

지역 일자리 대체위험 지수로 본 인공지능의 광역시도별 노동시장 파급효과 분석*

김지원**

최영빈***

홍지은****

구교준*****

〈目 次〉

I. 서론	광역시도 노동시장의 이해
II. 이론적 배경	V. 지역 일자리 대체위험이 지역 노동시장에 미치는 파급효과
III. 지역 일자리 대체위험 지수 도출	VI. 결론
IV. 지역 일자리 대체위험 지수를 활용한	

〈요 약〉

최근 인공지능과 로봇기술과 같은 4차 산업혁명의 기술 발전이 노동시장에 미치는 영향을 주목한 연구가 많아지고 있다. 그러나 인공지능과 로봇기술이 결합된 미래 노동시장의 변화를 지역 수준에서 분석하는 데는 여전히 한계가 존재한다. 이에 본 연구는 구교준 외(2024)가 개발한 직종별 일자리 대체가능성 지수를 통계청의 인구주택총조사 표본자료의 지역·직종별 종사자 비중과 연계하여 지역 일자리 대체위험 지수를 산출하고, 이를 바탕으로 다음과 같이 두 가지 주요 분석을 수행하였다. 첫째, 지역별 일자리 대체위험 지수에 따르면, 2020년 기준 인공지능과 로봇기술이 노동시장에 미친 영향이 '강원, 제주, 경북, 인천, 부산' 지역에서 두드러졌다. 특히 철강, 자동차 등 산업에서 로봇기술 도입이 증가함에 따라, 해당 산업에 종사하는 인력이 많은 지역이나 단순 직무 비중이 높은 지역에서 일자리 대체위험이 더욱 크게 나타났다. 둘째, 지역 일자리 대체위험 지수가 지역 노동시장의 임금에는 유의미한 영향을 미치지 않았지만, 중간일자리 비중

* 본 논문은 한국개발연구원의 지원을 받아 수행된 “인공지능과 4차 산업혁명의 노동시장 파급효과와 대안적 복지정책 수단의 효과 분석”의 최종결과물의 일부를 수정 보완하여 작성하였음.

** 제1저자, 고려대학교 행정학과 박사수료(wldnjs21@korea.ac.kr)

*** 공동저자, 한국농촌경제연구원 농촌환경연구본부 농촌정책연구실 위촉연구원(cyb6702@krei.re.kr)

**** 공동저자, 중앙대학교 경제연구소 전임연구원(jehong@cau.ac.kr)

***** 교신저자, 고려대학교 행정학과 교수(jkoo@korea.ac.kr)

논문접수일(2024.10.22), 수정일(2024.12.31), 게재확정일(2025.1.6)

과 실업률에는 유의한 영향을 미치는 것으로 나타났다. 좀 더 구체적으로, 일자리 대체위협 지수가 높은 지역일수록 중간일자리의 비중은 적고, 실업률은 높은 것으로 확인되었다. 이는 인공지능과 로봇기술의 발달로 인해 지역수준에서 중간일자리가 이미 대체되고 있으며, 앞으로 이러한 현상이 가속화될 가능성을 시사한다. 본 연구는 이러한 결과를 바탕으로, 지역 차원에서 기술 발전이 고용 시장에 미치는 영향을 심층적으로 이해하는 것의 중요성과, 이에 대응하기 위한 정책적 노력의 필요성을 강조한다.

【주제어: 인공지능, 4차 산업혁명, 지역 일자리 대체위협 지수, 지역노동시장, 일자리】

I. 서론

최근 몇 년간 인공지능 기술은 보기 드문 수준의 급격한 발전을 이루며 세상의 변화를 이끄는 키워드가 되고 있다. 특히 로봇기술과 생성형 인공지능이 결합하면서, Hanson Robotics의 Sophia처럼 자연어 처리와 얼굴 인식 기능을 통해 인간과 상호작용하며, 감정을 표현하고 대화를 나눌 수 있는 능력까지 보유한 지금껏 보지 못한 새로운 지능형 로봇의 등장에까지 이르렀다. 또 다른 빅테크 기업인 Nvidia는 최근 휴머노이드 범용 파운데이션 모델인 ‘그루트(GROOT)’와 휴머노이드 컴퓨팅 시스템인 ‘젯슨 토르’를 공개하였다(한국경제, 2024.05.20.). Nvidia는 해당 기술들을 바탕으로 수백에서 수천 대의 로봇을 동시에 운용하는 실험을 진행하고 있다(한국경제, 2024.05.20.). 더불어, 미국의 신생 로봇 기업 피규어 에이아이는 최근 독일 자동차제조업체 BMW와 미국 자동차공장에 휴머노이드 로봇 ‘피규어 01’을 투입하는 계약을 발표하기도 하였다(한겨레, 2024.02.02.).

산업혁명 이후 이러한 급속한 기술 발전은 경제 활동의 효율성을 높이는 동시에 노동시장의 일자리 감소를 초래하기도 하였다. 글로벌 테크 기업 감원 현황을 알려주는 ‘레이오프’ 사이트에 따르면, 지난해 전 세계 테크 기업에서 해고된 인원은 약 26만 명에 이르렀으며, 이는 2001년 이후 최대 규모의 감원이라고 평가된다(SBSBiz, 2024.02.10.). 우리나라에서도 인공지능 컨택 센터의 도입으로 인해 국민은행 상담사 240명이 해고되었으며, 공공기관, 보험사, 제조업 등 다양한 산업에서 콜센터의 디지털 전환이 가속화되고 있다(이투데이, 2024.01.12.). 이와 같은 사례들은 다양한 산업에서 인공지능과 로봇기술이 인력을 어떻게 대체하고 있는지 잘 보여주며, 특히 휴머노이드가 로봇의 단순 반복 작업에서 넘어 사람과 유사한 방식으로 여러 작업을 처리할 수 있도록 발전하고 있음을 시사한다.

이처럼 기술 발전에 따른 노동시장 변화는 학술적으로도 중요한 주제로 다루어져 왔다. 대표적으로 2000년대에는 IT와 로봇기술로 인한 루틴화가능성 지수에 관한 연구들이,

2010년대에는 인공지능을 주목한 인공지능 노출 지수에 관한 연구들이 나타났다. 구체적으로, 2000년대에는 IT와 로봇기술의 발달로 인한 기술 진보와 그에 따른 노동시장의 일자리와 임금의 변화를 규명하려는 시도가 활발히 이루어졌다. 예를 들어, Frey & Osborne (2013, 2017)은 미국 전체 일자리 중 47%는 자동화 가능성이 높은 일자리 대체 고위험군으로 분류된다고 밝혔다. 우리나라에서도 김세움(2015)이 국내 일자리의 57%가 자동화로 대체될 가능성이 높은 고위험군에 속한다고 보고하였다. 이러한 루틴화가능성 지수에 관한 연구는 자동화의 영향을 분석하는 것뿐만 아니라, 다양한 노동시장 변수와의 관계를 심도 있게 탐구하는 쪽으로 확장되었다. 예를 들어, 임금(김민영·임업, 2020; 김영민·양주영·조재한, 2017), 중간일자리 비중(김민영·조민지·임업, 2017), 취업자 수의 증감(홍사흠·유현아·김명환, 2022)과 같은 요소들이 이에 포함된다.

인공지능 기술의 고도화와 함께, 2010년 이후에는 인공지능 노출 지수 연구가 등장하였다. 루틴화가능성 지수에 비해 인공지능 노출 지수에 대한 연구는 상대적으로 적은 편이지만, 최근 들어 인공지능에 의한 일자리 대체 사례가 많아지면서 인공지능 노출 지수와 노동시장의 임금 및 고용과의 관계에 대한 연구도 늘고 있다. 예를 들어, Albanesi et al.(2023)은 유럽 시민들을 대상으로 한 연구에서 인공지능에 노출된 직업에서 고용이 증가했지만, 임금과는 뚜렷한 관계를 보이지 않는다고 밝혔다. 반대로, Felten, Raj, & Seamans(2019)는 미국에서 인공지능에 노출된 직업들의 고용 변화는 없지만, 평균적으로 임금 성장과는 긍정적인 상관관계를 보인다는 것을 발견하였다. 전병유·정준호·장지연(2022)은 우리나라 데이터를 기반으로 분석한 결과, 인공지능이 고용 증가에는 긍정적인 영향을 미치지만, 임금 상승과의 관계에서는 통계적으로 유의미한 효과가 나타나지 않는다고 제시하였다.

이처럼 루틴화가능성 지수와 인공지능 노출 지수가 노동시장에 미치는 영향을 다룬 연구는 계속해서 증가하고 있지만, 대부분의 연구가 개인수준의 분석에 집중되어 있다. 하지만 인공지능으로 인한 노동시장 변화를 가장 명확하게 관찰할 수 있는 지역수준의 연구는 상대적으로 찾아보기 어렵다. 더욱이 노동시장에 대한 인공지능과 로봇기술의 복합적 영향을 심층적으로 다룬 지역수준의 연구는 더욱 드물다. 지역 단위에서 루틴화가능성 지수와 노동시장의 고용과 임금을 분석한 소수의 연구는 있지만, 아직 최신 인공지능과 로봇기술을 함께 반영하지 못했다는 중요한 한계가 있다(김민영·임업, 2020; 김영민 외, 2017; 홍사흠 외, 2022). 따라서 ChatGPT를 탑재한 인공지능 로봇 ‘피규어 01’의 예시에서 볼 수 있듯이, 로봇과 인공지능 기술의 융합을 반영한 일자리 대체가능성 지수의 개발이 필요하다. 또한 각 지역의 경제 구조가 다르기 때문에 지역별로 자동화 기술의 영향을 분석하는 것은 매우 중요하며, 이는 인공지능 기술로 인한 고용 감소와 사회적 불균형을 예측하고 적절한 정책

을 수립하는 데 필수적인 기초 자료로 활용될 수 있다.

이와 같은 기존 연구의 배경을 바탕으로, 본 연구에서는 인공지능과 로봇기술을 함께 반영한 구교준 외(2024)의 직종별 일자리 대체가능성 지수를 활용하여 지역 일자리 대체위협 지수를 도출하고자 한다. 구체적으로, 본 연구의 지역 일자리 대체위협 지수는 구교준 외(2024)의 일자리 대체가능성 지수와 통계청의 인구주택총조사 표본조사 데이터의 지역별 소분류 직종 취업자 비중을 연계하는 과정을 거쳐 도출된다. 이를 통해 산출된 해당 지수를 토대로 다음과 같이 두 가지 주요 분석을 수행한다. 첫째, 지역 일자리 대체위협 지수를 통해 2015년과 2020년 동안 광역시도별 노동시장을 분석하고, 최근 일자리 대체위협 수준이 높은 상위 5개 지역을 파악한다. 둘째, 2020년 시군구 수준에서 지역 일자리 대체위협 지수와 중간일자리 비중, 임금, 실업률 간의 관계를 탐색하여, 이 지수가 지역 노동시장에 미치는 영향을 종합적으로 검토한다.

본 연구는 이러한 내용을 배경으로 지역별 일자리 대체위협 수준을 분석하고 향후 방향성을 예측함으로써, 지역 맞춤형 고용 정책 담론에 기여하고자 한다. 좀 더 구체적으로, 지역 특성을 고려한 산업에 인공지능을 적용해 새로운 고용 기회를 창출하고, 대체가능성이 높은 직종에서 상대적으로 낮은 직종으로의 전환을 원활하게 하는 정책적 대응의 중요성을 강조한다.

II. 이론적 배경

1. 기술변화와 일자리 대체

2000년 이후부터 기술변화로서 특히 로봇기술이나 정보기술(IT)이 노동시장에 미치는 영향에 관한 연구가 본격적으로 나타났다. 당시 연구들은 직종별 루틴화가능성 지수를 활용하여 고위험 직종을 식별하고 기술변화가 중간일자리 감소, 취업자 수, 임금 등 노동시장에 미치는 영향을 분석하였다(김민영 외, 2017; 김세움, 2015; 김세움·고선·조영준, 2014; 김영민 외, 2017; 이시균 외, 2017; 홍사흠 외, 2022; Arntz, Gregory, & Zierahn, 2016; Autor & Dorn, 2013; Autor, Levy, & Murnane, 2003; Frey & Osborne, 2013, 2017).

루틴화가능성 지수에 관한 대표적인 연구로 Frey & Osborne(2013, 2017)은 미국 ONET 자료의 702개 직업 데이터를 기반으로, 향후 10~20년 내 자동화될 가능성이 높은 직종을 분석하였다. 분석 결과에 따르면, 전체 일자리 가운데 33%가 저위험(대체 확률 0.3 미만)으로,

47%가 고위험(대체 확률 0.7 초과)으로 분류되었다. 이들은 운송 및 물류 분야의 대부분 노동자와 사무 및 행정 지원 업무를 담당하는 다수의 노동자, 그리고 생산 직업에 종사하는 노동자들이 위험에 직면해 있다고 예측하였다. 이어서, OECD 국가들의 자동화 가능성을 분석한 Arntz et al.(2016)은 OECD 국가들의 평균 자동화 가능성이 약 9%로 나타났음을 보고하였다. 특히 독일과 오스트리아는 각각 12%로 자동화 가능성이 가장 컸으며, 반면에 한국과 에스토니아의 경우, 6%를 기록하며 가장 낮은 수준을 보였다. 또한 국내 연구로서 김세움(2015)은 Frey & Osborne(2013, 2017)의 연구에서 제공하는 직업별 컴퓨터 대체 확률을 우리나라 고용직업 분류 코드에 매칭하여, 우리나라 일자리 중 57%가 자동화에 의해 대체될 고위험군으로 분류될 가능성이 크다고 보고하였다.

이러한 루틴화가능성 지수 연구는 자동화 영향 확률 분석뿐만 아니라, 노동시장의 중간 일자리 비중, 고용, 임금과의 관계를 규명하는 데에도 확장되었다. 예를 들어, 김세움 외(2014)의 연구에서는 Autor et al.(2003)와 Autor & Dorn(2013)의 측정 방법을 조합하여 한국 직업 사전의 직종들에 대해 루틴화가능성 지수를 도출하고, 2001년부터 2008년까지의 기간 동안 루틴화가능성 지수와 고용 비중의 변화를 관찰하였다. 분석 결과, 이 기간에 우리나라 노동시장에서 루틴화가능성이 낮은 직종의 고용 증가가 두드러졌는데, 이는 한국에서도 루틴화가능성 가설이 적용될 수 있음을 보여준다. 또한 김영민 외(2017)는 반복업무지수를 지역별 고용조사에 적용하여 반복업무가 시간당 임금에 미치는 영향을 분석하였다. 그 결과, 반복업무지수가 높은 종사자의 시간당 임금은 낮게 나타났고 반복업무지수가 낮은 종사자의 시간당 임금은 높게 나타났다. 좀 더 구체적으로, 이들은 비반복적인 업무를 하는 근로자들의 임금이 반복적인 업무를 수행하는 근로자들보다 약 19.5% 더 높게 나타났다고 보고했다. 이처럼 루틴화가능성 지수를 활용한 연구들은 노동시장에서 일자리의 특성을 이해하는 데 중요한 정보를 제공하고 있다.

한편, 2010년 이후 진행된 연구들은 인공지능을 포함한 최신 기술변화가 노동시장에 미치는 영향을 조사하고 있다. 관련한 연구로서 Webb(2019)과 한지우·오삼일(2023)은 인공지능과 관련한 특허와 직종별 직무를 비교 분석하여, 인공지능이 소프트웨어나 로봇기술과는 다르게 비반복적이고 인지적인 작업을 수행하는 고숙련 직업에 더욱 큰 영향을 미칠 것이라고 전망하였다. 이러한 결과는 인공지능 등의 첨단 기술이 이전 기술들과 달리 다양한 직업군을 대체할 수 있음을 시사한다. 다만, 인공지능 노출 지수가 노동시장에 미치는 영향은 연구에 따라 다양하게 나타나고 있다. 예를 들어, 미국 사례를 분석한 Acemoglu et al.(2022)는 인공지능을 도입한 기업에서 관련 기술을 보유한 근로자의 채용이 증가한 반면, 관련성이 낮은 직군의 채용은 감소했다고 보고하였다. 그러나, 인공지능과 고용 및 임금 증

가 간의 관계는 통계적으로 유의미한 패턴을 보이지 않았다. 반면, 유럽 시민들을 대상으로 분석한 Albanesi et al.(2023)은 인공지능에 노출된 직업들이 임금과는 뚜렷한 관계를 보이지 않았지만, 특히 젊은 층과 고숙련 직업에서 고용이 증가했다고 확인하였다. 또한 미국의 사례를 분석한 Felten et al.(2019)은 인공지능 노출이 고용 성장과는 유의미한 관계가 없지만, 평균적으로 임금 성장과는 긍정적인 상관관계를 보인다는 점을 발견하였다. 이들은 임금 수준을 세부적으로 나누어 분석한 결과, 인공지능 노출 지수가 특히 고소득 직종에서 고용 증가와 임금 성장에 긍정적인 영향을 미친다는 것을 밝혔다. 한편, Felten et al.(2019)의 방법론을 우리나라 데이터에 적용하여 분석한 전병유 외(2022)는 인공지능이 고용 창출에는 긍정적인 영향을 주지만, 임금 상승에는 유의미한 영향을 미치지 않았다고 보고하였다. 이처럼 인공지능 노출과 고용, 임금 등의 관계에 대한 연구는 아직 초기 단계이고 꾸준히 증가하고 있지만 뚜렷한 방향성을 보이지는 않는다.

지금까지의 다양한 연구를 종합해보면, 루틴화가능성 지수와 인공지능 노출 지수를 활용하여 노동시장의 일자리, 고용, 그리고 임금과의 관계를 체계적으로 분석하려는 시도가 활발히 진행되고 있음을 알 수 있다. 그러나 다음 절에서 논의하게 될 것처럼, 루틴화가능성 지수나 인공지능 노출 지수의 맥락에서 우리나라의 지역수준에서의 일자리 대체가능성을 집중적으로 다룬 연구는 상대적으로 부족한 편이다. 지역 맥락에서 일자리 대체가능성을 측정하는 것은 여러 이유에서 중요하다. 첫째, 지역마다 주력 산업과 경제 활동이 다르므로, 일자리 대체가능성 역시 지역에 따라 크게 달라질 수 있다. 예를 들어, 제조업이 주를 이루는 지역은 자동화 기술의 영향을 더 크게 받을 수 있으며, 서비스 중심의 도시는 다른 유형의 기술변화의 영향을 받을 수 있다. 둘째, 일자리 대체가능성을 지역 단위로 분석함으로써 해당 지역의 경제 안정성과 고용 시장에 미치는 영향을 더 정확하게 예측할 수 있다. 이는 지역 경제에 필요한 맞춤형 정책을 개발하는 데 필수적인 기초 자료로 활용될 수 있으며, 각 지역의 특성에 부합하는 교육 및 재교육 프로그램을 설계하는 데에도 도움을 줄 수 있다. 셋째, 지역 단위로 일자리 대체가능성을 측정하고 분석함으로써, 기술 발전으로 고용 감소의 영향을 크게 받을 지역을 예측할 수 있다. 이를 통해 사전에 문제를 파악하고, 지역 맞춤형 정책을 통해 사회적 불평등을 완화할 수 있다. 이런 배경에서 각 지역의 일자리 대체가능성을 파악하고 지역 특성에 따른 상황을 이해하는 것은 매우 중요하다고 볼 수 있다.

2. 지역수준의 일자리 대체가능성 측정 연구

지역수준에서 일자리 대체가능성을 분석하는 연구는 개인수준 연구에 비해 상대적으로 적지만, 다양한 노동시장 변수와의 관계를 심도 있게 탐구하는 방향으로 확장되고 있다. 구

체적으로, 지역 일자리 대체가능성과 중간일자리 비중, 임금, 취업자 수 증감과 같은 지역 노동시장과의 관계를 밝히기 위한 연구는 점차 증가하고 있다.

관련한 대표적인 연구로 Autor & Dorn(2013)은 미국의 722개 지역 노동시장을 연구 대상으로 삼아 1980년부터 2005년까지 지역의 반복적인 업무 수준과 중간일자리 고용, 임금 간의 관계를 분석하였다.¹⁾ 분석 결과 반복업무 수준이 높게 나타나는 지역일수록 자동화 기술을 더욱 신속하게 도입함으로써 중간 계층의 일자리에서 고용 및 임금의 하락이 더욱 뚜렷하게 나타났다고 밝혔다. 또한 독일에서의 사례를 살펴보면, Dauth(2014)는 204개 지역 노동시장을 바탕으로, 도시화가 일정하게 유지되더라도 계산, 측정, 회계 등과 같은 반복 인지 작업이 많이 수행되는 지역에서 일자리 양극화가 더 강하게 나타나는 것을 확인하였다. Dauth(2014)는 이와 같은 작업이 컴퓨터로 대체하기 가장 쉽고 도시에서 가장 흔하다는 점을 들어 이러한 현상을 설명하였다. 우리나라에서도 김민영 외(2017)의 연구자들이 지역노동시장권별 단순 반복 업무 수준과 중간일자리 비중 간의 관계를 분석하였다. 구체적으로, 김민영 외(2017)의 연구는 김세움 외(2014)의 측정법을 적용하여, 2000년부터 2010년까지 지역노동시장권을 대상으로 단순 반복 업무 특화도를 산출하여 중간일자리 비중 간의 관계를 탐색하였다. 이들의 분석 결과, 단순 반복 업무 특화도가 높은 지역노동시장권일수록 중간일자리 고용 비중이 급격히 감소했다는 것을 확인하였다. 구체적으로, 단순 반복 업무 특화도 수준이 낮은 지역노동시장권에서는 중간일자리 고용 비중이 0.6%포인트 증가했지만, 단순 반복 업무 특화도 수준이 높은 지역노동시장권에서 중간일자리 고용 비중은 4.8%포인트 감소하였다.

그 밖에도 지역 단위의 일자리 대체가능성 지수와 노동시장의 취업률 증감 및 증가율 간의 관계를 분석하여 제시한 홍사흠 외(2022)의 연구가 있다. 이들은 Frey & Osborne(2013, 2017)의 직종별 컴퓨터화 확률을 김세움(2015)의 국내 직종 코드 적용 방법론에 따라, 우리나라 각 시군구 단위로 일자리 대체가능성을 측정하였다. 분석에 따르면, 일자리 대체가능성이 크게 나타나는 지역일수록 취업자 규모와 증가율이 감소하는 것이 뚜렷하게 관찰되었다. 이와 더불어, 김민영·임엽(2020)은 기술변화가 도시 규모에 따라 고용이나 임금에 상이한 영향을 미칠 수 있다고 제시하면서, 비단순반복 인지적 업무 강도와 도시 규모, 그리고 고

1) Autor & Dorn(2013)은 미국 노동부의 직업분류사전에 근거하여 직업별 요구되는 반복적(routine, T_k^{RT}), 추상적(abstract, T_k^{AD}), 육체적(manual, T_k^{ML}) 노동의 수준을 평가하고 루틴화가능성 지수를 도출하였다. 이들이 개발한 루틴화가능성 지수는 값이 클수록 반복 업무의 강도가 높고, 값이 작을수록 반복 업무의 강도가 낮음을 의미한다. 즉 루틴화가능성 지수는 수식으로는 $RTI_k = \ln(T_k^{RT}) - \ln(T_k^{AD}) - \ln(T_k^{ML})$ 로 나타낼 수 있으며, 반복 업무의 비중이 다른 업무보다 크거나, 추상적·육체적 업무의 비중이 상대적으로 작을수록 RTI 값은 커지게 된다.

용 및 임금 간의 관계를 분석하였다. 이들은 한국직업사전의 직무기능 자료를 바탕으로 직종별 비단순반복 인지적 업무 강도를 측정하였는데, 도시 규모가 커질수록 비단순반복적인 인지적 업무 수행에 대한 임금 보상이 상대적으로 더 높다는 사실을 발견하였다.

이처럼 지역 일자리 대체가능성 연구는 최근 증가하고 있지만, 여전히 개인 단위 분석 연구에 비해 많이 다뤄지지 않고 있다. 더욱이, 국내 연구들의 경우 Frey & Osborne(2013, 2017), 김세움 외(2014), 김세움(2015)의 측정법을 주로 활용하였는데, 이러한 연구들은 최근 인공지능과 로봇기술의 영향을 종합적으로 반영하지 못했다는 중요한 한계가 있다. 이에 본 연구에서는 구교준 외(2024)가 개발한 직종별 일자리 대체가능성 지수를 활용하여 지역 일자리 대체위험 지수를 산출하고자 한다. 구교준 외(2024)가 개발한 일자리 대체가능성 지수는 기존 지수들과 비교했을 때 다음과 같은 차별점을 가진다. 첫째, 최근 인공지능과 로봇기술이 결합되는 기술적 동향을 반영하여 두 기술이 노동시장에 미치는 복합적 영향에 초점을 맞춘다. 둘째, 인공지능과 로봇기술의 적용으로 예상되는 미래 일자리 변화(특히, 역량과 기술의 대체)에 대해 선행적 분석을 시도한다. 셋째, 현실적으로 발생할 수 있는 이해집단의 저항 등을 고려하여, 이러한 맥락에서 인공지능 기술이 실질적으로 일자리를 대체할 가능성을 평가하고 있다. 본 연구는 이와 같은 세 가지 차별점을 지닌 구교준 외(2024)의 일자리 대체가능성 지수를 활용하여 지역 일자리 대체위험 지수를 도출함으로써, 최근 5년(2015년과 2020년) 동안 일자리 대체위험 지수가 높았던 광역시도의 노동시장 변화를 분석한다. 또한 지역 일자리 대체위험 지수가 지역 노동시장의 중간일자리 비중, 임금, 실업률에 어떠한 영향을 미치는지 종합적으로 살펴본다.

한편, 본 연구는 지역 일자리 대체위험 지수가 중간일자리 비중, 임금, 실업률에 각각 다음과 같은 영향을 미칠 것으로 예상한다. 우선, 지역 일자리 대체위험 지수는 중간일자리 비중에 부정적인 영향을 미칠 것으로 보인다. 이는 기존의 Autor & Dorn(2013), 그리고 김민영 외(2017)의 연구에서 제시된 루틴화가능성 지수를 중심으로 한 중간일자리 감소 현상과 맥을 같이 한다. 반복적이고 비인지적인 업무가 중간일자리에 집중되어 있다는 점에서, 이러한 일자리는 자동화 기술의 도입에 특히 취약하기 때문이다. 나아가, 본 연구는 기존의 자동화 기술 논의 범위를 생성형 인공지능 및 로봇기술로 확장하여, 이들 신기술이 중간일자리에 미치는 영향을 고찰한다. Frey & Osborne(2013, 2017)의 연구에 따르면, 생성형 인공지능과 로봇기술은 단순히 반복적 업무를 대체하는 데 그치지 않고, 비반복적이면서도 인지적 요소가 요구되는 업무로까지 그 대체 범위를 확장하고 있다. 이러한 기술 발전은 기존 중간일자리에도 포함된 비반복적 육체 작업이나 일반적인 블루칼라 사무직 등 중간 수준의 인지 업무에도 영향을 미쳐, 중간일자리 비중의 감소를 더욱 가속할 잠재력을 지니고 있음을

시사한다.

둘째, 지역 일자리 대체위협 지수가 임금에 부정적인 영향을 미칠 것으로 예상된다. 인공지능 노출 지수와 관련된 최근 연구들은 인공지능 기술이 임금에 미치는 영향에 대해 상반된 결과를 제시하고 있으나, 아직 지역수준에서 임금과의 관계를 분석한 연구는 매우 제한적이다. 그러나, 본 연구는 우리나라 제조업에서의 로봇기술 확산 사례와 같이, 제조업²⁾을 비롯한 다양한 산업 내 자동화 기술의 도입이 임금 수준에 하락 압력을 미칠 가능성이 있음을 고려한다. 특히, 2020년을 기점으로 생성형 인공지능 기술이 급격히 발전하고 제조업과 서비스업을 포함한 산업 전반에 걸쳐 빠르게 확산함에 따라, 생산성 향상과 일자리 대체가 동시에 진행되면서 임금 하락 가능성을 더욱 높이는 요인으로 작용할 것으로 본다. 따라서, 지역 일자리 대체위협 지수가 높은 지역일수록 임금 수준이 낮아질 가능성이 크다고 판단된다.

셋째, 지역 일자리 대체위협 지수가 실업률을 증가시킬 것으로 가정한다. 홍사흠 외(2022)의 연구에 따르면, 루틴화 수준이 높은 지역일수록 노동시장 고용 구조에 영향을 미칠 가능성이 제기된다. 본 연구는 이러한 논의를 확장하여, 최근 생성형 인공지능과 로봇기술의 맥락에서도, 지역 일자리 대체위협 지수가 높은 지역일수록 실업률이 높을 것이라고 가정한다. 이는 신기술 도입 과정에서 발생하는 고용 전환의 시차 효과와 노동시장 재편의 지연 현상을 반영한다.

본 연구는 위의 가설을 통해 중간일자리 비중, 임금, 실업률에 미치는 인공지능과 로봇기술의 영향을 체계적으로 분석하고자 하며, 이를 통해 기술변화와 지역별 노동시장 구조를 심층적으로 탐구함으로써, 지역적 맥락을 고려한 정책적 시사점을 도출할 수 있는 근거를 마련하고자 한다.

III. 지역 일자리 대체위협 지수 도출

본 연구는 인공지능과 로봇기술이 광역시도별 노동시장에 미치는 영향을 분석하기 위해 수행되었다. 이를 위해, 우선 지역 일자리 대체위협 지수를 산출하는 과정이 필요하다. 해당 지수를 도출하기 위해 본 연구에서는 가장 최근 조사된 2015년과 2020년의 인구주택총조사 표본조사 데이터를 활용하였다. 인구주택총조사는 우리나라의 인구, 가구, 주택의 규모

2) 국제로봇연맹(IFR)은 2021년 기준 한국의 자동차 산업 로봇 밀도가 세계 최고 수준이라고 밝혔다(한겨레, 2023.03.24.). 이는 산업용 로봇 평균 밀도의 약 3배에 해당하며, 노동자 4명당 1대의 자동차 산업 로봇이 배치되는 수준을 의미한다(한겨레, 2023.03.24.).

와 구조, 분포 및 개별 특성을 파악하여 경제 및 사회 발전 계획 수립에 필요한 기초 자료를 제공하는 국가 주요 통계조사이다(통계청, 2020). 특히 표본조사 부문은 5년 주기로 직업별 종사자 수를 대·중·소분류까지 상세히 조사하고 발표하기 때문에 직업 관련 대체가능성 수준을 파악하기에 매우 적합하다. 특히 2015년도 이후 데이터의 표본이 20% 증가하였고, 세종특별자치시의 데이터도 포함됨으로써 보다 포괄적인 분석이 가능해졌다.

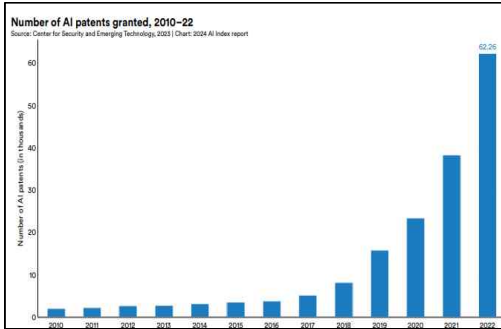
특히, 본 연구는 인공지능 기술의 비약적 발전과 코로나19 팬데믹의 구조적 변화를 효과적으로 반영하기 위해 2015년과 2020년을 주요 분석 시점으로 설정하였다. 2015년은 인공지능 기술이 본격적으로 산업 현장에 도입되기 시작한 시점으로, 이후 5년간 인공지능 및 자동화 기술의 급속한 발전과 보급이 이루어졌다. 스탠포드 대학교에서 매년 측정하는 'The AI Index 2022 Annual Report'에 따르면, 2021년에 출원된 전 세계 인공지능 특허 건수는 2015년 대비 30배 이상 증가하였으며, 연평균 성장률은 76.9%에 달한다고 밝혔다(Zhang et al., 2022). 이러한 인공지능 특허 수 추이는 <그림 1>과 같이 최근 몇 년 사이에 급격한 증가세를 보이고 있다(Maslej et al., 2024). 우리나라에서도 국내 4차 산업혁명 기술 특허출원은 2013년부터 2022년까지 연평균 14.7% 증가했으며, 이 중 인공지능 기술이 전체 출원의 27.2%를 차지한 것으로 나타났다(특허청, 2023.09.10.). 특히, 인공지능 분야의 특허출원은 <그림 2>에서 확인할 수 있듯이 2015년부터 2020년까지 가장 큰 증가세를 보였다.³⁾ 구체적으로, 2015년 608건에 불과했던 인공지능의 특허출원 건수는 2016년 이후 급격한 증가세를 보이며, 2020년에는 7,771건으로 출원량 1위를 기록하였다(특허청, 2023.09.10.). 이러한 증가세는 코로나19 팬데믹 이후에도 지속되었으며, 특히 인공지능과 디지털 헬스케어의 융합이 본격화된 2020년을 기점으로 관련 특허출원이 급증했다. 인공지능과 디지털 헬스케어 융합기술 분야의 특허 건수는 2019년 360건에서 2020년 795건으로 2배 이상 증가했으며, 2021년에는 1,116건, 2022년에는 1,089건으로 꾸준한 성장세를 유지했다(특허청, 2023.09.10.).

이와 같은 변화는 코로나19 팬데믹이 전 산업에 걸쳐 비대면 업무와 자동화 기술의 도입을 촉진한 결과로 해석할 수 있다. 특히, 2020년은 비대면 기술과 자동화 시스템의 확산이 가속화된 전환점으로서 중요한 시기로 평가된다. 이에 따라, 본 연구에서는 2015년과 2020년을 주요 관찰 지점으로 삼아 분석을 수행하는 것이 적절하다고 판단하였다. 2015년은 인공지능 특허의 초기 확산기라는 점에서 의미가 있으며, 2020년은 코로나19 팬데믹이라는 외생적 충격으로 인한 비대면 기술 도입의 가속화가 명확히 드러난 시점이라는 점에서 분석의 유의미성이 높다. 나아가, 이러한 시점 선정은 활용 가능한 데이터의 주기성과도 정합성

3) 2022년의 경우, 특허의 비공개 기간(1년 6개월)이 적용되어 일부 미공개 출원은 집계에서 제외되었다(특허청, 2023.09.10.).

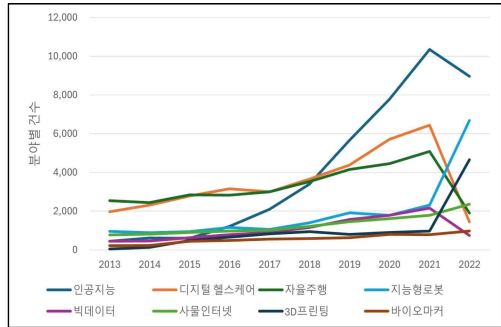
을 갖는다. 본 연구에서는 광역시도 및 시군구 수준의 실증 분석을 위해 5년 주기로 실시되는 인구주택총조사 표본조사 데이터를 활용하였으며, 이에 따라 가장 최근의 조사 시점인 2015년과 2020년 데이터를 사용하였다.

〈그림 1〉 전 세계 인공지능 특허 수 추이



출처: Maslej et al.(2024)

〈그림 2〉 4차 산업혁명 기술 분야 특허출원 동향



출처: 특허청(2023.09.10.)

주: 2022년에는 일부 미공개 출원이 집계에서 제외됨

1. 직업 소분류 통일

이러한 맥락에서, 2015년과 2020년 데이터를 분석하기 위해서는 먼저 한국표준직업분류의 차이가 존재하는 6차(2015년)와 7차(2020년) 기준을 통일하는 작업이 필요하다. 이에 2015년 데이터를 7차 한국표준직업분류로 조정하였고, ‘미상’과 ‘군인’을 제외한 후 나머지 153개 항목을 대상으로 자료를 일치시켰다.⁴⁾

한국표준직업분류 6차를 7차로 일치시키기 위해서는 다음과 같은 두 가지 과정이 요구된다. 첫 번째로, 통계청에서 제공하는 6차와 7차 연계표를 참고하여, 6차 기준으로 작성된 2015년의 직업 소분류 항목을 7차 기준으로 변환해야 한다. 두 번째로, 변경된 7차 코드를 기반으로 2015년 직종별 종사자 수를 매칭하여 계산하는 과정이 필요하다. 이를 위해 먼저 6차와 7차 직업 분류의 연계표를 살펴보고, 매칭 패턴을 파악하여야 한다. 매칭 패턴은 크게 ‘1:1 단독연결’, ‘N:1 중복연결’, ‘1:N 중복연결’로 나눌 수 있다.

‘1:1 단독연결’은 6차 직업 분류에서 특정 직업이 7차 직업 분류에서 동일한 특정 직업으로 1:1 연결되는 경우를 의미한다. 예를 들어, 6차 직업 분류에서 소분류 코드 ‘111 의회의

4) 인구주택총조사의 표본 부문 20% 자료에서 의미하는 지역 및 직종별 종사자 수는 취업자 모집단의 추정치로서, 해당 분석에서는 미상 및 군인을 제외했다. 2020년 기준으로 전국 모집단 추정치는 21,864,482명이었으며, 2015년의 전국 취업자 수는 23,106,116명이었으나, 한국표준직업분류 7차 기준으로 직업을 연계한 결과 최종적으로 21,900,815명이 모집단 취업자 수로 취합되었다.

원·고위공무원 및 공공단체임원'은 7차의 소분류 코드 '111 의회의원·고위공무원 및 공공단체임원'으로 1:1 연계되었다. 이러한 '1:1 단독 연결' 방식은 군인을 제외한 6차 소분류 기준 총 149개 직업 중 100개 직업에 적용된다.

한편, 1:1 단독연결 이외에 중복으로 연결되는 직업 분류가 존재하는데, 이는 'N:1 중복연결'과 '1:N 중복연결'로 구분된다. 'N:1 중복연결'은 여러 개의 6차 직업이 하나의 7차 직업으로 연계되는 경우를 의미한다. 예를 들어, 6차에서 소분류 코드 '222 정보시스템 개발 전문가'와 '223 정보 시스템 운영자'는 7차 '224 정보 시스템 및 웹 운영자'에 2:1로 연계되었다. 다만, N:1 중복연결은 여러 6차 직업의 종사자 수를 하나의 7차 직업으로 합칠 때 과대 추정 문제가 발생할 수 있다. 이를 해결하기 위해, 6차에서 중복된 직업의 종사자 수를 해당 직업의 개수로 나눈 후, 이 값을 7차의 종사자 수로 적용하여 과대 추정을 방지하였다.⁵⁾ 최종적으로 'N:1 중복연결'에 따르는 7차 기준 직업은 22개이다.

세 번째로, '1:N 중복연결'은 하나의 6차 소분류 코드 직업이 7차 소분류 코드에서 여러 직업으로 연결되는 경우이다. 예를 들어, 6차 소분류 코드 '222 정보시스템 개발 전문가'가 7차에서 '222', '223', '224' 코드로 1:3 연계되는 것을 볼 수 있다(〈부록 1〉 참조). 이 경우, 1:N 중복연결의 처리 방법은 다음과 같다. 첫째로, 7차 소분류에서 각 직업의 종사자 수를 해당 직업의 중복 횟수로 나눈다. 예를 들어, 7차 기준 '224'는 6차 코드 '222' 외에도 다른 코드와 중복되어 중복 횟수가 2로 설정된다. 따라서 7차 코드 '224'의 종사자 수 57,030명을 2로 나눈 28,515명을 6차 소분류의 종사자 수에 반영한다. 둘째로, 앞서 계산된 7차 종사자 수를 기반으로 각 직업의 비율을 산출한다. 구체적으로 이전 단계에서 '222', '223', '224' 각 직업의 종사자 수를 파악하고 비율을 도출한 뒤, 6차 '222' 직업의 종사자 수에 적용되어 세 직업의 예상 종사자 수를 추정하게 된다. 예를 들어, 〈부록 1〉에 따르면 6차 '222'의 총종사자 수는 256,929명이며, 연계된 7차 직업들의 상대적인 비율이 각각 70%, 22%, 8%이다. 이 비율들을 6차 종사자 수에 곱하면 최종적으로 각 7차 직업의 종사자 수를 산출할 수 있다. 이처럼 1:N 중복연결에 해당하는 직업은 군인을 제외한 6차 소분류 149개 중 27개 직업에서 확인된다.

이와 같은 3가지 유형의 연결방식을 통해 변환된 7차 종사자 수를 각각의 코드에 맞게 합산하면 최종적으로 2015년의 7차 코드 기준 총종사자 수를 구할 수 있다. 또한 이러한 6차와

5) 예를 들어 6차 코드 '222'와 '223'은 7차의 '224'와 연계되어 있다. 이때 2:1로 연계되었기 때문에, 6차 코드 '223'의 종사자 수 27,997명을 2로 나누어 7차 코드 '224'의 종사자 수에 반영하였다. 나머지 부분은 6차 코드 '222'의 종사자 수를 변환한 값으로 채워진다. 하지만, '222'의 경우 7차 코드 '224' 외에 다른 코드와도 연결되어 있으므로, '223'과 같은 방식으로 계산할 수 없다. 이러한 사례에서는 아래에서 설명할 '1:N 중복연결'의 종사자 수 산출과정을 함께 고려해야 한다.

7차 직업 연계 작업은 전국적으로는 물론 지역별로도 같은 방식으로 수행되었다.⁶⁾

2. 지역 일자리 대체위협 지수 산출

6차와 7차의 직업 소분류 체계를 통일하는 과정을 거친 후, 본 연구에서는 구교준 외(2024)의 일자리 대체가능성 지수를 활용하여 ‘지역 일자리 대체위협 지수(TS_i)’를 도출한다.⁷⁾ 구교준 외(2024)의 연구에서 제시한 일자리 대체가능성 지수는 직종별로 생성형 인공지능 및 로봇기술에 의해 대체될 가능성을 정량적으로 평가한 지표이다. 본 연구에서는 이러한 구교준 외(2024)의 일자리 대체가능성 지수와 인구주택총조사 표본조사 자료의 지역 및 직종별 종사자 비율과 결합하여 최종적으로 ‘지역 일자리 대체위협 지수’ 산출한다.

먼저, 구교준 외(2024)의 일자리 대체가능성 지수는 미국의 주요 직업 정보 데이터베이스인 ONET 데이터를 기반으로 직업별 직무에 필요한 역량(ability)과 기술(skill) 그리고 지식(knowledge)의 중요도와 수준을 종합적으로 평가하여 생성형 인공지능 및 로봇기술의 발전에 따른 일자리 대체가능성을 측정하는 것이다. ONET은 약 1,000여 개의 직종에서 요구되는 직무수행 역량, 기술, 지식의 중요도와 수준을 체계적으로 정리해 제공하며, 이를 통해 직종별 세부 특성을 평가할 수 있다. 구교준 외(2024)의 연구에서는 생성형 인공지능이 직무 지식을 대체할 가능성이 높다는 가정에 따라, 지식을 제외하고 52개의 역량과 35개의 기술을 분석 대상으로 설정하였다. 이 과정에서 사회과학, 공학, 자연과학 분야에 총 30명의 전문가를 대상으로 설문을 진행하였으며, 설문에서는 향후 2~3년 이내에 생성형 인공지능이나 로봇기술이 직무와 관련된 역량과 기술을 어느 수준만큼 대체할 수 있을지를 0점에서 10점까지의 척도로 평가하도록 하였다. 여기서 ‘대체가능성’은 단순히 생성형 인공지능이나 로봇기술이 인간보다 뛰어나다는 것을 의미하는 것이 아니라, 해당 역량과 기술이 실제로 인공지능 또는 로봇기술에 의해 대체 가능한지를 측정하는 것을 의미한다. 또한 구교준 외(2024)는 설문 과정에서 특정 직종에 국한하지 않고, 다양한 직업군에 범용적으로 적용할 수 있는 역량과 기술을 평가하도록 하였다.

좀 더 구체적으로, 구교준 외(2024)의 연구에서 산출된 일자리 대체가능성 지수는 다음과 같은 절차를 거쳐 도출되었다. 첫째, ONET 데이터와 한국표준직업분류(KSCO) 간의 직업

6) 직업별 비율은 지역별로 별도로 계산되었다. 예를 들어, 6차 코드 ‘120’이 7차 코드 ‘121’과 ‘122’로 분리되는 ‘1:N 중복연결’ 사례가 있다. 전국과 각 지역 모두 7차 코드 기준 비율의 총합은 100%였으나, 세부 비율에는 지역 간 차이가 있었다. 다만, 특정 지역이 전국 평균보다 비교적 높거나 낮은 경우는 없었으며, 전반적으로 일관된 추세를 보였다.

7) 구교준 외(2024)의 직종별 일자리 대체가능성 지수는 <부록 2>에 제시하였으며, 지수의 산출과정과 구체적인 방법론에 대한 보다 상세한 설명은 해당 논문을 참고하기를 바란다.

매칭 작업을 진행하였다. 이를 위해 미국의 표준직업분류(SOC) 자료와 한국표준직업분류를 먼저 세분류 수준에서 연결하고, 분석의 유용성을 위해 데이터를 153개 소분류 단위의 직업으로 재구성하였다. 둘째, ONET에서 제공하는 직종별 역량과 기술의 중요도와 수준 데이터를 활용하여, 수준을 가중치 값으로 사용하여 역량과 기술의 평가값을 하나의 종합 값으로 산출하였다. 셋째, 전문가 설문조사에서 얻은 결과를 종합 값에 결합하여 최종적으로 직종별 대체가능성 지수를 도출하였다. 이 과정에서는 설문조사를 통해 수집한 52개의 역량과 35개의 기술을 포함한 87개 항목의 대체가능성 점수를 종합하고, 표준화하는 과정을 거쳐 직종별 대체가능성 지수를 도출하였다. 최종 산출된 일자리 대체가능성 지수는 각 직업의 대체가능성을 0에서 1 사이의 값으로 나타낸다. 여기서 1에 가까울수록 해당 직업이 요구하는 기술과 역량이 생성형 인공지능이나 로봇기술에 의해 대체될 가능성이 높다는 것을 의미한다.

이러한 구교준 외(2024)의 일자리 대체가능성 지수는 다음 식 (1)과 같은 절차를 통해 최종적으로 지역 일자리 대체위협 지수로 도출된다. 첫째, 인구주택총조사 표본조사 자료를 기반으로 지역별로 소분류 직종에 따른 종사자 비율을 구한다. 이 과정은 지역별 노동시장 구조를 정확히 파악하기 위해 소분류 단위를 기준으로 데이터를 정리하고 분석하며, 종사자 비율은 특정 지역에서 특정 직종이 전체 노동시장에서 차지하는 비중을 나타낸다.

둘째, 지역별로 구교준 외(2024)의 직종별 일자리 대체가능성 지수와 소분류별 종사자 비율을 곱한다. 직종별 일자리 대체가능성 지수는 해당 직종이 인공지능이나 로봇기술로 인해 대체될 가능성을 나타내는 값으로, 0에서 1 사이의 범위를 가지며 1에 가까울수록 대체가능성이 높음을 의미한다. 지역별 종사자 비율과 대체가능성 지수를 곱하는 과정은 지역 노동시장에 각 직종의 대체가능성이 미치는 실질적 영향을 측정하기 위한 단계로, 대체가능성이 높은 직종이라 하더라도 해당 지역에서 해당 직종의 종사자 비율이 낮다면 노동시장에 미치는 영향은 상대적으로 적게 나타난다.

마지막으로, 지역별로 소분류 직종별 대체가능성을 모두 합산하여 광역시도 단위의 지역 일자리 대체위협 지수를 도출한다. 이 지수는 각 지역의 노동시장이 생성형 인공지능 및 로봇기술로 인해 받는 잠재적 영향을 나타내며, 값이 높을수록 해당 지역에서 기술 발전에 노동시장에 미칠 잠재적 위협이 크다는 것을 의미한다. 본 연구에서는 2015년과 2020년의 5년간 데이터를 활용하여 지역별 일자리 대체위협 정도를 분석하고, 이를 통해 기술 발전에 따른 노동시장 구조의 변화 양상을 파악하고자 한다. 이 지수는 지역 단위에서 노동시장의 신기술 대체가능성을 평가할 수 있는 핵심 지표로, 지역별 특성을 반영한 정책 수립과 맞춤형 대응 전략을 마련하는 데 유용한 근거 자료로 기능할 수 있다.

$$TS_i = \sum_{j=1}^J (SI_j \times \frac{Emp_{ij}}{TotalEmp_i})$$

TS_i : 지역 i의 일자리 대체위협 지수

SI_j : 일자리 j의 대체가능성 지수(0~1의 값)

EMP_{ij} : 지역 i 내 일자리 j의 종사자 수

$TotalEmp_i$: 지역 i 내 전체 종사자 수

(1)

IV. 지역 일자리 대체위협 지수를 활용한 광역시도 노동시장의 이해

1. 지역 일자리 대체위협 지수를 통한 광역시도 노동시장 분석

본 절에서는 지역 일자리 대체위협 지수를 바탕으로 최근 인공지능과 로봇기술로 인해 일자리 대체 위험이 가장 컸던 지역을 확인하고자 한다. 지역 일자리 대체위협 지수의 분포는 <그림 3>과 같으며, 17개 광역시도는 일자리 대체위협 수준에 따라 4개 그룹(상위, 중상위, 중하위, 하위)으로 구분되었다.⁸⁾ 짙은 빨간색으로 표시된 상위 그룹일수록 그 지역의 일자리 대체위협이 매우 크다는 것을 의미하고, 하위 그룹은 일자리 대체위협이 가장 낮은 지역들을 포함한다.

2015년 전국기준 지역 일자리 대체위협 지수는 0.6690점으로 지역별로 살펴보면, 상위 5개 지역은 ‘제주(0.6800점), 경북(0.6780점), 부산(0.6775점), 강원(0.6766점), 충남(0.6762점)’으로 나타났다. 중상위 4개 지역은 ‘인천(0.6751점), 경남(0.6746점), 울산(0.6737점), 충북(0.6730점)’이었으며, 중하위 4개 지역은 ‘대구(0.6708점), 전남(0.6689점), 전북(0.6685점), 경기(0.6672점)’이었다. 2015년의 지역 일자리 대체위협 수준이 가장 낮은 하위 4개 지역은 ‘광주(0.6617점), 서울(0.6608점), 대전(0.6534점), 세종(0.6462점)’인 것으로 확인되었다.

최근 2020년도를 살펴보면 전국기준 일자리 대체위협 지수는 0.6653점으로 2015년에 비해 ▽-0.0037점 감소하였다. 지역별로 살펴보면 상위 5개 지역은 ‘강원(0.6874점), 제주(0.6799점), 경북(0.6741점), 인천(0.6720점), 부산(0.6713점)’인 것으로 확인되었다. 중상위 4개 지역은 ‘충남(0.6707점), 충북(0.6704점), 전남(0.6689점), 경남(0.6689점)’이었으며, 중

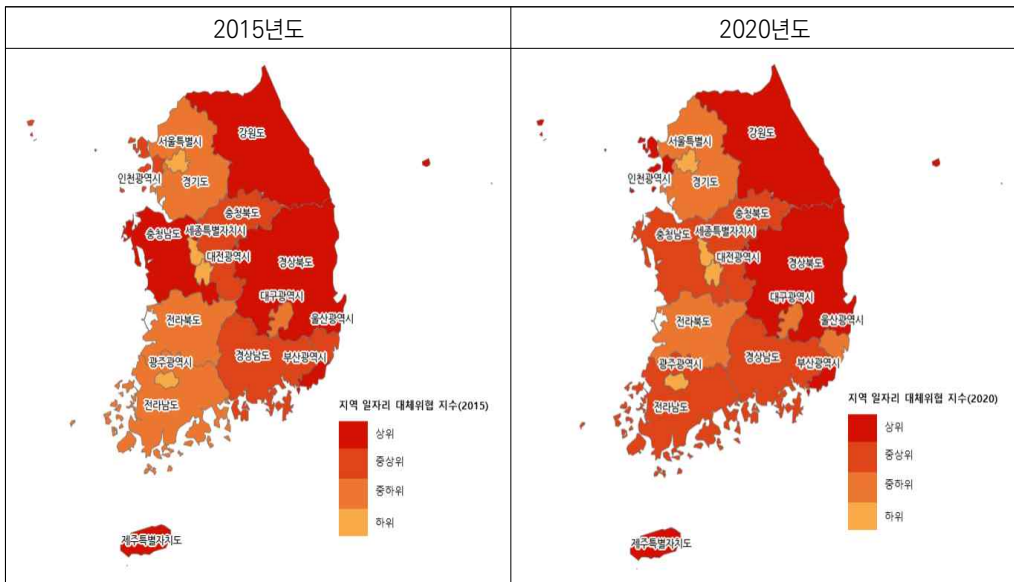
8) 본 분석에서는 지역별로 2015년과 2020년의 지역 일자리 대체위협 지수를 조사하였다. 단, 해당 분석은 각 직종의 일자리 대체가능성 수준이 두 연도 동안 변하지 않는다는 가정하에 수행되었다.

하위 4개 지역은 ‘전북(0.6672점), 울산(0.6672점), 대구(0.6649점), 경기(0.6627점)’로 나타났다. 마지막으로 지역 일자리 대체위험 지수가 가장 낮았던 하위 4개 지역은 ‘광주(0.6624점), 서울(0.6577점), 대전(0.6477점), 세종(0.6342점)’으로 2015년의 하위 지역과 같았다.

위의 결과를 종합하면, 최근 ‘강원, 제주, 경북, 인천, 부산’의 일자리 대체위험 지수가 가장 높은 것으로 확인되었다. 한편, 이러한 지역의 일자리 대체위험 수준을 해석하기 위해서는 각 지역의 산업 및 직업 구성을 자세히 살펴볼 필요가 있다. 이를 위해서 첫 번째로, 상위 5개 지역에서 종사자 비중이 높은 주요 산업 및 직업 TOP10을 검토한다. 해당 분석을 통해, 상위 5개 지역에 어떤 산업과 직업이 집중되어 있는지를 파악함으로써 지역의 일자리 대체위험 지수가 높게 나온 경향성을 이해할 수 있다. 다만, 전국적으로 비중이 높은 산업 및 직업군이 각 지역에 유사하게 분포되어 있다는 한계를 보완하기 위해, 다음과 같은 추가 분석을 시행한다. 두 번째로, 직업·산업 소분류별 입지계수를 계산하여 다른 지역 대비 상위 5개 지역의 특화된 산업과 직업을 종합적으로 분석한다. 이러한 과정을 통해 지역 일자리 대체위험 지수 상위 5개 지역의 경향을 보다 구체적으로 파악할 수 있을 것이다.

〈그림 3〉 지역 일자리 대체위험 지수(2015, 2020)

(단위: 점)



주: 직업 분류는 7차 소분류 기준임

출처: 인구주택총조사의 표본조사(2015년, 2020년) 기반 저자 작성

2. 상위 10대 산업·직업 종사자 비중에 따른 지역 일자리 대체위협 지수의 경향 분석

지역 일자리 대체위협 지수의 경향을 파악하기 위해, 최근 지역 일자리 대체위협 지수가 가장 높았던 ‘강원, 제주, 경북, 인천, 부산’ 지역을 중심으로 상위 10대 산업·직업 종사자 비중을 살펴보았다(〈표 1〉 참조).⁹⁾

지역 일자리 대체위협 지수가 가장 높았던 강원의 경우 음식점업, 숙박업과 같은 관광 직종과 비거주 복지시설 운영업, 입법 및 일반 정부 행정, 외무 및 국방 행정의 산업 종사자가 TOP10 안에 꼽히는 것으로 나타났다. 직업(팔호는 대체가능성 상·중·하위를 나타냄)의 경우 단순 노무직과 단순 판매직 종사자 비중이 높았다. 구체적으로 조리사(상위), 매장 판매 종사자(상위), 청소원 및 환경미화원(상위), 자동차 운전원(상위), 식음료 서비스 종사자(상위), 여가 서비스 종사자(상위) 등이 TOP10에 포함되었다.

두 번째 제주는 강원보다도 더 많은 산업과 직업이 관광 부문에 연계되어 있다는 특징이 관찰되었다. 제주의 종사자 비중이 높은 산업으로는 음식점업, 일반 및 생활 숙박시설 운영업, 종합 소매업, 육상 여객 운송업, 주점 및 비알코올 음료점업 등이 꼽혔다. 직업으로는 매장 판매 종사자(상위), 조리사(상위), 여가 서비스 종사자(상위), 식음료 서비스 종사자(상위), 청소원 및 환경미화원(상위) 등이 TOP10으로 꼽혔다.

세 번째 경북은 다른 지역보다 철강 산업이 두드러진다. 경북은 산업에 자동차 부품 제조업, 1차 철강 제조업 종사자 비중이 높고, 이와 연계되는 직업인 ‘운송차량 및 기계 관련 조립원(상위)’과 ‘주조 및 금속가공 관련 기계 조작원(중위)’이 TOP20 안에 꼽히는 것으로 나타났다.

다음으로 지역 일자리 대체위협 지수가 높았던 인천과 부산의 경우 TOP10에 포함된 산업과 직업의 차이는 크게 나타나지 않았다. 예를 들어, 인천과 부산에서는 음식점업, 종합 소매업, 육상 여객 운송업, 기타 운송관련 서비스업, 부동산관련 서비스업 등의 8개 산업이 공통으로 TOP10에 들었다. 이와 함께, 인천과 부산의 직종의 경우 단순 사무직과 단순 노무직 직종이 두드러지는 것으로 보였다. 구체적으로, 인천과 부산의 직업에서 경영 관련 사무원(상위)이 공통으로 가장 많았으며, 매장 판매 종사자(상위), 조리사(상위), 자동차 운전원(상위), 영업 종사자(중위), 청소원 및 환경미화원(상위), 회계 및 경리 사무원(상위), 행정 사무원(중위) 등의 9개 직업이 TOP10에 공통으로 포함된 것을 확인할 수 있었다.

지금까지 본 절을 통해 지역 일자리 대체위협 지수가 높은 상위 5개 지역의 10대 산업 및

9) 산업의 경우 한국표준산업분류 10차 소분류 230개를 기준으로 분류하였다. 또한 ‘자가 소비를 위한 가사 생산활동’, ‘자가 소비를 위한 가사 서비스 활동’에 대한 조사는 이루어졌으나, 해당 분류에 집계되지 않아 인구주택총조사의 표본조사(2020년) 산업분류 소분류에 포함되지 않았다.

직업 종사자 비중을 분석함으로써, 지역별 일자리 대체위협 지수의 상승 경향을 대략 파악하였다. 다만, 산업과 직업의 상위 종사자 비중만으로 해당 지역에서 어떤 산업과 직업이 특화되었는지 완벽히 파악하는 데에는 한계가 있다. 이는 전국적으로 비중이 높은 산업 및 직업군이 대체로 각 지역에도 유사한 수준으로 분포되어 있기 때문이다. 이러한 한계를 극복하기 위해, 다음 분석에서는 입지계수를 계산하여 다른 지역 대비 상위 5개 지역의 특화된 산업과 직업을 분석함으로써, 일자리 대체위협이 높은 지역의 노동시장 동향을 더욱 면밀히 파악하고자 한다.

〈표 1〉 상위 10대 산업·직업 종사자 비중

(단위: %)

지역	구분	TOP10 순위
강원	산업	작물 재배업(7.64), 음식점업(7.13), 비거주 복지시설 운영업(5.95), 입법 및 일반 정부 행정(5.35), 외무 및 국방 행정(3.79), 종합 소매업(2.38), 초등 교육기관(2.31), 병원(2.3), 일반 및 생활 숙박시설 운영업(2), 중등 교육기관(1.74)
	직업	작물 재배 종사자(7.68), 조리사(5.92), 매장 판매 종사자(5.88), 경영 관련 사무원(5.82), 청소원 및 환경미화원(5.78), 행정 사무원(4.84), 자동차 운전원(2.92), 식음료 서비스 종사자(2.47), 여가 서비스 종사자(2.39), 돌봄 및 보건 서비스 종사자(2.38)
제주	산업	작물 재배업(10.59), 음식점업(7.43), 입법 및 일반 정부 행정(4.22), 비거주 복지시설 운영업(3.77), 일반 및 생활 숙박시설 운영업(3.61), 종합 소매업(3.28), 육상 여객 운송업(2.27), 주점 및 비알코올 음료점업(2.27), 병원(2.01), 초등 교육기관(1.79)
	직업	작물 재배 종사자(10.32), 매장 판매 종사자(7.4), 조리사(5.91), 경영 관련 사무원(5.6), 자동차 운전원(3.52), 여가 서비스 종사자(3.26), 식음료 서비스 종사자(3.26), 행정 사무원(3.08), 청소원 및 환경미화원(3.06), 사회복지 관련 종사자(2.3)
경북	산업	작물 재배업(15.03), 음식점업(5.57), 비거주 복지시설 운영업(4.1), 입법 및 일반 정부 행정(3.92), 병원(2.18), 자동차 부품 제조업(1.98), 1차 철강 제조업(1.96), 종합 소매업(1.94), 초등 교육기관(1.78), 중등 교육기관(1.48)
	직업	작물 재배 종사자(14.9), 경영 관련 사무원(6.05), 매장 판매 종사자(5.51), 조리사(4.52), 자동차 운전원(3.12), 청소원 및 환경미화원(3.1), 행정 사무원(3.01), 돌봄 및 보건 서비스 종사자(2.35), 회계 및 경리 사무원(1.81), 사회복지 관련 종사자(1.76)
인천	산업	음식점업(5.59), 비거주 복지시설 운영업(3.24), 입법 및 일반 정부 행정(2.93), 병원(2.5), 종합 소매업(2.46), 실내건축 및 건축마무리 공사업(2), 육상 여객 운송업(1.98), 기타 운송관련 서비스업(1.91), 기타 금속 가공제품 제조업(1.88), 부동산관련 서비스업(1.82)
	직업	경영 관련 사무원(10.47), 매장 판매 종사자(6.13), 조리사(4.16), 자동차 운전원(3.49), 영업 종사자(3.36), 청소원 및 환경미화원(2.72), 회계 및 경리 사무원(2.53), 행정 사무원(2.18), 돌봄 및 보건 서비스 종사자(2.17), 문리·기술 및 예능 강사(2.13)
부산	산업	음식점업(6.64), 병원(4.21), 비거주 복지시설 운영업(4), 입법 및 일반 정부 행정(2.72), 종합 소매업(2.66), 육상 여객 운송업(2.43), 건물 건설업(1.91), 의원(1.87), 부동산관련 서비스업(1.84), 기타 운송관련 서비스업(1.8)
	직업	경영 관련 사무원(9.48), 매장 판매 종사자(7.74), 조리사(4.79), 자동차 운전원(3.86), 영업 종사자(3.3), 청소원 및 환경미화원(2.74), 회계 및 경리 사무원(2.52), 식음료 서비스 종사자(2.51), 행정 사무원(2.38), 문리·기술 및 예능 강사(2.29)

주1: 산업 및 직업 분류는 산업 10차, 직업 7차 소분류 기준임

출처: 인구주택총조사의 표본조사(2020)

3. 입지계수에 따른 지역 일자리 대체위험 지수의 동향 분석

본 절에서는 입지계수를 계산하여 상위 5개 지역이 다른 지역들과 비교하여 어떤 산업과 직업에 집중되어 있는지를 종합적으로 파악함으로써, 일자리 대체위험이 높은 주요 지역의 노동시장 동향을 이해하고자 한다.

아래 식 (2)는 ‘입지계수(location quotient: LQ)’ 공식으로, 입지계수는 지역 특정 산업의 종사자 비율과 전국의 해당 산업 종사자 비율을 비교함으로써 지역의 해당 산업이 상대적으로 어느 정도 중요한 위치를 차지하는지 평가하는 데 활용된다(서진석·구교준, 2023). 만약 입지계수가 1 이상으로 나타난다면, 지역의 해당 산업의 비중이 전국의 비중에 비해 상대적으로 높다는 것을 의미한다. 위와 같은 입지계수는 일반적으로 한 지역을 기준으로, 다양한 산업의 입지계수를 나열하고, 이를 통해 해당 지역에서 어떤 산업이 다른 산업에 비해 상대적으로 특화되어 있는지 비교하는 방식으로 사용된다.

본 분석에서는 기존의 입지계수 산출 방식을 동일하게 적용한 후, 다른 지역과 비교하여 해당 산업 및 직업이 어느 지역에서 상대적으로 특화되었는지 파악하고자 하였다. 따라서 본 분석에서 산업(230개) 및 직업(153개) 소분류를 기준으로 입지계수 1위(입지계수 값 1 이상, 전국 종사자 수 비율 0.1% 이상 대상으로) 지역을 살펴보았다. 이처럼 산업 및 직업별로 입지계수가 가장 높은 지역을 선정한 후, ‘강원, 제주, 경북, 인천, 부산’에서 가장 높은 입지계수 값을 가진 산업과 직업을 <표 2>에 다음과 같이 분류하였다. 순서는 산업과 직업 모두 입지계수가 큰 순서대로 나열하였으며, 직업 부문에서 괄호의 상·중·하위는 일자리 대체가능성 수준을 의미한다.

$$LQ_i = \frac{i\text{지역 } j\text{산업 종사자 수} / i\text{지역 총 종사자 수}}{\text{전국 } j\text{산업 종사자 수} / \text{전국 총 종사자 수}} \quad (2)$$

첫 번째로, 강원 지역은 건설장비 운영업, 유원지 및 기타 오락관련 서비스업 등에서 다른 지역에 비해 입지계수가 가장 높게 나타났으며, 직업 부문에서는 청소원 및 환경미화원(상위), 건설 및 광업 단순 종사자(상위), 제조 관련 단순 종사자(상위), 조리사(상위) 등이 입지계수 1위를 차지하였다. 이는 강원 지역의 직업 구조가 단순 기능직 및 단순 노무직에 집중되어 있음을 시사하며, 이들 직종이 대체 위험이 큰 직업군으로 분류된다는 점에서 강원의 일자리 대체위험 지수를 높이는 주요 요인으로 작용했음을 보여준다.

두 번째로, 제주는 산업 및 직업 종사자 비중 TOP10 분석에서도 나타났듯이, 관광·여가 산업과 연계된 산업 및 직업 부문의 입지계수가 가장 높은 지역으로 확인되었다. 다만, 관

광·여가 산업과 관련된 직업들이 대체가능성이 높은 상위 직업군에 속한다는 점을 감안할 때, 이러한 산업 중심의 고용 구조를 가진 제주는 일자리 대체위협 수준이 높게 나타난 것으로 해석할 수 있다.

세 번째로, 경북은 1차 철강 제조업과 관련 직종인 주조 및 금속가공 관련 기계 조작원(중위)의 입지계수가 다른 지역에 비해 가장 높게 나타나, 지역의 산업과 직업 구조가 철강 산업과 밀접하게 연계되어 있음을 보여준다. 한편, 실제로 고위험 철강 공정에서는 작업 로봇기술을 통한 인력 대체가 이루어지고 있어, 이로 인해 경북의 일자리 대체위협 수준이 비교적 높게 측정된 것으로 판단된다.¹⁰⁾

마지막으로, 인천과 부산은 단순 직종 종사자의 비중이 상대적으로 높게 나타났다. 인천은 기타 운송관련 서비스업, 가구 제조업, 특수 목적용 기계 제조업 등에서 입지계수가 가장 높았으며, 직업 부문에서는 목재 및 종이 관련 기계 조작원(상위), 전기 및 전자설비 조작원(중위), 건축 마감 관련 기능 종사자(상위) 등의 입지계수가 높았다. 부산은 음·식료품 및 담배 소매업, 육상 여객 운송업, 도로 화물 운송업 등에서 입지계수가 높게 나타났으며, 방문 및 노점 판매 관련직(상위), 자동차 운전원(상위), 매장 판매 종사자(상위) 등의 직업이 두드러졌다. 이처럼 단순 직종의 집중도가 높은 인천과 부산은, 해당 직종의 대체가능성이 높다는 점을 고려할 때 향후 일자리 대체위협에 직면할 가능성이 클 것으로 예상된다.

지금까지 일자리 대체위협 지수가 가장 높은 상위 5개 지역을 중심으로 각 지역의 산업·직업 상위 10대 종사자 비중과 산업·직업별 입지계수를 분석하여 지역 일자리 대체위협 지수의 동향을 검토하였다. 이러한 분석은 광역시도 단위 노동시장에서 일자리 대체위협 지수의 경향을 요약하고 제시하였다는 점에서 중요한 의의가 있다.

그러나 지역 노동시장에 대한 실질적 영향을 보다 구체적으로 이해하기 위해서는 세분화된 분석이 필요하다. 이에 따라, 본 장에서는 광역시도별 대체위협 수준을 살펴보았으며, 다음 장에서는 분석 단위를 229개의 시군구로 세분화하여 더욱 정밀한 지역 노동시장 분석을 시도할 예정이다. 시군구 단위의 분석은 광역시도 중심의 분석보다 지역별 특성과 변화 양상을 더 면밀히 파악할 수 있어, 지역 노동시장에 대한 구체적인 통찰을 제공할 수 있다. 동시에 이러한 접근은 지역별 직업 구조와 산업 특성을 고려한 맞춤형 정책 수립의 기초 자료로 활용될 수 있으며, 정교한 대응 방안 마련에 기여할 것으로 기대된다. 이러한 연구적 필요성을 바탕으로, 다음 절에서는 시군구 단위에서 지역 일자리 대체위협 지수와 지역 노동시

10) 실제로 포항제철소는 냉연 강판 절단과 연주 공정에 로봇을 적극적으로 도입하고 있다(한국경제, 2023. 06.15.). 한편, 경북은 1차 철강 제조업 외에도 울산과 함께 자동차 신품 부품 제조업에 종사하는 비중이 높은 편이다. 위와 같은 맥락에서, 경북과 울산 등 운송차량 및 기계 관련 조립원 종사자의 비중이 높은 도시의 경우 향후 일자리 대체위협이 상당히 높을 것으로 예측된다.

장 간의 관계를 심층적으로 파악하고자 한다.

〈표 2〉 타 지역 대비 상위 5개 지역의 산업·직업별 최상위 입지계수

지역	구분	1위 입지계수
강원	산업	외무 및 국방 행정, 건설장비 운영업, 유원지 및 기타 오락관련 서비스업, 비거주 복지시설 운영업, 공영 우편업, 거주 복지시설 운영업, 조경관리 및 유지 서비스업, 산업용 기계 및 장비 임대업
	직업	농림·어업 관련 단순 종사자(중위), 채굴 및 토목 관련 기능 종사자(중위), 건설 및 채굴기계 운전원(상위), 청소원 및 환경미화원(상위), 건설 및 광업 단순 종사자(상위), 제조 관련 단순 종사자(상위), 기타 돌봄·보건 및 개인 생활 서비스 종사자(상위), 방송·통신장비 관련 설치 및 수리원(하위), 냉난방 관련 설비 조작용(상위), 조리사(상위), 음식 관련 단순 종사자(상위), 건설 관련 기능 종사자(중위), 전기 및 전자설비 조작용(중위)
제주	산업	어로 어업, 일반 및 생활 숙박시설 운영업, 여행사 및 기타 여행 보조 서비스업, 스포츠 서비스업, 연료 소매업, 도서관·사적지 및 유사 여가관련 서비스업, 특수학교·외국인학교 및 대안학교, 주점 및 비알코올 음료점업, 음·식료품 및 담배 도매업, 종합 소매업, 은행 및 저축기관, 기타 생활용품 소매업, 음식점업
	직업	여가 서비스 종사자(상위), 상품 대여 종사자(중위), 여행·안내 및 접수 사무원(상위), 세탁 관련 기계 조작용(상위), 식음료 서비스 종사자(상위), 판매 관련 단순 종사자(상위), 사회복지 관련 종사자(중위)
경북	산업	통신 및 방송장비 제조업, 1차 철강 제조업
	직업	주조 및 금속가공 관련 기계 조작용(중위)
인천	산업	항공 여객 운송업, 기타 운송관련 서비스업, 나무제품 제조업, 가구 제조업, 특수 목적용 기계 제조업, 자동차 판매업, 경비·경호 및 탐정업, 사업시설 유지·관리 서비스업, 개인 및 가정용품 임대업
	직업	금형·주조 및 단조원(중위), 운송 서비스 종사자(중위), 하역 및 적재 단순 종사자(중위), 목재 및 종이 관련 기계 조작용(상위), 경호 및 보안 관련 종사자(중위), 목재·가구·악기 및 간판 관련 기능 종사자(중위), 전기·전자기기 설치 및 수리원(중위), 전기 및 전자설비 조작용(중위), 건축 마감 관련 기능 종사자(상위)
부산	산업	건물 건설업, 음·식료품 및 담배 소매업, 육상 여객 운송업, 도로 화물 운송업, 미용·욕탕 및 유사 서비스업, 개인 및 가정용품 수리업, 컴퓨터 및 통신장비 수리업
	직업	계기·자판기 및 주차 관리 종사자(중위), 방문 및 노점 판매 관련직(상위), 자동차 운전원(상위), 매장 판매 종사자(상위)

주1: 산업 및 직업 분류는 산업 10차, 직업 7차 소분류 기준임

주2: 표에 명시된 산업·직업별 입지계수는 해당 지역의 값이 다른 지역들과 비교했을 때 가장 크다는 것을 의미하며, 입지계수 값 1 이상, 전국 종사자 수 비율 0.1% 이상을 나타냄

주3: 직업 부문에서 괄호 안에 상위·중위·하위는 일자리 대체가능성 수준을 의미함

출처: 인구주택총조사의 표본조사(2020)

V. 지역 일자리 대체위협이 지역 노동시장에 미치는 파급효과

1. 연구 대상 및 연구 방법

1) 연구 대상 및 연구모형

본 분석에서는 지역 일자리 대체위협의 노동시장 파급효과를 지역 일자리 대체위협 지수와 중간일자리 비중, 임금, 실업률 간의 관계를 중심으로 심층적으로 탐색한다. 기존에 루틴화가능성 지수와 중간일자리 비중 간의 관계를 살펴본 연구는 있었으나(김민영 외, 2017; Autor & Dorn, 2013), 최근의 인공지능과 로봇기술을 포함한 지역 일자리 대체위협 지수와 중간일자리 비중과의 관계를 탐구한 연구는 상대적으로 많지 않았다. 이에, 2020년을 기점으로 우리나라에서 지역 일자리 대체위협 지수와 중간일자리 비중 간의 관계가 어떻게 변화하였는지 분석한다. 이와 더불어, 지역 일자리 대체위협 지수와 지역 노동시장의 변화를 잘 보여주는 임금과 실업률 간의 관계를 파악하고자 한다. 몇몇 연구에서 루틴화가능성 지수와 임금 및 실업률 간의 관계를 확인하려는 시도가 있었으나(김민영·임업, 2020; 홍사흠 외, 2022),¹¹⁾ 중간일자리 비중과 마찬가지로 지역수준에서 인공지능과 로봇기술을 함께 고려한 일자리 대체위협 지수와 이들의 관계를 탐색하는 연구는 부족했다. 이에 본 연구에서는 최근 인공지능과 로봇기술이 노동시장의 중간일자리 비중, 임금, 실업률에 각각 어떠한 영향을 미치는지를 파악하고자 한다. 세 가지 종속변수를 포함한 방정식은 식 (3), (4), (5)와 같이 나타낼 수 있다.

한편, 본 절에서 활용한 주요 자료는 앞서 진행된 광역시도별 분석과의 일관성을 유지하기 위해 2020년도 횡단면으로 인구주택총조사 표본조사 데이터를 기반으로 하였다. 인구주택총조사 표본 부문 데이터는 5년 주기로 공개되므로, 광역시도를 기준으로 한 패널 분석에는 한계가 존재한다. 특히, 2020년은 코로나19 팬데믹으로 인해 비대면 업무와 자동화 기술의 필요성이 두드러지면서 인공지능 기술의 도입이 전 산업에 걸쳐 더욱 가속화된 시점이다. 관련하여, 특허청 보도자료에서 제공하는 융복합 분야별 출원 통계에 따르면, 2019년 대비 2020년 인공지능과 결합된 디지털헬스케어, 빅데이터, 사물인터넷, 자율주행 기술이 모두 최소 39%에서 최대 121%까지 증가한 것으로 나타났다(특허청, 2023.09.10.).¹²⁾ 이에

11) 김민영·임업(2020)은 시군구 수준에서의 분석은 아니었지만, 비단순반복 인지적 업무 강도 지수와 도시 규모, 그리고 임금 간의 관계를 탐색하였다. 또한 홍사흠 외(2022)의 연구는 실업률은 아니지만, 노동시장의 고용 측면으로서 지역수준에서 일자리 대체가능성 지수가 취업자 증감에 미치는 영향을 분석하였다.

12) 특허청 보도자료(2023.09.10.)에 따르면, 코로나19 팬데믹에도 불구하고 인공지능과 결합된 융복합 기

따라, 2020년은 인공지능 기술이 본격적으로 확산된 시기로, 본 연구의 목적에 부합하는 분석 시점으로 판단하였다.

한편, 앞 장에서는 광역시도별 지역 일자리 대체위협 수준을 분석하였으며, 본 장에서는 2020년 기준으로 분석 단위를 229개 시군구로 세분화하여 더욱 구체적인 지역 노동시장 분석을 시도하였다. 이를 위하여 5장에서는 인구주택총조사 표본_인구(인가용) 2020년도 자료를 활용하였으며, 시군구 단위의 지역 일자리 대체위협 지수는 앞서 제시한 식 (1)과 동일한 방식으로 산출하였다. 또한 분석에는 만 15세 이상 임금근로자로서 직업 소분류 코드 3자리 값과 분석에 필요한 변수 응답 값을 모두 포함하는 경우만을 포함하였다. 응답자 데이터는 인구 가중치를 사용하여 처리되었으며, 이를 통해 추정한 모집단 총인구수는 16,664,425 명에 달한다.

$$Midjob = \alpha_0 + \alpha_1 TS + \alpha_n \sum X_n + \epsilon_1 \quad (3)$$

$$Income = \beta_0 + \beta_1 TS + \beta_n \sum X_n + \epsilon_2 \quad (4)$$

$$Unemployment\ rate = \gamma_0 + \gamma_1 TS + \gamma_n \sum X_n + \epsilon_3 \quad (5)$$

2) 자료수집 및 변수의 측정

앞서 설명한 바와 같이, 본 연구의 종속변수는 중간일자리 비중과 지역수준의 평균 임금, 실업률이다. 먼저 중간일자리 분류를 위해 본 연구는 김민영 외(2017)의 측정 방법을 참조하였다. 즉, 소득을 낮은 순서에서 높은 순서로 배열했을 때 중간 수준의 소득을 제공하는 일자리를 중간일자리로 정의하였다. 중간일자리 직종은 중위 임금의 0.75배에서 1.25배 사이의 월평균 급여를 제공할 수 있는지를 기준으로 측정하였다(김민영 외, 2017).

한편, 인구주택총조사 표본 부문 데이터는 임금근로자의 임금을 측정하지 않기 때문에, 일자리 구분과 소분류 직종별 임금을 연계하기 위해 고용형태별근로조사의 임금구조 부문 자료를 활용하였다.¹³⁾ 해당 데이터는 상용근로자 5인 이상 사업체의 상용근로자¹⁴⁾를 대상

술들이 2019년 대비 2020년에 전반적으로 증가한 것으로 확인된다. 구체적으로, 2019년 대비 2020년 인공지능과 디지털 헬스케어는 121%, 인공지능과 빅데이터는 39%, 인공지능과 사물인터넷은 84%, 인공지능과 자율주행은 45%의 성장률을 기록하였다. 반면, 인공지능과 지능형 로봇은 29% 감소하였으나, 2021년 이후 2019년 수준의 추이를 회복한 것으로 나타났다.

13) 고용형태별근로조사의 임금구조 부문 자료는 15세 이상의 나이 제한이 없어, 인구주택총조사 표본 부문에서도 65세 이상 인구가 포함되었다. 그러나, 본 분석은 임금근로자로 한정했기 때문에, 65세 이상 인구는 전체 모집단 추정 인구의 4.73%로 비교적 적다. 또한 지역별 소분류 수는 평균 140개로, 최소 92개에서 최대 153개 직업 소분류가 포함되어 있다.

으로 소분류 직종별 월임금총액¹⁵⁾ 자료를 제공하고 있다. 이러한 자료를 바탕으로, 인구주택총조사 표본 부문 2020년 자료에서도 임금근로자만을 대상으로 비교 분석을 수행하였다. 또한, 소분류 직종별 월임금총액 관련 2022년 데이터는 2020년보다 소분류별 자료 제공이 많아, 2022년 자료를 활용하여 중간일자리 비중과 임금을 산출하였다.¹⁶⁾

결과적으로 고용형태별근로조사 임금구조 부문 2022년도의 중위 임금은 월 3,046천 원으로, 이를 기준으로 중간일자리는 71개로 분류된다. 이처럼 일자리에 따른 직종을 구분한 뒤, 지역별 일자리를 중위, 상위, 하위로 나눈 뒤 최종적으로 중간일자리 비중을 구하였다. 이어서 임금 역시 동일한 방식을 적용하여 두 조사 자료를 연계한 후 소분류별 월임금총액을 구한 뒤, 지역별 평균 임금을 계산하고, 최종적으로 로그 변환을 통해 분석에 활용하였다. 마지막으로, 실업률은 지역별 고용조사에서 시군구별로 제공하는 2022년도 자료를 활용하였으며, 이는 경제활동인구(취업자 및 실업자)에서 실업자가 차지하는 비율로 산출하였다.

한편, 통제변수는 중간일자리 비중, 임금, 실업률과 관련된 선행연구 및 지역수준의 분석에서 주요하게 다루지는 핵심 요인들을 포함하였다(〈표 3〉 참조). 본 분석에 활용된 통제변수는 성비, 연령, 교육수준, 장기근속 취업자 비중, 1인당 지역내총생산, 인구수, 제조업체 비중, 시도 더미이다. 특히 성별, 연령, 교육 수준은 중간일자리 비중(임희정, 2015; 전병유, 2007; 전병유·김복순, 2005)이나 임금(김민영·임업, 2020; 김영민 외, 2017; 이현영·조성철·임업, 2011; Autor & Handel, 2013), 실업률(유진성, 2015; Lee, 2020)을 분석하는 여러

14) 상용근로자는 고용계약 기간이 1년 이상인 임금근로자 또는 고용계약 기간이 정해지지 않고 정규직원으로 일하는 근로자를 의미한다. 또한, 고용형태별근로조사 임금구조 부문에서 상용 5인 미만 사업체의 전체인근로자, 상용 5인 이상 사업체의 임시 일용근로자와 특수형태근로종사자는 포함하지 않는다. 단, 특수형태근로종사자는 “스스로 고객을 찾거나 맞이하여 상품 및 서비스를 제공하고 일한 만큼 소득(수수료, 수당 등)을 얻고 노무 제공의 방법이나 노무 제공 시간 등은 본인이 독자적으로 결정하는 자로 보험설계사, 퀵서비스 배달 기사, 골프장캐디, 학습지 교사, 레미콘 운전기사 등”이 해당한다(고용노동부, 2022:8).

15) 월임금총액은 정액급여와 초과급여, 그리고 전년도 연간 특별급여를 12개월로 나눈 총액을 의미한다(고용노동부, 2022). 해당 조사는 매년 6월을 기준으로 한 조사이기 때문에 전년도 연간특별급여를 12개월로 나누어 당해연도 6월 임금총액에 합산한다.

16) 고용형태별근로조사의 임금구조 부문은 2022년부터 한국표준직업분류에 따라 대분류 1과 6은 중분류까지, 대분류 2, 3, 4, 5, 7, 8, 9는 소분류까지 공표하고 있다. 연도별로 구체적으로 살펴보면, 2020년도에는 총 153개의 소분류 중 80개 직업(대분류 1, 2, 4, 5, 6에 해당)이 중분류 수준에서 데이터가 제공되었다. 반면, 2022년도에는 대분류 1, 2의 일부, 및 6에 해당하는 총 22개 직업만이 중분류 수준에서 제공되었다. 따라서, 본 연구에서는 보다 풍부한 데이터 활용과 정교한 해석을 위해 2022년 데이터를 사용하였다. 또한 소분류 22개를 중분류 기준으로 중복하여 산출한 직종에 대한 상세한 내용은 〈부록 2〉에서 확인할 수 있다.

연구에서 중요한 요인으로 다뤄졌다.

이에 본 연구에서도 지역별 성비를 활용하여 성별에 따른 차이를 통제하였다. 성비 값이 100 이상이면 해당 지역의 남성인구가, 100 미만이면 여성인구가 많음을 의미한다. 또한, 연령의 영향을 통제하기 위해 지역별 평균 연령을 계산하여 활용하였다. 교육 수준은 4년제 대학 이상 졸업 인구의 비중을 사용하였다.

〈표 3〉 변수 측정 및 출처

구분	변수	변수설명	출처
종속 변수	중간일자리 비중	고용형태별근로조사 임금구조 부문(2022) 중위 임금 기준으로 0.75배에서 1.25배 사이에 해당하는 지역별 일자리 비중	고용형태별근로조사 임금구조 부문 2022, 인구주택총조사 표본 부문 2020
	임금	고용형태별근로조사 임금구조 부문(2022) 소분류별 월임금총액을 반영한 지역수준의 평균 임금(천원)의 로그를 취한 값	
	실업률	실업자가 경제활동인구 (취업자 및 실업자)에서 차지하는 비율	지역별고용조사 2022
독립 변수	지역 일자리 대체위험 지수	지수의 값이 클수록 지역의 일자리 대체위험 수준이 높음을 의미함	인구주택총조사 표본 부문 2020
통제 변수	성비	(남성인구/여성인구)*100	인구주택총조사 표본 부문 2020
	연령	평균 연령(만 나이 기준)	인구주택총조사 표본 부문 2020
	교육수준	4년제 대학 이상 인구 비중(졸업 여부 반영)	인구주택총조사 표본 부문 2020
	장기근속 취업자 비중	현직에서 20년 이상 근속 취업자 비중	인구주택총조사 표본 부문 2020
	1인당 지역내총생산	1인당 지역내총생산의 로그를 취한 값	통계청 지역별 지역내총생산 자료 2020
	인구수	지역 총인구수의 로그를 취한 값	인구총조사 2022
	제조업체 비중	지역 내 사업체 중 제조업 부문 사업체가 차지하는 비중	사업체노동실태현황 2022
	시도 더미	각 시도별 더미 변수 활용	인구주택총조사 표본 부문 2020

주1: 실업률은 중간일자리 비중과 임금을 종속변수로 한 모델에서 통제변수로 분석되었음

주2: 1인당 지역내총생산은 임금을 종속변수로 한 모델에서 통제변수로 포함되지 않았음

다음으로, 장기근속 취업자 비중, 1인당 지역내총생산, 인구수, 제조업체 비중은 중간일자리 비중, 지역수준의 일자리 분석에서 중요한 통제변수로 간주된다(김단야, 2021; 임희

정, 2015; 전병유, 2007; 전병유·김복순, 2005; 홍사흠 외, 2022).¹⁷⁾ 이에 따라 식 (3), (4), (5)의 세 가지 방정식에도 위의 변수들을 일관되게 포함하여 분석하고자 하였다.

장기근속자 비중은 인구주택총조사 자료에서 현 직업에서 20년 이상 근무한 근로자들의 비중을 계산하여 사용하였다. 1인당 지역내총생산은 통계청에서 제공하는 시군구 단위의 지역내총생산 데이터를 사용하였고, 이를 지역의 총인구수로 나눈 후 로그값을 취하여 분석에 사용하였다. 인구수는 2022년 인구총조사에서 제공하는 시군구별 인구수를 로그 변환하여 변수로 활용하였다. 제조업체 비중은 고용노동부의 사업체 노동실태 현황자료에서 제공하는 2022년도 자료를 사용하였다. 시군구별로 사업체로 등록된 산업별 사업체 수의 총합 대비 제조업 부문의 사업체의 비중을 계산하여 사용하였다. 시도 더미 변수는 인구주택총조사 자료를 바탕으로 시도 단위의 고정 효과를 통제하기 위해 사용하였다.

본 분석에 포함된 변수들은 가능한 2020년도의 데이터를 사용하였으나, 실업률, 인구수, 제조업체 비중의 경우 시군구별 자료를 수집하는 과정에서 불가피하게 2020년과 가장 가까운 2022년도의 자료를 사용하였다. 또한 최종적으로, 실업률은 중간일자리 비중과 임금을 종속변수로 한 모델에서 통제변수로 분석되었으며, 1인당 지역내총생산은 임금을 종속변수로 한 모델에서는 통제변수로 포함되지 않았다.

2. 분석결과

1) 기술통계량

본 절에서는 <표 4>를 통해 각 변수의 기술통계량을 살펴보고자 한다. 분석에 사용된 종속변수, 독립변수, 통제변수의 관측치는 모두 229개로, 이는 통계청에서 제공하는 시군구 단위 지역의 수와 동일하다. 종속변수인 중간일자리 비중은 평균 0.4263, 표준편차 0.05, 최솟값 0.2681, 최댓값 0.5838로, 중간일자리 비중의 폭이 상당함을 보여준다. 임금은 로그 변환 전 평균 3,718천원, 표준편차 227천원, 최솟값 3,113천원, 최댓값 4,850천원이었으나, 로그 변환 후 평균 8.2182, 표준편차 0.0727, 최솟값 8.0434, 최댓값 8.4868로 나타났다. 실업률은 평균 3.0475, 표준편차 1.5814, 최솟값 0.1, 최댓값 5.6으로 나타났다. 독립변수인 지역 일자리 대체위험 지수는 평균 0.6615, 표준편차 0.0201, 최솟값 0.5948, 최댓값 0.7376으로, 지역별 일자리 대체위험의 변동성은 비교적 적은 편이다.

다음으로 통제변수를 살펴보면, 성비는 평균 127.57, 표준편차 19.22로 나타났다. 이는

17) 장기근속 취업자 비중, 1인당 지역내총생산, 인구수, 제조업체 비중 등 네 가지 요인 중 하나 이상의 변수가 각 연구의 분석에 포함되었다.

평균적으로 남성의 비중이 높고 성비의 편차도 상당함을 의미한다. 또한 평균 연령은 45.39세, 표준편차 2.43세, 최솟값 39.65세, 최댓값 53.98세로, 연구 대상 지역의 평균 연령은 비교적 균일하게 분포되어 있다. 지역별 4년제 대학교 졸업 이상의 학력자 비중을 나타내는 교육 수준은 평균 0.3485, 표준편차 0.1101로, 다른 변수들에 비해 지역별 교육 수준의 차이가 상대적으로 큰 편이다. 장기근속 취업자 비중은 평균 0.2230, 표준편차 0.0282로 나타나, 지역별 차이가 크지 않다. 반면, 제조업체 비중은 평균 0.1454, 표준편차 0.0985로 지역별로 비교적 큰 차이를 보인다. 마지막으로, 로그 변환한 1인당 지역내총생산의 평균은 3.5473, 표준편차는 0.5547로 나타났으며, 인구수는 로그 변환 후 평균 11.8267, 표준편차 1.0639로 확인되었다. 이러한 기술통계량을 통해 본 연구에서 분석한 변수들은 지역별로 상이한 분포를 보이며, 이는 각 변수가 지역별 일자리 및 경제 상황에 따라 다르게 나타날 수 있음을 시사한다.

〈표 4〉 기술통계량(N=229)

변수명	변수명	관측치	평균	표준편차	최솟값	최댓값
종속변수	중간일자리 비중	229	0.4263	0.0500	0.2681	0.5838
	임금	229	8.2182	0.0727	8.0434	8.4868
	실업률	229	3.0475	1.5814	0.1000	5.6000
독립변수	지역 일자리 대체위험 지수	229	0.6615	0.0201	0.5948	0.7376
통제변수	성비	229	127.5761	19.2213	93.8775	210.2508
	연령	229	45.3966	2.4355	39.6571	53.9827
	교육수준	229	0.3485	0.1101	0.1916	0.7746
	장기근속 취업자 비중	229	0.2230	0.0282	0.1516	0.3162
	1인당 지역내총생산	229	3.5473	0.5547	2.3025	6.8741
	인구수	229	11.8267	1.0639	9.1136	13.9861
	제조업체 비중	229	0.1454	0.0985	0.0197	0.5074

주1: 임금, 1인당 지역내총생산, 인구수는 본 분석에서 사용된 로그를 취한 값으로 기술통계량을 나타냄

2) 지역 일자리 대체위험 지수와 지역 노동시장

본 절에서는 지역 일자리 대체위험 지수가 지역 노동시장에 미치는 영향을 전반적으로 살펴보고자 한다. 이를 위해 〈표 5〉와 같이 모형 1, 2, 3은 각각 중간일자리 비중, 임금, 실업률을 종속변수로 한 방정식을 수립하였다. 아울러 모형 1, 2, 3에 대해 Breusch-Pagan / Cook-Weisberg 테스트를 통해 이분산성을 검토하였다. 그 결과, 모든 모형에서 귀무가설(등분산)을 기각하지 않아, 유의미한 이분산성이 존재하지 않는 것으로 판단되었다. 따라

서, 회귀 분석에서 등분산성이 유지된다고 보고 robust 옵션을 사용하지 않았다. 한편, 회귀 분석에 앞서 다중공선성 및 분산팽창계수(Variance Inflation Factor, VIF)를 검토한 결과, 유의미한 문제는 발견되지 않았다. 즉, 각각의 변수들이 중복되지 않고 독립적인 구성 개념을 충실히 반영하고 있음을 확인하였다.

세부적인 분석 결과를 살펴보면, 먼저 모형 1의 수정 결정계수(adj. R^2)는 0.7209로 나타났다. 지역 일자리 대체위험 지수가 중간일자리 비중에 통계적으로 유의한 영향을 미치는 것으로 나타났다. 분석 결과에 따르면, 일자리 대체위험 수준이 높은 지역일수록 중간일자리 비중이 적다는 것을 알 수 있다. 이러한 결과는 반복 업무의 비중이 높은 지역일수록 중간 계층 일자리에서 고용이 감소한다는 Autor & Dorn(2013)과 김민영 외(2017)의 연구와 맥락을 같이한다. 다만, 본 연구는 기존 연구들이 주로 다루었던 기술 범위를 확장하여 생성형 인공지능과 로봇기술과 같은 신기술의 발전을 고려하였으며, 그 결과 현재 지역의 중간일자리가 대체되고 있음을 보여준다. 아울러, 이러한 대체 현상이 향후 더욱 가속화될 가능성이 있음을 시사한다.

다만, 이러한 결과를 해석하기 위해서는 본 분석에 포함된 중간일자리에 대체가능성이 높은 제조업 관련 직종과 단순 기능직, 노무직, 사무직이 상당수 포함되어 있다는 점을 염두에 둘 필요가 있다. 특히, 중간일자리에는 제조업 관련 직업들이 많이 포함되어 있으며, 이는 아래 <표 6>에서 정리한 바와 같이 구체적으로 확인할 수 있다. 예를 들어, 일자리 대체가능성이 중·상위(괄호로 표시)로 나타나는 ‘식품가공 관련 기능 종사자(상위)’, ‘섬유 및 가죽 관련 기능 종사자(상위)’, ‘전기·전자 부품 및 제품 조립원(상위)’, ‘용접원(상위)’, ‘제조 관련 단순 종사자(상위)’, ‘금속 공작 기계 조작원(상위)’ 등이 중간일자리에 포함되어 있다. 또한 ‘건설 관련 기능 종사자(중위)’, ‘하역 및 적재 단순 종사자(중위)’ 등과 같이 단순 기능직과 단순 노무직도 중간일자리에 다수 포함된 것을 파악할 수 있다. 그 밖에도 중간일자리에는 단순 사무직으로 구분할 수 있는 ‘방문 및 노점 판매 관련직(상위)’, ‘통신 관련 판매직(상위)’, ‘비서 및 사무 보조원(상위)’, ‘여행·안내 및 접수 사무원(상위)’, ‘고객 상담 및 기타 사무원(상위)’, ‘회계 및 경리 사무원(상위)’ 등까지 포함된다.

이를 종합해보면, Autor & Handel(2013)이 나눈 추상(Abstract), 반복(Routine), 육체(Manual) 가운데¹⁸⁾ 인지적·육체적 반복 과업과 비반복적 육체 과업이 중간일자리의 주요 직무임을 알 수 있다. 즉, 기존의 기술 발전으로 인해 이미 육체적 반복 과업이 대체되었을

18) Autor & Handel(2013)은 추상, 반복, 육체의 세 가지 주요 차원에 초점을 맞추었다. 추상적 과업(Abstract)은 추상적 문제 해결과 창의적, 조직적, 관리적 업무를 포함하며, 반복적 과업(Routine)은 명확한 절차를 따르는 반복적이고 코드화가 가능한 인지적 및 육체적 작업을 의미한다. 마지막으로, 육체적 과업(Manual)은 신체적 적응성을 요구하는 비반복적 육체 업무를 뜻한다.

뿐만 아니라, 생성형 인공지능과 로봇이 점차 다양한 산업군에 확산됨에 따라 반복적인 인지 과업과 비반복적인 육체 과업까지 상당 부분 대체되고 있음을 의미한다. 이와 관련하여서, Frey & Osborne(2013, 2017)은 이미 기술 발전으로 컴퓨터화가 비반복적 작업 영역으로 확장되고 있다고 설명한 바 있다. 특히, 이들은 로봇공학이 머신러닝 기술을 직접 활용하여 점점 더 많은 비반복 육체 과업의 컴퓨터화를 촉진하고 있다고 언급하였다. 구체적으로, 지난 몇십 년간 산업용 로봇은 제조업에서 대부분 근로자가 수행하던 반복적인 작업을 대체해 왔으나, 기술 발전으로 인해 향상된 센서와 조작기를 탑재한 로봇들이 비반복적인 육체적 과업도 수행할 수 있게 되었다.

한편, 모형 2를 살펴보면, 지역 일자리 대체위협 지수가 임금에는 유의미한 영향을 미치지 않는 것으로 나타났다. 지역 일자리 대체위협 지수가 임금을 유의미한 영향을 미치지 않는 이유로는 두 가지를 들 수 있다. 첫 번째로, 인공지능을 포함한 신기술과 임금 간의 관계가 여전히 명확히 규명되지 않았다는 점이다. 실제로 선행연구에 따르면, 전병유 외(2022)와 Acemoglu et al.(2022), 그리고 Albanesi et al.(2023)의 연구는 인공지능이 임금 상승에 유의미한 영향을 미치지 않았다고 보고하였다. 반면, Felten et al.(2019)은 인공지능이 임금 보상과 연계될 수 있다고 제시하였다. 이러한 연구 결과를 종합하면, 인공지능 기술이 임금에 미치는 영향은 아직 불분명하며, 이를 해석하는 데 있어 일정한 한계가 존재하는 것으로 보인다.

두 번째로, 대부분의 선행연구가 개인수준에서 수행된 분석 결과와 마찬가지로, 자동화의 영향은 지역 단위의 고용보다는 개별 근로자의 임금이 더욱 직접적으로 작용할 가능성이 높다. 예를 들어, 김영민 외(2017)의 연구는 반복 업무의 비중이 높은 직무일수록 시간당 임금이 낮아지는 경향이 있다고 보고하였다. 개인수준에서는 자동화 기술의 도입이 특정 직무의 자동화 가능성에 따라 직무 자체의 임금 수준에 직접적인 영향을 미칠 수 있다. 반면, 지역 단위의 분석에서는 특정 직무의 변화가 집계 과정에서 희석될 수 있고, 다양한 직종의 고용 변화가 종합적으로 반영되기 때문에 특정 직무의 임금 변화가 지역 평균 임금에 미치는 영향이 상대적으로 작게 나타날 수 있다. 예를 들어, 자동화와 인공지능으로 인해 특정 직무의 수요가 감소하더라도, 고임금 직종의 고용 증가로 인해 평균 임금에는 큰 영향을 미치지 않을 수 있다. 이러한 이유로, 자동화의 지역 단위 임금에 대한 영향은 명확히 드러나지 않을 가능성이 있다.

한편, 지역수준의 실업률이나 고용 구조는 이러한 변화에 민감하게 반응할 수 있다. 본 연구의 분석 결과에 따르면, 모형 3에서는 지역 일자리 대체위협 지수가 실업률에 유의미한 영향을 미치는 것으로 나타났다. 구체적으로, 모형 3의 수정 결정계수(adj. R^2)는 0.7869로

나타났으며, 일자리 대체위협 지수 수준이 높은 지역일수록 실업률이 높은 것으로 밝혀졌다. 이는 인공지능과 로봇기술로 인한 기술 발전이 실질적으로 지역 경제와 고용 시장에도 중요한 영향을 미치고 있음을 보여준다. 더욱이, 이러한 분석 결과는 지역의 자동화 수준이 높은 지역일수록 지역의 취업자 규모와 증가율이 감소한다고 보고한 홍사흠 외(2022)의 결과와도 유사한 경향을 보였다.

〈표 5〉 지역 노동시장 영향 분석

변수	모형 1: 중간일자리 비중	모형 2: 임금	모형 3: 실업률
지역 일자리 대체위협 지수	-0.3583* (0.1997)	0.0791 (0.1334)	13.3361** (5.4372)
1인당 지역내총생산	-0.0058 (0.0039)		0.1382 (0.1078)
실업률	0.0059** (0.0025)	-0.0004 (0.0016)	
성비(남성)	-0.0012*** (0.0001)	0.0011*** (0.00009)	0.0010 (0.0042)
연령	-0.0120*** (0.0019)	-0.0055*** (0.0013)	-0.1571*** (0.0538)
교육수준	-0.5627*** (0.0382)	0.5215*** (0.0236)	0.4725 (1.0560)
장기근속 취업자 비중	0.2450** (0.1139)	0.2128*** (0.0742)	0.0674 (3.1475)
인구수	-0.0057 (0.0037)	-0.0002 (0.0024)	0.6016*** (0.0931)
제조업체 비중	0.0342 (0.0238)	0.0623*** (0.0155)	0.0296 (0.6598)
상수	1.5792*** (0.1512)	8.0445*** (0.1010)	-5.5517 (4.1585)
시도 단위 고정효과	0	0	0
R^2	0.7515	0.9472	0.8093
adj. R^2	0.7209	0.9410	0.7869
F	24.55***	152.61***	36.08***
N	229	229	229

주1: 괄호 안은 표준오차를 의미함

주2: *p<0.1, **p<0.05, ***p<0.01

이처럼 인공지능과 로봇기술과 같은 신기술의 발전에 따른 고용 구조의 변화는 여러 배경에 의해 이루어질 수 있다. 첫 번째로, 자동화에 따른 일자리 감소가 즉각적으로 신규 고용으로 전환되지 않을 경우, 특정 지역에서는 실업률이 상승할 가능성이 높아진다. 인공지능이나 로봇기술의 발전으로 인한 직무 대체가 발생하더라도, 기존의 근로자가 신규 직무로 즉각 전환되지 않는 경우가 많다. 이는 직종 전환에 재교육, 직업 훈련, 지역 내 일자리 매칭 과정 등이 필요하기 때문에 상당한 시간이 소요되기 때문이다. 이러한 과정으로 인해 특정 시점에서는 지역 내 실업률이 단기적으로 상승할 가능성이 높아진다. 두 번째로, 인공지능이나 로봇기술의 영향이 특정 산업이나 직종에 집중될 경우, 해당 산업에 종사하던 인력의 재배치 속도에 따라 지역 실업률이 증가할 수 있다. 예를 들어, 제조업이나 관광업과 같이 인공지능이나 로봇기술의 영향을 크게 받는 산업이 지역 경제의 주요 고용처인 경우, 이러한 변화는 지역 실업률에 빠르게 반영될 수 있다. 이는 특정 지역의 산업 쇠퇴가 해당 지역의 고용 시장에 직접적인 충격을 주기 때문으로, 실업률이 빠르게 상승할 가능성이 높아진다. 이를 종합해보면, 인공지능과 로봇기술로 인한 고용 구조 변화가 지역수준의 고용 불안정성을 심화시킬 수 있음을 뒷받침하고 있다.

결론적으로, 지금까지의 분석 결과를 종합하면 다음의 세 가지 핵심 사항으로 요약할 수 있다. 첫째, 최근 인공지능과 로봇기술로 인한 지역 중간일자리 감소는 지역 경제와 노동시장에 심각한 영향을 미칠 수 있다. 특히, 중간일자리에는 괜찮은 수준의 임금을 제공하므로 지역 경제와 고용 시장에서 중요한 역할을 한다. 그러므로 중간일자리 감소는 고용 불안정 심화와 소득불평등 문제로 이어질 수 있다. 따라서, 이를 해결하기 위해 노동시장에서 일자리 양극화 문제를 해결하기 위한 적극적인 정책적 노력이 요구된다. 둘째, 도시가 클수록 <표 6>에 포함된 직업군처럼 대체가능성이 높은 제조업 관련 직종 및 단순 직종(기능직, 노무직, 사무직)이 많을 가능성이 크다. 그렇기 때문에, 인공지능과 로봇기술의 발전으로 인해 일자리 위협이 커질수록 산업과 일자리의 다양성이 높지 않은 중소도시에서 그 위협이 더욱 심각해질 수 있다.¹⁹⁾ 따라서, 이러한 결과를 토대로 도시 차원에서 이와 같은 일자리 문제의 심각성을 인식하고 대처할 수 있는 정책적 노력이 필요하다. 셋째, 지역 일자리 대체위협 수준이 실제로 지역 실업률에도 영향을 미친다는 점에서, 지역 차원에서 기술 발전이 고용 시장에 미치는 영향을 이해하고 이에 대응하는 정책적 노력을 기울여야 한다.

19) 서울과 같이 산업과 일자리 다양성을 갖춘 대도시들은 이러한 문제에서 상대적으로 자유롭다.

〈표 6〉 일자리 대체가능성 상·중·하위에 따른 중간일자리 직업 구분(N=71)

일자리 대체가능성 수준	직업명
상위(33개)	식품가공 관련 기능 종사자, 세탁 관련 기계 조작원, 방문 및 노점 판매 관련직, 통신 관련 판매직, 직물·신발 관련 기계 조작원 및 조립원, 비서 및 사무 보조원, 섬유 및 가죽 관련 기능 종사자, 여가 서비스 종사자, 전기·전자 부품 및 제품 조립원, 판매 관련 단순 종사자, 조리사, 재활용 처리 및 소각로 조작원, 식음료 서비스 종사자, 용접원, 여행·안내 및 접수 사무원, 배달원, 기타 식품가공 관련 기계 조작원, 식품가공 관련 기계 조작원, 건축 마감 관련 기능 종사자, 고객 상담 및 기타 사무원, 회계 및 경리 사무원, 매장 판매 종사자, 냉난방 관련 설비 조작원, 제조 관련 단순 종사자, 목재 및 종이 관련 기계 조작원, 축산 및 사육 관련 종사자, 기타 돌봄·보건 및 개인 생활 서비스 종사자, 건설 및 채굴기계 운전원, 의복 제조 관련 기능 종사자, 자동차 운전원, 기타 기계 조작원, 금속 공작 기계 조작원, 건설 및 광업 단순 종사자
중위(30개)	계기·자판기 및 주차 관리 종사자, 원예 및 조경 종사자, 선박 승무원 및 관련 종사자, 제관원 및 판금원, 상품 대여 종사자, 운송 서비스 종사자, 공예 및 귀금속 세공원, 섬유 제조 및 가공기계 조작원, 학예사·사서 및 기록물 관리사, 금속기계 부품 조립원, 어업 관련 종사자, 작물 재배 종사자, 건설 관련 기능 종사자, 목재·가구·악기 및 간판 관련 기능 종사자, 인쇄 및 사진 현상 관련 기계 조작원, 기타 기능 관련 종사자, 경호 및 보안 관련 종사자, 문화·예술 관련 기획자 및 매니저, 배관공, 시각 및 공연 예술가, 기타 교육 전문가, 화학·고무 및 플라스틱 제품 생산기 조작원, 유치원 교사, 디자이너, 하역 및 적재 단순 종사자, 자동차 정비원, 문리·기술 및 예능 강사, 스포츠 및 레크리에이션 관련 전문가, 보건 의료 관련 종사자, 전기 및 전자설비 조작원
하위(8개)	정보 통신기기 설치 및 수리원, 방송·통신장비 관련 설치 및 수리원, 건설구조 관련 기능 종사자, 기타 공학 전문가 및 관련 종사자, 치료·재활사 및 의료기사, 종교 관련 종사자, 혼례 및 장례 종사자, 영양사

VI. 결론

최근까지 루틴화가능성 지수와 인공지능 노출 지수를 바탕으로 노동시장의 일자리, 임금 등의 관계를 규명하려는 시도가 다수 이루어져 왔다. 그러나 최근 주목받고 있는 인공지능과 로봇기술의 노동시장에 대한 복합적인 영향을 반영하여 우리나라의 지역수준에서 일자리 대체가능성을 집중적으로 분석한 연구는 상대적으로 미비했다.

지역마다 주력 산업과 경제 활동이 다르기 때문에 지역수준에서 일자리 대체가능성을 파악하는 것은 매우 중요하다. 특히, 일자리 대체가능성은 지역별로 차이가 나기 때문에 이러한 변화를 분석하면 고용 감소로 인한 사회적 불균형과 격차를 예측하고 경제 안정성을 유지하는 데 큰 도움이 된다.

본 연구에서는 이러한 연구의 필요성을 바탕으로 최근 인공지능과 로봇기술을 종합한 구

교준 외(2024)의 직종별 일자리 대체가능성 지수를 활용하여 ‘지역 일자리 대체위협 지수’를 산출하였다. 이후엔 지역 일자리 대체위협 지수를 바탕으로 최근 5년간 광역시도별 노동시장을 분석하고, 해당 지수가 지역의 중간일자리 비중, 임금, 실업률과 같은 전반적인 노동시장에 미치는 영향을 종합적으로 검토하였다.

첫 번째 주요 분석인 최근 지역 일자리 대체위협 지수에 따르면 인공지능이나 로봇기술이 노동시장에 미치는 영향이 ‘강원, 제주, 경북, 인천, 부산’에서 상대적으로 큰 것으로 나타났다. 이런 분석 결과를 바탕으로, 인공지능과 로봇기술로 인한 일자리 대체 위험이 큰 지역의 특성을 다음 세 가지로 요약할 수 있다.

첫째, 철강, 자동차, 조선 등 전통 제조업에서 로봇기술의 도입이 빠르게 증가하면서, 이러한 산업이 특화된 지역에서는 일자리 대체위협이 특히 크게 나타난다. 예를 들어, 철강과 자동차 산업이 중심을 이루는 경북과 울산은 로봇기술이 생산 공정에 광범위하게 활용되면서 기존 노동 구조에 큰 변화를 겪고 있다. 이러한 변화는 자동 용접, 조립, 품질 검사와 같은 공정에서 기존 노동자의 역할이 축소되고, 기술 숙련 노동자 및 로봇 운영·유지보수 전문가에 대한 수요가 증가하는 형태로 나타난다. 따라서, 경북과 울산에서는 기술 변화에 대응하여 기존 산업의 경쟁력을 유지하면서 노동시장에 미치는 부정적 영향을 최소화하기 위한 체계적인 정책적 접근이 필요하다. 이는 인공지능 시대에 우리나라와 같은 제조업 강국이 경쟁력을 유지하며 살아남기 위해 꼭 필요한 노력이다. 예를 들어, 로봇기술 도입으로 대체되는 단순 작업을 대신해 로봇 운영 및 유지보수와 같은 고부가가치 역할을 수행할 수 있도록 맞춤형 재교육 프로그램을 마련해야 한다. 구체적으로, 철강 산업에서는 품질 관리 업무를 담당하던 노동자가 데이터 분석 및 공정 관리 역량을 강화하여 스마트 제조 시스템 운영이나 자동화 설비 관리와 같은 첨단 직무로 전환할 수 있도록 지원하는 것을 고려할 수 있다. 또한, 자동차 산업의 경우, 자동화 설비 운영 기술과 데이터 기반 공정 관리 역량을 강화하는 교육 프로그램을 지역 산업의 특성에 맞춰 설계함으로써 노동자들이 변화하는 산업 환경에서 지속해서 경쟁력을 유지할 수 있도록 지원할 필요가 있다.

둘째, 단순 직종 종사자의 비중이 상대적으로 높은 지역일수록 일자리 대체위협 수준이 더욱 높아지는 경향이 확인된다. 강원, 인천, 부산의 경우, 단순 사무직, 기능직, 노무직 종사자가 지역 경제에서 큰 비중을 차지하며, 이러한 직종은 대체가능성이 높은 상위 직업군에 포함되는 경우가 많다. 따라서, 단순 직종이 집중된 지역은 향후 기술 발전으로 인한 일자리 대체위협에 더욱 취약할 것으로 예상된다. 이와 같은 분석 결과는 강원, 인천, 부산과 같은 지역에서 노동자 보호와 고용 안정을 위한 보다 구체적이고 체계적인 정책 대응의 필요성을 시사한다. 구체적으로, 단순 직종의 대체가능성을 낮추거나 노동자들이 교육을 통해 상위

기술/역량 활용 직종으로 전환할 수 있도록 실질적인 직업 전환 지원 정책을 수립하는 것이 중요하다. 예를 들어, 단순 사무직은 문제 해결 능력, 의사소통 기술, 협업 역량을 개발하여 인공지능과 차별화된 경쟁력을 확보할 수 있다. 단순 기능직은 데이터 분석, IoT, 기계 유지 보수 등 첨단 기술을 학습하여 전문성을 강화할 수 있다. 단순 노무직은 안전 및 환경 관리와 같이 실질적 판단과 실행 능력이 요구되는 역량을 키울 수 있다. 이러한 기술과 역량의 업그레이드를 통해 대체가능성이 높은 하위 기술/역량 활용 직종에서 대체가능성이 상대적으로 낮은 상위 기술/역량 활용 직종으로 이동하는 ‘커리어 래더’를 제공할 수 있다.

셋째, 관광 산업 관련 직종이 집중된 제주와 강원 지역에서 일자리 대체위협이 특히 큰 것으로 나타났다. 이는 제주 지역에 관광 산업 연계 직종이 집중되어 있고, 이들 직업군의 상당수가 일자리 대체가능성이 높은 상위 30% 집단에 포함되어 있기 때문이다. 실제로 최근 관광 산업에서는 인공지능과 로봇기술이 빠르게 도입되며 기존 직무를 대체하는 사례가 증가하고 있다. 예를 들어, AI를 활용한 관광 정보 수집 및 맞춤형 추천, 로봇 관광 안내원, 키오스크를 통한 비대면 객실 체크인 및 서비스 제공, 방역 로봇, 바리스타 로봇, 그리고 AI 서빙 로봇과 같은 기술들이 관광업 전반에 확산되고 있다. 이러한 변화를 고려할 때, 향후 관광 산업에 연계된 일반적인 일자리 수는 상당히 감소할 것으로 예측된다. 따라서, 관광업 의존도가 높은 제주와 강원 지역에서는 인공지능 및 로봇기술로 인해 감소할 수 있는 일자리를 상쇄하고 지속 가능한 고용 환경을 조성하기 위해 서비스 모델 개발이 필요하다. 이를 위해 신기술을 활용한 직업 창출은 핵심적인 해결 방안이 될 수 있다. 예를 들어, 인공지능 기술을 활용해 관광·여가 데이터를 분석하고 맞춤형 서비스를 제공하는 데이터 분석 전문가, 관광지 의 첨단 시스템을 안정적으로 운영하는 로봇 유지관리 및 운영 전문가, 기술과 창의성을 결합해 차별화된 관광 경험을 설계하는 스마트 관광 기획자와 같은 새로운 직종의 육성이 대표적인 사례가 될 수 있다.

다음 두 번째 주요 분석으로는 지역 일자리 대체위협 지수가 중간일자리 비중, 임금, 실업률에 미치는 영향을 탐구하였다. 분석 결과에 따르면, 지역 일자리 대체위협 지수가 중간일자리 비중과 실업률에 통계적으로 유의미한 영향을 미치는 것으로 나타났다. 구체적으로는, 일자리 대체위협 수준이 높은 지역일수록, 중간일자리 비중이 적고, 실업률은 높은 것으로 확인되었다. 이러한 분석 결과는 최근의 인공지능 및 로봇기술 발전으로 인해 지역 내 중간일자리 비중이 이미 감소하고 있으며, 앞으로 그 속도가 더욱 빨라질 수 있음을 보여준다. 특히, 괜찮은 임금이 보장되는 중간일자리 비중의 감소는 지역 경제와 노동시장에 큰 타격을 줄 수 있어, 이에 대응하는 적극적인 정책 마련이 필요하다. 또한 산업 및 일자리의 다양성이 부족한 중소도시에서는 일자리 대체의 위협이 더욱 심화될 수 있으므로, 지역 특성을

반영한 정책적 대응과 교육 및 훈련 프로그램의 도입이 이루어져야 한다.

한편, 이러한 분석 결과를 바탕으로, 일자리 대체위험에 대응하기 위한 지역적 차원의 네 가지 정책적 노력이 다음과 같이 제시될 수 있다. 첫째, 각 지역의 특화 산업에 인공지능을 융합하여 새로운 일자리 창출을 도모해야 한다. 인공지능과 로봇기술은 사람의 일자리를 대체하기도 하지만, 어떻게 활용하고 적용하느냐에 따라 새로운 일자리 창출에도 기여할 수 있다. 앞서 철강이나 자동차 산업의 사례에서처럼, 제조업에 인공지능이 결합된 로봇을 도입하면 새로운 운영 및 유지보수 업무가 필수적으로 요구되며, 이는 관련 역량과 기술을 보유한 종사자들에게 새로운 일자리 창출의 기회를 제공할 수 있다. 특히, 단순 생산직이 집중된 지역에서도 스마트 생산 및 인프라 관리의 필요성이 증가함에 따라, 인공지능 기반의 새로운 분야에서 엔지니어, 인프라 관리 전문가, 통신 기술자와 같은 고부가가치 직업이 새롭게 등장할 가능성이 크다. 이러한 지역의 특화 산업과 인공지능의 융합을 통해 사라지는 일자리에 대응하는 동시에, 새로운 일자리를 창출하여 종사자들의 직업적 안정성을 보장할 수 있게 된다. 더불어 인공지능이 활용되는 일자리와 관련하여, 지역의 특성을 고려한 맞춤형 교육 프로그램을 통해 종사자들이 새로운 일자리에서 필요한 기술과 역량을 지속해서 습득할 수 있도록 교육 및 훈련을 제공해야 한다.

둘째, 일자리 대체위험 수준이 높은 철강, 자동차, 관광 산업 종사자와 부산, 인천, 강원에서 두드러진 단순 직종 종사자들을 대상으로 ‘커리어 래더(Career Ladder)’를 구축하여 지원하는 방안을 고려할 수 있다. 이는 앞서 설명한 바와 같이, 일자리 대체가능성이 높은 직종에 종사하는 노동자의 기존 직무에서 요구되었던 역량과 기술을 체계적으로 분석하고, 이를 바탕으로 대체가능성이 낮은 직무로의 전환을 유도하기 위한 전략을 의미한다. 이 전략은 기존 업무 경험을 활용하여 새로운 직종에서 빠르게 적응할 수 있도록 설계된 타겟팅된 직업교육 프로그램의 도입을 포함한다. 특히, 이러한 전환은 기존의 직무에서 활용되던 기본적인 기술과 경험을 기반으로 하며, 추가적인 교육과 훈련을 통해 새로운 직무로의 진입 장벽을 낮추는 데 중점을 둔다. 다만, 이러한 방안을 지역 수준에서 도입할 경우, 지역별 산업 특성에 따라 일자리 대체위험의 정도가 달라질 수 있으므로, 이를 반영한 맞춤형 정책 설계가 필요하다. 예를 들어, 제조업이 중심인 지역에서는 자동화로 인해 생산직 노동자의 대체 위험이 높을 수 있어 재훈련 및 직무 전환 지원이 중요하다. 반면, 서비스업 비중이 높은 지역에서는 디지털 기술 활용 능력을 강화하는 정책이 더욱 효과적일 수 있다.

셋째, 기술적 대체로 인해 실직 가능성이 높은 직종을 대상으로 고용보험 혜택을 확대하고 재취업 지원 프로그램을 강화하는 데 정책적 노력을 기울여야 한다. 이러한 정책은 단순히 실직으로 인한 경제적 충격을 완화하는 데 그치지 않고, 노동자들이 변화하는 기술 환경

에 효과적으로 적응하며 지속 가능한 직업 경로를 확보할 수 있도록 설계되어야 한다. 또한 재취업 지원 프로그램은 맞춤형 직업 훈련과 개별 경력 컨설팅을 통해 노동자들이 기존 역량을 강화하거나 새로운 기술을 습득하여 대체가능성이 낮은 직종으로 원활히 이동할 수 있도록 설계해야 한다. 예를 들어, 고용보험 혜택을 재교육 비용 지원과 연계하거나, 지역 산업의 특성을 반영한 특화 교육 프로그램을 제공함으로써, 노동자들이 변화하는 기술 수요에 부합하는 전문 기술직으로 전환할 기회를 확대하는 데 중점을 뒀다. 이러한 접근은 노동자의 생활 안정과 고용 시장의 구조적 전환을 동시에 달성하는 데 기여할 수 있을 것이다.

넷째, 지역수준에서 일자리 대체위협에 대응하기 위해, 지역 공동체와의 협력을 강화할 수 있다. 지방 정부, 지역 기업, 교육기관 등이 협력하여 지역의 일자리 대체위협 현안과 관련된 문제를 공동으로 해결하는 방안을 모색할 수 있다. 예를 들어, 협의체를 통해 정기적인 회의를 개최하고, 각 분야의 전문가들이 모여 지역의 노동시장 동향을 분석하며, 필요한 정책을 제안하고 실행할 수 있다. 또한 지역의 산업구조와 직종별 일자리 대체가능성을 고려하여 특화된 직업 훈련 센터를 운영할 수 있다.

한편, 본 연구는 중요한 시사점을 제시하면서도 몇 가지 한계점을 포함하고 있다. 먼저, 인공지능과 로봇기술의 발전이 지역 및 산업별로 도입되는 속도에 차이가 있음에도 불구하고, 이러한 차이가 지역 및 산업별 고용 구조 변화에 미치는 영향을 충분히 분석하지 못했다. 특히, 특정 산업군 간 고용 구조 변화 속도를 비교하여 기술 발전이 향후 지역과 산업별로 어떻게 상이한 영향을 미칠 수 있을지에 대한 심층적 논의가 부족하다. 이는 기술 발전이 지역적·산업적 불균형을 초래할 가능성을 예측하고 이에 대비하는 데 중요한 자료로 작용할 수 있다는 점에서, 추가적인 연구가 필요하다. 또한 중간일자리 감소는 기술 발전 외에도 정책 변화, 산업구조 재편, 노동시장 규제 등 다양한 요인과 연관될 수 있음에도 불구하고, 이러한 가능성은 충분히 다뤄지지 않았다. 이러한 요소들은 기술 발전과 상호작용하여 지역별 고용 구조에 복합적인 영향을 미칠 수 있기 때문에, 이들 요인에 대한 체계적인 분석이 추가적으로 요구된다. 아울러, 지역별 문화적·사회적 요인의 영향을 반영하지 못한 점도 본 연구의 한계로 지적될 수 있다. 예를 들어, 기술 수용성, 사회적 저항, 노동시장 규범, 정책적 환경 등은 기술 발전이 노동시장 변화에 미치는 속도와 강도를 결정하는 중요한 변수로 작용할 수 있다. 이러한 요인들은 지역의 특수성을 반영하는 핵심적인 요소로, 노동시장 변화에 대한 이해와 대응 방안 마련에 기여할 수 있다. 따라서, 지역적 특성과 문화적 요인이 노동시장 변화에 미치는 영향을 다각도로 검토하는 후속 연구가 필요하다. 이와 같은 다양한 요인을 종합적으로 분석함으로써, 기술 발전이 노동시장에 미치는 영향을 더욱 정교하게 이해하고, 지역 및 산업별로 차별화된 대응 방안을 도출할 수 있을 것이다.

그럼에도 불구하고, 본 연구에서는 지역별 일자리 대체위협 수준이 상이하며, 특히 각 지역의 주력 산업과 경제 활동에 따라 자동화 기술의 영향을 더 많이 받을 가능성이 큰 지역들이 있다는 사실을 확인하였다. 이와 같은 분석 결과는 기술 발전으로 인한 지역 간 차이를 이해하고, 고용 감소에 따른 사회적 불균형과 격차를 사전에 예측하며, 이를 완화하기 위한 정책 마련의 필요성을 시사한다. 따라서 본 연구의 함의는 향후 노동시장 변화에 대비하기 위한 중요한 기초 자료로 활용될 수 있을 것이다.

참고문헌

- 고용노동부. (2022). 「고용형태별근로실태조사 보고서 2021년판」.
- 구교준·김지원·최영빈·김규환·홍지은. (2024). 인공지능과 로봇기술의 노동시장 파급효과 분석을 위한 일자리 대체가능성 지수의 개발. 「행정논총」, 62(3): 37-74.
- 김단야. (2021). 산업구조 다양성이 지역의 실업률에 미치는 영향: 패널 고정효과모형을 활용하여. 「GRI 연구논총」, 23(2): 55-73.
- 김민영·임엽. (2020). 업무편향적 기술변화와 도시 규모에 따른 도시 간 고용 및 임금 격차. 「한국지역개발학회지」, 32(2): 5-27.
- 김민영·조민지·임엽. (2017). 자동화 기술의 발전이 지역노동시장 중간일자리 감소에 미치는 영향: 잠재성장모형의 적용. 「국토연구」, 93: 25-41.
- 김세움. (2015). 「기술진보에 따른 노동시장 변화와 대응」. 세종: 한국노동연구원.
- 김세움·고선·조영준. (2014). 「기술진보의 노동시장에 대한 동태적 영향」. 세종: 한국노동연구원.
- 김영민·양주영·조재한. (2017). 「노동시장 분석을 위한 반복업무지수 구축 방안 연구」. 세종: 산업연구원.
- 서진석·구교준. (2023). 혁신 클러스터 정책의 효과성 분석: 현실인가 신기루인가? 「한국행정연구」, 32(3): 135-165.
- 유진성. (2015). 「고학력 청년층 체감실업률 추정과 노동시장개혁의 필요성」. KERI Insight, 2015 (42): 1-24. 서울: 한국경제연구원.
- 이시균·정재현·김수현·홍현균·정순기·이진면·이용호·김재진·황규성·김은·홍성민·공정승·이혜연. (2017). 「기술혁신을 반영한 중장기 인력수요 전망 2016-2030」. 제9장 자동화가 일자리에 미치는 영향 분석: 기술혁신에 따른 일자리 대체 가능성. 충북: 한국고용정보원.
- 이현영·조성철·임엽. (2011). 일자리 수준의 숙련지표를 이용한 지역노동시장 인적자본 외부효과 분석. 「지역연구」, 27(4): 131-151.
- 인구조체조사표본_인구(인가용). (2020). [Data set]. <https://doi.org/10.23333/RN.50149701.V1.1>

- 임희정. (2015). 「중간일자리 변화의 특징과 시사점」. 경제주평. 15(29). 서울: 현대경제연구원.
- 전병유. (2007). 한국 노동시장의 양극화에 관한 연구: 중간일자리 및 중간임금계층을 중심으로. 「한국경제의 분석」, 13(2): 171-244.
- 전병유·김복순. (2005). 「노동시장의 양극화와 정책과제: 고용 양극화를 중심으로」. 노동리뷰(통권 제7호). 36-51. 세종: 한국노동연구원.
- 전병유·정준호·장지연. (2022). 인공지능(AI)의 고용과 임금 효과. 「경제연구」, 40(1): 133-156.
- 통계청. (2020). 「주택총조사 통계정보보고서」.
- 특허청. (2023.09.10.). 「10년간 3.4배 ‘쑥’...4차 산업혁명 기술이 ‘대세」」.
- 한지우·오삼일. (2023). 「AI와 노동시장 변화」. BOK 이슈노트. No.2023-30. 서울: 한국은행.
- 홍사흠·유현아·김명한. (2022). 「기술진보가 지역일자리에 미치는 영향: 대체될 것인가? 지속될 것인가?」. 세종: 국토연구원.
- Acemoglu, D., Autor, D., Hazell, J., & Restrepo, P. (2022). Artificial intelligence and jobs: Evidence from online vacancies. *Journal of Labor Economics*, 40(S1): S293-S340.
- Albanesi, S., Da Silva, A. D., Jimeno, J. F., Lamo, A., & Wabitsch, A. (2023). *New technologies and jobs in Europe*. NBER Working Paper No. 31357.
- Arntz, M., Gregory, T., & Zierahn, U. (2016). *The risk of automation for jobs in OECD countries: A comparative analysis*. OECD Social, Employment and Migration Working Papers, No. 189, OECD Publishing, Paris, <https://doi.org/10.1787/5jlz9h56dvq7-en>.
- Autor, D. H., & Dorn, D. (2013). The growth of low-skill service jobs and the polarization of the US labor market. *American Economic Review*, 103(5): 1553-1597.
- Autor, D. H., & Handel, M. J. (2013). Putting tasks to the test: Human capital, job tasks, and wages. *Journal of labor Economics*, 31(S1): S59-S96.
- 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.
- Dauth, W. (2014). *Job polarization on local labor markets*. IAB-Discussion Paper, No. 18/2014, Institut für Arbeitsmarkt- und Berufsforschung (IAB), Nürnberg.
- Felten, E. W., Raj, M., & Seamans, R. (2019). *The occupational impact of artificial intelligence: Labor, skills, and polarization*. New York NYU Stern School of Business. Available at SSRN: <https://ssrn.com/abstract=3368605>
- Frey, C. B., & Osborne, M. A. (2013). *The future of employment: How susceptible are jobs to computerisation?* Working Paper, Oxford Martin School, Programme on the Impacts of Future Technology, University of Oxford.
- _____. (2017). The future of employment: How susceptible are jobs to computerisation?. *Technological forecasting and social change*, 114: 254-280.
- Lee, J. (2020). *The labor market in South Korea, 2000-2018*. IZA World of Labor, ISSN 2054-9571,

Institute of Labor Economics (IZA), Bonn, <https://doi.org/10.15185/izawol.405.v2>

Maslej, N., Fattorini, L., Perrault, R., Parli, V., Reuel, A., Brynjolfsson, E., Etchemendy, J., Ligett, K., Lyons, T., Manyika, J., Niebles, J. C., Shoham, Y., Wald, R., & Clark, J. (2024). *The AI Index 2024 Annual Report*. AI Index Steering Committee, Institute for Human-Centered AI, Stanford University.

Webb, M. (2019). *The impact of artificial intelligence on the labor market*. Unpublished manuscript. Stanford Univ. CA. Available at SSRN: <https://ssrn.com/abstract=3482150>

Zhang, D., Maslej, N., Brynjolfsson, E., Etchemendy, J., Lyons, T., Ngo, H., Niebles, J. C., Sakhaee, E., Shoham, Y., Clark, J., & Perrault, R. (2022). *The AI Index 2022 Annual Report*. AI Index Steering Committee, Stanford Institute for Human-Centered AI, Stanford University.

〈신문 기사〉

이투데이. “한국도 AI發 해고 못 피한다 ...이통3사가 쫓힌 AICC가 촉진.”, 2024.01.12.

한겨레. “한국 자동차공장 로봇밀도 압도적 세계 1위.”, 2023.03.24.

한겨레. “‘인간형 로봇’이 BMW 자동차공장에 투입된다.”, 2024.02.02.

한국경제. “로봇에 진심인 포스코그룹...철강도, 2차전지도 로봇 없이 못 만든다.”, 2023.06.15.

한국경제. “‘AI 끝판왕’ 휴머노이드...인간처럼 ‘촉감’ 가진 로봇 5년내 나온다.”, 2024.05.20.

SBSBiz. “AI가 불러온 테크기업 차별화...비용 감축·경쟁 위해 해고는 ‘현재 진행형’.”, 2024.02.10.

〈부록 1〉 1:N 중복연결 예시

(단위: 명, %)

6차 코드	6차 직업명	7차 코드	7차 직업명	7차 종사자 수	중복 개수 (7차 기준)	7차 기준 종사자 수 (전국기준/비율)	최종 도출된 7차 종사자 수
222	정보시스템 개발 전문가	222	컴퓨터 시스템 및 소프트웨어 전문가	245,468	1	245,468 (70%)	179,531
		223	데이터 및 네트워크 관련 전문가	77,310	1	77,310 (22%)	56,543
		224	정보 시스템 및 웹 운영자	57,030	2	28,515 (8%)	20,855

자료: 인구주택총조사의 표본조사(2015년) 기반 저자 작성

〈부록 2〉 구교준 외(2024) 일자리 대체가능성 지수 및 고용형태별근로조사 중위임금에 따른
일자리 구분

직업 소분류 코드	직업명	구교준 외(2014) 일자리 대체가능성 지수	직종별 일자리 대체 가능성 상중하위	고용 형태별 근로조사 중위임금 기준 일자리 구분	월임금 총액 (천원)	비고
941	청소원 및 환경미화원	1	상위	하위	2,020	
952	음식 관련 단순 종사자	0.9738	상위	하위	2,037	
710	식품가공 관련 기능 종사자	0.9319	상위	중간	2,569	
823	세탁 관련 기계 조작원	0.9293	상위	중간	2,375	
999	기타 서비스 관련 단순 종사자	0.9227	상위	하위	1,908	
532	방문 및 노점 판매 관련직	0.9224	상위	중간	2,316	
422	미용 관련 서비스 종사자	0.9072	상위	하위	2,169	
942	건물 관리원 및 검표원	0.8820	상위	하위	2,261	
951	가사 및 육아 도우미	0.8799	상위	하위	1,407	
531	통신 관련 판매직	0.8722	상위	중간	2,500	
822	직물·신발 관련 기계 조작원 및 조립원	0.8679	상위	중간	2,979	
314	비서 및 사무 보조원	0.8602	상위	중간	2,705	
721	섬유 및 가죽 관련 기능 종사자	0.8602	상위	중간	2,521	
432	여가 서비스 종사자	0.8477	상위	중간	2,861	
863	전기·전자 부품 및 제품 제조 장치 조작원	0.8317	상위	상위	4,671	
864	전기·전자 부품 및 제품 조립원	0.8317	상위	중간	3,370	
953	판매 관련 단순 종사자	0.8091	상위	중간	2,393	
441	조리사	0.8082	상위	중간	2,345	

882	재활용 처리 및 소각로 조작용	0.8058	상위	중간	3,768	
442	식음료 서비스 종사자	0.8040	상위	중간	2,333	
743	용접원	0.8002	상위	중간	3,637	
392	여행·안내 및 접수 사무원	0.7992	상위	중간	2,646	
922	배달원	0.7910	상위	중간	2,801	
812	음료 제조 관련 기계 조작용	0.7898	상위	상위	4,936	
819	기타 식품가공 관련 기계 조작용	0.7898	상위	중간	3,426	
811	식품가공 관련 기계 조작용	0.7898	상위	중간	3,134	
783	건축 마감 관련 기능 종사자	0.7858	상위	중간	2,955	
399	고객 상담 및 기타 사무원	0.7677	상위	중간	2,950	
313	회계 및 경리 사무원	0.7675	상위	중간	3,389	
874	물품 이동 장비 조작용	0.7659	상위	상위	4,114	
521	매장 판매 종사자	0.7641	상위	중간	2,617	
854	운송차량 및 기계 관련 조립원	0.7543	상위	상위	4,704	
852	냉난방 관련 설비 조작용	0.7530	상위	중간	3,569	
930	제조 관련 단순 종사자	0.7530	상위	중간	2,613	
842	도장 및 도금기 조작용	0.7515	상위	상위	4,062	
891	목재 및 종이 관련 기계 조작용	0.7499	상위	중간	3,288	
613	축산 및 사육 관련 종사자	0.7418	상위	중간	2,857	중분류 값
312	경영 관련 사무원	0.7417	상위	상위	4,933	
429	기타 돌봄·보건 및 개인 생활 서비스 종사자	0.7393	상위	중간	2,477	
875	건설 및 채굴기계 운전원	0.7393	상위	중간	3,189	
722	의복 제조 관련 기능 종사자	0.7273	상위	중간	2,290	
873	자동차 운전원	0.7243	상위	중간	2,954	
899	기타 기계 조작용	0.7206	상위	중간	2,908	
851	금속 공작 기계 조작용	0.7146	상위	중간	3,552	
910	건설 및 광업 단순 종사자	0.7112	상위	중간	2,892	
320	금융 사무 종사자	0.7088	상위	상위	6,006	
311	행정 사무원	0.7043	중위	상위	5,013	
992	계기·자판기 및 주차 관리 종사자	0.7015	중위	중간	2,512	
612	원예 및 조경 종사자	0.6929	중위	중간	2,857	중분류 값
876	선박 승무원 및 관련 종사자	0.6909	중위	중간	3,262	
281	작가 및 언론 관련 전문가	0.6904	중위	상위	4,058	
742	제관원 및 판금원	0.6877	중위	중간	3,762	
522	상품 대여 종사자	0.6866	중위	중간	2,740	
431	운송 서비스 종사자	0.6862	중위	중간	3,457	
791	공예 및 귀금속 세공원	0.6831	중위	중간	2,355	

821	섬유 제조 및 가공기계 조작원	0.6784	중위	중간	3,408	
282	학예사·사서 및 기록물 관리사	0.6771	중위	중간	3,503	
283	연극·영화 및 영상 전문가	0.6739	중위	상위	4,109	
855	금속기계 부품 조립원	0.6727	중위	중간	3,154	
741	금형·주조 및 단조원	0.6697	중위	상위	4,228	
630	어업 관련 종사자	0.6663	중위	중간	2,550	중분류 값
991	농림·어업 관련 단순 종사자	0.6663	중위	하위	2,072	
841	주조 및 금속가공 관련 기계 조작원	0.6636	중위	상위	4,765	
611	작물 재배 종사자	0.6633	중위	중간	2,857	중분류 값
620	임업 관련 종사자	0.6624	중위	하위	1,830	중분류 값
782	건설 관련 기능 종사자	0.6542	중위	중간	3,200	
730	목재·가구·악기 및 간판 관련 기능 종사자	0.6346	중위	중간	3,029	
330	법률 및 감사 사무 종사자	0.6289	중위	상위	5,071	
892	인쇄 및 사진 현상 관련 기계 조작원	0.6284	중위	중간	3,407	
761	전기·전자기기 설치 및 수리원	0.6279	중위	상위	3,944	
510	영업 종사자	0.6278	중위	상위	4,424	
139	기타 전문 서비스 관리자	0.6264	중위	상위	11,419	중분류 값
799	기타 기능 관련 종사자	0.6228	중위	중간	2,925	
412	경호 및 보안 관련 종사자	0.6223	중위	중간	3,588	
274	감정·기술 영업 및 중개 관련 종사자	0.6159	중위	상위	5,396	
872	철도운송 관련 종사자	0.6120	중위	상위	5,380	
134	문화·예술 관련 관리자	0.6047	중위	상위	11,419	중분류 값
288	문화·예술 관련 기획자 및 매니저	0.6047	중위	중간	3,462	
843	비금속제품 생산기 조작원	0.6027	중위	상위	4,240	
391	통계 관련 사무원	0.6012	중위	상위	4,669	
261	법률 전문가	0.5956	중위	상위	8,649	
792	배관공	0.5950	중위	중간	3,652	
284	시각 및 공연 예술가	0.5869	중위	중간	3,029	
259	기타 교육 전문가	0.5815	중위	중간	2,940	
832	화학·고무 및 플라스틱 제품 생산기 조작원	0.5809	중위	중간	3,766	
273	상품 기획·홍보 및 조사 전문가	0.5798	중위	상위	5,139	
784	채굴 및 토목 관련 기능 종사자	0.5729	중위	상위	4,255	
272	금융 및 보험 전문가	0.5712	중위	상위	8,963	
253	유치원 교사	0.5619	중위	중간	2,336	
285	디자이너	0.5530	중위	중간	3,787	
921	하역 및 적재 단순 종사자	0.5411	중위	중간	3,339	
271	인사 및 경영 전문가	0.5400	중위	상위	7,695	

159	기타 판매 및 고객 서비스 관리자	0.5279	중위	상위	11,429	중분류 값
751	자동차 정비원	0.5243	중위	중간	3,666	
861	발전 및 배전장치 조작원	0.5139	중위	상위	6,687	
753	기계장비 설치 및 정비원	0.5112	중위	상위	4,784	
881	상하수도 처리 장치 조작원	0.5048	중위	상위	4,171	
212	인문 및 사회과학 전문가	0.5014	중위	상위	5,019	
153	환경·청소 및 경비 관련 관리자	0.5009	중위	상위	11,429	중분류 값
254	문리·기술 및 예능 강사	0.5007	중위	중간	2,432	
286	스포츠 및 레크리에이션 관련 전문가	0.4968	중위	중간	2,746	
234	전기·전자공학 기술자 및 시험원	0.4958	중위	상위	6,931	
831	석유 및 화학물 가공 장치 조작원	0.4914	중위	상위	6,302	
246	보건 의료 관련 종사자	0.4908	중위	중간	2,565	
871	철도 및 전동차 기관사	0.4659	중위	상위	6,570	
223	데이터 및 네트워크 관련 전문가	0.4649	중위	상위	5,680	
247	사회복지 관련 종사자	0.4640	중위	하위	2,265	
862	전기 및 전자설비 조작원	0.4626	중위	중간	3,785	
231	건축·토목 공학 기술자 및 시험원	0.4618	하위	상위	4,319	
222	컴퓨터 시스템 및 소프트웨어 전문가	0.4585	하위	상위	5,350	
251	대학교수 및 강사	0.4574	하위	상위	4,194	
752	운송장비 정비원	0.4552	하위	상위	4,878	
252	학교 교사	0.4538	하위	상위	5,154	
771	정보 통신기기 설치 및 수리원	0.4526	하위	중간	3,116	
772	방송·통신장비 관련 설치 및 수리원	0.4518	하위	중간	3,580	
221	컴퓨터 하드웨어 및 통신공학 전문가	0.4517	하위	상위	6,120	
853	자동 조립라인 및 산업용로봇 조작원	0.4516	하위	상위	4,386	
213	생명 및 자연과학 관련 시험원	0.4501	하위	상위	3,862	
224	정보 시스템 및 웹 운영자	0.4481	하위	상위	4,950	
781	건설구조 관련 기능 종사자	0.4379	하위	중간	3,291	
225	통신 방송 송출 장비 기사	0.4353	하위	상위	5,584	
239	기타 공학 전문가 및 관련 종사자	0.4211	하위	중간	3,750	
132	보험 및 금융 관리자	0.4177	하위	상위	11,419	중분류 값
151	판매 및 운송 관리자	0.4144	하위	상위	11,429	중분류 값
236	소방·방재 기술자 및 안전 관리원	0.4115	하위	상위	4,803	
245	치료·재활사 및 의료기사	0.4112	하위	중간	3,385	
262	행정 전문가	0.4043	하위	상위	8,649	중분류 값
287	식문화 관련 전문가	0.3940	하위	상위	4,355	
411	경찰·소방 및 교도 관련 종사자	0.3887	하위	상위	4,384	

121	행정 및 경영 지원 관리자	0.3840	하위	상위	14,243	중분류 값
248	종교 관련 종사자	0.3831	하위	중간	2,489	
423	훈례 및 장례 종사자	0.3811	하위	중간	3,222	
122	마케팅 및 광고·홍보 관리자	0.3806	하위	상위	14,243	중분류 값
152	고객 서비스 관리자	0.3780	하위	상위	11,429	중분류 값
762	전기공	0.3770	하위	상위	3,821	
233	금속·재료 공학 기술자 및 시험원	0.3690	하위	상위	5,596	
211	생명 및 자연과학 관련 전문가	0.3681	하위	상위	5,041	
141	건설·전기 및 생산 관련 관리자	0.3610	하위	상위	10,540	중분류 값
421	돌봄 및 보건 서비스 종사자	0.3553	하위	하위	1,558	
135	정보 통신 관련 관리자	0.3327	하위	상위	11,419	중분류 값
235	기계·로봇공학 기술자 및 시험원	0.3240	하위	상위	6,050	
149	기타 건설·전기 및 생산 관련 관리자	0.3227	하위	상위	10,540	중분류 값
237	환경공학·가스·에너지 기술자 및 시험원	0.3204	하위	상위	4,509	
232	화학공학 기술자 및 시험원	0.3173	하위	상위	5,421	
244	영양사	0.3108	하위	중간	2,707	
242	약사 및 한약사	0.3020	하위	상위	4,867	
241	의료 진료 전문가	0.2933	하위	상위	12,392	
133	보건 및 사회복지 관련 관리자	0.2904	하위	상위	11,419	중분류 값
131	연구·교육 및 법률 관련 관리자	0.2883	하위	상위	11,419	중분류 값
238	항공기·선박 기관사 및 관제사	0.2708	하위	상위	6,220	
243	간호사	0.2205	하위	상위	4,110	
112	기업 고위임원	0	하위	상위	24,508	중분류 값
111	의회 의원·고위 공무원 및 공공단체 임원	0	하위	상위	24,508	중분류 값

출처: 구교준 외(2024) 일자리 대체가능성 지수 및 고용형태별근로조사 소분류 월임금총액 기반 저자 일자리 구분
주: 본 연구에서는 고용형태별근로조사 임금구조 부문(2022)의 중위임금을 기준으로 일자리를 하위, 중간, 상위로 구분하며, 지역 노동시장 영향 분석에는 중간일자리의 비중을 활용함

ABSTRACT

AI and Regional Labor Market Impacts: An Empirical Analysis Based on the Regional AI Job Replacement Index

Jiwon Kim, Yeongbin Choi, Jieun Hong & Jun Koo

The rapid advancement of artificial intelligence (AI) and robotics, which are key drivers of the Fourth Industrial Revolution, has raised growing concerns about their impact on the labor market. While numerous studies have examined the implications of these technologies, significant gaps remain in understanding their effects at the regional level. To address this gap, this study constructs a Regional AI Job Replacement Index by integrating the AI Job Replacement Index developed by Koo et al. (2024) with occupational employment shares derived from the Population and Housing Census conducted by Statistics Korea. Two key analyses are performed using this index.

First, the Regional AI Job Replacement Index indicates that, as of 2020, the impact of AI and robotics on regional labor markets has been particularly pronounced in Gangwon, Jeju, Gyeongbuk, Incheon, and Busan. The increasing adoption of robotic technologies in key industries, such as steel and automotive manufacturing, has heightened the risk of job displacement, particularly in regions with a high concentration of workers in these sectors or a significant share of routine-based occupations.

Second, while the Regional AI Job Replacement Index does not show a significant effect on regional wage levels, it demonstrates a meaningful impact on the share of middle-class jobs and the unemployment rate. Specifically, regions with higher Regional AI Job Replacement Index scores tend to have a lower proportion of middle-class jobs and higher unemployment rates. This suggests that middle-class jobs are already being displaced by AI and robotics at the regional level, with the potential for this trend to accelerate in the future.

Based on these results, this study emphasizes the importance of thoroughly understanding the impact of technological advancements on the labor market at the regional level and underscores the necessity of policy efforts to effectively respond to these changes.

【Keywords: artificial intelligence, fourth industrial revolution, regional AI job replacement index, regional labor market, job】