특징을 관찰할 수 있다. 그러나 로봇 노출도가 군집 별 고용 성장률에 미치는 영향은 인지적 숙련을 요구하는 직종에 한정되어 있다. 로봇 노출도가 일상적 과업을 수행하거나 손재주 역량을 요구하는 – 소위 로봇으로 대체되기 쉬운 것으로 알려진 – 직종의 일자리에 미치는 부정적 영향은 발견할 수 없었다.

과업 모형의 이론적 예측이 부합하지 않는다면, 연구 결과는 어떻게 해석될 수 있을까? 이 연구의 발견은 과거부터 지적되어 온 경향인 탈산업화와 기능적 특화의 측면에서 설명될 수 있다. 우선 미국 제조업의 탈산업화는 이미 수많은 연구에서 지적되었다. 이 현상을 추동하는 강력한 요인은 크게 3가지로, 상대적으로 빠른 제조업 부문의 생산성 향상, 생산물 소비의 상대적 둔화, 그리고 국제무역의 여파이다.

미국 제조업의 노동 생산성 향상 속도는 미국 전체 경제 부문 대비 1.51배 수준으로, 이는 충분한 수요 증가 없이 제조업 부문 고용이 증가하기는 어렵다는 점을 함의한다. 하지만 서비스업 생산물 대비 제조업 생산물 소비의 상대적인 비중은 1960년대 이후 계속해서 줄어들고 있다. 결론적으로 수요가 제한된 상황에서 향상된 생산성은 제조업 부문 일자리를 빠른 속도로 감소시켰다(Lawrence and Edwards, 2013). 국제무역의 여파는 이러한 상황을 더욱 악화한다. 실증연구는 2000년대 이후 중국산 수입품과 경쟁을 하는 지역 제조업 부문의 고용이 큰 폭으로 감소함을 밝힌 바 있다(Autor, Dorn, & Hanson, 2013). 논의한 탈산업화의 경향은 대체로 저부가가치 제조업 부문, 생산직 근로자에게 큰 영향을 미친다(Berman, Bound, & Griliches, 1994). 연구에서 발견된 손재주 역량을 요구하는 일자리의 감소도 이러한 맥락에서 이해될 수 있다.

그렇다면 로봇 노출도가 높은 지역에서 인지적 역량을 요구하는 일자리의 성장률이 더 빠르게 감소한 원인은 무엇일까? 우리는 이를 산업의 기능적 특화의 측면에서 해석고자 한다. 기능적 특화(functional specialization)란 기획, 연구개발, 관리, 마케팅 등 구상의 기능을 수행하는 공간과, 생산을 수행하는 공간이 분리된 현상을 의미한다. 이는 기업이 대도시 입지의 여러 혜택 – 다양한 비즈니스 서비스와 인적자원에 대한 접근성 – 과 혼잡비용 증가라는 상반되는 결과 속에서 이익 극대화를 위해 조직을 조정한 결과로 발생

한다. 이러한 기능적 특화는 근래 더욱 강화되는 경향이 있는데, 그 주요한 원인으로는 원거리 관리 비용의 저감과 국제무역의 확대, 경쟁 압박의 심화를 들 수 있다(Duranton and Puga, 2005).

이 연구는 로봇 집적도가 높은 지역에서 모든 직종 군집의 초기 고용 규모가 더 크고, 손재주 역량과 관련된 직종 군집의 일자리가 비교적 잘 유지되는 반면, 인지적 역량과 관련된 직종 군집의 일자리가 빠르게 감소하는 것을 보였다. 이러한 경향은 생산에 있어 규모의 경제를 달성한 지역 제조업이 생산의 기능은 유지하면서, 구상에 관한 기능을 다른 도시로 이전하면서 기능적 특화를 심화한 결과로 해석할 수 있다.

5. 결언

이 연구는 지역 제조업의 로봇 사용과 직종별 과업 특성의 상호작용을 분석함으로써 로봇이 다양한 제조업 일자리 동태에 미치는 영향을 분석했다. 분석 결과 고용에 대한 로봇의 부정적 효과는 존재했지만, 이론적 예측과는 달리, 이는 인지적 역량을 요구하는 직종의 일자리에 한정됨을 확인할 수 있었다. 이는 로봇과 일자리의 관계가 "인간 노동의 기계 대체 가능성"의 측면만으로 설명될 수 없는 것임을 보여준다. 오히려 우리의 분석 결과는 최근의 제조업 일자리 동태에 있어 로봇의 영향은 제한적이며, 과거부터 존재해 온 탈산업화와 지역 산업의 기능적 특화의 경향이 여전히 강하게 작용하고 있음을 보여준다. 나아가 이 연구의 발견은 최근 노동시장에서 관찰되는 여러 부정적 결과들을 소위 "로봇의 탓"으로 쉽게 돌리려는 경향에 주의가 필요함을 시사한다.

이 연구의 한계는 다음과 같은 지점에서 지적할 수 있다. 첫째, 연구는 자료의 제한으로 의미 있는 지역 노동 시장 권역을 분석하지 못했다. 연구의 분석 단위인 주 내에 로봇 사용 측면에서 구별되는 특성을 가진 여러 지역 노동 시장 권역이 존재할 수 있다는 점을 고려할 때 이는 중대한 분석적 한계로 간주할 수 있다. 둘째, 로봇 사용 정도를 측정하는 지표로 연구에서 사용한 로봇 노출도의 문제를 지적할 수 있다. 로봇 노출도는 그 지표 구성 방법론의 측면에서 지역 간 로봇 사용의 이질성을 충분히 반영하지 못한다는 문제가 있다(Leigh, Kraft, & Lee, 2020). 또한 로봇 노출도는 시간 불변(time-invariant) 변수로 연구에서 가정되었는데, 이에 따라 시간에 따라 변화하는 로봇 사용 패턴에 따른 효과를 연구에서 통제할 수 없었다.

참고문헌

김민영 · 조민지 · 임업, 2017, 자동화 기술의 발전이 지역노동시장의 중간일자리 감소에 미치는 영향, 「국토연구」, 93(6), pp.25-41.

Acemoglu, D., & Restrepo, P., 2018, Artificial intelligence, automation, and work, In The economics of artificial intelligence: An agenda (pp.197-236), University of Chicago Press.

Acemoglu, D., & Restrepo, P., 2019, Automation and new tasks: How technology displaces and reinstates labor, Journal of Economic Perspectives, 33(2), 3-30.

Acemoglu, D., & Restrepo, P., 2020, Robots and jobs: Evidence from US labor markets, Journal of political economy, 128(6), 2188-2244.

Autor, D. (2022). The labor market impacts of technological change: From unbridled enthusiasm to qualified optimism to vast uncertainty (No. w30074). National Bureau of Economic Research.

Autor, D. H., Dorn, D., & Hanson, G. H., 2013, The China syndrome: Local labor market effects of import competition in the United States, American economic review, 103(6), 2121-2168.

Autor, D. H., Katz, L. F., & Kearney, M. S., 2006, The polarization of the US labor market, American economic review, 96(2), 189-194.

Autor, D. H., Levy, F., & Murnane, R. J., 2003, The skill content of recent technological change: An empirical exploration, The Quarterly journal of economics, 118(4), 1279-1333.

Barr, D. J., Levy, R., Scheepers, C., & Tily, H. J.,

2013, Random effects structure for confirmatory hypothesis testing: Keep it maximal, Journal of memory and language, 68(3), 255-278.

Berman, E., Bound, J., & Griliches, Z., 1994, Changes in the demand for skilled labor within US manufacturing: evidence from the annual survey of manufactures, The quarterly journal of economics, 109(2), 367-397.

Bessen, J., 2015, Toil and technology: Innovative technology is displacing workers to new jobs rather than replacing them entirely, Finance & Development, 52(001), 16.

Bessen, J., Goos, M., Salomons, A., & van den Berge, W., 2020, Automation: A guide for policymakers, Economic Studies at Brookings Institution, Washington, DC, USA.

Bessen, J., Koch, M., Manuylov, I., Smolka, M., Acemoglu, D., & Dauth, W., 2020, Don't blame it on the machines: robots and employment in europe, VoxEU, Center for Economic Policy Research.

Brynjolfsson, E., & McAfee, A., 2014, The second machine age: Work, progress, and prosperity in a time of brilliant technologies, WW Norton & Company.

Deng, L., Plümpe, V., & Stegmaier, J., 2021, Robot adoption at German plants, No. 19/2020, IWH Discussion Papers.

Downey, M., 2021, Partial automation and the technology-enabled deskilling of routine jobs, Labour Economics, 69, 101973.

Duda, R. O., & Hart, P. E., 1973, Pattern classification and scene analysis, 2nd Edition. New York: Wiley.

Duranton, G., & Puga, D., 2005, From sectoral to functional urban specialisation, Journal of urban Economics, 57(2), 343-370.

Goos, M., Manning, A., & Salomons, A., 2014, Explaining job polarization: Routine-biased technological change and offshoring. American economic review, 104(8), 2509-2526.

Graetz, G., & Michaels, G., 2018, Robots at work, Review of Economics and Statistics, 100(5), 753-768.

Hötte, K., Somers, M., & Theodorakopoulos, A., 2023, Technology and jobs: A systematic literature review, Technological Forecasting and Social Change, 194, 122750.

Humlum, A., 2019, Robot adoption and labor market dynamics. Princeton, NJ, USA: Princeton University.

Jerbashian, V., 2019, Automation and job polarization: On the decline of middling occupations in Europe, Oxford Bulletin of Economics and Statistics, 81(5), 1095-1116.

Keynes, J. M., 1930, Economic possibilities for our grandchildren, In Essays in persuasion (pp. 321-332), London: Palgrave Macmillan UK.

Koch, M., Manuylov, I., & Smolka, M., 2021, Robots and firms, The Economic Journal, 131(638), 2553-2584.

Kuznets, S., 1966, Modern Economic Growth, New Haven, CT, USA: Yale University Press.

Kwok, O. M., West, S. G., & Green, S. B., 2007, The impact of misspecifying the within-subject covariance structure in multiwave longitudinal multilevel models: A Monte Carlo study, Multivariate Behavioral Research, 42(3), 557-592.

Lawrence, R. Z., & Edwards, L., 2013, US employment deindustrialization: insights from history and the international experience, Policy Brief, 13-27, Peterson Institute for International Economics.

Leigh, N. G., & Kraft, B. R., 2018, Emerging robotic regions in the United States: insights for regional economic evolution, Regional Studies, 52(6), 804-815.

Leigh, N. G., Kraft, B., & Lee, H., 2020, Robots, skill demand and manufacturing in US regional labour markets, Cambridge Journal of Regions, Economy and Society, 13(1), 77-97.

Leigh, N. G., Lee, H., & Kraft, B., 2022, Disparities in robot adoption among US manufacturers:

a critical economic development challenge, Industry and Innovation, 29(9), 1025-1044.

Liu, L., Guo, F., Zou, Z., & Duffy, V. G., 2022, Application, development and future opportunities of collaborative robots (cobots) in manufacturing: A literature review, International Journal of Human-Computer Interaction, 1-18.

Mokyr, J., Vickers, C., & Ziebarth, N. L., 2015, The history of technological anxiety and the future of economic growth: Is this time different?, Journal of economic perspectives, 29(3), 31-50.

Rifkin, J., 1996, End of work, North Hollywood, CA, USA: Pacifica Radio Archives.

Sequeira, T. N., Garrido, S., & Santos, M., 2021, Robots are not always bad for employment and wages, International Economics, 167, 108-119.

Shneier, M., & Bostelman, R., 2015, Literature Review of Mobile Robots for Manufacturing, National Institute of Standards and Technology (US), Engineering Laboratory, Intelligent Systems Division.

Shukla, M., & Shukla, A. N. (2012). Growth of robotics industry early in 21st century. International Journal of Computational Engineering Research, 2(5), 1554-1558.

게재신청 2023.11.28
심사일자 2023.12.19
게재확정 2023.12.21
주저자: 이헌영, 교신저자: 이헌영

〈부록〉

〈표 1〉 인지적 역량에 대한 주성분 분석 결과

요인 명칭: 인지적 역량 (Cognitive ability)		
성분 고윳값 (Principal Eigenvalue)	제2 요인과의 고윳값 차이 (Factor difference)	분산 비중 (Variance proportion)
8.704	7.343	0.670
사용된 변수	요인 하중(Factor loading)	독특성 (Uniqueness)
Oral Comprehension	0.833	0.306
Written Comprehension	0.897	0.195
Oral Expression	0.816	0.334
Written Expression	0.894	0.201
Fluency of Ideas	0.849	0.280
Originality	0.799	0.361
Problem Sensitivity	0.722	0.478
Deductive Reasoning	0.921	0.151
Inductive Reasoning	0.917	0.160
Information Ordering	0.793	0.372
Category Flexibility	0.775	0.399
Mathematical Reasoning	0.705	0.503
Number Facility	0.667	0.556

〈표 2〉 손재주 역량에 대한 주성분 분석 결과

요인 명칭: 손재주 역량 (Manual dexterity ability)		
성분 고윳값 (Principal Eigenvalue)	제2 요인과의 고윳값 차이 (Factor difference)	분산 비중 (Variance proportion)
8.110	7.331	0.811
사용된 변수	요인 하중(Factor loading)	독특성 (Uniqueness)
Arm–Hand Steadiness	0.932	0.132
Manual Dexterity	0.937	0.121
Finger Dexterity	0.845	0.287
Control Precision	0.951	0.095
Multilimb Coordination	0.947	0.104
Response Orientation	0.912	0.169
Rate Control	0.923	0.148
Reaction Time	0.933	0.129
Wrist–Finger Speed	0.801	0.358
Speed of Limb Movement	0.809	0.346

〈표 3〉 비일상성에 대한 주성분 분석 결과

요인 명칭: 비일상적 과업 (Non-routine task)		
성분 고윳값 (Principal Eigenvalue)	제2 요인과의 고윳값 차이 (Factor difference)	분산 비중 (Variance proportion)
1.130	0.260	0.565
사용된 변수	요인 하중(Factor loading)	독특성 (Uniqueness)
Importance of Repeating Same Tasks	−0.752	0.435
Structured versus Unstructured Work	0.752	0.435