제 2025-22호 BANK OF KOREA

# BOK 이슈노트

## AI의 빠른 확산과 생산성 효과: 가계조사를 바탕으로



#### 서동현

한국은행 조시국 고용연구팀 과장 Tel. 02-759-4296 dsuh@bok.or.kr

#### 오삼일

한국은행 조시국 고용연구팀 팀장 Tel. 02-759-4232 samil.oh@bok.or.kr

#### 김민정

한국은행 조시국 고용연구팀 조시역 Tel. 02-759-4187 kmj@bok.or.kr 2025년 8월 18일

- 1 AI 정책 논의에 필요한 기초자료를 마련하기 위해 직업분포를 반영한 대표 표본을 구축하고 가계조 사(representative household survey)를 실시하였다. 이를 바탕으로 근로자의 AI 활용 현황 과 이에 따른 생산성 효과 등을 분석하였다.
- 2 근로자의 63.5%가 생성형 AI를 활용하고 있으며, 업무 용도로 한정할 경우에도 활용률이 51.8%에 이른다. 이는 미국보다 2배가량 높은 수준이자, 인터넷 도입 당시보다 8배 빠른 확산 속도이다. 또한 주당 평균 5~7시간 사용하는 등 활용 강도도 미국보다 높다. 다만 개인 및 직업 특성에따라 활용률이 편차를 보이고 있는데, 남성, 청년층, 고학력자, 전문직 및 관리직이 상대적으로 높은 활용률을 나타냈다.
- ③ 생성형 AI 활용으로 업무시간이 평균 3.8% 단축(주 40시간 근무 시 1.5시간)되었으며, 이로 인한 잠재적인 생산성 향상 효과는 1.0%로 추정된다. 이는 미국(1.1%)과 유사한 수준인데, 우리나라는 AI 활용률이 상대적으로 높은 반면 업무시간 감소율(한국 3.8%, 미국 5.4%)이 다소 낮게 나타났다. 한편 업무시간 단축 효과는 경력이 짧은 근로자에게 더 크게 나타나, AI가 업무 숙련도 격차를 완화하는 평준화 효과(equalizing effect)를 가져온 것으로 해석된다.
- 4 자율로봇과 협업하는 근로자, 즉 물리적 AI에 노출된 근로자 비중은 현재 11%이며, 향후 27%까지 확대될 것으로 예상된다. 현재 AI 기술은 생성형 AI를 중심으로 지적 노동에 영향을 미치고 있으나, 앞으로는 물리적 AI를 기반으로 육체노동의 방식에도 큰 변화를 가져올 것으로 전망된다.
- [5] 절반에 가까운 48.1%의 근로자가 AI 기술이 향후 우리 사회에 긍정적인 영향을 미칠 것이라고 응답하여 부정적인 응답(17.5%)을 큰 폭 상회하였다. 또한 상당수 근로자가 AI 기술 발전에 대비해교육 이수(33.4%) 및 이직(31.1%)을 준비하고 있다. 마지막으로 32.3%의 근로자가 AI 기술발전을 위한 기금 조성에 참여할 의향을 밝혔으며, 이들의 지불의사를 반영하면 향후 5년간 조성 가능한 기금규모는 약 38조원이다.
  - 본 자료의 내용은 한국은행의 공식견해가 아니라 집필자 개인의 견해라는 점을 밝힙니다. 따라서 본 자료의 내용을 보도하거나 인용할 경우에는 집필자명을 반드시 명시하여 주시기 바랍니다.
  - 본문에 남아있는 오류는 저자의 책임임을 밝힙니다.



## 1. 서론

인공지능(Artificial Intelligence, 이하 AI)은 가장 주목받는 미래 핵심 기술로 자리매 김하고 있다. 특히 대규모 언어모델(LLM) 기 반의 생성형 AI인 ChatGPT가 2022년 11월 공개된 이후, 2025년 7월 기준 주간 활성 사용자 수는 약 7억명에 달하는 것으로 추정된다. 이 외에도 Gemini, 클로바노트, 퍼플렉시티, Claude 등 다양한 생성형 AI 서비스가 등장하며 이용자가 빠르게 늘어나고 있다.

최근 연구들은 생성형 AI가 생산성을 높이는 효과를 갖고 있음을 보여주고 있으며(오삼일 외, 2025; Brynjolfsson et al., 2025; Cui et al., 2024) 일부는 그 경제적 파급력이 상당할 것이라는 전망을 제시한다(Chui et al., 2023; Filippucci et al., 2024). 그러나 다른 한편에서는 생성형 AI가 경제에 미치는 영향이 제한적일 것이라는 연구도 존재하는 (Acemoglu, 2024) 등 전문가들 사이에서도 AI가 노동시장과 경제성장에 미칠 영향에 대한 전망이 엇갈리고 있다. 이러한 불확실성은 부분적으로 근로자의 AI 활용 현황에 대한 체계적인 자료가 부족하다는 점에서 비롯된다.

본고는 AI 정책 논의에 필요한 기초자료를 제공하기 위해 가계조사(household survey)를 활용하여 근로자의 AI 활용 현황과 생산성 효과를 분석하였다. 이를 위해 직업분포를 반영한 대표 표본(nationally representative survey)을 구축하고 온라인 조사를 실시하였다. 표본크기는 약 5,500명이며, 설문 내용에는 AI 활용 여부, 생산성 변화, 물리적 (Physical) AI의 영향, AI 기술에 대한 인식, AI 기급 등 정책 선호도를 포함하였다.

주요 결과는 다음과 같다. 먼저, 근로자의 63.5%가 생성형 AI를 활용하고 있으며, 업무목적으로 한정할 경우에도 활용률이 51.8%에 이른다. 이는 미국(업무 활용률 26.5%)에비해 두 배 가량 높은 수준이며(Bick et al., 2025), 인터넷 도입 당시보다 훨씬 빠른 확산속도이다. 또한 사용자들은 주당 평균 5~7시간 동안 생성형 AI를 활용하는 등 미국에 비해활용 강도도 높은 것으로 나타났다. 한편 개인및 직업 특성에 따라 활용률이 편차를 보이고있는데, 남성, 청년층, 고학력자, 전문직 및관리직이 상대적으로 높은 활용률을 나타내고있다.

둘째, 생성형 AI 활용으로 업무시간이 평균 3.8% 감소(주 40시간 근무 시 1.5시간 수준)하였으며, 이로 인한 잠재적인 생산성 증가 효과(생산함수 모형)는 1.0%로 추정된다. 또한 업무시간 단축 효과는 경력이 짧은 근로자에게 더 크게 나타났다. 이는 생성형 AI가 업무 숙련도 격치를 완화하는 평준화 효과 (equalizing effect)를 가져온 것으로 해석된다. 반면 생성형 AI 활용에도 불구하고 업무시간이 감소하지 않은 근로자 비중이 54.1%에 달하는데, 이는 AI 사용에 익숙하지 않거나 결과물 검토에 추가 시간이 소요되기 때문인 것으로 보인다. 향후 보다 많은 근로자들이 생성형 AI를 효율적으로 사용하게 될 경우, 생산성증가 효과는 더욱 커질 가능성이 있다.

셋째, 자율로봇과 협업하는 근로자, 즉 물리적 AI에 노출된 근로자의 비중은 11%이며, 동 수치는 AI 기술 발전에 따라 27% 수준까지 증가할 것으로 전망된다. 한편 물리적 AI에 노출된 근로자와 다른 특성을 보이고 있다. 이는 생성형 AI가

인지적 업무에 활용되는 반면 물리적 AI는 육 체적 업무에 주로 활용되기 때문이다.

마지막으로 상당수 근로자가 AI를 긍정적 으로 인식하고 있으며. AI 정책에 대한 선호 도 또한 높다. 과반에 가까운 48.6%의 근로 자가 AI 기술이 향후 우리 사회에 긍정적인 영 향을 미칠 것이라고 응답하여 부정적인 응답 (17.5%)을 큰 폭 상회하였다. 또한 32.3%의 근로자가 AI 기금에 참여할 의향을 밝혔으며. 지불의사를 고려할 때 기금조성 규모는 향후 5 년간 38조원 수준이다.

본 보고서의 구성은 다음과 같다. Ⅱ장에서 는 가계조사의 개요를 설명하고, Ⅲ장에서는 생성형 AI 활용 현황을 살펴본다. IV장에서는 생성형 AI 활용에 따른 생산성 증가 효과를 추 정하고, V장에서는 물리적 AI의 영향을 분석 한다. VI장에서는 AI 기금 조성 등 정책 선호 도를 분석하며. VII장에서는 주요 논의를 정리 하고 마무리한다.

#### 11. 조사개요

#### 1. 조사 대상 및 방법

조사 대상은 조사 시점 기준 전국 만 15세 ~64세 취업자로 설정하였다. 조사는 한국리 서치의 웹 패널(WEB panel)을 표본틀로 활용 하여 온라인 조사(CAWI: Computer Aided Web Interview) 방식으로 진행하였으며. 조 사 기간은 2025년 5월 19일부터 6월 17일까 지이다.

#### 2. 표본 설계

표본 설계는 통계청 2024년 상반기 지역별 고용조사 원시자료를 바탕으로 직업 중분류. 연령대, 성별을 층화변수로 설정하였다. 또한 조사의 신뢰성과 대표성 확보를 위해 다단계 할당 방식을 적용하였다.

- **표본규모**: 유효표본 5,512명
- **표본오차**: 95% 신뢰수준에서 ±1.32%p

마지막으로 모집단과의 일치를 위해 사후층 화(post-stratification) 방법을 적용하여 가 중치를 산출하였다. 가중치는 직업 대분류, 연 령대, 성별을 기준으로 표본이 실제 인구 구성 특성을 반영하도록 조정되었다<sup>1)</sup>.

#### 3. 주요 조사내용

조사 문항은 다음의 다섯 가지 영역으로 구 성되었다.

## 1. 현 직업 및 근로 현황 인식

• 일평균 근로시간, 근로의욕, 수행 업무 의 내용과 소요 비중, 핵심 업무 비율, 직무 만족감 등

#### 2. 생성형 AI 사용 현황

• 인지도, 업무 내·외 활용 여부, 활용 목적, 주요 활용 서비스, 사용 시간, 주 된 활용 업무 등

## 3. AI 사용에 따른 실제 근무 변화

• 생성형 AI 사용 후 주당 근로시간 및

<sup>1)</sup> 표본 설계와 관련한 보다 자세한 내용은 〈참고 1〉 "표본설계 및 특성"을 참고하기 바란다.

업무 처리량 변화, 업무 만족도 변화와 그이유

#### 4. 로봇 사용 현황

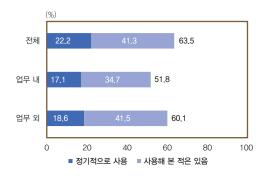
• 직장에서의 육체적 업무 중요도, 로봇 협업 경험, 사용 로봇 유형, 자율로봇 업무 성능 평가, 협업 방식 등

## 5. Al 관련 인식 및 정책 선호

• 향후 업무 자동화 가능성, 이로 인한 실 업 위험. AI 기술 발전의 사회적 영향. 교육 및 이직 계획, 정부의 우선 예산 투입 분야, AI 기금 참여 의사, 사회안 전망 확대 필요성 등

정기적으로, 34.7%는 시험적으로 업무에 활 용하는 것으로 조사되었다. 이는 여가 목적의 업무 외 활용률(60.1%)보다는 다소 낮지만. 근로자 두 명 중 한 명 이상이 이미 생성형 AI 를 업무 생산성을 높이기 위한 도구로 활용하 고 있다는 점에서 의미가 크다<sup>2)</sup>.

〈그림 1〉 생성형 AI 활용률



## Ⅲ, 생성형 AI 활용 현황

#### 1. 얼마나 많은 사람들이 활용하는가?

국내 근로자 중 생성형 AI를 한 번이라도 사 용해 본 경험이 있는 비율은 63.5%로 나타났 다(〈그림 1〉). 이 중 '정기적으로 사용한다'는 응답은 22.2%, '정기적이지는 않지만 사용해 본 적은 있다'는 응답은 41.3%였다. 이러한 높은 활용률은 생성형 AI가 특정 계층의 전유 물이 아니라 이미 노동시장 전반에 걸쳐 광범 위하게 확산되고 있음을 보여준다.

업무 목적으로 한정할 경우에도 생성형 AI를 사용한 경험이 있는 근로자는 전체의 51.8%로 과반을 나타냈다. 이 중 17.1%는

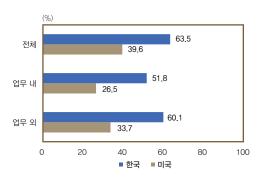
국제 비교 및 과거 사례를 보면, 국내 노동시 장에서 생성형 AI 확산 속도가 상당히 빠르다 는 점을 확인할 수 있다. 먼저 〈그림 2〉는 본 고의 조사 결과를 Bick et al.(2025)에서 인 용한 미국 자료와 비교한 것이다3). 업무 목적 생성형 AI 활용률은 한국이 51.8%로, 미국 (26.5%) 대비 약 2배 높다<sup>4)</sup>. 업무 외 활용률 (한국 60.1% vs. 미국 33.7%). 전체 활용률 (한국 63.5% vs. 미국 39.6%)에서도 비슷한 격차를 보이고 있는데, 이는 국내 근로자들이 미국보다 훨씬 빠르게 AI 기술을 수용하고 있 음을 보여준다.

<sup>2)</sup> 기업활동조사에 따르면 기업의 공식적인 AI 도입 비율은 6,2%(2023년 기준)에 불과하다, 따라서 근로자의 대다수는 비공식적으로 AI를 도입하여 활용 하고 있음을 의미한다.

<sup>3)</sup> 현 시점을 기준으로 미국은 대표 표본을 이용하여 생성형 AI 활용에 대한 체계적인 조사가 이루어진 거의 유일한 비교대상 국가이다. 본고는 조사 결과를 미국과 비교하기 위해 조사문항 설계 시 Bick et al.(2025)을 주요 참고자료로 활용하였다.

<sup>4)</sup> Bick et al.(2025)의 설문조사 기간은 2024년 8~11월이다.

#### 〈그림 2〉 생성형 AI 활용률: 한국 vs. 미국

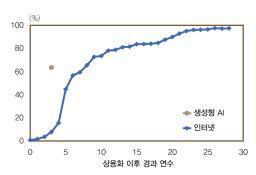


자료: 미국 자료는 Bick et al.(2025)에서 재인용

과거 인터넷 도입 시기와 비교할 경우에도 생성형 AI의 확산 속도는 이례적이다. 〈그림 3〉을 보면, 인터넷은 상용화 3년 후 활용률이 7.8%에 불과했지만, 생성형 AI는 상용화 3 년이 되기 전 이미 63.5%에 달해 약 8배 높은 수준을 기록했다5).

이러한 빠른 확산의 배경에는 다음 두 가지 요인이 작용한 것으로 보인다. 첫번째로 인터 넷 도입 초기와 달리 지금은 생성형 AI 사용을 위한 기반시설이 이미 잘 구축되어 있다. 예를 들어 인터넷망, 개인용 컴퓨터, 휴대전화가 이 미 높은 보급률을 보이고 있다. 두번째로. 생 성형 AI는 다양한 분야에 활용될 수 있는 범용 성을 가지고 있다. Eloundou et al.(2024) 에 따르면, 생성형 AI의 일종인 언어모형은 경 제 내 근로자들이 수행하는 모든 업무중 절반 가량에 적용 가능한 것으로 나타난다. 언어모 형 이외에 영상, 이미지, 음향 생성 AI까지 고 려한다면, 이보다 훨씬 많은 업무에 활용 가능 하다

### 〈그림 3〉 생성형 Al<sup>1)</sup> vs. 인터넷 활용률<sup>2)</sup>



주: 1) 2022년(ChatGPT 서비스 개시)을 생성형 AI가 상용화된 연도로 설정 2) 1995년을 인터넷이 상용화된 연도로 설정 자료: 인터넷이용실태조사

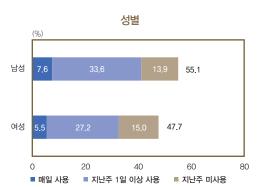
#### 2. 누가 주로 활용하는가?

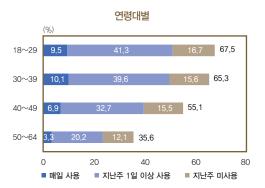
앞서 본 바와 같이 생성형 AI는 빠르게 확산 되면서 광범위하게 활용되고 있지만, 개인 및 직업특성에 따라 활용률에는 뚜렷한 차이가 나 타난다. 〈그림 4〉를 보면, AI 활용률은 남성, 청년층, 고소득, 고학력일수록 높다. 또한 전 반적인 활용률이 높은 집단일수록 활용빈도도 높은 것으로 나타난다.

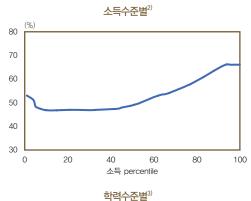
- **성별**로는 남성(55.1%)이 여성(47.7%) 보다 다소 높은 활용률을 보였다.
- **연령별**로는 청년층(18~29세) 활용률 이 67.5%로 가장 높으며, 연령이 증가 할수록 활용률이 점차 감소하여 장년층 (50~64세)에서는 35.6%에 그쳤다.
- 소득수준별로는 대체로 소득이 높을수록 활용률이 높으나, 최고 소득 구간에서는 다소 낮아지는 경향이 나타났다.
- 학력수준별로는 고학력자일수록 활용 률이 높았다. 대학원 졸업자의 활용률 이 72.9%에 달한 반면, 고졸 이하는 38.4%에 불과했다.

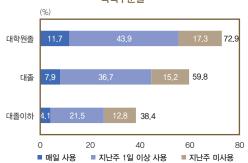
<sup>5)</sup> Bick et al.(2025)에 따르면 생성형 AI는 개인용 컴퓨터에 비해서도 확산 속도가 빠르며 계층별로도 고르게 확산되고 있다.

#### 〈그림 4〉 개인특성별 AI 활용률<sup>1)</sup>







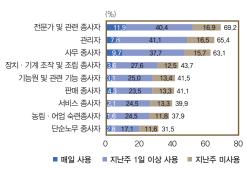


주: 1) 업무 목적 AI 활용 기준

- 2) Locally weighted smoothing regression (bandwith 0.8)
- 3) 2~3년제 대학(전문대학) 졸업자는 '대졸이하'로 분류

직업별로는 전문직, 관리직, 사무직이 높은 AI 활용률을 보였다(〈그림 5〉)<sup>6</sup>. 이는 업무 특 성이 AI 활용에 중요한 영향을 미친다는 점을 보여준다. 또한 비교적 활용률이 낮은 직업에 서도 30%가 넘는 근로자들이 AI를 활용하는 것으로 나타나, 직업 전반적으로 AI가 폭넓게 사용되고 있는 것을 확인할 수 있다.

#### 〈그림 5〉 직업별 AI 활용률<sup>1)2)</sup>



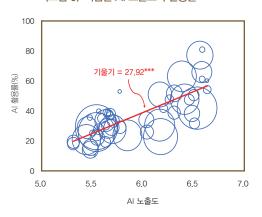
주: 1) 업무 목적 AI 활용 기준 2) 직업 대분류(9개) 기준

또한 직업별 AI 활용률은 해당 직업이 AI 기 술에 얼마나 노출되어 있는지와 밀접한 관련 이 있다. Felten et al.(2021)이 제시한 'AI 노출도' 지수<sup>7)</sup>와 본 조사에서 측정한 실제 AI 활용률을 비교한 결과. 〈그림 6〉과 같이 뚜렷 한 양(+)의 상관관계가 확인되었다. 이는 AI 에 많이 노출된 직업에서 실제로 AI를 가장 활 발하게 사용하고 있음을 의미하며, 기존 연구 (한지우·오삼일, 2023)에서 제시한 바와 같 이 직업 특성 기반 AI 노출도가 AI 활용률 및 영향 예측에 유효한 지표임을 뒷받침한다.

7) AI 노출도는 각 일자리의 작업(task) 특성과 AI의 기능적 능력 간의 매칭을 통해, AI가 해당 일자리의 작업을 얼마나 대체할 수 있는지를 측정한다.

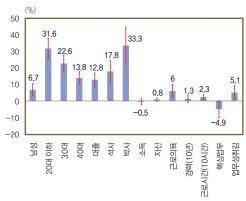
<sup>6)</sup> 직업 중분류별 AI 활용률은 〈참고 3〉을 참고하기 바란다.

## 〈그림 6〉 직업별 AI 노출도와 활용률<sup>1)2)3)</sup>



- 주: 1) Al 노출도는 Felten et al.(2021)
  - 2) 원의 크기는 취업자 수
  - 3) 통계적 유의성: \*\*\*p<0.01, \*\*p<0.05, \*p<0.1

#### 〈그림 7〉 AI 활용 관련 회귀분석 결과<sup>1)</sup>



주: 1) 붉은 선은 95% 신뢰구간을 나타냄

〈그림 7〉은 어떤 요인들이 생성형 AI 활용 에 영향을 미치는지를 보다 엄밀히 살펴보기 위해 회귀분석을 실시한 결과이다. 성별. 연 령, 학력 등의 특성은 앞서 개인특성별 활용률 에서 확인한 바와 유사하다. 다른 조건이 동일 할 때. 남성은 여성보다 생성형 AI 활용 확률 이 6.7%p 높고, 30대는 50대보다 22.6%p 높은 것으로 추정되었다. 또한 대졸, 석사 학 위. 박사 학위인 경우 고졸자에 비해 활용 확 률이 각각 12.8%p, 17.8%p, 33.3%p 높게 나타났다. 반면 다른 요인을 통제할 경우 소득 수준은 유의미한 영향을 미치지 못했다.

개인특성 외에 근로시간, 근로의욕, 업무에 대한 인식도 생성형 AI 활용에 유의미한 영향 을 미치고 있다. 근로시간이 길고, 근로의욕<sup>8)</sup> 이 높고. 업무 성취감<sup>9)</sup>이 높은 근로자일수록 생성형 AI를 사용할 가능성이 높은 것으로 나 타났다.

## 3. 얼마나 오랫동안 활용하는가?

생성형 AI를 업무에 사용하는 근로자는 주 당 5~7시간을 AI 사용에 할애하는 것으로 나 타났다(〈그림 8〉)<sup>10)</sup>. 이는 주 40시간 근무 기 준 전체 업무시간의 12.1~16.6%에 해당 한다. 미국(1.3~5.4%, 주당 0.5~2.2시 간11)과 비교할 경우 상당히 높은 활용 강도 (intensity)이다. 이는 생성형 AI가 단순 보조 도구를 넘어 업무 프로세스의 핵심 요소로 자 리 잡고 있음을 보여준다.

또한 하루 1시간 이상 AI를 사용하는 '헤비 유저(heavy user)' 비중이 한국에서 78.6% 에 달하는 반면, 미국은 31.8%이다(〈그림 8>). 특히 매일 AI를 사용하는 한국 근로자의 90.2%가 하루 60분 이상 집중 사용하는 것으 로 조사되었다.

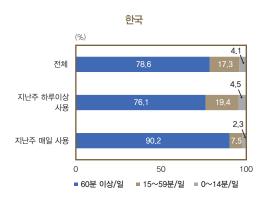
<sup>8)</sup> 근로의욕 변수는 응답자들의 노동공급 탄력성에 대한 설문을 통해 구축하였다.

<sup>9)</sup> 본 설문은 응답자들이 실제로 수행한 개별 업무를 조사하였다. 여기서 주관적인 업무별 성취감을 조사하여 관련 변수를 구축하였다.

<sup>10)</sup> 설문 구조상 지난주에 생성형 AI를 이틀 이상 사용했지만 매일 사용하지는 않은 응답지의 경우 최소 사용일 수는 2일이며, 최대 사용일 수는 지난 주 근 로일 수에서 1을 뺀 값이다. 전자를 가정할 경우 평균 사용시간은 5.0시간이며, 후자의 경우 6.9시간이 된다. 이는 Bick et al.(2025) 추정치와 유 사한 방식이나, 본고는 하루 사용시간에 대한 설문을 세분화함으로써 더 정확한 주당 사용시간 추정구간을 도출하였다.

<sup>11)</sup> 주 40시간 기준으로 저자가 계산한 수치이다.

#### 〈그림 8〉 AI 활용 강도



미구 전체 지난주 하루이상 사용 지난주 매일 사용 80 100 ■ 60분 이상/일 ■ 15~59분/일 ■ 0~14분/일

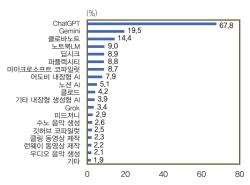
자료: 미국 자료는 Bick et al.(2025)에서 재인용

## 4. 어떤 서비스를 어떤 업무에 활용하는가?

생성형 AI 서비스 중에서는 ChatGPT가 압도적인 점유율을 보이고 있다. 〈그림 9〉에 서 보듯. AI 사용자 중 67.8%가 ChatGPT 를 사용하고 있으며, 그 뒤를 이어 Gemini (19.5%)와 클로바노트(14.4%)가 각각 2. 3위를 차지했다. 이 외에 노트북LM, 딥시 크, 퍼플렉시티 등 다양한 서비스가 경쟁하고 있다.

업무 활용 영역 12)을 보면, 가장 보편적인 활용 업무는 '정보 검색 및 요약(62.2%)'으 로, 이는 지적 노동의 기본 활동에 해당한다 (〈그림 10〉). 그다음으로 '문서 작성 및 검수 (38.6%)', '아이디어 생성 및 발전, 브레인 스토밍(25.3%)', '데이터 분석 및 시각화 (24.0%)'가 뒤를 이었다. 주목할 점은 아이디 어 생성, 데이터 분석 등 창의적이고 분석적인 업무에서의 활용도도 상당한 비중을 차지하고 있다는 것이다<sup>13)</sup>. 이는 생성형 AI가 인간 고유 의 창의적 사고 과정까지 영역을 확장할 가능 성이 큼을 시사한다.

〈그림 9〉 AI 서비스별 사용 비중1)



주: 1) 업무 내·외 AI 사용자 대상

## 〈그림 10〉 AI사용이 도움이 된 업무<sup>1)</sup>



주: 1) 지난주 기준 업무 목적 AI 사용자 대상

<sup>12)</sup> 응답자들은 AI를 활용한 업무를 모두 선택한 후, 그중 가장 도움이 되었던 순서대로 순위를 매겼으며, 그림은 1순위와 2순위로 응답된 비율의 합계를 나타냈다

<sup>13)</sup> 유발 하라리는 "AI는 결정을 내리고 새로운 아이디어를 생성할 수 있는 최초의 기술"이라고 언급한 바 있다.

## Ⅳ. 생성형 AI의 생산성 효과

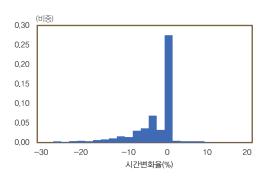
본 장에서는 생성형 AI 활용이 근로자의 업 무시간 단축에 미치는 영향을 분석하고. 이를 바탕으로 경제 전체의 생산성 증대 효과를 정 량적으로 추정한다.

## 1. 업무시간 감소 효과

생산성 향상의 가장 직접적인 증거는 동일한 업무를 더 적은 시간에 수행하는 것이다. 조사 결과, 생성형 AI를 업무에 활용하는 근로자는 주당 평균 업무시간이 3.8% 감소한 것으로 나 타났다. 이는 주 40시간 근무를 기준으로 주당 약 1.5시간 단축에 해당한다. 미국(5.4%)과 비교할 경우 업무시간 감소 효과는 다소 낮다 (Bick et al. 2025).

한편 업무시간 변화에 대한 설문은 유의미 한 응답을 위해 지난주 기준으로 진행하였는 데, 업무 목적으로 AI를 활용한 근로자의 비 중은 지난주 사용자로 한정하면 전체 근로자의 37.4%이다. 이를 감안하면 노동시장 전체의 평균적인 업무시간 감소율은 1.4%이다.

〈그림 11〉 AI 활용 후 업무시간 변화



이러한 업무시간 단축 효과는 모든 근로자 에게 동일하게 나타나지 않았다. 〈그림 11〉은 AI 사용 이후 주당 근로시간 변화율의 분포를 보여준다. 분포의 중심이 0% 부근에 위치하 여 많은 근로자가 업무시간에 큰 변화가 없었 으나, 왼쪽 꼬리가 길어 상당수 근로자가 업무 시간 감소를 경험했음을 확인할 수 있다. 또한 예외적으로 근로시간이 오히려 증가한 경우도 일부 존재한다.

직업별 차이도 뚜렷하다. 〈그림 12〉에 따르 면, 관리직 · 전문직에서 시간 절감 효과가 가 장 크게 나타났다(1.5~2.8%). 반면, 기능직, 단순노무직 등 육체노동 중심 직업군에서는 효 과가 상대적으로 작았다<sup>14)</sup>. 이는 현 단계의 생 성형 AI가 언어 기반 지적 업무를 보조하는 데 강점을 가진 데 따른 것이다.

〈그림 12〉 직업별 업무시간 감소율1)



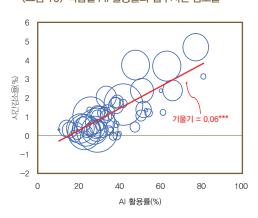
주: 1) 직업 대분류(9개) 기준

시간 단축 효과는 AI 활용률 및 AI 노출도 와 밀접한 양(+)의 상관관계를 보였다. 〈그림 13〉은 직업별 AI 활용률과 시간 감소율의 관 계를 나타낸 산점도이다. 그림에서 보듯이. AI 활용률이 높은 직업일수록 시간 감소 효과

<sup>14)</sup> 직업 중분류별 업무시간 감소율은 〈참고 3〉을 참고하기 바란다.

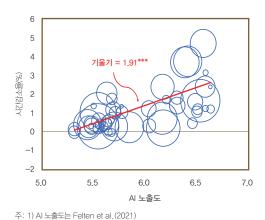
가 크게 나타난다. 이는 AI 기술을 적극적으로 활용하는 직업군일수록 실질적인 생산성 향상, 즉 시간 절감의 혜택을 더 많이 누리고 있음을 의미한다.

#### 〈그림 13〉 직업별 AI 활용률과 업무시간 감소율<sup>1)2)3)</sup>



주: 1) AI 노출도는 Felten et al.(2021) 2) 원의 크기는 취업자 수 3) 통계적 유의성: \*\*\*p<0.01, \*\*p<0.05, \*p<0.1

## 〈그림 14〉 직업별 AI 노출도와 업무시간 감소율<sup>1)2)3)</sup>



3) 통계적 유의성: \*\*\*p<0.01 , \*\*p<0.05 , \*p<0.1

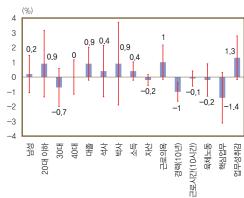
2) 워의 크기는 취업자 수

마찬가지로, AI 노출도가 높은 직업일수록 시간 감소 효과가 크게 나타났다(〈그림 14〉). 즉, AI 기술에 의해 대체될 가능성이 높은 직 업군에서 AI를 통한 시간 절감 효과가 크다는 점을 확인할 수 있다.

〈그림 15〉는 다른 조건을 통제한 상태에서 시간 단축 효과에 대한 회귀분석 결과를 보여 준다. 흥미로운 점은 AI 활용 결정에 유의한 영향을 미쳤던 변수들이 여기에서는 중요한 변 수로 작용하지 않았다. 즉, AI를 활용하는 데 중요하게 작용한 특성이 실제 AI 사용에 따른 시간 감소를 담보하지는 않는다.

대신 직무 경력이 시간 단축 효과에 유의한 영향을 미치는 것으로 나타났는데, 경력이 짧은 근로자일수록 생성형 AI를 사용하여 업무시간을 크게 단축하는 경향을 보인다. 이는 생성형 AI가 숙련된 경력자가 보유한 암묵적인지식(tacit knowledge)을 일부 대체하고, 경험 차이에 따른 업무 소요시간 격차를 완화하는(equalizing effect) 역할을 하는 것으로 해석할 수 있다<sup>15</sup>.

〈그림 15〉 업무시간 감소 회귀분석 결과1)



주: 1) 붉은 선은 95% 신뢰구간을 나타냄

<sup>15)</sup> 위 화귀분석 결과는 생성형 AI가 근로자 간 생산성 격치를 완화함을 보여주는 기존 연구와 일관된다(Brynjolfsson et al., 2025, Dell'Acqua et al., 2023, Cui et al., 2024, Hoffmann et al., 2024). 이러한 효과는 향후 AI의 성능이 향상되고 보다 넓은 분야에 적용되면 더욱 강화될 가능성이 있다(Suh, 2023).

#### 2. 생산성 증가 효과

본고는 Bick et al.(2025)의 방법론과 본조사에서 수집한 임금 및 근로시간 데이터를 활용하여 생산성 증가 효과를 정량적으로 추정하였다. 구체적인 과정은 다음과 같다.

- 생산함수 가정: 경제 전체의 총생산(Y)을 자본(K)과 노동(L) 투입에 의해 결정되 는 콥-더글러스 생산함수 Y = AK<sup>α</sup>L<sup>1-α</sup> 로 표현할 수 있다. 여기서 A는 총요소 생산성, α는 자본소득 분배율을 의미 한다.
- 2. 시간 절약 효과: 근로자 i가 생성형 AI 사용을 통해 주당  $s_i$  시간만큼 업무시간을 절약했다고 가정한다. 이때 절약된 시간은 여가로 전환되는 것이 아니라, 추가적인 생산 활동에 투입된다고 가정한다. 따라서 근로자 i의 유효 노동시간은 기존의  $\ell_i$ 에서  $\ell_i + s_i$ 로 증가한다.
- 3. GDP 증가율 근사: 이러한 개별 근로자의 유효 노동시간 증가가 경제 전체의 총생산에 미치는 효과는 다음의 식으로 근사할 수 있다.

$$\frac{\Delta Y}{Y} \approx (1 - \alpha) \frac{\Delta L}{L} = (1 - \alpha) \frac{\sum_{i} s_{i} w_{i}}{\sum_{i} \ell_{i} w_{i}}$$

 $s_i$ : 시간 변화분,  $\ell_i$ : 근로시간,

 $w_i$ : 시간당 임금

이 식의 의미는 다음과 같다. 분자의  $\Sigma_i s_i w_i$ 는 AI 사용으로 인해 절약된 총시간에 각 근로 자의 시간당 임금(생산성의 대리변수)을 곱하여 합산한 것으로, 경제 전체에서 추가로 창출된 노동 가치를 의미한다. 분모의  $\Sigma_i \ell_i w_i$ 는 경제 전체의 총노동비용에 해당한다. 따라서 AI로 인해 추가 창출된 노동 가치를 총노동비용으로 나누고 노동소득 분배율  $(1-\alpha)$ 을 곱하여 AI로 인한 생산 증가율을 추정하게 된다<sup>16)</sup>.

본 조사의 데이터를 위 식에 적용한 결과, AI 활용에 따른 잠재적인 생산성 향상 효과 (potential productivity gain)는 1.0%로 추정된다<sup>17)</sup>. 이는 최근 미국을 대상으로 연구를 수행한 Bick et al.(2025)의 추정치(1.1%) 와 유사하며<sup>18)</sup>, Acemoglu(2024)의 전망치<sup>19)</sup>(0.7%)보다는 다소 높은 수준이다(〈그림16〉)<sup>20)</sup>.

반면 〈그림 17〉에 따르면 생성형 AI를 사용하는 근로자 중 50.9%는 업무시간에 변화가 없었고, 3.2%는 오히려 증가했다고 응답했다. 이는 근로자들이 아직 생성형 AI 사용

<sup>16)</sup> 여기서 노동생산성 증가율 $(\frac{\sum_i s_i w_i}{\sum_i \ell_i w_i})$ 은 1.8%로 추정되었다. 또한 노동소득 분배율 $(1-\alpha)$ 은 Bick et al. (2025)와 마찬가지로 Acemoglu(2024)의 0.57을 사용하였다. 이는 일반적인 노동소득 분배율을 Al에 노출된 업무비중에 따라 조정한 값이다.

<sup>17)</sup> 예를 들어, 2022.4/4분기(ChatGPT 출시) 이후 2025.2/4분기까지 GDP는 3.9% 성장하였는데, 이론적으로는 이중 생성형 AI 도입의 잠재 기여 도가 1.0%p라고 해석할 수 있다. 다만 동 수치는 근로자들이 AI 활용으로 줄어든 업무시간에 여기를 즐기지 않고 추가적인 생산 활동을 하였다는 가 정하에 산출되었다. 따라서 근로자들이 줄어든 업무시간의 일부를 여가에 활용했다면 실제 생산성 향상 효과는 이보다 낮을 것이다.

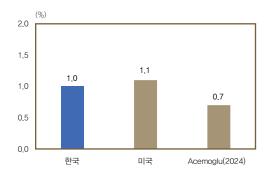
<sup>18)</sup> 한국은 미국보다 AI 활용률이 높으나 업무시간 감소 효과(한국 3.8%, 미국 5.4%)는 작다. 따라서 생산성 증가 효과는 비슷한 수준으로 추정되었다. 여기서 한국의 업무시간 감소 효과가 작은 이유는 본 설문조사가 Bick et al.(2025)와는 달리 생성형 AI 사용으로 업무시간이 증기할 가능성(〈그림 17〉 참고)까지 고려한데서 일부 기인한다. 또 다른 차이점은 Bick et al.(2025)가 전체 주당 근로시간에 대해서만 조사한 반면, 본 설문조사는 세부 업무별 시간에 조사하여 합산함으로써 전체 주당 근로시간 변화를 추가 검증했다는 것이다.

<sup>19)</sup> Acemoglu(2024)의 추정치가 상대적으로 낮은 주요 이유는 AI 활용률과 그에 따른 생산성 효과를 본고에서 도출한 수준보다 낮게 가정하였기 때문 이다.

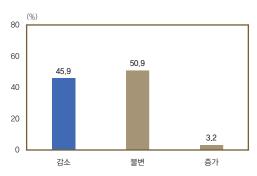
<sup>20)</sup> 여기서 유의할 점은 Acemoglu(2024)의 결과는 본고와 Bick et al.(2025)와는 달리 향후 10년간 발생할 전체 생산성 효과라는 점이다. 따라서 본고와 Bick et al.(2025)는 실제 활용률 데이터를 바탕으로 Acemoglu(2024) 보다 유의미하게 높은 추정치를 도출한 것으로 이해할 수 있다.

에 익숙하지 않아 결과물을 검토하고 수정하는 데 추가적인 시간이 소요되기 때문이다. 그러 나 장기적으로는 더 많은 근로자들이 생성형 AI를 효율적으로 사용하게 되면서 생산성 증 가 효과가 현재보다 더 확대될 가능성이 있다. 생성형 AI 사용에 익숙해질수록 결과물 검토 에 소요되는 시간이 줄어들고. 활용 노하우도 축적되기 때문이다. 또한 향후 AI 기술이 지속 적으로 발달하면서 환각 현상(hallucination) 이 완화되고 결과물에 대한 신뢰가 높아지면서 이러한 추세를 강화할 수 있다.

#### 〈그림 16〉 생산성 증가 효과



#### 〈그림 17〉 AI 활용에 따른 근로시간 변화<sup>1) 2)</sup>



주: 1) 지난주 기준 업무 목적 AI 사용자 대상 2) 각 개인의 업무별 근로시간 변화를 합산한 후, 변화 유형별 모집단 가중합 계륵 기주으로 비중 사축

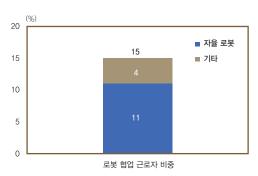
## V. 물리적 AI의 영향

앞서 생성형 AI에 초점을 맞췄다면, 본 장에서는 AI 기술의 또 다른 축인 물리적 AI(Physical AI)의 현황과 향후 전망을 살펴 본다. 물리적AI는 로봇 등 하드웨어 기술과 결 합하여 물리적인 환경과 상호작용하며 업무를 수행하는 AI를 의미한다. 과거 로봇이 사전에 프로그래밍 된 규칙에 따라 반복적인 작업을 수행하는 데 그쳤다면. 현대의 물리적AI는 새 로운 상황을 학습하고 판단하여 자율적으로 작 업할 수 있는 능력을 갖추고 있다<sup>21)</sup>.

## 1. 자율로봇 도입 및 협업 현황

국내 근로자 중 15%가 업무 현장에서 로봇 과 협업하고 있으며, 이 중 11%는 자율성을 갖춘 로봇과 협업하고 있다(〈그림 18〉)<sup>22)</sup>. 여 기서 자율성이란 작업 복잡도. 대응 능력. 활 동 범위 등을 기준으로 평가하였다.

〈그림 18〉 로봇과 협업하는 근로자 비중



<sup>21)</sup> 수술 로봇, 자율 용접 로봇, 농업용 드론, 서비스 로봇, 휴머노이드 로봇 등은 이미 다양한 산업 현장과 일상에 도입되어 활동 범위와 활용도를 빠르게 넓혀가고 있는 물리적 AI의 대표적인 사례이다

<sup>22)</sup> 본 설문에서 로봇과의 협업은 흔히 사용되는 협동로봇(Collaborative robot)만을 의미하는 것이 아니라 같은 작업공간을 공유하는지 여부로 정

자율로봇과의 협업은 특정 직업군에 집중되 는 경향이 뚜렷하다. 〈그림 19〉은 직업별 자 율 로봇 협업 비중을 보여준다<sup>23)</sup>. 기계를 직접 조작하는 '장치 · 기계 조작 및 조립 종사자'에 서 협업 비중이 가장 높았다. 반면, 판매직, 서 비스직, 전문직 등에서는 협업 비중이 낮아, 물리적AI 도입이 주로 제조업 및 특정 기술 기 반의 육체노동에 집중되고 있음을 보여준다.

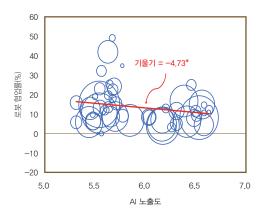
#### 〈그림 19〉 직업별 자율로봇 협업 비중



주: 1) 직업 대분류(9개) 기준

흥미로운 점은, 대규모 언어모델 기반 AI 노출도와 로봇 협업률 간에는 약한 음(-)의 상 관관계를 보였다는 것이다(〈그림 20〉). 이는 두 기술이 겨냥하는 업무 특성이 근본적으로 다르기 때문이며. 로봇 협업은 기존 AI 노출 도가 반영하지 못하는 "자동화 가능한 물리적 작업"이라는 독자적 속성을 갖고 있음을 시사 한다.

#### 〈그림 20〉 직업별 AI 노출도와 로봇 협업률<sup>1)2)3)</sup>



주: 1) Al 노출도는 Felten et al.(2021) 2) 워의 크기는 취업자 수 3) 통계적 유의성: \*\*\*p<0.01, \*\*p<0.05, \*p<0.1

## 2. 로봇협업 근로자 확대 가능성

소프트웨어 고도화와 하드웨어 비용 하락은 자율 로봇의 확산을 가속화할 것으로 예상된 다. 이에 본 연구는 현재 자율로봇과 협업중인 근로자의 특성을 기반으로. 비협업 근로자가 미래에 로봇과 협업하게 될 확률. 즉 '협업 확 률'을 추정하는 시뮬레이션을 실시했다<sup>24)</sup>.

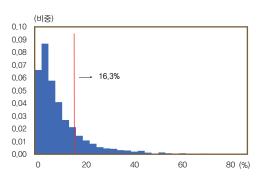
〈그림 21〉은 비협업 근로자의 협업 확률 분 포를 보여준다. 분석 결과, 협업 확률이 높은 근로자부터 순차적으로 로봇 협업을 도입한다 고 가정할 경우, 전체 근로자의 16.3%가 추가 전환 가능하며, 향후 전체 근로자의 27%까지 로봇 협업이 확대될 수 있다.

이는 향후 AI 기술이 지식 노동을 넘어 육체 노동까지 전 산업에 걸쳐 노동시장 구조를 재 편할 가능성을 시사하며, 이에 대응한 직무 재 설계 · 직업 훈련 · 사회보장 체계 정비 등 정책 적 준비가 시급함을 의미한다.

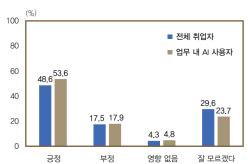
<sup>23)</sup> 직업 중분류별 지율로봇 협업 비중은 〈참고 3〉을 참고하기 바란다.

<sup>24)</sup> 먼저 개별 근로자 특성과 로봇 협업 여부 간 관계를 추정하고, 이를 바탕으로 이미 로봇과 협업 중인 근로자들의 특성에 따른 예측값, 즉 협업 확률을 계 산하였다. 그 다음 이미 협업 중인 근로자들의 협업 확률 분포에서 중간값을 추출하여, 비협업 근로자들 중 협업 확률이 해당 중간값보다 높은 비중을 계산하였다.

#### 〈그림 21〉 자율로봇 협업 확률



#### 〈그림 22〉 AI 기술이 사회에 미치는 영향



## VI. AI에 대한 인식 및 정책 선호도

## 1. AI의 사회적 영향에 대한 인식

AI 기술이 우리 사회에 긍정적인 영향을 미칠 것이라고 응답한 비중이 48.6%로 나타나, 부정적으로 인식하는 비중(17.5%)을 큰 폭상회하였다(〈그림 22〉). 또한 AI 사용자로 한정할 경우 긍정적으로 인식하는 비중(53.6%)이더 높아진다.

주요국과 비교할 경우 국내 근로자가 AI를 보다 긍정적으로 인식하는 것으로 평가된다. IPSOS AI Monitor 2024에 따르면, 한국 근로자의 73%가 AI 기술을 활용한 상품과 서비스를 긍정적으로 평가하고 있는 반면 글로 벌 평균 수치는 53%이다. 또한 미국 근로자의 경우 대체적으로 AI가 사회에 부정적인 영향을 줄 것이라고 응답하였다<sup>25)</sup>. 기술에 대한 대중의 인식은 관련 규제 및 정책에 영향을 줄수 있다는 점에서 이와 같은 차이는 눈여겨볼 필요가 있다.

#### 2. AI로 인한 일자리 자동화 및 실업 전망

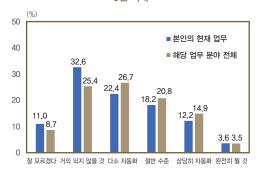
나아가 업무 자동화 수준 및 그에 따른 실업 가능성에 대한 응답자들의 인식을 '향후 5년'과 '향후 10년'의 두 시점으로 나누어 살펴보았다. 또한 '본인의 현재 업무'와 '해당 업무 분야 전 체'에 대한 전망을 비교하여 인식의 차이를 분 석하였다.

먼저 〈그림 23〉은 업무 자동화 가능성에 대한 전망을 보여준다. 여기서 두 가지 특징을 확인할 수 있다. 첫째, 응답자들은 자신의 업무에 대해서는 자동화 가능성을 상대적으로 낮게 평가하는 반면, 자신이 속한 업무 분야 전체에 대해서는 그 가능성을 더 높게 예측하는 것으로 나타난다. 둘째, 자동화 가능성이 5년후 전망에 비해 10년후 전망에서 커지는 경향을 보인다. 구체적으로 향후 10년이내 본인의업무가 절반이상 자동화될 것이라고 응답한비중은 50.4%이다.

〈그림 24〉는 자동화 때문에 발생하는 실업 가능성에 대한 전망을 나타낸다. 실업률 전망 도 자동화 전망과 유사하게 응답자 스스로에

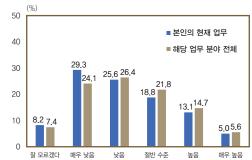
#### 〈그림 23〉 업무 자동화 전망

#### 5년 이내

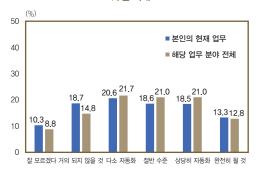


#### 〈그림 24〉 실업 전망

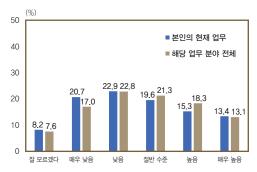
#### 5년 이내



#### 10년 이내

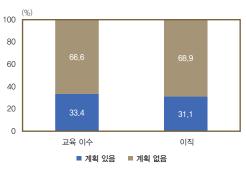


#### 10년 이내



대해서 상대적으로 가능성을 낮게 평가하는 것 으로 드러난다. 또한 10년 후 전망에서 실업률 가능성이 높아지는 것도 확인할 수 있다. 향후 10년 이내 실업 가능성이 높다고 응답한 비중 은 48.3%이다.

## 〈그림 25〉 AI 대비 교육 이수 및 이직 계획<sup>1)</sup>



## 3. AI 기술 발전에 대한 대비

기술 변화는 근로자 개개인의 재교육(reskilling)과 직무 전환 노력을 촉진한다. 조사 결과, 근로자 중 상당수가 향후 AI 기술 발전 에 대비하여 이미 구체적인 행동을 준비하고 있는 것으로 나타났다. 〈그림 25〉에서 보듯 이. 전체 근로자의 33.4%가 교육 이수를 계획 하고 있으며, 31.1%가 이직을 준비 중인 것으 로 나타났다.

주: 1) AI 기술 발전 대비를 위한 교육 이수 계획이 있거나 현재 이수 중인 근로자를 '교육 이수 예정' 비율에 포함

또한 AI 대비 교육 및 이직 준비는 특정 요 인들과 강한 상관관계를 보였다. 〈그림 26〉 은 교육 및 이직 계획 여부에 대한 회귀분석 결 과를 보여준다. 추정 결과, 생성형 AI 활용 경 험자, 로봇 협업 근로자, 그리고 자신의 직업 이 자동화될 가능성이 높다고 전망하는 근로 자는 교육 및 이직을 준비할 확률이 통계적으로 유의하게 높았다. 특히 AI 사용자는 비사용자보다 교육 및 이직을 준비할 확률이 각각 15.0%p, 10.7%p 더 높았다. 이는 AI 기술에 대한 노출 경험이 미래 직업 변화를 더 민감하게 인식하게 하고, 이에 대한 자발적인 대비를 촉진하는 핵심 동인임을 시사한다. 반면, 경력이 길수록 이직을 준비하는 경향이 유의미하게 감소하여, 경력에 따른 적응 격차가 발생할 수 있음을 시사한다.

## 4. AI 기술발전 기금: 사회적 투자에 대한 지불 의사

정부 재정 투입만으로는 AI 기술 발전에 필요한 충분한 재원을 확보하기 어렵다. 이에 본조사에서는 'AI 기술발전 기금'이라는 가상의정책 시나리오를 제시하고, 근로자의 참여의사 및 지불 가능 금액을 측정했다.

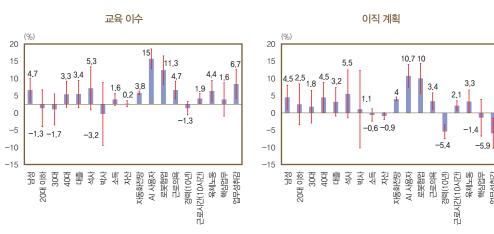
#### 4.1. 기금 시나리오 설명

응답자에게 'AI 기술발전 기금'이 조성될 경우 다음과 같은 긍정적 효과가 기대된다고 설명하였다.

- 금융 지원: AI 스타트업 및 관련 기업에 대한 금융 지원 실시
- 인프라 구축: 민관 합작 국가 AI 컴퓨팅 센터를 구축하여 연구기관과 기업에 저비 용으로 연산 자원 제공
- 공공 AGI 개발: 특정 기업의 이익이 아닌 공공 이익 중심의 범용 인공지능(AGI) 개 발 주도

동시에, 기금 재원 조성을 위해 향후 5년간 매월 소득의 일정 비율을 납부하는 세금형 방식을 안내했다<sup>26)</sup>.

#### 〈그림 26〉 AI 기술발전 대비 교육 이수 및 이직 계획 회귀분석 결과<sup>1)</sup>



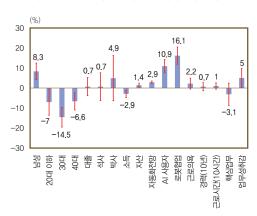
주: 1) 붉은 선은 95% 신뢰구간을 나타냄

<sup>26)</sup> 해당 문항은 "귀하께서는 한시적으로 향후 5년 동안 월 소득 중 일정 금액을 세금으로 AI 기술 발전 기금 조성에 지불할 의사가 있으십니까?"이다. 그리고 지불의사를 밝힌 응답자를 대상으로 월 소득 대비 비율로 지불금액을 조시하였다.

#### 4.2. 기금 참여 의사 및 결정 요인

가상 시나리오에 대한 응답 결과, 전체 근로 자의 32.3%가 'AI 기술발전 기금'에 참여 의사를 밝혔다. 〈그림 27〉은 기금 참여 의사에 영향을 미치는 요인을 분석한 회귀분석 결과이다. 로봇 협업 근로자, 생성형 AI 활용 근로자, 자신의 직업이 자동화될 가능성이 높다고 전망하는 근로자는 기금 참여 의사가 유의하게 높았다.

#### 〈그림 27〉 AI 기금 참여 관련 회귀분석 결과<sup>1)</sup>



주: 1) 붉은 선은 95% 신뢰구간을 나타냄

특히 생성형 AI와 물리적 AI에 노출된 근로 자의 경우 그렇지 않은 근로자에 비해 AI 기금 참여 확률이 각각 10.9%p, 16.1%p 높은 것으로 나타났다. 이는 AI의 영향력을 직접적으로 체감하는 근로자들이 기술 발전의 필요성에 더 깊이 공감하고, 이에 대한 사회적 투자에 적극적으로 참여할 의사가 있는 것으로 해석된다. 이와 더불어 향후 본인 직업 및 사회 전반의 자동화 가능성을 높게 전망하는 경우(상위 25%) 중간 정도 수준에 비해 참여 확

률이 5.3%p 높아지는 것으로 나타난다<sup>27)</sup>. 반면, 40 대 이하는 기금 참여 의사가 낮아 연령에 따른 차이가 있는 것을 확인할 수 있다.

#### 4.3. AI 기금 규모

기금 참여 의향을 밝힌 응답자들을 대상으로 지불 가능 규모를 추가로 조사한 결과, 근로자 평균 향후 5년간 소득의 0.5% 수준을 지불할 의사가 있는 것으로 나타났다. 이를 바탕으로 개인 투자를 통한 기금 조성 규모를 추산한 결 과는 다음과 같다.

- 1인당 연평균 기여액: 근로자 평균 지불 의사(0.5%)를 바탕으로 계산한 1인당 연 평균 기여액은 25.9만원이다.
- 연간 총기금 규모: 여기에 국내 전체 취업
  자 수 약 2,900만 명을 곱하면, 연간 약
  7.5조원의 기금을 조성할 수 있다.
- 5년간 총기금 규모: 이를 5년간 누적하면, 총 38조원 규모의 재원을 마련할 수있다.

이는 최근 정부가 AI 집중투자를 추진하겠다고 밝힌 것과 관련하여 중요한 시사점을 제공한다. 즉, 정부와 기업의 투자뿐만 아니라, 국민 개개인의 참여를 통해 향후 5년간 38조원 재원을 추가로 확보할 수 있음을 시사한다. 이는 AI 기술 발전에 대한 높은 국민적 공감대를 바탕으로 민관 협력 기반의 사회적 투자 방식을 구상할 수 있는 가능성을 보여준다.

## ₩. 결론

AI의 경제적 영향은 얼마나 많은 근로자가 AI를 활용하고 있는지. 얼마나 강도 높게 활용 하는지, 그리고 그로 인해 생산성이 얼마나 향 상되는지에 따라 결정된다. 본 보고서는 이에 대한 실증적 답을 찾고자 국내 최초로 대표 표 본을 구축하여 서베이를 실시하였다.

2025년 5~6월 기준, 전체 근로자의 51.8% 가 업무에 AI를 활용하고 있으며, 이는 미국보 다 2배 이상 높은 수치이자. 인터넷 도입 당시 보다 8배 빠른 확산 속도이다. 이러한 광범위 한 AI 활용은 근로자의 업무시간을 감소시키 고, 약 1%의 생산성 향상 효과를 가져온 것으 로 추정된다. 향후에는 기술 발전에 따라 업무 시간 단축 효과가 더욱 커질 텐데, AI로 인한 업무시간 단축을 어떻게 활용하여 생산성을 더 욱 높일 수 있을지, 기업과 근로자가 함께 고 민해 나갈 필요가 있다.

AI 기술은 현재 생성형 AI를 중심으로 지적 노동을 변화시키고 있지만, 앞으로는 물리적 AI를 기반으로 육체노동 영역에서도 큰 변화 를 불러일으킬 것으로 전망된다. 조사에 따르 면. 자율로봇과 협업하는 근로자 비중이 현재 11%이며, 향후 27%까지 늘어날 것으로 예상 된다.

아울러 상당수 근로자가 AI를 긍정적으로 인식(48.6%)하고 있으며, AI 기술 발전에 대 비해 교육 이수(33.4%) 및 이직(31.1%)을 준 비하고 있다. 또한 AI 관련 정책에 대해서도 높은 선호도를 보였다. 근로자의 32.3%는 AI 기술발전을 위한 기금 조성에 참여할 의사가 있으며, 이들의 지불의사를 반영하면 향후 5 년간 조성 가능한 기금 규모는 약 38조원이다.

본 보고서는 단순한 현황 파악을 넘어, 향후 AI가 우리 경제에 미칠 영향을 가늠할 수 있는 초기 단서를 제공하는 데 의의가 있다. 앞으로 도 AI 활용과 관련한 데이터를 지속적으로 축 적하고 분석하는 노력이 중요하다.

### 〈참고 1〉

## 표본설계 및 특성

## [표본설계 및 가중치]

표본설계는 통계청의 2024년 상반기 지역별고용조사 원시자료를 바탕으로 직업중분류, 연령대, 성별을 충화변수로 사용하였다. 조사의 신뢰성과 대표성을 확보하기 위해 다단계 할당 방식을 적용하였다. 1단계에서는 직업대분류별로 표본을 우선 할당하고, 2단계에서는 대분류 내에서 중분류별로 제곱근비례배분법을, 3단계에서는 중분류 내에서 연령대별로 비례배분법을 적용하였다.

또한, 모집단 통계와의 일치를 위해 사후층화(Post-stratification) 방법을 적용하여 가중치를 산출하였다. 가중치는 직업대분류, 연령대, 성별을 기준으로 하여 표본이 실제 인구 구성 특성을 잘 반영하도록 조정되었다.

## [표본특성]

표본 규모는 총 5,512명의 유효표본을 확보하였으며, 표본오차는 95% 신뢰수준에서 ±1.32%p이다. 최종 분석에 사용된 응답자의 인구통계학적 특성은 다음과 같다.

- 성별은 남성 3,083명(55.9%), 여성 2,429명(44.1%)으로 구성되었다.
- 연령대는 만 15-29세 842명(15.3%), 만 30-39세 1,208명(21.9%), 만 40-49 세 1,377명(25.0%), 만 50-59세 1,485명(26.9%), 만 60-64세 601명 (10.9%)으로 분포하였다.
- 최종학력은 고졸 이하 1,324명(24.0%), 대학 졸업 3,689명(66.9%), 대학원 졸업 500명(9.1%)이었다.
- 종사상 지위는 임금근로자 중 상용적이 3,563명(64.6%)으로 가장 많았고, 임시 및 일용적은 848명(15.4%)이었다. 비임금근로자는 1,101명(20.0%)으로 나타났다.
- 직업별 분포는 전문가 및 관련 종사자 1,355명(24.6%), 사무 종사자 1,090명 (19.8%), 서비스 종사자 688명(12.5%), 판매 종사자 506명(9.2%), 장치·기계 조작 및 조립 종사자 598명(10.8%), 단순노무 종사자 575명(10.4%) 등 다양한 직업군을 포괄하였다.

## 〈참고 2〉

## 서베이 기반 거시(macro) 생산성 증가 추정치와 실험 기반 미시(micro) 추정치 비교

₩장에서 제시한 생산성 증가 추정치는 실제 생성형 AI 사용과 업무시간 변화에 대한 설문 응답을 바탕으로 도출된 거시 추정치로. 경제 전체의 평균적인 생산성 향상 효과를 나타낸다. 이하에서는 이 거시 추정치를 최근 문헌에서 보고된 실험기반 미시 추정치(사 용시간 당 생산성 증가율)와 비교하였다.

비교를 위해 업무시간 변화를 생성형 AI 사용시간의 선형함수로 다음과 같이 표현한다.

$$\Delta L = \sum_{i} (\ell_i + \gamma u_i) e_i$$

여기서  $u_i$ 는 생성형 AI 사용시간.  $\gamma$ 는 생성형 AI 사용에 따른 시간당 생산성 변화율. e.는 노동생산성이다. 이를 바탕으로 거시 노동생산성 증가율을 다음과 같이 표현할 수 있다.

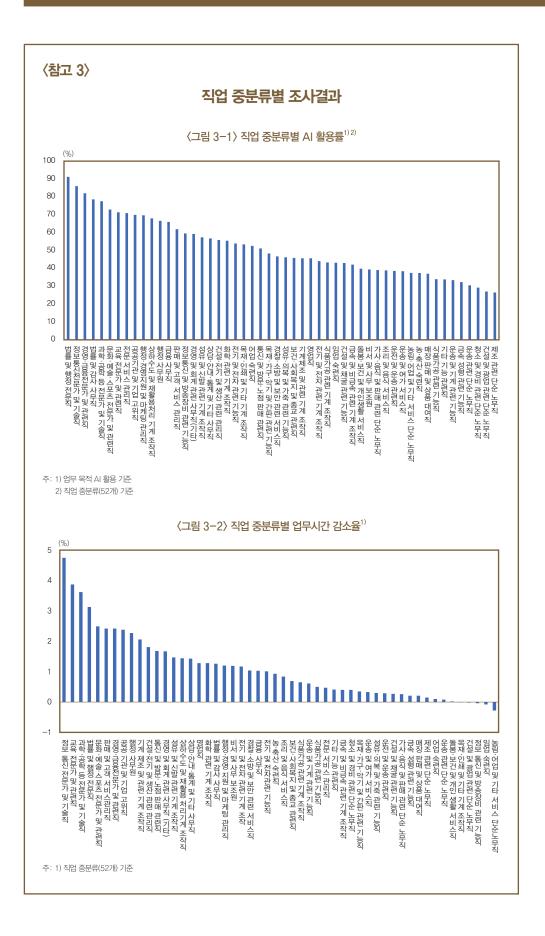
$$\frac{\Delta L}{L} = \frac{\gamma \sum_{i} u_{i} w_{i}}{\sum_{i} \ell_{i} w_{i}}$$

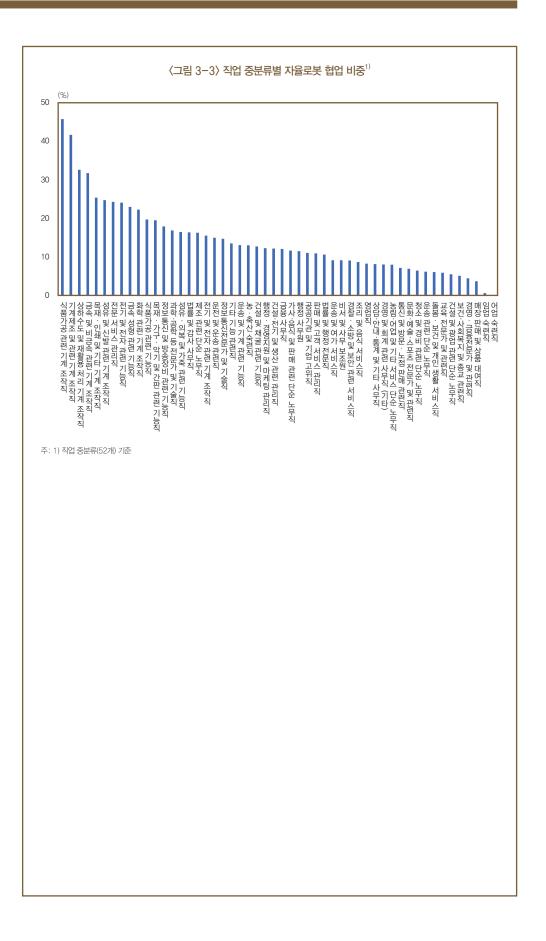
 $\mathbb{N}$ 장에서 추정된 거시 노동생산성 증가율이 1.8%이므로, 위 식을 변형하면  $\gamma$ 를 다음과 같이 역산할 수 있다.

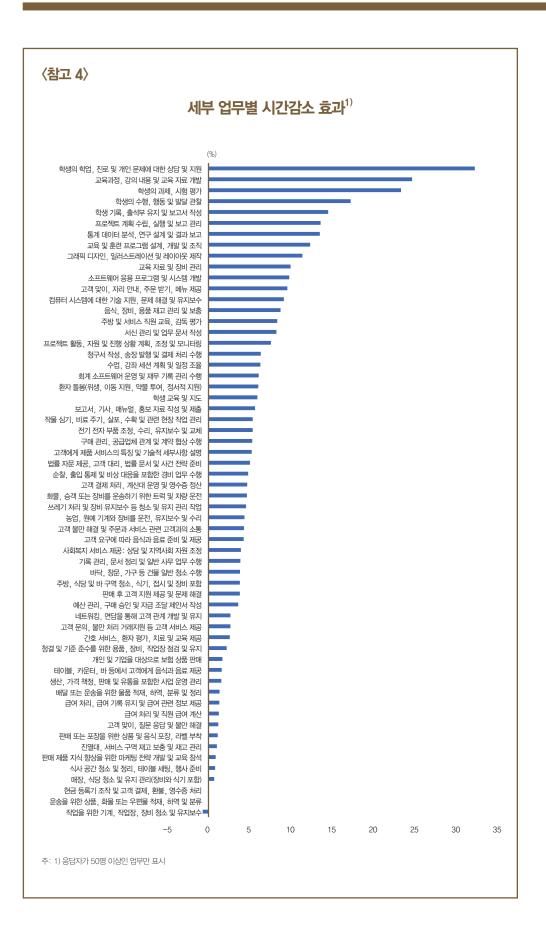
$$\gamma = 1.8\% \cdot \frac{\sum_{i} \ell_{i} w_{i}}{\sum_{i} u_{i} w_{i}}$$

설문에서 주당 생성형 AI 사용시간은 범주형으로 조사되었으며, 각 구간의 중간값을 사용해 임금 가중 평균을 계산한 결과, 전체 근로시간 중 생성형 AI 사용 비중은 5.5%로 나타났다. 이를 대입하면. 생성형 AI 사용에 따른 시간당 생산성 증가율 γ는 0.33(33%) 이며, 이는 주요 문헌의 임의실험 기반 미시 추정치 평균(27%)과 큰 차이를 보이지 않는 다(Cui et al., 2024; Dell'Acqua et al., 2023; Noy and Zhang, 2023; Peng et al., 2023).

또한 Acemoglu(2024)는 임금 가중 생성형 AI 적용 업무 비중을 4.6%로, 시간당 생 산성 증가율을 문헌 평균치인 27%로 가정하여, 본고의 추정치(1.0%)보다 낮은 0.7%의 전체 생산성 증가율을 제시하였다.







#### 〈참고문헌〉

- 오삼일 · 이수민 · 이하민 · 장수정 · Zexi Sun · Xin Cindy Xu (2025), "AI와 한국경제", BOK 이슈노트 제2025—2호
- 한지우 · 오삼일 (2023), "AI와 노동시장 변화", BOK 이슈노트 제2023-30호
- Acemoglu, D. (2024), "The simple macroeconomics of AI", Economic Policy, 40(121), pp. 13-58.
- Bick, A., A. Blandin, and D. J. Deming (2025), "The Rapid Adoption of Generative AI", Working Paper.
- Brynjolfsson, E., D. Li, and L. R. Raymond (2025), "Generative AI at Work", The Quarterly Journal of Economics, 140(2), pp. 889–942.
- Chui, M., L. Yee, B. Hall, A. Singla, and A. Sukharevsky (2023), "The state of AI in 2023: Generative AI's breakout year", McKinsey.
- Cui, K. Z., M. Demirer, S. Jaffe, L. Musolff, S. Peng, and T. Salz (2024), "The Effects of Generative AI on High Skilled Work: Evidence from Three Field Experiments with Software Developers", SSRN Working Paper No. 4945566.
- Dell'Acqua, F., E. McFowland, E. R. Mollick, H. Lifshitz-Assaf, K. Kellogg, S. Rajendran, L. Krayer, F. Candelon, and K. R. Lakhani (2023), "Navigating the Jagged Technological Frontier: Field Experimental Evidence of the Effects of AI on Knowledge Worker Productivity and Quality", Harvard Business School Technology & Operations Mgt. Unit Working Paper 24-013.
- Eloundou, T., S. Manning, P. Mishkin, and D. Rock (2024), "GPTs are GPTs: Labor market impact potential of LLMs", Science, 384(6702), pp. 1306-1308.
- Felten, E., M. Raj, and R. Seamans (2021), "Occupational, Industry, and Geographic Exposure to Artificial Intelligence: A Novel Dataset and Its Potential Uses", Strategic Management Journal, 42(12), pp. 2195-2217.
- Filippucci, F., P. Gal, C. Jona-Lasinio, A. Leandro, and G. Nicoletti (2024), "The impact of Artificial Intelligence on productivity, distribution and growth:

Key mechanisms, initial evidence and policy challenges", OECD Artificial Intelligence Papers No. 15.

Hoffmann, M., S. Boysel, F. Nagle, S. Peng, and K. Xu (2024), "Generative AI and the Nature of Work", CESifo Working Paper No. 11003.

IPSOS (2024), "The IPSOS AI Monitor 2024"

McClain, C., B. Kennedy, J. Gottfried, M. Anderson, and G. Pasquini (2025), "How the U.S. Public and AI Experts View Artificial Intelligence", Pew Research Center.

Suh, D. (2023), "Machines and Superstars: Technological Change and Top Labor Incomes", Working Paper

## Copyright © BANK OF KOREA. All Rights Reserved

- 본 자료의 내용을 인용하실 때에는 반드시 "BOK 이슈노트 No. 2025-22에서 인용"하였다고 표시하여 주시기 바랍니다.
- 자료 내용에 대하여 질문 또는 의견이 있는 분은 커뮤니케이션국 커뮤니케이션기획팀(02-759-4759)으로 연락하여 주시기
- 본 자료는 한국은행 홈페이지(http://www.bok.or.kr)에서 무료로 다운로드 받으실 수 있습니다.