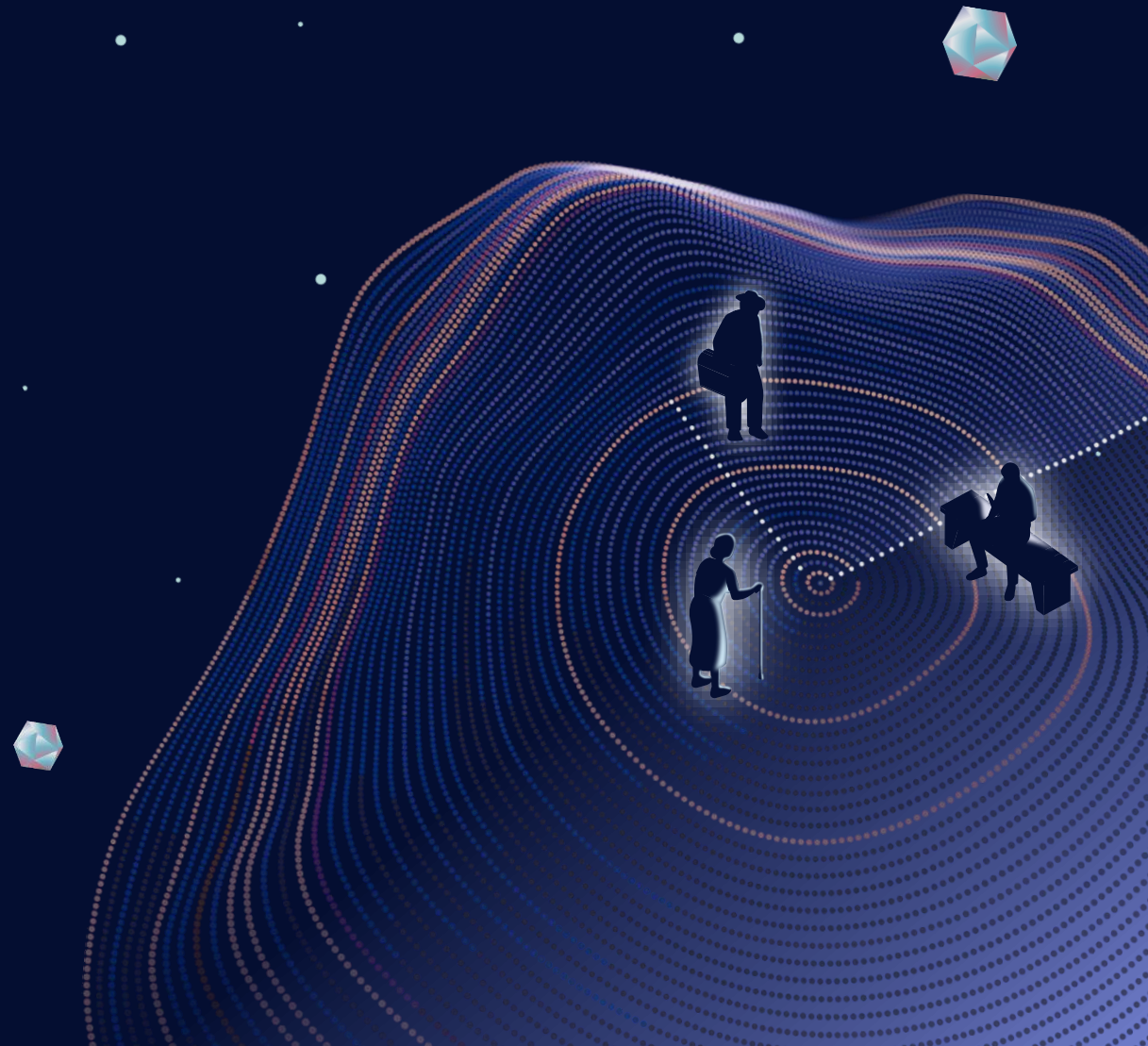


AI 시대 노동시장: 평가와 전망

한 요 셉

KDI 연구위원





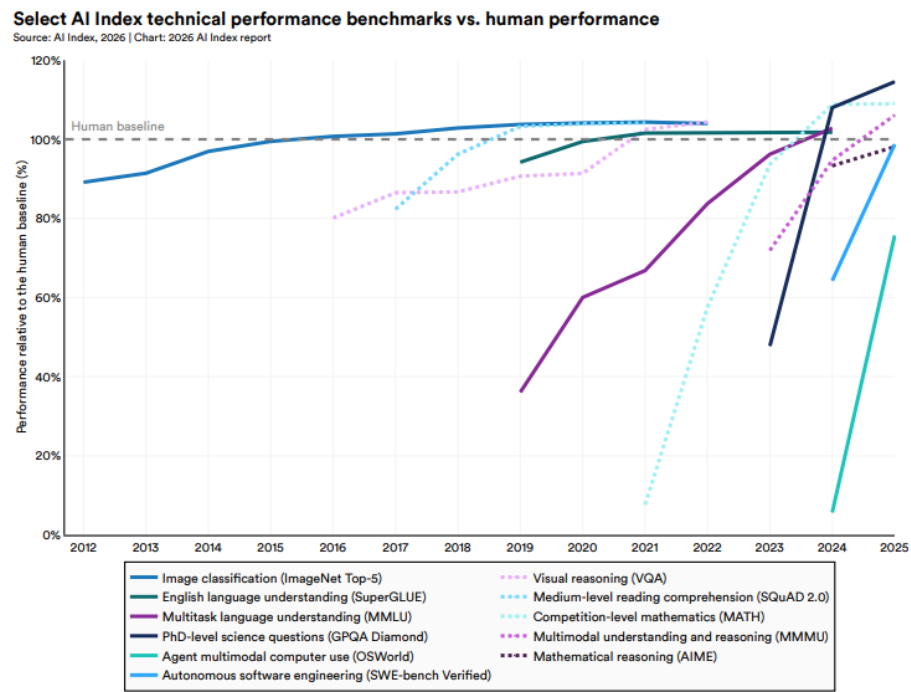
AI 기술의 현황

01

1-1. AI in 2026

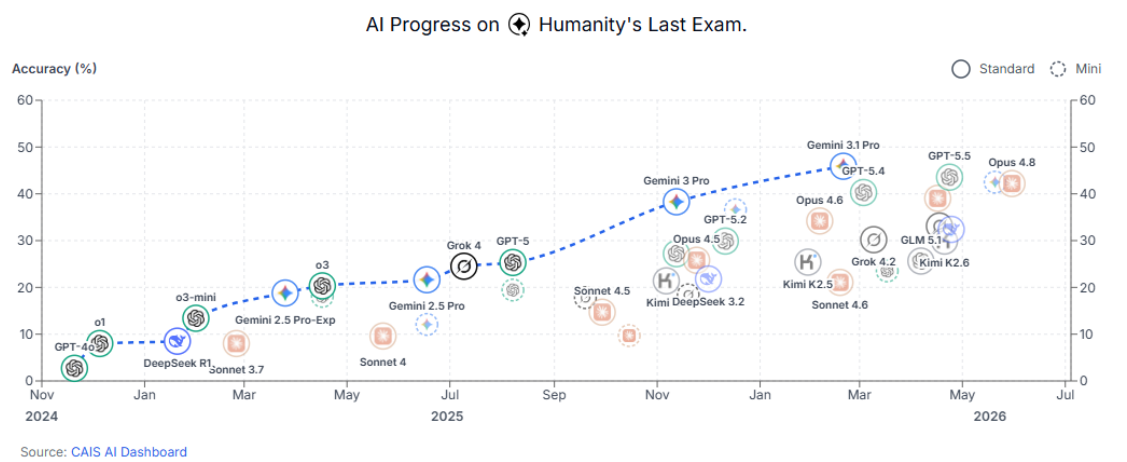
2026년 AI는 대부분의 벤치마크에서 평균적 사람을 앞서며, AGI에 가까이 다가가고 있음.

주요 벤치마크별 최고 수준 AI 모형



자료: Stanford AI Index Report(2026)

AGI 벤치마크: Humanity’s Last Exam (HLE)

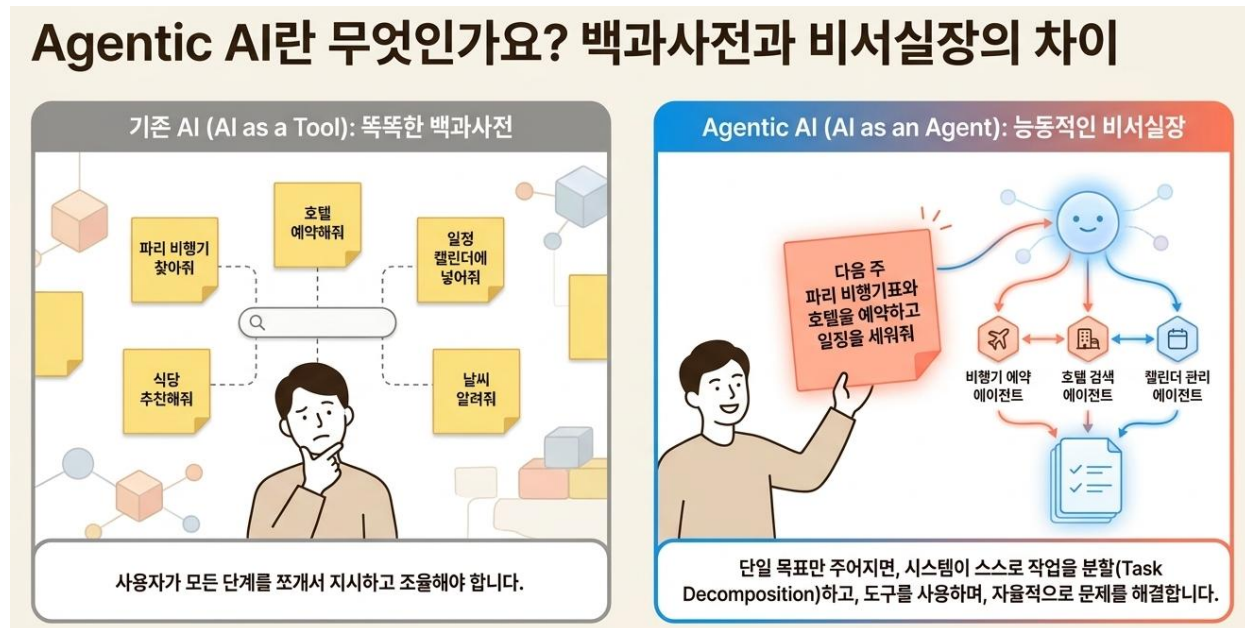


자료: lastexam.ai (접속일: 2026년 6월 22일)

1-2. AI라는 새로운 일꾼

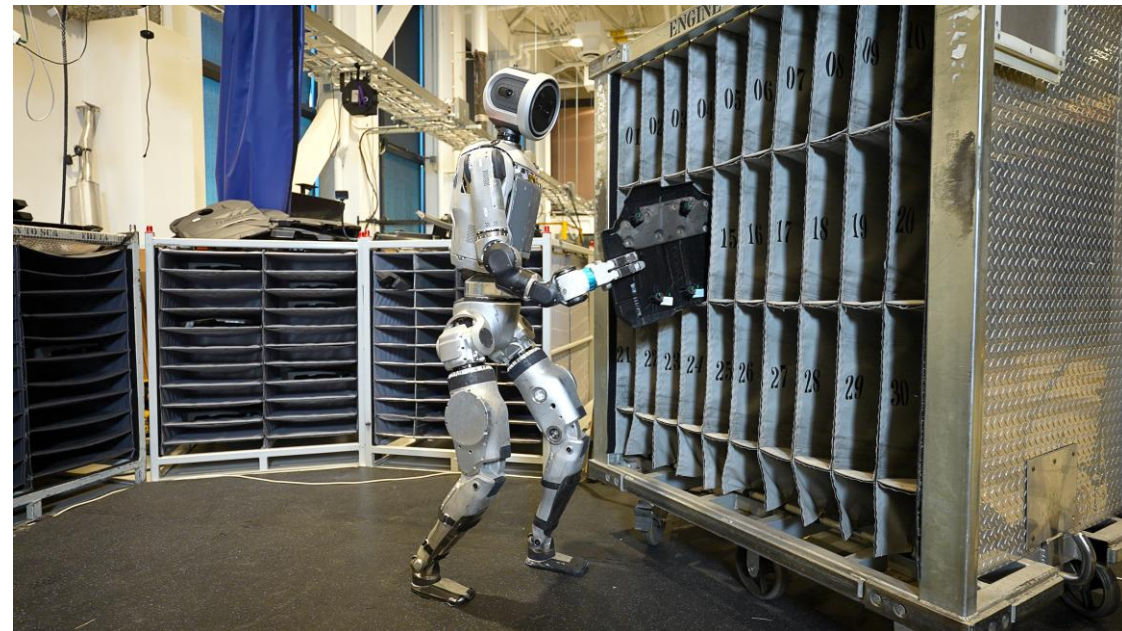
목표 달성을 위해 자율적 계획 수립과 실행이 가능하며, 물리 세계에서 학습과 행동도 가능

Agentic AI



자료: 발표자가 Notebook LM에서 생성

Physical AI



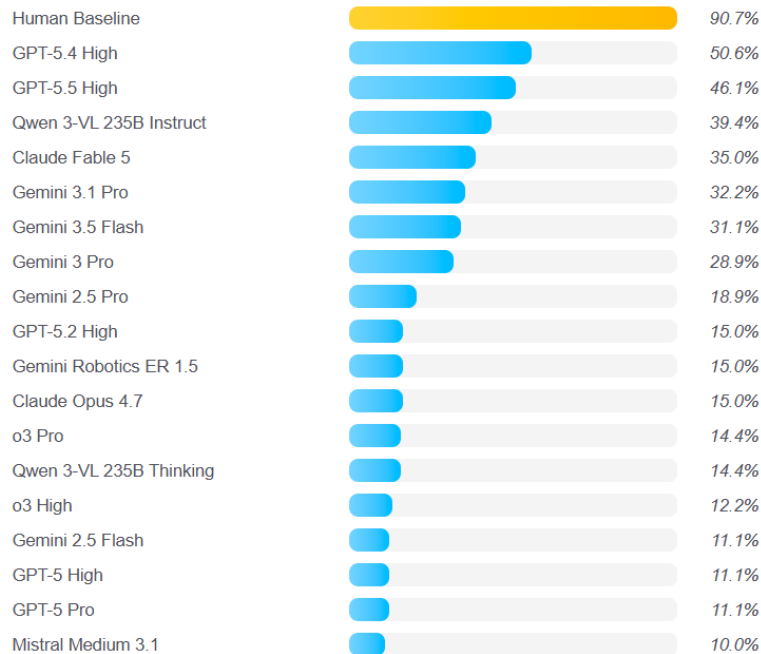
자료: Boston Dynamics (Atlas)

1-3. AI의 한계?

하지만 사람에게는 쉬운 일을 어려워하기도 하며, 아직까지 정확성이 부족하기도 함.

시계 읽기(ClockBench)

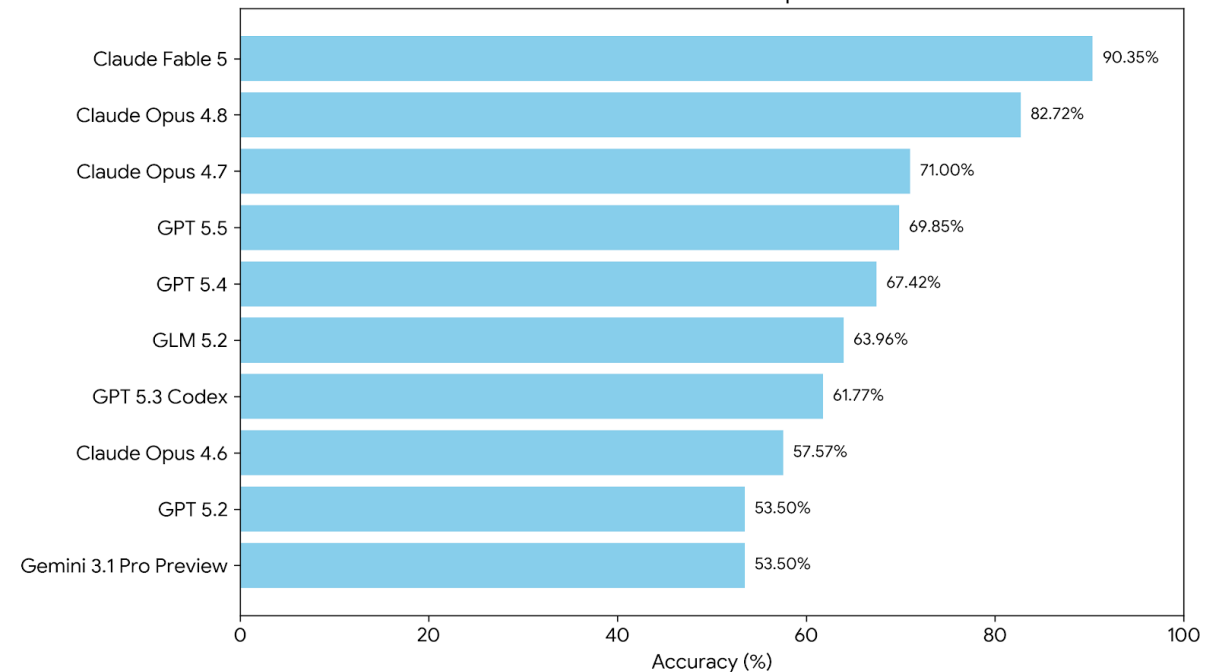
ClockBench AI Benchmark



자료: Clockbench.ai, 2026. 6. 22

바이브 코딩 성공률(Vibe Code)

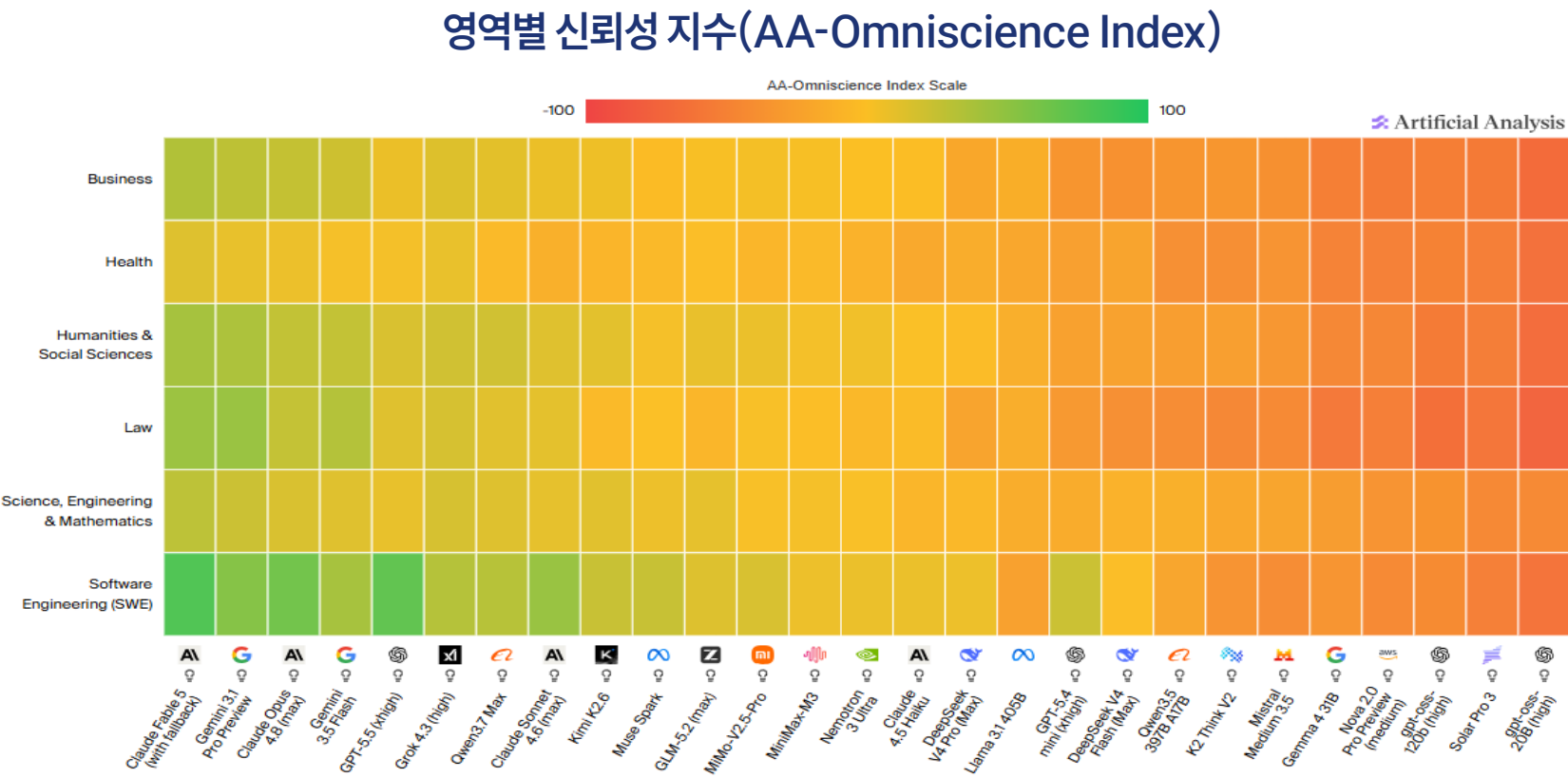
Vibe Code Bench v1.1 - Top 10 Models



자료: <https://www.vals.ai/benchmarks/vibe-code>, 2026. 6. 17

1-4. 분야별 평가지수

환각(hallucination) 등 신뢰성과 안전성 문제가 남아 있으나, 점차 개선되고 있음.



자료: artificialanalysis.ai, 2026. 6. 22



AI의 활용

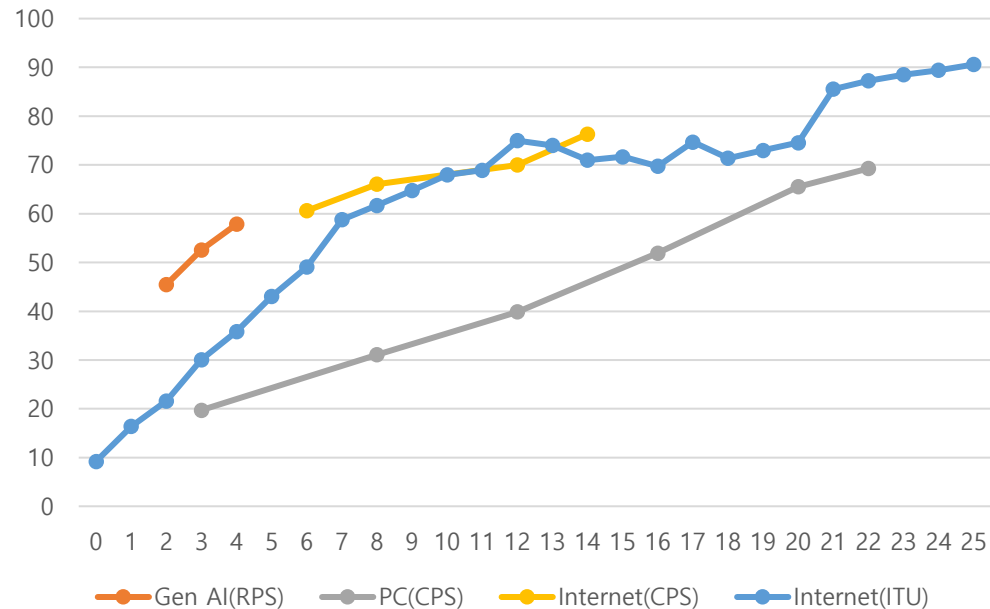
02

2-1. 생성형 AI의 활용

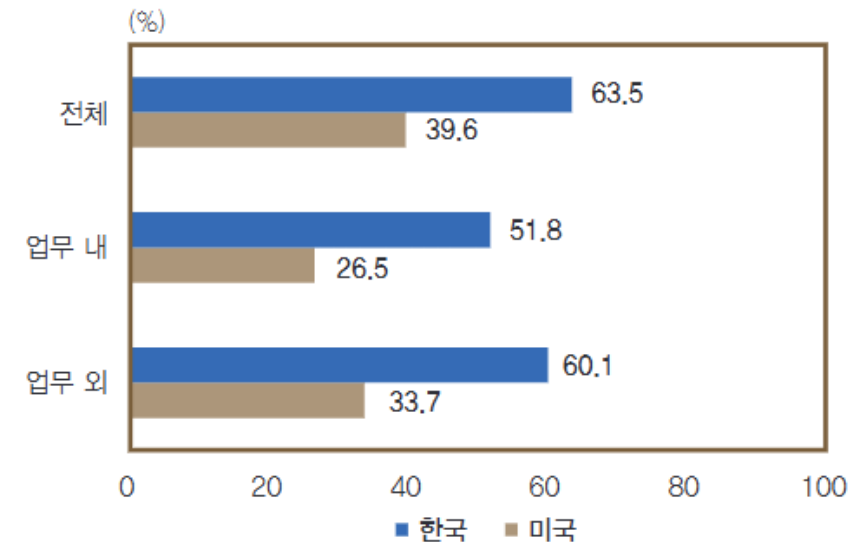
개인 차원의 활용

생성형 AI는 PC나 인터넷에 비해 빠르게 확산되고 있으며, 국내에서 해외보다 빠르게 확산

각 기술별 최초 도입 시점 이후 도입률 추이(미국)



〈그림 2〉 생성형 AI 활용률: 한국 vs. 미국



자료: 미국 자료는 Bick et al.(2025)에서 재인용

자료: genaiadoptiontracker.com, 2026. 6.22

자료: 한국은행(2025)

2-2. ChatGPT 대화 분석

개인 차원의 활용

ChatGPT는 정보, 자문 목적 사용 빈도가 높고, 법, IT, 예술 등 분야에서 다양하게 활용

ChatGPT 대화내용 분류

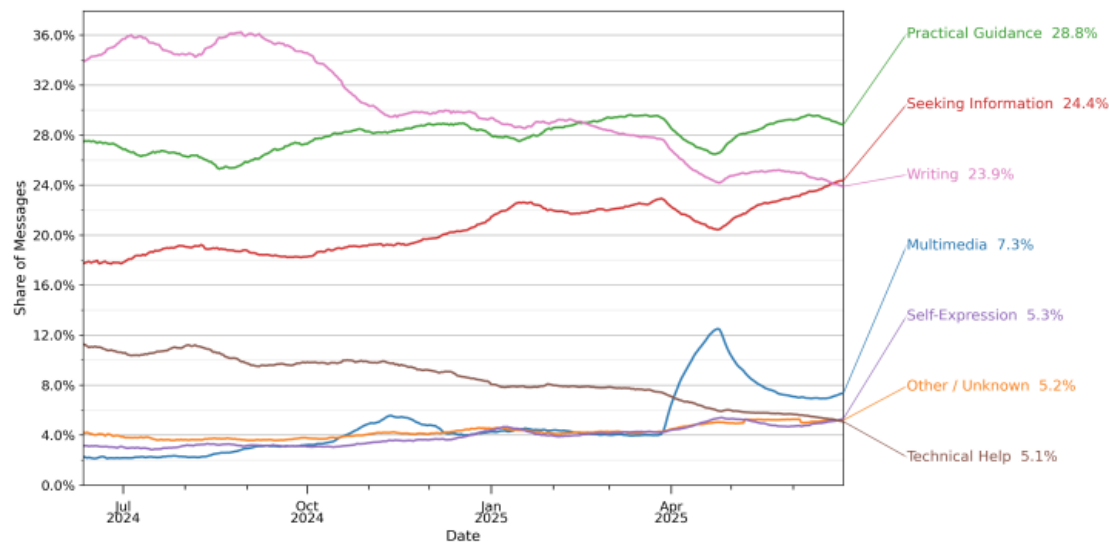
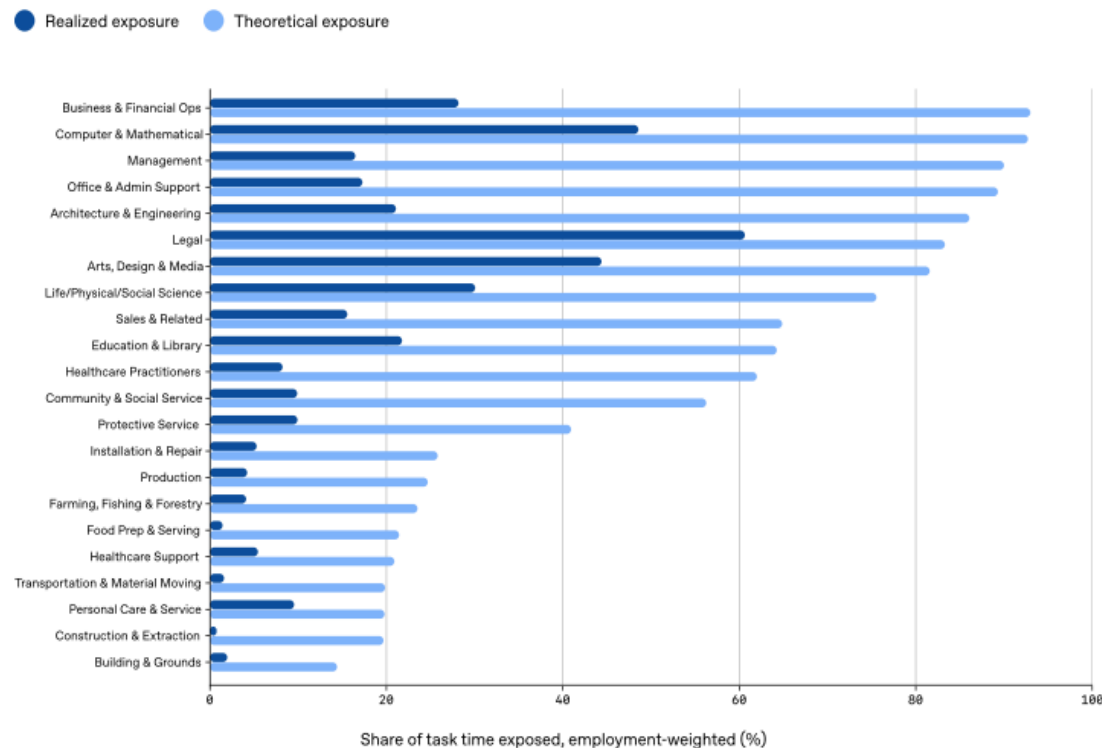


Figure 7: Share of consumer ChatGPT messages broken down by high level conversation topic, according to the mapping in Table 3. Values are averaged over a 28 day lagging window. Shares are calculated from a sample of approximately 1.1 million sampled conversations from May 15, 2024 through June 26, 2025. Observations are reweighted to reflect total message volumes on a given day. Sampling details available in Section 3.

자료: Chatterji et al.(2025)

직업군별 활용 가능성과 실제 활용도



자료: OpenAI(2026.4)

2-3. Claude 대화 분석

개인 차원의 활용

Claude는 적극적 청취와 비판적 사고 사용 비중이 높고, SW개발 및 사무행정 분야에서 활용

Claude에서 사용된 업무수행능력

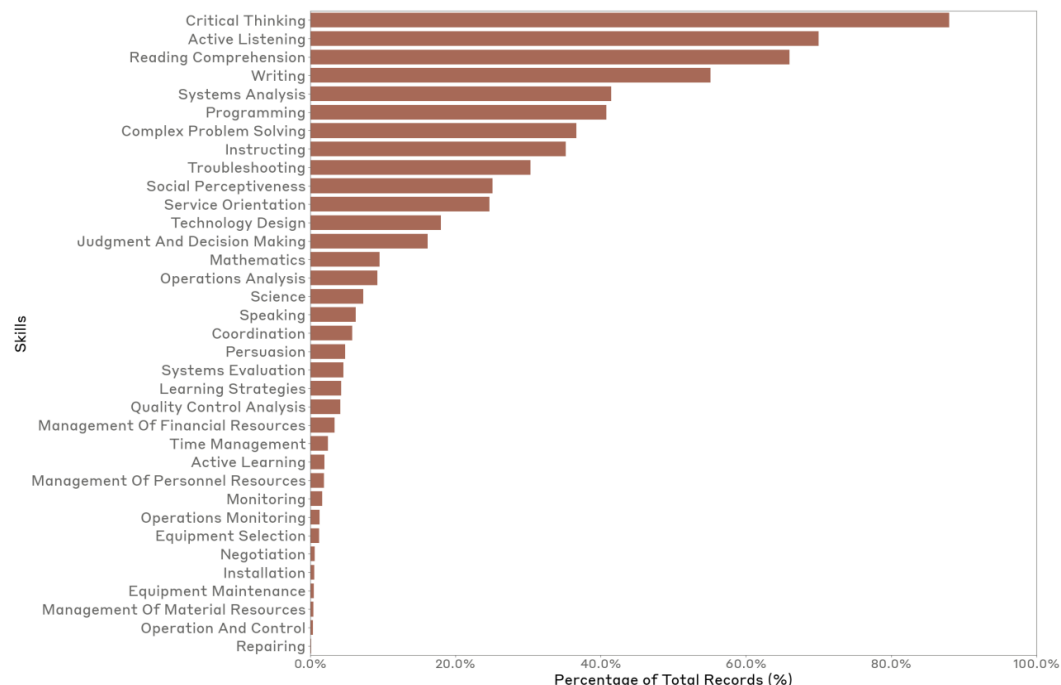


Figure 5: **Distribution of occupational skills exhibited by Claude in conversations.** Skills like critical thinking, writing, and programming have high presence in AI conversations, while manual skills like equipment maintenance and installation are uncommon.

자료: Anthropic(2025.2.)

직업군별 활용 가능성과 실제 활용도

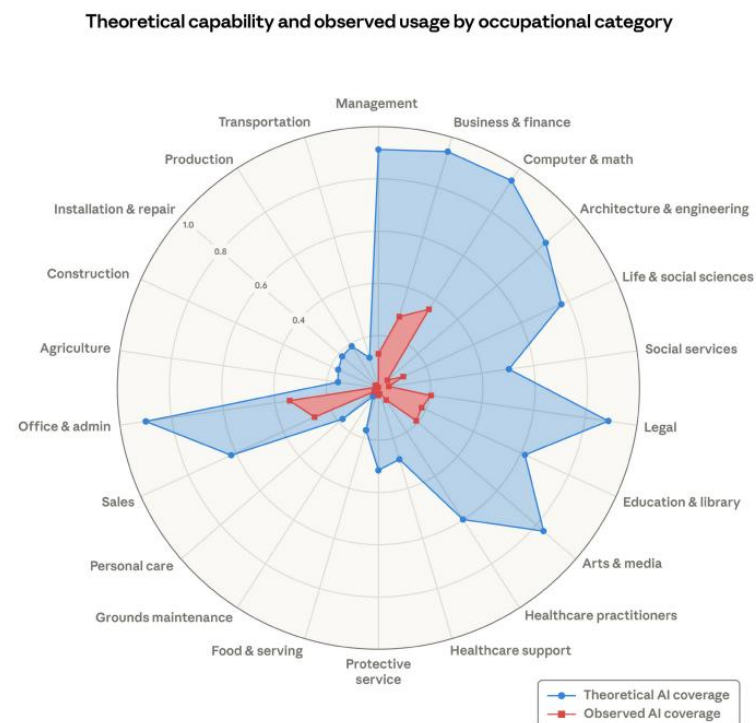


Figure 2: **Theoretical capability and observed exposure by occupational category**
This figure shows the share of job tasks that LLMs could theoretically perform (blue area) and our own job coverage measure derived from usage data (red area).

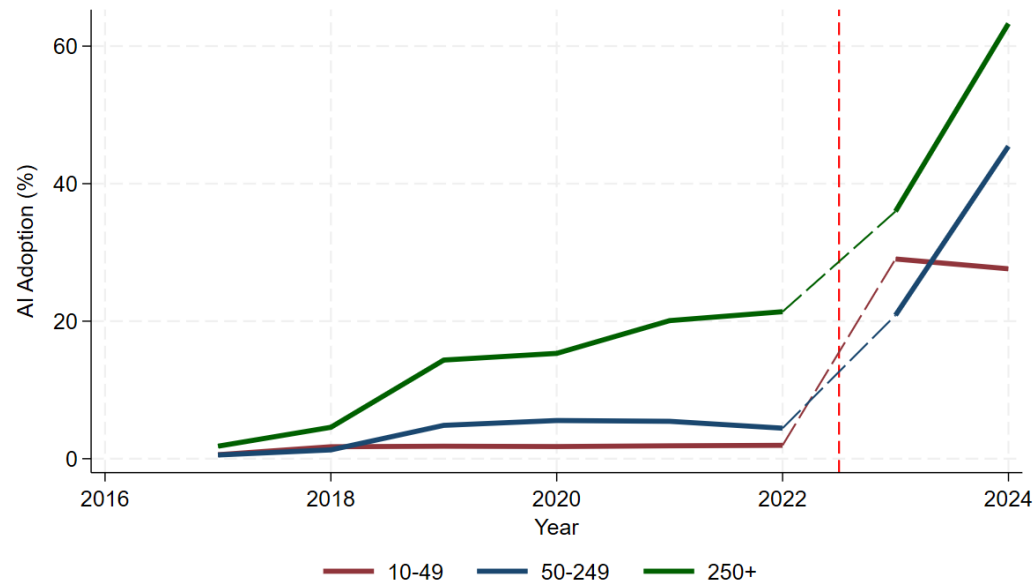
자료: Anthropic(2026.3.)

2-4. 기업의 AI 도입

기업 차원의 활용

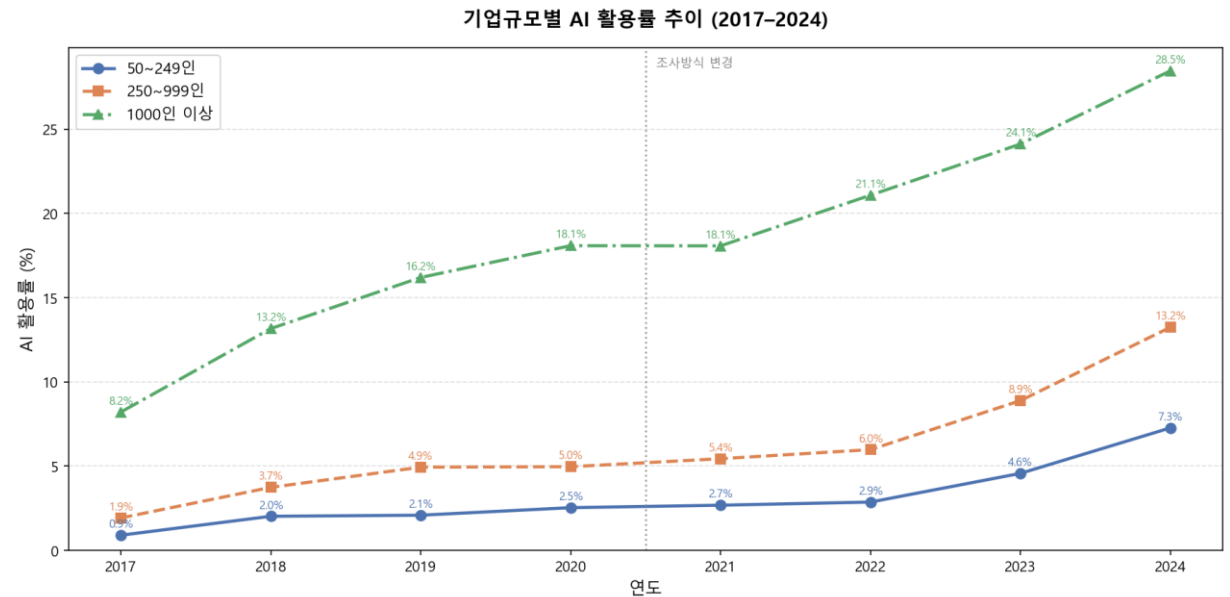
기업규모별로 나누어 살펴보면, 주로 대기업을 중심으로 AI의 도입이 빠르게 확대

기업 규모별 AI 도입률(10인 이상)



자료: MIST-NIA 정보화통계조사

기업 규모별 AI 도입률(50인 이상)



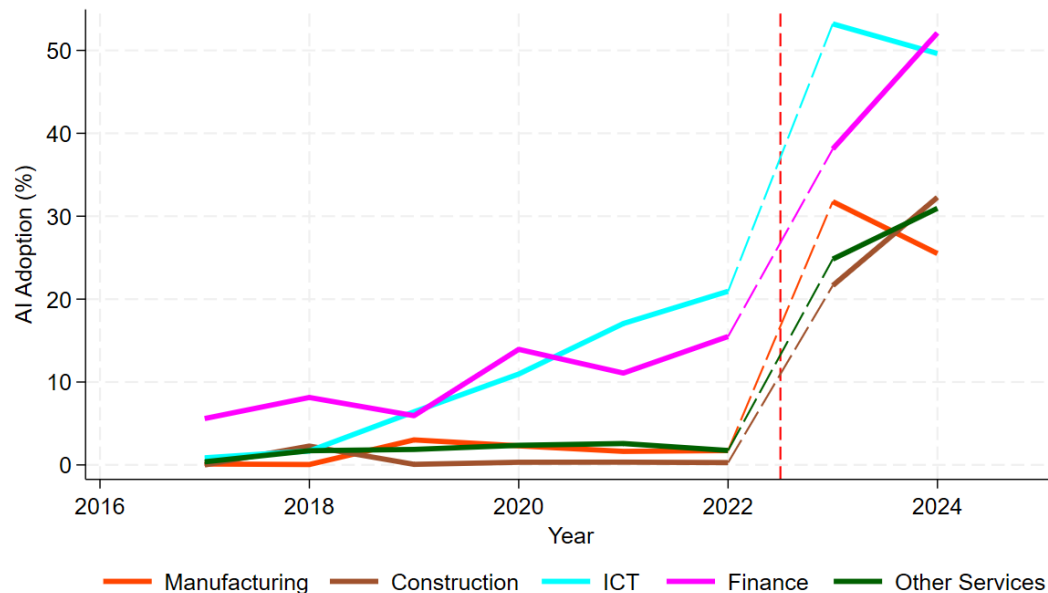
자료: 국가데이터처, 기업활동조사

2-4. 기업의 AI 도입

기업 차원의 활용

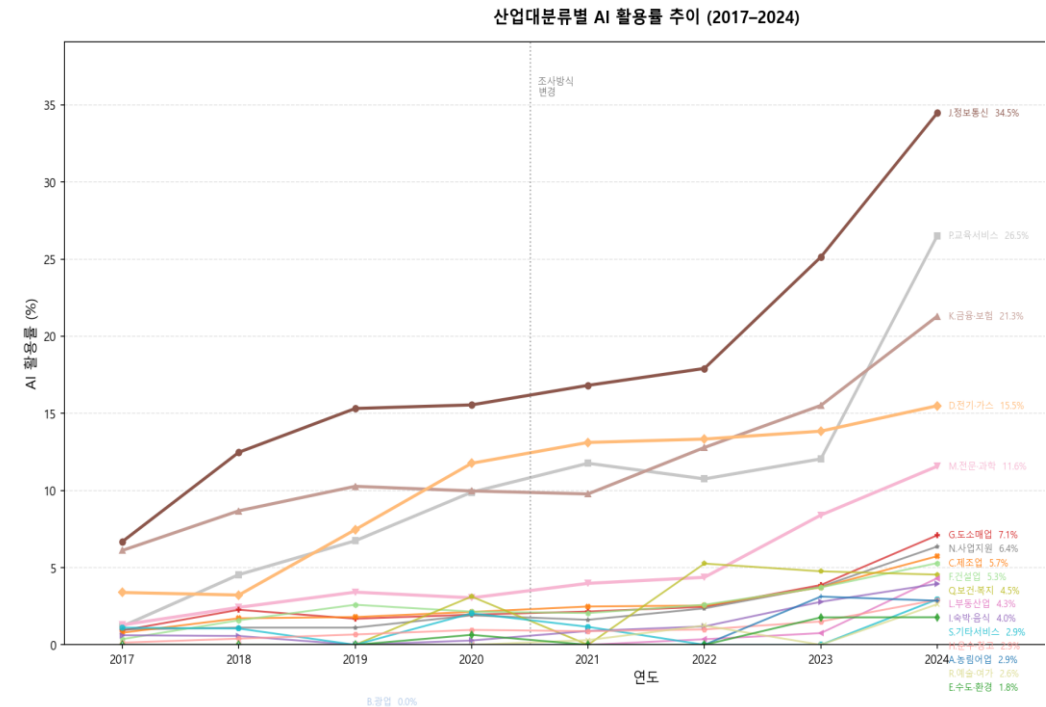
산업별로는 IT, 금융, 전문서비스, 교육 등 지식기반 서비스업에서 AI 도입이 빠르게 확대

산업별 AI 도입률(10인 이상)



자료: MIST-NIA 정보화통계조사

산업별 AI 도입률(50인 이상)



자료: 국가데이터처, 기업활동조사



현재까지의 노동시장 영향 평가

03

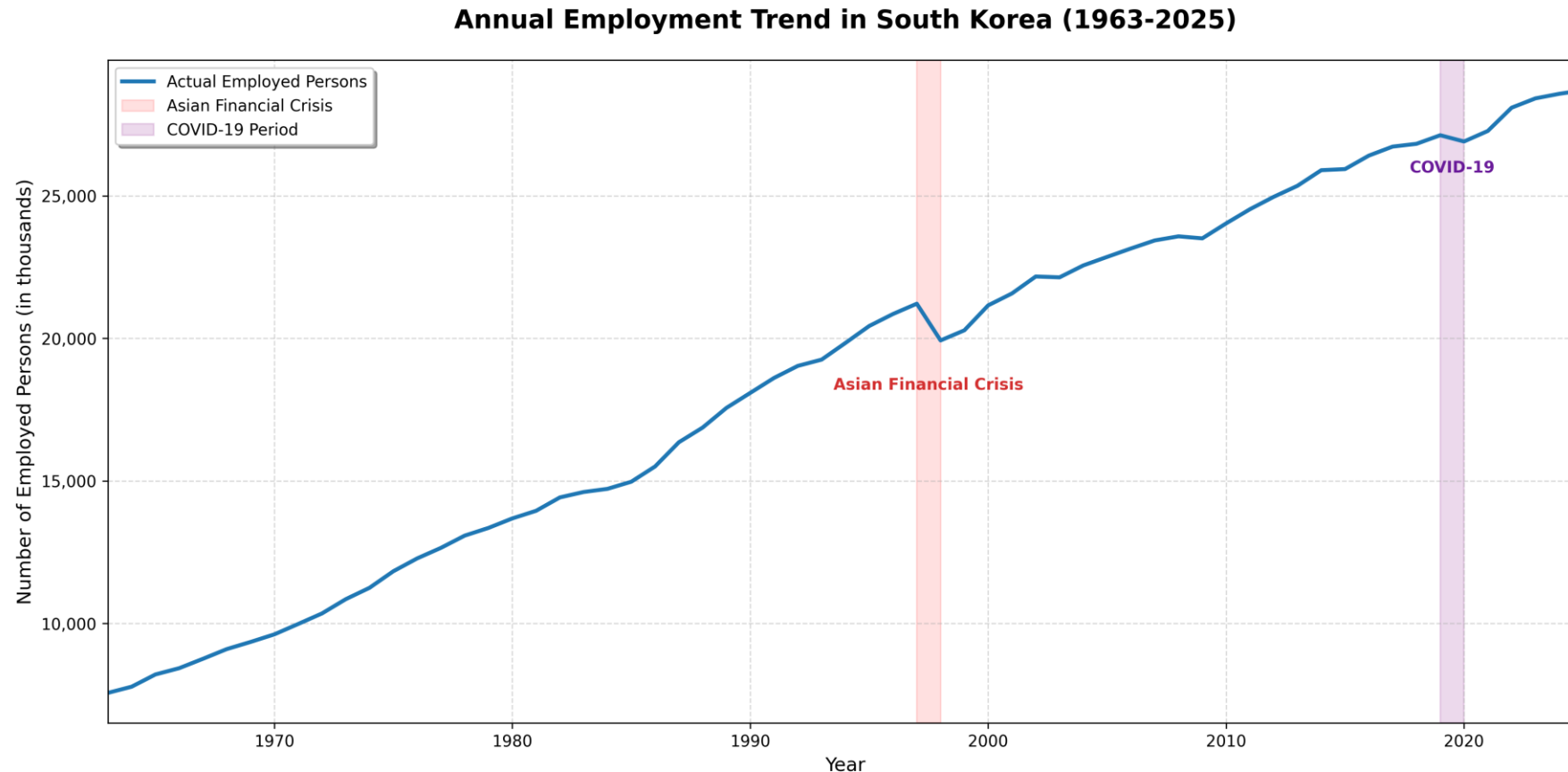
3-1. (기업의) AI 도입시 고용과 임금에는 어떤 영향이 있을 것인가?

AI 시대에도 총고용은 유지될 수 있으나 업무 내용은 변화

- 자동화 기술은 노동수요를 줄이지만, 동시에 생산성 증가로 인해 노동수요 확대
 - 경제 전반에서는 생산성 증가로 인해 노동수요 증가: 지금까지 기술변화에도 불구하고 고용의 증가
 - 비교우위의 변화에 따라 인간이 담당하는 업무의 내용은 변화하지만, 총고용은 충분히 유지 가능
 - 다만, AI의 경우 기존의 부분적인 자동화 기술과 달리 데이터 축적을 통해 인간의 업무를 계속 대체할 가능성도 있음.
- 경직적인 노동시장에서는 (일시적으로) 고용이 감소하고 실업이 증가할 가능성이 높음.
 - 대기업, 화이트칼라 직군의 경우 임금 조정, 재배치가 어려울 경우 해고나 실업이 증가할 수 있음.
 - 고용보호가 강할 경우 비록 해고는 줄어들지만 신규채용이 감소
 - AI의 경우 대기업, 화이트칼라 노동수요에 크게 영향을 미친다는 점에서 로봇이나 SW 등과 성격이 다를 수 있음.

3-1. (기업의) AI 도입시 고용과 임금에는 어떤 영향이 있을 것인가?

한국의 경우 여러 기술변화에도 불구하고 총고용은 (일부 시기 제외하고) 지속 증가



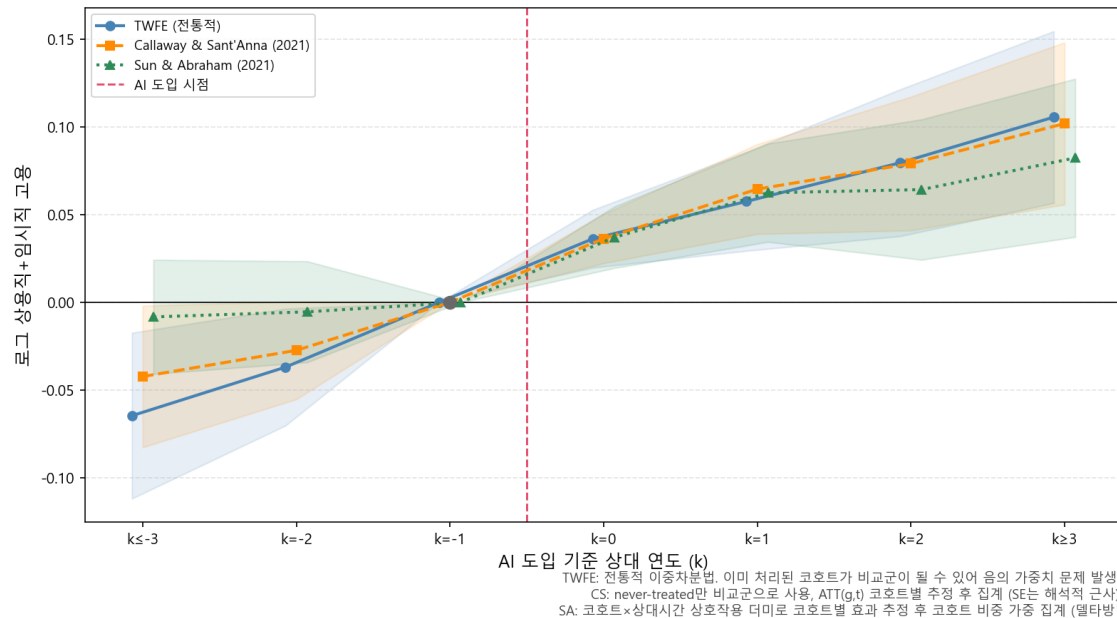
자료: 국가데이터처, 경제활동인구조사(KOSIS)

3-2. AI 도입 기업에서의 고용과 임금의 변화

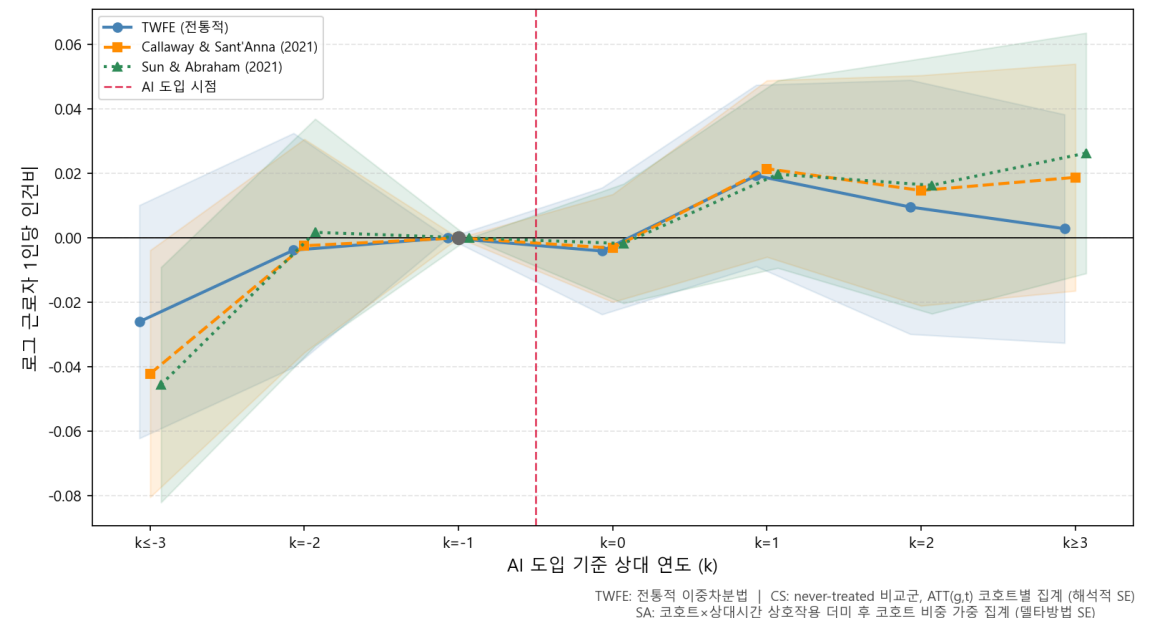
기업 단위 실증분석(Event Study)

사건사 분석(event study)에서 AI 도입 전후 기업 단위 고용이나 임금은 감소하지 않음.

고용(상용+임시)



1인당 인건비



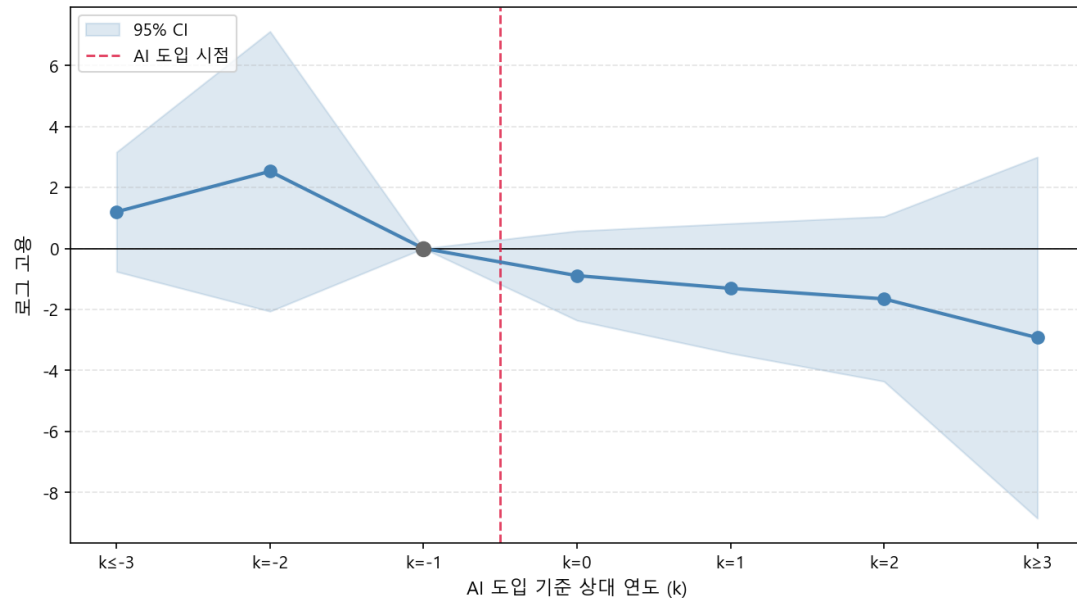
자료: 국가데이터처, 기업활동조사(2017~2024). 한요셉(2023)의 분석 확장

3-2. AI 도입 기업에서의 고용과 임금의 변화

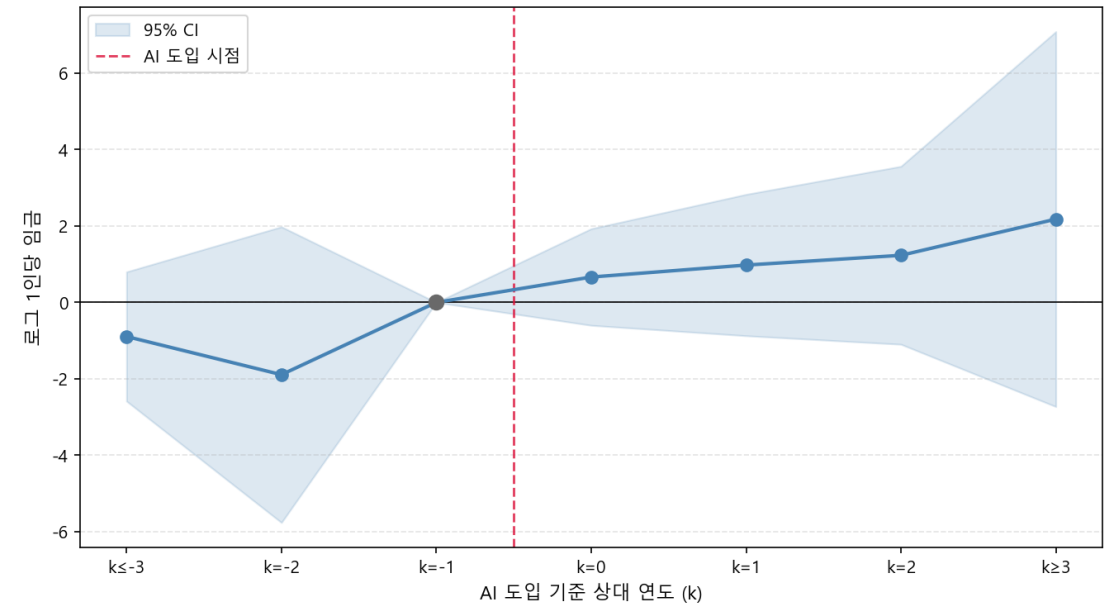
기업 단위 실증분석(SSIV)

인과적 효과 분석에서의 고용 및 임금 영향 추정치도 전통적 유의도에서 0과 다르지 않음.

고용(상용+임시)



1인당 인건비



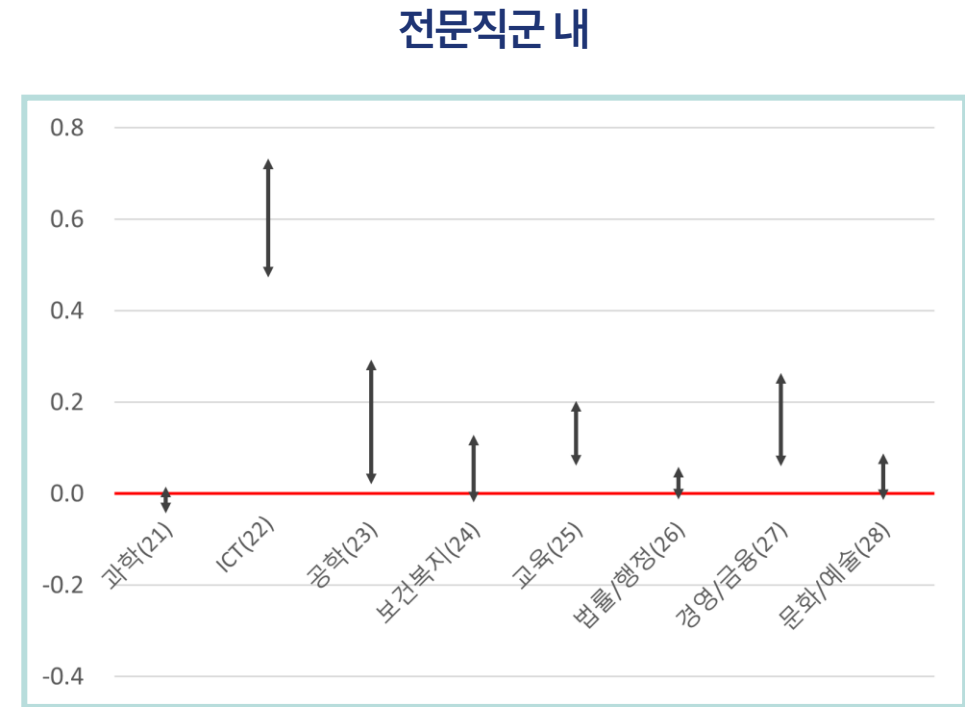
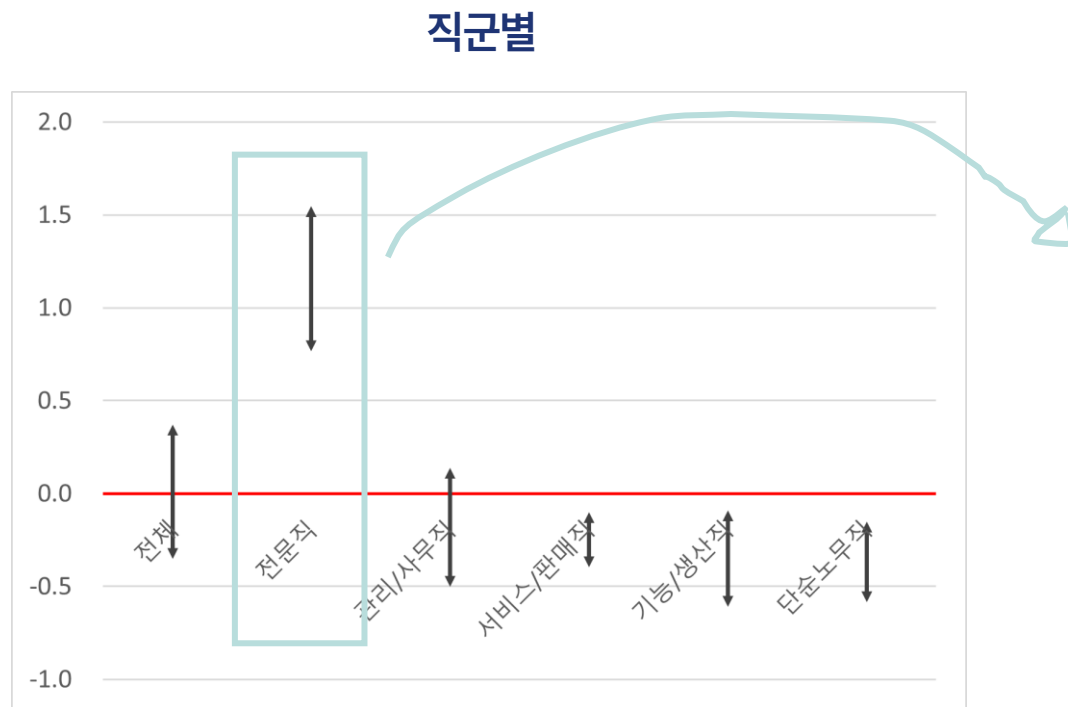
자료: 국가데이터처, 기업활동조사(2017~2024). 한요셉(2023)의 분석 확장

3-3. AI 도입 지역에서의 고용의 변화

지역 단위 실증분석(SSIV)

지역 AI 노출도 증가시 총고용에는 변화가 없으나, 고용구성에는 뚜렷한 변화

지역 AI 노출도 증가(+10%p)시 직업별 고용률의 변화(%p): 남성



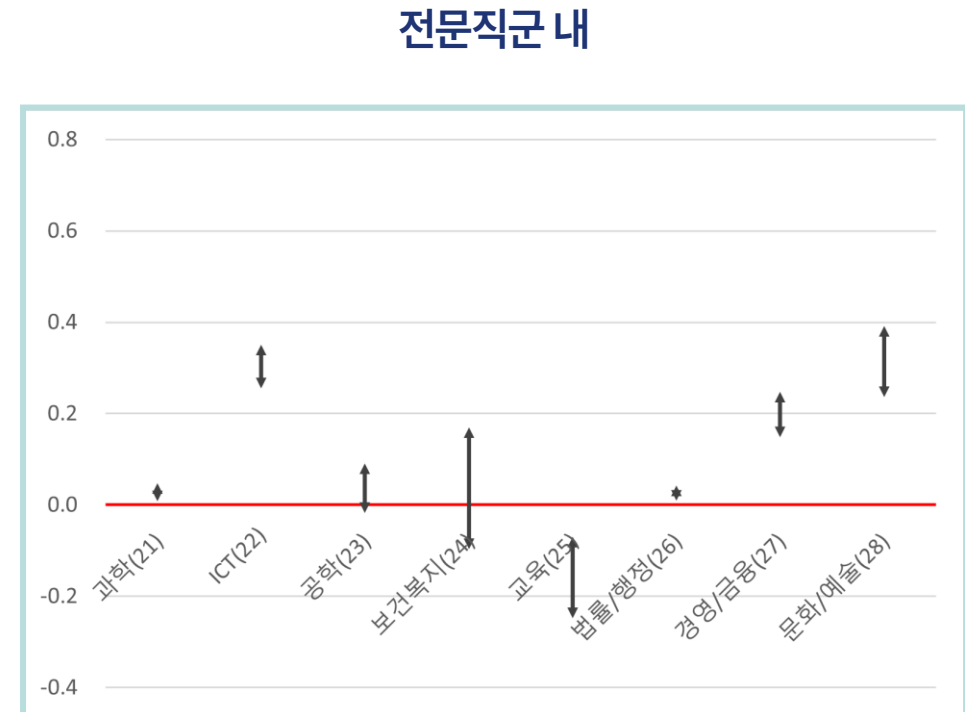
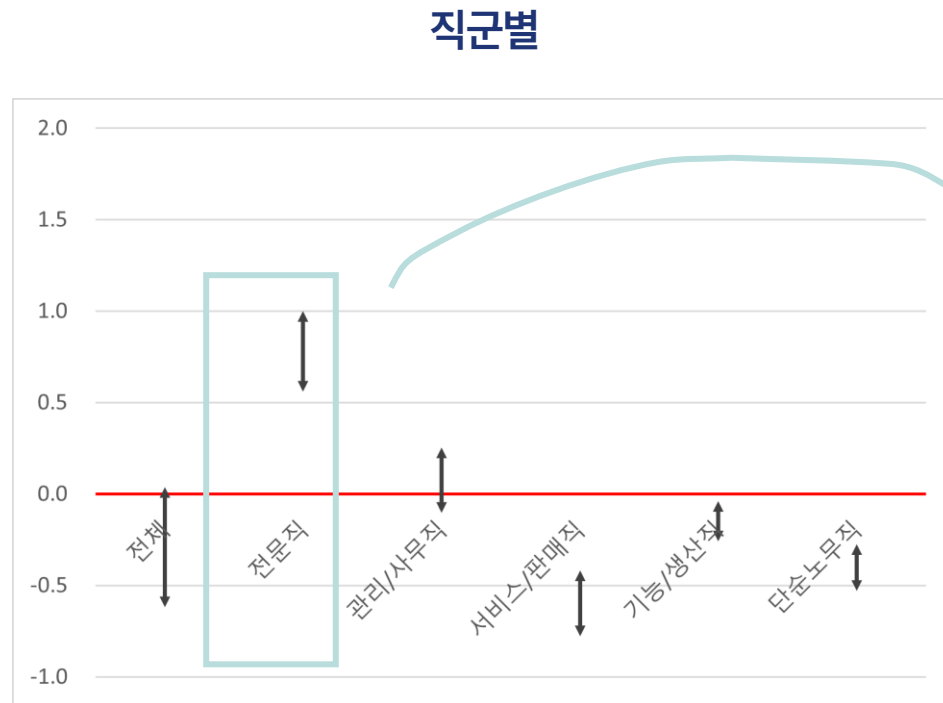
자료: 한요셉(2023). 세로선은 90% 신뢰구간.

3-3. AI 도입 지역에서의 고용의 변화

지역 단위 실증분석(SSIV)

지역 AI 노출도 증가시 총고용에는 변화가 없으나, 고용구성에는 뚜렷한 변화

지역 AI 노출도 증가(+10%p)시 직업별 고용률의 변화(%p): 여성



자료: 한요셉(2023). 세로선은 90% 신뢰구간.

3-4. 청년 일자리 감소?

AI가 청년 일자리를 감소시킨다는 논의가 활발

- 미국의 경우 AI 노출도가 높은 직군(SW, 소비자상담 등)에서 2023년 이후 20대 초반 고용 하락
 - AI의 영향으로 보는 견해(Brynjolfsson et al., 2025; Hosseini and Lichtinger, 2025)
 - 그 이전에 시작된 원격 근무의 영향으로 보는 견해(Emanuel et al, 2026)
- 한국에서 최근 청년 고용상황이 그다지 좋지 않은 원인 중 하나로도 AI의 영향이 논의되고 있음.
 - 기업 차원의 (분석형) AI 도입이 확대된 지역에서 청년 고용 내지 임금 감소 가능성(한요셉, 2023).
 - 생성형 AI 노출도가 높은 업종에서 경력 초기 일자리 감소 가능성(한진수·오삼일, 2025)
 - 다만, 경직적 노동시장의 충격(예: 코로나19, 중동사태 등)은 일반적으로 신규채용에 가장 먼저 영향
 - 최근 IT 경기 둔화, 팬데믹 이후 원격/재택 근무, 정년연장 등으로 인한 영향도 혼재



전망과 정책과제

04

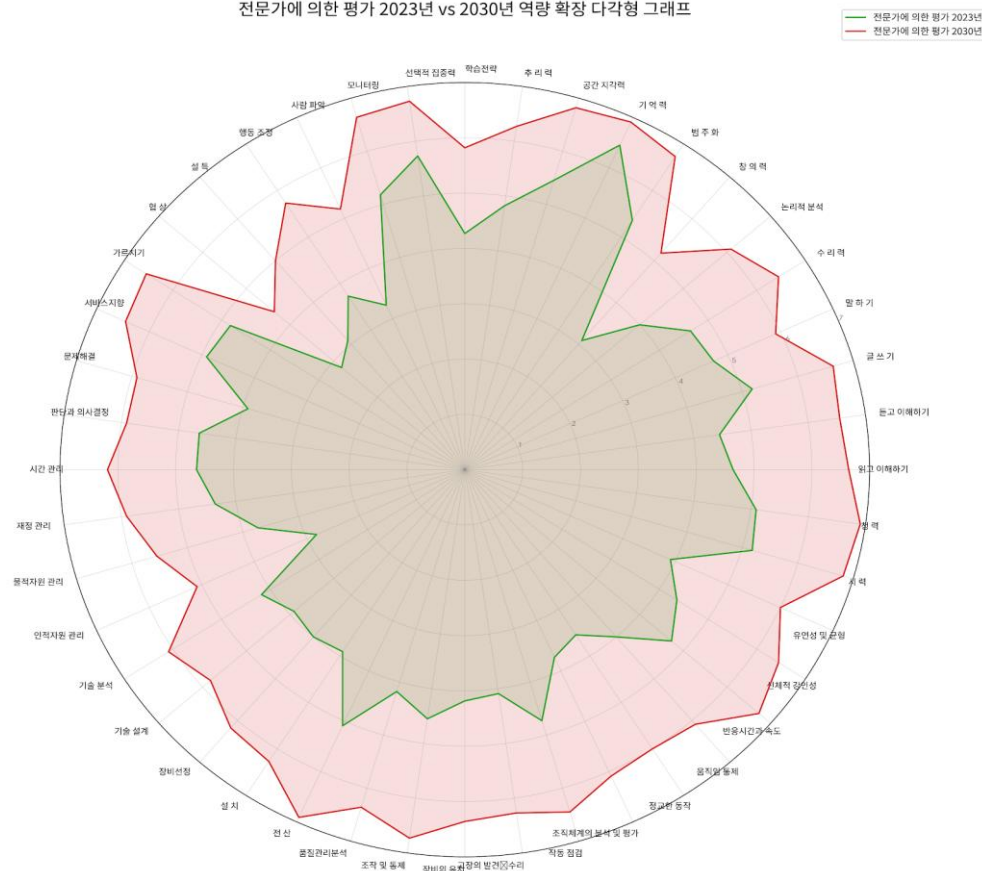
4-1. 기술: AI+로봇

AI+로봇의 업무수행능력 평가 및 전망

2030년 AI+로봇의 업무수행능력은 크게 확장되지만 여전히 들쭉날쭉할 전망

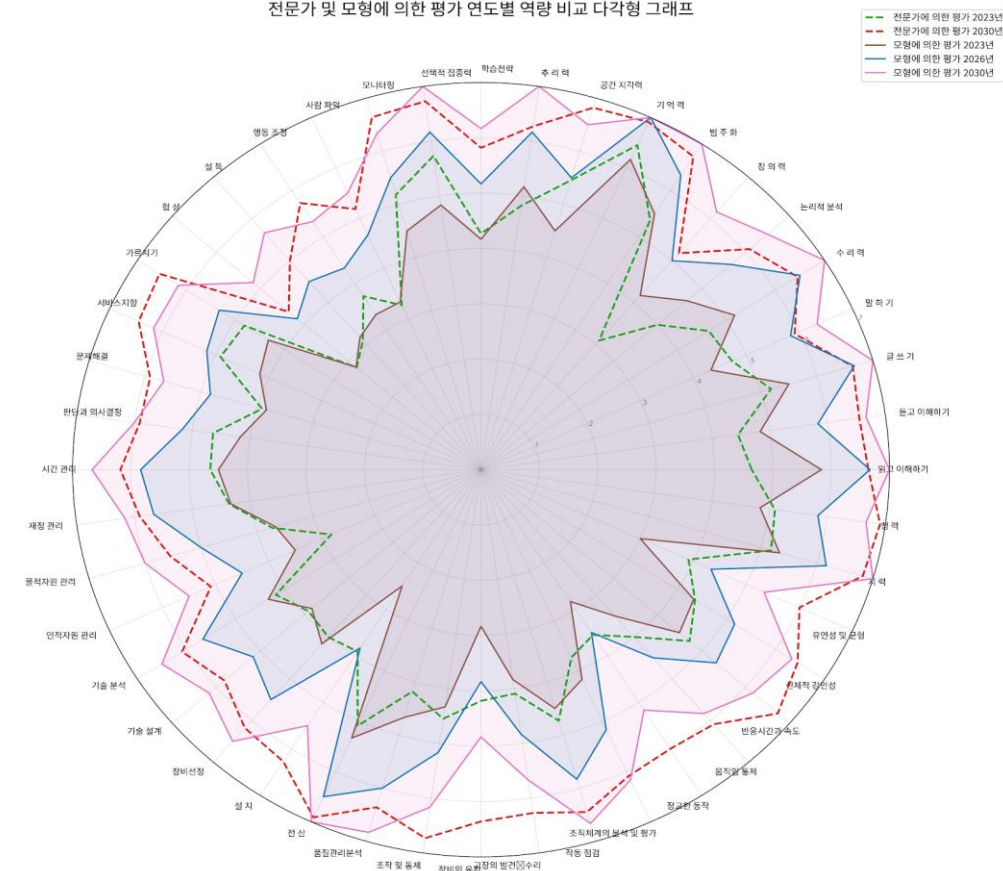
전문가(2023)

전문가에 의한 평가 2023년 vs 2030년 역량 확장 다각형 그래프



AI 모형 (GPT5.5, Gemini 3.1Pro, Opus 4.8)

전문가 및 모형에 의한 평가 연도별 역량 비교 다각형 그래프



4-2. 현재 일자리의 기술적 자동화 가능성

현재 일자리의 기술적 자동화 가능성 평가 및 전망

2030년에는 현재 일자리의 90% 이상에서 90% 이상 업무의 기술적 자동화가 가능할 전망

- $$P_{ijt} = \sum_{a=1}^{44} w_{ija} 1(H_{ija} < A_{iat})$$

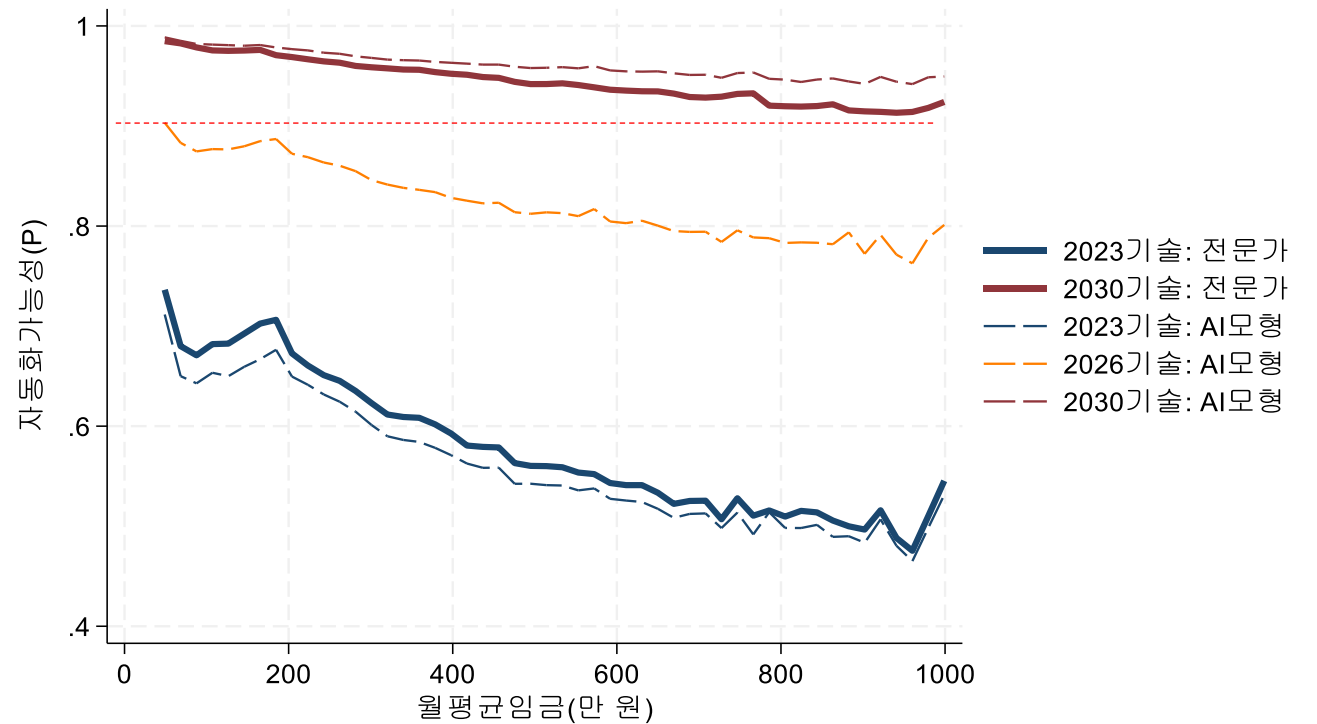
w_{ija} : 개인 i 가 직업 j 에서 평가한 업무수행능력 a 의 비중
(“중요도”의 합산으로 0-1 값으로 환산)

H_{ija} : 개인 i 가 직업 j 에서 평가한 업무수행능력 a 의 수준
(1~7, 4가 인간 평균이며 각 값에 대한 예시 존재)

A_{iat} : 기계의 업무수행능력 a 의 시점 t 에서의 수준
(1~7, 4가 인간 평균이며 각 값에 대한 예시 존재)

- 개별 능력에 대한 전문가 평가결과 활용
(2023 당시, 2030 전망)

현재 일자리의 기술적 자동화 가능성 평가



주: 같은 직업내에서 성별, 연령대별, 교육수준별, 기업규모별 차이 반영.

2030년 전망은 현재 일자리(2025)의 업무구성이 2030년에도 그대로 유지된 상황을 가정

기업의 AI 활용이 대기업 중심으로 빠르게 확대되면서 기업간 격차가 확대될 가능성이 높음.

- 주로 대규모 기업 및 지식기반 서비스업 분야 중심으로 AI 도입 추세가 지속되면서 기존 격차 확대
 - AX를 위한 투자 여력이 있고 인재가 풍부한 대규모 기업이나 지식기반 서비스업에서 활발히 도입.
 - 이러한 추세가 계속될 경우 이미 존재하는 기업간 생산성, 임금 격차가 더욱 심해질 전망
 - 뒤쳐지는 중소기업들의 경우 구조조정 발생 가능성
- AI 도입 계획에 관한 KDI 설문조사에서 도입예정기업은 주로 대규모 기업
 - AI 도입 예정 기업 비중('23말): 100~249인 10.8%, 250~999인 12.4%; 반면, 50~99인 기업에서는 3%
 - 도입 예정시기는 3~5년 이내 48.6%, 5년 이후 28.2%로 2026년 이후가 약 77%를 차지
 - 분야별로는 금융보험업, 전문서비스업 외에 숙박음식, 제조, 건설업 등 전통적 분야의 대기업 비중도 높았음.

기업의 AX 전개 방향과 신직무 창출 능력에 따라 고용 전망에 큰 차이

- AI 도입 초기단계를 지나 본격적인 AX가 구현되면, 고용에 가시적 영향 발생 예상
 - 현재 AI가 활발히 도입되고 있는 지식기반 서비스업 분야 및 대기업의 경우 AX 내부인재 확보를 위해 AI 관련 전문직군 채용을 증가시키면서 그 외의 고용(특히 신규채용)은 축소했을 가능성이 높음.
 - 향후 Agentic AI, Physical AI 등 AI 활용범위 확대시 서비스/판매직, 기능/생산직 등 고용 전반의 파장 예상
- 이러한 상황에서 새로운 노동수요가 빠르게 창출될 수 있어야 순고용 창출 가능
 - 과거 역직기(power loom) 등장시 가내직조공들은 수십년간 소득 감소(Acemoglu and Johnson, 2024)
 - 여러 AI 발전 방향 중 새로운 (인간) 직무 창출만이 근로자에게 분명하게 유익 (Acemoglu, Autor, and Johnson, 2026)

AI 시대, 변화에 대한 완충장치 마련 및 경제주체들의 적응력 강화 필요

- AI로 인한 생산성 격차 확대와 갑작스런 구조조정 가능성에 대비
 - 중소기업의 AX 투자를 지원: 다만, 단순 인건비 절감이 아닌 새로운 업무 프로세스 창출에 방점을 둘 필요
 - 중견·대기업의 경우 임금 및 재배치 등 내적 유연성을 높이면서 대량해고 가능성은 낮추는 방향의 노력을 지원하고 기술도입 및 숙련투자 관련 노사간 협의 정례화
- 새로운 직무와 직업의 창출 속도 제고
 - 조직내 유연성 제고를 통해 새로운 직무로의 이동 촉진, 창업 생태계 활성화를 통해 신직무·신직업 창출력 제고
- 교육의 유연성과 실용성 강화
 - 초·중등교육의 경우 학생들의 질문제기 능력 및 창의성, 사회성을 강화
 - 대학교육 및 직업교육의 경우 진로탐색 기능 및 현장수요와의 연계성을 제고



재정경제부 · KDI 포럼

AI는 고용을 어떻게 바꾸는가

경험적 증거와 제도적 대응

장지연 한국노동연구원 선임연구위원 | 2026. 6.

1

문제제기

충격은 왜 청년에게 집중되는가

2

경험적 증거

AI·고용 연구 59편이 말하는 것

3

제도적 대응

제도는 무엇을 해야 하는가

A

부록

코딩노트 · 논문목록



1

문제제기

충격의 발생은 기술이, 그 분배는 제도가 결정한다

AI 충격은 모두에게 고르지 않다 — 가장 먼저 맞는 건 청년이다

그 충격은 ‘해고’가 아니라 ‘진입의 봉쇄’로 온다

예전 충격 — 해고

이미 일하는 사람이 자리에서 밀려난다. 충격이 눈에 보이는 형태.

AI 충격 — **진입의 봉쇄**

신규 채용부터 줄어든다. 노동시장에 처음 들어서려는 청년이 첫 타격을 받는다.

챗GPT 확산 이후 3년 (한국)

청년 일자리 **-21만**

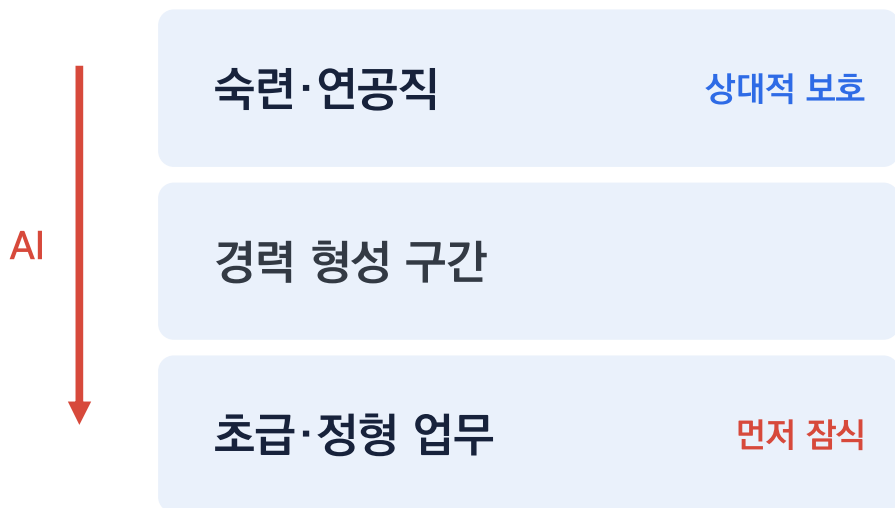


50대 일자리 **+20만**



AI는 연공편향적(seniority-biased) 기술이다

정형화된 초급 업무부터 잠식해 경력 사다리의 아랫칸부터 먼저 치운다



왜 아래부터 무너지나

AI는 직업을 통째로 대체하기보다 정형화된 초급 과업부터 잠식한다. 그 결과 경력 사다리의 아랫칸 — 노동시장 진입로 — 이 먼저 사라지고, 이미 위에 안착한 숙련·연공 인력은 상대적으로 보호받는다.

→ 충격은 '진입하려는 세대'에 집중된다. 특정 국가의 현상이 아닌 기술 자체의 속성이다.

충격은 세 개의 균열선을 따라 갈라진다 — 그 깊이는 ‘토양’이 정한다

AI는 모든 곳에 동시에 닿지 않는다. 이 **비동시성**이 불평등의 양태를 결정한다

① 세대

새로 들어오는 세대



이미 자리 잡은 세대

② 직종·계층

노출 높은 직종·계층



노출 낮은 쪽

③ 부문·업종

자동화 빠른 부문

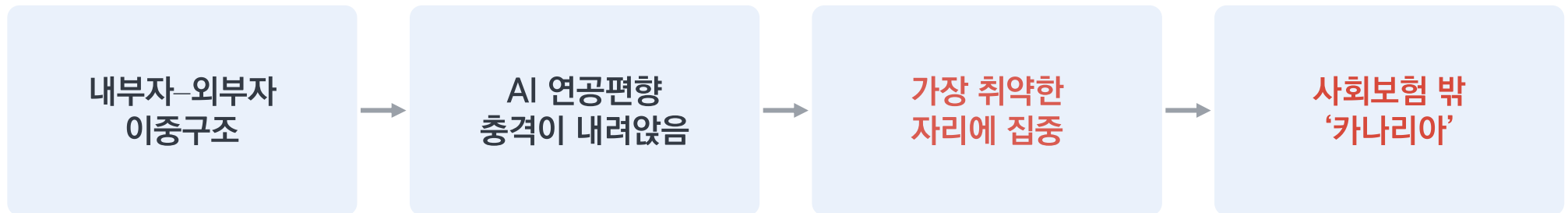


더딘 부문

균열이 얼마나 깊게 벌어지는지는 그 사회의 노동시장 토양 (제도적 레거시)이 결정한다

한국의 이중구조는 충격을 증폭한다

시장의 불평등이 제도에서 교정되지 않고 그대로 통과하며 스스로 강화된다



사회보험은 노동시장에 '진입한 사람'을 중심으로 설계 — 아직 들어오지 못한 카나리아는 보호 밖. 시장 불평등이 제도를 그대로 통과하며 스스로 강화되는 악순환.

충격의 발생은 기술이, 그 분배는 제도가 결정한다

같은 기술이라도 내려앉는 토양에 따라 충격의 모양과 크기가 달라진다

충격의 발생 = 기술

충격의 분배 = 제도(토양)

Q1.

AI 기술이 고용에 미치는 영향은 왜 나라마다 다르게 나타나는가?

→ 2장 경험적 증거에서 검토

Q2.

그래서 우리는 어떤 제도적 대응을 해야 하는가?

→ 3장 제도적 대응에서 논의



2

경험적 증거

AI·고용 연구 59편이 말하는 것

결과가 엇갈리는 건 ‘다른 것’을 재고있기 때문이다

경험적 연구들이 다른 그림을 보여주는 것 같은 이유는..

① 노출 ≠ 영향

노출도는 영향의 ‘가능성’ 최대치일 뿐, 실현은 그보다 훨씬 작다

② 움직이는 표적

예측형·생성형·에이전트형은 서로 다른 기술 — 같은 ‘AI’가 아니다

③ 쓰임새

같은 노출도 자동화로 쓰이면 -, 증강으로 쓰이면 +
— 부호가 갈린다

④ 토양

같은 기술도 내려앉는 제도적 유제(legacy)에 따라 결과가 달라진다

AI·고용 연구 59편을 ‘발견(finding)’ 단위로 코딩했다

부록1 코딩노트 참고 — 이어지는 그림들을 읽는 열쇠

59 편

수집·코딩한 연구

186 건

추출한 발견(findings)

102 건

논문×범주당 대표값

6개 범주 노출도(A1 예측형·A2 관측형) · 고용·채용(B) · 임금(C) · 생산성(D) · 거시성장(E)

핵심 구분 A(노출 = 영향의 ‘가능성’ 최대치) ≠ B~E(실제 일어난 ‘실현치’). 방향은 +/0/-/혼합으로 표현.

기술세대·국가·설계·자동화/증강·연령·숙련 축으로 분해.

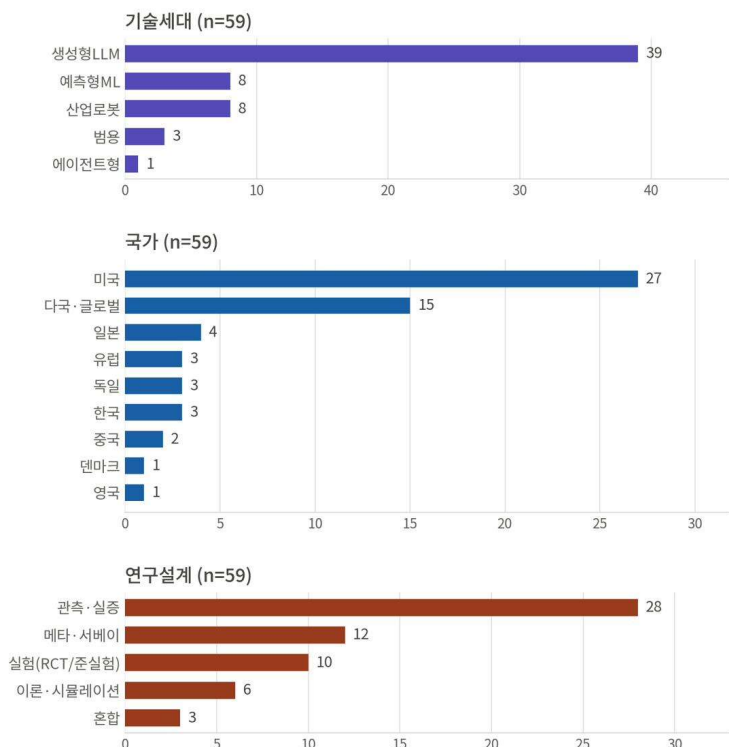
2. 경험적 증거 · 코퍼스

증거 지형은 미국·생성형·실증에 쏠려 있다 — 한국 증거는 얇다

59편을 모아 보면 'AI 연구'의 무게중심이 한쪽에 몰려 있다.

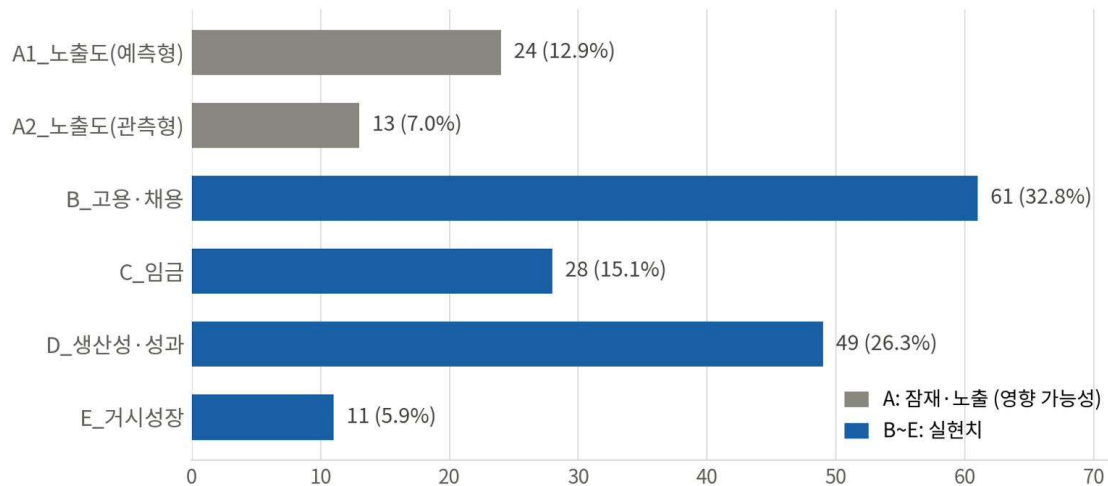
- 기술세대 — 생성형 LLM 39편(2/3) 압도, 예측형ML·산업로봇 각 8, 범용 3·에이전트1
- 국가 — 미국 27편(절반 가까이), 다국·글로벌 15, 한국은 3편
- 설계 — 관측·실증 28, 메타·서베이 12, 실험 10, 이론6·혼합3

향후 연구가 더 축적되면 다른 모양 보일 수도 있음. 현재는 미국·생성형 중심의 발견이므로 일반화에 주의 필요.



2. 경험적 증거 · 노출 ≠ 실현

노출은 영향이 아니므로 — 가능성과 실현을 코딩 단계부터 구분함



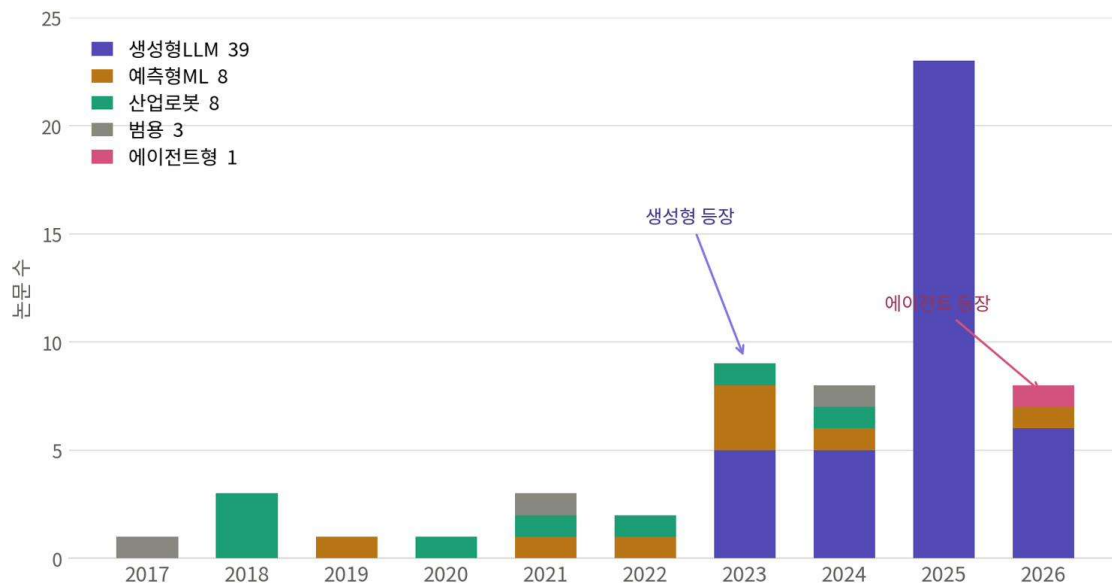
59편에서 추출한 186건의 발견을 범주별로 나눴다.

- 고용·채용(B) 61건(32.8%)으로 최다 — 생산성(D) 49, 임금(C) 28이 뒤를 잇는다
- 회색 = 노출도(A1·A2, 37건): 영향의 ‘가능성’을 점수화한 것
- 파랑 = 실현치(B~E): 실제로 일어난 변화를 측정 한 것

고용과 미시 성과에 미치는 영향에 대한 논문이 다수

2. 경험적 증거 · 움직이는 표적

‘AI’는 움직이는 표적 — 몇 년 새 연구대상 자체가 바뀌었다



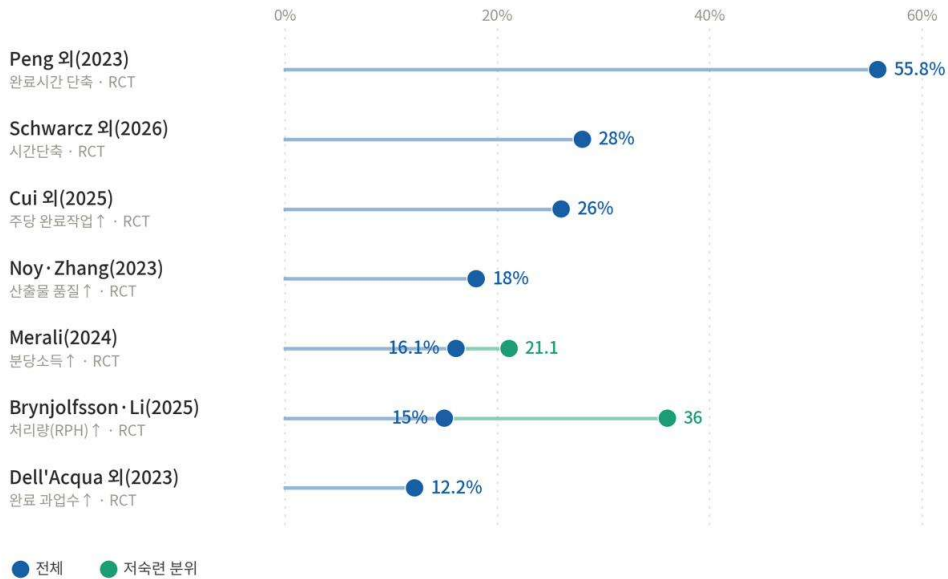
우리가 ‘AI’라 묶어 부르는 것은 사실 계속 진화하는 기술군이다.

- 2017–2020 — 산업로봇·예측형 ML이 중심
- 2023 생성형 LLM 등장 후 문헌이 폭증
- 2026 — 에이전트형이 처음 등장

과거 연구와 최근 연구는 사실 다른 기술을 본다.

2. 경험적 증거 · 생산성

생산성은 분명히 오른다 — 미시 이득은 크고 한 방향(+)이다



※ 지표 상이(시간단축·처리량·품질·소득) — 크기대·이질성 참고음 · Schwarzc 상한 130% 제외
별도: 거시 집계 생산성 기여는 0.36~1.5%p로 훨씬 작음(Acemoglu 0.66% · Briggs 1.5%p 등)

개인·과업 수준의 이득은 어떤 설계로 재든 한 방향(+)으로 모인다.

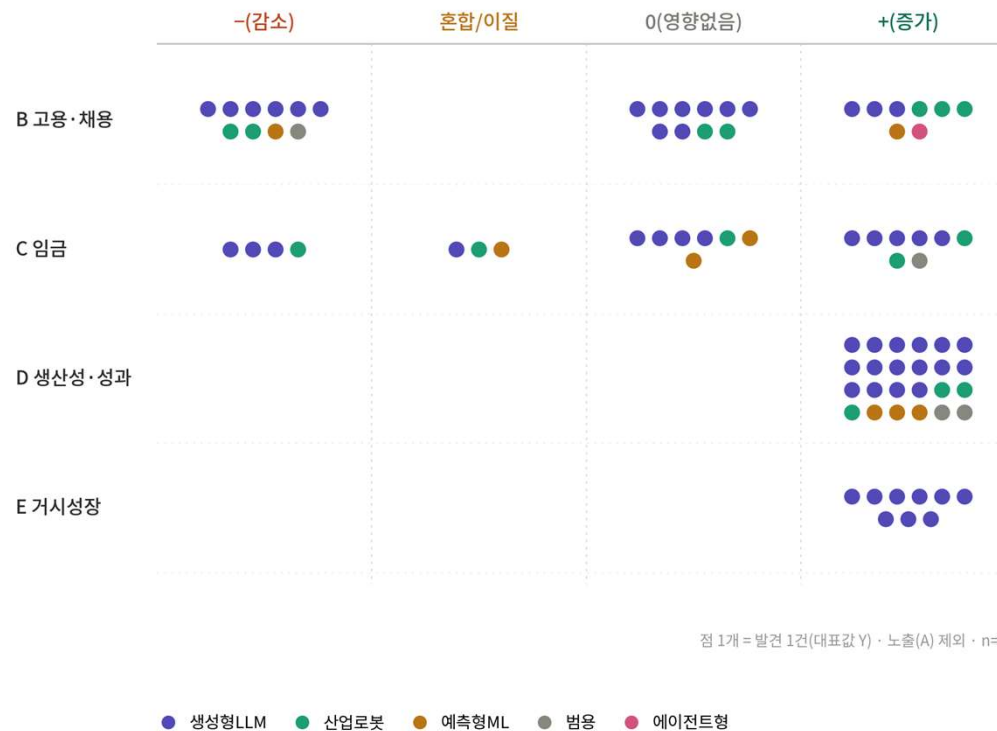
- 완료시간 -55.8%(Peng) · +28%(Schwarzc) · +26%(Cui) · 품질 +18%(Noy·Zhang)
- 대체로 두 자릿수~50%대 이득이 일관 관찰
- 그러나 거시 기여는 연 0.36~1.5%p에 그쳐 (Acemoglu·Briggs) — 한두 자릿수

실험 방식으로 측정한 생산성 향상 확인됨.

저숙련 분위에서 더 크게 향상됨

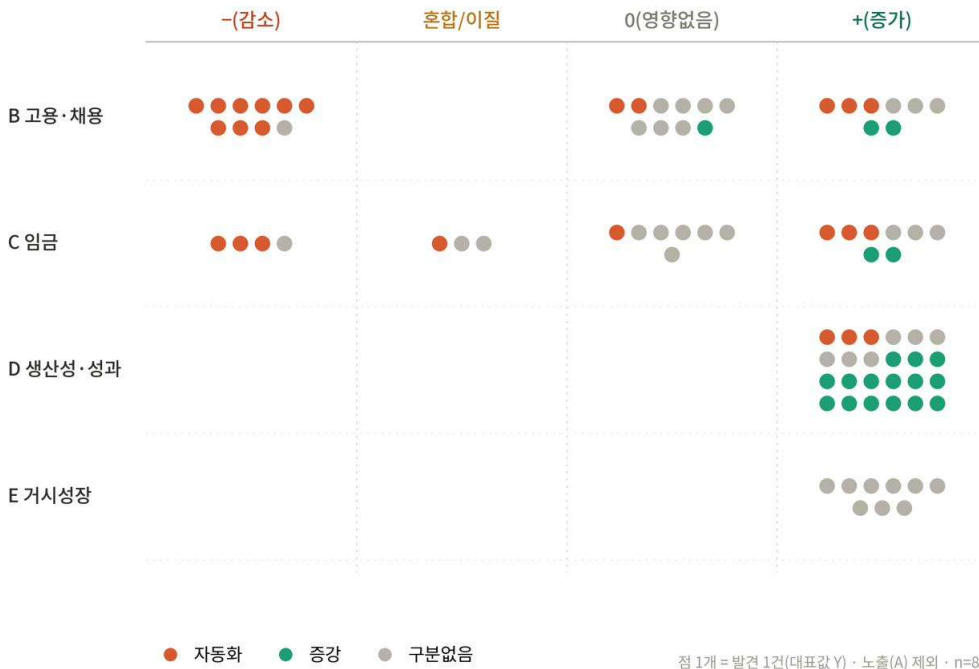
2. 경험적 증거 · 기술세대별

생산성 ↑ 는 합의, 고용과 임금에 미치는 영향은 일관된 방향성 안 보임



부호를 가르는 건 기술이 아니라 ‘쓰임새’다

자동화로 구현되면 -, 증강으로 구현되면 +.



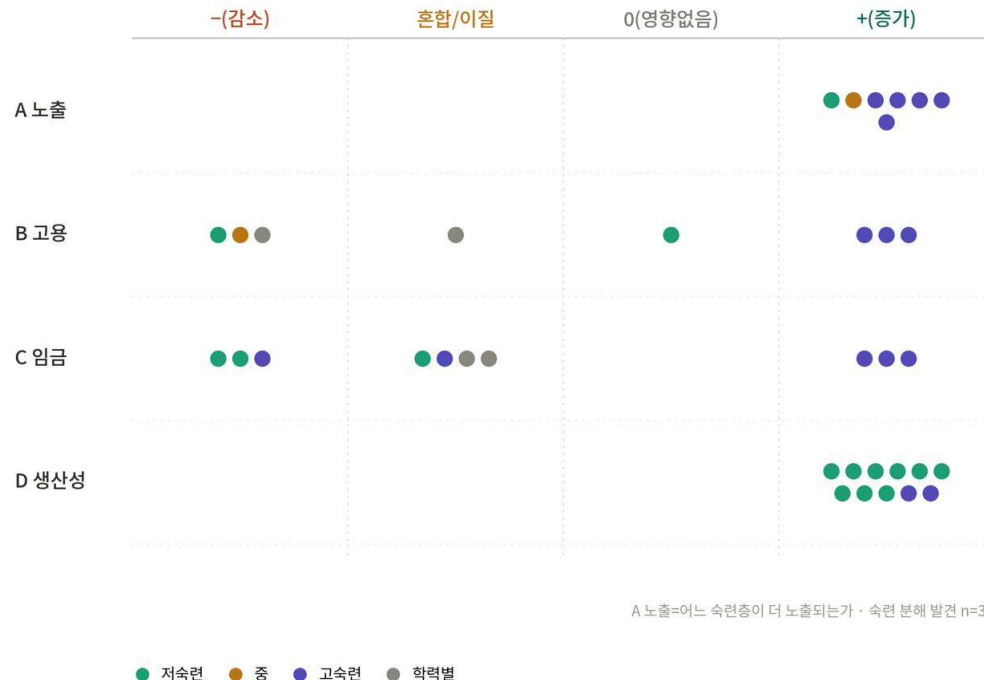
- 생산성(D)·거시(E)는 예외 없이 전부 증가(+)
- 고용(B)은 -/0/+ 흩어지고, 임금(C)은 네 방향 모두에 분포
- 핵심 — 증강의 부재: 감소 14건 중 증강은 0건(자동화 12·구분없음 2)
- 거꾸로 증강 20건 중 19건이 증가(+)

부정적 효과는 거의 전적으로 ‘자동화’ 경로.

2. 경험적 증거 · 숙련 균열

AI 기술은 숙련에 따른 생산성 격차를 좁히지만, 고용은 고숙련에서 증가

숙련/학력을 분해해 보고한 36건의 발견을 범주별로 배열함.



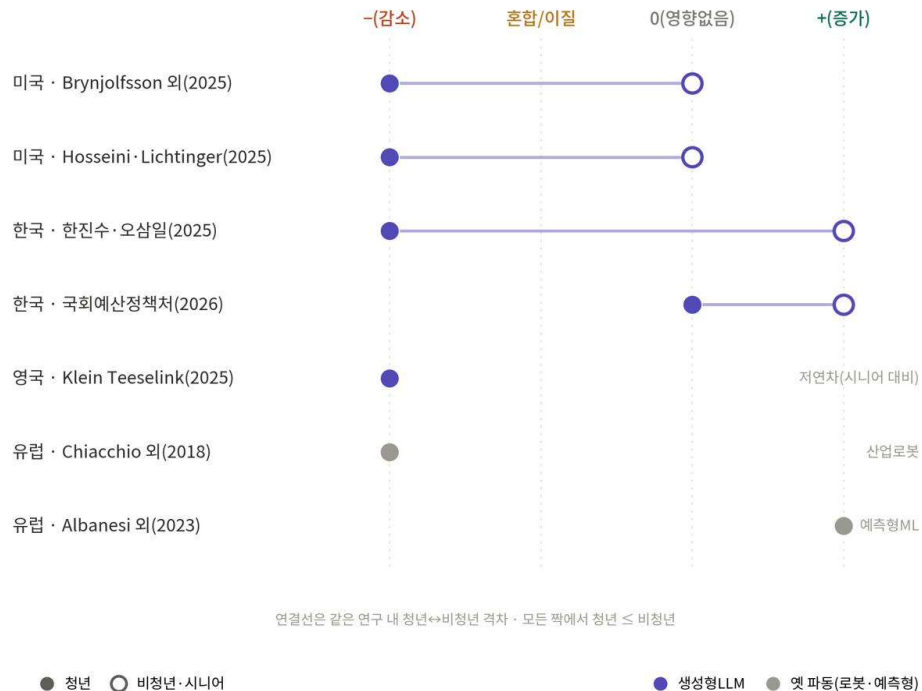
- 노출(A) — 고숙련, 고학력이 더 많이 노출 (Eloundou·Webb), 과거 자동화 효과와 반대
- 생산성(D) — 저숙련이 더 큰 이득(Merali 저 -21% vs 고 -4.9%) = ‘평균화 기계’
- 고용(B) — 증가는 고숙련에만 = 숙련편향(SBTC)
- 임금(C) — 고숙련 프리미엄 20%(Hermansen & Osbortn, 2025) ↔ 저숙련 실질임금 감소(KPMG, 2025; Acemoglu, 2024)

임금에서는 단일 방향으로 수렴하지 않음

2. 경험적 증거 · 세대 균열

청년에 대한 효과가 비청년보다 부정적이거나, 적어도 같다

AI 고용효과를 청년과 비청년으로 분해한 연구들.
기술세대와 측정방식의 차이를 통제한 상태에서 연령효과

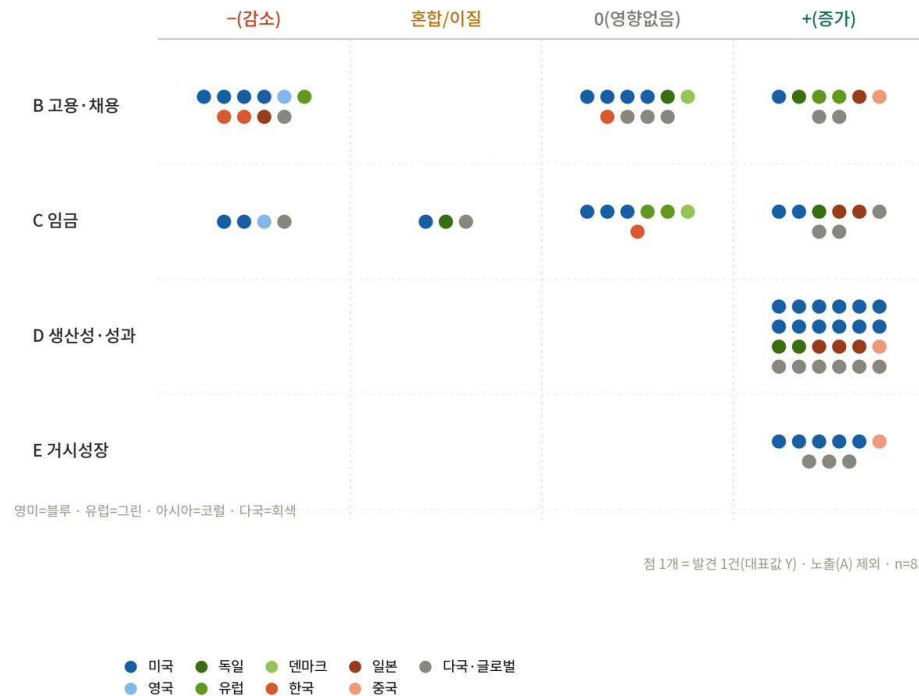


- 미국: 청년 -, 비청년 0(상대고용 -13% / 채용둔화 -8%)
- 한국 한진수·오삼일 — 격차 최대(청년 ↓ · 50대 ↑)
- 국회예산정책처(NABO)는 무효과지만, 청년이 비청년보다 낮은 상대열위는 유지

→ ‘연공편향’ 명제를 동일연구 내 비교가 뒷받침.

2. 경험적 증거 · 다른 토양 ①

같은 충격도 나라마다 다른 모양으로 나타난다



다만 국가 분포는 ‘어디서’ 관측되는지를 보여줄 뿐, ‘왜’까지 설명하진 않는다.

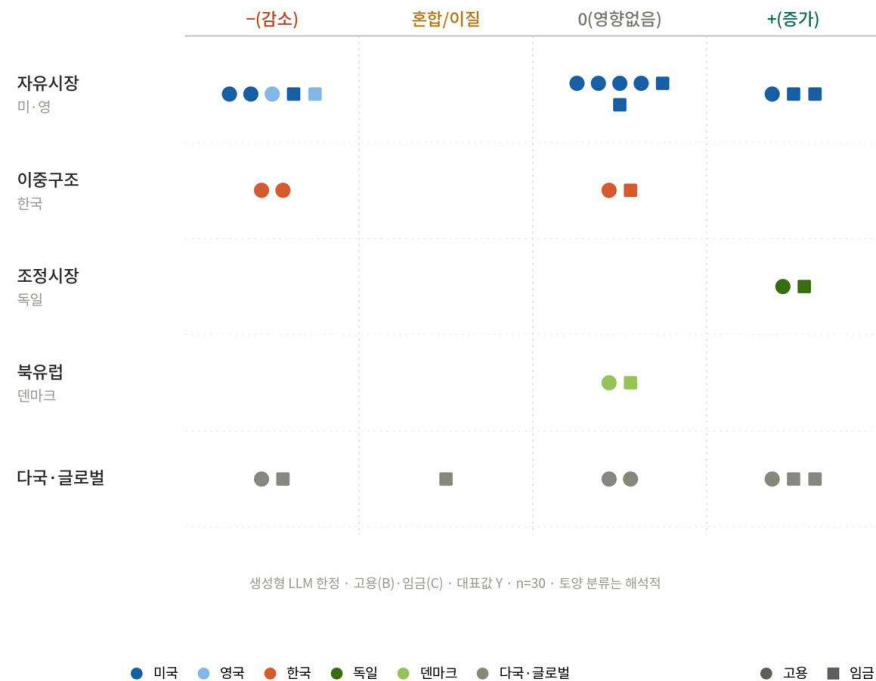
- 83건 분석 중 미국이 34건 — 증거 기반이 사실상 미국 중심
- 고용에서 미국은 감소(-)와 영향없음(0)에 많이 분포. 독일 등 유럽은 증가(+)도 관찰됨.
- 한국은 감소(-) 2편, 영향없음(0) 1편 (한진수·오삼일, 장지연 vs NABO 최경록)
- 아시아의 증가(+)는 주로 산업로봇 — 기술세대가 다르다

→ 국가 간 이질성은 이중구조 가설의 ‘출발점’이지 증명이 아니다.

2. 경험적 증거 · 다른 토양 ②

기술세대를 건너내면 토양이 드러난다

생성형 AI로 한정한 고용·임금 효과 분석 30건을 국가별로 배열.



- 미·영(자유시장) — 감소, 영향없음, 증가에 모두 분포
- 한국(이중구조) — 감소·영향없음에만, 증가 0
- 독일(조정시장) — +지만 ‘기대치’(실현치 아님 주의) (Falck et al, 2026)
- 덴마크(북유럽) — 0: 강한 고용보호+ALMP가 충격을 흡수

캐비엣: 토양 분류는 해석적 구분이며, 표본 작음 → ‘입증’ 아닌 ‘가설과 정합적 패턴’으로 해석

3

제도적 대응

제도는 운명이 아니라 선택이다

AI 시대에 다시 볼 제도 — 세 차원, 여섯 범주

본 보고서가 파고드는 것은 세 번째 차원 ‘역량·진입’ (앞 둘은 범위 제시)

분배	사회보장	이익분배
거버넌스	사회적 대화	AI 도입
역량·진입	교육훈련	청년지원

↑ 본 보고서가 집중하는 두 범주

[분배] 임금 위에 세운 사회보장이 흔들린다 — 재원의 토대를 넓혀야

AI는 가치를 임금에서 자본·특정부문으로 옮긴다

임금 기반이 흔들린다

- ① 재원: 임금몫 얕아지면 사회보험료 수입 감소
- ② 보장: 노동시장 진입 못한 카나리아는 보호 밖
+ 보물효과: 돌봄·보건·교육 상대가격 ↑ → 지출 압력 증가 (AI 성공할수록·고령화)

비대칭적 상황

반도체·AI 수출로 거시는 호황 — 그러나 수혜는 자본·특정부문, 충격은 청년·진입계층.
파이는 커지지만 양극화도 심화

→ **과제** 재원 토대 다변화: 프랑스 일반사회기여금(CSG) · 일본 소비세 사회보장 목적세화 · AI 초과이윤 환수(국부펀드형 장치 등)

[거버넌스] 카나리아는 ‘테이블 밖’에 있다 — 청년을 의사결정에

어떤 쟁점을, 누가, 어느 테이블에서 다룰 것인가

개별 노사 교섭

데이터 노동 — 작업이 곧 학습 자산이 되는 시대의 새 의제(소유·동의·보상·거부권).
그 외 개별적 교섭 의제

사회적 대화

기업 단위로 못 푸는 의제 — 그 한가운데 청년의 진입 사다리.
경사노위는 직접 다루기보다 흠어진 논의를 잇는 ‘허브’로.

카나리아가 테이블 밖 → 청년을 형식적 자문이 아닌 의사결정에, 미래세대 영향을 공식 평가항목으로.

[교육훈련①] 무엇을 가르칠지조차 불확실 — 상시 진단(SAA)이 필요

AI처럼 구조적 단절 국면에선 과거 추세의 외삽이 의미를 잃는다

양적 방법의 한계

시뮬레이션·통계는 모두 과거·현재에서 미래를 추정하는 방식.
데이터에 아직 없는 변화 — 가장 중요한 정보 — 를 놓친다.

모범은 '혼합'

여러 미래를 그리는 시나리오 + 현장을 먼저 읽는 전문가
패널(질적) + 구인공고(OJV) 빅데이터의 결합.

→ OJV가 결정적 새 직업·새 숙련이 가장 먼저 새겨지는 곳. 설문보다 세밀하고 갱신이 빠르다.

한국의 공백 세 가지

운영 주체·분석 단위·방법·진단↔지원 연계로 본 5개국 + 한국

사례	운영 주체	분석 단위	핵심 방법	갱신	진단↔지원
싱가포르 SDFE	SSG (정부 단일기구)	숙련	구인공고 + 산업 검증	연간	◎ 한 기관
EU Skills-OVATE	CEDEFOP + Eurostat	숙련(ESCO)	구인공고 NLP	분기	△
독일 IAB Compass	IAB (연방고용청)	숙련	구인공고 빅데이터	상시	△
이탈리아 Excelsior	Unioncamere (상의)	직업·숙련	고용주 패널 서베이	월간	△
호주 JSA	정부 단일기구	직업·숙련(ASC)	서베이+행정+구인공고	상시	△
한국 (현재)	고용정보원, 직업능력연구원	직업 중심	인력수급 모형(OJV 미활용)	연간	× 분리

OECD 17개국 보고서: **통합 SAA** — 한국의 직업중심·OJV 미활용 · 갱신기간이 국제 비교상 공백.

싱가포르 SDFE — AI 시대형 SAA의 전형

진단과 단일기구가 진단과 학습계좌를 한 지붕에서

운영 · 방법

SkillsFuture Singapore(SSG) — 교육부 산하 법정기구. 2021~ 연간 발간. 분석단위 = 숙련.
구인공고 11년치 텍스트마이닝 + 산업계 검증(전문가 타당성 검토).

핵심 — 진단·지원 통합

진단(SDFE)과 학습계좌(SkillsFuture Credit)가 같은 기관(SSG)에서 운영.
→ ‘어떤 숙련이 요구되나’가 곧장 ‘어디서 배우나’로 직결되는 한 지붕 구조.

산출 Priority/Emerging Skills · Job Requirements · Skills Mobility 대시보드(146개 직무 경력전환 경로) · 원자료 데이터셋 공개(2023~).

EU Skills-OVATE — 표준 분류 위의 범국가 인프라

빅데이터를 맹신하지 않고 한계를 정직하게 다룬다

운영 · 방법

CEDEFOP + Eurostat. 27개 EU 회원국 + 영국
· EFTA. 분기(연 4회) 갱신.
구인공고 NLP, ESCO 공통 분류, 디지털·그린 전용
taxonomy 추가.

도구 분업

OVATE(실시간/단기) + European Skills Forecast(정
량 중장기 전망) + ESJS(설문).
빅데이터와 전통 전망·설문을 역할 분담시키는 설계.

구인공고의 ‘대표성’을 별도 워킹페이퍼로 검증. 빅데이터를 만능으로 여기지 않는다.

[교육훈련②] 학습은 학교를 떠났는데, 지원은 학교에 머문다

가장 큰 학습은 지원 바깥에, formal 학습에 지원이 집중

형식(formal)

학교·훈련기관

지원 집중 ●

준형식(non-formal)

MOOC·온라인 강좌

부분

무형식(informal)

유튜브·일터 학습

지원 밖 ○

내일배움카드·평생교육바우처·학점은행제는 거의 전부 형식학습에만 작동

인정은 넓히고, 지원은 개인에게 통합 — 적립식 아닌 ‘보편 기본자산’

적립식은 **진입 못한 카나리아의 계좌를 채우지 못한다**

인정을 넓힌다

사후인정(RPL) — 학습 ‘경로’가 아니라 도달한 ‘역량’을 인정. 해외 MOOC·일터 학습도 제도 안으로(정부가 큐레이션·검증).

지원을 통합한다

국민역량계좌 3모듈 — 학습이력·학습계좌·진단매칭을 개인이 평생 들고 다니는 하나의 인프라로.

계좌 모델 프랑스 CPF(적립식) vs 싱가포르 SkillsFuture(보편 기본자산) → **기본자산 보편 부여 + 진입계층 선별 가산**

학습 인정 — ‘경로’가 아니라 ‘도달한 역량’을

프랑스는 경험을 자격으로 **변환**, 싱가포르 **통로 확장**

프랑스 VAE — 변환

2002년 법제화된 권리. 경험(직업·봉사·활동)을 정규 자격(RNCP)으로 변환. 나이·학력 무관 누구나, 심사위원회 구두심사.
비용은 개인학습계좌(CPF)로 충당.

싱가포르 — 통로 확장

변환 대신: CSP(정부 검증 학력·자격 자동 기록) + 해외 MOOC 큐레이션 — 승인 목록 안에서 Coursera 등 수만 강좌를 자유 수강.

싱가포르 방식의 유연성과 개방성 추구 바람직

학습이력·계좌·진단매칭을 한 지붕에 — 싱가포르 MySkillsFuture

국민역량계좌 3모듈이 이미 한 포털에서 작동

① 학습이력 — CSP

정부 검증 출처(시험위원회·대학 등)에서 학력·자격·기술을 통합·검증마크. 공유링크로 고용주에 전송.

② 학습계좌 — Credit

기본(25세+ 전 시민) + 선별(40세+ 큐레이션 코스) = '기본자산 + 선별 자산'이 그대로 구현.

③ 진단매칭 — CareersFinder

프로필 분석 맞춤 경로 추천 + 국가 잡 포털(MyCareersFuture) 연계로 구직까지.

학습계좌제는 제도의 절반 — 이력+진단까지 한 포털로 묶어야

[청년지원①] 기간제를 ‘회전문’이 아니라 ‘진입 사다리’로

기간제를 정상적 ‘탐색’ 통로 + 청년에 요구되는 경험을 쌓을 기회로

현실 — 막힌 입구

기간제 500만+ · 신입의 28%가 ‘중고 신입’ · 대기업 전환율 5.8%(회전문).
사용 제한은 답이 아님

방향 — 두 장치

- ① 계약 종료 시 정규직 전환심사 의무화
- ② 전환 실적을 고용형태 공시에 포함
→ 검증된 청년을 정규직으로.

기존 비정규직 일괄 정규직화(역차별 논란)와 다름 — **능력이 확인된 신규 기간제에게 새 입구를 여는 방식**

[청년지원②] 첫걸음 보장제 = 진입·이동·재진입 안전망

들어오고, 옮기고, 돌아오는 세 길을 함께 받칠 때 사다리가 작동

진입

들어가는 문

기간제 전환심사·공시(④-①)와 연결

이동

더 나은 자리로

생애 1회 자발적 이직 구직급여 —
탐색 기회 제공

재진입

돌아오는 길

‘쉬었음’ 청년 조기 발굴·재연결

단서 도덕적 해이 방지 장치(대기기간·구직활동·훈련 참여) 병행. 재원 위한 고용보험료율 인상은 사회적 대화의 의제.

카나리아를 제도 안으로

오늘의 선택이 다음 세대가 딛고 설 토양이 된다

분배

재원의 토대를 임금 한곳에서 가치가 쌓이는 곳으로 넓힌다

거버넌스

청년을 형식적 자문이 아니라 의사결정의 테이블로

역량·진입

보편 학습 자산 + 진입 사다리(기간제·첫걸음)의 복원

카나리아는 보험 밖·테이블 밖·빈 계좌 앞에 있다. 세 곳 모두에서 제도 안으로 들여야함



부록 1

코딩노트

방법론 — 59편을 어떻게 코딩했나



59편 · 186 발견 · 102 대표값

발견(finding) 단위로 코딩하고, 논문×범주당 대표값 1개를 둔다

범주	의미	findings
A1 노출도(예측형)	능력·과업 스코어링 — 잠재 최대치	24
A2 노출도(관측형)	실제 사용·채택 데이터 — 잠재 최대치	13
B 고용·채용	실현 고용·채용	61
C 임금	실현 임금	28
D 생산성·성과	실현 생산성·성과	49
E 거시성장	실현/예측 거시	11
합계		186

잠재 최대치 vs. 실현치

A = 잠재 최대치(영향 가능성)
 ≠ B~E = 실현치.

대표값여부 = Y — 논문×범주마다 헤드 라인 1개(102건). 비교차트는 Y로 필터 하면 중복 없이 한 줄씩.

엑셀 2 시트 — Papers(논문) · Findings(발견 - 한 논문이 여러 발견 행을 가짐)

두 시트(Papers·Findings)와 분류범주

엑셀 구조 — 2 시트

Papers — 논문 메타

저자·연도 · 기술세대 · 국가 · 연구설계 · 자동화/증강·청년·
성별 구분 · 발견수(N)

Findings — 발견별 (한 행 = 한 발견)

범주 · AI유형 · 성별 · 연령 · 숙련·학력 · 대상단위 · 방향 ·
크기 · 대표값여부

한 논문 = 여러 Findings 행

분류 기준

범주 A1·A2 · B · C · D · E

AI유형 자동화 · 증강 · 구분없음

방향 + · 0 · - · 혼합/이질

기술세대 예측형 · 생성형 · 에이전트 · 로봇 · 범용

연구설계 이론 · 실험 · 관측 · 메타 · 혼합

대상단위 과업 · 직업 · 노동자 · 기업 · 산업 · 경제

숙련·학력 전체 · 저 · 중 · 고 · 학력별



부록 2

논문목록

코딩 대상 59편

코딩 대상 연구 59편

저자 · 연도	기술세대	국가	연구설계	범주(건수)
국회예산정책처 (2026)	생성형	한국	관측·실증	B4
장지연 (2025)	생성형	한국	관측·실증	B4
한진수/오삼일 (2025)	생성형	한국	관측·실증	B4·C1
Acemoglu (2024)	생성형	미국	이론·시물	A1×2·C4·D2·E1
Acemoglu 외 (2020)	로봇	미국	관측·실증	B4·C2
Acemoglu 외 (2022)	예측형	미국	관측·실증	B4·C1
Adachi 외 (2022)	로봇	일본	관측·실증	B2·C1·D1
Albanesi 외 (2023)	예측형	유럽	관측·실증	B3·C1
Aldasoro 외 (2024)	생성형	미국	이론·시물	D1·E1
Arnon / Penn Wharton Budget Model (2025)	생성형	미국	이론·시물	A1×1·E1
Asao 외 (2025)	생성형	일본	관측·실증	A1×1
Bick 외 (2025)	생성형	미국	메타·서베이	A2×2·D1
Briggs 외 (2023)	생성형	미국·유럽(글로벌)	이론·시물	A1×2·D1·E1
Brynjolfsson 외 (2021)	범용	미국	혼합	D2
Brynjolfsson 외 (2025)	생성형	미국	관측·실증	B3·C1
Brynjolfsson 외 (2025)	생성형	미국	실험	D2
Cai 외 (2025)	생성형	중국	관측·실증	E3
Caplin 외 (2024)	예측형	미국	실험	D2
Chandar (2025)	생성형	미국	관측·실증	B2·C1
Chiacchio 외 (2018)	로봇	유럽	관측·실증	B4·C1

코딩 대상 59편 — 한국 3편 먼저, 이후 저자 알파벳순

저자 · 연도	기술세대	국가	연구설계	범주(건수)
Choi 외 (2025)	생성형	미국	혼합	D4
Cui 외 (2025)	생성형	미국	실험(RCT)	D3
Czarnitzki 외 (2023)	예측형	독일	관측·실증	D1
Dauth 외 (2021)	로봇	독일	관측·실증	B3·C2
De Backer 외 (2018)	로봇	다국혼합	관측·실증	(발견 0)
Dell'Acqua 외 (2023)	생성형	다국혼합	실험	D3
Eloundou 외 (2024)	생성형	미국	메타·서베이	A1×2
Falck 외 (2026)	생성형	독일	메타·서베이	A2×1·B1·C1·D1
Felten 외 (2021)	예측형	미국	메타·서베이	A1×2
Frey 외 (2017)	범용	미국	메타·서베이	A1×2
Gimbel 외 (2025)	생성형	미국	관측·실증	B1
Gmyrek 외 (2023)	생성형	다국혼합	메타·서베이	A1×3
Graetz 외 (2018)	로봇	다국혼합	관측·실증	B2·C1·D2
Handa 외 (2025)	생성형	미국	관측·실증	A2×4
Hartley 외 (2026)	생성형	미국	관측·실증	A2×2·B1·C1
Hawk 외 (2025)	생성형	글로벌	이론·시물	E1
Hermansen 외 (2025)	생성형	다국혼합(글로벌)	메타·서베이	A2×1·B1·C1
Hosseini 외 (2025)	생성형	미국	관측·실증	B2
Huang (2025)	생성형	다국혼합	메타·서베이	A1×4
Hui 외 (2024)	생성형	미국(글로벌 플랫폼)	관측·실증	B1·C1

코딩 대상 59편 — 한국 3편 먼저, 이후 저자 알파벳순

저자 · 연도	기술세대	국가	연구설계	범주(건수)
Humlum 외 (2025)	생성형	덴마크	관측·실증	B1·C1
Jabarian 외 (2026)	에이전트	다국혼합	실험	B1·D1
Johnston 외 (2026)	생성형	미국	관측·실증	B2·C1·D1
Kanazawa 외 (2026)	예측형	일본	관측·실증	D2
Klein Teeselink (2025)	생성형	영국	관측·실증	B2·C1
Klenert 외 (2023)	로봇	유럽(EU 14개국)	관측·실증	B3
KPMG (2025)	생성형	미국(+글로벌)	이론·시물	B2·C1·E1
Merali (2024)	생성형	미국	실험	D4·E1
Morikawa / RIETI (2024)	범용(생성형 포함)	일본	관측·실증	A2×1·B1·C1·D2
Noy 외 (2023)	생성형	미국	실험	D3
OECD (2025b)	생성형	다국혼합(7개국)	메타·서베이	A2×1·B1·D2
Peng 외 (2023)	생성형	다국혼합(인도·파키스탄)	실험	D2
Pizzinelli 외 (2023)	예측형	다국혼합(6개국)	메타·서베이	A1×4
Schwarcz 외 (2026)	생성형	미국	실험	D4
Wang 외 (2024)	로봇	중국	관측·실증	B1·D1
Webb (2019)	예측형	미국	혼합	A1×1·C1
Weinstock 외 (2025)	생성형	미국	메타·서베이	A2×1·B1
Yu 외 (2025)	생성형	다국혼합(Upwork)	실험	C2·D1
미국 경제자문위원회(CEA) (2026)	생성형	미국	메타·서베이	E1