

계간 고용이슈

2026 여름호

이슈레터

기획특집 | AI가 초래하는 노동시장의 변화

고용행정DB로 본 직업별 AI 노출도와 고용 현황(윤정혜)

생성형 인공지능이 국내 노동시장에 미치는 영향(김수현·이정아)

산업별 AI 활용도 실태조사 결과 분석(정순기)

AI 전환에 따른 업무환경 변화와 정책적 함의(김동규)

청년 취업자의 AI 활용과 주관적 업무 경험 간 관계(공정승)

이슈분석

직업훈련 중복지역과 그 내부구조가 노동시장 성과에 미치는 영향(조민수·이재성)



계간
고용이슈

2026 여름호

계간 고용이슈

Employment Issue
2026 여름호

한국고용정보원
Korea Employment Information Service



Contents

이슈레터 권우현 2

기획특집 | AI가 초래하는 노동시장의 변화

고용행정DB로 본 직업별 AI 노출도와 고용 현황 / 윤정혜	8
생성형 인공지능이 국내 노동시장에 미치는 영향 / 김수현·이정아	28
산업별 AI 활용도 실태조사 결과 분석 / 정순기	52
AI 전환에 따른 업무환경 변화와 정책적 함의 / 김동규	76
청년 취업자의 AI 활용과 주관적 업무 경험 간 관계 / 공정승	98

이슈분석

직업훈련 중복참여와 그 내부구조가 노동시장 성과에 미치는 영향 / 조민수·이재성	112
--	-----

편집위원회

- | 편집위원장 | 이상호
- | 편집위원 | 강옥희 김준영 박세정 안우진 오삼일 조성은 진성진 최형아
- | 편집간사 | 김영달
- | 발행일 | 2026년 8월 31일
- | 발행인 | 이창수
- | 발행처 | 한국고용정보원
- | 주소 | 충청북도 음성군 맹동면 태정로 6
- | 디자인·인쇄 | (사)아름다운사람들

AI가 노동시장에 미치는 영향과 대응과제

권우현*

최근 인공지능(AI) 기술의 급격한 발전은 산업 전반의 생산성 혁신을 견인하는 동시에 노동시장 구조를 빠르게 재편하고 있다. 자동화 기술이 주로 단순 반복적인 육체노동을 대체하는데 그친 반면, 인공지능 기술은 고도의 인지능력과 전문성을 요구하는 지식노동 영역에까지 침투하고 있다. 이는 단순히 일자리의 창출과 소멸을 넘어 직무의 변화, 임금 및 소득의 양극화, 새로운 고용형태의 출현 등 복합적인 사회경제적 변화를 야기하고 있다. 이로 인해 고용, 임금, 직무구조의 변화와 함께 일자리 대체에 대한 노동자들의 불안이 커지고 있는 상황이다. 따라서 AI가 노동시장에 미치는 영향을 산업별, 직업별, 직무별, 계층별로 다각적으로 분석하고, 이에 대응하기 위한 종합적인 정책방안을 모색하는 것은 지속가능한 성장을 위한 시급한 과제이다.

AI가 경제에 미치는 영향에 대해서는 다양한 차원의 접근이 이루어지고 있다. 국가 전체의 성장과 고용, 소득과 산업구조의 변화 등 거시적 수준의 접근에서부터 특정 산업 및 직업군의 고용과 숙련도 변화를 다루는 중범위 수준의 접근, 개별 근로자의 관점에서 직무 내용과 실질임금의 변화, 고용안정성 등을 분석하는 미시적 수준의 접근에 이르기까지 폭넓게 이루어지고 있다. 각 접근방식에서 AI가 노동시장에 미치는 영향은 네 가지 핵심 기제를 통해 일자리와 생산성 변화를 유발한다. 바로 대체효과(Substitution Effect)와 보완효과(Complementarity Effect), 생산성 효과(Productivity Effect), 그리고 신규과업 창출 효과(Reinstatement Effect)이다.

AI의 도입과 활용이 일자리와 생산성에 미치는 영향에 대한 실증연구는 이들 핵심 기제가 개별 국가의 산업, 직업 및 직무에 대해 서로 다르게 작동하여 상이한 영향을 미친다는 것을 보여준다. 대체효과가 크면 노동수요의 감소를 통해 일자리 감소가 초래되는 반면, 생산성 효과와 신규과업 창출 효과가 크면 고용유발과 신산업의 창출 등을 통해 일자리가 증가한다. 따라서 AI기술과

* 권우현, 한국고용정보원 고용정책연구본부장 (kwh4130@keis.or.kr)

노동의 상호작용 속에서 핵심기제가 어떤 방식으로 작동하는가를 산업과 직업, 직무수준에서 면밀히 분석하는 것이 중요하다.

이와 관련하여 개별 직업 또는 직무가 AI기술에 얼마나 노출되어 있는가를 측정함으로써 고용에 미치는 파급력을 추정하는 연구가 활발히 진행되고 있다. AI 노출도(AI Exposure)는 기술연관성을 측정하는 방식에 따라 다양한 접근이 가능한데, 대표적으로 직무기반 접근(Task-Based Approach)은 하나의 직업을 여러 직무의 집합으로 보고, 이들 직업을 복수의 직무(Task) 단위로 쪼개어 개별 직무단위에서 AI기술 노출정도를 측정하여 고용에 미치는 영향을 분석하는 방법이다. 다수의 국내외 실증연구가 이러한 AI 노출도를 통해 노동시장에 미치는 영향을 분석하고 있다.

이번 「고용이슈」 여름호는 한국고용정보원이 생산·관리하는 행정DB와 패널조사, 실태조사 자료를 활용하여 다양한 접근방식으로 AI기술이 노동시장에 미치는 영향을 분석한 연구결과를 소개한다. 먼저, 한국직업정보(KNOW) 재직자조사를 활용하여 직업별 AI 노출도를 산출하고 고용보험 자료에 적용하여 노출수준별 피보험자 변동을 분석한 연구와 직업별 관찰 노출도를 지역별 고용조사와 연계하여 직업별 노출수준과 특성, 노출도에 따른 고용변화를 분석한 연구가 있다. 다음으로 주요 산업의 사업체를 대상으로 AI 활용 현황과 조직 및 직무 변화, 산업성장과 고용전망을 조사한 실태조사와 IT 개발직 등 3개 직무를 대상으로 AI 전환에 따른 근로자의 업무 변화, 역량 변화, 근로경험 변화, 조직 및 인사관리의 변화를 파악한 실태조사가 있다. 마지막으로 청년패널 자료를 활용해 생성형 AI 활용 여부가 청년 취업자의 업무내용 만족도 및 자기발전 만족도와 어떤 관계를 갖는지를 분석한 연구가 있다.

이들 실증연구를 종합해 보면, AI 기술의 노출도와 고용에 미치는 영향은 산업과 직업에 따라 서로 다른 양상으로 나타난다. 이는 노출도가 높은 산업이나 직업에 특정 연령이나 학력의 비중이 높은 경우 AI 기술의 영향은 연령별, 학력별로 상이하게 나타날 수 있음을 시사한다. 따라서 AI 기술이 고용에 미치는 영향은 전체 노동시장 수준에 그치지 않고 개별 산업 및 직업수준에서 작동하는 대체효과나 보완효과 또는 생산성 효과의 정도와 방식을 추정하는 것이 중요하다. 주요 산업에 대한 실태조사에서도 AI 기술의 도입은 산업전반에서 초기 확산단계에 머물러 있으며, 산업별 수용수준에도 현저한 차이가 있는 것으로 확인되었다. 특히 기업들은 AI를 노동을 대체하는 기술보다 업무를 지원하고 수행방식을 변화시켜 생산성을 높이는 도구로 활용하는 경향이 강했다. 한편 생성형 AI를 업무에 활용하는 청년 취업자의 업무 만족도와 자기발전 추구 만족도는 약하지만 양(+)의 상관관계가 있는 것으로 나타났다.

AI가 노동시장에 미치는 영향에 관한 논의는 AI 기술의 발전과 활용범위가 빠르게 확대되고 있는 만큼 향후 접근방식이 다양화, 체계화되고 분석 영역도 더욱 확대될 것으로 기대된다. AI시대 노동시장 변화에 능동적으로 대처하고 사회적 부작용을 최소화하기 위해서는 주요 노동시장 이슈에 대한 체계적이고 종합적인 분석이 전제되어야 한다. 중요하게 다루어야 할 노동시장 이슈를 정리해 보면 아래 <표 1>과 같다.

표 1 AI 도입에 따른 주요 노동시장 이슈

주요 이슈	주요 내용
산업·직업·직무 영향	AI 노출도, 직무 내용 및 수행방식 변화, 산업·직업별 고용구조 재편
고용, 임금 및 구인구직 동향	구인구직 트렌드 변화, 임금 및 고용구조 양극화, 인력수요 구조 변화
고용형태 및 숙련수준별 영향	비정규직·플랫폼 노동 등 새로운 고용형태, 숙련편향적·연공편향적 기술진보 분석
청년·고령층 등 계층별 영향	청년·고령층·여성 등 취약계층 고용영향 분석
지역별 영향	AI 밀집·소외지역 격차 분석 및 지역경제 파급효과
미래 노동시장 구조 전망	AI 확산 시나리오별 일자리 수급 전망
사회안전망 구축 방안	AI 전환에 따른 사회보험·교육 및 직업훈련 체계 개편, 소득보장 장치 마련
기타 관련 분야	AI 윤리, 국내외 사례 비교, 제도적 쟁점 검토

이들 주요 이슈를 깊이 있게 분석하고 실효성 있는 정책대응 방안을 마련하기 위해서는 노동시장 분석을 위한 기초 통계자료의 정밀성을 진단하고, 체계적인 모니터링을 통해 현장의 변화를 파악할 수 있는 기반을 조성하는 것이 시급하다. 이를 위한 몇 가지 추진과제를 정리하는 것으로 마무리하고자 한다.

첫째, 산업, 직업 및 직무별 AI 기술의 영향을 분석하고, 일자리 대체 및 보완 정도를 측정할 수 있는 기초 통계조사를 개선하고 보완할 필요가 있다. 산업별로는 AI기술의 영향이 큰 주요 업종을 중심으로 AI도입 현황, 일자리 변화 등을 조사하고, 이를 기초로 AI의 영향에 따른 중장기 인력수급전망이 가능하도록 현행 ‘AI 수용도 조사’의 표본과 조사문항을 확대하고 조사를 정례화하여 시계열 데이터를 축적할 필요가 있다. 직업별로는 한국직업정보의 재직자 조사에 AI 관련 문항을 추가, 정교화하고 표본을 확대하여 직업, 직무별 영향을 포함한 포괄적 정보 제공이 가능하도록 체계를 갖출 필요가 있다.

둘째, 조사 및 행정통계를 활용하여 AI 기술의 영향이 큰 주요 산업 및 직업을 대상으로 일자리 변화 동향을 정기적으로 분석하고 모니터링하는 체계를 구축할 필요가 있다. AI 노출도 등을 참고하여 영향이 큰 업종과 직종을 선정 한 후, 고용보험 DB 등 행정통계를 활용하여 일자리

동향을 분석하고, 이를 단기 및 중장기 인력수급전망에 활용하는 것이다. 이와 함께 공공 및 민간의 구인정보를 통합한 DB를 구축하여 기업의 AI 관련 채용트렌드와 직무능력 수요를 모니터링함으로써 AI 기반 고용서비스를 한층 고도화할 필요가 있다.

셋째, AI 기술 도입 관련 주요 노동시장 이슈에 대한 심층분석과 전망을 바탕으로 고용노동 정책을 구체화하는 것이다. AI 고노출 산업과 직업을 선정하여 고용 변동, 직무내용 및 숙련 수준의 변화, 임금 및 근로조건 변화 등에 대한 심층연구를 추진하고, 종사자 및 이해관계자 대상으로 현장의 정책수요를 반영하여 AI 영향 유형별 맞춤형 지원방안을 구체화할 필요가 있다. 나아가 AI 기술의 영향과 산업전환 및 인구구조 변화를 종합적으로 고려한 통합적 노동시장 전망 체계를 구축함으로써 인력양성과 인적자원의 효율적 활용으로 지속가능한 성장을 뒷받침할 필요가 있다.

AI 기술이 노동시장에 미치는 영향은 기술 그 자체의 내재적 속성보다는 이를 수용하고 통제하는 사회적, 정책적 선택에 의해 결정될 가능성이 크다. AI를 단순히 비용 절감과 인력 감축의 수단으로만 활용한다면 극심한 고용불안과 소득불평등을 초래하여 사회 양극화로 귀결될 위험이 있다. 반면 AI를 인간의 잠재력을 확장하는 파트너로 활용하고, 선제적인 교육혁신과 포용적 사회안전망을 통해 노동전환을 지원한다면 고용안정과 생산성 향상이 양립하고 성장의 과실이 고루 분배되는 상생의 생태계를 구축할 수 있을 것이다. 지금이야말로 ‘인간 중심의 AI 노동시장 발전전략’을 정교화할 필요가 있다.

계간
고용이슈

2026 여름호

계간
고용이슈

기획특집

AI가 초래하는 노동시장의 변화

고용행정DB로 본 직업별 AI 노출도와
고용 현황

생성형 인공지능이 국내 노동시장에
미치는 영향

산업별 AI 활용도 실태조사 결과 분석

AI 전환에 따른 업무환경 변화와 정책적 함의

청년 취업자의 AI 활용과 주관적 업무
경험 간 관계

SPECIAL ISSUE

고용행정DB로 본 직업별 AI 노출도와 고용 현황

윤정혜*

I. 서론

인공지능(AI) 기술은 생성형 AI를 넘어 피지컬 AI, 자율형 시스템, 지능형 로봇 등으로 빠르게 발전하면서 산업 전반의 업무 수행 방식과 노동시장 구조에 광범위한 변화를 가져오고 있다. 초기에는 사무·분석 중심 직무를 중심으로 AI 활용이 확산되었으나, 최근에는 제조, 물류, 돌봄, 서비스 등 현장 중심 산업으로 적용 범위가 확대되면서 산업과 직업에 미치는 영향 역시 더욱 다양해지고 있다. 또한 AI 기술의 발전 속도가 빨라지고 산업 현장에서의 활용 범위가 확대됨에 따라, 직업별로 AI의 영향을 객관적으로 측정하고 노동시장 변화를 지속적으로 파악하려는 필요성이 더욱 커지고 있다. 이에 따라 AI가 노동시장에 미치는 영향을 정확하게 파악하기 위해서는 기술 특성과 직업별 업무 특성을 반영한 객관적인 AI 노출도(AI Exposure) 측정이 중요하다. 한편, AI가 노동시장에 미치는 영향을 실증적으로 분석하기 위해서는 직업별 AI 노출도를 실제 고용자료와 연계하여 살펴볼 필요가 있다. 고용행정DB는 산업과 직업 단위의 고용 현황을 지속적으로 파악할 수 있는 대표적인 자료로, AI 노출도와 결합할 경우 직업별·산업별 고용 현황과 변화를 체계적으로 분석할 수 있다. 특히 행정자료를 활용하면 AI 노출 수준에 따른 고용 규모와 직업 분포를 지속적으로 모니터링할 수 있어 향후 노동시장 변화에 대한 정책 대응 기반을 마련하는 데 유용하다. 이에 본고에서는 직업별 AI 노출도를 산출하고, 이를 고용행정DB와 연계하여 우리나라 직업별 AI 노출 수준과 고용 현황을 분석하고자 한다. 이를 통해 AI 기술 확산에 따른 노동시장 변화를 지속적으로 모니터링하기 위한 기초자료를 제공하고, 향후 산업별·직업별 고용 변화에 대한 정책적 시사점을 제시하고자 한다.

* 윤정혜, 한국고용정보원 고용동향분석팀 팀장 (jeong76@keis.or.kr)

** 본고의 내용은 기관의 공식견해가 아니며 집필자 개인의 견해라는 점을 밝힙니다.

II. 직업별 AI 노출도 측정

1. 선행연구

AI가 노동시장에 미치는 영향을 분석하기 위해 직업별 AI 노출도(AI Exposure)를 측정하려는 연구가 국내외에서 활발하게 이루어지고 있으며, 이는 기술 연관성을 측정하는 방식에 따라 크게 능력(ability) 기반, 특허(patent) 기반, 과업(task) 중심 접근법으로 정리할 수 있다.

Felten et al.(2018, 2019, 2021, 2023)은 직업별 AI 노출도를 측정하는 대표적인 능력 기반 접근법을 제시하였다. 미국 전자프론티어재단(EFF)이 제시한 10개의 AI 응용기술(AI applications)과 미국 O*NET의 52개 직무 수행능력(abilities) 간의 관련성을 전문가 설문을 통해 구축한 후, 직업별 요구 능력과 AI 기술의 관련성을 결합하여 직업별 AI 노출도(AIOE)를 산출하였다. 즉, AI 응용 기술과 직업이 요구하는 능력이 얼마나 일치하는지를 측정함으로써 AI 노출도를 계산하는 방식이다. 전병유 외(2022)는 Felten et al.(2018, 2019)의 방법론을 적용하여, 미국 O*NET 능력 체계를 한국고용정보원의 ‘한국직업정보(KNOW)’ 재직자조사의 능력 변수와 연계하여 국내 직종별 AI 노출도를 계산하고 고용보험DB와 결합하여 AI 노출도가 고용과 임금에 미치는 영향을 분석하였다. 오삼일 외(2025)은 Felten et al.(2021, 2023)의 능력 기반 노출 지수(AIOE)를 바탕으로 하되, Pizzinelli et al.(2023)의 방법론을 결합하여 사회적·물리적 맥락상 인간의 감독이 필요한 정도(AI 보완도)를 반영한 ‘조정 AI 노출도(C-AIOE)’를 산출하였다.

전문가의 주관적 판단을 최소화 하고 실제 기술개발 방향을 반영하기 위해 Webb(2020)은 텍스트 분석과 자연어처리(NLP)를 활용한 특허 기반 접근법을 제안하였다. AI 특허 문서의 제목·초록과 O*NET 직무기술서 문장에서 자연어 처리 알고리즘을 통해 ‘동사·명사(verb-noun) 쌍’을 추출하고, 기술이 수행하는 기능과 직무 과업 간의 텍스트 유사도를 계산하여 직업별 AI 노출지수를 산정하였다. 이 특허 기반 접근법을 활용한 대표적인 국내 연구는 한지우·오삼일(2023)이다. Webb(2020)의 AI 노출 지수를 한국표준직업분류(KSCO 소분류)로 변환하여 우리나라 취업자 중 약 341만 명(12%)이 AI 대체 고위험군에 처해 있음을 분석하였다. 또한, 김수현 외(2024)는 특허 정보와 직업정보 간 텍스트 유사도를 기반으로 인공지능 연관성 지수를 구축하였다. 특허청의 특허데이터에서 인공지능(AI) 키워드 관련 특허만 선별하여 ‘발명명칭’, ‘초록’의 텍스트와 한국고용정보원 「한국직업사전」의 직업별 ‘직무개요’, ‘수행직무’ 텍스트를 활용하여 텍스트 간 유사도를 측정하여 직업별 AI 연관성 지수를 산출하였다.

ILO(Gmyrek et al., 2025)는 생성형 AI(GenAI) 확산 이후 대규모 언어모델(LLM)의 예측 능력을 결합한 과업(Task) 중심 접근법으로 생성형 AI 노출지수를 제안하였다. 폴란드 직업분류체계의 약 3만 개 과업 중 대표 과업을 선정하여 근로자 설문과 전문가 델파이 평가를 실시하고, 이를 기반으로 구축한 자료를 기반으로 LLM을 활용하여 전체 과업의 AI 노출도를 예측하였다. 과업별 점수의 평균을 국제표준직업분류(ISCO-08) 직업 단위로 집계하여 생성형 AI 노출도지수를 측정하고, 4단계 노출구간(Gradient 1~4)으로 분류하였다.

2. 직업별 AI 노출도 산출

본고에서는 Felten et al.(2021, 2023)에 기반한 전병유 외(2022)의 방법론을 활용하여 직업별 AI 노출도는 재산정하였다. Felten et al.(2021, 2023)은 10가지 AI 응용기술¹⁾과 O*NET 직업 정보의 52개 능력간의 연관성을 측정한 지표를 제공하고 있다.²⁾ 개별 능력의 AI 점수는 아래와 같은 방식으로 계산된다.

$$A_{ij} = \sum_{i=1}^{10} x_{ij}$$

여기서, i 는 AI응용기술, j 는 능력이며, 미국 O*NET의 52개 능력 변수를 한국고용정보원 한국직업정보(KNOW) 재직자조사의 능력 변수와 매칭하여 개별 능력별 AI 점수(A_{ij})를 계산하였다. <표 1>은 재직자조사의 44개 업무수행능력 변수 중 읽고 이해하기, 듣고 이해하기, 글쓰기 등 18개 능력을 O*NET의 32개 능력 변수와 연계하여 능력별 AI 점수를 계산한 결과이다. 전병유 외(2022)는 KNOW의 15개 능력 변수를 연계하였으나, 본고에서는 능력별 설명을 비교하여 조작·통제, 정교한 동작, 유연성 및 균형 3개 능력을 추가로 연계하였다.

1) EFF(Electronic Frontier Foundation)에서 AI를 측정하기 위해 개념화한 기술 범주이다.

2) <https://github.com/AIOE-Data/AIOE>.

표 1 한국직업정보(KNOW) 재직자조사 능력 변수별 AI 점수

KNOW 능력 변수	미국 O*NET 능력 변수	AI응용기술 범주										A_{ij}
		추상적 전략 게임	실시간 비디오 게임	이미지 인식	시각 질문 응답	이미지 생성	텍스트 인식	언어 모델링	번역	음성 인식	기악 트랙 인식	
읽고 이해하기	Written Comprehension	0.56	0.59	0.57	0.67	0.47	0.91	0.83	0.88	0.59	0.35	0.642
듣고 이해하기	Oral Comprehension	0.65	0.7	0.37	0.56	0.41	0.69	0.91	0.89	0.89	0.6	0.667
듣고 이해하기	Speech Recognition	0.66	0.83	0.47	0.61	0.38	0.64	0.95	0.88	0.98	0.75	0.715
글쓰기	Written Expression	0.56	0.55	0.48	0.62	0.47	0.83	0.85	0.85	0.7	0.32	0.623
말하기	Oral Expression	0.62	0.64	0.44	0.55	0.37	0.68	0.91	0.86	0.83	0.46	0.636
말하기	Speech Clarity	0.59	0.64	0.45	0.55	0.35	0.61	0.93	0.85	0.87	0.59	0.643
수리력	Mathematical Reasoning	0.89	0.8	0.62	0.81	0.59	0.69	0.46	0.47	0.51	0.45	0.629
논리적 분석	Problem Sensitivity	0.88	0.81	0.62	0.72	0.55	0.69	0.59	0.52	0.56	0.44	0.638
창의력	Fluency of Ideas	0.76	0.65	0.48	0.64	0.58	0.77	0.72	0.6	0.55	0.38	0.613
창의력	Originality	0.7	0.57	0.39	0.39	0.68	0.61	0.59	0.48	0.43	0.34	0.518
범주화	Information Ordering	0.97	0.92	0.87	0.93	0.88	0.92	0.85	0.89	0.81	0.73	0.877
범주화	Category Flexibility	0.9	0.86	0.77	0.81	0.75	0.82	0.76	0.69	0.63	0.68	0.767
범주화	Flexibility of Closure	0.9	0.9	0.82	0.86	0.78	0.75	0.69	0.67	0.7	0.75	0.782
범주화	Perceptual Speed	0.87	0.9	0.85	0.87	0.76	0.76	0.68	0.67	0.65	0.6	0.761
기억력	Memorization	0.92	0.88	0.83	0.88	0.77	0.93	0.86	0.85	0.81	0.65	0.838
공간 지각력	Spatial Orientation	0.83	0.88	0.89	0.89	0.79	0.36	0.35	0.31	0.41	0.37	0.608
추리력	Deductive Reasoning	0.88	0.86	0.65	0.74	0.63	0.87	0.8	0.75	0.6	0.49	0.727
추리력	Inductive Reasoning	0.88	0.74	0.69	0.69	0.65	0.84	0.79	0.71	0.65	0.49	0.713
선택적 집중력	Selective Attention	0.88	0.86	0.75	0.81	0.66	0.82	0.61	0.66	0.69	0.72	0.746
조작 및 통제	Control Precision	0.72	0.92	0.67	0.79	0.58	0.39	0.34	0.31	0.41	0.37	0.550
정교한 동작	Manual Dexterity	0.56	0.7	0.44	0.5	0.4	0.21	0.2	0.19	0.19	0.21	0.360
정교한 동작	Finger Dexterity	0.58	0.74	0.48	0.52	0.41	0.24	0.21	0.19	0.22	0.24	0.383
반응시간과 속도	Response Orientation	0.78	0.9	0.71	0.7	0.66	0.43	0.49	0.44	0.51	0.59	0.621
반응시간과 속도	Reaction Time	0.71	0.87	0.7	0.69	0.56	0.36	0.37	0.36	0.52	0.49	0.563
유연성 및 균형	Extent Flexibility	0.34	0.45	0.37	0.36	0.28	0.18	0.17	0.19	0.18	0.19	0.271
유연성 및 균형	Dynamic Flexibility	0.37	0.49	0.37	0.39	0.32	0.2	0.18	0.17	0.21	0.18	0.288

KNOW 능력 변수	미국 O*NET 능력 변수	AI응용기술 범주										A_{ij}
		추상적 전략 게임	실시간 비디오 게임	이미지 인식	시각 질문 응답	이미지 생성	텍스트 인식	언어 모델링	번역	음성 인식	기악 트랙 인식	
유연성 및 균형	Gross Body Equilibrium	0.37	0.5	0.42	0.44	0.35	0.19	0.17	0.21	0.18	0.23	0.306
시력	Near Vision	0.7	0.86	0.91	0.91	0.76	0.41	0.27	0.32	0.27	0.28	0.569
시력	Far Vision	0.48	0.69	0.89	0.85	0.73	0.33	0.25	0.29	0.3	0.28	0.509
청력	Hearing Sensitivity	0.54	0.82	0.42	0.55	0.33	0.39	0.74	0.66	0.86	0.88	0.619
청력	Auditory Attention	0.64	0.79	0.46	0.54	0.33	0.42	0.82	0.74	0.91	0.94	0.659
청력	Sound Localization	0.58	0.79	0.47	0.58	0.34	0.35	0.64	0.54	0.79	0.89	0.597

주: AI Application–Occupational Ability Matrix를 KNOW 능력 변수와 연계
 자료: <https://github.com/AIOE-Data/AIOE>.

18개 개별 능력(j)의 수준과 중요도로 가중하여 능력 수준의 AI 노출도를 구하고, 각 직업의 모든 능력에 대해 합산하여 직업별 AI 노출도(AIOE)를 계산한다. 직업별 AI 노출도는 아래의 식으로 표현할 수 있다.

$$AIOE_k = \frac{\sum_{j=1}^{18} A_{ij} \times L_{jk} \times I_{jk}}{\sum_{j=1}^{18} L_{jk} \times I_{jk}}$$

k 는 직업, L 은 수준, I 는 중요도이며, 개별 능력의 최종 AI 점수(A_{ij})를 기초³⁾로 각 직업(k)이 요구하는 능력별 수준(L)과 중요도(I)를 동시에 반영하는 가중합 공식을 활용하여 최종적으로 국내 415개 직종별 AI 노출도를 산출하였다.

재직자조사는 직업별로 업무수행능력·가치관(2020년, 2025년), 업무활동(2021년), 업무환경·흥미(2023년), 지식·성격(2024년)을 조사하고 있다. 여기서는 2025년 재직자 조사 자료를 이용하여, 한국고용직업분류(2025) 세분류 기준 415개 직업의 AI 노출도를 산출하였다. 2025년 재직자 조사는 492개 직업을 조사하였으며, 직업을 세분류 단위로 개별 능력의 수준과 중요도를 합하여 415개 직업의 AI 노출도를 계산하였다.⁴⁾

3) O*NET 능력 변수와 1개 이상 연계되는 경우는 변수들을 평균화하는 방식 적용하였다.

4) 2025년 조사는 개정 분류(KECO2025)로 조사가 진행되었으나, 코드 분리가 된 일부 직종의 경우 한 개의 직업으로 조사된 경우가 있다. 492개 직업을 세분류로 변환할 경우 405개 직업에 해당하나, 통합조사된 8개 직종은 분리 코드로 동일 값을 반영하여 최종 415개 직업의 AI 노출도를 계산하였다. 예를 들어, 인사·교육·훈련사무원(KECO2018)은 인사 및 노무사무원, 교육 및 훈련 사무원으로 분리되었으나, 한 개의 직종으로 조사되어 AI 노출도는 동일한 값을 인사 및 노무사무원, 교육 및 훈련 사무원 각각에 적용하였다.

AI 노출도가 높은 직업을 보면, 변호사, 법률 관련 사무원, 변리사, 생명과학 시험원, 회계사 순으로 텍스트 해석 및 정량 데이터 분석 등이 핵심 과업인 직업들이 주로 분포한 것으로 확인된다. 반대로 AI 노출도가 낮은 직업은 도금 및 금속 분무기 조작용, 미장공, 떡 제조원, 정육 가공원 및 도축원, 방수공 등 신체 활동이 필수적인 현장 생산·건설 기능직들이 집중되어 있는 것으로 나타났다. 본 고에서 사용하는 AI 노출도는 AI의 응용 분야가 직업과 어떻게 관련되는지 측정한 수준으로 직업의 대체 가능성을 측정하는 것이 아님을 주의할 필요가 있다. 또한, 2025년 기준의 AI 노출도를 기준으로 작성하며, 이전 연구나 자료와의 차이에 대한 분석은 제외하였다.⁵⁾

표 2 AI 노출도 순위

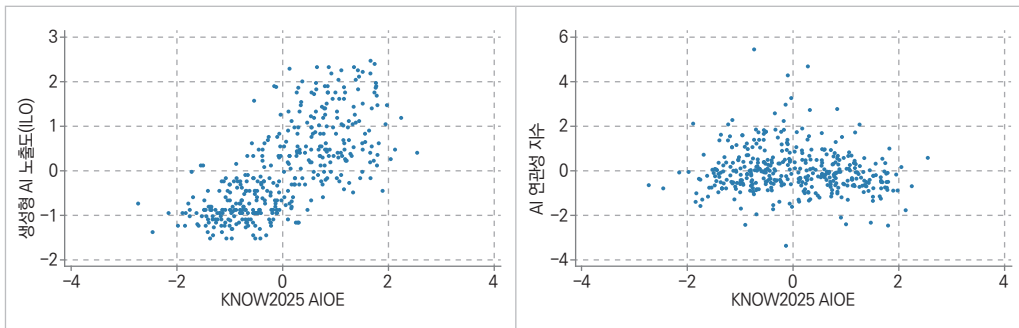
순위	상위 직종	하위 직종
1	변호사	도금 및 금속 분무기 조작용원
2	법률 관련 사무원	미장공
3	변리사	떡 제조원
4	생명과학 시험원	정육 가공원 및 도축원
5	회계사	일차전지 및 이차전지 제조 기계 조작용원
6	직업 관련 상담사	단조원
7	산업안전 및 산업위험 관리 기술자	방수공
8	해외 영업원	건설 광업기계 설치 및 정비원
9	고위 공무원 및 정당 특수 단체 임원	도장기 조작용원
10	세무사	세탁 기계 조작용원
11	관세 행정 사무원	낙농 관련 종사원
12	기자 및 언론 관련 전문가	안마사
13	기타 금융 및 보험 관련 전문가	양식원
14	데이터 분석가	전기 부품 및 제품 제조 기계 조작용원
15	행정사	제과원 및 제빵사
16	회계 사무원	도배공 및 유리 부착원
17	증권 사무원	제관원
18	상품 기획 전문가	가구 조립원
19	판사 및 검사	직조기 및 편직기 조작용원
20	사회과학 연구원	고무 및 플라스틱제품 조립원

5) 재직자조사는 표본조사로 2020년과 2025년 자료의 능력별 중요도와 수준에 응답자의 주관적 인식과 판단이 일부 반영될 수 있어, 동일 직업이라 하더라도 조사 시점에 따라 능력별 중요도와 수준에 차이가 나타날 수 있다. 이러한 차이는 실제 직업의 능력 특성 변화뿐만 아니라 응답자의 인식 변화에 의해서도 발생할 수 있으며, 이는 능력별 중요도와 수준을 활용하여 산출한 AI 노출도의 연도 간 변화에도 영향을 줄 수 있다. 따라서 2020년과 2025년의 AI 노출도 차이를 실제 직업의 AI 노출 수준 변화로 직접 해석하거나 연도 간 수준을 단순 비교하는 데에는 유의할 필요가 있다.

3. AI 노출도 보완

본고에서 산출한 직업별 AI 노출도는 ILO가 제시한 생성형 AI 노출도와 전반적으로 매우 유사한 분포를 보이고 있다. KNOW 기반 AI 노출도가 증가함에 따라 ILO 생성형 AI 노출도 역시 상향 정비되는 뚜렷한 정(+)의 관계를 보인다. 반면, 특허 정보를 자연어 처리 기법으로 분석한 특허 기반 AI 연관성 지수와는 다소 차이를 보인다. 이는 특허 데이터가 실제 노동시장에서 널리 수행되는 업무보다는 향후 기술 발전이 기대되는 첨단 기술 분야를 중심으로 구축되기 때문으로 추측된다.

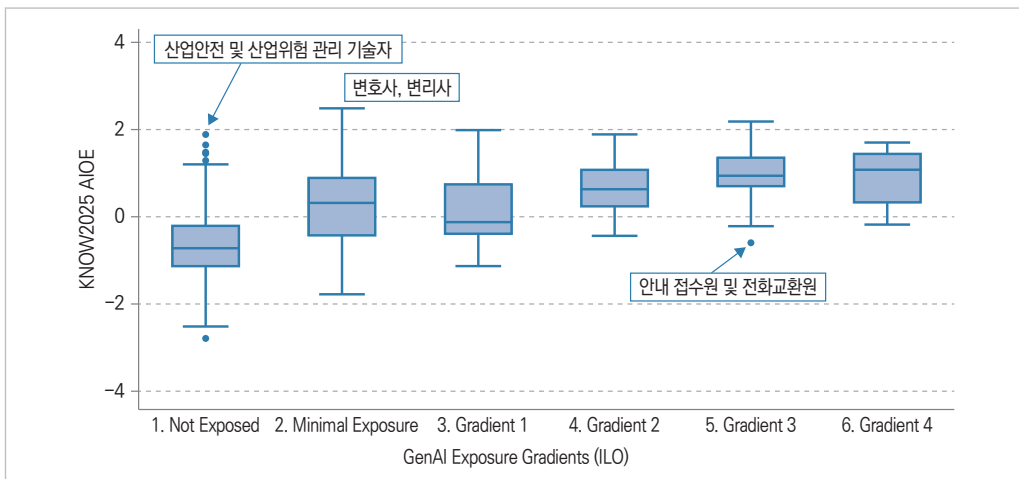
그림 1 AI 노출도 분포 비교



주: 고용직업분류(KECO2025) 세분류 기준으로 직종 매핑 후 각 노출도 점수를 표준화하여 작성

자료: ILO(Gmyrek et al., 2025), 김수현 외(2024)

그림 2 직종별 AI 노출도와 생성형 AI 노출도 분포



주: ILO는 직종별 노출도를 평균과 표준편차(SD)로 그룹화함. Gradient4($\mu \geq 0.6$ & $\mu + \sigma \geq 0.5$), Gradient3($0.5 \leq \mu < 0.6$ & $\mu + \sigma \geq 0.5$), Gradient2($0.4 \leq \mu < 0.5$ & $\mu + \sigma \geq 0.5$), Gradient1($0.4 < \mu$ & $\mu + \sigma \geq 0.5$), Minimal Exposure($\mu < 0.5$ & $\mu + \sigma > 0.4$), 그 외는 Not Exposed

[그림 2]를 통해 ILO 생성형 AI 노출 단계별로 직업별 AI 노출도의 분포를 보면, 일부 직종에서 차이가 있음을 알 수 있다. 예를 들어 변호사, 변리사의 경우 AI 노출도는 전체 순위 1위, 3위에 달한 만큼 높은 수준이나 ILO 기준으로는 최소 노출(Minimal Exposure) 수준에 포함되며, 산업안전 및 산업위험 관리 기술자는 비노출 직종에 포함된 것으로 확인된다. 반대로 안내 접수원 및 전화교환원은 AI 노출도는 낮으나 ILO 기준으로 'Gradient 3'로 상당한 노출 수준으로 분류된다. 이러한 차이는 여러 원인이 있을 수 있으나, 본 보고서에서 산출한 AI 노출도가 매칭이 가능한 18개 일부 능력만을 고려하여 산출한 지표라는 점을 고려할 필요가 있다. 즉, 18개 능력을 광범위하게 요구하는 직업일수록 AI 노출도가 과대 평가될 여지가 있는 반면, 미포함된 26개 능력 기반으로 과업을 처리하는 직업들은 AI 노출도가 과소 평가되었을 가능성이 상존한다. 이와 같은 한계점을 보완하고 고용보험 행정자료와 연계 분석을 위해, 세분류 수준의 AI 노출도를 137개 소분류별 평균값으로 산출하는 동시에 보완적으로 ILO의 생성형 AI 노출 단계를 고려하여 고노출군, 중노출군, 저노출군, 비노출군 4단계로 그룹화하였다.⁶⁾ 여기서, ILO 생성형 AI 노출도는 소분류 기준 적용시 직종 내에서 가장 높은 노출도 수준으로 적용하였다. 고노출군은 AI 노출도와 생성형 AI 노출수준이 모두 높은 경우(표준점수 ≥ 1 & Gradient 3~4)로 법률 사무원, 기자 및 언론 전문가 및 8개의 경영·행정·사무직(02) 등 17개 직종을 AI 고노출군으로 구분하였다. 중노출군은 표준점수가 0보다 크고, 생성형 AI 노출 수준이 Gradient 2~4에 해당하는 경우로 생명과학 연구원 및 시험원, 경영·인사 전문가 등 22개 직종을 포함하였다. 저노출은 ILO 노출수준은 낮으나 AI 노출도가 높은 6개 직종과 반대로 최고노출(Gradient 4) 수준에 해당하는 판매 종사자⁷⁾를 포함하여 7개 직종으로 분류하였다. 그 외 직종은 비노출군으로 그룹화하였다.

6) 140개 직업소분류 중 성직자 및 기타 종교 종사자, 제조 단순 종사자, 농림어업 단순종사자는 재직자 조사에서 제외되어, ILO 기준을 적용하여 비노출군 직종으로 분류하였다.

7) 판매종사자(615)의 경우 직종 내에서 온라인 쇼핑 판매원(6154)의 AI 노출도가 높고, 주유원(6158), 상품대여원(6154)은 상대적으로 낮은 노출도로 편차가 존재하여 나타나는 결과로 보여진다.

표 3 직업 소분류별 AI 노출도

	한국고용직업분류(2025 기준 소분류)	AIOE	순위	Gen AI Exposure(ILO 기준)	
				Mean	Level
고노출 (17개)	222 법률 사무원	2.36	1	0.47	gradient 3
	412 기자 및 언론 전문가	1.88	3	0.54	gradient 3
	021 정부행정 전문가 및 관련 종사자	1.75	5	0.50	gradient 3
	614 텔레마케터	1.75	6	0.61	gradient 4
	023 회계·세무·감정 전문가	1.55	8	0.51	gradient 3
	024 광고·조사·상품기획·행사기획 전문가	1.47	11	0.52	gradient 3
	135 데이터 전문가	1.38	12	0.57	gradient 3
	031 금융·보험 전문가	1.36	14	0.55	gradient 4
	026 경영지원 사무원	1.27	15	0.54	gradient 4
	110 인문·사회과학 연구원	1.26	16	0.47	gradient 3
	133 소프트웨어 개발자	1.22	18	0.56	gradient 4
	121 자연과학 연구원 및 시험원	1.05	21	0.40	gradient 4
	025 정부행정 사무원	1.04	22	0.41	gradient 4
	028 무역·운송·생산·품질 사무원	1.03	23	0.47	gradient 3
	136 정보시스템 및 웹 운영자	1.01	25	0.49	gradient 3
	132 컴퓨터시스템 전문가	1.00	26	0.53	gradient 3
	027 회계·경리 사무원	1.00	27	0.60	gradient 4
중노출 (22개)	122 생명과학 연구원 및 시험원	1.64	7	0.31	gradient 2
	022 경영·인사 전문가	1.52	9	0.45	gradient 2
	231 사회복지사 및 상담사	1.48	10	0.32	gradient 2
	012 행정·경영·금융·보험 관리자	1.15	19	0.40	gradient 2
	612 기술·해외 영업원 및 상품증개인	0.99	28	0.46	gradient 3
	131 컴퓨터하드웨어·통신공학 기술자	0.96	29	0.45	gradient 2
	032 금융·보험 사무원	0.91	33	0.58	gradient 4
	411 작가·통번역가	0.87	34	0.56	gradient 3
	417 문화·예술 기획자 및 매니저	0.80	38	0.44	gradient 2
	013 전문서비스 관리자	0.72	41	0.38	gradient 2
	134 네트워크 시스템 개발자 및 정보보안 전문가	0.65	42	0.51	gradient 3
	214 문리·기술·예능 강사	0.64	44	0.34	gradient 2
	415 디자이너	0.60	45	0.40	gradient 2
	033 금융·보험 영업원	0.57	46	0.45	gradient 3
	521 여행 서비스원	0.57	47	0.48	gradient 3
	140 건축·토목공학 기술자 및 시험원	0.55	48	0.36	gradient 2

	한국고용직업분류(2025 기준 소분류)	AIOE	순위	Gen AI Exposure(ILO 기준)	
				Mean	Level
	029 안내·고객상담·통계·비서 및 기타 사무원	0.55	49	0.53	gradient 4
	153 전기·전자공학 기술자 및 시험원	0.48	52	0.37	gradient 2
	015 영업·판매·운송 관리자	0.35	55	0.39	gradient 2
	613 자동차 및 제품 영업원	0.31	58	0.46	gradient 2
	413 학예사·사서·기록물관리사	0.30	59	0.49	gradient 3
	014 미용·여행·숙박·음식·경비·청소 관리자	0.11	62	0.38	gradient 2
저노출 (7개)	221 법률 전문가	2.08	2	0.36	gradient 1
	011 의회의원·고위공무원 및 기업 고위임원	1.83	4	0.35	Minimal Exposure
	611 부동산 컨설턴트 및 중개사	1.38	13	0.35	Minimal Exposure
	211 대학 교수 및 강사	1.24	17	0.37	Minimal Exposure
	303 약사 및 한약사	1.15	20	0.33	Minimal Exposure
	154 화학공학 기술자 및 시험원	1.02	24	0.34	Minimal Exposure
	615 판매 종사자	-0.14	68	0.39	gradient 4

주: AI 노출도(AIOE)는 표준화된 수치임

Ⅲ. 고용행정DB로 본 직업별 AI 노출도 현황

1. 고용보험 가입자 현황

직업별 AI 노출도를 고용보험 자료에 적용하여 고용보험 가입자의 직업별 AI 노출도 현황을 살펴보았다. 그 결과 2025년 기준 고용보험 가입자 1,527만 5천 명 중 19.1%에 해당하는 291만 6천 명이 AI 고노출군에 해당하는 것으로 나타났다. 2025년 기준 60세 이상을 제외한 고용보험 가입자는 전년 대비 2만 6천 명 감소하였으나, AI 고노출 직종의 피보험자는 지속적으로 증가하는 추세를 보이면서 AI 고노출군 비중은 약 18~19% 수준을 유지하고 있다. AI 노출도별 분포를 보면 지난 5년간 큰 변화를 보이지는 않으나, 60세 이상 고령층을 중심으로 취업자가 증가하면서 비노출군 직종의 고용보험 가입자가 크게 증가한 것으로 확인된다.

표 4 고용보험 가입자 현황

(단위: 천 명, %)

	전체	AI 노출도				분류불능 ²⁾
		비노출군	저노출군	중노출군	고노출군	
2020년	13,948	6,801	607	2,722	2,604	1,214
	(100.0)	(48.8) [53.4]	(4.4) [4.8]	(19.5) [21.4]	(18.7) [20.4]	(8.7)
2021년	14,291	7,077	672	2,734	2,685	1,123
	(100.0)	(49.5) [53.7]	(4.7) [5.1]	(19.1) [20.8]	(18.8) [20.4]	(7.9)
2022년	14,713	7,384	720	2,777	2,793	1,039
	(100.0)	(50.2) [54.0]	(4.9) [5.3]	(18.9) [20.3]	(19.0) [20.4]	(7.1)
2023년	14,947	7,595	742	2,799	2,850	961
	(100.0)	(50.8) [54.3]	(5.0) [5.3]	(18.7) [20.0]	(19.1) [20.4]	(6.4)
2024년	15,122	7,798	750	2,805	2,879	890
	(100.0)	(51.6) [54.8]	(5.0) [5.3]	(18.5) [19.7]	(19.0) [20.2]	(5.9)
2025년	15,275	7,978	749	2,817	2,916	816
	(100.0)	(52.2) [55.2]	(4.9) [5.2]	(18.4) [19.5]	(19.1) [20.2]	(5.3)

주: 1) 한국고용직업분류2018 기준, 연평균으로 작성, 자영업, 외국인 제외

2) 고용보험 가입자는 피보험자격 취득시점에 따라 직업분류 버전이 상이함. 분류불능은 직종 소분류 수준에서 연계가 불가능한 경우에 해당함, []는 분류불능 제외 비중임

자료: 한국고용정보원, 고용보험DB.

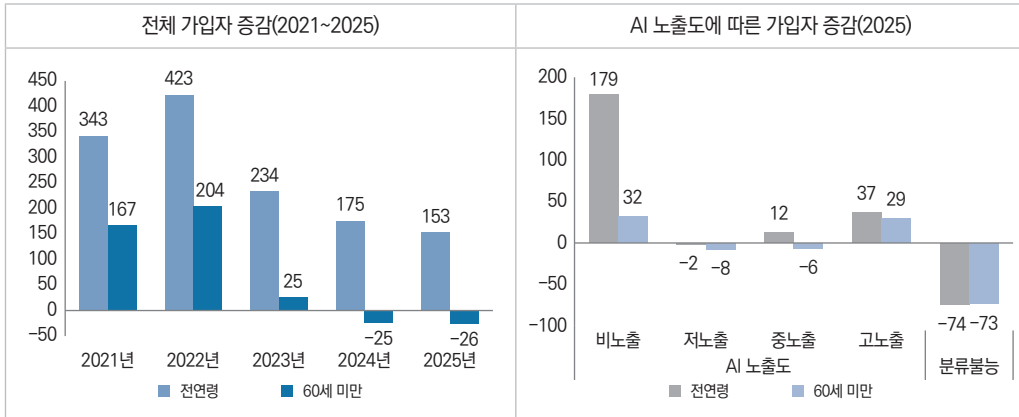
고용보험 가입자의 직종은 고용보험 피보험자격 취득 시점의 직종으로 직장 내에서 직무 변화를 반영하지 못한다는 한계가 존재하며,⁸⁾ 소분류 수준의 분류 매핑이 불가능한 가입자⁹⁾가 포함되어 있어 실제 고용보험 가입자의 직종과 차이가 있을 수 있다. 하지만, 전반적으로 고용보험 가입자 규모가 확대되고 중노출에서 고노출로 점진적으로 이동하면서 AI 노출이 확대되는 모습을 보이는 것은 명확해 보인다.

8) 사업장 내부에서 AI 도입 등에 따라 실제 수행하는 업무가 전환되거나 직종이 변동되더라도 이러한 정보가 적시에 현행화되지 못하는 한계가 존재하므로 수치 해석 시 이를 감안해야 한다.

9) 직종 소분류 분류불능의 경우 대부분이 2006년 이전 고용보험 피보험자격 취득자로 즉, 10년 이상 장기 근속자에 해당한다.

그림 3 고용보험 가입자 증감

(단위: 천 명, 전년 대비)



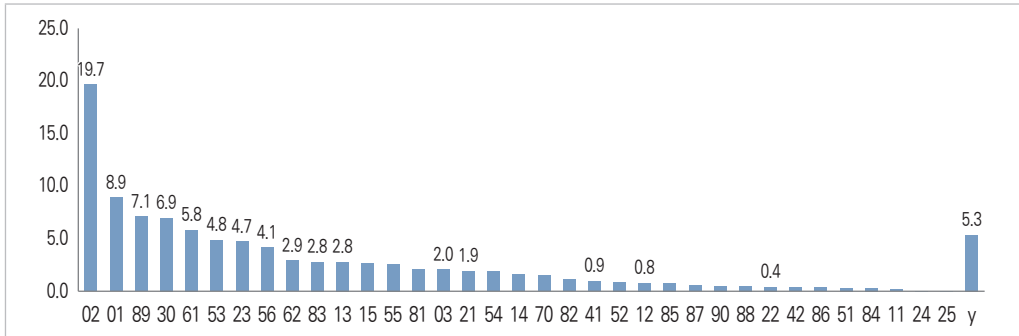
주: 연평균으로 작성, 고용보험 가입자 중 자영업자, 외국인 근로자 제외

자료: 한국고용정보원, 고용보험DB

경영·행정·사무직(02)은 전체 고용보험 가입자 가운데 가장 큰 비중을 차지하는 동시에 AI 고노출군 비중 역시 가장 높게 나타났다. 정보통신 연구개발직 및 공학기술직(13), 자연·생명과학 연구직(12), 법률직(22), 인문·사회과학 연구직(11)의 AI 고노출군 비중이 높고, 특히, 인문·사회과학 연구직(11)은 전체 규모는 크지 않지만 대부분의 피보험자가 AI 고노출군에 속하는 것으로 확인된다. 관리직(01), 금융·보험직(03), 건설·채굴 연구개발직 및 공학기술직(14), 예술·디자인·방송직(41)은 중노출군 이상의 비중이 높은 수준을 보이고 있다. 연구직 및 공학기술직의 AI 중노출 또는 고노출이 높은 반면, 제조 생산직, 단순노무직, 대면 서비스직은 AI 비노출 또는 저노출 비중이 상대적으로 높아 직종 간 AI 노출 수준의 차이가 뚜렷하게 나타났다.

그림 4 고용보험 가입자 직종 분포(2025년)

(단위: %)



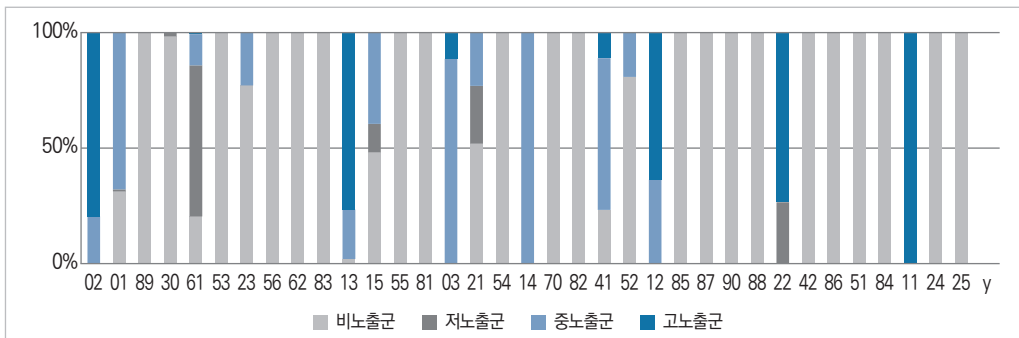
주: 1) 연평균으로 작성, 고용보험 가입자 중 자영업자, 외국인 근로자 제외

2) 01관리직(임원·부서장), 02경영·행정·사무직, 03금융·보험직, 11인문·사회과학 연구직, 12자연·생명과학 연구직, 13정보통신 연구개발직 및 공학기술직, 14건설·채굴 연구개발직 및 공학기술직, 15제조 연구개발직 및 공학기술직, 21교육직, 22법률직, 23사회복지·종교직, 24경찰·소방·교도직, 25군인, 30보건·의료직, 41예술·디자인·방송직, 42스포츠·레크리에이션직, 51미용·예술 및 반려동물 서비스직, 52여행·숙박·오락 서비스직, 53음식 서비스직, 54경호·경비직, 55돌봄 서비스직(간병·육아), 56청소 및 기타 개인서비스직, 61영업·판매직, 62운전·운송직, 70건설·채굴직, 81기계 설치·정비·생산직, 82금속·재료 설치·정비·생산직(판금·단조·주조·용접·도장 등), 83전기·전자 설치·정비·생산직, 84정보통신 설치·정비직, 85화학·환경 설치·정비·생산직, 86섬유·의복 생산직, 87식품 가공·생산직, 88인쇄·목재·공예 및 기타 설치·정비·생산직, 89제조 단순직, 90농림어업직

자료: 한국고용정보원, 고용보험DB

그림 5 직종별 AI 노출도 (2025년)

(단위: %)



주: [그림 4]와 동일

자료: 한국고용정보원, 고용보험DB

고용보험 가입자의 연령대별로 보면, AI 노출 수준이 높을수록 평균 연령이 낮아지는 경향이 확인된다. AI 고노출군의 평균 연령은 40.2세로 전체 평균보다 낮았으며, 청년층과 30대의 비중이 상대적으로 높은 것으로 나타났다. 특히 30대에서는 AI 중노출 및 고노출 직종의 비중이 절반 이상을 차지하여, AI 활용 가능성이 높은 직종이 비교적 젊은 연령층에 집중되어 있음을 보여준다.

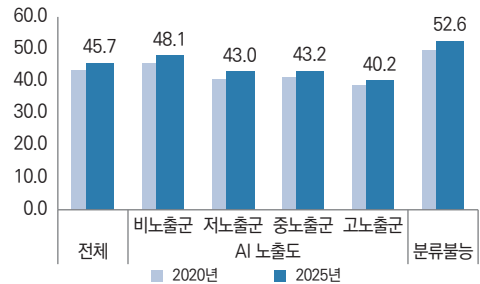
표 5 연령×AI 노출도(2025년)

(단위: %)

	전체 ¹⁾	AI 노출도 ²⁾				분류 불능
		비노출	저노출	중노출	고노출	
청년	14.2	49.4	6.4	19.8	24.3	0.0
30대	22.5	41.5	5.3	23.3	29.8	0.1
40대	22.9	45.2	4.9	20.8	21.9	7.2
50대	22.6	53.5	4.9	14.8	12.4	14.3
60세 이상	18.0	75.2	3.1	12.8	6.4	2.5
전체	100.0	52.2	4.9	18.4	19.1	5.3

그림 6 고용보험 가입자 평균 연령(2025년)

(단위: 세)



주: 1) 고용보험 가입자의 연령 비중, 2) 연령대별 AI 노출도 비중

자료: 한국고용정보원, 고용보험DB

AI 노출도가 높은 직종은 일부 산업에 집중되어 있는 것으로 확인된다. 산업별로는 전문·과학 및 기술서비스업, 정보통신업, 금융 및 보험업 등 지식집약적 산업에서 AI 노출 수준이 높게 나타났다. 특히 정보통신업은 전체 고용보험 가입자의 55% 이상이 AI 고노출군에 해당하였으며, 전문·과학 및 기술서비스업도 AI 고노출 직종의 비중이 상대적으로 높았다. 반면 숙박 및 음식점업, 보건업 및 사회복지 서비스업, 건설업 등은 AI 비노출 직종의 비중이 높아 산업 간 AI 노출 수준에 상당한 차이가 존재하는 것으로 나타났다.

표 6 산업별 고용보험 가입자 분포(2025년)

(단위: %)

	피보험자 비중	AI 노출도				분류불능	경영·행정· 사무직 비중
		비노출군	저노출군	중노출군	고노출군		
C.제조	23.7	55.6	2.1	12.2	20.1	10.0	21.0
F.건설	4.9	67.8	0.4	16.3	12.2	3.4	13.5
G.도소매	10.5	21.5	29.5	21.7	24.8	2.6	28.1
H.운수창고	4.5	57.7	0.3	9.5	24.4	8.1	26.3
I.숙박음식	5.0	82.1	2.8	11.2	3.1	0.8	5.0
J.정보통신	5.1	11.3	0.6	27.5	55.4	5.2	28.1
K.금융보험	3.3	3.4	2.0	61.5	14.4	18.7	9.6
L.부동산	2.4	50.1	4.9	20.6	21.9	2.5	25.6
M.전문과학기술	6.6	19.0	2.7	33.4	41.1	3.8	33.4
N.사업서비스	8.0	63.7	2.0	22.1	11.1	1.1	22.4
O.공공행정	2.7	43.8	0.7	27.2	20.3	7.9	32.8
P.교육서비스	3.7	48.6	12.3	21.8	15.5	1.8	19.9
Q.보건복지	14.9	86.8	0.3	8.7	2.6	1.5	3.7
R.예술스포츠	1.1	53.0	1.4	24.5	16.3	4.8	24.0
S.개인서비스	2.1	58.2	1.5	15.9	21.1	3.3	24.8

주: 고용보험 가입자 비중 1% 미만인 산업은 표시하지 않음

자료: 한국고용정보원, 고용보험DB

2. 직종별 고용 변동

2023년 이후 고용보험 피보험자격 취득자와 상실자가 동시에 감소하는 경향이 뚜렷하게 관찰된다. 이는 신규 피보험자의 유입은 줄어드는 반면, 기존 일자리에 머무르는 장기 근속자는 점차 증가하는 형태로 노동이동이 축소되고 있음을 보여준다. 2025년 기준 전체 고용보험 가입자 중 40% 이상이 '5년 이상'의 근속자로 2021년(37.3%) 대비 3.1%p 상승한 수준이다. 반면, 1년 미만 단기 근속자의 비중은 2021년 29.0%에서 2025년 26.3%로 감소하였다. 고용보험 가입자의 연령대별로 보면, 40대(51.3%)와 50대(49.9%)의 장기 근속자 비중이 매우 높고, 상대적으로 이동이 잦은 청년층은 1년 미만 근속 비중이 48.2%의 높은 비중을 보인다.

표 7 근속기간별 고용보험 가입자 증감

(단위: 천명, 전년 대비)

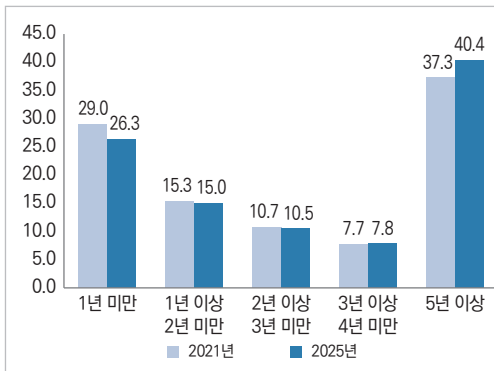
	근속기간						취득자	상실자		
	전체	1년 미만	1년 이상 ~2년 미만	2년 이상 ~3년 미만	3년 이상 ~4년 미만	5년 이상			자발	비자발
2021년	167	92	-152	22	85	120	435	199	361	-163
2022년	204	179		-127	-1	152	20	204	272	-77
2023년	25	-132	138	-7	-102	128	-421	-333	-240	-89
2024년	-25	-224	-20	131	11	78	-244	-262	-184	-64
2025년	-26	-105	-126	-6	118	93	-208	-269	-246	-11

주: 1) 고용보험 가입자는 연평균, 취득자(상실자)는 취득일(상실일) 기준 연간 자료임

2) 고용형태 내국인 상용(외국인, 자영업, 일용 제외), 60세 미만을 대상으로 함

그림 7 고용보험 가입자 근속기간 분포

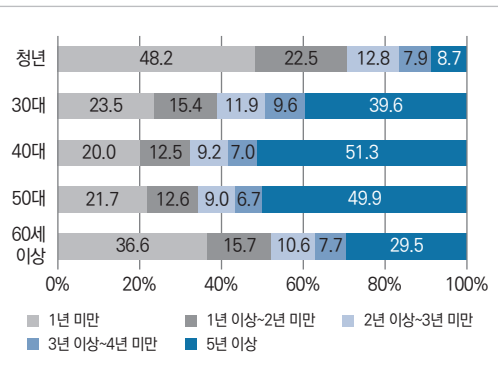
(단위: %)



주: 60세 이상 제외

그림 8 연령대별 근속 분포(2025년)

(단위: %)



2023년 이후 취득자는 AI 노출 수준과 관계없이 전 직종에서 공통적으로 감소하는 추세를 보이고 있다. 2023년은 AI 고노출군, 2024년 이후는 저노출군에서 감소율이 가장 큰 것으로 나타난다. 시기상으로 생성형 AI가 급속히 확산되기 시작한 2023년 취득자가 감소로 전환되었으나, AI 확산에 따른 직접적인 고용조정 효과로 단정짓기는 어렵다. 고용보험 가입자 증가율을 요인분해한 결과, 최근 고용보험 가입자의 감소는 AI 확산에 따른 영향보다는 청년 인구 감소와 경제활동참여 축소에 따른 노동시장 공급 측면의 요인이 더 강하게 작용한 것으로 확인된다.

그림 9 직종별 취득자 증감

(단위: 천 명, 전년 대비)

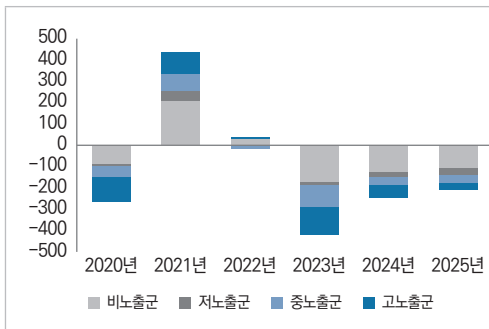
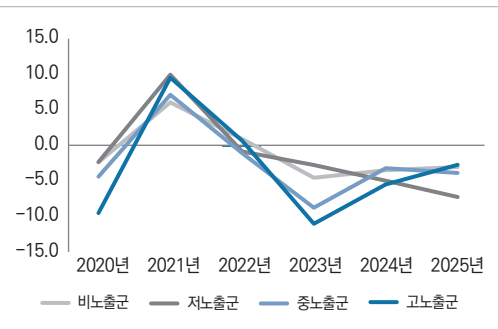


그림 10 직종별 취득자 증감률

(단위: %, 전년 대비)



주: 1) 60세 이상 제외, 취득일자 기준

자료: 고용보험 취득-상실 연계 자료

표 8 고용보험 가입자 증가율 요인분해(60세 미만)

(단위: %, 전년 대비)

	60세 미만					청년(15~29세)				
	피보험자 증가율	인구 증가율	경제활동 참가율 변화율	취업을 변화율	고용보험 가입 비율 변화율	피보험자 증가율	인구 증가율	경제활동 참가율 변화율	취업을 변화율	고용보험 가입 비율 변화율
2020년	0.8	0.6	-3.1	-0.2	3.5	-1.0	-1.6	-3.0	-0.1	3.8
2021년	1.4	0.7	-0.9	0.4	1.2	1.9	-1.6	3.3	1.3	-1.1
2022년	1.7	0.4	0.5	0.8	0.0	0.5	-2.3	4.0	1.5	-2.5
2023년	0.2	0.3	-0.7	0.2	0.4	-3.4	-2.1	-0.9	0.6	-1.0
2024년	-0.2	0.4	-0.8	0.0	0.3	-5.0	-2.8	-0.9	0.0	-1.4
2025년	-0.2	0.4	-1.1	0.0	0.5	-4.6	-2.4	-2.2	-0.2	0.2

주: 1) 고용보험 가입자는 연평균으로 작성, 고용보험 가입자 중 상용근로자(외국인, 자영업 제외)만 대상으로 함

2) 고용보험 가입 비율=고용보험 가입자(상용)/취업자×100

3) $EI \approx P \cdot \frac{L}{P} \cdot \frac{E}{L} \cdot \frac{EI}{E}$, $\dot{EI} \approx \dot{P} \cdot \frac{\dot{L}}{P} \cdot \frac{\dot{E}}{L} \cdot \frac{\dot{EI}}{E}$ (E =취업자, P =생산가능인구, L =경제활동인구, EI =고용보험 가입자)

고용보험 가입자의 감소는 전반적으로 노동 공급측 요인의 영향이 큰 것으로 확인되나, AI 고노출군과 중노출군 개별 직종의 고용 변동을 살펴볼 필요가 있다. AI 고노출군(17개 직종)은 사무·전문직 중심이자, 30~40대 연령층이 주축을 이루는 구조적 특징을 보인다. AI 고노출군 중 경영지원 사무원(026)은 전체 고용보험 가입자 중 가장 큰 규모를 차지하고 있다. AI 노출도가 높은 상위 직종의 경우, 경영지원 사무원을 제외하면 피보험자의 규모가 크지 않아 전체적인 고용 변동에 미치는 영향은 제한적일 것으로 판단된다. 다만, 회계·세무·감정 전문가(023), 회계·경리 사무원(027)은 최근 지속적으로 고용보험 가입자가 감소하는 추세가 확인되어, 정형화된 정량 데이터 처리 직무에서 고용위축 가능성을 시사한다.

표 9 AI 고노출 직종 현황

(단위: %, 천 명, 전년 대비)

	직업소분류 ²⁾	2025년					증감			
		비중 ³⁾	연령 분포							
			청년	30대	40대	50대	2022	2023	2024	2025
222	법률 사무원	0.3	18.2	33.9	27.7	20.2	1	1	2	1
412	기자 및 언론 전문가	0.1	17.4	40.8	27.8	14.0				
021	정부행정 전문가 및 관련 종사자	0.1	24.1	41.5	18.0	16.4	1	2	1	2
614	텔레마케터	0.0	11.9	25.4	33.2	29.5				
023	회계·세무·감정 전문가	0.4	10.4	47.7	28.4	13.5	-1	-1	-1	-1
024	광고·조사·상품기획·행사기획 전문가	0.8	28.6	43.1	19.8	8.5	8	3		1
135	데이터 전문가	0.0	37.1	35.2	17.1	10.6				1
031	금융·보험 전문가	0.3	15.2	40.5	29.7	14.5	1	1	1	1
026	경영지원 사무원	10.2	18.9	37.9	28.3	14.9	20	2	-1	5
110	인문·사회과학 연구원	0.2	19.8	38.7	27.9	13.6	2	2	1	1
133	소프트웨어 개발자	2.0	25.9	40.0	24.0	10.1	29	17	4	2
121	자연과학 연구원 및 시험원	0.6	21.9	42.2	25.8	10.1	3	3	1	2
025	정부행정 사무원	0.9	24.6	37.7	21.3	16.3	14	8	8	6
028	무역·운송·생산·품질 사무원	2.6	17.5	36.8	28.1	17.5	12	11	11	10
136	정보시스템 및 웹 운영자	0.0	36.5	36.2	18.7	8.6				2
132	컴퓨터시스템 전문가	0.5	20.2	43.1	26.4	10.3	3	2	-1	
027	회계·경리 사무원	2.8	13.1	27.8	34.6	24.5	2	-4	-7	-4

주: 1) 한국고용직업분류2025 기준, 연평균으로 작성, 자영업, 외국인, 60세 이상 제외

2) AI 노출도 높은 순, 음영표시는 생성형 AI 노출도(ILO) 최고 노출(gradient4) 수준인 경우를 표시함

3) 60세 미만 전체 피보험자 중 직종 비중임

관리·기술·서비스 등 다양한 직종이 혼재되어 있는 AI 중노출군(22개 직종)에서는 상대적으로 다수의 직종에서 최근 피보험자 감소 추세를 보이고 있다. 행정·경영·금융·보험 관리자(012) 및 전문서비스 관리자(013) 등 관리자 직군과 기술·해외 영업원 및 상품중개인(612) 등은 지속적인 감소세를 보이고 있다. 또한, 그동안 완만한 증가세를 유지하던 안내·고객상담·통계·비서 및 기타 사무원(029) 직종이 2025년 들어 감소(-1천 명)로 전환되었다는 점이다. 고객 안내 및 상담 영역은 생성형 AI 및 LLM 기반 에이전트 기술이 가장 빠르게 적용되는 분야 중 하나이므로, 향후 해당 직종의 고용 구조 변화를 긴밀하게 주시할 필요가 있다.

표 10 AI 중노출 직종 현황

(단위: %, 천 명, 전년 대비)

직업소분류 ²⁾		2025년					증감			
		비중 ³⁾	연령 분포							
			청년	30대	40대	50대	2022	2023	2024	2025
122	생명과학 연구원 및 시험원	0.3	33.6	46.7	15.3	4.4	8	4	2	2
022	경영·인사 전문가	0.7	14.1	31.8	31.7	22.4		1		-1
231	사회복지사 및 상담사	1.2	16.1	27.3	28.1	28.5	3	3	4	5
012	행정·경영·금융·보험 관리자	1.7	7.8	29.2	38.9	24.1	-14	-12	-10	-8
612	기술·해외 영업원 및 상품중개인	0.9	10.6	36.2	35.9	17.3	-3	-3	-3	-9
131	컴퓨터하드웨어·통신공학 기술자	0.2	16.8	31.9	34.5	16.8				
032	금융·보험 사무원	2.1	17.4	40.2	30.0	12.4	8	7	8	9
411	작가·통번역가	0.1	21.2	38.9	26.9	12.9				
417	문화·예술 기획자 및 매니저	0.2	32.6	40.6	18.7	8.1	1	1		
013	전문서비스 관리자	1.1	10.7	27.6	32.2	29.4	-11	-10	-10	-5
134	네트워크 시스템 개발자 및 정보보안 전문가	0.4	25.2	40.8	23.2	10.8	6	4	2	-1
214	문리·기술·예능 강사	0.5	25.5	30.5	26.1	17.9	5	2	1	1
415	디자이너	0.4	32.8	41.2	20.3	5.7	5	1		
033	금융·보험 영업원	0.0	12.3	32.8	33.6	21.3				
521	여행 서비스원	0.2	20.2	39.9	28.1	11.8	-2	2	1	
140	건축·토목공학 기술자 및 시험원	1.5	15.8	26.0	28.4	29.8	10	6	-1	-2
029	안내·고객상담·통계·비서 및 기타 사무원	3.7	22.7	31.9	27.0	18.4	14	5	2	-1
153	전기·전자공학 기술자 및 시험원	1.1	18.2	38.7	29.5	13.6	7	6	4	4
015	영업·판매·운송 관리자	2.3	12.8	32.3	31.4	23.5	-4	-5	-4	
613	자동차 및 제품 영업원	0.0	25.6	36.2	24.4	13.9				4
413	학예사·사서·기록물관리사	0.1	16.9	33.5	28.9	20.7				
014	미용·여행·숙박·음식·경비·청소 관리자	0.9	19.8	18.6	24.2	37.4	-11	-8	-7	-4

주: 1) 한국고용직업분류2025 기준, 연평균으로 작성, 자영업, 외국인, 60세 이상 제외

2) AI 노출도 높은 순, 음영표시는 생성형 AI 노출도(LO) 최고 노출(gradient4) 수준인 경우를 표시함

3) 60세 미만 전체 피보험자 중 직종 비중임

IV. 맺음말

본 연구는 국내 실정에 맞는 직업별 AI 노출도를 산출하고, 이를 고용행정DB와 연계하여 AI 기술 확산에 따른 노동시장 변화를 분석할 수 있는 가능성을 확인하였다. 고용행정DB로 살펴본 결과, AI 노출 수준은 직종과 산업에 따라 뚜렷한 차이를 보였다. 변호사, 회계사, 세무사 등 텍스트 해석과 정량 데이터 분석을 핵심 과업으로 수행하는 지식집약적 전문직과 정보통신업, 전문·과학·기술서비스업은 AI 고노출 비중이 높게 나타난 반면, 신체 활동이 필수적인 생산·건설 기능직과 대면 서비스직은 비노출 또는 저노출 직종의 비중이 높은 것으로 확인되었다. 또한 AI 고노출 직종은 청년층과 30대의 비중이 상대적으로 높아, AI 기술의 확산에 따른 노동시장 변화가 이들 계층을 중심으로 나타날 가능성을 보여준다.

한편, 생성형 AI가 본격적으로 확산되기 시작한 2023년 이후 고용보험 피보험자격 취득자가 감소하는 추세가 나타났으나, 고용보험 가입자 증가율을 요인별로 분해한 결과 최근의 고용 둔화는 AI의 직접적인 대체 효과보다는 청년 인구 감소와 경제활동참가율 변화 등 노동공급 측면의 영향이 더 크게 작용한 것으로 분석되었다. 이는 최근의 고용 변화를 AI 확산만으로 설명하기는 어렵다는 점을 보여주는 동시에, AI의 영향은 직종과 산업에 따라 서로 다른 양상으로 나타날 가능성이 있음을 시사한다.

다만 본 연구에서 제시한 AI 노출도는 AI 기술과 직업 간의 연관성을 나타내는 지표로서 직업의 대체 가능성이나 실제 고용 영향을 직접 측정한 것은 아니라는 점에 유의할 필요가 있다. 고용행정DB의 직업 정보 역시 피보험자격 취득 당시의 직종을 기준으로 구축되어 직무 변화가 즉시 반영되지 않는 한계가 있으며, AI 노출도 또한 일부 능력 변수를 중심으로 산출되었다는 점에서 지속적인 보완이 필요하다. AI 기술의 발전과 활용 범위가 빠르게 확대되고 있는 만큼, 직업별 AI 노출도와 고용 현황을 지속적으로 모니터링하고 시계열적으로 축적할 필요가 있다. 아울러 임금, 노동이동, 신규채용 등 다양한 고용지표와 연계한 분석을 통해 AI 기술 확산이 노동시장에 미치는 영향을 보다 종합적으로 살펴볼 필요가 있다.

참고문헌

- 김수현 외(2024), 『디지털 전환과 노동시장-인공지능 기술이 미치는 영향을 중심으로』, 한국고용정보원.
- 오삼일 외(2025), AI와 한국경제, 『BOK 이슈노트』 제2025-2호, 한국은행.
- 전병유·정준호·장지연(2022). 인공지능(AI)의 고용과 임금 효과, 『경제연구』 40(1) pp.133~156. 한국노동연구원.
- 한지우·오삼일(2023), AI와 노동시장 변화, 『BOK 이슈노트』 제2023-30호, 한국은행.
- Felten, E. W., M. Raj and R. Seamans(2019), The occupational impact of artificial intelligence : Labor, skills, and polarization, NYU Stern School of Business.
- _____(2021), “Occupational, industry, and geographic exposure to artificial intelligence : A novel dataset and its potential uses”, Strateg. Manag. J. 42 (12), pp.2195-2217.
- _____(2023a), “Occupational Heterogeneity in Exposure to Generative AI”.
- _____(2023b), “How will Language Modelers like Chat GPT Affect Occupations and Industries?”.
- Gmyrek et al.(2025), Generative AI and Jobs: A Global Analysis of Potential Effects on Job Quantity and Quality, ILO Working Paper 140.
- Webb, M.(2020), The Impact of Artificial Intelligence on the Labor Market, Electric Journal.

생성형 인공지능이 국내 노동시장에 미치는 영향

김수현* · 이정아**

I. 서론

인공지능(Artificial Intelligence, AI)은 통상적으로 인간의 학습, 추론, 인식과 같은 지적 능력을 기계가 구현하도록 한 기술을 의미한다. OECD(2023)의 정의에 따르면, AI는 명시적 또는 묵시적 목표를 위하여, 입력으로부터 물리적·가상 환경에 영향을 미칠 수 있는 예측, 콘텐츠, 추천, 결정과 같은 산출물을 어떻게 생성할지를 추론하는 기계 기반 시스템이다. AI 기술은 1950년대 그 용어가 소개된 이후 발전과 정체를 거듭해 왔으며, 2010년대 딥러닝(Deep learning)과 함께 큰 진전을 이루었다. 특히 최근에는 대형언어모델(Large Language Model, LLM)의 등장과 함께 더욱 빠르게 발전하고 확산되는 양상을 보이고 있다. 2022년 11월 ChatGPT 출시 이후 생성형 AI는 글쓰기, 번역, 프로그래밍, 자료 분석 등 과거 인간이 수행했던 인지적 과업을 분담하기 시작했고, 짧은 기간에 다양한 업무, 분야에서 도입·활용되고 있다.

생성형 AI의 발전은 생산 과정의 변화를 통해 노동시장에 영향을 미친다. AI는 일자리에서 수행하는 여러 직무 중 일부를 직접 수행하거나 노동자의 직무를 보조하는 역할을 할 수 있으며, 이는 해당 일자리에서 노동자의 역할과 노동력에 대한 수요의 변화를 초래한다. 다만 AI가 노동수요에 미치는 영향을 속단하기는 어렵다. 그 방향은 양면적이기 때문이다. AI가 인간의 노동을 대체하는 방식으로 작동하면 해당 직무와 관련한 노동수요는 줄어들지만, 노동자의 생산성을 높이는 방식으로 작동하면 오히려 노동수요가 늘어날 수 있다. 이에 AI 기술 발전과 함께 AI, 생성형 AI 등이 노동시장에 미치는 영향을 분석하기 위한 다양한 연구가 수행되고 있다(Eloundou et al., 2023; Felten, Raj, and Seamans, 2021; Gmyrek et al., 2025; Webb,

* 김수현, 한국고용정보원 산업일자리전환팀 부연구위원 (warcat7@keis.or.kr)

** 이정아, 한국고용정보원 청장년고용지원팀 부연구위원 (faith0502@keis.or.kr)

*** 본고의 내용은 기관의 공식견해가 아니며 집필자 개인의 견해라는 점을 밝힙니다.

2020; 김수현 외, 2024; 장재기·김동근, 2025; 장지연, 2026; 한요셉, 2023; 한지우·오삼일, 2023; 한진수·오삼일, 2025).

최근 Anthropic의 Massenkoff and McCrory(2026)는 Claude의 실제 사용 데이터에 기반한 새로운 노출도 지표를 제시하였다. 이들이 발표한 관찰 노출도(Observed Exposure)는 LLM이 이론적으로 수행 가능한 직무 중 실제로 업무 관련 맥락에서, 특히 자동화 방식으로 활용되는 직무의 비율을 직업 수준에서 측정하였으며, 이를 이용해 생성형 AI가 미국 노동시장에 미치는 영향을 분석하였다. 본 연구는 이 관찰 노출도를 활용하여 생성형 AI가 국내 노동시장에 미친 영향을 고찰한다. 이를 위해 Massenkoff and McCrory(2026)가 미국의 Claude 사용 데이터를 토대로 산출한 직업별 관찰 노출도를 한국표준직업분류에 연계하여 도출한 국내 직종별 노출도 정보를 국가데이터처의 지역별 고용조사 각 연도 하반기 자료와 연결하여 AI에 노출된 취업자의 규모와 특성을 분석함으로써 생성형 AI의 영향을 살펴보았다.

본고의 구성은 다음과 같다. 2장에서 AI 기술이 노동시장에 미치는 영향에 대한 선행 연구를 검토하고, 3장에서 생성형 AI가 노동시장에 미치는 영향을 분석하는 데 활용한 자료와 분석 방법을 살펴본다. 4장에서는 Massenkoff and McCrory(2026)의 직업별 관찰 노출도 자료를 활용해 국내 노동시장 일자리의 생성형 AI의 노출 수준과 그 영향을 분석한다. 마지막으로 5장은 결론으로 이상의 분석 결과를 요약, 정리한다.

II. AI가 노동시장에 미치는 영향에 대한 선행 연구

1. 이론적 배경과 AI 노출도 연구

AI가 노동시장에 미치는 영향은 직무 기반 접근 방법을 이용해 분석할 수 있다. 이 접근 방법은 생산 과정을 여러 직무의 집합으로 보고 각 직무가 노동과 자본에 어떻게 배분되는지에 주목한다(Autor, Levy, and Murnane, 2003; Acemoglu and Autor, 2011). Autor, Levy, and Murnane(2003)은 규칙으로 정의하기 어려운 직무에서는 자동화 기술 등이 노동을 대체하지만, 비정형적 문제 해결이나 복잡한 소통이 요구되는 직무에서는 오히려 노동을 보완한다는 점을 실증 분석했다. 이는 기술이 직업 전체가 아니라 직업을 구성하는 개별 직무 단위에서 노동에 상이한 영향을 미칠 수 있음을 의미하는 것으로, 직무가 기술에 어떻게 노출되어 있는가에 따라 고용이 증가할 수도 있고 감소할 수도 있다는 관점을 제시하였다.

Acemoglu and Restrepo(2019)는 직무 기반 접근 방법을 토대로 기술 발전이 여러 상반된 효과를 통해 노동수요에 영향을 미친다는 분석틀을 제시하였다. 자동화는 인간의 노동력이 투입되어 수행하던 직무를 자본으로 대체함으로써 노동의 몫과 수요를 줄이는 대체 효과(displacement effect)를 발생시킨다. 자동화는 생산성을 높여 다른 직무의 노동 수요를 늘리는 생산성 효과(productivity effect)를 통해 대체 효과를 상쇄하는 역할도 하지만, 생산성 효과가 대체 효과보다 크다는 보장은 없다. 또한 노동이 비교우위를 갖는 새로운 직무가 창출되면 노동수요가 증가하는 복원 효과(reinstatement effect)도 발생한다. 자동화의 부정적 고용 효과는 생산성 효과와 이와 같은 복원 효과를 통해 상쇄되어 왔다. 하지만 자동화의 부정적 고용 효과가 항상 상쇄되는 것은 아니다. 새로운 직무의 창출이 대체 속도를 따라가지 못하거나, 생산성 효과가 충분하지 않으면 대체 효과의 영향으로 노동수요가 감소할 수 있다. 이처럼 기술 발전이 고용에 미치는 순효과는 상반된 효과의 상대적 크기에 따라 결정되며, 이는 실증적으로 규명해야 한다. AI 역시 마찬가지다. AI가 인간의 직무를 대체하는 방향으로 작동하는지, 아니면 노동을 보조하며 생산성을 높이는 방향으로 작동하는지에 따라 AI의 영향은 다른 양상을 보일 것이다.

생성형 AI가 영향을 미치는 직무는 과거 자동화 기술이 영향을 미친 직무와 차이가 있다. 산업용 로봇이나 초기 정보기술이 주로 정형화된 육체 노동이나 중숙련 사무 직무에 이용되었다면(Acemoglu and Restrepo, 2020; Autor and Dorn, 2013), 생성형 AI는 글쓰기, 분석, 프로그래밍 등 그동안 자동화와 관련해 비교적 영향을 작게 받을 것으로 예측되었던 고숙련 인지 직무에서 활발하게 사용되고 있다. AI가 자동화 기술과 달리 고숙련 직무에 영향을 미친다는 주장은 여러 연구에서 제기된 바 있다(Webb, 2020; Eloundou et al., 2023). 이는 AI가 영향을 미치는 직종이 자동화 기술과 다를 수 있음을 의미하는 것으로, 그 영향의 크기와 범위를 파악하기 위해 AI 노출 정도 등을 활용한 연구가 수행되고 있다. 이하에서는 이러한 AI 노출도와 관련된 국외 주요 연구를 살펴본다.

아직 실현되지 않은 기술이 고용에 미칠 영향을 직업 수준에서 예측하려는 초기 연구는 자동화로 인한 노동력의 대체 가능성을 추정하고자 했다. Frey and Osborne(2013)은 O*NET의 직무 특성 정보를 바탕으로 창의적 지능, 사회적 지능, 지각 및 조작 능력 등을 자동화가 넘기 어려운 기술적 병목으로 설정하고, 이를 기준으로 각 직업이 컴퓨터 자본에 의해 대체될 가능성을 추정하였으며, 그 결과를 이용해 미국 일자리의 약 47%를 자동화 고위험군으로 분류하였다. 이 연구는 아직 실현되지 않은 자동화 기술로 인한 노동력 대체 위험의 가능성을 예측했다는 점에서 큰 주목을 받았다. 하지만 이들의 방법론에 대한 비판도 제기되었다. Arntz, Gregory, and Zierahn(2016) 등은 같은 직업에 종사하더라도 개인이 실제로 수행하는 직무가 다르다는

점을 지적하며, 직업이 아니라 직무 수준에서 재추정하면 고위험 일자리 비율이 크게 낮아진다고 주장했다.

Frey and Osborne(2013)이 자동화 일반의 영향을 다루었다면, AI 기술이 사회·경제적으로 중요해지면서 이후 연구에서는 AI를 특정하여 직업별 노출도를 측정하는 연구가 수행되었다. Webb(2020)은 기술 관련 설명을 포함한 특허 문서와 O*NET의 직업별 직무 관련 설명을 바탕으로 기술과 직업의 관계를 분석하여 직업별 AI 노출도를 산출하였다. 그는 특정 기술의 특허가 직업의 직무와 관련성이 높을수록 그 직업이 해당 기술에 많이 노출된 것으로 판단했다. 분석 결과 소프트웨어와 로봇이 주로 중·저숙련 정형적 직업에 영향을 준 것과 달리, AI는 고숙련 직업에 영향을 미칠 수 있는 것으로 나타났다.

Felten, Raj, and Seamans(2021)는 이미지 인식이나 언어 모델링 등과 같은 AI 응용기술이 O*NET에서 정의한 직업이 요구하는 능력과 얼마나 관련되는지를 설문으로 측정하고, 이 관련도를 각 직업이 요구하는 능력 구성에 따라 가중평균하여 직업별 AI 노출도를 도출하였다. 특허 정보에서 출발한 Webb(2020)과 달리, 이들은 직업에서 요구되는 능력에서 AI와의 관련성을 측정한 것이다. 그 결과 AI는 물리적 능력보다 정보 처리와 관련된 인지적 능력에 더 큰 영향을 미치며, 고학력·고임금 직업일수록 AI에 더 많이 노출되어 있음을 확인하였다.

대형언어모델이 등장하면서 글쓰기, 분석 등 인지적 직무를 실제 수행할 수 있는 AI 기술이 현실화되었다. Eloundou et al.(2023)은 이러한 대형언어모델을 대상으로, GPT-4의 역량을 기준으로 O*NET상의 개별 직무가 이에 얼마나 노출되는지를 평가하고 이를 직업 수준으로 집계하여 직업별 AI 노출도를 측정했다. 이들은 각 직무를 대형언어모델이나 그 기반 소프트웨어로 수행할 때 품질을 유지하면서 소요 시간을 절반 이상 줄일 수 있는지를 기준으로 노출도를 분석했으며, 그 평가에는 인간 평가자와 GPT-4의 평가를 함께 활용했다. 분석 결과 미국 노동자의 약 80%가 자신의 직무 중 최소 10% 이상이 대형언어모델의 영향을 받을 수 있는 것으로 나타났으며, 약 19%는 직무의 절반 이상이 영향을 받을 수 있는 것으로 추정되었다. 또한 AI는 임금 수준에 상관없이 다양한 직종에 영향을 미치며, 고임금 직종에서 AI 노출 수준이 높은 것으로 분석하였다.

한편 이러한 대형언어모델 기반 AI 노출도 측정을 국제적 수준에서 고찰한 연구도 수행되었다. Gmyrek et al.(2025)은 GPT-4 등 생성형 AI를 기준으로 직업을 구성하는 과업의 자동화 가능성을 평가하여, 국제표준직업분류를 기준으로 직업별 노출도를 산출하였다. 이들은 약 3만 개에 이르는 과업에 대해 전문가 평가와 AI 예측, 델파이 방식의 합의 과정을 결합하여 AI 노출도를 측정하였다. 분석 결과 전 세계 취업자의 약 4분의 1이 생성형 AI에 일정 수준 이상

노출되어 있는 것으로 나타났다. 직종별로는 사무직 일자리에서 노출도가 높았으며, 소득 수준이 높은 국가일수록 생성형 AI에 노출된 일자리에 상대적으로 많은 취업자가 종사하는 것으로 분석되었다.

이상의 AI 노출도 관련 지표가 AI가 직무를 수행할 수 있는 이론적 가능성에 기반한다면, 실제로 AI가 그 직무에 활용되고 있는지는 또 다른 문제이다. Massenkoff and McCrory(2026)는 이에 주목하여 생성형 AI 서비스 중 하나인 Claude의 실제 사용 데이터에 기반한 관찰 노출도를 제시했다. 관찰 노출도는 세 가지 자료를 활용하여 산출한다. 약 800개 직업의 직무를 정리한 O*NET 데이터베이스, Claude의 실제 사용 기록을 담은 Anthropic Economic Index, Eloundou et al.(2023)의 노출도가 그것이다. 이를 위해 먼저 각 직업의 직무 중 대형언어모델로 수행할 수 있으며 실제로 Claude가 활용되고 있는 직무를 파악했다. 그리고 이들 직무가 해당 직업에서 차지하는 시간 비중을 바탕으로 직업별 노출도를 산출하였다. 또한 이러한 노출도가 사람을 대체하는 방식으로 쓰이는 정도를 반영하기 위해 AI가 사람을 대신해 직무를 처리하는 경우 사람의 일을 보조하는 경우보다 더 큰 가중치를 주는 방식으로 노출도를 측정한다. 이처럼 관찰 노출도는 AI가 수행할 수 있는 이론적 가능성을 넘어 실제 활용 양상까지 포착한다는 점에서, 앞선 지표들과 구별된다.

2. AI가 노동시장에 미치는 영향에 관한 실증 연구

이상에서 살펴본 AI 노출도 연구가 발표된 후, 이를 바탕으로 AI가 실제 고용에 미친 영향을 분석하는 다수의 실증 연구가 수행되었다. 이하에서는 이러한 AI 노출도 등을 이용해 AI가 노동시장에 미친 영향을 분석한 주요 연구를 살펴본다.

미국에서는 생성형 AI 확산 이후 청년층 고용에 나타난 변화를 특히 주목했다. 이와 관련해 Brynjolfsson et al.(2025)은 급여처리회사 ADP의 자료를 이용하여, AI에 크게 노출된 직종에서 22~25세 청년층의 고용이 감소하였음을 확인하였다. 소프트웨어 개발자나 고객센터 담당자처럼 노출도가 높은 직종에서 청년층 고용이 뚜렷이 줄어든 반면, 같은 직종의 경력직이나 노출도가 낮은 직종에서는 그러한 감소가 나타나지 않았다. 이들은 이러한 고용 감소가 해고보다는 신규 채용의 둔화에서 비롯되었다고 분석하였다. 다만 이와 같은 분석 결과는 경기 등 다른 요인이 함께 작용했을 가능성이 있다는 점에서 생성형 AI 외 다른 요인도 영향을 미쳤을 것이라고 판단된다.

반면 노동시장 전체 수준에서는 아직 뚜렷한 변화가 관찰되지 않는다는 연구도 있다. Gimbel et al.(2025)은 미국 노동시장의 직업 구성 변화를 추적하여 ChatGPT 확산 이후 뚜렷한 변화가

관측되지 않았다고 분석했다. 관찰 노출도를 제시한 Massenkoff and McCrory(2026) 역시 고노출 직종에서 전반적인 실업률 상승은 확인되지 않았다고 보았다. 다만 이들은 청년층의 고노출 직종 신규 진입이 최근 둔화되는 양상을 보였을 가능성이 있다고 판단했다.

AI 기술에 대한 노출이 노동수요에 미치는 영향을 직접적으로 실증 분석한 연구도 있다. Hampole et al.(2025)은 기업의 AI 도입 수준을 도구변수로 활용해 AI 노출도가 높을수록 노동수요가 감소한다고 분석했다. 다만 노출이 일부 직무에만 집중된 경우 노동수요 감소가 완화될 수 있다고 보았다. Hui et al.(2024)은 온라인 프리랜서 플랫폼을 대상으로 ChatGPT와 이미지 생성 도구의 출시 전후를 비교 분석하여 생성형 AI에 크게 노출된 직종 프리랜서에서 출시 이후 일감과 수입이 감소했음을 확인하였다. 특히 이러한 부정적 영향은 고품질 서비스를 제공하던 숙련 프리랜서에 더 큰 영향을 미쳤다고 주장했다.

국내에서도 AI 노출도를 활용하여 노동시장 영향을 분석한 실증 연구가 다수 수행되었다. 그 중 일부를 살펴보면, 우선 한지우·오삼일(2023)은 Webb(2020)이 특허 문서를 바탕으로 산출한 AI 노출지수를 한국표준직업분류 직업에 적용해 분석했다. 이들은 국내 노동시장 일자리의 약 12%가 AI에 의해 대체될 위험이 있으며 과거 산업용 로봇이나 소프트웨어와 달리 고소득·고학력 근로자가 AI 기술에 더 많이 노출되어 있다고 주장했다. 또한 AI 노출도가 높은 일자리에서 향후 고용 비중과 임금 상승률이 낮아질 수 있다고 예측했다. 한요셉(2023)은 AI가 노동시장에 미치는 영향을 다양한 방법을 이용해 분석하였다. 전문가와 GPT-4가 평가한 업무수행능력별 자동화 가능성을 재직자조사(KNOW), 통계청의 지역별 고용조사와 연계해 수행한 분석에서는 AI, 로봇으로 인한 자동화의 위험은 저임금 직종에서 높은 반면, 고숙련·전문직에서는 상대적으로 낮은 것으로 나타났다. 또한 기업의 AI 도입 수준 정보를 활용해 AI가 실제 고용, 임금에 미치는 영향을 분석하였다. 이에 따르면 AI는 고용 총량에는 통계적으로 유의한 영향을 미치지 않았지만 정보통신 전문가 등 전문직 고용은 늘고 서비스·단순노무직 고용은 감소하는 변화가 관측되었으며, 청년층과 고학력층에서 부정적인 영향을 미치는 것으로 나타났다.

김수현 외(2024)는 AI 연관도와 대체 가능성 측면에서 AI가 노동시장에 미치는 영향을 고찰했다. 우선 국내 직업정보와 특허정보를 자연어처리 기법으로 분석하여 직업별 인공지능 연관성 지수를 산출하고, 이를 바탕으로 직업별 고용 변화를 분석했다. 그 결과 AI와 연관성이 높은 직업에서 고용이 증가하고 연관성이 낮은 직업에서는 오히려 고용이 감소한 것으로 나타났다. 이와 함께 AI 전문가 대상 조사 결과를 재직자조사와 연계하여 AI 기술 발전에 따른 노동력의 기술적 대체 가능성을 분석했다. 이에 따르면 현재는 노동력 대체 위험이 상대적으로 크지 않지만 중장기적으로는 기술 측면에서 노동력 대체 가능성이 커질 것으로 전망된다.

장재기·김동근(2025)은 Felten, Raj, and Seamans(2021)의 방법론을 준용해 직업별 AI 노출도를 산출한 뒤, 2010~2019년 고용보험 행정 데이터에 이를 연계하여 고용 변화 양상을 분석하였다. 분석 결과 사업장의 평균 AI 노출도가 높을수록 고용이 감소하는 경향이 확인되었으나, 노출도가 가장 낮은 집단에서 고용이 크게 줄어든 반면 가장 높은 집단에서는 오히려 증가하는 이질적 양상이 관측되었다. 직종별로 고학력·사무직에서는 고용이 늘고 생산·현장직에서는 고용이 줄어든 것으로 나타났다.

최근에는 생성형 AI 확산 이후 청년층 고용에 주목한 연구가 수행되었다. 한진수·오삼일(2025)은 국민연금 자료를 이용해 업종별 AI 노출도와 연령대별 고용 변화의 관계를 분석하였다. 그 결과 ChatGPT 출시 이후 청년층(15~29세) 고용 감소가 대부분 AI 고노출 업종에 집중된 반면 50대 고용은 오히려 고노출 업종을 중심으로 증가하여, 청년 고용은 줄고 시니어 고용은 증가하는 이른바 연공편향(seniority-biased) 기술 변화가 있었다고 주장했다. 다만 AI 노출도가 높아도 인간을 보완하는 성격이 강한 업종에서는 청년층의 고용이 뚜렷하게 감소하지 않았다. 장지연(2026)은 온라인 구인공고에서 직종별로 요구되는 숙련을 도출하고, 각 숙련별로 AI 도입에 따른 작업시간 절감 효과를 GPT-4 기반 시뮬레이션으로 평가한 뒤, 이를 직종 단위로 가중평균하여 직종별 AI 노출도를 산출하였다. 그리고 이 노출도를 이용한 분석을 통해 생성형 AI가 노동시장 전반에 미치는 영향은 아직 제한적이지만 청년층·정보통신업·사무직에서는 이미 일정 수준 영향을 미치고 있음을 확인하였다. 또한 청년층은 고노출 직종에서 ChatGPT 출시 이후 뚜렷한 고용 감소를 겪은 반면 중·고령층은 노출도와 무관하게 고용이 안정적이었던 것으로 분석하였다.

이상의 국내외 실증 연구들은 생성형 AI가 노동시장에 미치는 영향에 대해 아직 일관된 결론에 이르지 못하고 있다. 노동시장 전체 수준에서는 뚜렷한 변화가 관찰되지 않는다는 연구가 있는 반면, 청년층이나 특정 직종에서 고용을 위축시킬 수 있다는 연구도 있으며, 노출도가 높은 직종에서 오히려 고용이 증가하였다는 분석 결과도 있었다. 이처럼 상이한 분석 결과가 도출된 데는 다른 요인도 있겠지만 분석에 활용한 자료와 노출도 등의 차이가 영향을 미쳤을 것으로 판단된다. 기존 연구가 활용한 노출도는 대체로 특허 정보나 직무에 요구되는 능력, 전문가나 생성형 AI를 이용한 평가에 기반한 것으로, AI가 각 직무를 수행할 수 있는 이론적 가능성을 측정한 것이었다. 이러한 지표는 AI가 실제로 어떤 직무에 활용되고 있는지까지는 반영하지 못한다. 이에 본 연구에서는 Massenkoff and McCrory(2026)가 제공하는 AI의 실제 사용 기록에 기반한 관찰 노출도를 국내 노동시장에 적용하여, 생성형 AI의 확산이 국내 고용에 미친 영향을 분석하고자 한다.

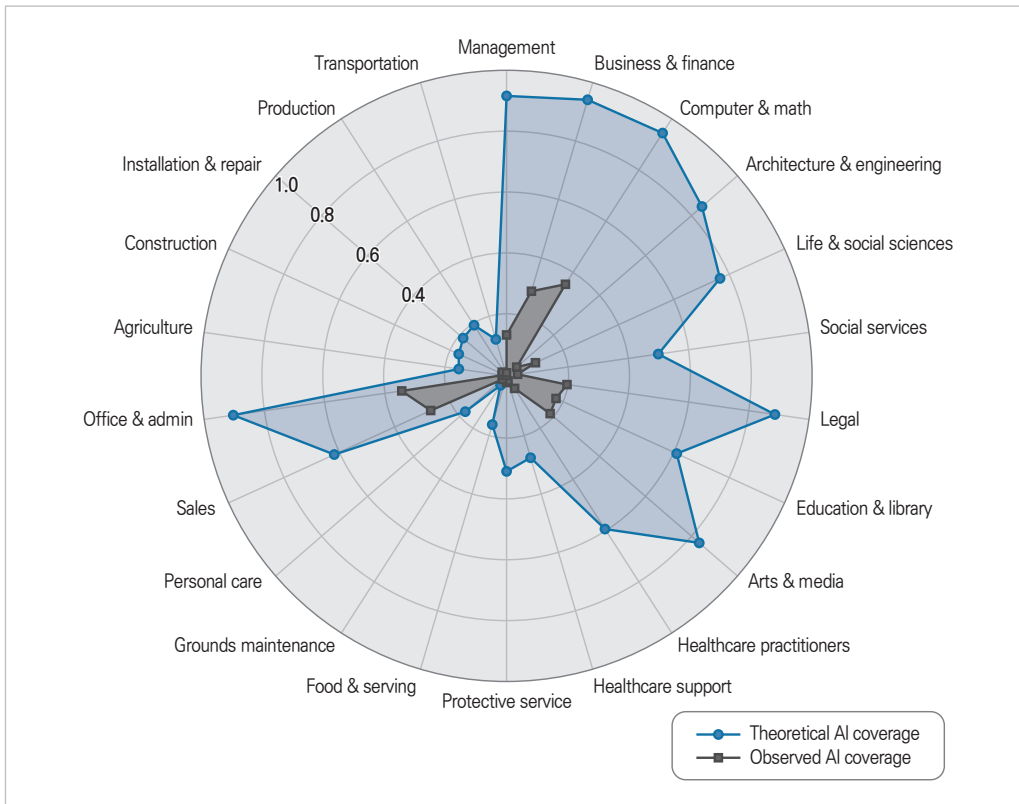
Ⅲ. 분석 자료 및 방법

1. 분석 자료

본 연구는 생성형 AI에 대한 직업별 노출도 정보와 국내 고용 자료를 연계하여 생성형 AI가 노동시장에 미치는 영향을 살펴본다. 이를 위해 노출도 지표로는 Massenkoff and McCrory(2026)의 관찰 노출도를, 고용 자료로는 국가데이터처의 지역별 고용조사를 활용하였다. 관찰 노출도는 Massenkoff and McCrory(2026)가 산출한 미국 표준직업분류(SOC 2018) 기준 약 800개 직업의 노출도 지표이다. 이 지표는 O*NET 데이터베이스의 직업별 직무 목록과 시간 비중, Claude 사용 데이터에서 추출된 직무 수준의 활용 빈도(Handa et al., 2025), 그리고 Eloundou et al.(2023)이 산출한 직무별 노출도 지표를 결합하여 산출한다. 구체적으로 먼저 각 직업을 구성하는 직무 가운데 대형언어모델로 수행할 수 있으면서 실제 Claude 사용 기록에서 AI가 업무 목적으로 활용된 것으로 관찰된 직무를 가려낸다. 그리고 이러한 직무가 해당 직업에서 차지하는 시간 비중을 바탕으로 가중평균하여 직업별 노출도를 산출한다. 이때 AI가 노동을 대체하는 방식의 활용에는 전체 가중치를, 보완하는 방식의 활용에는 절반의 가중치를 부여하여 단순 활용 빈도가 아니라 대체 가능성에 무게를 두고 노출도를 추정하였다.

관찰 노출도의 핵심은 대형언어모델이 이론적으로 수행할 수 있는 직무와 실제로 활용되고 있는 직무를 구분하는 데 있다. [그림 1]은 직업군별로 대형언어모델이 직무를 수행할 수 있는 이론적 가능성과 실제 활용을 반영한 관찰 노출도를 비교한 것이다. 컴퓨터, 수학 관련 직업이나 사무, 행정 관련 직업은 이론적으로는 대다수 직무를 대형언어모델로 수행할 수 있는 것으로 평가되어 이론적 가능성이 높게 나타난다. 실제 활용 수준을 반영한 관찰 노출도 역시 이들 직업군에서 상대적으로 높지만, 그 값은 이론적 가능성에 크게 못 미친다. 이는 AI가 아직 이론적으로 가능한 수준만큼 실제 직무에 활용되지 못하고 있음을 시사한다(Massenkoff and McCrory, 2026).

그림 1 직업군별 이론적 가능성과 관찰 노출도



자료: Massenkoff and McCrory(2026), p. 6, 그림 2 인용

<표 1>은 관찰 노출도가 높은 상위 10개 직업이다. 컴퓨터 프로그래머가 74.5%로 가장 높고, 그다음으로 고객 서비스 담당자와 자료 입력원이 노출도가 높은 것으로 나타났다. 관찰 노출도 상위권에는 프로그래밍이나 문서 작성·처리, 고객 응대와 같이 대형언어모델이 실제로 널리 활용되는 인지적 사무 직무가 중요한 비중을 차지하는 직종이 다수 포함되어 있다. 반면 전체 취업자의 약 30%는 관찰 노출도가 0으로 측정되는데, 이는 해당 직무가 Claude 사용 기록에서 최소 임계치를 넘길 만큼 관찰되지 않았기 때문이다. 여기에는 요리사, 정비사, 바텐더, 식기세척원 등 육체 노동이 중심인 직업이 포함된다.

표 1 관찰 노출도 상위 직업

(단위: %)

Occupation	Observed exposure
Computer programmers	74.5
Customer service representatives	70.1
Data entry keyers	67.1
Medical record specialists	66.7
Market research analysts and marketing specialists	64.8
Sales representatives, wholesale and manufacturing, except technical and scientific products	62.8
Financial and investment analysts	57.2
Software quality assurance analysts and testers	51.9
Information security analysts	48.6
Computer user support specialists	46.8

자료: Massenkoff and McCrory(2026), p. 7, 그림 3 인용

생성형 AI가 국내 노동시장에 미친 영향을 분석하기 위해 국가데이터처의 지역별 고용조사 자료를 활용하였다. 지역별 고용조사는 매년 상·하반기에 실시되는 대표적인 고용통계 중 하나로, 전국 시군구 단위의 취업자를 대표하도록 설계되어 지역 노동시장의 규모와 특성을 세밀하게 파악할 수 있다. 특히 이 조사는 취업자의 직업을 한국표준직업분류 8차 개정 기준 직업 세분류 수준까지 제공하여, 직업별로 산출된 관찰 노출도를 연계하여 분석하기에 적합하다. 본 연구는 각 연도 하반기 자료를 이용하여 취업자의 직업 세분류에 관찰 노출도를 연계하고, 이를 통해 각 취업자가 종사하는 직업의 AI 노출 수준과 그에 따른 고용 변화를 살펴보았다.

2. 분석 방법

생성형 AI가 국내 노동시장에 미치는 영향을 분석하기 위해, 먼저 Massenkoff and McCrory(2026)의 직업별 관찰 노출도를 국내 고용통계인 국가데이터처의 지역별 고용조사와 연계하는 작업을 수행했다. 직업별 관찰 노출도 정보는 한국표준직업분류 8차 개정 기준 직업 세분류 수준에서 연계했다. 직업 소분류 수준에서 연계하면 소분류 기준 평균값을 사용함에 따라 노출도가 낮아지는 경우가 많아 세분류 수준에서 정보를 결합해 분석에 활용했다. 관찰 노출도는 미국 표준직업분류를 기준으로 산출되었기 때문에 공식 연계표를 이용해 미국 표준직업분류를 국제표준직업분류로, 다시 이를 한국표준직업분류로 변환하는 작업을 수행했다. 직업 분류를 연계하는 과정에서 하나의 직업 코드가 여러 코드에 대응하는 경우에는 대응하는 코드들의 값을 평균하는 Hardy, Keister and Lewandowski(2018) 등의 방법을 이용했다.

관찰 노출도 연계 이후 한국표준직업분류 직업 세분류 수준에서 연계표상 특정 직업 세분류에 노출도가 직접 대응되지 않으면 상위 직업 분류의 평균값을 대신 적용하였다. 이때 상위 직업 분류의 평균은 직업 세분류 단위의 관찰 노출도를 이용해 직접 계산한 값을 적용하여 분포 정보가 왜곡되지 않도록 하였다. 미국 표준직업분류 기준의 관찰 노출도를 한국표준직업분류 세분류에 연계한 결과를 살펴보면, 연계 결과 총 490개 세분류에 노출도가 부여되었으며, 이 가운데 90.3%는 세분류 수준에서 직접 연계되었고 소분류와 중분류 수준에서 연계된 경우가 각각 7.5%와 1.2%였다. 대부분의 직업에 세분류 또는 소분류 수준의 노출도가 부여된 것이다.

이상의 단계를 거치는 연계 과정에서 노출도의 절대적 크기는 원자료에 비해 다소 낮아지는 경향이 나타났다. 예를 들어, Massenkoff and McCrory(2026)의 자료에서 노출도가 높게 나타나는 소프트웨어 개발 관련 직업의 그것은 국내 세분류와 연계로 다른 직업들과 함께 평균한 값이 낮아졌다. 이는 서로 다른 직업 분류를 연계하는 과정에서 발생하는 현상이지만, 본 연구가 노출도의 절대적 크기보다는 직업 간의 상대적 순위와 수준에 주목하고 있기에 추가적인 보정 없이 분석을 수행하였다. 실제로 연계 이후에도 상품기획, 소프트웨어 개발, 데이터 분석, 고객 상담 관련 직업 등이 노출도 순위에서 상위에 위치하여 원자료와 비슷한 특성이 유지되는 것을 확인할 수 있었다.

국가데이터처 지역별 고용조사에 직업별 관찰 노출도 정보를 연계한 다음에는, 노출도 수준에 따라 분석 집단을 구분하였다. Massenkoff and McCrory(2026)의 경우 관찰 노출도가 상위 25%에 해당하는 직업에 종사하는 취업자를 고노출 집단으로, 노출도가 0인 직업에 종사하는 취업자를 무노출 집단으로 구분했으며, AI가 고용에 미친 영향을 분석하기 위해 생성형 AI 서비스인 ChatGPT 출시 직전인 2022년 8~10월을 기준으로 두 집단을 정의했다. 본 연구 역시 동일한 방법을 활용해 2022년 하반기 지역별 고용조사 자료를 기준으로 고노출 집단과 무노출 집단을 설정하고 그 사이를 중간 노출 집단으로 구분하여 분석을 수행하였다.

2022년 하반기를 기준으로 했을 때 취업자의 노출도 분포는 0에 크게 치우쳐 있으며, 직업별로 보면 전체 세분류의 30% 정도가 노출도 0인 것으로 나타났다. 이러한 무노출 집단에는 조리, 건설, 운송 등 육체적 노동이 중심인 직업과 함께, 화학공학, 항공, 선박 등 현장 전문·기술직, 유치원 교사, 운동선수와 같은 대면 서비스 직업이 포함된다. 이들은 공통적으로 대형언어모델이 대신 수행하기 어려운 직무가 중심을 이룬다는 특징을 지닌다. 본 연구에서는 이렇게 구축한 자료를 활용해 국내 노동시장의 생성형 AI 노출 수준과 특성 등을 분석한다.

다음으로 고노출 집단과 무노출 집단의 고용이 ChatGPT가 출시된 2022년 11월을 전후하여 어떻게 달라졌는지를 살펴본다. 지역별 고용조사는 매 조사마다 서로 다른 표본을 대상으로

하는 반복 횟단면 자료이므로 동일한 개인을 시간에 걸쳐 추적할 수 없다. 이에 각 연도 하반기 자료에서 노출 집단별 취업자 수를 집계하고, 조사 시점이 ChatGPT 출시 직전에 해당하는 2022년 하반기를 기준으로 지수화하여 두 집단의 상대적 변화를 살펴보았다. 다만 분석 기간이 한국표준직업분류 세분류 정보를 활용할 수 있는 2021년 이후로 제한되어 ChatGPT 출시 이전 기간을 충분히 분석에 포함하지 못했다는 점은 본 연구가 가지는 한계라고 할 수 있다.

IV. 생성형 AI가 국내 노동시장에 미치는 영향 분석

1. 국내 직업의 생성형 AI 노출도

이 장에서는 3장에서 설명한 국가데이터처 지역별 고용조사에 Massenkoff and McCrory(2026)의 관찰 노출도를 연계해 구축한 자료를 이용해 국내 노동시장에 생성형 AI가 어떤 영향을 미치는지 분석하고자 한다. 먼저 국내 직종별로 생성형 AI 관찰 노출도가 어느 수준인지 살펴본다. <표 2>는 한국표준직업분류 세분류 기준으로 국내 노동시장에서 관찰 노출도가 높은 상위 직업을 보여준다.

표 2 한국표준직업분류 세분류 직업 기준 관찰 노출도 상위 10개 직업

(단위: %)

순위	직업명	관찰 노출도	순위	직업명	관찰 노출도
1	상품 기획 전문가	64.8	6	데이터 분석가	45.5
2	여행 상품 개발자	64.8	7	정보 보안 전문가	45.0
3	광고 및 홍보 전문가	64.8	8	기타 네트워크 및 정보 보안 전문가	45.0
4	응용 소프트웨어 개발자	57.4	9	고객 상담 및 모니터 요원	43.4
5	데이터 시스템 전문가	45.5	10	번역가 및 통역가	43.0

이에 따르면 국내 직업별 관찰 노출도는 상품 기획 전문가, 여행 상품 개발자, 광고·홍보 전문가가 64.8%로 가장 높았고, 응용 소프트웨어 개발자(57.4%), 데이터 시스템 전문가와 데이터 분석가(45.5%), 정보 보안 전문가(45.0%), 고객 상담 요원(43.4%), 번역가 및 통역가(43.0%) 등도 높은 것으로 나타났다. 상대적으로 기획, 정보통신 관련 직업과 문서·언어를 다루는 직업에서 노출도가 높았으며, 이는 Massenkoff and McCrory(2026)에서 프로그래머, 고객서비스 등 인지적 사무 직무가 상위에 오른 것과 유사한 양상으로, 미국 노동시장 분석에서 나타난 직업 간 상대적 노출 수준이 국내 직업분류에 연계된 이후에도 대체로 유지되고 있음을 의미한다.

반면 노출도가 0으로 측정된 직업은 한국표준직업분류 세분류 기준 490개 가운데 147개로 약 30%를 차지하였다. 여기에는 조리, 건설, 운송 등과 같이 육체 노동이 중심인 직업뿐 아니라, 화학공학, 항공, 선박 등 현장 중심의 전문·기술직과 유치원 교사, 직업 운동선수, 소방관과 같은 대면 서비스 직업도 포함되었다. 이는 관찰 노출도가 직무의 인지적 성격 자체보다 해당 직무가 대형언어모델을 통해 실제로 수행되고 있는지를 기준으로 하고 있기 때문이다. 예를 들어, 화학플랜트 운전이나 항공기 조종, 수술과 같이 고도의 전문성이 요구되더라도 그 직무가 현장의 물리적 수행이나 대면 판단에 기반하는 경우, 대형언어모델의 실제 활용은 관찰되지 않아 노출도가 0으로 측정될 수 있다.

표 3 한국표준직업분류 대분류 직업별 평균 관찰 노출도

(단위: %)

순위	평균 관찰 노출도
관리자	9.7
전문가 및 관련 종사자	13.3
사무 종사자	17.5
서비스 종사자	2.4
판매 종사자	16.7
농림어업 숙련 종사자	0.8
기능원 및 관련 기능 종사자	1.8
장치·기계 조작 및 조립 종사자	0.7
단순노무 종사자	1.7

이러한 관찰 노출도의 편차의 특성은 한국표준직업분류 직업 대분류 수준에서도 뚜렷하게 드러난다. 사무 종사자(17.5%), 판매 종사자(16.7%), 전문가 및 관련 종사자(13.3%) 등 인지적 직무의 비중이 큰 직군에서 평균 노출도가 높게 나타난 반면, 장치·기계 조작 및 조립 종사자(0.7%), 농림어업 숙련 종사자(0.8%), 단순노무 종사자(1.7%), 서비스 종사자(2.4%) 등 신체적·현장 직무가 중심인 직군에서는 노출도가 현저히 낮았다. 노출도가 0인 직업의 비율 또한 농림어업(79%), 장치·기계 조작(75%), 단순노무(52%) 직군에서 높은 반면, 사무(6%)와 전문가(13%) 직군에서는 낮아, 생성형 AI에 대한 노출이 인지적 직무 중심의 직군에 집중되어 있음을 보여준다.

2. 국내 취업자의 생성형 AI 노출 수준 및 특성

이 절에서는 지역별 고용조사에 직업 단위 관찰 노출도 정보를 연계한 자료를 바탕으로 국내 노동시장의 생성형 AI 노출 수준과 특성을 분석한다. 직업별 노출도를 취업자 규모를 반영하여 살펴보면, 2022년 하반기를 기준으로 국내 취업자가 종사하는 직업의 노출도는 평균 8.0%, 중위수 2.0%로 낮은 수준에 머물러 있으며 그 분포가 0에 크게 치우쳐 있는 것으로 나타났다. 전체 취업자의 약 30%가 노출도가 0인 직업에 종사하고 있었으며, 노출도가 상위 25%에 해당하는 값도 14.4% 수준에 그쳤다. 이는 생성형 AI에 대한 노출이 아직 소수의 직업에 집중되어 있고, 대다수 취업자는 노출도가 낮은 직업에 종사하고 있음을 보여준다. 본 연구에서는 2022년 하반기를 기준으로 노출도가 상위 25% 이상인 직업을 고노출 일자리로, 노출도가 0인 직업을 무노출 일자리로 구분해 분석하였다. 이에 따르면 2025년 하반기를 기준으로 취업자 중 고노출 집단이 25.4%, 중간 노출 집단이 43.5%, 무노출 집단이 31.1% 수준이다.

2025년 하반기 지역별 고용조사를 통해 취업자 특성별 생성형 AI 노출도를 분석해보면, 우선 성별을 구분했을 때 여성의 고노출 집단 비중이 30.4%로 남성(21.4%)보다 컸다. 이는 상품 기획, 고객 상담, 번역·통역 등 노출도가 높은 인지적 사무 직무에 상대적으로 여성이 더 많이 종사하고 있는 데서 비롯된 것으로 판단된다. 여성이 AI 고노출 직업에 상대적으로 많이 종사한다는 점은 Massenkoff and McCrory(2026)의 미국 노동시장 분석에서도 관찰된 바 있다. 연령대별 취업자 중 고노출 직업 종사자의 비중은 30대와 40대에서 가장 높고 그보다 젊거나 나이가 많은 연령대에서 낮아지는 역U자 형태를 보였다. 2025년 하반기 기준으로 20세 미만 16.1%, 20대 29.9%, 30대 29.9%, 40대 31.4%, 50대 25.9%, 60세 이상 13.3%로 나타났다. 이는 노출도가 높은 인지적 사무 직무에 30~40대 취업자가 상대적으로 많이 종사하고 있음을 보여준다.

표 4 취업자 특성별 고노출 일자리 종사자 비중

(단위: %)

구 분		2022년 하반기	2025년 하반기
성별	여성 취업자	31.1	30.4
	남성 취업자	20.9	21.4
연령대별	20세 미만	22.4	16.1
	20세 이상 30세 미만	30.6	29.9
	30세 이상 40세 미만	32.2	29.9
	40세 이상 50세 미만	31.3	31.4
	50세 이상 60세 미만	23.9	25.9
	60세 이상	11.7	13.3
교육 수준별	초등학교 졸업 이하	3.7	3.0
	중학교 졸업	6.9	6.5
	고등학교 졸업	20.6	20.3
	전문대 졸업	27.1	26.0
	4년제 대학 졸업	36.9	35.7
	대학원 졸업	35.0	34.1

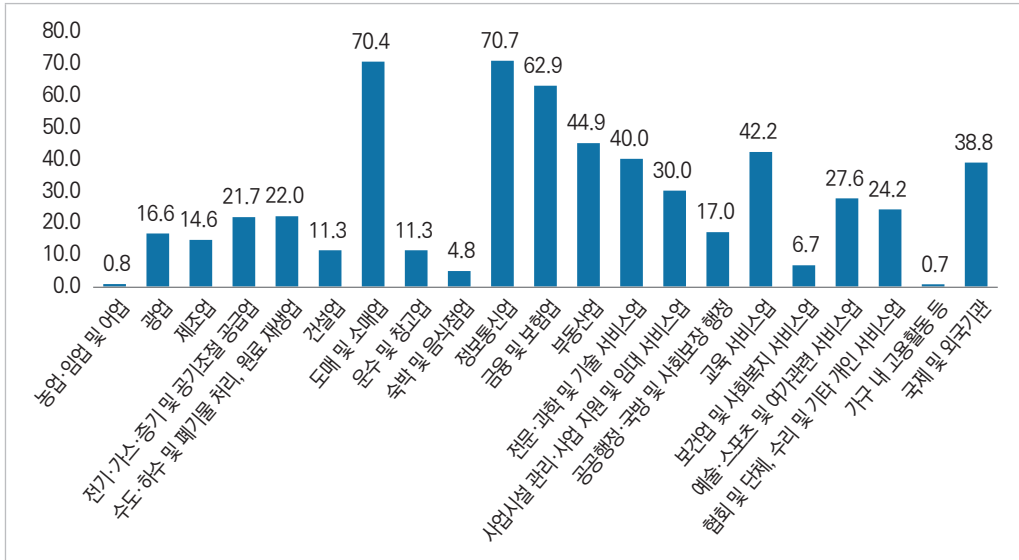
주: 각 연도 하반기 지역별 고용조사를 이용해 분석

교육 수준별로는 학력이 높을수록 고노출 비중이 뚜렷하게 높아지는 경향이 나타났다. 2025년 하반기 기준 초등학교 졸업 이하(3.0%)와 중학교 졸업(6.5%) 취업자 중에서는 고노출 직업 종사자의 비중이 낮았지만, 고등학교 졸업(20.3%), 전문대 졸업(26.0%) 취업자에서는 그보다 비중이 컸으며, 4년제 대학 졸업(35.7%), 대학원 졸업(34.1%) 취업자에서는 고노출 직업 종사자의 비중이 30% 이상이었다. 이는 고학력 노동자일수록 AI 노출도가 높다는 기존 연구(Eloundou et al., 2023; Felten, Raj, and Seamans, 2021; Webb, 2020)와 일치하는 결과로 한국에서 역시 학력에 따른 생성형 AI 노출도 격차가 존재하는 현실을 반영한다.

산업별로도 취업자의 고노출 일자리 비중에서 큰 차이가 관측되었다. 한국표준산업분류 11차 개정 산업 대분류를 기준으로 살펴보면, 정보통신업(70.7%), 도매 및 소매업(70.4%), 금융 및 보험업(62.9%) 등 인지적 사무 직무가 중요한 산업에서는 고노출 일자리 비중이 높게 나타났으며, 전문·과학 및 기술 서비스업(40.0%)과 교육 서비스업(42.2%)에서도 비교적 고노출 일자리 비중이 높았다. 반면 가구 내 고용활동 등(0.7%), 농업·임업 및 어업(0.8%), 숙박 및 음식점업(4.8%), 건설업(11.3%) 등에서는 고노출 비중이 낮았다. 이는 생성형 AI에 대한 노출이 산업을 구성하는 직무의 성격과 밀접하게 연관되어 있음을 보여준다.

그림 2 산업별 고노출 일자리 종사자 비중(2025년 하반기)

(단위: %)

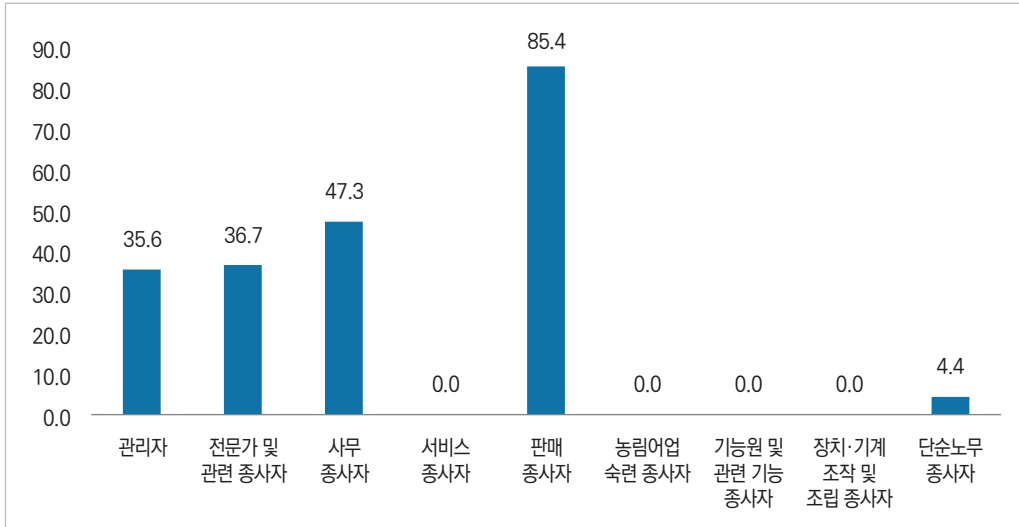


주: 2025년 하반기 지역별 고용조사를 이용해 분석

직업 대분류별 고노출 일자리의 비중은 직업군의 직무 성격에 따라 차이를 보였다. 판매 종사자에서 고노출 비중이 85.4%로 가장 높았고, 사무 종사자(47.3%), 전문가 및 관련 종사자(36.7%), 관리자(35.6%)가 그 뒤를 이었다. 판매 종사자의 고노출 일자리 비중이 특히 높은 것은 상품 기획 전문가, 광고·홍보 전문가 등 노출도가 높은 직업이 포함되어 있기 때문이다. 반면 서비스 종사자, 농림어업 숙련 종사자, 기능원 및 관련 기능 종사자, 장치·기계 조작 및 조립 종사자, 단순노무 종사자에서는 고노출 일자리의 비중이 낮았다. 이는 대형언어모델이 실제로 활용되는 인지적 사무 직무가 관리, 전문, 사무, 판매직에 고노출 일자리가 집중되어 있는 반면, 현장, 육체 노동이 중심인 직업에서는 상위 25% 기준을 충족하는 고노출 일자리가 많지 않음을 나타낸다.

그림 3 직업별 고노출 일자리 종사자 비중(2025년 하반기)

(단위: %)

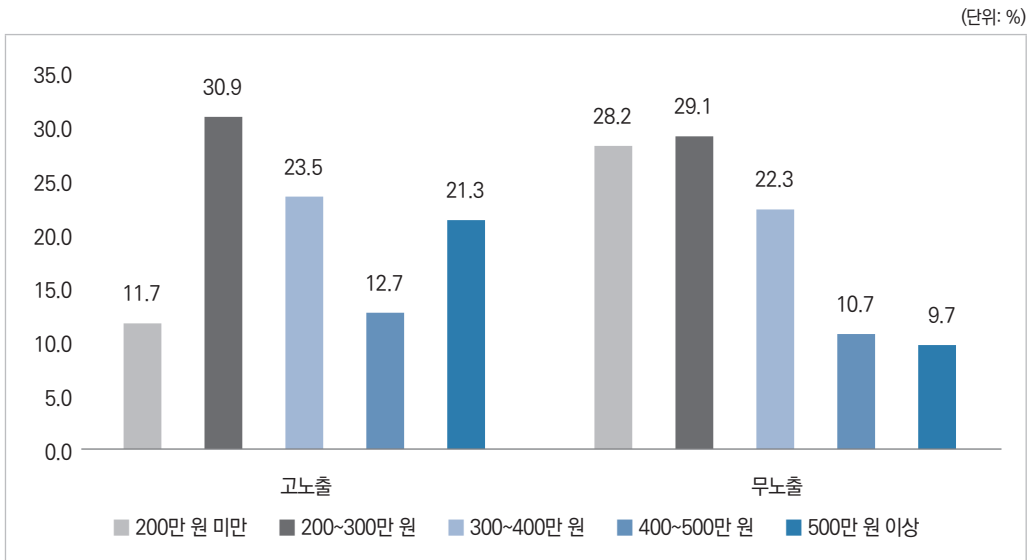


주: 2025년 하반기 지역별 고용조사를 이용해 분석

고노출 집단과 무노출 집단의 임금을 2025년 하반기 지역별 고용조사의 임금근로자를 대상으로 분석했을 때, 고노출 집단의 평균 월임금은 365.8만 원으로 무노출 집단(270.6만 원)보다 약 35% 높았다. 이러한 차이는 분포 전반에 걸쳐 나타났다. 임금 하위 10분위 값은 고노출 집단이 170만 원으로 무노출 집단(45만 원)보다 크게 높았고, 중위임금(300만 원 대 250만 원)과 상위 10분위 값(620만 원 대 480만 원)에서도 고노출 집단이 일관되게 높았다. 다만 고노출 집단은 임금의 표준편차(277.3만 원)도 무노출 집단(168.7만 원)보다 커, 집단 내 임금 격차 또한 상대적으로 큰 것으로 나타났다.

임금 구간별 분포를 보면 두 집단의 차이가 더욱 뚜렷하게 드러난다. 무노출 집단은 월임금 200만 원 미만 구간에 28.2%가 분포하여 저임금 근로자의 비중이 컸던 반면, 고노출 집단에서는 이 비중이 11.7% 수준에 그쳤다. 반면 고노출 집단은 월임금 500만 원 이상의 고임금 구간에 21.3%가 분포하여 무노출 집단(9.7%)의 두 배를 상회한다. 무노출 집단은 저임금 구간에, 고노출 집단은 고임금 구간에 상대적으로 더 많이 분포하고 있는 것이다.

그림 4 노출 집단별 월임금 구간 분포(2025년 하반기)



주: 2025년 하반기 지역별 고용조사의 임금근로자를 대상으로 분석

3. 노출 집단별 고용 변화

2절에서는 국내 취업자의 생성형 AI 노출 수준과 그 특성을 살펴보았다. 3절에서는 고노출 집단과 무노출 집단의 취업자 수가 ChatGPT 출시를 전후하여 어떻게 달라졌는지를 국가데이터처의 지역별 고용조사 자료를 활용해 분석한다.

<표 5>는 2021년부터 2025년까지 각 연도 하반기를 기준으로 노출 집단별 취업자 수와, ChatGPT 출시 직전인 2022년 하반기 취업자 수를 100으로 한 지수를 보여준다. 고노출 집단의 취업자는 2021년 708만 5천 명에서 2025년 737만 7천 명으로, 무노출 집단은 890만 3천 명에서 904만 2천 명으로 각각 완만하게 증가하였다. 무노출 집단의 규모가 전 기간에 걸쳐 고노출 집단보다 컸는데, 이는 국내 노동시장에서 대형언어모델이 대신 수행하기 어려운 직무 중심의 직업에 여전히 많은 취업자가 종사하고 있음을 나타낸다. ChatGPT가 출시된 2022년 말 이후에도 고노출 집단의 취업자 수가 감소하지 않았다. 이는 취업자 수를 기준으로 생성형 AI가 고노출 직업의 일자리를 대체하는 조짐이 아직 나타나지 않았음을 시사한다.

표 5 연도별 노출 집단별 취업자 수와 지수(2022년=100)

(단위: 천 명)

구분		2021년	2022년	2023년	2024년	2025년
고노출	취업자 수	7,085	7,196	7,296	7,239	7,377
	지수	98.4	100.0	101.4	100.6	102.5
무노출	취업자 수	8,903	8,996	9,116	9,123	9,042
	지수	99.0	100.0	101.3	101.4	100.5

주: 각 연도 하반기 지역별 고용조사를 이용해 분석

지수를 통해 두 집단의 상대적 변화를 살펴보면, ChatGPT 출시 이후 2년간은 뚜렷한 차이가 나타나지 않았다. 2023년에는 고노출 101.4, 무노출 101.3으로 비슷한 수준을 유지했다. 하지만 2024년부터는 변화가 관측되었는데, 2024년에는 무노출 집단이 101.4로 고노출 집단 100.6보다 높은 수준이었으며, 2025년에는 고노출 집단이 102.5로 무노출 집단 100.5보다 높았다.

이상의 분석 결과는 국내 노동시장 전체 수준에서 생성형 AI에 대한 노출이 고용 감소로 이어졌다는 증거가 아직 확인되지 않음을 보여준다. 이는 AI 기술 도입이 아직까지는 뚜렷한 고용 감소를 유발하지 않았다는 김수현 외(2024) 등의 분석 결과와 그 궤를 같이 한다. 다만 이를 바탕으로 생성형 AI가 일자리를 대체하지 않는다고 단정하기는 어렵다. 관찰 노출도가 높은 직업이 정보통신 및 전문 서비스 분야에 집중되어 있어, 관련 산업의 성장과 함께 이들 직업 일자리에서 인력수요가 증가했을 수 있기 때문이다. 대체 효과가 존재하더라도 산업의 성장과 함께 고용이 증가함으로써 그 효과가 상쇄되고 고용이 증가했을 수 있다.

한편 생성형 AI의 영향이 청년층에서 다르게 나타날 수 있다는 기존 연구를 참고해, 30세 미만 취업자를 대상으로 동일한 분석을 수행하였다. <표 6>은 그 결과이다. 30세 미만에서는 두 집단 모두 취업자 수가 감소하였으나 그 폭에 차이가 있었다. 고노출 집단은 2021년 125만 1천 명에서 2025년 103만 7천 명으로, 무노출 집단은 90만 9천 명에서 84만 6천 명으로 줄었으며, 2022년을 기준으로 한 2025년 지수는 각각 86.6과 92.5로 고노출 집단의 감소 폭이 더 컸다.

표 6 연도별 30세 미만 노출 집단별 취업자 수와 지수(2022년=100)

(단위: 천 명)

구분		2021년	2022년	2023년	2024년	2025년
고노출	취업자 수	1,251	1,197	1,169	1,093	1,037
	지수	104.5	100.0	97.6	91.3	86.6
무노출	취업자 수	909	915	895	882	846
	지수	99.3	100.0	97.8	96.4	92.5

주: 각 연도 하반기 지역별 고용조사를 이용해 분석

다만 이 결과 역시 생성형 AI의 영향만으로 해석하기는 어려운 측면이 있다. 청년층의 고노출 직업 고용 감소는 ChatGPT 출시 이전부터 이미 진행되고 있었기 때문이다. 2021년에서 2022년 사이 고노출 집단의 30세 미만 취업자는 125만 1천 명에서 119만 7천 명으로 감소한 반면 무노출 집단은 90만 9천 명에서 91만 5천 명으로 증가했다. 이러한 감소폭을 감안하면 ChatGPT 출시 이후 오히려 감소 속도가 완화된 것으로 볼 수 있다. 이처럼 고노출 직업에서 청년층의 고용 감소는 생성형 AI 확산 이전부터 이어져 온 흐름일 수 있으며 생성형 AI의 영향을 구분해 분석하기 위해서는 더 긴 기간의 자료와 추가적인 분석이 필요할 것으로 판단된다.

연령대를 구분해 살펴보면 노출 수준에 따른 고용 변화가 연령에 따라 체계적으로 차이가 있음을 확인할 수 있다. <표 7>은 연령대별로 고노출 집단과 무노출 집단의 취업자 지수 격차를 나타낸 것이다. 2025년을 기준으로 20대는 -5.1, 30대는 -2.3으로 고노출 집단의 증가가 상대적으로 부진하였던 반면, 40대는 +3.2, 50대는 +15.6, 60세 이상은 +22.0으로 연령이 높아질수록 고노출 직업의 취업자가 상대적으로 더 많이 증가했다.

표 7 연령대별 노출 집단 간 취업자 수 지수 격차

구분	2021년	2022년	2023년	2024년	2025년
20대	+5.0	0.0	+0.0	-4.6	-5.1
30대	-3.0	0.0	-2.8	-1.8	-2.3
40대	-5.3	0.0	+1.4	-0.0	+3.2
50대	-3.9	0.0	+4.6	+7.0	+15.6
60세 이상	-3.7	0.0	+6.9	+11.9	+22.0

주: 각 연도 하반기 지역별 고용조사를 이용해 분석. 각 연령대에서 2022년 하반기를 100으로 한 고노출 집단 지수에서 무노출 집단 지수를 뺀 값. 2021년의 음(-)의 값은 2021년에서 2022년 사이 고노출 집단의 취업자 수가 무노출 집단보다 빠르게 증가하였음을 의미함. 20세 미만은 표본 규모가 작아 제외함

다만 이러한 연령별 차이 또한 상당 부분 2022년 이전부터 이어져 온 것이다. 2021년에서 2022년 사이 한 해 동안의 지수 격차 변화를 보면 20대는 -5.0였던 반면 40대는 +5.3, 50대는 +3.9, 60세 이상은 +3.7로, 연령이 높을수록 고노출 직업의 고용이 더 많이 증가하는 양상이 이전에도 관측되었다. 2022년 이후 이러한 경향이 강화된 연령대는 50대와 60세 이상으로, 2021년과 2022년 사이보다 더 빠른 증가 양상을 보였다. 20대와 40대에서는 증가 속도가 둔화되었고, 30대에서는 방향이 전환되었다. 이는 한진수·오삼일(2025), 장지연(2026) 등이 제시한 연공 편향적 변화와 유사한 특성을 가진다고 볼 수 있다. 하지만 그와 같은 양상이 생성형 AI 확산 이전부터 존재했고, 연령대에 따라 엇갈린다는 점에서 이를 생성형 AI의 영향만으로 해석하기는 쉽지 않다. 중고령층 취업자의 고용 증가에는 정년 연장과 고령자 고용지원 정책, 인구구조 변화 등 여러 요인이 함께 작용하기 때문이다.

V. 결론

본 연구는 Massenkoff and McCrory(2026)가 Claude의 실제 사용 데이터를 바탕으로 산출한 관찰 노출도를 국내 직업분류에 연계하여, 생성형 AI가 국내 노동시장에 미친 영향을 분석하였다. 관찰 노출도는 대형언어모델이 이론적으로 수행할 수 있는 직무가 아닌 실제로 업무에 활용되고 있는 직무에 대한 정보를 기준으로 측정된다는 점에서 기존 노출도 지표와 구분된다. 본 연구는 이 지표를 미국 표준직업분류에서 국제표준직업분류를 거쳐 한국표준직업분류로 연계하고, 이를 국가데이터처의 지역별 고용조사와 결합하여 국내 취업자의 생성형 AI 노출 수준과 특성, 그리고 노출도에 따른 고용 변화 양상을 살펴보았다.

주요 분석 결과는 다음과 같이 요약된다. 첫째, 국내 취업자가 종사하는 직업의 관찰 노출도는 전반적으로 낮은 수준에 머물러 있으며, 그 분포가 0에 크게 치우쳐 있었다. 2022년 하반기를 기준으로 취업자가 종사하는 직업의 평균 노출도는 8.0%, 중위수는 2.0%에 그쳤고, 전체 취업자의 약 30%가 노출도가 0인 직업에 종사하고 있었다. 생성형 AI에 대한 노출은 상품 기획, 소프트웨어 개발, 데이터 분석, 고객 상담 등 인지적 사무 직무가 중심인 소수의 직업에 집중되어 있었으며, 조리, 건설, 운송 등 육체 노동이 중심인 직업에서는 노출도가 매우 낮았다. 둘째, 생성형 AI에 대한 노출 수준은 취업자의 특성에 따라 차이를 보였다. 여성, 고학력 취업자일수록 고노출 직업에 종사하는 비중이 높았으며, 산업과 직업에 따라서도 노출 정도가 크게 달랐다. 특히 고노출 집단은 무노출 집단에 비해 임금 수준이 전반적으로 높은 것으로 나타났다. 이는 고학력·고임금 직업일수록 AI에 더 많이 노출되어 있다는 기존 연구와 부합하는 결과이다.

셋째, 고노출 집단과 무노출 집단의 취업자 수 추이를 비교한 결과, ChatGPT 출시 이후 고노출 집단의 고용이 감소하였다는 증거는 확인되지 않았다. 두 집단의 취업자 수는 출시 이후 2년간 유사한 추이를 보였으며, 2025년 들어서는 고노출 집단의 취업자 수는 전년 동기 대비 증가한 반면 무노출 집단은 감소하였다. 다만 이와 같은 분석 결과가 생성형 AI의 노동 대체 효과가 존재하지 않음을 의미하는 것은 아니다. 관찰 노출도가 높은 직업이 성장 산업에 속해 있어, 대체 효과가 존재하더라도 산업 성장에 따른 고용 증가로 인해 상쇄되었을 수 있기 때문이다. 넷째, 연령대에 따라 상이한 양상이 관찰되었다. 30세 미만에서는 고노출 집단의 취업자 수 감소 폭이 무노출 집단보다 컸던 반면, 50대와 60세 이상에서는 고노출 집단의 증가 폭이 뚜렷하게 컸다. 다만 이러한 연령별 차이는 ChatGPT 출시 이전부터 관측되던 것으로 마찬가지로 생성형 AI의 영향이라고만 판단하기는 어렵다. 실제 중고령층의 고용 증가에는 인구구조 변화 등 다양한 요인이 영향을 미쳤을 것이다.

본 연구는 몇 가지 한계를 지닌다. 첫째, 활용할 수 있는 자료의 제약으로 ChatGPT 출시 이전 기간이 두 개 연도에 그쳐, 노출 집단 간 고용 추세가 출시 이전에 어떠하였는지를 충분히 확인하기 어렵다. 실제로 청년층과 중고령층에서 관측된 고용 추세는 상당 부분 2022년 이전부터 이어져 온 흐름이었다. 둘째, 관찰 노출도가 미국 표준직업분류를 기준으로 산출되어 국내 직업분류로 연계하는 과정에서 노출도의 절대적 수준이 다소 낮아졌다. 셋째, 고노출 직업이 특정 산업에 집중되어 있어 노출 수준에 따른 고용 변화와 산업별 고용 변화를 구분하기 어렵다. 이러한 한계를 고려했을 때 본 연구의 분석 결과는 생성형 AI의 인과적 효과가 아니라 AI 고노출 일자리에서 관측된 상대적 고용 변화로 이해되어야 할 것이다.

이러한 한계에도 불구하고 본 연구는 생성형 AI가 노동시장에 미치는 영향을 판단할 때 이론적으로 대체 가능한 직무의 범위와 함께 AI가 실제로 활용되고 있는 양상에 주목할 필요가 있음을 보여준다는 점에서 유의미한 연구라 판단된다. 실제 사용 기록에 기반한 관찰 노출도는 아직 초기 단계에 있는 생성형 AI의 노동시장 영향을 포착하는 데 유용한 도구가 될 수 있다. 또한 전체 취업자에서 뚜렷한 고용 감소가 관측되지 않더라도, 청년층과 같은 특정 집단에서는 노출 수준에 따른 차이가 이미 나타나고 있다는 점은 주목할 필요가 있다. 노동시장에 신규 진입하는 청년은 생성형 AI의 확산에 더 민감하게 반응할 수 있으며, 고노출 직업으로의 진입 둔화가 지속될 경우 중장기적으로 청년층의 경력 형성과 숙련 축적에 부정적인 영향을 미칠 수 있다.

| 참고문헌

- 김수현·이시균·박진희·박세정·방글·노대영·송지영·고상원·반가운(2024). 「디지털 전환과 노동시장 - 인공지능 기술이 미치는 영향을 중심으로」. 한국고용정보원.
- 장재기·김동근(2025). 『인공지능의 고용 효과 분석: 직종별 차별적 영향을 중심으로』. 산업연구원 이슈페이퍼 2025-03.
- 장지연(2026). 「AI 기술 확산이 고용에 미치는 영향」. 『노동리뷰』 제251호.
- 한요셉(2023). 『인공지능으로 인한 노동시장의 변화와 정책방향』. 한국개발연구원.
- 한지우·오삼일(2023). 「AI와 노동시장 변화」. 한국은행 BOK 이슈노트.
- 한진수·오삼일(2025). 「AI 확산과 청년고용 위축: 연공편향 기술변화를 중심으로」. 한국은행 BOK 이슈노트.
- Acemoglu, D. and Autor, D.(2011). “Skills, Tasks and Technologies: Implications for Employment and Earnings”. In O. Ashenfelter and D. Card (eds.), Handbook of Labor Economics, Vol. 4B, 1043-1171. Elsevier.
- Acemoglu, D. and Restrepo, P.(2019). “Automation and New Tasks: How Technology Displaces and Reinstates Labor”. Journal of Economic Perspectives 33(2), 3-30.
- Acemoglu, D. and Restrepo, P.(2020). “Robots and Jobs: Evidence from US Labor Markets”. Journal of Political Economy 128(6), 2188-2244.
- Arntz, M., Gregory, T., and Zierahn, U.(2016). “The Risk of Automation for Jobs in OECD Countries: A Comparative Analysis”. OECD Social, Employment and Migration Working Papers No. 189. OECD Publishing.
- Autor, D. H. and Dorn, D.(2013). “The Growth of Low-Skill Service Jobs and the Polarization of the US Labor Marke”. American Economic Review 103(5), 1553-1597.
- Autor, D. H., Levy, F., and Murnane, R. J.(2003). “The Skill Content of Recent Technological Change: An Empirical Exploration”. The Quarterly Journal of Economics 118(4), 1279-1333.
- Brynjolfsson, E., Chandar, B., and Chen, R.(2025). “Canaries in the Coal Mine? Six Facts about the Recent Employment Effects of Artificial Intelligence”. Stanford Digital Economy Lab Working Paper.
- Eloundou, T., Manning, S., Mishkin, P., and Rock, D.(2023). “GPTs are GPTs: An Early Look at the Labor Market Impact Potential of Large Language Models”. arXiv:2303.10130.

- Felten, E., Raj, M., and Seamans, R.(2021). "Occupational, Industry, and Geographic Exposure to Artificial Intelligence: A Novel Dataset and Its Potential Uses". *Strategic Management Journal* 42(12), 2195-2217.
- Frey, C. B., and Osborne, M. A.(2013). "The future of employment: how susceptible are jobs to computerisation?", *Oxford Martin School Working Paper*.
- Gmyrek, P., Berg, J., Kamiński, K., Konopczyński, F., Ładna, A., Nafradi, B., Rosłaniec, K., and Troszyński, M.(2025). "Generative AI and Jobs: A Refined Global Index of Occupational Exposure". *ILO Working Paper* 140.
- Hampole, M., Papanikolaou, D., Schmidt, L. D. W., and Seegmiller, B.(2025). "Artificial Intelligence and the Labor Market". *NBER Working Paper* No. 33509.
- Handa, K., Tamkin, A., McCain, M., Huang, S., Durmus, E., Heck, S., Mueller, J., Hong, J., Ritchie, S., Belonax, T., Troy, K. K., Amodei, D., Kaplan, J., Clark, J., and Ganguli, D.(2025). "Which Economic Tasks are Performed with AI? Evidence from Millions of Claude Conversations". *Anthropic*.
- Hardy, W., Keister, R. and Lewandowski, P.(2018). "Educational upgrading, structural change and the task composition of jobs in Europe". *Economics of Transition* 26(2), 201-231.
- Hui, X., Reshef, O., and Zhou. L.(2024). "The Short-Term Effects of Generative Artificial Intelligence on Employment: Evidence from an Online Labor Market". *Organization Science* 35(6), 1977-1989.
- Massenkoff, M. and McCrory, P.(2026). "Labor Market Impacts of AI: A New Measure and Early Evidence". *Anthropic*.
- OECD(2023). *OECD Employment Outlook 2023: Artificial Intelligence and the Labour Market*. OECD Publishing.
- Webb, M.(2020). "The Impact of Artificial Intelligence on the Labor Market". *SSRN Working Paper*.

산업별 AI 활용도 실태조사 결과 분석

정순기*

I. 서론

인공지능(AI)은 산업 전반의 생산방식과 업무 수행방식을 빠르게 변화시키고 있으며, 최근 생성형 AI의 확산은 이러한 변화를 더욱 가속화하고 있다. AI는 반복적인 업무를 자동화하는 수준을 넘어 데이터 분석과 의사결정 지원, 콘텐츠 생성 등 다양한 영역으로 활용 범위를 확대하면서 기업의 생산성과 경쟁력을 높이는 핵심 기술로 자리매김하고 있다. 이에 따라 AI가 산업과 고용에 미치는 영향에 대한 관심도 크게 증가하고 있다.

그러나 AI와 노동시장 변화에 관한 기존 논의는 기술 발전 가능성이나 자동화 위험을 중심으로 이루어진 경우가 많았으며, 실제 산업현장에서 기업들이 AI를 어느 정도 도입하고 있으며 어떠한 방식으로 활용하고 있는지에 대한 실증자료는 상대적으로 부족하였다. 또한 AI 활용 수준은 산업별 특성과 기업 규모, 업무의 성격에 따라 차이가 나타나기 때문에 산업현장의 실제 현상을 확인하는 것이 정책 수립의 중요한 전제가 된다.

본 원고를 통해 전국 21개 산업, 2,297개 사업체를 대상으로 실시한 AI 수용도 조사와 산업별 전문가 심층면접(FGI) 결과를 바탕으로 산업별 AI 활용 현황과 조직 및 직무 변화, 산업 성장과 고용전망 등을 소개한다.

최근 생성형 AI를 중심으로 한 인공지능 기술의 발전은 산업현장의 생산방식과 업무 수행방식을 빠르게 변화시키고 있다. 과거 AI는 생산공정의 자동화나 데이터 분석 등 특정 영역에서 제한적으로 활용되는 기술로 인식되었으나, 생성형 AI의 등장 이후에는 문서 작성, 정보 검색, 고객 응대, 연구개발, 기획 업무 등 지식기반 업무 전반으로 활용 범위가 빠르게 확대되고 있다.

* 정순기, 한국고용정보원 인력수급전망팀 부연구위원 (skjeong@keis.or.kr)

** 본고의 내용은 기관의 공식견해가 아니며 집필자 개인의 견해라는 점을 밝힙니다.

이러한 변화는 제조업과 서비스업을 막론하고 기업의 경영방식과 조직 운영, 직무 수행 방식에 새로운 변화를 가져오고 있다.

기업의 AI 활용 목적도 변화하고 있다. 초기에는 생산공정의 자동화와 비용 절감이 주요 목표였다면, 최근에는 생산성 향상과 서비스 혁신, 의사결정 지원, 새로운 비즈니스 모델 발굴 등 보다 전략적인 영역으로 AI 활용이 확대되고 있다. 특히 생성형 AI는 범용 기술로서 기존 업무를 지원하고 새로운 아이디어를 창출하는 도구로 활용되면서 기업의 경쟁력을 높이는 핵심 수단으로 자리 잡아가고 있다.

우리나라 역시 AI를 국가 경쟁력 확보를 위한 핵심 성장동력으로 육성하고 있으며, 산업현장에서는 자동화 시스템, 예측형 AI, 생성형 AI를 중심으로 디지털 전환이 확대되고 있다. 다만 산업별 디지털 전환 수준과 데이터 활용 기반, 전문인력 확보 수준은 상당한 차이가 존재하며, 디지털 전환 역량의 차이는 AI 활용 수준과 조직 변화, 나아가 고용구조 변화에도 산업별로 달리 영향을 미칠 것으로 보인다.

AI가 산업과 노동시장에 미치는 영향에 대한 관심은 그 어느 때보다 높아지고 있지만, 실제 산업현장에서 AI가 어떻게 활용되고 있는지에 대한 객관적인 정보는 충분하지 않다. 기술 발전 속도에 비해 산업현장의 변화는 보다 점진적으로 이루어지고 있어 동일한 AI 기술이라 하더라도 산업별 직무 특성에 따라 활용 방식과 효과가 서로 다르게 나타나고 있다. 이러한 점에서 산업현장의 실제 모습을 확인하는 실태조사는 향후 AI 정책과 노동시장 정책을 설계하는 데 중요한 기초자료가 된다.

최근 AI와 노동시장 변화에 관한 논의는 크게 두 가지 방향에서 이루어지고 있다. 하나는 AI가 인간의 노동을 대체하여 일자리를 감소시킬 것이라는 관점이고, 다른 하나는 생산성을 높이고 새로운 일자리를 창출할 것이라는 관점이다. 그러나 그간의 논의는 주로 기술 발전 가능성이나 미래 전망에 초점을 맞추고 있어 실제 산업현장의 변화 양상을 충분히 설명하는 데에는 한계가 있다.

실제 기업은 산업 특성과 경영환경, 투자 여력, 디지털 전환 수준에 따라 AI를 서로 다른 방식으로 도입하고 있다. 제조업은 생산공정의 자동화와 품질관리를 중심으로 AI를 활용하는 반면, 서비스업은 고객 서비스와 경영지원, 연구개발 등 다양한 분야에서 AI를 활용하고 있다. 또한 동일한 산업이라도 기업 규모와 조직 역량에 따라 AI 활용 수준은 상당한 차이를 보인다.

AI 수용도 차이에 따라 변화의 방향성과 속도는 차이를 보이고 산업별로 달리 작용할 것이다. 이번 AI 수용도 조사는 이러한 문제의식에서 출발하였다. AI가 산업과 고용에 미치는 영향을

보다 정확하게 이해하기 위해서는 기술 자체를 분석하기보다는 산업현장에서 AI가 실제 어떻게 활용되고 있는지를 살펴볼 필요가 있다. 특히 기업이 AI를 어떠한 목적으로 도입하고 있으며, AI의 영향에 따른 조직과 직무는 어떻게 변화하고 있는지, 그리고 향후 산업과 고용을 어떻게 전망하고 있는지를 종합적으로 파악하는 것이 중요하다.

전국 21개 산업의 사업체를 대상으로 AI 활용 현황과 조직 및 직무 변화, 산업 성장과 고용전망을 조사하고, 산업별 전문가 심층면접(FGI)을 병행하여 산업별 특성과 변화 방향을 함께 분석하였다. 이를 통해 AI 확산이 산업현장에 미치는 영향을 보다 현실적인 관점에서 이해하고, 향후 정책 수립에 필요한 기초자료를 제공하고자 하였다.

본 원고는 AI 수용도 조사 결과를 중심으로 산업현장에서 체감하는 AI 활용 특성과 고용구조 변화 전망을 소개하는 데 목적이 있다.

제2절에서는 AI 수용도 조사의 목적과 조사 방법, 조사 내용 등 조사 개요를 소개한다. 제3절에서는 산업별 AI 수용 수준과 활용 특성, 조직 및 직무 변화, 산업 성장과 고용전망 등 주요 조사 결과를 살펴본다. 이어 제4절에서는 조사 결과를 종합하여 AI 확산 과정에서 나타난 산업 및 고용 변화의 주요 특징을 정리하고, 마지막 제5절에서는 산업별 AI 정책과 인력양성 정책, 중장기 인력수급전망 고도화를 위한 정책적 시사점을 제시한다.

본 원고는 AI가 노동시장에 미치는 영향을 단정적으로 평가하기보다 산업현장의 실제 조사 결과를 중심으로 현재의 변화 양상을 객관적으로 소개하는 데 초점을 두었다. 이를 통해 AI 확산에 따른 산업별 특성과 노동시장 변화에 대한 이해를 높이고, 향후 정책 논의를 위한 기초자료를 제공하고자 한다.

II. AI 수용도 조사 개요

1. 조사의 목적

AI 기술은 산업 전반으로 빠르게 확산되고 있지만, 실제 산업현장의 활용 수준과 방식은 산업의 특성과 기업의 여건에 따라 상당한 차이를 보이고 있다. 특히 생성형 AI의 등장 이후 AI 활용 범위는 생산공정의 자동화를 넘어 연구개발, 경영지원, 고객센터, 콘텐츠 제작 등 다양한 분야로 확대되고 있으며, 이에 따라 조직 운영과 직무 수행 방식에도 점진적인 변화가 나타날 것으로 기대되고 있다.

그러나 AI 확산에 관한 논의는 기술의 발전 가능성이나 미래 전망에 집중되는 경우가 많았으며, 실제 기업들이 AI를 어느 정도 도입하고 있는지, 어떤 목적으로 활용하고 있는지, 그리고 조직과 고용 구조에 어떠한 변화가 나타나고 있는지를 종합적으로 보여주는 실증자료는 충분하지 않았다. 특히 AI의 활용 방식은 산업별 업무 특성과 디지털 전환 수준에 따라 달라질 수 있기 때문에 산업현장의 실태를 객관적으로 파악하는 것이 무엇보다 중요하다.

이번 AI 수용도 조사는 이러한 문제의식에서 출발하였다. 조사의 목적은 단순히 AI 도입 여부를 확인하는 데 있지 않다. 기업들이 AI를 어떠한 업무에 활용하고 있는지, AI 활용이 조직 운영과 직무에 어떠한 변화를 가져오고 있는지, 나아가 산업의 성장과 고용에 대해 어떠한 전망을 가지고 있는지를 종합적으로 파악하는 데 있다. 이를 통해 산업별 AI 활용 특성을 이해하고, 향후 AI 정책과 산업정책, 인력양성 정책 및 중장기 인력수급전망 수립에 필요한 기초자료를 제공하고자 하였다.

2. 조사 대상과 내용

조사는 전국 21개 산업의 사업체를 대상으로 실시되었다. 제조업과 비제조업을 모두 포함하여 산업별 비교가 가능하도록 표본을 구성하였으며, 중소기업부터 대기업까지 다양한 규모의 사업체를 조사에 포함하였다. 이를 통해 산업별 특성과 기업 규모에 따른 AI 활용 수준의 차이를 함께 살펴볼 수 있도록 설계하였다.

조사는 구조화된 설문조사를 중심으로 진행되었으며, 산업별 전문가 심층면접(FGI)을 병행하였다. 사업체조사는 AI 도입 현황과 활용 수준, 조직 및 직무 변화, 산업 성장과 고용전망 등 AI에 따른 산업현장의 전반적인 동향을 파악하는 데 활용되었으며, 전문가 심층면접은 산업별 특성과 AI 확산의 배경, 향후 변화 방향을 보다 심층적으로 이해하기 위한 목적으로 실시해 산업별 AI 활용의 특징과 변화 양상을 보다 입체적으로 해석할 수 있도록 수행하였다.

표 1 AI 수용도 조사 개요

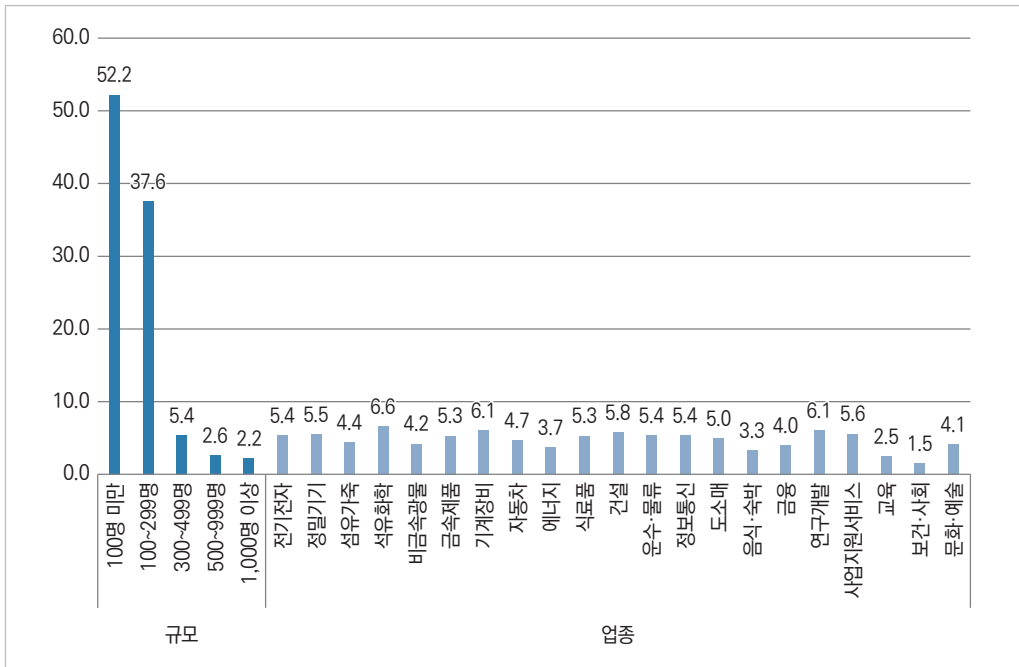
구분	내용
조사 대상	전국 21개 산업 2,297개
조사 방법	구조화된 설문조사 + 산업별 전문가 FGI
주요 조사내용	AI 도입 및 활용, 조직·직무 변화, 산업·고용전망, 정책 수요
활용목적	산업별 AI 정책, 인력양성 정책, 중장기 인력수급전망 고도화

자료: '25년 AI 수용도 조사

조사 대상인 21개 업종은 크게 제조업과 비제조업으로 구분되며, 제조업에는 전기전자, 정밀기기, 섬유가죽, 석유화학, 비금속광물, 금속제품, 기계장비, 자동차, 식료품이며, 서비스업은 에너지, 건설, 운수·물류, 정보통신, 도소매, 음식·숙박, 금융, 연구개발, 사업지원서비스, 교육, 보건·사회, 문화·예술로 구분했다.

그림 1 조사 대상 사업체의 규모 및 업종별 비중

(단위: %)



주: 업종별 대상 산업 분류는 한국표준산업분류(중) 수준을 따름.

전기전자(26, 28), 정밀기기(27), 섬유가죽(13, 14, 15), 석유화학(19, 20, 21, 22), 비금속광물(23), 금속제품(24, 25), 기계장비(29, 31), 자동차(30), 에너지(35), 식료품(10, 11, 12), 건설(41, 42), 운수·물류(49, 50, 51, 52), 정보통신(58, 59, 60, 61, 62, 63), 도소매(45, 46, 47), 음식·숙박(55, 56), 금융(64, 65, 66), 연구개발(70), 사업지원서비스(71, 72, 73), 교육(85), 보건·사회(86, 87), 문화·예술(90, 91)

조사는 AI 활용 실태를 다각적으로 파악할 수 있도록 크게 네 가지 영역으로 구성하였다.

첫째, AI 도입 및 활용 현황을 조사하였다. 기술은 활용 목적에 따라 자동화 시스템, 예측형 AI, 생성형 AI로 세 가지 범주로 분류하였다. 자동화 시스템, 예측형 AI, 생성형 AI의 도입 여부와 활용 수준, 활용 목적, 적용 직무 등을 조사하여 산업별 AI 수용 수준과 기술 유형별 활용 특성을 비교하였다. 자동화 및 AI 기술은 활용 목적에 따라 직무에 미치는 영향이 달리 적용된다. 가령 자동화는 정형화된 공정 기술을 중심으로 활용되고, 분석형 AI는 데이터 분석을 통해 예측과 의사결정을 지원한다. 생성형 AI는 그간 축적된 학습된 데이터를 바탕으로 새로운 창작물을

생성하는 역할을 보조한다. 조사에서는 사전에 활용 기술의 예시를 미리 제공하여 기술의 이해를 돕고자 하였다. <표 2>은 조사표에 제시된 자동화 및 AI 기술의 정의와 역할을 보여주고 있다.

표 2 자동화 및 AI 기술의 정의와 특성

	구분	자동화(Automation)	예측형 AI(Predictive AI)	생성형 AI(Generative AI)
정의와 역할	개념	미리 정해진 규칙과 절차에 따라 반복적인 작업을 처리하는 기술	데이터를 학습하고 분석하여 문제를 해결하거나 예측하는 기술	학습한 데이터를 기반으로 새로운 콘텐츠(텍스트, 이미지, 코드 등)를 생성하는 AI의 한 분야
	주요 역할	효율성 증대, 시간 및 비용 절감	의사결정 지원, 문제해결, 예측	콘텐츠 창작, 아이디어 구체화, 맞춤형 서비스 제공
	주요 사례	- 로봇 프로세스(RPA)를 이용한 데이터 입력 - 공장의 생산 라인 로봇 - 이메일 자동 회신	- 추천 알고리즘(넷플릭스, 유튜브 등) - 스팸 메일 필터링 - 의료 진단 및 예측	- 텍스트 생성(챗 GPT 등) - 이미지 생성(미드저니, 스테이블 디퓨전 등) - 영상 및 음악 생성
	핵심 역할	반복적이고 규칙적인 업무를 '대신' 수행(정해진 경로를 반복 수행하는 로봇)	데이터를 학습하고 '판단/예측'을 내려 업무 및 의사결정을 '보조'(미래를 예측하는 조언자)	새로운 콘텐츠/결과물 을 '창작/생성'하여 업무 '생산성'을 높임 (새로운 아이디어를 보조하는 공동 창작자)
	대표 기술 (기술 속성) (결과물)	RPA* (로봇 프로세스 자동화), 로봇 팔, 키오스크 등 * RPA(Robotic Process Automation)는 소프트웨어 로봇을 통해 사람이 수행하는 규칙 기반의 반복·정형 업무를 자동화로 AI와 달리 학습과 판단을 하지 않음	예측 모델, 챗봇(규칙 기반이 아닌), 이상 탐지, 추천 알고리즘 데이터 기반, 학습·판단 중심	GPT, Claude, Copilot 기존 콘텐츠를 활용하여 유사하거나 새로운 콘텐츠를 생성
활용		반복적으로 생산되는 생산물	확률, 점수, 분류 값, 예측 값(예: 사기일 확률 90%, A 고객군, 3일 후 고장 예측)	새로운 콘텐츠(예: 마케팅 문구, 보고서 초안, 코드 조각, 이미지)
	활용 예시	사무·생산	고객 데이터를 분석하여 이탈 가능성 예측, 제조 설비의 고장 시점 예측 진단	FAQ 자동 생성, 마케팅 콘텐츠 생성, 보고서, 코딩 등 초안 작성
	사무/회계	RPA를 이용한 반복적인 전표 입력, 데이터 취합 및 정해진 양식에 붙여넣기	과거 데이터 기반으로 특정 거래의 사기 (이상 거래) 여부를 판단하여 경고	보고서 작성을 위해 데이터를 요약하고, 초안 문구나 사유서, 코딩 등을 자동으로 생성
	제조/생산	로봇 팔을 이용한 제품 조립/포장 등 공정 자동화	설비에서 수집된 센서 데이터를 분석하여 고장 시점을 예측하고 미리 진단	-
	고객 응대 (CS)	정해진 시나리오에 따라 답변하는 규칙 기반 챗봇이나 IVR(자동 응답 시스템)	고객의 성향/질문 의도를 분석하여 상담원에게 최적의 응대 방법/상품을 추천	고객 문의 기록을 활용하여 FAQ 답변을 자동으로 작성 및 업데이트
	마케팅/영업	고객 목록에 따라 반복적인 이메일/문자 메시지 발송	고객 데이터를 분석하여 가장 구매 가능성이 높은 고객군을 세분화 (Segmentation)	마케팅 목적에 맞는 새로운 광고 문구, 이미지, 또는 동영상 콘텐츠를 생성
	음식 점업 등	서빙 로봇의 음식 배달, 키오스크를 통한 주문/결제, 조리 로봇의 튀김/면 요리 자동 조리	과거 주문 데이터 기반 재고 소진 예측 및 발주 알림, 판매량 예측을 통한 신메뉴 개발 지원	AI 챗봇이 고객의 문의나 후기에 대한 맞춤형 답변 문구 생성

둘째, AI 도입 이후 조직 및 직무 변화를 조사하였다. 기술별 AI 도입 이후 업무 방식의 변화, 조직 운영의 변화, 직무 전환 경험, 신규 직무의 등장 여부 등을 조사하여 AI가 기업 내부의 업무 수행 방식에 어떠한 영향을 미치고 있는지를 확인하였다.

셋째, 산업 성장과 고용전망을 조사하였다. 기업이 인식하는 산업의 성장 가능성과 매출 변화, 고용 규모 변화, 직무별·숙련수준별 인력 수요 변화 등을 조사하여 AI 확산에 따른 중장기 산업 및 노동시장 전망을 함께 살펴보았다.

넷째, 향후 AI 활용 계획과 정책 수요를 조사하였다. 기업이 필요로 하는 정책 지원과 교육훈련 수요, AI 전문인력 확보의 어려움 등을 함께 조사하여 향후 정책 설계에 필요한 기초자료를 확보하였다.

이번 AI 수용도 조사는 몇 가지 점에서 차별성을 가진다. AI의 도입 여부뿐 아니라 활용 방식과 조직 변화, 산업 및 고용 전망까지 포괄적으로 조사함으로써 산업현장의 AI 활용 실태를 다면적으로 이해할 수 있도록 구성하였다.

첫째, AI 기술 자체보다 산업현장의 실제 활용 수준에 초점을 맞추었다. AI를 도입했는지 여부뿐 아니라 어떠한 업무에 활용되고 있으며 조직과 직무에는 어떠한 변화가 나타나고 있는지를 함께 조사함으로써 AI가 고용 구조 변화에 영향을 미치는 기업의 실제 활용 모습을 파악하고자 하였다.

둘째, 산업 간 비교가 가능하도록 조사체계를 설계하였다. 동일한 AI 기술이라도 산업별 활용 방식과 기대 효과는 서로 다르기 때문에 제조업과 서비스업을 포함한 21개 산업을 대상으로 동일한 기준을 적용하여 조사하였다. 이를 통해 산업별 AI 수용도의 차이와 특성을 비교·분석할 수 있는 기반을 마련하였다.

셋째, 정량조사와 병행하여 전문가 FGI를 수행함으로써 조사 결과의 해석력을 높였다. 사업체조사가 산업현장의 전반적인 경향을 파악하고 전문가 심층면접을 통해 산업별 특성에 따른 AI 확산의 배경을 분석하였다.

이번 조사 결과는 현재 산업현장의 AI 활용 수준을 보여주는 기초자료일 뿐만 아니라, 향후 산업별 AI 정책과 노동시장 정책, 인력양성 정책을 설계하는 데 활용될 수 있다. 또한 AI 수용도의 변화 추이를 지속적으로 추적할 경우 중장기 인력수급전망의 정확성을 높이고, 산업별 노동시장 변화를 조기에 파악할 수 있는 정책 기반 자료로 활용될 수 있을 것으로 기대된다.

Ⅲ. 산업별 AI 수용도와 활용

조사 결과 AI 도입은 아직 산업 전반에서 초기 확산 단계에 머물러 있었으며, 산업별 수용 수준에는 상당한 차이가 존재하였다. 정보통신과 금융, 연구개발 등 데이터 활용도가 높은 산업은 AI 수용도(활용) 수준이 높게 나타난 반면, 현장 중심 산업은 상대적으로 도입 속도가 느린 것으로 조사되었다.

1. 산업별 AI 수용도와 활용 특성

AI 도입은 확산되고 있으나 산업 전반에서는 아직 초기 단계인 것으로 나타났다. 생성형 AI의 등장과 함께 AI에 대한 사회적 관심은 빠르게 높아지고 있다. 그러나 이번 조사 결과를 보면 실제 산업현장에서의 AI 활용은 아직 일부 산업과 기업을 중심으로 이루어지고 있어 산업 전반에서는 초기 확산 단계에 머물러 있는 것으로 나타났다.

조사에 참여한 사업체 가운데 AI를 도입하여 활용하고 있는 사업체는 전체의 약 28.6%(656개 사업체) 수준으로 조사되었다. 자동화 시스템을 제외하고 예측형 AI와 생성형 AI만을 기준으로 할 경우 도입률은 약 23.7%(544개 사업체) 수준으로 나타났다. AI 기술 공급 기반 산업인 정보통신업에서 62.9%로 가장 높은 도입률을 보였으며, AI 기반으로 품질 관리 효용성 향상이 기대되는 정밀기기(41.3%), 식료품(39.3%) 산업에서 높게 나타났다. 최근 AI의 빠른 확산에도 불구하고 실제 기업의 AI 활용은 아직 제한적인 수준이며, 대부분의 산업에서 AI가 본격적인 생산요소로 자리 잡기 이전 단계임을 보여준다.

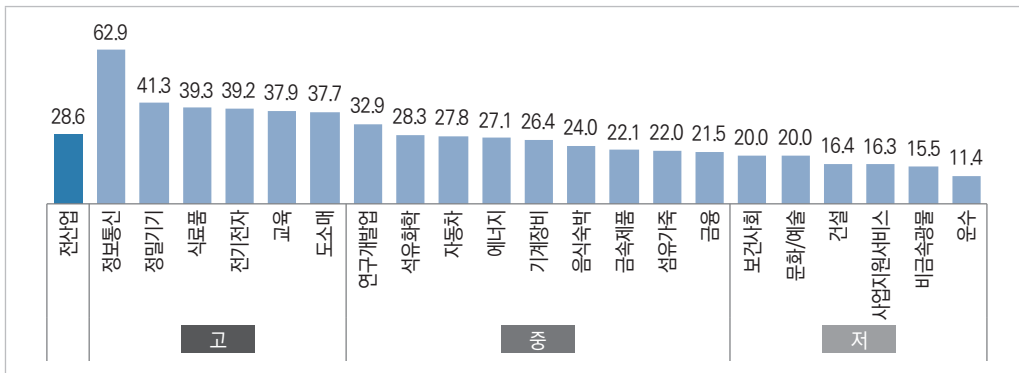
AI 수용도 수준은 산업별로 상당한 차이를 나타냈다. 정보통신업은 가장 높은 AI 도입 수준을 보였으며, 금융업과 연구개발서비스업, 교육서비스업 등 데이터 활용이 활발한 산업에서도 상대적으로 높은 도입 수준을 나타냈다. 이들 산업은 디지털 기반 업무 비중이 높고 데이터 축적 수준이 높아 생성형 AI와 예측형 AI를 비교적 쉽게 업무에 적용할 수 있는 환경을 갖추고 있기 때문인 것으로 풀이된다. 반면 운수업과 건설업, 일부 전통 제조업은 상대적으로 AI 도입 수준이 낮게 조사되었다. 이러한 산업은 현장 중심의 업무 비중이 높고 데이터 표준화가 상대적으로 미흡하여 AI 활용이 제한적으로 이루어지고 있는 것으로 해석된다.

제조업 내부에서도 산업 간 차이가 확인되었다. 전기전자와 정밀기기 산업은 스마트공정과 디지털 생산관리 시스템을 기반으로 AI 활용이 활발하게 이루어지고 있었으나, 섬유 가죽 등 노동집약적 공정이 많은 산업에서는 자동화 시스템 중심의 활용에 머무르는 경향을 보였다.

이러한 결과는 AI 확산이 모든 산업에서 동일한 속도로 진행되는 것이 아니라 산업별 디지털 전환 수준과 데이터 활용 역량에 따라 차별적으로 나타나고 있음을 보여준다.

그림 2 산업별 AI 도입률

(단위: %)



2. AI 기술 유형별 활용 특성

AI 기술 유형별 활용 특성을 살펴보면 생성형 AI가 가장 빠르게 확산되고 있는 것으로 나타나 생성형 AI가 범용 정보통신 기술로서 작용하고 있음을 의미한다. AI 도입 사업체(656개) 중 생성형 AI 활용이 75.6%로 대부분을 차지하고 있는 것으로 나타났으며, 자동화 27.6%, 예측형 AI 13.3% 수준으로 나타났다. <표 3>은 산업군별 자동화 및 AI 기술 활용 형태를 보이고 있다.

표 3 산업군별 AI유형별 도입 유형

유형	제조업	건설·에너지	서비스업
자동화	36.2%	15.6%	19.8%
예측형 AI	15.5%	8.9%	11.5%
생성형 AI	67.5%	88.9%	82.6%

AI 도입 목적은 산업의 생산방식과 업무 특성에 따라 다르게 나타나고 있음을 의미한다. 제조업은 생산공정 혁신 중심으로, 서비스업은 업무 혁신 중심으로 AI가 활용되고 있다는 점이 이번 조사에서 확인되었다. 제조업에서는 자동화 시스템을 기반으로 생산 효율성을 높이는 사례가 많은 것으로 나타났다. 제조업에서는 생산공정의 자동화와 품질 개선, 설비 운영의 효율화가 주요 도입 목적으로 나타났다. 한편 서비스업에서는 생성형 AI와 예측형 AI 활용이 상대적으로 활발하였다. 서비스업에서는 고객센터 개선과 데이터 분석, 콘텐츠 제작, 경영지원 등 업무 혁신을 중심으로 AI를 활용하고 있었다.

생성형 AI는 문서 작성과 정보 검색, 고객 상담, 기획 업무, 연구개발 지원 등 다양한 분야에서 활용되고 있었으며, 비교적 짧은 기간 안에 기업의 업무 환경에 빠르게 활용되고 있었다. 특히 관리·사무직과 연구개발, 교육훈련, 마케팅 부문에서는 생성형 AI 활용이 빠르게 확대되고 있는 것으로 조사되었다.

반면 예측형 AI는 생산관리와 품질관리, 수요예측, 경영 의사결정 지원 등 데이터 분석이 필요한 분야를 중심으로 활용되고 있었다. AI를 활용한 예측기술은 생산성과 품질 향상에 기여할 수 있다는 점에서 제조업과 금융업에서 활용도가 높게 나타났다.

자동화 시스템은 생산공정과 물류, 설비 운영 등 반복적이고 정형화된 업무를 중심으로 활용되고 있었다. 결국 현재 산업현장의 AI 활용은 하나의 기술이 모든 산업에 동일하게 적용되는 것이 아니라 산업 특성과 업무 특성에 적합한 기술을 선택적으로 활용하는 방향으로 발전하고 있음을 보여준다.

기업들이 AI를 도입하는 가장 큰 이유는 생산성 향상과 업무 효율성 개선이었다. 기업들은 AI를 단순히 인력을 줄이기 위한 기술이라기보다 반복 업무를 줄이고 업무 처리 속도를 높이는 생산성 향상 도구로 인식하고 있었다. 특히 생성형 AI를 활용하는 기업들은 문서 작성과 자료 검색, 회의자료 작성, 고객 응대 등 일상적인 업무의 효율성이 크게 향상되었다고 평가하였다.

또한 AI를 아직 도입하지 않은 기업 가운데 상당수는 당분간 도입 계획이 없다고 응답하였다. 이는 AI 기술 자체에 대한 관심보다 데이터 구축 비용, 전문인력 확보의 어려움, 투자 부담 등 현실적인 제약요인이 기업의 AI 도입을 제한하고 있음을 시사한다. 현재 산업현장에서 AI는 디지털 전환 수준이 높은 일부 산업과 선도기업을 중심으로 확산되고 있으며, 산업 전체로의 확산은 점진적으로 이루어질 가능성이 높은 것으로 판단된다.

3. 산업별 AI 활용 차이

첫째는 데이터 활용 기반이다. AI는 데이터의 품질과 축적 수준에 크게 의존하는 기술이다. 정보통신과 금융, 연구개발 분야는 AI 학습에 필요한 데이터가 풍부하게 축적되어 있어 AI 활용이 빠르게 확대되고 있었지만, 현장 중심 산업은 데이터 수집과 표준화 수준이 상대적으로 낮아 AI 활용이 제한적임을 시사하고 있다.

둘째는 업무의 정형성에 따른 기술의 선택이다. 반복적이고 표준화된 업무가 많은 산업은 자동화 시스템 도입 효과가 높게 나타났으며, 반대로 창의성과 전문성이 요구되는 분야는 생성형 AI를 활용한 업무 지원이 확대되는 경향을 보였다.

셋째는 AI 전문인력 확보 수준이다. 기업 규모가 커질수록 데이터 분석과 AI 운영을 담당할 전문인력을 확보하고 있으나 중소기업에서는 전문인력 부족이 AI 활용 확대의 가장 큰 제약요인으로 지적되었다.

넷째는 조직의 디지털 전환 역량이다. 동일한 산업이라도 디지털 전환을 적극적으로 추진하는 기업은 AI 활용 수준이 높고 조직문화와 경영진의 수용성이 높을수록 AI 도입 속도를 결정하는 중요한 요인으로 나타났다.

이러한 결과는 AI 활용 수준이 기술 자체보다 산업의 디지털 기반과 조직의 준비 수준에 의해 결정되고 있음을 시사하고 있다. 이번 조사 결과는 우리나라 산업현장의 AI 활용이 빠르게 확대되고 있으나 아직 산업 전반에서는 초기 확산 단계에 머물러 있음을 확인하였다. 또한 AI 수용 수준은 산업별 특성과 디지털 전환 수준에 따라 상당한 차이를 보였으며, 생성형 AI를 중심으로 활용 범위가 빠르게 확산되고 있는 것으로 나타났다.

4. 직무·숙련 수준별 AI 기술 활용 현황

<표 4>는 직무·숙련 수준별 AI 활용 현황을 보여주고 있다. 연구개발직, 관리·사무직에서 예측형 AI의 활용이 높은 반면 관리·사무직에서는 생성형 AI의 활용률이 높게 나타났다. 타 직무에 비해 관리·사무직의 AI 활용률이 높은 것으로 나타났다. 그 외, 자동화 시스템은 생산·제조직, 예측형 AI는 연구개발직, 생성형 AI는 영업·마케팅직에서 활용 비율이 높게 나타났다. 숙련 수준별로는 대부분의 직무에서 고숙련보다는 중·저숙련 직에서 AI 활용이 높은 것으로 나타났다. 연구개발직, IT·정보화 관리직은 고숙련 직도 활용도가 높은 편으로 나타나 지식 혹은 데이터 기반 직무일수록 AI의 활용이 높은 경향성을 보이고 있다.

관리·사무직 등 비반복적이어도 패턴화가 가능한 업무까지 AI 활용이 빠르게 확대되는 반면, 연구개발과 기획, 전문서비스 분야는 AI를 활용하여 업무를 고도화하는 경향을 보이고 있다. 이러한 결과는 향후 노동시장 변화가 일자리의 단순한 증감보다 직무 내용과 요구 역량의 변화 중심으로 전개될 가능성이 높음을 시사한다.

무엇보다 주목할 점은 기업들이 AI를 인력 대체 수단보다 생산성을 높이고 업무를 지원하는 기술로 인식하고 있다는 점이다. 이는 AI 확산이 단기간 내 노동을 대체하는 방식으로 이루어지기보다 산업별 특성과 업무의 성격에 맞추어 점진적으로 이루어질 가능성이 높음을 시사한다. 다음 절에서는 이러한 AI 활용이 조직 운영과 직무 수행 방식에 어떠한 변화를 가져오고 있으며, 기업들은 향후 산업 성장과 고용을 어떻게 인식하고 있는지를 중심으로 살펴보고자 한다.

표 4 직무·숙련 수준별 AI 활용

(단위: %)

직무	자동화시스템 (RPA, 로봇 등)				예측형 AI				생성형 AI			
	도입률	숙련 수준			도입률	숙련 수준			도입률	숙련 수준		
		고	중	저		고	중	저		고	중	저
생산·제조직	50.3	9.9	47.3	42.9	19.5	5.9	35.3	58.8	13.9	5.8	47.8	46.4
연구개발직	23.8	34.9	39.5	25.6	48.3	26.2	61.9	11.9	38.7	26.0	53.1	20.8
품질관리·기술지원직	17.7	12.5	50.0	37.5	26.4	4.3	60.9	34.8	21.4	6.6	55.7	37.7
영업·마케팅직	18.8	5.9	52.9	41.2	28.7	16.0	60.0	24.0	47.2	9.0	59.8	31.2
관리·사무직	33.1	13.3	35.0	51.7	40.2	20.0	42.9	37.1	78.8	7.7	57.0	35.3
물류·운송직	14.9	3.7	44.4	51.9	11.5	-	40.0	60.0	7.3	-	55.6	44.4
서비스직	15.5	3.6	42.9	53.6	8.0	14.3	14.3	71.4	12.7	12.7	39.7	47.6
IT·정보화 관리직	16.0	24.1	58.6	17.2	26.4	39.1	60.9	-	26.8	27.1	57.1	15.8
기타	2.2	-	25.0	75.0	0.0	-	-	-	0.6	66.7	-	33.3

IV. AI 수용도에 따른 산업 및 고용 구조 변화 방향성

1. 직무 변화 방향성: 대체, 보완

앞서 산업별·직무별 AI 수용 수준과 활용 특성을 살펴보았다. AI가 산업현장에 도입되는 이유는 단순히 새로운 기술을 활용하기 위한 것이 아니라 생산성과 경쟁력을 높이고 업무 방식을 개선하기 위한 데 있다. AI에 따른 직무 구조 변화를 이해하기 위해서는 도입 여부 자체보다는 AI 활용 이후 조직과 직무가 어떻게 변화하는지 살펴볼 필요가 있다.

AI를 도입한 기업들은 조직을 전면적으로 재편하기보다 기존 업무 프로세스를 개선하는 방향으로 AI를 활용하고 있는 것으로 나타났다. 이러한 변화는 산업 성장에 대한 긍정적인 기대와 함께 직무 재편이라는 형태로 나타나고 있다.

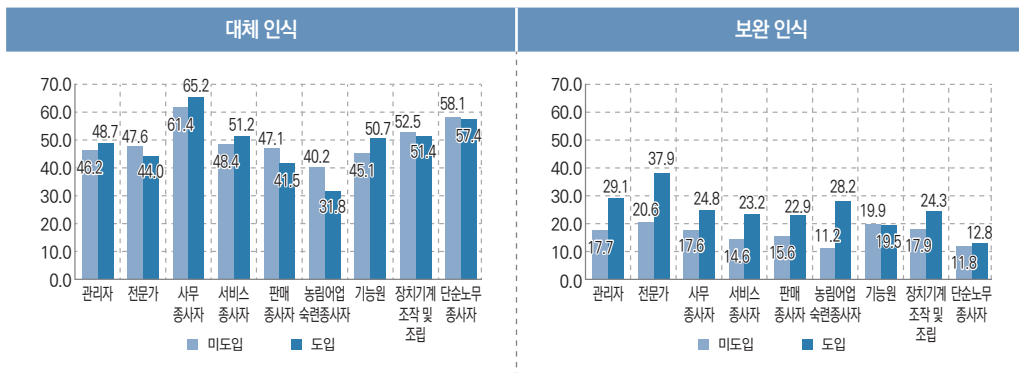
기업들은 문서 작성과 자료 검색, 데이터 분석, 고객 응대, 품질관리 등 반복적이거나 시간이 많이 소요되는 업무에 AI를 우선적으로 적용하고 있으며, AI 활용을 통해 업무 처리 속도와 정확성이 향상되었다고 평가하였다. AI 활용은 기존 일하는 방식의 업무 효율성을 높이는 방향으로 이루어지고 있다. 산업별 차이도 확인되었다. 제조업에서는 생산공정과 설비 운영의

효율화가 중심이 되었으며, 서비스업에서는 고객서비스 개선과 행정업무 지원, 연구개발 보조 등 다양한 업무에 AI가 활용되고 있다. 특히 생성형 AI는 관리·사무와 기획 업무에서 활용 범위가 빠르게 확대되면서 조직 운영 방식에도 점진적인 변화를 가져오고 있는 것으로 평가된다.

직종별 직무 대체 보완 인식 차이를 살펴보면, AI 도입 여부와 무관하게 농림어업 숙련종사자를 제외한 모든 직종에서 AI에 의한 일자리 영향은 직무 대체로 예상한 응답이 51.6%로 가장 높고, 영향없음 28.9%, 직무보완 19.4%로 AI에 의한 직무 대체 인식이 높은 것으로 나타났다. 한편, 직무 보완 비율은 기능원을 제외한 모든 직종에서 AI 도입 사업체가 미도입 사업체에 비해 더 높게 나타나 AI 수용도가 높을수록 보완에 대한 긍정적 영향이 있는 것으로 나타났다.

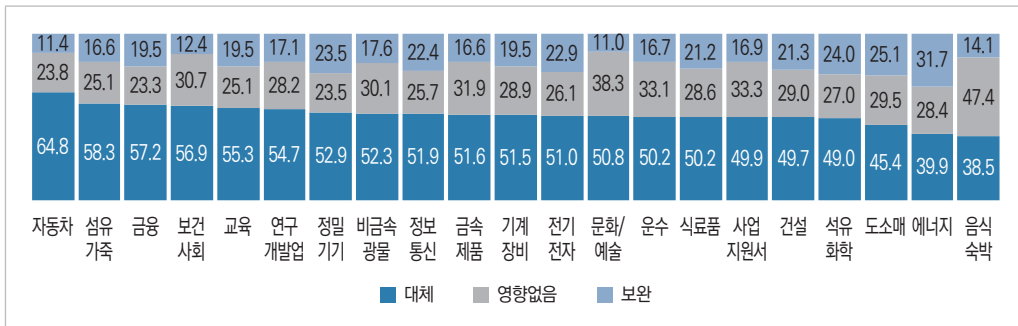
그림 3 직종별 AI 직무 대체/보완 영향

(단위: %)



산업별 직무 대체 보완 인식 차이를 살펴 보면, 자동차(64.8%), 섬유가죽(58.3%), 금융(57.2%) 등에서 직무 대체가 클 것으로 인식되고 있다. 자동차는 전기차로 산업 전환이 예상되는 산업이다. 섬유가죽은 현재 수행되는 업무 중 자동화 가능한 반복·표준화 직무의 비중이 높아질 것으로 판단된다. 금융은 이미 상당 부분 AI가 도입된 산업이다. 한편 에너지(31.7%), 도소매(25.1%), 석유화학(24.0%) 등은 비교적 직무 보완이 많은 산업으로 데이터 기반 AI에 의해 공정 개선을 하거나, 분석 예측 기반 구축을 기대하고 있는 것으로 나타났다.

그림 4 산업별 AI 직무 대체/보완 영향

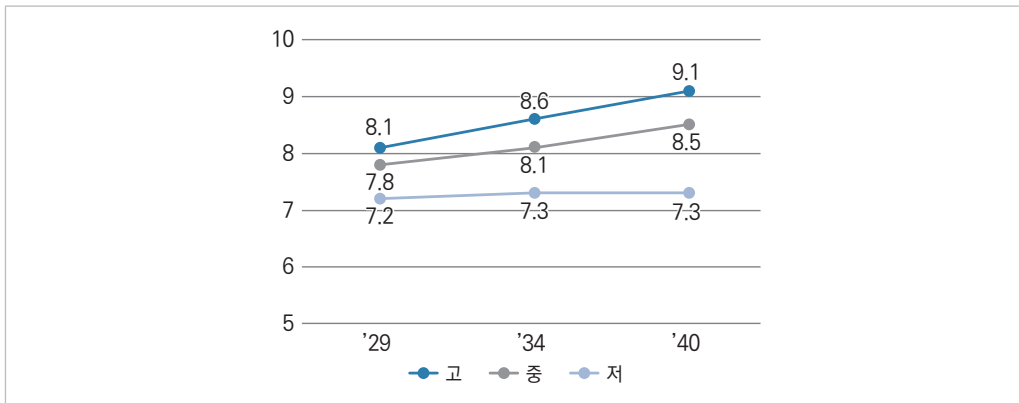


기업들은 AI를 노동을 대체하는 기술보다 업무를 지원하고 생산성을 높이는 도구로 활용하는 경향을 보였다. 기업들은 반복적인 자료 정리와 문서 작성, 데이터 분석 등 일부 업무를 AI가 수행하도록 하고 있었지만, 최종적인 판단과 의사결정은 여전히 사람이 담당하는 경우가 대부분이었다. 즉 AI는 근로자를 대신하기보다 근로자의 업무를 지원하는 협업 도구로 활용되고 있다. 또한 최근 3년간 직무 전환 사례를 살펴보면 대규모 직무 재편은 아직 제한적이었다. 다만 일부 기업에서는 AI 활용 확대에 따라 데이터 분석, AI 운영, 디지털 기획 등 새로운 역할이 등장하고 있었으며, 기존 직무에서도 AI 활용 능력이 새로운 직무 역량으로 요구되기 시작하였다.

2. 산업 성장 인식

기업들은 AI 활용이 산업 성장과 기업 경쟁력 강화에 긍정적인 역할을 할 것으로 전망하였다. AI를 활용하는 기업일수록 생산성 향상과 업무 효율성 개선에 대한 기대가 더 높게 나타났으며, 장기적으로는 새로운 서비스 개발과 시장 확대에도 도움이 될 것으로 인식하고 있었다. 한편, AI를 덜 활용하는 기업일수록 산업 성장에 대한 인식이 더 부정적인 것으로 나타났다. [그림 5]는 '29년부터 '40년까지 AI 도입 수준이 높을수록 성장 인식에 대한 기대가 커서 AI 도입 수준에 따라 성장 인식의 차이가 있음을 보여준다.

그림 5 AI 도입 수준과 성장 인식



기업들은 AI를 단순한 비용 절감 수단이 아니라 기업 경쟁력을 높이는 전략적 기술로 인식하고 있었으며, AI 활용 수준이 높을수록 산업 성장에 대한 기대 역시 높게 나타나는 경향을 보였다. 이러한 결과는 AI가 산업 경쟁력을 높이는 핵심 기술로 자리 잡고 있음을 보여주는 동시에 향후 산업별 성장 전망에도 중요한 변수로 작용할 가능성을 시사한다.

AI 활용 수준의 차이는 단순히 기술 보급의 문제가 아니라 산업의 디지털 전환 수준과 데이터 활용 환경, 조직문화의 차이에서 비롯된다. 정보통신과 연구개발서비스업, 금융업에서는 이미 데이터 기반 업무환경이 구축되어 있어 빠르게 확산되는 분석형 AI 및 생성형 AI의 활용으로 새로운 사업기회를 창출할 것으로 전망하였으며, 제조업에서는 스마트공장과 생산공정 혁신을 통해 품질 향상과 생산성 증대를 기대하고 있었다. 반면 건설업과 운수업 등 현장 중심 산업은 데이터 축적 수준과 AI 활용 인프라가 상대적으로 부족하여 도입 속도가 다소 느린 것으로 평가되었다.

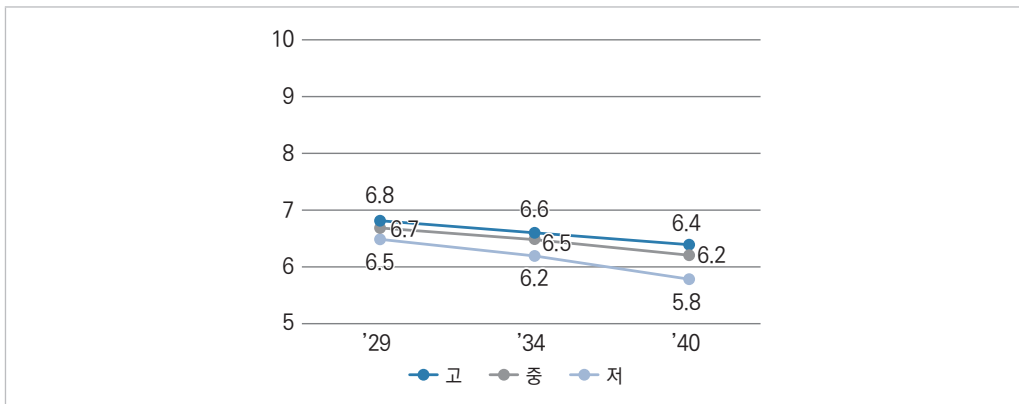
AI 확산의 핵심 요인으로 기술보다 사람임을 FGI에 참여한 전문가들은 강조하였다. AI 전문인력 확보와 조직 구성원의 AI 활용 역량, 경영진의 디지털 전환 의지가 실제 AI 활용 수준을 결정하는 중요한 요소라는 의견이 공통적으로 제시되었다. 이러한 결과는 향후 AI 정책이 기술 보급에만 초점을 둘 것이 아니라 산업별 데이터 기반 구축과 전문인력 양성, 기업의 디지털 전환 역량 강화까지 함께 고려해야 함을 시사한다.

3. 고용 변화 인식

산업 성장에 대한 긍정적인 전망과 달리 고용 전망은 상대적으로 부정적인 경향을 보였다. 기업들은 AI 활용을 통해 생산성과 업무 효율성은 향상될 것으로 기대하였지만, 이러한 변화가 곧바로 고용 증가로 이어질 것으로 보지는 않았다. 오히려 기존 인력의 생산성을 높여 동일한 업무를 보다 효율적으로 수행하는 방향을 우선적으로 고려하는 기업이 많았다. 이는 AI가 기업의 생산성과 경쟁력에는 긍정적인 영향을 미치지만, 단기적으로는 신규 채용 확대보다 업무 방식의 개선과 인력 재배치에 더 큰 영향을 미칠 가능성이 있음을 의미한다.

AI 도입으로 고용이 감소할 것이라는 것은 공통된 인식으로 나타났다. 한편 AI 도입 수준이 높을수록 고용 감소에 대한 인식이 다소 완화되는 경향을 보였다. AI 시대에 도입 수준이 낮을수록 고용 감소 압력이 더욱 크게 인식되고 있다는 것은 주목할 지점이다. [그림 6]은 '29년부터 '40년까지 AI 도입 수준이 높을수록 고용 감소에 대한 인식이 상대적으로 차이가 있음을 보여준다.

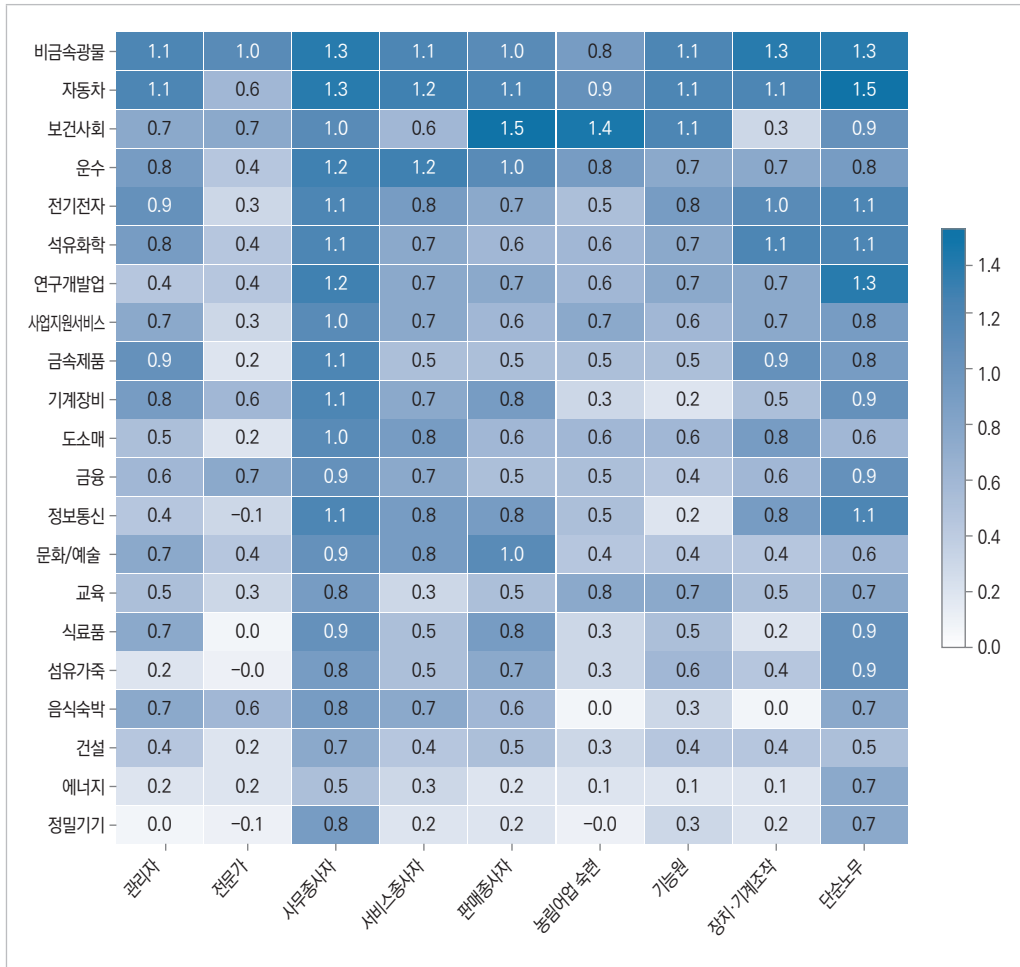
그림 6 AI 도입 수준과 고용 감소 인식



[그림 7]은 AI 도입 시 고용규모 변화에 대한 인식을 최근 3년부터 '40년까지 9점 척도로 나타낸 것이다. 산업별로는 비금속광물, 자동차 등은 타 산업보다 각 직종의 고용 전망 하락폭이 크고, 건설, 에너지(전기·가스·증기·공기조절 공급업), 정밀기기 등 산업은 고용전망 하락폭이 상대적으로 안정적으로 나타났다. 비금속광물 산업은 AI 도입효과가 낮게 나타나는 산업으로 풀이되고, 자동차 산업은 내연기관에서 전기차로 패러다임이 바뀌는 산업으로 전환 대응이 필요한 산업이다. 에너지 산업은 신재생에너지 기반 구축 확대가 필요한 산업이다. 정밀기기 등은 AI 도입으로 품질 개선 및 공정 고도화 등이 필요한 산업이다. 직종별로는 대부분 산업에서

사무종사자, 단순노무종사자의 고용이 크게 하락할 것으로 인식하고 있는 반면 관리자, 전문가의 고용은 상대적으로 고용 하락을 예상하는 정도가 매우 작았다.

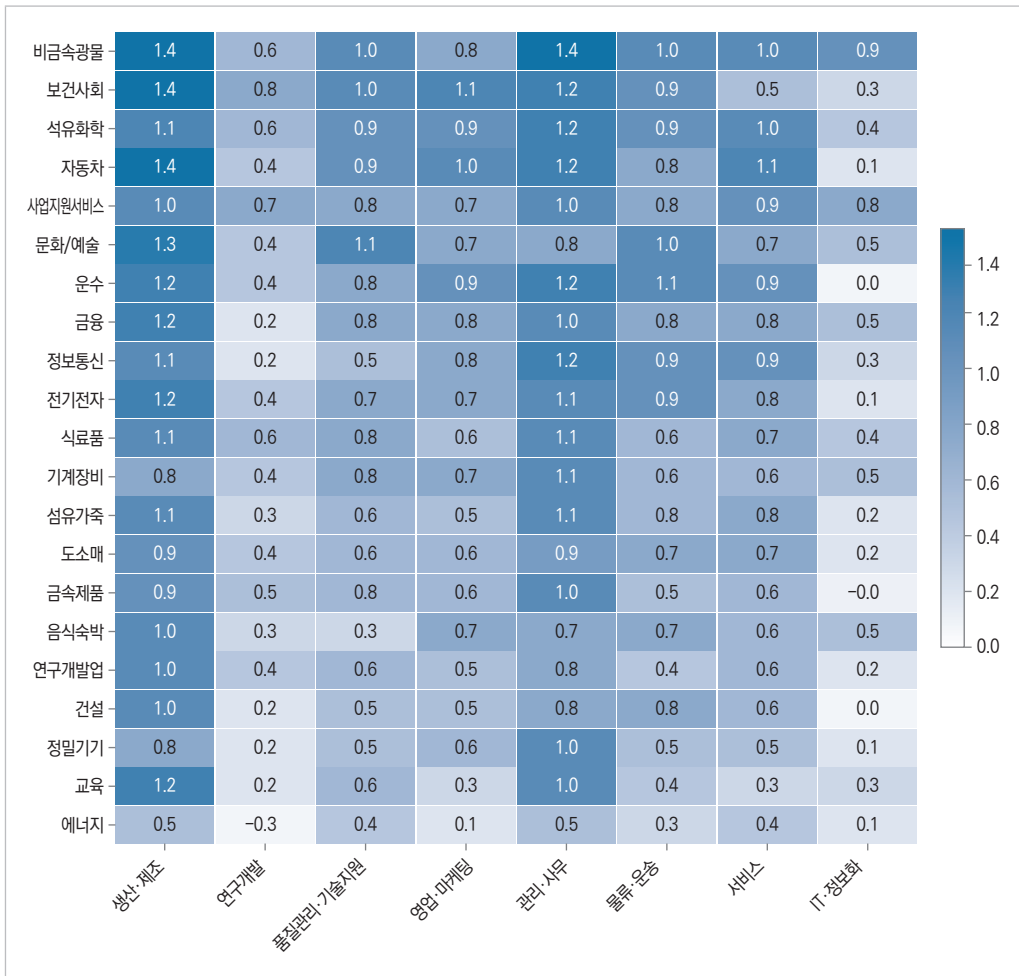
그림 7 산업·직종별 고용 변화 인식



주: AI 기술 도입시 고용규모 변화: 9점 척도(① 크게 감소 → ⑤ 현상 유지 → ⑨ 대폭 증가)

자동화 및 AI에 의해 나타나는 고용 전망은 직무별로 차이가 있다. 자동화, 생성형 AI 등의 영향으로 대부분 산업에서 생산·제조직, 관리·사무직의 고용 변화 하락폭을 가장 크게 인식하고 있는 반면, 상대적으로 연구개발직, IT 정보화 관련직은 고용 변화 하락을 우려하고 있지 않은 것으로 나타났다. [그림 8]은 산업·직무별로 고용 변화에 대한 인식을 보여주고 있다.

그림 8 산업·직무별 고용 변화 인식



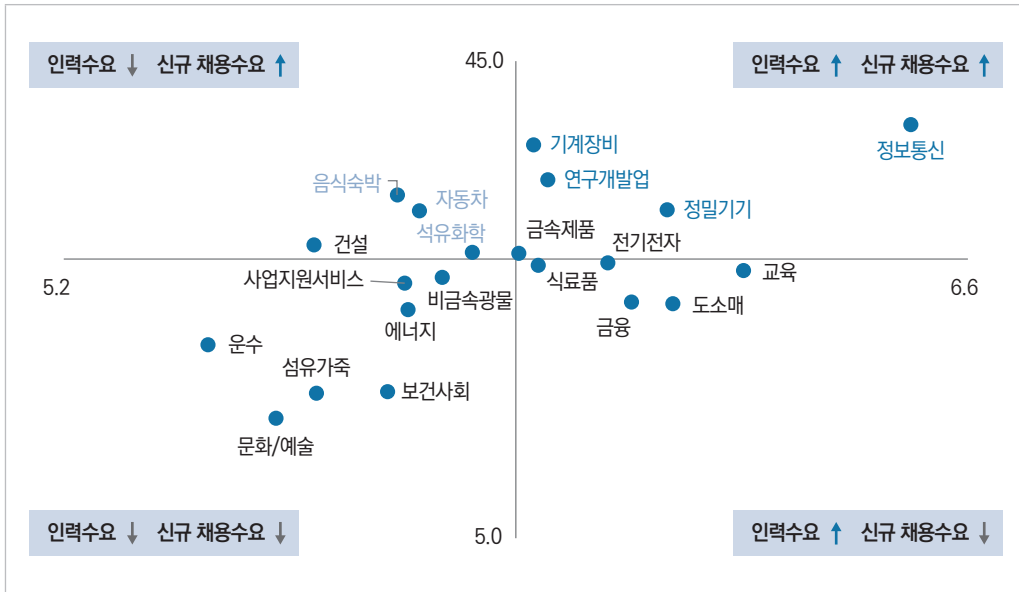
주: AI 기술 도입시 고용규모 변화: 9점 척도(① 크게 감소 → ⑤ 현상 유지 → ⑨ 대폭 증가)

다만 고용 전망 역시 산업별로 차이를 보였다. 정보통신과 연구개발업 분야는 AI 활용 확대와 함께 새로운 전문인력 수요가 증가할 것으로 전망된 반면, 반복적인 업무 비중이 높은 일부 분야는 직무 재편이 보다 빠르게 진행될 것으로 예상되었다. 결과적으로 AI는 고용 규모 자체보다 직무 구성과 인력 수요의 변화를 중심으로 노동시장에 영향을 미칠 가능성이 높은 것으로 판단된다.

산업별로 발생하는 AI 인력 수요와 신규 수요를 살펴보면, 기계장비, 연구개발, 정밀기기, 정보통신업 등은 AI 인력수요와 채용수요가 모두 높게 나타났다. 해당 산업들은 기술집약적

산업으로 제품·서비스·연구개발 등 핵심 기술로 AI의 활용이 필요한 산업으로 AI에 의한 직접적인 신규 고용 창출 가능성이 가장 높은 산업군이다. 다른 측면으로는 AI의 관련 인력의 직접적 활용을 통해 AI 내재화 강도가 큰 산업으로도 풀이된다.

그림 9 산업별 AI 인력 수요와 신규 채용수요



주: 각 축의 교차선은 AI 인력수요(X축)와 신규채용 비율(Y축)의 전산업 평균 및 비율

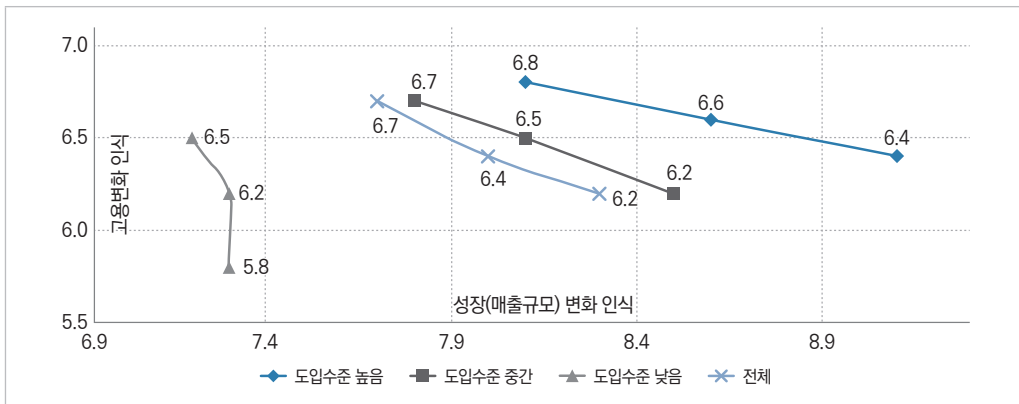
AI는 산업현장의 조직 운영과 직무 수행 방식에 점진적인 변화를 가져오고 있다. 현재 기업들은 AI를 조직을 대체하는 기술보다 업무를 지원하고 생산성을 높이는 도구로 활용하고 있으며, 조직 변화 역시 구조조정보다는 업무 혁신을 중심으로 나타나고 있다. AI가 산업 성장과 경쟁력 향상에는 긍정적인 역할을 할 것으로 기대하였으나, 고용 규모는 급격히 확대되기보다 직무 재편과 역량 변화 중심으로 변화할 것으로 예상된다. 향후 노동시장 변화의 핵심이 일자리의 단순한 증감보다는 직무 내용과 숙련구조의 변화가 예상된다. AI 수용도 조사를 통해 AI 확산이 산업과 노동시장에 획일적인 영향을 미치는 것이 아니라 산업의 디지털 전환 수준과 조직의 준비 정도에 따라 서로 다른 양상으로 확산되고 있음을 확인하였다.

4. AI 도입수준에 따른 산업 성장과 고용 변화 인식

[그림 10]은 '29년부터 '40년까지 AI 도입 수준에 따른 성장과 고용 변화 인식의 차이를 보여주고 있다. 종합적으로는 AI 도입에 따라 성장은 확대되고 고용은 감소할 것이라는 인식이 공통된

인식이다. 다만, 변화 속도에 차이가 있다. AI 도입 수준이 높은 집단은 성장에 대한 인식이 빠르게 높아지고 고용 감소는 상대적으로 완만한 인식을 보인 반면, AI 도입수준이 낮은 집단은 성장은 정체되고 고용감소는 심화할 것이라는 인식을 보이고 있다.

그림 10 AI 도입 수준에 따른 산업 성장과 고용 변화 인식 방향성



V. 결론 및 정책적 시사점

AI 기술은 산업 전반으로 빠르게 확산되고 있지만, 실제 산업현장에서 나타나는 변화는 일반적으로 인식되는 것보다 훨씬 점진적이며 산업별 특성에 따라 다양한 양상을 보이고 있다. 이번 AI 수용도 조사를 통해 기업의 실제 활용 경험과 인식을 바탕으로 AI 확산이 산업과 노동시장에 어떠한 변화를 가져오고 있는지를 확인할 수 있었다. 조사 결과를 종합하면 AI는 산업의 생산성과 경쟁력을 높이는 새로운 성장동력으로 인식되고 있으나, 고용에 미치는 영향은 산업과 직무의 특성에 따라 다르게 나타나고 있었다. 특히 AI는 단기적으로 노동을 대체하기보다 기존 업무를 지원하고 직무를 재구성하는 방향으로 활용되는 경향이 뚜렷하게 확인되었다. 다음은 AI 기술이 고용 구조 변화에 차별적으로 미치는 경향성이다.

첫째, AI는 노동을 대체한다는 경향이 우세하기는 하나 노동을 보완하는 기술로도 작용하고 있다. 조사에서 가장 일관되게 확인된 결과는 AI가 기존 노동을 직접 대체하기보다 업무 수행을 지원하는 기술로 활용되고 있다는 점이다. 기업들은 AI를 반복적인 자료 검색과 문서 작성, 데이터 분석, 고객 응대 등 기존 업무의 효율성을 높이는 데 활용하고 있었으며, 최종적인 판단과 의사결정은 여전히 사람이 수행하는 경우가 대부분이었다. 특히 생성형 AI는 업무 속도를 높이고

정보 활용의 효율성을 개선하는 역할을 수행하면서 근로자의 생산성을 높이는 협업 도구로 활용되고 있었다.

이는 AI를 노동 대체 기술로 보는 기존의 우려와는 양상이 다르게 나타나고 있다. 현재 산업현장에서 AI는 사람을 대신하기보다 사람이 수행하던 업무의 일부를 지원하고 보완하는 방향으로 활용되고 있으며, 이러한 특징은 향후 AI 활용이 확대되는 과정에서도 상당 기간 지속될 가능성이 높다.

둘째, 산업별 AI 수용도의 차이가 산업 구조 변화의 속도를 결정하고 있다. 조사 결과 AI 활용 수준은 산업별로 상당한 차이를 보였다. 데이터 기반 업무가 중심인 정보통신과 금융, 연구개발서비스업은 AI 활용이 빠르게 확대되고 있고, 생성형 AI를 활용한 업무 혁신도 활발하게 이루어지고 있었다. 반면 제조업은 생산공정 자동화와 품질관리 중심의 활용이 우세하였고, 건설업과 운수업 등 현장 중심 산업은 AI 도입이 상대적으로 제한적인 수준이었다. AI 확산이 단순히 기술의 발전 속도에 의해 결정되는 것이 아니라 산업별 디지털 전환 수준과 데이터 활용 기반, 전문인력 확보 수준 등에 의해 좌우되고 있음을 보여준다. 향후 산업별 노동시장 변화 역시 AI 수용 수준의 차이에 따라 서로 다른 속도로 진행될 가능성이 높으며, 산업별 특성을 고려한 대응이 중요함을 시사한다.

셋째, AI에 의한 노동시장 변화의 핵심은 ‘일자리 감소’보다 ‘직무 재구성’이다. AI 확산은 일자리 자체보다 직무 내용 구성의 변화를 먼저 가져오고 있다. 기업들은 기존 업무의 일부를 AI가 수행하도록 함으로써 업무 효율성을 높이고 있으며, 기존 직무에서도 AI를 활용하는 능력이 새로운 직무역량으로 요구되고 있다. 반복적이고 정형화된 업무는 AI 활용이 빠르게 확대되고 있었지만, 연구개발과 기획, 전문서비스 분야는 AI를 활용하여 업무를 고도화하는 방향으로 변화하고 있었다. 향후 노동시장 변화의 핵심 이슈는 일자리 수의 증감보다 직무의 재설계와 숙련구조 변화에 있을 가능성이 높다는 점을 보여준다.

넷째, 산업의 성장과 고용은 반드시 동일한 방향으로 작용하지 않는다. 조사 결과 기업들은 AI 활용이 산업 경쟁력과 생산성 향상에는 긍정적인 영향을 미칠 것으로 전망하였다. 그러나 이러한 기대가 반드시 고용 증가로 이어질 것으로 보지는 않았다. 기업들이 AI를 신규 채용 확대보다 기존 인력의 생산성을 높이는 수단으로 활용하고 있기 때문으로 풀이된다. AI 확산 과정에서는 산업 성장과 노동수요가 반드시 동일한 방향으로 움직이지 않는다. 고용 정책 역시 단순한 일자리 수 변화보다 직무 전환과 재교육, AI 활용 역량 강화에 보다 많은 관심을 기울일 필요가 있다.

다섯째, 생성형 AI는 산업현장의 변화를 가속화하고 일하는 방식을 변화시키는 새로운 범용기술로 작용할 것으로 예상된다. 이번 조사에서 확인된 가장 큰 변화 가운데 하나는 생성형

AI의 빠른 확산이다. 생성형 AI는 기존 자동화 기술과 달리 관리·사무, 연구개발, 교육훈련, 콘텐츠 제작 등 다양한 분야에서 활용되고 있었으며, 기존 지식기반 업무의 수행 방식을 변화시키고 있다. 향후 생성형 AI 활용이 확대될수록 조직 운영 방식과 직무 구성에도 보다 큰 변화가 나타날 가능성이 있으며, 이에 대응하기 위한 산업별 인력양성과 교육훈련 체계의 중요성도 더욱 커질 것으로 예상된다.

이번 AI 수용도 조사는 산업현장의 실제 활용 수준과 기업의 인식을 바탕으로 AI 확산이 산업과 노동시장에 미치는 변화를 확인하였다는 점에서 정책적으로 중요한 의미를 가진다.

첫 번째, 산업별 맞춤형 AI 확산 전략이 필요하다. 산업별 AI 활용 수준과 도입 목적에는 상당한 차이가 존재한다. 모든 산업을 동일한 방식으로 지원하기보다는 산업의 특성과 디지털 전환 수준을 고려한 맞춤형 AI 확산 전략이 요구된다. 정보통신과 연구개발서비스업은 AI 고도화와 글로벌 경쟁력 확보를 중심으로 정책을 추진할 필요가 있으며, 제조업은 스마트 제조와 공정 혁신, 서비스업은 생성형 AI를 활용한 서비스 혁신을 중심으로 지원체계를 마련할 필요가 있다.

두 번째, AI 활용 역량을 새로운 핵심 직무역량으로 육성해야 한다. AI 시대의 경쟁력이 기술 자체보다 기술을 활용하는 사람에게 달려 있다. 향후에는 AI 전문인력뿐 아니라 일반 근로자도 AI를 활용하여 업무를 수행할 수 있는 역량을 갖추는 것이 중요하다. 이를 위해 재직자 교육과 직업훈련 과정에 생성형 AI 활용과 데이터 활용 교육을 확대하고, 산업별 특성을 반영한 맞춤형 교육 프로그램을 강화할 필요가 있다.

세 번째, 노동시장 정책은 ‘직무 전환’ 중심으로 전환되어야 한다. 현재 AI는 기존 직무를 즉각적으로 대체하기보다 업무 수행 방식을 변화시키는 방향으로 진화하고 있다. 노동시장 정책도 일자리 보호 중심에서 벗어나 직무 전환과 재교육을 지원하는 방향으로 전환할 필요가 있다. 반복적이고 정형화된 업무 종사자를 대상으로 AI 활용 역량을 강화하고, 새로운 직무로 이동할 수 있도록 지원하는 정책이 중요하다.

한국고용정보원에서는 중장기인력수급전망을 수행하고 있다. AI 기술의 변화를 중장기 인력수급 전망 체계에 접목시키기 위해서는 AI 수용도 조사를 정례화할 필요가 있다. AI 기술은 빠르게 발전하고 있으며 산업별 확산 속도 또한 다르게 작용한다. 이번 조사는 현재 산업현장의 AI 활용 수준을 보여주는 중요한 기초자료이지만, 향후 노동시장 변화를 지속적으로 파악하기 위해서는 정기적인 AI 수용도 조사체계를 구축할 필요가 있다. AI 수용도는 산업별 노동시장 변화를 조기에 파악할 수 있는 선행지표이자 중장기 인력수급전망을 고도화하는 핵심 자료로 활용될 수 있을 것이다. 현재 인력수급전망은 인구 변화와 산업 성장률을 중심으로 이루어지고

있으나, AI 확산은 산업별 노동수요를 변화시키는 새로운 구조적 변수로 작용하고 있다. 향후에는 AI 수용 수준과 직무 변화, 데이터 활용 수준 등을 함께 반영한 중장기 인력수급전망 체계를 구축할 필요가 있다. 이를 통해 산업별 인력양성 정책과 직업훈련 정책의 실효성을 높이고, AI 확산에 따른 노동시장 변화에 보다 선제적으로 대응할 수 있을 것이다.

생성형 AI를 중심으로 한 AI 기술은 산업과 노동시장에 새로운 변화를 가져오고 있다. 그러나 이번 조사 결과는 AI가 단기간 내 노동을 대규모로 대체하는 기술이라기보다 산업별 특성과 직무 특성에 따라 업무 수행 방식을 점진적으로 변화시키는 기술이라는 점을 보여주었다. 향후 산업 경쟁력은 AI 기술 자체보다 AI를 얼마나 효과적으로 활용할 수 있는 조직과 인재를 확보하고 있는가에 의해 결정될 가능성이 높다.

AI 기술에 따른 성장 정책은 기술 보급을 넘어 산업별 활용 기반을 확대하고, 근로자의 AI 활용 역량을 강화하며, 변화하는 직무환경에 유연하게 대응할 수 있는 노동시장 체계를 구축하는 방향으로 추진될 필요가 있다. 이번 AI 수용도 조사는 이러한 변화의 출발점을 보여주는 실증자료라는 점에서 의미가 있으며, 앞으로도 산업현장의 변화를 지속적으로 모니터링하고 정책에 반영하기 위한 노력이 이어져야 할 것이다.

변화를 두려워 할 필요는 없다. 두려워해야 할 것은 변화에 뒤처져 도태되는 것이다. 보다 더 중요한 것은 변화에 빨리 적응하여 AI 등 신기술을 활용한 생산성 향상을 기반으로 지속 가능한 성장을 추구하는 것이다.

계간
고용이슈

2026 여름호

AI 전환에 따른 업무환경 변화와 정책적 함의*

김동규**

I. 서론

1. 연구 배경 및 목적

2022년 말 ChatGPT가 일반대중에 공개된 이후, 인공지능(AI)은 산업 및 업무 전반에 빠르게 확산되고 있다. 이제 사무직, 전문직 등 화이트칼라의 대부분 근로자가 업무에 생성형 AI를 활용한다고 해도 과언이 아니게 되었다. 최근에는 AI가 멀티모달 AI(multimodal AI)와 에이전틱 AI(agentic AI)로 진화하면서 AI는 단순 질의응답 및 콘텐츠 생성 도구를 넘어 업무 수행의 동반자이자 의사결정 보조자 그리고 자동화 실행자로 진화하고 있다. 조만간 AI 기술이 휴머노이드 로봇, 자율주행과 같은 물리적 AI(Physical AI)로까지 완전히 확장되면 현재 화이트칼라에 집중된 AI의 영향력은 산업현장과 서비스 부문에서 일하는 블루칼라까지 그 영향력을 본격화할 것이다.

경제·산업 전반의 AI 전환은 단순한 일자리의 양적 변화에만 영향을 주는 것이 아니라, 업무환경 전반에 광범위하게 영향을 미친다. AI 기술이 생산과정과 업무에 도입되면 근로자의 작업(tasks) 내용과 절차, 작업의 중요도 등 워크플로우(workflow)에 영향을 주고, 필요한 역량과 업무 자율성에도 영향을 미친다. 더 나아가 조직구조와 인사관리 기준 등이 변화한다. 기술 혁신에 의한 일자리 대체에만 초점을 맞추게 되면 고용시장을 바라보는 관점을 ‘결과적 현상’으로 제한하게 되고, 이는 결국 AI 전환이라는 파괴적(disruptive) 기술 혁명을 맞아 고용시장의 안정적 정착률을 이끌어야 할 고용정책이 ‘외눈박이’가 될 가능성이 있다. 근로자 개인 차원과 조직 차원에서 AI 전환에 따른 업무환경의 변화를 다각적으로 분석하여 상황과 조건에 맞는 맞춤형

* 본고는 2025년 수행한 「AI 전환에 따른 업무환경 및 조직·인사관리 변화」의 일부 내용을 발췌 및 수정·보완하였다.

** 김동규, 한국고용정보원 미래직업연구팀 연구위원 (archiman@keis.or.kr)

*** 본고의 내용은 기관의 공식견해가 아니며 집필자 개인의 견해라는 점을 밝힙니다.

정책을 구체화하는 것이 필요하다. 근로자 개인은 AI 전환에 따른 업무환경 변화에 대응하여 능동적 적응력을 키워야 하고, 조직은 ‘인간-AI 협력 방식 진화’와 ‘일의 재구조화’에 대응하여 직무 재배치, 교육훈련, 채용, 평가, 보상, 리더십, 의사결정 방식 등 조직관리와 인사관리의 방향 및 기준을 재설정하여 전사적 혁신 역량을 갖추는 것이 중요하다.

이에 본 연구는 AI 전환에 따른 업무환경과 일하는 방식의 변화를 살펴보고, 분석 결과를 바탕으로 급변하는 고용시장의 충격을 완화하고 원활한 전환을 지원하기 위한 정책적 함의를 제시하였다.

2. 연구 내용 및 방법

본 연구는 AI 전환에 따른 업무·조직 변화를 근로자 측면과 조직 측면으로 구분하여 분석하였다. 먼저 근로자 측면에서는 개인의 AI 활용 현황을 작업 분야, 활용 수준, 사용 시간, 필요도, 신뢰도 등을 중심으로 살펴보고, AI 활용 적극도가 역량 향상에 미치는 영향을 분석하였다. 이어 AI 활용에 따른 일의 재구조화, 근로자의 역할 변화, 여유 시간 활용, 업무 자율성, 긍정적·부정적 감정 등 근로경험의 변화를 검토하였다.

조직 측면에서는 조직 차원의 AI 활성화 수준을 살펴보고, AI 도입·활용에 따른 업무·조직 변화와 인사관리 변화를 분석하였다. 또한 AI 활성화를 위한 조직적 대응과 장애 요인을 함께 검토하였다. 마지막으로 이상의 실증분석 결과를 바탕으로 AI 전환에 따른 고용정책적 함의를 도출하였다.

주요 연구 방법은 IT 개발직, 시각·디지털 디자인직, 일반사무직 등 3개 직무 종사자를 대상으로 한 설문조사이다. 유효 응답자는 총 305명이며, 조직 변화 분석의 목적을 고려하여 프리랜서는 분석 대상에서 제외하였다. 분석에는 기술통계, t-검정, 상관분석, 다중회귀분석 등을 활용하였다.

다만, 본 연구는 조사 대상이 화이트칼라 관련 3개 직무에 한정되어 있고, 또 AI 도입·활용에 따른 조직 변화를 분석하고자 하는 연구 목적에도 불구하고 설문 대상이 인사담당자가 아닌 직무 현직자(일부 사업주 포함)라는 점에서 분석 결과를 모든 직무와 조직으로 일반화하는 데는 주의가 필요하다.

표 1 설문조사 개요

구분	내용
조사 대상	IT 개발(101명), 시각·디지털 디자인(102명), 일반사무(102명) 종사자 총 305명
조사 방법	타깃 샘플링 후 구조화된 설문지를 이용한 온라인 조사
조사 기간	2025년 7월 2일~8월 14일

II. AI 전환에 따른 근로자의 업무·역할 및 근로경험 변화

1. 근로자의 AI 활용 현황

가. AI 활용 작업 분야

표 2 AI 활용 작업

(단위: 명, %, 분모는 응답자 수, 중복응답)

구분	전 체	직무		
		IT 개발	시각·디지털 디자인	일반사무
N	305	101	102	102
자료 검색 및 정리	73.8	71.3	64.7	85.3
아이디어 발굴, 기획 및 전략 수립	44.6	28.7	69.6	35.3
글쓰기	34.1	21.8	35.3	45.1
프로그래밍 등 IT 개발 업무	27.9	75.2	3.9	4.9
이미지 또는 영상 생성	27.5	8.9	65.7	7.8
데이터 분석	24.6	27.7	13.7	32.4
번역 및 외국어 작문	22.3	23.8	14.7	28.4
법·정책 준수 및 컴플라이언스 지원	4.9	6.9	1.0	6.9
리스크 분석 및 의사결정 지원	3.9	3.0	0.0	8.8
교육 및 학습 지원	2.3	1.0	1.0	4.9
소리 또는 음성 생성	1.0	1.0	2.0	0.0
정서 분석 및 사용자 피드백 해석	1.0	0.0	0.0	2.9
고객 응대 및 콜센터 자동화	0.7	1.0	1.0	0.0
일정 관리 및 비서 업무 자동화	0.7	1.0	0.0	1.0
사이버 보안 및 이상 탐지	0.7	2.0	0.0	0.0
기타	1.3	0.0	1.0	2.9

먼저, 근로자 개인이 AI를 활용한 작업 분야를 살펴보면(3개까지 중복응답 가능), 응답자의 73.8%가 AI를 ‘자료 검색 및 정리’에 가장 많이 사용하는 것으로 나타났다. 다음은 ‘아이디어 발굴, 기획 및 전략 수립’(44.6%), ‘글쓰기’(34.1%), ‘프로그래밍 등 IT 개발 업무’(27.9%), ‘이미지 또는 영상 생성’(27.5%), ‘데이터 분석’(24.6%), ‘번역 및 외국어 작문’(22.3%) 순으로 활용하는 것으로 나타났다. 검색, 글쓰기, 코딩, 이미지 생성 등 생성형 AI의 대표 기능이 주로 사용되는 작업의 비중이 높은 것을 알 수 있다.

직무별로 AI 활용 분야는 뚜렷한 차이를 보였다. IT 개발직은 ‘프로그래밍 등 IT 개발 업무’(75.2%), ‘자료 검색 및 정리’(71.3%)에 주로 활용하였고, 시각·디지털 디자인직은 ‘아이디어 발굴, 기획 및 전략 수립’(69.6%), ‘이미지 또는 영상 생성’(65.7%), ‘자료 검색 및 정리’(64.7%)에 주로 사용하였다. 일반사무직은 ‘자료 검색 및 정리’(85.3%)에 가장 많이 활용하였다. 이상의 결과는 정책적으로 직무별로 맞춤형 AI 활용 지원과 교육·훈련이 필요함을 시사한다.

나. AI 활용 수준

표 3 근로자의 AI 활용 수준 단계별 정의

활용 수준	정의
① 초급	AI 도구의 기본 기능을 탐색하고 업무에 적용해 보는 단계로, 단순 질문, 정보 요약, 번역 등 기본적인 업무에 AI를 사용함
② 중급	다양한 AI 도구별 특성과 활용 목적을 이해하여 업무 특성에 맞게 적절히 선택할 수 있는 단계이다. 문서 작성, 정보탐색 및 정리 등 단순하고 정형화된 업무에 주로 사용하나, 추가적인 정교한 프롬프팅을 통해 고품질의 결과물을 생산하는 데는 어려움이 있음
③ 고급	기획, 분석, 콘텐츠 제작, 프로그래밍 등과 관련된 비정형적이고 복합적인 작업을 위해 AI 프롬프트를 정교하게 설계하고, 결과물에 대한 평가·편집·재입력 과정을 통해 고품질 결과물을 능숙하게 도출할 수 있는 단계
④ 최고급	AI와 IT에 대한 고도의 기술을 바탕으로 여러 AI 도구를 연동하여 개인화된 업무 자동화 워크플로를 구축할 수 있고, API 연동, 자동화 시스템 설계, 맞춤형 모델 조정 등을 할 수 있는 단계

주: 저자 작성

근로자 개인의 AI 활용 수준(4단계)을 보면, 대부분의 응답자가 ‘중급’(44.6%)과 ‘초급’(40.3%)으로 나타났다. 이는 AI 활용이 근로자 사이에 빠르게 확산되었음에도 불구하고, 아직 전문적·고도화 활용 단계에 이르지 못하였음을 의미한다.

AI 활용 수준의 격차는 직무와 경력, 학력, 기업규모에 따라 다르게 나타났다. IT 개발직은 다른 직무에 비해 AI 활용 수준이 상대적으로 높게 나타났고, AI를 장기간 활용해 온 집단일수록 활용 수준도 높았다. 반면 경력 초기 근로자나 AI 활용 경험이 짧은 집단은 낮은 수준에 머무르는 경향이 있었다. 이는 AI 활용 역량이 단기간의 정보 습득만으로 형성되기보다는 실제 업무 적용 경험과 반복 학습을 통해 축적된다는 점을 보여 준다.

이상의 결과는 정책적으로 근로자 개인에 대한 AI 활용 수준 진단에 따라 맞춤형으로 AI 활용 경험을 체계적으로 축적하도록 지원할 필요가 있음을 시사한다.

다. AI 사용 시간, AI 활용 필요도, AI 신뢰도

먼저 주당 근무시간 중 AI 사용 시간 비중을 살펴보면¹⁾, AI 사용 시간 비중 5% 미만의 단시간 사용자(38.0%)와 5% 이상 15% 미만의 중시간 사용자(36.7%)의 비중이 높았고, 15% 이상의 장시간 사용자(25.2%)는 상대적으로 적게 나타났다. 대부분의 사람들이 AI를 근무시간의 15% 미만으로 사용하는 것으로 나타났다.

다음으로 업무에서 AI 활용 필요도(5점 척도)를 살펴보면, ‘대체로 필요하다’가 39.3%, ‘매우 필요하다’가 22.6%로 나타나 전체의 62.0%가 AI 활용 필요도를 인정하였다.

마지막으로 AI 신뢰도(5점 척도)를 살펴보면, 신뢰도 ‘보통’(47.9%)이 가장 높게 나타났으나, ‘신뢰한다’(42.3%)가 ‘신뢰하지 않는다’(9.8%)보다 훨씬 높게 나타났다. 이는 AI 활용에 신중한 사람도 많지만, AI 활용에 신뢰를 보이는 사람도 많음을 의미한다.

이상의 결과를 보면, 아직까지 근로자들은 AI에 대한 활용 필요성을 인정하면서도 실제 활용에 있어서는 신중한 태도를 보이는 비율이 높은 것으로 보인다.

2. AI 활용 적극도와 업무 역량 향상

가. AI 활용 적극도

AI 활용 수준, AI 사용 시간, AI 활용 필요도, AI 신뢰도의 4개 지표를 ‘AI 활용 적극도’라는 개념으로 변환하여 분석하였다. AI 활용 적극도는 4개 지표의 점수를 합산한 후, 총점의 최대값(17)으로 나누어 100점으로 환산한 지수를 사용하였다. 분석 결과, AI 활용 적극도의 평균은 63.5점(100점 환산)으로 나타났다. 직무별로 살펴보면, IT 개발직의 AI 활용 적극도(70.4점)가 시각·디지털 디자인직(60.9점)과 일반사무직(59.3점)에 비해 높게 나타났다([그림 1] 참조).

AI 활용 적극도에 영향을 주는 요인들을 살펴보기 위해 다중회귀분석을 실시하였다(상관계수 $(R)=.479$, $R^2=.229$, Adjusted $R^2=.208$, $F_{값}=10.994$, $p=.000$). 회귀분석 결과, 첫째 AI 활용기간이 1년 이상인 집단은 1년 미만 집단에 비해 AI 활용 적극도가 유의하게 높았다($B=.076$, $p<.001$). 둘째, 직무유형에서 IT 개발직은 기준 범주인 일반사무직에 비해 AI 활용 적극도가 유의하게 높았다($B=.093$, $p<.001$). 연령, 학력, 경력기간, 종사자 규모, 성별 변수는 모두 통계적으로 유의한 영향을 미치지 않는 것으로 나타났다(<표 4> 참조). 이상의 결과는 인구학적·조직적 특성보다는 직무적 요인과 AI 활용 경험이 AI 적극도에 더 큰 영향을 미친다고 해석할 수 있다.

1) 설문조사에서는 AI 활용 시간을 5% 미만, 5% 이상 15% 미만, 15% 이상 30% 미만, 30% 이상 60% 미만, 60% 이상의 5단계로 조사하였다.

그림 1 집단별 AI 활용 적극도

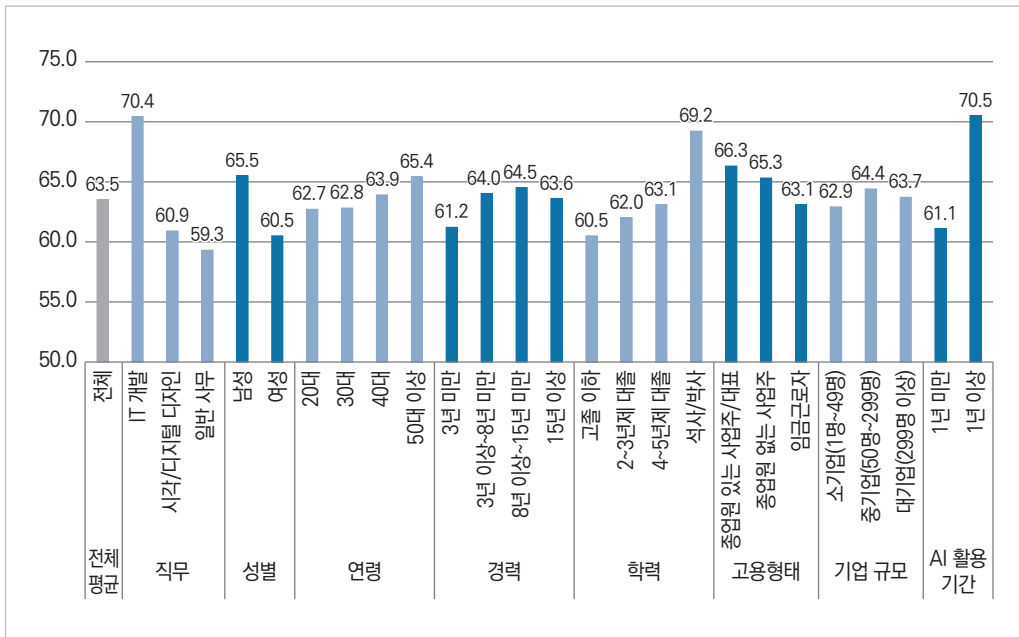


표 4 AI 활용 적극도에 대한 다중회귀분석 결과

모형	비표준화 계수		표준화 계수	t	유의확률
	B	표준오차	베타		
(상수)	.579	.048		12.169	.000
연령	.018	.013	.135	1.404	.161
학력	.009	.010	.045	.841	.401
경력기간	-.009	.011	-.073	-.798	.426
종사자 규모	-.008	.005	-.107	-1.574	.117
성별	-.010	.015	-.040	-.671	.503
AI 활용 1년 이상	.076	.016	.262	4.877	.000
IT 개발직	.093	.017	.342	5.538	.000
시각·디지털 디자인직	.002	.019	.008	.119	.905

나. 업무 역량 향상

이번에는 AI 활용 전후 업무 역량의 변화 정도를 살펴보았다. 역량은 생산성, 효율성, 문제해결 역량, 창의성, 협업 역량의 5개 항목의 총합으로 구성된다(5점 척도²⁾). AI 활용에 따른 역량 향상도는 평균 2.97점으로 나타났다. 세부적으로 보면, 효율성(3.40)이 가장 많이 향상되었고, 다음으로 문제해결 역량(3.15)과 생산성(3.14)의 향상 정도가 높았다. 창의성(2.79)과 협업 역량(2.37)은 비교적 향상 정도가 낮게 나타났다. 이는 현재의 AI 활용이 아직 창의적 발상이나 협업 구조의 혁신보다는 개인 단위의 업무 효율화에 더 집중되어 있음을 보여 준다.

표 5 AI 활용에 따른 역량 향상도

(5점 척도)

구분(N)		생산성 a	효율성 b	문제해결 역량 c	창의성 d	협업 역량 e	역량향상 (a+b+c+d+e)/5	
전체(305)		평균	3.14	3.40	3.15	2.79	2.37	2.97
		SD	1.060	1.028	1.108	1.095	1.078	0.841
직무	IT 개발 (101)	평균	3.34	3.60	3.50	2.77	2.33	3.11
		SD	1.125	1.078	1.128	1.121	1.150	0.874
	시각·디지털 디자인 (102)	평균	2.89	3.19	2.96	2.75	2.45	2.85
		SD	.974	.931	1.062	1.123	1.077	0.822
	일반사무 (102)	평균	3.21	3.40	3.00	2.85	2.34	2.96
		SD	1.037	1.037	1.062	1.047	1.010	0.815

다. AI 활용 적극도가 업무 역량 향상에 미치는 영향

다음은 개인의 AI 활용 적극도가 업무 역량 향상에 미치는 영향을 살펴보기 위해 다중회귀 분석을 실시하였다. 앞에서 구성한 ‘역량 향상도’를 종속변수로 하고, ‘AI 활용 적극도’를 독립변수로 설정하였다. 분석 결과, AI 활용 적극도는 역량 향상도에 통계적으로 유의미한 정(+)의 영향을 미치는 것으로 나타났다($B=3.265$, $\beta=0.495$, $p<.001$). 이는 AI 활용 적극도가 증가할수록 개인의 전반적인 업무 역량 향상 수준도 유의하게 향상됨을 의미한다. 반면, 직무, 고용형태, 성별, 연령, 학력, 경력기간, 기업규모 등 통제변수들은 모두 통계적으로 유의하지 않은 것으로 나타났다(<표 6> 참조). 이상의 결과는 AI 교육이나 AI 경험 지원을 통해 AI 활용 적극도를 높임으로써 근로자 개인의 업무 역량을 높일 수 있음을 시사한다.

2) 1점 1% 미만, 2점 1~25% 미만, 3점 25~50% 미만, 4점 50~75% 미만, 5점 75% 이상

표 6 AI 활용 적극도가 역량 향상에 미치는 영향에 관한 회귀분석

모형	비표준화 계수		표준화 계수	t	유의확률(p)
	B	표준오차	β		
(상수)	.654	.465		1.407	.160
직무	.085	.058	.082	1.472	.142
고용형태	-.075	.084	-.059	-.888	.375
성별	.169	.102	.099	1.656	.099
연령	-.038	.084	-.043	-.447	.655
학력	.010	.067	.008	.152	.880
경력 기간	-.012	.071	-.015	-.167	.868
기업 규모	.042	.032	.085	1.311	.191
AI 활용 적극도	3.265	.366	.495	8.931	.000

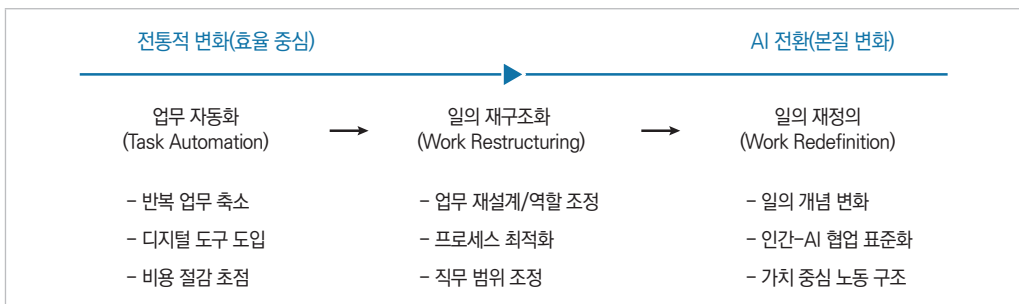
종속변수: 역량 향상도

3. 일의 구조적 전환과 역할 변화

가. 일의 재구조화

AI 활용 이후 다수의 근로자가 업무 수행 방식 또는 내용의 변화를 경험하였다(2개까지 중복응답 가능). 응답자의 64.6%가 ‘업무(tasks) 수행 방법 또는 내용 변화’를 경험하였다고 응답하였으며, 다음으로 26.6%가 ‘여러 업무 간에 수행 빈도 변화’를, 12.1%가 ‘여러 업무 간에 중요도 변화’를 경험하였다. 이상의 업무 변화는 AI 발전에 따른 ‘일의 구조적 전환’³⁾이 첫 번째 단계인 ‘업무 자동화’를 넘어, 두 번째 단계인 ‘일의 재구조화’가 일어나고 있음을 의미한다. 일의 재구조화는 ‘업무의 내용, 절차, 역할, 책임(권한)의 변경과 조정, 혁신을 의미하며, 그에 따른 조직구조의 조정까지 포함’하는 개념이다.

그림 2 AI에 의한 일의 구조적 전환



자료: 저자가 생성형 AI를 활용하여 작성

3) 일의 구조적 전환에 대한 자세한 내용은 김동규 외(2025)의 제2장 제1절을 참고 바란다.

다만 ‘업무 중 일부를 AI로 대체하여 이제는 수행하지 않음’이 5.2%, ‘새로운 업무 발생’이 3.0%에 불과한 것으로 미루어, 일의 본질과 구조 자체가 변형되는 ‘일의 재정의’ 단계에는 이르지 못한 것으로 보인다. 일의 재정의 단계에 이르면 기존 직무 구조가 해체되고, 인간-AI 협업을 기반으로 직무 정체성(일의 본질과 역할)이 새롭게 전환된다. 예를 들어, 변호사는 전략가 또는 소통전문가로, 회계사나 영상제작전문가는 최종검증책임자로, 기자는 기사작성자가 아닌 사회문제포착가로 직무 정체성이 바뀌게 된다(김동규 외, 2024).

나. 조직 내 역할 변화

AI 도입·활용에 따른 조직 내 역할 변화는 ① PM급·중급 이상 숙련자(경력 4년 차 이상)의 역할 강화, ② 주니어급 직원(경력 3년 차 이하)의 역할 감소, ③ 근로자 간 업무능력 차이 축소, ④ 근로자 간 업무능력 차이 확대, ⑤ 다양한 업무능력 요구(다기능화), ⑥ 중간관리자(팀장 등)의 AI 리더십 중요성 증가의 6개 문항에 대해 현재(25년) 시점과 3년 후 시점으로 조사(5점 척도)하였다. 현재 시점, 변화가 가장 크다고 응답한 항목은 ‘다양한 업무능력 요구(다기능화)’(평균 2.76)로 나타났고, 다음으로 ‘근로자 간 업무능력 차이 확대’(평균 2.52), ‘중간관리자의 AI 리더십 중요성 증가’(평균 2.52)가 전체 평균(2.41)보다 높게 나타났다. 반면에 ‘근로자 간 업무능력 차이 축소’(평균 2.32), ‘PM급·중급 이상 숙련자(경력 4년 차 이상)에 대한 역할 강화’(평균 2.25), ‘주니어급 직원(경력 3년 차 이하)의 역할 축소’(평균 2.08)는 평균보다 낮게 나타났다. 이상의 결과는 현재 시점에서 전반적으로는 조직 내 역할 변화가 크지 않지만, AI 활용이 개인의 업무 범위를 넓히고, AI 활용 능력에 따른 성과 차이를 발생시키며, 관리자에게 새로운 리더십 역할을 요구하고 있음을 시사한다.

표 7 AI 확산에 따른 역할 변화에 대한 갭 분석(직무분야별)

(5점 척도)

구분	현재				3년 후				갭(3년 후~현재)			
	합계	IT 개발	시각·디지털 디자인	일반 사무	합계	IT 개발	시각·디지털 디자인	일반 사무	합계	IT 개발	시각·디지털 디자인	일반 사무
① PM급·중급 이상 숙련자의 역할 강화	2.25	2.69	2.09	1.98	3.00	3.25	2.80	2.96	0.75	0.56	0.71	0.98
② 주니어급 직원의 역할 감소	2.08	2.40	1.99	1.84	2.69	2.85	2.58	2.64	0.61	0.45	0.59	0.80
③ 근로자 간 업무 능력 차이 축소	2.32	2.68	2.12	2.17	2.79	2.92	2.60	2.85	0.47	0.24	0.48	0.68
④ 근로자 간 업무 능력 차이 확대	2.52	2.83	2.30	2.44	3.10	3.25	2.92	3.15	0.58	0.42	0.62	0.71
⑤ 다양한 업무능력 요구(다기능화)	2.76	3.09	2.69	2.52	3.42	3.63	3.34	3.28	0.66	0.54	0.65	0.76
⑥ 중간관리자의 AI 리더십 중요성 증가	2.52	2.85	2.38	2.32	3.25	3.53	3.06	3.15	0.73	0.68	0.68	0.83
합계 평균	2.41	2.76	2.26	2.21	3.04	3.24	2.88	3.01	0.63	0.48	0.62	0.79

그리고 향후 3년 후에는 조직 내 역할 변화가 뚜렷해질 것으로 예상되었다. 역할 변화에 대한 갭(3년 후~현재) 분석 결과, 전체적으로 현재에 비해 3년 후의 변화가 더 클 것으로 예상되었다(현재 평균 2.08~2.76 → 3년 후 평균 2.69~3.42). 현재 대비 3년 후의 변화 폭이 가장 클 것으로 예상되는 항목은 ‘PM급·중급 이상 숙련자의 역할 강화’(gap 0.75)로 나타났으며, 다음으로 ‘중간관리자의 AI 리더십 중요성 증가’(gap 0.73), ‘다양한 업무능력 요구(다기능화)’(gap 0.66), ‘주니어급 직원의 역할 감소’(gap 0.61), ‘근로자 간 업무능력 차이 확대’(gap 0.58), ‘근로자 간 업무능력 차이 축소’(gap 0.47)의 순으로 나타났다. 이는 AI가 단순·반복 업무와 초급 분석·작성 업무를 지원하게 되면서, 초급 인력이 담당하던 일부 업무의 성격이 변화하고, 중급 이상 숙련자는 AI를 활용해 더 넓은 범위의 업무를 관리·검토·조정하는 역할을 하게 될 가능성을 보여 준다.

AI가 초급 업무의 일부를 대체하거나 자동화하면, 청년층이 일터에서 기초 업무를 통해 숙련을 축적하는 경로가 약화될 수 있다. 따라서 AI 시대의 청년 고용정책은 단순한 취업 알선뿐 아니라, 실제 직무 맥락에서 AI를 활용하고 전문성을 축적할 수 있는 일 경험 기회를 강화해야 한다.

4. 근로경험의 변화

가. AI로 발생한 여유 시간 활용

가장 많은 응답자(59.7%)가 ‘업무 결과물의 품질을 높이기 위한 수정, 검토 등 후작업’에 AI 활용에 따른 여유 시간을 활용한다고 응답하였다(2개까지 중복응답 가능). 다음은 42.6%가 ‘업무 관련 아이디어 구상 또는 기획, 전략 수립 업무’에 활용한다고 응답하였고, 37.4%는 ‘업무 관련 정보탐색’, 21.0%는 ‘업무 관련 자기계발이나 학습’, 5.9%는 ‘워라벨(취미, 가족과의 시간 등)’ 등에 여유 시간을 활용한다고 응답하였다. 근로자 개인들은 AI 활용으로 발생한 여유 시간을 업무성과 향상에 주로 재투입하고, 자기계발이나 워라벨 등 노동력 재생산(Reproduction of Labor Power)에 할애하는 비율은 낮은 것으로 나타났다. 향후 근로자 개인이 AI 활용으로 창출한 생산성 향상과 여유 시간을 기업과 어떻게 분배할지에 대한 논의가 필요해 보인다.

나. 업무 자율성 변화

AI 활용이 조직 내 업무 자율성 변화에 어떠한 영향을 미치는지를 분석하였다. 직무 자율성이란, 근로자가 자신의 업무 수행 방식, 일정, 절차, 수단 등을 스스로 결정할 수 있는 자유도와 통제력의 수준을 의미한다(Hackman & Oldham, 1976). 업무 자율성은 업무 수행

방식(도구, 절차 등), 업무 내용(목표, 범위 등), 일정 조정 및 작업 순위 결정, 의사결정 참여의 4개 영역과 이를 종합적으로 고려하여 응답을 요구한 ‘종합 자율성’을 5점 척도⁴⁾로 조사하였다.

AI 활용·도입으로 업무 수행 방식 자율성(3.45), 업무 내용 자율성(3.45), 일정 조정 및 작업 순위 결정 자율성(3.32), 의사결정 참여 자율성(3.34)의 4개 영역 모두 ‘변화 없음’(3점)과 ‘조금 증가’(4점) 사이로 나타났다. AI 활용은 대체로 업무 자율성 향상에 긍정적 영향을 미치는 것으로 나타났다. 특히 4개 영역 중 업무 수행 방식 자율성과 업무 내용의 자율성이 상대적으로 높았는데, 이는 AI 기술이 단순 반복 업무의 자동화 및 정보 접근성 향상을 통해 업무방식 선택과 계획 수립 등에서 자율성을 강화했음을 시사한다. 반면 일정 조정 및 작업 순위 결정 자율성과 의사결정 참여 자율성은 상대적으로 낮았는데, 이는 AI 도입이 실질적 권한 분산보다는 업무 실행 단계에서의 자율성 확대에 집중되고 있음을 의미한다. 그리고 종합 자율성(평균 3.75)은 4개 항목 평균(3.39)보다 높게 나타났는데, 이는 ‘후광효과(Halo Effect)⁵⁾’가 반영되었거나, 4개 자율성 영역 외의 다른 요소가 종합 자율성 평가에 추가되었을 가능성도 추정할 수 있다.

AI 활용은 대체로 근로자의 업무 자율성을 확대하는 방향으로 작용하였다. 특히 업무 수행 방식 선택과 업무 내용 기획 등 실행 단계에서의 자율성이 강화되는 경향이 나타났다. 이는 AI가 근로자에게 다양한 대안과 초안을 제공함으로써 업무 수행 방식을 스스로 선택하고 조정할 수 있는 범위를 넓히기 때문이다. 그러나 의사결정 권한이나 업무 우선순위 설정과 같이 조직의 권한 구조와 직접 연결된 자율성에서는 변화가 제한적이었다. 이는 AI가 근로자의 실행 자율성을 높일 수는 있지만, 조직 내 권한 배분과 의사결정 구조를 자동적으로 변화시키지는 않는다는 점을 보여 준다. AI 활용이 진정한 자율성 확대로 이어지려면, 근로자가 AI 결과를 어떻게 활용할지 판단할 수 있는 재량과 책임이 함께 부여되어야 한다. 업무 자율성 확대는 긍정적 효과와 위험을 동시에 가진다. 자율성이 높아지면 근로자의 몰입과 창의성이 증가할 수 있지만, 동시에 결과에 대한 책임과 성과 압박도 커질 수 있다. 따라서 조직은 AI 활용 자율성을 부여할 때 명확한 가이드라인, 검증 절차, 책임 범위, 지원 체계를 함께 마련해야 한다.

다. 정서적 변화

다음은 AI 활용에 따른 부정적 감정과 긍정적 감정의 정서적 변화를 살펴보았다(3개까지 복수 응답 가능). 먼저 부정적 감정의 경우, ‘AI의 업무 활용과 관련하여 부정적 감정이 없다’는 비율은

4) ‘매우 감소’ 1점, ‘조금 감소’ 2점, ‘변화 없음’ 3점, ‘조금 증가’ 4점, ‘매우 증가’ 5점의 5단계이다.

5) 후광효과란 개별 항목 점수가 비슷하게 중간 이상의 수준일 때, 전체 평가에서는 긍정적 정서를 반영해 약간 더 높게 평가되는 경향을 말한다.

13.8%에 불과하여, 응답자 중 86.2%가 부정적 감정을 경험한 것으로 나타났다. AI 활용과 관련하여 경험한 부정적 감정 중 가장 비중이 큰 것은 ‘AI 기술 습득 부담감’(52.1%)으로, 전체 응답자의 절반 이상이 새로운 기술이나 도구를 지속적으로 배우고 익혀야 한다는 부담감을 느끼는 것으로 나타났다. 이어 ‘일자리 대체 위기감’(38.7%)이 높았으며, 이는 AI의 확산이 일자리 유지에 대한 불안으로 이어지고 있음을 보여 준다. ‘생산성과 품질 향상 요구 압박감’(23.6%)과 ‘AI 역량 부족에 따른 자괴감’(22.6%)도 비교적 높은 비중을 차지하여, 조직 차원에서의 성과 달성 압력과 개인 차원의 역량 불안이 동시에 나타나고 있음을 시사한다.

다음으로 긍정적 감정 변화를 살펴보면, 전체 응답자 중 95.7%가 AI 활용으로 긍정적 감정을 느끼는 것으로 나타났다. 응답자 중 절반 이상(57.4%)이 ‘만족스러운 결과물에 대한 성취감’을 가장 두드러진 긍정적 감정으로 꼽았다. 이어 ‘단순·반복 업무 축소에 따른 직무 만족감’(35.7%), ‘업무능력 향상 자신감’(33.8%), ‘AI 학습을 통한 지적 호기심 충족’(32.1%) 순으로 나타났다. 즉 근로자들이 AI를 통해 주로 느끼는 긍정적 감정은 업무성과 향상과 효율성 개선에서 비롯된 자기효능감 중심의 감정임을 시사한다.

이처럼 AI 활용은 근로자에게 긍정적 정서와 부정적 정서를 동시에 유발하였다. 이러한 양가적 정서는 고용서비스 정책에서 매우 중요한 시사점을 던진다. 가령, 고용서비스는 AI 전환 상담에서 기술 역량 진단과 함께 심리적 적응 지원을 병행할 필요가 있다. 기술 교육만으로는 근로자의 불안과 저항을 충분히 완화할 수 없고, AI가 왜 도입되는지, 근로자의 역할이 어떻게 변화하는지, 어떤 지원과 재교육이 제공되는지, 고용 안정성과 경력개발을 어떻게 보장할 것인지에 대한 투명한 소통이 필요하다.

Ⅲ. AI 전환에 따른 조직 및 인사관리 변화와 대응

1. 조직 차원의 AI 활성화 수준

조직 차원의 AI 활성화 수준에 대한 응답 결과를 보면, 전체 응답자 중 58.0%가 ‘조금 활성화됨’으로 응답하였으며, ‘활성화됨’은 23.9%, ‘매우 활성화됨’은 3.6%로 나타났다. 반면 ‘활성화되지 않음’은 14.4%로 나타났다. 전체적으로 보면 아직은 개인이나 일부 부서에서 개별적으로 AI를 사용하는 초기 단계로, 조직 차원의 전략과 체계적 추진 체계를 갖추고 AI 도입·활용을 추진하는 수준의 활성화 또는 정착 단계에는 이르지 못한 기업이 많은 것으로 보인다.

표 8 조직 차원 AI 활용 수준별 정의

조직 차원 AI 활용 수준	정의
① 활성화되지 않음	AI 기술·도구에 대한 조직 내 이해도가 매우 부족하고, 조직 내 AI 도입·활용 계획이 없다.
② 조금 활성화됨	일부 부서나 개별 프로젝트에서 시험적·제한적으로 AI 기술·도구를 활용하고 있으나, 조직 차원의 전략이나 투자 체계는 없는 상태이다.
③ 활성화됨	AI 기술·도구를 여러 부서나 업무에서 적극 활용하고 있으며, 조직 차원에서도 AI 활용 목표를 설정하여 주요 업무에 AI 도입·활용을 체계적으로 추진 및 투자하고 있는 상태이다.
④ 매우 활성화됨	AI가 핵심 업무와 전략적 의사결정 과정에 깊이 통합되어 AI의 영향력이 매우 크며, 조직의 전략적 자산으로 자리를 잡은 상태이다.

자료: 저자 작성

2. 업무환경 및 조직 변화

다음은 조직 내 AI 도입·활용에 따른 업무·조직 변화를 살펴보았다. 먼저 현재 기준(2025년 설문조사 시점)에서 응답한 결과를 보면(5점 척도)⁶⁾, 변화가 가장 크다고 응답한 항목은 ① ‘개인 AI 도구 활용 촉진’(평균 3.36)과 ② ‘반복·정형 업무 자동화’(평균 3.00)의 2개 항목만 변화 정도가 ‘보통 이상’(평균 3.0)으로 나타났다. 다음은 ③ ‘회사 차원의 AI 시스템 도입’(평균 2.96), ④ ‘고차원 업무 비중 증가’(평균 2.75), ⑤ ‘AI와 데이터 기반 의사결정 강화’(평균 2.60), ⑥ ‘AI 관련 신규 업무 발생’(평균 2.53), ⑦ ‘업무 통합(절차 단순화)’(평균 2.38), ⑧ ‘윤리·법·보안 대응 조직 강화’(평균 2.17) 순으로 나타났다. ⑨ ‘근무시간 단축’(평균 1.93)은 가장 낮게 나타났다. 이상의 결과를 기반으로 4가지 관점에서 결론을 도출할 수 있다.

첫째, ① ‘개인 AI 도구 활용 촉진’(3.36)의 변화가 가장 큰 것으로 나타났으며, ③ ‘회사 차원의 AI 시스템 도입’(2.96)에 비해 0.40 높았다. 이는 현재 조직 내 AI 확산이 조직이 아닌 근로자 개인이 AI 혁신을 주도하는 ‘상향식(Bottom-up) 진행’ 단계임을 의미한다. 다시 말하면 조직 내 AI 확산은 개인 차원의 실험적·자발적 도입 중심으로 이루어지고 있으며, 현시점을 기준으로 전사적 전략으로 내재화되지는 않았다는 의미이다. 따라서 향후 조직 내의 AI 활용 확산을 위해서는 개인-조직 간 ‘AI 활용의 연계 구조’ 설계가 필요하다.

둘째, ② ‘반복·정형 업무 자동화’(3.00)는 비교적 변화가 크다고 응답하였지만, ⑦ ‘업무 통합(절차 단순화)’(2.38)은 상대적으로 낮았다. 이는 AI 활용 확산으로 업무 자동화가 먼저 일어났으나, 아직 업무 프로세스의 통합 단계에는 이르지 못하였음을 의미한다. 향후 조직의 생산성을 높이고 경쟁력을 강화하기 위해서는 분절적 업무의 자동화를 넘어 ‘업무 프로세스의

6) 변화 정도에 대한 응답은 ‘전혀 그렇지 않다’, ‘별로 그렇지 않다’, ‘보통이다’, ‘대체로 그렇다’, ‘매우 그렇다’의 5단계이다.

전사적 통합'을 위해 업무 프로세스 재설계(BPR, Business Process Reengineering), AI 연동 시스템 통합 전략 등이 필요할 것이다.

셋째, ④ '고차원 업무 비중 증가'(2.75), ⑤ 'AI와 데이터 기반 의사결정 강화'(2.60), ⑥ 'AI 관련 신규 업무 발생'(2.53)은 낮은 수준으로 나타났다. 이는 아직은 AI가 업무의 질적 전환을 견인하지 못한 상태임을 보여 준다. 향후 AI의 활용 수준이 높아지면, 업무의 자동화를 넘어 전사 차원에서 업무 내용의 질적 변화로 이어질 것으로 예상된다. 이에 대비하여 조직은 직무 재설계를 통해 구성원의 직무 전환 및 신직무 대응 교육훈련을 실시하고, AI 데이터 해석·활용 교육프로그램을 제공할 필요가 있다.

마지막으로 넷째, ⑧ '윤리·법·보안 대응 조직 강화'(2.17)와 ⑨ '근무시간 단축'(1.93)이 전체 항목 중 가장 낮게 나타났다. 이는 AI의 활용 확산에 따른 조직의 윤리·법·보안 대응이 매우 늦고, AI에 의한 생산성 향상이 근무환경 개선으로까지 연결되지 못하고 있음을 의미한다. 향후 AI 윤리·보안 거버넌스 구축 및 리스크 관리 체계를 정립할 필요가 있다. 또한 AI에 의한 생산성 및 효율성 향상을 구성원의 근무환경 및 보상체계 개선으로 연결하는 제도 설계가 필요하다.

다음은 조직 내 AI 도입·활용에 따른 업무 및 조직 변화의 평균값에 대한 겹 분석(3년 후~현재)을 실시하였다. 대응표본 t-검정 결과, 9개 문항 모두 현재와 3년 후 간에 유의한 차이가 있음을 확인하였다($p < .001$). 이는 9개 문항 모두 3년 후 수준이 현재보다 유의미하게 높아질 것으로 인식하고 있음을 보여 준다. 두 변수 간의 상관관계($r = .402 \sim .579$, $p < .001$)는 중간 수준으로 나타나, 현재의 업무환경 변화가 클수록 3년 후 업무환경 변화도 큰 경향이 있음을 시사한다. 전체적으로 현재보다 3년 후에 업무 및 조직 변화가 더 클 것으로 예상되었다(현재 평균 1.93~3.36, 3년 후 평균 2.51~3.72). 현재 대비 3년 후의 변화 폭이 가장 클 것으로 예상되는 항목은 ⑧ '윤리·법·보안 대응 조직 강화'(gap 0.88)로 나타났다. 그다음으로는 ⑦ '업무 통합'(gap 0.71), ⑥ 'AI 관련 신규 업무 발생'(gap 0.70), ③ '회사 차원의 AI 시스템 도입'(gap 0.58), ⑨ '근무시간 단축'(gap 0.58), ② '반복·정형 업무 자동화'(gap 0.53), ⑤ 'AI와 데이터 기반 의사결정 강화'(gap 0.52), ④ '고차원 업무 비중 증가'(gap 0.42), ① '개인 AI 도구 활용 촉진'(gap 0.35) 순으로 변화 폭이 클 것으로 예상되었다. 대체로 현재와 3년 후의 변화 정도에서 항목 간 순위 변화는 크지 않았지만, 현재 기준에서 변화가 적다고 응답한 항목의 경우, 3년 후의 변화 폭이 큰 것으로 나타났다. 변화 폭이 큰 항목의 특징은 '윤리·법·보안 대응 조직 강화', '업무 통합', 'AI 관련 신규 업무 발생' 등으로, 종합해 보면 개인적 변화보다 전사적 변화가 클 것이라는 공통점이 있다. 다시 말해 향후에는 AI 활용 확산이 조직 변화에 본격적인 영향을 미칠 것으로 예상된다.

표 9 AI 활용에 따른 업무환경 변화 겹 분석 결과

(5점 척도)

구분	현재				3년 후				갭(3년 후~현재)			
	합계	IT 개발	시각·디지털 디자인	일반 사무	합계	IT 개발	시각·디지털 디자인	일반 사무	합계	IT 개발	시각·디지털 디자인	일반 사무
① 개인 AI 도구 활용 촉진	3.36	3.71	3.12	3.26	3.72	3.95	3.54	3.67	0.35	0.24	0.42	0.41
② 반복·정형 업무 자동화	3.00	3.32	2.65	3.03	3.53	3.81	3.20	3.59	0.53	0.49	0.55	0.56
③ 회사 차원의 AI 시스템 도입	2.96	3.32	2.68	2.89	3.54	3.76	3.36	3.49	0.58	0.44	0.68	0.60
④ 고차원 업무 비중 증가	2.75	2.98	2.48	2.78	3.17	3.33	2.92	3.26	0.42	0.35	0.44	0.48
⑤ AI와 데이터 기반 의사결정 강화	2.60	2.87	2.37	2.57	3.12	3.47	2.78	3.12	0.52	0.60	0.41	0.55
⑥ AI 관련 신규 업무 발생	2.53	2.93	2.19	2.47	3.22	3.42	2.93	3.32	0.70	0.49	0.74	0.85
⑦ 업무 통합(절차 단순화)	2.38	2.61	2.13	2.39	3.09	3.21	2.88	3.18	0.71	0.60	0.75	0.79
⑧ 윤리·법·보안 대응 조직 강화	2.17	2.43	1.77	2.31	3.05	3.33	2.66	3.16	0.88	0.90	0.89	0.85
⑨ 근무시간 단축	1.93	1.96	1.70	2.13	2.51	2.64	2.21	2.69	0.58	0.68	0.51	0.56

3. 인사관리 변화

이번에는 AI 도입·활용에 따른 인사관리의 변화를 8개 문항으로 구성하여 조사한 결과이다(5점 척도)⁷⁾. 현재(2025년) 기준, 변화가 가장 크다고 응답한 항목은 ⑧ ‘직원에 대한 AI 교육의 필요성 증가’(평균 3.20)로 나타났다. 다음은 ⑤ ‘신입사원 채용 시, AI 활용 역량 반영’(평균 2.33), ③ ‘AI 전문인력 신규 수요 증가’(평균 2.24), ⑥ ‘업무자동화 등으로 직무 재배치 확대’(평균 2.19), ④ ‘인사평가에 AI 활용 역량 반영’(평균 2.09), ⑦ ‘성과중심 보상 체계 개편’(평균 2.07), ② ‘신입사원 채용 축소’(평균 1.84), ① ‘기존 직원 감원’(평균 1.73)의 순서로 나타났다. AI 도입·활용에 따른 조직 인사관리 변화에서 ⑧ ‘직원에 대한 AI 교육의 필요성 증가’만 유일하게 ‘보통’(평균 3.0) 이상으로 나타났고, 나머지 항목은 전반적으로 변화 정도가 크지 않다고 응답하였다. 이로써 현시점까지는 AI가 조직의 인사관리에 미치는 영향은 아직 제한적임을 알 수 있다. 현재까지는 직원에 대한 AI 교육 필요성 증가가 가장 뚜렷하게 나타났고, 기존 직원 감원이나 신입사원 채용 축소와 같은 고용 규모 변화는 낮게 인식되었다. 이는 AI 도입이 단기적으로 대규모 고용 충격을 초래하기보다는, 교육훈련과 역량 전환을 중심으로 인사관리 변화를 유도하고 있음을 의미한다.

7) 변화 정도에 대한 응답은 ‘전혀 그렇지 않다’, ‘별로 그렇지 않다’, ‘보통이다’, ‘대체로 그렇다’, ‘매우 그렇다’의 5단계이다.

표 10 AI 활용에 따른 인사관리 변화 갭 분석(직무별)

구분	현재				3년 후				갭(3년 후~현재)			
	합계	IT 개발	시각·디지털 디자인	일반 사무	합계	IT 개발	시각·디지털 디자인	일반 사무	합계	IT 개발	시각·디지털 디자인	일반 사무
① 기존 직원 감원	1.73	1.92	1.63	1.65	2.50	2.63	2.31	2.57	0.77	0.71	0.68	0.92
② 신입사원 채용 축소	1.84	2.10	1.79	1.63	2.65	2.71	2.56	2.67	0.81	0.61	0.77	1.04
③ AI 전문인력 신규 수요 증가	2.24	2.64	1.91	2.16	3.05	3.33	2.73	3.09	0.81	0.69	0.82	0.93
④ 인사평가에 AI 활용 역량 반영	2.09	2.34	1.96	1.98	2.96	3.18	2.82	2.89	0.87	0.84	0.86	0.91
⑤ 신입사원 채용 시, AI 활용 역량 반영	2.33	2.65	2.19	2.17	3.20	3.42	3.12	3.07	0.87	0.77	0.93	0.90
⑥ 업무자동화 등으로 직무 재배치 확대	2.19	2.48	1.95	2.15	2.99	3.25	2.68	3.06	0.80	0.77	0.73	0.91
⑦ 성과중심 보상 체계 개편	2.07	2.37	1.89	1.94	2.75	2.91	2.56	2.78	0.69	0.54	0.67	0.84
⑧ 직원에 대한 AI 교육의 필요성 증가	3.20	3.42	3.05	3.14	3.74	4.03	3.53	3.66	0.54	0.61	0.48	0.52
합계 평균	2.21	2.49	2.05	2.10	2.98	3.18	2.79	2.97	0.77	0.69	0.74	0.87

다만 3년 후의 인사관리 변화를 분석해 보면, 채용과 평가 과정에서 AI 활용 역량을 반영하는 경향이 강화될 가능성이 커질 것으로 나타났다. 신입사원 채용 시 AI 활용 역량을 평가하거나, 인사평가에 AI 활용 능력과 성과를 반영하는 방식이 점차 확산될 수 있다. 또한 AI 도입·운영을 담당할 전문인력 수요도 증가할 것으로 예상된다. 이는 AI 활용 능력이 특정 직무의 부가 역량이 아니라, 조직이 요구하는 일반적 직무역량으로 자리 잡을 가능성을 보여 준다.

4. AI 전환에 대한 조직 대응과 장애 요인

가. 조직 대응

조직의 AI 활성화 대응 상황을 살펴보면, 전체의 41.3%가 ‘교육훈련 실시’(AI 교육훈련, 정보보호 및 윤리 규정)로 응답하였고, 다음은 ‘인프라 및 시스템 구축’이 36.4%, ‘경제적 지원’(AI 구독료 등)이 33.4%로 나타났다. 그밖에 ‘조직구조 재편’(직무 재배치, AI 대응 조직 신설)과 ‘인사관리’(AI 전문인력 채용, 인사관리에 AI 역량 반영)는 각각 8.5%였다. ‘어떤 방식으로든 조직 차원의 대응이 있다’고 응답한 비율은 67.9%로 나타났다. 기타 응답에는 ‘AI 도입 검토 중’이거나 ‘필요성을 절실히 느끼지만, 투자할 여력이 없음’ 등이 있었다.

이는 많은 조직이 AI 활용을 위해 기본적인 학습 기회와 AI 도구 접근성 확보에 우선적으로 대응하고 있는 반면에 아직 AI를 인사제도나 직무체계의 변화 요인으로 충분히 반영하지 못하고 있음을 의미한다. 즉 현재의 조직 대응은 “AI를 쓸 수 있게 하는 지원”에 머물러 있고, “AI에 맞게 직무와 제도를 바꾸는 단계”에는 이르지 못했음을 의미한다.

나. 장애 요인

조직이 AI 도입·활용하는 데 있어 주된 장애 요인으로 가장 많은 응답자가 ‘구성원의 AI 기술·지식 부족’(35.4%)을 들었고, 다음으로 ‘예산 부족으로 AI 시스템 구축이 어려움’(33.1%), ‘AI 도입 추진·주도할 전담 조직·인력 부재’(25.2%), ‘AI 구독료 등 경제적 지원이 없음’(20.3%)을 꼽았다. ‘경영진·중간관리자의 AI에 대한 이해 부족이나 활용 의지 낮음’(17.0%)과 ‘조직원이 AI 도입·활용에 소극적임’(16.1%)도 비교적 높게 나타났다. 이는 경영진 등 조직원 개인을 대상으로 AI 도입·활용에 대한 전반적 교육의 필요성을 의미한다. 그밖에 ‘정보보호 등을 이유로 AI 활용 제한’(14.8%), ‘회사 업무의 특성상, AI 활용이 업무에 실질적 도움이 되지 않음’(9.5%), ‘도입·구축한 AI 시스템이 실제 업무 활용에 부적절함’(7.9%) 순으로 나타났다. ‘장애 요인 없음’은 12.8%였다.

기업 규모별로 살펴보면, 대·중·소 기업 모두, ‘예산 부족으로 AI 시스템 구축이 어려움’과 ‘구성원의 AI 기술·지식 부족’을 가장 큰 장애 요인으로 꼽았으나, ‘AI 도입 추진·주도할 전담 조직·인력 부재’도 높게 나타났다. 그리고 특히 대기업(300명 이상)과 중기업(50~299명)은 ‘경영진·중간관리자의 AI에 대한 이해 부족이나 활용 의지 낮음’과 ‘정보보호 등을 이유로 AI 활용 제한’의 비중이 높았고, 소기업(1~49명)은 ‘AI 구독료 등 경제적 지원이 없음’이 상대적으로 높은 반면에 ‘정보보호 등을 이유로 AI 활용 제한’은 상대적으로 낮게 나타났다.

IV. 결론 및 고용정책 방향

1. 결론

본 연구는 IT 개발직, 시각·디지털 디자인직, 일반사무직 종사자 305명을 대상으로 한 설문조사 결과를 바탕으로 AI 전환에 따른 근로자의 업무 변화, 역량 변화, 근로경험 변화, 조직 및 인사관리 변화를 분석하였다.

분석 결과, 현재 AI는 일자리를 전면적으로 대체하기보다는 기존 업무를 보완하고 수행 방식을 변화시키는 방향으로 활용되고 있었다. 주요 분석 결과를 정리하면, 첫째, AI 활용 적극도는

근로자의 역량 향상과 밀접하게 관련되어 있었다. AI 활용 적극도가 높을수록 생산성, 효율성, 문제해결 능력 등 업무 역량 향상 수준이 높게 나타났다. 특히 AI 활용 기간이 길고 직무 특성상 AI 활용 가능성이 높은 집단에서 AI 활용 적극도가 높았다. 둘째, AI 활용은 일의 구조를 변화시키고 있었다. 다수의 근로자가 AI 활용 이후 업무 수행 방식이나 업무 내용의 변화를 경험하였다. 다만 기존 업무가 완전히 사라지거나 새로운 업무가 대규모로 발생한 단계라기보다는, 기존 직무 안에서 업무 절차와 역할, 요구 역량이 조정되는 ‘일의 재구조화’ 단계에 가까웠다. 셋째, AI 전환은 근로자에게 긍정적 효과와 부담을 동시에 주고 있었다. AI 활용은 업무 효율성, 성취감, 자기효능감, 일부 업무 자율성을 높이는 데 기여하였다. 그러나 AI 기술 습득 부담, 일자리 대체 불안, 성과 압박감도 함께 나타났다. 넷째, 조직 차원의 AI 활용은 아직 초기 단계에 머물러 있었다. 현재는 전사적 AI 전략이나 통합 시스템보다는 개인 또는 일부 부서의 자발적 활용이 중심이었다. 반복·정형 업무 자동화는 일부 진행되고 있었지만, 업무 통합, 신규 업무 발생, 윤리·법·보안 대응, 인사관리 변화는 아직 제한적이었다. 다섯째, 인사관리 부문에서 현재까지는 직원에 대한 AI 교육 필요성 증가가 가장 뚜렷하게 나타났고, 기존 직원 감원이나 신입사원 채용 축소와 같은 고용 규모 변화는 낮게 인식되었다. 이는 AI 도입이 단기적으로 대규모 고용 충격을 초래하기보다는, 교육훈련과 역량 전환을 중심으로 인사관리 변화를 유도하고 있음을 의미한다. 다만 3년 후의 인사관리 변화를 분석해 보면, 채용과 평가 과정에서 AI 활용 역량을 반영하는 경향이 강화될 가능성이 커질 것으로 나타났다.

2. 고용정책 방향

AI 활용이 확산될수록 그 영향은 개별 업무 수준을 넘어 워크플로우 전체를 바꾸고, 업무환경과 조직 및 인사관리 전반에 영향을 미치게 될 것이다. 이는 AI 전환이 단순한 기술 도입이 아니라 직무 설계, 인력 배치, 교육훈련, 평가·보상, 조직구조 개편을 포괄하는 구조적 전환임을 의미한다. 이러한 변화는 경제 주체 간의 새로운 격차를 확대할 것이다. 현대의 기술혁신은 과거보다 파괴적(disruptive) 성격이 강해, 근로자와 기업 간 생산성 격차, 역량 격차, 일자리 기회 격차, 경제적 성과 격차를 심화시킬 수 있다. 따라서 고용정책과 고용서비스는 변화에 더디게 적응하는 근로자와 기업을 적극적으로 지원함으로써 AI 전환 과정에서 발생할 수 있는 역량과 기회의 격차를 완화하고 고용시장을 안정화해야 하는 중요한 과제를 안고 있다. 다음은 실증분석 결과를 바탕으로 고용정책과 고용서비스 관점에서 몇 가지 함의를 정리해 보았다.

첫째, 저숙련 청년층의 고용과 숙련개발에 대해 ‘공동체의 지속가능성’ 관점에서 정책적 지원을 집중할 필요가 있다. 청년층은 AI에 가장 큰 일자리 위협을 받는 집단이 되고 있다. AI로

인한 “일의 재구조화”로 단순·반복적인 업무는 AI(생성형 AI, AI 에이전트, AI 기반 RPA 등)로 자동화되고 고차원적 업무(전략수립, 설계, 고급 상담, 협상, 인재 개발, 조직문화 관리 등)은 그 중요성이 더욱 커짐에 따라, 특히 민간기업은 저숙련 청년을 신규 채용하기보다 도메인 지식과 경험이 풍부한 경력자를 유지하거나 채용하는 방식으로 AI 전환에 대응하고 있다. 이 같은 고용시장 경향이 몇 년간 지속된다면 많은 청년들이 고용시장 진입이 늦어지거나 저숙련 직종에 머물게 됨으로써 산업현장에서 필요로 하는 고숙련 인력 부족이 심화될 것이다. 이는 결국, 개별 기업은 물론 국가 경제의 경쟁력 약화로 이어질 것이다. 따라서 정부와 기업, 지역사회 모두가 “공동체적 의식”을 갖고 저숙련 청년들이 경력개발을 할 수 있도록 ‘일 경험 기회가 실질적 숙련 향상’으로 이어지도록 더욱 체계적이고 강력하게 지원할 필요가 있다. 또한 청년들이 기업 중심의 일 경험 외에만 의존하지 않고, 창업·창직⁸⁾이나 자기주도 실무 프로젝트 등을 통해 다양한 방식의 일 경험을 축적할 수 있도록 지원하는 것도 중요하다.

둘째, AI에 의한 일자리 위협을 크게 받는 집단 중 하나는 사무직, 전문직 등 화이트칼라가 될 것이다. 데이터에 기반한 AI의 기능적 강점은 화이트칼라의 업무 특성과 일치하기 때문에 고용시장에서 가장 큰 타격을 입을 집단은 화이트칼라가 될 것이다. 따라서 이들에 대한 고용정책 및 고용서비스가 집중될 필요가 있다.

셋째, AI에 의한 위기는 고용불안정으로 나타나지만, 그에 대한 정책적 대응은 ‘일의 재구조화’ 혹은 워크플로우(workflow)의 변화를 정확히 예측·분석하는 데서 출발해야 한다. 인간-AI 협업 수준에 따라 직무별 과업(tasks)의 중요도 변화, 일하는 방식의 변화 등을 분석하여 그 결과에 따라 교육·훈련 직종 및 교과과정 개편, 자격 내용 개편, 이·전직 상담 등을 실시할 필요가 있다. 한편, AI와 로봇의 영향을 덜 받을 것으로 예상되는 네오 블루칼라(Neo-Blue Collar, 첨단기술을 활용하는 고숙련 현장·기술직 인력) 직종을 개발하여 청년의 직업선택과 중장년의 이·전직 지원에 활용할 필요도 있다.

넷째, 향후 고용서비스는 취업 알선 기능을 넘어 지속학습 촉진자이자 경력 전환 안내자로 기능해야 한다. AI 시대에는 한 번의 직업 선택이나 단기 훈련만으로 안정적 경력을 유지하기 어렵다. 생성형 AI 활용 능력, 지속적 학습 능력, 도메인 전문성, 변화 적응 능력 등 미래 역량이 생애 전반에 걸쳐 갱신되어야 한다. 청년층에게는 AI 온보딩형 실무훈련⁹⁾, 중장년층에게는 도메인

8) 창직이란, 사회 변화, 기술 변화, 생활양식 변화 속에서 아직 일반화되지 않은 새로운 직업이나 직무를 만들어 가는 활동이며, 프리랜서나 1인 전문가로 경제활동을 할 수 있고, 창업가로 발전할 수 있다.

9) AI 온보딩형 실무 적응훈련은 조직의 실제 업무환경에서 AI 활용을 전제로 한 워크플로우를 이해하고, 인간-AI 협업을 통한 효율적 업무 수행 역량을 조기에 형성하도록 지원하는 현장 중심 훈련 방식으로 정의할 수 있다.

지식에 기반한 AI 융합 역량 향상훈련이 필요하다. 특히 근로자의 AI 활용 수준에 따른 맞춤형 역량 진단도 필요하다. 구직자의 AI 활용 경험과 직무별 적용 가능성을 진단하고, 적합한 훈련과 직무 매칭으로 연결할 필요가 있다. 이를 위해 ‘직무별 AI 활용 역량 지표’를 개발하고, 구직자와 재직자가 자신의 수준을 진단할 수 있는 도구를 개발하는 것도 가능하다.

다섯째, 근로자의 AI 전환 적응을 위한 심리·학습 통합 지원이 필요하다. AI 도입은 효율성과 자율성을 높이지만, 기술 습득 부담과 고용 불안, 역할 확장 압박을 동반한다. 따라서 AI 전환 정책은 기술훈련만이 아니라 근로자의 정서적 적응과 회복탄력성을 지원해야 한다. 직업상담은 AI 활용 스트레스 진단, 변화 적응 상담, 경력 불안 완화, 학습 계획 수립을 포함하는 방향으로 확대될 필요가 있다.

여섯째, 기업 대상 AI 전환 직무 재설계 컨설팅을 도입해야 한다. 많은 조직은 아직 AI를 개별 근로자나 일부 부서 중심으로 활용하고 있으며, 직무 구조와 인사관리 제도까지 연결하지 못하고 있다. 공공 고용서비스와 직업능력개발 체계는 기업이 AI로 자동화 가능한 업무, 인간이 강화해야 할 업무, 새롭게 발생하는 업무를 구분하도록 지원해야 한다. 이를 통해 단순 업무의 축소가 고용 불안으로 이어지기보다, 고부가가치 업무와 신규 직무 창출로 연결될 수 있다. 이것이 결국은 기업 내 고용불안을 사전 예방하는 지름길이 될 수 있다.

일곱째, AI로 인해 업무환경이 변화하면 근로자에게 요구되는 역량과 조직 내 역할도 달라지므로, AI 시대의 고용서비스는 지금보다 좀 더 선제적이고 포괄적인 서비스로 전환될 필요가 있다. 이를 위해서는 정책, 조직, 예산, 인력 모두가 조정되어야 하는데, 특히 그중에서도 고용서비스 일선을 담당하는 직업상담사의 역할 변화가 요구된다. 따라서 직업상담사의 역할 전환을 위한 AI 기반 직무맞춤형 교육이 필요하다. AI 시대의 직업상담사는 단순한 취업 알선자가 아니라, 개인의 AI 활용 수준을 진단하고 직무별 학습 경로를 설계하며 경력 전환을 지원하는 전문가가 되어야 한다. 또한 근로자의 AI 불안과 학습 부담을 다루는 상담 역량, 기업의 AI 전환 수요를 파악하고 적절한 훈련·컨설팅으로 연결하는 기업 지원 역량도 요구된다.

| 참고문헌

- 김동규, 양인준, 박세정, 이은수(2025). 『AI 전환에 따른 업무환경 및 조직·인사관리 변화』. 한국고용정보원.
- 김동규, 양인준, 박세정, 조아름, 최기성(2024). 『인공지능에 의한 화이트칼라의 직무 대체 및 변화』. 한국고용정보원.
- Hackman, J. R., & Oldham, G. R.(1976). Motivation through the design of work: Test of a theory. *Organizational Behavior and Human Performance*, 16(2), 250-279([https://doi.org/10.1016/0030-5073\(76\)90016-7](https://doi.org/10.1016/0030-5073(76)90016-7)).
- Wright, E. O. and R. Dwyer(2000). “The American Jobs Machine: Is the New Economy Creation Good Jobs?”. *Boston Review* 25.

계간
고용이슈

2026 여름호

청년 취업자의 AI 활용과 주관적 업무 경험 간 관계

공정승*

I. 서론

최근 인공지능(AI, Artificial Intelligence)의 발전은 노동시장에 적지 않은 변화를 가져올 것으로 예상된다. 과거 자동화 기술이 주로 정형화되고 반복적인 업무를 대체하는 방식으로 노동시장에 영향을 미쳤다면, 최근의 AI 기술은 대용량 데이터에서 패턴을 식별하고 이를 바탕으로 예측, 분류, 요약, 생성 등의 업무를 수행한다는 점에서 기존 기술과 구별된다. 특히 2022년 말 ChatGPT의 등장으로 시작된 생성형 AI의 확산은 문서 작성, 자료 요약, 정보 검색, 아이디어 도출 등 사무직이나 전문 업무의 여러 영역에서 활용될 수 있다는 점에서, 노동시장에 미치는 영향의 범위가 이전보다 넓어질 가능성이 있다.

그간 AI와 노동시장에 관한 연구는 주로 AI가 고용과 임금에 어떠한 영향을 미치는지에 초점을 두어 왔다. 직업별 AI 노출지수를 산출하여 어떤 일자리가 AI 기술에 더 많이 노출되어 있는지를 파악하거나, 온라인 구인공고 자료를 활용하여 AI 관련 직무 수요와 숙련 요구의 변화를 분석한 연구들이 있으며 또한 기업 수준에서 AI 투자가 인력구성, 학력 수준, 전공 및 조직구조 변화와 관련되어 있음을 보인 분석 결과들도 있다. 이러한 연구들은 AI의 노동시장 효과가 여러 경로를 통해 직업, 인적 특성, 숙련 및 기업 특성에 따라 이질적으로 나타날 수 있음을 보여준다는 점을 의미한다.

그러나 AI의 영향이 반드시 고용량이나 임금의 변화로만 나타나는 것은 아닐 것이다. AI가 실제 업무 과정에서 활용된다면, 근로자가 경험하는 업무 환경과 수행 방식에도 변화가 나타날 수 있다. 예를 들어 생성형 AI는 업무시간을 절약하거나 문서·보고서 작성, 요약·정리, 신속한 정보수집, 새로운 아이디어 도출 등에 도움을 줄 수 있다. 이러한 이점은 근로자가 현재 하는

* 공정승, 한국고용정보원 고용통계조사팀 전임연구원 (gojust@keis.or.kr)

** 본고의 내용은 기관의 공식견해가 아니며 집필자 개인의 견해라는 점을 밝힙니다.

일의 내용에 대한 만족도나 자기 발전 가능성에 대한 인식과도 관련될 수 있다. 반면 AI 활용이 새로운 기술에 대한 적응 부담, AI 결과물에 대한 검토 부담, 기술 의존성, 역할 모호성 등을 통해 업무 경험과 부정적으로 관련될 가능성도 있다. 따라서 AI 활용과 업무내용 만족도의 관계는 한 방향으로만 전제하기보다, 실제 자료를 통해 경험적으로 확인할 필요가 있다.

한편, AI의 영향은 모든 근로자에게 동일하게 나타나기보다 연령, 숙련, 직업 및 산업에 따라 다르게 나타날 가능성이 크다. 특히 일부 연구에서는 AI에 많이 노출된 직업의 고용 비중 증가가 젊은 층과 고숙련 근로자 비중이 높은 직업에서 더 뚜렷하게 나타난다고 보고하고 있으며, 또다른 연구에서도 AI의 고용효과가 연령대별로 다르게 나타날 수 있음을 제시하고 있다. 이러한 논의는 AI 확산이 청년층의 노동시장 경험과 무관하지 않음을 시사한다.

청년층은 노동시장에 진입하거나 초기 경력을 형성하는 과정에 있는 집단으로, 이들에게는 새로운 기술 변화에 대한 적응과 숙련 형성이 이후 노동시장 성과에 중요한 의미를 가질 수 있다. 특히 생성형 AI는 문서 작성, 자료 요약, 정보수집, 아이디어 도출 등 일상적 업무수행 과정에서 활용될 수 있으므로, 청년 취업자의 업무내용 및 자기발전 만족도와도 관련될 가능성이 있다. 따라서 청년층을 대상으로 AI 활용 여부와 업무 경험 간의 관계를 살펴보는 것은 지금까지 관련 연구의 주요 주제였던 AI의 노동시장 효과를 고용이나 임금의 변화뿐 아니라 근로자가 체감하는 업무환경의 변화라는 측면에서 이해하는 데 기여할 수 있을 것이다.

본 연구는 이러한 문제의식에서 생성형 AI 활용 여부가 청년 취업자의 업무내용 만족도 및 자기발전 만족도와 어떠한 관계를 갖는지를 실증적으로 살펴보고자 한다. 이를 위해 청년패널2021 5차 조사에서 수집된 생성형 AI 활용 여부 정보를 활용하고, AI 활용 여부가 측정된 시점 이전에 관측되었거나 이력자료를 통해 구성 가능한 교육 및 일자리 정보를 결합하여 분석자료를 구축하였다. 특히 AI 사용 여부는 무작위로 결정된 것이 아니므로, AI 사용자와 비사용자 사이에는 학력, 경력, 고용상태, 기업특성, 산업, 직업, 사전 만족도 등에서 차이가 존재할 수 있다. 이에 본 연구에서는 성향점수매칭(propensity score matching)을 활용하여 관측 가능한 특성이 유사한 개인들을 비교함으로써 단순 평균 비교에서 발생할 수 있는 선택편의 가능성을 완화하고자 한다.

다만 본 연구는 AI 활용 여부와 업무내용 만족도가 동일한 5차 조사에서 관측되었다는 점에서 AI 활용의 엄밀한 인과 효과를 식별하는 데 한계를 가진다. 또한 AI 활용 시작 시점이 조사되지 않았기 때문에, 5차 조사 이전에 관측되었거나 이력자료를 통해 구성한 정보가 모든 응답자에게 실제 AI 활용 이전 정보라고 단정하기는 어렵다. 따라서 이하에서 제시될 분석 결과는 생성형 AI 활용이 업무내용 만족도를 높인다는 인과적 효과라기보다, 관측 가능한 특성이 유사한

청년 취업자들 사이에서 AI 활용 여부와 업무내용 만족도 간에 조건부 관련성이 나타나는지를 보여주는 탐색적 분석으로 해석할 필요가 있다.

본고의 구성은 다음과 같다. II장에서는 AI와 노동시장에 관한 선행연구를 검토하고, 본 연구의 분석 관점을 제시한다. III장에서는 분석에 사용한 자료와 주요 변수의 구성 방식을 설명한다. IV장에서는 성향점수매칭과 IPWRA를 포함한 분석 방법을 소개하고, AI 활용 여부와 업무내용 만족도 및 자기발전 만족도 간의 관계를 추정된 결과를 제시한다. 마지막으로 V장에서는 분석 결과를 요약하고, 연구의 시사점과 한계를 논의한다.

II. 선행연구 및 연구 질문

1. 선행연구

AI 활용도가 높아지면서 이것이 노동시장에 어떠한 영향을 미치는지에 대해 국내외에서 많은 연구들이 진행되고 있다. 이러한 연구 가운데 우선 주목할 만한 내용은 인공지능 노출도라는 개념을 정의하여 이를 노동시장에서의 고용 및 임금 효과 분석에 활용하였다는 점이다. 한지우·오삼일(2023)은 AI가 기존 산업용 로봇이나 소프트웨어와 달리 비반복적·인지적 업무에도 영향을 미칠 수 있다는 점에 주목하였다. Webb(2019)의 AI 노출지수를 한국표준직업분류에 적용하여 국내 노동시장의 AI 노출 정도를 분석하였으며, 고학력·고소득 일자리가 AI에 더 많이 노출되어 있음을 보였다. 또한 AI는 일자리 대체 가능성과 동시에 생산성 향상 및 신규 업무 창출 가능성을 함께 가진다는 점을 강조하였다.

전병유·정준호·장지연(2022)은 AI 응용기술과 직업별 능력 변수를 연결하여 직업별 인공지능 노출도(AIOE)를 산출하고, 이를 고용보험DB에 적용하여 AI의 고용 및 임금 효과를 분석하였다. 분석 결과, AI 노출도는 학력 및 임금과 높은 상관관계를 가지며, AI는 고용 증가에는 유의한 영향을 보였으나 임금 상승에는 유의하지 않았다. 다만 AI 임금프리미엄은 고학력·고임금·고지식 수준 집단에서 크게 나타나 향후 노동시장 양극화 가능성을 배제하기 어렵다고 보았다.

Albanesi et al.(2023)은 유럽 국가 패널자료를 활용하여 AI 노출도가 높은 직업의 고용 변화가 어떠한지를 분석하였다. 이 연구는 AI에 많이 노출된 직업의 고용 비중이 오히려 상승하였음을 보였으며, 이러한 경향은 젊은 층과 고숙련 근로자 비중이 높은 직업에서 더 뚜렷하게 나타났다. 이는 AI 노출이 반드시 고용 감소로만 이어지지 않을 수 있음을 보여주는 연구로 볼 수 있다.

한편, AI가 기업의 구인 및 직무수요에도 일정한 영향을 미칠 수 있다는 연구가 진행되었는데 예를 들어 Acemoglu et al.(2022)은 미국 온라인 구인공고 자료를 활용하여 AI가 기업의 채용 및 직무수요에 미치는 영향을 분석하였다. 이들은 AI 관련 공고가 2010년대 이후 빠르게 증가하였으며, AI에 적합한 과업구조를 가진 사업체에서 AI 관련 채용이 확대되었음을 보였다. 다만 AI 도입 사업체에서는 비AI 직무의 채용이 줄어드는 경향도 나타나, AI가 기업 내부의 직무구성과 숙련 요구를 변화시킬 수 있음을 시사한다.

Babina et al.(2023)은 기업의 AI 투자와 인력구성 변화의 관계를 분석하였다. 이 연구는 이력서 자료와 구인공고 자료를 결합하여 기업 수준의 AI 투자와 학력, 전공, 직위구조 등의 변화를 살펴보았다. 분석 결과, AI 투자 기업은 고학력 및 STEM 전공 인력 비중이 높아지는 방향으로 변화하였으며, 조직구조 역시 중간관리직 비중이 줄고 주니어 인력 비중이 증가하는 방식으로 재편되는 경향을 보였다.

AI가 지역 노동시장에 미치는 영향을 분석한 연구도 흥미롭다. Bonfiglioli et al.(2023)은 미국 통근권역 자료를 활용하여 AI가 지역 노동시장 고용에 미치는 영향을 분석하였다. 이 연구는 AI가 노동을 대체할 수도 있고 보완할 수도 있다는 가설을 제시하고, 지역별 AI 노출 차이를 이용하여 고용효과를 추정하였다. 분석 결과, AI 도입은 전반적으로 고용에 부정적인 영향을 미치는 것으로 나타났으나, 그 효과는 산업, 직업, 숙련수준에 따라 다르게 나타났다.

2. 연구 질문

이상의 선행연구들은 AI가 노동시장에 미치는 영향을 직업별 노출도, 고용 및 임금 변화, 기업의 인력구성 및 숙련수요 변화 등을 중심으로 분석해 왔다. 이들 연구는 AI의 효과가 산업, 직업, 학력, 숙련수준, 연령에 따라 이질적으로 나타날 수 있음을 보여준다는 점에서 중요한 의의를 가진다. 다만 기존 연구들은 대체로 AI가 고용량, 임금, 직무수요에 미치는 영향에 초점을 두고 있어, 실제 근로자가 업무 과정에서 체감하는 업무환경이나 직무만족의 변화에 대한 연구는 상대적으로 거의 전무하다고 볼 수 있다. 이에 본 연구는 생성형 AI 활용 여부가 특히 청년 취업자의 업무내용 만족도 및 자기발전 만족도와 어떠한 관계를 갖는지를 분석함으로써, AI의 노동시장 효과를 근로자의 주관적 업무경험이라는 측면까지 확장하여 검토하고자 한다.

이러한 논의에 기초하여 본 연구는 다음의 연구 질문을 설정한다. 첫째, 생성형 AI를 활용하는 청년 취업자는 그렇지 않은 청년 취업자에 비해 업무내용 만족도가 높은가이다. 특히 성, 연령, 산업, 직업, 학력, 경력, 기업특성 및 사전 만족도 등 관측 가능한 특성을 고려한 후에도 AI 활용과

만족도 간의 관계가 유지되는지를 살펴본다. 둘째, 생성형 AI 활용은 업무내용 만족도뿐 아니라 자기발전 만족도와도 관련되는가이다. 마지막으로 AI 활용 이점은 청년 취업자의 업무내용 만족도와 어떠한 관계를 갖는가를 분석한다.

Ⅲ. 데이터 만들기

1. 분석자료

본 연구에서는 청년을 대상으로 조사된 청년패널2021 1~5차 패널조사 자료를 활용하였다. 이 자료는 개인의 교육 이력, 일자리 이력, 현재 일자리 특성, 직무만족도 등을 포함하고 있으며, 2025년 수행된 5차 조사¹⁾에서는 생성형 AI²⁾ 활용 여부와 활용 빈도, 활용 이점에 관한 문항이 새롭게 조사되었다. 본 연구의 목적은 생성형 AI 활용 여부가 청년 취업자의 업무내용 만족도 및 자기발전 만족도와 어떠한 관계를 갖는지를 살펴보는 것이므로, 분석 대상은 5차 조사 시점에서 취업 중이며 AI 활용 여부와 주요 분석 변수에 응답한 개인으로 한정하였다.

자료 구축 과정에서 특히 주의한 부분은 AI 활용 이전의 개인 특성과 일자리 특성을 어떻게 정의할 것인가이다. AI 활용 여부는 5차 조사에서 처음 수집되었기 때문에, 성향점수매칭에 사용되는 공변량(Covariate)은 가능한 한 AI 사용 이전의 정보로 구성할 필요가 있다. 이에 따라 본 연구에서는 교육 및 일자리 이력 자료를 활용하되, 최종 학교 이후 일자리 관련 공변량은 4차 조사 시점 또는 2024년 말 이전의 정보로 한정하였다. 이를 통해 5차 조사에서 관측된 AI 활용 이후 혹은 동시적 일자리 정보가 공변량에 포함되는 문제를 줄이고자 하였다.³⁾

1) 청년패널2021 5차 조사는 2025년에 조사가 수행되었으며 데이터 정제 과정을 거친 후 2027년 초에 공개될 예정이다. 최근 AI가 사회경제적으로 미치는 영향에 관심이 높아지는 점을 고려하여 비록 미공개 자료이긴 하지만 이 연구를 진행하였으며 연구 결과는 모두 저자의 개인 견해를 밝힌다.

2) AI 활용은 청년패널2021 5차 조사에서 측정한 생성형 AI 활용을 의미한다. 해당 조사에서는 생성형 AI를 새로운 텍스트, 이미지, 음성, 코드 등 콘텐츠를 생성할 수 있는 인공지능 서비스로 설명하고, ChatGPT, Gemini, Claude 등을 예시로 제시하였다. 따라서 본 연구의 AI 활용 여부는 일반적인 AI 기술 전반의 활용이 아니라, 현재 업무에서 생성형 AI를 활용하고 있는지에 대한 응답을 기준으로 정의하였다.

3) 다만 AI 활용 시작 시점은 조사되지 않았기 때문에, 본 연구에서 사용하는 4차 조사 또는 2024년 말 이전 정보가 모든 응답자에게 실제 AI 활용 이전 정보라고 보장되지는 않는다. 예를 들어 일부 응답자는 5차 조사 이전부터 이미 생성형 AI를 활용하고 있었을 수 있다. 따라서 본 연구에서 사용하는 공변량은 엄밀한 의미의 AI 활용 이전 변수라기보다는 AI 활용 여부가 측정된 5차 조사 시점 이전에 관측되었거나 이력자료를 통해 구성한 변수로 이해하는 것이 적절하다. 이러한 자료상의 제약은 이후 분석 결과를 해석할 때 함께 고려할 필요가 있다.

청년패널 원자료로부터 구축한 교육 및 일자리 이력은 개인마다 여러 개의 학교 및 일자리 정보를 포함하고 있다. 본 연구에서는 이를 개인 단위 분석자료로 재구성하였다. 가장 중점을 두었던 부분은 AI 사용 이전의 일자리 정보를 최대한 활용하는 것이었다. 먼저 각 개인에게 학교 재학 기간과 일자리 유지 기간을 스펬 형태로 배치⁴⁾하였다. AI 사용 이전의 일자리 공변량을 구성하기 위해 4차 조사 시점이 확인되었다면 해당 시점을 기준으로, 5차 조사에서 동일 일자리 유지가 확인되는 경우에는 2024년 12월을 기준으로 사전 일자리 정보를 정리하였다.

이와 같은 과정을 거쳐 개인별 최종 학력, 학교 소재지, 전공, AI 사용 이전의 총 일자리 경력기간, 정규직 근무 비중, 고용상태, 기업유형, 기업규모, 산업 및 직업 정보를 구성하였다. 최종 분석자료는 개인 단위의 횡단면 자료 형태를 가지며, 5차 조사에서의 AI 활용 여부와 4차 및 5차 조사에서의 만족도 정보를 결합하여 사용하였다.

2. 주요 결과 변수

본 연구의 주된 결과 변수는 5차 조사에서 측정된 업무내용 만족도이다. 해당 문항은 “하고 있는 일(업무)의 내용(전공 관련 포함)”에 대한 만족도를 묻는 항목으로, 현재 일자리에서 수행하는 업무 자체에 대한 주관적 평가를 반영한다. 생성형 AI가 문서 작성, 자료 요약, 정보 검색, 아이디어 도출, 정보 수집 등 실제 업무수행 과정에 활용될 수 있다는 점을 고려하면, 업무내용 만족도는 AI 활용과 관련된 근로자의 업무 경험을 포착하는 결과 변수로 활용할 수 있다.

분석에서는 5차 업무내용 만족도를 표준화하여 사용하였다. 구체적으로 원점수 만족도(5점 척도) 변수를 전체 취업자 표본의 평균과 표준편차를 기준으로 z점수로 변환하였다. 이에 따라 추정 결과는 AI 사용자가 비사용자에 비해 업무내용 만족도가 몇 표준편차 높은지를 의미한다. 또한 4차 조사에서 측정된 업무내용 만족도를 사전 만족도 변수로 구성하여 공변량에 포함하였다. 이는 AI 사용 이전의 업무내용 만족도 차이를 통제함으로써, 원래 만족도가 높은 사람이 AI를 사용할 확률이 높을 수 있다는 선택편의(selection bias)를 완화하기 위한 것이다.

보조 결과 변수로는 4차와 5차 업무내용 만족도의 변화량을 사용하였다. 이는 5차 표준화 만족도에서 4차 표준화 만족도를 차감한 값으로 구성하였다. 변화량 분석은 5차 만족도 수준만을 비교하는 분석을 보완하기 위한 것으로, AI 활용 여부가 4차 대비 5차 업무내용 만족도의 변화와도 관련되는지를 살펴보는 데 활용하였다. 이와 함께 자기발전 만족도도 보조 결과변수로 활용하였다. 자기발전 만족도는 생성형 AI가 단순한 업무수행 보조뿐 아니라 새로운 지식 습득,

4) 개인마다 가지고 있는 학교와 일자리 이력 정보가 모두 포함되는데, 한 개인에게 최대 7개의 일자리 정보가 기록되기도 하였다.

업무역량 강화, 아이디어 도출 등과 관련될 수 있다는 점에서 업무내용 만족도와 함께 검토할 필요가 있다.

3. 처치변수: 생성형 AI 활용 여부

본 연구의 핵심 처치변수는 5차 조사에서 측정된 생성형 AI 활용 여부이다. 5차 조사에서 현재 일자리에서 생성형 AI를 활용하고 있다고 응답⁵⁾한 경우를 AI 사용자로 정의하고, 활용하지 않는다고 응답한 경우를 비사용자로 정의하였다. 이에 따라 AI 사용자에는 1, 비사용자에는 0의 값을 부여하였다.

다만 이 변수는 5차 조사 시점에서 현재 업무에 생성형 AI를 활용하고 있는지 여부를 나타내는 변수이며, AI 활용을 언제 시작했는지 또는 어느 기간 동안 지속적으로 활용했는지를 보여주는 변수는 아니다. 따라서 본 연구의 처치변수는 생성형 AI 활용의 시작 시점이나 사용기간까지 반영한 개념이라기보다, 5차 조사 당시 현재 업무에서의 생성형 AI 활용 여부를 구분한 변수로 이해할 필요가 있다.

한편 5차 조사에서는 생성형 AI 활용 여부와 함께 활용 빈도도 조사되었다. 본 연구에서는 생성형 AI 활용 여부를 주된 처치변수로 사용하되, 활용 강도에 따른 차이를 보조적으로 검토하기 위해 활용 빈도에 따른 하위집단 분석을 추가적으로 수행하였다.

또한 AI 사용자만을 대상으로 AI 활용 이점 변수를 구성하였다. 5차 조사에서는 AI 활용의 이점으로 업무시간 절약, 문서·보고서 작성, 요약·정리, 새로운 아이디어 도출, 신속한 정보수집, 업무역량 강화 등이 조사되었다. 본 연구에서는 이들 문항을 이용하여 AI 활용 이점을 평균화하여 구성하였다. 이 변수는 AI를 단순히 사용하는지 여부를 넘어, AI 사용자가 실제 업무 과정에서 AI의 유용성을 얼마나 체감하는지를 나타내는 지표로 해석할 수 있다. 다만 AI 활용 이점은 AI 사용 이후에 관측되는 변수이므로 성향점수매칭의 공변량으로는 사용하지 않고, AI 사용자 내부의 메커니즘 분석에서 활용하였다. 이 분석은 회귀분석을 시도하였다.

4. 공변량(Covariate) 구성

성향점수매칭에 사용한 공변량은 AI 사용 여부 측정 시점 이전에 관측 가능한 개인 특성, 교육 특성, 일자리 이력, 기업 특성, 산업 및 직업 특성으로 구성하였다. 먼저 개인 특성으로는 연령과

5) 취업자라고 응답한 패널들에게만 이 설문을 조사하였으며 취업자 약 6,500여 명 중 약 1,400여 명이 AI를 현재 업무에서 활용하고 있다고 응답하였다.

성별을 포함하였다. 연령은 5차 조사 시점의 연령에서 1세를 차감하여 설정하였다. 이는 성향점수 추정에 사용되는 공변량을 가능한 한 AI 활용 이전 시점의 개인 특성에 가깝게 반영하기 위한 것이다.

교육 특성으로는 최종 학력, 학교 소재지, 전공 정보를 활용하였다. 최종 학력은 고졸 이하, 전문대졸, 4년제 대졸, 대학원졸로 구분하였다. 학교 소재지는 최종 학교의 지역 정보를 이용하여 수도권 여부로 재분류하였다. 전공은 대학 이상 학력자에게 주로 적용되는 변수이므로, 전체 표본의 주분석에서는 제외하고 초대졸 이상 표본을 대상으로 한 보조분석에서 활용하였다.

일자리 이력 변수로는 AI 활용 여부 측정 시점 이전까지 파악 가능한 총 일자리 경력기간과 정규직 근무 비중⁶⁾을 사용하였다. 총 경력기간은 최종 학교 졸업 이후 2024년 12월 혹은 4차 조사 시점까지의 일자리 유지기간을 월 단위로 합산한 뒤 로그 변환하였다. 정규직 근무 비중은 전체 일자리 경력기간 중 정규직으로 근무한 기간의 비율로 산출하였다. 이들 변수는 AI 사용 이전의 노동시장 경험과 고용 안정성을 반영한다.

고용상태 및 기업 특성으로는 AI 활용 여부 측정 시점 이전에 파악 가능한 마지막 일자리의 고용상태, 기업유형, 기업규모를 포함하였다. 고용상태는 상용직, 임시·일용직, 비임금근로로 재분류하였다. 기업유형은 민간기업, 외국계, 공공부문, 비영리·재단 등으로 구분하였으며, 기업규모는 사업체 규모 정보를 이용하여 범주화하였다. 이러한 변수들은 AI 활용 가능성과 업무환경 모두에 영향을 줄 수 있는 일자리 특성으로 볼 수 있다.

마지막으로 산업과 직업 변수를 포함하였다. 산업은 AI 활용 가능성과 업무수행 방식이 산업별로 다를 수 있다는 점을 고려하여 산업 특성에 맞게 재분류하였다. 분석에서는 농림어업과 산업 무응답을 제외하고, 광업과 제조업을 광공업으로 통합하였으며, 건설업, 도소매·운수·숙박·개인서비스를 포함한 소비자 서비스, 정보·금융·전문·사업서비스의 생산자 서비스, 공공·교육·보건복지 등 사회서비스 등으로 구분하였다. 직업 역시 AI 활용 가능성이 직업의 과업 구성과 밀접하게 관련될 수 있다는 점을 고려하여 전문·사무직, 서비스·판매직, 기능·조립·단순·기타직으로 재분류하였다. 주분석에서는 이와 같이 재분류한 산업 및 직업 변수를 공변량으로 포함하였다.

이상의 공변량 구성은 AI 사용자와 비사용자 간 관측 가능한 차이를 조정하여 유사한 집단으로 만들기 위한 것이다. 특히 산업과 직업, 학력, 기업특성은 앞서 소개한 선행연구에서 AI 노출 및

6) 상용직 근무 비중도 산출하였으나 정규직 근무 비중과 큰 차이가 없다고 판단하여 최종 분석에서는 정규직 근무 비중만을 사용하였다.

AI 활용 가능성과 밀접하게 관련되는 변수로 반복적으로 다루어져 왔기에 본 연구에서도 분석에 활용하였다. 또한 4차 업무내용 만족도를 포함함으로써, AI 사용 이전의 만족도 수준이 유사한 개인들 사이에서 5차 만족도 차이를 비교하고자 하였다.

IV. 분석 방법과 추정 결과

1. 분석 방법

본 연구의 목적은 생성형 AI 활용 여부가 청년 취업자의 업무내용 만족도 및 자기발전 만족도와 어떠한 관계를 갖는지를 살펴보는 것이다. 그러나 AI 활용 여부는 무작위로 배정된 것이 아니며, 개인의 교육수준, 직업, 산업, 기업특성, 사전 업무만족도 등에 따라 AI 활용 가능성이 다를 수 있다. 예를 들어 전문·사무직 종사자, 고학력자, 정보·전문서비스업 종사자는 그렇지 않은 집단에 비해 AI를 활용할 가능성이 높을 수 있다. 이 경우 단순히 AI 사용자와 비사용자의 만족도를 비교하면 AI 활용의 효과라기보다 두 집단의 사전 특성 차이가 추정 결과에 반영될 가능성이 있다.

이에 본 연구에서는 성향점수매칭(Propensity Score Matching, PSM)을 활용하였다. 성향점수매칭은 관측자료에서 처치집단과 비교집단의 관측 가능한 특성을 유사하게 만든 뒤 결과변수의 차이를 비교하는 준실험적 방법이다. 본 연구에서 처치집단은 5차 조사에서 생성형 AI를 활용한다고 응답한 개인이며, 비교집단은 생성형 AI를 활용하지 않는다고 응답한 개인이다. 성향점수매칭을 이용하면 AI 사용자와 비사용자 중 연령, 성별, 학력, 경력, 고용상태, 기업특성, 산업, 직업, 사전 업무만족도 등이 유사한 개인들을 대응시켜 비교할 수 있다. 다만 PSM은 AI 활용의 확정적 인과효과를 식별하기 위해서라기보다는 AI 사용자와 비사용자 사이의 관측 가능한 특성 차이를 완화하여 비교 가능한 집단을 구성하기 위한 방법으로 활용된다.

성향점수는 개인이 관측 가능한 특성 X 를 가질 때 생성형 AI를 활용할 조건부 확률로 정의된다. 이를 식으로 표현하면 다음과 같다.

$$P(X_i) = \Pr(D_i = 1 \mid X_i)$$

여기서 D_i 는 개인 i 의 AI 활용 여부를 나타내며, AI 사용자는 1, 비사용자는 0의 값을 가진다. X_i 는 AI 사용 이전에 관측 가능한 공변량 벡터이다. 본 연구에서는 성향점수를 추정하기 위해 로짓모형을 사용하였으며, 공변량으로 연령, 성별, 최종학력, 학교소재지, AI 사용 이전 경력기간,

정규직 근무 비중, 고용상태, 기업유형, 기업규모, 4차 업무내용 만족도, 산업 및 직업분류를 포함하였다.

PSM의 핵심은 다수의 공변량을 하나의 성향점수로 요약한 뒤, 성향점수가 유사한 처치집단과 비교집단을 매칭하는 데 있다. 본 연구에서는 AI 사용자를 기준으로, AI 비사용자 중 성향점수가 가장 가까운 개인을 대응시키는 최근거리매칭법(nearest-neighbor matching)을 적용하였다.

본 연구의 관심 추정치는 분석상 처치집단에 대한 평균처치효과(ATET: Average Treatment Effect on the Treated)이다. 이는 실제로 AI를 사용한 사람들이 AI를 사용하지 않았을 경우와 비교하여 만족도에서 어느 정도 차이를 보이는지를 의미한다. 이를 식으로 나타내면 다음과 같다.

$$ATET = E(E(Y_i(1) \mid D_i = 1, P(X_i)) - E(Y_i(0) \mid D_i = 0, P(X_i)) \mid D_i = 1)$$

여기서 $Y_i(1)$ 은 개인 i 가 AI를 사용했을 때의 잠재적 결과이며, $Y_i(0)$ 은 동일한 개인이 AI를 사용하지 않았을 때의 잠재적 결과이다. 실제 자료에서는 한 개인에 대해 두 상태의 결과를 동시에 관측할 수 없기 때문에, 성향점수가 유사한 AI 비사용자를 비교대상으로 활용하여 가상의 결과를 추정한다.

PSM이 타당하게 작동하기 위해서는 두 가지 조건이 중요하다. 첫째, 관측 가능한 공변량을 조건으로 할 때 AI 사용 여부가 잠재적 결과와 독립적이어야 한다는 조건부 독립성 가정이다. 둘째, 동일한 공변량 특성을 가진 개인들 사이에서 AI 사용자와 비사용자가 모두 존재해야 한다는 공통지지 조건이다. 본 연구는 AI 사용 이전의 개인 특성, 교육 및 일자리 이력, 기업 특성, 산업 및 직업 특성, 4차 업무내용 만족도를 공변량으로 포함함으로써 관측 가능한 선택편의를 완화하고자 하였다.

마지막으로 매칭의 적절성을 확인하기 위해 매칭 전후의 공변량 균형성을 검토하였다. 구체적으로 각 공변량의 표준화 차이와 분산비를 비교하여, 매칭 이후 AI 사용자와 비사용자 간 사전 특성 차이가 충분히 줄어들었는지를 확인하였다.⁷⁾

본 연구에서 성향점수매칭은 관측 가능한 변수에 기초하여 선택편의를 완화하는 방법이므로, 관측되지 않은 개인의 성향이나 능력, 숙련도, 조직 문화 등은 완전히 통제하지 못한다. 따라서 연구의 결과는 엄밀한 의미에서 AI 활용의 순수한 인과효과를 입증하는 것이라기보다는, 준실험적 방법을 통해 관측 가능한 특성이 유사한 개인들 사이에서 AI 활용과 만족도 간의

7) 성향점수매칭의 목적은 AI 사용자와 비교 가능한 비사용자 집단을 구성하는 데 있으므로, 매칭 후 균형성 검토는 분석 결과의 신뢰성을 판단하는 중요한 절차이다.

조건부 관계를 추정한 것으로 해석할 필요가 있다. 이에 더해 추정 결과의 강건성 및 한계를 보완하기 위해 IPWRA 추정⁸⁾과 만족도 변화량 분석, AI 활용 이점과 만족도 간 분석을 추가하여 수행하였다.

2. 기초 통계

<표 1>은 생성형 AI 활용 여부에 따른 주요 변수의 기초통계를 제시한 것이다. 이 표는 이후 <표 3>의 주분석에서 사용된 분석표본과 공변량을 기준으로 생성하였다. 즉, 5차 조사 시점에서 현재 일자리에 종사하고 있으며, 생성형 AI 활용 여부, 업무내용 만족도, 4차 조사 업무내용 만족도, 개인 특성, 교육 특성, 경력 및 일자리 특성, 산업과 직업 변수에 결측이 없는 표본을 대상으로 한 것이다.

<표 1>에서는 생성형 AI를 활용하지 않는 집단을 비교집단으로, 생성형 AI를 활용하는 집단을 처치집단으로 구분하였다. 기초통계를 살펴보면, AI 활용 여부에 따라 개인 및 일자리 특성에 차이가 존재하는 것으로 나타난다. 먼저 성별 구성에서는 처치집단에서 여성 비중이 비교집단보다 높았다. 학력별로는 처치집단에서 대졸 이상 비중이 상대적으로 높고, 고졸 이하 비중은 낮았다. 최종학교 소재지의 경우에도 처치집단에서 수도권 비중이 더 높게 나타났다. 이는 AI 활용 여부가 개인의 교육 수준 및 교육 배경과 관련될 가능성을 보여준다.

8) 본 연구에서는 성향점수매칭 결과의 강건성을 확인하기 위해 IPWRA(Inverse Probability Weighted Regression Adjustment) 추정도 함께 수행하였다. IPWRA는 역확률가중치와 회귀보정을 결합한 추정방법으로, 처치모형과 결과모형을 동시에 설정한다는 점에서 PSM과 구별된다. 구체적으로 먼저 로짓모형을 통해 개인의 AI 활용 확률, 즉 성향점수를 추정하고, 이 확률을 바탕으로 AI 사용자와 비사용자에게 가중치를 부여한다. 이후 가중된 표본에서 결과변수인 업무내용 만족도 또는 자기발전 만족도를 회귀모형으로 보정하여 처치효과를 추정한다. IPWRA 추정에 사용한 공변량은 PSM 분석과 동일하게 구성하였다. 처치모형에는 연령, 성별, 최종학력, 학교소재지, AI 사용 이전 경력기간, 정규직 근무 비중, 고용상태, 기업유형, 기업규모, 4차 업무내용 만족도, 재분류된 산업 및 직업분류를 포함하였다. 결과모형에도 동일한 변수들을 포함하여, AI 활용 여부와 만족도 간의 관계가 관측 가능한 개인 및 일자리 특성을 조정한 후에도 유지되는지를 확인하였다.

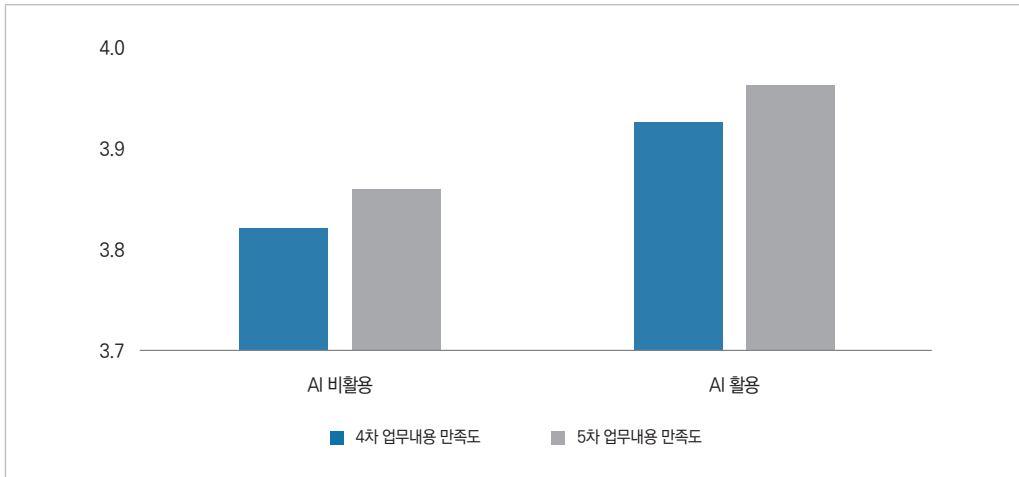
표 1 주요 변수의 기초 통계

		비교 집단	처치 집단
성(%)	남성	49.6	42.3
	여성	50.4	57.7
학력(%)	고졸 이하	21.2	7.6
	전문대졸	23.9	19.1
	대졸	52.9	69.8
	대학원졸	2.0	3.4
지역(%)	수도권	43.1	55.3
	비수도권	56.9	44.7
종사상지위(%)	상용직	81.6	88.6
	임시일용직	11.7	6.9
	비임금근로	6.7	4.5
회사 유형(%)	민간회사	77.1	74.4
	외국계	1.0	0.9
	공공기관 및 정부부처	10.1	15.2
	법인단체	11.9	9.5
사업체 규모(%)	49인 이하	64.5	51.8
	50~299인	20.3	28.6
	300인 이상	15.2	19.6
산업 ⁹⁾ (%)	광공업	16.2	20.0
	소비자 서비스업	37.0	19.2
	생산자 서비스업	16.9	28.1
	공공 부문	0.6	1.1
	사회 서비스업	25.6	27.4
	건설업	3.7	4.1
직업(%)	전문, 사무직	58.3	83.9
	서비스, 판매	25.4	11.3
	기능, 조립, 단순 등	16.3	4.8
연령(세)		27.3	27.6
경력 기간(로그)		3.7	3.7
4차 조사 업무내용 만족도(표준변환점수)		-0.038	0.140
5차 조사 업무내용 만족도(표준변환점수)		-0.035	0.138
4, 5차 간 만족도 변화량(표준변환점수)		0.003	-0.002

9) 산업은 21개 대분류를 광공업, 소비자 서비스업(도소매, 숙박, 운수, 여가, 개인서비스업 등), 생산자 서비스업(금융, 출판, 부동산, 임대, 과학기술 등), 공공 부문(전기, 가스, 수도 등), 사회 서비스업(공공행정, 국방, 의료, 교육 등), 건설업으로 재분류하였고 직업은 9개 대분류를 전문 및 사무, 서비스 및 판매, 기능·조립·단순 종사자로 재분류

일자리 특성에서도 두 집단 간 차이가 확인된다. 처치집단은 비교집단보다 상용직 비중이 높고, 임시·일용직 및 비임금근로 비중은 낮았다. 사업체 규모 측면에서는 규모가 커질수록 AI를 사용한다는 응답이 높아졌다. 산업별로는 처치집단에서 생산자 서비스업 비중이 높게 나타난 반면, 비교집단에서는 소비자 서비스업 비중이 높았다. 직업별로도 처치집단은 전문·사무직 비중이 높고, 서비스·판매직 및 기능·조립·단순직 비중은 낮게 나타났다.

그림 1 AI 활용 여부별 업무 내용 만족도



[그림 1]은 AI 활용 여부별 4차 및 5차 업무내용 만족도 평균을 제시한 것이다. 그림에서도 AI 사용자 집단의 만족도가 두 시점 모두에서 상대적으로 다소 높게 나타난다. 그러나 4차 조사에서도 이미 집단 간 차이가 존재한다는 점은, AI 활용 여부에 따른 5차 만족도 차이가 사전 특성 및 사전 만족도 차이와 관련될 수 있음을 시사한다. 이는 성향점수매칭을 통해 관측 가능한 특성이 유사한 AI 사용자와 비사용자 간 비교가 필요함을 보여준다.

이상의 기초통계는 AI 사용자와 비사용자 간 학력, 산업, 직업, 사업체 규모 등 관측 가능한 측면에서 특성 차이가 존재함을 보여준다. 따라서 AI 활용과 업무내용 만족도 간 관계를 분석하기 위해서는 이러한 집단 간 특성 차이를 고려할 필요가 있으며, 이는 성향점수매칭을 활용하여 비교 가능한 집단을 구성할 필요성을 뒷받침한다.

3. 추정 결과

가. 공변량 균형성 검토

분석에 앞서 처치집단과 비교집단 사이 변수들이 실제 비슷한 분포를 갖는지 확인할 필요가 있는데 이를 위해 매칭 전후 공변량 균형성을 검토하였다. <표 2>는 <표 3>의 주분석에서 사용한 표본과 공변량을 기준으로 산출하였다.

표 2 매칭 전후 공변량 균형성

		Standardized differences		Variance ratio	
		Raw	Matched	Raw	Matched
연령		0.10460	0.02088	0.86225	0.97838
성별(남성 기준)	여성	0.14633	-0.06962	0.97695	1.02711
학력(고졸 기준)	전문대졸	-0.11501	-0.02944	0.85255	0.95617
	대졸	0.35199	0.02538	0.84632	0.97905
	대학원졸	0.08503	0.01090	1.65777	1.05847
지역(비수도권 기준)	수도권	0.24580	0.01177	1.00894	0.99764
경력(로그 변환)		-0.02404	-0.00234	0.98293	1.01566
정규직 비중(경력 기간 내)		0.17121	0.00546	0.72198	0.92596
종사상지위(상용직 기준)	임시일용직	-0.16563	-0.00764	0.62332	0.97465
	비임금근로	-0.09533	-0.04058	0.68878	0.84413
회사 유형 (민간 회사 기준)	외국계	-0.01150	0.02217	0.88980	1.28319
	공공기관 및 정부부처	0.15608	-0.02682	1.42817	0.95071
	법인단체	-0.07783	0.02028	0.82004	1.05908
사업체 규모 (49인 이하 기준)	50~299인	0.19529	-0.01935	1.26532	0.98229
	300인 이상	0.11616	0.00000	1.22293	1.00000
산업(광공업 기준)	소비자 서비스업	-0.40287	-0.02938	0.66703	0.95646
	생산자 서비스업	0.27026	0.00000	1.43822	1.00000
	공공 부문	0.05844	0.01985	1.94506	1.21981
	사회 서비스업	0.04129	0.01097	1.04564	1.01131
	건설업	0.01871	0.04678	1.09380	1.26117
직업 (전문 및 사무직 기준)	서비스, 판매	-0.36882	-0.02727	0.53089	0.93729
	기능, 조립, 단순 등	-0.38164	0.00924	0.33419	1.04042
4차 조사 업무내용 만족도		0.18246	-0.00179	0.87754	1.09966

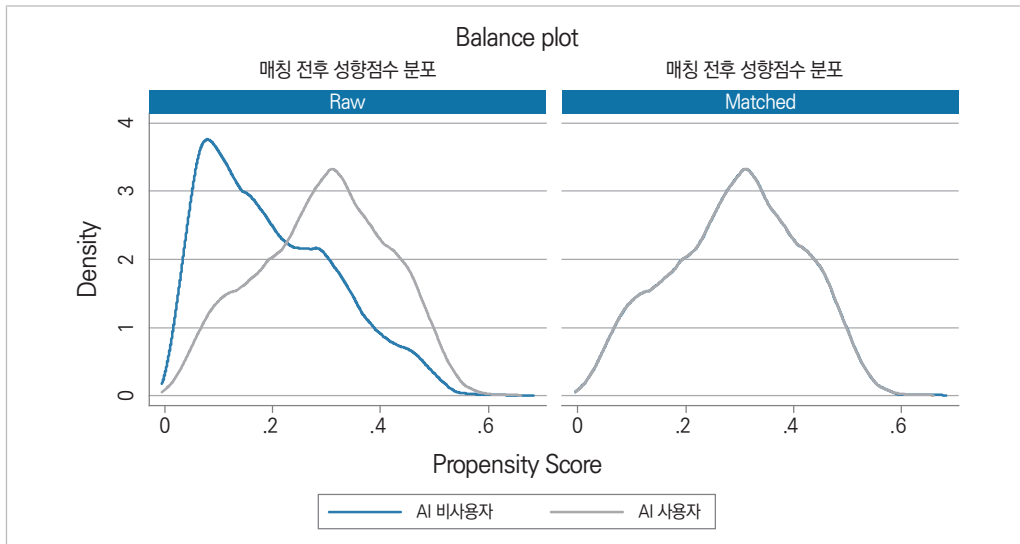
<표 2>는 매칭 전후 각 공변량의 표준화 차이와 분산비를 제시한 것이다. 표준화 차이는 처치 집단과 비교집단 간 평균 차이를 표준화한 값으로, 두 집단의 공변량 분포가 얼마나 유사한지를 보여준다. 일반적으로 표준화 차이의 절댓값이 작을수록 두 집단의 특성이 유사하다고 해석하며,

0.1 이하이면 비교적 양호한 균형을 보이는 것으로 판단한다. 분산비는 두 집단 간 분산의 유사성을 보여주는 지표로, 1에 가까울수록 두 집단의 분포가 유사하다고 볼 수 있다(Rubin, D. B.(2001)).

<표 2>에서 Raw는 매칭 전의 균형 상태를, Matched는 매칭 후의 균형 상태를 의미한다. 매칭 전에는 학력, 지역, 산업, 직업, 사업체 규모, 사전 업무내용 만족도 등에서 처치집단과 비교집단 간 차이가 존재하였다. 이는 앞서 제시한 기초통계와 마찬가지로, AI 사용자와 비사용자가 사전적으로 동일한 집단이 아니었음을 보여준다. 따라서 단순 비교를 통해 AI 활용과 만족도 간 관계를 해석할 경우 선택편의가 발생할 가능성이 있다.

반면 매칭 후에는 대부분의 공변량에서 표준화 차이가 축소되었고, 분산비도 1에 가까워지는 경향을 보였다. 이는 성향점수매칭을 통해 관측 가능한 특성 측면에서 AI 사용자와 비교 가능한 비사용자 집단이 구성되었음을 시사한다. 특히 본 연구의 주요 결과변수와 밀접하게 관련될 수 있는 4차 조사의 업무내용 만족도 역시 매칭 이후 두 집단 간 차이가 크게 줄어들었다는 점은 추정 결과의 신뢰성을 높여줄 것으로 기대된다.

그림 2 매칭 전후 성향점수 분포



[그림 2]는 매칭 전후 성향점수 분포를 제시한 것이다. 매칭 전에는 AI 사용자와 비사용자의 성향점수 분포가 서로 다르게 나타났으나, 매칭 이후에는 두 집단의 분포가 상당히 유사해졌음을 확인할 수 있다. 이는 <표 2>의 공변량 균형성 결과와 일관되며, 매칭을 통해 관측 가능한 특성 차이가 상당 부분 완화되었음(동질화)을 시각적으로 보여준다.

따라서 이후 제시하는 추정 결과는 AI 사용자와 비사용자의 단순 차이가 아니라 관측 가능한 특성이 유사한 집단들 사이에서 확인되는 조건부 관련성 차원에서, AI 활용 여부에 따른 만족도 차이를 추정한 결과로 해석할 수 있다.

나. AI 활용에 따른 분석 결과

앞서 기초통계와 공변량 균형성 검토에서 확인한 것처럼, 생성형 AI 사용자와 비사용자는 학력, 산업, 직업, 기업규모, 사전 업무내용 만족도 등에서 차이를 보였다. 본 연구는 이러한 집단 간 특성 차이가 추정 결과에 반영될 가능성을 고려하여, 개인 특성, 교육 특성, 일자리 이력, 고용상태, 기업특성, 산업 및 직업, 4차 조사 업무내용 만족도 등 다양한 공변량을 활용하였다. 이를 통해 AI 사용자와 비사용자를 관측 가능한 특성 측면에서 최대한 유사한 집단으로 구성한 뒤, AI 활용 여부와 업무내용 만족도 간 관계를 추정하였다. 또한 AI 활용 여부와 5차 만족도가 동일 조사에서 측정되었다는 점을 고려하여, 4차 조사 업무내용 만족도를 공변량으로 포함하고, IPWRA 추정과 만족도 변화량 분석을 함께 제시하여 결과의 강건성을 재검토하고 해석상의 한계를 보완하고자 하였다.

표 3 주요 PSM 및 IPWRA 결과

추정방법	결과 변수	ATET (평균 처치 효과)	표준오차	p값	해석
PSM	5차 업무 내용 만족도	0.083	0.049	0.092	약한 양의 관계
IPWRA	5차 업무 내용 만족도	0.059	0.034	0.085	약한 양의 관계
PSM	4, 5차 간 만족도 변화량	0.072	0.046	0.121	비유의, 양의 관계
IPWRA	4, 5차 간 만족도 변화량	0.050	0.029	0.085	약한 양의 관계

주: PSM 추정 시, 처치 효과가 발생한 표본 크기는 1,024인데 이는 AI를 현재 업무에서 활용하고 있다고 응답한 1,384명에 비해 감소한 것으로 매칭 과정에서 산업이나 직업에서 일부 직산업 제외 혹은 분류불가로 분류되거나 이전 직장 정보의 누락, 일부 통제 변수의 결측 등이 반영한 결과로 볼 수 있음

<표 3>은 생성형 AI 활용 여부가 업무내용 만족도에 미치는 영향을 PSM과 IPWRA를 통해 추정한 결과를 제시한다. 먼저 5차 업무내용 만족도를 결과변수로 사용한 PSM 추정 결과, AI 활용의 ATET는 0.083으로 나타났으며, 10% 수준에서 통계적으로 유의하였다. 이는 관측 가능한 사전 특성을 조정한 이후에도 AI 사용자의 업무내용 만족도가 비사용자에 비해 다소 높게 나타남을 의미한다.¹⁰⁾

10) 업무 내용 만족도를 표준점수로 변환하였기 때문에 AI 사용자는 비사용자에 비해 0.083 표준편차만큼 만족도가 높다고 해석한다. <표 5>까지 제시되는 모든 추정 결과들도 마찬가지로 해석한다.

IPWRA 추정 결과도 유사한 방향을 보였다. 5차 업무내용 만족도에 대한 IPWRA 추정치의 ATET는 0.059였으며, 10% 수준에서 유의하였다. IPWRA는 처치모형과 결과모형을 함께 고려하는 방식이므로, 이 결과는 PSM 결과가 특정 매칭 알고리즘에만 의존하지는 않는다는 점을 보조적으로 보여준다.

다음으로 4차와 5차 사이의 업무내용 만족도 변화량을 결과변수로 사용한 경우, PSM 추정치는 0.072로 양의 방향을 보였으나 통계적으로 유의하지 않았다. 반면 IPWRA 추정에서는 ATET가 0.050이며 10% 수준에서 유의하였다.

이상의 결과를 종합하면, 생성형 AI 활용은 5차 업무내용 만족도 수준과 대체로 양의 관계를 보였다. 변화량 분석에서도 추정치의 방향은 양의 값을 유지하였으나, 통계적 유의성은 모형에 따라 차이가 있었다. 다만 위에서 주지하였듯이 업무내용 만족도에 대한 AI 활용의 효과는 강한 효과라기보다는, 관측 가능한 특성을 조정한 이후에도 확인되는, 조건부로서 약한 양의 관련성으로 해석하는 것이 적절하다.

분석 표본으로부터 몇 가지 하위 표본을 추출하여 추정하여도 만족도가 유의하게 높아질 수 있는지를 확인해보았다. <표 4>는 하위 표본을 대상으로 한 PSM 추정 결과를 제시한다. 먼저 임금근로자 표본으로 한정된 경우, AI 활용의 ATET는 0.097로 추정되었고 p값은 0.059로 나타나 10% 수준에서 유의한 것으로 나타났다.

한편 기존 변수(<표 2>)에 전공 변수를 추가한 모형에서는 ATET가 0.072로 양의 방향을 유지하였으나 통계적으로 유의하지 않았다. 이는 AI 활용과 업무내용 만족도 간 관계가 공변량 구성에 따라 일부 달라질 수 있음을 보여준다. 전공은 산업이나 직업, 학력과 연관성이 높을 수 있으며 모형에 추가될 경우 전공은 산업, 직업과 함께 AI 활용이 업무내용 만족도에 미치는 영향을 공유할 가능성이 있다. 따라서 전공으로부터 추가되는 정보는 제한적이며 상관성이 높아져 오히려 표준오차를 커지게 만들 수 있다.

표 4 하위 표본의 PSM 결과

하위 표본	결과 변수	ATET (평균 처치 효과)	표준오차	p값	해석
임금근로자	5차 업무 내용 만족도	0.097	0.051	0.059	약한 양의 관계
+전공	5차 업무 내용 만족도	0.072	0.051	0.162	비유의, 양의 관계

<표 5>는 보조 결과 변수로 자기발전의 추구 만족도를 사용한 PSM 추정 결과를 제시한다. 5차 자기발전의 추구 만족도를 결과변수로 사용한 경우, AI 활용의 ATET는 0.093으로 추정되었는데 이는 AI 활용이 자기발전의 추구 만족도와도 약한 양의 관계를 가질 가능성을 보여준다.

특히 4차와 5차 사이의 자기발전의 추구 변화량을 결과변수로 사용한 경우, AI 활용의 ATET는 0.132로 추정되었고 1% 수준에서 유의한 것으로 나타났다. 이는 업무내용 만족도 변화량에 비해 더 뚜렷한 결과(<표 3>)이다. 이러한 결과는 생성형 AI 활용이 업무내용에 대한 만족도 자체보다 개인의 성장, 역량 향상, 자기발전 인식과 더 밀접하게 연결될 수 있음을 시사한다.

생성형 AI는 업무 현장에서 정보검색, 문서 작성, 요약·정리, 새로운 아이디어 도출, 자신이 하는 일에 대한 보완 등에 활용될 수 있다. 이러한 기능은 현재 수행하는 업무의 내용에 대한 만족도뿐 아니라, 개인이 자신의 일자리에서 성장 가능성을 어떻게 인식하는지와도 관련될 수 있다. 따라서 자기발전의 추구 만족도에서 더 뚜렷한 양의 결과가 나타난 것은 AI 활용의 효과가 업무수행의 효과성이나 편의성에서 파생되는 만족도뿐만 아니라 개인의 발전 가능성 인식과도 연결될 수 있음을 보여준다. 다만 이 결과 역시 AI 활용의 확정적 효과라기보다는, 관측 가능한 특성이 유사한 집단 사이에서 확인된 관련성으로 해석할 필요가 있다.

표 5 보조 결과 변수의 PSM 결과

추정 방법	결과 변수	ATET (평균 처치 효과)	표준오차	p값	해석
PSM	5차 자기 발전의 추구	0.093	0.048	0.056	약한 양의 관계
PSM	4, 5차 간 자기 발전의 추구 변화량	0.132	0.043	0.002	강한 양의 관계

한편, 앞서 소개한 PSM 추정 결과는 생성형 AI 활용 여부가 업무내용 만족도와 대체로 양의 관계를 나타내며 통계적으로도 유의함을 나타내지만, AI를 어떤 방식으로 활용하고 이것이 실제 업무수행에서 어느 정도 유용한지를 체감하는 것이 더 중요할 수도 있다. 이러한 가능성을 확인하기 위해 AI 사용자만을 대상으로 AI 활용 이점¹¹⁾과 업무내용 만족도 간 관계를 추가로 분석하였다.

업무 내용 만족도를 종속 변수로, 설명 변수로서 AI 활용 이점을 활용하여 회귀분석을 시도한 결과 <표 6>에서 제시한 바와 같이, AI 활용 이점은 5차 업무내용 만족도와 유의한 양의 관계를 보였다. 또한 4차와 5차 사이의 업무내용 만족도 변화량을 종속변수로 사용한 경우에도 AI 활용 이점은 유의한 양의 관계를 보였다.

11) AI 활용 이점 역시 청년패널2021 5차 조사에서 수집한 내용으로 업무시간 절약, 문서 작성, 요약 및 정리, 새로운 아이디어 도출, 신속한 정보 수집, 업무 역량 강화 등 AI 사용자가 실제 업무를 수행하면서 체감한 바를 5점 척도로 나타내게끔 문항을 구성하였다. 분석에서는 각 개인별로 조사한 항목들을 평균하여 설명변수로 활용하였다.

이 결과는 PSM 분석에서 확인된 AI 활용의 긍정적인 면이 단순한 사용 여부보다는 실제 업무상 유용성 체감과 관련될 가능성을 보여준다. 즉, AI를 통해 업무시간을 절약하거나, 문서 작성 및 정보수집을 보다 효율적으로 수행하거나, 새로운 아이디어와 업무역량 향상에 도움을 받는다고 인식하는 경우 업무내용 만족도에 대한 긍정적인 평가로 연결될 수 있다는 것이다.

AI 활용 이점 회귀분석은 AI 사용자 내부에서 만족도 차이가 어떠한 활용 경험과 연결되는지를 보여준다. 특히 AI 활용 이점의 계수가 업무내용 만족도 수준과 변화량 모두에서 유의하게 나타난 점은, 업무내용 만족도와 관련하여 AI 활용의 긍정적인 면이 실제 업무 수행에서 체감되는 유익함을 통해 표출될 수 있음을 시사한다.¹²⁾

표 6 AI 활용 이점과 업무 내용 만족도 간 메커니즘 분석

종속 변수	설명 변수	계수	표준오차	p값
5차 업무 내용 만족도	AI 활용 이점	0.266***	0.074	0.000
4, 5차 간 만족도 변화량	AI 활용 이점	0.224***	0.062	0.000

V. 결론

본 연구는 생성형 AI 활용이 청년 취업자의 업무내용 만족도 및 자기발전 만족도와 어떠한 관계를 갖는지를 실증적으로 분석하였다. 최근 생성형 AI는 문서 작성, 자료 요약, 정보 검색, 아이디어 도출 등 실제 업무수행 과정에서 활용될 수 있는 범위가 빠르게 확대되고 있다. 이에 따라 AI의 노동시장 효과를 취업자가 실제 업무 과정에서 체감하는 만족도와 변화라는 측면에서 살펴볼 필요가 있다. 이러한 문제의식에서 청년패널2021 5차 조사에서 새롭게 조사된 생성형 AI 활용 여부 문항을 활용하고, AI 활용 이전의 교육 및 일자리 이력, 4차 조사 업무내용 만족도 등을 결합하여 분석자료를 구축하였다.

주요 분석 결과는 다음과 같다. 먼저 기초 통계에서 AI 사용자와 비사용자는 학력, 산업, 직업, 사업체 규모, 사전 업무내용 만족도 등에서 차이를 보였다. AI 사용자는 비사용자에 비해 대졸 이상, 수도권 학교 출신, 상용직, 중대규모 사업체 종사자, 생산자 서비스업 및 전문·사무직 종사자 비중이 상대적으로 높았다.

12) 다만 AI 활용 이점은 AI 사용 이후에 측정된 주관적 평가임으로 이를 처치 이전 공변량이나 인과적 효과로 해석하기는 어려운 점이 있다. 본 연구에서는 <표 6>의 결과를 PSM을 통해 확인된 양의 관계가 어떠한 업무 이점과 연결될 수 있는지를 보조적으로 확인해주는 결과로 해석한다.

둘째, 이러한 사전 특성 차이를 고려하기 위해 성향점수매칭을 활용하여 두 집단을 유사하게 조정하였고 이를 바탕으로 AI 사용자와 비사용자를 비교할 수 있는 기반을 마련하여 PSM 추정을 통해 두 집단 간 만족도 차이가 발생하는지 검토하였다. 추정 결과, 생성형 AI 활용은 5차 업무내용 만족도와 양의 관계를 보였다. PSM 추정에서 AI 활용의 ATET는 0.083 표준편차로 추정되었으며, IPWRA 추정에서도 0.059 표준편차의 양의 관계가 확인되었다. 두 결과 모두 통계적 유의성은 주로 10% 수준에서 확인되었다.

셋째, 보조 결과변수인 자기발전의 추구 만족도에서는 업무내용 만족도의 경우보다 뚜렷한 결과가 확인되었다. 5차 자기발전의 추구 만족도에 대한 PSM 추정치는 양의 방향을 보였으며, 특히 4차와 5차 사이의 자기발전의 추구 변화량에서는 유의한 양의 관계가 나타났다. 이는 생성형 AI 활용이 현재 업무내용에 대한 만족도뿐 아니라, 개인이 인식하는 성장 가능성이나 업무역량 향상과 더 밀접하게 연결될 수 있음을 시사한다.

이상의 결과는 생성형 AI가 청년 취업자의 업무경험과 무관하지 않을 수 있음을 보여준다. 다만 연구의 결과만으로 AI 활용이 업무내용 만족도를 직접적으로 높인다고 결론짓기는 어렵다. 따라서 연구의 시사점은 강한 정책 처방이라기보다, 향후 청년층의 AI 활용과 업무경험 간 관계를 살펴볼 때 고려할 수 있는 탐색적 시사점으로 이해하는 것이 적절하다.

조금 더 구체적으로 본 연구 결과를 통해 제한적으로나마 몇 가지 시사점을 도출해보면 다음과 같다. 분석 결과에 따르면 생성형 AI 활용은 청년 취업자의 주관적 업무경험과 관련될 가능성이 있다. AI 활용 이점이 만족도와 유의하게 관련된다는 결과는, 청년층 대상 AI 교육이나 직업훈련에서 단순한 사용 확대보다 실제 업무상 유용성을 높이는 활용 방식에 주목할 필요가 있음을 시사한다. 예를 들어 업무별 활용 방법, 결과물 검토 능력, AI 활용의 한계와 윤리 등에 대한 교육은 향후 검토할 수 있는 방향이다.

비록 추정 결과는 유의미하게 도출되었지만 본 연구에는 몇 가지 한계가 있다. 가장 중요한 점은 AI 활용 여부와 5차 업무내용 만족도가 동일한 조사 시점에서 관측되었다는 점이다. 연구에서 활용한 AI 활용 여부는 청년패널2021 5차 조사에서 처음 확인되었고, 주된 결과변수인 업무내용 만족도 역시 5차 조사에서 측정된 값을 사용하였다. 따라서 AI 활용이 업무내용 만족도를 높였는지, 반대로 원래 업무내용 만족도가 높은 취업자가 AI를 더 적극적으로 활용했는지, 또는 관측되지 않은 제3의 요인이 AI 활용과 만족도 모두에 영향을 미쳤는지를 완전히 구분하기는 어렵다. 이러한 점에서 본 연구의 결과는 AI 활용의 엄밀한 인과효과라기보다, 준실험적 방법으로서 관측 가능한 사전 특성이 유사한 개인들 사이에서 확인되는 조건부 상관성으로 해석할 필요가 있다.

이러한 한계에도 불구하고 본 연구는 동시성 문제를 완화하기 위해 몇 가지 장치를 마련하였다. 무엇보다 성향점수매칭에 사용한 공변량은 가능한 한 AI 활용 이전 시점의 정보로 구성하였다. 연령, 교육 특성, 2024년 말 또는 4차 조사 시점까지의 일자리 이력, 고용상태, 기업특성, 산업 및 직업 정보를 활용함으로써 5차 조사 시점의 동시적 일자리 특성이 공변량에 포함되는 문제를 줄이고자 하였다. 둘째, 4차 조사 업무내용 만족도를 공변량에 포함하여 AI 활용 이전의 만족도 차이를 통제하였다. 이는 원래 업무만족도가 높은 사람이 AI를 사용할 가능성이 높다는 선택편의를 부분적으로 완화하기 위한 것이다. 셋째, 4차와 5차 사이의 만족도 변화량을 보조 결과변수로 활용하여 단순한 5차 만족도 수준 비교를 보완하였다. 이러한 접근은 동시성 문제를 완전히 제거하지는 못하지만, 통제 가능한 여러 변수를 활용하여 두 집단 간 비교를 시도하게 해준다.

향후 연구에서는 이러한 한계를 보완하기 위해 후속 조사자료를 활용한 패널 분석이 필요하다. 특히 청년패널2021 6차 이후 조사에서도 생성형 AI 활용 여부, 활용 빈도, 활용 이점, 업무내용 만족도 및 자기발전 만족도가 반복적으로 조사된다면, AI 활용의 시작 시점과 만족도 변화의 시간적 순서를 보다 명확히 구분할 수 있다. 예를 들어 AI 활용이나 시작 시점이 조사된다면 AI 활용 여부가 이후 만족도 변화에 미치는 영향을 더 엄밀하게 분석할 수 있을 것이다. 이 경우 PSM-DID, 사건연구(event-study) 등 보다 엄밀한 패널 분석 방법을 적용할 수 있을 것으로 기대된다.

결론적으로 분석 결과는 생성형 AI 활용이 청년 취업자의 업무내용 만족도와 양의 관계를 가지며, 자기발전의 추구 만족도와 AI 활용 이점 측면에서도 관련성이 나타날 수 있음을 보였다. 다만 AI 활용과 만족도의 동시 측정이라는 한계가 존재하므로, 본 연구의 결과는 탐색적 실증 분석으로서 이해할 필요가 있다.

참고문헌

- 손녕선·노희용(2025). 『LLM을 통한 AI 직업 노출도 측정 연구』. 정보통신정책연구원, 정책자료 25-12-03.
- 이예슬·황현준(2023). 「인공지능 노출 정도에 따른 고용 추세 분석: K자형 고용 양극화」. 『정보화정책』, 30(3), 69-91.
- 이환웅·방형준(2025). 「AI 기술 유형별 노동시장 영향 분석: 한국 고용보험 자료를 활용한 실증 연구」. 『한국경제의 분석』, 31(2), 129-184.
- 전병유·정준호·장지연(2022). 「인공지능(AI)의 고용과 임금 효과」. 『경제연구』, 40(1), 133-156.
- 한지우·오삼일(2023). 「AI와 노동시장 변화」. 『BOK 이슈노트』, 제2023-30호. 한국은행.
- Acemoglu, D., Autor, D., Hazell, J., and 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., and Wabitsch, A.(2023). “New Technologies and Jobs in Europe.” *Economic Policy*, 40(121), 71-139.
- Babina, T., Fedyk, A., He, A. X., and Hodson, J.(2023). “Firm Investments in Artificial Intelligence Technologies and Changes in Workforce Composition.” *NBER Working Paper*, No. 31325.
- Bonfiglioli, A., Crinò, R., Gancia, G., and Papadakis, I.(2023). “Artificial Intelligence and Jobs: Evidence from US Commuting Zones.” *CESifo Working Paper*, No. 10685.
- Rosenbaum, P. R., and Rubin, D. B.(1983). “The Central Role of the Propensity Score in Observational Studies for Causal Effects.” *Biometrika*, 70(1), 41-55.
- Rubin, D. B.(2001). “Using Propensity Scores to Help Design Observational Studies: Application to the Tobacco Litigation.” *Health Services and Outcomes Research Methodology*, 2, 169-188.
- Webb, M.(2019). “The Impact of Artificial Intelligence on the Labor Market.” *SSRN Working Paper*. DOI: 10.2139/ssrn.3482150.

계간
고용이슈

2026 여름호

계간
고용이슈

이슈분석

직업훈련 중복참여와 그 내부구조가
노동시장 성과에 미치는 영향

ISSUE ANALYSIS

직업훈련 중복참여와 그 내부구조가 노동시장 성과에 미치는 영향

조민수* · 이재성**

I. 서론

최근 노동시장의 구조적 변화와 산업전환이 가속화되면서 직업훈련의 중요성은 지속적으로 확대되고 있다. 디지털 전환과 탄소중립, AI와 로봇의 도입 등으로 대표되는 산업구조의 재편, 그리고 경기변동의 심화는 노동시장 내 직무 전환과 재취업을 요구하고 있다. 이에 대응하여 정부는 구직자 및 실업자의 숙련 향상과 노동시장 (재)진입을 지원하기 위한 적극적 노동시장정책(active labor market policy: ALMP)의 핵심 수단으로 다양한 직업훈련사업을 운영하고 있다.

주목할 만한 현상은 기술의 생애주기 단축 및 급격한 변화, 직무역량의 융·복합화로 인해 구직자들이 단일한 훈련만으로는 급변하는 노동시장에 온전히 대응하기 어려운 환경이 조성되고 있다는 점이다. 이에 따라 하나의 직업훈련 과정만 이수하는 단일참여(single participation)를 넘어, 복수의 훈련과정을 연속적 혹은 병행적으로 이수하는 중복참여(multiple participation)가 증가하고 있다. 이러한 직업훈련 중복참여 현상은 단순한 직업훈련 횟수의 물리적 증가를 넘어, 구직자가 노동시장에 (재)진입하기 위한 적극적인 취업 전략이자 숙련 축적의 동태적 의사결정과정으로 이해되어야 한다.

직업훈련 중복참여의 내부구조는 크게 두 가지(시간적 배열과 직무전환전략)로 나눌 수 있다. 첫째, ‘시간적 배열’에 따라 기존 훈련 종료 후 참여하는 ‘순차참여’와 동 기간에 한 개 이상의 훈련을 병행하는 ‘중첩참여’로 구분된다. 둘째, ‘직무전환전략’에 따라 기존과 동일한 직종을 수강하는 ‘직종반복’과 새로운 직종으로 전환하는 ‘직종변경’으로 나뉜다. 이러한 직업훈련 중복참여의 내부구조와 참여 방식에 따라 노동시장 성과가 차별적으로 나타날 가능성이 있다.

* 조민수, 한국고용정보원 일자리사업평가팀 책임연구원 (chominsoo@keis.or.kr)

** 이재성, 한국고용정보원 인력수급전망팀 부연구위원 (jslee15@keis.or.kr)

*** 본고의 내용은 기관의 공식견해가 아니며 집필자 개인의 견해라는 점을 밝힙니다.

직업훈련 중복참여와 그 내부구조(시간적 배열과 직무전환전략)가 노동시장 성과에 미치는 영향은 복합적인 구직자의 현실적 취업 전략으로 해석할 수 있다. 먼저 인적자본이론(Becker, 1964)의 관점에서 직업훈련 중복참여는 교육과 더불어 인적자본량(stock)을 늘리는 대표적인 수단으로 노동시장 성과(취업과 임금)에 긍정적인 영향을 미칠 것으로 예측된다. 다만 ‘직종반복’은 동종의 직종훈련을 중복수강함으로써 직종특수적 숙련을 심화(deepening)시키나, ‘직종변경’은 기존 숙련이 일부 소각(destruction)되는 비용과 매칭 품질의 향상이 교차하여 상충적 결과를 낳을 수 있다. 또한 훈련 간 시간적 격차를 두는 ‘순차참여’는 직업훈련을 받는 기간 동안 구직 감소로 인해 잠금(lock-in)효과의 위험이 있으나, ‘중첩참여’는 이종(異種) 지식의 결합을 통한 강력한 숙련의 보완성을 창출한다. 나아가 신호이론(Spence, 1973)에 따르면, 이러한 구조적 훈련 전략(중복참여)은 고용주에게 구직자의 전문성과 적응력을 알리는 강력한 신호로 기능한다. 따라서 직업훈련 중복참여와 그 내부구조에 따른 노동시장 성과는 실증적으로 엄밀하게 분석해야 하며, 이론적 예측과 실증분석 결과가 부합하는가를 검증할 필요성이 대두된다.

그러나 직업훈련 성과에 관한 기존의 실증 연구들은 대부분 특정 시점의 (단일)직업훈련 ‘참여 여부(binary)’를 기준으로 분석하는 수준에 머물러 있다(강순희, 노홍성, 2000; 유경준, 강병구, 2001; 유경준, 이철인, 2008; 김안국, 이상호, 2010; 최광성, 2017; Lechner et al., 2011; Card et al., 2018). 나아가 직업훈련의 중복참여 현상 자체를 분석 대상으로 삼거나, ‘시간적 배열’과 ‘직무전환전략’이라는 내부의 구조적 이질성까지 세분화하여 실증한 연구는 국내·외를 통틀어 극히 제한적이다. 이는 실제 노동시장에서 복합적이고 다층적으로 이루어지는 구직자들의 직업훈련 참여 행태를 기존 연구들이 충분히 포착하지 못하고 있음을 의미하며, 본 연구의 차별성을 부각시킨다.

본 연구는 한국고용정보원의 「2025년도 재정지원일자리사업 성과평가자료」를 활용하여 직업훈련의 중복참여와 그 내부의 참여구조(시간적 배열(순차참여, 중첩참여), 직무전환전략(직종반복, 직종변경))가 노동시장 성과(취업 및 임금)에 미치는 영향을 실증분석한다. 구체적인 연구 질문들은 다음과 같다. 첫째, 직업훈련의 중복참여와 그 내부구조가 주요 노동시장 성과지표인 취업과 임금에 어떠한 영향을 미치는가? 둘째, 직업훈련 참여자의 관찰 가능한 인적 특성에 기인한 자기선택(self-selection)편의를 성향점수매칭(PSM)으로 통제한 후에도, 단일참여자 대비 중복참여자의 유의미한 노동시장 성과 격차가 존재하는가? 셋째, 중복참여 내부의 시간적 배열과 직무전환전략에 따라 노동시장 성과가 이질적으로 나타나는가?에 대해 분석한다.

본 연구의 주요 실증분석 결과는 다음과 같다.

첫째, 기준 분석(Probit 및 OLS 모형)과 두 차례의 강건성 검정(3회 이상 다회 참여자 포함, 최종 훈련직종 고정효과)을 통해 실증한 결과, 직업훈련 중복참여는 단일참여 대비 취업확률을 통계적으로 유의하게 높이는 것으로 나타났다. 이에 따라 직업훈련 중복참여가 노동시장 진입 가능성(양적 성과)을 실질적으로 높이는 핵심 전략인 것으로 나타났다.

둘째, 로그임금(OLS) 모형에서는 중복참여가 단일참여 대비 통계적으로 유의한 임금 격차를 발생시키지 않는 것으로 나타나, 중복참여 전략이 단기적인 임금 페널티 없이 취업확률을 높이는 것으로 나타났으며, 중복참여 내부의 구조적 이질성을 분석한 결과, 훈련의 시간적 배열과 직무전환전략에 따라 노동시장 성과의 양상이 다르게 발현됨을 보였다.

셋째, 구직자의 관찰 가능한 인적 특성(연령, 학력, 지역, 첫번째 훈련직종 등)에 기인한 자기선택 편의를 통제하고 훈련의 인과적 효과를 정밀하게 식별하고자 성향점수매칭(PSM)을 적용하였다. 분석 결과, 취업확률 제고 효과는 기준 분석 대비 계수값이 소폭 감소하였다. 이는 상대적으로 고용 가능성이 우수한 구직자가 중복참여를 선택하는 상향 선택 편의(upward selection bias)가 실제 데이터에 일부 존재했음을 시사한다. 그러나 이러한 선택 편의를 보정한 후에도 취업확률을 유의하게 제고하고 로그임금에는 유의미한 격차를 발생시키지 않는다는 핵심 결론과 방향성은 기준 분석결과와 일치하여 분석 결과의 강건성을 최종적으로 다시 한번 확인하였다.

본 연구는 직업훈련 효과에 대한 단순한 참여 여부 중심의 기존 분석을 넘어, 직업훈련 중복참여와 그 구조적 이질성을 고려한 분석으로 확장함으로써 실증적 연구 범위를 넓히는 데 기여한다. 아울러 정책 현장의 실제 훈련 패턴을 실증함으로써, 향후 직업훈련 정책이 훈련의 시간적 배열과 직무전환전략을 고려한 맞춤형 직업훈련 과정의 연계 및 고도화의 필요성을 뒷받침하는 실증적 근거를 제시한다.

본 연구의 구성은 다음과 같다. 제2장에서는 활용된 분석자료의 특성을 설명하고, 선택 편의 통제를 위한 실증 모형을 제시한다. 제3장에서는 직업훈련 단일참여와 중복참여 집단 간의 현황 및 기초통계량을 비교하고, 중복참여자 내부의 구조적 이질성을 살펴본다. 제4장에서는 중복참여 여부 및 내부 참여구조가 취업과 임금에 미치는 영향에 대한 실증분석 결과를 제시한다. 마지막으로 제5장에서는 주요 분석 결과를 종합하고 정책적 시사점과 연구의 한계를 논의한다.

II. 분석자료 및 분석방법

본 연구는 직업훈련 중복참여와 그 내부구조(시간적 배열과 직무전환전략)가 노동시장 성과에 미치는 영향을 실증적으로 분석하기 위해 한국고용정보원의 「2025년도 재정지원일자리사업 성과평가자료」를 활용하였다. 동 자료는 직업훈련 정보와 고용보험 행정DB를 연계한 대규모 행정자료로 개인의 직업훈련에 대한 정확한 시작시점과 종료시점, 훈련직종 그리고 직업훈련 종료 이후의 취업 및 임금 정보를 포괄하고 있어 본 연구의 목적에 가장 부합한다.

연구 목적에 부합하는 분석표본을 구축하기 위해 다음과 같은 자료 정제과정을 거쳤다. 우선, 직업훈련의 세부 유형 중 노동시장 (재)진입과 정책적 개입의 필요성이 가장 높은 ‘구직자훈련’ 참여자로 분석 대상을 한정¹⁾하였다. 이어 노동시장 성과의 명확한 식별을 위해 훈련 ‘수료자’ 및 ‘조기취업자’만을 표본에 포함(중도탈락자 제외)하였으며, 구직이 일차적 목적이 아닌 ‘재학생 및 예비창업자’는 분석표본에서 제외하였다. 또한 원자료의 훈련 수준(training-level) 데이터를 개인 수준(person-level)으로 변환하는 과정에서 동일 개인이 다수의 훈련에 참여한 경우, 종속변수(취업 및 임금)와의 시계열적 정합성을 엄격하게 확보하기 위해 가장 마지막에 수강한 훈련을 기준으로 대표행(representative observation)을 구성하였다. 이러한 과정을 통해 구축된 최종 분석 표본은 총 454,395명이며, 이 중 1회만 참여한 단일참여자는 442,723명(97.4%), 2회 이상 훈련을 이수한 중복참여자는 11,672명(2.6%)이다.

전체 중복참여자 중 3회 이상 다회 참여자(223명)의 경우, 복수의 훈련 이력으로 인해 훈련 간의 시간적 배열과 직무전환전략을 단일하게 정의하고 식별하는 데 한계점이 존재한다. 따라서 본 연구는 직업훈련 중복참여의 전반적인 실태를 파악하는 제3장의 현황 및 기초통계까지 이들 포함하여 분석하되, 제4장 이후의 모든 실증분석(기준 모형 및 PSM)에서는 식별의 엄밀성을 기하기 위해 3회 이상 다회 참여자를 표본에서 완전히 제외하였다. 다만, 이들 3회 이상 다회 참여자를 표본에 포함시킨 상태로 추정된 강건성 검정(Robustness Check) 결과에서도 본 연구의 핵심 실증 결과는 흔들림 없이 강건하게 유지됨을 확인하였다(<부표> 참조). 나아가 성향점수매칭(PSM) 및 로짓 모형의 통계적 식별(Identification)을 저해하여 완전 예측(Perfect

1) 재정지원 일자리사업 중 직업훈련유형은 ‘구직자훈련, 재직자훈련, 일학습병행훈련’으로 구성된다. 재직자훈련과 일학습병행훈련은 참여자가 이미 취업 상태에 있거나, 일과 학습을 병행하는 집단으로, 노동시장 성과지표 역시 주로 중도탈락률과 고용유지율에 초점을 둔다. 그러나 고용유지율을 엄밀하게 분석하기 위해서는 근속기간, 경력연수, 훈련 전·후 이직 여부 등에 관한 정보가 필요하다. 본 자료에는 이러한 정보가 충분히 포함되어 있지 않아 직업훈련의 노동시장 성과와 인과적 효과를 분석하는 데 한계가 있다. 따라서 본 연구는 구직자훈련 참여자를 분석대상으로 한정하였다.

prediction) 오류를 유발하는 극소수 희소 직종을 전처리 과정에서 추가로 정제하여 PSM 분석에 활용될 최종 표본을 구축하였다.

본 연구의 종속변수는 직업훈련의 노동시장 이행 성과를 대리하는 ‘훈련 종료 후 6개월 이내 취업 여부(이항변수)²⁾’와 취업 일자리의 질적 수준을 나타내는 ‘로그임금(연속변수)’으로 설정하였다. 핵심 설명변수는 ‘중복참여 여부(더미변수)’이며, 중복참여자 내부의 이질적 성과를 심층적으로 규명하기 위해 훈련의 참여구조를 대리하는 두 가지 하위 변수를 추가로 구성하였다. 즉, 중복참여의 내부 구조는 ‘시간적 배열’을 나타내는 ‘참여유형(순차참여, 중첩참여)’과 ‘직무전환전략’을 나타내는 ‘직종구조(직종변경, 직종반복)’ 두 가지 하위 변수로 구성된다.

구체적으로, 시간적 배열인 ‘순차참여’와 ‘중첩참여’는 선행 훈련의 종료일과 후속 훈련의 시작일을 비교하여 식별하였다. 연구자의 자의적 임계값(예: 7일 이상) 설정에 따른 편향을 배제하고 데이터의 객관성을 유지하기 위해, 두 훈련 기간이 단 하루라도 시간상 겹치는 모든 경우를 중첩참여로, 전혀 겹치지 않는 경우를 순차참여로 정의하였다. 현행 국민내일배움카드 규정상 물리적인 훈련 ‘시간’의 중복은 금지되나 주말·야간 과정 등을 활용한 훈련 ‘기간’의 중복 수강은 허용되므로, 데이터상 관찰되는 기간 중첩은 구직자의 실질적이고 강도 높은 집중 훈련(Intensive training) 행태를 대리한다.

이와 함께, 직종구조의 ‘직종반복’과 ‘직종변경’은 2018년 개정된 제4차 한국고용직업분류(KECO) 코드의 ‘중분류(2자리)’ 일치 여부를 토대로 식별하였다. 본 분석 자료의 직종 코드는 대분류와 중분류까지만 제공되는 제약이 존재하나, 대분류 적용 시의 과소식별(Under-identified) 우려와 소분류 적용 시의 과대식별(Over-identified) 가능성을 고려할 때, 가장 적절하면서도 데이터 상 가장 자세한 분류체계인 ‘중분류’를 최종 식별 기준으로 채택하였다. 또한, 훈련 횟수와 투입량 간의 중복으로 인한 과다통제(Over-controlling) 편의를 방지하기 위해 실증분석 모형의 통제변수에서 ‘총 훈련시간’을 명시적으로 배제하였다. 아울러 처치(중복참여 여부) 이후에 결정되는 사후 변수 통제로 인한 왜곡을 차단하고자, 순수한 사전 공변량(Pretreatment covariate)인 ‘첫 번째 훈련 직종’ 고정효과를 엄격히 제어하였다. 이와 더불어 중복참여자의 경우 마지막 훈련 직종의 고유 특성이 노동시장 성과에 직접적인 영향을 미칠 수 있기에, 마지막 훈련 직종 고정효과를 투입한 모형을 강건성 검정으로 추가하여 분석결과의

2) ‘훈련 종료 후 6개월 이내’로 한정된 이유는 직업훈련의 순효과(net effect)를 엄밀하게 포착하기 위함이다. 성과 측정 기간이 너무 짧을 경우, 구직 과정에서 자연스럽게 발생하는 마찰적 실업(frictional unemployment) 기간을 충분히 반영하지 못하며, 반대로 너무 길 경우, 직업훈련 외의 거시경제적 요인을 비롯한 다양한 요인들이 개입될 우려가 있기 때문에, 훈련 종료 후 6개월이 가장 적절한 관찰 기간으로 판단하였다. 훈련과정 수료이전에 취업한 ‘조기취업’ 사례도 성공적인 성과로 포함된다(HRD-Net 역시 직업훈련의 성과지표로 훈련종료 후 6개월 이내 취업여부를 사용함).

안정성을 검증하였다.

통제변수로는 취업 및 임금 결정에 통상적으로 영향을 미치는 관찰 가능한 인구통계학적 특성(성별, 연령, 연령제곱, 교육수준, 신규구직자 여부)과 노동시장 환경 요인(17개 광역시·도 지역 고정효과 더미)을 투입하였다.

본 연구는 직업훈련 중복참여의 노동시장 효과와 그 내부 구조의 이질성을 분석하기 위해 다음 두 단계로 나누어 실증분석하였다.

첫째, 기준 분석(baseline analysis) 단계로 전체 표본을 대상으로 직업훈련 중복참여와 그 내부구조가 취업확률과 임금에 미치는 효과를 단일참여자와 비교하여 추정한다. 종속변수의 특성에 따라 취업 모형은 Probit 모형의 평균한계효과(AME)를 산출하고, 임금 모형은 최소자승법(OLS)을 활용한다. 이 과정에서 모형의 설정 편의를 확인하기 위해 두 가지의 강건성 검정(3회 이상 다회 참여자 포함, 최종 직종 통제)을 추가로 병행한다.

둘째, 성향점수매칭(PSM) 분석을 통해 직업훈련 중복참여의 자기선택편의를 보정한다(Rosenbaum & Rubin, 1983). 복수의 훈련에 참여하는 구직자는 애초에 노동시장 진입 의지가 높거나 잠재적 역량이 우수한 집단(상향 편의)일 가능성이 농후하다. 이러한 상향 선택 편의(upward bias)를 통제하지 않은 기준 분석 결과는 훈련의 진정한 인과적 효과를 과대추정(overestimate)할 위험이 있다. 동시에, 초기 취업에 실패하여 실업 기간이 장기화되었거나 구조적 어려움을 겪어 훈련을 반복 수강해야만 하는 취약 집단(하향 편의)일 가능성도 농후하다. 특히 후자의 하향 선택 편의(downward bias)를 통제하지 않은 기준 분석 결과는 훈련의 진정한 인적자본 효과를 과소추정(underestimate)하거나 페널티로 왜곡할 위험이 있다. 이를 교정하고자 관찰가능한 특성을 바탕으로 성향점수를 추정하고, 1:1 최근접 이웃 매칭(nearest-neighbor matching)을 적용하여 처치군(중복참여)과 통제군(단일참여) 간의 이질성을 엄격히 통제한 분석결과를 제시한다.

Ⅲ. 직업훈련 중복참여 현황 및 기초통계량

본 장에서는 본격적인 실증분석에 앞서 직업훈련 단일참여와 중복참여 집단 간의 전반적인 현황 및 기초통계량을 비교하고, 중복참여자 내부의 구조적 이질성(시간적 배열 및 직무전환전략)에 따른 인구통계학적 특성과 노동시장 성과(outcome)의 차이를 비교 검토한다.

1. 단일참여와 중복참여 집단 간 비교분석

<표 1>의 Panel A. 참여유형별 분포를 살펴보면, 전체 분석 대상 454,395명 중 1개의 직업훈련만 이수한 단일참여자는 442,723명(97.4%)이며, 2개 이상의 훈련을 이수한 중복참여자는 11,672명(2.6%)이다. 중복참여자의 절대적 비중은 크지 않으나, 훈련 자원의 집약적 수혜를 받는다는 점에서 정책적 중요성을 지니며 본 연구의 핵심 분석 대상이기도 하다.

표 1 직업훈련 참여 분포 및 훈련강도

Panel A. 참여유형별 분포			
구분	빈도	퍼센트(%)	
단일참여	442,723	97.4	
중복참여	11,672	2.6	
전체	454,395	100.0	

Panel B. 훈련강도 비교			
구분	단일참여(A)	중복참여(B)	Difference(A-B)
훈련참여횟수	1.00 (0.00)	2.02 (0.14)	-1.0***
총 훈련기간(일)	91.5 (83.6)	172.9 (77.0)	-81.4***
평균 훈련기간(일)	91.5 (83.6)	85.6 (38.0)	5.8***
1차 훈련시간	279.6 (359.9)	223.2 (289.8)	56.4***
2차 훈련시간	-	382.3 (377.4)	-
총 훈련시간	279.6 (359.9)	612.8 (398.7)	-333.2***
전체	442,723 (97.4%)	11,672 (2.6%)	

주: 1) 괄호 () 안의 수치는 표준편차(Standard Deviation)임.

2) 'Difference'는 단일참여자 평균에서 중복참여자 평균을 차감한 값에 대한 독립표본 t-검정(t-test) 결과임.

3) 총 훈련기간은 구직자의 실질적 훈련 투입량(Effort)을 포착하기 위해 개별 훈련 소요 일수를 단순 합산하여 산정함.

4) 평균 훈련기간은 개인별 총 훈련기간을 훈련참여횟수로 나누어 산출함.

5) *** p<0.01, ** p<0.05, * p<0.10.

자료: 2025년도 재정지원일자리사업 성과평가자료, 한국고용정보원.

<표 1>의 Panel B를 통해 훈련 강도를 비교하면, 중복참여자의 평균 훈련참여횟수는 2.02회이며, 총 훈련기간은 172.9일로 단일참여자(91.5일)에 비해 월등히 높다. 여기서 '총 훈련기간(일)'은 단순한 달력상의 경과 기간이 아닌, 개별 훈련 소요 일수를 합산하여 산정하였다. 1회당 평균 훈련기간을 살펴보면, 중복참여자가 85.6일로 단일참여자(91.5일)보다 유의하게 짧게 나타났다. 이는 중복참여자들이 장기 훈련 하나를 이수하기보다는, 상대적으로 단기인 프로그램들을 중심으로 여러 훈련을 연속적 혹은 병행적으로 엮어 수강하는 전략을 취하고 있음을 시사하나, 결과적으로 단일참여자 대비 총 훈련기간 자체는 81.4일 더 길어 구직 활동이 지연되는 잠금효과(Lock-in effect)의 위험 역시 상대적으로 클 것으로 예상된다. 나아가,

구직자가 훈련에 투입한 실질적인 절대적 인적자본 투자량(Training Intensity)을 포착하기 위해 실제 이수한 ‘훈련시간(시간)’을 세분화하여 살펴보았다. 단일참여자의 훈련시간은 평균 279.6시간인 반면, 중복참여자는 1차 훈련(223.2시간)에 이어 2차 훈련에 평균 382.3시간을 추가로 투입하였다. 결과적으로 중복참여자의 총 훈련시간은 평균 612.8시간에 달하는 것으로 나타났다. 이는 3회 이상 다회 참여자의 후속 훈련시간까지 모두 포괄하여 합산한 결과로, 단일참여자 대비 압도적으로 높은 수준의 훈련 강도가 투입되고 있음을 보여준다.³⁾

주목할 점은 <표 2>에 나타난 바와 같이 중복참여자의 절대다수인 98.1%(11,449명)가 2회만 훈련에 참여한 구직자라는 사실이다. 3회 이상 다회 참여자(223명, 1.9%)는 전체 분석 대상에서 차지하는 비중이 극히 미미할 뿐만 아니라, 구직보다는 훈련 수당 획득을 목적으로 하는 소위 ‘훈련 쇼핑(Training shopping)’ 행태나 만성적 미취업 상태에 놓인 특이 표본(Outlier)일 가능성을 배제할 수 없다. 특히 이들의 복잡한 훈련 이력은 본 연구의 핵심 변수인 시간적 배열과 직무전환 여부를 단일하게 식별하는 데 방법론적 한계를 야기한다. 따라서 본 연구는 분석의 명확성과 메커니즘 식별의 엄밀성을 위해, 이후의 모든 현황 분석 및 실증분석에서 3회 이상 참여자를 제외하고 ‘단일참여(1회)’와 ‘중복참여(2회)’ 집단만을 대상으로 표본을 제한한다.⁴⁾

<표 3>은 단일참여와 중복참여 두 집단 간 주요 변수의 기술통계량 및 평균 차이 검정(t-test) 결과를 보여준다. 노동시장 성과 주요변수의 차이를 살펴보면, 훈련 종료 후 6개월 내 취업률은 중복참여자(54%)가 단일참여자(46%)보다 8%p 높으며, 취업자의 로그임금 역시 중복참여자(14.49)가 단일참여자(14.36)보다 통계적으로 유의하게 높게 나타났다.

표 2 직업훈련 중복참여자의 훈련참여횟수 분포

훈련참여횟수	빈도	퍼센트(%)
2회	11,449	98.1
3회	220	1.9
4회	3	0.03
전체	11,672	100.0

자료: 2025년도 재정지원일자리사업 성과평가자료, 한국고용정보원.

3) ‘훈련기간(일)’과 ‘훈련시간(시간)’은 기술통계량을 통해 두 집단 간 차이를 확인하기 위함이며, 이들 변수를 실증분석에서 통제할 경우, 훈련 횟수와 투입량 간의 구조적 중복으로 인한 과다통제(Bad control) 편이가 발생할 수 있어 실증분석에서는 이들 변수들을 제외하였다.

4) 다만, 3회 이상 다회 참여자를 임의로 제외함에 따라 발생할 수 있는 표본 선택 편의(Sample selection bias) 우려를 불식시키기 위해, 이들을 중복참여 집단에 포함하여 추정한 결과를 본 논문의 강건성 검정(Robustness check) 파트(부표)에 별도로 제시하였다. 분석 결과, 3회 이상 다회 참여자를 포함하더라도 본 연구의 핵심적인 실증 결과의 방향성과 유의성은 동일하게 유지되었다.

표 3 단일참여와 중복참여 집단 간 주요 특성 비교

변수	단일참여(A)		중복참여(B)		Difference(A-B)
6개월 내 취업여부	0.46	(0.50)	0.54	(0.50)	-0.08***
로그임금	14.36	(0.63)	14.49	(0.53)	-0.12***
성별(남성=1)	0.32	(0.47)	0.42	(0.49)	-0.97***
연령	40.57	(14.99)	35.72	(12.66)	4.87***
신규구직자	0.20	(0.40)	0.19	(0.39)	0.02***
고졸 이하	0.50	(0.50)	0.37	(0.48)	0.13***
전문대졸	0.19	(0.39)	0.21	(0.41)	-0.02***
대졸 이상	0.31	(0.46)	0.41	(0.49)	-0.10***
표본수	442,723 (97.5%)		11,449 (2.5%)		454,172 (100.0%)

주: 1) 괄호 () 안의 수치는 표준편차(Standard Deviation)임.

2) 'Difference'는 단일참여자 평균에서 중복참여자 평균을 차감한 값에 대한 독립표본 t-검정(t-test) 결과임. (* p<0.1, ** p<0.05, *** p<0.01)

3) '로그임금'은 취업에 성공하여 임금 정보가 관측된 표본만을 대상으로 산출되었으므로 전체 관측치 수와 다름.

4) 지면의 한계로 분석에 통제변수로 포함된 지역더미(17개)와 기업규모더미(3개)의 기술통계량은 생략함.

자료: 2025년도 재정지원일자리사업 성과평가자료, 한국고용정보원.

그러나 이러한 노동시장 성과의 두 집단 간 차이를 중복참여의 온전한 순효과로 이해하기는 어렵다. 관찰된 인구통계학적 특성을 보면, 중복참여자는 단일참여자에 비해 평균 연령이 약 4.9세 가량 낮고(35.72세 vs 40.57세), 남성 비율(42% vs 32%) 및 대졸 이상 고학력자 비중(41% vs 31%)이 현저히 높다. 앞서 확인한 ‘총 훈련시간’ 측면에서도 두 집단 간 인적자본 투자 총량의 뚜렷한 격차(612.8시간 vs 279.6시간)가 존재한다. 즉, 애초에 상대적으로 고용 가능성이 높고 인적자본 수준이 우수한 구직자들이 직업훈련 중복참여에 더 적극적으로 참여하며 훈련 투자량 또한 월등히 높은 비무작위적(non-random) 행태를 보이고 있는 것이다. 이는 단순 회귀분석(OLS) 시, 우수한 관찰 특성에 기인한 상향 편의(upward bias)와 훈련을 반복 수강해야만 하는 미관찰된 고용 장벽(예: 실업 장기화 등)에 기인한 하향 편의(downward bias)가 복합적으로 혼재되어 추정치를 왜곡할 수 있음을 강하게 시사한다. 따라서 관찰가능한 공변량을 엄격히 통제하는 성향점수매칭(PSM) 기법의 도입이 필수적임을 기초통계 결과가 뒷받침해 준다.

2. 중복참여자 내부구조 및 이질성 비교

직업훈련 단일참여와 중복참여의 비교분석에 이어, 본 절에서는 중복참여자(11,449명) 집단 내부가 어떠한 참여 전략으로 구성되어 있는지 내부의 구조적 차이를 확인한다. 이를 위해 훈련의 ‘시간적 배열(순차/중첩)’과 ‘직무전환전략(직종반복/직종변경)’의 분포를 <표 4>와 같이 비교분석하였다.

표 4 중복참여자 내부의 참여구조 분포 및 교차분포

Panel A. 시간적 배열			
구분	빈도	퍼센트(%)	
순차참여	7,857	68.6	
중첩참여	3,592	31.4	
전체	11,449	100.0	
Panel B. 직무전환전략			
구분	빈도	퍼센트(%)	
직종반복	5,379	47.0	
직종변경	6,070	53.0	
전체	11,449	100.0	
Panel C. 참여구조 교차분포(행(row) 기준 %)			
구분	직종반복	직종변경	전체
순차참여	3,447(43.9)	4,410(56.1)	7,857(100.0)
중첩참여	1,932(53.8)	1,660(46.2)	3,592(100.0)
전체	5,379(47.0)	6,070(53.0)	11,449(100.0)

주: Panel C의 괄호 안 수치는 행(row) 기준 백분율(%)임.

자료: 2025년도 재정지원일자리사업 성과평가자료, 한국고용정보원.

첫째, 직업훈련 중복참여의 ‘시간적 배열(Panel A)’을 살펴보면, 기존 훈련 종료 후 신규 훈련에 진입하는 ‘순차참여’가 68.6%로 다수를 차지하며, 훈련기간이 시간적으로 겹치는 ‘중첩참여’는 31.4%로 나타났다. 순차참여의 비중이 높은 것은 구직자들이 선행 훈련의 결과를 바탕으로 추가적인 숙련 심화나 새로운 직무 탐색의 필요성을 인지하여 단계적으로 훈련에 재진입하는 경향이 강함을 보여준다. 아울러 동일 기간 내 복수 프로그램 수강을 제한적으로만 허용하는 현행 재정지원 일자리사업의 행정적 제약요건 역시 순차참여를 유인하는 배경으로 작용했을 가능성이 높다. 반면 31.4%의 중첩참여는 이러한 행정적 제약 속에서도 단기간에 이종(異種)의 기술을 집중적으로 결합하여 시너지를 창출하고자 하는 뚜렷한 목적 지향적 훈련 행태로 풀이된다.

둘째, 직업훈련 중복참여의 ‘직무전환전략(Panel B)’을 살펴보면, 기존 훈련과 다른 직종을 수강하는 ‘직종변경’ 참여자(53.0%)가 동일 직종을 반복하는 ‘직종반복’ 참여자(47.0%)를 소폭 상회한다. 중복참여자의 과반수가 두 번째 훈련에서 새로운 직종으로의 전환을 시도한다는 사실은, 구직자들이 직업훈련을 단순히 단일 기술의 숙련도를 심화(deepening)하는 데 그치지 않고, 기존 경력 경로를 수정하여 새로운 노동시장에 진입하기 위한 동태적인 ‘직무 전환’ 수단으로 적극 활용하고 있음을 보여준다. 한편 47.0%를 차지하는 직종반복 집단 역시, 단기간의 직업훈련 한 번으로는 불충분했던 직종특수적 인적자본(occupation-specific human

capital)을 고도화하여 특정 직무 영역 내에서의 경쟁력과 전문성을 강화하려는 전략적 선택으로 해석할 수 있다.

셋째, 두 참여구조 간의 교차분포(Panel C)를 살펴보면, 구직자의 전략적 선택이 상호 독립적이지 않음을 시사하는 비대칭적 분포가 관찰된다. 구체적으로 순차참여자 내부에서는 직종변경 비율(56.1%)이 높은 반면, 중첩참여자 내부에서는 직종반복 비율(53.8%)이 상대적으로 더 높게 나타났다. 이는 구직자의 목적에 따라 시간적 배열과 직무전환전략이 하나의 ‘전략적 패키지’ 형태로 결합됨을 의미한다.

이러한 참여구조 간의 교차적 특성과 뚜렷한 목적성은 <표 5>에 나타난 바와 같이 집단 간 인구통계학적 특성의 이질성 및 성과(취업과 임금)의 차이로 직결된다.

첫째, 시간적 배열에 따른 성과(Panel A)를 비교해 보면, 6개월 내 취업률은 두 집단 모두 53~54% 수준으로 통계적으로 유의미한 차이를 보이지 않았다. 즉, 노동시장 진입이라는 ‘양적 성과’ 측면에서는 두 방식 간 우열을 가리기 어렵다. 반면 취업의 ‘질적 성과’를 대리하는 로그임금에서는 중첩참여 집단(14.53)이 순차참여 집단(14.47)보다 유의하게 높은 수준을 기록하였다. 이러한 결과는 인적 특성의 이질성과 맞물려 해석된다. 실제로 중첩참여자자는 순차참여자자에 비해 평균 연령이 낮고(33.2세 vs 36.85세), 노동시장 진입 경험이 없는 신규구직자 비율이 상대적으로 높다(21% vs 18%). 이는 흡수력이 높은 젊은 구직자들이 단기간에 이중의 훈련을 집중적으로 병행하여 고도화된 융복합적 숙련의 보완성을 형성하고, 이를 바탕으로 높은 초기 임금 프리미엄을 보장하는 일자리로 진입하고 있음을 시사한다.

둘째, 직무전환전략에 따른 성과(Panel B)는 Panel A와 대비되는 흥미로운 역전 양상을 띤다. 취업률의 경우 새로운 직종으로 전환한 직종변경 집단(55%)이 기존 직종을 유지한 직종반복 집단(52%)보다 유의하게 높은 반면, 취업 후 로그임금은 직종반복 집단(14.53)이 직종변경 집단(14.45)보다 오히려 더 높게 나타났다. 이러한 취업률과 임금 간의 비대칭적 역전 현상은 직종특수적 인적자본에 대한 이론적 설명의 실증적 증거라 할 수 있다. 훈련 직종을 변경하는 전략은 구직 포트폴리오를 확장하여 취업확률을 끌어올리는 데는 효과적이거나, 기존의 직종 특수적 숙련이 소각되고 새로운 직무에 초보자로 진입해야 하므로 초기 임금 수준 측면에서는 상대적 열위에 놓일 수 있음을 시사한다. 실제로 직종변경 집단은 평균 연령이 상대적으로 높고(38.38세 vs 32.72세) 여성의 비중이 압도적으로 많아(67% vs 48%), 임금을 다소 양보하더라도 노동시장 (재)진입 자체를 우선시하는 행태가 반영되었을 가능성이 있다. 반대로 직종반복 집단(상대적으로 젊은 연령, 남성 비중 높음)은 지원가능한 일자리의 풀(pool)이 좁아지더라도 해당 분야의 전문성을 심화하여 높은 임금 프리미엄을 획득하는 결과를 보여준다.

표 5 중복참여 내부구조에 따른 집단 간 특성 비교

Panel A. 순차참여와 중첩참여 비교					
변수	순차참여(A)		중첩참여(B)		Difference(A-B)
6개월 내 취업여부	0.54	(0.50)	0.53	(0.50)	0.01
로그임금	14.47	(0.55)	14.53	(0.47)	-0.06***
성별(남성=1)	0.40	(0.49)	0.45	(0.50)	-0.05***
연령	36.85	(12.87)	33.24	(11.79)	3.62***
신규구직자	0.18	(0.38)	0.21	(0.41)	-0.03***
고졸 이하	0.38	(0.49)	0.36	(0.48)	0.02**
전문대졸	0.22	(0.41)	0.20	(0.40)	0.02**
대졸 이상	0.40	(0.49)	0.44	(0.50)	-0.04***
표본수	7,857(68.6%)		3,592(31.4%)		11,449(100.0%)
Panel B. 직종반복과 직종변경 비교					
변수	직종반복(A)		직종변경(B)		Difference(A-B)
6개월 내 취업여부	0.52	(0.50)	0.55	(0.50)	-0.03***
로그임금	14.53	(0.49)	14.45	(0.55)	0.08***
성별(남성=1)	0.52	(0.50)	0.33	(0.47)	0.19***
연령	32.72	(11.41)	38.38	(13.10)	-5.65***
신규구직자	0.22	(0.41)	0.16	(0.37)	0.06***
고졸 이하	0.40	(0.49)	0.35	(0.48)	0.06***
전문대졸	0.19	(0.39)	0.23	(0.42)	-0.04***
대졸 이상	0.41	(0.49)	0.42	(0.49)	-0.01*
표본수	5,379(47.0%)		6,070(53.0%)		11,449(100.0%)

주: 1) <표 1>의 주석 참조.

2) Panel A에서 순차참여는 기존 훈련 종료 이후 신규 훈련에 참여한 경우를 의미하며, 중첩참여는 훈련기간이 서로 중복되는 경우를 의미함.

3) Panel B에서 직종반복은 동일 직종 훈련에 반복 참여한 경우를 의미하며, 직종변경은 훈련 직종이 변경된 경우를 의미.

자료: 2025년도 재정지원일자리사업 성과평가자료, 한국고용정보원.

종합하면, 본 절의 기초통계 분석 결과는 이어지는 제4장의 실증분석에 있어 다음과 같은 함의를 제공한다. 첫째, 중복참여자와 단일참여자 간에는 성과의 격차뿐만 아니라 관찰가능한 인적 특성 전반에서 체계적인 차이가 존재하므로, 단순한 선형 모형을 넘어서는 정교한 선택 편익(selection bias) 통제의 필요성이 대두된다. 직업훈련의 중복에 대한 개인의 선택이 무작위적이지 않음을 의미하므로, 조건부 독립성 가정에 기반한 PSM 추정을 통해 자기선택 편익을 통제하는 것이 필수적이다.

둘째, 중복참여 집단 내부는 단일한 특성의 동질적 집단이 아니기 때문에 이질성을 고려한 실증분석 모형이 필요하다. 시간적 배열과 직무전환전략에 따라 취업과 임금에서 서로 다른 비대칭적 성과 패턴이 관찰되므로, 중복참여를 단일 더미변수로만 간주하는 분석은 처치효과 이질성(treatment effect heterogeneity)을 은폐할 수 있다. 이에 본 연구는 중복참여 내부의 전략적 선택 효과를 면밀히 식별하기 위해, 기준 모형 외에도 내부 참여구조(시간적 배열 및 직종 변경 여부)를 구분한 심층 분석을 병행한다.

IV. 직업훈련 중복참여가 노동시장 성과에 미치는 영향 분석결과

1. 직업훈련 중복참여가 노동시장 성과에 미치는 영향 기준분석(baseline)

<표 6>은 전체 표본(3회 이상 다회 참여자 223명을 제외한 454,172명)을 대상으로 직업훈련 중복참여가 노동시장 성과에 미치는 영향을 추정한 기준분석(baseline analysis) 모형에 대한 실증분석 결과이다. 종속변수의 특성을 고려하여 취업 성과는 Probit 모형의 평균한계효과(AME)로, 임금 성과는 OLS를 통해 추정하였다.

우선 Panel A의 분석결과를 살펴보면, 중복참여는 단일참여 대비 취업확률을 유의하게 제고하지만 임금 수준에는 통계적으로 유의미한 영향을 미치지 않는 것으로 나타났다. Probit 평균한계효과 기준, 중복참여 집단은 단일참여 집단에 비해 훈련 종료 후 6개월 내 취업확률이 무려 8.03%p나 높게 나타났다. 반면, 로그임금 모형의 추정 계수는 0.0034로 통계적 유의성이 관찰되지 않았다. 이는 직업훈련의 중복참여가 단기적인 임금 페널티를 유발하지 않으면서도, 노동시장 (재)진입의 문턱을 낮추고 고용 가능성(양적 성과)을 높이는 데 매우 효과적인 전략임을 시사한다.

Panel B는 중복참여자 내부의 시간적 배열을 ‘순차참여’와 ‘중첩참여’로 구분하여 단일참여와 비교한 결과이다. 취업확률 제고 효과는 순차참여(+8.32%p)와 중첩참여(+7.50%p)가 비슷한 수준으로 나타났으며 계수 동일성 검정에서도 두 집단 간 통계적 차이는 발견되지 않았다. 반면, 임금 성과에서는 뚜렷한 비대칭성이 관찰되었다. 순차참여의 로그임금은 -0.0083으로 단일참여와 통계적 차이가 없었으나, 중첩참여 집단은 단일참여 대비 유의미한 임금 프리미엄(+0.0300)을 획득하는 것으로 나타났으며, 계수 동일성 검정에서도 두 집단 간 뚜렷한 격차가 확인되었다. 이는 앞서 제2장 이론적 배경에서 논의한 바와 같이, 중첩참여가 단기간의 이종(異種) 기술

결합을 통한 ‘숙련의 보완성(skill complementarity)’을 창출하여 초기 진입 임금을 유의하게 상승시키는 기제로 작동함을 실증적으로 보여준다.

Panel C는 직무전환전략(직종반복 vs 직종변경)에 따른 효과를 분석한 결과이다. 직종변경 집단의 취업확률 증가폭은 9.90%p로, 직종반복 집단(5.97%p)을 크게 상회하였으며, 통계적으로 매우 유의미한 격차이다. 이는 새로운 직종으로의 전환 훈련이 구직 포트폴리오를 다각화하여 노동시장 재진입 문턱을 낮추고 취업 가능성을 폭넓게 확장하는 데 효과적임을 의미한다. 반면 임금 모형에서는 직종반복(-0.0038)과 직종변경(+0.0093) 모두 단일참여 집단과 비교하여 통계적으로 유의미한 임금 하락이 발생하지 않았으며, 두 전략 간 임금 계수의 통계적 차이 역시 관찰되지 않았다.

표 6 직업훈련 중복참여가 노동시장 성과(취업과 임금)에 미치는 영향(Probit/OLS)

Panel A. 기준분석 : 중복참여 여부(기준: 단일참여)		
변수	취업확률(AME, Probit)	로그임금(OLS)
중복참여	0.0803*** (0.005)	0.0034 (0.007)
Panel B. 참여유형 I : 시간적배열(기준: 단일참여)		
중복(순차)	0.0832*** (0.005)	-0.0083 (0.009)
중복(중첩)	0.0750*** (0.008)	0.0300** (0.013)
[계수 동일성 검정] 순차 = 중첩 (p-value)	0.408	0.013**
Panel C. 참여유형 II : 직종반복 여부(기준: 단일참여)		
중복(직종반복)	0.0597*** (0.007)	-0.0038 (0.011)
중복(직종변경)	0.0990*** (0.006)	0.0093 (0.010)
[계수 동일성 검정] 반복 = 변경 (p-value)	0.000***	0.363
통제변수		
개인특성	✓	✓
지역고정효과	✓	✓
첫훈련직종	✓	✓
기업규모	-	✓
표본수	454,172	205,443

주: 1) 괄호 () 안의 수치는 표준오차(Standard Error)임.

2) 취업확률 모형은 Probit 평균한계효과(AME)를 제시하였으며, 임금 모형은 최소제곱법(OLS) 추정계수임.

3) [계수 동일성 검정]은 두 하위 집단(순차 vs 중첩, 직종반복 vs 직종변경) 간 추정 계수(또는 한계효과)의 차이가 없다는 귀무가설에 대한 Wald 검정의 p-value임.

4) 개인특성 통제변수는 성별, 연령, 연령제곱, 교육수준 및 신규구직자 여부를 포함함.

5) 지면의 한계로 분석에 통제변수로 포함된 개인특성, 첫훈련직종(24개), 지역더미(17개)와 기업규모더미(3개)의 기술통계량은 생략함.

6) *** p<0.01, ** p<0.05, * p<0.10.

자료: 2025년도 재정지원일자리사업 성과평가자료, 한국고용정보원.

아울러 본 연구는 기준분석(<표 6>)의 모형 설정 및 표본 제한 기준이 추정 결과에 미치는 영향을 검증하기 위해, 두 가지의 강건성(Robustness)검정을 수행하였으며, 그 결과는 <부표>에 제시하였다.

첫째, <표 6>의 분석에서는 식별의 엄밀성을 위해 3회 이상 다회 참여자(223명)를 제외하였으나, 이들을 표본에 다시 포함(중복참여자로 식별)하여 추정한 결과(<부표>의 (2)열), 중복참여의 취업확률 제고(+8.06%p) 효과와 비유의적인 임금 성과(+0.0037)의 방향성이 기준 모형과 동일하게 유지되었다. 이는 소수 다회 참여자의 배제가 본 연구의 주요 분석결과를 자의적으로 왜곡하지 않는 강건함을 의미한다.

둘째, 과다통제 편의(Bad Control) 방지를 위해 기준 모형에서 제외했던 ‘최종 훈련 직종’ 고정효과를 추가로 통제하여 추정한 결과(<부표>의 (3)열), 취업확률 제고 효과는 +8.18%p로 기준 분석과 거의 동일한 수준이었으며, 임금의 경우 음(-)의 계수값이 도출되었으나 통계적으로 유의하지 않아 본 모형의 결과가 강건함을 입증하였다. 이는 훈련 직종의 통제 방식 변경이 훈련 성과의 본질적 양상에 영향을 주지 않음을 의미하며, 첫 번째 훈련과 최종 훈련 중 어느 직종을 통제하더라도 중복참여의 효과가 일관되게 발현됨을 확인시켜 준다.

종합하면, 본 연구의 메인 분석인 기준분석 결과, 직업훈련의 중복참여는 임금 수준의 하락 없이 취업 성과를 개선하며, 훈련의 시간적 배열과 직무전환전략에 따라 그 성과 양상이 상이한 것으로 나타났다. 특히 두 차례의 엄격한 강건성 검정에서도 이와 같은 핵심 결과가 흔들림 없이 유지되어 모형의 높은 신뢰성을 확보하였다.

그러나 본 절의 단순 Probit 및 OLS 추정결과만으로는 직업훈련 중복참여의 완전한 순효과(net effect)로 단정하기에 일부 한계가 있다. 제3장 기초통계 분석에서 확인하였듯이 직업훈련 중복참여자들은 단일참여자들에 비해 연령이 낮고 고학력 등 우수한 인적자본을 보유했을 가능성이 농후하다. 따라서 본 기준 분석의 강력한 취업 제고 효과 추정치에는 애초에 취업 가능성이 높은 우수 구직자가 훈련에 여러 번 참여하는 자기선택(self-selection)에 의한 상향 편의(upward bias)가 내포되어 있을 가능성이 높다. 물론, 반대로 초기 취업에 실패하여 실업 기간이 장기화된 취약 집단이 훈련을 반복 수강함에 따른 하향 편의(downward bias) 역시 혼재되어 있을 수 있다. 이에 다음 절에서는 기준 분석의 논리적 완결성을 더하고자 성향점수매칭(PSM)을 도입하여, 관찰가능한 이질성을 엄격히 통제한 조건부 독립성 가정 하에서의 평균처치효과(ATT)를 추정하고 훈련의 진정한 순효과가 유지되는지 검증한다.

2. 직업훈련 중복참여가 노동시장 성과에 미치는 영향 PSM분석

<표 6>의 기준(baseline) 분석에서 확인된 직업훈련 중복참여의 노동시장 성과에 대한 분석결과가 순효과(net effect)인지, 아니면 훈련에 적극적인 구직자들의 관찰 가능한 인적 특성 차이에 기인한 선택 편의(selection bias)인지 식별하기 위해 성향점수매칭(PSM)을 적용하였다. 앞서 제2장에서 논의한 바와 같이, 성향점수 추정 및 로짓 모형의 통계적 식별을 저해하는 극소수 희소 직종을 전처리 과정에서 추가로 정제⁵⁾하여, 본 PSM 분석에 활용된 최종 표본은 총 453,257명(처치군인 중복참여자 11,432명, 통제군인 단일참여자 441,825명)으로 확정하였다.

성향점수매칭의 내적 타당성을 검증하기 위하여 공변량 균형성 검정(covariate balance test)을 실시하였으며, 그 결과를 <표 7>에 제시하였다. 매칭 이전에는 연령, 성별, 학력 등 일부 변수에서 처치군과 통제군 간 차이가 나타났으나, 1:1 최근접 이웃 매칭(Nearest Neighbor Matching)을 적용하여 각각 11,432명씩의 균형 잡힌 표본을 구축한 결과, 매칭 이후에는 모든 공변량의 표준화 차이(standardized differences)가 기준치인 0.1 미만으로 감소하였고 대부분 0에 매우 근접한 값을 보였다.

표 7 성향점수매칭(PSM) 전·후 공변량 균형성 검정결과

변수명	Standardized differences		Variance ratio	
	매칭 전(Raw)	매칭 후(Matched)	매칭 전(Raw)	매칭 후(Matched)
성별	0.202	0.001	1.117	1.000
연령	-0.352	0.011	0.713	1.013
연령제곱	-0.378	0.011	0.641	1.021
신규구직자	-0.042	0.010	0.938	1.016
대졸	0.056	0.005	1.087	1.007
대졸 이상	0.217	-0.008	1.134	0.997

주: 1) 매칭 방법은 1:1 최근접 이웃 매칭(Nearest Neighbor Matching)을 사용함.

2) 표본수는 매칭 전 처치군 11,432명, 통제군 441,825명이며, 1:1 매칭 후 각각 11,432명임.

3) 지면의 한계상 지역대미(17개)와 첫직종대미(24개)의 결과는 생략함.

자료: 2025년도 재정지원일자리사업 성과평가자료, 한국고용정보원.

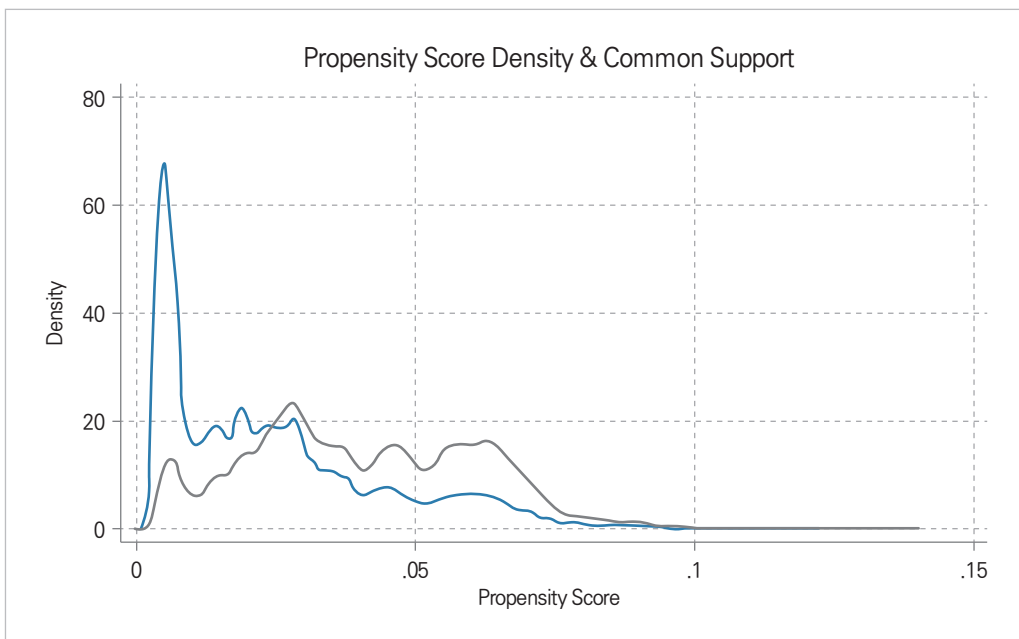
또한 분산비(variance ratio) 역시 모든 변수에서 1.0에 근접하여 두 집단의 분포가 거의 동일한 수준으로 조정되었음을 확인할 수 있다. 이는 성향점수매칭을 통해 처치군과 통제군 간의 관측

5) 성향점수매칭(PSM) 및 하위 집단 분석 모형의 수학적 안정성과 식별을 담보하기 위해, 처치군과 통제군 간 최소 셀 빈도(Minimum cell size)가 30명 미만인 극소수 희소 직종 범주를 분석 표본에서 제외하였다. 제외된 표본은 관리직(46명), 금융·보험직(260명), 인문·사회과학 연구직(110명), 미용·예식 서비스직(499명)으로 총 915명(전체의 약 0.2%)이며, 이는 이항 처치 선택 모형의 수렴 불능 문제를 차단하기 위한 절차이다.

가능한 특성 차이가 효과적으로 통제되었으며, 공변량 균형성이 매우 양호한 수준으로 달성되어 성향점수매칭이 성공적으로 수행되었음을 시사한다.

추가적으로 [그림 1]의 성향점수(propensity score) 밀도 분포를 살펴보면, 전체 표본 중 중복참여자의 비중이 약 2.6%인 희소 사건(Rare event)의 특성과 20개(4개 직종 제외) 세부 직종 고정효과 및 지역 더미(17개) 등 강력한 공변량이 투입됨에 따라, 추정된 성향점수가 0 근처로 강하게 밀집(Left-skewed)되는 분포적 특성이 나타난다. 즉, 대조군인 단일참여자(파란색 실선)의 밀도가 0 주변에 거대하게 쏠려 있는 형태를 띤다. 그러나 이러한 분포적 특성에도 불구하고, 공통지원(Common support) 영역 내에서 처치군(회색 실선)과 통제군 간의 성향점수 밀도 곡선이 해당 구간에서 유의미하게 중첩되어 비교 가능한 통제 집단이 충분히 확보되었음을 확인하였다. 이는 대부분의 처치집단 관측치가 적절한 대조군과 성공적으로 매칭되었음을 시각적으로 방증한다.

그림 1 성향점수밀도 및 공통지원 그래프



주: 1) 성향점수는 로지스틱 회귀모형(logit model)을 이용하여 추정하였으며, 1:1 최근접 이웃 매칭(Nearest Neighbor Matching)을 적용하여 중복참여자의 평균처치효과(ATE)를 추정하였음.

2) 그래프 내 실선은 성향점수의 밀도 함수를 나타내며, 파란색 실선은 단일참여자(통제군) 집단을, 회색 실선은 중복참여자(처치군) 집단을 각각 의미함. 두 분포가 상호 중첩되는 영역은 공통지원(common support) 구간을 충족함을 나타냄.

자료: 2025년도 재정지원일자리사업 성과평가자료, 한국고용정보원.

<표 8>은 공통지원(common support) 내에서 1:1 최근접 이웃 매칭(nearest-neighbor matching)을 적용하여 추정한 중복참여의 평균처치효과(ATT)를 보고한다. 가장 주목할 만한 실증적 발견은, PSM을 적용하여 관찰가능한 선택편의를 엄격히 보정한 후에도 중복참여의 긍정적 효과가 뚜렷하게 유지된다는 사실이다.

구체적으로 Panel A에서 중복참여의 취업확률 제고 효과는 ATT 기준 7.47%p로 나타나, 기준 분석의 강력한 정(+)의 효과가 소폭 감소되면서도 매우 강건하게 유지됨을 입증하였다. 반면, 로그임금 효과는 -0.0054로 통계적으로 유의하지 않아, 기준 분석과 동일하게 중복참여가 단기적인 임금 페널티 없이 고용 가능성(양적 성과) 확장에 집중적으로 기여함을 확인하였다.

표 8 직업훈련 중복참여가 노동시장 성과(취업과 임금)에 미치는 영향(성향점수매칭(PSM))

Panel A. 기준분석 : 중복참여 여부(기준: 단일참여)		
변수	취업확률(ATT)	로그임금(ATT)
중복참여	0.0747*** (0.005)	-0.0054 (0.007)
Panel B. 참여유형 I : 시간적배열(기준: 단일참여)		
중복(순차)	0.0788*** (0.006)	-0.0179** (0.009)
중복(중첩)	0.0651*** (0.009)	0.0175* (0.010)
[계수 동일성 검정] 순차 = 중첩 (p-value)	0.201	0.016**
Panel C. 참여유형 II : 직종반복 여부(기준: 단일참여)		
중복(직종반복)	0.0432*** (0.007)	-0.0099 (0.009)
중복(직종변경)	0.1026*** (0.007)	-0.0045 (0.010)
[계수 동일성 검정] 반복 = 변경 (p-value)	0.000***	0.710
통제변수		
개인특성	✓	✓
지역고정효과	✓	✓
첫훈련직종	✓	✓
기업규모	-	✓
표본수	453,257	205,924

주: 1) 괄호 () 안의 수치는 표준오차(Standard Error)임.

2) 취업확률 모형은 Probit 평균한계효과(AME)를 제시하였으며, 임금 모형은 최소제곱법(OLS) 추정계수임.

3) PSM 결과는 nearest-neighbor matching 기반 ATT 추정계수임.

4) 개인특성 통제변수는 성별, 연령, 연령제곱, 교육수준 및 신규구직자 여부를 포함함.

5) 지면의 한계로 분석에 통제변수로 포함된 개인특성, 지역더미(17개)와 기업규모더미(3개)의 기술통계량은 생략함.

6) *** p<0.01, ** p<0.05, * p<0.10.

자료: 2025년도 재정지원일자리사업 성과평가자료, 한국고용정보원.

Panel B와 C의 하위 집단별 처치 효과에 대해 두 계수 간 동일성 검정(Coefficient Equality Test)을 수행한 결과, 참여 구조에 따른 이질성이 확인되었다. 먼저 시간적 배열(Panel B)의 검정 결과, 순차참여와 중첩참여 간 취업확률의 차이는 통계적으로 유의하지 않았으나, 임금 상승 효과는 중첩참여가 순차참여에 비해 통계적으로 유의하게 큰 것으로 나타났다. 이는 단기간의 이종(異種) 기술 결합을 통한 ‘숙련의 보완성’이 고임금 일자리로 진입하는 프리미엄 기제로 작동함을 실증적으로 뒷받침한다.

다음으로 직무전환전략(Panel C)의 검정 결과, 취업확률에서는 직종변경 집단이 직종반복 집단에 비해 증가폭이 통계적으로 매우 유의하게 큰 것으로 확인되었다(+10.26%p vs +4.32%p). 그러나 로그임금 모형에 있어서는 직종반복(-0.0099)과 직종변경(-0.0045) 간 계수 차이가 통계적으로 유의하지 않았다. 즉, 새로운 직종으로의 전환 전략은 취업 가능성(양적 성과)을 폭발적으로 높이는 데 우월하지만, 질적 수준(임금) 측면에서는 두 전략 모두 뚜렷한 임금 페널티 없이 안정적인 일자리 진입에 기여하며 통계적 차이는 구별되지 않는다.

종합하면, 본 성향점수매칭(PSM) 분석 결과는 직업훈련 중복참여의 성과가 단순한 ‘스펙 쌓기’나 고용 가능성이 우수한 자들의 ‘자기선택’에 의한 결과만은 아님을 시사한다. 관찰 가능한 인적 특성을 엄격히 통제한 모형에서도 중복참여는 뚜렷한 임금 하락 페널티 없이 구직자의 취업 확률을 유의미하게 제고하는 것으로 나타났다. 특히 단기간에 이종 훈련을 결합하는 ‘중첩참여’는 유의한 임금 상승 효과를, 새로운 직종으로 전환하는 ‘직종변경’ 훈련은 노동시장 재진입 가능성을 확장하는 유효한 동태적 취업 전략으로 기능할 수 있음을 실증적으로 뒷받침한다.

V. 결론

본 연구는 한국고용정보원의 「2025년도 재정지원일자리사업 성과평가자료」를 활용하여 직업훈련(구직자훈련)의 중복참여가 노동시장 성과에 미치는 영향을 실증적으로 분석하였다. 기존 연구들이 주로 다루었던 단순한 훈련 참여 여부의 틀을 넘어, 중복참여 내부의 구조적 이질성을 시간적 배열(순차참여 vs 중첩참여)과 직무전환전략(직종반복 vs 직종변경)으로 세분화하여 취업확률 및 임금에 미치는 효과를 실증분석하였다.

실증분석 결과, 직업훈련 중복참여자는 단일참여자에 비해 훈련 종료 후 6개월 내 취업확률이 통계적으로 유의하게 높은 것으로 나타났다. 반면, 로그임금 모형의 추정 계수는 통계적으로 유의하지 않아 단일참여 집단과 통계적으로 유의미한 임금 격차를 보이지 않았다. 이는 직업훈련

중복참여가 단기적인 임금 페널티 없이 노동시장 (재)진입의 문턱을 낮추는 효과적인 전략으로 작동함을 입증하였다. 이러한 핵심 결과는 관찰가능한 선택 편의(selection bias)를 통제한 성향점수매칭(PSM) 분석은 물론, 다회 참여자 포함, 최종 직종 통제 등 두 차례의 엄격한 강건성 검증에서도 일관되게 유지되었다.

나아가 중복참여 집단 내부의 참여 구조에 대한 계수 동일성 검정(Coefficient Equality Test) 결과, 참여 방식에 따른 성과 양상의 이질성이 확인되었다. 첫째, 훈련의 시간적 배열 측면에서 ‘순차참여’와 ‘중첩참여’ 모두 단일참여 대비 취업확률을 대폭 제고하였으나 두 방식 간 취업확률의 통계적 격차는 구별되지 않았다. 그러나 임금 성과에 있어서는 단기간에 이중 기술을 병행 수강하는 중첩참여가 순차참여에 비해 통계적으로 유의하게 큰 임금 프리미엄을 제공하는 것으로 나타나, 단기 집중 훈련을 통한 ‘숙련의 보완성(skill complementarity)’이 일자리의 질적 수준을 높이는 핵심 기제로 작용함을 확인하였다.

둘째, 직무전환전략의 경우, 새로운 직종으로의 전환을 시도한 ‘직종변경’ 집단은 구직 포트폴리오 확장을 통해 ‘직종반복’ 집단에 비해 취업확률을 통계적으로 유의하게 끌어올렸다. 반면, 초기 임금 수준(질적 성과)에 있어서는 직종변경과 직종반복 두 전략 간 통계적으로 유의미한 계수 차이가 관찰되지 않았다. 즉, 직종변경 전략은 기존 숙련 소각에 따른 단기적 임금 페널티 없이 고용 가능성을 높이는 전략으로 작동함을 의미한다.

이러한 실증적 발견은 향후 적극적 노동시장정책(ALMP)의 패러다임이 훈련의 양적 확대를 넘어 구직자 특성에 맞춘 ‘참여 구조의 질적 최적화’로 전환되어야 함을 강력히 시사한다. 즉, 신속한 노동시장 진입이 최우선인 고연령 및 경력단절 구직자에게는 구직 범위를 넓혀 취업 성공률을 극대화하는 ‘직종변경 훈련’을, 양질의 일자리 진입을 목표로 하는 청년층 및 신규구직자에게는 단기간에 이중 기술을 집중적으로 융합하여 임금 프리미엄을 획득할 수 있는 중첩참여 방식이나, 특정 직종의 숙련을 고도화하는 직종반복 훈련을 안내하는 맞춤형 직업훈련 전달체계 구축이 효과적일 것이다.

본 연구는 대규모 행정자료를 바탕으로 그동안 간과되었던 중복참여의 다층적 메커니즘을 규명하고 기존분석과 더불어 PSM과 강건성 검증을 통해 일관된 분석결과를 도출하였다는 점에서 학술적 의의를 지닌다. 다만, 본 연구에서 적용된 정태적(Static) PSM 모형은 처치 이전의 관찰 가능한 공변량에 따른 선택 편의를 통제하는 데에는 유효하나, 첫 번째 훈련 종료 후 미취업 상태의 지속 여부에 따라 두 번째 훈련 참여가 사후적으로 결정되는 ‘동태적 내생성(Dynamic Endogeneity)’ 및 미관찰 상태 의존성(duration dependence)에 따른 잔여 편의(residual bias)를 완벽히 차단하는 데에는 방법론적 한계가 존재한다.

따라서 본 연구의 추정 결과를 인과효과(causal effect)로 과도하게 단정하기보다는, 구직자의 구조적 훈련 행태와 노동시장 성과 간의 강건한 정(+)의 연관성을 입증한 실증적 기초 연구로 이해되어야 한다. 향후 연구에서는 Lechner & Miquel(2010)이 제시한 순차적 매칭(Sequential Matching)이나 한계구조모형(Marginal Structural Models, MSM) 등 동태적 인과추론 방법론을 도입하여, 구직 기간의 경과에 따른 동태적 훈련 이력 경로별 인과효과를 보다 엄밀하게 평가할 필요가 있다.

참고문헌

- 강순희·노홍성(2000). 직업훈련의 취업 및 임금효과. 『노동경제논집』, 23(2), 127-151.
- 김안국·이상호(2010). 직업훈련의 취업효과 분석. 『노동정책연구』, 10(2), 75-102.
- 유경준·강병구(2001). 직업훈련의 효과 분석. 『한국개발연구』, 23(1), 107-134.
- 유경준·이철인(2008). 『직업훈련의 성과에 관한 실증분석』, 한국개발연구원.
- 최광성(2017). 미취업자의 직업훈련 참가 결정요인과 고용성과 분석. 『직업능력개발연구』, 20(3), 179-209.
- Becker, G. S. (1964). Human capital: A theoretical and empirical analysis, with special reference to education. National Bureau of Economic Research; Columbia University Press.
- Card, D., Kluve, J., & Weber, A. (2018). What works? A meta-analysis of recent active labor market program evaluations. Journal of the European Economic Association, 16(3), 894-931.
- Lechner, M., & Miquel, R. (2010). Identification of the effects of dynamic treatments by sequential conditional independence assumptions. Empirical Economics, 39(1), 111-137.
- Lechner, M., Miquel, R., & Wunsch, C. (2011). Long-run effects of public sector sponsored training in West Germany. Journal of the European Economic Association, 9(4), 742-784.
- Rosenbaum, P. R., & Rubin, D. B. (1983). The central role of the propensity score in observational studies for causal effects. Biometrika, 70(1), 41-55.
- Spence, M. (1973). Job market signaling. The Quarterly Journal of Economics, 87(3), 355-374.

부표

부표 직업훈련 중복참여 효과에 대한 추가 강건성 검정(Robustness Checks) 결과

구분	(1) 본문	(2) 강건성 1	(3) 강건성 2
	baseline	3회 이상 포함	최종직종 통제
Panel A. 취업확률(AME, Probit)			
중복참여 여부	0.0803*** (0.005)	0.0806*** (0.005)	0.0818*** (0.005)
표본수	454,172	454,395	454,172
Panel B. 로그임금(OLS)			
중복참여 여부	0.0034 (0.007)	0.0037 (0.007)	-0.0039 (0.007)
표본수	205,443	205,565	205,443
통제변수			
개인특성	✓	✓	✓
지역고정효과	✓	✓	✓
첫훈련직종	✓	✓	-
최종훈련직종	-	-	✓

주: 1) 괄호 () 안의 수치는 표준오차(Standard Error)임.

2) 취업확률 모형은 Probit 평균한계효과(AME)를 제시하였으며, 임금 모형은 최소제곱법(OLS) 추정계수임.

3) 개인특성 통제변수는 성별, 연령, 연령제곱, 교육수준 및 신규구직자 여부를 포함함.

4) 지면의 한계로 분석에 통제변수로 포함된 개인특성, 총 훈련시간, 첫훈련직종(24개), 지역더미(17개)와 기업규모더미(3개)의 기술통계량은 생략함.

5) 열(Column) 설명

(1) 열은 본문 <표 6>의 기준 분석(Panel A) 결과임.

(2) 열은 '3회 이상 다회 참여자(223명)'를 포함하여 재추정한 결과임.

(3) 열은 '첫훈련직종'이 아닌 '최종훈련직종' 고정효과를 추가로 통제한 결과임.

6) *** p<0.01, ** p<0.05, * p<0.10.

자료: 2025년도 재정지원일자리사업 성과평가자료, 한국고용정보원.

편집위원회

편집위원장 이상호(한국고용정보원)

편집위원 강옥희(한국고용정보원)
김준영(한국고용정보원)
박세정(한국고용정보원)
안우진(한국직업능력연구원)
오삼일(한국은행)
조성은(한국고용정보원)
진성진(한국노동연구원)
최형아(한국고용정보원)

편집간사 김영달(한국고용정보원)

계간 고용이슈

2026 여름호

- 발 행 일 2026년 8월 31일
- 발 행 인 이창수
- 발 행 처 한국고용정보원
- 주 소 (27740) 충청북도 음성군 맹동면 태정로 6
(두성리, 한국고용정보원)
TEL • 043-870-8211
- 디자인·인쇄 (사)아름다운사람들
TEL • 02-6948-9650