



2026. 9.

국회예산정책처 | 경제현안분석 | 제110호

생성형 AI의 노동시장 영향

The Labor Market Impact of Generative AI

천경록, 김상용, 홍지은, 한승룡, 백기홍



국회예산정책처
NATIONAL ASSEMBLY BUDGET OFFICE

생성형 AI의 노동시장 영향

경제현안분석 제110호

생성형 AI의 노동시장의 영향

총괄 | 정 지 은 경제분석국장

기획·조정 | 허 가 형 인구전략분석과장

작 성 | 천 경 록 경제분석관

김 상 용 경제분석관

홍 지 은 경제분석관

한 승 룡 경제분석관

백 기 홍 경제분석관

지 원 | 성 혜 정 행정실무관

강 태 용 자료분석연구원

「경제현안분석」은 국회가 관심 있게 다룰 재정 현안이나 정책 이슈에 대해 객관성 있는 분석정보를 적시성 있게 제공함으로써, 국회의 예산 및 법안 심사와 의제 설정을 실효성 있게 지원하기 위한 것입니다.

문의 : 경제분석국 인구전략분석과 | 02) 6788-4749 | psad@nabo.go.kr

이 보고서는 국회예산정책처 홈페이지(www.nabo.go.kr)를 통하여 보실 수 있습니다.

• 이 보고서는 재생지를 사용하였습니다.

생성형 AI의 노동시장 영향

2026. 9.

이 보고서는 「국회법」 제22조의2 및 「국회예산정책처법」 제3조에 따라 국회의원의 의정 활동을 지원하기 위하여, 국회예산정책처 「보고서발간심의회」의 심의(2026. 8. 27.)를 거쳐 발간되었습니다.

차 례

요 약 / 1

I. 서론 / 1

1. 연구 배경 및 목적	1
2. 선행연구 검토	6
3. 보고서의 구성	14

II. 직업별 생성형 AI 활용 실태조사 및 직업별 노출도 / 15

1. 설문조사 개요 및 방법	16
2. 설문조사 주요 결과	19
3. 직업별 생성형 AI 노출도의 산출	35

III. 생성형 AI의 노동시장 영향 분석 / 40

1. 동향	41
2. 직업별 고용 및 채용에 대한 영향	59
3. 임금에 대한 영향	73
4. 결과에 대한 해석	82

IV. 결론 및 시사점 / 86

1. 분석 결과 요약	86
2. 노동시장 정책에 대한 시사점	87

표 차례

[표 I-1] 생성형 AI의 고용·임금 영향에 관한 실증연구	13
[표 II-1] 조사 내용	18
[표 II-2] 과업별 생성형 AI 활용 현황	21
[표 II-3] 생성형 AI 사용 이후 업무 처리량 요약 통계량	27
[표 II-4] 직업별 생성형 AI 노출도 및 4분위 구분	37
[표 II-5] 노출도 4분위별 특성	39
[표 III-1] 공인회계사 수습 등록 현황	53
[표 III-2] 핵심연령대 고노출 직업 고용에 대한 영향, 합성 이중차분법 분석결과	66
[표 III-3] 20대 고노출 직업 고용에 대한 영향, 합성 이중차분법 분석결과	69
[표 III-4] 고노출 직업 20대 채용에 대한 영향, 합성 이중차분법 분석결과	72
[표 III-5] 합성 통제집단 직업별 가중치 상위 10개 직업	81
[표 III-6] 고노출 직업 임금에 대한 영향, 합성 이중차분법 분석결과	81

그림 차례

[그림 I-1] 인간 대비 AI 성능 지표 개선 추이	2
[그림 I-2] 보고서의 구조	14
[그림 II-1] 생성형 AI 업무 사용 빈도	19
[그림 II-2] 생성형 AI 본격 사용 기간	19
[그림 II-3] 생성형 AI 결과물 직접 검수/수정 정도	22
[그림 II-4] 과업별 업무 처리 시간 변화	23
[그림 II-5] 과업별 업무 결과물의 품질 변화 - 정확성 향상	24
[그림 II-6] 과업별 업무 결과물의 품질 변화 - 완성도 향상	25
[그림 II-7] 하루 평균 실제 업무시간 변화 정도	26
[그림 II-8] 절감된 시간 활용 방법	26
[그림 II-9] 실제 업무시간 증가 이유	27
[그림 II-10] 생성형 AI 사용에 따른 업무 구성 변화	28
[그림 II-11] 인간 고유능력 중요성 변화 인식	29
[그림 II-12] AI 대체 위협 체감 인식	30
[그림 II-13] 동일 직업군 내 인력 규모 변화 체감	30
[그림 III-1] 청년(15~29세) 인구 및 취업자 수	42
[그림 III-2] 고용률	42
[그림 III-3] 청년(15~29세) '쉬었음' 인구	43
[그림 III-4] 2026년 산업별 청년 취업자 규모	44
[그림 III-5] 산업별 청년 취업자 증감 추이	45
[그림 III-6] 핵심연령대(20~59세) 노출수준별 고용 추이	46
[그림 III-7] 청년(20~29세) 노출수준별 고용 추이	47
[그림 III-8] 청년(20~34세) 노출수준별 고용 추이	48
[그림 III-9] 고노출 직업별 고용 추이	49

[그림 III-10] 중고노출 직업별 고용 추이	50
[그림 III-11] 청년(20~29세) 노출수준별 채용 추이	51
[그림 III-12] 신규 채용 추이	52
[그림 III-13] 신규 채용 중 30세 미만 비중	52
[그림 III-14] 노출수준별 월평균임금 추이	55
[그림 III-15] 노출수준별 청년(20~29세) 월평균임금 추이	56
[그림 III-16] 노출수준별 청년(20~34세) 월평균임금 추이	56
[그림 III-17] 고노출 직업별 월평균임금 추이	58
[그림 III-18] 산업별 연평균 실질 GDP 증가율 변화: 2019~22년 대비 2022~25년	60
[그림 III-19] 직업별 생성형 AI 노출도와 산업경기 영향지수 간의 관계	60
[그림 III-20] 핵심연령대 고용, 노출도에 따른 비교	65
[그림 III-21] 핵심연령대 고용, 고노출 대 비노출 직업 간 비교	65
[그림 III-22] 핵심연령대 고용, 노출도에 따른 비교: 산업 경기의 영향 고려	65
[그림 III-23] 핵심연령대 고용, 고노출 대 비노출 직업 간 비교: 산업 경기의 영향 고려	65
[그림 III-24] 핵심연령대 고용, 고노출 직업 vs 노출도 1~2분위 합성 통제집단	67
[그림 III-25] 핵심연령대 고용, 고노출 직업 vs 비노출 직업 합성 통제집단	67
[그림 III-26] 20대 청년 고용, 노출도에 따른 비교	68
[그림 III-27] 20대 청년 고용, 고노출 대 비노출 직업 간 비교	68
[그림 III-28] 20대 청년 고용, 노출도에 따른 비교: 산업 경기의 영향 고려	68

[그림 III-29] 20대 청년 고용, 고노출 대 비노출 직업 간 비교: 산업 경기의 영향 고려	68
[그림 III-30] 20대 고용, 고노출 직업 vs 노출도 1~2분위 합성 통제집단	69
[그림 III-31] 20대 고용, 고노출 직업 vs 비노출 직업 합성 통제집단	69
[그림 III-32] 20대 채용, 노출도에 따른 비교	71
[그림 III-33] 20대 채용, 고노출 대 비노출 직업 간 비교	71
[그림 III-34] 20대 채용, 노출도에 따른 비교: 산업 경기의 영향 고려	71
[그림 III-35] 20대 채용, 고노출 대 비노출 직업 간 비교: 산업 경기의 영향 고려	71
[그림 III-36] 20대 채용, 고노출 직업 vs 노출도 1~2분위 합성 통제집단	72
[그림 III-37] 20대 채용, 고노출 직업 vs 비노출 직업 합성 통제집단	72
[그림 III-38] 연속처치 이벤트 스터디 결과	78
[그림 III-39] 이진변수 이벤트 스터디 결과	79
[그림 III-40] 월평균 임금, 고노출 vs 비노출 직업 합성 통제집단	81
[그림 IV-1] 노동시장 정책 시사점의 분석 구조	87
[그림 IV-2] 생성형 AI 확산에 대한 정부의 노동시장 전환·고용지원 정책 구조	88
[그림 IV-3] 생성형 AI 노동시장 변화에 대한 단계별 대응 방향	91
[그림 IV-4] 전환 위험에 대한 선별적 대응 방향	94

BOX 차례

[BOX 1] 직업별 생성형 AI 활용 실태조사 방법	31
[BOX 2] 최근 주요 업종의 채용 동향	52

요 약

1. 서론

[연구 배경 및 목적]

□ 생성형 AI의 급속한 확산과 성능 개선은 AI에 의한 일자리 대체 불안을 고조

- 2025년 상반기 기준 우리나라의 생성형 AI 업무 활용률은 50%를 넘어서 미국을 앞지름
- 생성형 AI는 과학문제 풀이능력 등 여러 지표에서 인간 전문가를 추월

□ 그러나 생성형 AI의 노동시장 영향에 대한 기존 연구는 상반되는 결론에 도달하고 있어 정밀한 실증 분석이 요청됨

- 업무 현장에서의 활용 실태에 기초한 직업별 생성형 AI 노출도를 구축하여 고노출 직업 식별 필요
- 생성형 AI의 영향과 혼동될 수 있는 산업별 경기의 영향을 고려할 필요

[선행연구 검토]

□ 선행연구는 직무상 AI 활용의 기술적 가능성에 기초하여 직업별 AI 노출도 (노출지수)를 추정해왔음

- Webb(2019)은 AI 특허와 직업별 과업 간 텍스트 유사도를 기반으로 노출도를 처음 구축했으며, Felten et al.(2021)는 AI 응용 분야 성능지표와 직업 능력 간 관련성에 기초한 노출도를 제시
- 이후 Eloundou et al.(2024)는 생성형 AI를 이용한 업무 수행시간 절감 가능성에 대한 전문가의 평가와 GPT-4의 평가를 결합한 노출도를 산출했으며, Handa et al.(2025)은 기술적 가능성이 아닌 과업 유형별 AI 실사용 데이터를 기반으로 직업별 노출도를 추정

□ **생성형 AI 활용에 따른 생산성 향상이 확인되나, 활용도와 효과의 크기는 국가별로 상이하며 저숙련·신입일수록 효과가 큼**

- 미국의 경우 생성형 AI 도입 이후 시간당 업무 처리 건수 향상, 과업 처리 시간 절감이 보고되었으며(Hartley et al. 2026) 이러한 효과는 신입, 저숙련일수록 큼(Brynjolfsson et al. 2025a)
- 한국의 경우 업무 목적 활용률은 미국의 2배이지만 업무시간 감소는 미국 대비 낮아 잠재적 생산성 향상 효과는 유사하게 수렴 (서동현 외 2025)

□ **고용·임금 영향에 대해서는 상반된 연구 결과가 제시되고 있어 아직 뚜렷한 합의가 없음**

- 생성형 AI 도입으로 인해 고용과 소득이 모두 감소했으며 숙련도가 높아도 보호되지 않았다는 결과(Hui et al. 2024)
- 고노출 직업 중심으로 청년층 고용이 감소했다는 결과(Brynjolfsson et al. 2025b, 오삼일·오영식 2026 등)
- Eckhardt & Goldschlag (2026)과 천경록(2026)은 고용에 뚜렷한 영향이 없었음을 보고했고 생성형 AI 도입 시점 이후 고용 감소는 원격근무 및 통화정책으로 인한 착시효과임을 밝힌 연구도 있음(Lambert & Schindler 2026, Iscenko & Millet 2026)

2. 직업별 생성형 AI 활용 실태조사 및 직업별 노출도

□ **AI의 노동시장 영향을 분석하려면 직업별 AI 노출 수준을 파악할 필요**

- 상대적 고노출 직업을 식별해야 고·저노출 직업간의 차별적 고용·임금 추세를 바탕으로 AI의 인과적 영향을 분석 가능
- 기존 AI 노출지수(Felten et al. 2021, Eloundou et al. 2024 등)는 AI에 의한 이론적 대체 가능성 지표에 가까운 반면, 현 시점 AI의 실제 노동시장 영향을 추정하려면 재직자들의 실사용 경험에 바탕한 노출지수가 필요

□ 이에 재직자 설문조사를 통해 57개 직업의 생성형 AI 활용 실태를 조사

- 생성형 AI를 일상 업무에 활용할 가능성 있는 화이트칼라 중심의 한국고용 직업분류 57개 소분류 직업 재직자 1,512명 대상으로 온라인 설문 실시
 - 기존 조사에서 업무상 AI 활용률이 낮게 보고된 육체노동 중심 직종 및 일부 비시장적 직업(군인 등)은 제외
- 전체 응답자 중 76.1%가 생성형 AI를 업무에 사용하며, AI 사용자들은 생산성(업무 처리량)이 평균 21.2% 증가한 것으로 보고함
 - 최소값은 -90%, 최대값은 900%, 중앙값은 10%로 편차가 매우 큼
- 큰 폭의 생산성 증가에도 불구하고 인간의 중요성 감소 또는 일자리 감소에 대한 체감도는 높지 않았음
 - 응답자의 39.1%가 생성형 AI 사용 이후 직무에서 경험·판단력 등 인간 고유의 능력이 더 중요해졌다고 응답했으며 20.3%만이 덜 중요해졌다고 응답
 - 생성형 AI 도입 후 조직 내 동일 직업군 인력 규모 변화에 대해서는 “변화 없음”이 다수(62.6%)이며 “줄었다”(15.3%)와 “늘었다”(13.6%)는 엇비슷

□ 직업별 평균 생산성 증가율로 “생성형 AI 노출도”를 산출

- 소분류 직업 수준에서 생성형 AI 사용의 노동생산성 영향을 측정
- 노동생산성 변화는 노동수요에 직접적으로 영향을 미칠 수 있는 핵심 지표
 - 단기적으로 AI는 직업 전체를 자동화하기보다 같은 업무량을 더 적은 인원로 수행 가능하게 함으로써 노동수요 조정을 불러올 가능성
- 직업별 평균 노동생산성 개선폭(노출도)은 4~65%로 편차가 컸으며, IT 전문직 등 소수 직업에서 특히 높게 나타남
- 노출도를 산출한 직업군을 4개 분위로 나누어 4/4분위 직업군을 고노출 직업으로 정의
 - 고노출 직업에는 IT 관련 전문가, 연구직, 금융·법률 전문가 등이 포함
 - 나머지 3개 분위는 각각 중고/중저/저노출로 분류하고, 조사 제외 직업은 ‘비노출’로 구분

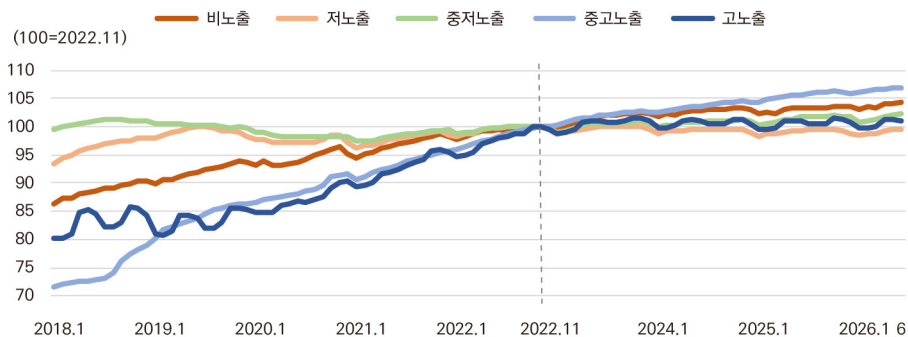
3. 생성형 AI의 노동시장 영향 분석

[최근 노동시장 동향]

□ 노출수준별 고용 추이는 핵심연령대와 청년층에서 상이하게 나타남

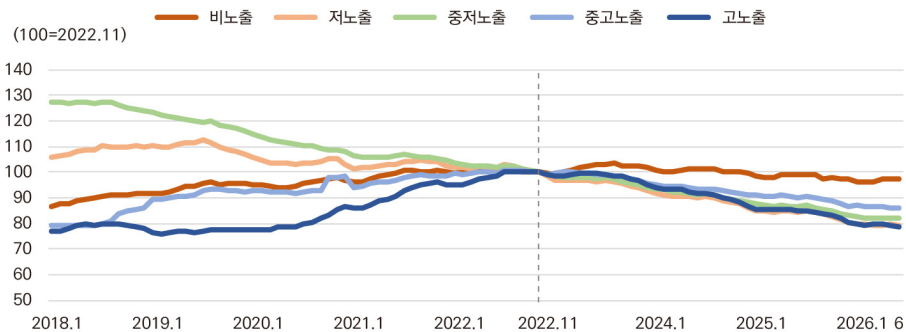
- 고용보험 피보험자 수 기준 핵심연령대(20~59세) 고용은 ChatGPT가 출시된 2022년 11월 이후 전반적으로 완만한 상승 흐름을 이어가고 있으며, 중고노출 직업군의 증가세가 가장 두드러짐
- 반면 청년 고용은 비노출 직업을 제외한 화이트칼라 직업군을 중심으로 2022년 11월 이후 감소 흐름을 보이고 있으며, 화이트칼라 직업군 내에서는 노출수준과 감소 속도 간에 일관된 관계는 나타나지 않음

핵심연령대(20~59세) 노출수준별 고용 추이



자료: 고용노동부 자료를 바탕으로 국회예산정책처 작성

청년(20~29세) 노출수준별 고용 추이



자료: 고용노동부 자료를 바탕으로 국회예산정책처 작성

□ 청년 채용은 최근 4년간 전반적으로 하락세를 보임

- 고용보험 신규 취득자 수 기준 청년 채용은 ChatGPT 출시 이후 고노출 직업군에서 상대적으로 낮아진 모습이지만, 전체적인 감소 흐름도 함께 관찰됨
 - 신규 취득자 수는 2021년 하반기부터 전년동기대비 증가폭이 둔화되기 시작해 이후 2022년 하반기 감소로 전환되었으며, 이후 감소세가 지속됨

□ 노출수준별 임금은 AI 노출도가 높은 직업군이 상대적으로 높은 수준이나, 추세적으로는 노출수준별 차별적 변화가 뚜렷하지 않음

- 지역별고용조사 기준 월평균임금은 중고노출, 고노출, 저노출, 중저노출, 비노출 순으로 높게 나타남
 - 전반적으로는 완만한 증가세를 유지하는 유사한 흐름을 보임
 - 2022년 하반기 대비 2025년 하반기 월평균임금은 중고노출 12.7%, 고노출 11.8% 상승한 반면 비노출은 7.3% 상승

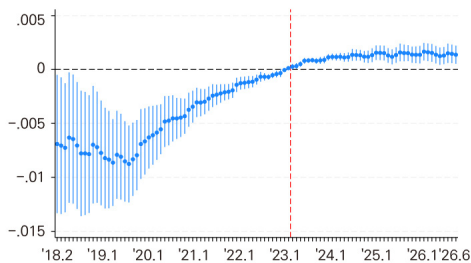
[분석 결과]

□ 임금근로자의 고용·채용 및 임금에 대한 생성형 AI의 일관된 영향은 발견되지 않음

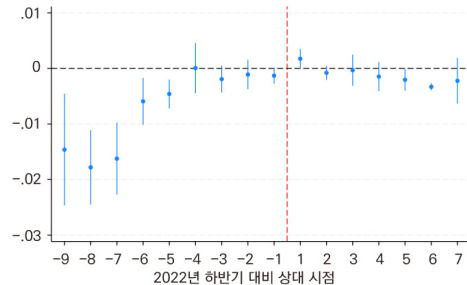
- (분석에 사용한 자료) 고용 및 채용은 고용노동부 「고용행정통계」, 임금은 국가데이터처 「지역별고용조사」 미시자료
 - 「고용행정통계」는 상용·임시근로자 등 임금근로자의 80% 이상을 포괄하는 월별 전수자료에 가까우며, 「지역별고용조사」는 반기별 가계 설문조사
 - (자료의 시점) ChatGPT 출시(2022년 11월) 전후 비교를 위해 2018년 1월부터 2026년 6월까지 (임금은 2018년 상반기부터 2025년 하반기까지)
- (분석 방법) ChatGPT 출시 전후 고노출 직업과 저노출/비노출 직업 간에 고용·임금 추세를 비교
 - Event Study 및 합성이증차분법(SDID)으로 고노출 직업의 ChatGPT 출시 이후 차별적 추세 변화를 식별
 - (산업경기 변동의 영향 고려) 고노출 직업이 주로 분포한 산업(정보통신업, 전문과학기술업 등)의 경기 둔화로 인한 고용 위축이 생성형 AI의 영향으로 오인되지 않도록 산업경기의 영향을 통제함

- (연령대 구분) 고용의 경우 20~59세 핵심연령대 및 20대 청년에 대한 영향을 각각 분석, 채용은 20대 청년에 한정, 임금은 연령 효과를 통제
- (고용에 대한 영향) 고노출 직업의 상대적 고용에 대한 생성형 AI의 유의한 영향은 발견되지 않음
 - 핵심연령대와 청년층을 대상으로 한 분석의 공통된 결과이며, 저노출 또는 비노출 직업으로 비교 집단을 달리하여도 통계적으로 유의한 영향은 나타나지 않음
- (채용에 대한 영향) 고노출 직업의 비교 집단에 따라 영향이 다르게 나타나 불확실한 결과
 - 저노출 직업과 비교하면 고노출 직업 채용에 대한 유의한 양(+)의 효과가 나타나지만 비노출 직업과 비교하면 유의하지 않은 음(-)의 효과
- (임금에 대한 영향) 고노출 직업의 월평균 임금에 대해서도 생성형 AI의 유의한 영향은 발견하지 못함

20대 청년 고노출 직업 고용에 대한 영향
(Poisson Event Study 결과)

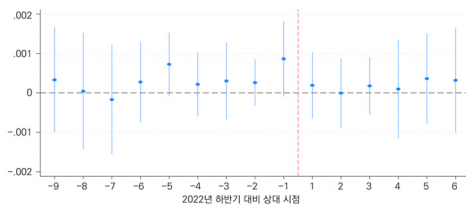


20대 청년 고노출 직업 채용에 대한 영향
(Poisson Event Study 결과)

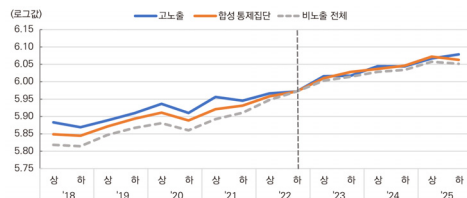


자료: 고용노동부 자료를 바탕으로 국회예산정책처 작성

고노출 직업 임금에 대한 영향 (Event Study 결과)



고노출 직업 임금에 대한 영향
(고노출 직업과 합성 통제집단 비교)



자료: 국가데이터처 자료를 바탕으로 국회예산정책처 작성

4. 결론 및 시사점

[분석 결과 요약]

□ 생성형 AI의 확산이 현 시점에 노동시장에 미친 일관된 영향은 발견하지 못했음

- 최근 사무직 등 화이트칼라 직종의 청년 고용 및 채용이 기능직·생산직 등 비노출 직업 대비 상대적으로 부진한 것은 사실이나, 화이트칼라 직업군 내에서는 생성형 AI 노출도가 높을수록 청년 고용이 더 크게 감소하는 관계가 나타나지 않았음
- 노출수준별 고용·채용 동향의 차이는 팬데믹 이후 비대면 서비스 수요 둔화 등 산업 경기 요인으로 설명 가능하여 생성형 AI의 인과적 영향으로 해석하기 어려움

□ 생성형 AI의 노동시장 영향이 본격화하기까지는 시차가 존재할 수 있어, 향후 면밀한 추적과 후속 연구가 필요

- AI 기술의 발전 속도와 분석의 한계 등을 고려할 때, 본 연구의 ‘증거 부족’ 결론은 어디까지나 잠정적임
- 후속 연구는 새로운 기술이 업무 현장에 적용되기까지의 시차, 거시 데이터로 포착되지 않는 미시적 충격 등의 가능성을 염두에 두고 노동시장의 변화를 면밀히 추적할 필요

[노동시장 정책에 대한 시사점]

□ 생성형 AI의 노동시장 영향은 선제적으로 관측하되, 변화에 따라 단계적으로 대응할 필요

- AI 노출도가 높다는 이유만으로 고용위험을 단정하거나 지원을 확대하기보다, 실제 AI 활용과 고용·채용·소득 변화를 지속적으로 관찰
- 노동시장 관측체계와 직업훈련 기반은 선제적으로 갖추되, 재정지원의 대상과 강도는 확인된 위험에 따라 단계적으로 조정
- 사업 간 연계성과(AI 활용→훈련→취업 등)를 점검하고, 결과를 다음 연도 사업방식·예산배분에 환류

□ AI 노출도는 위험 판정지표가 아닌 관찰대상 선별지표로 활용

- 직업·과업의 AI 노출 가능성, 업무 현장의 실제 AI 활용, 고용·채용·소득 변화를 각각 구분하여 관찰하고, 「지역별고용조사」 등 기존 고용조사·행정자료로 파악
- 대응은 3단계로 진행
 - ① 이상 변화가 관측되지 않는 경우: 일반적 AI 활용 훈련 중심으로 대응
 - ② 채용·소득 감소가 반복되는 경우: 심층조사·고용영향평가로 원인 확인
 - ③ 부정적 변화가 지속되는 경우: 고용유지·직무전환·전직·소득지원 확대

□ 전환위험은 과업·경력단계·고용형태별로 구분해 선별 대응

- (과업) 기업 AX 지원과 재직자 직무전환 훈련 연계, 중소기업 지원 강화
- (경력단계) 훈련에서 시작하여 일 경험, 취업으로 이어지는 경력형성 경로 유지·보강, 문제해결·소통 등 보완적 역량 강화
- (고용형태) 비정형 노동자는 계약건수·단가·소득 감소로 영향을 받을 수 있으므로 해고나 실업 외에 일감·소득 감소 여부를 지표로 점검

I. 서론

1. 연구 배경 및 목적

가. 생성형 AI의 확산과 연구의 필요성

2022년 11월 ChatGPT의 등장은 생성형 AI¹⁾의 빅뱅을 불러왔다. 기존의 AI가 주로 예측과 분류 기능에 머물렀던 것과 달리, ChatGPT로 대표되는 생성형 AI는 Transformer 신경망 기반의 대규모 언어모델(LLM)을 적용하여 글, 컴퓨터 코드, 이미지 등 인간 본연의 지식 노동 산출물을 직접 생산하기에 이르렀다. 이에 생성형 AI 활용은 개인적 체험을 넘어 업무 현장으로 빠르게 확산되었다. 2025년 상반기 기준으로 우리나라 노동자의 51.8%가 생성형 AI를 업무에 활용하는 것으로 조사된 바 있는데(서동현 외, 2025), 이는 비슷한 시기 미국의 수치가 45.9%로 조사된 것(Hartley et al. 2026)과 비교해도 높다.

초기의 생성형 AI 모델들은 잦은 할루시네이션과 문해력 부족 등의 한계를 보이기도 했으나, 모델의 규모와 데이터 학습량이 갈수록 방대해짐에 따라 여러 종류의 과업에서 인간 전문가를 뛰어넘는 성능을 구현하기 시작했다. 박사급 과학문제 풀이능력 지표(GPQA Diamond)와 수학적 추론 능력 지표(AIME)면에서는 2024년에 이미 인간을 추월했으며, 소프트웨어 문제 해결 능력을 측정하는 SWE-bench Verified 지표도 2024년 인간 능력의 60% 수준에서 2025년에는 100%에 근접하게 상승하는 등 성능이 빠르게 개선되고 있다.²⁾

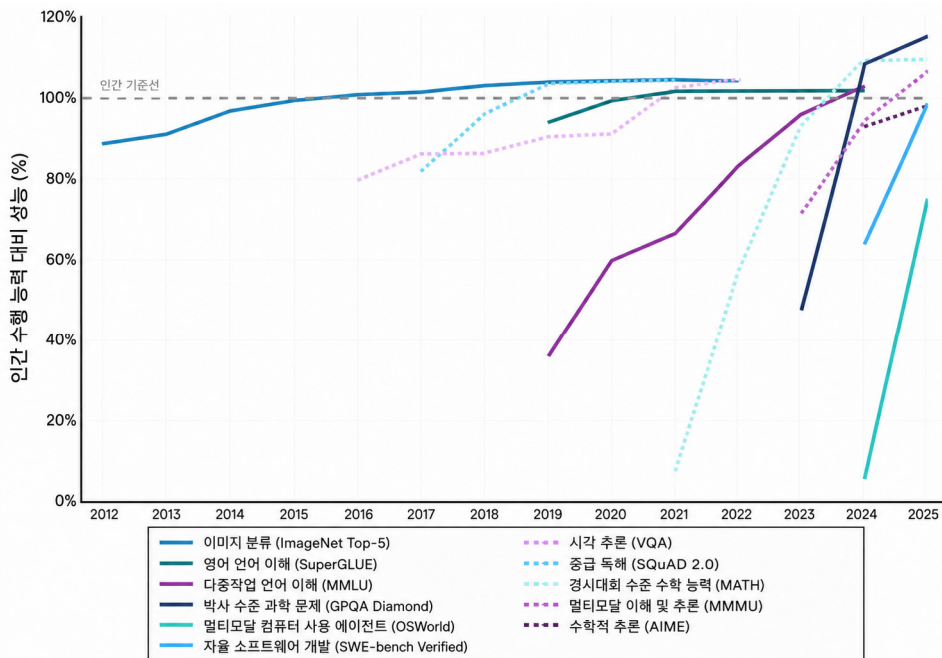
이처럼 급격한 기술 발전은 AI의 가능성에 대한 낙관론 못지 않게 인간이

1) 생성형 AI(generative AI)는 2012년 제프리 힌튼 연구팀이 개발한 심층 신경망(deep neural network)이 진화를 거듭한 끝에 2017년 개발된 Transformer 신경망의 형태로 세상에 등장했다. 오픈AI가 2020년 출시한 GPT-3는 Transformer 구조를 적용한 거대언어모델(LLM)이 인간과 비슷한 수준의 자연스러운 글을 생성할 수 있음을 입증해 보였고, 후속작인 ChatGPT는 생성형 AI의 주류화를 불러왔다. 처음에는 텍스트 처리·생성 기능이 중심이었으나 2023년부터 이미지, 음성, 영상 등 여러 형태의 정보를 동시에 이해하고 처리하는 멀티모달(multimodal) AI로 진화해왔으며 현재는 단순히 질문에 답하는 챗봇을 넘어 목표를 가지고 스스로 판단·행동하는 에이전틱(agententic) AI로 진화중이다. 한편 ‘피지컬 AI’는 물리적 세계와 상호작용하는 AI로 정의되며, 본 연구에서는 생성형 AI의 범주에 포함시키지 않았다.

2) The 2026 AI Index Report, Stanford University Human-Centered Artificial Intelligence.
<https://hai.stanford.edu/ai-index/2026-ai-index-report> (최종 접속일: 2026.07.29.)

대체될 가능성에 대한 불안감 또한 전례없는 수준으로 고조시켰다. 자동화 기술의 발전이 일부 직업을 위협하는 일은 역사적으로 새로운 현상이 아니지만, 생성형 AI는 고학력·고소득 일자리를 대체할 수 있다는 점에서 ‘그 누구도 안전하지 않다’는 위기감을 불러왔다. 소프트웨어 개발자, 변호사·회계사 등 전문직을 포함한 화이트칼라 일자리가 AI로 대체된다는 논조의 언론 보도가 줄을 이었고, AI가 불러올 대량 실업 가능성에 대한 제프리 힌튼, 샘 올트먼, 다리오 아모데이 등 AI 분야 저명 인사들의 경고는 그러한 담론에 권위를 부여했다. 이에 더해, AI 전환을 표방하는 주요 기업들의 채용 동결 또는 인력 감축 소식은 불안감에 실체를 더하는 듯했다. 최근에는 생성형 AI가 저연차 직원의 정형화된 업무부터 먼저 대체할 수 있다고 여겨지면서 청년 신입(또는 구직자)들이 특히 취약하다는 인식이 커졌다. 국내에서 이러한 담론은 2026년 상반기 전문과학기술서비스업 등 일부 산업에 집중된 고용 부진 흐름, 청년 고용률 하락 등과 겹치면서 더욱 힘을 받는 모습이다.

[그림 I-1] 인간 대비 AI 성능 지표 개선 추이



자료: The 2026 AI Index Report, Stanford University Human-Centered Artificial Intelligence, 2026년 4월

그러나 'AI 일자리 종말론'의 예측과 반대되는 신호들도 관측되고 있다. 일부 기업들이 AI 도입을 이유로 대규모 감원과 채용 동결을 발표하며 시장에 충격을 주었지만, 옥스퍼드 이코노믹스(Oxford Economics)는 2025년 미국에서 AI 도입을 명분으로 이루어진 감원이 전체의 4.5%라고 추정하면서, 이마저 'AI 위상'³⁾으로 부풀려졌을 가능성을 제기했다.⁴⁾ 포레스터 리서치(Forrester Research)는 AI 도입을 이유로 인력 또는 채용 감축을 단행한 기업들의 55%는 AI의 성과가 기대에 못 미쳐 당초 결정을 후회하고 있다고 2025년 10월 보고했다.⁵⁾ 커리어마인즈(Careerminds)의 조사(2026년 2월 발표)에서는 AI를 이유로 인력을 감축한 기업 3개 중 2개는 동일 직위에 인력을 다시 채용하고 있는 것으로 나타났다.⁶⁾ 방대한 데이터로 AI의 고용 영향을 실증 분석한 연구들도 엇갈리는 결론을 제시하고 있다. 2025년에는 생성형 AI가 IT 개발자 등 고노출 직업군의 청년 고용을 위축시켰다는 연구 결과(대표적으로 Brynjolfsson et al. 2025b)가 우세했으나 2026년에는 이에 의문을 제기하는 연구들(Lambert & Schindler, Iscenko & Millet 등)이 잇따라 발표되고 있다.

이처럼 서로 엇갈리는 신호들이 혼재한 가운데, 생성형 AI의 노동시장 영향에 대한 정밀한 실증 분석의 필요성이 커지고 있다. 청년의 고용 불안과 취업난은 대응이 절실한 문제인 만큼 원인에 대한 정확한 진단이 중요하다. 만약 AI가 청년 취업난의 중요한 원인이 아니라면, AI에 대한 과도한 몰입은 정작 필요한 대응을 간과하거나 엉뚱한 대책에 자원을 낭비하게 만들 수 있다. 반대로 AI의 영향이 실제적이라면 정밀한 정책 개입을 위해 어떤 집단이 특히 취약하며, 충격의 크기가 어느 정도인지를 파악할 필요가 있다.

본 연구는 아직 분명한 결론이 도출되지 않고 있는 생성형 AI의 노동시장 영향에 대해 실증적 증거를 보태고자 한다. 기존 연구는 대체로 AI의 잠재적 업무 자동화 가능성에 대한 평가 지표에 기초하여 AI 고노출 직업을 식별했고, 연구에 따라서는 직업별 고용에 영향을 줄 수 있는 경기 순환적 요인을 충분히

3) 혁신적 기업 이미지를 부각하기 위해, 사업 부진 등에서 비롯한 인력 감축을 AI 때문인 것처럼 포장하는 행태를 의미하는 신조어

4) <https://www.oxfordeconomics.com/resource/evidence-of-an-ai-driven-shakeup-of-job-markets-is-patchy/> (최종 접속일: 2026.07.29.)

5) <https://www.theregister.com/software/2025/10/29/ai-layoffs-to-backfire-half-quietly-rehired-at-lower-pay/937713?td=rt-3a> 에서 재인용 (최종 접속일: 2026.07.29.)

6) <https://careerminds.com/blog/cost-of-ai-layoffs> (최종 접속일: 2026.07.29.)

고려하지 못한 한계가 있었다. 이에 본 연구는 재직자 설문조사에 기초한 소분류 직업 단위의 생성형 AI 노출도를 구축하여 업무 현장에 나타난 실제 변화를 측정했고, 이를 바탕으로 고노출 직업의 고용과 임금에 미친 영향을 식별했다. 또한 본 연구는 ChatGPT 출시 전후의 산업경기 변동을 통제하여 생성형 AI의 인과적 영향 측정을 시도했다는 점에서 의의가 있다.

나. 자동화 기술과 노동수요의 관계

생성형 AI의 노동시장 영향을 분석하기 위해서는 먼저 자동화 기술이 노동수요에 영향을 미치는 경로를 살펴볼 필요가 있다. 생성형 AI는 과거 자동화 기술과 마찬가지로 인간이 수행하는 과업(task) 일부를 대체한다. 그러나 이로 부터 AI가 일부 직업을(더 나아가 대다수 일자리를) 대체할 것이라는 결론이 자동으로 도출되는 것은 아니다. 거의 모든 직업에서 인간은 여러 가지 과업을 수행하며, 현존하는 AI는 그 중 일부 직업의 일부 과업을 부분적으로 자동화하는 데 그친다.⁷⁾ 이는 특정 직업에서 직원 1인이 (AI의 도움을 받아) 처리할 수 있는 업무량을 늘림으로써 기존 업무를 더 적은 인원으로 수행 가능하도록 해주지만, 사람을 아예 불필요하게 만들지는 않는다. 그러므로 당면한 문제는 직업들이 통째로 사라질 위험이라기보다는, 노동생산성 향상(노동자 1인당 업무처리량 증가)이 해당 직업의 노동수요에 미칠 영향이라고 이해할 수 있다.

다소 극단적인 예시로, 변호사들의 노동생산성이 2배 증가하여 기존에 2명이 하던 일을 1명이 할 수 있게 되었다고 가정해보자. 직관적으로 생각하면 이 경우 변호사 2명 중 1명은 불필요해질 것처럼 보인다. 그러나 변호사들에 대한 실제 수요는 법률서비스 시장의 수요에 의해서도 결정된다. 경쟁적인 시장에서는 상품의 생산 비용이 하락하면 가격도 그에 비례하여 하락한다. 즉 변호사가 한 사건에 투입하는 시간이 반으로 줄어들면 결국 변호사 수임료도 그만큼 낮아지게 된다. 그렇게 되면 지금까지는 가격이 너무 비싸서 법률서비스 이용을

7) 구글 AI 사용 데이터를 기초로 AI의 경제적 활용 현황을 분석한 구글 보고서(2026년 7월 발표)에 따르면 AI 활용 직업에서 실제 AI가 사용되는 과업의 비중은 21%(직업별 비중의 중위값 기준) 수준이며, 3%의 직업에서만 AI 활용 과업 비중이 75%를 상회한다. 개별 과업 수준에서도 해당 프로세스를 인간의 개입 없이 100% 자동화할 목적으로 AI를 사용하는 예는 비정형적(non-routine) 인지적 과업의 경우 7%에 미달하고 정형적 인지 과업은 27% 수준으로 분석되었다(Iscenko et al., 2026).

꺼렸던 소비자들의 수요가 자극받을 수 있다. 전에는 비공식적으로 해결했을 분쟁을 법정 소송으로 가져가는 경향이 높아질 수 있다. 만약 수요량이 가격 하락에 정확히 비례하여 2배 증가한다면, 즉 법률서비스 수요의 '가격탄력성'이 1이라면, 노동생산성 증가에도 불구하고 변호사 수요는 변하지 않을 것이다. 가격탄력성이 1보다 높다면 심지어 변호사 수요가 증가할 것이다. 1보다 낮은 경우 변호사 수요는 줄어들지만, 그 감소폭이 처음에 가정했던 50%보다는 작을 가능성이 크다.⁸⁾ Bessen(2020)은 19세기 중반부터 20세기 전반기까지 미국 섬유업, 철강업, 자동차 제조업에서 노동생산성이 가파르게 증가했음에도 고용 또한 증가했음을 제시하며, 이를 해당 업종 산출물 수요에 대한 당시의 높은 가격탄력성으로 설명한 바 있다.

이처럼 노동생산성 증가가 직업별 노동수요에 미치는 영향은 꼭 부정적이지는 않다. 그런데 산출물 시장의 수요 구조 외에도, 노동수요를 자동화의 영향으로부터 보호해줄 수 있는 추가적 요인들이 존재한다. AI는 일부 업무를 자동화하는 동시에 인간이 고부가가치 업무에 집중할 수 있게 해주거나 새로운 업무 영역으로 인간의 역할을 확장시키는 방식으로 직업의 성격을 바꿀 수 있다(Autor 2015, Brynjolfsson 2022, Acemoglu & Restrepo 2019). ATM이 은행원들을 대체하기보다는 은행원 업무의 중심축을 단순 수납 업무에서 '고객 관계 금융'(relationship banking)으로 변모시킨 것이 하나의 선례다(Bessen 2015). 또한 대인 관계 업무나 실외 업무의 중요성, 또는 AI의 실수가 불러올 결과의 중대성 등으로 인해 자동화의 영향이 제한적일 것으로 예상되는 직업들도 있다(Pizzinelli et al. 2023). 이처럼 AI로 대체하기 어려운 인간의 업무 영역이 존재함에 따라 인간과 AI가 서로 보완하는 것을 문헌에서는 (노동의 자동화automation에 대비되는 용어로) 노동의 '증강'(augmentation)이라 부른다.

이에 더하여, 신기술의 도입이 노동생산성(과 노동수요)에 가시적인 영향을 미치기까지는 상당한 시차가 존재할 수 있음을 감안해야 한다. Brynjolfsson et al.(2021)에 의하면 컴퓨터 등 범용 기술의 도입 초기에는 신기술에 적응하기 위한 교육/훈련, 프로세스 재설계 등 무형의 투자에 상당한 비용이 소요되어 지표로 나타나는 생산성이 오히려 하락했다가, 축적된 투자가 결실을 맺는 시점부터

8) 논의를 단순화하기 위해 소비자가 애당초 변호사를 선임하지 않고 생성형 AI의 도움으로 소송을 진행하는 경우는 논외로 했다.

는 생산성이 폭발적으로 증가하는 ‘생산성의 J-커브’ 현상이 나타난다. Jorgenson et al.(2008)은 미국에서 1980년대 ICT 기술의 확산이 노동생산성의 극적인 향상으로 이어진 것은 1990년대 중반부터임을 실증한 바 있는데, IBM PC가 첫 출시된 것이 1981년임을 고려하면 10년 이상의 시차가 발생한 셈이다. 생성형 AI의 경우에도 최근 수 년은 사용자들이 시행착오를 통해 효과적인 사용법을 학습하는 무형의 투자 단계에 해당할 수 있다. 즉 아직까지는 기업의 노동수요에 영향을 미칠 정도의 노동생산성 개선이 가시화되지 않았을 수 있다.

요컨대 AI가 직업별 노동수요에 어떤 영향을 미칠지는 선형적으로 불확실하므로 데이터 분석을 통한 실증이 필요하다. 이하에서는 생성형 AI의 영향을 중심으로 현재까지 축적된 실증 연구를 검토한다.

2. 선행연구 검토

인공지능이 노동시장에 미치는 영향에 관한 연구는 크게 AI 기술에 노출될 가능성이 높은 직업과 과업을 식별하는 연구와, AI 노출 또는 실제 도입 이후 활용과 생산성 변화, 그리고 고용 및 임금이 어떻게 변화했는지를 분석하는 연구로 구분할 수 있다. 초기 연구들은 AI가 어떤 업무를 수행할 수 있는지를 바탕으로 직업별 잠재적 노출도를 측정하는 데 초점을 두었다. 최근에는 ChatGPT를 비롯한 생성형 AI가 빠르게 확산됨에 따라, AI가 실제로 얼마나 활용되고 있으며 그로 인해 일어나고 있는 유의미한 생산성 변화를 관찰하는 연구가 증가하고 있다. 또한 AI 노출도가 높은 직업이나 AI를 실제로 도입한 기업에서 고용과 임금이 변화했는지를 검증하는 연구들도 축적되고 있다.

가. 생성형 AI 노동시장 노출도의 측정

AI 노출도를 측정한 초기 연구인 Webb(2019)은 AI 특허의 기술 내용과 직업별 과업 설명 간 텍스트 유사도로 직업별 AI 노출도를 구축했다. 로봇·소프트웨어가 육체적·정형적 과업에 적용된 것과 달리 AI 특허는 예측·판단 등 인지적 과업에 집중되어, 노출도는 저숙련 직업보다 고학력·고임금 직업에서 높게 나타났다.

Felten et al.(2021)는 이미지 인식·언어모델링 등 10개 AI 응용 분야와

O*NET의 52개 직업능력 간 관련성을 설문으로 측정하고, 직업능력과 관련된 AI 응용 분야별 성능지표를 직업별 능력 중요도·활용도로 가중해 직업별 AI 노출지수를 구축했다(능력 폭으로 표준화해 요구 능력이 많은 직업의 과대평가를 방지). 이 지수는 AI가 직업을 대체할 확률이 아니라 업무방식에 영향을 미칠 가능성을 측정한 것으로, Webb(2019)과 마찬가지로 고숙련·고인지 직업에서 노출도가 높게 나타났다.

Eloundou et al.(2024)은 O*NET에 기술된 과업들에 대해 ‘거대언어모델(LLM) 사용으로 산출물의 품질을 유지하면서도 수행 시간을 50% 이상 단축할 수 있는지’ 여부를 전문가와 GPT-4가 과업별로 평가한 다음, 그러한 과업 비중을 직업별로 계산한 노출도를 제시했다. 이에 따르면 미국 근로자의 약 80%가 과업의 10% 이상에서 영향을 받을 수 있으며, 노출도는 고임금·고숙련 직업에서 상대적으로 높았다.

Handa et al.(2025)은 기술적 수행가능성이 아니라 실제 사용 패턴을 보기 위해 Claude 이용자 대화를 O*NET 과업과 연결했다. AI 사용은 소프트웨어 개발·글쓰기에 집중되고 전체 직업의 약 36%에서 과업의 4분의 1 이상이 AI와 관련되었는데, 이용의 57%는 반복수정 등 보완적 활용, 43%는 자동화적 활용으로 나타나, 노출도가 높아도 실제 고용효과는 대체·보완 여부에 따라 달라질 수 있음을 시사한다.

나. 생성형 AI의 활용과 생산성

이러한 노출도 측정을 토대로, 최근 연구들은 생성형 AI의 실제 활용과 생산성 기여를 설문조사, 준실험, 회귀분석 등 다양한 방법으로 분석하고 있으며, 그 결과 또한 분석 대상과 방법론에 따라 상이한 양상을 보인다.

먼저 Brynjolfsson et al.(2025a)는 Fortune 500 기업의 고객 지원 상담원을 대상으로, AI 도구가 팀별로 시차를 두고 단계적으로 도입된 준실험 상황을 이용해 인과관계에 가까운 증거를 제시했다. AI 사용은 시간당 문제해결 건수를 평균 15% 높였는데, 숙련도가 낮거나 근속이 짧은 상담원일수록 효과가 뚜렷이 커서, AI를 쓴 신입이 AI 없는 경력자와 비슷한 성과를 냈다.

Hartley et al.(2026)는 미국·캐나다 근로자 대상 반복 설문조사(2024.12~20

25.12)로 생성형 AI 채택률과 생산성 효과를 추적했다. 직장 내 사용률은 2025년 중반 45.9%까지 올랐다가 12월 35.9%로 낮아지며 도입 초기의 급등·안정화 과정을 보였고, 자기보고 기준 과업당 약 1시간 절감이 확인되었다.

서동현·오삼일·김민정(2025)은 국내 최초로 직업분포를 반영한 대표 표본으로 가계조사를 실시하고, AI 활용의 생산성 효과를 정량화했다. 업무 목적 활용률은 51.8%로 미국의 약 2배였지만 업무시간 감소 효과는 3.8%로 미국(5.4%)보다 낮아, 잠재적 생산성 향상 효과는 1.0%로 미국(1.1%)과 비슷한 수준으로 추정되었다. 경력이 짧을수록 시간단축 효과가 유의하게 컸는데, 저자들은 AI가 숙련자의 암묵지를 일부 대체해 경력 간 격차를 좁히는 평준화 효과로 해석했으며, 이는 상담원 자료에서 저숙련·신입의 개선효과가 컸던 Brynjolfsson et al.(2025a)와 맥락을 같이 한다.

다. 생성형 AI의 고용·임금 영향

앞서 살펴본 생산성 효과가 대체로 일관되게 양(+)의 방향인 것과 달리, AI가 고용·임금에 미치는 영향은 연구마다 상반된 결과가 보고된다. 국가·시기, 노출도 측정 방식, 관찰 단위(개인·산업·국가)의 차이를 감안해도, 이러한 불일치는 AI의 고용효과가 아직 뚜렷한 방향성을 갖지 못했거나 관찰기간이 충분히 축적되지 않았음을 시사한다.

먼저 AI 노출도가 높은 직종·기업일수록 청년 및 초급 인력의 고용이 실제로 줄었다는 연구로는 Hui et al.(2024)를 들 수 있다. 이 연구는 ChatGPT와 이미지 생성 AI(DALL-E 2·Midjourney)라는 독립된 두 기술 충격을 이용해 온라인 프리랜서 약 8만 명의 고용·소득 변화를 이중차분법으로 분석했다. 텍스트 작업 직종에서는 ChatGPT 출시 후 월 작업건수 2.0%·소득 5.2% 감소, 이미지 작업 직종에서도 작업건수 2.1%·소득 5.2% 감소로 서로 다른 기술·직종에서 일관된 결과가 나타났다. 숙련도별 분석에서 고품질·고숙련 프리랜서가 보호된다는 증거는 없었고, 오히려 과거 소득이 높을수록 타격이 컸다.

이듬해 Brynjolfsson et al.(2025b)는 프리랜서가 아닌 정규직 급여행정자료로도 유사한 청년층 영향을 확인했다. 미국 대규모 급여자료로 생성형 AI 확산 이후 연령·직업별 고용변화를 분석한 결과, 소프트웨어 개발자·고객서비스

등 AI 고노출 직업에 종사하는 22~25세 근로자의 고용은 동일 기업 내 다른 근로자 대비 약 16% 감소한 반면 경력 근로자는 뚜렷한 변화가 없었다. 저노출 직업군에서는 연령별 고용성장 차이가 거의 없었으나 고노출 직업군에서만 청년 고용이 줄고 35세 이상 고용은 늘어나는 대조적 패턴이 나타났으며(전체 고용은 평균적으로 불변), 임금은 고용만큼 뚜렷하게 변하지 않았다.

Hosseini & Lichtinger(2025)는 채용 단계에서도 같은 패턴이 나타남을 보였다. 미국 이력서·구인공고 자료로 생성형 AI를 실제 도입한 기업의 직급별 고용변화를 분석한 결과, ChatGPT 출시 전에는 주니어·시니어 고용이 유사하게 움직였으나 2023년 이후 채택기업에서만 주니어 고용이 시니어 대비 약 9% 감소했다(시니어 고용은 단절 없음). 이 감소는 AI 고노출 직업에 집중되었고 통화정책 충격·재택근무 확산 등 다른 요인으로 설명되지 않았으며, 기존 인력 해고보다 신규채용 축소에서 주로 비롯된 것으로 확인되었다.

국내에서도 같은 방향의 결과가 보고되었다. 한진수·오삼일(2025)은 국민연금 가입자 자료로 국내 청년층(15~29세) 고용에서 부정적 영향을 확인했다. 지난 3년간 청년층 일자리는 21.1만 개 감소했는데 이 중 20.8만 개가 AI 고노출 업종에서 발생한 반면, 50대 일자리는 20.9만 개 증가(고노출 업종에서도 14.6만 개 증가)해 청년은 줄고 시니어는 늘는 연공편향적 기술변화가 나타났다. 다만 AI 보완도가 높은 업종에서는 청년고용 감소폭이 작았고, 임금에서는 뚜렷한 차이가 없어 AI 확산의 초기 영향이 임금경직성으로 인해 고용 조정 형태로 먼저 나타나는 것으로 해석되었다.

오삼일·오영식(2026)은 한진수·오삼일(2025)을 최신 자료로 연장해, 국민연금 가입자 자료와 경제활동인구조사로 AI 노출도(Eloundou et al., 2024)에 따른 청년 고용 변화를 살폈다. 지난 4년간(2022.6~2026.6) 청년층 일자리는 28.5만 개 감소했는데 94.0%(26.8만 개)가 AI 고노출 업종에서 발생한 반면, 50대 일자리는 23.0만 개 증가(고노출 업종 기여율 75.2%)해 연공편향적 기술변화가 최근까지 이어졌다. 다만 AI를 자동화 방식으로 활용하는 업종에서만 청년고용 감소가 뚜렷했고, 증강 방식 업종에서는 이러한 패턴이 나타나지 않았다.

장지연(2026)은 한국숙련사전의 6,558개 숙련에 AI 노출도를 부여해 직종 소분류·고용보험 자료와 연결·분석했다. 중년·고령층 고용은 AI 노출도나 도입 여부와 무관했으나, 청년층에서는 고노출·저노출 직종 간, AI 도입·미도입기업

간 고용 추세가 크게 갈렸다. AI 저노출 직종의 청년 취업자는 계속 늘었지만 고노출 직종은 2022년 11월 이후 증가세가 뚜렷이 꺾였다. 기업 차원에서도 도입기업의 청년 고용은 2021년부터 늘다가 2023년부터 정체된 반면 미도입기업은 완만하지만 꾸준히 늘었고, 전문직·사무직에서도 도입 기업의 고용 증가세가 미도입 기업보다 뚜렷이 둔화되었다.

그러나 이와 달리, 생성형 AI 확산이 고용을 위축시켰다는 뚜렷한 신호를 찾지 못한 연구도 적지 않다.

Economic Innovation Group의 Eckhardt & Goldschlag(2026)는 실업률·노동시장 이탈·직업 전환·산업별 고용·청년 실업률 등 5개 결과변수에 5개의 서로 다른 AI 노출도 지표를 교차 적용해 미국 노동시장 전반에서 AI발 혼란의 증거를 폭넓게 탐색했다. 2022~2025년 고노출 근로자의 실업률 상승폭은 오히려 저노출 근로자보다 작았고, 기업 설문조사에서도 약 95%가 AI로 인한 순고용 영향이 없다고 응답했다. 청년층 역시 고·저노출 구분과 무관하게 실업률이 동일하게 움직여, AI 노출도 자체가 차별적 요인으로 보이지 않았다.

노세리 외(2025)는 2019~2024년 고용보험 전수자료로 직업별 AI 노출도가 고용·임금에 미친 영향을 직업 수준과 개인 수준에서 함께 분석했다. 직업 수준에서는 고노출 직업의 고용이 줄지 않았고 오히려 임금 상승률이 상대적으로 높게 나타나, AI가 아직은 노동을 대체하기보다 생산성·부가가치를 높이는 보완재로 작용하고 있을 가능성을 보였다. 개인 수준에서도 2022~2023년에는 고용·확률·근속기간·임금에 뚜렷한 변화가 없었으며, 생성형 AI 활용이 확대된 2024년에 근무기간·임금소득의 유의한 감소가 나타나기 시작했으나 그 크기는 경제적으로 미미했다.

천경록(2026)은 ILO의 생성형 AI 노출도 지수(Gmyrek et al. 2025)를 한국 직업분류체계에 적용해 국내 고노출 직업군을 식별하고, 2022년 11월 ChatGPT 출시를 기준으로 기존 고용과 신규 인력수요 변화를 분석했다. 고노출 직업의 취업자 수는 청년층을 포함한 전 연령대에서 오히려 증가했고 저노출 직업군 대비 성장세도 꺾이지 않았으며, 회귀분석에서도 노출도가 높을수록 고용변화율이 유의하게 상승했다. 「고용행정통계」의 구인·청년채용 규모 분석에서도 고노출 직업군이 다른 직업군과 뚜렷이 다른 움직임을 보이지 않았다.

이처럼 뚜렷한 신호를 찾지 못한 연구들 가운데 일부는 한 걸음 더 나아

가, 앞선 연구들이 관측한 청년 고용 위축이 실제로는 생성형 AI가 아니라 다른 요인이 만들어낸 착시일 수 있다고 주장한다.

대표적으로 Lambert & Schindler(2026)는 청년 고용 감소를 곧바로 생성형 AI 효과로 해석하는 데 반론을 제기했다. AI 노출도만 설명변수로 사용한 분석에서는 생성형 AI의 확산이 주니어 근로자 채용 감소와 유의한 관련이 있는 것처럼 보였지만, 이는 AI 고노출 직업이 원격근무 가능 직업과 상당 부분 겹친 데 기인하는 것으로 나타났다. 원격근무를 함께 통제하자 AI 노출 여부는 통계적 유의성을 잃어, 생성형 AI 확산이 청년 고용을 위축시켰다는 인과적 근거로 보기 어렵다는 결론이다.

구인공고 자료를 활용한 분석에서도 유사한 결론이 제시되었다. 뉴욕 연방 준비은행의 Audoly et al.(2026)은 Lightcast 구인공고 데이터에 Anthropic의 과업기반 AI 노출도 지수를 결합해, ChatGPT 출시 전후 고·저노출 직종의 구인공고 변화를 이벤트 스터디로 분석했다. 고노출 직종의 구인공고가 상대적으로 줄기는 했으나 이 하락은 ChatGPT 출시 이전부터 진행 중이었고 출시 이후 추가적 단절 없이 2023년 이후에는 오히려 격차가 안정화되어, AI가 노출 직종의 노동수요를 점진적으로 잠식한다는 해석과는 맞지 않았다. 고노출 직종 내 주니어·시니어 구인공고도 2022년부터 비슷한 시점·폭으로 함께 줄어, 채용 둔화가 초년직에 집중되었다고 보기도 어려웠다. 저자들은 생성형 AI가 최근 채용 둔화에 일부 기여했을 수는 있으나 주된 동인은 아니며, 기업들은 해고보다 재교육으로 AI를 흡수하고 있다고 해석했다.

이와 맥락을 같이 하여, 같은 해 발표된 Iscenko & Millet(2026)은 청년 고용 위축의 실제 원인이 AI가 아니라 통화정책일 가능성을 제기했다. 2019년 9월~2025년 8월 구인공고 데이터로 보면 AI 고노출 직종(5분위)의 구인공고는 ChatGPT 출시(2022.11)보다 6개월 이상 앞선 2022년 3~4월에 이미 정점을 찍고 하락했고, 신입·시니어 구인공고도 이 정점 이후 거의 평행하게 함께 줄어 신입만 선택적으로 감소한 패턴은 아니었다. 이 하락 시점이 40년 만의 최대 긴축 사이클로 불리는 연준의 급격한 금리인상 개시와 정확히 일치하고 고노출 5분위 근로자의 약 38%가 자본비용에 민감한 정보·금융보험·전문기술서비스 산업에 종사한다는 점에서, 저자들은 AI 노출도가 실제로는 금리·경기순환 민감도의 대리변수였을 가능성을 제기했다.

다만 Iscenko & Millet(2026)는 청년층의 어려움 자체를 부정하지는 않는다. 22~27세 대졸자 실업률은 4.8%, 청년 실업률은 7.4%로 전체 근로자 실업률(4%)보다 뚜렷이 높고, LinkedIn 기준 신입채용도 팬데믹 이전 대비 23% 감소해 전체 채용 감소폭(18%)을 웃돈다. 그러나 채용을 동결하기만 해도 22~25세 코호트는 신규 유입이 끊겨 기계적으로 줄어드는 만큼, 저자들은 관측된 청년 고용 감소가 AI발 대체효과라기보다 경기침체기에 직업 사다리가 일시적으로 붕괴한 결과일 가능성이 크다고 보았다.

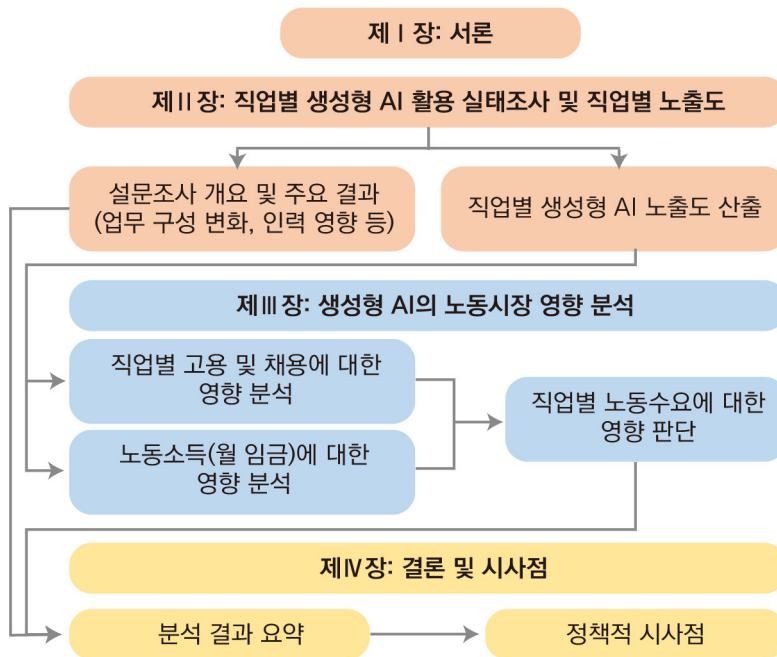
[표 I -1] 생성형 AI의 고용·임금 영향에 관한 실증연구

구분	연구	효과
고용 위축 신호 확인	Hui et al. (2024)	고노출 프리랜서의 일감, 소득 감소
	Brynjolfsson et al. (2025b)	고노출 직업 청년 고용 감소 경력·전제 고용 및 임금 변화 없음
	Hosseini&Lichtinger (2025)	도입기업 주니어 고용 감소 시니어 고용 변화 없음
	한진수·오삼일 (2025)	고노출 업종 청년 고용 감소 시니어 고용 증가 임금 변화 없음
	오삼일·오영식 (2026)	고노출 업종 청년 고용 감소 시니어(50대) 고용 증가 자동화 방식 업종만 감소, 증강 방식은 무관
	장지연 (2026)	청년층 고노출·도입기업 고용 정체 중년·고령 고용 변화 없음
뚜렷한 신호 없음	Eckhardt&Goldschlag (2026)	고용 영향 없음 고노출 실업률 상승폭 감소
	노세리 외 (2025)	직업수준 고용 변화 없음 개인 수준 근무기간·임금의 미미한 감소
	천경록 (2026)	구인 및 채용 변화 없음
고용 위축 착시 요인	Lambert&Schindler (2026)	AI 노출 단독 투입 시 청년 채용 감소 원격근무 통제 시 효과 없음
	Audoly et al. (2026)	고노출 직종 구인공고 감소 하락 시점이 AI 출시에 선행 주니어·시니어 공고 병행 감소
	Iscenko&Millet (2026)	구인공고 감소 시점, 금리인상 개시 시점과 일치

3. 보고서의 구성

지금까지 본 연구의 의의와 국내외 선행연구를 살펴보았다. 이어지는 장들의 구성은 다음과 같다. 제Ⅱ장에서는 국회예산정책처가 발주한 직업별 생성형 AI 활용 실태조사의 주요 결과를 소개하고 이를 기초로 산출한 소분류 직업별 생성형 AI 노출도를 제시한다. 제Ⅲ장에서는 생성형 AI가 고노출 직업의 노동 수요에 미친 영향을 추정하기 위해 ChatGPT 출시 이후 직업별 고용과 채용 및 임금수준의 변화를 계량경제학적으로 분석한다. 제Ⅳ장에서는 주요 결과를 요약하고 AI와 관련된 교육훈련 및 취업 지원 분야 재정사업의 개선점 등 정책적 시사점을 검토한다.

[그림 I-2] 보고서의 구조



II. 직업별 생성형 AI 활용 실태조사 및 직업별 노출도

AI의 노동시장에 대한 영향을 평가하려면 재직자들이 업무 현장에서 AI를 어떻게 활용하고 있으며 업무 성과에 어떤 영향을 주고 있는지를 파악해야 하며, 특히 직업별 AI 노출 수준을 정량화하여 고영향 직업군을 식별할 필요가 있다.

그러나 현재 생성형 AI의 업무 활용 실태에 관한 체계적 조사는 부족한 실정이다. 국내외 선행연구 대다수에 사용돼 온 Felten et al.(2021) 및 Eloundou et al.(2024)의 직업별 AI노출도는 직업사전 등에 기술된 정보를 바탕으로 생성형 AI에 대한 직업별 노출 정도를 이론적으로 추정한 것으로, 재직자의 실사용 경험을 반영하지는 않는다. Gmyrek et al.(2025)은 재직자 설문조사를 바탕으로 직업별 노출도를 산출하기는 했으나, 응답자 대부분이 생성형 AI 실사용자가 아니어서 답변의 객관성을 담보하기 어렵다는 한계가 있다. Handa et al.(2025)은 Claude 사용자들의 대화 데이터를 기초로 실태조사에 가장 가까운 직업별 노출도를 구축했으나, 사용자의 직업을 간접적으로만 유추할 수 있고 개인적 사용과 업무적 사용을 구분하지 못한다는 한계가 있다. 서동현 외(2025)는 가계 설문조사를 통해 한국 재직자들의 생성형 AI 활용 실태를 조사하고 한국표준직업분류 상 52개 중분류 직업별 AI 활용률, 업무시간 감소율 등을 파악한 바 있다. 그러나 중분류 직업에는 이질적인 직업들이 섞여 있는 경우(예컨대 ‘교육 전문가 및 관련직’에는 대학교수·강사와 유치원 교사가 모두 포함된다)가 적지 않아, 생성형 AI의 영향을 보다 정밀하게 파악하려면 소분류 이하 수준의 직업별 실태 정보가 필요할 것으로 판단된다.

이에 국회예산정책처는 소분류 직업 수준의 생성형 AI 활용 실태를 파악하기 위한 설문조사를 리서치 전문 회사 메트릭스R&C에 의뢰하여 수행했다. 본 장에서는 설문조사 결과를 제시하고 이를 바탕으로 직업별 생성형 AI 노출도를 구축하여 고노출 직업 현황을 살펴볼 것이다.

미리 일러두자면, 본 장에서 도출한 AI 노출도는 ‘생성형 AI 사용으로 인한 직업별 평균 노동생산성 향상 정도’를 의미한다. 여기서 노동생산성은 노동자

1인이 한 주에 처리하는 업무량으로 측정했으며 개념상 1인당 실질 부가가치에 해당한다. AI에 대한 노출을 그렇게 정의하는 취지는, AI가 직업별 고용과 임금에 미치는 영향이 무엇보다 1인당 생산성을 증가시킴으로써 노동수요를 변화시키는 경로로 작동할 것이라 보기 때문이다(제 I 장 제1절의 ‘나. 자동화 기술과 노동수요의 관계’ 참고). 이는 기존의 AI 노출도가 AI 활용 정도(Handa et al. 2025), AI의 기능과 경합하는 정도(Webb 2019, Felten et al. 2021), 수행 시간을 50% 이상 절감할 수 있는 과업 비중(Eloundou et al. 2024), 또는 자동화 가능한 과업 비중(Gmyrek et al. 2025) 등을 측정한 것과는 차이가 있다. AI 노출을 어떻게 측정하는 것이 바람직한지는 연구의 목적에 따라 다를 것이다. 본 연구는 AI의 이론적/잠재적 영향보다는 이미 실현된 영향을, 구체적인 업무 방식에 대한 영향보다는 직업별 노동수요에 대한 영향을 식별하는 목적에 부합하도록 측정 방법을 선택했다고 말할 수 있다.

1. 설문조사 개요 및 방법

설문조사는 총 1,512명의 응답자를 대상으로 2026년 5월 6일부터 5월 19일까지 약 2주간 온라인 조사 형식으로 진행되었다. 조사 대상은 한국고용직업분류(KECO)의 140개 소분류 직업 중 사무직 및 전문직 등 화이트칼라 중심의 57개 직업 재직자로 설정했다. 동 57개 직업은 자료 분석, 문서 작업, 콘텐츠 생산 등 생성형 AI의 잠재적 활용도가 높은 업무를 수행한다는 공통점이 있다. 분석 대상에서 제외한 나머지 83개 직업은 육체적 성격의 업무 비중이 높은 기능직, 서비스직, 기계조작·조립직 및 단순노무직 중심의 직업들로, 대부분 한국고용정보원의 2024년 「재직자조사」에서 업무상 AI 활용이 저조한 것으로 나타난 바 있다. AI 저활용 직업 외에도 ‘의회 의원, 고위 공무원 및 기업 고위 임원’ 등 온라인 설문조사로 표집이 어려운 일부 직업과 ‘군인’, ‘소방관·경찰·교도관’, ‘정부행정 사무원’ 등 노동수요가 비시장적 요인으로 결정되는 직업은 조사대상에서 제외했다.

이상적으로는 모든 직업을 조사 대상에 포함하는 것이 바람직하겠으나, 조사 층위가 많아질수록 층위별로 충분한 규모의 표본을 확보하기 어려워지는 현실적 제약을 고려하여 이번 조사에서는 생성형 AI에 실질적으로 노출되었을 것

이 예상되는 직업들로 대상을 한정했다. 조사대상 57개 직업 중에는 재직자 수가 작아 개별 층위로서 충분한 규모의 표본을 확보하기 어려운 직업들도 있었다(데이터 전문가, 정보시스템 및 웹 운영자, 의사 등). 그러한 직업들은 동일 중분류 내 유사 소분류 직업과 통합된 조사 층위로 재구성했다. 그 결과 최종적으로 49개 층위의 직업에 대해 조사가 이루어졌으며, 층위별로 30명 내외의 유효표본이 확보되었다.

설문조사는 총 26개 문항을 통해 재직자의 직업 특성, 인구통계적 특성 및 생성형 AI 업무 활용 실태를 파악했다. 구체적으로 업무 전반에 대한 생성형 AI 활용 정도를 파악하기 위해 사용 여부, 빈도 및 본격 활용 기간을 조사했으며, 사전 정의된 13개 과업 각각에 대한 생성형 AI 활용 수준과 AI 산출물 검수/수정 정도, 시간 절감 효과 등을 조사했다. 또한 생성형 AI 사용 이전 대비 하루 실제 업무 시간 변화와 업무 처리량의 변화에 대한 문항으로 생산성 효과를 측정했고, 저숙련 및 고숙련 업무의 구성 변화, 인간 고유 능력의 중요성 변화에 대한 문항으로 노동의 증강 효과를 측정했다. 그 외에 재직자가 느끼는 AI에 의한 직업 대체 위협 수준, 조직내 동일 직업군의 고용 또는 채용 규모 변화에 대한 문항 등이 포함되었다.

설문조사의 주요 설계와 응답자 특성, 세부 직업분류는 본 장 제2절 말미의 [BOX 1]에 제시한다.

[표 II-1] 조사 내용

구분	세부 내용
SQ. 직업 특성	직업군 / 현 직업 총 근무 경력 / 근무 기관 유형 / 조직의 규모
I. 생성형 AI 활용 현황	생성형 AI 업무 사용 현황 / (미사용자) 미사용 이유 / 생성형 AI 본격 업무 활용 기간 / 과업별 수행 업무 현황(수행여부, 업무 중요도, 생성형 AI 활용 여부, 활용빈도가 높은 과업)
II. 핵심 과업별 AI 활용 실태	생성형 AI 활용 수준 / 생성형 AI 결과물 직접 검수·수정 정도 / 과업 1건당 업무 처리 시간 변화 / 생성형 AI 사용 후 변화 - 정확성 향상 / 생성형 AI 사용 후 변화 - 완성도 향상
III. 생성형 AI 생산성 증가 종합 평가	하루 평균 실제 업무시간 변화 / 절감된 시간 활용 방법 / 실제 업무시간 증가 이유 / 생성형 AI 사용 전후 대비 처리 주간 업무량 변화
IV. 업무 구성 변화 및 인간 능력의 중요성 인식	생성형 AI 사용에 따른 업무 구성 변화 / 생성형 AI 사용에 따른 인간 고유 능력 중요성 변화
V. 체감 고용 영향	생성형 AI로 인한 직업 대체 위험 체감도 / 동일 직업군 인력 규모 변화 / 신규 채용 시 생성형 AI 활용 능력 중요도 / 직업 전문성 대 AI 활용 역량 중요도 비교
VI. 인구통계적 특성	성별 및 연령대 / 최종학력 / 고용형태

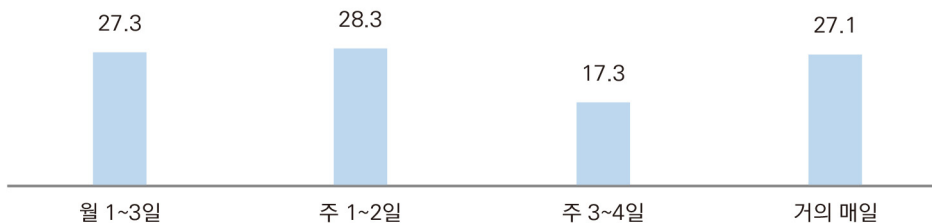
2. 설문조사 주요 결과

(1) 업무 전반에 대한 활용 현황

조사 시점인 2026년 5월 기준으로 전체 응답자의 76.1%가 생성형 AI(ChatGPT, Gemini, Claude 등)를 업무에 사용하고 있는 것으로 나타났다. 설문조사의 주요 결과들이 이 76.1%의 응답을 기초로 도출되었으므로, 이하에서는 이들을 ‘전체 응답자’와 구분되는 의미에서 ‘응답자’로 통칭한다(주요 결과 지표의 분모는 별도의 설명이 없는 한 ‘응답자’ 수다). 응답자들의 업무상 AI 사용 빈도는 월 ‘1~3일’이 27.3%, ‘주 1~2일’이 28.3%, ‘주 3~4일’이 17.3%, ‘거의 매일’이 27.1%였다.

[그림 II-1] 생성형 AI 업무 사용 빈도

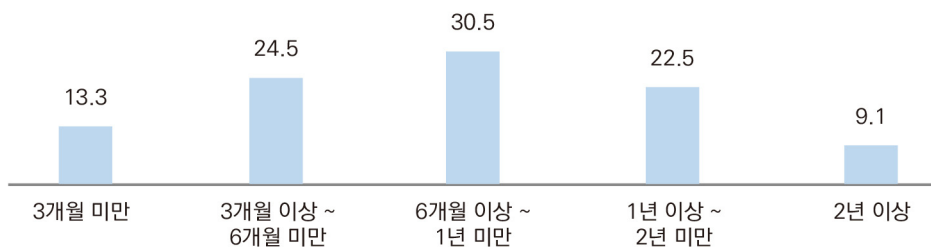
(base: 생성형 AI 이용자, 단위: %)



업무에 생성형 AI를 본격적으로 사용한 기간은 ‘6개월 이상~1년 미만’이 30.5%로 가장 높았으며, ‘3개월 이상~ 6개월 미만’(24.5%), ‘1년 이상~ 2년 미만’(22.5%), ‘3개월 미만’(13.3%) 등의 순으로 조사되었다. 이는 최근 1년 사이 생성형 AI의 업무 활용이 빠르게 확산·정착하고 있음을 말해준다.

[그림 II-2] 생성형 AI 본격 사용 기간

(base: 생성형 AI 이용자, 단위: %)



(2) 과업별 활용 현황

본 조사는 미국 노동부 국가 직업정보 기본시스템인 O*NET(Occupational Information Network)의 일반적 업무 활동(GWA) 체계를 기초로 화이트칼라 직종의 대표적 과업 13가지를 사전적으로 정의한 뒤, 이 중 응답자가 수행하는 과업에 대해 생성형 AI 활용 여부와 고활용 과업 순위(최대 3순위까지)를 조사했다.

과업별 생성형 AI 활용률(해당 과업을 수행하는 응답자 중 해당 과업에 생성형 AI를 활용한다고 응답한 비율)은 적게는 63.2%에서 많게는 95.9%로 나타나, 응답자 대부분이 자신이 수행하는 과업에 어떤 수준으로든 AI를 활용하는 것으로 조사되었다.

과업별 생성형 AI 고활용자 비중(해당 과업을 수행하는 응답자 중 해당 과업을 생성형 AI 고활용 과업 1~3 순위로 지목한 비중)은 ‘자료 조사’가 60.0%로 가장 높게 나타났으며, ‘문서 작성’(41.0%), ‘데이터 분석 및 시각화’(25.5%), ‘기획 또는 전략 수립’(18.7%), ‘이미지·영상 등 콘텐츠 제작’(18.5%) 등의 순으로 높게 나타났다. 그러나 생성형 AI가 특히 유용하다고 알려진 ‘코드 작성 및 디버깅’의 경우 고활용자 비중이 11.0%에 그쳤다. 이메일 교신을 포함한 고객 상담 및 응대(7.9%), 제품 설계/디자인(6.7%), 일정 조율 및 관리(3.3%) 등은 고활용자 비중이 10% 미만으로 나타나 해당 과업들에서는 생성형 AI 활용도가 상대적으로 부차적임을 시사한다.

과업별 고활용자들의 활용 수준을 ‘부분 활용’(업무 일부 단계에서 보조적으로 활용하는 수준으로, 없어도 업무 수행은 가능), ‘상시 활용’(해당 업무에서 자주 활용하며, 시간 절감이나 결과물 개선에 실질적인 도움이 되는 수준), ‘필수 활용’(해당 업무 수행에 AI가 필수적이며, 없으면 동일한 수준의 효율 또는 성과를 내기 어려움)으로 구분하여 살펴보면, 대부분의 과업에서 상시 활용 비중이 50% 내외로 가장 높고, 부분 활용이 30~40%로 더 낮으며, 필수 활용이 10~20%로 가장 낮은 것으로 나타났다. 필수 활용 비율이 높은 과업은 제품 설계/디자인(24.7%), 예산/지출 관리(24.1%), 코드 작성 및 디버깅(19.7%) 등의 순이었다.

[표 II-2] 과업별 생성형 AI 활용 현황

(단위: %)

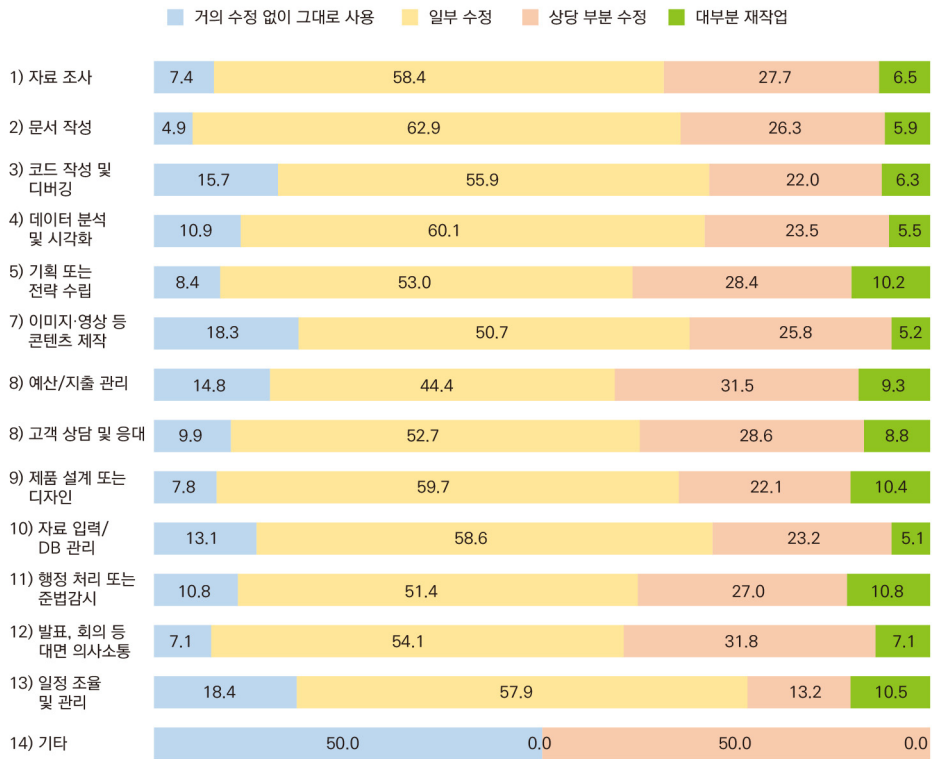
과업명	생성형 AI 활용률	고활용자 비중	고활용자의 활용 수준 분포		
			부분활용	상시활용	필수활용
자료 조사(검색, 요약, 번역 등)	95.9	60.0	45.9	44.9	9.1
문서 작성(보고서, 발표자료 등)	90.2	41.0	38.8	49.8	11.4
코드 작성 및 디버깅	86.2	11.0	29.9	50.4	19.7
데이터 분석 및 시각화	90.9	25.5	29.0	56.3	14.7
기획/전략 수립	86.4	18.7	26.0	56.7	17.2
이미지·영상 등 콘텐츠 제작	86.2	18.5	32.4	48.4	19.2
예산/지출 관리	63.2	4.7	13.0	63.0	24.1
고객 상담 및 응대(이메일 교환 포함)	75.2	7.9	27.5	54.9	17.6
제품 설계/디자인	81.0	6.7	23.4	51.9	24.7
자료 입력/DB 관리	78.4	8.6	26.3	57.6	16.2
행정 처리/준법감시	72.3	3.2	37.8	45.9	16.2
발표, 회의 등 대면 의사소통	79.8	7.4	41.2	47.1	11.8
일정 조율 및 관리	69.4	3.3	44.7	36.8	18.4
기타	100	0.2	50.0	50.0	0

주) '고활용자 비중'은 해당 과업을 수행하는 응답자 중 해당 과업을 AI 고활용 과업 1~3 순위로 꼽은 응답자 비율을 말한다.

다음으로 응답자가 생성형 AI의 산출물을 실제 업무에 적용하기 위해 검수·수정하는 정도를 '거의 수정 없이 그대로 사용'(90% 이상 그대로 사용), '일부 수정'(70% 정도는 그대로 사용), '상당 부분 수정'(절반 정도는 다시 작업함), '대부분 재작업'(초안으로만 참고하고 거의 재작업)으로 구분하여 각 항목의 과업별 분포를 살펴보았다. 모든 과업에서 '일부 수정'이 가장 높게 나타났으며, '상당 부분 수정'이 그 다음으로 나타났다. '거의 수정 없이 그대로 사용'은 응답수가 적은 '기타'를 제외하면 모든 과업에서 20%에 미달하는 것으로 나타나, 현재까지는 AI가 인간의 개입 없이 자율적으로 수행할 수 있는 업무 영역이 제한적임을 짐작케 한다. '거의 수정 없이 그대로 사용'이라는 응답 비율이 그나마 높은 과업은 '일정 조율 및 관리'(18.4%), '이미지·영상 등 콘텐츠 제작'(18.3%), '코드 작성 및 디버깅'(15.7%)등으로 파악되었다. 반면 '대부분 재작업'의 응답 비율은 '행정 처리 또는 준법감시'(10.8%), '일정 조율 및 관리'(10.5%), '제품 설계 또는 디자인'(10.4%), '기획 또는 전략 수립'(10.2%) 등에서 높게 나타났다.

[그림 II-3] 생성형 AI 결과물 직접 검수/수정 정도

(base: 각 과업별 생성형 AI 고활용자, 단위: %)

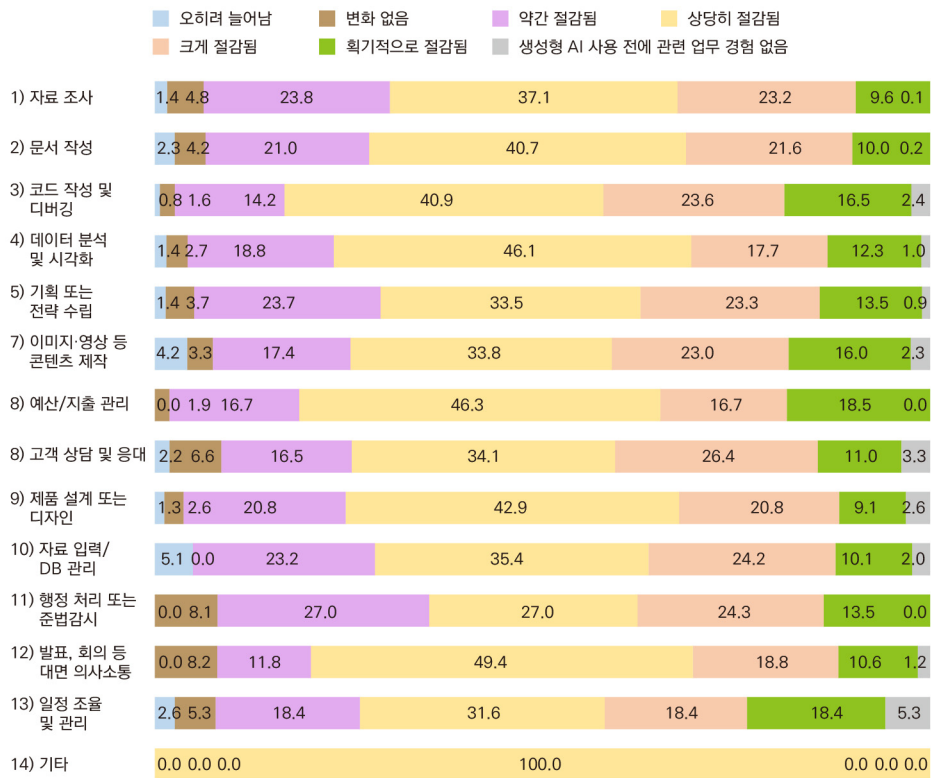


생성형 AI 사용 이전과 비교 시 동일한 업무 1건을 처리하는 데 걸리는 시간의 변화는 모든 과업에서 줄었다는 응답이 우세했다. 대부분의 과업에서 ‘상당히 절감됨(10~30% 수준)’이라는 응답 비율이 약 30~40%로 다수를 차지했고, ‘약간 절감됨(1~10% 수준)’과 ‘크게 절감됨(30~50% 수준)’이 20% 내외로 서로 비슷했으며, 모든 과업에서 ‘오히려 늘어남’과 ‘변화 없음’은 10% 미만이었다. 업무 처리 시간이 ‘획기적으로 절감(50% 이상)’되었다는 응답은 ‘예산/지출 관리’(18.5%), ‘일정 조율 및 관리’(18.4%), ‘코드 작성 및 디버깅’(16.5%) 등의 순으로 높게 나타났다. 반면, 변화가 없거나 오히려 늘었다는 응답은 ‘고객 상담 및 응대’(8.8%), ‘발표, 회의 등 대면 의사소통’(8.2%), ‘행정처리 또는 준법감시’(8.1%) 등에서 높게 나타났다. 한편, 생성형 AI 사용 이전의 업무 경험이 없어 전후 비교가 불가능하다는 응답도 일정 조율 및 관리(5.3%), 고객 상담 및 응대(3.3%) 등 몇몇 과업에서는

무시 못할 비중을 차지했다. ‘AI 네이티브’로 불리는 현 청년 세대가 일터에 많이 진출할수록 이러한 응답의 비중은 높아질 것으로 예상된다.

[그림 II-4] 과업별 업무 처리 시간 변화

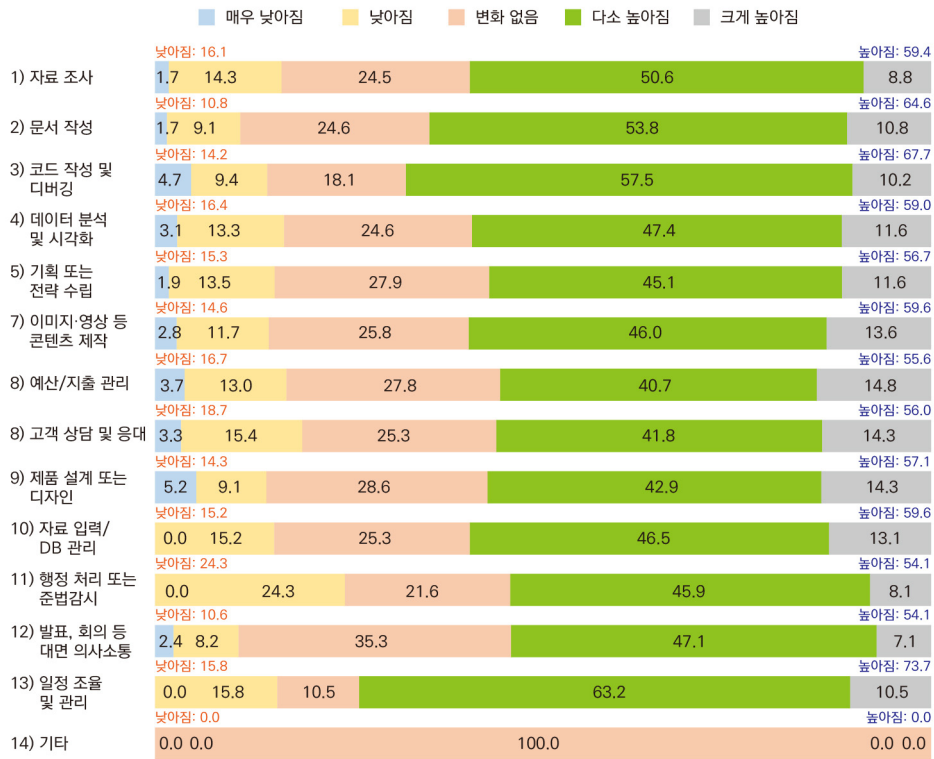
(base: 각 과업별 생성형 AI 고활용자, 단위: %)



생성형 AI 사용 후 업무 결과물의 품질은 모든 과업에서 높아졌다는 응답이 우세했다. 품질 변화는 업무 결과물의 정확성 향상(오류·실수 감소)과 완성도 향상 두 측면으로 나누어 조사했다. 정확성의 경우, ‘높아짐’(다소 높아짐 + 크게 높아짐)의 비율은 ‘일정 조율 및 관리’(73.7%), ‘코드 작성 및 디버깅’(67.7%), ‘문서 작성’(64.6%)등의 순으로 높게 나타났다. 반면 ‘낮아짐’(낮아짐 + 매우 낮아짐)의 비율은 ‘행정처리 또는 준법감시’(24.3%), ‘고객 상담 및 응대’(18.7%), ‘예산 지출 및 관리’(16.7%) 등에서 높게 나타났다

[그림 II-5] 과업별 업무 결과물의 품질 변화 - 정확성 향상

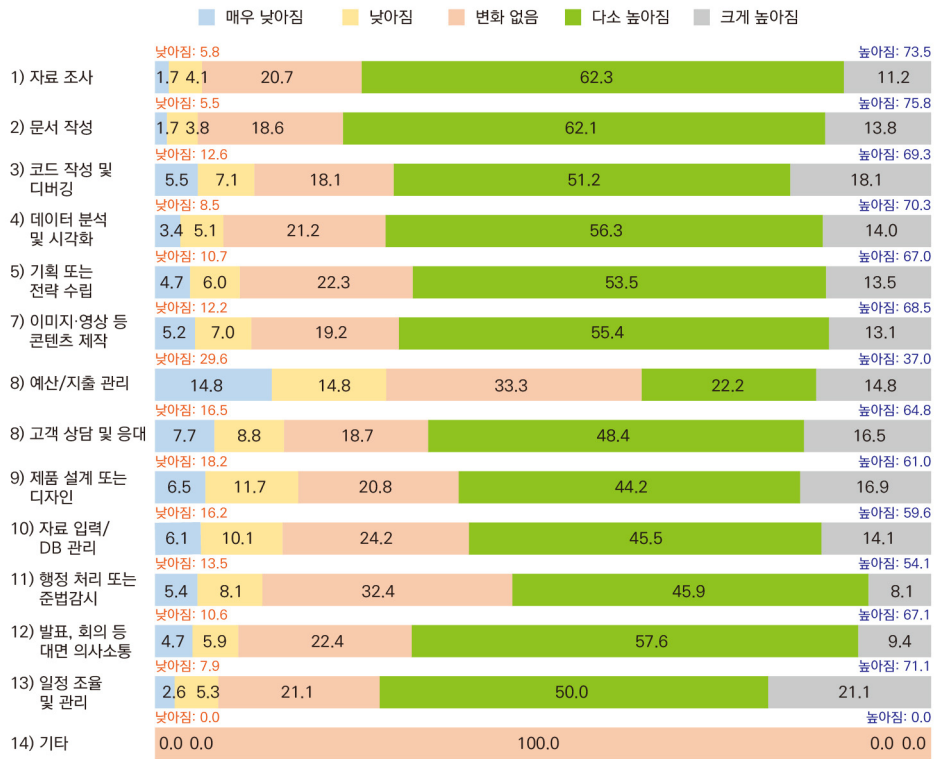
(base: 각 과업별 생성형 AI 고활용자, 단위: %)



업무 결과물의 완성도에 대해서는 ‘높아짐’(다소 높아짐 + 크게 높아짐)으로 응답한 비율이 ‘문서 작성’(75.8%), ‘자료 조사’(73.5%), ‘일정 조율 및 관리’(71.1%)등의 순으로 높게 나타났으며, ‘낮아짐’(낮아짐 + 매우 낮아짐)의 비율은 ‘예산/지출 관리’(29.6%), ‘제품 설계 또는 디자인’(18.2%) 등의 순으로 높게 나타났다. ‘예산/지출 관리’의 경우 ‘높아짐’ 비율이 37.0%로 ‘기타’를 제외한 13개 과업 중 가장 저조한 특징을 보인다.

[그림 II-6] 과업별 업무 결과물의 품질 변화 - 완성도 향상

(base: 각 과업별 생성형 AI 고활용자, 단위: %)

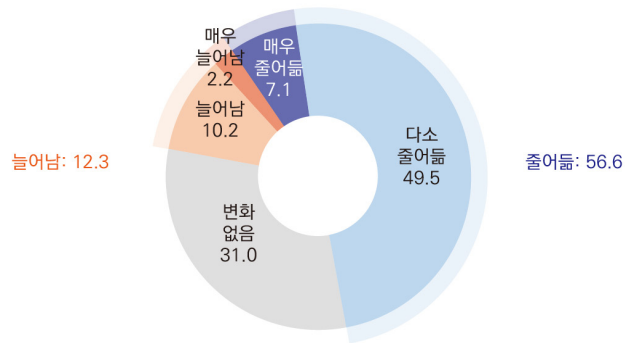


(3) 업무시간 및 업무 처리량(생산성)에 대한 영향

생성형 AI 사용 후 하루 평균 실제 업무시간(일터에서 보낸 시간이 아니라 업무 수행에 실제로 소요된 시간)의 변화를 조사한 결과, 응답자의 56.6%는 업무시간 감소를 보고했다. '변화 없음'은 31.0%, '늘어남'은 12.3%로 나타났다.

[그림 II-7] 하루 평균 실제 업무시간 변화 정도

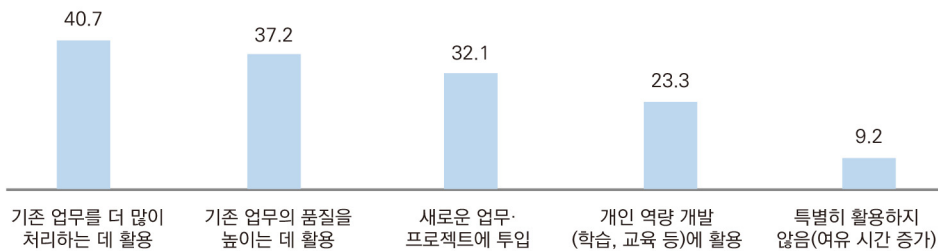
(base: 생성형 AI 이용자, 단위: %)



업무시간 절감을 보고한 응답자들을 대상으로 절감된 시간 활용 방법에 대해 물은 결과, ‘기존 업무를 더 많이 처리하는 데 활용’했다는 응답이 40.7%로 가장 많았고 ‘기존 업무의 품질을 높이는 데 활용’(37.2%), ‘새로운 업무·프로젝트에 투입’(32.1%) 등 업무량 증가를 시사하는 응답이 우세했다. 반면 ‘개인 역량 개발(학습, 교육 등)에 활용’, ‘특별히 활용하지 않음(여유 시간 증가)’ 등 개인적으로 사용했다는 응답은 소수였다.

[그림 II-8] 절감된 시간 활용 방법

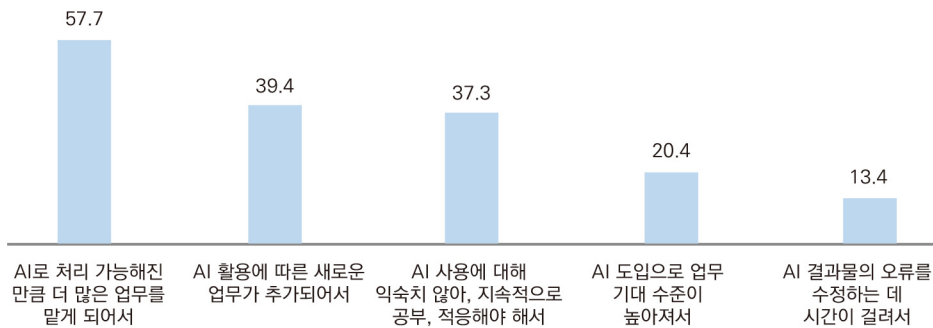
(base: 생성형 AI 이용자 중 실업무시간 감소자, 복수응답, 단위: %)



실제 업무시간이 증가한 경우에도 업무량 증가가 주된 이유인 것으로 보인다. 업무시간이 증가한 응답자의 57.5%는 그 이유를 ‘AI로 처리 가능해진 만큼 더 많은 업무를 맡게 되어서’, 39.4%는 ‘AI 활용에 따른 새로운 업무가 추가되어서’, 20.4%는 ‘AI 도입으로 업무 기대수준이 높아져서’로 답했다. ‘AI 사용에 익숙치 않아 지속적으로 공부, 적응해야 해서’(37.3%), ‘AI 결과물의 오류를 수정하는 데 시간이 걸려서’(13.4%) 등 AI 활용의 어려움과 관련된 응답은 상대적으로 적었다.

[그림 II-9] 실제 업무시간 증가 이유

(base: 생성형 AI 이용자 중 실업무시간 증가자, 복수응답, 단위: %)



이상의 결과는 생성형 AI 사용으로 실제 노동시간이 일부 감소했어도 노동 생산성, 즉 1일 또는 주 단위의 업무 처리량은 증가했을 수 있음을 시사한다. 이를 확인하기 위해, 생성형 AI 사용 이전 한 주의 업무 처리량을 100이라고 하면 AI 사용 이후의 처리량은 얼마인지를 물었다. 이에 응답자의 94.0%는 업무 처리량 증가(100을 초과하는 숫자)를 보고했으며, 변화 없음에 해당하는 100은 3.6%로 나타났다(100 미만은 2.4%). 응답자 평균은 121.2로, 생성형 AI 사용자들의 생산성이 평균 21.2% 증가했음을 의미한다.

업무 처리량의 최빈값이자 중앙값은 110, (100명 중 25등의 점수에 해당하는) 3사분위수는 115, (75등의 점수에 해당하는) 1사분위수는 110으로 나타나 응답값의 50%는 110에서 115 사이에 분포하는 것으로 조사되었다. 즉 응답자의 4분의 3은 15% 이하의 생산성 증가를 체감했는데, 그럼에도 평균적 생산성 증가폭(21.2%)이 중앙값을 현격히 상회하는 것은 소수가 경험한 큰 폭의 생산성 증가가 평균을 끌어올리기 때문이다. 요컨대 생성형 AI 사용에 따른 생산성 효과는 개인별 편차가 크며, 생산성의 획기적 향상은 아직 소수에 한정된 현상이라 볼 수 있다.

[표 II-3] 생성형 AI 사용 이후 업무 처리량 요약 통계량

관측치(N)	평균	표준편차	사분위수 및 최소·최대값				
			최소값	Q1	Q2(중앙값)	Q3	최대값
1,150	121.2	55.8	10	110	110	115	1,000

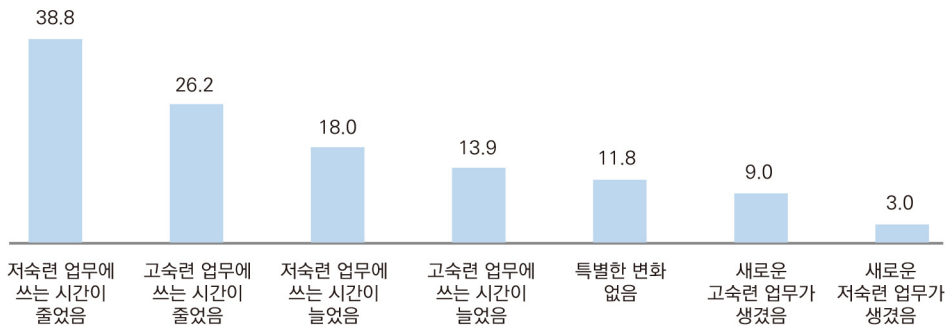
(4) 업무 구성 및 인간 고유 능력의 중요성 변화

생성형 AI 사용으로 인한 업무 구성의 변화에 대한 문항(복수응답)에는 '저속련 업무에 쓰는 시간이 줄었다'는 응답이 38.8%로 가장 높게 나타났으며 '고속련 업무에 쓰는 시간이 줄었다'(26.2%), '저속련 업무에 쓰는 시간이 늘었다'(18.0%)가 그 뒤를 이었다. '특별한 변화가 없다'는 응답은 11.8%였다. 새로운 업무가 생겼다는 응답 중에서는 '새로운 고속련 업무가 생겼다'(9.0%)는 비중이 '새로운 저속련 업무가 생겼다'(3.0%)는 비중보다 컸다.

전체적 업무 구성이 고속련화했음을 시사하는 응답 비율의 합은 61.7%('저속련 업무에 쓰는 시간이 줄었음'(38.8%) + '고속련 업무에 쓰는 시간이 늘었음'(13.9%) + '새로운 고속련 업무가 생겼음'(9.0%))였으며 저속련화했음을 시사하는 비율은 47.2%('고속련 업무에 쓰는 시간이 줄었음'(26.2%) + '저속련 업무에 쓰는 시간이 늘었음'(18.0%) + '새로운 저속련 업무가 생겼음'(3.0%))로 나타나 업무의 고속련화 경향이 우세한 것으로 보인다.

[그림 II-10] 생성형 AI 사용에 따른 업무 구성 변화

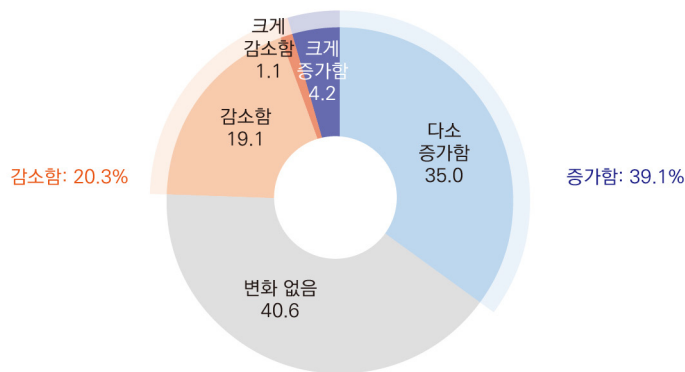
(base: 생성형 AI 이용자, 복수응답, 단위: %)



생성형 AI 사용 이후 경험, 지식, 판단력 등 인간 고유 능력의 중요성 변화에 대해서는 응답자의 39.1%가 인간 고유 능력의 중요성이 증가(크게 증가함 4.2% + 다소 증가함 35.0%)했다고 응답하여 감소했다는 응답(20.3%)보다 18.9%p 높게 나타났다. 업무 구성의 변화에 관한 조사 결과와 더불어 이상의 결과는 생성형 AI가 사람의 역할을 부차화하기보다는 고도화하는 방향으로 작용하고 있음을 시사한다.

[그림 II-11] 인간 고유능력 중요성 변화 인식

(base: 생성형 AI 이용자, 단위: %)



(5) AI 대체 위협 및 인력 규모 변화에 대한 체감

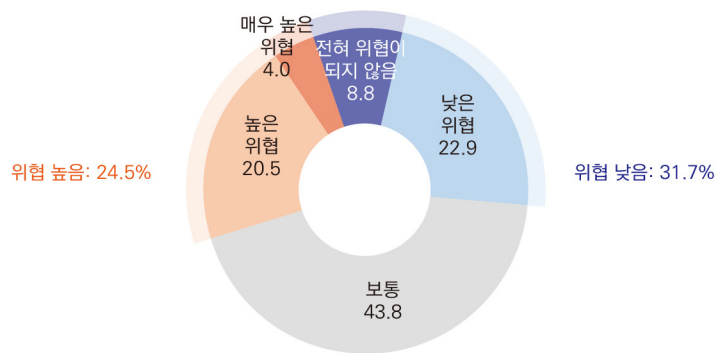
생성형 AI로 본인의 직업이 대체될 위협을 느끼는 정도에 대해 전체 응답자의 31.7%는 위협을 낮게 체감(전혀 위협이 되지 않음 8.8% + 낮은 위협 22.9%)했고 24.5%는 위협을 높게 체감(높은 위협 20.5% + 매우 높은 위협 4.0%)했다. 낮은 위협을 느낀다는 응답이 우세하기는 했으나, 거의 4분의 1이 높은 위협을 느낀다는 점에서 불안감이 결코 적지 않다고 할 수 있다.

생성형 AI 도입의 결과로 조직 내 동일 직업군의 인력 규모에 어떤 변화가 있었느냐는 질문에 대해 62.6%는 '변화 없음'으로 응답했으며 '인력 또는 채용이 줄었다'는 응답은 15.3%, '인력 또는 채용이 늘었다'는 응답은 13.6%였다. 높은 대체 위협을 느끼는 응답자에 비해 실제 인력 또는 채용의 감소를 경험한 응답자가 적어 보이기는 하나, 이 15.3%가 체감한 인력 또는 채용 규모 감소가 실제로 생성형 AI의 영향이라면 이는 상당한 고용 충격을 시사하는 결과다(비

록 13.6%가 경험한 인력 또는 채용의 증가에 의해 총량 수준에서는 그 충격이 상쇄되더라도 말이다). 다만, 기업이 일상적인 인력 조정의 명분으로 AI 도입을 내세우는 사례들이 알려져 있어 설문조사 결과만을 근거로 생성형 AI의 고용 충격을 단언하기는 어렵다. 고용 및 채용에 대한 실제 영향은 제3장의 계량경제학적 분석을 통해 확인하려 한다.

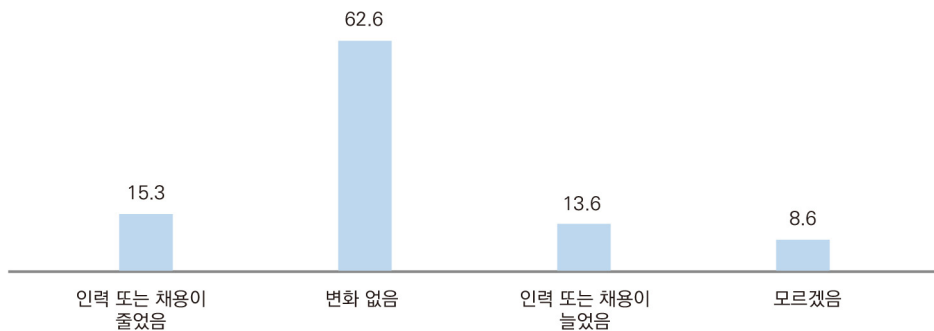
[그림 II-12] AI 대체 위험 체감 인식

(단위: %)



[그림 II-13] 동일 직업군 내 인력 규모 변화 체감

(단위: %)



[BOX 1] 직업별 생성형 AI 활용 실태조사 방법

■ 설문조사 방법

생성형 AI의 업무 활용과 노동시장 영향을 파악하기 위해 사무직·전문직 등 생성형 AI 활용 가능성이 상대적으로 높은 직업의 재직자 1,512명을 대상으로 설문조사를 실시했다. 조사 모집단은 한국고용직업분류(KECO) 소분류 기준 57개 직종에 종사하는 국내 재직자로, 이 중 규모가 작아 표집이 어려운 일부 직종을 통합하여 최종적으로 49개 직업을 조사층위로 선정했다. 표본 크기는 49개 조사층별로 30명씩을 1차 배분했고, 이 중 한국직업정보(KNOW) 재직자 조사 결과를 기준으로 AI 활용도가 높은 직업에 대해서는 표본을 추가 배분하는 2차 조정을 거쳤다.

조사 표본은 전국의 지역별, 성별, 연령별 구성비를 반영한 대규모 패널로부터 모집(단, 무직자를 제외한 취업자를 대상으로 참여 안내를 발송)하여 온라인 조사 방식으로 진행했다. 무작위 모집을 통해 응답자가 특정 집단에 쏠릴 가능성을 최소화하고자 했으나, 조사층위별 표본 규모가 제한적이므로 결과를 과대 해석하지 않도록 유의할 필요가 있다.

[설문조사 방법]

구분	세부 내용
조사 모집단	한국고용직업분류(KECO) 소분류 기준 57개 직업에 종사하는 국내 재직자
표본규모	재직자 1,512명 (49개 조사 층위별 약 30명)
조사방식	온라인 설문조사
조사기간	2026년 5월 6일 ~ 5월 19일
조사대상 주요 직업	경영·회계·금융·연구·정보통신·공학·교육·법률·보건·언론·문화예술 등 사무·전문직 중심
조사 제외 주요 직업	건설·채굴직, 설치·정비·생산직, 농림어업직 등 육체적 과업 비중이 높은 직업과 일부 비시장적 노동수요 직업(경찰, 군인 등)

■ 응답자 특성

응답자의 성별은 남성 57.1%, 여성 42.9%로 남성이 다수이며, 연령대는 30대(26.9%), 40대(35.2%), 50대(25.6%)의 비중이 크고 20대(3.4%)와 60대 이상(8.9%)은 소수였다. 근무경력 10년 이상이 55.9%로 다수를 차지했고, 기

관유형은 민간기업(55.9%), 자영업·프리랜서(16.1%), 공공기관·공기업(11.2%) 등의 순으로 많았다. 소속 기관의 규모는 50인 미만(33.9%), 300인 이상(29.2%), 50인 이상~300인 미만(29.1%) 등의 순으로 많았으며, 고용형태는 정규직(79.4%)이 대부분이었다.

전체적으로 표본의 구성은 20대가 과소대표되고 10년 이상 경력자가 과대대표된 양상을 보인다. 무작위적 표본 모집에도 불구하고 이러한 불균형이 나타나는 것은 20대와 초기 경력자의 설문조사 참여율이 상대적으로 저조해서일 수 있다.

[응답자 특성]

(단위: 명, %)

구분		사례수	비율
전체		1,512	100.0
성별	남성	864	57.1
	여성	648	42.9
연령대	20대	52	3.4
	30대	407	26.9
	40대	532	35.2
	50대	387	25.6
	60대 이상	134	8.9
근무 경력	1년 미만	47	3.1
	1년 이상~ 3년 미만	119	7.9
	3년 이상~ 5년 미만	198	13.1
	5년 이상~ 10년 미만	303	20.0
	10년 이상	845	55.9
기관 유형	민간기업	845	55.9
	공공기관·공기업	169	11.2
	정부·국가기관·지방자치단체	99	6.5
	비영리기관·협회·재단	115	7.6
	자영업·프리랜서	244	16.1
	기타	40	2.6
기관 규모	소규모 (50인 미만)	512	33.9
	중규모 (50인 이상~300인 미만)	440	29.1
	대규모 (300인 이상)	442	29.2
	해당 없음 (자영업·프리랜서)	118	7.8
고용 형태	정규직	1201	79.4
	비정규직	193	12.8
	해당 없음 (자영업·프리랜서)	118	7.8

■ 조사대상 직업 및 제외 직업 구성

조사대상 직업은 KECO 140개 소분류 직업 중 자료 분석, 문서 작성, 콘텐츠 생산 등 생성형 AI 활용 가능성이 높은 직업을 중심으로 선정했다.

조사대상 57개 직업에는 경영·인사 전문가, 회계·세무 전문가, 금융·보험 전문가 및 사무원, 연구원, 소프트웨어 개발자, 공학 기술자, 교사·강사, 법률 전문가, 작가·통번역가, 기자, 디자이너 등 생성형 AI 활용 가능성이 높은 직업이 포함되었다. 일부 직업은 표본 확보를 위해 유사 직업과 통합하여 최종적으로 49개 조사 층위로 구성했다.

[조사대상 직업]

구분	한국고용직업분류(KECO) 소분류 직업
조사 대상 57개 소분류 직업 (49개 층위)	행정·경영·금융·보험 관리자, 전문서비스 관리자, 영업·판매·운송 관리자, 건설·채굴·제조·생산 관리자, 정부행정 전문가 및 종사자, 경영·인사 전문가, 회계·세무·감정 전문가, 광고·조사·상품기획·행사기획 전문가, 경영지원 사무원, 회계·경리 사무원, 무역·운송·생산·품질 사무원, 안내·고객상담·통계·비서 및 기타 사무원, 금융·보험 전문가, 금융·보험 사무원, 금융·보험 영업원, 인문·사회과학 연구원, 자연과학 연구원 및 시험원, 생명과학 연구원 및 시험원, 컴퓨터하드웨어·통신공학 기술자, 컴퓨터시스템 전문가, 소프트웨어 개발자, [네트워크 시스템 개발자 및 정보보안 전문가 + 데이터 전문가 + 정보시스템 및 웹 운영자 (4개 소분류 직업을 단일 조사층위로 통합)], 건축·토목공학 기술자 및 시험원, 기계·로봇공학 기술자 및 시험원, 금속·재료공학 기술자 및 시험원, 전기·전자공학 기술자 및 시험원, 화학공학 기술자 및 시험원, [에너지·환경공학 기술자 및 시험원 + 섬유공학 기술자 및 시험원 + 식품공학 기술자 및 시험원 + 소방·방재·산업안전·비파괴 기술자 + 제도사 및 기타 공학 기술자 및 시험원], 대학 교수 및 강사, [학교 교사 + 유치원 교사], 문리·기술·예능 강사, 장학관 및 기타 교육 종사자, 법률 전문가, 법률 사무원, 사회복지사 및 상담사, [의사·한의사 및 치과의사 + 수의사], 약사 및 한약사, 영양사, 작가·통번역가, 기자 및 언론 전문가, 학예사·서·기록물관리사, 창작·공연 전문가 (작가, 연극 제외), 디자이너, 연극·영화·방송 전문가, 문화·예술 기획자 및 매니저, 여행 서비스원, 부동산 컨설턴트 및 중개사, 기술·해외 영업원 및 상품중개인, 텔레마케터

반면 건설·채굴, 설치·정비·생산, 농림어업 등 육체적 과업 비중이 높아 과거 조사에서 업무상 AI 활용도가 낮게 나타난 직업을 주로 제외했고, AI 활용에 따른 고용 변화가 제한적일 것으로 판단되는 일부 직업(경찰관, 군인 등)도 제외했다.

[조사 제외 직업]

구분	한국고용직업분류(KECO) 소분류 직업
조사 제외 대상 83개 소분류 직업 (3개 대분류 직업은 전체 제외)	의회의원·고위 공무원 및 기업 고위임원, 미용·여행·숙박·음식·경비·청소관리자, 정부행정사무원, 통신·방송송출 장비 기사, 보육교사및 기타사회복지 종사자, 성직자 및 기타 종교 종사자, 경찰관, 소방관및 교도관, 군인, 간호사, 의료기사·치료사·재활사, 보건·의료 종사자, 스포츠·레크리에이션 종사자, 미용서비스원, 결혼·장례등 예식서비스원, 반려동물서비스원, 항공기·선박·열차객실승무원, 숙박시설서비스원, 오락시설서비스원, 주방장및 조리사, 식당서비스원, 경호·보안 종사자, 경비원, 청소종사자, 세정원및 방역원, 가사서비스원, 검침·주차관리 및 기타 서비스 단순 종사자, 자동차 및 제품영업원, 판매종사자, 매장 계산원 및 매표원, 판촉 및 기타 판매 단순종사자, 항공기·선박·철도조종사 및 관제사, 자동차운전원, 물품이동장비조작원, 택배원 및 기타운송종사자, (이하 대분류) 건설·채굴직 전체, 설치·정비·생산직 전체, 농림어업직 전체

3. 직업별 생성형 AI 노출도의 산출

(1) 산출 방법

본 장의 서두에서 밝힌대로, 직업별 AI 노출도는 생성형 AI 활용으로 인한 직업별 평균 생산성 개선 정도를 측정하여 구축했다. 구체적으로, 생성형 AI 사용 전 대비 사용 이후 한 주의 업무 처리량에 대한 응답을 %단위의 증가율로 변환(예컨대 응답이 110이면 10% 증가로 변환)하고, 응답값이 없는 미사용자의 응답은 0%로 대체한 다음 직업별로 평균하는 방법으로 산출했다.⁹⁾

이렇게 산출한 직업별 노출도는 소분류 직업 수준에서 생성형 AI가 평균 노동생산성에 미친 실제 영향을 국내 최초로 측정했다는 점에서 의의가 있다. 다만, 본 연구의 노출도에는 몇 가지 한계도 있음을 미리 밝혀둔다. 첫째, 산출물의 양적 증가 이외에 품질 개선 효과까지는 포착하지 못한다. 설문조사 주요 결과에서 살펴보았듯이 대부분의 과업에서 응답자 다수는 AI 사용에 따른 산출물의 정확성 및 완성도 개선을 보고했는데, 이러한 품질 개선을 정량화하기는 어려워 지표에 담아내지 못했다.

둘째, 20대의 비중이 3.4%이고 10년 이상 경력자가 55.9%인 표본 구성을 고려하면 직업별 평균값으로 산출한 노출도는 40대 이상 장기 경력자 중심의 노동생산성 개선 효과를 나타낸다고 볼 수 있다.

끝으로, 응답자의 주관적 보고에 의존하는 설문조사의 특성상 실제 노동생산성 효과가 왜곡되었을 수 있다. 이상의 한계로 인하여 본 연구의 노출도는 수준값을 액면 그대로 받아들이기보다, 직업별 영향의 상대적 크기를 보여주는 지표로 해석할 필요가 있다.

(2) 고노출 직업 현황 및 노출도 4분위별 직업 구성

원 조사 층위인 49개 직업에서 학교·유치원 교사를 제외한 48개 층위에 대해 상술한 방식으로 노출도를 계산했으며¹⁰⁾, 동 48개 직업 층위를 노출도 순위

9) 문화·예술 기획자 및 매니저의 경우, 생산성 효과에 대한 1명의 응답값이 과업별 시간 절감 효과 등 다른 문항에 대한 응답에 비추어 지나치게 높은 것으로 판단되어(1,000 또는 생산성 900% 증가) 해당 응답을 결측으로 처리했다.

10) 학교·유치원 교사는 공무원 비중이 높아 노동수요가 기술변화보다 정책에 의해 결정되는 집단으로 판단하여 분석의 목적상 비노출 집단으로 분류했다.

에 따라 4개 분위로 나누어 고노출 직업(4/4분위), 중고노출 직업(3/4분위), 중저노출 직업(2/4분위), 저노출 직업(1/4분위)로 분류했다. 직업별 노출도는 최저 4.0에서 최고 64.7 사이에 분포하며 4분위별로는 고노출 직업 평균이 30.2, 중고노출 15.4, 중저노출 10.0, 저노출 7.0으로 나타났다. 2025년 기준으로 전체 임금근로자(고용보험 피보험자 기준) 중 각 직업군이 차지하는 비중은 고노출 7.0%, 중고노출 4.2%, 중저노출 11.4%, 저노출 20.2%이었다. 노출도 자체는 연속형 변수이므로 이 같은 집단 구분은 다소 인위적인 면이 있지만, 범주형 변수를 이용한 집단간 비교 분석을 위해 필요하다.

고노출 직업군의 구성을 살펴보면, 네트워크 시스템 개발자 및 정보보안 전문가 + 데이터 전문가 + 정보시스템 및 웹 운영자, 소프트웨어 개발자, 자연과학 연구원 및 시험원, 연극·영화·방송 전문가, 금융·보험 전문가, 대학 교수 및 강사 등 지식산업에 종사하는 전문직이 주를 이루고 있다. 중고노출 직업군은 공학 계열 전문직이 다수 포함된 것이 특징적이지만 일부 영업직과 사무직도 포함한다. 대부분의 사무직과 판매·영업직, 관리직, 보건의료직은 중저노출 또는 저노출 직업군에 속하는 것으로 나타나며, 흔히 AI에 대한 노출도가 높다고 여겨지는 회계·세무·감정 전문가, 작가·통번역사 등도 AI 사용으로 인한 실제 노동생산성 증가폭은 상대적으로 작게 나타나 중저노출 또는 저노출 직업군으로 분류되었다.

노출도가 높은 직업이 반드시 고용 또는 임금 하락 위험이 큰 직업이라고 말하기는 어렵다. 제 I 장에서 살펴보았듯이, 개별 직업의 생산성 증가가 해당 직업 노동수요에 미치는 영향은 이론적으로 불확실하기 때문이다. 그럼에도 만약 AI로 인한 노동수요 감소가 현실화된다면 고노출 직업에서부터 그 영향이 관측될 것으로 예상할 수 있다.

한편 설문조사 대상에 포함되지 않아 노출도가 계산되지 않는 한국고용직업분류상 83개 직업에 원 조사 층위에서 제외한 학교·유치원 교사까지 더한 총 85개 소분류 직업(전체 임금근로자의 57.2%를 포괄)은 ‘비노출 직업’으로 분류했다. 그러나 ‘비노출’은 말 그대로 노출이 없다기보다는 상대적으로 적다는 의미로 해석해야 하며, 일부 생산직의 경우 피지컬 AI 등 특정 형태의 AI에 상대적으로 더 노출되었을 수도 있다.

[표 II-4] 직업별 생성형 AI 노출도 및 4분위 구분

(단위: %)

노출도 4분위	직업명	노출도 (표준오차)		전체 임금근로자 대비 비중*
4/4분위 (고노출)	네트워크 시스템 개발자 및 정보보안 전문가 + 데이터 전문가 + 정보시스템 및 웹 운영자	64.7	(23.0)	0.4
	문화·예술 기획자 및 매니저	60.7	(32.3)	0.1
	소프트웨어 개발자	42.9	(13.9)	1.8
	자연과학 연구원 및 시험원	25.9	(11.6)	0.5
	전문서비스 관리자	25.5	(14.3)	1.2
	연극·영화·방송 전문가	25.2	(13.1)	0.2
	금융·보험 전문가	21.9	(6.7)	0.2
	건축·토목공학 기술자 및 시험원	20.4	(9.4)	1.6
	컴퓨터하드웨어·통신공학 기술자	20.0	(6.5)	0.2
	인문·사회과학 연구원	19.8	(6.6)	0.2
	법률 전문가	17.6	(4.8)	0.1
	대학 교수 및 강사	17.4	(7.3)	0.5
	고노출 직업 평균(노출도) 및 계(비중)	30.2		7.0
3/4분위 (중고노출)	생명과학 연구원 및 시험원	17.3	(3.0)	0.3
	학예사·사서·기록물관리사	17.2	(7.3)	0.1
	전기·전자공학 기술자 및 시험원	17.2	(3.0)	1.1
	영양사	16.8	(8.8)	0.1
	컴퓨터시스템 전문가	15.9	(3.5)	0.4
	금속·재료공학 기술자 및 시험원	15.2	(3.8)	0.2
	기계·로봇공학 기술자 및 시험원	15.2	(6.4)	0.5
	금융·보험 영업원	15.0	(3.8)	0.0
	기자 및 언론 전문가	14.7	(4.3)	0.1
	화학공학 기술자 및 시험원	13.5	(2.1)	0.3
	법률 사무원	13.2	(3.9)	0.3
	광고·조사·상품기획·행사기획 전문가	13.1	(5.8)	0.7
	중고노출 직업 평균(노출도) 및 계(비중)	15.4		4.2
2/4분위 (중저노출)	금융·보험 사무원	12.8	(2.8)	1.8
	무역·운송·생산·품질 사무원	11.7	(2.2)	2.3
	창작·공연 전문가(작가, 연극 제외)	11.4	(2.5)	0.0
	문리·기술·예능 강사	10.4	(3.6)	0.5
	부동산 컨설턴트 및 중개사	10.3	(1.8)	0.1
	경영·인사 전문가	10.3	(1.7)	0.7
	회계·세무·감정 전문가	9.0	(1.7)	0.4
	여행 서비스원	9.0	(1.3)	0.2
	사회복지사 및 상담사	8.9	(1.6)	1.1
	행정·경영·금융·보험 관리자	8.9	(1.1)	1.6
	약사 및 한약사	8.6	(0.7)	0.1
	회계·경리 사무원	8.3	(3.4)	2.5

노출도 4분위	직업명	노출도 (표준오차)		전체 임금근로자 대비 비중*
	중저노출 직업 평균(노출도) 및 계(비중)	10.0		11.4
1/4분위 (저노출)	작가·통번역가	8.3	(1.4)	0.0
	에너지·환경·섬유·식품·기타 공학 기술자 및 시험원	8.3	(1.4)	0.3
	건설·채굴·제조·생산 관리자	8.0	(2.4)	2.9
	디자이너	7.7	(1.1)	0.4
	경영지원 사무원	7.4	(1.4)	9.3
	장학관 및 기타 교육 종사자	7.3	(1.4)	0.2
	의사, 한의사, 치과의사 및 수의사	7.2	(1.9)	0.4
	영업·판매·운송 관리자	7.1	(1.6)	2.2
	정부행정 전문가 및 관련 종사자	6.4	(1.0)	0.1
	안내·고객상담·통계·비서 및 기타 사무원	6.0	(1.0)	3.5
	기술·해외 영업원 및 상품중개인	5.7	(1.5)	0.8
	텔레마케터	4.0	(3.2)	0.0
	저노출 직업 평균(노출도) 및 계(비중)	7.0		20.2
비노출	공무원, 기능직, 생산직 등 업무에 AI 사용 가능성이 낮거나 고용에 대한 영향이 제한적일 것으로 판단되는 85개 직업	—		57.2

주: *) '전체 임금근로자'는 2025년 고용보험 피보험자 기준

자료: 임금근로자 대비 비중에 관한 자료는 고용노동부 자료를 이용하여 국회예산정책처 계산

(3) 노출도 4분위별 주요 문항 응답 특성

업무 구성의 변화, 인간 고유 능력의 중요성 변화 및 동일 직종 인력/채용 변화에 대한 평균적 응답 패턴을 노출도 4분위에 따라 살펴보면, 노출도가 높은 직업군일수록 업무 구성이 고숙련화했음을 시사하는 응답 비중이 높음을 알 수 있다(저노출 직업은 50.1%, 고노출은 60.2%). 업무 구성의 저숙련화를 시사하는 응답 비중 또한 노출도 4분위가 높을수록 커지는 경향이 있지만 고노출과 저노출 직업 간의 격차는 크지 않다(저노출 43.2%, 고노출 45.7%). 새로운 저숙련 또는 고숙련 과업이 생겼다는 응답 비중은 중저노출이 6.6%로 가장 낮고 고노출이 14.1%로 가장 높았다. 그 밖에도 고노출 직업은 '인간 고유의 능력이 더 중요해졌다'는 응답 비중과 '동일 직종의 인력 또는 채용이 증가했다'는 응답 비중(각각 46.0%, 17.7%)이 타 직업군 대비 현저하게 높았다. 고노출 직업은 동시에 '인간 고유 능력이 덜 중요해졌다'는 응답과 '높은 대체 위협' 및 '인력 또는 채용 감소'를 체감하는 비율도 가장 높았지만, 타 직업군과 두드러진 차이를 보이지는 않았다.

[표 II-5] 노출도 4분위별 특성

(응답자 비중, %)

특성	저노출	중저노출	중고노출	고노출
업무 구성이 고숙련화함	50.1	54.2	54.6	60.2
업무 구성이 저숙련화함	43.2	43.3	45.2	45.7
새로운 과업(저숙련+고숙련)이 생김	11.0	6.6	11.9	14.1
인간 고유 능력의 중요성 증가	32.2	36.9	39.6	46.0
인간 고유 능력의 중요성 감소	20.2	19.1	21.7	22.1
높은 대체 위협 체감	25.0	23.2	23.8	26.9
동일 직종 인력 또는 채용이 증가	9.1	12.0	16.3	17.7
동일 직종 인력 또는 채용이 감소	16.6	14.5	13.4	17.1

이러한 응답 패턴은 고노출 직업이 노동 생산성 증가폭이 큰 만큼 업무 구성과 인간의 역할 및 인력 운용 면에서의 변화도 크게 경험하며, 그에 따라 주관적 불안 수준도 높음을 말해준다. 그러한 변화는 일부 노동자의 업무 구성을 고숙련화함과 동시에 다른 일부의 업무 구성을 저숙련화하는 것처럼 양면성을 띠지만, 고노출 직업일수록 노동자에게 유리한 방향의 변화를 체감하는 비율이 높아지는 경향을 보인다.

이 점은 설령 생성형 AI의 노동생산성 제고 효과가 그 자체로는 노동수요에 부정적 영향을 미치더라도, 결국 고용과 임금에 미치는 영향은 노동의 증강 효과에 의해 완화될 수 있음을 시사한다. 예컨대 고노출 직업일수록 업무 구성의 고숙련화와 인간 고유 능력의 중요성 증가를 경험하는 비중이 상대적으로 커진다는 점은, 설령 고노출 직업의 노동수요가 감소하더라도 직업의 고부가가 치화로 인해 임금 수준이 유지될 수 있음을 의미한다. 또한 고노출 직업에서 새로운 업무 영역으로의 확장을 경험하는 비중이 높은 점은 Acemoglu and Restrepo(2019)가 제시한 것과 같은 노동의 복귀(reinstatement of labor) 메커니즘이 작동함으로써 고노출 직업에 대한 음(-)의 고용 충격을 완화해줄 수 있음을 시사한다. 실제로 고노출 및 중고노출 직업군은 동일 직종 인력 또는 채용 증가를 체감하는 비중이 감소를 체감하는 비중보다 오히려 높았다. 반면 저노출·중저노출은 인력 또는 채용 감소를 체감하는 비중이 상대적으로 높았다(다만, 감소와 증가를 체감하는 각각의 경우에 대해 감소 또는 증가한 인원수를 조사하지는 않았으므로, 전체적인 인력/채용 증감 여부를 유추하기는 어렵다).

Ⅲ. 생성형 AI의 노동시장 영향 분석

본 장에서는 생성형 AI가 노동수요에 미친 영향을 파악하기 위해 고용과 채용 및 월평균 임금에 대한 영향을 실증 분석한다. 만약 생성형 AI로 인해 노동수요가 실제로 위축되었다면, 노출도가 높은 직업일수록 고용과 채용이 상대적으로 둔화하고 임금도 상대적으로 하락했을 것으로 예상할 수 있다.¹¹⁾

고용과 채용은 일견 서로 비슷해 보이는 노동시장 지표이지만, 각각에 대한 영향을 따로 검토할 가치가 있다. 고용(량)은 현재 고용되어 있는 인원을 의미하는 저량(stock) 변수인 반면 채용은 일정 기간 중 새롭게 고용된 인원을 의미하는 유량(flow) 변수다. 기업들이 노동수요 위축에 주로 기존 인원 해고(또는 재계약 거부)로 대응한다면 고용이 민감하게 반응하겠지만, 해고가 어려운 제도적 환경에서는 신규 채용을 줄이는 것이 더 손쉬운 인력 조정 방법인 만큼 단기적으로 고용에 큰 변화가 관찰되지 않더라도 채용이 민감하게 반응할 수 있다.

고용과 채용에 대한 영향 분석에서는 생성형 AI가 청년 고용부터 대체할 수 있다는 최근의 논의를 고려하여 핵심연령대(20~59세)와 더불어 20대 청년에 대한 영향을 별도로 살펴볼 것이다.

분석의 기본 전략은 ChatGPT가 출시된 2022년 11월 이후 직업별 고용·채용·임금의 추세가 생성형 AI 노출도에 따라 서로 다른 움직임을 보이는지를 검증하는 것이다. 달리 말하면, 상대적 고노출 직업의 추세가 상대적 저노출 직업의 추세보다 더 가파르게 둔화하는지를 확인함으로써 생성형 AI의 인과적 영향을 식별하려는 접근법이다. 본격적인 분석에 앞서, 다음 절에서는 분석 대상 기간인 ChatGPT 출시 전후 수년 간(2018~2026년) 노동시장의 전체적인 동향을 살펴보고 연구의 맥락을 구체화한다.

11) 이는 생성형 AI가 직업별 노동공급에 영향을 미치지 않음을 전제로 한다. 국회예산정책처의 자체 분석 결과, 생성형 AI가 확산된 시기 중 직업별 구직자 수로 측정한 노동공급에는 뚜렷한 추세 변화가 없었다. 따라서 이하 논의에서 생성형 AI의 노동공급에 대한 영향은 아직 없는 것으로 가정한다.

1. 동향

가. 고용동향

(1) 최근 청년 고용 동향(경제활동인구조사)

15세 이상 전체 고용은 최근 증가세가 둔화된 가운데 완만한 증가 흐름을 보이고 있다. 2026년 6월 15세 이상 취업자 수는 2915.4만명으로 전년동월대비 6.3만명 증가하여 5월 감소(-4.0만명) 이후 한 달 만에 증가로 전환되었다. 연령별로는 60세 이상(+21.1만명)과 30대(+6.5만명)에서 취업자가 증가한 반면, 20대(-19.9만명)와 40대(-1.9만명)에서는 감소하여 연령별 고용흐름이 차별화되고 있다. 특히 생성형 AI의 고용 영향이 신규채용 및 초기 경력 단계의 청년층에서 상대적으로 크게 나타날 가능성이 제기되고 있는 만큼, 이하에서는 청년층 중심으로 최근 고용동향을 살펴본다.

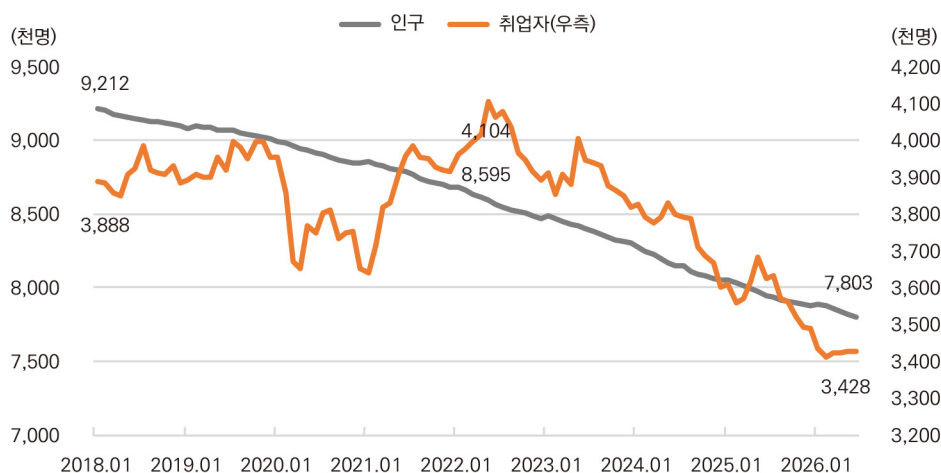
청년 취업자 수는 코로나19 충격 이후 회복세를 보이며 2022년 5월 410.4만명까지 증가했으나, 이후 감소세로 전환되어 2026년 6월에는 342.8만명을 기록했다. 이는 2022년 6월 대비 63.6만명(-15.6%) 감소한 수준이다. 이러한 취업자 감소에는 저출생에 따른 청년인구 감소도 영향이 있다. 15~29세 청년인구는 2022년 6월 856.7만명에서 2026년 6월 780.3만명으로 76.4만명(-8.9%) 감소하여 취업자 수의 감소 속도가 인구 감소 속도를 상회하고 있다. 이는 최근 청년 취업자 감소에 인구 감소만으로 설명하기 어려운 요인도 함께 작용하고 있음을 시사한다.

전년동월대비 청년 취업자 증감도 최근 고용 부진이 장기간 지속되고 있음을 보여준다. 청년 취업자 증가 폭은 2022년 1월 32.1만명을 정점으로 빠르게 축소되었으며, 같은해 11월(-0.5만명) 감소세로 전환되었으며, 이후 2026년 6월까지 44개월 연속 감소했다. 특히 2026년 5월 청년 취업자는 전년 동월 대비 25.5만명 감소하여, 코로나19의 영향이 컸던 2021년 1월(-31.4만명) 이후 가장 큰 감소 폭을 기록했다.

청년 고용률도 취업자 수와 유사한 하락 흐름을 보이고 있다. 청년 고용률은 2022년 5월 47.8%로 고점을 기록한 이후 하락했으며, 2024년 5월부터 2026년 6월까지 26개월 연속 전년동월대비 낮은 수준을 지속하고 있다. 2026년 2월에는 43.3%까지 하락하여 최근 저점을 기록했으며, 이후 일부 회복되었

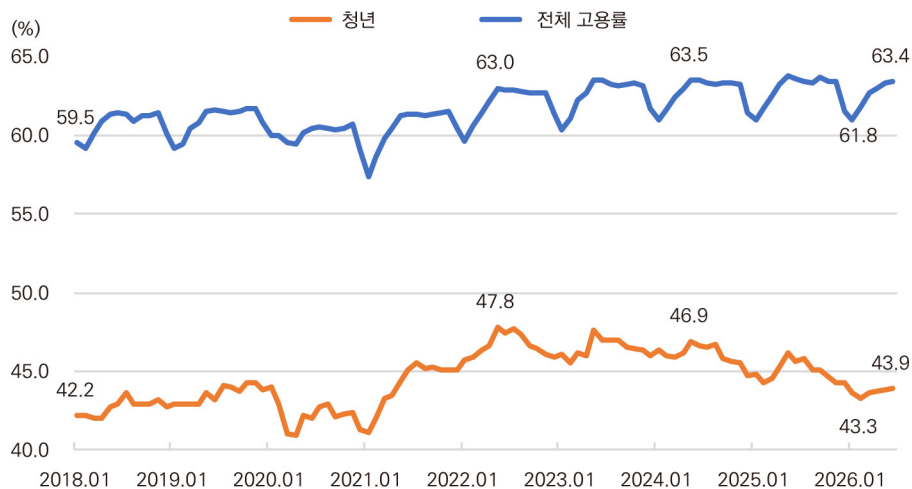
으나 6월 43.9%에 머물렀다. 전체 고용률이 상대적으로 견조한 수준을 유지하고 있는 것과 달리 청년 고용률이 지속적으로 하락하고 있다는 점은 최근 청년 취업자 감소에 청년 인구 감소뿐 아니라 채용수요 둔화와 노동시장 진입 여건의 악화 등이 함께 작용하고 있을 가능성을 보여준다.

[그림 III-1] 청년(15~29세) 인구 및 취업자 수



자료: 국가데이터처 「경제활동인구조사」

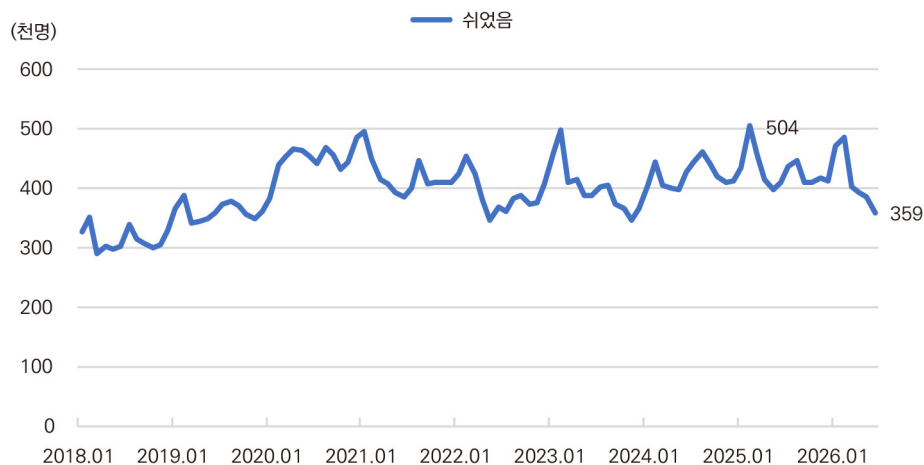
[그림 III-2] 고용률



자료: 국가데이터처 「경제활동인구조사」

비경제활동인구의 활동상태를 보면, 취업이나 취업준비에 참여하지 않은 채 노동시장 밖에 머무르는 청년층이 상당한 규모에 이르고 있음을 알 수 있다. 취업자나 실업자로 분류되지 않으면서 별도의 주된 활동 없이 쉬고 있는 청년 ‘쉬었음’ 인구는 2025년 2월 50.4만명으로 증가하여 가장 높은 수준을 기록했다. 이는 청년 비경제활동인구의 12.0%에 해당되는 수준이다. 이후 ‘쉬었음’ 인구는 2026년 6월 35.9만명(8.7%)을 기록하며 5개월 연속 전년동월대비 감소하고 있으나, 여전히 상당한 규모를 유지하고 있다.

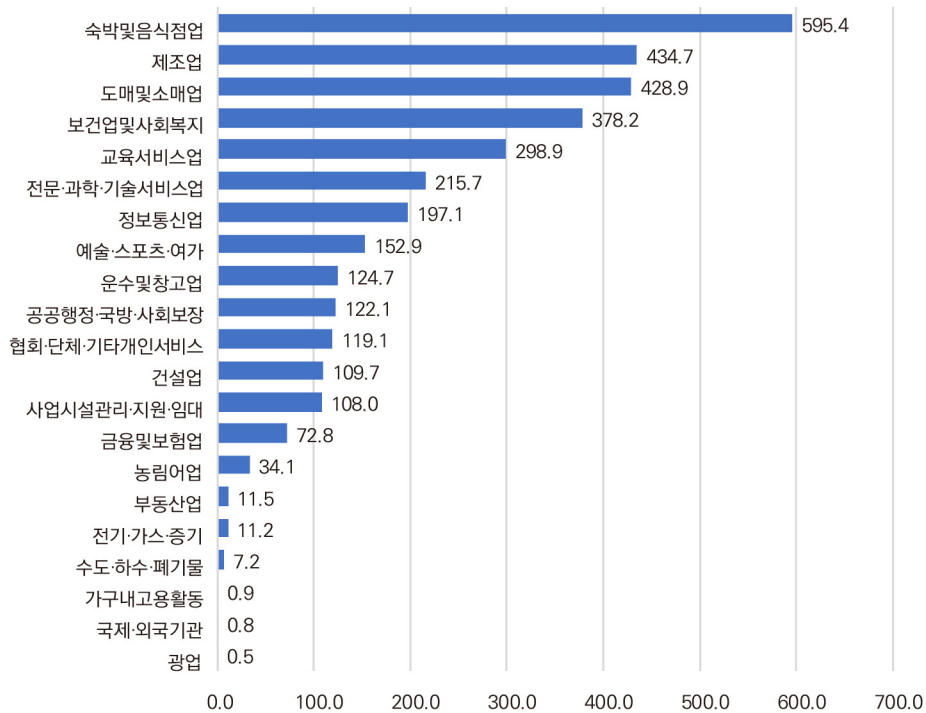
[그림 III-3] 청년(15~29세) ‘쉬었음’ 인구



자료: 국가데이터처 「경제활동인구조사」

산업별로 2026년 1월~6월 평균 청년 취업자 수는 숙박·음식점업이 59.5만명으로 가장 많았으며, 제조업 43.5만명, 도매·소매업 42.9만명, 보건업·사회복지서비스업 37.8만명, 교육서비스업 29.9만명, 전문·과학·기술서비스업 21.6만명, 정보통신업 19.7만명 순으로 나타났다.

[그림 III-4] 2026년 산업별 청년 취업자 규모

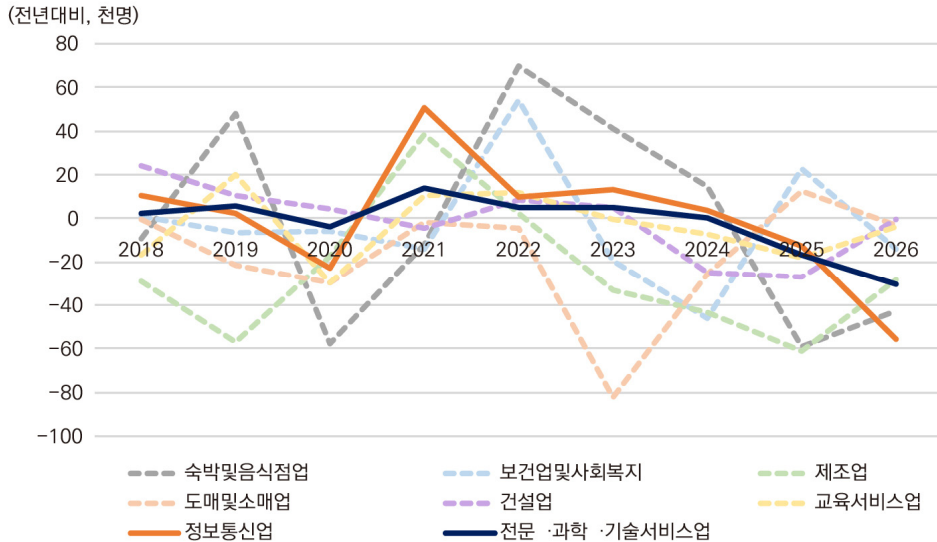


주: 2026년 1~6월 평균

자료: 국가데이터처 「경제활동인구조사」

2022년 11월 이후 감소세로 돌아선 청년 취업자 수는 도매·소매업, 제조업, 보건업·사회복지서비스업 등을 중심으로 감소하는 흐름을 보였다. 반면 소프트웨어 개발자, 데이터 전문가 및 연구인력 등 AI 노출도가 높은 직업이 다수 포함된 정보통신업과 전문·과학·기술서비스업의 청년 취업자는 증가 폭이 점차 축소되었음에도 2024년까지 전년 대비 증가세를 유지했다. 그러나 두 산업의 청년 취업자는 2025년 감소로 전환되었으며, 2026년 1~6월에는 전년동기 대비 정보통신업 5.6만명, 전문·과학·기술서비스업 3.0만명 감소했다. 이에 따라 최근 청년 고용 부진은 대면 서비스업과 제조업 등 기존의 경기민감 업종뿐 아니라 지식서비스업으로도 확산되는 모습을 보이고 있다.

[그림 III-5] 산업별 청년 취업자 증감 추이



주: 2026년 수치는 1~6월 평균으로 전년동기대비 증감

자료: 국가데이터처 「경제활동인구조사」

이러한 최근 청년 고용 부진의 요인으로는 경기적 요인, 채용방식의 변화 및 생성형 AI·디지털 전환에 따른 수요 약화 등 요인이 복합적으로 작용한 결과일 수 있다. 다만 경제활동인구조사는 산업 대분류 중심으로, 생성형 AI의 영향이 집중될 수 있는 세부 업종의 변화를 파악하는데 한계가 있다. 또한 생성형 AI의 영향은 동일 산업내에서도 직무와 과업의 특성에 따라 달라질 수 있으므로 직업별 고용동향을 함께 살펴볼 필요가 있다. 이에 다음 절에서는 고용보험 가입자 수 행정통계를 활용하여 AI 노출수준과 직업별 고용 변화를 보다 세부적으로 살펴본다.

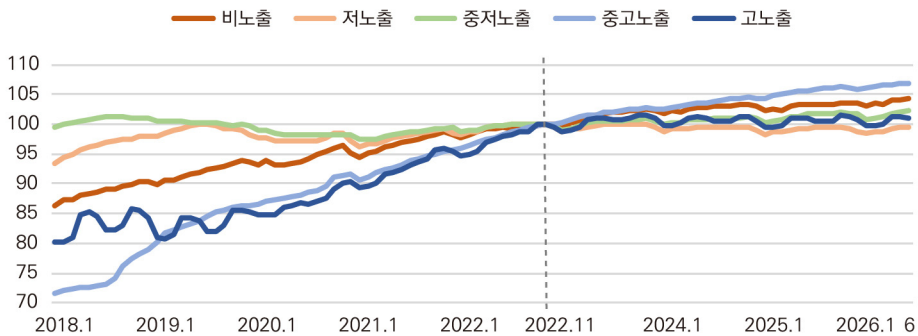
(2) 노출수준별 고용 추이(고용행정통계)

앞서 「경제활동인구조사」를 이용하여 고용동향을 살펴보았으나, 이어지는 고용동향은 고용노동부 「고용행정통계」의 월별 고용보험 피보험자 수 및 고용보험 취득자 수를 이용하여 직업별·연령별 고용변화를 살펴본다. 「고용행정통계」는 고용보험 가입 임금근로자를 중심으로 한 행정자료로 전체 상용 및 임시근로자의 대부분을 포괄하는 전수자료에 가까우며¹²⁾, 가계조사에서 나타나는

표본오차를 피할 수 있다는 장점이 있다. 또한 월별 소분류 직업별 자료를 제공하고 있어 제Ⅱ장에서 구축한 생성형 AI 노출도와 연계한 고용변화 파악에 적합하다.¹³⁾

핵심연령대(20~59세) 노출수준별 고용 추이를 살펴보면 2022년 11월 이후 전체적으로 완만한 상승 흐름이 이어지고 있으나 노출수준별로 증가 속도에 뚜렷한 차이가 나타난다. 중고노출 직업군의 상승이 가장 두드러진 가운데, 고노출 직업군은 2021년부터 중고노출 직업군과 비슷한 증가세를 이어왔으나 이후 증가폭이 크게 둔화되었다. 저노출과 중저노출 직업군은 비교적 안정적인 수준을 유지하고 있으며, 최근에는 중고노출 직업군 다음으로 비노출 직업군의 고용 증가세가 상대적으로 높게 나타난다.

[그림 III-6] 핵심연령대(20~59세) 노출수준별 고용 추이



주: 2022.11 = 100으로 정규화

자료: 고용노동부 「고용행정통계」를 이용하여 국회예산정책처 작성

청년층의 경우에는 핵심연령대와 달리 고용 약세가 전체적인 흐름으로 나타나고 있다. 특히 고노출과 중고노출 직업군은 2022년 11월 이전 상승 흐름을 이어오다 이후 하락으로 전환했으며, 저노출과 중저노출 직업은 하락세를 지속하고 있다. 이는 최근 청년층의 고용감소 흐름은 특정 노출수준에만 국한된 현상이라기보다는 인구구조 변화, 경기 및 산업별 노동수요 등 청년층에 공

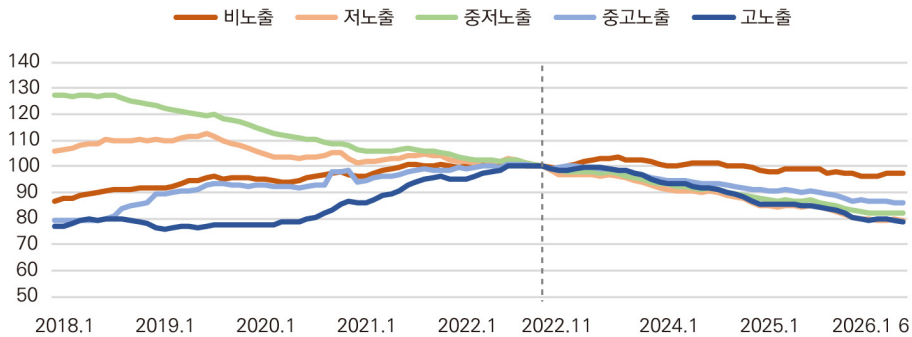
12) 한국노동연구원 「고용행정통계」는 2023년 연말 기준으로 전체 상용 및 임시근로자의 86.5%를 포괄한다고 밝힌바 있다(노세리 외 2025).

13) 다만 「고용행정통계」는 월 소정근로시간이 60시간 미만인 근로자, 특수형태근로종사자, 기타 비임금근로자를 일부분만 포착한다는 한계도 있다.

통적으로 영향을 미치는 요인이 함께 작용하고 있음을 시사한다.

주목할 점은 사무직·전문직 중심인 생성형 AI 노출도 1~4분위 직업군의 2022년 11월 이후 청년 고용이 하락세인 데 반해 기능직·생산직 중심인 비노출 직업군은 현상 유지(20~29세의 경우) 또는 증가(20~34세의 경우)하는 모습을 보인다는 것이다. 이처럼 생성형 AI에 어느 정도 노출된 화이트칼라 직종의 청년 고용이 비노출 직종 대비 감소하는 패턴은 일견 생성형 AI의 영향으로 해석될 여지가 있지만, 화이트칼라 직종 내에서는 청년 고용 감소 속도와 생성형 AI 노출 수준 간에 일관된 관계가 나타나지 않는다. 20대 청년층의 경우 고노출 직업군과 저노출 직업군의 감소세가 서로 비슷하게 가파른 한편, 중고노출 직업군은 4개 분위 중 오히려 감소폭이 가장 낮다. 더욱이 20~34세 청년의 경우 고노출 및 중고노출 직업보다 저노출·중저노출 직업군이 상대적으로 더 감소했다. 다만 이러한 흐름은 경기 여건, 산업별 노동수요 변화, 기업의 경력직 선호 등과도 함께 해석할 필요가 있다.

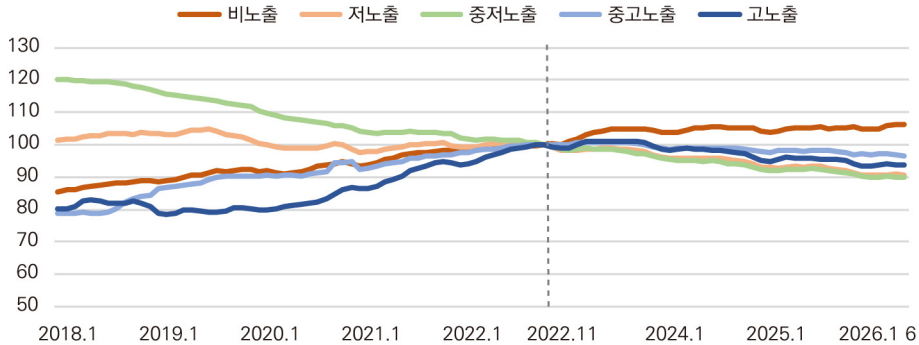
[그림 III-7] 청년(20~29세) 노출수준별 고용 추이



주: 2022.11 = 100으로 정규화

자료: 고용노동부 「고용행정통계」를 이용하여 국회예산정책처 작성

[그림 III-8] 청년(20~34세) 노출수준별 고용 추이



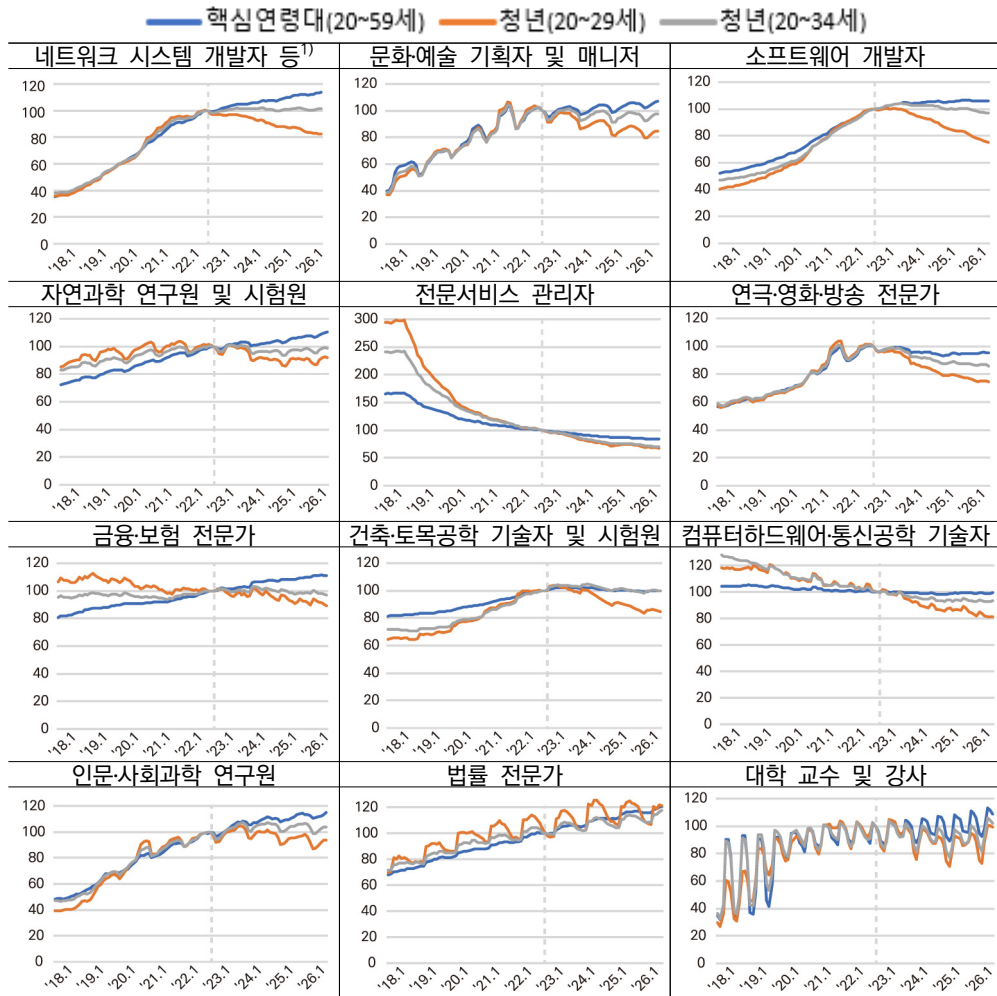
주: 2022.11 = 100으로 정규화

자료: 고용노동부 「고용행정통계」를 이용하여 국회예산정책처 작성

직업별로 보면 고노출 직업 가운데 네트워크 시스템 개발자 등¹⁴⁾, 문화예술 기획자 및 매니저, 소프트웨어 개발자, 자연과학 연구원 및 시험원, 연극 영화방송 전문가, 건축·토목공학 기술자 및 시험원, 인문·사회과학 연구원은 2022년 11월 이후 청년고용이 핵심연령대 보다 상대적으로 약한 흐름을 보였다. 전문서비스 관리자, 금융·보험 전문가, 컴퓨터하드웨어·통신공학기술자 직업군에서도 청년층의 고용하락 추세가 지속되며 청년층과 핵심연령대간 고용흐름의 격차가 확대되고 있다. 반면, 법률 전문가와 대학 교수 및 강사 등 일부 고노출 직업에서는 청년 고용이 상대적으로 안정적인 수준을 보인다. 법률 전문가의 경우 변호사 시험을 통한 자격 취득 구조 등이 신규 진입을 일정 수준 유지시키는 것으로 보인다. 이는 자격취득이나 직업별 특성에 따라 유사한 AI 노출도 내에서도 고용변화에 차이가 있을 수 있음을 보인다.

14) 네트워크 시스템 개발자 및 정보보안 전문가, 데이터 전문가, 정보시스템 및 웹 운영자

[그림 III-9] 고노출 직업별 고용 추이



주: 1. 2025 한국고용직업분류 기준

2. 2022.11 = 100으로 정규화

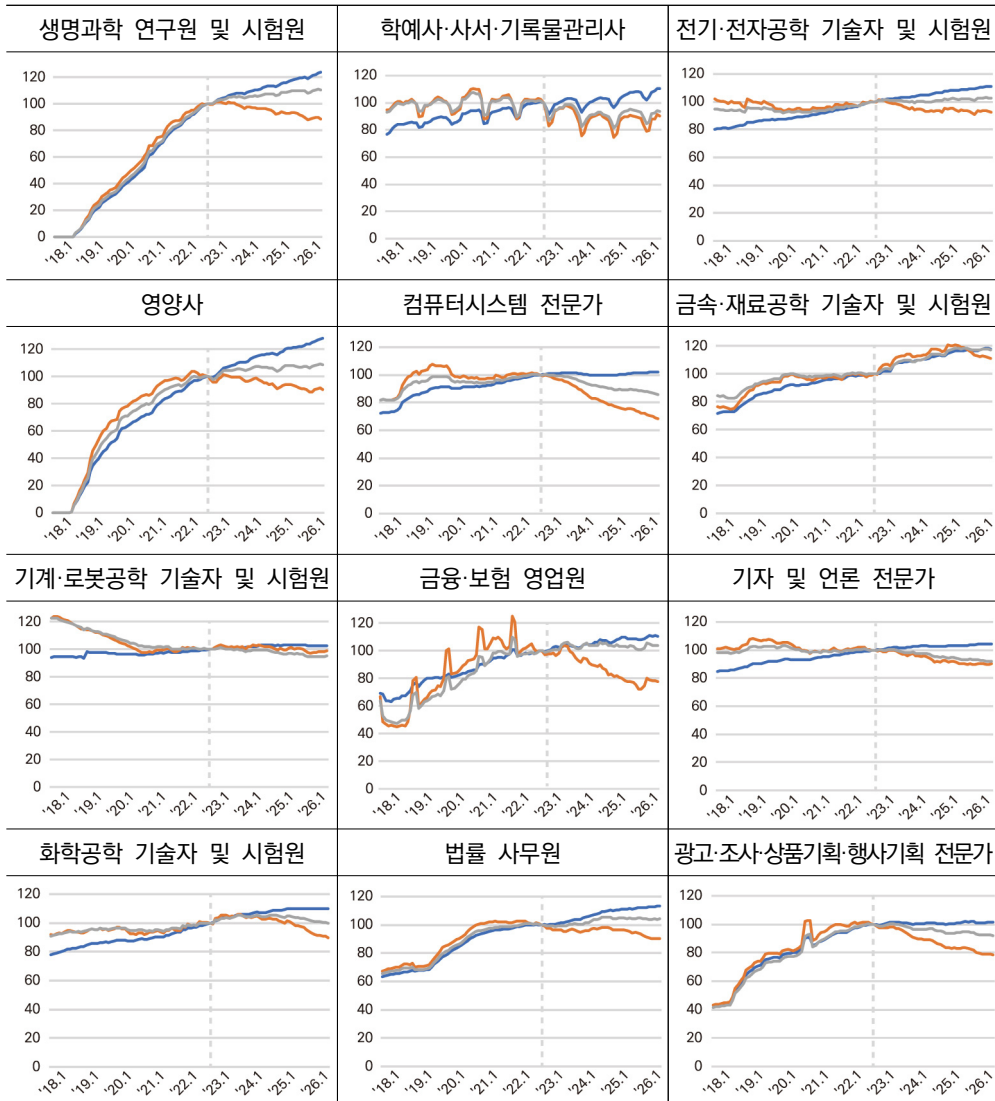
1) 네트워크 시스템 개발자 및 정보보안 전문가, 데이터 전문가, 정보시스템 및 웹 운영자

자료: 고용노동부 「고용행정통계」를 이용하여 국회예산정책처 작성

중고노출 직업군에서도 전반적으로 고노출 직업과 유사한 양상이 관찰된다. 대부분의 직업군에서 기준시점 이전에는 고용흐름이 비슷하거나 높았던 청년 고용이 하락흐름을 보이고 있었으며 이후에는 청년 고용이 상대적으로 더 큰 감소를 보이고 있다. 금속재료공학 기술자 및 시험원과 기계로봇공학 기술자 및 시험원은 청년층 고용이 핵심연령대와 비슷한 수준을 보이면서 상대적으로 양호한 흐름을 보이고 있다.

[그림 III-10] 중고노출 직업별 고용 추이

— 핵심연령대(20~59세) — 청년(20~29세) — 청년(20~34세)



주: 1. 2025 한국고용직업분류 기준

2. 2022.11 = 100으로 정규화

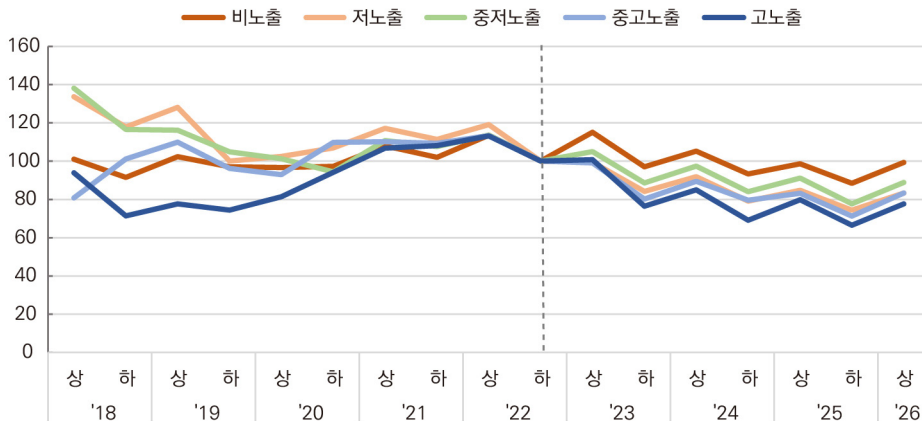
자료: 고용노동부 「고용행정통계」를 이용하여 국회예산정책처 작성

(3) 노출수준별 청년 채용 추이(고용행정통계)

청년층의 고용보험 신규취득자 수는 동일 시점의 피보험자 수와 달리 해당 기간 내 새롭게 피보험자격을 취득한 자를 나타내므로, 청년층의 신규 유입 흐름을 보다 더 직접적으로 포착할 수 있어 노동시장 진입 초기 직무에 미치는 영향을 파악하는데 유용하다. 다만 신규 취득자 수는 졸업 및 채용 시즌, 경기 변동 등이 함께 반영되어 월별 변동성과 계절성이 크게 나타난다.

청년층의 고용보험 신규 취득자 수를 노출수준별로 살펴보면, 기준시점 이후에 고노출의 신규 채용이 상대적으로 더 낮은 것으로 나타난다. 다만 기준시점 이전에는 노출수준별로 차이가 나타난 반면, 이후에는 노출도와 상관없이 유사한 추이를 보이고 있어 AI 확산으로 인한 영향이라기 보다는 최근 부진한 청년 고용여건과 더불어 산업별 노동수요 변화, 기업의 경력직 선호 등 노동시장 변화와 결합되어 나타난 결과일 가능성이 있다. 특히 신규취득자 수는 2021년 하반기부터 전년동기대비 증가폭이 둔화되기 시작해 이후 2022년 하반기에 감소로 전환되었으며, 이후 감소세가 지속되었다. 2022년 11월 이후에 나타나는 청년층의 채용 위축은 그 이전에 지속되었던 추세가 이어진 것으로 파악된다. 최근에는 감소흐름이 다소 완화되었으나 여전히 부진한 상황이다.

[그림 III-11] 청년(20~29세) 노출수준별 채용 추이



주: 2022 하반기 = 100으로 정규화

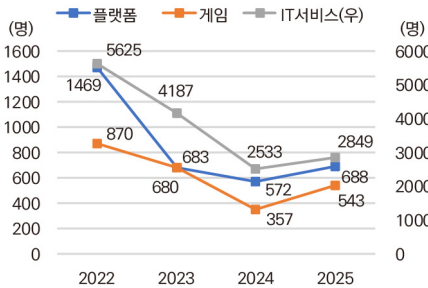
자료: 고용노동부 「고용행정통계」를 이용하여 국회예산정책처 작성

[BOX 2] 최근 주요 업종의 채용 동향

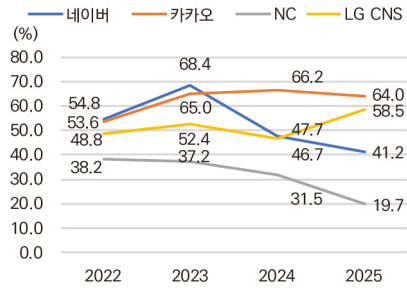
■ 국내 주요 플랫폼·게임·IT서비스 기업의 신규채용 규모는 2022년 이후 감소세

주요 대형 플랫폼·게임·IT서비스 기업의 신규채용 규모는 2022년 이후 큰 폭으로 축소되었다. 각 사 ESG 보고서에 따르면 신규채용 인원은 2022년 대비 2024년까지 네이버·카카오(1469명→572명), NC·넷마블(870명→357명), 삼성 SDS·LG CNS(5625명→2533명) 모두 크게 줄었다. 2025년에는 소폭 반등했다. 특히 네이버와 엔씨소프트에서 신규채용 내 30세 미만 비중이 최근 지속 하락하는 것으로 나타났다.

[그림 III-12] 신규 채용 추이



[그림 III-13] 신규 채용 중 30세 미만 비중



주: 플랫폼은 네이버, 카카오, 게임은 NC, 넷마블, 자료: 각 사 ESG 보고서

IT 서비스는 삼성 SDS, LG CNS포함

자료: 각 사 ESG 보고서

■ 금융권에서는 희망퇴직 대상 연령도 만 40세까지 낮아지는 등 인력 구조조정 이 확대되는 가운데 채용 규모도 축소되며 신규 인력 수요가 둔화되고 있다.

각 사 ESG 보고서에 따르면 5대 금융그룹(농협, 하나, KB, 신한, 우리)의 신규채용은 2025년 전년 대비 1,048명 감소했으며, 이 가운데 30세 미만 신규채용 감소분이 755명으로 전체 감소분의 72%를 차지했다.

■ 회계 분야에서는 전체 전문인력 규모가 확대되는 가운데에서도 신규 진입자의 수습·채용 기회는 축소되는 이중적 양상이 나타나고 있다.

한국회계학회·회계정책연구원·한국공인회계사회의 「공인회계사 수습기관 운영현황 및 개선방향 연구」에 따르면 2025년 공인회계사 시험 합격자 1,200명 중 10월 기준 수습기관 등록 인원은 338명(28%)에 그치는 등 수습기관을 찾지 못한 미지정자가 크게 늘어나고 있다.

[표 Ⅲ-1] 공인회계사 수습 등록 현황¹⁾

(단위: 명)

	합격인원	등록(취업)	미등록(미취업)
2022	1237	1122 (91%)	115 (9%)
2023	1100	906 (82%)	194 (18%)
2024	1250	991 (79%)	259 (21%)
2025 ²⁾	1200	338 (28%)	862 (72%)

주: 1) 합격년도+1년 1월 31일 기준

2) 2025년도는 10월 22일 기준

자료: 한국회계학회·회계정책연구원·한국공인회계사회(2025), 「공인회계사 수습기관 운영현황 및 개선방향 연구」

대형 회계법인에서는 전체 회계사 인력은 확대되고 있으나, 신규 합격자를 수습인력으로 흡수하는 규모는 상대적으로 축소하고 있는 모습이 나타났다. 삼일회계법인의 소속 등록공인회계사는 2022년 2,046명에서 2025년 2,512명으로 증가한 반면, 수습공인회계사는 같은 기간 383명에서 260명으로 감소했다. 안진회계법인도 소속 등록공인회계사가 2022년 872명에서 2025년 1,049명으로 증가했으나, 수습공인회계사는 108명에서 94명으로 감소했다.¹⁵⁾

15) 각 사 사업보고서

나. 임금동향(지역별고용조사)¹⁶⁾

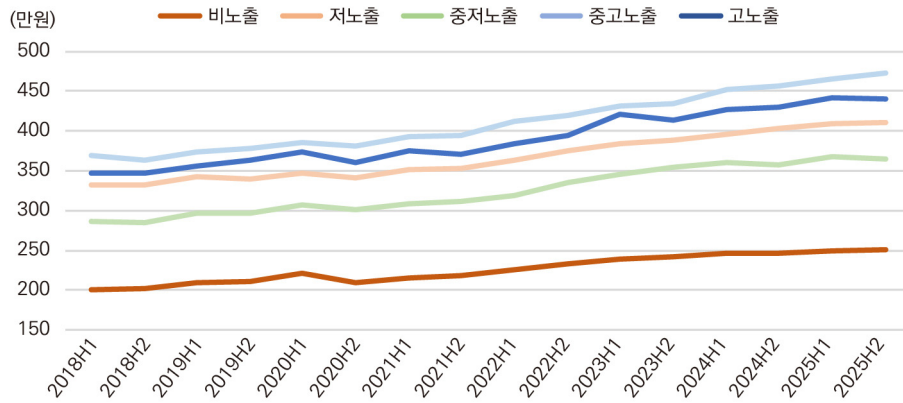
본절에서는 「지역별고용조사」를 이용하여 직업별·연령별 임금수준과 그 변화를 살펴본다. 「지역별고용조사」는 직업 소분류 수준까지 반기별 월평균임금 정보를 제공하고 있어, 직업별 AI 노출수준에 따른 임금 격차와 변화 양상을 파악하는 데 유용하다.

노출수준별로 월평균임금 추이를 보면, 중고노출, 고노출, 저노출, 중저노출, 비노출 순으로 AI 노출도가 높은 직업에 종사하는 근로자의 평균임금이 상대적으로 높은 것으로 나타난다. 이는 고노출 및 중고노출 직업군이 전문직, 기술직, 연구직, 금융·보험 관련 직업 등 숙련수준과 교육수준이 높은 직업을 포함하고 있기 때문으로 해석된다. 노출수준별 임금격차는 숙련구조와 직무특성의 차이가 함께 반영된 결과로, 2025년 하반기 기준 중고노출(473.1만원)에서 중저노출(365.0만원)에 이르는 구간은 인접 수준 간 30~45만원 내외의 완만한 격차를 보이는 반면, 비노출(250.2만원)은 중저노출과도 114.8만원의 큰 격차를 나타내며 뚜렷이 낮은 수준에 머물러 있다.

추세적으로는 노출수준에 상관없이 대체적으로 비슷한 흐름을 보이고 있는데 2022년 하반기부터 2023년 하반기에 걸쳐 전년동기대비 크게 상승한 이후 완만한 증가세를 유지하고 있다. 다만 상승폭에서는 노출수준별로 뚜렷한 차이가 나타난다. 2022년 하반기 대비 2025년 하반기 중고노출 직업군의 월평균임금은 419.9만원에서 473.1만원으로 12.7%, 고노출 직업군은 동기간 394.3만원에서 441.0만원으로 11.8% 상승한 반면, 비노출 직업군은 233.2만원에서 250.2만원으로 7.3% 상승에 그쳤다. 중저노출 직업군은 334.5만원에서 365.0만원(9.0%)으로, 저노출은 374.9만원에서 410.2만원(9.4%)으로 상승했다.

16) 지역별고용조사 마이크로데이터를 이용하여 표본가중치를 적용하여 노출수준별 평균임금을 산출

[그림 III-14] 노출수준별 월평균임금 추이

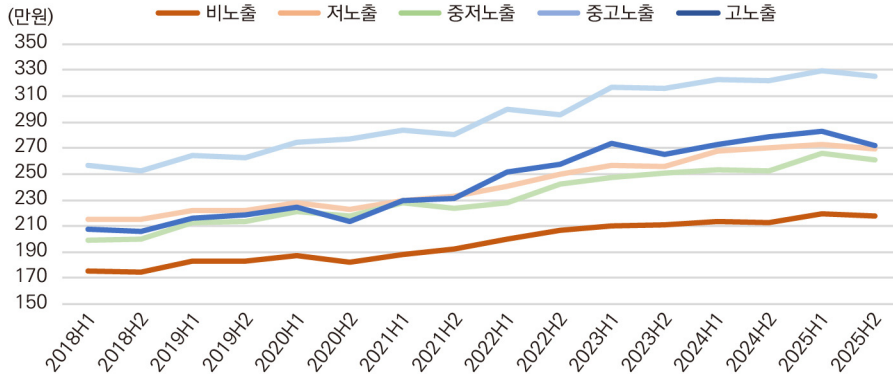


자료: 국가데이터처 「지역별고용조사」를 이용하여 국회예산정책처 작성

청년층의 경우에도 전반적으로 중고노출, 고노출, 저노출, 중저노출, 비노출 순으로 평균임금이 높은 것으로 나타난다. 다만 2025년 하반기 기준 20~29세 청년층에서는 고노출(272.0만원), 저노출(269.6만원), 중저노출(260.5만원) 직업군 간 임금 수준의 차이가 뚜렷하게 나타나지 않는다. 고노출의 경우 청년층에서 전체 근로자보다 평균임금 수준이 상대적으로 더 낮게 나타나는데 이러한 차이는 고노출 직업군에서 숙련도에 따른 임금 수준 격차가 상대적으로 크게 나타나기 때문인 것으로 사료된다.

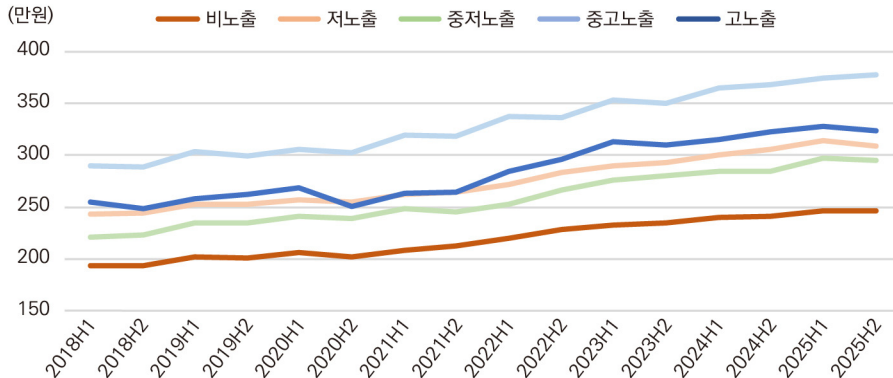
20~29세 청년층 기준으로 고노출 직업군의 월평균임금은 2022년 하반기 257.7만원에서 2025년 하반기 272.0만원으로 5.5% 상승하는 데 그쳤다. 특히 2025년 하반기에는 전년동기대비 2.3% 하락했다. 반면 중고노출은 295.5만원에서 325.3만원(10.1%)으로 상승했으며, 저노출은 249.8만원에서 269.6만원(7.9%), 중저노출은 242.4만원에서 260.5만원(7.5%)으로 상승했다. 비노출 직업군은 206.7만원에서 218.0만원(5.5%)으로 상승했다.

[그림 III-15] 노출수준별 청년(20~29세) 월평균임금 추이



자료: 국가데이터처 「지역별고용조사」를 이용하여 국회예산정책처 작성

[그림 III-16] 노출수준별 청년(20~34세) 월평균임금 추이



자료: 국가데이터처 「지역별고용조사」를 이용하여 국회예산정책처 작성

고노출 직업군을 세부 직업별로 살펴보면 금융 및 보험 전문가, 컴퓨터 하드웨어 및 통신공학 전문가, 네트워크 및 정보 보안 전문가, 컴퓨터 시스템 및 소프트웨어 전문가, 데이터 전문가는 상대적으로 높은 월평균임금 수준을 보이고 있다. 반면 연극영화 및 영상 전문가, 비서 및 사무 지원종사자 등은 상대적으로 낮은 임금수준을 보이고 있다.

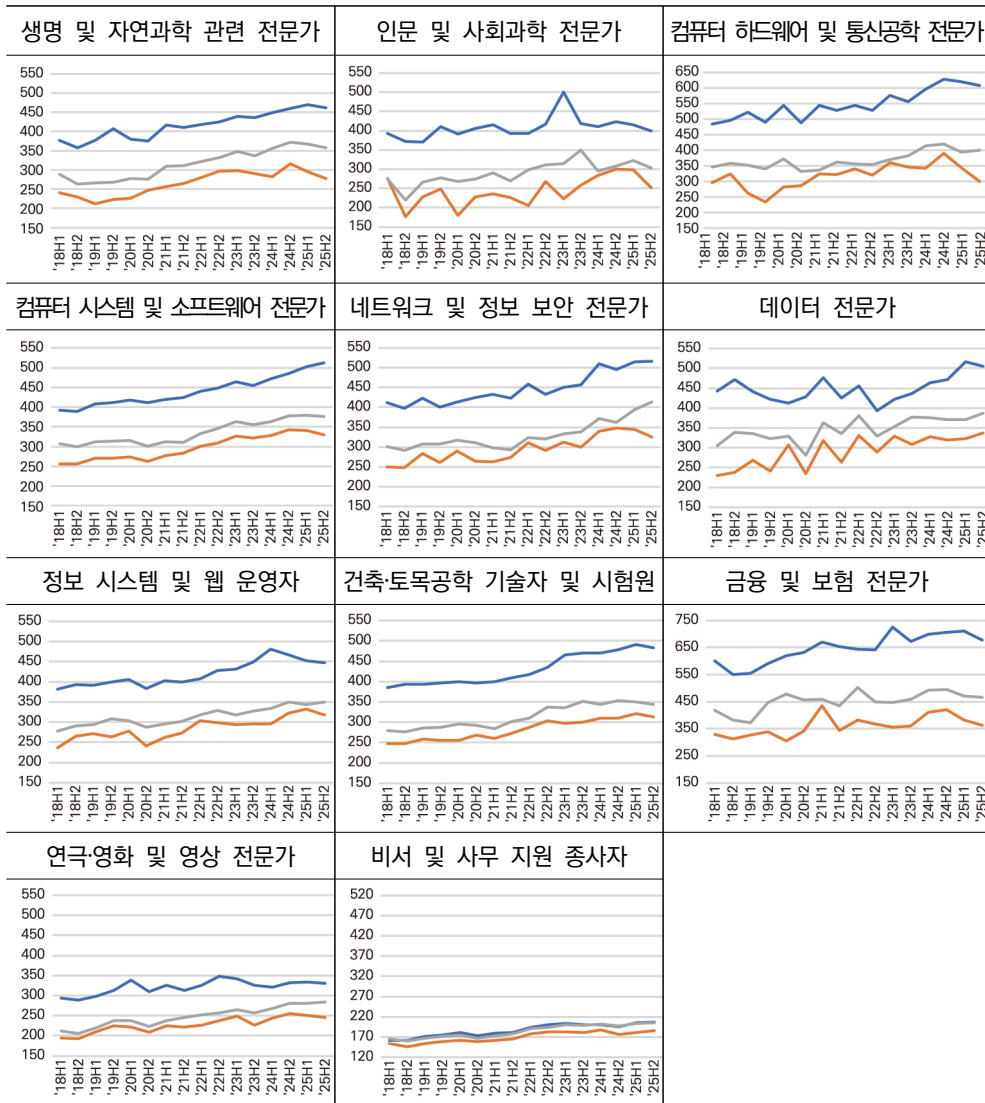
2022년 하반기와 비교하면 2025년 하반기에 전체 근로자 기준으로 대부분의 고노출 직업에서 임금이 상승했다. 특히 데이터 전문가(28.9%), 네트워크 및 정보 보안 전문가(19.3%), 컴퓨터 하드웨어 및 통신공학 전문가(15.4%), 컴퓨터 시스템 및 소프트웨어 전문가(14.3%) 등 IT 관련 직업에서 큰 폭의 상승이 나

타났다. 반면 인문 및 사회과학 전문가(-4.2%)와 연극·영화 및 영상 전문가(-5.3%)에서는 임금이 하락했다.

그러나 20~29세 청년층에서는 이러한 상승세가 뚜렷하게 나타나지 않는다. 인문 및 사회과학 전문가(-6.4%), 생명 및 자연과학 관련 전문가(-6.3%), 컴퓨터 하드웨어 및 통신공학 전문가(-6.2%), 금융 및 보험 전문가(-1.3%)에서는 오히려 임금이 하락했다. 특히 컴퓨터 하드웨어 및 통신공학 전문가의 경우 전체 근로자 임금은 15.4% 상승한 반면 20~29세 청년층 임금은 6.2% 하락하여 21.6%p의 격차를 보였으며, 생명 및 자연과학 관련 전문가(전체 8.8% 상승, 청년 6.3% 하락)에서도 유사한 양상이 관찰된다. 다만 20~34세로 연령 범위를 넓히면 인문 및 사회과학 전문가를 제외한 대부분의 직업에서 임금이 상승하여, 임금 정체·하락이 20대 후반 이하 초기 경력 단계에 집중되고 있음을 시사한다.

[그림 Ⅲ-17] 고노출 직업별 월평균임금 추이

— 전체 — 20~29세 — 20~34세



주: 제8차 한국표준직업분류 기준

자료: 국가데이터처 「지역별고용조사」를 이용하여 국회예산정책처 작성

2. 직업별 고용 및 채용에 대한 영향

가. 개요

생성형 AI가 노동시장에 미친 영향은 ChatGPT가 출시된 2022년 11월 전후의 직업별 고용 또는 채용 추세 변화를 비교함으로써 식별 가능하다.¹⁷⁾ 특히, 상대적으로 노출도가 높은 직업의 고용 또는 채용 추세가 상대적 저노출 직업에 비해 ChatGPT 출시 이후 유독 가파른 감소세를 보일 경우 생성형 AI에 의한 노동 대체 효과를 의심할 수 있다. 최근 국내외 연구는 이러한 방법으로 생성형 AI의 노동시장 영향을 추정한 바 있고, 본 절에서도 기본적으로 같은 방법을 적용할 것이다.

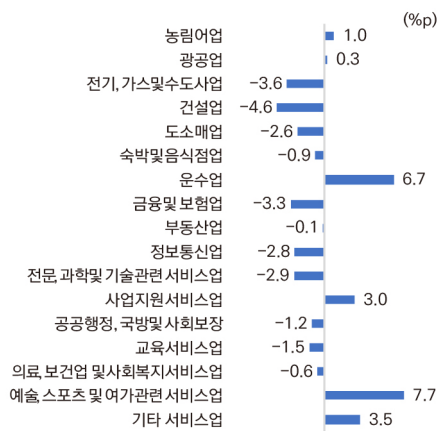
그러나 직업별 고용 또는 채용에는 기술변화 외에도 다양한 요인이 작용할 수 있으므로, 그러한 요인들의 영향을 생성형 AI의 영향으로 오인하지 않도록 주의할 필요가 있다. 본 절의 분석에서는 특히 산업 경기 변동의 영향을 고려하고자 한다. 그 이유는 NABO 생성형 AI 노출도가 최상위권(4/4분위)에 속하는 고노출 직업들이 주로 2022년 이후 경기가 둔화한 산업들에 분포하기 때문이다. 예컨대 소프트웨어 개발자 등 IT 관련 전문직이 주로 분포하는 정보통신업은 2020년 코로나19 팬데믹을 계기로 비대면 플랫폼 수요가 폭발하면서 큰 호황을 누렸지만 2022년 이후의 성장세는 다소 꺾였다(연평균 실질 GDP 성장률이 2019~2022년 5.3%에서 2022~2025년 2.4%로 2.8%p 하락). 인문·사회과학 연구원과 법률 전문가의 과반수가 속해 있는 전문·과학·기술업도 사정은 비슷하다(연평균 실질 GDP 성장률이 2019~2022년 3.6%에서 2022~2025년 0.7%로 2.9%p 하락). 이 점을 고려하지 않은 채 2022년 11월 전후의 AI 고노출 직업 노동시장을 단순 비교하면 동 직업군의 고용 또는 채용 감소가 전적으로 생성형 AI에 기인한 것처럼 보일 수 있다.

직업별 AI 노출도와 산업 경기 변동 간의 관계를 보다 체계적으로 살펴보기 위해 ‘직업별 산업경기 영향지수’를 산출해 볼 수 있다. 동 지수는 2019~2022년 대비 2022~2025년의 연평균 실질 GDP 증가율 변동폭(%p)을 대분류 산업별로 산출한 뒤, 산업별 변동폭을 각 소분류 직업 내의 산업별 종사

17) 생성형 AI는 그 전에도 Open AI의 GPT-1~3 모델 등을 통해 소개되었지만, 본격적으로 일상 속에 파고든 것은 ChatGPT 출시가 기점이었다고 할 수 있다.

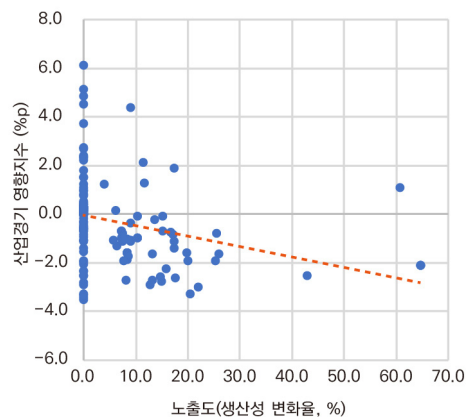
자 비중으로 가중 평균한 값이다. 이렇게 산출한 ‘직업별 산업경기 영향지수’는 ChatGPT 출시 전후 약 3년을 포함한 6년간의 산업별 경기변동이 개별 직업 노동수요에 미친 영향의 잠재적 크기를 가늠케 해준다. [그림 III-19]에서 볼 수 있듯, 생성형 AI 노출도가 높은 직업일수록 산업경기 영향지수는 낮아지는 경향이 보인다. 즉, 고노출 직업은 생성형 AI의 영향이 없었다 하더라도 경기적 요인으로 인해 2022년 이후 상대적으로 여건이 악화되었을 가능성이 있다.

[그림 III-18] 산업별 연평균 실질 GDP 증
가율 변화: 2019~22년 대비 2022~25년



자료: 한국은행

[그림 III-19] 직업별 생성형 AI 노출도와
산업경기 영향지수 간의 관계



자료: 한국은행, 국회예산정책처

이하에서는 산업경기의 영향과 독립적으로 생성형 AI가 고노출 직업의 고용에 미친 영향을 연령집단별로 구분하여 분석한다. 우선 20세에서 59세까지의 핵심연령 집단에 대한 영향을 분석하고, 생성형 AI에 의한 대체 위험이 특히 높다고 여겨지는 20대 청년층에 대한 영향을 살펴보도록 한다. 또한 생성형 AI의 노동 대체 효과는 단기적으로 스톡 변수에 해당하는 고용량보다는 플로우에 해당하는 채용량의 변화를 통해 더 뚜렷하게 나타날 수 있기에, 청년층에 대해서는 채용에 미친 영향도 함께 검토하도록 한다.

나. 자료 및 분석방법

분석에 활용한 자료는 임금근로자에 대한 전수자료에 가까운 고용노동부의 「고용행정통계」다. 구체적으로, 한국고용정보원 누리집(eis.work24.go.kr)을 통해 제공되는 「고용행정통계」 월별 고용보험 피보험자 수 및 고용보험 취득자 수를 2025년 개정 한국고용직업분류 기준 140개 소분류 직업별, 10세 연령별 및 제11차 한국표준산업분류 기준 77개 중분류 산업별로 구분하여 내려받았다. 자료의 시작 시점은 2018년 1월, 최종 시점은 2026년 6월이다. 고용보험은 2020년 이후 특수형태근로종사자(특고), 예술인 및 플랫폼 종사자들로 적용대상이 확대된 바가 있는데, 분석에 사용한 자료에 해당 집단은 포함하지 않았다.

「고용행정통계」는 2023년 연말 기준으로 전체 상용 및 임시 근로자의 86.5%를 포괄하는 것으로 알려져 있다(노세리 외 2025). 다만 고용보험 가입 대상은 1차적으로 임금근로자 중 월 소정근로시간이 60시간 이상인 상용·임시 근로자이며, 60시간 미만 근로자, 특수형태근로종사자, 일용직 근로자는 일부분만 포함된다는 점은 자료의 한계다.

분석 방법은 긴 시계의 패널 자료에서 나타날 수 있는 평행추세(parallel trends) 가정 위반, 시간에 따른 처치효과와 차이 등의 문제를 적절히 다룰 수 있도록 이벤트 스터디(Event Study) 및 Arkhangelsky et al.(2021)의 합성 이중차분법(Synthetic Difference-in-Differences)을 활용했다. 먼저 이벤트 스터디를 통해 평행추세 가정의 위반 여부를 확인하고, 동 가정이 위반되었다고 판단되는 경우 합성 이중차분법을 이용해 생성형 AI 고노출 직업과 유사한 추세를 보이는 직업들의 조합으로 통제집단을 구축함으로써 생성형 AI의 인과적 영향을 식별하는 절차를 따랐다.

처치집단(실험군)인 고노출 직업에 대응하는 통제집단(비교군)은 1차적으로 노출도 1~2분위에 해당하는 상대적 저노출 직업이지만, 노출도가 측정되지 않은 ‘비노출’ 직업을 대조군으로 설정한 분석도 보조적으로 수행했다. 노출도가 측정된 48개 직업 내의 노출도 분산이 이미 상당하기 때문에, 생성형 AI의 영향이 존재한다면 동 48개 직업 중 고노출 직업과 저노출 직업을 비교하는 것만으로도 그 영향이 식별될 가능성이 크다고 판단된다. 그럼에도 고노출 직업과 비노출 직업 간의 비교는 다음과 같은 이유로 분석을 보완해줄 수 있다: 1) AI

노출도에 따른 차별적 영향이 48개 직업 간 비교에서는 충분히 드러나지 않을 수 있지만, 노출도가 더 낮을 것으로 짐작되는 비노출 직업과 고노출 직업 간 비교에서는 유의하게 나타날 수 있다; 2) 고노출 직업과 저노출 직업 간의 비교에서 도출된 결과와 고노출-비노출 직업 간 비교에서 도출된 결과의 방향성이 동일하다면 분석의 신뢰성이 보강될 것이다.

결과변수인 산업-직업별 피보험자 수(또는 고용보험 취득자 수)는 가산 변수이면서 0에 가까운 관측치가 적지 않음을 고려하여, 이벤트 스터디에서는 다음 형태의 푸아송 회귀식을 추정했다.

$$\ln(E(y_{i,j,t} | D_j)) = \beta_t D_j + \gamma_{i,t} + \alpha_{i,j} \quad (1)$$

여기서 $y_{i,j,t}$ 는 산업(i)-직업(j)-시점(t)별 고용량(피보험자 수) 또는 채용량(고용보험 취득자 수)를 의미한다. D_j 는 직업 j 의 고노출 직업 여부를 나타내는 더미 변수로 정의되며, 연속 처치 변수(continuous treatment)로 설정하는 경우에는 직업 j 의 AI 노출도로 정의된다. 제II장의 설문조사를 통해 생성형 AI 노출도가 추정된 48개 직업 내에서의 비교 분석을 위해서는 D_j 을 연속 처치 변수로 설정했고, 노출도 4/4분위의 고노출 직업과 비노출 직업(노출도가 추정되지 않은 80여개 직업) 간 비교시에는 더미 변수로 설정했다.¹⁸⁾ $\alpha_{i,j}$ 는 직업-산업 개체 고정효과를 나타내며, $\gamma_{i,t}$ 는 산업-시점 고정효과로서 산업 경기의 영향을 통제한다. 식 (1)의 추정으로부터 얻어진 이벤트 스터디 계수($\hat{\beta}_t$)가 처치 기간(ChatGPT 출시 이후 시점) 중 통계적으로 유의한 양 또는 음의 값이면 이를 생성형 AI의 인과적 영향으로 해석 가능하나, 이는 처치 이전 기간의 평행 추세 가정이 충족됨을 전제로 한다. 처치 이전 시점의 이벤트 스터디 계수값이 0에서 벗어나는 경우 평행추세 가정이 위반되었다고 볼 수 있어 합성 이중차분법을 이용한 추가 분석이 필요하다.

합성 이중차분법은 전통적인 이중차분법과 합성통제법(Synthetic Control Method)의 장점을 결합한 분석 방법이다. 처치집단과 유사한 사전 특성과 추

18) $D_{j,t}$ 이 더미변수로 설정된 경우(즉 고노출 직업과 비노출 직업 간 비교가 목적인 경우)에는 AI 노출도 하위 3개 분위 직업 더미와 처치 기간 더미의 교차항을 푸아송 회귀모형의 통제변수에 추가했다.

세를 갖도록 비교집단에 가중치를 부여하여 반사실(counterfactual: 처치가 없었다면 발생했을 결과)을 구성한 후, 이를 바탕으로 정책이나 사건의 효과를 추정한다. 또한 통제집단에 대한 가중치뿐만 아니라 분석기간의 각 시점에도 가중치를 부여함으로써 시간에 따라 달라지는 공통 충격(time-varying shocks)을 보다 유연하게 반영할 수 있다. 이를 통해 비교 대상 집단 간의 이질성과 시계열적 변동으로 인한 추정 편의를 줄여 보다 신뢰성 있는 정책효과를 추정할 수 있다는 장점이 있다.

합성 이중차분법을 이용한 처치효과 추정량 $\hat{\beta}_{SDID}$ 는 다음과 같은 최적화 문제의 해로서 구해진다.

$$\hat{\beta}_{SDID} = \arg \min_{\beta, \alpha, \delta_{i,j,t}} \sum \hat{\omega}_{i,j} \hat{\lambda}_t (\ln(y_{i,j,t}) - \hat{\gamma}_{i,t} - (\beta D_{i,j,t} + \alpha_{i,j} + \delta_t))^2 \quad (2)$$

개체별 가중치 $\hat{\omega}_{i,j}$ 와 시점별 가중치 $\hat{\lambda}_t$ 를 제외하면 식 (2)는 개체 및 시점 고정효과(각각 $\alpha_{i,j}$, δ_t)를 통제한 이중차분 추정량과 같다. 합성 이중차분법의 차별점은, 처치 이전 기간에 처치집단과 유사한 추세를 보이는 통제집단 개체들에 대해 상대적으로 큰 가중치($\hat{\omega}_{i,j} > 0$)를 부여함으로써 사실상 평행추세 가정을 충족하는 개체들 간의 비교를 강제한다는 데 있다. 시점별 가중치 $\hat{\lambda}_t$ 는 통제집단의 처치 기간 종속변수에 대한 예측력이 높은 처치 이전 시점에 대해 높게 부여된다.¹⁹⁾

식 (2)에서 피보험자 수 또는 취득자 수의 로그값 $\ln(y_{i,j,t})$ 을 종속변수로 사용한 것은 Arkhangelsky et al.(2021)의 합성 이중차분법이 식 (1)과 같은 비선형 모형에는 적합하지 않기 때문이다. 로그 변환한 선형회귀 모형과 푸아송 회귀 모형 계수의 해석은 유사하기에 종속변수의 이 같은 형태 차이가 중요하지는 않지만, 로그 변환시에는 값이 0인 관측치가 결측으로 바뀌는 탓에 표본 규모는 소폭 축소된다. 한편 식 (2)의 $\hat{\gamma}_{i,t}$ 는 아래의 회귀식을 통해 별도로 추정한 산업-시간 고정효과다.

$$\ln(y_{i,j,t}) = \gamma_{i,t} + \epsilon_{i,j,t} \quad (3)$$

19) $\hat{\omega}_{i,j}$ 및 $\hat{\lambda}_t$ 의 자세한 산출 방법은 Arkhangelsky et al.(2021)에서 확인할 수 있다.

즉, 식 (2)에서 $\ln(y_{i,j,t}) - \hat{\gamma}_{i,t}$ 항은 산업 경기의 영향을 제거한 조정 로그-고용량(또는 채용량)이다. 단, 식 (3) 추정시에는 고노출 직업과 중고노출 직업이 제외된 표본을 이용했는데, 이는 $\hat{\gamma}_{i,t}$ 가 비교적 노출도가 높은 직업에 대한 생성형 AI의 영향까지 흡수하는 것을 방지하기 위함이다.

다. 분석 결과

(1) 고용에 대한 영향

[핵심연령대(20~59세)의 고용]

생성형 AI가 핵심연령대(20~59세)의 고노출 직업 고용에 뚜렷한 영향을 미친 증거는 발견되지 않았다.

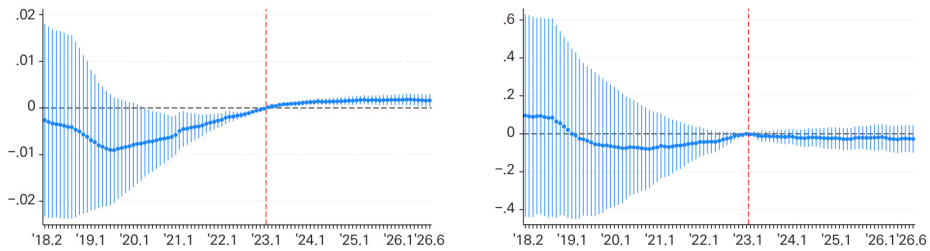
우선 산업경기의 영향을 고려하지 않은 푸아송 이벤트 스터디 결과는 AI 노출도가 높은 직업일수록 ChatGPT 출시 직전 시점²⁰⁾ 대비 이후 시점의 고용량이 상대적으로 유의하게 증가한 것으로 나타난다. 즉 노출도가 측정된 48개 직업 내에서는 상대적으로 고노출인 직업의 고용이 저노출 직업에 비해 증가했다. 그러나 사전 추세를 살펴보면, 노출도가 높은 직업일수록 ChatGPT 출시 이전부터 고용 증가세가 저노출 직업보다 가팔랐던 것으로 보인다. 다시 말해 상대적 고노출 직업과 저노출 직업의 추세가 평행하지 않다. 따라서 ChatGPT 출시 직전 대비 고노출 직업의 고용량이 상대적으로 증가한 것이 생성형 AI의 영향이라기보다는 기존 추세의 지속 때문이라는 해석도 가능하다. 고노출 직업과 비노출 직업을 비교한 이벤트 스터디의 경우, ChatGPT 출시 이후 이벤트 스터디 계수가 음수로 나타나 고노출 직업 고용이 상대적으로 감소한 것처럼 보이지만, 통계적 유의성이 없어 이렇다 할 결론을 내릴 수는 없다.

산업경기의 영향을 고려한 이벤트 스터디 결과도 크게 다르지 않다. 노출도가 높은 직업의 고용은 산업경기의 영향을 감안해도 ChatGPT 출시 이후 노출도가 낮은 직업 대비 유의하게 증가했으나 평행추세는 여전히 만족되지 않았다. 즉, 노출도가 높은 직업일수록 산업경기 외적인 이유로 ChatGPT 출시 이전부터 비교적 가파른 고용 증가세를 보였으며 동 추세가 ChatGPT 출시 이후

20) 이하에서 ChatGPT 출시 '직전 시점'은 2022년 11월로 정의한다. 정확한 출시일은 11월 30일이지만, 월 말일을 감안할 때 월별 자료에서는 실질적으로 12월을 출시일로 볼 수 있다.

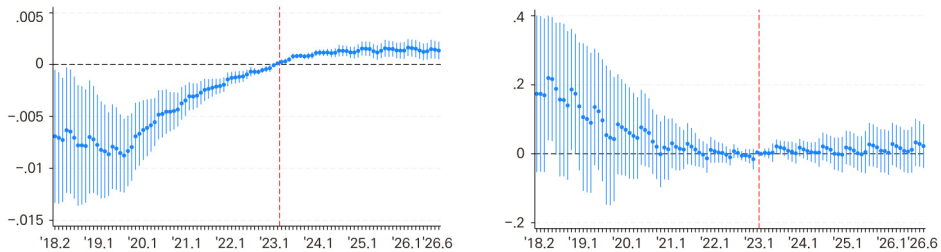
에도 비록 둔화되었지만 지속되었다고 볼 수 있다. 고노출 직업과 비노출 직업을 비교할 경우, 산업경기의 영향을 통제하면 ChatGPT 출시 이후 이벤트 스터디 계수값이 대체로 양(+)의 값으로 바뀌지만 역시 통계적으로 유의한 결과는 아니다.

[그림 III-20] 핵심연령대 고용, 노출도에 따른 비교 [그림 III-21] 핵심연령대 고용, 고노출 대 비노출 직업 간 비교



주: 점은 시기별 이벤트스터리 계수, 실선은 추정 계수에 대한 95% 신뢰구간을 의미
자료: 고용노동부 「고용행정통계」를 이용하여 국회예산정책처 작성

[그림 III-22] 핵심연령대 고용, 노출도에 따른 비교: 산업 경기의 영향 고려 [그림 III-23] 핵심연령대 고용, 고노출 대 비노출 직업 간 비교: 산업 경기의 영향 고려



주: 점은 시기별 이벤트스터리 계수, 실선은 추정 계수에 대한 95% 신뢰구간을 의미
자료: 고용노동부 「고용행정통계」를 이용하여 국회예산정책처 작성

고노출 직업에 대한 비교군의 범위를 사전 추세가 비슷한(평행추세 가정을 만족하는) 직업-산업 단위들로 좁히기 위해 이번에는 합성 이중차분법을 적용했다. [그림 III-24]는 통제집단 개체들의 종속변수를 단순 평균한 '전체 통제집단'의 궤적과 식 (2)의 가중치 $\hat{\omega}_{i,j}$ 를 적용하여 가중평균한 합성 통제집단(synthetic control)의 궤적, 그리고 처치집단인 고노출 직업의 평균 궤적을 함께 보여준다.²¹⁾ [그림 III-24]에서 전체 통제집단(노출도 1~2분위 직업)의 궤적은 생성형 AI 도입 이전에 고노출 집단의 궤적과 서로 엇갈리는 반면, 합성 통

제집단은 고노출 직업과 거의 일치하는 움직임을 보이고 있다. 이는 합성 통제 집단이 전체 통제집단보다 고노출 직업의 처치 이전 특성과 추이를 보다 유사하게 반영하도록 구성되었음을 의미한다. 즉, 합성 통제집단은 처치집단의 반사실(counterfactual: 처치가 없었다면 발생했을 결과)을 전체 통제집단보다 더 적절하게 근사하는 비교군이라고 해석할 수 있다. 생성형 AI가 미친 영향은 ChatGPT 출시 이후 고노출 직업과 합성 통제집단의 궤적 차이를 통해 시각적으로 가늠할 수 있다. 약 2023년 중반부터는 고노출 직업의 궤적이 합성 통제 집단보다 높이 위치하는 것으로 보아, 생성형 AI가 핵심연령대 고용에 미친 영향은 긍정적이거나 최소한 부정적이지는 않은 것으로 짐작된다. [그림 III-25]에서와 같이 합성 통제집단이 비노출 직업으로 구성된 경우에도 이와 유사한 모습이 나타난다.

식 (2)에 따라 추정한 생성형 AI의 영향 계수는 ChatGPT 출시 이후 고노출 직업과 합성 통제집단 간 격차의 평균값이라 할 수 있다. [표 III-2]에서 볼 수 있듯이, 생성형 AI 영향계수는 고노출 직업의 비교 대상이 사전 추세가 비슷한 노출도 1~2분위 직업이든, 비노출 직업이든 간에 양(+)의 값으로 나타났다. 그러나 추정의 오차범위에 비해 계수 값이 작아 통계적으로 유의한 결과는 아니다.

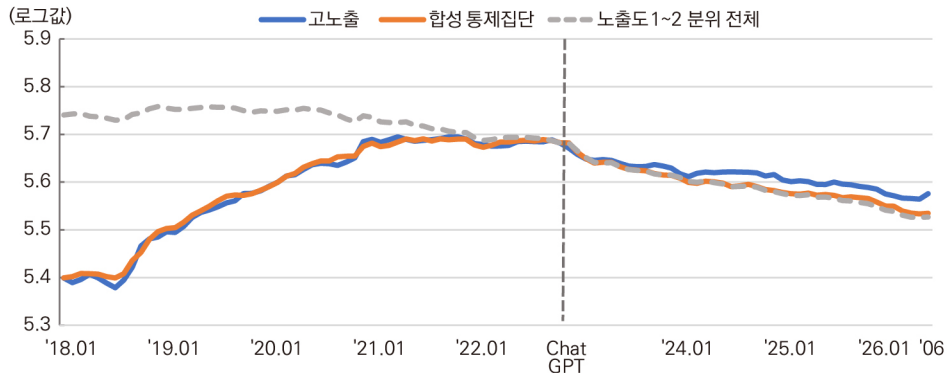
[표 III-2] 핵심연령대 고노출 직업 고용에 대한 영향, 합성 이중차분법 분석결과

합성 통제집단 구성	생성형 AI 영향계수 (표준오차)	t 값	p 값
노출도 1~2 분위	0.0195 (0.0153)	1.280	0.200
비노출 직업	0.0160 (0.0142)	1.129	0.259

주: () 안의 숫자는 부트스트랩 표준오차

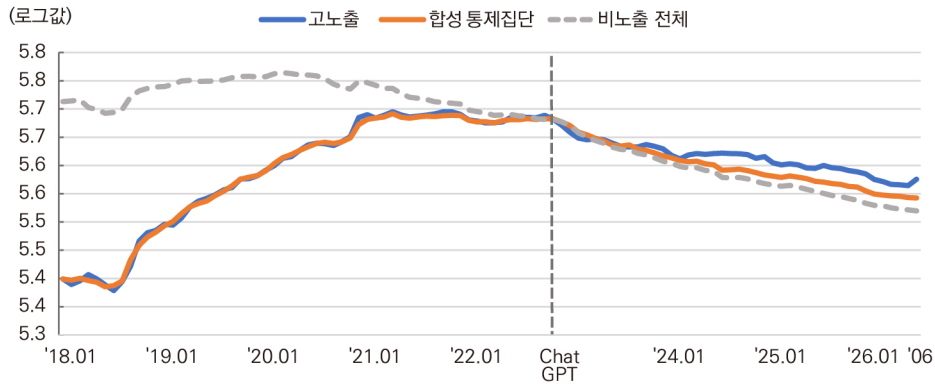
21) 생성형 AI 확산 전후의 상대적 추세 변화를 분명히 드러내기 위해, 전체 통제집단과 합성 통제집단의 레벨값은 ChatGPT 출시 시점에 고노출 직업 평균값과 같아지도록 조정했다.

[그림 III-24] 핵심연령대 고용, 고노출 직업 vs 노출도 1~2분위 합성 통제집단



자료: 고용노동부 「고용행정통계」를 이용하여 국회예산정책처 작성

[그림 III-25] 핵심연령대 고용, 고노출 직업 vs 비노출 직업 합성 통제집단



자료: 고용노동부 「고용행정통계」를 이용하여 국회예산정책처 작성

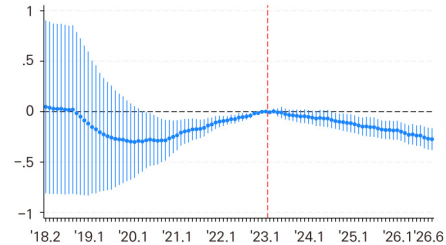
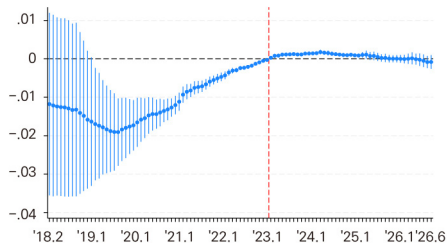
[20대 청년 고용]

20대 청년층으로 분석 대상을 좁혀도, 생성형 AI가 고노출 직업 고용에 미친 뚜렷한 영향은 발견되지 않았다.

먼저 산업경기의 영향을 고려하지 않은 이벤트 스터디 결과는 ChatGPT 출시 이후 고노출 직업의 청년 고용이 저노출 직업 대비 증가하지도, 감소하지도 않았음을 보여준다. 비노출 직업과 비교시 고노출 직업 고용은 ChatGPT 출시 이후 상대적으로 유의하게 감소한 것으로 나타난다. 다만 고노출 직업과 비노출 직업 간에 사전 추세가 평행하지 않아 이를 생성형 AI의 인과적 영향으로 해석하기에는 무리가 있다.

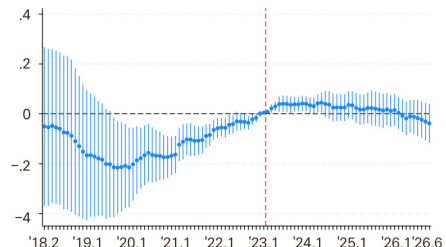
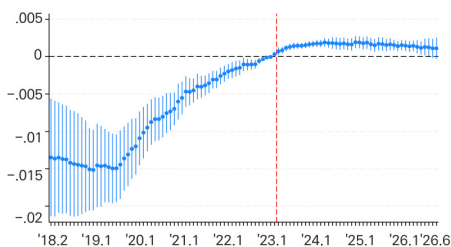
반면 산업경기의 영향을 통제한 이벤트 스터디에서는 ChatGPT 출시 이후 고노출 직업 청년 고용이 저노출 직업 대비 유의하게 증가한 것으로 나타나며, 비노출 직업과 비교하면 첫 1년 동안 유의하게 증가했다가 이후에는 유의한 차이가 없어진 것으로 나타난다. 이는 언뜻 보면 고노출 직업 청년 고용에 대한 생성형 AI의 영향이 긍정적이거나 최소한 부정적이지는 않다는 의미로 읽힐 수 있다. 그러나 산업경기의 영향을 고려한 뒤에도 고노출 직업과 상대적 저노출 또는 비노출 직업 간의 평행추세 가정은 충족되지 않기에 그와 같은 결론은 선부르다.

[그림 III-26] 20대 청년 고용, 노출도에 따른 비교 [그림 III-27] 20대 청년 고용, 고노출 대 비노출 직업 간 비교



주: 점은 시기별 이벤트스터디 계수, 실선은 추정 계수에 대한 95% 신뢰구간을 의미
자료: 고용노동부 「고용행정통계」를 이용하여 국회예산정책처 작성

[그림 III-28] 20대 청년 고용, 노출도에 따른 비교: 산업 경기의 영향 고려 [그림 III-29] 20대 청년 고용, 고노출 대 비노출 직업 간 비교: 산업 경기의 영향 고려



주: 점은 시기별 이벤트스터디 계수, 실선은 추정 계수에 대한 95% 신뢰구간을 의미
자료: 고용노동부 「고용행정통계」를 이용하여 국회예산정책처 작성

평행추세 위반의 문제를 해결하기 위해 20대 청년의 고노출 직업 고용에 대해서도 합성 이중차분법으로 생성형 AI의 영향을 추정해보았다. 그 결과 통제집단이 노출도 1~2분위 직업인 경우 생성형 AI 영향계수가 양의 값으로, 비

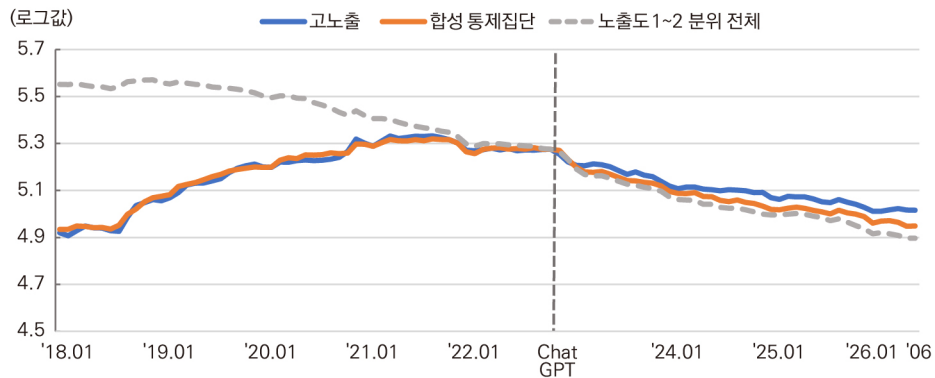
노출 직업인 경우 음의 값으로 나타났지만 어느 경우도 통계적으로 유의한 결과는 아니었다.²²⁾

[표 III-3] 20대 고노출 직업 고용에 대한 영향, 합성 이중차분법 분석결과

합성 통제집단 구성	생성형 AI 영향계수 (표준오차)	t 값	p 값
노출도 1~2분위	0.0372 (0.0294)	1.265	0.206
비노출 직업	-0.0297 (0.0271)	-1.097	0.273

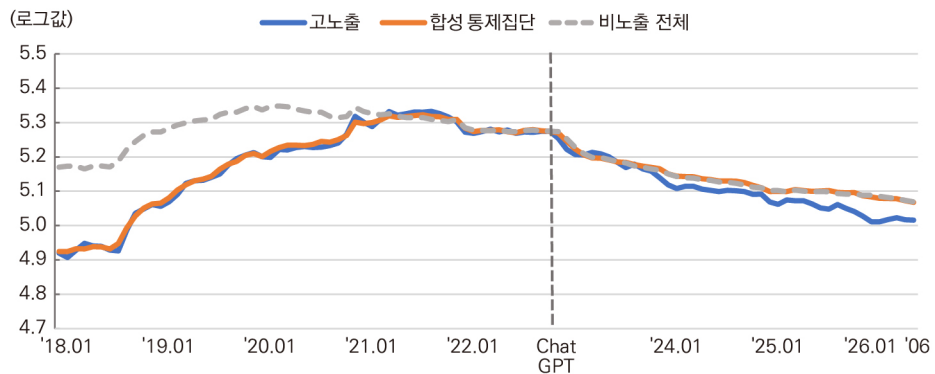
주: () 안의 숫자는 부트스트랩 표준오차

[그림 III-30] 20대 고용, 고노출 직업 vs 노출도 1~2분위 합성 통제집단



자료: 고용노동부 「고용행정통계」를 이용하여 국회예산정책처 작성

[그림 III-31] 20대 고용, 고노출 직업 vs 비노출 직업 합성 통제집단



자료: 고용노동부 「고용행정통계」를 이용하여 국회예산정책처 작성

22) 합성이중차분법 분석의 강건성 확인을 위해 추가로 고노출 직업의 범위를 축소 또는 확대하여 상대적 저노출 또는 비노출 직업과 비교한 영향 분석도 수행했으나 결과는 질적으로 달라지지 않았다. 이는 고노출 직업 범위를 노출도 최상위 3개 직업(네트워크 시스템 개발자 및 정보보안 전문가 + 데이터 전문가 + 정보 시스템 및 웹 운영자, 문화·예술 기획자 및 매니저, 소프트웨어 개발자)으로 한정해도 마찬가지였다.

(2) 채용에 대한 영향

생성형 AI가 20대 청년의 고노출 직업 채용에 미친 영향은 비교 대상 직업 군에 따라 방향성이 다르게 나타나 분명하지 않았다. 노출도를 기준으로 48개 직업을 비교하면 노출도가 높은 직업 채용에 대한 생성형 AI의 영향은 유의한 양의 값으로 추정되는 반면, 고노출 직업과 비노출 직업을 비교하면 유의하지 않은 음의 값으로 추정된다.

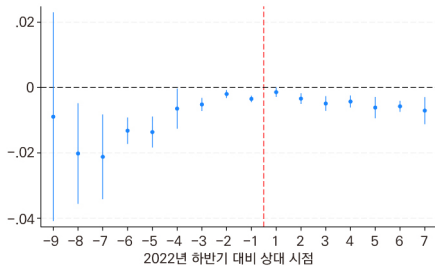
[이벤트 스터디 결과]

직업-산업별 채용 규모는 월별 변동성이 매우 높아 반기별 집계 자료를 분석에 사용했다.

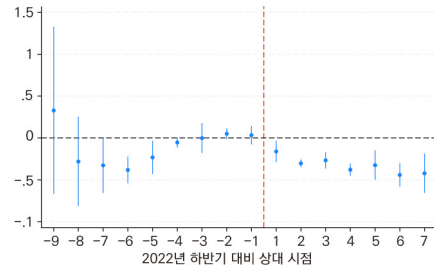
산업경기의 영향을 고려하지 않은 이벤트 스터디에서는 고노출 직업 채용이 저노출과 비노출 직업 모두와 비교하여 2022년 하반기 이후 유의하게 감소했음을 확인할 수 있다. 그러나 산업경기의 영향을 통제하면 저노출 직업 대비 고노출 직업의 채용 감소는 2025년 하반기에만 통계적으로 유의하다. 반면 비노출 직업 대비 고노출 직업의 채용 감소는 2023년 상반기를 제외하면 여전히 유의하게 나타난다.

청년 고용과 마찬가지로 채용에 있어서도 고노출 직업과 비교 대상 직업 간에는 평행추세 가정이 충족되지 않았다. 산업경기의 영향을 고려한 분석 결과를 중심으로 살펴보면, 노출도에 따른 영향을 비교한 이벤트 스터디 계수는 2018년 상반기부터 2020년 상반기까지 유의한 음의 값으로 나타난다. 이는 2020년 상반기까지 고노출 직업의 채용이 저노출 직업 대비 가파르게 증가한 뒤 이후 상대적 크기에 큰 변동이 없었음을 말해준다. 고노출과 비노출 직업을 비교한 이벤트 스터디 계수는 2018년 하반기부터 2020년 하반기까지 통계적으로 유의하지는 않지만 -0.2 내외의 값으로 추정된다. 이는 2022년 이후의 계수 값과 비슷한 수준으로, 비노출 직업 대비 고노출 직업의 청년 채용이 2021~22년 중 이례적으로 활발했다가 2022년 이후에는 2021년 이전 수준으로 되돌아갔음을 시사한다. 그렇다면 2022년 이후의 상대적 감소가 생성형 AI의 영향이 아니라 직전 2개년 동안 과열되었던 채용 시장이 조정 국면에 접어든 것이라는 해석도 가능하다.

[그림 III-32] 20대 채용, 노출도에 따른 비교

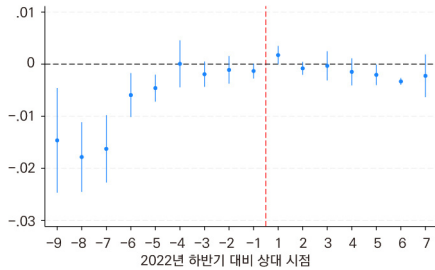


[그림 III-33] 20대 채용, 고노출 대 비노출
직업 간 비교

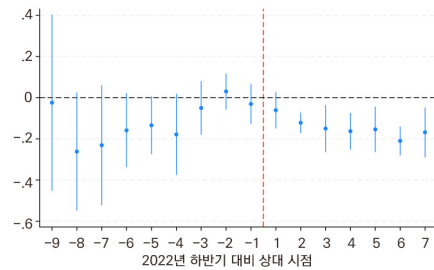


주: 점은 시기별 이벤트스터디 계수, 실선은 추정 계수에 대한 95% 신뢰구간을 의미
자료: 고용노동부 「고용행정통계」를 이용하여 국회예산정책처 작성자료:

[그림 III-34] 20대 채용, 노출도에 따른 비
교: 산업 경기의 영향 고려



[그림 III-35] 20대 채용, 고노출 대 비노출
직업 간 비교: 산업 경기의 영향 고려



주: 점은 시기별 이벤트스터디 계수, 실선은 추정 계수에 대한 95% 신뢰구간을 의미
자료: 고용노동부 「고용행정통계」를 이용하여 국회예산정책처 작성자료:

[합성 이중차분법 추정 결과]

합성 이중차분법으로 추정한 고노출 직업 청년 채용에 대한 영향은, 고노출 직업과 사전 추세가 유사한 중저노출 및 저노출 직업이 비교 대상인 경우 유의한 양의 값으로, 비노출 직업이 비교 대상인 경우 유의하지 않은 음의 값으로 나타났다. 이 중 첫째 결과는 생성형 AI에 노출된 직업 내에서는 고노출 직업의 청년 채용이 (경기 여건을 감안할 때) 다른 직업 대비 양호했음을 시사한다. 이는 노동생산성 증가로 인해 기업들의 신입 직원에 대한 선호도가 오히려 증가하여 나타난 결과일 수 있다. 그러나 [그림 III-36]에서 보듯 고노출 집단과 합성 통제집단의 사전 추세가 정확히 일치하지는 않고, 비교 대상을 비노출 직업으로 바꾸면 계수의 부호가 달라지는 점을 고려할 때 이를 강건한 분석 결과로 해석하기는 어렵다.

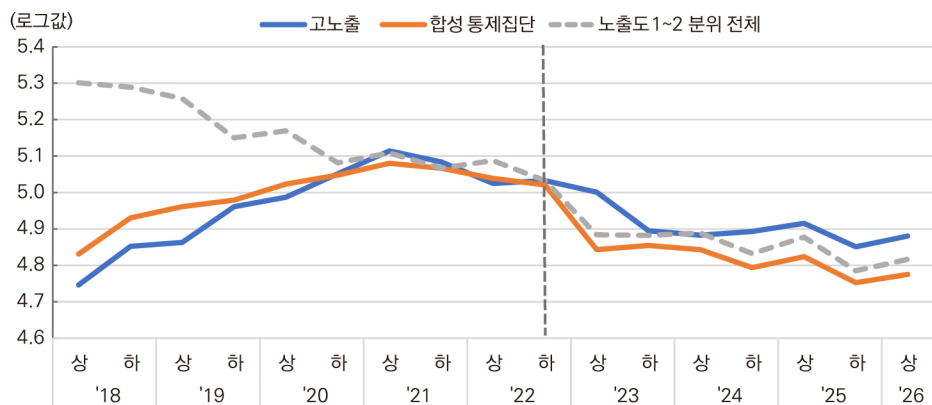
[표 III-4] 고노출 직업 20대 채용에 대한 영향, 합성 이중차분법 분석결과

합성 통제집단 구성	생성형 AI 영향계수 (표준오차)	t 값	p 값
노출도 1~2분위	0.0903** (0.0358)	2.521	0.012
비노출 직업	-0.0212 (0.0342)	-0.620	0.535

주: 1) () 안의 숫자는 부트스트랩 표준오차

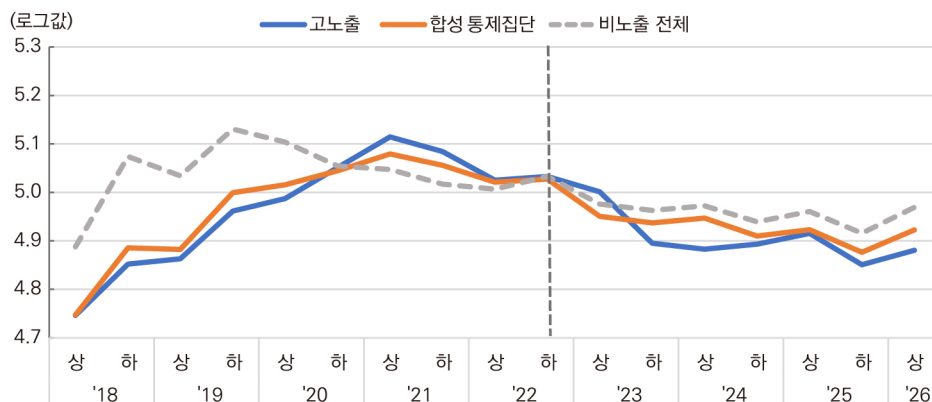
2) *은 통계적 유의수준을 의미(**p<0.01, **p<0.05, *p<0.1)

[그림 III-36] 20대 채용, 고노출 직업 vs 노출도 1~2분위 합성 통제집단



자료: 고용노동부 「고용행정통계」를 이용하여 국회예산정책처 작성

[그림 III-37] 20대 채용, 고노출 직업 vs 비노출 직업 합성 통제집단



자료: 고용노동부 「고용행정통계」를 이용하여 국회예산정책처 작성

라. 소결

분석 결과 생성형 AI가 고노출 직업 고용에 영향을 미쳤다는 뚜렷한 증거는 발견할 수 없었다. 이는 핵심연령대(20~59)와 청년(20대)을 대상으로 한 분석에서 공통으로 나타나는 결과이며, 고노출 직업을 노출도 하위 2개 분위(중저노출 및 저노출)와 비교해도, 또는 비노출 직업과 비교해도 마찬가지였다.

고노출 직업의 20대 청년 채용에 대한 생성형 AI의 영향은 비교 대상이 노출도 1~2분위인 경우에는 유의한 양(+)의 값으로 나타나, 같은 화이트칼라 직군 내에서는 고노출 직업의 노동생산성 증가가 기업의 신입 직원에 대한 수요를 오히려 촉진할 수 있음을 시사한다. 그러나 비교 대상이 비노출 직업인 경우 고노출 채용에 대한 영향계수는 유의하지 않지만 음(-)의 부호로 바뀌어, 강진한 결과로 보기는 어렵다.

3. 임금에 대한 영향

가. 기술변화와 임금 변화의 경제학적 메커니즘

기술변화는 노동수요를 변화시키는 주요 요인으로, 노동시장의 임금구조에 중요한 영향을 미치는 것으로 이해되어 왔다. 대표적인 이론인 Skill-Biased Technological Change(SBTC)는 정보통신기술(ICT)의 발전이 고숙련 노동자의 생산성을 상대적으로 크게 향상시켜 고숙련 노동에 대한 상대적 수요를 증가시키고, 이에 따라 숙련 프리미엄(skill premium)이 확대된다고 설명한다(Acemoglu, 2002; Autor, Katz and Krueger, 1998). 즉, 기술발전은 고숙련 노동자의 상대임금을 상승시키고 저숙련 노동자의 상대임금을 하락시키면서 임금 격차를 확대하는 것으로 예측된다.

이후 Autor, Levy and Murnane(2003)와 Autor and Dorn(2013)은 기술이 숙련 수준보다 수행하는 업무(task)의 특성에 따라 노동수요에 차별적인 영향을 미친다는 Routine-Biased Technological Change(RBTC) 모형을 제시했다. 이 모형에서는 컴퓨터와 자동화 기술이 반복적이고 규칙기반의 업무(routine task)를 대체하는 반면, 비정형 인지업무(non-routine cognitive task)와 대인서비스 업무(non-routine service task)는 상대적으로 대체되기 어렵다고 설명한다. 이

리한 기술변화는 중간숙련 직종의 노동수요를 감소시키고 고숙련 전문직과 저숙련 서비스직의 노동수요를 확대시키면서, 고용의 분극화(job polarization)와 함께 임금의 분극화(wage polarization)를 초래하는 것으로 설명된다.

SBTC와 RBTC는 모두 기술변화가 노동의 한계생산성을 변화시키고 이를 통해 노동수요를 변화시킨다는 공통된 메커니즘을 제시한다. 부분균형적 관점에서는 노동수요가 증가한 노동의 임금은 상승하고, 노동수요가 감소한 노동의 임금은 하락하는 것으로 예상된다. 즉, 기술변화는 노동수요를 매개로 임금을 변화시키는 주요 요인으로 이해된다.

그러나 실증분석 결과는 이론이 예측한 임금 변화와 반드시 일치하지는 않았다. SBTC는 1980년대 이후 미국에서 대학졸업자의 상대임금이 지속적으로 상승한 현상을 성공적으로 설명했다(Acemoglu, 2002). 반면 일부 시기에는 노동자의 실질임금이 정체하거나 하락하는 현상이 나타났으며, 이는 경기변동, 노동공급 증가, 노조의 약화, 세계화 등 기술 외의 요인이 함께 작용한 결과로 해석된다(Card and DiNardo, 2002). 즉, SBTC는 상대적인 임금격차의 확대를 설명하는 데에는 강점을 가지지만, 개별 노동자의 절대임금 수준은 기술변화만으로 충분히 설명하기 어렵다는 한계가 있다.

유사한 현상은 RBTC에서도 나타난다. Autor and Dorn(2013)은 자동화로 반복업무를 수행하는 직종의 노동수요가 감소했음을 확인했지만, 임금은 노동수요 감소만큼 일관되게 하락하지는 않았다. 일부 직종에서는 노동수요가 감소했음에도 임금은 완만하게 하락하거나 거의 변하지 않는 것으로 나타났다. 이는 기술변화가 노동시장에 미치는 영향을 이해하기 위해서는 노동수요 변화뿐 아니라 노동공급과 노동시장 조정을 함께 고려할 필요가 있음을 시사한다.

부분균형에서는 노동공급이 고정되어 있다고 가정하므로 노동수요 변화가 임금 변화로 직접 이어지지만, 실제 노동시장에서는 기술충격 이후 노동공급과 산업구조가 함께 조정되는 일반균형 효과가 발생한다. 자동화로 특정 업무의 노동수요가 감소하더라도 근로자들이 다른 직무나 산업으로 이동하면서 노동공급이 재배분될 수 있으며, 이 과정에서 임금 하락이 일부 완화될 수 있다. 또한 자동화 과정에서 생산성이 낮은 근로자가 먼저 노동시장을 이탈하면 잔존 근로자의 평균 생산성이 높아지는 구성효과(composition effect)가 발생하여 평균 임금 상승이 관측될 수 있다. 이와 함께 장기계약, 최저임금, 노동조합, 기업의

임금체계 등 임금경직성도 노동수요 변화가 임금에 즉각 반영되지 않는 요인으로 작용한다.

결국 기술변화는 노동수요에 직접적인 영향을 미치지만, 실제 임금은 노동수요와 노동공급의 상호작용, 노동의 재배치, 임금경직성 등 다양한 일반균형적 조정 과정을 거쳐 결정된다. 따라서 기술변화에 따른 임금 변화는 이론적 예측만으로 판단하기보다 실증분석을 통해 확인할 필요가 있다.

이러한 점은 생성형 AI가 임금에 미치는 영향을 분석하는 데에도 중요한 시사점을 제공한다. 생성형 AI는 기존 자동화 기술과 달리 반복 업무 뿐만 아니라 일부 비정형 인지 업무까지 수행할 수 있어 다양한 직무의 생산성과 노동수요를 변화시킬 것으로 예상된다. 그러나 과거 기술변화 사례에서 확인된 것처럼 노동수요의 변화가 반드시 임금의 동일한 방향의 변화로 이어지는 것은 아니다. 생성형 AI에 따른 임금 변화 역시 노동 공급의 조정, 직무 재배치, 임금경직성 등 다양한 요인의 영향을 받을 가능성이 있으므로, 실제 노동시장에서 임금이 어떠한 방향과 규모로 변화하는지는 실증분석을 통해 확인할 필요가 있다.

나. 생성형 AI 노출도가 임금에 미치는 효과

생성형 AI 노출도가 임금에 미치는 영향을 분석하기 위해 국가데이터처에서 제공하는 지역별고용조사 마이크로데이터와 제Ⅱ장에서 구축한 직업별 생성형 AI 노출도를 활용했다.

지역별고용조사 마이크로데이터는 개인 단위의 원자료로, 경제활동상태와 취업 특성 등 노동시장 관련 정보를 포함하고 있다. 본 연구에서는 전국 소분류 자료를 활용했다. 전국 소분류 자료는 개인의 시·군·구 거주 정보는 제공하지 않지만, 직업과 산업을 소분류 수준까지 제공하므로 직업별 생성형 AI 노출도와 연계하여 분석하기에 적합하다. 다만, 지역별고용조사의 소분류 직업 정보는 한국표준직업분류(KSCO) 체계를 따르고 있어 한국고용직업분류(KECO)를 기준으로 산출한 본 연구의 노출도와 연계를 위해 세분류 직업 수준의 노출도 원자료를 KSCO 소분류 직업에 매핑하여 소분류 직업별 노출도를 재산출하는 과정을 거쳤다. 그 결과 본 절의 노출도 4분위별 세분류 직업 구성은 제2절에

사용한 4분위별 구성과 약간의 차이가 있으나, 분석에 질적인 영향을 미칠 정도의 차이는 아니다.

분석은 생성형 AI 노출과 임금 간의 관계를 다각적으로 검증하기 위해 크게 두 가지 방식으로 수행했다. 첫 번째 분석에서는 생성형 AI 노출도가 구축된 48개 직업을 대상으로 했다. 이들 직업은 생성형 AI 노출도가 4~65의 연속적인 값으로 측정되어 있으므로, 직업별 생성형 AI 노출 수준의 차이가 임금에 미치는 영향을 연속적으로 분석할 수 있다. 즉, 생성형 AI 노출도가 높아질수록 임금수준이 어떠한 방향으로 규모로 변화하는지를 파악하는 데 적합하다. 다만, 첫 번째 분석은 생성형 AI 노출지수가 산출된 직업만을 대상으로 하므로, 생성형 AI의 영향을 거의 받지 않는 직업까지 포함한 노출 여부 자체의 효과를 직접적으로 분석하는 데에는 한계가 있다. 이에 두 번째 분석에서는 생성형 AI 노출도가 가장 높은 생성형 AI 고노출 직업군과, 생성형 AI 노출이 낮을 것으로 판단되어 노출도를 산출하지 않은 생성형 AI 비노출 직업군을 비교했다. 이를 통해 생성형 AI 노출 수준의 연속적인 차이에 따른 효과뿐만 아니라, 생성형 AI에 대한 높은 노출 여부가 임금에 미치는 영향을 추가적으로 분석했다. 이와 같이 두 가지 분석을 병행함으로써 생성형 AI 노출과 임금 간의 관계를 서로 다른 비교 기준에서 확인하고 분석 결과의 강건성을 검증하고자 했다.

(1) 생성형 AI 노출도 차이에 따른 임금 변화 비교

생성형 AI 노출도가 측정된 직업들을 대상으로 생성형 AI 노출도에 따른 임금 차이를 분석하기 위해서 2018년 상반기부터 2025년 하반기까지의 지역별 고용조사 마이크로데이터를 이용했다. 분석 기간 중 생성형 AI 노출도가 구축된 직업을 가진 취업자를 선별하여, 해당 취업자의 월평균 임금, 연령, 혼인 상태, 교육 수준, 산업 분류 정보들을 활용했다.

노출도가 임금에 미치는 효과를 측정하기 위해서 제2절에서와 같이 연속처리 이벤트 스터디(continuous treatment event-study)를 이용했다. 연속처리 이벤트 스터디는 처리 여부를 이분형(binary) 변수로 구분하는 기존 이벤트 스터디와 달리, 처리의 강도(intensity)가 연속적인 값을 갖는 경우 시간에 따른 효과를 추정하는 방법이다. 이번 분석에서는 직업별 생성형 AI 노출지수를 연

속처치 변수로 활용하고, 이를 시간 더미와 상호작용시켜 생성형 AI 노출 수준에 따른 월평균 임금의 변화를 추정했다. 구체적으로 기준연도를 중심으로 각 시점에서 생성형 AI 노출도가 1단위 증가할 때 월평균 임금이 얼마나 변화하는지를 추정함으로써, 생성형 AI 노출의 동태적 효과와 정책 시행 이전의 평행추세(parallel trends) 가정을 함께 검증했다. 연속처치 이벤트 스터디에 대한 추정방정식은 다음과 같다.

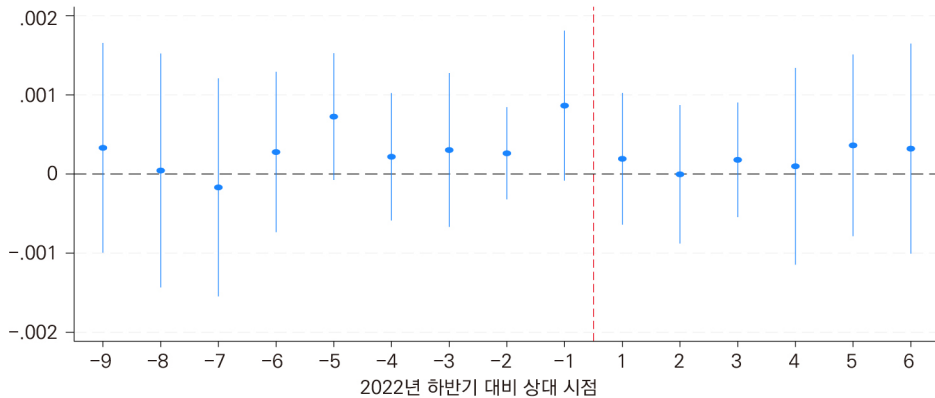
$$\ln(wage)_{i,j,t} = \sum_{k \neq t_0} \beta_k (Exposure_j \times time_t^k) + X'_{i,j,t} \gamma + \delta_t + \alpha_j + \varepsilon_{i,j,t} \quad (1)$$

추정방정식에서 i 는 개인, j 는 직업, t 는 반기별 시점을 나타낸다. $wage_{i,j,t}$ 는 직업 j 를 가진 개인 i 의 t 시점 월평균 임금이다. $Exposure_j$ 는 직업 j 에 NABO 생성형 AI 노출도 지수를 의미한다. $time_t^k$ 기준 시점을 제외한 시간 더미를 의미한다. 이번 분석에서 기준 시점은 ChatGPT가 한국에 출시된 2022년 하반기로 설정하여서, 계수 β_k 는 기준시점 대비 k 시점에서 생성형 AI 노출도가 1단위 증가할 때, 임금에 미치는 한계효과(marginal effect)이다. $X_{i,j,t}$ 는 직업별 통제변수벡터로 개인 특성에 대한 통제변수 벡터로 연령²³⁾, 혼인 상태, 교육 수준, 산업 분류를 통제했다. δ_t , α_j , $\varepsilon_{i,t}$ 는 각각 시간 고정효과, 직업 고정효과 및 오차항을 나타낸다. 표준오차는 직업단위로 군집화(clustered)하여 추정했으며, 분석에는 지역별고용조사 마이크로데이터에서 제공하는 표본가중치를 적용했다.

연속처치 이벤트 스터디 분석 결과, 생성형 AI 도입 이전과 이후의 모든 시점에서 추정된 계수는 0과 통계적으로 유의한 차이를 보이지 않았다. 이는 생성형 AI 도입 이후 생성형 AI 노출지수가 1단위 증가하더라도 월평균 임금에 유의한 변화가 발생했다는 통계적 근거를 확인하지 못했음을 의미한다.

23) 민서의 임금방정식(Mincer wage equation)에 따라 연령과 연령의 제곱항을 통제변수로 포함했다.

[그림 III-38] 연속처치 이벤트 스터디 결과



주: 점은 시기별 AI 노출도에 대한 추정 계수, 실선은 추정 계수에 대한 95% 신뢰구간을 의미
 자료: 국가데이터처 「지역별고용조사」를 이용하여 국회예산정책처 작성

(2) 생성형 AI 고노출 직업군과 비노출 직업군 간 임금 변화 비교

이번 분석에서는 생성형 AI 노출도가 가장 높은 고노출 직업군과 비노출 직업군을 비교하여 생성형 AI가 임금에 미치는 영향을 분석했다.

비노출 직업군의 경우 노출도가 없으므로 연속처치 이벤트 스터디 방식을 적용할 수 없다. 따라서 이번 분석에서는 이진(binary) 변수 이벤트 스터디를 활용했다.

$$\ln(wage)_{i,j,t} = \sum_{k \neq t_0} \beta_k (HighExposure_j \times time_t^k) + X'_{i,j,t} \gamma + \delta_t + \alpha_j + \varepsilon_{i,j,t} \quad (2)$$

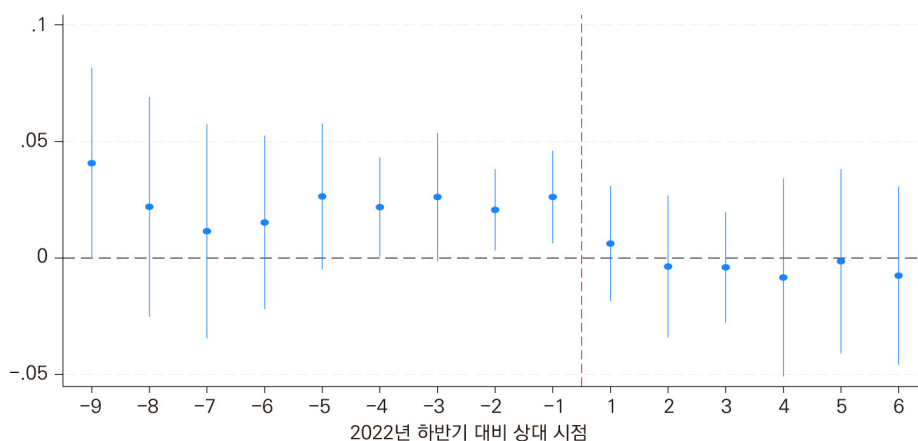
추정방정식 (2)는 추정방정식 (1)의 변수 $Exposure_j$ 가 $HighExposure_j$ 로 대체한 것을 제외하며 나머지 구성은 동일하다. 변수 $Exposure_j$ 는 각 직업 j 가 가지고 있는 NABO 생성형 AI 노출지수를 나타내는 연속변수로 4에서 65 사이 값을 가진다. 반면 $HighExposure_j$ 는 직업 j 가 생성형 AI 고노출 직업군이면 1, 비노출 직업군이면 0인 수를 갖는 이진 변수이다.

분석 결과 ChatGPT가 우리나라에 도입되기 이전(2018년 상반기~2022년 상반기)에는 추정 계수가 0보다 큰 값을 보였으며, 2020년 상반기부터 2022년 상반기까지는 추정계수가 유의하게 나타났다.²⁴⁾ 이는 ChatGPT가 출시되기 이전부터 생성형 AI 고노출 직업군과 비노출 직업군 간에 임금 변화가 나타났음

을 의미한다. 더욱이 ChatGPT가 출시된 이후(2023년 상반기~2025년 하반기)에는 추정 계수가 0보다 낮아졌으나, 통계적으로는 90% 신뢰구간에서도 유의하지 않은 결과가 나왔다.

이러한 분석 결과는 ChatGPT 도입 이전 시기에 생성형 AI 고노출 직업군과 비노출 직업군 간 평행추세 가정(parallel trends assumption)이 충족되지 않았음을 시사한다. 따라서 이진변수 이벤트 스터디 모형만으로는 ChatGPT 도입이 임금에 미친 효과를 인과적으로 식별하는 데 한계가 있다. 따라서 제2절에 서와 같이 합성 이중차분법을 활용하여 분석을 보완할 필요가 있다.

[그림 III-39] 이진변수 이벤트 스터디 결과



주: 점은 시기별 AI 노출도에 대한 추정 계수, 실선은 추정 계수에 대한 95% 신뢰구간을 의미
자료: 국가데이터처 「지역별고용조사」를 이용하여 국회예산정책처 작성

합성 이중차분법은 일반적으로 동일한 단위를 반복적으로 관측한 패널자료를 전제로 한다. 그러나 앞선 분석에서 활용한 지역별고용조사 마이크로데이터는 반복횡단면(repeated cross-section) 자료이므로 동일한 개인을 시계열적으로 추적할 수 없다. 따라서 개인 수준에서는 두 방법론을 직접 적용하기 어렵다. 이에 이번 분석에서는 분석단위를 개인에서 직업으로 전환하여 직업별 패널자료를 구축했다. 구체적으로 지역별고용조사 마이크로데이터에서 제공하는 표본가중치를 적용하여 직업별 평균값을 산출했으며, 구축된 직업별 패널자료

24) 2020년 상반기와 2021년 상반기는 90% 신뢰구간에서 유의한 것으로 나타났으며, 2020년 하반기, 2021년 하반기, 2022년 상반기는 95% 신뢰구간에서 유의한 것으로 나타났다.

에는 로그 변환한 월평균 임금, 평균연령, 여성 노동자 비율, 제조업 종사자 비율, 대졸 이상 학력 노동자 비율, 그리고 직업별 생성형 AI 노출도를 포함했다.

생성형 AI 노출도가 임금에 미치는 효과에 대한 합성 이중차분법 추정량의 방정식은 다음과 같다.

$$\hat{\tau}_{SDID} = \arg \min_{\tau, \pi} \sum_{i,t} \hat{\omega}_i \hat{\lambda}_t (Y_{i,t} - \tau(Treat_i \times Post_t) - X'_{i,t} \pi)^2 \quad (3)$$

식 (3)에서 종속변수는 로그로 환산된 직업별 월평균 임금이다. $Treat_i$ 는 생성형 AI 고노출 직업인 경우 1, 그렇지 않은 경우 0인 더미변수이다. $Post_t$ 는 생성형 AI 확산 이후 기간인 경우 1, 이전 기간인 경우 0인 더미 변수이다. ChatGPT가 2022년 11월 출시되었기 때문에 2023년 상반기부터 $Post_t$ 는 1이 되며, 그 이전 2022년 하반기까지는 0이 된다. $X_{i,t}$ 는 직업별 통제변수 벡터로 평균연령, 여성 노동자 비율, 기혼자 노동자 비율, 제조업 종사자 비율 및 대졸 이상 학력 노동자 비율을 포함한다. $\hat{\lambda}_t$ 와 $\hat{\omega}_i$ 는 각각 합성 대조군 구축을 위한 개체 가중치 및 시간 가중치다. 그리고 AI 노출도가 임금에 미치는 효과를 알기 위한 핵심 계수 $\hat{\tau}_{SDID}$ 는 생성형 AI 확산의 평균처리효과(ATT)로 해석할 수 있다.²⁵⁾

합성 이중차분법 분석에서 합성통제집단을 구성하는 직업별 가중치를 살펴본 결과, 특정 직업군에 가중치가 집중되기보다는 여러 생성형 AI 비노출 직업군이 합성통제집단 구성에 활용된 것으로 나타났다. 가중치가 높은 직업은 기타 기능 관련 종사자(0.021), 문화·예술 관련 관리자(0.018), 기타 서비스 관련 단순 종사자(0.017), 통신 및 방송 송출 장비 기사(0.016), 청소 관련 종사자 및 시민사회 활동가(각 0.015) 등이었다. 이 밖에도 발전 및 배전 장치 조작원, 계기·자판기 및 주차 관리 종사자, 철도·전동차 기관사 및 관련 종사자, 냉난방 관련 설비 조작원 등이 합성통제집단 구성에 상대적으로 높은 가중치로 활용되었다. 특히 가중치가 가장 높은 직업의 비중도 2.1% 수준에 그쳐 특정 직업군이 합성통제집단을 지배하기보다는 다수의 직업군이 분산되어 활용된 것으로 볼 수 있다.

25) 자세한 정보는 Arkhangelsky et al.(2021)을 통해 확인할 수 있다.

[표 III-5] 합성 통제집단 직업별 가중치 상위 10개 직업

순번	직업	가중치	순번	직업	가중치
1	기타 기능 관련 종사자	0.021	6	시민사회 활동가	0.015
2	문화·예술 관련 관리자	0.018	7	발전 및 배전 장치 조직원	0.014
3	기타 서비스 관련 단순 종사자	0.017	8	계기자판기 및 주차 관리 종사자	0.014
4	통신 및 방송 송출 장비 기사	0.016	9	철도전동차 기관사 및 관련 종사자	0.013
5	청소 관련 종사자	0.015	10	냉난방 관련 설비 조직원	0.013

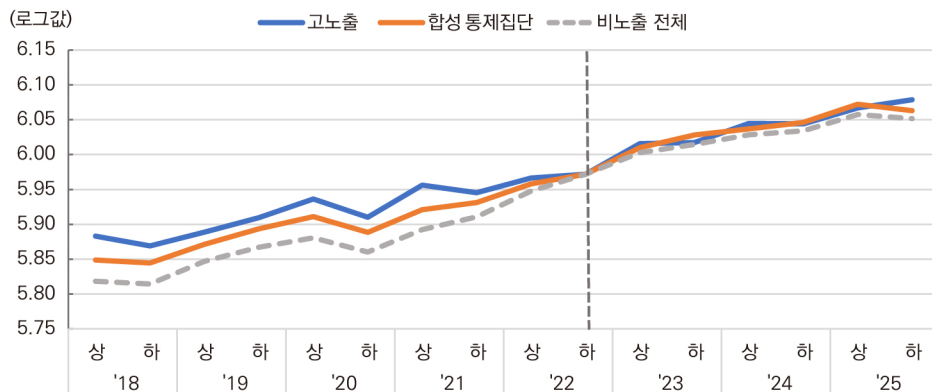
합성 이중차분법 추정 결과, 고노출 직업 임금에 대한 생성형 AI의 영향계수는 0.0018으로 작게 나타났고 통계적으로 유의하지 않았다. 이는 비노출 직업 대비 고노출 직업의 상대적 임금에 생성형 AI가 뚜렷한 영향을 미쳤다고 보기 어려움을 의미한다.

[표 III-6] 고노출 직업 임금에 대한 영향, 합성 이중차분법 분석결과

합성 통제집단 구성	생성형 AI 영향계수 (표준오차)	t 값	p 값
비노출 직업	0.00178 (0.01317)	0.14	0.893

주: () 안의 숫자는 부트스트랩 표준오차

[그림 III-40] 월평균 임금, 고노출 vs 비노출 직업 합성 통제집단



자료: 국가데이터처 「지역별고용조사」를 이용하여 국회예산정책처 작성

(3) 소결

분석 결과 생성형 AI가 고노출 직업의 임금수준에 통계적으로 유의한 영향을 미쳤다는 증거는 확인되지 않았다. 이러한 결과는 국회예산정책처가 생성형 AI 노출도를 구축한 화이트칼라 직종 내에서 노출도에 따른 영향을 비교한 분석 뿐 아니라 고노출 직업군과 비노출 직업군을 비교한 이진 분석에서도 일관되게 나타났다. 즉, 두 가지 분석 모두에서 생성형 AI 노출은 임금에 통계적으로 식별될 만한 변화를 초래하지 않는 것으로 나타났다.

4. 결과에 대한 해석

분석 결과 생성형 AI가 고용과 임금에 미친 일관된 영향은 발견되지 않았다. 채용의 경우 고노출 직업의 비교 대상이 노출도 1~2분위 직업들인 경우 유의한 양(+)의 영향이 나타나기도 했으나 비노출 직업과의 비교 결과는 이와 달라 해석에 신중할 필요가 있다. 이는 ChatGPT 출시로부터 약 3년 반이 경과한 현 시점까지는 생성형 AI가 노동 수요나 공급에 뚜렷한 영향을 미치지 않았음을 시사하는 결과다. 이러한 결과는 크게 세 가지 방향(상호 배타적이지 않은)으로 해석할 수 있다. 첫째, 직업 수준에 미치는 생성형 AI의 실제 영향이 미미할 가능성. 둘째, 영향이 거시 지표로 나타나기에는 아직 시기상조일 가능성. 셋째, 본 분석에 내재된 방법론적 한계로 인해 효과가 포착되지 않았을 가능성. 이하에서 각각의 가능성을 자세히 검토하도록 한다.

가. AI의 실제 영향이 미미할 가능성

최근 일련의 해외 연구는 생성형 AI가 고노출 직업 청년 고용에 미친 영향이 불분명하다는 결론을 제시하고 있다. Lambert and Schindler(2026) 및 Emanuel et al.(2026)에 따르면, ChatGPT 출시 이후 미국 내 고노출 직업 청년 고용에 부정적인 영향을 미친 주된 요인은 생성형 AI가 아니라 '원격근무(Remote Work)'의 확산이었다. 원격근무 활성화로 인해 신입 직원의 OJT(직무 현장 훈련)와 조직 적응이 어려워지면서 기업들이 청년층 채용을 기피하게 되었다는 해석이다. Iscenko and Millet(2026)은 고노출 직업의 청년 채용 감소가 ChatGPT 출시에 6개월 이상 선행했음을 보이며 미국 연방준비제도의 긴축적

통화정책을 그 원인으로 지목했다. 이러한 연구 결과는 Brynjolfsson et al.(2025b) 등의 기존 연구에서 발견한 생성형 AI의 영향이 대부분 착시 효과이며 실제 영향은 미미할 수 있음을 시사한다. 그렇다면 생성형 AI가 노동 생산성을 평균 20%의 큰 폭으로 증가시키면서도 불구하고 노동수요에는 별다른 영향을 미치지 않는 결과를 어떻게 설명할 수 있을까?

제 I 장 제2절의 논의에서 살펴보았듯이, 생성형 AI로 인한 노동생산성 증가는 노동 산출물에 대한 수요의 가격 탄력성에 따라 노동수요에 상이한 영향을 미칠 수 있다. 고용주 입장에서 말하자면, 같은 월급을 주고 고용하는 직원의 업무 처리량이 증가하면 사실상 고용주가 구매하는 업무 1건당 단가가 하락하는 것과 같다(쉽게 말해 직원의 '가성비'가 향상된다). 해당 업무에 대한 고용주의 수요가 충분히 탄력적이라면, 그는 같은 직무에 전보다 더 많은 직원을 고용하려 할 수도 있을 것이다. 생성형 AI 고노출 직업의 경우도 노동 산출물에 대한 수요의 탄력성이 1에 가까운 것일 수 있다. 이와 더불어 AI에 의한 보완/증강 효과도 노동수요 유지에 기여했을 수 있다.

단, 이러한 설명은 장래에 노동 산출물에 대한 수요 구조나 인간-AI 협업 양태가 변함에 따라 노동수요에 대한 영향이 어느 방향으로든 나타날 가능성을 배제하지는 않는다.

나. 영향이 나타나기에는 시기상조일 가능성

업무 현장에 생성형 AI가 도입된 기간이 얼마 되지 않은 탓에 그 영향이 데이터로 드러날 시간이 부족했을 가능성도 있다.

제 2장의 설문조사 결과에 따르면, 응답자의 과반수가 생성형 AI를 업무에 본격적으로 활용하기 시작한 기간을 '최근 1년 사이'라고 답했다. 신기술이 도입되어 프로세스를 혁신하고, 이것이 인력 구조조정이나 채용 동결, 임금 체계 개편 등 고용 계약의 변화로 이어지려면 통상 수년의 시차가 필요하다. 현재는 기술을 탐색하고 적응하는 초기 단계여서 고용·임금 변화가 데이터에 뚜렷하게 각인되기에는 물리적인 시간이 부족했을 수 있다.

한편, 현재의 생성형 AI는 거대언어모델(LLM)의 고질적인 한계인 환각 현상 등으로 인해, 산출물에 대한 인간의 최종 검토와 보완이 필수적이다. 즉, 완

전히 독자적인 업무 수행이 곤란하여 인간 노동자를 완전 대체하기 어렵다. 그러나 향후 스스로 판단하고 연속적인 과업을 수행하는 'AI 에이전트(AI Agent)' 활용이 일반화되고 신뢰성이 확보된다면 업무 프로세스의 무인화가 가능해지므로, 향후의 노동시장 사정은 지금과 크게 달라질 수 있다.

다. 분석 방법의 한계

본 연구는 데이터와 모형이 가진 내재적 한계로 인해 실제 존재하는 미세한 변화나 부문별로 이질적인 영향을 포착하지 못했을 수 있다.

첫째, 본 연구는 소분류 직업(또는 그 집합)에 대한 생성형 AI의 영향을 분석했으나 실제 영향은 세분류 또는 세세분류 수준에서 나타날 수도 있다. 즉 상위 직업 분류 수준에서는 영향이 희석되어 식별되지 못했을 수 있다.

둘째, 동일한 직업에 속해 있더라도 노동자가 속한 산업 부문, 기업의 규모, 담당 업무의 세부 성격에 따라 생성형 AI의 영향력은 상당한 편차를 보일 수 있다. 가령 해고에 대한 제한이 없는 5인 미만 사업체 종사자들의 고용에 대한 영향은 5인 이상 사업체에 대한 영향과 질적으로 다를 수도 있다. 본 연구에서는 연령 집단 이외의 다차원적인 이질적 영향을 미시적으로 식별해내지 못하여, 특정 부문에 집중된 충격을 놓쳤을 가능성이 있다.

셋째, 최종 산출물 수요(Product Demand) 변화를 분석에 고려하지는 못했다. 생성형 AI는 노동 생산성뿐만 아니라 시장의 수요 구조 자체를 바꿀 수 있다. 예를 들어, 개별 변호사의 업무 효율성 변화를 넘어 법률 서비스 수요자가 변호사를 찾는 대신 AI에게 1차 자문을 구하게 되면서 발생하는 시장 전체의 수요 위축 효과 등은 분석 범위에 포함되지 않았다.

마지막으로, 고용 영향에 대한 분석은 주로 제도권 내의 임금근로자를 중심으로 진행되었다. 그러나 고용보험 가입 대상이 아닌 초단시간 근로자, 특수형태근로종사자(플랫폼 노동자 등), 영세 자영업자 등에 대한 영향은 살펴보지 못했다. 만약 고용보험 제도 바깥에 위치한 노동자들이 생성형 AI의 충격에 특별히 더 취약하다면 본 장의 분석 결과는 지나치게 보수적일 수 있다.

라. 소결

비록 생성형 AI의 노동시장 영향이 아직 통계적으로 식별되지는 않은 것으로 분석되었지만, 이와 별개로 노동시장에서 체감하는 청년들의 고용 위기감은 높다. 데이터 상으로도 생성형 AI 노출도가 높은 직업군의 청년 채용은 2022년 이후 비노출 직업군에 비해 눈에 띄게 감소한 것이 사실이다.

이는 엄밀히 분석하면 팬데믹 특수 종료 이후 찾아온 정보통신업(IT) 등 고노출 직업이 밀집된 산업들의 경기 둔화 등이 반영된 현상이다. 다만 이로 인한 채용 감소 시기가 생성형 AI의 폭발적 확산 시기와 겹치면서 'AI발 청년실업'이라는 담론에 강력한 힘이 실리게 된 것으로 보인다.

결론적으로 본 연구의 분석 결과는 AI에 의한 일자리 대체가 아직 현실로 나타났다고 볼 근거가 부족함을 시사한다. 그러나 이는 결코 청년층이 겪는 구직난이 심각하지 않다는 의미로 읽혀서는 안 되며, AI의 고용 충격이 프리랜서 등 특정 취약 부문에 집중되어 나타났을 가능성을 배제하는 결과도 아니다. 무엇보다 현 시점은 업무 현장에 AI가 도입되는 초창기에 해당하여 노동시장에 대한 미래 영향은 어느 방향으로도 장담하기 어렵다. 향후 AI 에이전트의 확산에 따른 영향과 취약 부문 노동시장에 대한 영향을 추적하는 정밀한 후속 연구가 요구된다.

Ⅳ. 결론 및 시사점

1. 분석 결과 요약

본 연구의 분석 결과, 생성형 AI의 확산이 AI 고노출 직업의 고용, 채용 및 임금에 미친 뚜렷한 영향은 발견할 수 없었다. 즉 생성형 AI가 노동수요를 감소시킨 증거는 확인되지 않았다. AI발 고용 충격에 특히 취약할 것으로 여겨지는 20대 청년으로 분석 대상을 한정해도 결과는 마찬가지였다. ChatGPT 출시 이후 생성형 AI에 어느 정도 노출된 화이트칼라 직종의 청년 고용이 생산직·기능직 중심의 비노출 직업과 비교하여 상대적으로 감소한 것은 사실이나, 화이트칼라 직업군 내에서는 AI 노출도가 높을수록 청년 고용이 더 크게 감소하는 관계가 나타나지 않았다. 노출 수준별 고용·채용 동향의 차이는 생성형 AI의 영향이라기보다는 팬데믹 이후 비대면 서비스 수요 둔화 등 산업 경기 요인의 영향으로 판단된다.

그러나 생성형 AI의 노동시장 영향에 대한 증거를 찾지 못했다는 것이 곧 영향이 전혀 없었음을 말해주는 것은 아니며, 앞으로 영향이 없을 것임을 함축하지도 않는다. 제Ⅱ장의 설문조사에서 확인했듯이, 생성형 AI가 업무에 본격적으로 활용되기 시작한 것이 지난 1~2년 사이임을 고려하면 ‘증거 부족’이라는 결론은 어디까지나 잠정적인 것으로 이해해야 한다. 후속 연구는 새로운 기술이 업무 현장에 적용되기까지 발생하는 시차, AI의 가파른 성능 개선 속도, 거시적 자료로 포착되지 않는 미시적 충격 등의 가능성을 염두에 두고 노동시장의 변화를 면밀히 추적·분석할 필요가 있다.

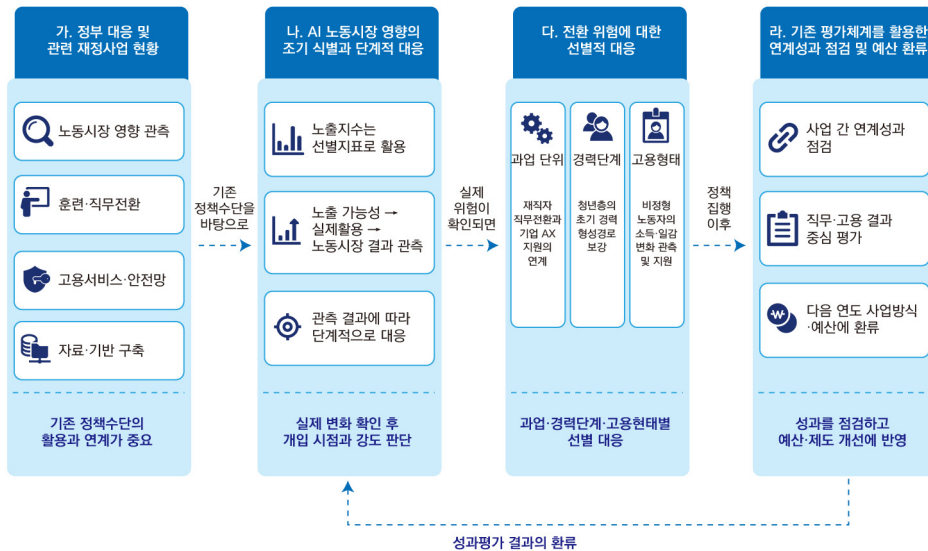
그러나 본 연구의 분석 결과는 현재 청년이 경험하는 취업난의 원인을 AI로 돌리는 진단은 성급할 수 있음을 시사하기도 한다. 팬데믹 이후 지속되고 있는 청년 고용률 하락은 미래 세대의 인적자본 손실 등 심각한 비용을 초래할 수 있는 문제로, 면밀한 원인 분석과 사회적 대응이 요구된다. 증거가 불충분한 데도 AI의 영향에 과도하게 집중하다 보면 자칫 더 중요한 원인(과 실효성 있는 대응)을 간과하게 될 위험이 있다. 기술 변화 외에도 경기 요인과 산업 구조 변동, 채용시장에서의 경력자 선호, 고령 인력의 퇴직 유예로 인한 신규채용 위축 가능성 등 청년 노동시장에 영향을 미칠 수 있는 여러 가지 요인들을 종합적으로 검토할 필요가 있다.

2. 노동시장 정책에 대한 시사점

본 보고서의 분석 결과는 정책 대응을 미루어도 된다는 의미가 아니다. 노동시장 관측체계와 직업훈련 기반은 선제적으로 갖추되, 재정지원의 대상과 강도는 기업과 근로자의 실제 AI 활용 및 고용·채용·소득의 변화를 확인하면서 단계적으로 조정할 필요가 있다. 또한 직업 전체를 일률적인 고위험군으로 분류하기보다 변화가 나타나는 과업, 경력단계 및 고용형태를 구분하여 대응할 필요가 있다.

이러한 인식에 따라 이하에서는 정부대응과 관련 재정사업을 살펴본 뒤, AI 노동시장 영향의 조기 식별, 전환위험에 대한 선별 대응, 사업간 연계성과의 평가·환류 순으로 정책 시사점을 제시한다.

[그림 IV-1] 노동시장 정책 시사점의 분석 구조



자료: 국회예산정책처

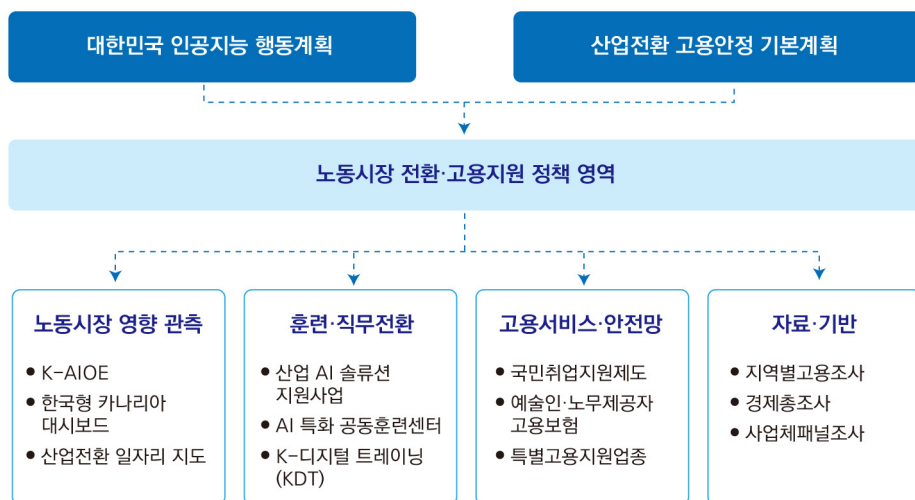
가. 생성형 AI 확산에 대한 정부 대응 및 관련 재정사업 현황

생성형 AI 확산에 대한 정부 대응은 「인공지능 발전과 신뢰 기반 조성 등에 관한 기본법」에 따라 2026년 2월 확정된 「대한민국 인공지능 행동계획」과 「산업전환에 따른 고용안정 지원 등에 관한 법률」에 따라 같은 해 7월 수립된 「제1차 산업전환 고용안정 기본계획」을 중심으로 추진되고 있다. 전자는 AI 인

프라·기술개발·인재양성·산업전환 및 사회적 기반을 포괄하는 범정부 계획이고, 후자는 AI·디지털 전환과 저탄소 전환에 따른 고용변화에 대응하는 분야별 법정 기본계획으로서, AI·디지털 전환에 따른 고용변화에 대응하기 위한 노동시장 영향 관측, 직업훈련과 직무전환, 고용서비스 및 고용·소득안전망 등의 과제를 제시하고 있다.

두 계획에 포함된 AI 노동시장 관련 정책을 기능별로 살펴보면, 정부의 대응은 크게 ① 노동시장 영향 관측, ② 훈련·직무전환, ③ 고용서비스·안전망, ④ 자료·기반구축의 네 영역으로 구분할 수 있다.

[그림 IV-2] 생성형 AI 확산에 대한 정부의 노동시장 전환·고용지원 정책 구조



자료: 국회예산정책처

2026년 정부의 AI 관련 예산은 9.9조원 규모이며²⁶⁾, 이 가운데 과학기술정보통신부의 AI 인프라·기술개발, 산업통상부의 산업 AX, 중소벤처기업부의 중소기업 AI 전환 등을 중심으로 기업의 AI 도입과 활용을 지원하는 사업이 추진되고 있다. 노동시장 측면에서도 AI 훈련, 청년 일경험, AI 기반 고용서비스, 산업전환 일자리 정보체계 및 고용·소득안전망 등 다수 사업이 병행되고 있다.

정부 대응은 노동시장 영향 관측부터 훈련·직무전환, 고용서비스와 안전망

26) 국가인공지능전략위원회, “AI 예산사업 통합 설명자료”, 2026.3.

까지 폭넓게 구성되어 있다. 따라서 향후 과제는 새로운 지원수단을 추가하기 보다, AI 도입·확산에 따른 변화가 실제 노동시장에서 어떻게 나타나는지를 파악하고 그 결과에 따라 이미 마련된 정책수단을 적절한 대상과 시점에 연계하는 데 있다.

나. AI 노동시장 영향의 조기 식별과 단계적 대응

(1) 대규모 고용조사를 활용한 AI 활용정보 조기 식별

정부는 「산업전환 고용안정 기본계획」에 따라 2027년 K-AIOE²⁷⁾를 개발하고, 한국형 카나리아 대시보드²⁸⁾와 산업전환 일자리 지도 등 노동시장 관측체계를 마련할 계획이다. 다만 정부의 관측체계가 구축되기 이전에도 노동시장에 나타나는 변화를 파악할 수 있는 기초정보를 확보할 필요가 있다. 이에 본 보고서에서는 소분류 직업별 근로자의 실제 생성형 AI 이용과 자기 평가 업무처리량을 반영한 ‘생성형 AI 노출지수’를 시범적으로 구축하여 직업별 노출수준을 식별했다. 본 고의 설문조사는 빠른 동향 파악을 위한 시범조사라는 점에서, 향후 보다 다양한 직업과 근로자를 포함하는 광범위한 반복조사가 필요하다. 현재 ‘경제총조사’, ‘기업정보화통계조사’, ‘기업활동조사’, ‘KNOW 재직자조사’ 등을 통해 기업 및 직업 단위의 AI 활용 실태를 파악할 수 있으나, 조사 주기가 길어 빠르게 확산되는 생성형 AI의 노동시장 영향을 적시에 파악하는 데 한계가 있을 수 있다.

이에 연 2회 약 23만 가구를 대상으로 실시하는 「지역별고용조사」에 생성형 AI의 업무상 활용 여부와 활용 정도 등 소수의 핵심 부가문항을 포함하여, 직업·산업·연령·고용형태 및 임금 등 노동시장 정보와 연계해 반기 단위로 변화를 관찰하는 방안을 검토할 수 있다. AI 활용이 빠르게 확산되는 과정에서 「지역별고용조사」는 근로자 단위의 실제 활용을 큰 표본으로 비교적 신속하게 관찰하는 장점이 있다.

27) ‘K-AIOE(Korean AI Occupational Exposure Index)’는 한국의 직업·직무 특성을 반영하여 직업별 인공지능(AI) 노출 수준을 측정하기 위한 ‘한국형 AI 직업노출지수’이다.

28) ‘한국형 카나리아 대시보드’는 AI 노출도가 높은 직업을 중심으로 산업·연령별 고용변화를 상시 모니터링하여 AI 확산에 따른 노동시장 충격을 조기에 감지하는 체계이다.

이에 따라 K-AIOE 등으로 파악한 구조적 노출도와 AI 영향을 함께 활용하면, 노출 가능성이 높고 실제 AI 활용도 빠르게 확대되는 직업·과업을 심층관찰 대상으로 선별할 수 있다. 이는 노출 가능성만을 기준으로 정책대상을 지나치게 넓히지 않으면서, 이후 고용·채용·소득 등 노동시장 결과를 집중적으로 추적하기 위한 기초가 될 수 있다.

(2) AI 노출지수와 노동시장의 연계

생성형 AI의 노동시장 영향은 직업·과업의 구조적 노출 가능성, 기업과 근로자의 실제 AI 활용, 고용·채용·근로시간·보수 등 노동시장 결과를 구분하여 관찰할 필요가 있다. 노출도는 관찰대상을 선정하는 기준으로, 실제 활용정보는 기술이 어느 과업에 어떤 방식으로 적용되고 있는지를 확인하는 자료로 활용할 수 있다. 정책 개입 여부는 이러한 정보와 실제 노동시장 결과를 함께 고려하여 판단하여야 한다.

현재 K-AIOE와 고용행정통계 등은 각각 구조적 노출 가능성과 노동시장 결과를 파악하는 데 활용할 수 있으나, 그 사이에 위치한 기업·근로자의 실제 AI 도입·활용정보는 상대적으로 부족하다. 따라서 정부는 사업체패널조사, 한국 직업정보시스템(KNOW) 재직자조사 등 기존 조사와 관련 행정자료를 활용하여 ‘노출 가능성 - 실제 활용 - 고용·채용·소득 변화’를 연계하여 자료기반을 보완할 필요가 있다. 국회의 예산심사에서도 이러한 정책판단에 필요한 자료가 안정적으로 확보되고 있는지를 우선 점검할 필요가 있다.

(3) 단계적 정책 대응

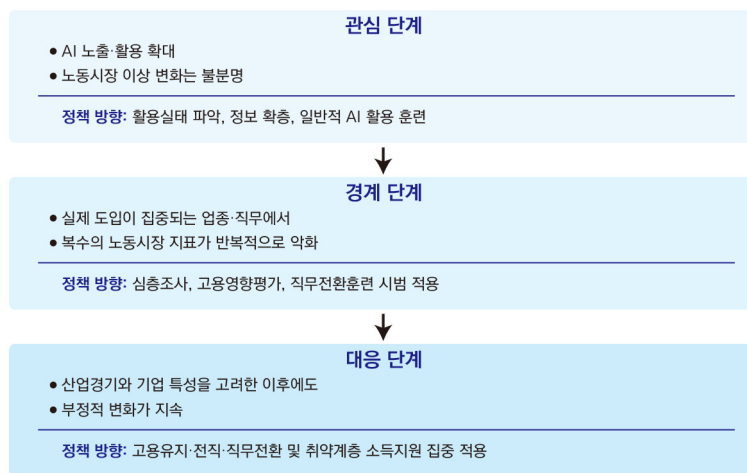
정책 대응은 관측 결과에 따라 단계적으로 이루어져야 한다. 노출도와 활용률은 상승하지만 고용·채용·소득의 이상 변화가 확인되지 않는 경우에는 정보수집과 일반적인 AI 활용훈련을 중심으로 대응할 수 있다. 반면, 특정 업종이나 직무에서 실제 AI 도입이 확대되는 동시에 신규채용, 근로시간 또는 소득의 감소가 반복되는 경우에는 기업·근로자 심층조사와 기존 고용영향평가를 통해 원인과 영향을 추가로 확인할 필요가 있다.

산업경기와 기업 특성 및 기존 고용추세 등을 고려한 이후에도 부정적인

변화가 지속되는 경우에는 고용유지, 직무전환, 전직 및 소득지원의 대상과 강도를 확대할 수 있다. 이 과정에서는 새로운 AI 전용 지원사업을 우선 신설하기보다 ‘특별고용지원업종’, ‘고용위기 선제대응지역’, 직업훈련 및 고용안전망 등 현행 정책수단을 먼저 활용하는 것이 재정과 제도 운용의 효율성 측면에서 적절하다.

다만 현행 위기지원제도는 주로 업종이나 지역의 집단적인 고용악화를 전제로 하고 있어, 생성형 AI의 영향이 전국의 특정 직업이나 과업에 분산되어 나타나는 경우에는 그대로 적용하기 어려울 수 있다. 따라서 관련 예산과 제도를 심사할 때에는 관측된 위험의 단위와 기존 지원제도의 적용 단위가 일치하는지를 우선 확인하고, 실제 사각지대가 확인되는 경우에 제도 보완을 검토할 필요가 있다.

[그림 IV-3] 생성형 AI 노동시장 변화에 대한 단계별 대응 방향



자료: 국회예산정책처 작성

다. 전환 위험에 대한 선별적 대응

실제 대응이 필요한 경우에도 직업 전체를 일률적으로 고위험군으로 분류하기보다 변화가 나타나는 과업, 경력단계 및 고용형태를 구분할 필요가 있다. 특히 본 보고서의 설문조사와 계량분석 결과를 고려하면 기업의 과업재편, 청년층의 초기 경력형성, 비정형 노동자의 일감·소득 변화를 점검할 필요가 있다.

(1) 과업 단위: 재직자 직무전환과 기업 AX 지원의 연계

본 보고서의 설문조사에서는 생성형 AI 이용자의 자기보고 기준 업무 처리량이 대체로 증가한 것으로 나타났으나, AI 산출물을 거의 수정하지 않고 사용하는 비율은 주요 과업에서 20% 미만이었다. 또한 저숙련 과업의 감소뿐 아니라 산출물 검증, 복합적 판단과 의사소통 등 높은 수준의 역량이 요구되는 변화도 함께 나타났다. 이는 생성형 AI가 직업 전체를 대체하기보다 직업 내부의 과업 구성과 숙련수요를 변화시킬 가능성이 있음을 보여준다.

따라서 정부의 기업 AX 지원 과정에서 AI 도입으로 근로자의 과업과 역할 변화가 예상되는 경우에는 변화하는 직무와 필요한 역량을 진단하고, 그 결과를 기존 재직자 훈련과 연계할 필요가 있다. 특히 본 보고서의 설문조사에서 생성형 AI 활용에 따른 생산성 개선이 관찰된 만큼, 근로자의 AI 활용 역량을 높이기 위한 교육·훈련 지원을 확대하고 이에 필요한 예산의 확충을 검토할 필요가 있다. 또한 자체적으로 AI 도입에 따른 훈련수요를 진단하기 어려운 중소기업에 대해서는 과업변화 진단과 필요한 훈련과정의 설계를 지원할 수 있다.

이러한 연계는 새로운 의무나 전달체계를 추가하는 데 초점을 두기보다, 기업에 대한 기술도입 지원이 근로자의 AI 활용역량 향상과 직무전환으로 이어질 수 있도록 기존 기업지원과 훈련사업 사이의 연결을 보완하는 방향으로 추진할 필요가 있다.

(2) 경력단계: 청년층의 초기 경력 형성경로 보강

본 보고서의 분석에서는 생성형 AI가 20대 고용에 영향을 미쳤는지가 확인되지 않았다. 다만 일부 AI 고노출 직업에서는 핵심연령층의 고용이 유지되는 가운데 20대의 고용이 상대적으로 약화되는 동향이 나타났다. 이러한 결과를 생성형 AI의 인과적 효과로 단정하기는 어렵지만, AI 확산이 노동시장 진입 단계의 청년층에 상대적으로 다른 영향을 미칠 가능성은 별도로 점검할 필요가 있다.

생성형 AI가 사무·전문직군에서 자료정리, 초안 작성, 정보검색, 단순 코딩 등 초급자가 수행하는 일부 과업을 자동화할 경우, 기업의 총고용이 크게 감소하지 않더라도 신규채용 수요나 신입 근로자가 경험을 축적하는 방식이 변화할

수 있다. 특히 과거에는 비교적 단순한 과업을 수행하면서 직무경험을 형성하는 ‘경력 사다리의 첫 단계’가 약화될 가능성이 있다.

따라서 청년 고용정책에서는 AI 전문인력의 양성 규모뿐 아니라 초급자가 실제 업무경험을 축적할 수 있는 경로가 유지되고 있는지를 함께 점검할 필요가 있다. 정부는 ‘K-디지털 트레이닝(KDT)’을 통해 기업의 현업 문제를 반영한 프로젝트형 훈련을 운영하는 한편, ‘청년일경험지원사업’을 통해 기업 현장에서의 일경험을 지원하고 있다. 이러한 기존 사업을 활용하여 훈련에서 습득한 직무역량이 실제 일경험과 취업으로 이어지는 경로를 강화할 필요가 있다. 이는 훈련·일경험·취업지원이 ‘훈련→실제 업무경험→취업’으로 이어지는 초기 경력형성경로로 기능하도록 사업 간 연계를 보완하자는 것이다.

또한 AI 활용능력 자체에만 초점을 맞추기보다 AI가 대체하기 어려운 문제 해결, 의사소통, 판단 및 전문분야 지식 등 보완적 역량을 함께 강화할 필요가 있다. OECD도 최근 AI 시대의 훈련과 평생학습에서 AI·디지털 역량뿐만 아니라 비판적 사고와 문제해결 등 보완적 역량의 중요성을 강조하고 있다.²⁹⁾

따라서 청년층에 대한 AI 대응은 AI 교육·훈련 기회를 확대하는 한편, 이를 실제 산업현장의 일경험과 연계하여 AI를 활용하면서 실제 산업현장에서 경험을 축적할 수 있는 초기 경력형성 경로를 유지·보강하는데 초점을 둘 필요가 있다.

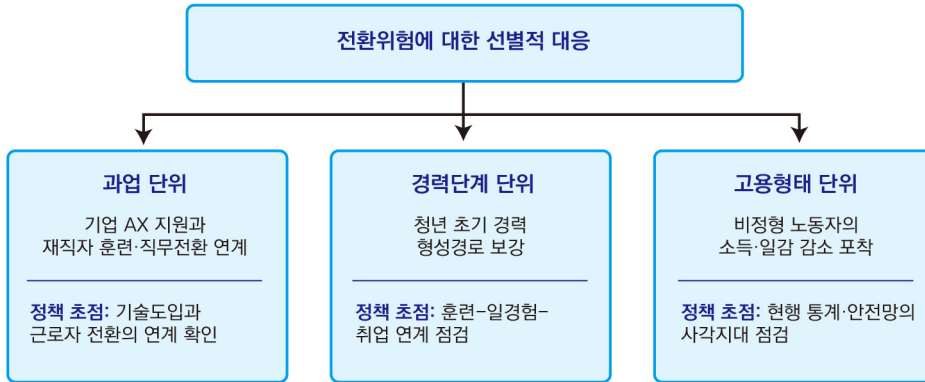
(3) 고용형태: 비정형 노동자의 소득·일감 변화 관측 및 지원

본 보고서의 분석은 고용보험에 가입한 임금근로자를 중심으로 하므로 프리랜서, 플랫폼 종사자와 일반적인 노무제공자 등 비정형 노동자의 변화를 충분히 포착하지 못한다. 그렇다고 이들을 모두 생성형 AI의 고용위험이 높은 집단으로 규정할 수도 없다. 관련 직업군 사이에서도 AI 노출도와 실제 활용 수준에 차이가 있으므로 직종별 상황을 구분하여 접근할 필요가 있다.

비정형 노동자에게 생성형 AI의 영향은 해고나 실업보다 계약전수 감소, 거래단가 하락, 과업 축소 또는 소득 감소의 형태로 나타날 수 있다. 이들은 경제활동을 계속하는 한 취업자로 분류되므로 취업자 수와 실업률만으로는 이러한 변화를 확인하기 어렵다. 따라서 고용 여부뿐 아니라 일감과 소득 감소를 확인하고 지원대상으로 포착할 수 있는지를 점검할 필요가 있다.

29) OECD, “AI and Skills: What we know so far”, Policy Brief, OECD, 2026.6.

[그림 IV-4] 전환 위험에 대한 선별적 대응 방향



자료: 국회예산정책처

라. 기존 평가체계를 활용한 연계성과 점검 및 예산 환류

앞에서 살펴본 정책들이 실제 효과를 거두었는지는 개별 사업이 계획대로 집행되었는지뿐만 아니라, 서로 다른 사업의 지원이 연계되어 기업의 AI 활용과 근로자의 직무·고용 변화로 이어졌는지를 함께 살펴볼 필요가 있다. 이를 위해 현행 평가체계를 활용하면서 사업 간 연계성과를 보완하여 점검하는 것이 적절하다.

성과점검 결과는 사업방식과 예산배분에 환류되어야 한다. 기업의 AI 도입이 근로자 훈련이나 직무전환으로 이어지지 않는 경우에는 사업 간 연계방식을 재검토하고, 훈련이 실제 AI 활용이나 관련 직무로의 이동으로 이어지지 않는 경우에는 훈련내용과 지원대상의 적정성을 점검할 필요가 있다. 국회의 예산안·결산 심사에서도 개별 사업의 집행실적만을 확인하기보다 이러한 결과가 나타나고 있는지, 평가 결과가 다음 연도 사업방식과 예산배분에 반영되고 있는지를 중심으로 살펴볼 필요가 있다.

결국 생성형 AI의 노동시장 영향에 대한 대응은 필요한 교육·훈련 지원은 확충하되, 지원수단의 단순한 외형적 확대에 그치지 않고, 변화를 먼저 관측하고 그에 맞추어 기존 수단을 연결·조정하는 역량에 달려 있다. 이를 위해 관측 기반과 모니터링 체계를 갖추고, 실제로 변화가 나타나는 과업·경력단계·고용형태에 맞추어 지원을 실시하며, 사업 간 연계성과를 점검한 결과가 이후의 사업 방식과 예산배분으로 환류되도록 하여야 할 것이다.

참고문헌

노세리, 권현지, 김란우, 박은연, 이환웅, 전준, & 노가빈(2025). 「AI 와 노동의 공존: 생산성 향상과 불평등 개선 가능성을 중심으로」, 한국노동연구원.

장지연(2026). “AI 기술 확산이 고용에 미치는 영향”, 「월간노동리뷰」 제 251호, 한국노동연구원.

한진수·오삼일(2025). “AI 확산과 청년고용 위축: 연공편향(seniority-biased) 기술변화를 중심으로”, 「BOK 이슈노트」 제2025-30호, 한국은행.

서동현·오삼일·김민정(2025). “AI의 빠른 확산과 생산성 효과: 가계조사를 바탕으로”, 「BOK 이슈노트」 제2025-22호, 한국은행.

오삼일·오영식(2026). “청년고용 위축, AI 탓인가? 변화하는 경력 사다리와 대응 과제”, 「BOK 이슈노트」 제2026-19호, 한국은행.

천경록 (2026). “생성형 AI 고노출 직업 현황과 최근 청년 고용”, 「NABO 인구·고용동향 & 이슈」 제5호, 국회예산정책처.

Acemoglu, D. (2002). “Technical Change, Inequality, and the Labor Market”. *Journal of Economic Literature*, 40(1), 7-72.

Acemoglu, D., & Restrepo, P. (2019). “Automation and new tasks: How technology displaces and reinstates labor.” *Journal of Economic Perspectives*, 33(2), 3-30.

Audoly, R., Guerin, M., & Topa, G. (2026). “Do job postings show early labor-market effects of AI?”, *Liberty Street Economics*, Federal Reserve Bank of New York. <https://doi.org/10.59576/lse.20260514>.

Arkhangelsky, D., Athey, S., Hirshberg, D. A., Imbens, G. W., & Wager, S. (2021). “Synthetic Difference-in-Differences.” *American Economic Review*, 111(12), 4088-4118.

Autor, D. H., Katz, L. F., & Krueger, A. B. (1998). “Computing Inequality: Have Computers Changed the Labor Market?” *Quarterly Journal of Economics*, 113(4), 1169-1213.

Autor, D. H., Levy, F., & Murnane, R. J. (2003). “The Skill Content of

Autor, D. H. (2015). "Why are there still so many jobs? The history and future of workplace automation." *Journal of Economic Perspectives*, 29(3), 3-30.

Bessen, J. (2020). "AI and jobs: The role of demand." In A. Agrawal, J. Gans, & A. Goldfarb (Eds.), *The Economics of Artificial Intelligence: An Agenda* (pp. 291-307). University of Chicago Press.

Brynjolfsson, E. (2022). "The turing trap: The promise & peril of human-like artificial intelligence". *Daedalus*, 151(2), 272-287.

Brynjolfsson, E., Li, D., & Raymond, L. (2025). "Generative AI at work." *The Quarterly Journal of Economics*, 140(2), 889-942.

Brynjolfsson, E., Chandar, B., & Chen, R. (2025). "Canaries in the Coal Mine?: Six Facts about the Recent Employment Effects of Artificial Intelligence." *Digital Economy*.

Card, D., & DiNardo, J. E. (2002). "Skill-Biased Technological Change and Rising Wage Inequality: Some Problems and Puzzles." *Journal of Labor Economics*, 20(4), 733-783.

Eckhardt, S., & Goldschlag, N. (2025). "AI and Jobs: The Final Word (Until the Next One)." *Economic Innovation Group*, 2(4.6).

Eloundou, T., Manning, S., Mishkin, P., & Rock, D. (2024). "GPTs are GPTs: Labor market impact potential of LLMs." *Science*, 384(6702), 1306-1308.

Emanuel, N., Harrington, E. & Pallais, A. (2026). "Remote Work Leaves Younger Workers Sidelined." *Liberty Street Economics*, Federal Reserve Bank of New York, June 1. doi:10.59576/lse.20260601.

Engberg, E., Hellsten, M., Javed, F., Lodefalk, M., Sabolová, R., Schroeder, S., & Tang, A. (2025). "Artificial intelligence, hiring and employment: job postings evidence from Sweden." *Applied Economics Letters*, 1-6.

Felten, E., Raj, M., & 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.

Gmyrek, P., Berg, J., & Bescond, D. (2025). “Generative AI and jobs: A refined global index of occupational exposure” (ILO Working Paper 140). International Labour Organization.

Handa, K., Tamkin, A., McCain, M., Huang, S., Durmus, E., Heck, S., Mueller, J., Hong, J., Ritchie, S., Belonax, T., Troy, K., Amodei, D., Kaplan, J., Clark, J., & Ganguli, D. (2025). “Which economic tasks are performed with AI? evidence from millions of claude conversations.” arXiv preprint arXiv:2503.04761.

Hartley, J., Jolevski, F., Melo, V., & Moore, B. (2026). “The labor market effects of generative artificial intelligence.” Available at SSRN 5136877.

Hosseini Maasoum, S. M., & Lichtinger, G. (2025). “Generative AI as seniority-biased technological change: Evidence from US résumé and job posting data.” Available at SSRN 5425555.

Hui, X., Reshef, O., & 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.

Iscenko, Z., & Millet, F. C. (2026). “Looking for the Ladder: Is AI Impacting Entry-Level Jobs?” Economic Innovation Group. The American Worker Project.

Iscenko, Z., Strand, S., Chen, Y., Aimard, G., Codreanu, M., Sampathkumar, V., Imas, A., Jacobs, J., Muiruri, E., Mateos-Garcia, J., Ng, J., Javed, S., Martin, J., Ajmeri, O., Calin, D., Kim, A., Millet C. F., & Manyika, J. (2026). “Google's AI & Economy ATLAS v1.0: Mapping Gemini Usage in the Economy.” arXiv preprint arXiv:2608.00038.

Jorgenson, D. W., Ho, M. S., & Stiroh, K. J. (2008). “A retrospective look at the US productivity growth resurgence.” *Journal of Economic perspectives*, 22(1), 3–24.

Lambert, P. J., & Schindler, Y. (2026). “The broken ladder: AI, remote

work, and early-career hiring.” CEP Discussion Papers dp2193, Centre for Economic Performance, The London School of Economics and Political Science.

Pizzinelli, C., Panton, A. J., Tavares, M. M. M., Cazzaniga, M., & Li, L. (2023). “Labor market exposure to AI: Cross-country differences and distributional implications.” International Monetary Fund.

Webb, M. (2019). “The impact of artificial intelligence on the labor market.” Available at SSRN 3482150.

생성형 AI의 노동시장 영향
(The labor market impact of generative AI)

발간일	2026년 9월 18일
발행인	국회예산정책처장
편 집	경제분석국 인구전략분석과
발행처	국회예산정책처 서울특별시 영등포구 의사당대로 1 (tel 02·2070·3114)
디자인·인쇄	(주)디자인여백플러스 (tel 02·2672·1535)

ISBN 979-11-6799-271-0 93350

© 국회예산정책처, 2026

국민과 함께
미래를 여는 **국회**



(07233)서울특별시 영등포구 의사당대로 1
Tel. 02-2070-3114 www.nabo.go.kr

발 간 등 록 번 호

31-9700498-002324-01



국회에산정책처
NATIONAL ASSEMBLY BUDGET OFFICE