

인공지능과 로봇기술의 노동시장 파급효과 분석을 위한 일자리 대체가능성 지수의 개발*

구교준**

김지원***

최영빈****

김규환*****

홍지은*****

〈目 次〉

I. 서론	프로파일 분석
II. 이론적 배경	VI. 일자리 대체가능성 지수로 본 우리나라 노동시장
III. 일자리 대체가능성 지수의 개발	VII. 결론 및 함의
IV. 도출된 일자리 대체가능성 지수 분석	
V. 일자리 대체가능성에 따른 직업 잠재	

〈요 약〉

인공지능과 4차 산업혁명으로 인해 일자리가 크게 영향을 받을 것으로 전망된다. 특히 인공지능과 4차 산업혁명은 인지적, 비반복적 업무까지 자동화하고 있다는 점에서 구분된다. 그러한 사실에도 불구하고, 기존의 연구들은 대부분 비인지적, 반복적 업무가 루틴화를 통해 대체되었다는 사실을 주목하여 밝히고 있다. 본 연구에서는 이러한 선행연구의 한계를 극복하기 위해, 인공지능과 로봇기술이 함께 작용하는 미래 노동시장의 변화를 보다 종합적으로 분석하고자 하였다. 이를 위해 직무 수행에 필요한 기술과 역량 수준을 제시하는 미국의 ONET 데이터와 인공지능과 로봇 기술이 해당 기술과 역량을 얼마나 대체할 수 있을지에 대한 전문가 설문 평가를 바탕으로 직종별

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

** 제1저자, 교신저자, 고려대학교 행정학과 교수(jkoo@korea.ac.kr)

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

**** 고려대학교 행정학과 석사졸업(dudqlsrnal@korea.ac.kr)

***** 서울지역 인적자원개발위원회 책임연구원(kgyuh@korcham.net)

***** 고려대학교 미래성장연구원 연구교수(gracias_@korea.ac.kr)

논문접수일(2024.5.9), 수정일(2024.7.11), 게재확정일(2024.7.22)

일자리 대체가능성 지수를 도출하였다. 그리고 이를 바탕으로 우리나라 노동시장의 변화와 현황, 그리고 향후 예상되는 파급효과 등을 분석하였다. 분석 결과, 우리나라 노동시장의 절반 이상의 일자리가 심각한 대체 위협에 직면해 있으며, 지난 10년간 대체 수준이 높은 일자리의 비중이 감소하는 추세인 것으로 확인되었다. 반면, 대체가 어려운 일자리의 경우 노동시장의 비중은 가장 적지만, 점차 증가하는 경향을 보였다. 이러한 분석 결과는 직종 간 노동시장의 수급 불균형을 해소하고, 직업 간 전환을 용이하게 하는 제도의 강화와 같은 정책적 노력의 중요성을 시사하였다.

【주제어: 인공지능, 4차 산업혁명, 일자리 대체가능성 지수】

I. 서론

ChatGPT와 같은 인공지능의 등장으로 앞으로 인류의 삶에 많은 변화가 예상된다. 그중 가장 중요한 것이 일자리 변화인데, 많은 일자리가 생성형 인공지능과 인공지능에 기반한 다양한 기술에 의해 대체될 것으로 예상할 수 있고 몇몇 기존 연구들은 현재 일자리의 절반 정도가 인공지능과 인공지능 기반 기술의 등장으로 심각한 영향을 받을 것이라고 예측하고 있다(Frey & Osborne, 2013, 2017). 실제로 미국의 대표적인 투자은행인 골드만삭스는 2017년에 600명에 달하던 주식 트레이더를 모두 해고하고 2명의 컴퓨터 엔지니어를 중심으로 한 인공지능 투자 시스템을 구축하였는데, 이러한 사례는 인공지능과 관련 기술의 발전으로 가까운 미래에 우리 사회에 펼쳐질 급진적인 변화의 단면을 잘 보여준다(조선비즈, 2017.2.22).

이와 같이 인공지능과 4차 산업혁명이 가져올 미래는 지금까지 인류가 경험해 보지 못한 노동시장의 급격한 변화를 의미한다. 20세기를 지배한 자동화된 대량생산 기술은 블루컬러의 저숙련 생산직 일자리를 대체하는 역할을 했지만, 인공지능으로 대표되는 미래의 4차 산업혁명 시대에는 저숙련 일자리뿐 아니라 화이트컬러의 고숙련 일자리도 안전하지 않을 수 있기 때문이다. 최근 연구에서 Webb(2019)은 인공지능 관련 특허와 직종별 직무 간의 비교 분석을 통해 인공지능 기술이 기존의 자동화 기술과는 달리 고숙련 일자리에까지 많은 영향을 끼칠 수 있음을 보여주었다. 또한 최근 한국은행 조사국의 분석에서도 고소득, 고학력 근로자의 일자리가 인공지능 기술에 더 많이 노출되어 있고 인공지능에 대한 노출 정도가 높을수록 향후 고용 감소의 가능성이 높을 것이라고 예상하고 있다(한지우·오삼일, 2023).

한편 기술이 노동시장에 미치는 영향에 대한 대부분의 기존 연구는 해당 일자리의 핵심 직무가 얼마나 루틴화가 가능한지 평가하는 루틴화가능성 개념을 기반으로 이루어졌다. 예를 들어 Autor, Levy, & Murnane(2003)은 일의 성격이 반복적인지 인지적인지에 따른 스펙

트럼을 기준으로 업무 유형을 4가지로 구분하고 1980년을 기점으로 반복적인 업무 성격을 가진 일자리는 자동화를 통해 상당수 대체되었음을 보여주었다. 비슷한 맥락에서 Autor & Dorn(2013)의 연구에서도 자동화 기술과 소프트웨어가 해당 일자리를 대체할 가능성을 평가하는 루틴화가능성 지수를 개발하여 IT 기술에 의해 저숙련 인력이 루틴화가능성이 높은 직종에서 낮은 직종으로 재배분되고 있음을 보여주었다. 우리나라에서도 루틴화가능성 지수를 활용하여 김세음·고선·조영준(2014), 김민영·조민지·임엽(2017) 등이 루틴화가능성과 고용 간에 관계를 보여주는 연구를 진행하였다. 이러한 루틴화가능성 연구는 주로 비인지적이고 단순 반복적인 업무를 주로 하는 일자리에 분석의 초점이 맞추어져 있어, 최근 하두로 등장하고 있는 인공지능과 4차 산업혁명의 영향과는 결이 좀 다르다고 할 수 있다.

기술이 노동시장과 일자리에 미치는 파급효과에 대한 기존 연구는 따라서 크게 두 줄기로 나뉘어 진행되고 있음을 알 수 있다. 2000년대 초반부터 먼저 시작된 연구는 IT와 로봇기술을 활용한 자동화가 일자리에 미치는 영향을 분석한 것으로 주로 비인지적 반복적 업무를 수행하는 일자리에 초점이 맞추어져 있다. 그에 비해 최근의 연구는 4차 산업혁명의 중심에 있는 인공지능기술이 일자리에 미치는 영향을 주로 다루고 있으며, 그 영향은 인지적 비반복적 업무를 수행하는 일자리에까지 넓어졌다. 하지만 최근의 기술 트렌드는 IT와 로봇기술까지 인공지능과 접목되면서 노동시장에 대한 파급효과 분석을 위해선 이들 기술의 영향을 좀 더 포괄적으로 살펴봐야 할 필요성이 증대되고 있다.

이러한 배경을 바탕으로 본 연구는 인공지능뿐 아니라 로봇을 활용한 자동화 기술이 함께 작용하는 미래 노동시장에 어떤 변화가 생길지 기존 연구보다 좀 더 종합적인 분석을 시도한다. 이를 위해 핵심 직무 수행을 위해 필요한 기술과 역량의 요구 수준을 세분화해서 정리한 미국의 ONET 데이터와 인공지능과 로봇기술이 해당 기술과 역량을 얼마나 대체할 수 있을지에 대한 전문가 설문 평가를 바탕으로 직종별 대체가능성 지수를 도출하였다.

그리고 이를 바탕으로 주요 세 가지 분석을 수행하였다. 첫째, 도출된 일자리 대체가능성 지수를 통해 향후 인공지능과 로봇기술에 의해 대체될 가능성이 상대적으로 높은 상위 30%와 그러한 가능성이 비교적 낮은 하위 직종 30%를 구분하였다. 둘째, 해당 지수 산출에 사용된 기술 및 역량 지표들을 바탕으로 군집분석을 실시하여 직종들을 ‘전문직 및 관리직’, ‘기술 및 기능직’, ‘서비스 및 생산 노무직’ 세 가지 그룹으로 구분하였다. 셋째, 일자리 대체가능성 지수를 통해 지난 10년 동안 우리나라 노동시장의 현황을 분석하여, 지난 10년간 상위 30% 직종에 속하는 절반 이상의 취업자가 인공지능과 로봇기술로 인한 대체 위협에 심각하게 직면해 있다는 사실을 확인하였다.

결론적으로, 본 연구는 이와 같은 분석을 기반으로 하여 최근 인공지능과 로봇기술이 노

동시장에 미치는 영향을 파악함으로써 향후 노동시장 충격을 예상하고 이를 줄이는 정책적 노력에 기여하고자 하였다. 좀 더 구체적으로, 우리나라 노동시장에서 일자리 대체 위험이 가장 큰 상위 30% 직종이 절반 이상을 차지하고 있다는 사실을 토대로, 본 연구는 이들 직종의 원활한 직업 전환을 지원하는 제도의 강화를 비롯한 정책적 노력을 강조하였다. 이러한 접근은 노동시장의 안정성과 지속 가능성을 강화하는 데 중요한 역할을 할 것이다.

II. 이론적 배경

1. 기술과 일자리 연구

경제학의 생산함수 논의에서 기술과 노동의 대체가능성은 매우 중요한 주제이다. 기술, 자본, 노동으로 구분되는 생산요소 간의 대체가능성은 경제주체의 투자의사 결정과 같은 마이크로 이슈뿐 아니라 신기술 도입의 시장 파급효과나 경제 시스템의 효율성과 같은 매크로 이슈와도 밀접하게 연관되기 때문이다(Knoblach & Stockl, 2020).

기술과 노동 간의 대체가능성, 다시 말해 기술의 일자리 파급효과에 대한 연구는 IT 기술이 전 세계 경제의 패러다임을 바꾸기 시작한 2000년대 전후를 기점으로 활발하게 전개되었다. Acemoglu(1999)는 기술변화에 따라 노동시장에서 특히 평균 임금이 중간 수준인 일자리가 많은 영향을 받는다는 점을 실증적으로 보여주었다. 기술변화로 저임금과 고임금 일자리는 늘고 중간 임금 일자리는 정체되거나 줄어드는 일자리 양극화 현상은 미국과 유럽의 주요국들 대부분에서 2000년대 전후로 광범위하게 보고되었는데(Autor, Katz, & Kearney, 2006; Goos, Manning, & Salomons, 2009), 이는 서구 자본주의 경제의 황금기라고 할 수 있는 2차 대전 이후 1960년대까지 중간 임금 일자리가 급속히 팽창했던 사실과는 분명히 차별화되는 현상이다(Wright & Dwyer, 2003). 중간 임금 일자리 감소와 일자리 양극화 현상을 설명하기 위하여 Autor et al.(2003)은 비인지적이고 반복적인 업무를 수행하는 일자리가 IT 기술을 활용한 루틴화를 통해 꾸준히 대체되어 고용이 감소한다는 가설을 명시적으로 검증하였다. 또한 보다 최근에 미국 백악관 보고서에 따르면 시간당 20달러 이하의 노동임금이 지급되는 미국 직업 중 약 83%가 자동화에 영향을 받을 것이라고 보고하고 있다(Furman et al., 2016). 비슷한 맥락에서 맥킨지 보고서(McKinsey & Company, 2017) 역시 이러한 영향이 미국에만 국한되지 않고 전 세계 노동인구의 15%에 해당하는 4억 명가량의 노동자들이 자동화로 인해 일자리를 잃게 될 것으로 예측하였다. 특히 이러한 일자리 위협은 미국, 프

랑스, 일본과 같은 선진국에서 더 높아 20~25%의 노동자들이 실직의 위험에 직면하게 될 것이라고 예상하였다.

한편 보다 최근 연구에서는 인공지능의 발전과 4차 산업혁명이 인간의 노동에 어떤 변화를 가져올지에 대한 관심이 높아지고 있다. 특히 빅데이터와 인공지능으로 대표되는 디지털 혁명은 육체노동뿐 아니라 광범위한 지식노동까지 자동화하고 있다는 점에서 이전의 연구와는 다소 결이 다르다고 할 수 있다. 인공지능의 노동시장 파급효과에 대한 대표적인 연구인 Webb(2019)에 의하면 인공지능 기술은 소프트웨어나 로봇기술과 달리 고속연 기술을 요하는 일자리에도 많은 영향을 끼치는 것으로 나타났다. Tschang & Almirall(2021) 역시 인공지능이 가지는 양면적인 일자리 효과(자동화를 통해 일자리를 줄이는 동시에 인공지능을 활용한 일자리를 늘림)에 주목하고 노동시장 파급효과를 분석하여 고속연 일자리가 줄어들면서 동시에 일자리 양극화가 심해질 수 있음을 보여주었다. 다만 기존의 자동화 기술과 노동시장에 대한 연구 결과가 대부분 자동화 기술이 많은 수의 일자리를 대체하고 노동시장에 부정적인 영향을 끼친다는 결과를 보고하고 있는데 비하여, 아직은 초기 단계인 인공지능의 노동시장 파급효과에 대한 연구 결과는 뚜렷한 방향성을 보이지 않는다. 예를 들어 Felten, Raj, & Seamans(2019)의 연구는 인공지능이 유의미한 일자리 변화를 가져오지 않고 오히려 관련 직종의 임금 상승에 기여한다는 결과를 보고하였다. 비슷한 맥락에서 인공지능 기술의 선두에서 있는 기업들에 대한 Damioli et al.(2023)의 연구에서는 인공지능은 새로운 혁신을 자극해서 새로운 일자리 창출에 기여한다는 분석 결과를 제시한 바 있다.

지금까지의 연구 경향을 종합하면 2000년대 이후 진행된 자동화 기술의 일자리 효과에 대한 연구와 최근 이슈가 되고 있는 인공지능의 일자리 효과에 대한 연구가 분리되어 진행되고 있음을 알 수 있다. 인공지능의 영향에 대한 관심과 연구가 최근 트렌드이기 때문에 나타난 현상이지만 현실에서는 두 기술이 수렴하는 형태로 나타나기 때문에(로봇기술이나 IT 기술에 인공지능이 광범위하게 결합된 서비스가 등장하고 있음), 둘을 함께 고려하는 보다 종합적인 연구가 필요하며, 그 출발점은 인공지능과 로봇 중심의 자동화 기술이 기존 일자리를 얼마나 대체할 수 있을지를 종합적으로 평가할 수 있는 지수체계의 개발이라고 할 수 있다.

2. 루틴화가능성 지수 연구

자동화 기술이 노동시장에 미치는 영향을 분석하기 위한 노력의 일환으로 광범위하게 진행된 연구가 직종별로 직무의 자동화 가능성을 평가하는 루틴화가능성 연구이다. 대표적인 예로 Autor et al.(2003)은 단순 반복적 업무 여부와 인지적 혹은 육체적 업무에 따라 유형을

구분하며, 자동화가 각각 관련된 직종 유형에 미칠 수 있는 영향에 관하여 설명하였다. 단순 반복적 업무 특징을 지니며 인지적 업무를 포함하는 유형에는 기록과 계산, 고객 응대 등이 해당하며 육체적 업무에는 선별, 분류, 조립 등이 해당할 수 있다. 이처럼 루틴화가 가능한 유형에서는 자동화로 인한 고용 대체가 이뤄지지만, 비반복적 업무의 경우 인지 혹은 육체적 유형에 따라 자동화 영향이 달라질 수 있다. 예를 들어, Autor et al.(2003)은 컴퓨터와 보완적 기능을 나눌 수 있는 비반복적 업무 및 인지적 유형의 경우, 컴퓨터를 통한 자동화 기술과 비반복적 업무를 수행함으로써 분석, 의학 진단, 인사 등이 포함된 분야에서 업무의 생산성을 향상시킬 수 있다고 설명하였다. 반면, 이들은 청소나 트럭 운전처럼 반복적이지 않은 육체적 업무는 자동화의 영향을 거의 받지 않을 것이라고 언급했다.

Autor et al.(2003)은 이러한 가설을 검증하기 위해 미국 노동부의 직업사전을 기반으로 하여 직종별 루틴화 지표를 적용함으로써 1970년~1998년간 유형별 일자리 비중의 변화를 살펴보았다. 분석 결과 1980년을 기점으로 하여 반복적 성격의 업무 유형에 해당하는 직종의 비중은 감소하였지만, 비반복적 유형에 해당하는 직종 비중은 커져 상대적 격차가 상당히 벌어졌다고 밝혔다. 이는 반복적 성격의 업무가 1980년대 이후 자동화로 인한 대체가 상당히 이뤄졌다는 것을 의미한다. 또 다른 대표적인 연구인 Autor & Dorn(2013)의 연구에서는 미국노동부의 직업분류 사전상 직업별 요구사항을 바탕으로 반복적, 추상적, 육체적 노동 정도를 측정하여 루틴화가능성 지수를 측정하였다. Autor & Dorn(2013)은 1980년부터 2005년까지 미국 내 722개 지역 노동시장을 대상으로 연구한 결과, 반복적인 업무 수준이 높은 지역일수록 자동화 기술을 빠르게 채택하여 중간 계층 직업에서 고용 및 임금의 감소가 더욱 두드러졌다고 보고했다.

국내에서는 김세움 외(2014)가 2012년도 한국 직업사전에 명시되어 있는 직무기능 분류를 바탕으로 하여 직업 종사자가 자료·사람·사물과 맺게 되는 관계를 통해 각 수준에 맞추어 한국고용직업분류의 소분류·중분류 단위를 기준으로 루틴화가능성 지수를 정량화하였고, 많은 관련 분야 후속 연구들이 이들의 루틴화가능성 지수를 활용하였다. 루틴화가능성 지수를 바탕으로 금융위기 이전 2001~2008년간의 일자리 증감과의 상관관계를 분석한 이들의 연구는 루틴화가능성이 낮을수록 일자리가 증가하는 양상임을 밝힘으로써 이전에 Autor et al.(2003)의 루틴화 가설을 뒷받침하였다. 이러한 상관관계는 회귀분석에서도 루틴화가능성이 작을수록 고용 비중의 증감률에 양적 영향을 미치는 것으로 나타났는데, 이는 국내에서도 자동화에 따른 일자리 양극화 현상이 나타남을 의미한다.

김민영 외(2017)는 김세움 외(2014)의 루틴화가능성 지수를 반영하여 이를 인구주택총조사 자료의 시군구별 직종 종사자 수로 가중 평균함으로써 지역노동시장권 수준에서 단순

반복 업무 특화도 지수를 도출하였다. 이후 지역노동시장권 수준의 단순 반복 업무 특화도 지수와 중간일자리 고용 비중 간의 관계를 검증하였다. 이들은 분석 결과를 통해, 지역의 자동화 수준에 따라 중간일자리 고용 비중에 차별적 영향을 미칠 수 있으며, 특히 단순 반복 업무의 강도가 높은 지역노동시장권일수록 자동화 기술이 중간일자리 고용에 미치는 부정적인 영향이 더욱 커질 수 있다고 설명하였다.

그 외에도 Frey & Osborne(2013)의 직업별 컴퓨터 대체 확률을 우리나라 직업사전에 매칭한 연구들도 등장했는데, 그 대표적인 예로 김세움(2015)의 연구가 있다. 김세움(2015)은 분석을 통해 우리나라 전체 일자리 중 57%를 자동화에 의해 대체될 가능성이 높은 고위험군으로 분류하였다. 이후 홍사흠·유현아·김명한(2022)은 Frey & Osborne(2013)과 김세움(2015)의 방법론을 적용하여 우리나라 시군구 단위에서 일자리 대체가능성을 분석했다. 이 연구에서는 일자리 대체가능성이 큰 지역일수록 취업자 수 증감 및 증가율에 부정적인 영향을 미친다는 점이 드러났다.

반면, 전병유·정준호·장지연(2022)은 인공지능 기술을 반영하여, 인공지능 응용 기술과 능력 변수 간의 연계표를 바탕으로 직업별 인공지능 노출도를 도출하였다. 인공지능 노출 지수는 해당 직업의 주요 직무가 인공지능의 활용에 어느 정도 노출되어 있는지를 평가하는 것으로 루틴화가능성 지수와는 결이 다소 다르지만, 인공지능의 적용 가능성이라는 측면에서 유사한 맥락으로 이해할 수 있다. 이들은 인공지능이 고용 증가에는 유의미한 영향을 미치나, 임금 상승에는 유의하지 않았다고 밝혔다.

가장 최근 연구인 한지우·오삼일(2023)은 인공지능 특히 정보를 활용한 ‘직업별 인공지능 노출 지수’를 계산하였다. 이들은 인공지능과 관련한 특허와 직업별 직무 활용서를 직접 매칭시켜 직업별 인공지능 노출지수를 산출하였다. 분석 결과 특히 비반복적이고 인지적인 작업을 수행하는 인공지능의 특성 때문에 고소득, 고학력 근로자가 위험성이 높은 것으로 나타났다.

선행연구를 종합 평가하면, 기존에 개발된 루틴화가능성 지수를 활용하여 일자리 감소와 관련한 가설검증에 치중하다 보니, 지수 자체의 적절성과 개발 등에 관련한 분석은 많지 않은 것을 알 수 있다(김민영 외, 2017; 김세움, 2015; 김세움 외, 2014; 홍사흠 외, 2022). 또한 김세움 외(2014)와 김세움(2015)의 연구는 최근 ChatGPT의 등장으로 엄청난 조명을 받는 인공지능의 역할은 거의 고려되지 않았다. 더불어, 전병유 외(2022)와 한지우·오삼일(2023)의 연구는 직업별 인공지능 노출도를 평가했으나, 향후 인공지능과 로봇기술이 융합될 상황(IBM, 2022; IFR, 2022)에 대한 고민은 충분히 다루지 않았다는 점에서 한계가 있다.

따라서 새로운 기술환경으로 새로운 상황이 펼쳐지고 있는 현시점에서 화이트칼라 사무

직 일자리까지 위협하고 있는 새로운 생성형 인공지능과 로봇기술이 통합적 시각에서 노동 시장에서 일자리를 얼마나 대체할 수 있을지 평가하는 대안적인 일자리 대체가능성 지수의 개발이 필요하다고 할 수 있다. 이에 본 연구에서는 인공지능과 로봇기술 두 가지 측면을 모두 고려한 노동시장의 파급효과를 살펴보고자 한다. 나아가, 일자리 대체가능성과 관련하여 특허와 같은 간접적인 데이터보다 직업이 갖는 특성(역량·기술)을 보다 직접적으로 파악하고, 직업의 인지적·물리적 측면을 하나로 종합하여 분석하고자 한다.

III. 일자리 대체가능성 지수의 개발

1. 일자리 대체가능성 지수의 개념

본 연구에서 제시하는 일자리 대체가능성 지수는 기존 문헌에서 폭넓게 다뤄진 루틴화가능성 지수를 대체하는 개념이다. 기존의 루틴화가능성 지수는 자동화 기술의 도입이 계산, 분류, 조립과 같은 단순 반복적인 작업을 대체할 가능성을 중심으로 평가하고 있다. 따라서 인지적이고 비반복적인 복잡한 작업이 많이 요구되는 경우엔 대체가능성이 낮게 평가될 수 있다. 실제로 루틴화가능성 지수의 대표적인 연구인 Autor et al.(2003)에 의하면 1980년대 이후 미국의 노동시장에서 반복적 업무가 주된 직종의 비중은 지속해서 낮아졌고 비반복적 업무가 주된 직종의 비중은 반대로 꾸준히 증가한 것으로 나타났다.

하지만 ChatGPT와 같은 생성형 인공지능 기술이 등장하면서 상황이 많이 바뀌었다. 2000년대 전후의 로봇기술은 자동화를 통해 효과적으로 단순 반복적인 직무를 수행하는 생산직 블루칼라 일자리를 대체하였다. 하지만 최근의 인공지능 기술은 생산직 블루칼라 일자리뿐 아니라 단순 사무직의 화이트칼라 일자리까지 위협하고 있는 실정이다. 더욱 최근 연구인 Frey & Osborne(2013, 2017)은 컴퓨팅 파워의 향상과 그로 인한 빅데이터 분석 역량의 증대로 인해 과거엔 어려웠던 비반복적인 인지적 업무가 알고리즘을 기반으로 한 자동화의 영역으로 들어오고 있다고 주장하였다. 대표적인 예가 법률과 재무 관련 서비스들인데, 최근 대형 로펌에서는 과거 법률보조원들이 수행하던 수천 페이지에 달하는 과거 판례와 관련 보고서 등을 정리하는 일을 위해 알고리즘을 활용하는 사례가 늘고 있다. 특히 이들의 연구에서는 빅데이터 활용의 증가, 비반복적 기능을 대체하는 인공지능 알고리즘의 급속한 발전, 인간과 소통하는 다양한 인터페이스의 등장으로 인해 기술이 대체하는 일자리의 영역이 점점 더 넓어지고 있음을 지적하고 미국의 표준직업분류를 기반으로 한 700여 개의 세부 직종

을 대상으로 알고리즘화 가능성을 확률로 계산하여 제시하였다. 보다 최근 연구로 앞서도 소개한 Webb(2019)은 인공지능 특허와 직종별 직무 기술을 비교하여 특정 직종이 인공지능 기술에 얼마나 노출되어 있는지를 평가하는 방법으로 일자리 대체가능성을 분석하였다. 한국은행(한지우·오삼일, 2023)은 동일한 방법론을 활용한 국내 노동시장 분석을 통해 국내 취업자의 약 12%가 인공지능에 매우 민감한 직종에 종사하고 있는 것으로 보고하였다.

본 연구의 일자리 대체가능성 지수는 자동화와 인공지능의 영향을 통합적으로 분석한 Frey & Osborne(2013, 2017)의 접근에 기초해서 다양한 인공지능 기반 기술의 등장으로 비 반복적 인지기능과 복잡한 작업을 대체할 수 있는 환경이 조성된 시점에서 앞으로 이러한 기술이 직종별 일자리를 얼마나 대체할 수 있을지를 평가하였다. 이를 위하여 사회과학과 공학 분야에서 관련 주제를 전공한 전문가들을 대상으로 설문을 진행하였고 이를 바탕으로 153개의 한국표준직업분류 7차 소분류 직종을 대상으로 0과 1 사이값으로 표준화된 대체가능성 지수를 도출하였다. 좀 더 자세한 대체가능성 지수 도출 방법론은 다음 절에서 소개한다.

한편, 본 연구의 일자리 대체가능성 지수는 앞서 소개한 기존 문헌의 루틴화가능성 지수 연구나 최근 진행된 Webb(2019)과 전병유 외(2022), 그리고 한지우·오삼일(2023)의 연구와 다음과 같은 측면에서 차별화된다. 첫째, 루틴화가능성 지수는 저숙련 기술에 초점을 맞추고 있는 로봇기술을, 그리고 최근의 인공지능 연구는 고숙련 기술에 초점을 맞추고 있는 인공지능 기술을 주로 다루고 있는 반면 본 연구의 일자리 대체가능성 지수는 두 가지 기술을 포괄적으로 담고 있다. 즉 현실에서는 인공지능과 로봇기술, 소프트웨어 기술이 동시에 작용하여 노동시장에 영향을 미칠 것이기 때문에, 이를 나눠서 분석하기보다는 함께 포함하는 포괄적인 접근을 시도하였다. 둘째, 최근 인공지능 기술의 파급효과 연구는 이미 출원된 인공지능 특허를 직종별 직무 기술과 매칭하여 개별 일자리의 기술 노출 정도를 파악하고 이를 기반으로 향후 일자리 파급효과를 예측하는 후행적 기술 분석을 기반으로 한 미래 예측 연구라는 한계를 가진다. 하지만 본 연구는 해당 분야 전문가들을 대상으로 인공지능과 로봇기술의 발전이 향후 각종 직무에 요구되는 기술과 역량을 어느 정도 대체할 수 있을 것인가에 대한 예측 설문을 바탕으로 일자리 대체가능성을 도출하였다. 셋째, 특정 직종의 직무와 중첩되는 인공지능 특허가 출원되는 것과 실제로 해당 직종의 일자리가 인공지능에 의해 대체되는 것은 다른 이야기이다. 예를 들어, 사회적 영향력이 적은 직종의 경우, 마트 계산원과 같은 일자리는 쉽게 기술로 대체될 수 있지만, 정반대로 사회적 영향력이 큰 의료 전문가와 같은 직종의 일자리는 해당 기술이 개발되더라도 현실적으로 대체되기 쉽지 않기 때문이다. 본 연구는 이러한 현실적 이슈를 반영하기 위하여 전문가 설문에서 단순히 인공

지능이나 로봇기술이 해당 기술과 역량에서 인간보다 뛰어난지를 평가하는 것이 아니라 실제 현실에서 기술과 역량을 얼마나 대체 가능한지 물었다.

2. 일자리 대체가능성 지수의 도출

본 연구는 일자리 대체가능성 지수의 개발을 위하여 미국의 대표적인 직종 데이터베이스인 ONET 데이터를 활용하였다. ONET은 직종과 관련해서 전 세계에서 가장 자세하고 많은 정보를 담고 있는 데이터베이스이다. 특히 1,000여 개의 세분화된 직종별로 직무 수행에 요구되는 기술(skill), 역량(ability), 지식(knowledge)에 대한 정보를 1) 중요도(얼마나 중요한지)와 2) 수준(어느 정도 요구되는지)으로 나누어 제공하고 있다.¹⁾ 본 연구에서는 지식을 모두 인공지능에 의해 대체될 수 있다는 가정하에 ONET 데이터의 35개 기술과 52개 역량 항목을 기반으로 해당 항목이 인공지능과 로봇기술에 의해 얼마나 대체 가능한지에 대한 전문가 설문 결과를 반영하여 다음과 같이 직종별 일자리 대체가능성 지수를 도출하였다.²⁾

직종별 일자리 대체가능성 지수 도출을 위한 첫 단계는 미국의 ONET과 우리나라의 직종 데이터를 매칭하는 과정이다. ONET에 포함된 직종 정보는 미국의 2018년 표준직업분류(Standard Occupation Classification, 이하 SOC) 체계를 따른다. 따라서 이를 우리나라의 직종 분석에 활용하기 위해서는 한국표준직업분류(Korean Standard Classification of Occupations, 이하 KSCO)와의 매칭이 필요하다. ONET의 직종 분류 구조는 KSCO와 유사한데, ONET의 “detailed” 레벨은 KSCO의 세분류와 가장 유사한 수준이다. 따라서 본 연구의 직종 매칭은 734개의 ONET “detailed” 레벨의 직종과 446개의 KSCO 세분류 직종을 대상으로 진행하였다. 매칭은 1) KSCO의 해설서와 ONET의 직업별 상세 설명서에 수록된 직업명이 정확히 일치하는지, 2) KSCO의 해설서와 ONET의 직업별 상세 설명서에 수록된 주요 단어, 특히 주어와 술어가 일치하는지를 기준으로 이루어졌다. ONET의 직종 수가 KSCO보다 많기 때문에 양쪽 데이터베이스 간에 1:1 매칭(전체 매칭의 68%)뿐 아니라 1:N 매칭(전체 매칭의 32%)도 이루어졌으며, 총 446개의 KSCO 세분류 기준 직종이 누락 없이 ONET 직종에 매칭되었다.

한편 직종별 일자리 대체가능성 지수는 ONET 데이터의 직종별 기술과 역량 요구치 정보를 활용하여 계산하였다. ONET에서 직종별 기술과 역량의 요구치는 중요도와 수준으로 나

1) ONET의 직종 정보는 대상 직업의 종사자를 고용할 것으로 예상되는 기업을 무작위로 선정하고, 관련 기업에서 근무하는 해당 직종 종사자를 무작위로 5명 선정하여 표준화된 설문을 통해 정기적으로 수집된다(설문지는 ONET 사이트에서 확인 가능).

2) ONET에 포함된 구체적인 기술과 역량의 내용에 대해서는 <부록 1>을 참조.

뉘는데, 중요도는 1~5점 스케일로 수준은 1~7점 스케일로 평가된다. 중요도와 수준은 하나의 변수로 통합하였는데 중요도를 기준으로 하고 해당 항목의 수준을 가중치로 활용하였다. 좀 더 구체적으로 수준 값을 정규화한 후 그 중 중위값이 1이 되도록 조정하여 해당 항목의 중요도에 곱하는 방식으로 항목별 중요도와 수준을 하나의 값으로 통합하였다. 예를 들어 A와 B라는 직종 모두 X라는 역량이 5점 만점에 4점 정도로 동일하게 중요한데, A 직종에서는 역량 X에 요구되는 수준이 3점이지만 B 직종에서는 2점이라고 할 때 각 수준의 값을 정규화하여 중요도에 곱한다면 직종 A의 역량 X의 요구치가 B의 요구치보다 다소 높게 측정된다. 이러한 과정을 87개 기술과 역량에 모두 적용해서 총합을 도출하면 해당 직종에 요구되는 기술과 역량의 총요구치가 된다. 이를 수식으로 간단히 정리하면 식 (1)과 같다. 즉 직종 i 의 기술/역량 총요구치를 R_i 라고 하면, 이는 직종 i 의 기술/역량 항목 j 의 중요도 I_{ij} 에 위에서 서술한 방식대로 계산된 직종 i 의 기술/역량 항목 j 의 수준 LV_{ij} 을 곱하고 이를 정규화하여 합산한 값에 100을 곱하여 구해진다.

$$R_i = \sum_{j=1}^k [(I_{ij} \times LV_{ij}) - \text{Min}(I_{ij} \times LV_{ij})] / [\text{Max}(I_{ij} \times LV_{ij}) - \text{Min}(I_{ij} \times LV_{ij})] \times 100 \quad (1)$$

직종별 대체가능성 지수는 개념적으로 직종별 기술과 역량의 총요구량에서 인공지능과 로봇기술로 인해 대체될 수 있는 부분을 빼주는 방식으로 얻을 수 있다. 이를 위하여 공학, 자연과학, 사회과학 분야의 박사급 연구자 중 본 연구주제와 관련 있는 전문가 30명을 대상으로 설문조사를 실시하였다. 좀 더 구체적으로 설문을 통해 인공지능이나 로봇기술이 직무 수행에 요구되는 87개의 기술과 역량을 향후 수년간 얼마나 대체할 수 있는지 각각 0~10점 스케일로 응답하게 하였다(10점에 가까울수록 대체가능성 높아짐). 특히 본 연구의 설문에서는 현재의 대체가능성이 아닌 앞으로 인공지능과 로봇기술의 발전으로 인해 미래에 예측되는 대체가능성을 평가하였다는 측면에서 현재 시점의 대체가능성 분석에 치중한 기존 연구들과 차별화된다. 다만 앞서 언급한 바와 같이 ONET에 포함된 지식 항목은 대체가능성의 계산에서 제외하였다. 일반적으로 지식은 암묵적 지식과 명시적 지식으로 나뉘는데, ONET에 포함된 지식은 “업무의 일부인 문제와 문제를 해결하는데 필요한 사실과 원칙의 집합”이라고 명시되어 있어 그 성격이 명시적 지식에 가깝다. 또한 구체적인 지식 항목도 언어, 과학, 수학, 건축, 디자인 등 학문 분야에 대한 지식을 묻고 있다. 이러한 점을 미루어 보았을 때 ONET에 포함된 지식은 인공지능을 통해 거의 완전히 대체될 수 있는 명시적 지식에 가깝고, 따라서 전문가 설문조사와 향후 분석의 대상에서 지식은 제외되었다. 마지막으

로 설문지에서 언급하고 있는 기술과 역량은 특정 직종에 국한된 것이 아니라 일반적인 범위에서 평가하도록 하였다.

다음으로 직종 i 의 j 기술/역량 항목에 대한 요구치를 R_{ij} 라고 한다면, R_{ij} 에 전문가 설문 조사 결과(항목별 대체가능성 점수*0.1)를 곱한 값이 해당 항목의 요구치 중 인공지능과 로봇기술로 대체할 수 있는 부분이 된다. 예를 들어 A라는 기술 항목에 대한 전문가 설문 응답이 7이라면, 이는 해당 항목 기술의 70% 정도가 인공지능과 로봇기술에 의해 대체될 수 있음을 의미한다. 따라서 i 직종에 요구되는 j 역량/기술 중 인공지능과 로봇기술이 대체할 수 있는 부분은 $R_{ij} * 0.7$ 이 된다. 이를 SR_{ij} 라고 한다면 R_{ij} 에서 SR_{ij} 를 뺀 값은 결국 직종 i 의 j 기술/역량 항목 중 인공지능이나 로봇기술에 의해 대체되지 않는 부분을 의미한다. 따라서 이 값을 모든 기술/역량 항목에 대하여 합산하고 정규화한 후 1에서 빼면 최종적으로 해당 직종의 일자리 대체가능성 지수 SI_i 가 된다. 이를 수식으로 정리하면 식 (2)와 같다. 이렇게 구해진 일자리 대체가능성 지수는 0에서 1 사이의 값을 가지며 1에 가까울수록 인공지능과 로봇기술에 의해 대체가능성이 높음을 의미한다.³⁾

$$SI_i = 1 - \sum_{j=1}^k [(R_{ij} - SR_{ij}) - \text{Min}(R_{ij} - SR_{ij})] / [\text{Max}(R_{ij} - SR_{ij}) - \text{Min}(R_{ij} - SR_{ij})] \quad (2)$$

앞서 언급한 바와 같이 분석에 필요한 직업 매칭과 지수개발은 세분류(detailed) 레벨의 직종과 데이터를 활용하였다. 세분류 수준의 데이터를 바탕으로 분석을 하게 되면 자세하고 구체적인 분석이 가능하다는 장점이 있지만, 유사한 패턴을 가지는 직종을 묶어 공통점 및 차이점을 발견하고 큰 그림을 그리기엔 어렵다는 단점이 동시에 존재한다. 왜냐하면 직업의 개수가 많아질수록 각 직업 간의 유사함을 찾기가 애매해지기 때문이다. 따라서 본 연구에서는 직종을 153개 소분류(broad) 레벨로 한 단계 올려서 직종별 일자리 대체가능성 지수를 산출하고 분석을 진행하였다.⁴⁾

3) 본 연구에서 제시한 미국의 ONET 데이터를 활용한 일자리 대체가능성 지수는 국가 간 차이라는 측면에서 비판에 직면할 수 있다. 미국과 한국의 노동시장 구조나 직종 특성이 다를 수 있기 때문이다. 본 연구는 노동시장에 대한 거시적 분석이 아니라 직종 수준의 미시적 분석이기 때문에 노동시장을 구성하는 직종 분포의 국가 간 차이는 국가 간 비교가능성이라는 측면에서 문제를 일으키지 않는다. 다만 미국의 직종 A와 한국의 직종 A가 동일한 기술과 역량을 요구하는지의 비교가능성 문제는 존재한다. 하지만 국가에 따라 업무 특성과 필요한 기술/역량이 상이할 수 있는 이상으로 동일 직종에 유사하게 요구되는 보편적인 기술과 역량도 존재한다. ONET 데이터는 기본적으로 보편적인 기술과 역량을 측정하고 있다고 볼 수 있으므로, ONET 데이터를 활용한 분석이 국가 간 차이로 인해 왜곡될 가능성은 크지 않다. 우리나라 고유의 직종 관련 데이터베이스가 존재한다면 최선이겠으나, ONET 데이터의 활용은 이러한 한계를 극복하기 위한 차선의 선택이라고 할 수 있다.

IV. 도출된 일자리 대체가능성 지수 분석

앞 절의 메커니즘을 통해 도출된 소분류 153개 직종의 일자리 대체가능성 지수를 내림차순으로 정리하여 상위 30%(46개), 중위 40%(62개), 하위 30%(45개)로 구분하였다. 상위 30%에 해당하는 직업은 향후 인공지능과 로봇기술에 의해 대체될 가능성이 상대적으로 높은 직종에 해당하고 하위 30%에 해당하는 직업은 그러한 가능성이 비교적 낮은 직종이라고 할 수 있다. 그중에서도 일자리 대체가능성 지수가 가장 높은 10개 직종과 가장 낮은 10개 직종을 살펴보면 <표 1>과 <표 2>와 같다(소분류 직종 전체의 일자리 대체가능성 지수는 <부록 2> 참조).

<표 1>에 나타난 일자리 대체가능성이 가장 높은 10개 직종의 특징을 살펴보면 공통으로 단순 노무직이나 기능직에 해당하는 직업들이란 것을 쉽게 알 수 있다. 이에 비해 <표 2>에 나타난 일자리 대체가능성이 가장 낮은 10개 직종은 대체로 관리자나 각 분야의 전문직에 해당하는 직업들이다. 즉 관리자나 전문직 종사자와 같이 직무 수행에 요구되는 기술과 역량이 다원화되고, 요구되는 기술과 역량의 총량이 클수록 인공지능과 로봇기술에 의한 일자리 대체가능성은 낮아진다고 할 수 있다. 다만 일자리 대체가능성 지수 최하위 10개 직종 중 간호사는 일자리 대체가능성 지수가 가장 낮은 다른 직종들과 비교할 때 기술이나 역량의 요구 수준이 다소 낮은 편이다. 이와 같이 대면 서비스가 기본이 되는 직업의 대체가능성이 상대적으로 낮게 나타나는 현상은 다른 직종에서도 유사하게 관찰된다.

일자리 대체가능성 지수로 본 최상위와 최하위 10개 직종 리스트는 쉽게 예상이 가능한 내용을 담고 있다. 하지만 분석 대상을 전체 직종으로 넓혀서 살펴보면 좀 더 흥미로운 패턴을 관찰할 수 있다. 우선 눈에 띄는 특징은 앞서도 언급한 각 분야의 관리자와 전문가 외에 간호사(소분류코드 243)와 함께 돌봄 및 보건 서비스 종사자(소분류코드 421), 종교 관련 종사자(소분류코드 248), 혼례 및 장례 종사자(소분류코드 423) 등이 대체가능성 지수 하위 30%에 포함된다는 점이다. 이들 직종의 특징은 사람들과의 관계가 핵심인 서비스업이라는 점이다. 즉 인공지능과 로봇기술이 발달해도 사람들 간의 소통과 공감을 기반으로 하는 성격을 가진 서비스 직업을 대체하기는 어려우며, 따라서 이들 직종에 대한 기술과 역량 요구치가 그리 높지 않다고 하더라도 일자리 대체가능성은 상대적으로 낮다고 할 수 있다.

4) KSCO 7차 분류체계의 본래 소분류 직종은 총 156개이나, 본 연구에서는 군인을 제외한 153개 직종이 최종 분석에 포함되었다. 군인이 제외된 가장 큰 원인은 각 직종에 활용되는 데이터가 ONET의 값을 따르는데, 해당 분류체계에서는 군인 데이터가 제공되지 않기 때문이다. 또한 6장에서 우리나라 노동시장의 현황을 살펴보기 위해 활용한 지역별 고용조사에서도 소분류 중 군인이 제외되어 있어, 이들을 포함한 분석에 한계가 있었다.

〈표 1〉 일자리 대체가능성 지수 최상위 10개 직종

소분류 코드	직업명	일자리 대체가능성 지수
941	청소원 및 환경미화원	1
952	음식 관련 단순 종사자	0.974
710	식품가공 관련 기능 종사자	0.932
823	세탁 관련 기계 조작용	0.929
999	기타 서비스 관련 단순 종사자	0.923
532	방문 및 노점 판매 관련직	0.922
422	미용 관련 서비스 종사자	0.907
942	건물 관리원 및 검표원	0.882
951	가사 및 육아 도우미	0.880
531	통신 관련 판매직	0.872

출처: ONET 데이터 및 전문가 설문 기반 저자 작성

〈표 2〉 일자리 대체가능성 지수 최하위 10개 직종

소분류 코드	직업명	일자리 대체가능성 지수
232	화학공학 기술자 및 시험원	0.317
244	영양사	0.311
242	약사 및 한약사	0.302
241	의료 진료 전문가	0.293
133	보건 및 사회복지 관련 관리자	0.290
131	연구·교육 및 법률 관련 관리자	0.288
238	항공기·선박 기관사 및 관제사	0.271
243	간호사	0.220
111	의회 의원·고위 공무원 및 공공단체 임원	0
112	기업 고위 임원	0

출처: ONET 데이터 및 전문가 설문 기반 저자 작성

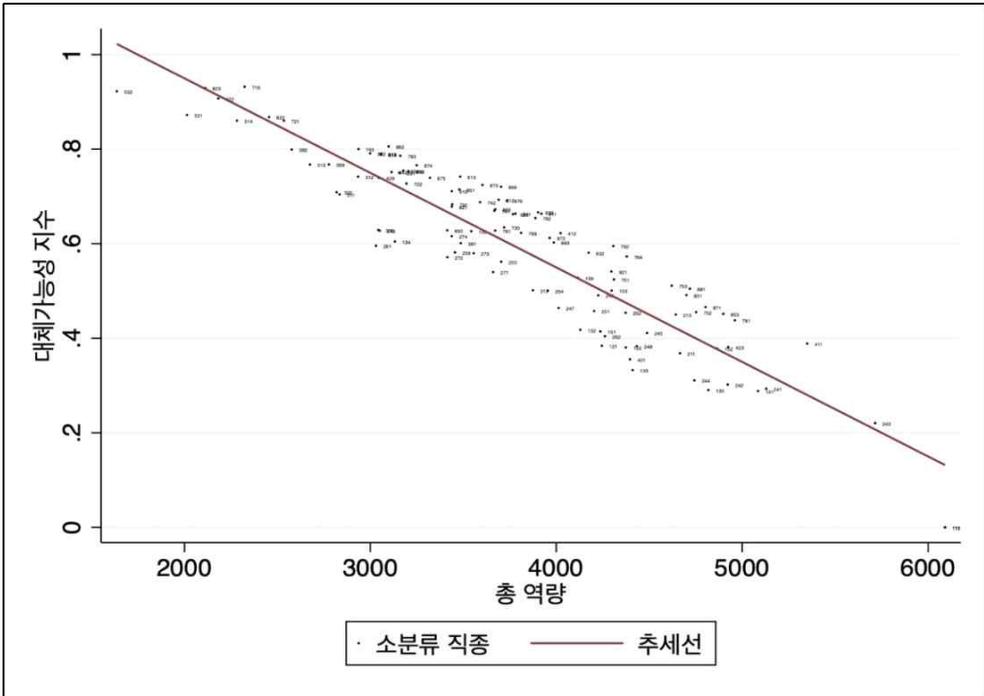
한편 서비스 직종 중에서 소통과 공감보다는 기능의 비중이 높은 경우엔 반대의 현상이 관찰된다. 대체가능성 지수 상위 30%에는 음식 관련 단순 종사자(소분류코드 952), 식품료 서비스 종사자(소분류코드 442), 기타 서비스 관련 단순 종사자(소분류코드 999), 미용 관련 서비스 종사자(소분류코드 422), 조리사(소분류코드 441) 등과 같은 서비스 직종이 포함된다. 또한 판매 관련 단순 종사자(소분류코드 953), 여행 안내 및 접수 사무원(소분류코드 392), 고객 상담 및 기타 사무원(소분류코드 399), 회계 및 경리 사무원(소분류코드 313), 경영 관련 사무원(소분류코드 312), 금융 사무 종사자(소분류코드 320) 등과 같은 단순 사무직

도 포함되어 있다. 즉 지금까지는 대체로 안전하다고 여겨졌던 단순 서비스 직종이나 화이트칼라 단순 사무직도 인공지능과 로봇기술의 일자리 대체 위협에 상당 부분 노출되어 있다고 할 수 있다.

한 가지 흥미로운 결과는 전문가라고 해서 일자리가 아주 안전하지는 않다는 점이다. 전문가로 분류되는 직종 중에도 인공지능과 로봇기술에 상대적으로 취약한 직업들이 상당수 존재한다. 작가 및 언론 관련 전문가(소분류코드 281), 학예사 사서 및 기록물 관리자(소분류코드 282), 연극 영화 및 영상 전문가(소분류코드 283), 법률전문가(소분류코드 261) 등은 전문적인 지식과 기술, 그에 걸맞은 교육이 요구되는 직업임에도 불구하고, 일자리 대체가능성 측면에서 중위 그룹 내 상위권에 속해 있다. 이들 직업의 대체가능성은 특히 인공지능 기술의 발전과 직접적으로 연관된다. 또한 컴퓨터 시스템 및 소프트웨어 전문가(소분류코드 222), 대학교수 및 강사(소분류코드 251)와 같은 직업은 대체가능성이 낮은 하위 그룹에 속하지만, 이들은 타인과의 상호작용을 중시하는 간호사(소분류코드 243)나 돌봄 및 보건 서비스 종사자(소분류코드 421)와 같은 직종에 비해 하위 그룹 중에서는 상대적으로 대체가능성이 높은 것으로 나타났다. 즉 최근에 각광을 받고 있는 ChatGPT와 같은 생성형 인공지능은 전문직 중에서 상대적으로 패턴화가 수월한 전문 지식과 기술에 의존하는 직업에 중요한 위협이 되고 있는 것으로 보인다.

마지막으로 직종별로 요구되는 기술과 역량의 총요구치와 일자리 대체가능성 지수 간의 관계를 그래프를 통해 살펴보았다. <그림 1>의 X축은 직업별로 직무 수행을 위해 요구되는 기술과 역량의 합이고 Y축은 해당 직업의 일자리 대체가능성 지수이다. 두 변수 간의 관계를 보여주는 회귀식을 도출하고 회귀선 위쪽에 위치하는 직업들과 아래쪽에 위치하는 직업을 비교하였다. <그림 1>을 보면 기술과 역량의 총요구치가 높을수록 일자리 대체가능성 지수는 낮고 기술과 역량의 총요구치가 낮을수록 일자리 대체가능성이 높음을 알 수 있다. 다만 기술과 역량의 총요구치가 유사한 경우에도 회귀선 위에 위치하느냐 아래 위치하느냐에 따라 대체가능성의 수준이 달라진다. 회귀선 위쪽에 위치한 직업은 기술과 역량의 총요구량에 비해 상대적으로 대체가능성이 높고 회귀선 아래쪽에 위치한 직업은 기술과 역량의 총요구량에 비해 상대적으로 대체가능성이 낮음을 의미한다. 따라서 회귀선 위쪽에 위치한 직업들은 예상보다 일찍 4차 산업혁명의 부정적인 일자리 파급효과에 노출될 가능성이 크다고 할 수 있다.

〈그림 1〉 일자리 대체가능성 지수와 기술과 역량의 총요구량



출처: ONET 데이터 및 전문가 설문 기반 저자 작성

〈표 3〉은 회귀선 위쪽과 아래쪽에 위치하는 직종의 패턴을 더욱 명확하게 보기 위해 153개 소분류 직종을 39개 중분류로(중복 12개 제외) 통합하여 정리한 것이다. 회귀선 아래쪽에 위치하는 직업은 대부분 관리직과 전문직이다. 여기에 한가지 더한다면 영업이나 판매, 상담, 안내 등과 같이 사람들과의 소통이 중시되는 일반 서비스직을 들 수 있다. 이에 비해 회귀선 위쪽에 위치하는 직업은 대부분 숙련 기능직과 노무직들이다. 직무 수행을 위해 비슷한 수준의 기술과 역량이 요구된다고 하더라도 일의 성격에 따라 대체가능성 수준은 상당한 차이를 보이는데, 대체로 1) 복잡한 조직과 업무의 관리가 요구되는 경우, 2) 고도의 전문 지식이 요구되는 경우, 3) 다른 사람과의 소통이 요구되는 경우 인공지능과 로봇기술 등 4차 산업혁명으로부터 상대적으로 적은 영향을 받을 것으로 예상할 수 있다.

〈표 3〉 회귀선 위쪽과 아래쪽에 위치한 직종 리스트

전체(중분류 총 39개 각종 중복 12개 제외)			
회귀선 아래쪽		회귀선 위쪽	
중분류	직업명	중분류	직업명
11	공공 기관 및 기업 고위직	41	경찰·소방 및 보안 관련 서비스직
12	행정·경영 지원 및 마케팅 관리직	42	돌봄·보건 및 개인 생활 서비스직
13	전문 서비스 관리직	61	농·축산 숙련직
15	판매 및 고객 서비스 관리직	62	임업 숙련직
21	과학 전문가 및 관련직	63	어업 숙련직
24	보건·사회복지 및 종교 관련직	71	식품가공 관련 기능직
25	교육 전문가 및 관련직	72	섬유·의복 및 가죽 관련 기능직
26	법률 및 행정 전문직	73	목재·가구·악기 및 간판 관련 기능직
27	경영·금융전문가 및 관련직	74	금속 성형 관련 기능직
31	경영 및 회계 관련 사무직	75	운송 및 기계 관련 기능직
32	금융 사무직	76	전기 및 전자 관련 기능직
33	법률 및 감사 사무직	78	건설 및 채굴 관련 기능직
39	상담·안내·통계 및 기타 사무직	79	기타 기능 관련직
51	영업직	81	식품가공 관련 기계 조작직
53	통신 및 방문·노점 판매 관련직	82	섬유 및 신발 관련 기계 조작직
		83	화학 관련 기계 조작직
		84	금속 및 비금속 관련 기계 조작직
		85	기계 제조 및 관련 기계 조작직
		87	운전 및 운송 관련직
		88	상하수도 및 재활용 처리 관련 기계 조작직
		89	목재·인쇄 및 기타 기계 조작직
		91	건설 및 광업 관련 단순 노무직
		92	운송 관련 단순 노무직
		93	제조 관련 단순 노무직

출처: ONET 데이터 및 전문가 설문 기반 저자 작성

V. 일자리 대체가능성에 따른 직업 잠재 프로파일 분석

앞 절에서 일자리 대체가능성 지수를 활용하여 각 직종의 대체가능성이 높거나 낮은 정도를 분석하였다면, 본 절에서는 해당 지수 산출에 사용된 기술 및 역량 지표들을 바탕으로 군집분석을 실시하여 직종들이 어떤 특성을 가지고 어떤 형태로 분포하는지 살펴보고자 한다.

다양한 군집분석이 있지만, 본 연구에서는 잠재프로파일분석(Latent Profile Analysis, LPA)을 적용하였다. LPA는 연속형 변수에 적용되는 잠재 클래스 분석(Latent Class Analysis, LCA)의 한 분류로, 개인의 잠재적 하위 그룹을 식별하는 데 유용한 방법론이다. 이 방법론은 기존 통계적 방법들과 달리 사례 중심적 접근을 채택하여, 관찰된 변수들을 바탕으로 데이터 내에 존재하는 관측되지 않은 새로운 그룹을 식별하는 데 효과적이다(Nylund-Gibson & Choi, 2018; Spurk et al., 2020). 또한, LPA는 개념상 k-means와 같은 다른 군집분석 방법론과 유사하나, 측정 오차를 통제할 수 있고 선형성, 자료의 정규성, 분산의 동질성과 같은 통계적 가정을 필요로 하지 않는 장점을 가진다(조지용·박태영, 2013; Hickendorff et al., 2018).

본 연구에서 개발한 일자리 대체가능성 지수는 87개의 변수로 구성되어 있지만, 분석의 효율성과 명확성을 높이기 위해, LPA를 수행할 때는 이 변수들을 상위 범주로 통합하였다. 그 결과 최종적으로 선택되어 분석에 활용된 변수는 22개로 아래 <표 4>를 통해 확인할 수 있다.

<표 4> 상위 항목으로 묶어 정리한 역량 및 기술

이름	코드
역량	A1. 언어능력, A2. 아이디어 창출 및 추론능력, A3. 양적추론 능력, A4. 기억력, A5. 지각능력, A6. 공간능력, A7. 주의력, A8. 조작능력, A9. 움직임 통제력, A10. 반응 시간 및 속도, A11. 체력, A12. 지구력, A13. 유연성 및 균형감각, A14. 시력, A15. 청력 및 담화능력
기술	S1. 업무 관련 기초적 기술, S2. 지식이나 기술의 습득력, S3. 사회성, S4. 복잡한 문제 해결력, S5. 기술(technical)의 활용, S6. 시스템 활용 기술, S7. 자원관리 기술

출처: ONET 데이터

LPA에서는 최적의 집단 수를 결정하기 위해 잠재 집단의 개수를 점진적으로 증가시키며 각 집단을 비교하며, 이 과정에서 정보지수, 우도비 검증, 엔트로피값을 종합적으로 고려한다(Tein, Coxe, & Cham, 2013). <표 5>는 잠재 집단의 수를 2개에서 7개까지 순차적으로 증가시키에 따른 각 적합도 지수가 정리되어 있다. AIC와 BIC 정보지수는 집단의 수가 증가함에 따라 감소하는 경향을 보였다. 하지만 정보지수가 낮은 것뿐만 아니라, 감소 폭이 줄어드는 지점도 고려할 필요가 있는데(Nylund-Gibson & Choi, 2018), 집단 수가 4개일 때까지 정보지수의 감소 폭이 가파르게 나타났으나, 이후에는 완만해지는 경향을 보여주고 있다. 또한, BLRT 결과는 모든 경우에서 p값이 0.01로 유의미하게 나타났으며, 엔트로피 점수도 모두 0.97 이상으로 높게 나타났지만, 집단의 수가 7개일 때 집단1의 비중이 0.02%로 매우 낮게 나타났다. 특히, 집단의 수를 결정할 때 통계적 지표뿐만 아니라 각 집단의 해석 가능성도 중요한 고려사항이다. 따라서 결과적으로 집단이 3개일 경우 모든 분류기준이 적절했으며,

각 집단에 속한 직업들도 명확하게 구분될 수 있었다. 이 세 개의 집단은 ‘전문직 및 관리직’, ‘기술 및 기능직’, ‘서비스 및 생산 노무직’으로 명명하였다(〈부록 3〉 참조).

〈표 5〉 잠재 집단 적합도 지수

(단위: 점, %)

분류기준		잠재 집단 개수					
		2개	3개	4개	5개	6개	7개
정보지수	AIC	7583	7192	6611	6196	6068	5744
	BIC	7786	7465	6954	6609	6550	6296
우도비 검증	BLRT	0.01	0.01	0.01	0.01	0.01	0.01
엔트로피	Entropy	1	0.97	0.99	0.99	0.98	0.99
분류율	집단1	0.45	0.42	0.36	0.25	0.14	0.02
	집단2	0.56	0.16	0.15	0.15	0.17	0.16
	집단3		0.42	0.17	0.15	0.10	0.15
	집단4			0.32	0.12	0.15	0.08
	집단5				0.33	0.12	0.16
	집단6					0.33	0.11
	집단7						0.31

출처: ONET 데이터 및 전문가 설문 기반 저자 작성

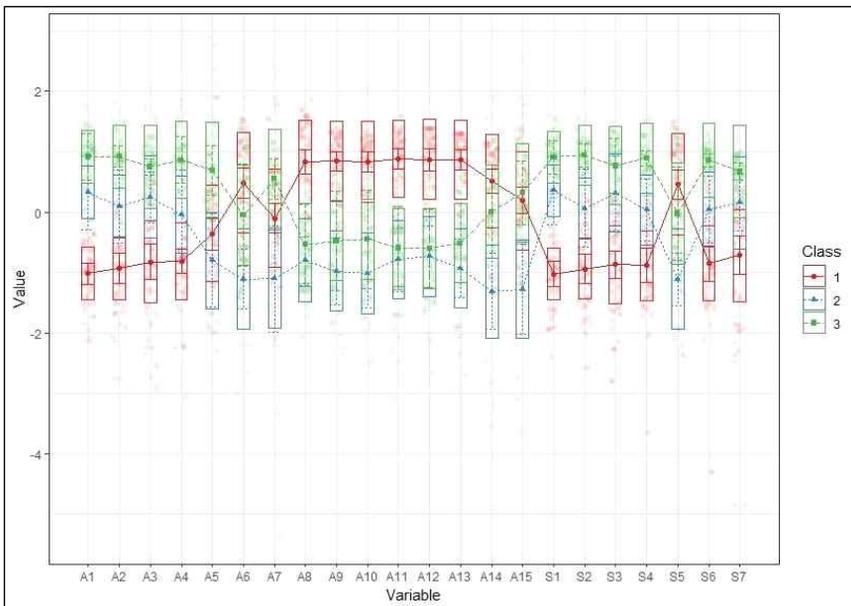
아래 〈그림 2〉는 세 개의 명확히 구분된 집단을 대상으로 한 잠재 집단별 항목별 산점도 그래프를 보여준다. X축은 〈표 4〉에 요약된 역량과 기술 항목의 코드를 나타내며, Y축은 각 항목에 대한 표준화된 대체가능성 지수를 표시하는데, 대체가능성이 증가함에 따라 해당 값이 높아진다. 그래프 내의 박스는 각 집단의 변동성(표준편차)을 나타내고, 박스 내부의 점은 각 집단의 평균값을 나타낸다. 분석 결과, 두드러진 패턴 하나가 관찰되는데, 집단 1과 집단 3의 경향성이 상반된다는 점이다. 구체적으로, ‘1. 전문직 및 관리직’의 경우 변수 A1~A4, S1~S4, S6~S7은 대체가능성이 낮은 반면, A6, A8~14, S5는 높은 대체가능성을 가리키며 역 U자 형태의 분포를 보인다. ‘3. 서비스 및 생산 노무직’의 경우 변수 A6, A8~14, S5는 대체가능성이 낮은 반면, A1~A4, S1~S4, S6~S7은 높은 대체가능성을 나타내며, U자 형태의 분포를 이룬다. 한편, ‘2. 기술 및 기능직’ 집단 역시 U자 형태의 분포를 보이지만, ‘1. 전문직 및 관리직’과 ‘3. 서비스 및 생산 노무직’과는 달리, 대체가능성이 중간 수준에 위치해 있으며, A5~A15 범위의 변수들은 상대적으로 낮은 대체가능성을 나타낸다.

더 세밀하게 분석해 보면, ‘1. 전문직 및 관리직’은 주로 고도의 전문 지식과 경험을 필요로 하는 직종이다. 이러한 직종에서는 조작이나 통제, 체력과 같은 물리적 능력이 상대적으로

로 덜 중요하며, 이런 분야는 인공지능이나 로봇기술의 발전으로 인해 대체될 가능성이 높다. 반면, 언어능력, 사회성, 창의력 및 추론능력은 높은 대체 불가능성을 보여주는데, 그 이유는 해당 항목들은 인간 고유의 복잡한 인지과 사회적 상호작용을 필요로 하기 때문이다. 반대로, '3. 서비스 및 생산 노무직'은 이와는 상반된 결과를 보여준다. 이 직종에서는 아이디어 창출, 추론, 기억력, 일반적 기술, 시스템 운용 능력 등은 상대적으로 덜 요구된다. 그러나, '3. 서비스 및 생산 노무직'에서 '1. 전문직 및 관리직'보다 좀 더 중요한 조작, 통제, 물리적 능력 등의 경우 인공지능이나 로봇기술의 발전으로 인해 상대적으로 쉽게 대체될 수 있으며, 이는 해당 직종이 더 단순하거나 반복적인 특성을 지닌다는 것을 시사한다. 한편, '2. 기술 및 기능직'은 소방, 경찰, 기계 조작, 운송장비 운용과 같이 특정 기술 및 기능을 요구하는 직종으로 분류할 수 있다. 이 직종에서는 공간 인식, 주의력, 시각, 청각 등의 능력이 필수적이다. 이러한 감각 능력은 현재의 인공지능이나 로봇기술로는 쉽게 대체하기가 아직 어렵다. 따라서, 해당 직종은 공감각 능력과 기술적 숙련에 의존한다는 점에서 상대적으로 중간수준의 대체가능성을 지닌다. 또한 기술의 나머지 항목들의 경우 대부분 '1. 전문직 및 관리직'보다는 대체 위험이 높지만, '3. 서비스 및 생산 노무직'보다는 상대적으로 낮은 대체 위험을 가지고 있다.

〈그림 2〉 역량과 기술에 따른 잠재 집단 유형

(단위: 점)



출처: ONET 데이터 및 전문가 설문 기반 저자 작성

한편, 앞서 언급된 직종 중심의 분석에서는 LPA에 포함된 총 22개의 변수 중 일부를 기반으로 해석이 이루어졌다. 다만, 인공지능과 로봇기술로 인한 일자리 대체효과는 특정 역량이나 기술에 국한되지 않기 때문에, 22개의 역량과 기술을 중심으로 조금 더 구체적으로 살펴보고자 한다. 먼저 인지적인 역량(A1~A7)⁵⁾의 경우 이에 포함되는 언어, 아이디어 창출 및 추론, 기억력 등의 역량(A1~A4)에서는 낮은 수준의 대체가능성이 '1. 전문직 및 관리직'을 중심으로 두드러진다. 또한 지각 및 공간 능력과 주의력(A5~A7)에서도 이와 대략 비슷한 추세가 나타난다. 반대로 인지적인 역량에서 높은 수준의 대체가능성은 주로 '3. 서비스 및 생산 노무직'에 해당하는 직종들에서 관찰된다. 다음으로 정신적인 운동역량(A8~A10)과 신체적인 역량(A11~A13)의 경우, 각각 역량의 대체가능성의 수준이 상대적으로 뚜렷하게 파악된다. 조작 능력, 움직임 통제력, 반응 시간 및 속도 등 전자의 역량과 체력, 지구력, 유연성 및 균형감각이 포함된 후자의 역량에서 일관적으로 '3. 서비스 및 생산 노무직'의 직종들에서 낮은 수준의 대체가능성이 나타난다. 마지막 역량인 감각 능력(A14~A15)은 '2. 기술 및 기능직'이 포함된 직종들에서 낮은 대체가능성을 보이는 것으로 나타났고, 반대로 '3. 서비스 및 생산 노무직'이 포함된 직종들에서 높은 대체가능성을 보였다.

기술 부문에서는 기본적인 기술(S1~S2)과 다기능적 기술(S3~S7) 중 S5(technical skills)를 제외하고는 대체가능성 수준의 높고 낮음이 상대적으로 분명하게 구분된다. 전반적으로 기본적인 기술(S1~S2)과 S5를 제외한 다기능적 기술(S3, S4, S6, S7)에서 '3. 서비스 및 생산 노무직'의 직종들이 높은 대체가능성 값을 가지고 있고, 반대로 '1. 전문직 및 관리직'에 해당하는 직종들은 낮은 값을 보인다. 특정 기계를 조작하거나 수리하는 등의 기술(S5)에서는 위와는 다르게 '1. 전문직 및 관리직'의 직종들이 대체가능성 수준이 큰 값을, '3. 서비스 및 생산 노무직'에 포함된 직종들이 대체가능성 수준이 상대적으로 낮은 값을 보였다. 이와 같이 지금까지 개별 역량과 기술을 중심으로 검토한 결과, 전반적으로 공통적인 특성을 공유하는 인지적인 역량(A1~A7), 정신적인 운동역량(A8~A10), 신체적인 역량(A11~A13), 기본적인 기술(S1~S2) 등의 역량이나 기술에서 동일한 직업군 내에 포함된 직종들이 비슷한 값을 갖는 패턴이 발견되었다. 즉, 비록 위 두 가지 분석(직종 및 역량과 기술 중심)의 초점은 서로 다르지만, 결과는 유사하게 나타났다. 이는 기술 발달로 인해 대체될 가능성이 높은 역량이나 기술을 필요로 하는 직종들이 하나의 군집으로 묶여 유사한 패턴을 보인 것이다.

이러한 결과를 종합해 볼 때, 직종별 대체가능성은 해당 직종의 핵심 기술과 역량에 따라 결정됨을 알 수 있다. 고도의 인식능력이나 추론능력이 핵심적으로 요구되는 직종은 인공

5) 각 변수(A1~S7)를 묶어 하나의 역량이나 기술로 표현한 바는 ONET이 역량 및 기술을 분류하여 제공하고 있는 정보에 따른다.

지능과 로봇기술의 발전에도 불구하고 아직은 해당 기술과 역량의 대체가능성이 낮기 때문에 상대적으로 기술의 영향으로부터 자유롭다. 이는 고수준의 숙련도와 전문 지식을 필요로 하는 역량과 기술은 기술적 진보에도 불구하고 인간의 역할이 아직 중요하게 남아 있음을 의미한다. 하지만 그러한 기술과 역량이 크게 요구되지 않는 직종이나 일반적 기술이나 시스템 운용 능력처럼 인공지능이나 로봇기술에 의해 대체가 상대적으로 쉬운 직종의 경우 향후 기술 발전의 여파를 좀 더 크게 느낄 수 있다.

VI. 일자리 대체가능성 지수로 본 우리나라 노동시장

지금까지 일자리 대체가능성 지수를 산출하고, 잠재 집단을 나눠 집단별 직종들이 갖는 역량 및 기술의 특징을 탐구하였다. 본 절에서는 일자리 대체가능성 지수를 통해 지난 10년 동안 우리나라 노동시장의 현황을 살펴보고자 한다. 이를 위한 분석으로 일자리 대체가능성 지수를 기준으로 대체가능성이 높은 상위 30%, 중위 40%, 대체가 어려운 일자리 하위 30%에 해당하는 직종의 취업자 비중을 구하였다. 자료는 통계청에서 제공하는 지역별 고용조사 B형 2013년~2022년의 반기 자료를 활용하였으며, 인구 가중치를 통해 매년 전체 취업자 모집단 수를 추정하여 분석하였다.

〈표 6〉은 지난 10년간 일자리 대체가능성 지수에 따른 상·중·하위 취업자 수 및 비중을 정리해 보여주고 있다. 이 표에서 가장 먼저 주목할 만한 사실은 최근 10년간 일자리 대체가능성이 높은 상위 30%에 속하는 취업자 비중이 대략 55%에서 58% 사이로, 절반 이상의 취업자가 대체 위협에 직면해 있다는 것이다. 특히 2022년을 기준으로 할 때, 전체 약 2,807만 개의 일자리 중에서 대략 1,544만 개(55%)가 높은 대체 위협에 노출되어 있다는 것을 알 수 있다. 이는 상당수의 일자리가 대체 위협에 직면해 있으며, 향후 기술 발전에 따라 우리나라 노동시장의 구조적 변화에 주의를 기울일 필요가 있다는 것을 시사한다. 반면, 일자리 대체가능성이 가장 낮은 하위 30%에 해당하는 취업자 비중은 지난 10년 동안 약 13%에서 15% 사이로, 전체 일자리 중 상대적으로 적은 부분을 차지하고 있다. 2022년 기준 일자리 대체가능성 하위 30%에 해당하는 취업자 수는 442만 명(15.75%)으로, 일자리 대체가능성 지수를 기준으로 한 상·중·하위 분류 중에서 노동시장 내 일자리 비중이 가장 낮았다.

〈그림 3〉은 2013년부터 2022년까지 일자리 대체가능성 지수에 따른 상·중·하위 종사자 비중의 변화를 보여주고 있으며, 이를 통해 더욱 흥미로운 사실을 발견할 수 있다. 앞서 일자리 대체가능성 상위 30% 종사자 비중은 지난 10년간 절반 이상에서 점차 감소하는 추세임

을 확인할 수 있다. 구체적으로 일자리 대체가능성 상위 30%는 2013년(57.98%) 대비 2022년(55%)에 일자리 비중이 대략 2.98% 포인트 감소하였다. 반면, 일자리 대체가능성 하위 30% 종사자는 노동시장의 일자리 비중은 가장 적었지만, 2013년(13.57%) 대비 2022년(15.75%)에 약 2.18% 포인트 증가한 것으로 나타났다. 즉 최근 10년간 일자리 대체가능성이 높은 일자리(상위 30%)는 점진적으로 감소하는 추세를 보였고, 반대로 대체가 어려운 일자리(하위 30%)는 지속해서 증가하면서, 우리나라의 고용구조에 변화가 일어나고 있음을 알 수 있다. 이러한 추세는 인공지능과 로봇기술이 발전함에 따라 더욱 가속화될 것으로 예상할 수 있다. 또한 위와 같은 사실은 특히 앞으로 노동시장을 뒤흔치는 4차 산업혁명의 파고를 넘기 위해서는 어떻게 하면 일자리가 증가하는 하위 30%의 파이를 키우느냐에 정책의 초점이 맞추어져야 함을 시사한다.

한편, 이처럼 일자리 대체가능성 상·하위를 중심으로 한 변화의 핵심적 원인은 크게 두 가지로 제시할 수 있다. 첫째, 자동화 등의 기술 발전으로 인한 반복 직무 일자리 감소이다. 상위 30%에 포함되는 직업들의 경우, 46개의 직업 가운데 43(93.5%)개가 5절에서 분류한 '3. 서비스 및 생산 노무직'에 포함된 것으로 나타났다. '3. 서비스 및 생산 노무직' 직업분류에는 조작, 통제 능력이나 체력과 같은 물리적 능력이 주요 특징으로 두드러져, 기술의 발전으로 인한 자동화의 영향을 받기 쉬운 경향을 보인다. 반면, 일자리 대체가능성이 낮은 하위 30%에 속하는 45개 직업 중 36개(80%)가 '1. 전문직 및 관리직'으로 분류되어 있다. 해당 집단은 아이디어 창출, 추론, 기억력, 기술적 능력, 그리고 시스템 운용 능력이 특히 강조되는 직업들로 구성되어 있으며, 이러한 특성들은 인공지능과 로봇기술에 의한 대체가능성이 상대적으로 낮은 편이다. 종합하자면, 일자리 대체가능성 상위 30% 집단에 '3. 서비스 및 생산 노무직' 직종이 대부분 포함되어 있음에 따라 지난 10년간 자동화로 인한 반복 업무 직종이 감소해왔다고 해석할 수 있다. 이에 반해 '1. 전문직 및 관리직'은 대체가능성이 어려운 하위 30%에 대개 속해있어 자동화로 인한 일자리 감소 영향이 상대적으로 적었던 것으로 해석된다.

둘째, 코로나19 이후 단순 노무·서비스직의 수요 감소 및 전문·관리직의 수요 증가가 주된 영향을 미쳤다고 볼 수 있다. 일자리 대체가능성 상·하위 종사자 비중 추이의 변화는 코로나19 이후부터 더욱 두드러지는 것을 알 수 있다. 위와 같은 변화의 배경에는 비대면 근로의 한계를 가진 직종의 감소와 함께 재택근무에 제약이 적은 전문직을 중심으로 한 하위 30% 직종의 일자리 수요가 증가가 핵심 원인으로 분석된다. 엄상민·정규철(2021)의 연구에 따르면, 코로나19로 인해 비대면 근로가 어려웠던 업종과 직종에서 고용에 대한 부정적인 영향이 더욱 뚜렷하게 나타났으며, 두 업종 및 직종 간의 고용 영향 격차는 경기 회복기에도 지속되었다고 지적하였다. 더불어, 엄상민·정규철(2021)은 시나리오 분석을 통해 코로나19 이후에

는 대면 근로를 해야 하는 단순 노무 및 서비스 직종의 노동 수요가 상대적으로 줄어들 것이며, 반면에 전문·관리직의 수요는 기존 추세에 더해 빠르게 증가할 것이라 설명하였다.

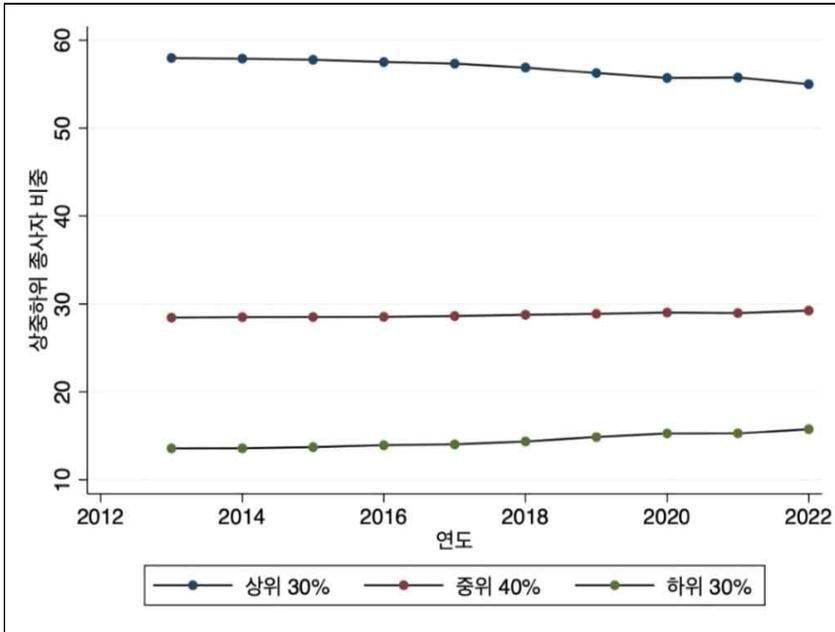
따라서 지금까지의 논의를 요약하자면, 일자리 대체가능성의 상·하위 종사자 비중 추이는 자동화에 의한 반복 업무 직종의 일자리 감소에 더해, 코로나19 이후 비대면 근로 중심의 직종 간 수요 격차가 동시에 나타나는 현상으로 볼 수 있다. 이는 우리나라 노동시장의 현황을 분석한 결과로, 직종 간 노동 수급의 불균형을 완화하고 직업 간 전환을 용이하게 하는 제도의 강화와 같은 정책적 노력의 중요성을 시사한다. 특히, 우리나라 노동시장에서 일자리 대체가능성이 높은 상위 30% 직종의 종사자가 여전히 절반 이상을 차지하고 있으며, 이들의 일자리는 향후 감소할 것으로 예상된다. 따라서 미래에 예상되는 노동시장 충격을 줄이기 위해서는 높은 일자리 대체 위협에 노출된 직종의 노동자들을 위한 재교육 프로그램과 직종 간 전환 교육 프로그램을 미리 준비할 필요가 있다.

〈표 6〉 일자리 대체가능성 지수 상·중·하위별 취업자 수 및 비중(2013~2022년)
(단위: 명, %)

구분	2013년	2014년	2015년	2016년	2017년
상위 30%	16,051,516 (57.98)	16,572,427 (57.91)	15,110,121 (57.78)	15,143,631 (57.52)	15,333,092 (57.33)
중위 40%	7,875,324 (28.45)	8,157,652 (28.51)	7,457,184 (28.51)	7,512,514 (28.54)	7,656,719 (28.63)
하위 30%	3,758,775 (13.57)	3,888,764 (13.58)	3,586,011 (13.71)	3,668,568 (13.94)	3,754,449 (14.04)
전체	27,685,615 (100)	28,618,843 (100)	26,153,316 (100)	26,324,713 (100)	26,744,260 (100)
구분	2018년	2019년	2020년	2021년	2022년
상위 30%	15,284,167 (56.89)	15,213,166 (56.27)	14,796,513 (55.71)	15,173,394 (55.76)	15,441,505 (55)
중위 40%	7,727,205 (28.76)	7,806,788 (28.87)	7,709,895 (29.03)	7,881,849 (28.96)	8,211,802 (29.25)
하위 30%	3,856,233 (14.35)	4,018,437 (14.86)	4,055,759 (15.26)	4,158,348 (15.28)	4,425,002 (15.75)
전체	26,867,605 (100)	27,038,391 (100)	26,562,167 (100)	27,213,591 (100)	28,078,309 (100)

주1: 연도별 인구 가중치 적용하였음
출처: 지역별고용조사 B형(2013~2022년 반기자료)

〈그림 3〉 일자리 대체가능성 지수 상·중·하위 종사자 비중 추이(2013~2022년)
(단위: %)



주1: 연도별 인구 가중치 적용하였음
출처: 지역별고용조사 B형(2013~2022년 반기자료)

VII. 결론 및 함의

인공지능과 로봇기술로 대표되는 4차 산업혁명은 인간이 삶을 살아가는 방식에 지금까지 경험하지 못했던 스케일의 큰 변화를 가져올 것으로 예상된다. 이러한 변화는 특히 신기술로 인해 많은 일자리가 사라질 노동시장에 집중될 것으로 예상되는데, 본 연구는 인공지능과 로봇기술의 노동시장 파급효과를 평가하기 위한 첫 단계로 직종별 일자리 대체가능성 지수를 개발하고 이를 통해 우리나라 노동시장 변화를 조망하였다.

본 연구에서 개발한 일자리 대체가능성 지수는 미국의 ONET 데이터에 포함된 직종별 기술과 역량의 요구 수준과 전문가 서베이를 통해 도출된 인공지능과 로봇을 통한 기술과 역량의 대체가능성 값을 활용하여 산출하였다. 최종 산출된 지숫값을 바탕으로 일자리 대체가능성이 가장 높은 그룹 30%, 중간 그룹 40%, 가장 낮은 그룹 30%로 구분하였다. 분석 결과에 따르면 전반적으로 일자리 대체가능성이 높은 상위 30% 직종은 단순 반복 업무가 주가 되는 기술직과 노무직이었고, 일자리 대체가능성이 낮은 하위 30% 직종은 고도의 인지능

력, 추론능력, 전문지식 등을 요하는 전문직과 관리직이었다. LPA 분석을 통하여서도 직종별 요구되는 수준이 낮은 역량이나 기술은 인공지능 및 로봇의 발달로 비교적 빠르고 쉽게 대체되지만, 어느 정도 숙련이 되어있거나 요구되는 수준이 높은 역량이나 기술의 경우 상대적으로 대체되는 속도가 느리거나 가능성이 낮은 것으로 나타났다.

일자리 대체가능성 지수를 통해 우리나라 노동시장을 살펴보면 대체가능성 상위 그룹에 속하는 직종은 전체 일자리의 과반을 차지하고 있을 정도로 큰 규모이다. 하지만 그 비중은 점차 줄어들고 있는 추세이다. 이에 비해 대체가능성 하위 그룹에 속하는 직종의 비중은 전체 일자리의 약 14%로 상대적으로 적은 편이다. 하지만 반대로 이 그룹의 비중은 지속적으로 증가하고 있다. 이러한 패턴은 우리나라 노동시장과 일자리 구성이 향후 어떤 방향으로 변화할지에 대한 의미 있는 시사점을 제공한다.

본 연구의 분석에서 드러난 또 다른 중요한 패턴은 인공지능과 로봇기술이 반복 기술 기반의 단순 생산직에 대한 대체뿐 아니라 화이트컬러의 단순 사무직과 일부 서비스직의 대체도 빠르게 진행시킬 것으로 예상된다는 점이다. 특히 법률서비스와 같은 일부 전문직까지도 인공지능의 영향권에 상당 수준 노출될 것으로 보인다. 일자리 대체가 블루컬러 생산직을 넘어 화이트컬러 사무직에까지 이를 것이라는 예상은, 인공지능과 로봇기술이 기존의 예상을 뛰어넘는 광범위한 노동시장 파급효과를 가져올 것임을 의미한다. 이는 본 연구와 유사하게 진행된 다른 최근 연구에서도 동일하게 지적하고 있는 미래의 모습이며, 이러한 상황에서 기대할 수 있는 정책적 대응은 크게 다음의 두 가지 방향으로 요약될 수 있다.

첫째는 올라타기 전략이다. 철강이나 자동차 산업과 같이 인공지능과 로봇기술이 생산 현장에서 적극적으로 적용될 가능성이 높은 산업의 경우 많은 일자리가 사라지는 동시에 새로운 기술과 관련된 일자리가 만들어진다. 실제로 최근의 일부 연구에서는 새롭게 만들어지는 일자리로 인해 인공지능의 도입으로 인한 일자리 감소 효과가 예상만큼 크지 않을 것 이란 분석도 등장하고 있다. 그러므로 인공지능이나 로봇과 관련된 새로운 일자리를 얼마나 빨리 효과적으로 조성할 수 있는지에 따라 이들 기술로 인한 충격이 달라질 수 있다. 따라서 새로운 기술과 관련된 일자리의 조성과 이를 위한 훈련 투자 등의 정책적 노력은 인공지능으로 인해 만들어질 미래 노동시장 문제의 해결을 위한 첫 번째 단추가 될 것이다.

이와 관련하여서, 신기술을 통해 적합한 일자리를 창출하는 구체적인 예로는 인공지능 기술을 활용한 창업 지원 및 환경 조성을 들 수 있다. 실제로 인공지능 기술은 의료, 금융, 제조업, 유통, 서비스 등 수많은 분야에 혁신을 가져오고 있으며, 이를 기반으로 새로운 창업 기회가 끊임없이 창출되고 있다. 다만, 인공지능을 활용한 창업을 성공적으로 이끌기 위해서는 선도적인 환경 조성이 필수적이다. 이는 인공지능을 활용한 창업이 완전히 새로운 기

술로서 현행 법률 및 제도와 여러 측면에서 부합하지 않을 가능성이 크기 때문이다. 따라서 기존 법률과 제도를 새로운 인공지능 기술 활용에 적합하게 조정하는 정책적 노력이 적극적으로 요구된다. 또한 정부 부처들이 경쟁적으로 개별 인공지능 법안과 가이드라인을 제정하기보다는, 통합된 제도를 신속하게 구축하는 것이 중요하다. 이러한 인공지능 창업 활성화를 위한 법적·제도적 개선 노력이 새로운 일자리 창출에 기여할 수 있을 것이다.

이와 더불어, 직업 재교육 및 재훈련 프로그램을 통해 인공지능과 로봇기술을 활용하여 다양한 분야에서 일자리를 창출할 수 있다. 예를 들어, 제조업 분야에서는 기존 노동자들에게 로봇 운영 및 유지보수 기술을 가르치는 교육과 훈련을 제공하여 새로운 기술을 습득하게 함으로써 일자리 창출을 도모할 수 있다. 또한, 농업 분야의 종사자들에게는 드론을 이용한 농작물 상태 모니터링, 인공지능 기반 농업 관리 시스템 사용법, 로봇 수확기 조작법 등 스마트 농업 기술을 교육할 수 있다. 한편, 서비스업 분야에서는 관련 종사자에게 인공지능 챗봇 및 서비스 로봇 운영법을 교육할 수 있다. 이처럼 다양한 분야에서 인공지능과 로봇기술을 활용한 재교육 및 재훈련 프로그램을 통해 새로운 일자리를 창출하고, 기존 일자리를 유지하거나 개선할 수 있다.

둘째는 갈아타기 전략이다. 지역경제의 측면에서 보면 지역 산업의 구조에 따라 어느 지역은 인공지능과 로봇기술로 인한 충격에 좀 더 취약하다. 이들 지역은 새로운 기술로 인해 대체될 가능성이 높은 일자리의 비중이 다른 지역에 비해 상대적으로 크기 때문이다. 따라서 일자리를 잃어버릴 취약 직종 노동자들이 다른 일자리로 최대한 갈아탈 수 있도록 일종의 커리어 래더(career ladder)를 만들어 주는 정책적 노력이 필요하다. 이를 위해서는 대체 가능성이 높은 직종의 종사자가 주로 가지고 있는 기술과 역량을 앞으로 확대될 것으로 예상되는 일자리 중 어디에서 활용할 수 있을지에 대한 분석이 필요하다. 일자리가 줄어들 직종과 늘어날 직종이 유사한 기술과 역량 요구치를 가지고 있다면 전자에서 후자로의 전환이 상대적으로 손쉽게 일어날 수 있기 때문이다. 이렇게 만들어진 커리어 래더를 바탕으로 직업 훈련 프로그램을 디자인하면 인공지능으로 일자리를 잃은 노동자들이 대체 일자리를 찾고 노동시장의 충격을 어느 정도 흡수할 수 있을 것이다. 구체적으로 커리어 래더에 있어서 유사한 기술과 역량을 바탕으로 대체가능성이 높은 직종 A에서 대체가능성이 상대적으로 낮은 B로 이동할 때 발생하는 기술 및 역량의 격차를 메우는 교육 프로그램을 제공함으로써, 개인의 경력 전환을 돕고 새로운 일자리에 대한 적응력을 높일 수 있다. 다만, 지역별 산업 특성에 따라 위기에 처한 직종이 다를 수 있기 때문에, 어떤 산업이 위기에 처하였는지 파악하고, 해당 산업 종사자들의 수요를 반영한 맞춤형 교육 과정을 개발하고 제공해야 한다. 이러한 노력을 통해 산업 변화에 따른 일자리 위기를 극복하고, 새로운 일자리 창출을 위한

인력 양성에도 기여할 수 있을 것이다.

한편, 본 연구는 인공지능과 로봇기술이 가져올 변화를 분석한 몇 안 되는 초기 연구라는 분명한 가치를 가지고 있지만 한계점도 명확하다. 인공지능과 로봇기술이 노동시장에 미치는 영향을 좀 더 정교하게 분석하기 위해선 기술적 요인 이외에도 사회적 경제적 맥락에 대한 고려가 필요하다. 노동시장의 유연성이나 직업 훈련 프로그램, 사회 안전망 등 다양한 요인들이 복합적으로 기술로 인한 일자리 대체가능성에 영향을 미칠 것이기 때문이다. 하지만 이러한 복합적 요인들을 모두 고려한 정교한 분석을 하기엔 아직 축적된 연구가 부족하며, 본 연구는 이를 위한 첫 단계로 기술적 맥락에 초점을 맞추어 진행되었다. 따라서 인공지능 시대를 제대로 대비하기 위해선 향후 사회경제적 맥락을 고려한 관련 연구가 좀 더 활발하게 진행되어야 할 필요가 있다.

참고문헌

- 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.
- 엄상민·정규철. (2021). 「코로나 위기가 초래한 고용구조 변화와 향후 전망」. KDI 경제전망, 2021 하반기. 세종: 한국개발연구원.
- 전병유·정준호·장지연. (2022). 인공지능 (AI) 의 고용과 임금 효과. 「경제연구」, 40(1): 133-156.
- 조지용·박태영. (2013). 잠재 집단분석을 이용한 퇴직자의 사회적 관계유형 변화에 관한 종단적 연구. 「한국가족복지학」, 18(4): 599-623.
- 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. (1999). Changes in unemployment and wage inequality: An alternative theory and some evidence. *American Economic Review*, 89(5): 1259-1278.
- Autor, D. H., & Dorn, D. (2013). The growth of low-skill service jobs and the polairzation of the U.S. labor market. *American Economic Review*, 103(5): 1553-1597.
- Autor, D. H., Katz, L. F., & Kearney, M. S. (2006). The polarization of the U.S. 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.
- Damioli, G., Van Roy, V., Vertesy, D., & Vivarelli, M. (2023). AI technologies and employment: Micro evidence from the supply side. *Applied Economics Letters*, 30(6): 816-821.
- 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.
- Furman, J., Holdren, J. P., Muñoz, C., Smith, M., & Zients, J. (2016). *Artificial Intelligence, Automation, and the Economy*. Washington, D.C.: Executive Office of the President, The White House.
- Goos, M., Manning, A., & Salomons, A. (2009). Job polarization in Europe. *American Economic Review: Papers and Proceedings*, 99(2): 58-63.
- Hickendorff, M., Edelsbrunner, P. A., McMullen, J., Schneider, M., & Trezise, K. (2018). Informative tools for characterizing individual differences in learning: Latent class, latent profile, and latent transition analysis. *Learning and Individual Differences*, 66, 4-15.
- IBM. (2022). *IBM global AI adoption index 2022*. IBM Corporation.
- IFR. (2022). *World robotics 2022*. IFR International Federation of Robotics.
- Knoblach, M., & Stockl, F. (2020). What determines the elasticity of substitution between capital and labor? A literature review. *Journal of Economic Surveys*, 34(4): 847-875.
- McKinsey & Company. (2017). *A future that works: automation, employment, and productivity*. McKinsey Global Institute.
- Nylund-Gibson, K., & Choi, A. Y. (2018). Ten frequently asked questions about latent class analysis. *Translational Issues in Psychological Science*, 4(4): 440.
- Spurk, D., Hirschi, A., Wang, M., Valero, D., & Kauffeld, S. (2020). Latent profile analysis: A review and “how to” guide of its application within vocational behavior research. *Journal of vocational behavior*, 120: 103445.
- Tein, J. Y., Coxe, S., & Cham, H. (2013). Statistical power to detect the correct number of classes in latent profile analysis. *Structural equation modeling: a multidisciplinary journal*, 20(4): 640-657.
- Tschang, F. T., & Almirall, E. (2021). Artificial intelligence as augmenting automation:

Implications for employment. *Academy of Management Perspectives*, 35(4): 642-659.

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>

Wright, E. O., & Dwyer, R. E. (2003). The patterns of job expansions in the United States: A comparison of the 1960s and 1990s. *Socio-Economic Review*, 1: 289-325.

〈신문 기사〉

조선비즈. “트레이더 600명에서 2명으로…IT 기업된 골드만삭스”, 2017.2.22.

〈부록 1〉 ONET의 역량(ability)과 기술(skill) 항목

순번	역량(Ability)	기술(Skill)
1	Selective Attention	Active Listening
2	Time Sharing	Mathematics
3	Category Flexibility	Reading Comprehension
4	Deductive Reasoning	Science
5	Fluency of Ideas	Speaking
6	Inductive Reasoning	Writing
7	Information Ordering	Active Learning
8	Originality	Critical Thinking
9	Problem Sensitivity	Learning Strategies
10	Memorization	Monitoring
11	Flexibility of Closure	Complex Problem Solving
12	Perceptual Speed	Management of Financial Resources
13	Speed of Closure	Management of Material Resources
14	Mathematical Reasoning	Management of Personnel Resources
15	Number Facility	Time Management
16	Spatial Orientation	Coordination
17	Visualization	Instructing
18	Oral Comprehension	Negotiation
19	Oral Expression	Persuasion
20	Written Comprehension	Service Orientation
21	Written Expression	Social Perceptiveness
22	Stamina	Judgment and Decision Making
23	Extent Flexibility	Systems Analysis
24	Dynamic Flexibility	Systems Evaluation
25	Gross Body Coordination	Equipment Maintenance
26	Gross Body Equilibrium	Equipment Selection
27	Dynamic Strength	Installation
28	Explosive Strength	Operation and Control
29	Static Strength	Operations Analysis
30	Trunk Strength	Operations Monitoring
31	Control Precision	Programming
32	Multilimb Coordination	Quality Control Analysis
33	Rate Control	Repairing
34	Response Orientation	Technology Design
35	Arm-Hand Steadiness	Troubleshooting

36	Finger Dexterity	
37	Manual Dexterity	
38	Reaction Time	
39	Speed of Limb Movement	
40	Wrist-Finger Speed	
41	Depth Perception	
42	Far Vision	
43	Glare Sensitivity	
44	Near Vision	
45	Night Vision	
46	Peripheral Vision	
47	Visual Color Discrimination	
48	Auditory Attention	
49	Hearing Sensitivity	
50	Sound Localization	
51	Speech Clarity	
52	Speech Recognition	

출처: ONET (www.onetonline.org)

〈부록 2〉 직종별 일자리 대체가능성 지수

소분류 코드	소분류 직종	일자리 대체가능성 지수	상중하위
941	청소원 및 환경미화원	1	상위
952	음식 관련 단순 종사자	0.974	상위
710	식품가공 관련 기능 종사자	0.932	상위
823	세탁 관련 기계 조직원	0.929	상위
999	기타 서비스 관련 단순 종사자	0.923	상위
532	방문 및 노점 판매 관련직	0.922	상위
422	미용 관련 서비스 종사자	0.907	상위
942	건물 관리원 및 검표원	0.882	상위
951	가사 및 육아 도우미	0.880	상위
531	통신 관련 판매직	0.872	상위
822	직물·신발 관련 기계 조직원 및 조립원	0.868	상위
314	비서 및 사무 보조원	0.860	상위
721	섬유 및 가죽 관련 기능 종사자	0.860	상위
432	여가 서비스 종사자	0.848	상위
863	전기·전자 부품 및 제품 제조 장치 조직원	0.832	상위
864	전기·전자 부품 및 제품 조립원	0.832	상위

953	판매 관련 단순 종사자	0.809	상위
441	조리사	0.808	상위
882	재활용 처리 및 소각로 조직원	0.806	상위
442	식음료 서비스 종사자	0.804	상위
743	용접원	0.800	상위
392	여행·안내 및 접수 사무원	0.799	상위
922	배달원	0.791	상위
811	식품가공 관련 기계 조직원	0.790	상위
812	음료 제조 관련 기계 조직원	0.790	상위
819	기타 식품가공 관련 기계 조직원	0.790	상위
783	건축 마감 관련 기능 종사자	0.786	상위
399	고객 상담 및 기타 사무원	0.768	상위
313	회계 및 경리 사무원	0.767	상위
874	물품 이동 장비 조직원	0.766	상위
521	매장 판매 종사자	0.764	상위
854	운송차량 및 기계 관련 조립원	0.754	상위
852	냉난방 관련 설비 조직원	0.753	상위
930	제조 관련 단순 종사자	0.753	상위
842	도장 및 도금기 조직원	0.751	상위
891	목재 및 종이 관련 기계 조직원	0.750	상위
613	축산 및 사육 관련 종사자	0.742	상위
312	경영 관련 사무원	0.742	상위
429	기타 돌봄·보건 및 개인 생활 서비스 종사자	0.739	상위
875	건설 및 채굴기계 운전원	0.739	상위
722	의복 제조 관련 기능 종사자	0.727	상위
873	자동차 운전원	0.724	상위
899	기타 기계 조직원	0.721	상위
851	금속 공작 기계 조직원	0.715	상위
910	건설 및 광업 단순 종사자	0.711	상위
320	금융 사무 종사자	0.709	상위
311	행정 사무원	0.704	중위
992	계기·자판기 및 주차 관리 종사자	0.701	중위
612	원에 및 조경 종사자	0.693	중위
876	선박 승무원 및 관련 종사자	0.691	중위
281	작가 및 언론 관련 전문가	0.690	중위
742	제관원 및 판금원	0.688	중위
522	상품 대여 종사자	0.687	중위

431	운송 서비스 종사자	0.686	중위
791	공예 및 귀금속 세공원	0.683	중위
821	섬유 제조 및 가공기계 조작원	0.678	중위
282	학예사·사서 및 기록물 관리사	0.677	중위
283	연극·영화 및 영상 전문가	0.674	중위
855	금속기계 부품 조립원	0.673	중위
741	금형·주조 및 단조원	0.670	중위
630	어업 관련 종사자	0.666	중위
991	농림·어업 관련 단순 종사자	0.666	중위
841	주조 및 금속가공 관련 기계 조작원	0.664	중위
611	작물 재배 종사자	0.663	중위
620	임업 관련 종사자	0.662	중위
782	건설 관련 기능 종사자	0.654	중위
730	목재·가구·악기 및 간판 관련 기능 종사자	0.635	중위
330	법률 및 감사 사무 종사자	0.629	중위
892	인쇄 및 사진 현상 관련 기계 조작원	0.628	중위
761	전기·전자기기 설치 및 수리원	0.628	중위
510	영업 종사자	0.628	중위
139	기타 전문 서비스 관리자	0.626	중위
799	기타 기능 관련 종사자	0.623	중위
412	경호 및 보안 관련 종사자	0.622	중위
274	감정·기술 영업 및 중개 관련 종사자	0.616	중위
872	철도운송 관련 종사자	0.612	중위
134	문화·예술 관련 관리자	0.605	중위
288	문화·예술 관련 기획자 및 매니저	0.605	중위
843	비금속제품 생산기 조작원	0.603	중위
391	통계 관련 공무원	0.601	중위
261	법률 전문가	0.596	중위
792	배관공	0.595	중위
284	시각 및 공연 예술가	0.587	중위
259	기타 교육 전문가	0.581	중위
832	화학·고무 및 플라스틱 제품 생산기 조작원	0.581	중위
273	상품 기획·홍보 및 조사 전문가	0.580	중위
784	채굴 및 토목 관련 기능 종사자	0.573	중위
272	금융 및 보험 전문가	0.571	중위
253	유치원 교사	0.562	중위
285	디자이너	0.553	중위

921	하역 및 적재 단순 종사자	0.541	중위
271	인사 및 경영 전문가	0.540	중위
159	기타 판매 및 고객 서비스 관리자	0.528	중위
751	자동차 정비원	0.524	중위
861	발전 및 배전장치 조직원	0.514	중위
753	기계장비 설치 및 정비원	0.511	중위
881	상하수도 처리 장치 조직원	0.505	중위
212	인문 및 사회과학 전문가	0.501	중위
153	환경·청소 및 경비 관련 관리자	0.501	중위
254	문리·기술 및 예능 강사	0.501	중위
286	스포츠 및 레크리에이션 관련 전문가	0.497	중위
234	전기·전자공학 기술자 및 시험원	0.496	중위
831	석유 및 화학물 가공 장치 조직원	0.491	중위
246	보건 의료 관련 종사자	0.491	중위
871	철도 및 전동차 기관사	0.466	중위
223	데이터 및 네트워크 관련 전문가	0.465	중위
247	사회복지 관련 종사자	0.464	중위
862	전기 및 전자설비 조직원	0.463	중위
231	건축·토목 공학 기술자 및 시험원	0.462	하위
222	컴퓨터 시스템 및 소프트웨어 전문가	0.458	하위
251	대학교수 및 강사	0.457	하위
752	운송장비 정비원	0.455	하위
252	학교 교사	0.454	하위
771	정보 통신기기 설치 및 수리원	0.453	하위
772	방송·통신장비 관련 설치 및 수리원	0.452	하위
221	컴퓨터 하드웨어 및 통신공학 전문가	0.452	하위
853	자동 조립라인 및 산업용로봇 조직원	0.452	하위
213	생명 및 자연과학 관련 시험원	0.450	하위
224	정보 시스템 및 웹 운영자	0.448	하위
781	건설구조 관련 기능 종사자	0.438	하위
225	통신 및 방송 송출 장비 기사	0.435	하위
239	기타 공학 전문가 및 관련 종사자	0.421	하위
132	보험 및 금융 관리자	0.418	하위
151	판매 및 운송 관리자	0.414	하위
236	소방·방재 기술자 및 안전 관리원	0.411	하위
245	치료·재활사 및 의료기사	0.411	하위
262	행정 전문가	0.404	하위

287	식문화 관련 전문가	0.394	하위
411	경찰·소방 및 교도 관련 종사자	0.389	하위
121	행정 및 경영 지원 관리자	0.384	하위
248	종교 관련 종사자	0.383	하위
423	훈례 및 장례 종사자	0.381	하위
122	마케팅 및 광고·홍보 관리자	0.381	하위
152	고객 서비스 관리자	0.378	하위
762	전기공	0.377	하위
233	금속·재료 공학 기술자 및 시험원	0.369	하위
211	생명 및 자연과학 관련 전문가	0.368	하위
141	건설·전기 및 생산 관련 관리자	0.361	하위
421	돌봄 및 보건 서비스 종사자	0.355	하위
135	정보 통신 관련 관리자	0.333	하위
235	기계·로봇공학 기술자 및 시험원	0.324	하위
149	기타 건설·전기 및 생산 관련 관리자	0.323	하위
237	환경공학·가스·에너지 기술자 및 시험원	0.320	하위
232	화학공학 기술자 및 시험원	0.317	하위
244	영양사	0.311	하위
242	약사 및 한약사	0.302	하위
241	의료 진료 전문가	0.293	하위
133	보건 및 사회복지 관련 관리자	0.290	하위
131	연구·교육 및 법률 관련 관리자	0.288	하위
238	항공기·선박 기관사 및 관제사	0.271	하위
243	간호사	0.220	하위
111	의회 의원·고위 공무원 및 공공단체 임원	0	하위
112	기업 고위 임원	0	하위

출처: ONET 데이터 및 전문가 설문 기반 저자 작성

〈부록 3〉 잠재 집단(3그룹)에 따른 직종 분류

집단	직종
1. 전문직 및 관리직	의회 의원·고위 공무원 및 공공단체 임원, 기업 고위 임원, 행정 및 경영 지원 관리자, 마케팅 및 광고·홍보 관리자, 연구·교육 및 법률 관련 관리자, 보험 및 금융 관리자, 보건 및 사회복지 관련 관리자, 문화·예술 관련 관리자, 정보 통신 관련 관리자, 기타 전문 서비스 관리자, 건설·전기 및 생산 관련 관리자, 기타 건설·전기 및 생산 관련 관리자, 판매 및 운송 관리자, 고객 서비스 관리자, 기타 판매 및 고객 서비스 관리자, 생명 및 자연과학 관련 전문가, 인문 및 사회과학 전문가, 생명 및 자연과학 관련 시험원, 컴퓨터 하드웨어 및 통신공학 전문가, 컴퓨터 시스템 및 소프트웨어 전문가, 데이터 및 네트워크 관련 전문가, 정보 시스템 및 웹 운영자, 건축·토목 공학 기술자 및 시험원, 화학공학 기술자 및 시험원, 금속·재료 공학 기술자 및 시험원, 전기·전자공학 기술자 및 시험원, 기계·로봇공학 기술자 및 시험원, 소방·방재 기술자 및 안전 관리원, 환경공학·가스·에너지 기술자 및 시험원, 기타 공학 전문가 및 관련 종사자, 의료 진료 전문가, 약사 및 한약사, 간호사, 영양사, 치료·재활사 및 의료기사, 보건 의료 관련 종사자, 사회복지 관련 종사자, 종교 관련 종사자, 대학교수 및 강사, 학교 교사, 유치원 교사, 문리·기술 및 예능 강사, 기타 교육 전문가, 법률 전문가, 행정 전문가, 인사 및 경영 전문가, 금융 및 보험 전문가, 상품 기획·홍보 및 조사 전문가, 감정·기술 영업 및 중개 관련 종사자, 작가 및 언론 관련 전문가, 학예사·사서 및 기록물 관리사, 연극·영화 및 영상 전문가, 디자이너, 식문화 관련 전문가, 문화·예술 관련 기획자 및 매니저, 행정 사무원, 회계 및 경리 사무원, 금융 사무 종사자, 법률 및 감사 사무 종사자, 통계 관련 사무원, 고객 상담 및 기타 사무원, 돌봄 및 보건 서비스 종사자, 훈련 및 장래 종사자, 영업 종사자, 발전 및 배전장치 조차원
2. 기술 및 기능직	환경·청소 및 경비 관련 관리자, 통신 및 방송 송출 장비 기사, 항공기·선박 기관사 및 관제사, 시각 및 공연 예술가, 스포츠 및 레크리에이션 관련 전문가, 경찰·소방 및 교도 관련 종사자, 경호 및 보안 관련 종사자, 자동차 정비원, 운송장비 정비원, 기계장비 설치 및 정비원, 전기공, 정보 통신기기 설치 및 수리원, 방송·통신장비 관련 설치 및 수리원, 건설구조 관련 기능 종사자, 채굴 및 토목 관련 기능 종사자, 석유 및 화학물 가공 장치 조차원, 화학·고무 및 플라스틱 제품 생산기 조차원, 비금속제품 생산기 조차원, 자동 조립라인 및 산업용로봇 조차원, 전기 및 전자설비 조차원, 철도 및 전동차 기관사, 철도운송 관련 종사자, 상하수도 처리 장치 조차원, 하역 및 적재 단순 종사자
3. 서비스 및 생산 노무직	경영 관련 사무원, 비서 및 사무 보조원, 여행·안내 및 접수 사무원, 미용 관련 서비스 종사자, 기타 돌봄·보건 및 개인 생활 서비스 종사자, 운송 서비스 종사자, 여가 서비스 종사자, 조리사, 식음료 서비스 종사자, 매장 판매 종사자, 상품 대여 종사자, 통신 관련 판매직, 방문 및 노점 판매 관련직, 작물 재배 종사자, 원예 및 조경 종사자, 축산 및 사육 관련 종사자, 임업 관련 종사자, 어업 관련 종사자, 식품가공 관련 기능 종사자, 섬유 및 가죽 관련 기능 종사자, 의복 제조 관련 기능 종사자, 목재·가구·악기 및 간판 관련 기능 종사자, 금형·주조 및 단조원, 제관원 및 판금원, 용접원, 전기·전자기기 설치 및 수리원, 건설 관련 기능 종사자, 건축 마감 관련 기능 종사자, 공예 및 귀금속 세공원, 배관공, 기타 기능 관련 종사자, 식품가공 관련 기계 조차원, 음료 제조 관련 기계 조차원, 기타 식품가공 관련 기계 조차원, 섬유 제조 및 가공기계 조차원, 직물·신발 관련 기계 조차원 및 조립원, 세탁 관련 기계 조차원, 주조 및 금속가공 관련 기계 조차원, 도장 및 도금기 조차원, 금속 공작 기계 조차원, 냉난방 관련 설비 조차원, 운송차량 및 기계 관련 조립원, 금속기계 부품 조립원, 전기·전자 부품 및 제품 제조 장치 조차원, 전기·전자 부품 및 제품 조립원, 자동차 운전원, 물품 이동 장비 조차원, 건설 및 채굴기계 운전원, 선박 승무원 및 관련 종사자, 재활용 처리 및 소각로 조차원, 목재 및 종이 관련 기계 조차원, 인쇄 및 사진 현상 관련 기계 조차원, 기타 기계 조차원, 건설 및 광업 단순 종사자, 배달원, 제조 관련 단순 종사자, 청소원 및 환경미화원, 건물 관리원 및 검표원, 가사 및 육아 도우미, 음식 관련 단순 종사자, 판매 관련 단순 종사자, 농림·어업 관련 단순 종사자, 계기·자판기 및 주차 관리 종사자, 기타 서비스 관련 단순 종사자

출처: ONET 데이터 및 전문가 설문 기반 저자 작성

ABSTRACT

Developing an AI Job Replacement Index for Analyzing Labor Market Disruptions

Jun Koo, Jiwon Kim, Yeongbin Choi, Gyuhan Kim & Jieun Hong

The impact of artificial intelligence and the Fourth Industrial Revolution on employment is projected to be profound. These technologies are distinguished by their ability to automate not only routine and non-cognitive tasks but also cognitive and non-routine tasks. However, existing research has predominantly focused on the automation of routine non-cognitive tasks. This study aims to address the limitations of prior research by offering a more comprehensive analysis of the future labor market taking into account the combined effects of artificial intelligence and robotics technologies.

To achieve this, the study utilizes ONET data from the United States. This outlines the abilities and skills required for various job roles and additionally incorporates expert survey evaluations of how robotics and artificial intelligence can replace these skills and abilities, thereby deriving an AI job replacement index for each occupation. The study analyzes the anticipated changes and current status of the labor market in South Korea as well as potential future impacts based on this index.

The analysis reveals that over half of the jobs in the South Korean labor market are at risk of being replaced. Furthermore, there has been a declining trend in the proportion of jobs with high replacement potential over the past decade. Conversely, while jobs that are difficult to replace represent the smallest share of the labor market, their proportion has gradually increased. The findings of this study highlight the importance of policy efforts to mitigate labor market imbalances between occupations and facilitate job transitions, such as strengthening mechanisms that ease occupational shifts.

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