

BOK 이슈노트

AI와 지역 노동시장

- 지역간 격차 확대 위험과 새로운 기회



김보성

한국은행 조사국
지역경제조사팀 차장
Tel. 02-759-4077
bskim@bok.or.kr

정민수

한국은행 조사국
지역경제조사팀 팀장
Tel. 02-759-4156
cmns@bok.or.kr

정유정

한국은행 조사국
지역경제조사팀 조사역
Tel. 02-759-4130
yujeong@bok.or.kr

장수빈

한국은행 조사국
지역경제조사팀 조사역
Tel. 02-759-4158
jsb99@bok.or.kr

2026년 9월 15일

1 AI의 확산은 수도권 집중을 심화시켜 지역간 노동시장 격차를 확대할 것인가, 아니면 오히려 이를 완화하는 요인이 될 것인가?

이에 답하기 위해 먼저 AI를 **생성형, 에이전틱, 피지컬**의 세가지 유형으로 구분하고, **국내 최초로 각 유형에 따른 직업별·지역별 노출도(AI 활용가능성)**를 산출하였다. 이는 AI 유형에 따라 그 활용과 영향이 다를 수 있기 때문이다. 이어서 AI 확산 이후 취업자수 변화 등 지역별 고용지표가 AI노출도와 어떤 관계를 보이는지 초기 징후를 살펴보았다.

[직업별 AI노출도]

2 생성형AI는 문서작성, 정보처리 등 비중이 높은 사무직, 판매직, 전문가 직군에서 노출도가 높았으며, 에이전틱AI는 관리직이 가장 높았고 다음으로 사무직, 판매직 순이었다. 반면 피지컬AI는 장치·기계조작, 단순노무 등 직군에서 노출도가 높았다.

[지역별 AI노출도]

- 3 지역별 노출도 산출 결과 ①**생성형AI**의 경우 서울이 가장 높았고 다음으로 세종, 경기, 인천 순이었다. ②**에이전틱AI**도 서울, 세종, 경기, 대전 순으로 1~3위가 같았다. 반면 ③**피지컬AI** 노출도는 경북, 전남, 충북, 울산 등의 순으로, 비수도권에서 더 높았다.
- 이는 지식서비스업 등이 집중된 수도권에 생성형 및 에이전틱 AI 노출도가 높은 사무직(수도권내 비중 20.2%), 판매직(8.9%), 관리자(1.5%), 전문가(28.1%) 일자리가 많기 때문이다(비수도권 각각 15.8%, 8.2%, 1.2%, 18.0%).
 - 반면 제조업과 농림어업 비중이 큰 비수도권에는 피지컬AI 노출도가 높은 장치·기계조작(12.0%), 단순노무(14.6%), 서비스직(13.1%) 일자리가 많다(수도권 8.1%, 12.7%, 12.2%).

[지역별 노동시장 변화*]

* AI 확산 초기의 징후들로 AI가 고용지표 변화의 원인이라고 인과관계를 단정하기는 어렵다.

- 4 최근 생성형 및 에이전틱 AI 노출도가 높은 직업일수록 취업자수가 증가하였으며 이러한 증가세를 수도권이 주도하면서 비수도권과의 격차는 확대되었다.
- 생성형AI가 본격 확산하기 시작한 2023년 이후 3년간 생성형AI 고노출 일자리는 24.7만명 증가하였는데 그중 수도권 이 80.8%(19.9만명)를 차지하였다. 에이전틱AI 고노출 직군에서 2025년 중 증가한 일자리(10.5만명) 중 수도권 비중도 88.3%(9.3만명)에 달했다.
 - 수도권은 생성형AI 노출도[0~1]가 0.1 상승시 고용증가율이 1.0%p 상승하는 관계를 보였으나 비수도권은 두 변수 간 관계가 통계적으로 유의하지 않았다.

- ⑤ 에이전틱 AI 고노출 취업자수의 증가에도 수도권 기업이 체감하는 인력부족수준은 비수도권보다 높았다. 관련 하여 해당 일자리의 임금은 수도권 중심으로 상승 조짐이 나타났다.
- AI 확산 이후 전문성, 실무경험 등에 대한 수요는 증가한 반면, 이에 부합하는 인력공급은 충분치 못한 미스매치와 전문성에 대한 임금프리미엄 상승 가능성을 시사한다.
- ⑥ 반면 20대의 경우 전연령대(15~59세)와 달리 생성형 및 에이전틱 AI 고노출 일자리가 수도권과 비수도권 모두 줄어들면서 지역간 격차 확대가 뚜렷하지 않았다.
- 대학교육이 전통적인 지식축적에 초점을 두고 있어, 청년층이 전문성, 경험 등 역량을 갖추는 것은 지역과 무관하게 매우 어려운 일로 보인다.
- ⑦ 피지컬 AI 노출도가 높은 직업의 취업자수는 생성형 및 에이전틱 AI 경우와 달리 수도권과 비수도권 모두에서 장기간 꾸준한 감소세가 이어져 왔다.

[지역 노동시장의 양극화: 위험요인과 기회요인]

⑧ 위험요인

- ① AI 발전은 이미 수도권에 집중된 지식서비스(종사자수 수도권 비중 71.9%)와 반도체 제조업(74.4%)의 집적경제를 강화할 가능성이 있다. AI투자과 숙련노동 간 높은 보완성으로 AI투자가 인재가 집적된 수도권에 집중되면 지역간 생산성 및 임금 격차를 확대하고 이는 다시 비수도권 청년들을 끌어들이는 순환구조가 강화될 수 있다.
- ② 향후 피지컬 AI 발전이 가속화할 경우 피지컬 AI 노출도가 높은 비수도권에서 제조, 숙박음식, 운수업 등을 중심으로 고용 감소가 현실화될 우려가 있다.
- ③ 인적자본, 혁신활동 등을 기준으로 지역별 AI 역량을 평가한 “AI 준비도” 산출결과 서울, 경기 등이 비수도권보다 크게 높은 수준인 점도 지역간 격차를 더 확대할 수 있다.

⑨ 기회요인

- ① AI와 인간 간 협업모델 발전, 피지컬 AI 발전 등이 인재와 R&D의 수도권 집적을 완화할 가능성이 있다. 암묵지(문서화되지 않은 비공식 경험·정보)의 AI화가 진전되면 사람 간 대면과 집적 필요성이 줄어들 수 있다. 또한 피지컬 AI 발전과정에서 R&D의 상당부분이 산업현장에서 이뤄지면서 비수도권 제조업의 지식서비스화를 촉진할 수 있다.
- ② AI가 인적자본이 부족한 비수도권 서비스업의 생산성을 더 크게 개선(상향평준화)하고 공급제약을 완화하여 지역내 서비스 소비가 성장할 가능성이 있다.
- ③ AI 확산 이후 청년층의 수도권 취업경쟁이 치열한 상황에서 비수도권에서 상대적으로 양질의 일자리가 늘어난다면 비수도권의 청년유출이 완화될 가능성이 있다

[정책적 시사점]

- ⑩ 향후 ①지역 서비스업 전문화 촉진을 위한 AI 교육시스템 강화와 혁신성장 지원, ②지역 제조업의 지식서비스화를 위한 주력 제조업 연계 서비스 특화 및 스타트업 육성, ③지역 거점대학의 AI 허브화를 위한 선택과 집중에 기초한 투자 확대 등을 적극 추진할 필요가 있다.

- 본 자료의 내용은 한국은행의 공식견해가 아니라 집필자 개인의 견해라는 점을 밝힙니다. 따라서 본 자료의 내용을 보도하거나 인용할 경우에는 집필자명을 반드시 명시하여 주시기 바랍니다.
- 논고 작성에 많은 조언을 주신 이동렬 조사국장, 이동원 지역경제부장께 감사드립니다. 또한 자료 수집 및 정리에 큰 도움을 주신 Ravish Gupta(IEEE Senior Member), 이요뜸(정보통신정책연구원 부연구위원), 송현지 청년인턴께 감사드립니다. 본문에 남아있는 오류는 저자의 책임임을 밝힙니다.



한국은행

차 례

I. 검토 배경	4
II. AI 유형별로 본 지역별 AI노출도	5
1. AI 유형 구분 및 노출도의 의미	
2. 직업별 AI노출도	
3. 지역별 AI노출도	
4. 지역별 AI노출도 차별화의 배경	
III. AI 확산과 지역 노동시장의 변화	13
1. AI 유형별 노출도와 취업자수 변화	
2. 20대 취업자수 변화	
3. 인력부족률과 임금 변화	
4. 분석결과와 요약 및 배경	
IV. AI 발전과 지역 노동시장의 격차: 위험과 기회	24
1. 위험 요인	
2. 기회 요인	
V. 정책적 시사점	32
1. 지역 서비스업 전문화 촉진	
2. 지역 제조업의 지식서비스화	
3. 지역 거점대학의 AI 허브화	
[참고 1] AI 유형별 노출도 계산 방법	34
[참고 2] 임금수준, 연령, 학력에 따른 AI 유형별 특징	36
[참고 3] AI 확산 이후 노동시장 직업구조 변화	37
[참고 4] 지역별 AI준비도	39

I. 검토 배경

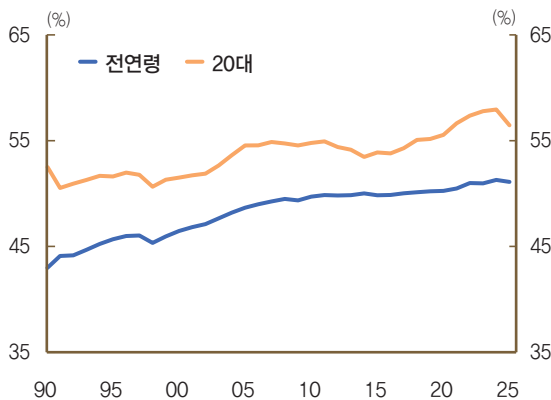
기술진보는 종종 불평등을 수반한다. 신기술 도입속도와 활용 능력의 격차 때문이다. 특히 자동화의 진전은 자동화되지 않는 고숙련 노동의 수요를 확대하여 소득 격차를 확대시키기도 한다(Acemoglu et al. 2020). 2022년말부터 생성형AI의 확산이 시작된 이후 AI가 노동시장을 근본적으로 재편할 가능성이 제기되는 가운데, AI 활용능력 차이 등에 따른 지역, 기업, 개인 간 격차 확대의 우려도 커지고 있다(Gambacorta et al. 2025).

본고는 AI 확산 이후 국내 지역간 격차 확대 가능성을 노동시장 측면에서 점검하고자 하였다. 우리나라의 경우 수도권 집중(취업자수 비중 51.1%, 2025년)이 주요국과 비교해 이례적인 수준인 가운데(정민수 외 2024) AI 활용정도의 지역간 차이도 이미 상당한 수준이다(〈그림 2〉).

AI가 노동시장에 영향을 미칠 잠재력은 보통 AI노출도로 평가한다. AI노출도는 간단히 말해 일자리를 구성하는 여러 직무의 AI 활용 및 자동화 가능성이라고 볼수 있다. 본고는 국내에서 처음으로 AI노출도를 생성형, 에이전틱, 피지컬 AI의 세 유형으로 나누어 직업별 및 지역별로 산출하였다. 다수의 선행연구는 AI 유형을 구분하지 않고 노출도를 측정했지만 AI 유형에 따라 그 활용양상과 노동시장에 미치는 영향이 다를 가능성이 높기 때문이다.

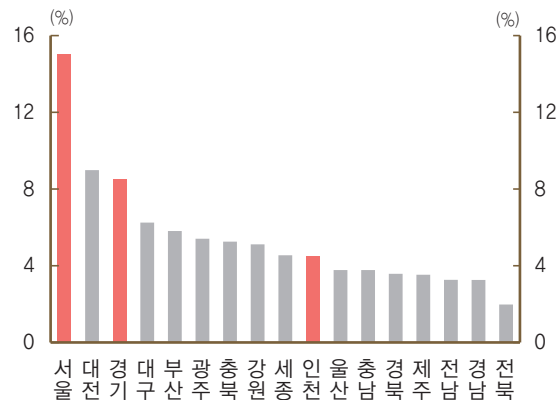
이어서 AI 확산 이후 수년간 취업자수, 임금, 인력부족률 등 지역별 고용지표에 어떤 변화가 있었는지, 그러한 변화가 유형별 AI노출도와 어떤 관계를 보였는지 초기 징후를 분석하였다. 이를 바탕으로 향후 AI 발전이 노동시장의 지역간 양극화를 심화시킬 위험요인과 이를 극복할 기회요인을 함께 살펴보았다. 끝으로 지역의 입장에서 그 기회요인들을 최대한 살리기 위한 정책방향을 모색하였다.

[그림 1] 취업자수 수도권 비중



자료: 경제활동인구조사

[그림 2] 지역별 AI 활용기업 비율



자료: 기업활동조사(2024)

II. AI 유형별로 본 지역별 AI노출도

AI 기술은 생성형AI의 확산을 계기로 단순한 정보생성 단계를 넘어 자율적인 의사 결정과 물리적 작업 수행이 가능한 방향으로 발전하고 있다. 본 장에서는 이러한 기술 변화를 반영하여 AI 유형별로 노출도를 산출하고 지역 노동시장의 AI 노출 구조를 살펴보고자 한다.

1. AI 유형 구분 및 노출도의 의미

(AI 유형 구분)

최근 AI 기술은 생성형AI(Generative AI), 에이전틱AI(Agentic AI), 피지컬AI (Physical AI) 등으로 발전¹⁾하고 있다. 생성형AI는 대규모 언어모델(LLM)을 이용하여 텍스트, 이미지, 코드 등 새로운 콘텐츠를 생성하는 기술(Feuerriegel et al. 2023)로 이를 통해 AI가 본격적으로 인간의 지식노동을 보조하거나 대체할 수 있게 되었다. 최근에는 LLM을 기반으로 목표 달성을 위한 일련의 작업(workflow)을 자율적으로 수행하는 에이전틱AI가 확산되고 있으며, AI 기술을 로봇과 결합하여 현실 세계의 물리적 환경을 인식하고 작업을 수행하는 피지컬AI²⁾도 발전하고 있다.

[표 1] AI 유형별 주요 특징

생성형AI		학습한 데이터의 패턴을 바탕으로 텍스트 · 이미지 · 코드 등 새로운 콘텐츠를 생성 · 규칙 기반이 아닌 데이터 학습 기반, 창작 · 요약 · 코드생성 등에 활용
에이전틱AI		최소한의 인간 개입으로 목표를 달성하기 위해 스스로 계획 · 판단하고 도구를 호출해 작업 · 자율적 의사결정이 핵심 특징, 인지-추론-행동-학습 4단계 순환
피지컬AI		센서를 통해 현실 세계를 인식하고 액추에이터(모터 등)를 이용해 물리적 행동을 수행 · 휴머노이드 · 자율주행차 · 드론 등

생성형 및 에이전틱 AI는 인간의 ‘지식노동’을 대체하거나 보완하고, 피지컬AI는 ‘육체노동’을 대체하는 등 특징이 상이하다. AI 유형에 따라 AI를 활용하는 방식과 노동시장에 미치는 영향도 지역별로 다를 가능성이 높으므로 AI의 영향을 정확히 분석하기 위해서는 AI노출도를 AI 유형별로 나누어 각각 산출하는 것이 필요하다³⁾.

1) 이러한 구분은 학계에서 정립된 개념은 아니지만 엔비디아(NVIDIA) 젠슨 황 CEO가 2025년 1월 CES에서 제시한 이후 산업계 및 학계에서 널리 사용되고 있다.

2) 피지컬AI는 현실 세계를 인식(perceive), 이해(understand), 추론(reason)하여 실제 행동(action)을 수행하는 인공지능 시스템을 의미한다.

3) 자세한 방법은 <참고 1> 「AI 유형별 노출도 계산 방법」을 참고하기 바란다.

(AI노출도 의미 및 산출 개요)

AI노출도란 AI에 의한 잠재적인 자동화 또는 AI의 활용 가능성을 의미하며, 본고는 먼저 노출도를 직업(occupation) 수준에서 산출하고 이를 기초로 지역별 노출도를 산출하였다⁴⁾. 상당수 선행연구는 앞서 제시한 AI 유형들을 구분하지 않고 산출한 경우가 많아 AI 유형에 따른 이질성을 반영하지 못하고 있다. 따라서 기존문헌 중에서 명시적으로 특정 유형의 AI에 한정하여 노출도를 산출한 연구들을 주로 참고하였다. AI노출도 자체는 노동대체 또는 보완여부를 가정하지 않으며 기술적 영향 가능성을 의미하므로 실제 고용효과는 산업 성장, 기업 도입방식, 지역의 AI 활용역량 등에 크게 영향을 받을 것이다.

① 생성형AI 노출도는 Gmyrek et al.(2025)의 방법론에 기초하여 생성형AI의 직무 활용 또는 자동화 가능성을 평가하였다. 다만 직무가 비슷하더라도 인간의 감독 필요성 등으로 직업에 따라 AI의 활용 가능성이 낮아짐을 고려하여 Pizzinelli et al.(2023)가 제시한 방식으로 직업별 AI 보완도를 구하고 이를 AI노출도에서 차감하는 방식으로 조정 노출도⁵⁾를 산출하였다.

② 에이전트AI 노출도는 Gupta & Kumar(2026)의 방법론을 기준으로 직업의 전체 업무흐름(workflow)을 AI 에이전트가 수행할 수 있는지를 평가하였다. 먼저 AI의 업무수행 능력을 평가한 다음, 동 업무를 완료하기 위한 전체 과정에서 인간의 추가적인 개입이 필요한 경우에는 AI 활용 가능성을 낮추는 방향으로 노출도를 조정하였다.

③ 피지컬AI 노출도는 Frey & Osborne(2017)의 방법론을 따라 컴퓨터 제어 장비(computer controlled equipment)에 의해 직업이 자동화될 가능성을 평가하였다. 피지컬AI에 부합하는 노출도를 산출하기 위해 육체노동이 아니거나, 육체노동이라도 통제된 환경⁶⁾이 아니어서 자동화가 더딜 것으로 추정되는 경우(Wilga et al. 2026)에는 노출도를 낮추는 방식으로 현실반영도를 높였다.

4) 산출한 AI노출도(θ)는 상호 비교가능성 제고를 위해 AI 유형별로 0~1로 표준화($\frac{\theta_i - \min(\theta)}{\max(\theta) - \min(\theta)}$), i 는 직업)하였다.

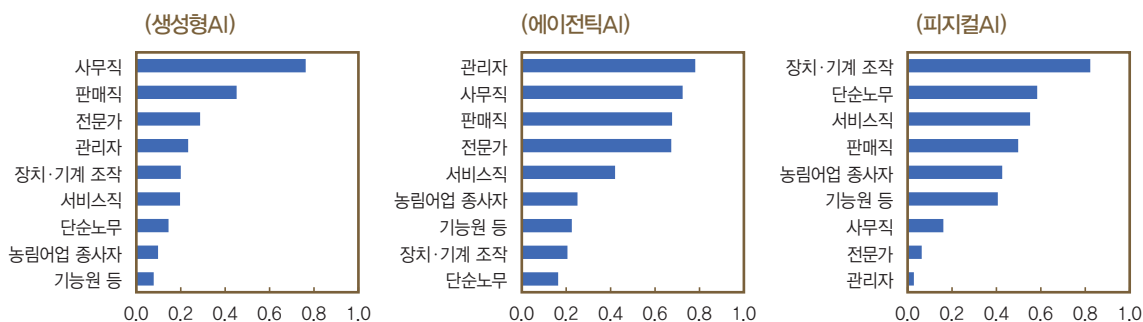
5) 조정노출도($C-AIOE_i$) = $AIOE_i \cdot (1 - (\theta_i - \theta_{\min}))$, θ 는 보완성 지수, i 는 직업

6) 통제된 환경이란 ① 실내 공장/창고/실험실/교통수단 내 등 날씨 영향이 적고 작업환경 통제가 용이한 경우 ② 실외더라도 레일/도로/신호체계 등이 있어서 상당부분 통제가 가능한 경우 ③ 업무 상대가 사람 또는 자연이 아니라 기계 또는 인공이고 정상작동을 가정한 상황에서 주로 업무하여 예측가능성이 높은 경우 등을 의미한다.

2. 직업별 AI노출도

먼저 **AI 유형별로 직업별 AI노출도를 산출하였다**. 생성형AI는 문서작성, 정보처리 등 인지적 업무 비중이 높은 사무직, 판매직, 전문가의 직군에서 노출도가 높게 나타났다. 에이전틱AI의 경우 생성형AI와 비교하여 관리직에서 노출도가 상대적으로 높게 나타났다. 이는 에이전틱AI가 생성형AI보다 인간의 일부 직무(task)가 아닌 업무흐름(workflow) 전체를 수행할 때 활용될 잠재력이 높은 데 기인한 것으로 생각된다. 피지컬AI는 장치·기계조작, 단순노무 종사자 등 육체적 행위가 수반되는 직업의 노출도가 높게 나타났다.

[그림 3] AI 유형별 및 직업별 노출도¹⁾



주: 1) 직업 대분류 기준

자료: 지역별고용조사

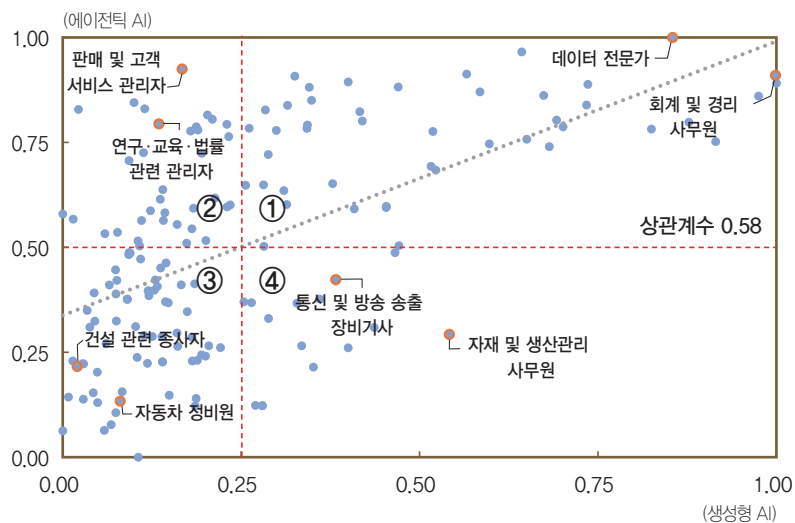
[표 2] AI 유형별 노출도 상위 직업¹⁾

생성형AI	에이전틱AI	피지컬AI
회계·경리·통계 사무직	회계·경리·통계 사무직	목재·가구·악기 기능직,
상담·안내·접수 사무직	영업직	금속성형 기능직
기획·영업·인사 사무직	상담·안내·접수 사무직	금속·비금속 기계조작직
일반지원 사무직	법률·행정 전문직	조리·음식서비스직
통신·방문 판매직	전문서비스 관리직	전기전자 기계조작
금융 사무직	경영·금융 전문가	운전·운송 관련 기계조작
정보통신 전문가	행정·경영지원 관리직	제조 관련 단순노무

주: 1) 직업 중분류 기준

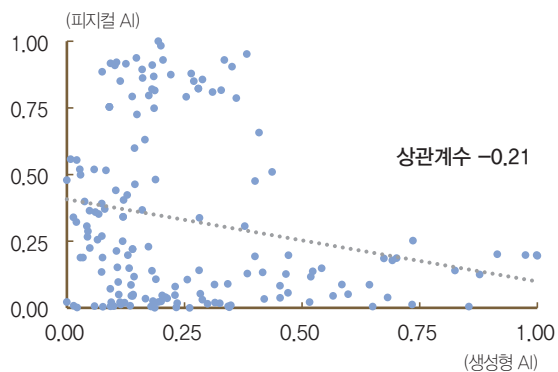
자료: 지역별고용조사

생성형AI와 에이전틱AI의 경우 직업별 노출도가 비교적 유사한 모습(상관계수 0.58)을 보였다. 이는 지역별로 생성형AI 노출도가 높은 직업이 다수 분포한 지역에서 에이전틱AI 노출도도 높을 가능성을 시사한다. 두 AI 유형간 관계가 어떤 특징을 갖는지를 직업 소분류 기준으로 좀 더 구체적으로 살펴보았다. 각 노출도의 평균을 기준으로 직업별 생성형AI 노출도(평균 0.25)와 에이전틱AI 노출도(평균 0.51)의 조합을 구분해 보면 먼저 두 유형의 노출도가 모두 높은 직업은(①사분면) 데이터 전문가, 기획 및 마케팅 사무원, 회계 및 경리 사무원, 여행·안내·접수 사무원 등이었다. 그리고 두 노출도가 모두 낮은 직업은(③사분면) 자동차 등 정비원, 전기·전자기기 등 설치 및 수리원, 건설관련 종사자 등으로 나타났다. 판매 및 고객 서비스 관리자, 연구·교육·법률 관련 관리자 등은 에이전틱AI 노출도가 평균보다 높았으나 생성형AI 노출도는 낮게 나타났으며(②사분면), 자재 및 생산관리 사무원, 통신 및 방송 송출 장비기사 등은 이와는 상반되는 모습을 보였다(④사분면).

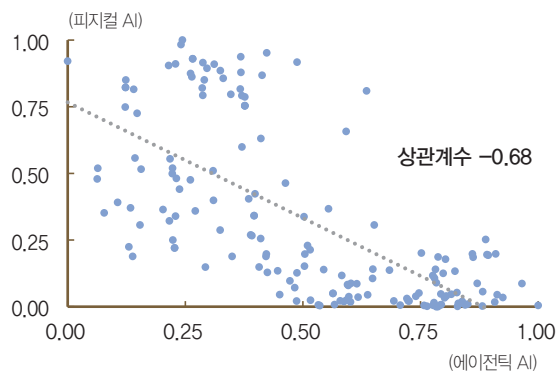
[그림 4] 생성형 및 에이전틱 AI¹⁾

주: 1) 직업 소분류 기준
자료: 저자사산

반면 피지컬AI와 여타 AI 간 상관관계는 음(-)으로 직업별 노출도가 반대의 모습을 보였다. 생성형 AI와 피지컬AI, 에이전틱AI와 피지컬AI 간의 상관계수는 각각 -0.21, -0.68로 나타났다. 이는 기계조작, 단순노무 종사자 등 피지컬AI 노출도가 높은 직업이 다수 분포한 지역의 경우 피지컬AI 노출도는 높지만, 생성형 및 에이전틱 AI 노출도는 낮을 것임을 시사한다.

[그림 5] 생성형 및 피지컬 AI¹⁾

주: 1) 직업 소분류 기준
자료: 저자시산

[그림 6] 에이전틱 및 피지컬 AI¹⁾

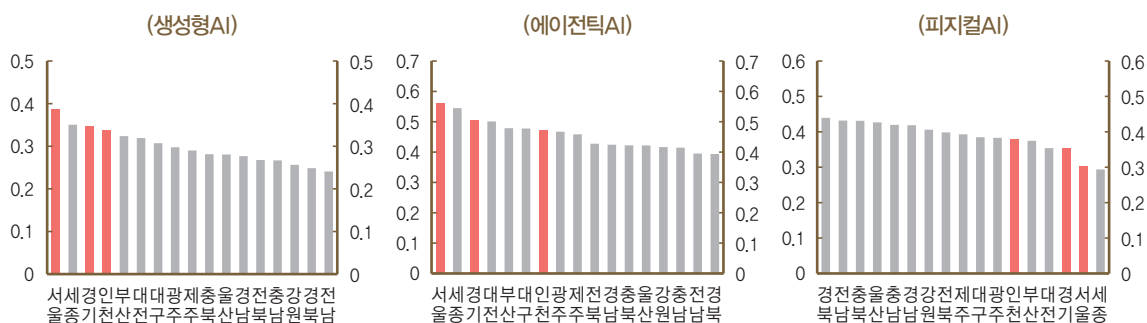
주: 1) 직업 소분류 기준
자료: 저자시산

3. 지역별 AI노출도

직업별 AI노출도와 지역별고용조사의 17개 시도 직업별 취업자수를 이용하여 AI 유형별로 지역별 AI노출도를 산출해 보았다.

$$\text{지역별 AI노출도} = \sum_i (\text{직업 } i \text{의 AI노출도} \times \text{해당 지역 직업 } i \text{의 취업자수 비중})$$

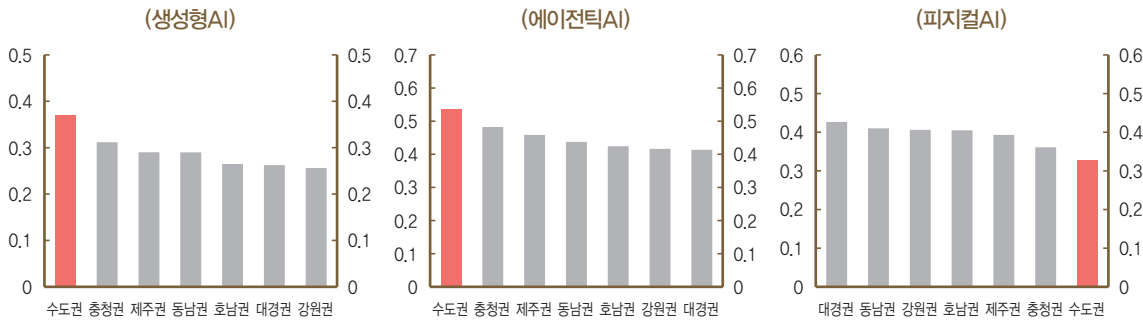
생성형AI의 경우 서울, 세종, 경기, 인천 순으로 노출도가 높았으며 전남, 경북, 강원 등은 낮았다. 에이전틱AI도 서울, 세종, 경기, 대전 순으로 노출도가 높았으며 경북, 전남, 충남은 낮아 생성형AI와 유사한 모습을 보였다. 반면 피지컬AI는 경북, 전남, 충북, 울산 등의 순으로 노출도가 높고 세종, 서울, 경기 등은 낮았다.

[그림 7] 17개 시도 지역별 AI노출도¹⁾²⁾

주: 1) 직업별 AI노출도(0~1)와 17개 시도의 직업별 취업자수를 이용하여 지역별 AI노출도를 계산
2) 붉은색은 수도권(서울, 인천, 경기)을 의미
자료: 지역별고용조사

7개 권역별로 나누어 보면, 생성형 및 에이전틱 AI 모두 수도권의 노출도가 가장 높았으며, 비수도권에서는 충청권, 제주권이 높은 편이었다. 피지컬AI는 대경권과 동남권 등의 노출도가 높았으며 수도권은 가장 낮았다.

[그림 8] 7개 권역별 AI노출도¹⁾



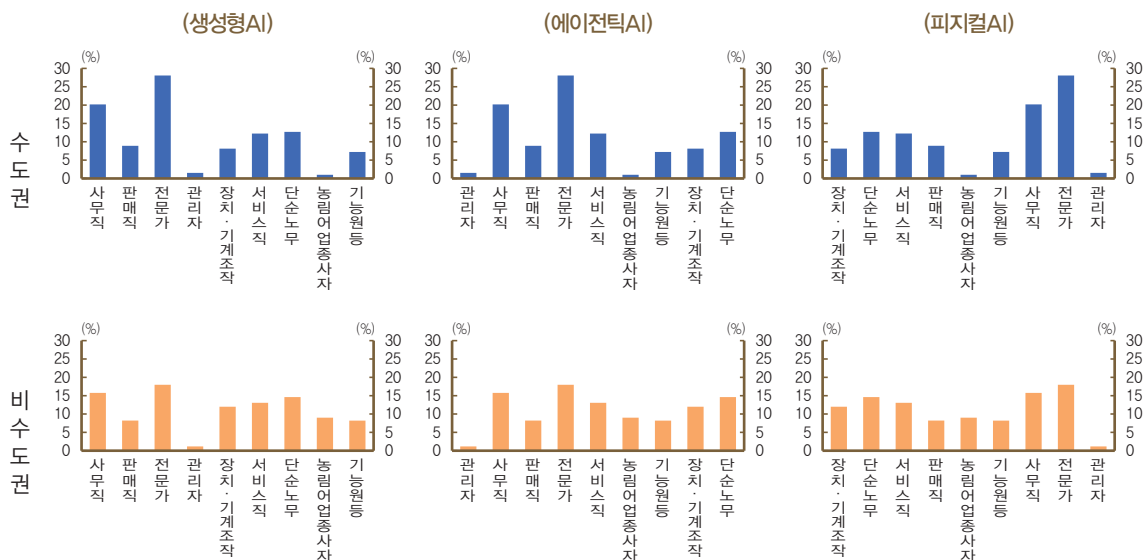
주: 1) 직업별 AI노출도(0~1)와 17개 시도의 직업별 취업자수를 이용하여 권역별 AI노출도를 계산
자료: 지역별고용조사

4. 지역별 AI노출도 차별화의 배경

수도권과 비수도권 간의 AI노출도 차이는 지역간 직업 구성이 다를을 반영한다. 지역별 AI노출도의 차이는 ①직업별 노출도와 ②지역간 직업별 취업자수 비중을 이용하여 분석할 수 있다. 여기에서 주의할 점은 지역별 AI노출도가 지역의 고용구조에 따른 잠재적 노출 수준을 의미하며 지역의 AI활용도를 직접 측정한 지표는 아니라는 점이다.

(지역간 직업구성 차이)

지역별 직업 구성을 살펴본 결과 수도권에서는 생성형 및 에이전틱 AI 노출도 상위 직업(사무직, 판매직, 전문가)에서 취업자수 비중이 높게 나타났으며, 피지컬AI 노출도 상위 직업(장치·기계조작, 단순노무, 서비스직)의 취업자수 비중이 낮았다.

[그림 9] 직업별 AI노출도에 따른 취업자 비중¹⁾

주: 1) 가로축은 직업 대분류 기준, 좌측으로 갈수록 직업의 AI노출도가 높음

자료: 지역별고용조사

구체적으로는 수도권⁷⁾에는 생성형AI 노출도가 높은 사무직(수도권내 비중 20.2%), 판매직(8.9%) 일자리와 에이전틱AI 노출도가 높은 편인 관리자(1.5%), 전문가(28.1%) 일자리가 상대적으로 많다. 반면 비수도권⁸⁾에는 피지컬AI 고노출 직업인 장치·기계조작(비수도권내 비중 12.0%), 단순노무(14.6%), 서비스직(13.1%) 일자리가 상대적으로 많이 분포한다. 이는 결국 수도권의 높은 생성형 및 에이전틱 AI 노출도와 비수도권의 높은 피지컬AI 노출도로 이어진다.

(산업 구조와의 연계성)

다른 한편으로 산업별 AI노출도는 산업별 직업구성을 반영한다. 산업별 직업구성을 보면 **정보통신, 금융보험, 전문과학기술 등 지식서비스업에서 생성형AI 고노출 상위 3개 직업(사무직, 판매직, 전문가)의 비중이 90% 이상으로 여타 산업보다 크게 높았다.** 에이전틱AI⁹⁾의 경우 금융보험, 도소매업 순으로 고노출 직업(관리자, 사무직, 판매직)의 비중이 높았다. 피지컬AI는 숙박음식, 운수창고 등에서 고노출 직업(장치·기계조작, 단순노무, 서비스직) 비중이 높았다. 결과적으로 산업별로는 지식서비스업은 생성형 및 에이전틱 AI 노출도가 높고 숙박음식, 운수창고, 제조 등은 피지컬AI 노출도가 높게 산출되었다.

7) 비수도권 내 사무직, 판매직, 관리자, 전문가 일자리 비중은 각각 15.8%, 8.2%, 1.2%, 18.0%로 수도권보다 낮다.

8) 수도권 내 장치·기계조작, 단순노무, 서비스직 일자리 비중은 각각 8.1%, 12.7%, 12.2%로 비수도권보다 낮다.

9) 에이전틱AI 노출도가 높은 4개 직업(관리자, 사무직, 판매직, 전문가) 기준으로 보면 금융보험업(98.2%), 정보통신업(93.6%), 전문과학기술 서비스업(95.1%) 모두 산업내 취업자수 비중이 90%를 상회한다.

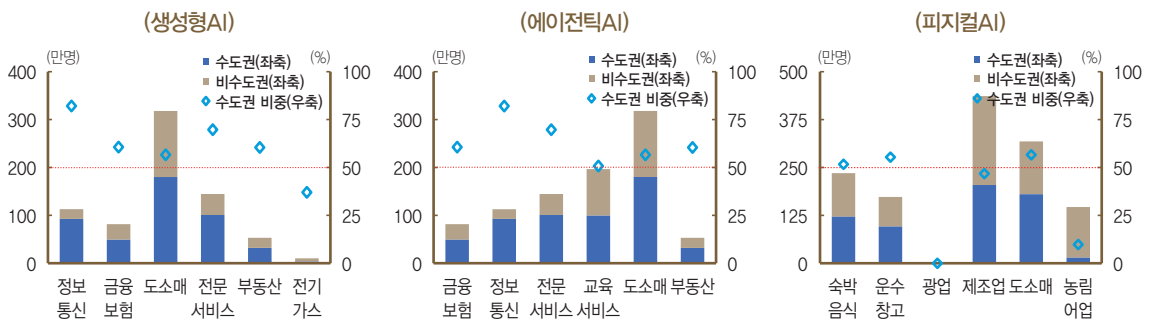
[표 3] 산업별 AI노출도 및 산업내 고노출 직업 비중

(생성형AI)			(에이전틱AI)			(피지컬AI)		
	노출도	비중 ¹⁾ (%)		노출도	비중 ¹⁾ (%)		노출도	비중 ¹⁾ (%)
정보통신업	0.59	92.1	금융보험업	0.82	86.2	숙박음식점업	0.79	86.6
금융보험업	0.55	90.8	정보통신업	0.71	20.4	운수창고업	0.59	76.9
도소매업	0.48	83.8	전문, 과학, 기술 서비스업	0.70	32.0	광업	0.48	42.5
전문, 과학, 기술 서비스업	0.46	93.6	교육 서비스업	0.66	15.6	제조업	0.48	41.1
부동산업	0.44	56.7	도소매업	0.60	75.8	도소매업	0.44	12.4
전기, 가스, 증기 등	0.40	56.7	부동산업	0.55	30.3	농림어업	0.43	3.8
예술, 스포츠, 여가	0.35	57.9	예술, 스포츠, 여가	0.54	17.6	수도, 하수 및 폐기물 처리	0.42	63.4
제조업	0.35	42.2	전기, 가스, 증기 등	0.52	34.5	사업시설 관리 등	0.41	59.1
공공 행정 및 사회보장	0.33	57.0	공공 행정 및 사회보장	0.49	48.5	건설업	0.33	20.0
사업시설 관리 등	0.31	31.8	보건 및 사회복지	0.46	7.8	부동산업	0.32	39.0
운수창고업	0.29	19.8	협회 및 단체	0.44	13.2	전기, 가스, 증기 등	0.31	26.6
수도, 하수 및 폐기물 처리	0.29	31.8	제조업	0.42	29.3	협회 및 단체	0.28	51.5
숙박음식점업	0.28	10.5	숙박음식점업	0.42	10.4	예술, 스포츠, 여가	0.25	38.2
교육 서비스업	0.28	83.3	수도, 하수 및 폐기물 처리	0.39	25.9	공공 행정 및 사회보장	0.24	40.6
광업	0.24	22.8	사업시설 관리 등	0.36	26.7	보건 및 사회복지	0.23	47.7
건설업	0.21	28.7	건설업	0.34	19.1	금융보험업	0.17	1.6
협회 및 단체	0.21	27.5	광업	0.29	20.8	전문, 과학, 기술 서비스업	0.13	3.3
보건 및 사회복지	0.17	51.5	농림어업	0.25	1.0	교육 서비스업	0.12	14.2
농림어업	0.11	1.3	운수창고업	0.25	17.7	정보통신업	0.10	3.6

주: 1) 직업 대분류 기준 AI 유형별 노출도 상위 3개 직업의 산업내 취업자수 비중
자료: 지역별고용조사

AI노출도 상위 산업을 기준으로 지역별 취업자수 비중을 비교해 보았다. **생성형 및 에이전틱 AI 노출도 상위 1~5위 산업에서 수도권 취업자수 비중이 50%를 상회하였다.** 피지컬AI의 경우 제조업, 농림어업 등에서는 수도권 비중이 50%를 하회하였다.

[그림 10] AI 유형별 노출도 상위 산업의 수도권 취업자수 비중¹⁾²⁾



주: 1) 산업 대분류 기준 AI 유형별 노출도 상위 6개 산업
2) 가로축은 좌측으로 갈수록 고노출 산업
자료: 지역별고용조사

Ⅲ. AI 확산과 지역 노동시장의 변화

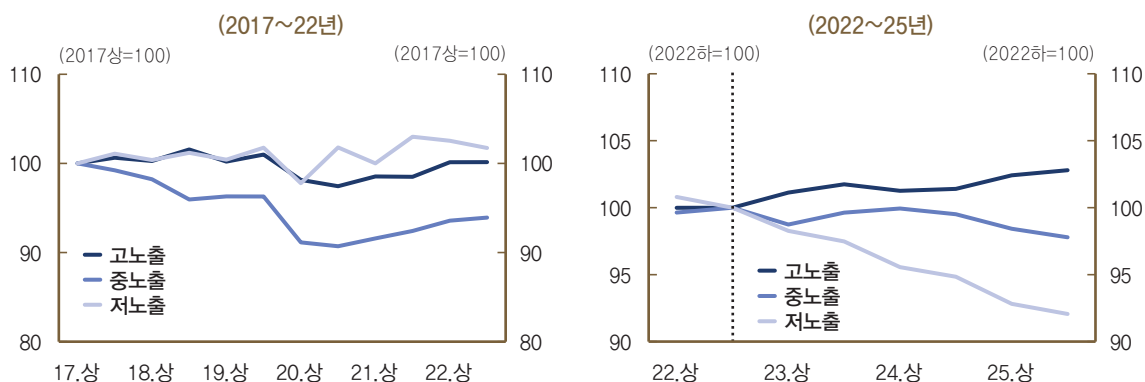
1. AI 유형별 노출도와 취업자수 변화

Ⅲ장에서는 Ⅱ장에서 살펴본 세가지 AI 유형을 토대로 AI 확산 이후 지역 노동시장의 변화를 실증 데이터로 점검하고자 하였다. 특히 생성형AI와 에이전틱AI는 각 AI 유형이 본격 확산한 2023년 및 2025년 이후를 기준으로 고용지표(15~59세¹⁰⁾ 취업자수, 임금, 인력부족률) 변화를 살펴보고, AI 노출도와와의 관계가 지역별로(수도권-비수도권) 어떻게 다른지도 분석하였다. 다만 여기서 AI가 고용 변화의 직접 원인인지 인과관계를 규명하기 보다는 둘 간 상관관계에 대한 초기 징후를 분석함으로써 현 상황에 대한 판단과 대응방향에 대한 시사점을 얻고자 하였다.

① 생성형AI 노출도와 취업자수 변화

2023년 이후 생성형AI 노출도가 높을수록 취업자수가 더 많이 증가했는데, 특히 수도권이 고용증가를 주도하였다. 이에 따라 고노출 취업자수의 지역간 격차가 커지는 모습이다. 먼저 전국 기준으로 직업별 생성형AI 노출도 기준으로 고-중-저 노출도¹¹⁾를 나누어 보면 2022년 이전까지 노출도와 취업자수 변화 간 선형적인 관계는 관찰되지 않았다. 그러나 2023년 이후에는 생성형AI 고노출 직업의 취업자수는 정보·통신전문가, 기획·영업·인사사무직, 문화·예술·스포츠전문가 등을 중심으로 증가한 반면 중·저노출도 취업자수는 감소하여 노출도와 취업자수 변화 간 양(+)의 관계가 나타났다.

[그림 11] 생성형AI 노출도 수준별 취업자수¹⁾



주: 1) 점선은 ChatGPT가 출시된 22년 하반기를 의미

2) 고노출은 노출도 상위 33%, 중노출은 34~66%, 저노출은 67~100% 구간의 직업을 의미

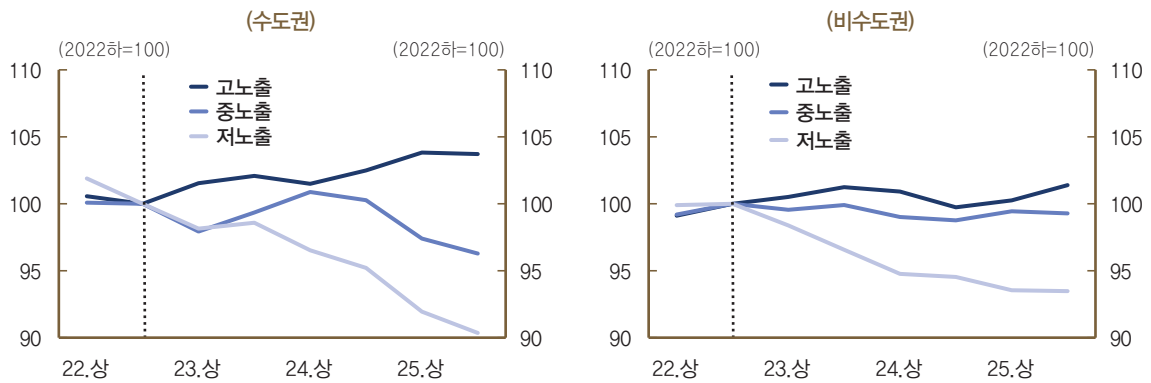
자료: 지역별고용조사

10) 60대 이상 취업자수가 정부 노인일자리 정책 등의 영향을 많이 받음을 감안하여 본고의 분석에서 제외하였다.

11) 한국표준직업 분류기준(전체 56개 직업)으로 노출도 상위 18개, 중위 19개, 하위 19개를 각각 고노출, 중노출, 저노출 직업군으로 구분하였다.

지역별로는 2023년 이후 **생성형AI 노출도에 따른 고용 변화가 수도권에서 두드러지는 모습이다.** <그림 12>를 보면 수도권의 고노출도 취업자수 증가폭 및 저노출도 취업자수 감소폭이 모두 비수도권보다 더 컸다. 실제로 2023년 이후 3년간 생성형AI 고노출 일자리는 24.7만명 증가하였는데 그 중 수도권이 80.8%(19.9만명)를 차지하였다.

[그림 12] 생성형AI 노출도 수준별 취업자수 지역별 차이¹⁾²⁾



주: 1) 점선은 ChatGPT가 출시된 22년 하반기를 의미

2) 고노출은 노출도 상위 33%, 중노출은 34~66%, 저노출은 67~100% 구간의 직업을 의미

자료: 지역별고용조사

회귀분석 결과 생성형AI 노출도가 높을수록 취업자수 증가율도 더 높은 관계는 2023년 이후 수도권에서만 뚜렷해진 것으로 나타났다. 지역별고용조사 데이터에 기초하여 지역·직업·반기별¹²⁾ 취업자수증가율(전년동기대비)을 종속변수로 아래 식(1)의 패널회귀분석을 실시하였다. 식(1)에서 AI노출도와 23년 이후 더미변수 간 교차항의 회귀계수(β)가 양수라면 동 노출도가 높을수록 고용지표가 개선되는 양(+)의 관계가 23년 이후 더욱 강화되었다는 의미이다. 반대로 음수라면 두 변수 간 관계가 악화되었거나 또는 음(-)의 관계로 전환되었다고 해석할 수 있다.

$$Y_{ijt} = \alpha E_j + \delta P + \beta E_j P + \varphi S_{ijt-1} + \gamma_i + \theta_t + \varepsilon_{ijt} \quad (1)$$

- Y_{ijt} : i 지역 t 기 j 직업 취업자수증가율
- E_j : j 직업의 AI노출도
- P : 시간 더미(23년 이후=1)
- S_{ijt-1} : i 지역 $t-1$ 기 j 직업 취업자수 비중
- γ_i : 지역고정효과
- θ_t : 시간고정효과

12) 15개 지역, 49개 직업종류, 2017년 상반기~2025년 하반기 자료를 이용하여 분석하였다. 17개 광역자치체중 인구 100만명이 넘지 않는 세종과 제주를 제외하였다. 코로나 팬데믹 영향을 최소화하기 위해 2020~2021년은 분석에서 제외하였다.

전국을 대상으로 분석결과 AI노출도와 23년 이후 더미변수 간 교차항이 통계적으로 유의한 양수(+)로 추정되었다(〈표 4〉)¹³⁾. 이를 수도권과 비수도권으로 구분하여 추정한 결과 ‘높은 노출도-높은 고용증가율’ 관계는 특히 수도권에서만 유의하였다. 구체적으로 수도권은 생성형AI 노출도[0~1]가 0.1 상승시 고용증가율이 1.0%p 상승하는 관계를 보였다. 이는 비슷한 산업, 직업 구성을 가진 기업이라도 수도권에서 생성형AI 활용도가 더 높은 것과 관련이 깊을 것으로 생각된다.

[표 4] 생성형AI 노출도와 취업자수증가율 간 관계

	전국	수도권	비수도권
AI노출도 (α)	0.003 (0.023)	0.036 (0.023)	-0.007 (0.025)
23년 이후	-0.024 (0.020)	-0.053** (0.022)	-0.017 (0.022)
AI노출도 × 23년 이후 (β)	0.048* (0.026)	0.063* (0.036)	0.044 (0.027)
고용비중($t-1$) ¹⁾	-0.556** (0.273)	-0.057 (0.410)	-0.714** (0.275)
지역 FE	○	○	○
시간 FE	○	○	○
관측치수	8,744	1,740	7,004

주: 1) 해당 설명변수는 전기 변수($t-1$)

2) () 내는 직업기준 클러스터 표준오차

3) *, **, ***는 각각 10%, 5%, 1% 수준에서 유의함을 의미

자료: 지역별고용조사, 저자추정

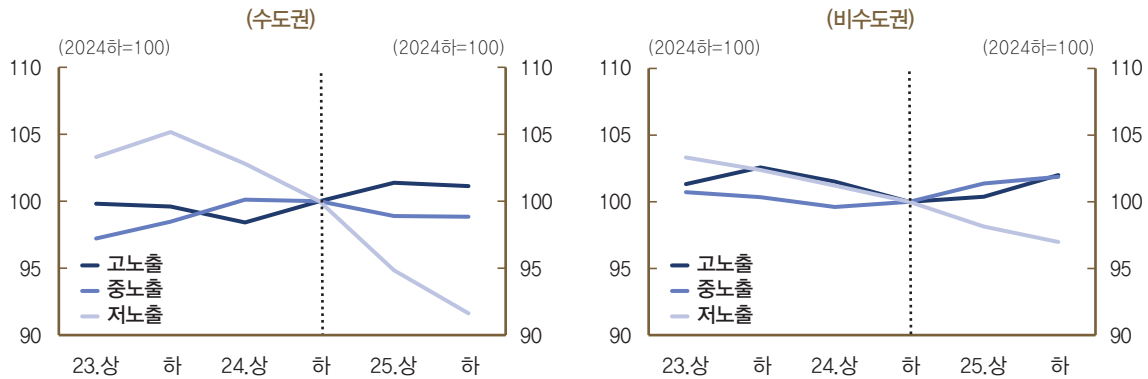
② 에이전틱AI 노출도와 취업자수 변화

에이전틱AI 노출도와 2025년¹⁴⁾ 이후 취업자수 변화를 보면 생성형AI와 마찬가지로 노출도와 고용증가 간 비례관계가 수도권을 중심으로 나타났다¹⁵⁾. 〈그림 13〉에서 수도권은 고노출 취업자수가 2025년 들어 증가한 반면 중노출 취업자수는 소폭 감소했으며 저노출은 크게 줄어들었다. 그런데 비수도권은 고노출과 중노출 취업자수 변화가 비슷했고 저노출 취업자수의 감소폭은 수도권보다 작았다. 에이전틱AI 고노출 직업에서 2025년중 증가한 일자리(10.5만명) 가운데 수도권 비중은 88.3%(9.3만명)에 달하였다. 다만 에이전틱AI 발전 이후 기간이 너무 짧아(1년) 에이전틱AI가 취업자수 변화에 영향을 준 것이라고 결론짓기는 어렵다.

13) 강건성 점검을 위해 2023년 이후 229개 기초자치체 취업자수 증가율을 지역별 생성형AI 노출도로 패널회귀한 결과에서도 노출도와 고용증가율 간 양(+)의 관계가 유의하게 나타났다.

14) 에이전틱AI는 CLAUDE 3.5 Sonnet with Computer Use가 출시된 2024년말 이후부터 본격적으로 발전한 것으로 알려져 있다.

15) 이와 함께 에이전틱AI 노출도가 높을수록 산업내 직업구성 변화도 커지는 모습을 보였다(〈참고 3〉 AI 확산 이후 노동시장 직업구조 변화).

[그림 13] 에이전틱AI 노출도 수준별 취업자수 지역별 차이¹⁾²⁾

주: 1) 점선은 CLAUDE 3.5 Sonnet with Computer Use가 출시된 24년 하반기를 의미
 2) 고노출은 노출도 상위 33%, 중노출은 34~66%, 저노출은 67~100% 구간의 직업을 의미
 자료: 지역별고용조사

패널회귀분석 결과에서도 에이전틱AI 노출도가 높을수록 취업자수 증가율도 더 높은 관계가 2025년 이후 수도권에서 더 강화되었을 가능성을 시사하였다(〈표 5〉). 아직 에이전틱AI 발전 이후 시간이 짧고 통계적 유의성을 확보하지 못했으나, 수도권의 AI노출도와 25년 이후 더미변수 간 교차항의 회귀계수가 비수도권보다는 훨씬 크게 추정되었다.

[표 5] 에이전틱AI 노출도와 취업자수증가율 간 관계

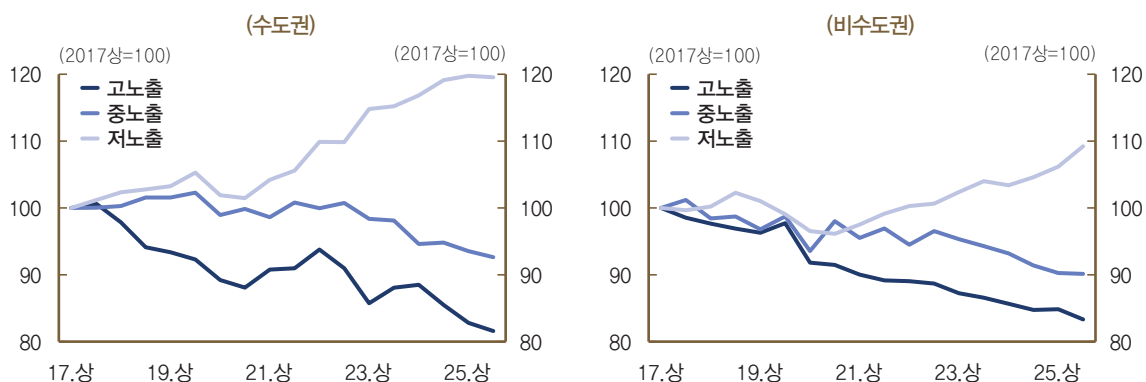
	전국	수도권	비수도권
AI노출도 (α)	0.056** (0.024)	0.115*** (0.033)	0.041* (0.024)
25년 이후	-0.032 (0.023)	-0.075* (0.038)	-0.021 (0.026)
AI노출도 × 25년 이후 (β)	0.048 (0.032)	0.088 (0.057)	0.038 (0.035)
고용비중($t-1$) ¹⁾	-0.616** (0.265)	-0.353 (0.388)	-0.744*** (0.270)
지역 FE	○	○	○
시간 FE	○	○	○
관측치수	8,744	1,740	7,004

주: 1) 해당 설명변수는 전기 변수($t-1$)
 2) () 내는 직업기준 클러스터 표준오차
 3) *, **, ***는 각각 10%, 5%, 1% 수준에서 유의함을 의미
 자료: 지역별고용조사, 저자추정

③ 피지컬AI 노출도와 취업자수 변화

육체노동 위주의 피지컬AI 고노출 취업자수는 수도권과 비수도권 모두에서 장기간 감소세가 이어졌다¹⁶⁾. 이러한 감소세는 지역 간에 큰 차이를 보이지 않았다. 피지컬AI 노출도가 높은 일자리는 육체노동 기피 경향, 로봇에 의한 단순반복 작업 대체 등으로 과거부터 자동화에 취약했던 직업군이다. 따라서 그간의 지속적인 고용감소가 향후 피지컬AI 발전으로 더욱 심화될 가능성도 있다.

[그림 14] 피지컬AI 노출도 수준별 취업자수 지역별 차이¹⁾



주: 1) 고노출은 노출도 상위 33%, 중노출은 34~66%, 저노출은 67~100% 구간의 직업을 의미
자료: 지역별고용조사

[표 6] 피지컬AI 노출도와 취업자수증가율 간 관계

	전국	수도권	비수도권
AI노출도 (α)	-0.042** (0.016)	-0.106*** (0.022)	-0.024 (0.016)
고용비중($t-1$) ¹⁾	-0.506* (0.275)	-0.051 (0.425)	-0.679** (0.271)
지역 FE	○	○	○
시간 FE	○	○	○
관측치수	8,744	1,740	7,004

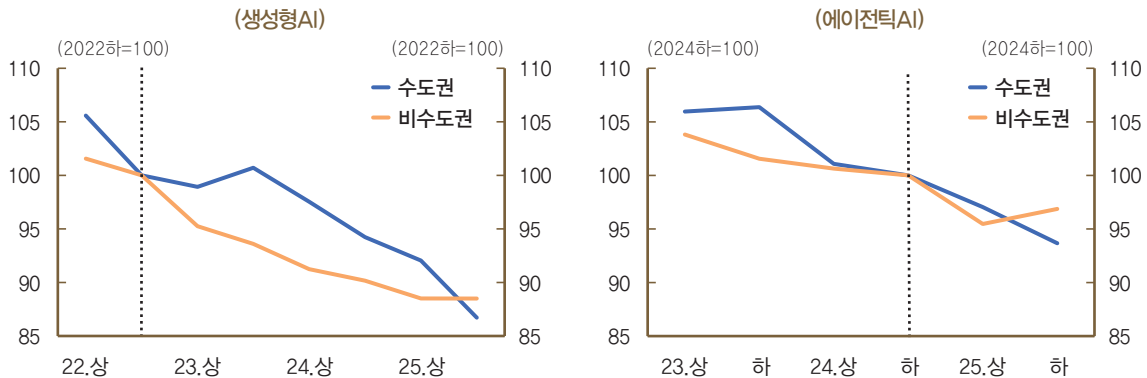
주: 1) 해당 설명변수는 전기 변수($t-1$)
2) () 내는 직업기준 클러스터 표준오차
3) *, **, ***는 각각 10%, 5%, 1% 수준에서 유의함을 의미
자료: 지역별고용조사, 저자추정

16) 피지컬AI는 최근 상당히 발전하고 있지만, 생성형 및 에이전틱 AI에서의 LLM과 같이 파운데이션 모델의 혁신으로 성능이 급성장하는 단계에 이르지 않았다. 피지컬AI의 주요 병목인 물리적 데이터 축적과 인간의 세밀한 움직임 모방에서 여전히 개선 여지가 많다(Broady et al 2026, Noreils 2024).

2. 20대 취업자수 변화

20대의 경우 전연령(15~59세) 분석에서 관찰된 ‘수도권 중심의 생성형 및 에이전틱 AI 고노출 일자리 고용증가’ 현상이 나타나지 않고 있다. 최근 AI 확산 이후 젊은 층에서 일자리 감소가 집중되고 있다는 주장이 제기되었는데(Brynjolfsson et al. 2025, Teutloff et al 2025, 한진수 외 2025), <그림 15>를 보면 20대는 생성형 및 에이전틱 AI노출도가 높은 직업의 취업자수가 수도권과 비수도권 모두 감소하고 있으며 감소폭의 지역간 차이는 미미하다. 다만 전연령과 달리 지역간 양극화 추세가 더 강화되지 않았다는 것이지 20대 고용률 등 노동시장의 수도권 우위가 사라졌다는 의미는 아니다.

[그림 15] AI 유형별 고노출¹⁾ 직업 취업자수(20대) 지역별 차이²⁾



주: 1) 고노출은 노출도 상위 33% 구간의 직업을 의미

2) 점선은 ChatGPT가 출시된 22년 하반기, CLAUDE 3.5 Sonnet with Computer Use가 출시된 24년 하반기를 의미

자료: 지역별고용조사

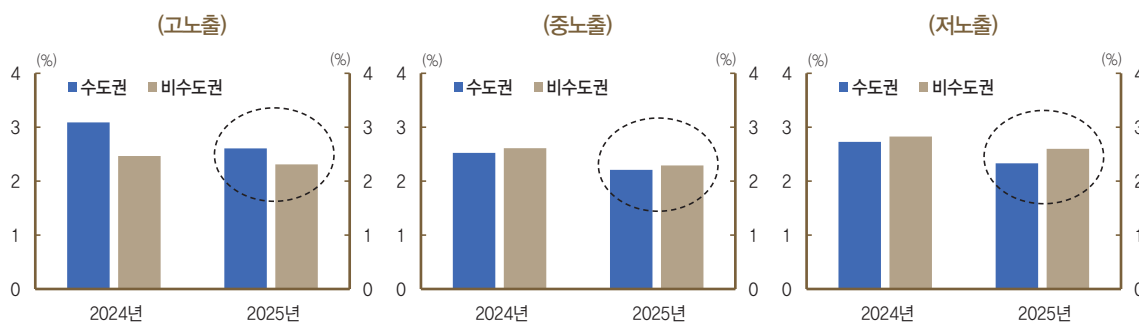
3. 인력부족률과 임금 변화

① 인력부족률과 AI노출도

앞서 살펴보았듯이 생성형 및 에이전틱 AI 고노출 취업자수가 최근 수도권 중심으로 늘어났음에도, 수도권 기업이 체감하는 고노출 일자리의 인력 부족 수준은 여전히 비수도권보다 높은 편이다. <그림 16>을 보면 2025년 중 생성형AI 중·저노출 일자리의 인력부족률(=부족인원/(부족인원+현원)*100)은 비수도권이 수도권보다 소폭 높은 반면, 고노출 일자리에서는 수도권 인력부족률이 비수도권보다 여전히 높다. 또한 에이전틱AI의 경우에도 중·저노출 일자리의 인력부족률은 수도권과 비수도권이 비슷한 수준으로 수렴한 반면, 고노출 일자리는 수도권의 인력부족률이 비수도권보다 높은 수준을 유지하였다.

이는 수도권외의 노동 수요-공급 간 미스매치가 여전한 데 기인했을 것으로 추측된다. 생성형 및 에이전틱 AI 고노출 직업의 경우 AI활용, 사업관리 등에서 전문성과 경험, 사회적 역량 등에 대한 요구수준이 과거보다 높아졌으나 해당 인력공급은 충분치 않을 가능성이 있다.

[그림 16] 생성형AI 노출도 수준별¹⁾ 인력부족률²⁾ 지역별 차이

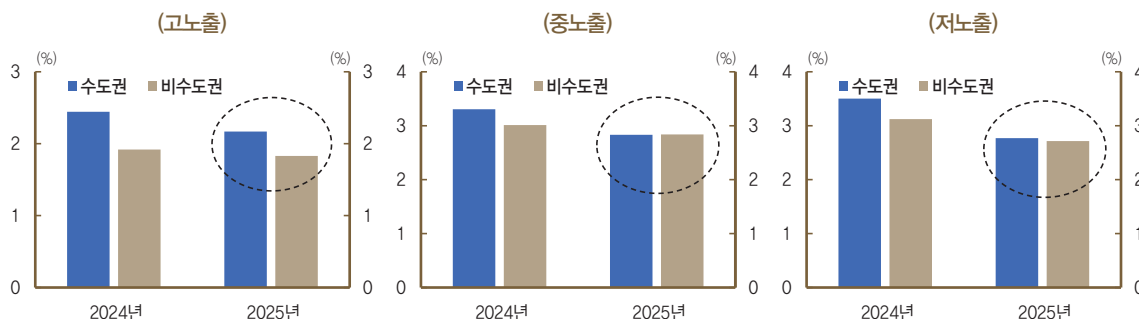


주: 1) 고노출은 노출도 상위 33%, 중노출은 34~66%, 저노출은 67~100% 구간의 직업을 의미

2) 인력부족률 = 부족인원/(부족인원+현원)*100

자료: 직종별사업체노동력조사

[그림 17] 에이전틱AI 노출도 수준별¹⁾ 인력부족률²⁾ 지역별 차이



주: 1) 고노출은 노출도 상위 33%, 중노출은 34~66%, 저노출은 67~100% 구간의 직업을 의미

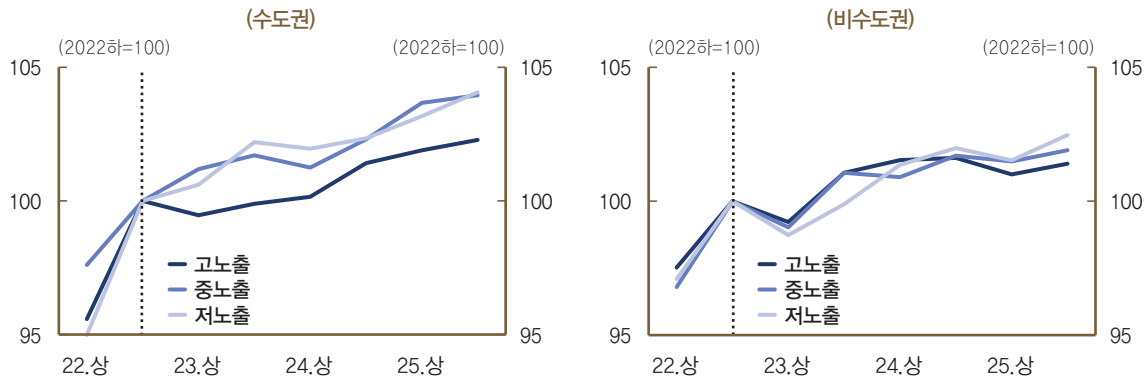
2) 인력부족률 = 부족인원/(부족인원+현원)*100

자료: 직종별사업체노동력조사

② 임금 변화와 AI노출도

가. 생성형AI 노출도와 임금 변화

2023년 이후 생성형AI 노출도와 임금상승폭 간에는 뚜렷한 선형관계가 보이지 않는다. 다만 동 기간중 지역별 임금상승폭은 수도권의 임금상승폭이 모든 노출도 수준에서 비수도권보다 큰 것으로 나타났다.

[그림 18] 생성형AI 노출도 수준별 실질임금 지역별 차이¹⁾²⁾

주: 1) 점선은 ChatGPT가 출시된 22년 하반기를 의미

2) 고노출은 노출도 상위 33%, 중노출은 34~66%, 저노출은 67~100% 구간의 직업을 의미

자료: 지역별고용조사

패널회귀분석 결과 수도권에서 생성형AI 노출도가 높을수록 임금상승률이 낮은 관계가 있었는데 2023년 이후 그러한 관계가 크게 약화되었다. 이는 생성형AI 고노출 직업에서 최근 임금상승률이 저노출 직업에 비해 상대적으로 개선되었음을 시사한다. 비수도권은 2023년 전후 모두 노출도와 임금상승률 간 유의한 관계가 없었다.

[표 7] 생성형AI 노출도와 임금상승률 간 관계

	전국	수도권	비수도권
AI노출도 (α)	-0.012** (0.006)	-0.032* (0.017)	-0.007 (0.005)
23년 이후	-0.023*** (0.007)	-0.048 (0.029)	-0.017*** (0.005)
AI노출도 × 23년 이후 (β)	0.005 (0.005)	0.028* (0.016)	0.000 (0.005)
지역 FE	○	○	○
시간 FE	○	○	○
관측치수	9,458	1,879	7,579

주: 1) () 내는 직업기준 클러스터 표준오차

2) *, **, ***는 각각 10%, 5%, 1% 수준에서 유의함을 의미

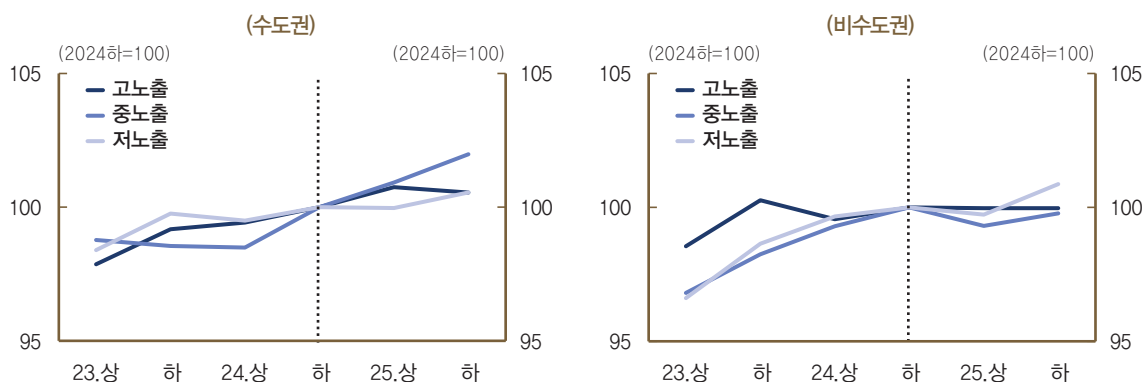
자료: 지역별고용조사, 저자추정

나. 에이전틱AI 노출도와 임금 변화

에이전틱AI 노출도와 관련해서는 수도권에서 고노출 및 중노출 일자리의 임금이 최근 더 빠르게 상승하는 조짐이 나타났다. 이는 앞서 에이전틱AI 고노출 일자리에서 수도권을 중심으로 구인난이

심화된 것과 관련될 가능성도 있다. 2025년 중 임금변화를 보면 수도권은 고·중노출 일자리의 임금 상승폭이 저노출 일자리보다 컸다. 반면 비수도권에서는 고·중노출 일자리의 임금이 정체 또는 소폭 하락하였다.

[그림 19] 에이전틱AI 노출도 수준별 실질임금 지역별 차이¹⁾²⁾



주: 1) 점선은 CLAUDE 3.5 Sonnet with Computer Use가 출시된 24년 하반기를 의미

2) 고노출은 노출도 상위 33%, 중노출은 34~66%, 저노출은 67~100% 구간의 직업을 의미

자료: 지역별고용조사

패널회귀분석 결과에서도 수도권은 2024년 이전 ‘높은 에이전틱AI 노출도-낮은 임금상승률’의 관계가 2025년에는 ‘높은 노출도-높은 임금상승률’ 관계로 반전되었다. 이는 생성형AI 경우와 마찬가지로 에이전틱AI 고노출 직업도 저노출 직업보다 최근 임금상승률이 상대적으로 개선되었음을 시사한다. 반면 비수도권은 2025년 전후 모두 노출도와 임금상승률 간 관계가 유의하지 않았다.

[표 8] 에이전틱AI 노출도와 임금상승률 간 관계

	전국	수도권	비수도권
AI노출도 (α)	-0.011** (0.005)	-0.026** (0.010)	-0.007 (0.005)
25년 이후	-0.024** (0.009)	-0.058** (0.028)	-0.016** (0.008)
AI노출도 × 25년 이후 (β)	0.006 (0.013)	0.040** (0.017)	-0.002 (0.014)
지역 FE	○	○	○
시간 FE	○	○	○
관측치수	9,458	1,879	7,579

주: 1) () 내는 직업기준 클러스터 표준오차

2) *, **, ***는 각각 10%, 5%, 1% 수준에서 유의함을 의미

자료: 지역별고용조사, 저자추정

4. 분석결과의 요약 및 배경

지금까지의 분석결과를 요약하면 아래와 같다.

- ① **생성형 및 에이전틱 AI 고노출 직업에서 최근 취업자수 증가율도 높는데, 고용증가를 수도권이 주도하면서 비수도권과의 격차는 확대되었다. 피지컬AI의 경우 고노출 취업자수가 두 지역 모두 장기간 감소세를 지속하였다.**
- ② **20대의 경우 생성형 및 에이전틱 AI 고노출 직업에서 수도권과 비수도권 모두 취업자수가 감소하면서 지역간 격차 확대가 뚜렷하지 않았다.**
- ③ **수도권에서 에이전틱AI 고노출 취업자수가 늘어났음에도 불구하고 기업이 체감하는 인력부족수준은 비수도권보다 여전히 높았으며 이와 함께 해당 일자리의 임금이 상승하며 지역간 임금 격차를 확대하는 조짐이 나타났다.**

다만 위 결과는 초기 징후를 관찰한 것이지, 생성형AI 발전이 본격화된 지 불과 2~3년이 지난 시점에서 AI가 일자리를 증가시킨다고 인과관계를 단정할 수는 없다. 따라서 현 상황에 대한 직관적인 해석을 아래와 같이 제시하였다.

첫째, 왜 생성형 및 에이전틱 AI 노출도가 높을수록 고용이 증가했을까?

1) 서비스 기업들을 중심으로 AI를 노동대체보다 정보처리능력 제고 등을 통한 시장확대를 위해 활용하고 있을 가능성(Chun & Shin 2025)이 있다. 본고에서 직업별 대신 산업별 AI노출도로 회귀분석하면 전체 산업 표본에서는 높은 노출도-높은 고용증가 관계가 유의하지 않고, 서비스업 표본에서만 유의하게 나타났다. 이는 AI의 영향이 제조업과 서비스업에서 다르게 나타날 가능성을 시사한다. 장기적으로 경제 전반에서 AI의 생산성 제고 효과가 노동대체효과보다 클 경우 전체 고용이 확대될 수 있다(Aghion et al. 2025, Baslandze et al. 2026). 다만 아직은 이러한 전반적인 생산성 제고가 나타났다고 보기는 어렵다(서동현 외 2026).

아울러 2) AI가 일부 직무만 자동화하고, 근로자들은 자동화되지 않은 직무에 역량을 집중하여 노동 대체가 일어나지 않았을 수 있다(Hampole et al. 2025). 에이전틱AI 등의 발전에도 불구하고 AI가 한 직업의 업무흐름 전체를 처음부터 끝까지(end-to-end) 대체할 정도로 고도화되지는 않았다. 다시 말해 AI의 발전 및 도입이 노동시장에 본격 영향을 미치기엔 아직 충분하지 않았다는 의미이다. 이 경우 미래 어느 시점에는 AI 고노출 일자리에서 고용 축소 압력이 커질 가능성도 배제할 수 없다.

둘째, 고용증가는 왜 수도권에서만 강하게 발현되었을까?

이는 **AI 활용도와 IT 인적자본의 지역간 격차에 상당부분 기인할 것으로 보인다**. <그림 2>에서 나타났듯이 AI 활용기업 비율은 서울이 지방 대도시 평균의 약 두배 이상이다. 같은 노출도의 직업이라도 서울 등 수도권에서 AI활용이 활발함에 따라 시장확대 등에 따른 고용증가 효과도 컸을 가능성이 있다. 이 경우 비수도권 서비스 기업은 상대적으로 시장 확대가 더디거나 또는 축소되므로 고용증가도 제한될 수밖에 없었을 것이다. 또한 AI가 IT의 연장선상에 있는 만큼 IT 관련 인적자본이 수도권에 집중된 것도 요인이겠다(Ⅳ장 참조).

셋째, 왜 20대에서는 수도권-비수도권 간 격차확대가 뚜렷하지 않았나?

단순 정보수집 및 정리와 관련한 노동수요는 축소되고 전문성, 경험과 연륜, 사회적 역량 등에 대한 수요가 확대되는 가운데, **대학졸업 직후의 청년층이 이러한 역량을 갖추는 것은 지역과 무관하게 매우 어려운 일이다**. 대부분의 대학교육은 여전히 전통적인 지식 및 정보 축적에 초점을 두고 있어, 수도권 대학이라고 AI 시대가 요구하는 역량을 길러내는 데 특별히 차별화되었다고 보기는 힘들 것이다.

넷째, 왜 고용이 늘어난 생성형 및 에이전틱 AI 고노출 직업에서 수도권의 인력부족이 여전하고 동시에 임금 상승 조짐이 나타났을까?

동 직업군은 관리직, 전문가 등의 비중이 높은 편으로 **AI 확산 이후 전문성, 경험과 연륜, 종합적 사고, 사업관리, 사회적 역량 등에 대한 수요가 높아졌을 가능성이 있다**. 그러나 노동공급 측면에서 해당 역량을 갖춘 인력의 공급이 충분치 않아 **미스매치**가 있을 것으로 보이며, 이와 함께 경험 및 전문성에 대한 임금 프리미엄이 상승할 가능성도 있다(Autor & Thompson 2025).

Ⅳ. AI 발전과 지역 노동시장의 격차: 위험과 기회

아직 AI 발전 초기이긴 하지만 최근 생성형AI 활용이 많은 부문의 고용 증가는 주로 수도권을 중심으로 이뤄지고 있다. 앞으로 에이전틱AI 등으로 AI에 의한 지식노동 대체와 보완이 더욱 고도화되면 지식서비스 등 주요 산업의 지리적 불균등이 심화하고 다른 한편에서는 피지컬AI 발전이 비수도권 일자리를 축소함에 따라 지역간 양극화가 심화될 우려가 있다. 반면 지역 서비스의 상향평준화와 제조업의 지식서비스화 등으로 비수도권 노동시장에 긍정적인 영향을 미칠 가능성도 작지 않다. 본 장에서는 AI 발전에 따른 지역 노동시장의 양극화 위험요인을 점검하고 이를 극복하기 위한 기회요인을 함께 살펴보고자 하였다.

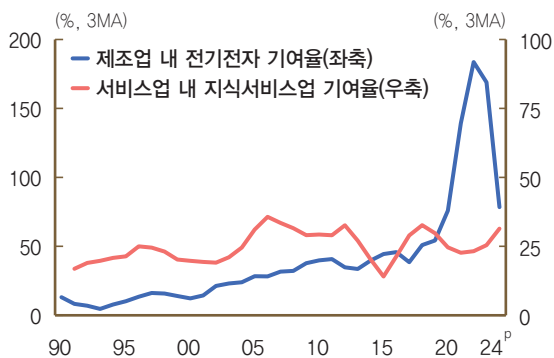
1. 위험 요인

① 지식·혁신 일자리의 수도권 집적경제 심화

(반도체 및 지식서비스의 수도권 집중)

AI 발전으로 AI 하드웨어의 핵심 요소인 반도체 제조업과 AI노출도가 높은 지식서비스의 수도권 중심 산업구조가 강화될 가능성이 있다. 동 산업들은 다른 산업보다 공간적으로 수도권 집중이 심한 특성을 보인다. 반도체 제조업의 수도권 비중은 생산 기준 85.6%, 종사자수 기준 74.4%이며 지식서비스업도 각각 73.2%, 71.9%에 달하고 있다. 앞으로 동 산업들이 수도권 중심으로 계속 성장할 경우 지역간 격차가 더욱 확대될 우려가 크다.

[그림 20] 전기전자 및 지식서비스업¹⁾의 성장 기여율²⁾

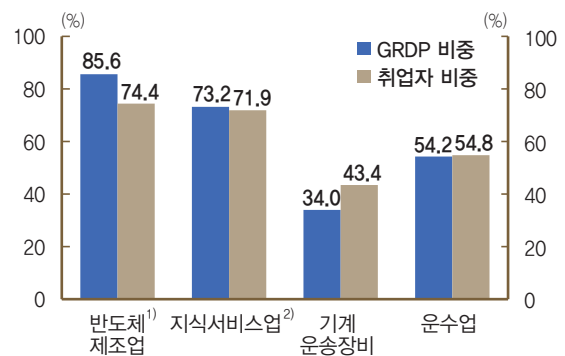


주: 1) 정보통신, 금융보험, 전문과학기술서비스

2) 제조업 및 서비스업의 성장률이 음수인 연도 제외

자료: 지역소득

[그림 21] 산업별 수도권 비중(2024년)



주: 1) 제조업조사 부가가치액 기준

2) 정보통신, 금융보험, 전문과학기술서비스

자료: 지역별고용조사, 광업제조업조사, 지역소득

(AI 확산 이후 집적경제의 심화 가능성)

그런데 **생성형 및 에이전틱 AI 노출도가 높은 지식서비스나 첨단 제조업은 다른 산업보다 집적에 따른 경제효과¹⁷⁾가 더 큰 특징이 있다.** 이는 중요한 암묵지일수록 고숙련 인재 간의 대면관계를 통해 전달되므로(Davis & Dingel 2019, Mizuno 2022) 혁신적 아이디어 창출에 공간적 인접성이 중요한 역할을 하기 때문이다(Lin et al. 2023). 실제 데이터로 패널회귀분석한 결과 생성형 및 에이전틱 AI 노출도가 높은 산업일수록 집중도지수(HHI)¹⁸⁾도 높아 소수 지역에 집적화되는 경향을 보였다. 다만 시간더미 교차항을 추가한 분석에서는 아직은 AI노출도와 공간집중도 간 관계에 유의한 변화가 나타나지는 않았다.

[표 9] 유형별 AI노출도와 산업별 공간집중도(HHI) 간 관계

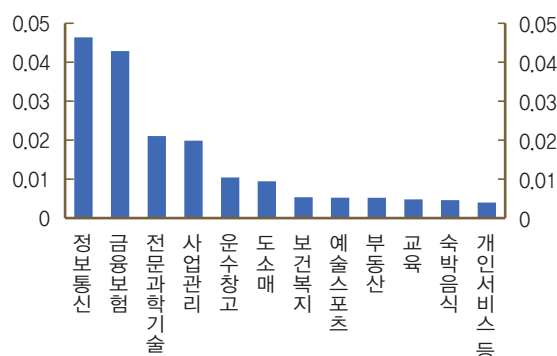
	생성형	에이전틱
AI노출도 (α)	0.218*** (0.067)	0.128* (0.070)
23년 이후	0.004 (0.004)	
25년 이후		0.002 (0.007)
AI노출도 x 23년 이후 (β)	-0.010 (0.014)	
AI노출도 x 25년 이후 (β)		-0.003 (0.017)
지역 FE	○	○
시간 FE	○	○
관측치수	4,881	4,881

주: 1) () 내는 산업기준 클러스터 표준오차

2) *, **, ***는 각각 10%, 5%, 1% 수준에서 유의함을 의미

자료: 저자추정

[그림 22] 산업별 공간집중도(HHI)¹⁾



주: 1) 2026년 상반기 기준

자료: 국민연금, 저자사산

(지역간 임금격차 확대와 청년층 이동)

고숙련 인재의 집적경제에 AI 투자와 숙련노동 간 높은 보완성(capital-skill complementarity)이 더해져 AI에 따른 수익도 수도권에서 높아진다면(Che et al. 2026) 자본투자가 더욱 수도권으로 집중되고, 이는 다시 기술인재들을 끌어들이는 집적경제의 순환구조를 강화시킬 가능성이 있다. 청년층 이동의 주요 동인은 결국 일자리의 질과 양인데(정민수 외 2023), AI의 과실이 수도권에 집중될

17) 집적경제란 기업과 노동력의 공간적 집중이 인프라 및 네트워크 공유(sharing), 구직-구인 및 생산-소비 간 매칭 개선(matching), 지식파급(learning) 등으로 생산성이 높아지는 이익을 의미한다(Duranton & Puga 2004). 우리나라의 경우 최근 지역간 성장률 격차의 절반 이상이 생산성 격차에 기인하며, 이러한 생산성의 차이는 결국 기업, 노동력, 인프라의 집적에 따른 영향을 크게 받는 것으로 분석되었다(정민수 등 2024).

18) 국민연금 데이터를 이용하여 특정 산업 종사자가 일부 지역에 얼마나 집중되어 있는지를 측정하였으며, 본고에서는 시군구 수 차이를 보정한 정규화 HHI를 사용하였다.

$HHI_{it} = \sum_i s_{i,rt}^2$, 정규화 공식: $(HHI_{it} - \frac{1}{k_{rt}}) / (1 - \frac{1}{k_{rt}})$
($s_{i,rt}$ 는 t시점 r시도 내 i시군구의 해당 산업 국민연금 가입자 수 비중, k_{rt} 는 분석대상 시군구 수)

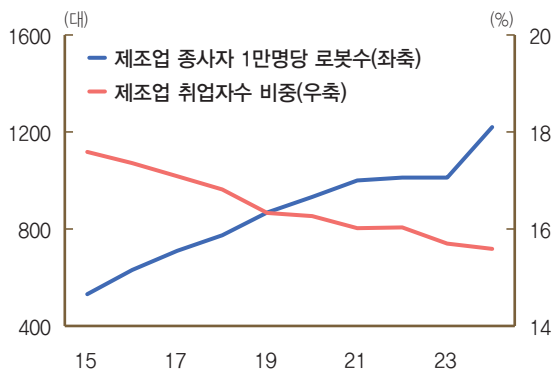
경우 앞선 분석에서 징후가 보였듯이 임금과 소득의 지역 격차도 확대되기 때문이다. 이미 인구이동 통계가 작성된 1995년 이후 30여년간 비수도권 청년층(20~29세)의 수도권으로 유출은 한해도 빠짐없이 이어져왔다¹⁹⁾. 이러한 추세는 비수도권의 노동공급 부족 및 미스매치, 인적자본 약화 등으로 이어져 지역 산업 경쟁력과 성장잠재력을 훼손할 우려가 크다(정민수 외 2023).

② 피지컬AI에 따른 비수도권 주력산업 일자리의 자동화 우려

다른 한편에서는 **향후 피지컬AI의 발전이 가속화할 경우 피지컬AI 노출도가 높은 비수도권의 고용 감소가 현실화될 우려가 있다**. 현재까지 상황을 보면 생성형 및 에이전틱 AI가 단기적으로 청년 고용을 일부 대체했을 가능성은 있으나, 노동시장 전반에 부정적인 영향을 주는 것으로 나타나지는 않았다. 반면 피지컬AI 노출도가 높은 육체노동 일자리는 제조업을 중심으로 이미 자동화가 빠르게 진전되어 왔고 이와 함께 자본투자를 통한 노동대체 및 수익성 제고의 비즈니스 모델이 실현되고 있다(Koch et al 2021). 이러한 자동화로 개별 기업은 생산성 제고 및 시장 확대에 따른 고용증가를 이뤄내는 경우가 있지만 지역 단위에서는 대체로 전체 일자리가 감소하는 경향이 있다(Acemoglu & Restrepo 2017).

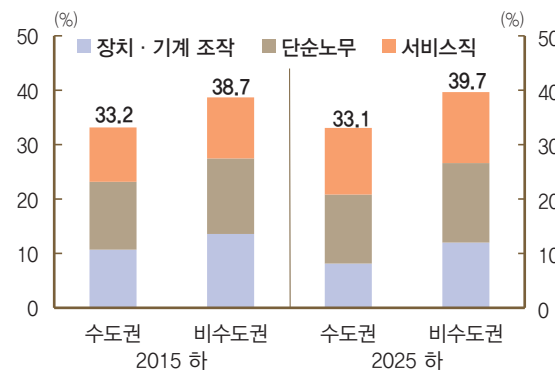
피지컬AI 노출도가 높은 대표적인 산업은 제조업, 운수업, 숙박음식업 등이다. 그런데 동 산업들은 비수도권 일자리의 큰 부분을 차지한다. 따라서 로봇공학의 발전이 현재 피지컬AI의 병목(피지컬 데이터, 감각·움직임의 세밀함, 돌발상황 대처 등)을 극복하는 돌파구를 마련할 경우, 고용 충격도 비수도권에서 비대칭적으로 클 수 있다.

[그림 23] 로봇수와 제조업 취업자수 비중 간 관계



자료: 경제활동인구조사, 국제로봇연맹(IFR)

[그림 24] 피지컬AI 고노출¹⁾ 취업자수 비중



주: 1) 직업 대분류 기준 노출도 상위 3개 직업

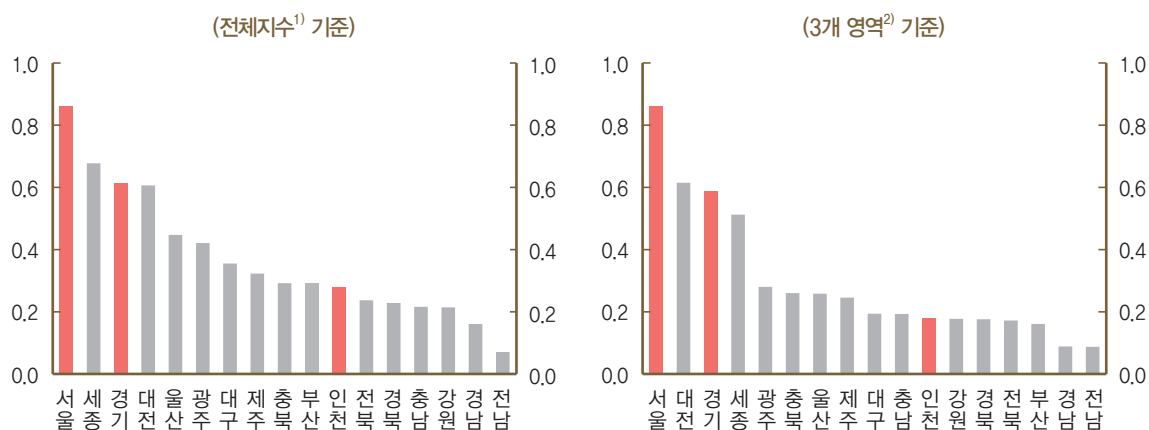
자료: 지역별고용조사

19) 1995~2025년중 연평균 7.1만명의 20대 청년층이 매년 비수도권에서 수도권으로 이동하였다.

③ AI 활용역량(준비도)의 지역 간 격차

이와 함께 **현재 서울과 경기 등에 집중된 AI 관련 인적, 물적 기반이 앞으로 지역별 노동시장 격차를 더욱 확대할 가능성도 크다.** 지역별로 다른 AI 활용역량을 평가하기 위해 본고는 선행연구를 참고하여²⁰⁾ 지역별 AI준비도를 6개 영역(디지털인프라, AI 및 일반 인적자본, AI 및 일반 혁신, AI 활용 기준)으로 나누어 산출하였다. 그 결과 서울, 경기 등 수도권의 AI준비도가 압도적으로 높았으며 충청권의 세종과 대전도 높은 수준이었다.

[그림 25] 시도별 AI준비도



주: 1) 디지털인프라, AI 및 일반 인적자본, AI 및 일반 혁신, AI 활용 기준

2) AI 인적자본, 일반 혁신, AI 활용 기준

자료: 이옴 · 문아람(2025), 저자시산

아래 식(2)에 기초한 패널회귀분석 결과, AI준비도가 높은 지역에서 생성형AI 노출도가 큰 산업일 수록 고용증가율도 높아지는 경향이²¹⁾ 있었다. 그런데 영역별 AI준비도로 개별 회귀식을 추정하면 6개 영역 중 AI인적자본, 일반혁신, AI활용만 취업자수 증가율과 유의한 관계를 보였다. 해당 3개 영역으로 한정하여 AI준비도를 비교하면 서울, 대전, 경기, 세종 등 수도권과 충청권이 여전히 높은 반면, 부산, 대구 등 지방 대도시는 순위가 더 낮아졌다(<그림 25>).

20) Cazzaniga et al.(2024), Muro & Methkuppally(2025), 이옴 · 문아람(2025) 등을 참고하여 6개 영역에 걸쳐 AI 활용역량을 산출하였다 (<참고 4> 「지역별 AI준비도」 참고).

21) 변수들 간 상관관계가 높다는 것이지 높은 준비도가 높은 성장률을 초래했다는 인과관계를 보인 것은 아니다.

$$Y_{ijt} = \alpha E_j + \beta E_j AIPI_i + \delta S_{ijt-1} + \gamma_i + \theta_t + \varepsilon_{ijt} \quad (2)$$

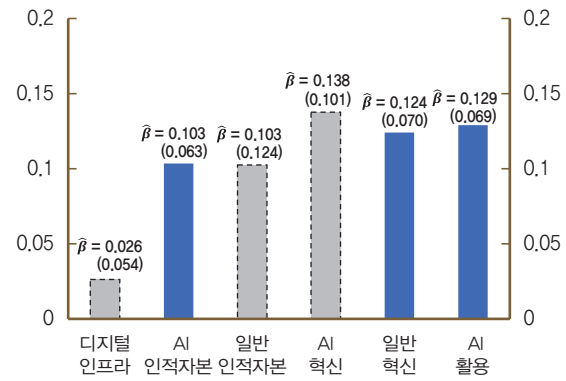
- Y_{ijt} : i 지역 t 기 j 산업 고용증가율
- E_j : j 산업의 생성형AI노출도
- $AIPI_i$: i 지역의 AI준비도
- S_{ijt-1} : i 지역 $t-1$ 기 j 산업 취업자수 비중
- γ_i : 지역고정효과
- θ_t : 시간고정효과

[표 10] AI준비도(전체지수)와 취업자수증가율 간 관계

	생성형
AI노출도 (α)	-0.059 (0.068)
AI노출도×AI준비도 (β)	0.188* (0.114)
고용비중($t-1$) ¹⁾	-0.795*** (0.219)
지역 FE	○
시간 FE	○
관측치수	6,119

주: 1) 해당 설명변수는 전기 변수($t-1$)
 2) () 내는 산업기준 클러스터 표준오차
 3) *, **, ***는 각각 10%, 5%, 1% 수준에서 유의함을 의미
 자료: 저자추정

[그림 26] 영역별 AI준비도와 취업자수증가율 간 관계



주: 1) ■는 10% 수준에서 유의하지 않음, ■는 유의함을 의미
 2) () 내는 산업기준 클러스터 표준오차
 자료: 지역별고용조사, 저자추정

2. 기회 요인

① 암묵지의 AI화와 지역 제조업의 지식서비스화

(인간-AI 간 협업모델 확산에 따른 수도권 집적 약화 가능성)

AI가 인간의 암묵지를 내재화하면서 혁신을 위한 협업 대상이 점차 AI로 바뀌고 인재들이 직접 대면을 위해 수도권에 집적되어야 할 필요성은 줄어들 수 있다. 아직 생성형 및 에이전틱 AI가 실제 업무에 충분히 활용되지 못하고 종종 오류가 발생하는 이유는 상당부분 인간의 암묵지가 AI와 공유되지 않기 때문이다. 이에 따라 최근 암묵지를 코드화 및 문서화하고 이를 AI화하는 노력이 활발해지고 있다(하용호 2026). 예컨대 최근 기업들은 전사적 조직기억(company wide memory)을 구축하여 구성원들의 암묵지를 보존하고 AI를 통해 다른 직원들과 최대한 공유하려 하고 있다.

물론 인간-인간 간 협업이 사라지지는 않을 것이다. 그러나 이는 상위단계의 판단 및 결정 영역에 한정되고, 인간-AI 간 협업모델의 중요성이 계속 커질 것으로 보인다. 최근 연구에 따르면 콘텐츠 기획 및 신제품 개발 과정에서 AI가 부서간 경계선을 넘는 팀워크 제고뿐 아니라 감정적 교류에 이르기까지 인간 못지않은 동료 역할을 수행하는 것으로 나타났다(Dell'Acqua et al. 2026). 이는 지식산업에서 강한 힘을 발휘하던 집적경제의 공간적 구심력이 과거보다 약화될 가능성을 시사한다.

(피지컬AI 발전에 따른 지역 제조업의 지식서비스화)

피지컬AI의 발전이 기획·연구기능의 중앙집중화 추세를 둔화시킬 가능성도 있다. 그동안 대부분의 제조 대기업들이 기획·연구기능은 수도권, 생산은 비수도권 공장에서 전담하는 체계를 갖춰왔다. 그런데 앞으로 피지컬 및 산업용 AI가 고도화될수록 기획과 연구개발의 상당부분이 연구실이 아닌 산업현장에서 발생할 가능성이 높다. 이와 관련하여 최근 새로운 일자리로 주목받고 있는 전방배치 기술자(FDE)가 대표적인 사례이다. FDE는 소프트웨어 개발자이지만 전통적인 개발자와 달리 고객의 공장에 상주하면서 현장의 내부지식을 AI제품에 적용하고 AI 기술이 고객에게 전달되도록 양방향 소통을 담당한다(Kim & Hwang 2026). 이 과정에서 제조기업 내부에서도 FDE와 상응하는 역할을 할 전문가가 늘어날 수 있다. 이는 **비수도권 제조공장들이 더 이상 단순 제조역할에 머물지 않고 제품개발, 공정개선 등 지식서비스 기능을 크게 강화하면서 하드웨어 혁신을 주도하게 됨을 의미한다**²²⁾.

② 개인화 서비스의 상향평준화와 지역내 서비스 소비 확대

AI가 개인화 또는 초개인화 서비스의 공급제약을 완화해 접근성을 높이면, 대기수요가 실수요로 이어지면서 생산이 늘어나는 효과(Autor et al. 2026)가 공급제약이 컸던 비수도권에서 더 크게 나타날 것이다. 최근 서비스업에서는 개인화 및 초개인화 서비스의 성장이 두드러지고 있다. 수요측 요인으로는 소득 및 여가 증가²³⁾, 과잉정보 등이, 공급측 요인으로는 서비스공급자의 정보처리능력 제고 등이 있을 것이다. 그런데 개인특성에 맞게 맞춤형으로 제공되는 서비스는 보통 높은 가격, 정보비대칭, 전문인력 부족 등 공급측 병목(bottleneck)에 따라 생산이 제약되는 경우가 많다(Akin 2026). 예를 들어 개인맞춤형 의료, 헬스케어, 예술·스포츠·레저, PB(private banking) 등은 가격이 높은 편이고 전문가 풀도 한정적이다.

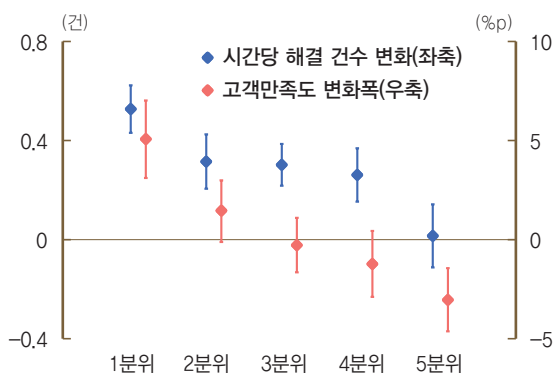
22) 전사적 조직지역과 디지털 트윈(digital twin) 등으로 제조공정이 가상공간에서 완벽하게 재현될 수 있다면 연구개발 기능이 현장에서 이뤄지지 않고 오히려 특정 지역에 더욱 집중될 여지도 있다. 그러나 그 정도로 현장을 완벽하게 가상화하는(virtualization) 데는 오랜 시간이 걸릴 것이다. 또한 고도의 가상화가 가능하다는 것은 연구개발이 꼭 서울뿐 아니라 어디서든(예컨대 부동산가격이 낮은 곳) 가능해진다는 의미이기도 하다.

23) 온라인소비 확대가 소비자들의 쇼핑시간을 절약함에 따라 헬스장, 피부관리, 카페 등 오프라인 시간집약적 서비스(time-intensive service) 수요가 늘어났다(Relihan 2022). 실증분석 결과 우리나라에서도 온라인소비 비중 상승시 수도권과 비수도권 모두 시간집약적 서비스 소비가 증가한 것으로 추정되었다(정희완 외 2025).

이런 가운데 **AI의 균등화효과(equalizing effect)가 비수도권의 서비스 공급자들의 생산성과 서비스 질을 상대적으로 크게 개선할 가능성이 있다.** 균등화효과란 상대적으로 경험이 적고 교육수준과 생산성이 낮은 근로자에서 AI의 생산성 개선효과가 더 크게 발생하여 상향평준화되는 현상이다(〈그림 27〉)²⁴⁾. 이는 ①AI가 교육수준이 낮은 근로자도 추상적 사고와 작문 등 인지적 작업을 할수 있게 하고(Cruces et al. 2026), ②생산성이 높은 근로자의 암묵지를 모방할 수 있게 하며(Brynjolfsson et al. 2025), ③업무단순화로 고숙련 일자리로의 진입장벽을 낮춰주기 때문이다(Althoff & Reichardt 2026).

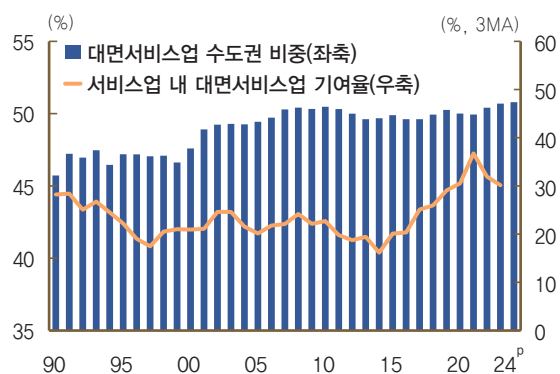
물론 AI의 생산성 제고 효과는 일정부분 노동대체 효과도 동반할 것이다. 그러나 인간을 직접 대하는 대면서비스를 완전 자동화하기는 쉽지 않다. 왜냐하면 자동화란 무결점(flawless)을 전제하는데, 제품 공장에 비해 대면서비스 과정 전체의 자동화는 오류 발생시 리스크가 훨씬 크기 때문이다(Acemoglu 2026). 따라서 안전, 윤리, 책임, 신뢰관계 등 인간의 개입이 필수적인 부분을 중심으로 노동수요가 지속될 것으로 판단된다. **개인화된 대면서비스 등은 그 속성상 일자리 분포가 지역별 인구분포를 따라 넓게 퍼져 있으므로(〈그림 28〉) 서비스 성장에 따른 일자리 증가도 수도권에 집중되지 않을 가능성이 높다.**

[그림 27] AI활용 이후 숙련도별 생산성 변화¹⁾



주: 1) 상담사 대상 조사결과이며 가로축은 숙련도 5분위를 표시
자료: Brynjolfsson et al. (2025)에서 재인용

[그림 28] 대면서비스업¹⁾의 수도권 비중 및 성장 기여율²⁾



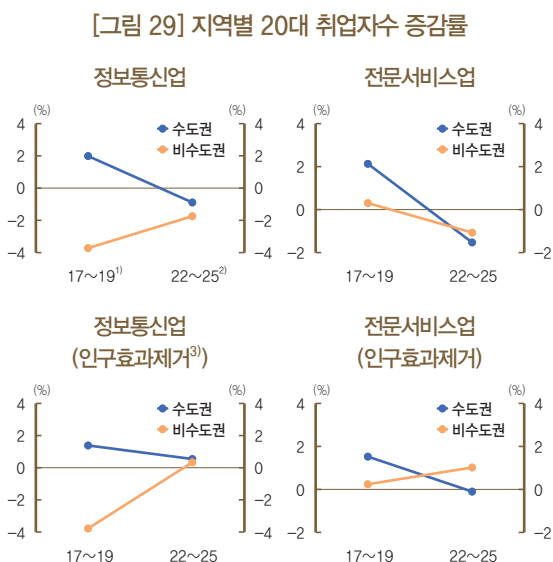
주: 1) 숙박음식업, 교육, 보건복지, 예술스포츠, 기타개인서비스업
2) 제조업 및 서비스업의 성장률이 음수인 연도 제외
자료: 지역소득

24) 비슷한 사례로 개발도상국에서 적은 비용으로 AI를 사용하여 의료, 법률, 교육 등에서 상당한 생산성 개선을 이룬 것으로 보고되었다(Nayyar et al. 2026).

③ 청년층의 수도권 취업경쟁 심화와 비수도권 청년유출 완화 가능성

AI 확산 이후 청년층 고용이 지역을 가리지 않고 전반적으로 악화되는 가운데, 청년들의 수도권 내 취업경쟁이 더욱 치열해지고 있다. <그림 29>는 생성형AI 노출도가 높은 정보통신업과 전문서비스업의 취업자수 증감률(반기평균)을 코로나 팬데믹 직전(2017년 상반기~19년 하반기)과 생성형AI 등장 이후(2022년 하반기~25년 하반기)로 나누어 표시한 것이다. 이에 따르면 2023년 이후 20대 고용증가율의 수도권-비수도권 간 격차가 이전보다 크게 축소되었다. 나아가 인구효과를 조정한²⁵⁾ 취업자수 증감률을 계산하면 지역간 격차가 더 줄어들거나(정보통신업), 비수도권 취업자수가 수도권과 달리 소폭 증가한 것으로 나타났다(전문서비스업). 이는 수도권 청년층 일자리의 질적 우위가 유지되더라도 양적 우위는 과거보다 약화될 수 있는 가능성을 시사한다.

이러한 현상에 더하여 비수도권에서 양질의 일자리가 늘어난다면 청년층 유출을 완화하는 요인이 될 수 있다. 비수도권에서 수도권으로 청년층 유출비율(=20대 순유출인구수/20대 인구수)은 2020년을 정점으로 이후 하락세를 보이고 있다. 부산, 대구, 광주, 대전 등 지방 대도시에서 수도권으로 청년층 유출비율도 여전히 높은 편이지만, 최근 소폭 하락하였다. 이는 인구감소에 따른 지역 성장잠재력 저하추세를 저지하는 데 도움이 될 수 있다.

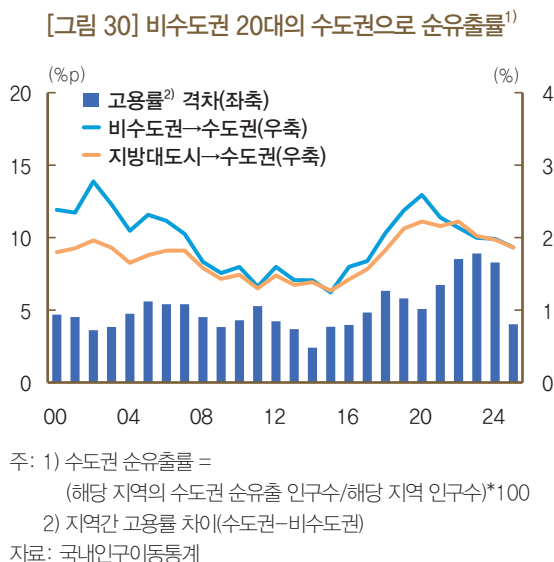


주: 1) 17년 상반기 대비 19년 하반기의 반기평균 증감률

2) 22년 하반기 대비 25년 하반기의 반기평균 증감률

3) 인구수 감소로 인한 취업자수 감소 효과 제거

자료: 지역별고용조사



25) 20대 청년층 인구가 계속 감소하고 있으므로 20대 취업자수가 단순히 감소했다고 해서 고용상황이 나빠졌다고 볼 수 없고, 인구감소에 따른 자연스러운 취업자수 감소폭을 감안하여 평가할 필요가 있다.

V. 정책적 시사점

1. 지역 서비스업 전문화 촉진

- AI 교육시스템 강화와 서비스업 혁신성장 지원

AI 발전에 따른 초개인화된 고부가 서비스의 성장과 일자리 증가의 기회를 잡으려면 지역이 그에 상응하는 전문성이 높은 서비스 공급역량을 갖추어야 한다. 앞으로 단순 사무, 단순 판매 등에서는 AI에 의한 노동대체가 가속화할 가능성이 높다. 그럴수록 인간노동의 가치는 고차원적인 판단과 윤리적 결정, 전문적이고 희소가치가 높은 기술 등에서 찾게 될 것이다(Autor & Thompson 2025, Teutloff et al. 2025). 지금처럼 수도권은 전문 서비스, 지방은 저숙련 서비스의 구도가 더욱 고착화되지 않으려면 지역사회가 AI를 전문성 및 생산성 제고의 도구로 적극 활용할 수 있어야 한다.

서비스 전문성 제고를 위한 방안으로는 첫째, 지역내 AI활용 교육시스템을 강화할 필요가 있다. AI와 보완적 직무 또는 자동화가 어려운 직무의 수행능력을 키우는 정부 주도 기술교육은 노동자의 구직 가능성과 소득수준을 상당폭 향상시킨 것으로 알려지고 있다²⁶⁾(Hyman et al. 2026). 그런데 개인이나 중소기업이 자체적으로 재교육을 실시하기는 어렵다. 정부, 대학, 공공기관, 민간협회 등의 협력 하에 AI 교육프로그램을 전방위적으로 강화할 필요가 있다.

둘째, 서비스 기업에 대한 혁신성장 지원을 강화하고 합리적 구조조정도 병행되어야 한다. 비수도권 서비스업은 수도권에 비해 영세업체가 많고 인구감소 등 수요기반 약화로 그중 상당수는 사업의 지속이 어려운 실정이다. 이런 상황에서 다수업체에 대한 소규모 분산지원은 오히려 혁신을 저해하고 재정 효율성을 떨어뜨릴 수 있으므로 자영업 대상 금융지원 등은 공정한 역량평가를 기초로 선별적으로 실시할 필요가 있다(정희완 외 2025).

2. 지역 제조업의 지식서비스화

- 주력 제조업 연계 서비스 특화 및 스타트업 지원

피지컬AI와 AI기반 스마트제조 발전은 이미 진행중인 제조의 서비스화(servitization)를 가속화할 가능성이 높다. 그런데 그 과정에서 제조업체와 서비스업체 간 협력으로 얻는 과실은 제조업

26) 특히 예술·스포츠·미디어, 청소·유지관리, 농림어업, 음식서비스 등에서 이러한 효과가 크게 나타났다.

중심지역보다는 서비스업 중심지역에 집중되는 경향이 있다(Vasquez et al. 2025). 따라서 **수도권 위주의 성장구조를 벗어나기 위해서는 비수도권에서 제조 관련 서비스 공급역량이 확충되어야 한다.**

지역은 주력 제조업과 연계된 지식서비스에 특화하여 지역 단위에서 제조업과 지식서비스의 융합(territorial servitization)을 진전시킬 필요가 있다. 스마트제조에 필요한 정보는 공장이 소재한 지역에 고유한 지식으로 내재해 있다. 따라서 제조업체 생산과정에서 축적된 데이터와 선진 AI 기술이 시너지를 얻고 궁극적으로 지역 고용과 성장에 도움이 되려면 해당 지역에서 맞춤형 서비스를 제공할 공급자가 많이 생기고 성장해야 한다(Lafuente et al. 2017). 예를 들어 지역의 주력 제조업에 특화된 R&D, 마케팅, 법률, 특허, 컨설팅 등 전문서비스를 제공하는 스타트업 창업과 성장을 지원할 필요가 있다. 지역 테크노센터 등 공공부문이 스타트업과 지역 제조업체 간 거래, 피지컬AI 솔루션 표준화 등에서 중개 역할을 강화하는 것도 도움이 될 것이다.

3. 지역 거점대학의 AI 허브화

- 선택과 집중을 통한 투자 확대

지역 AI역량 강화를 위해 지역별 거점 대학이 주도적인 역할을 할 필요가 있다. 앞서 분석했듯이 AI 활용역량이 성장으로 이어지기 위해서는 단순히 교육수준이 높은 것보다 AI에 특화된 인적자본이 중요하다. 아울러 대학의 인적자원이 산업계와 괴리되지 않고 지역 산업클러스터 내에 머물 때 실용적 기술혁신을 주도할 수 있다(Okamura 2025). 따라서 대학은 AI 연구와 교육에 있어 학계, 기업, 정부 등을 이어주고 지역 고유의 지식과 정보, 혁신역량을 모으는 지식중개 허브 역할을 강화할 필요가 있다(Pinto 2023).

대학이 선진 AI기술을 도입하고 혁신을 주도하려면 상당한 인적, 물적 투자가 필요하다. 그런데 우리나라는 우수 대학이 대부분 수도권에 소재하여 수도권 집중이 심각한 가운데(정민수 외 2024) 대학에 대한 정부와 민간의 지원도 수도권에 매우 편중되어 있다²⁷⁾. 지역 대학이 일정 분야라도 글로벌 AI경쟁력을 갖추고 나아가 지역 전체의 AI역량 제고를 위한 거점이 되려면 선택과 집중을 통한 투자 확대가 필요하다.

27) 비수도권 거점 국립대의 학생 1인당 교육비는 서울대의 40% 수준에 불과하며 중앙정부 지원금액은 서울대의 절반에도 미치지 못한다. 아울러 기업 등 민간에서 받는 연구비를 반영한 산업체 연구수익도 지방 국립대들이 서울대의 20% 미만인 것으로 나타났다(한국연구재단 2025).

〈참고 1〉

AI 유형별 노출도 계산 방법

[생성형 AI노출도]

Gmyrek et al.(2025)은 생성형AI가 직무(task)를 자동화할 수 있는 가능성을 노출도로 정의하였다. AI노출도는 생성형AI 기술이 완전히 도입될 경우 받게될 영향의 상한(upper threshold)으로 볼 수 있으며, 실제 자동화 여부는 전기·통신 인프라, 디지털 역량, 기술 비용뿐 아니라 제도적·사회적 수용성 등에도 크게 영향받는다.

AI노출도를 평가하기 위해 먼저 폴란드의 6자리 직업분류 체계 하의 29,753개 직무를 GPT-4, GPT-4o, Gemini Flash 1.5 등을 이용하여 점수화(0: 자동화 불가, 1: 완전 자동화 가능)하였다. 또한 폴란드 노동자 1,640명을 대상으로 설문을 통해 2,861개 직무를 평가하였다. 그 결과를 ILO 등 노동 전문가들이 검증한 후 이를 기반으로 AI 모델을 이용하여 전체 직무를 대상으로 자동화 가능성을 평가하였다. 직무의 AI노출도 구한 다음 국제표준직업분류(ISCO-08)에 따른 직업 수준에서의 노출도를 산출하였다.

본고에서는 생성형AI의 활용 가능성을 평가하기 위해 Gmyrek et al.(2025)의 AI 노출도와 Pizzinelli et al.(2023)의 잠재적 보완가능성(potential complementarity)을 함께 고려한 조정 노출도(C-AIOE)를 산출하였다.

보완성 지수(θ)를 구하기 위해 O*NET의 업무 상황(work contexts)과 직업 영역(job zones) 데이터를 이용하였다. 업무 상황은 업무 성격에 영향을 미치는 물리적·사회적 요인으로, 57개의 업무 상황 중에서 AI가 인간의 활동을 대체하거나 인간의 감독 하에 사용될 가능성과 관련이 높다고 판단되는 11개를 선택하였다. 직업 영역은 직업 수행에 필요한 교육·훈련의 양을 반영하는데, 전문성 개발 기간이 길수록 AI가 보완적인 역할을 할 가능성이 높다고 평가한다.

11개의 업무 상황과 직업 영역을 소통, 책임, 물리적 조건, 중요도, 정형성, 기술 등 6개 구성 요소로 그룹화하여 보완성을 평가한 후, 구성 요소별 점수(0~100)의 평균을 100으로 나누어 보완성 지수(θ)를 구하여 조정 노출도(C-AIOE)를 계산하였다.

$$C-AIOE_i = AIOE_i \cdot (1 - (\theta_i - \theta_{\min})) \quad (i : \text{직업})$$

[에이전틱AI 노출도]

Gupta & Kumar(2026)은 에이전틱AI를 목표가 주어지면 목표 달성을 위해 자율적으로 도구를 선택·이용하여 여러 추론 단계를 거쳐 인간의 개입없이 업무를 완료하는 시스템으로 보고, 개별 직무(task)가 아닌 직업의 전체 업무흐름(workflow)을 AI 에이전트가 수행할 수 있는지를 평가하였다.

우선 벤치마크를 참고하여 AI의 직무 수행 능력(CAP)을 평가하고, 동 직무를 완료하기 위해 인간의 추가적인 개입이 필요한지를 고려(COV)하였다. 이를 위해 O*NET의 직무기술서를 분석하여 대인관계(협상, 상담, 중재), 규제·수탁책임(법적책임, 진단), 물리적능력(현장작업), 예외처리(위기대응) 등 인간의 추가적인 개입이 필요한 경우에는 페널티를 부과하였다. 이와 함께 직무의 중요도, 지역별 AI 도입 속도(V) 등을 고려하여 직업별 AI 노출도(ATE)를 산출하였다. 본고에서는 노출도 계산 시 지역별 도입속도에 차이를 두지 않았다.

$$ATE_o(r, \tau) = \sum_{t \in \mathcal{T}_o} w_{o,t} \cdot CAP(t) \cdot COV(t, o) \cdot V(t, r, \tau)$$

(o : 직업, t : 직무, r : 지역, τ : 시기)

[피지컬AI 노출도]

Frey & Osborne(2017)은 컴퓨터 제어 장비(computer controlled equipment)에 의해 직업이 자동화될 확률을 평가하였다.

먼저 자동화를 저해하는 3대 병목으로 지각·조작(perception & manipulation), 창의력(creative intelligence), 사회적 지능(social intelligence)을 선정하고, O*NET 데이터에서 이에 대응하는 9개 변수(손가락 정교성, 수작업 정교성, 좁은 작업공간, 독창성, 예술성, 사회적 지각력, 협상, 설득, 돌봄)를 선택하였다. 머신러닝 전문가들이 702개 직업 중 70개 직업에 대해 자동화 가능(1) 또는 불가능(0)으로 평가한 다음, 동 결과와 70개 직업의 9개 변수 간 관계를 머신러닝 모델이 학습하여 전체 702개 직업의 자동화 확률(0~1)을 예측하였다.

본고에서는 육체적 능력이 필요하지 않거나 작업 환경이 통제되지 않아 AI 활용이 더딜 것으로 추정되는 경우에는 페널티를 주는 방식으로 피지컬AI 노출도를 산출하였다.

〈참고 2〉

임금수준, 연령, 학력에 따른 AI 유형별 특징

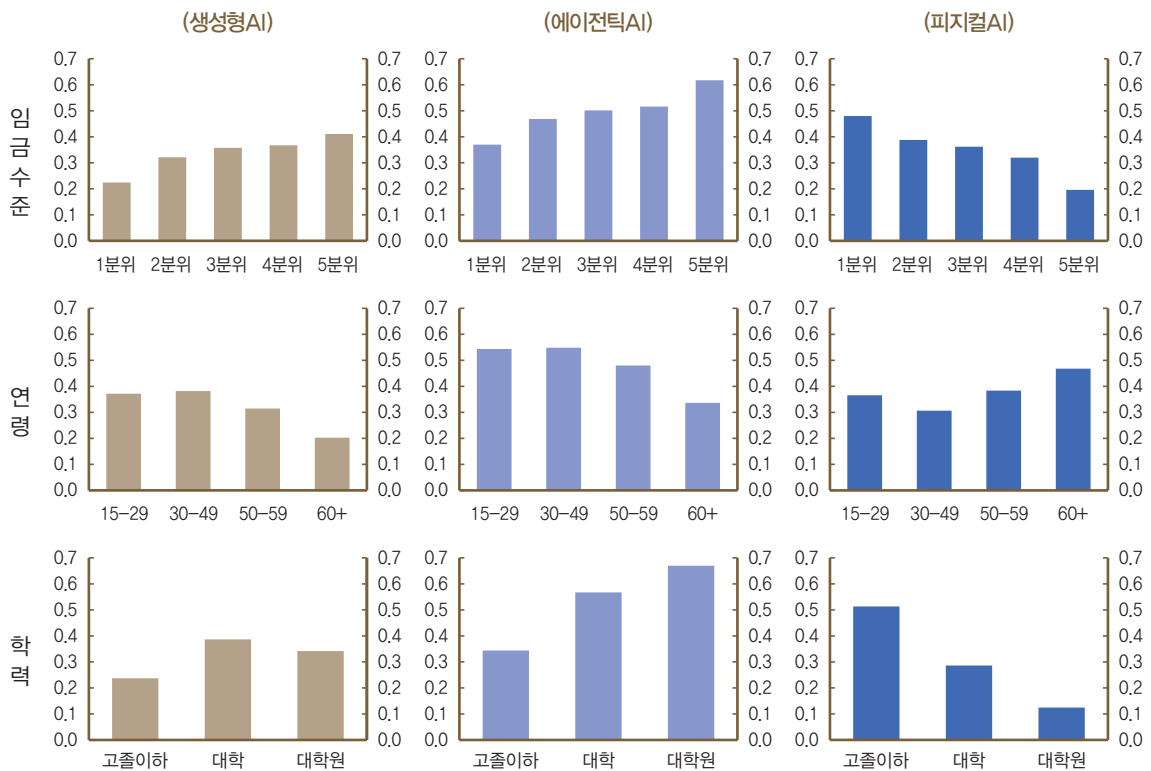
생성형, 에이전틱, 피지컬 등 유형별 AI의 노출도가 임금수준, 연령, 학력에 따라 어떤 특징을 보이는지를 살펴보았다.

임금수준별로는 생성형AI 및 에이전틱AI의 경우 소득 수준이 높을수록 노출도가 상승하는 모습을 보였다. 에이전틱AI는 특히 최고 임금수준(5분위)에서 다른 분위보다 높았다. 반면 피지컬AI는 소득 수준이 낮을수록 노출도가 높게 나타났다.

연령별로는 생성형AI는 15~29세 및 30~49세의 노출도가 높고 60세 이상은 낮았다. 에이전틱AI는 생성형AI와 대체로 유사한 모습을 보였다. 피지컬AI의 경우 30~49세가 가장 낮고 60세 이상에서 노출도가 높았다.

학력별로는 생성형AI는 대졸자에서 노출도가 가장 높고 다음으로 대학원졸, 고졸이하 순이었다. 이와 달리 에이전틱AI는 대학원 졸업자에서 노출도가 가장 높아 학력이 높을수록 노출도가 상승하였다. 반면 피지컬AI는 고졸 이하에서 노출도가 가장 높아 학력이 높을수록 노출도가 낮았다.

[그림 31] 임금수준, 연령, 학력별 AI노출도



자료: 지역별고용조사

〈참고 3〉

AI 확산 이후 노동시장 직업구조 변화

ChatGPT 확산 이후 노동시장 직업구조에 변화가 있었는지 알아보기로 Gimbel(2025)의 방법론을 이용하여 산업내 직업구성의 누적변화를 살펴보았다.

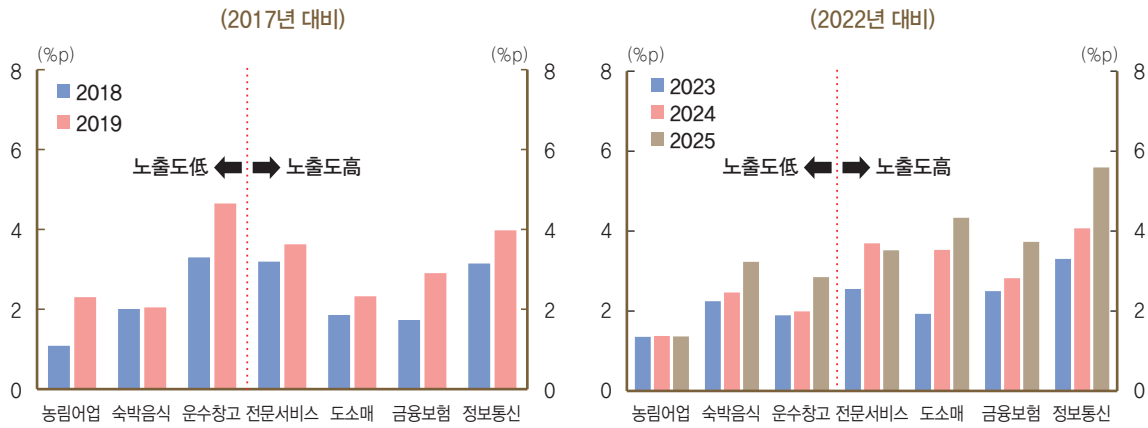
$$\text{산업 내 직업구성 변화} = \frac{1}{2} \cdot \sum_i |P_{i,t} - P_{i,t_0}|$$

$P_{i,t}$ 는 시점(t), 직업(i)의 산업 내 취업자수 비중

코로나 팬데믹 이전 산업별 직업구성 변화는 생성형AI 노출도에 따라 크게 다르지 않았으나 2023년 이후에는 정보통신, 금융보험, 도소매 등 AI노출도가 높은 산업에서 직업 구성변화가 갈수록 더 커지는 모습이다. 에이전틱AI의 경우에도 노출도가 높은 산업일수록 산업내 직업구성의 변화가 커진 것으로 나타났다. 아직 획기적인 기술도약이 이뤄지지 않은 퍼지컬AI의 경우 유의한 상관관계가 관찰되지 않았다.

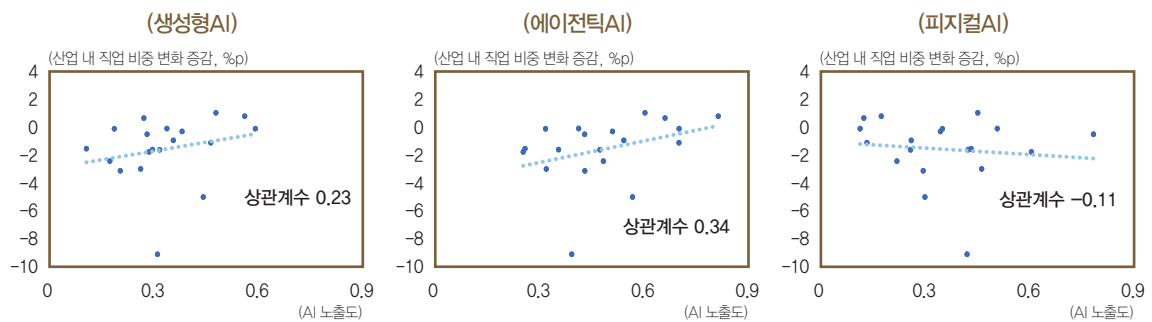
이는 AI의 발전 이후 노출도가 높은 산업을 중심으로 노동시장에 직업구조의 변화가 어느정도 나타나고 있음을 시사한다. 지식서비스업을 대상으로 산업내 직업 비중의 변화를 구체적으로 살펴보았다. 먼저 2022~2025년 중 정보통신 전문가, 경영·금융 전문가, 법률·행정 전문직 등의 비중은 상승하였으나 회계·경리·통계, 상담·안내·접수, 법률·감사·행정 등 사무직 비중은 하락하는 모습을 보였다. 이는 동일한 산업 내에서 단순 사무직은 AI 활용으로 대체되는 반면 AI를 이용하여 생산성이 향상되는 숙련 전문직의 중요성이 높아지는 방향으로 직업구조 변화가 진행되고 있을 가능성을 시사한다. 이러한 현상은 일반 사무직 비중도 증가했던 과거(2017~2019년)와 비교해도 새로운 변화이다.

[그림 32] 산업별 직업 구성 변화¹⁾²⁾³⁾



주: 1) 산업별 직업 구성의 누적 변화
2) 코로나 시기를 제외하고 2017~2019년, 2022~2025년 기간중의 직업 구성 변화를 비교
3) 생성형AI 기준
자료: 지역별고용조사

[그림 33] AI노출도와 산업 내 직업 구성 변화의 증감¹⁾ 간 상관관계



주: 1) 기간별(2017~19년 대비 2023~25년) 산업내 직업 구성 변화도의 차이
자료: 지역별고용조사

〈참고 4〉

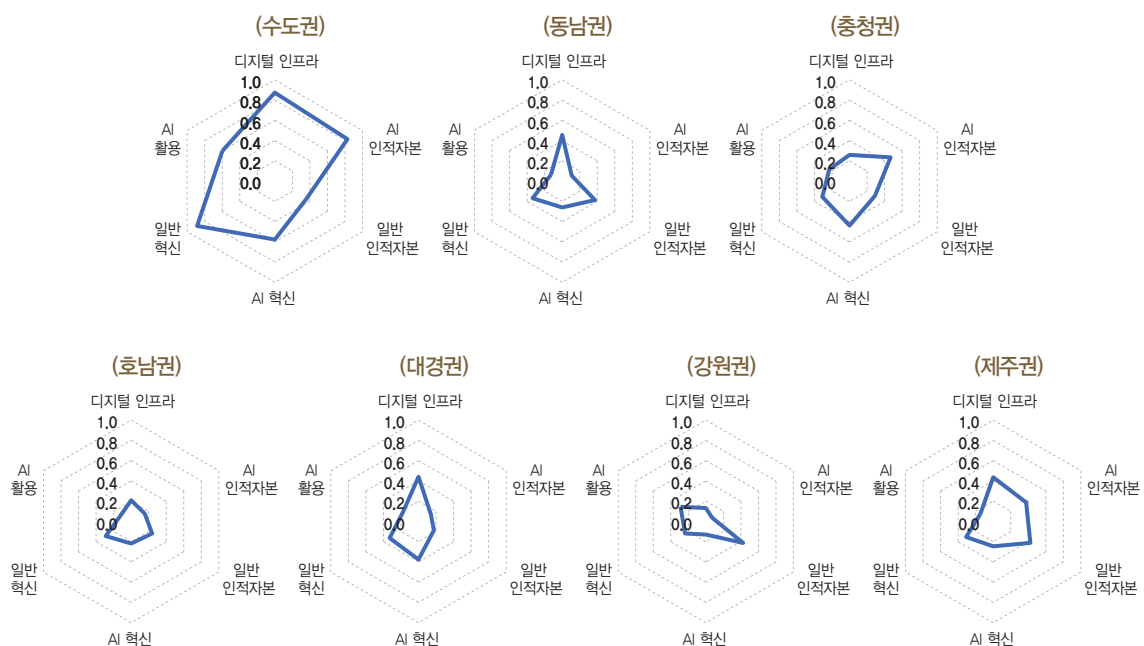
지역별 AI준비도

지역별 AI준비도(AI preparedness index)는 각 지역의 AI 기술 개발 및 활용 여건을 나타내는 지표이다. 본고에서는 Cazzaniga(2024), Muro(2025), 이으뜸·문아람(2025) 등을 참고하여 디지털인프라, AI 및 일반 인적자본, AI 및 일반 혁신, AI 활용 등 6가지 측면에서 지역별 AI준비도를 평가하였다.

[표 11] AI준비도 평가 항목

디지털 인프라	- 인터넷 이용률, 스마트폰 보유 비율, 인터넷 접속비용 - 온라인거래 경험 사업체 비율, 디지털플랫폼 거래 경험 사업체 비율 - 데이터기반행정 실태점검 및 평가결과, 공공데이터 제공 운영실태 - 정보통신업 노동생산성
AI 인적자본	AI 관련 전공 학사 및 석박사 수, AI 관련 종사자 수
일반 인적자본	- STEM 졸업자 비율, 교육서비스업 박사급 종사자 수 - 고등학교 진학률, GRDP 대비 공교육비 비율, 예상 교육연수(1인 평균) - 디지털 역량(생성형AI 이용경험자 비율), 고용보험 가입 비율
AI 혁신	AI 관련 R&D 정부지원액, AI 관련 특허 및 논문 수
일반 혁신	GRDP 대비 연구개발비 비율, 특허 및 실용신안 건수
AI 활용	- AI 활용 기업 비율, 클라우드 활용 기업 비율, 데이터센터 수 - AI 스타트업 수, AI 스타트업 대상 벤처캐피탈 투자액

[그림 34] 권역별 AI준비도



〈참고문헌〉

- 서동현 · 오삼일 · 김민정 (2025), “AI의 빠른 확산과 생산성 효과: 가계조사를 바탕으로,” BOK이슈노트 제2025-22호, 한국은행.
- 이으뜸 · 문아람 (2025), “지역별 AI 준비도(AI Readiness)를 중심으로 한 지역 균형 발전 전략 연구,” KISDI Premium Report 25-12, 정보통신정책연구원.
- 정민수 · 김의정 · 이현서 · 홍성주 · 이동렬 (2023), “지역간 인구이동과 지역경제,” BOK이슈노트 제2023-29호, 한국은행.
- 정민수 · 이영호 · 유재성 · 김의정 (2024), “지역경제 성장요인 분석과 거점도시 중심 균형발전,” BOK이슈노트 제2024-15호, 한국은행.
- 정희완 · 정민수 · 강보민 · 이영호 · 안지민 (2025), “온라인플랫폼 성장이 지역 자영업에 미치는 영향 및 대응방향,” BOK이슈노트 제2025-19호, 한국은행.
- 한진수 · 오삼일 (2025), “AI 확산과 청년고용 위축: 연공편향(seniority-biased) 기술변화를 중심으로,” BOK이슈노트 제2025-30호, 한국은행.
- 하용호 (2026), “AI시대, 나의 전문성을 재설계하는 법,” 인프런 밋업 발표자료.
- Acemoglu, D., and Restrepo, P. (2017), “Robots and Jobs: Evidence from US Labor Markets,” NBER Working Paper No. 23285, National Bureau of Economic Research, Cambridge, MA.
- Acemoglu, D., and Restrepo, P. (2020), “Unpacking Skill Bias: Automation and New Tasks,” *AEA Papers and Proceedings* 110, pp. 356–361.
- Acemoglu, D., Autor, D., and Johnson, S. (2026), “Building Pro-Worker Artificial Intelligence,” NBER Working Paper No. 34854, National Bureau of Economic Research, Cambridge, MA.
- Aghion, P., Bunel, S., Jaravel, X., Mikaelson, T., Roulet, A., and Søgaard, J. (2025), “How Different Uses of AI Shape Labor Demand: Evidence from France,” *AEA Papers and Proceedings* 115, pp. 62–67.
- Akin, M. S. (2026), “When Does AI Increase Labor Demand?,” SSRN, No. 6849279.
- Althoff, L., and Reichardt, H. (2026), “Task-Specific Technical Change and Comparative Advantage,” NBER Working Paper No. 35353, National Bureau of Economic Research, Cambridge, MA.
- Autor, D., Chin, C., Salomons, A., and Seegmiller, B. (2026), “What Makes New Work Different from More Work?,” *Annual Review of Economics* 18, pp. 535–559.

- Autor, D., and Thompson, N. (2025), “Expertise,” NBER Working Paper No. 33941, National Bureau of Economic Research, Cambridge, MA.
- Baslandze, S., Edwards, Z., Graham, J. R., McClure, T., Meyer, B. H., Sparks, M., Waddell, S. R., and Weitz, D. (2026), “Artificial Intelligence, Productivity, and the Workforce: Evidence from Corporate Executives,” HKU Jockey Club Enterprise Sustainability Global Research Institute Paper No. 2026/036.
- Broady, K., Dunson, C., and Barr, A. (2026), “Rethinking Automation Risk: AI Applicability and Occupational Outcomes, 2019–24,” Federal Reserve Bank of Chicago Working Paper No. 2026-12.
- Brynjolfsson, E., Li, D., and Raymond, L. (2025), “Generative AI at Work,” *The Quarterly Journal of Economics* 140(2), pp. 889–942.
- Cazzaniga, M., Jaumotte, F., Li, L., Melina, G., Panton, A. J., Pizzinelli, C., Rockall, E. J., and Tavares, M. M. (2024), “Gen-AI: Artificial Intelligence and the Future of Work,” IMF Staff Discussion Note SDN2024/001, International Monetary Fund.
- Che, N.X., Xin, W., and Yoshida, T. (2026), “AI and Economic Divergence in Asia,” IMF Working Paper No. 2026/166, International Monetary Fund.
- Chun, H., and Shin, D. (2025), “Beyond Automation: The Multifaceted Impact of Advanced Digital Technologies on Employment Dynamics,” *Research Policy* 54(10), 105321.
- Cruces, G., Fernandez Meijide, D., Galiani, S., Gálvez, R. H., and Lombardi, M. (2026), “Does Generative AI Narrow Education-Based Productivity Gaps? Evidence from a Randomized Experiment,” NBER Working Paper No. 34851, National Bureau of Economic Research, Cambridge, MA.
- Davis, D. R., and Dingel, J. I. (2019), “A Spatial Knowledge Economy,” *American Economic Review* 109(1), pp. 153–170.
- Dell’Acqua, F., Ayoubi, C., Lifshitz, H., Sadun, R., Mollick, E., Mollick, L., Han, Y., Goldman, J., Nair, H., Taub, S., and Lakhani, K. R. (2026), “The Cybernetic Teammate: A Field Experiment on Generative AI and Teamwork,” *Organization Science* 37(4), pp. 1217–1242.
- Duranton, G., and Puga, D. (2004), “Micro-Foundations of Urban Agglomeration Economies,” in J. V. Henderson and J. F. Thisse (eds.), *Handbook of Regional and Urban Economics*, Vol. 4, Chapter 48, pp. 2063–2117.

- Feuerriegel, S., Hartmann, J., Janiesch, C., and Zschech, P. (2023), “Generative AI,” *Business & Information Systems Engineering* 66(1), pp. 111–126.
- Frey, C. B., and Osborne, M. A. (2017), “The Future of Employment: How Susceptible Are Jobs to Computerisation?,” *Technological Forecasting & Social Change* 114, pp. 254–280.
- Gambacorta, L., Sabatini, F., and Schiaffi, S. (2025), “Artificial Intelligence and Relationship Lending,” BIS Working Paper No. 1244, Bank for International Settlements.
- 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, International Labour Organization, Geneva.
- Gupta, R., and Kumar, S. (2026), “Agentic AI and Occupational Displacement: A Multi-Regional Task Exposure Analysis of Emerging Labor Market Disruption,” arXiv:2604.00186.
- Hampole, M., Papanikolaou, D., Schmidt, L. D. W., and Seegmiller, B. (2025), “Artificial Intelligence and the Labor Market,” NBER Working Paper No. 33509, National Bureau of Economic Research, Cambridge, MA.
- Hyman, B. G., Lahey, B., Ni, K., and Pilosoph, L. (2026), “How Retractable Are AI-Exposed Workers?,” NBER Working Paper No. 34174, National Bureau of Economic Research, Cambridge, MA.
- Kim, J., and Hwang, H. (2026), “Forward Deployed Engineering: A Taxonomy and Definition,” SSRN, No. 6374660.
- Koch, M., Manuylov, I., and Smolka, M. (2021), “Robots and Firms,” *The Economic Journal* 131, pp. 2553–2584.
- Lafuente, E., Vaillant, Y., and Vendrell-Herrero, F. (2017), “Territorial Servitization: Exploring the Virtuous Circle Connecting Knowledge-Intensive Services and New Manufacturing Businesses,” *International Journal of Production Economics* 192, pp. 19–28.
- Lin, Y., Frey, C. B., and Wu, L. (2023), “Remote Collaboration Fuses Fewer Breakthrough Ideas,” *Nature* 623, pp. 987–991.
- Mizuno, M. (2022), “Why Do Firms Concentrate in Tokyo? An Economic Geography Perspective,” *Japan Labor Issues* 6(37), pp. 43–54.
- Muro, M., and Methkuppally, S. (2025), “Mapping the AI Economy: Which Regions Are Ready for the Next Technological Leap?,” Brookings Metro.

Nayyar, G., Siddharth, A., Appaya, S., Davies, E., Dinarte-Diaz, L., Fraiberger, S., Gwee, Y. J., Liu, Y., Ng, J., Peixoto, T. C., Ramos-Maqueda, M., Sautmann, A., Stapleton, K., and Yu, S. (2026), “World Development Report 2026: The Promise of Artificial Intelligence,” World Bank.

Noreils, F. R. (2024), “Humanoid Robots at Work: Where Are We?,” arXiv:2404.04249.

Okamuro, H., Ikeuchi, K., and Kitagawa, F. (2025), “The Impact of Cluster Policy on Academic Knowledge Creation and Regional Innovation: Geography of University–Industry Collaboration in Japan,” *Regional Studies* 59(1), 2467407.

Pinto, H. (2023), “Universities and Institutionalization of Regional Innovation Policy in Peripheral Regions: Insights from the Smart Specialization in Portugal,” *Regional Science Policy & Practice* 16(1), 12659.

Pizzinelli, C., Panton, A., Tavares, M. M., Cazzaniga, M., and Li, L. (2023), “Labor Market Exposure to AI: Cross-Country Differences and Distributional Implications,” IMF Working Paper No. 2023/216, International Monetary Fund.

Relihan, L. (2022), “Is Online Retail Killing Coffee Shops? Estimating the Winners and Losers of Online Retail Using Customer Transaction Microdata,” CEP Discussion Paper No. 1836, Centre for Economic Performance, London School of Economics and Political Science.

Teutloff, O., Einsiedler, J., Kässi, O., Braesemann, F., Mishkin, P., and del Rio-Chanona, R. M. (2025), “Winners and Losers of Generative AI: Early Evidence of Shifts in Freelancer Demand,” *Journal of Economic Behavior & Organization* 235, 106845.

Vasquez, O., Sandulli, F. D., and Gallego, J. (2025), “Incomplete Regional Innovation Systems, Territorial Servitization and the Distant Hybridization of Manufacturing and Knowledge Intensive Business Services (KIBS) Industries: The Case of Collaborative Robots,” *European Planning Studies* 33(8), pp. 1319–1335.

Wilga, M., Zaki, M., Lugmair, N., and Roth, A. (2026), “Orchestrating Human-AI Hybrids: Agency Formation and Re-Configuration through Conversational AI Agents in Physical Service Environments,” *Electronic Markets* 36, 49.

Copyright © BANK OF KOREA. All Rights Reserved

- 본 자료의 내용을 인용하실 때에는 반드시 “BOK 이슈노트 No. 2026-25에서 인용”하였다고 표시하여 주시기 바랍니다.
- 자료 내용에 대하여 질문 또는 의견이 있는 분은 커뮤니케이션국 커뮤니케이션기획팀(02-759-5350)으로 연락하여 주시기 바랍니다.
- 본 자료는 한국은행 홈페이지(<http://www.bok.or.kr>)에서 무료로 다운로드 받으실 수 있습니다.