KREI

P 2026-05 | 2026. 8. |

농식품산업 AI 도입 현황 및 영향 분석

성재훈 · 박시현 · 윤성주



한국농촌경제연구원

KREI

P 2026-05 | 2026. 8. |

농식품산업 AI 도입 현황 및 영향 분석

성재훈 · 박시현 · 윤성주



한국농촌경제연구원

연구 담당

성재훈 | 연구위원 | 연구 총괄, 도입 효과 및 파급효과 분석
박시현 | 부연구위원 | 도입 및 활용도, 도입 성과 분석
윤성주 | 전문연구원 | AI 현황 및 노출도 분석

정책연구보고 P2026-05
농식품산업 AI 도입 현황 및 영향 분석

등 록 | 제6-0007호(1979. 5. 25.)
발 행 | 2026. 8.
발 행 인 | 한두봉
발 행 처 | 한국농촌경제연구원
우) 58321 전라남도 나주시 빛가람로 601
대표전화 1833-5500
인 쇄 처 | 에이치에이엔컴퍼니
I S B N | 979-11-6149-856-0 95520

※ 이 책에 실린 내용은 한국농촌경제연구원의 공식 견해와 반드시 일치하는 것은 아닙니다.
※ 이 책에 실린 내용은 출처를 명시하면 자유롭게 인용할 수 있습니다.
무단 전재하거나 복사하면 법에 저촉됩니다.

머리말

인공지능(AI)은 범용기술로서 산업 전반의 생산성과 혁신을 견인할 핵심 동력으로 부상하고 있다. 특히 노동력 부족과 낮은 수익 구조라는 구조적 난제에 직면한 농식품산업에서 AI는 생산·가공·유통 전 과정의 효율을 높일 수 있는 주요 수단으로 주목받고 있으며, 정부 역시 'AI G3 도약'을 국정과제로 추진하며 농식품 가치사슬 전반의 AI 전환을 확산하고 있다. 그러나 농식품산업의 AI 활용률은 2024년 기준 4.2%로 전체 산업 평균의 절반에도 미치지 못하며, AI 도입이 가져올 효과와 파급력에 대한 실증적 근거 역시 부족한 실정이다.

이러한 문제의식에서 출발한 본 연구는 농식품산업의 AI 노출도, 도입 및 활용 현황, AI 도입이 기업 생산성에 미치는 미시적 효과, 그리고 AI 확산이 농식품산업과 경제 전체에 미치는 거시적 파급효과를 종합적으로 분석하였다. 분석 결과, 농식품산업은 가치사슬 단계별로 AI 노출 특성이 뚜렷하게 다르며, 잠재력에 비해 실제 도입은 '활용 방안을 모름'과 '전문인력 부족' 등 활용 역량의 제약으로 크게 지체되어 있는 것으로 나타났다. 또한 AI가 산업 간 불균등하게 확산될 경우 농식품산업, 특히 작물생산부문이 생산성 향상의 혜택에서 뒤처질 수 있음을 확인하였다. 이는 비용 지원 중심의 일률적 정책을 넘어 부문별 특성에 맞춘 진단·컨설팅, 수요-공급 매칭, 데이터 기반 구축을 아우르는 정책 전환이 필요함을 시사한다.

이 연구가 농식품산업의 효과적인 AI 도입과 확산을 위한 정책 설계에 기초자료로 활용되기를 기대한다. 아울러 연구 과정에서 귀중한 의견을 주신 전문가와 AI 공급기업 관계자 여러분께 깊은 감사의 말씀을 드린다.

2026. 8.

한국농촌경제연구원장 **한 두 봉**

요 약

연구 목적

○ 본 연구의 목적은 농식품산업의 AI 관련 현황과 AI 도입이 농식품산업에 미치는 영향을 미시적·거시적으로 분석하여 효과적 AI 도입을 위한 정책적 시사점을 도출하는 것임.

○ 이를 위해 분석·예측형, 생성형, 피지컬 AI 등 기술 유형별로 농식품산업의 AI 노출도를 측정하고, AI 도입 및 활용 현황과 장애요인을 파악함. 아울러 AI 도입이 기업의 노동생산성에 미치는 효과와 AI 확산이 농식품산업 및 경제 전체에 미치는 파급효과를 분석함.

연구 방법

○ 본 연구에서는 문헌조사, 전문가 자문, AI 공급기업 인터뷰, 마이크로데이터 분석, 계량모형 및 연산가능일반균형(CGE)모형 분석 등을 종합적으로 활용함.

○ AI 노출도는 O*NET 923개 직업·18,796개 과업을 대상으로 한 LLM 기반 평가와 2017~2025년 AI 특허와 과업 간 의미적 유사도를 병행하여 측정하고, 직업·산업 연계자료를 통해 한국표준산업분류(KSIC) 단위로 산출함. AI 도입 및 활용 현황은 기업활동조사 등 마이크로데이터와 공급기업 인터뷰를 바탕으로 분석함.

○ AI 도입 효과는 2017~2024년 기업활동조사 균형패널(7,364개 기업)에

Callaway & Sant'Anna(2021)의 추정량(CS 추정량)을 적용하여 분석하고, Park(2025)의 선택보정 추정량으로 강건성을 검증함. 잠재적 파급효과는 산업별 잠재적 시간단축률과 10년 후 도입률 시나리오(40%, 불균등 40%, 70%, 90%)를 바탕으로 CGE 모형을 활용하여 총요소생산성(TFP) 변화를 분석함.

연구 결과

○ 농식품산업은 가치사슬 단계별로 AI 노출 특성이 뚜렷하게 다름. 농업생산에서는 분석·예측형 AI, 식품제조에서는 피지컬 AI, 음료제조에서는 피지컬과 분석·예측형 AI, 외식에서는 확장 피지컬 AI의 노출도가 높게 나타남. 전체 산업 대비 생성형 AI 노출도는 낮은 반면 피지컬 AI 노출도는 상대적으로 높음.

○ 농식품산업의 AI 도입률은 2024년 4.2%로 전체 산업(9.6%)의 절반 이하이며, 2017~2024년 증가폭(3.4%p)도 전체 산업(8.2%p)보다 작아 격차가 지속되고 있음. 음·식료품 제조업은 AI 도입 검토·시행 비중이 1.6%로 제조업 중 최저이고, 활용도 생성형 AI 위주의 기존제품 개선·업무자동화에 머물러 있음.

- 미도입 이유는 비용이나 기술 수준보다 '활용 방안을 모름'(77.2%), '전문인력 부족'(44.1%)이 압도적이며, 데이터를 전혀 수집하지 않는 사업체도 92.6%에 달함. 공급 측면에서도 국내 AI 기업의 농업·임업·어업 응용 비중은 6.0%에 불과함.

○ AI 도입은 전체 산업의 노동생산성을 평균 약 3% 향상시키며, 선택보정 추정량도 유사한 결과(약 3.3%)를 보여 내생성에 대해 강건한 것으로 나타남. IT·통신(약 5%)과 금융(약 9%)부문의 효과가 크게 나타난 반면, 농식품산업은 약 7%로 추정되었으나 도입기업 수가 적어 통계적으로 유의하지 않음.

- 도입 초기의 생산성 향상 효과는 시간이 지남에 따라 약화되나, 2023년 이후 도입 기업의 생산성은 크게 증가함. 이는 상대적으로 도입 비용이 낮은 생성형 AI가 일반기업으로 확산되는 초기 국면의 결과로 해석됨.

○ CGE 분석 결과, 10년 후 전체 산업 TFP 증가율은 시나리오1(균등 40%) 11.16%, 시나리오2(불균등 40%) 10.98%, 시나리오3(균등 70%) 18.77%, 시나리오4(균등 90%) 23.54%로 추정됨. 불균등 확산 시 동일한 도입률에서도 경제 전체의 생산성 향상이 제약됨.

- 특히 불균등 확산 시 농식품산업의 부가가치 생산성 증가율(4.65%)은 균등 확산(10.97%)의 절반에도 미치지 못하며, 곡물 및 식량작물 등 작물생산부문은 생산요소 유출로 실질 부가가치 증가율이 더 낮아짐. 이는 낮은 도입 여건이 지속될 경우 농식품산업이 AI 확산의 혜택에서 가장 뒤처질 수 있음을 의미함.

정책 제언

○ 첫째, 부문별 AI 노출 특성에 맞춘 차별화된 도입 정책이 필요함. 농업생산은 분석·예측형(기상·병해충·수급 예측), 식품제조는 피지컬 AI(선별·포장 자동화), 유통·외식은 분석·예측형·생성형 AI를 중심으로 지원 방향을 설정

할 필요가 있음.

○ 둘째, 기업·농가 단위의 진단·컨설팅과 수요-공급 매칭 지원을 강화하여 AI 도입을 위한 탐색비용과 불확실성을 줄일 필요가 있음.

○ 셋째, 비용·기술이 아닌 '활용 역량'에 초점을 맞춰 자금지원보다 컨설팅·과제발굴·전문인력 파견의 비중을 늘리고, 현장을 이해하는 AI 전문인력을 육성할 필요가 있음.

○ 넷째, 기초적인 데이터·디지털 기반 구축을 지원하고, 농림위성·농업기술데이터플랫폼 등 공공 데이터 인프라를 민간이 활용할 수 있도록 표준 인터페이스와 인센티브를 설계할 필요가 있음.

○ 다섯째, AI 도입 성과를 지속적으로 검증하고, 특정 공정을 대상으로 한 PoC 이후 단계적으로 확대하는 실증 중심의 지원이 효과적임.

○ 마지막으로, 불균등한 AI 확산의 의도치 않은 효과를 줄이기 위해 선도기업 중심 지원을 넘어 영세 식품제조업체와 곡물·식량작물 농가 등 후발 주체를 위한 저비용·보급형 AI 도구 확산을 병행할 필요가 있음.

AI Adoption in Korea's Agri-food Industry: Current Status and Impacts

Purpose of Research

○ This study analyzes the current status of artificial intelligence (AI) in Korea's agri-food industry and examines the micro- and macro-level impacts of AI adoption, in order to derive policy implications for effective AI adoption.

○ To this end, the study measures AI exposure in the agri-food industry by AI technology type (analytical/predictive, generative, and physical AI) and investigates the status of AI adoption and use, as well as the barriers to adoption. It also estimates the effect of AI adoption on firm-level labor productivity and the spillover effects of AI diffusion on the agri-food industry and the economy as a whole.

Research Method

○ The study combines a literature review, expert consultations, interviews with AI suppliers, microdata analysis, and econometric and computable general equilibrium (CGE) models.

○ AI exposure is measured using two complementary approaches: an

LLM-based evaluation of 18,796 tasks across 923 O*NET occupations, and the semantic similarity between AI patents (2017–2025) and task descriptions. The occupation-level scores are converted to industry-level exposure under the Korean Standard Industrial Classification (KSIC). The status of AI adoption is analyzed using microdata, including the Survey of Business Activities, and supplier interviews.

○ The effect of AI adoption is estimated by applying the Callaway and Sant'Anna (2021) estimator to a balanced panel of 7,364 firms from the Survey of Business Activities (2017–2024), and its robustness is tested with the selection-corrected estimator of Park (2025). Spillover effects on total factor productivity (TFP) are simulated with a CGE model, based on industry-level potential labor-time savings and four adoption scenarios for the next ten years (uniform 40%, uneven 40%, uniform 70%, and uniform 90%).

Main Findings

○ AI exposure varies markedly across the agri-food value chain. Exposure to analytical/predictive AI is high in agricultural production, physical AI in food manufacturing, physical and analytical/predictive AI in beverage manufacturing, and extended physical AI in food services. Compared with the economy as a whole, the agri-food industry shows low exposure to generative AI but relatively high exposure to physical AI. In some industries, such as slaughtering and meat processing, a

large gap between LLM-based and patent-based exposure suggests that technology development has not kept pace with AI potential.

○ The AI adoption rate in the agri-food industry was 4.2% in 2024, less than half of the all-industry average (9.6%), and its increase over 2017−2024 (3.4%p) was smaller than that of all industries (8.2%p). Only 1.6% of food and beverage manufacturers were reviewing or implementing AI, the lowest among manufacturing industries, and their use was concentrated in generative AI for product improvement and office automation. The main reasons for non-adoption were not cost or technology, but not knowing how to use AI' (77.2%) and 'a lack of skilled personnel' (44.1%); 92.6% of firms did not collect any data. On the supply side, applications in agriculture, forestry, and fisheries accounted for only 6.0% of AI suppliers' main products and services.

○ AI adoption increases labor productivity by about 3% on average across all industries, and the selection-corrected estimator yields a similar result (about 3.3%), indicating robustness to endogeneity. The effect is larger in IT and telecommunications (about 5%) and finance (about 9%). For the agri-food industry, the estimated effect is about 7% but is not statistically significant due to the small number of adopting firms. The productivity gains of early adopters fade over time, whereas firms adopting AI after 2023 show large gains, reflecting the early diffusion of low-cost generative AI.

○ The CGE simulations show that economy-wide TFP growth over ten years reaches 11.16%, 10.98%, 18.77%, and 23.54% under the four scenarios, respectively. Uneven diffusion constrains aggregate productivity growth even at the same average adoption rate. Under uneven diffusion, value-added productivity growth in the agri-food industry (4.65%) falls to less than half of that under uniform diffusion (10.97%), and crop production, including grains and food crops, experiences even lower real value-added growth due to the outflow of production factors.

Policy Suggestions

○ First, AI adoption policies should be tailored to the exposure characteristics of each sector: analytical/predictive AI (weather, pest, and supply-demand forecasting) for agricultural production, physical AI (sorting and packaging automation) for food manufacturing, and analytical/predictive and generative AI for distribution and food services.

○ Second, diagnostic and consulting services and demand–supplier matching should be strengthened to reduce search costs and uncertainty in AI adoption for firms and farms.

○ Third, support should focus on building the capacity to use AI rather than on costs or technology, by expanding consulting, project identification,

and the dispatch of experts, and by training AI specialists with field knowledge.

○ Fourth, support is needed for basic data and digital infrastructure, together with standard interfaces and incentives that allow private firms to use public data infrastructure such as agricultural satellite and agricultural technology data platforms.

○ Fifth, the performance of AI adoption should be continuously evaluated, and support should be provided in stages, starting with proofs of concept (POCs) for specific processes.

○ Finally, to mitigate the unintended effects of uneven AI diffusion, support should extend beyond leading firms to late adopters, such as small food manufacturers and grain and food crop farms, through low-cost and easy-to-use AI tools.

Researchers: SUNG Jaehoon, PARK Sihyun ,YUN Sungju
Research period: 2026. 2. - 2026. 8.
E-mail address: jsung@krei.re.kr

차 례

제1장 서론

1. 연구 배경 및 목적 ····· 1
2. 선행 연구 검토 ····· 3
3. 연구 범위 ····· 11
4. 연구 내용 및 방법 ····· 12
5. 연구 추진체계 ····· 15

제2장 농식품산업의 AI 노출도 분석

1. AI 노출도의 개념과 측정 방법 ····· 17
2. AI 노출도 산출 방법 ····· 23
3. AI 노출도 분석 결과 ····· 36
4. 소결 ····· 61

제3장 AI 도입이 농식품산업에 미치는 파급효과 분석

1. 분석 틀 ····· 65
2. 분석 방법 ····· 68
3. AI 도입 및 영향 관련 시나리오 ····· 73
4. 분석 결과 ····· 75
5. 소결 ····· 82

제4장 농식품산업의 AI 활용 현황 및 도입 효과 분석

1. AI 도입 및 활용 현황 ····· 85
2. AI 도입 효과 분석 ····· 107

3. 소결 ····· 125

제5장 요약 및 정책적 제언

1. 연구 결과 요약 ····· 129
2. 정책적 제언 및 연구의 한계 ····· 132

부록

1. LLM 평가 및 프롬프트 적절성에 대한 전문가 자문 검토 ····· 137
2. LLM 기반 노출도 평가 프롬프트 ····· 141
3. AI 특허자료 구축 및 기술 유형 분류 ····· 152
4. 특허 임베딩모형과 특허-과업 유효매칭 기준 ····· 159
5. 선택보정 추정치 산정을 위한 1·2단계 추정 결과 ····· 162
6. 산업별·함수별 탄성치 ····· 164
7. AI 기술 유형별 과업 시간단축 분석 ····· 165
8. 고노출 직업에 종사하는 취업자 규모 ····· 175
9. 세부 산업별 부가가치 생산성 증가율 ····· 178
10. 세부 산업별 실질 부가가치 증가율 ····· 179

참고문헌 ····· 181

표 차례

제1장

〈표 1-1〉 주요 문헌에서의 AI 관련 연구 범위 ····· 11
〈표 1-2〉 연구 범위: 농식품산업 ····· 12

제2장

〈표 2-1〉 주요 AI 노출도 측정 접근 방식 비교 ····· 20
〈표 2-2〉 AI 기술 유형 정의 ····· 21
〈표 2-3〉 확장·결합형 AI 평가범위 ····· 23
〈표 2-4〉 분석자료의 구성 ····· 25
〈표 2-5〉 AI 관련 주요 CPC ····· 29
〈표 2-6〉 LLM-특허 노출도 사분면 구분 ····· 36
〈표 2-7〉 직업 기준 LLM-특허 AI 기술 유형별 노출도 ····· 36
〈표 2-8〉 직업 기준 분석·예측형 AI 노출도 상위 10개 직업 ····· 37
〈표 2-9〉 직업 기준 생성형 AI 노출도 상위 10개 직업 ····· 38
〈표 2-10〉 직업 기준 피지컬 AI 노출도 상위 10개 직업 ····· 39
〈표 2-11〉 직업 기준 생성형과 피지컬 AI의 확장형 노출도 비교 ····· 40
〈표 2-12〉 직업 기준 결합형 AI 노출도 상위 10개 직업 ····· 41
〈표 2-13〉 산업 기준 LLM-특허 AI 기술 유형별 노출도 ····· 43
〈표 2-14〉 산업 기준 분석·예측형 AI 노출도 상위 10개 산업 ····· 44
〈표 2-15〉 산업 기준 생성형 AI 노출도 상위 10개 산업 ····· 45
〈표 2-16〉 산업 기준 피지컬 AI 노출도 상위 10개 산업 ····· 46
〈표 2-17〉 산업 기준 확장·결합형 AI 노출도 상위 산업 ····· 48
〈표 2-18〉 직업 기준 AI 기술 유형별 LLM-특허 노출도 상관관계 비교 ····· 49
〈표 2-19〉 직업 기준 AI 기술 유형별 LLM-특허 노출도 사분면 구성 ····· 50

〈표 2-20〉 산업 기준 AI 기술 유형별 LLM-특허 노출도 상관관계 비교 ····· 51
〈표 2-21〉 산업 기준 AI 기술 유형별 LLM-특허 노출도 사분면 구성 ····· 51

제3장

〈표 3-1〉 SAM 구축을 위한 산업 구분 ····· 72
〈표 3-2〉 파급효과 분석을 위한 시나리오 ····· 74
〈표 3-3〉 AI 기술 유형에 따른 사업군별 잠재적 시간단축률 ····· 75
〈표 3-4〉 산업별 부가가치 생산성 향상 시나리오 ····· 76
〈표 3-5〉 시나리오에 따른 전체 산업의 TFP 증가율 ····· 77
〈표 3-6〉 산업군별 실질부가가치 증가율 분석 결과 ····· 78
〈표 3-7〉 세부 산업들의 실질 부가가치 증가율과
부가가치 생산성 증가율 차이 ····· 81

제4장

〈표 4-1〉 농식품산업의 규모(2024년) ····· 86
〈표 4-2〉 산업별 AI 도입 수준(2024년) ····· 87
〈표 4-3〉 분석에 활용한 승인통계 ····· 90
〈표 4-4〉 제조업종별 AI 기술을 업무에 활용하는 목적(2025년) ····· 92
〈표 4-5〉 음·식료품 제조업의 AI 기술 도입 후 발생한 생산성 향상 종류
(2025년) ····· 94
〈표 4-6〉 AI 기술개발 및 도입 관련 정부지원 필요사항(2025년) ····· 101
〈표 4-7〉 산업별·도입 연도별 AI 도입 기업 수 ····· 115
〈표 4-8〉 기준 연도(2017년) 기초 통계량 ····· 116
〈표 4-9〉 집계 ATT 전체 요약 ····· 120

〈표 4-10〉 산업별 AI 도입의 집계 ATT ····· 122
〈표 4-11〉 집계 ATT 전체 요약: CS 추정치 vs 선택보정 추정치 ····· 124

부록

〈부표 1-1〉 LLM과 전문가 노출도 평가 비교 ····· 138
〈부표 1-2〉 LLM과 전문가의 지배적 AI 기술 평가 비교 ····· 139
〈부표 1-3〉 전문가 간 노출도 평가 차이 ····· 139
〈부표 2-1〉 LLM API 재현성을 위한 설정 ····· 141
〈부표 2-2〉 노출도 평가 프롬프트 ····· 142
〈부표 3-1〉 특허 문헌 및 패밀리 정제 기준 ····· 154
〈부표 3-2〉 AI 식별 키워드 ····· 155
〈부표 3-3〉 AI 기술 유형별 분류 기준 ····· 158
〈부표 4-1〉 임베딩모형 ····· 160
〈부표 4-2〉 유효매칭 과업 비율 ····· 160
〈부표 4-3〉 LLM과 특허 모형별 AI 노출도의 직업 기준 상관관계와 정합성 ····· 161
〈부표 5-1〉 선택보정 추정치 계측을 위한 1단계 추정 결과 ····· 162
〈부표 5-2〉 $\alpha(t,g-1)$ 추정 결과 ····· 163
〈부표 7-1〉 생성형 AI의 과업 수행시간 단축 기준별 노출직업 비중 ····· 166
〈부표 7-2〉 과업 노출도의 평균과 표준편차에 따른 직업 분류 ····· 167
〈부표 7-3〉 KSCO 직업 노출도의 평균과 표준편차를 이용한 직무의 자동화·보완 잠재력 ····· 167
〈부표 7-4〉 AI 노출도 평가와 시간단축 평가 프롬프트 차이 ····· 169
〈부표 7-5〉 2023~2025년 AI 기술 유형별 잠재 시간단축지수 분석 결과 · 171

〈부표 7-6〉 피지컬 및 확장 피지컬 AI 시간단축지수 상위 10개 산업 ····· 172
〈부표 7-7〉 피지컬 및 확장 피지컬 AI 잠재 시간단축 규모 상위 10개 산업 173
〈부표 8-1〉 Sytsma & Sousa(2023)의 직업별 AI 상대적 노출 구간 ····· 175
〈부표 8-2〉 AI 기술 유형별 직업별 AI 상대적 노출 구간 ····· 176
〈부표 8-3〉 AI 상위 노출 직업의 종사자 수 및 비중 ····· 177

그림 차례

제1장

〈그림 1-1〉 연구 추진체계 ····· 15

제2장

〈그림 2-1〉 AI 노출도 분석절차 ····· 26
〈그림 2-2〉 산업별 LLM-특허 기반 노출도 사분면 산점도 ····· 52
〈그림 2-3〉 LLM 기반 7개 노출도별 전체 산업 내
농식품산업의 상대적 위치 ····· 59
〈그림 2-4〉 전체 산업 대비 농식품산업의 노출도 사분면 산점도 ····· 61

제3장

〈그림 3-1〉 CGE 모형에서 생산 및 배분 기본 구조 ····· 71

제4장

〈그림 4-1〉 산업별 AI 도입 추이(2017~2024년) ····· 88
〈그림 4-2〉 제조업종별 AI 기술 도입 단계(2025년) ····· 91
〈그림 4-3〉 음·식료품 제조업의 활용 중인 AI 기술(2025년) ····· 93
〈그림 4-4〉 AI 기술의 적용 필요성에 대한 인식(2025년) ····· 95
〈그림 4-5〉 AI 기술이 도입된다면 가장 필요한 분야(2025년) ····· 96
〈그림 4-6〉 향후 3년 내(2025~2027년) AI 기술 도입 계획 ····· 97
〈그림 4-7〉 제조업종별 AI 도입을 위한 데이터 미수집
사업체 비중(2025년) ····· 98
〈그림 4-8〉 음·식료품 제조업의 AI 도입 시 가장 어려웠던 점(2025년) ····· 99

〈그림 4-9〉 음·식료품 제조업의 AI 기술을 업무에 활용하지 않는 이유 (2025년) ····· 100
〈그림 4-10〉 AI 공급기업의 대표 AI 제품·서비스 응용 산업 분야(2023년) 103
〈그림 4-11〉 AI 공급기업의 주요 애로사항(2023년) ····· 104
〈그림 4-12〉 전체 산업 이벤트 스터디 추정 결과 ····· 117
〈그림 4-13〉 전체 산업 그룹 효과 추정 결과 ····· 118
〈그림 4-14〉 산업별 이벤트 스터디 추정 결과 ····· 121
〈그림 4-15〉 전체 산업 이벤트 스터디 추정 결과: CS 추정량 vs 선택보정 추정량 ····· 123
〈그림 4-16〉 전체 산업 그룹효과 추정 결과: CS 추정치 vs 선택보정 추정치 ····· 124

부록

〈부도 5-1〉 Cox-Snell 잔차 진단 결과 ····· 162

1 서론

1. 연구 배경 및 목적

1.1. 연구 배경과 필요성

1.1.1. 연구 배경

❍ AI는 범용기술로써 농식품산업의 생산성 향상과 혁신을 견인할 핵심 동력으로 부상하고 있음. 구체적으로 AI를 바탕으로 한 정밀농업은 농업 생산성과 지속가능성을 향상시키며, 식품제조업부문 역시 AI를 공정 최적화와 품질 및 안정 확보를 위한 수단으로 활용할 수 있음. 마지막으로 유통을 포함한 서비스 분야는 생성형 AI를 통해 마케팅 효율화 등에 적용할 수 있음. 이는 AI가 농식품산업이 직면하고 있는 노동력 부족과 낮은 수익 구조 등의 산업 구조적 난제를 해결하는 주요 수단으로 활용될 수 있음을 의미함.

❍ 정부 역시 'AI G3 도약'을 목표로 전 산업의 AI 대전환을 국정 과제로 추진하

고 있음.

- 농림축산식품부는 AI를 산업의 미래성장산업화를 위한 도구로 정의하고, 스마트농업 혁신 밸리를 중심으로 농식품 가치사슬 전반에 AI 기반 의사결정 체계를 확산하고 있음.
- 중소벤처기업부는 2025년 10월 'AI 기반 스마트 제조혁신 3.0 전략'을 발표하여, 중소기업 특화 업종별 AI 전환 지원 계획을 명확히 하며, 이는 중소생산업체가 다수를 차지하는 식품산업의 AI 도입에 긍정적인 영향을 미칠 것으로 예상됨.

❍ 하지만 앞선 기대와는 달리 국내 AI 활용률과 그 증가폭은 생각보다 크지 않음. 기업활동조사에 따르면 2024년 기준 국내 기업의 AI 활용률은 9.6%(농식품산업은 4.2%)에 불과함. 또한 AI 숙련노동자 수요를 바탕으로 AI 기술 도입 여부를 분석한 장지연 외(2024)에 따르면 2023년 기준 농업부문의 AI 도입률은 1.6%, 식품제조업 등 단순 제조업이 속한 제조업의 도입률은 3.7%로 나타남.

❍ 마지막으로 AI 도입 효과 역시 도입 여건과 산업에 따라 복잡하게 나타날 수 있음. 구체적으로 AI 도입 효과는 통계적으로 유의하지 않은 경우가 많으며, AI 도입의 가시적인 효과는 상당한 시간이 걸릴 수 있고, 산업에 따라 그리고 도입한 AI 기술에 따라 서로 상이하게 나타남. 또한 AI에 대한 노출도에 따라 생산성 향상 혹은 비용 감소 등의 경제적 혜택이 부의 재분배에 오히려 역효과를 낼 수도 있음.

1.1.2. 연구 필요성

❍ 농식품산업에 속한 산업들에 필요한 AI 기술 유형과 구현 방법, 그리고 AI 도

입이 노동시장을 포함한 산업에 미치는 영향은 상이함. 예를 들어, 육체노동이 많이 필요한 농업과 고객 응대나 단순 사무가 중심인 서비스업의 경우, AI 도입이 동 산업들의 성과나 고용 등에 미치는 영향은 다를 수밖에 없음.

❍ 하지만 현재 농식품부문에 대한 AI 도입 현황과 영향에 대한 분석은 스마트팜을 중심으로 한 농업생산에 집중되어 있음.

❍ 또한 산업별 미시적 접근과 거시적 접근을 통해 산업별 AI 도입 효과와 파급효과를 분석한 국내 문헌은 부재한 상황임.

1.2. 연구 목적

❍ 본 연구의 목적은 농식품산업의 AI 관련 현황과 AI 도입이 농식품산업에 미치는 영향을 미시적·거시적으로 분석하여 효과적 AI 도입을 위한 시사점을 도출하는 것임.

2. 선행 연구 검토

2.1. AI 활용 및 효과에 대한 미시적 연구

❍ 우선, AI 노출도는 AI가 사람이 수행하던 특정 직무(과업)를 마나 대신 수행하거나 소요 시간을 단축시키는지를 나타내는 잠재적 영향력을 의미하며, AI로 인해 영향을 받는 직무를 식별하며, AI를 통해 기술적으로 자동화/보완이

가능한 최대치를 의미함. 이러한 AI 노출도는 주로 노동시장에 미치는 영향을 분석하는 데에 주로 활용됨.

- 우선, Felten et al.(2018, 2021)은 미국 전자프론티어재단(Electronic Frontier Foundation: EFF)이 추적하는 AI 응용 분야의 기술 발전 지표와 O*NET에 정의된 52가지 인간의 '능력'(Abilities)을 크라우드소싱 기반의 전문가 평가로 맵핑하여 직업별 노출도(AIOE)를 산출함. 분석 결과, 순수한 육체적 노동보다는 주로 인지적 능력을 강력하게 요구하는 직종이 AI 발전에 더 크게 노출되어 있는 것으로 나타남.
- Webb(2020)은 AI 관련 특허출원 문서의 제목과 초록에 등장하는 '기술적 기능에 대한 설명'과 미국 직업사전(O*NET)의 인간의 '직무 설명(Task descriptions)' 간의 일치도를 바탕으로 각 직무별·직업별 AI 노출도를 산정하였으며, 이를 통해 비반복적이고 분석적(인지적)인 업무를 수행하는 고학력·고소득 직업이 AI에 훨씬 더 많이 노출되어 있음을 밝힘.
- Sytsma & Sousa(2023)는 Webb(2020)의 특허 기반 접근을 확장하여 과업과 특허 간 의미적 관련성을 측정함. 2019년 기준 고노출 직업에 종사하는 근로자의 비중은 약 2~15%인 것으로 나타남.
- Eloundou et al.(2024)은 O*NET의 직무 및 과업 설명 텍스트를 인간 전문가와 GPT-4에게 제시하여, 거대언어모형(Large Language Model: LLM) 또는 그에 기반한 추가 소프트웨어를 도입했을 때 작업 품질의 저하 없이 수행 시간을 50% 이상 단축할 수 있는지를 기준으로 노출도를 산출함. 분석 결과, 미국 전체 노동자의 약 80%가 업무의 최소 10% 이상에서 LLM의 영향을 받으며, 약 19%의 노동자는 업무의 50% 이상이 고도로 노출되어 있으며, 진입 장벽이 높은 고숙련 직종일수록 노출도가 컸으며, 글쓰기 및 프로그래밍 숙련도는 노출도와 강한 양(+)의 상관관계를, 과학 및 비판적 사고는 음(-)의 상관관계를 보이는 것으로 분석됨.

- Gmyrek et al.(2023) 역시 Eloundou et al.(2024)의 방법을 전 세계의 국제표준직업분류(ISCO-08) 기반 일자리 및 고용 데이터에 적용하여 AI 노출도를 분석함. 분석 결과, 고소득 국가는 전체 고용의 약 5.5%가 자동화 위험에 노출된 반면, 저소득 국가는 0.4%에 불과하여 선진국일수록 AI에 의한 노동시장 충격이 훨씬 클 것으로 분석됨.
- OECD(2024)는 생성형 AI 중심의 노출도 측정이 육체적·물리적 과업에 대한 AI의 영향을 충분히 포착하지 못할 수 있다는 점을 고려하여 Eloundou et al.(2024)의 생성형 AI 노출도에 로봇 기술에 대한 노출도를 추가적으로 결합함. 농업과 제조업 등 노동집약적 산업에서는 로봇 기술에 대한 노출도가 약 60~80%로 높게 나타난 반면, 지식집약적 산업에서는 약 10~20% 수준으로 낮게 나타남.
- Hampole et al.(2025)은 라인 이력서(Revelio Labs)에서 전문 인력들이 기재한 약 100만 개의 '실제 AI 활용 사례(Use cases)' 텍스트를 O*NET의 일반 과업 텍스트와 임베딩하여 노출도를 산출하였으며, 이를 바탕으로 AI 노출도가 기업의 고용에 미치는 영향을 분석함. 분석 결과, AI 노출에 따른 고용 증가효과는 상대적으로 미미한(modest) 것으로 나타남.
- 다만, AI 노출도에 대한 연구는 분석형 AI 및 생성형 AI에 집중되어 있으며, 최근 주목받고 있는 피지컬 AI에 대한 노출도 관련 연구는 매우 부족함. OECD(2024)에서 비생성형(non-generative) AI 관점에서 로봇 노출도를 측정하였으나, 직업 내 수작업 비중을 이용하여 로봇 기술에 대한 잠재적 노출을 간접적으로 측정한 것으로 최근의 컴퓨터 비전·센서·자율제어·로봇이 결합된 피지컬 AI의 과업 수행 가능성을 직접 평가한 것은 아님. 따라서 피지컬 AI를 독립적인 기술 유형으로 구분하고 직업별 과업 수준에서 노출도를 측정한 연구는 여전히 제한적인 것으로 볼 수 있음.

❍ 노출도와 달리 도입률은 기업이나 조직에서 실제 AI를 채택하여 적용하고 사용하는 것을 의미하며, AI 도입으로 인한 노동생산성 증가 등과 같은 기업의 성과를 분석하는 데에 주로 활용됨. 다만 대부분의 연구에서 도입률은 도입함, 도입하지 않음과 같은 이산적 변수로 조사되어 AI의 활용 정도를 분석하는 데에는 한계가 있음.

- 우선, AI의 도입에 대한 분석은 기업 단위 설문조사를 바탕으로 함. 구체적으로 Zolas et al.(2021)과 McElheran et al.(2024)은 미국의 연례 기업 설문조사(Annual Business Survey)를 바탕으로 미국 기업들의 실제 AI 도입 여부를 함. 또한 Calvino & Fontanelli(2023)는 OECD 11개국의 기업대상 설문조사를 바탕으로 AI 도입 정도와 영향을 분석함. 분석 결과, 두 연구 모두 AI 도입률은 상대적으로 낮으며, 특정 기업군에 편중되어 있는 것으로 나타남. 또한 Calvino & Fontanelli(2023)의 분석 결과, AI를 도입의 생산성 향상 효과는 ICT 숙련도 등의 보완 자산(Complementary assets) 정도에 따라 상이한 것으로 나타남.
- AI 도입의 대리 지표로 AI 관련 특허출원을 활용함. 구체적으로 Alderucci et al.(2020)과 Damioli et al.(2021)은 각각 미국 특허청(United States Patent and Trademark Office: USPTO)과 유럽 특허청(European Patent Office: EPO)이 PATSTAT(Worldwide Patent Statistical Database)를 통해 제공하고 있는 AI 관련 특허출원 데이터를 개별 기업 데이터와 결합하여, AI 특허를 낸 기업을 'AI 기술에 투자 및 도입한 기업'으로 식별함.
- 하지만 AI에 대한 낮은 도입률과 활용 정도에 대한 정보 부족은 도입 영향을 분석하는 데에 한계점으로 작용함.

❍ 국내 연구 역시 AI 노출도와 도입률을 바탕으로 AI가 노동시장 혹은 기업의 성과에 미치는 영향을 분석함.

- 한지우·오삼일(2023)은 Webb(2020)의 특허 텍스트 기반 AI 노출도 지표를 한국표준직업분류 코드로 변환하여 국내 취업자들의 AI 노출도를 분석함.
- 한요셉(2023)은 한국고용정보원의 '재직자 조사'에 Felten et al.(2018, 2021)의 접근법을 적용하여 AI 노출도를 산정하였으며, 국가데이터처의 '기업활동조사'와 한국지능정보사회진흥원 '정보화통계조사', 그리고 자체 설문조사를 통해 AI 도입현황을 분석하고, AI 도입이 기업의 성과와 고용에 미치는 영향을 분석함.
- 장지연 외(2024)는 앞서 제시한 AI 노출도와 도입률을 산정하고 AI가 노동시장과 생산성에 미치는 영향을 다각도로 분석함. 구체적으로 장지연 외(2024)는 한국형 AIOE와 직업의 중요성과 사회적 의사소통 등을 반영한 AI 보완성 조정 AIOE와 사회적 능력을 할인한 AI 노출도, 그리고 Eloundou et al.(2024)을 바탕으로 한 GPT 노출도를 산정함. 또한 AI 도입 지표로 기업활동조사뿐만 아니라 온라인 구인광고에 나타난 AI 숙련 요구 여부를 활용함.
- 장지연 외(2024)를 제외한 기업의 AI 도입 여부를 바탕으로 한 대부분의 연구는 국가데이터처의 '기업활동조사'를 바탕으로 함(정소라·성낙일, 2024; 송단비 외, 2021). 다만, '기업활동조사'의 경우 AI의 도입 관련 문항이 2017년부터 포함되었으며, 이전에 도입한 기업들의 경우 도입 시기를 알 수 없어 해당 자료를 도입보다는 도입 및 활용으로 해석해야 하는 한계가 있음.

❍ 국내 역시 AI 도입 효과에 연구가 최근 증가하고 있음(송단비 외, 2021; 장지연 외, 2024; Nam, 2026; 최지은 외, 2025).

- 구체적으로 송단비 외(2021)는 2017~2019년 기업활동조사를 분석한 결과, AI 도입이 전체 제조업의 노동생산성에 미치는 영향은 통계적으로 유

의하지 않은 것으로 분석되었으나, 복수사업체(다수의 공장)를 보유한 기업에서는 AI 도입으로 인해 노동생산성이 약 15% 증가한 것으로 분석됨.

- 장지연 외(2024) 역시 2017~2022년 기업활동조사를 바탕으로 AI 도입 효과를 분석하였으며, 분석 결과 AI 도입으로 인해 기업의 노동생산성이 2.8~7.9% 증가한 것으로 나타남. 다만, 앞선 두 연구의 경우, 가정한 모형에 따라 추정치의 유의성이 크게 변화하는 것으로 나타나, 추정치의 강건성을 확보하는 데에는 한계가 있음.
- Nam(2026)은 앞선 두 연구와는 달리 이벤트 스터디(Event-study) 모형을 적용하여 AI 도입 효과의 시간에 따른 변화를 분석함. 분석 결과, AI 도입 직후는 물론 최대 5~6년이 경과한 시점까지도 미도입 기업 대비 유의미한 노동생산성 향상 추세를 식별하지 못함.
- 마지막으로 최지은 외(2025)는 기존의 연구와는 달리 사업보고서를 바탕으로 AI 도입과 AI 관련도[1]의 매출액 및 당기순손익에 미치는 영향을 분석함. 특히 기존의 이중차분(Difference in Difference: DID) 방법론뿐만 아니라 시간에 따른 영향을 분석하기 위해 Callaway & Sant'Anna(2021)의 추정치(이하 CS 추정치) 역시 적용함. 분석 결과, AI 도입과 AI 관련도가 기업의 성과에 미치는 영향은 산업별로 상이한 것으로 분석됨.

2.2. AI 도입의 경제적 파급효과를 분석한 연구

❍ AI 도입에 따른 경제적 파급효과 분석은 AI 노출 및 도입과 관련된 미시적 연구를 바탕으로 증가하고 추세임.

1) 사업보고서에 제시된 AI 관련 키워드 비율을 의미함.

- 우선, Acemoglu(2025)는 AI를 통한 생산성 향상이 1) 자동화의 확장(more extensive-margin automation), 2) 업무 보완(task complementarity), 3) 자동화의 심화(deepening of automation), 4) 새로운 업무(new tasks) 창출을 통해 가능하며, 이중 AI로 인한 자동화의 확장과 업무 보완의 향후 10년 동안의 경제적 파급효과를 분석함. 분석 결과, AI 도입으로 인한 10년 누적 GDP 증가율은 1.1% 이하이며, AI 도입이 어려운 과업의 낮은 생산성 증가를 고려한다면 그 수치는 크게 감소할 것으로 분석됨.

- Filippucci et al.(2024)은 AI의 서로 다른 영향을 분석하기 위해 일반균형모형을 구축하고, AI로 인한 총요소생산성 증가와 요소별 이동(reallocation) 정도에 따른 보몰효과(Baumol's disease), 즉 저성장부문의 비용 증가로 인한 생산성 저감 정도를 분석함. 분석 결과, AI 도입으로 인한 총요소생산성 증가율은 향후 10년간 연평균 0.24-0.62% 증가할 것으로 분석됨. 또한 저성장(고성장)이 예상되는 산업, 즉 AI 노출도가 낮은 산업의 총요소생산성은 10년 동안 2% 증가하는 데 그치는 반면, AI 노출도가 높은 산업은 10%나 증가할 것으로 나타나, AI를 통한 산업별 생산성 격차가 증가할 것으로 분석됨. 마지막으로 AI의 효과가 노출도가 높은 산업에만 집중되고 자원 이동에 제한적일 경우, 보몰효과로 인한 연간 총요소생산성 감소율은 -0.30%까지 증가함.

○ 또한 최근에는 AI의 파급효과를 산업별 혹은 경로별로 세분화하는 연구 또한 진행 중에 있음.

- Guerrón-Quintana et al.(2025)은 생성형 AI에 큰 영향을 받는 마케팅 부분을 명시적으로 나타내고 이를 반영한 부문별 모형을 구축함. 분석 결과, 생성형 AI를 집중적으로 사용하는 산업부문의 생산성이 10% 증가할 경우, 미국의 총 GDP는 5.9% 증가하는 것으로 분석됨. 특히, 이러한 GDP 성장의 절반 이상이 마케팅 효율화를 통해 유발되는 것으로 분석됨.

- 마지막으로 Bontadini et al.(2025)은 AI의 영향을 생산성 향상뿐만 아니라 지식 생산과정 자체를 혁신하는 혁신 방식의 혁신(Innovation in the method of innovation)으로 구분함. 즉, AI를 통한 관련 산업(예를 들어 소프트웨어 산업 등)의 생산성 증가(생산 효과, production effect)는 AI를 활용하는 다른 산업부문(예를 들어 마케팅, 디자인 등)의 관련 투자를 증가시킴으로서 관련 산업뿐만 아니라 다른 산업의 노동생산성까지 증가시킨다고 가정함(활용 효과, use effect). 분석 결과, AI는 미국의 연간 노동생산성 성장률을 최대 1% 증가시킬 수 있는 것으로 분석됨. 다만, 해당 결과는 AI 관련 산업의 GDP 비중과 생산성 증가 정도에 따라 달라짐.

2.3. 선행 연구와의 차별성

❍ 본 연구는 앞서 언급한 국내외 문헌들의 방법론과 접근법을 바탕으로 함. 다만 연구 범위와 내용에서 아래와 같은 연구의 차별성을 가짐.

- 우선, 앞선 문헌과는 달리 연구 대상이 경제 전체가 아닌 농식품산업인 점에서 차별성을 가짐.
- 또한 AI에 따른 미시적인 영향과 거시적인 영향을 동시에 분석하고 이를 바탕으로 효과적 농식품산업의 AI 도입을 위한 정책적 함의를 도출하는 것 역시 본 연구의 차별점임.
- 마지막으로 전문가 자문 등을 바탕으로 마이크로데이터 등을 통해 파악할 수 없는 농식품산업의 AI 관련 특성을 파악하고 이를 바탕으로 효과적 AI 도입을 위한 정책적 시사점을 도출함.

3. 연구 범위

○ AI에 대한 정의는 AI에 대한 노출도와 도입률뿐만 아니라 경제적 파급효과를 분석하는 데에 가장 중요한 기준임.

- 기존 연구의 경우, AI의 기능을 중심으로 연구 범위를 식별하였으며, 이를 바탕으로 노출도와 도입률을 분석함〈표 1-1〉.
- 본 연구에서는 기존의 문헌을 확장하여 분석형 AI와 생성형 AI, 그리고 피지컬 AI를 연구 범위로 설정함.

〈표 1-1〉 주요 문헌에서의 AI 관련 연구 범위

문헌	AI 관련 연구 범위	계측 및 활용
Hampole et al. (2025)	분석형 AI 및 생성형 AI 기업이 실제 사용하는 20개 기능으로 분류 (예: 자율주행 및 로봇공학, 유전체학, 운영 데이터 분석 등)	이력서 및 채용공고 텍스트 분석 AI 개발/사용자의 이력서에서 키워드를 추출하고 LLM으로 클러스터링하여 실제 기업의 도입(Adoption) 여부 식별
장지연 외 (2024)	분석형 AI 및 생성형 AI	설문조사 및 채용공고 온라인 구인공고의 AI 스킬 키워드 유무로 도입 판정
Gmyrek et al. (2023)	거대언어모델(LLM) 및 생성형 AI	국제표준직업분류 데이터 활용 GPT-4를 통한 노출도 점수 산정
Eloundou et al. (2024)	거대언어모델(LLM) 및 생성형 AI	GPT-4 및 인간 전문가가 특정 과업을 수행할 때 LLM 사용 시 시간 단축(50% 이상) 가능 여부를 평가
Felten et al. (2021)	분석형 AI 및 생성형 AI Electronic Frontier Foundation가 정의한 10개 분야	AI 기술 발전 속도와 인간의 능력 (O*NET) 간의 연관성을 매트릭스로 구축하여 직업별 노출도(AIOE) 산출

자료: 저자 작성.

○ 본 연구의 농식품산업은 한국표준산업분류(KSIC)를 바탕으로 하며 그 범위는 〈표 1-2〉와 같음.

- 다만, 기존 통계자료 분석 시에는 중분류 수준을 기본 단위로 활용함.
- 또한 유통과 관련된 농식품 관련 도매 및 소매업의 경우, 중분류 기준으로 식별이 불가능하여 연구 범위에서 제외함.

〈표 1-2〉 연구 범위: 농식품산업

중분류	소분류
농업	작물 재배업(011)
	축산업(012)
	작물 재배 및 축산 복합농업(013)
	작물 재배 및 축산 관련 서비스업(014)
	수렵 및 관련 서비스업(015)
식료품 제조업(10)	도축, 육류 가공 및 저장 처리업(101)
	수산물 가공 및 저장 처리업(102)
	과실, 채소 가공 및 저장 처리업(103)
	동·식물성 유지 및 낙농제품 제조업(104)
	곡물 가공품, 전분 및 전분제품 제조업(105)
	떡, 빵 및 과자류 제조업(106)
	도시락 및 식사용 조리식품 제조업(107)
	기타 식품 제조업(108)
	동물용 사료 및 조제식품 제조업(109)
음료 제조업(11)	알코올 음료 제조업(111)
	비알코올 음료 및 얼음 제조업(112)
음식점 및 주점업(56)	음식점업(561)
	주점 및 비알코올 음료점업(562)

자료: 국가데이터처(2026), 한국표준산업분류를 기반으로 저자 작성.

4. 연구 내용 및 방법

4.1. 연구 내용

❍ 농식품산업 AI 관련 현황 분석

- AI의 정의와 특징, 산업에 미치는 영향
- 농식품산업의 AI 도입 관련 여건 분석

❍ 농식품산업의 AI 노출도 측정

- 문헌을 바탕으로 한 산업별 AI 노출도 산정: 분석형 AI 및 생성형 AI
- 피지컬 AI에 대한 노출도 산정을 위한 분석 틀 구축
- 직무별 및 산업별 노출도 비교 분석

❍ 농식품산업의 도입률과 활용 수준에 대한 분석

- 마이크로데이터를 바탕으로 한 기업 및 산업별 도입률 및 활용 수준 분석

❍ 농식품산업의 AI 도입 및 활용의 미시적 효과 분석

- 마이크로데이터를 활용한 AI의 도입이 기업의 성과에 미치는 영향 분석
- 연구 방법: event study를 바탕으로 한 계량 분석 등

❍ 농식품산업의 AI 도입 및 활용 결정요인 분석

- 마이크로데이터 및 전문가 자문 결과를 활용한 농식품산업 기업들의 AI의 도입 및 활용 결정요인 분석

❍ AI 도입으로 인한 농식품산업의 파급효과 분석

- 문헌을 바탕으로 한 연산가능일반균형모형 구축
- 문헌 연구 및 앞선 연구 결과들을 바탕으로 한 AI 노출도, AI 도입률, AI 도입 효과 관련 시나리오 구축
- 시나리오 분석을 통한 AI 도입의 농식품산업 파급효과 분석

❍ 농식품산업의 효과적 AI 도입을 위한 정책적 시사점 도출

- 연구 결과 종합 및 시사점 정리
- 효과적 AI 도입을 위한 정책적 함의 및 후속 연구과제 제언

4.2. 연구 방법

❍ 문헌 연구

- 국내외 AI 관련 문헌 분석: AI 정의, AI 영향 경로, AI 도입 여건 등
- 국내외 AI 영향 분석 관련 문헌 분석: AI 노출도, 파급효과, 미시적 효과 분석 관련 정의 및 방법론 식별

❍ 전문가 자문

- LLM을 통한 노출도 평가를 위한 프롬프트의 적정성
- AI 노출도 분석 결과의 정합성 평가
- 농식품산업 관련 AI 공급자 자문을 통한 AI 확산 장애요인 분석
- 농식품산업 효과적 AI 도입을 위한 정책과제 도출

❍ 마이크로데이터 분석

- AI 관련 국가데이터처 제공 마이크로데이터 활용: 기업활동조사, 산업디지털전환실태조사, 중소기업기술통계조사, 전국사업체조사 등
- 도입 현황, 활용 현황, 도입 장애요인 및 유인 등 분석
- AI 도입이 노동생산성에 미치는 영향 분석

❍ 학회 발표 및 자문

- 연구원 주체 한미경제학회 발표 및 토론
- 한국농업경제학회 하계학술대회 발표 및 토론

5. 연구 추진체계

❍ 본 연구는 우선 AI 노출도 분석과 AI 확산에 따른 파급효과를 분석하여, AI 도입 및 확산에 대한 잠재적 영향을 분석함.

❍ 더 나아가 AI 도입 및 확산의 잠재적 영향이 실현되고 있는지에 대해 분석하기 위해, 본 연구는 마이크로데이터 분석을 통해 AI 도입 및 활용 현황을 분석하고, AI 도입이 노동생산성에 미치는 영향을 분석함.

❍ 또한 앞선 분석 결과들과 더불어 마이크로데이터와 전문가 면담을 통해 AI 도입 및 활용 결정요인 등에 대해 분석하고, 효과적 AI 도입 및 확산을 위한 정책적 시사점을 도출함.

〈그림 1-1〉 연구 추진체계



자료: 저자 작성.

2 농식품산업의 AI 노출도 분석

1. AI 노출도의 개념과 측정 방법

1.1. AI 노출도의 개념

❍ AI 도입으로 인해 사람은 관련 직무를 더 짧은 시간에 해낼 수 있게 되거나, 같은 시간에 더 좋은 결과를 내놓을 수 있거나, 혹은 그 직무를 전적으로 자동화하여 더 이상 수행하지 않을 수 있음. AI 노출도(AI Exposure)는 이런 현상의 최대치를 측정하는 척도로서 AI 기술이 과업에 영향을 미칠 "가능성" 혹은 "잠재성"을 나타내는 지표임.

❍ AI 노출도는 직업의 자동화 가능성과 구분되는 개념임. 자동화 가능성은 직업 또는 과업이 기계나 알고리즘에 의해 대체될 수 있는 가능성에 초점(Frey & Osborne, 2017)을 둔 반면, AI 노출도는 과업의 자동화뿐만 아니라 업무시간 단축, 결과물의 품질 개선 등 인간 노동을 보완하는 경우도 포함함.

- AI가 특정 과업 전체를 수행하지 못하더라도 정보 탐색, 문서 작성, 자료 분류, 예측, 의사결정 등을 지원하여 업무 수행시간을 줄이거나 결과물의 정확성 및 품질을 높일 수 있다면 해당 과업은 AI에 노출된 것으로 볼 수 있음.
- 이러한 접근은 생성형 AI의 등장 이후 더욱 중요해졌으며, 많은 직무에서 AI는 인간을 대체하기보다 생산성을 향상시키는 보완적 기술로 활용될 가능성이 크다는 점이 강조되고 있음(Eloundou et al., 2024; Gmyrek et al., 2023).

❍ AI 노출도가 높다는 것은 해당 직무가 AI의 영향을 많이 받을 가능성이 높다는 것을 의미하지만, 반드시 즉각적인 고용 감소나 인력 대체로 이어지는 것을 의미하지는 않음. AI는 일부 직무의 대체(automation)나 보완(augmentation)을 포함하는 포괄적인 개념으로 이해할 필요가 있음(Gmyrek et al., 2023; Acemoglu, 2025).

- 동일한 AI 기술과 과업이라도 기업의 도입 목적, 업무 프로세스, 근로자의 숙련 정도, 제도적 환경에 따라 노동의 대체 또는 보완의 형태가 달라질 수 있음. 따라서 과업의 기술적 특성만을 이용하여 AI가 노동을 대체할지 보완할지를 사전에 명확히 구분하기는 어려움.

1.2. AI 노출도 측정 방법

❍ 직무 수준에서 AI 기술의 노출도를 측정하는 방법론은 크게 세 가지 흐름으로 발전하여 왔음. 첫째, 능력 기반으로 접근한 방식(Felten et al., 2018, 2021), 둘째, 특허 기반으로 접근한 방식(Webb, 2020; Sytsma & Sousa, 2023), 셋째, 거대언어모델(LLM)을 직접 평가자로 활용하는 LLM 기반 접근 방식(Eloundou et al., 2024; Gmyrek et al., 2023)이 대표적인 AI 노출 분석 접근 방식임.

1.2.1. 능력 기반 접근

❍ 능력 기반 접근은 AI 기술의 발전과 인간이 직업을 수행하는 데 필요한 능력을 연결하여 직업별 AI 노출도를 산출하는 방식임.

- Felten et al.(2018, 2021)은 AI 응용기술과 O*NET의 직업능력 간 관련성을 연결하고, AI 기술의 발전 정도와 직업별 능력의 중요도 및 요구 수준을 결합하여 직업별 AI 영향 지표를 산출함. 각 능력은 직업에서 중요도가 높고 빈번하게 활용될수록 높은 가중치를 부여받으며, 이를 통해 직업 간 상대적 AI 노출도를 도출함.
- 능력기반 접근은 AI 기술과 인간 능력 간의 관계를 통해 다양한 직업을 일관된 기준으로 비교할 수 있다는 장점이 있음. 반면 AI 기술의 역량을 나타내는 응용기술 및 성능지표가 빠르게 변화하는 현실을 즉각적으로 반영하기 어렵다는 한계가 있음.
- 실제로 Felten et al.(2018, 2021)이 활용한 EFF의 AI 진보 측정 프로젝트는 2017년 이후 관련 자료의 갱신 활동이 감소하였으며, 분석 대상도 당시 성능 측정이 가능했던 10개 AI 응용기술을 중심으로 구성되어 있음. 따라서 최근의 생성형 AI와 범용모델의 발전을 충분히 반영하기에는 어려움.

1.2.2. 특허 기반 접근

❍ 특허 기반 접근은 AI 관련 특허의 내용과 직업별 과업 간의 관련성을 측정하는 방식임.

- Webb(2020)은 AI, 소프트웨어 및 산업용 로봇 관련 특허와 O*NET 직무 기술서에서 각각 '동사-명사 쌍(Verb-Noun Pairs)'을 추출하고, 중첩도를 계산하여 과업별 기술 노출도를 산출하였고, Sytsma & Sousa(2023)는 BERT 모델을 이용하여 과업과 특허의 의미적 유사성을 측정하여 노출도를 산출함.

- 특허 기반 접근은 AI 기술개발의 내용이 축적되는 정도와 개발 방향을 반영할 수 있다는 장점이 있음(Sytsma & Sousa, 2023). 그러나 특허가 실제 제품이나 서비스의 상용화 및 도입으로 반드시 이어지는 것은 아니며, 영업비밀이나 오픈소스 형태로 개발되어 특허에 포함되지 않은 기술은 포착하기 어려움.

1.2.3. LLM 기반 접근

❍ LLM 기반 접근 방식은 LLM이 직업별 과업 설명을 해석하고, AI 기술이 해당 과업을 수행하거나 지원할 수 있는지를 직접 평가하도록 하는 방법임.

- Eloundou et al.(2024)은 O*NET의 과업을 대상으로 LLM 단독 사용 또는 LLM과 소프트웨어를 함께 사용하였을 경우, 과업의 품질을 저하시키지 않으면서 수행시간을 일정 수준 이상 단축할 수 있는지를 기준으로 생성형 AI 노출도를 평가함. Gmyrek et al.(2023)은 GPT-4를 활용하여 직업별 과업을 구성하고 과업 단위의 생성형 AI 노출도를 평가함.
- LLM 기반 접근은 AI의 기술적 역량을 과업 수준에서 비교적 신속하고 세밀하게 평가할 수 있으며, 대규모 전문가 조사에 비해 많은 과업을 일관된 기준으로 평가할 수 있다는 장점이 있음. 반면 평가에 사용한 모델, 프롬프트, 평가기준 및 과업 설명에 따라 결과가 달라질 수 있고, LLM의 평가가 실제 업무환경과 일치한다고 단정하기 어렵다는 한계가 있음.

〈표 2-1〉 주요 AI 노출도 측정 접근 방식 비교

접근	대표 연구	측정 신호	장점	한계
능력 기반	Felten et al.(2018)	AI 응용기술 × 직업능력	직업 간 일관된 비교	최신 기술역량 반영 지연
특허 기반	Webb(2020); Sytma & Sousa(2023)	특허 기능 × 과업의 어휘·의미 유사도	기술개발의 축적방향 반영	특허의 도입·상용화와 불일치 가능성
LLM 기반	Eloundou et al.(2024); Gmyrek et al.(2023)	LLM이 판정한 과업 수행·지원 가능성	대규모 전문가 평가보다 신속·편리한 평가 가능	모형·프롬프트·루브릭 민감성

자료: 저자 작성.

1.3. AI 기술 유형

1.3.1. AI 기술 유형의 구분

❍ AI는 하나의 단일 기술이 아니라 다양한 기능과 적용경로를 가진 기술군임. AI 기술 유형을 구분하지 않을 경우 직업별 노출 특성이 단일 지표 안에 희석될 수 있음. 이에 본 연구는 AI의 기술 유형을 분석·예측형 AI, 생성형 AI, 피지컬 AI로 구분함.

❍ 분석·예측형 AI는 데이터를 활용하여 예측, 분류, 탐지, 판정, 추천 및 최적화 등을 수행하는 기술로 정의함. 여기에는 기계학습을 활용한 수요·가격 예측, 영상 및 이상 징후 탐지, 품질 분류, 위험평가, 의사결정 지원 등이 포함됨.

❍ 생성형 AI는 학습자료를 바탕으로 텍스트, 이미지, 음성, 영상, 코드 등 새로운 콘텐츠를 생성하거나 기존 콘텐츠를 요약·변환하는 기술로 정의함(Eloundou et al., 2024; OECD, 2024).

❍ 피지컬 AI는 AI가 주변 환경을 인식하고, 판단·제어 기능을 바탕으로 로봇, 자율주행 장비 또는 자동화 설비 등이 물리적 행동을 수행하도록 하는 기술로 정의함(WIPO, 2019; OECD, 2024).

〈표 2-2〉 AI 기술 유형 정의

기술 유형	조작적 정의	예시
분석·예측형 AI	예측·분류·탐지·추천 등의 기능을 수행하는 기술	기계학습을 활용한 수요 및 가격 예측, 영상을 통한 이상 징후 탐지, 품질 분류 등
생성형 AI	텍스트·이미지·음성·코드 등 콘텐츠 생성·변경 기술	문서 및 코드 작성, 번역 등
피지컬 AI	AI 소프트웨어가 하드웨어와 결합하여 물리적 환경에서 인지·판단·동작하는 기술	자율주행 농기계, 선별·포장 로봇 등

자료: 저자 작성.

1.3.2. 확장·결합형 AI

❍ 앞서 논의한 3가지 AI 기술 유형은 개별 기술이 과업에 미칠 수 있는 영향을 기술별로 구분하여 파악하는데 유용하다고 판단됨. 다만, 실제 업무환경에서는 AI 기술이 단독으로 활용되기보다 추가적인 소프트웨어, 자동화 장비 등 AI 기술을 보완할 수 있는 기술 및 장비와 연계되거나 여러 종류의 AI가 하나의 업무 흐름에서 함께 활용될 수 있음.

- 범용기술(General Purpose Technology: GPT)로써 AI의 활용은 기술 자체의 성능뿐만 아니라 이를 실제 업무에 적용하기 위한 소프트웨어, 새로운 업무프로세스, 조직 및 인적자본 등 보완적 투자에 의해 확장될 수 있음(Brynjolfsson et al., 2021; Eloundou et al., 2024; OECD, 2024).

❍ 이에 기본 AI 기술 유형별 노출도에 더하여 확장 생성형 AI, 확장 피지컬 AI, 결합 AI, 확장 결합 AI의 네 가지 추가 노출도를 산출함.

- 추가한 노출도는 새로운 독립적인 AI 기술 유형을 추가한 것이 아니라, AI 기술의 활용범위와 기술 간 결합 가능성을 보다 폭넓게 고려한 확장적 지표임.

❍ 확장 생성형 AI 노출도는 생성형 AI 모델 자체의 기능뿐만 아니라 검색·수집, 데이터 처리, 외부 시스템 등 보완적 디지털 도구와 연계하여 활용하는 경우까지를 고려한 과업의 노출 가능성을 나타냄. 이는 LLM과 보완적 소프트웨어의 결합에 따라 과업의 노출범위가 확대될 수 있다는 Eloundou et al.(2024)의 접근을 토대로 함.

❍ 확장 피지컬 AI 노출도는 AI가 직접 인지·판단·제어하는 경우뿐만 아니라 로봇, 이송 장비 등 실제 업무현장에서 이용 가능한 물리자동화 수단과의 연계까지 고려한 지표임. Webb(2020)의 로봇 노출도와 OECD(2024)의 AI와 로봇·자동화 기술의 결합 가능성을 참고하여 평가범위를 설정함.

❍ 결합 AI 노출도는 분석·예측형, 생성형, 피지컬 AI를 각각 독립적으로 사용하는 경우가 아니라 여러 AI 기술을 하나의 과업 또는 업무 흐름에서 함께 활용함.

- AI 기술 유형별 노출도를 합산하거나 최댓값으로 산출하지 않았으며, 여러 기술이 서로 다른 세부과업을 담당하거나 기술 간 상호보완적 활용을 하나의 평가대상으로 하여 별도로 산출함.

❍ 확장 결합 AI 노출도는 결합 AI의 범위를 한 단계 넓혀 보완적 소프트웨어 및 물리자동화 수단까지 함께 활용할 수 있는 경우의 과업 노출 가능성을 평가한 지표임.

〈표 2-3〉 확장·결합형 AI 평가범위

구분	노출도 지표	평가범위
확장형	확장 생성형 AI	생성형 AI와 검색·데이터·코드·소프트웨어 등 보완적 도구 연계
	확장 피지컬 AI	AI와 로봇·자동화설비·자율장비 등 물리적 자동화 수단과 연계
결합형	결합 AI	분석·예측형 AI, 생성형 AI, 피지컬 AI를 하나의 업무 흐름에서 함께 활용하는 경우
	확장 결합 AI	분석·예측형 AI, 확장된 생성형·피지컬 AI를 하나의 업무 흐름에서 함께 활용하는 경우

자료: 저자 작성.

2. AI 노출도 산출 방법

❍ 본 연구는 AI 노출도를 하나의 측정 방법에 의존하지 않고, LLM 기반 노출도와 특허 기반 노출도의 두 가지 방식으로 측정함.

- LLM 기반 노출도는 과업의 내용을 LLM이 직접 해석하여 현재 특정 기술이 실제로 개발·상용화되고 있는지와 관계없이 AI가 업무 수행방식에 영향을 미칠 수 있는 가능성을 평가하는 지표임.

- 특허 기반 노출도는 AI 관련 특허에 나타난 기술적 기능과 과업 간의 의미적 유사성을 측정하여, AI 관련 기술개발이 어떠한 과업과 밀접하게 연결되어 축적되고 있는지를 나타내는 지표임.

2.1. 분석자료 및 절차

❍ 본 연구는 개별 과업을 기준으로 AI 노출도를 산출하고 과업가중치를 적용하여 직업 단위로 집계함. 이후 직업분류 연계자료와 산업별 직업구성 및 고용비중을 이용하여 한국표준직업분류(KSCO) 및 한국표준산업분류(KSIC) 기준으로 노출도를 확장함.

- 분석의 최종 단위는 KSCO 세분류 기준 직업(분류코드 기준 4자리)과 KSIC 소분류~세분류 기준 산업(분류코드 기준 3~4자리)임.

❍ 직업 및 과업 자료는 미국 노동부 고용훈련청이 제공하는 O*NET 자료[2]를 이용함. O*NET은 923개 직업에 대한 18,796개 과업 문장을 제공하며 과업별 중요도, 수행빈도 및 직업 관련성에 대한 평가자료가 제공됨.

- O*NET-SOC 30.3 데이터베이스(2026년 5월 배포)를 이용하였으며, 과업별 AI 노출도를 직업 수준으로 집계하는 과정에서 과업 중요도, 수행빈도, 직업 관련성 지표를 활용하여 과업 가중치를 적용함.

❍ 특허자료는 Google Patents Public Data에서 수집한 2017~2025년 자료를 사용함. 특허의 영문 제목, 초록 및 CPC 분류정보를 활용하여 AI 관련 특허를 식별하고, 특허와 과업 문장 간 의미적 유사도를 측정함.

---

2) O*NET은 미국의 직업 및 과업 구조를 기반으로 구축된 자료이므로 동일 직업이라도 국내의 과업 구성과 차이가 있을 수 있음.

❍ 미국 직업분류와 국내 직업분류를 연결하기 위해 O*NET-SOC, ESCO, ISCO-08, KSCO 간 연계자료를 활용함. 이후 KSCO 직업별 노출도를 국가데이터처 '지역별고용조사'의 산업별 고용가중치에 결합하여 산업별 AI 노출도를 산출함.

〈표 2-4〉 분석자료의 구성

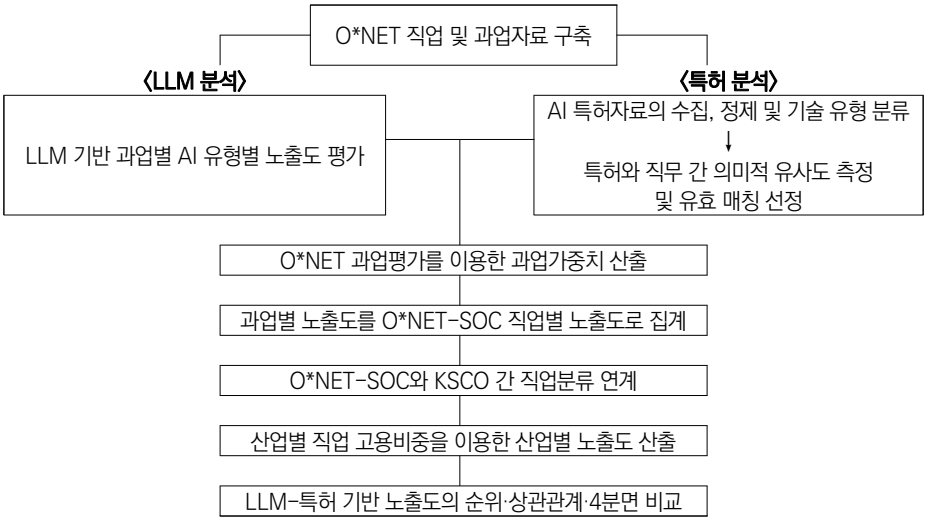
구분	자료	분석단위 및 규모	주요 활용
직업·과업	O*NET 30.3	923개 직업, 18,796개 과업	LLM·특허 과업 평가
과업가중치	O*NET Task Ratings	중요도·빈도·관련성 평가	과업별 가중치 산출
AI 특허	Google Patents, 2017~2025년	원자료 약 143만 건	특허-과업 유사도 산출
직업 연계	O*NET-ESCO-ISCO-08-KSCO	최종 485개 KSCO 직업	국내 직업별 노출도 변환
산업·고용	지역별고용조사, 2023~2025년	KSIC×KSCO×연도	산업 내 직업 고용비중

자료: 저자 작성.

❍ 마지막으로 본 연구에서 수행한 AI 노출도 분석 절차는 〈그림 2-1〉와 같음.

- 다만, LLM 기반 노출도는 분석·예측형, 생성형, 피지컬 AI의 세 가지 기술 유형과 확장·결합 지표를 포함하여 총 7개의 노출도를 산출하는 반면, 특허 기반 노출도는 분석·예측형, 생성형, 피지컬 AI의 세 가지 기술 유형에 대한 노출도를 산출함. 따라서 LLM 기반 노출도와 특허 기반 노출도의 비교는 두 측정방식에서 공통적으로 산출되는 분석·예측형, 생성형, 피지컬 AI 기술 유형만을 대상으로 하며, 직업·산업별 상관관계, 사분면 등의 분석을 통해 AI 기술 적용가능성이 높은 영역과 기술개발 활동이 집중된 영역을 비교하고자 함.

〈그림 2-1〉 AI 노출도 분석절차



자료: 저자 작성.

2.2. LLM 기반 AI 노출도 측정

2.2.1. LLM 평가체계 및 과업별 AI 노출도 평가

❍ LLM 기반 AI 노출도는 O*NET의 개별 과업 문장을 LLM이 평가기준[3]에 따라 직접 판정하도록 하는 방식으로 산출함.

- O*NET 직업명과 과업 문장을 API로 실행한 LLM에 입력하고, 각 AI 기술 유형 및 활용방식이 해당 과업의 수행방식에 미칠 수 있는 영향을 평가하도록 함.

❍ 평가대상은 분석·예측형, 생성형, 피지컬 AI의 세 가지 AI 기술 유형과 확장 생성형 AI, 확장 피지컬 AI의 2개 확장형, 결합 AI, 확장 결합 AI의 2개 결합

3) LLM 프롬프트의 적절성에 대한 전문가 자문 내용은 부록 1, 평가 프롬프트 전문은 부록 2에 제시함.

형 노출도로 구성되어 총 7개의 노출도 지표를 산출함.

- 세 가지 AI 기술 유형은 독립적으로 평가되므로 하나의 과업이 복수의 AI 유형에 동시에 높은 노출도를 가질 수 있으며, 세 점수의 합이 1을 초과할 수 있음.
- 확장·결합 노출도는 세 가지 AI 기술 유형별 노출도 평가점수를 이용하여 사후적으로 계산하지 않고, 각 확장·결합 노출도의 평가기준을 적용하여 개별 과업에 대해 LLM이 별도로 평가하도록 함.
- 각 노출도는 0에서 1 사이의 연속점수로 평가하였음. 0에 가까울수록 해당 기술이 과업의 핵심 수행과 관련성이 적은 것을 의미하고, 1에 가까울수록 해당 기술이 과업의 핵심 단계를 직접 수행하거나 수행방식을 크게 변화시킬 가능성이 높음을 의미함.

❍ 평가는 단순히 AI가 참고자료를 제공하거나 부분적으로 도움을 줄 수 있다는 이유만으로 높은 점수를 부여하지 않고, 해당 기술이 과업의 핵심 행동이나 구체적인 하위 절차를 직접 수행하거나 실질적으로 변화시킬 수 있는지를 기준으로 함.

- 인간의 고유한 판단, 대면 상호작용, 조직적 책임 또는 현장 맥락이 중요한 과업은 AI의 보조 가능성이 존재하더라도 보수적으로 평가함.

2.2.2. 과업가중치 산출

❍ 하나의 직업은 중요도와 수행빈도가 다른 여러 과업으로 구성되므로 O*NET에서 제공하는 수행빈도(Frequency of Task: FT), 중요도(Importance: IM) 및 직업 관련성(Relevance of Task: RT)을 이용하여 과업가중치를 산출함.

- 과업 가중치를 산출하는 방식은 Webb(2020)의 가중치 산출 방식을 준용함. 평가는 세 평가항목의 척도가 서로 다르므로 각각 0과 1 사이의 값으로 변환함(식 2-1). 여기서 s는 O*NET-SOC 직업, j는 해당 직업에 포함된 과업을 의미함.

$$\widetilde{FT}_{sj}=\frac{FT_{sj}-1}{6},\ \widetilde{IM}_{sj}=\frac{IM_{sj}-1}{4},\ \widetilde{RT}_{sj}=\frac{RT_{sj}}{100} \qquad \text{식 (2-1)}$$

- 과업의 가중치 q_{sj}는 세 항목의 단순평균으로 산출하고, 직업 내 모든 유효 과업의 가중치 합이 1이 되도록 표준화함(식 2-2). 여기서 J_s^*는 세 평가항목을 모두 이용할 수 있는 직업 s의 유효 과업 집합임.

$$q_{sj}=\frac{\widetilde{FT}_{sj}+\widetilde{IM}_{sj}+\widetilde{RT}_{sj}}{3},\ w_{sj}=\frac{q_{sj}}{\sum_{l\in J_s^*}q_{sl}} \qquad \text{식 (2-2)}$$

- 일부 과업에 평갓값이 없는 경우 해당 과업은 가중치 산출에서 제외하고, 나머지 과업의 가중치 합이 1이 되도록 다시 표준화함.

2.2.3. O*NET-SOC 직업별 LLM 노출도

❍ 직업 s의 AI 기술 유형 k에 대한 LLM 노출도(LLM_{sk})는 과업 j의 LLM 평가점수 e_{sjk}와 과업가중치 w_{sj}의 가중평균으로 산출함(식 2-3).

$$LLM_{sk}=\sum_{j\in J_s^*}w_{sj}e_{sjk} \qquad \text{식 (2-3)}$$

- k는 본 연구에서 평가한 7개의 노출도 지표인 분석·예측형 AI, 생성형 AI, 확장 생성형 AI, 피지컬 AI, 확장 피지컬 AI, 결합 AI, 확장 결합 AI를 의미함.

2.3. 특허 기반 AI 노출도 측정

2.3.1. AI 특허자료 구축 및 기술 유형 분류

○ Google Patents에서 수집한 2017~2025년 특허자료를 이용하여 산출함. AI 관련 CPC 분류 코드를 기준으로 특허를 선별하고 특허의 제목과 초록을 결합하여 분석용 텍스트를 구성함〈표 2-5〉.[4]

- 특허자료는 동일한 발명이 중복 집계되는 것을 방지하기 위해 특허 패밀리[5]를 기준으로 대표문서를 선정하였고, 제목 또는 초록이 누락되었거나 분석에 필요한 정보가 충분하지 않은 문서와 영어로 작성되지 않은 문서를 제외함.
- AI 관련 키워드를 기준으로 특허의 기술 내용을 다시 검토하여 본 연구의 AI 기술 범위와 관련성이 낮은 문서를 제거함. 이러한 정제과정을 거쳐 최종적으로 약 83만 건의 AI 관련 특허 후보군을 구축함.

〈표 2-5〉 AI 관련 주요 CPC

CPC	관련 AI 분야	특허 내용
G06N	AI 계산모델 전반	ML, 신경망, 생성모델, RL, FL 등
G06N3		신경망, 딥러닝, 생성 네트워크, RL, FL
G06N20		최신 machine learning main group
G06N5		knowledge-based / symbolic / XAI 일부
G06N7		probabilistic models, 불확실성 추론
G06F40	자연어/LLM/NLG	NLP 중심
G06V	컴퓨터 비전	CV 중심
G10L	음성 인식/처리	ASR, speech processing 등

4) 특허자료 수집부터 정제 과정의 자세한 내용은 〈부록 3〉에 제시함.

5) 공개특허 문헌(publication)은 출원 국가와 공개·등록 단계별로 생성되는 개별문서이며, 특허 패밀리(family)는 동일 발명에 기초한 관련 문헌의 집합임. 본 연구에서는 동일 발명이 여러 국가와 문헌번호로 중복 집계되는 것을 방지하기 위해 패밀리별 대표 문헌 1건을 기준으로 분석함.

(계속)

CPC	관련 AI 분야	특허 내용
B25J	피지컬 AI 관련	로봇/매니퓰레이터
G05D1		자율 이동·항법 제어
G05B13		adaptive / intelligent control
B60W60		자율주행
A61B34		수술/의료 로봇

자료: 저자 작성.

2.3.2. 특허와 과업 간 의미적 유사도

❍ 특허와 과업은 동일한 기술적 기능을 서로 다른 어휘와 문장구조로 표현할 수 있으므로 단순한 키워드 중첩보다 문맥의 의미적 관련성을 반영할 수 있는 임베딩 기반 유사도 분석을 적용함.

❍ 본 연구의 임베딩 모형으로는 특허 문서에 특화된 PaECTER를 활용함.

- PaECTER는 특허 문서로 사전학습된 BERT for Patents를 기반으로 한 임베딩 모형임. 구체적으로 PaECTER는 유럽특허청 심사관이 특허의 신규성과 진보성을 검토하는 과정에서 인용한 선행특허 정보를 이용하여 기술적 내용이 유사한 특허가 임베딩 공간에서 가깝게 위치하도록 학습된 모형임(Ghosh et al., 2024).
- PaECTER는 특허의 제목과 초록을 결합한 텍스트를 입력받아 각 토큰의 표현을 평균 결합하고, 이를 1,024차원의 고정된 벡터로 변환함. 특허 분야의 전문용어뿐만 아니라 문서 전체의 기술적 의미를 반영한 유사도 비교가 가능함.

❍ 특허와 과업 문장을 각각 임베딩 벡터로 변환 후 벡터 간 코사인 유사도를 산출하여 특허와 과업 간 관련성을 측정함. 코사인 유사도가 높을수록 특허가

설명하는 기술적 기능과 과업의 수행내용이 의미적으로 유사한 것으로 해석함.

- 과업 t와 특허 p의 임베딩 벡터를 각각 V_t와 V_p라 할 때, 두 문서의 의미적 유사도는 다음의 코사인 유사도로 계산함(식 2-4).

$$sim(t,p) = \frac{V_t \cdot V_p}{\| V_t \| \| V_p \|} \qquad \text{식 (2-4)}$$

2.3.3. 과업별 특허 노출도

❍ 과업별 특허 노출도는 임곗값을 통과한 특허 가운데 코사인 유사도가 가장 높은 최대 3개 특허의 평균으로 산출함(식 2-5).[6]

$$M_{tk} = \{p \in P_k : sim(t,p) \geq \tau_k\},\ K_{tk} = \min(3, |M_{tk}|) \qquad \text{식 (2-5)}$$

$$P_{tk} = \begin{cases} \frac{1}{K_{tk}} \sum_{r=1}^{K_{tk}} sim_r(t,p), & |M_{tk}| > 0 \\ 0, & |M_{tk}| = 0 \end{cases}$$

- 여기서 τ_k는 AI 기술 유형 k의 유사도 임곗값, M_{tk}는 과업 t, 기술 유형 k에서 유사도가 임곗값 이상인 특허집합임. 유효 특허가 1개 또는 2개인 경우에는 해당 특허의 평균을 이용함. 유효 특허가 없는 과업에는 0을 부여함.

2.3.4. O*NET-SOC 직업별 특허 노출도

❍ 직업별 특허 노출도에는 LLM 기반 노출도와 동일한 과업가중치를 적용하여 과업별 특허점수와 직업 내 과업가중치를 함께 반영하였음.

---

6) 특허 분석과 관련된 임베딩모형 선별, 특허-직업 문장 간 유효매칭 선정 방법 등 자세한 내용은 〈부록 4〉에 제시함.

$$Patent_{sk} = \sum_{j \in J_s^*} w_{sj} P_{sjk}^t \quad \text{식 (2-6)}$$

- 여기서 k는 분석·예측형 AI, 생성형 AI, 피지컬 AI의 3개 AI 기술유형을 의미함.

2.4. 직업별 AI 노출도 산정

❍ O*NET의 직업분류와 한국표준직업분류(KSCO)를 직접 연결하는 공식 연계표가 존재하지 않으므로, (O*NET-SOC)-ESCO-(ISCO-08)-KSCO의 순서로 직업분류를 연계함.[7)]

- O*NET-SOC와 ESCO 간 연계에는 유럽연합 집행위원회와 미국 노동부가 공동 구축한 직업분류 연계자료를 이용함. ESCO 직업은 ISCO-08 코드로 변환한 뒤 국가데이터처의 KSCO 연계표를 이용하여 국내 직업분류와 연결함.

❍ KSCO 직업 h에 연결된 O*NET-SOC 직업집합을 S_h라고 할 때, KSCO 직업별 노출도는 연결된 O*NET-SOC 점수의 단순평균으로 산출함(식 2-7).

$$Exposure_{hk}^{KSCO} = \frac{1}{|S_h|} \sum_{s \in S_h} Exposure_{sk}^{O^*NET} \quad \text{식 (2-7)}$$

- LLM 기반 노출도와 특허 기반 노출도를 직업분류 연계방식을 적용하여 최종적으로 485개 KSCO 세분류 직업에 대한 AI 노출도를 산출함.

---

7) 직업분류 간 세분화 수준이 다르므로 하나의 O*NET-SOC가 복수의 KSCO에 연결되거나 하나의 KSCO에 복수 O*NET-SOC가 연결되는 다대다 관계를 허용함. 다대다 관계를 허용함에 따라 일부 직업의 과업 특성이 희석될 수 있음.

2.5. 산업별 AI 노출도 산정

❍ 산업별 AI 노출도는 2023~2025년 지역별고용조사의 산업별 직업구성과 KSCO 직업별 AI 노출도를 결합하여 산정함.

- 산업 i, 직업 h, 시점 t의 취업자 수를 Emp_{iht}라고 할 때, 산업 내 직업 비중 $Share_{iht}$는 해당 직업의 취업자 수를 산업 전체 취업자 수로 나눈 값임(식 2-8).[8)]

$$Share_{iht} = \frac{Emp_{iht}}{\sum_{h} Emp_{iht}} \qquad \text{식 (2-8)}$$

❍ 산업별 노출도는 산업 내 직업 비중을 가중치로 적용하여 KSCO 직업별 노출도를 가중평균함(식 2-9).

$$Exposure_{itk}^{IND} = \frac{\sum_{h \in H_{itk}^{*}} Share_{iht} Exposure_{hk}^{KSCO}}{\sum_{h \in H_{itk}^{*}} Share_{iht}} \qquad \text{식 (2-9)}$$

- H_{ihk}^{*}는 산업 i, 시점 t에 존재하는 직업별 AI 노출도 집합을 의미함.
- 직업분류 연계과정에서 AI 노출도와 연결되지 않는 직업은 노출도를 0으로 간주하지 않고 산업별 노출도 산출에서 제외함. 노출도가 존재하는 직업의 고용비중 합이 1이 되도록 가중치를 다시 표준화함.

❍ 산업별 노출도의 대표성을 확인하기 위해 전체 취업자 가운데 AI 노출도가 연결된 직업의 취업자가 차지하는 비율을 고용포괄률로 산출함(식 2-10).

8) 취업자 수는 지역별고용조사의 표본 취업자 수를 사용하지 않고 조사에서 제공하는 가중치를 적용하여 모집단 취업자 수를 기준으로 계산함.

$$Coverage_{itk} = \frac{\sum_{h \in H_k^*} Emp_{iht}}{\sum_{h} Emp_{iht}} \quad \text{식 (2-10)}$$

2.6. LLM-특허 기반 노출도의 비교

❍ 본 연구에서는 두 측정방식에서 공통적으로 산출되는 분석·예측형 AI, 생성형 AI, 피지컬 AI의 세 가지 AI 기술 유형을 대상으로 비교분석을 수행함.

❍ 동일한 AI 기술 유형에 대해 LLM 기반 노출도와 특허 기반 노출도 간 Pearson 상관계수와 Spearman 순위상관계수를 산출함.

- Pearson 상관계수는 두 지표 간 선형적인 관련성을 나타내고 Spearman 순위상관계수는 직업별 상대적 순위의 일치 정도를 나타냄.

❍ LLM 기반 노출도와 특허 기반 노출도의 공통점과 차이를 직업별로 유형화하기 위해 표준화 점수를 이용한 사분면 분석을 수행함.

❍ 다만, LLM 기반 노출도와 특허 기반 노출도는 산출방식과 점수분포가 서로 다르므로 원점수의 절대적인 차이를 직접 비교하기 어려움. 이에 본 연구에서는 LLM 기반 노출도와 특허 기반 노출도를 표준화하여 각 측정방식 내에서 해당 직업이 전체 직업 평균에 비해 어느 수준에 위치하는지를 비교함.

- 구체적으로 본 연구에서는 각 기술 유형과 측정방식별로 노출도를 평균이 0이고 표준편차가 1이 되도록 z-score로 변환함(식 2-11). 여기서 x_{ik}는 직업 i의 기술 유형 k에 대한 노출도이며, $\overline{x_k}$와 s_k는 각각 전체 직업의 평균과 표준편차임.

$$z_{ik} = \frac{x_{ik} - \overline{x_k}}{s_k}$$ 식 (2-11)

- 사분면 분석을 위해 LLM 노출도의 z-score를 가로축, 특허 노출도의 z-score를 세로축으로 설정함. 두 축의 기준선은 전체 직업 평균인 0을 기준으로 구분함.

❍ 제Ⅰ·Ⅲ사분면은 두 측정 방법이 직업의 상대적 고·저노출 방향을 동일하게 평가한 직업군이며, 제Ⅱ·Ⅳ사분면은 두 지표가 서로 다른 노출 신호를 나타내는 직업군임〈표 2-7〉.

- 제Ⅱ·Ⅳ사분면의 차이는 어느 한 측정방식의 오류가 아닌 측정 방법의 차이로 해석할 수 있음. 즉, LLM 기반 노출도는 과업의 잠재적 수행 가능성을 평가하는 반면, 특허 기반 지표는 특허문서에 나타난 기술개발의 축적 방향과 과업의 의미적 관련성을 측정하기 때문에 두 지표 간 차이가 발생할 수 있음.
- 향후 분석 결과에서는 각 분면 특성에 따라 Ⅰ사분면은 '고노출' 영역, Ⅱ사분면은 '특허 선행' 영역, Ⅲ사분면은 '저노출' 영역, Ⅳ사분면은 '잠재력-기술 간극' 영역으로 명명하고자 함.

❍ 산업 수준의 LLM-특허 기반 노출도 비교에도 동일한 분석방식을 적용함. 각 AI 기술 유형과 측정방식별로 산업 노출도를 표준화한 후 상관계수를 산출하고, 전체 산업 평균을 기준으로 사분면을 구분하여 산업별 노출도의 정합성과 간극을 비교함〈표 2-6〉.

〈표 2-6〉 LLM-특허 노출도 사분면 구분

구분	조건	해석
제 Ⅰ사분면 (고노출)	$LLM \geq 0$, 특허 ≥ 0	LLM과 특허 모두 평균보다 높은 고노출
제 Ⅱ사분면 (특허 선행)	$LLM < 0$, 특허 ≥ 0	LLM은 낮지만 특허는 높은 특허우위 노출
제 Ⅲ사분면 (저노출)	$LLM < 0$, 특허 < 0	LLM과 특허 모두 평균보다 낮은 저노출
제 Ⅳ사분면 (잠재력-기술 간극)	$LLM \geq 0$, 특허 < 0	LLM은 높지만 특허는 낮은 LLM 우위 노출

자료: 저자 작성.

3. AI 노출도 분석 결과

3.1. 직업별 AI 노출도

○ 본 절에서는 한국표준직업분류(KSCO) 세분류(4자리) 기준으로 AI 노출도가 산출된 485개 직업의 분석 결과를 제시함.

3.1.1. AI 기술 유형별 노출도

○ LLM 기반 노출도와 특허 기반 노출도는 산출방법이 달라 두 지표의 평균 수준을 직접 비교하기보다 AI 기술 유형별 분포, 직업 순위 및 직업군의 특징을 중심으로 해석하였음.

〈표 2-7〉 직업 기준 LLM-특허 AI 기술 유형별 노출도

기술 유형	LLM 기반 노출도				특허 기반 노출도			
	평균	최댓값	최솟값	표준편차	평균	최댓값	최솟값	표준편차
분석·예측형 AI	0.249	0.517	0.073	0.092	0.692	0.956	0.137	0.153
생성형 AI	0.202	0.516	0.010	0.121	0.627	0.945	0.089	0.217
피지컬 AI	0.096	0.289	0.001	0.072	0.787	0.939	0.108	0.120

자료: 저자 작성.

❍ 분석·예측형 AI는 LLM 기반 노출도 평균이 0.249로 나타났고, 특허 기반 노출도 평균은 0.692로 나타남〈표 2-7〉. 분석·예측형 AI 노출도 상위 직업에 대한 분석 결과는 〈표 2-8〉과 같음.

- LLM 기반 분석 결과는 투자 및 신용 분석가, 경영 및 진단 전문가, 토목공학 기술자 순으로 높았고, 공학기술·금융·보험 직업이 상위권을 형성함
- 특허 기반 분석 결과는 정보통신기술 강사, 생산 및 품질관리 사무원, 건설 및 광업 관련 관리자, 숙박시설 서비스 종사원의 노출도가 높았음.
- 두 측정방식 모두 분석, 진단 및 정보처리 관련 직업을 높게 평가했지만, 특허 기반 상위 직업에는 교육·생산관리·보건의료·서비스까지 넓게 분포함.

〈표 2-8〉 직업 기준 분석·예측형 AI 노출도 상위 10개 직업

순위	LLM 기반		특허 기반	
	직업	노출도	직업	노출도
1	투자 및 신용 분석가	0.517	정보통신기술 강사	0.956
2	경영 및 진단 전문가	0.497	생산 및 품질관리 사무원	0.953
3	토목공학 기술자	0.494	건설 및 광업 관련 관리자	0.951
4	화학공학 기술자 및 연구원	0.482	숙박시설 서비스 종사원	0.951
5	신재생에너지 기술자 및 연구원	0.482	영양사	0.944
6	가스·에너지 기술자 및 연구원	0.482	보건 의료 관련 관리자	0.942
7	보험 및 금융 관리자	0.455	데이터 시스템 전문가	0.930
8	회계사	0.452	데이터 분석가	0.930
9	세무사	0.452	정보 통신 관련 관리자	0.928
10	전기 · 가스 및 수도 관련 관리자	0.452	경영 및 진단 전문가	0.925

주 1) LLM과 특허 노출도는 산출방식과 분포가 다르므로 점수의 절대적인 크기를 상호비교하지 않고, 각 측정방식 내 직업별 순위를 중심으로 해석함.
2) 일부 KSCO 세분류 직업은 직업분류 연계과정에서 동일한 O*NET-SOC 직업에 연결되어 동일한 AI 노출도가 산출될 수 있음.
자료: 저자 작성.

❍ 생성형 AI는 LLM 기반 노출도 평균이 0.202로 나타났고, 특허 기반 생성형 AI 노출도 평균은 0.627로 나타남〈표 2-7〉. 생성형 AI 노출도 상위 직업에 대한 분석 결과는 〈표 2-9〉와 같음.

- LLM 기반 분석 결과는 작가, 출판물 전문가, 기자 및 언론 관련 전문가, 미

디어 콘텐츠 디자이너 등 글쓰기·편집·콘텐츠 생산 과업이 많은 직업이 상위권을 차지함.

- 특허 기반 분석 결과는 정보통신기술 강사, 생산 및 품질관리 사무원, 고객 상담 및 모니터 요원, 영양사, 학습·교구 관련 방문 강사가 포함되어 교육, 상담, 관리 과업까지 넓게 포함함.

〈표 2-9〉 직업 기준 생성형 AI 노출도 상위 10개 직업

순위	LLM 기반		특허 기반	
	직업	노출도	직업	노출도
1	작가	0.516	정보통신기술 강사	0.945
2	출판물 전문가	0.516	생산 및 품질관리 사무원	0.937
3	기자 및 언론 관련 전문가	0.506	고객 상담 및 모니터 요원	0.936
4	미디어 콘텐츠 디자이너	0.491	영양사	0.931
5	데이터 시스템 전문가	0.490	학습·교구 관련 방문강사	0.929
6	데이터 분석가	0.490	기타 교사	0.929
7	자원봉사 관리원	0.463	경영 및 진단 전문가	0.929
8	시스템 소프트웨어 개발자	0.462	보건 의료 관련 관리자	0.927
9	웹 운영자	0.444	시스템 소프트웨어 개발자	0.920
10	웹 개발자	0.434	건설 및 광업 관련 관리자	0.919

주 1) LLM과 특허 노출도는 산출방식과 분포가 다르므로 점수의 절대적인 크기를 상호비교하지 않고, 각 측정방식 내 직업별 순위를 중심으로 해석함.
2) 일부 KSCO 세분류 직업은 직업분류 연계과정에서 동일한 O*NET-SOC 직업에 연결되어 동일한 AI 노출도가 산출될 수 있음.
자료: 저자 작성.

❍ 피지컬 AI는 LLM 기반 노출도 평균이 0.096으로 나타났고, 특허 기반 피지컬 AI 노출도 평균은 0.787로 나타남〈표 2-7〉. 피지컬 AI 노출도 상위 직업에 대한 분석 결과는 〈표 2-10〉과 같음.

- LLM 기반 분석 결과는 물품 이동 장비 조작원, 정육 가공원 및 도축원, 도시락 제조원, 기타 제조 관련 단순 종사원 등 가공과 제조 현장의 반복적인 물리적 과업을 높게 평가함.

- 특허 기반 분석 결과는 철도 및 전동차 기관사와 물품 이동 장비 조작원, 방역원, 버스 운전원, 항공기 객실 승무원 등 운송·방역·서비스·장비운영관련 직업을 폭넓게 높게 평가함.

〈표 2-10〉 직업 기준 피지컬 AI 노출도 상위 10개 직업

순위	LLM 기반		특허 기반	
	직업	노출도	직업	노출도
1	물품 이동 장비 조작원	0.289	철도 및 전동차 기관사	0.939
2	정육 가공원 및 도축원	0.276	물품 이동 장비 조작원	0.939
3	도시락 제조원	0.259	방역원	0.938
4	기타 제조 관련 단순 종사원	0.255	버스 운전원	0.937
5	제분 및 도정 관련 기계 조작원	0.253	항공기 객실 승무원	0.936
6	곡물가공 제품 기계 조작원	0.253	김치 및 밑반찬 제조 종사원	0.935
7	육류 · 어패류 및 낙농품 가공 기계 조작원	0.253	기타 목재 및 종이 관련 기계 조작원	0.934
8	과실 및 채소가공 관련 기계 조작원	0.253	자동 조립라인 및 산업용 로봇 조작원	0.929
9	음료 제조 관련 기계 조작원	0.253	기타 기계 조작원	0.928
10	기타 식품가공 관련 기계 조작원	0.253	전기 및 전자설비 조작원	0.925

주 1) LLM과 특허 노출도는 산출방식과 분포가 다르므로 점수의 절대적인 크기를 상호비교하지 않고, 각 측정방식 내 직업별 순위를 중심으로 해석함.
2) 일부 KSCO 세분류 직업은 직업분류 연계과정에서 동일한 O*NET-SOC 직업에 연결되어 동일한 AI 노출도가 산출될 수 있음.
자료: 저자 작성.

3.1.2. 확장·결합 AI 노출도

❍ AI를 보완적 소프트웨어와 물리자동화 수단과 연계하거나 여러 AI 기술을 함께 활용하는 경우까지 평가범위를 확대하여 LLM 기반 노출도를 추가로 분석함.

❍ 확장 생성형 AI의 평균 노출도는 0.301로 나타나 생성형 AI의 0.202보다 높게 나타남.

- 생성형 AI와 확장 생성형 AI의 직업별 순위상관계수는 0.995로 매우 높아 전반적인 직업 간 상대적 노출 구조는 크게 달라지지 않은 것으로 나타남.

- 기존 생성형 AI 노출도 대비 확장 생성형 AI 노출도의 증가폭이 큰 직업은 경리 사무원, 생산 및 품질관리 사무원, 고객 상담 및 모니터 요원, 교육 및 훈련 사무원, 수금원 및 신용 추심원 등으로 나타남〈표 2-11〉.

❍ 확장 피지컬 AI의 평균 노출도는 0.219로 피지컬 AI의 0.096보다 상승함.

- 피지컬 AI와 확장 피지컬 AI의 순위상관계수도 0.990으로 높아 전반적인 직업 간 상대적 노출 구조는 크게 달라지지 않은 것으로 파악됨.
- 주방 보조원, 기타 제조 관련 단순 종사원, 정육 가공원 및 도축원, 떡 제조원, 제빵사 및 제과원 등 제조·가공 관련 직업에서 피지컬 AI 대비 노출도 증가폭이 크게 나타남〈표 2-11〉.
- 이는 물리자동화 설비와 장비까지 고려할 경우 현장직무의 노출 가능성이 보다 크게 포착될 수 있음을 보여줌.

〈표 2-11〉 직업 기준 생성형과 피지컬 AI의 확장형 노출도 비교

순위	생성형 AI 노출도			피지컬 AI 노출도		
	직업	기존	확장	직업	기존	확장
1	경리 사무원	0.266	0.470	주방 보조원	0.175	0.490
2	생산 및 품질관리 사무원	0.281	0.484	기타 제조 관련 단순 종사원	0.255	0.558
3	고객 상담 및 모니터 요원	0.383	0.576	정육 가공원 및 도축원	0.276	0.561
4	교육 및 훈련 사무원	0.377	0.570	제빵사 및 제과원	0.216	0.494
5	수금원 및 신용 추심원	0.349	0.536	떡 제조원	0.216	0.494
6	회계 사무원	0.279	0.462	종이제품 생산기 조작원	0.238	0.516
7	경영 기획 사무원	0.412	0.586	주조원	0.244	0.519
8	영업 및 마케팅 사무원	0.412	0.586	세탁 기계 조작원	0.209	0.483
9	관세사	0.259	0.432	기타 기계 조작원	0.247	0.519
10	기타 기술 영업 및 중개 관련 종사원	0.376	0.549	도시락 제조원	0.259	0.529

자료: 저자 작성.

❍ 결합 AI의 평균 노출도는 0.367로 나타났으며, 투자 및 신용 분석가, 웹 개발자, 경영 및 진단 전문가 등 분석 및 생성형 AI 기술을 하나의 업무에서 함께 활용할 수 있는 직업이 상위에 위치함〈표 2-12〉.

❍ 확장 결합 AI의 평균 노출도는 0.511이며, 결합 AI와의 순위상관계수는 0.862로 나타남.

- 주방 보조원, 정육 가공원 및 도축원, 기타 제조 관련 단순 종사원, 주조원, 도시락 제조원 등으로 물리적 과업의 비중이 높은 직업에서 결합 AI 대비 노출도 증가폭이 컸음〈표 2-12〉.

〈표 2-12〉 직업 기준 결합형 AI 노출도 상위 10개 직업

순위	결합 AI		확장 결합 AI		결합 AI → 확장 결합 AI	
	직업	노출도	직업	노출도	직업	증가폭
1	투자 및 신용 분석가	0.631	투자 및 신용 분석가	0.692	주방 보조원	0.316
2	웹 개발자	0.604	웹 개발자	0.691	정육 가공원 및 도축원	0.294
3	경영 및 진단 전문가	0.603	경영 및 진단 전문가	0.678	기타 제조 관련 단순 종사원	0.289
4	기타 금융 및 보험 관련 전문가	0.587	자원봉사 관리원	0.676	주조원	0.280
5	보험 및 금융 상품 개발자	0.578	데이터 시스템 전문가	0.670	도시락 제조원	0.274
6	토목공학 기술자	0.571	데이터 분석가	0.670	종이제품 생산기 조작원	0.265
7	자원봉사 관리원	0.569	기타 금융 및 보험 관련 전문가	0.663	강구조물 가공원 및 건립원	0.260
8	기자 및 언론 관련 전문가	0.569	시스템 소프트웨어 개발자	0.658	세탁 기계 조작원	0.258
9	화학공학 기술자 및 연구원	0.568	기자 및 언론 관련 전문가	0.657	세탁원 및 다림질원	0.257
10	신재생에너지 기술자 및 연구원	0.568	응용 소프트웨어 개발자	0.657	섬유 제조 기계 조작원	0.252

주 1) '결합 AI→확장 결합 AI'의 경우 결합 AI 노출도 대비 확장 결합 AI 노출도의 증가폭이 큰 직업의 순위를 나타냄.
2) 일부 KSCO 세분류 직업은 직업분류 연계과정에서 동일한 O*NET-SOC 직업에 연결되어 동일한 AI 노출도가 산출될 수 있음.
자료: 저자 작성.

3.2. 산업별 AI 노출도[9)]

❍ 산업별 AI 노출도는 한국표준산업분류(KSIC) 세분류 산업의 직업별 고용구조와 KSCO 직업별 AI 노출도를 결합하여 산출함.

9) 본 연구에서는 기존 문헌과의 비교분석을 위해 고노출 직업에 종사하는 취업자 규모를 산정함. 구체적인 내용은 〈부록 8〉을 참조 바람.

- 분석대상은 2023~2025년의 산업별 직업구성을 통합한 KSIC 소분류·세분류 산업이며 직업별 AI 노출도와 연결된 취업자의 비율(고용포괄률)이 95% 이상[10] 산업을 분석대상으로 설정함. 분석에 활용된 KSIC 소분류 및 세분류 산업 수는 각각 229개, 495개임.

3.2.1. AI 기술 유형별 노출도

❍ 산업의 평균 노출도는 LLM 기준 분석·예측형 AI가 0.264, 생성형 AI가 0.207, 피지컬 AI가 0.099로 나타남. 특허 기반 평균은 각각 0.712, 0.641, 0.774로 나타남〈표 2-13〉.

- 노출도는 평가범위와 측정방식에 따라 차이를 보임. 특히 LLM 기반 피지컬 AI 노출도는 0.099로 분석·예측형과 생성형 AI보다 낮았고, 특허 기반 피지컬 AI의 평균인 0.774과 차이가 크게 나타남.
- LLM 기반 분석에서 피지컬 AI의 평균이 낮은 것은 평가범위를 'AI가 물리적 환경을 인지하고 판단·제어하는 경우'로 비교적 좁게 설정했기 때문임. 예를 들어 분석·예측이나 정보처리는 가능하지만 물리적 동작이 필요하지 않은 과업, 물리적 과업에 활용할 수 있으나 AI가 인지하고 판단·제어하지는 않는 경우 등은 낮게 평가됨. 평가범위를 확대한 확장 피지컬 AI 노출도는 0.228로 높아짐.
- 한편 특허 기반 노출도는 과업-특허 간의 의미적 유사도를 이용하고 임곗값을 통과한 유사도 중 상위 유사도 값을 기준으로 산출하므로, LLM이 평가한 노출도 값과는 의미에 차이가 있으며 점수 분포도 다름. 실제 특허 기반 노출도의 세 AI 기술 유형은 LLM 기반 노출도보다 높은 수준을 보이므

10) 취업자 비율이 95% 이상 기준을 적용한 이후에도 전체 취업자의 약 99.1%가 분석표본에 포함되어 표본 제한에 따른 전체 고용의 손실은 크지 않은 것으로 나타남.

로 두 측정방식의 원점수 수준을 직접 비교하기보다 각 측정방식 내 상대적 위치와 분포를 중심으로 해석할 필요가 있음.

〈표 2-13〉 산업 기준 LLM-특허 AI 기술 유형별 노출도

기술 유형	LLM 기반 노출도				특허 기반 노출도			
	평균	최댓값	최솟값	표준편차	평균	최댓값	최솟값	표준편차
분석·예측형 AI	0.264	0.425	0.126	0.049	0.712	0.862	0.338	0.073
생성형 AI	0.207	0.420	0.037	0.072	0.641	0.880	0.284	0.116
피지컬 AI	0.099	0.224	0.016	0.046	0.774	0.905	0.443	0.068

주: KSIC 세분류 산업 기준을 활용함.
자료: 저자 작성.

❍ 분석·예측형 AI의 LLM 기반 노출도는 금융·보험, 회계·경영 관련 서비스, 연구개발 등 자료를 분석하고 예측·판정하여 의사결정을 지원하는 업무의 비중이 높은 산업에서 높게 나타남〈표 2-14〉.

- 생명보험업, 보험 및 연금관련 서비스업, 손해 및 보증 보험업, 회계 및 세무관련 서비스업 등의 순으로 나타났음.

❍ 분석·예측형 AI의 특허 기반 노출도는 소프트웨어·정보통신 산업과 연구개발 산업이 높은 순위를 보였으며, 일부 농업부문도 상위에 포함됨〈표 2-14〉.

- 컴퓨터 프로그래밍 서비스업, 시스템·응용 소프트웨어 개발 및 공급업, 중고 자동차 판매업, 자동차 신품 판매업의 순으로 높게 나타남.
- 한편, 곡물 및 기타 식량작물 재배업과 기타 작물 재배업이 각각 6위와 9위에 포함되어, 분석·예측형 AI 특허가 농업의 예측·판정·생산관리 과업과도 비교적 높은 관련성을 갖는 것으로 판단됨.

〈표 2-14〉 산업 기준 분석·예측형 AI 노출도 상위 10개 산업

순위	LLM 기반		특허 기반	
	산업	노출도	산업	노출도
1	생명 보험업	0.425	컴퓨터 프로그래밍 서비스업	0.862
2	보험 및 연금관련 서비스업	0.424	시스템·응용 소프트웨어 개발 및 공급업	0.858
3	손해 및 보증 보험업	0.420	중고 자동차 판매업	0.857
4	회계 및 세무관련 서비스업	0.409	자동차 신품 판매업	0.852
5	신탁업 및 집합투자업	0.396	게임 소프트웨어 개발 및 공급업	0.851
6	경영 컨설팅 및 공공 관계 서비스업	0.388	곡물 및 기타 식량작물 재배업	0.848
7	자연과학 및 공학 융합 연구개발업	0.386	컴퓨터 시스템 통합 자문·구축 및 관리업	0.848
8	중앙은행	0.382	공학 연구개발업	0.846
9	재 보험업	0.379	기타 작물 재배업	0.846
10	증권 및 선물 중개업	0.377	핵반응기 및 증기보일러 제조업	0.846

주 1) LLM과 특허 노출도는 산출방식과 분포가 다르므로 점수의 절대적인 크기를 상호비교하지 않고, 각 측정방식 내 산업별 순위를 중심으로 해석함.
2) 각 산업의 AI 노출도는 KSIC 세분류 기준이며, 산업 내 직업별 취업자 비중을 가중치로 적용하여 산출하였음.
자료: 저자 작성.

○ 생성형 AI 노출도에서는 LLM과 특허 분석 모두 출판, 정보서비스, 소프트웨어 산업을 상대적으로 높게 평가함〈표 2-15〉.

- LLM 기반 결과에서는 신문, 잡지 및 정기 간행물 출판업, 컴퓨터 프로그래밍 서비스업, 뉴스 제공업, 소프트웨어 개발 및 공급업 등이 상위에 위치함.
- 특허 기반 결과에서도 소프트웨어 관련 산업이 높은 노출도를 보였으며, 일반 교습학원 등 교육 서비스 산업도 상위에 포함됨.

〈표 2-15〉 산업 기준 생성형 AI 노출도 상위 10개 산업

순위	LLM 기반		특허 기반	
	산업	노출도	산업	노출도
1	신문, 잡지 및 정기간행물 출판업	0.420	일반 교습학원	0.880
2	컴퓨터 프로그래밍 서비스업	0.419	컴퓨터 프로그래밍 서비스업	0.875
3	뉴스 제공업	0.410	시스템·응용 소프트웨어 개발 및 공급업	0.873
4	게임 소프트웨어 개발 및 공급업	0.407	그 외 기타 교육기관	0.869
5	시스템·응용 소프트웨어 개발 및 공급업	0.404	게임 소프트웨어 개발 및 공급업	0.867
6	서적 출판업	0.400	예술학원	0.865
7	포털 및 기타 인터넷 정보매개 서비스업	0.387	공연단체	0.863
8	그 외 기타 정보 서비스업	0.387	경영 컨설팅 및 공공 관계 서비스업	0.859
9	음반 및 비디오물 임대업	0.379	건축 및 조경 설계 서비스업	0.852
10	광고 대행업	0.375	신문·잡지 및 정기간행물 출판업	0.849

주 1) LLM과 특허 노출도는 산출방식과 분포가 다르므로 점수의 절대적인 크기를 상호비교하지 않고, 각 측정방식 내 산업별 순위를 중심으로 해석함.
2) 각 산업의 AI 노출도는 KSIC 세분류 기준이며, 산업 내 직업별 취업자 비중을 가중치로 적용하여 산출하였음.
자료: 저자 작성.

○ 피지컬 AI의 LLM 기반 노출도는 장비조작과 반복적인 물리적 생산·가공 과업의 비중이 높은 제조·건설 및 현장서비스 산업의 노출도가 높게 나타남〈표 2-16〉.

- 건설장비 운영업, 편조 의복 액세서리 제조업, 곡물 가공품 제조업, 동물성 및 식물성 유지 제조업, 육류 가공 및 저장 처리업 등이 상위에 위치함. 식품제조 관련 산업이 상위 산업에서 확인됨.

○ 피지컬 AI의 특허 기반 노출도는 운송업과 어업, 자동차 제조업 및 기계·장비 관련 산업이 상위에 위치함〈표 2-16〉.

- 시외버스 운송업, 도시 정기 육상 여객 운송업, 해수면 어업과 내수면 어업 순으로 높게 나타남.

〈표 2-16〉 산업 기준 피지컬 AI 노출도 상위 10개 산업

순위	LLM 기반		특허 기반	
	산업	노출도	산업	노출도
1	건설장비 운영업	0.224	시외버스 운송업	0.905
2	편조 의복 액세서리 제조업	0.205	도시 정기 육상 여객 운송업	0.898
3	곡물 가공품, 전분 및 전분제품 제조업	0.205	해수면 어업	0.885
4	동·식물성 유지 및 낙농제품 제조업	0.197	내수면 어업	0.885
5	도축업	0.196	항공 여객 운송업	0.881
6	세탁업	0.193	자동차 제조업	0.880
7	철강 주조업	0.193	철 광업	0.878
8	떡, 빵 및 과자류 제조업	0.191	건설장비 운영업	0.875
9	도축, 육류 가공 및 저장 처리업	0.184	편조 의복 액세서리 제조업	0.871
10	고무 타이어 및 튜브 제조업	0.183	보육시설 운영업	0.870

주 1) LLM과 특허 노출도는 산출방식과 분포가 다르므로 점수의 절대적인 크기를 상호비교하지 않고, 각 측정방식 내 산업별 순위를 중심으로 해석함.
2) 각 산업의 AI 노출도는 KSIC 세분류 기준이며, 산업 내 직업별 취업자 비중을 가중치로 적용하여 산출하였음.
자료: 저자 작성.

3.2.2. 확장·결합 AI 노출도

❍ AI의 활용범위를 보완적 도구 및 물리자동화 수단까지 확장하여 분석한 결과, 산업 평균 노출도는 생성형 AI가 0.207에서 확장 생성형 AI에서는 0.318로 높아졌으며, 피지컬 AI는 0.099이었으나 확장 피지컬 AI는 0.228로 높아짐. 결합 AI의 평균 노출도는 0.385였으며, 확장 결합 AI 노출도는 0.537로 나타남.

❍ 확장 생성형 AI의 상위 산업은 생성형 AI와 마찬가지로 소프트웨어·정보서비스 및 콘텐츠 관련 산업에 집중됨〈표 2-17〉.

- 생성형 AI 노출도 대비 확장 생성형 AI 노출도의 평균은 높아졌지만, 표준편차도 0.072에서 0.094로 확대된 것으로 나타남. 이는 생성형 AI의 활용범위를 확장할 경우 산업 전반의 노출도가 높아지는 동시에 보완적 디지털

도구를 활용하기 용이한 산업과 그렇지 않은 산업 사이의 노출도 차이도 다소 확대될 수 있음을 나타냄.

❍ 확장 피지컬 AI의 상위 산업은 피지컬 AI와 마찬가지로 제조·가공 및 반복적 물리공정이 많은 산업이 중심을 이룸〈표 2-17〉.

- 피지컬 AI 노출도 대비 확장 피지컬 AI 노출도의 평균은 높아졌지만, 표준편차도 0.046에서 0.091로 확대된 것으로 나타남.
- 표준화된 생산공정에 자동화 설비를 적용할 수 있는 산업의 노출도가 더 부각되는 것으로 파악됨. 특히 식품제조업은 피지컬 AI뿐만 아니라 확장 피지컬 AI에서도 높은 노출이 지속적으로 나타남.

❍ 결합 AI의 상위 산업은 특정 하나의 기술 유형에서 높은 산업이라기보다 분석·예측형과 생성형 AI 관련 기능을 동시에 활용할 수 있는 산업을 중심으로 구성됨〈표 2-17〉.

- 컴퓨터 프로그래밍 서비스업, 시스템·응용 소프트웨어 개발 및 공급업, 생명보험업, 경영 컨설팅 및 공공관계 서비스업 등이 높은 노출도를 보임.
- 반면, 물리적 생산공정의 비중이 큰 제조산업은 결합 AI 상위 산업에는 상대적으로 적게 포함된 것으로 나타남.

❍ 확장 결합 AI의 상위 산업은 결합 AI와 유사하게 소프트웨어·금융·정보서비스를 중심으로 한 고노출 구조가 유지됨〈표 2-17〉.

- 포털 및 기타 인터넷 정보 매개 서비스업은 결합 AI에서 13위였으나, 확장 결합 AI에서는 5위, 그 외 기타 정보 서비스업은 19위에서 8위로 상승하여 보완적 디지털 기술과의 연계가 정보서비스 산업의 상대적 노출도를 더욱 높이는 것으로 나타남.

〈표 2-17〉 산업 기준 확장·결합형 AI 노출도 상위 산업

순위	확장 생성형 AI		확장 피지컬 AI		결합 AI		확장 결합 AI	
	산업	노출도	산업	노출도	산업	노출도	산업	노출도
1	컴퓨터 프로그래밍 서비스업	0.561	편조 의복 액세서리 제조업	0.447	컴퓨터 프로그래밍 서비스업	0.537	시스템 ·응용 SW 개발·공급업	0.642
2	시스템 ·응용 SW 개발·공급업	0.552	세탁업	0.440	시스템 ·응용 SW 개발·공급업	0.536	컴퓨터 프로그래밍 서비스업	0.641
3	게임 SW 개발·공급업	0.545	곡물 가공품, 전분 및 전분제품 제조업	0.432	생명보험업	0.532	게임 SW 개발·공급업	0.635
4	음반 및 비디오물 임대업	0.543	떡, 빵 및 과자류 제조업	0.429	경영 컨설팅 및 공공 관계 서비스업	0.530	경영 컨설팅 및 공공 관계 서비스업	0.630
5	신문, 잡지 및 정기간행물 출판업	0.542	건설장비 운영업	0.418	게임 SW 개발·공급업	0.529	포털 및 기타 인터넷 정보매개 서비스업	0.619
6	그 외 기타 정보 서비스업	0.538	도축업	0.415	손해 및 보증 보험업	0.527	생명보험업	0.619
7	포털 및 기타 인터넷 정보매개 서비스업	0.532	동·식물성 유지 및 낙농제품 제조업	0.415	보험 및 연금관련 서비스업	0.527	신문, 잡지 및 정기간행물 출판업	0.619
8	자료 처리, 호스팅 및 관련 서비스업	0.527	철강 주조업	0.397	신탁업 및 집합투자업	0.521	그 외 기타 정보 서비스업	0.617
9	뉴스 제공업	0.527	도축, 육류 가공 및 저장 처리업	0.394	자연과학·공학 융합 연구개발업	0.517	음반 및 비디오물 임대업	0.615
10	서적 출판업	0.524	고무 타이어·튜브 제조업	0.390	신문, 잡지 및 정기간행물 출판업	0.511	손해 및 보증 보험업	0.615

주: 지역별 고용조사 KSIC 세분류 산업의 2023~2025년 간의 취업자 수를 이용한 가중평균값임.
자료: 저자 작성.

3.3. LLM-특허 기반 노출도의 비교

3.3.1. 직업 수준 비교

❍ 분석·예측형, 생성형, 피지컬 AI의 기술 유형을 대상으로 KSCO 세분류 직업의 LLM 기반 노출도와 특허 기반 노출도 간 관계를 비교함.

❍ 생성형 AI에서 두 측정방식 간 관련성이 가장 높았으며, 분석·예측형 AI가 그 뒤를 이었고 피지컬 AI에서는 상대적으로 낮게 나타남〈표 2-18〉.

- 생성형 AI의 Pearson 상관계수는 0.895, Spearman 순위상관계수는 0.923으로 나타나, LLM이 평가한 과업의 기술적 적용 가능성과 특허자료에서 나타나는 생성형 AI 기술개발의 방향이 직업 수준에서 매우 유사한 구조를 보임.
- 분석·예측형 AI도 Pearson 0.731, Spearman 0.748로 비교적 높은 관련성을 보인 반면, 피지컬 AI는 각각 0.531과 0.605로 상대적으로 낮아 두 측정방식이 포착하는 직업별 노출구조에 차이가 존재하는 것으로 파악됨.

〈표 2-18〉 직업 기준 AI 기술 유형별 LLM-특허 노출도 상관관계 비교

AI 기술 유형	Pearson 상관계수	Spearman 상관계수
분석·예측형 AI	0.731	0.748
생성형 AI	0.895	0.923
피지컬 AI	0.531	0.605

주: KSCO 세분류 직업 기준으로 분석한 결과임.
자료: 저자 작성.

❍ 사분면 분석 결과, LLM과 특허 기반 노출도가 모두 평균 이상이거나 평균 이하인 정합 비중은 생성형 AI가 88.9%, 분석·예측형 AI가 82.9%, 피지컬 AI가 65.6% 순으로 나타남〈표 2-19〉.

- 생성형 AI에서는 작가, 출판물 전문가, 기자 및 언론 관련 전문가, 데이터 시스템 전문가, 데이터 분석가, 소프트웨어 개발자 등 콘텐츠·정보처리 관련 직업이 두 측정방식에서 모두 높은 노출도를 보임.
- 분석·예측형 AI에서는 투자 및 신용 분석가, 경영 및 진단 전문가, 웹 개발자 등 자료 분석, 예측, 진단이 중요한 직업에서 LLM의 활용 가능성과 특허기술과의 연결성이 모두 높게 나타난 것으로 파악됨. 반면 일부 교육·스

포츠 관련 직업에서는 특허 기반 노출도가 높았고, 마케팅·판매와 관련된 직업에서는 LLM 기반 노출도가 상대적으로 높게 나타남.

- 피지컬 AI에서는 물품 이동 장비 조작원, 제조 관련 단순 종사원, 기계 조작원 등 반복적인 이동·가공·설비운영 직업에서 두 노출도가 모두 높게 나타남. 정육 가공원, 도시락 제조원, 세탁원 및 주조원 등은 LLM에서 물리적 자동화 가능성이 높게 평가되었으나 관련 특허와의 연결성은 낮아 잠재력-기술 간극 구간으로 분류됨.

〈표 2-19〉 직업 기준 AI 기술 유형별 LLM-특허 노출도 사분면 구성

AI 기술 유형	Ⅰ사분면 (고노출)	Ⅱ사분면 (특허 선행)	Ⅲ사분면 (저노출)	Ⅳ사분면 (잠재력-기술 간극)	정합 비중 (Ⅰ·Ⅲ분면 합)
분석·예측형 AI	182개 (37.5%)	66개 (13.6%)	220개 (45.4%)	17개 (3.5%)	82.9%
생성형 AI	217개 (44.7%)	49개 (10.1%)	214개 (44.1%)	5개 (1.0%)	88.9%
피지컬 AI	176개 (36.3%)	131개 (27.0%)	142개 (29.3%)	36개 (7.4%)	65.6%

주 1) 정합 비중은 LLM과 특허 기반 노출도가 모두 평균 이상인 '고노출' 영역과 모두 평균 이하인 '저노출' 영역의 직업 비중의 합임.
2) KSCO 세분류 직업 기준으로 분석한 결과임.
자료: 저자 작성.

3.3.2. 산업 수준 비교

❍ KSIC 세분류(4자리) 산업에서 LLM-특허 상관관계는 직업 결과와 유사하게 생성형 AI가 높고, 피지컬 AI가 낮게 나타남〈표 2-20〉.

- Pearson 상관계수는 분석·예측형 AI 노출도가 0.700, 생성형 AI가 0.920, 피지컬 AI가 0.681이고, Spearman 순위상관계수는 각각 0.725, 0.945, 0.691임.

〈표 2-20〉 산업 기준 AI 기술 유형별 LLM-특허 노출도 상관관계 비교

AI 기술 유형	Pearson 상관계수	Spearman 상관계수
분석·예측형 AI	0.700	0.725
생성형 AI	0.920	0.945
피지컬 AI	0.681	0.691

주: KSIC 세분류 산업 기준으로 분석한 결과임.
자료: 저자 작성.

❍ 산업 수준에서도 LLM과 특허 분석의 표준화 점수를 이용하여 산업을 네 가지 유형으로 구분하여 정합 비중을 살펴본 결과, 생성형 AI가 91.3%로 가장 높았고, 피지컬 AI가 82.2%, 분석·예측형 AI가 78.8% 순으로 나타남〈표 2-21〉.

〈표 2-21〉 산업 기준 AI 기술 유형별 LLM-특허 노출도 사분면 구성

AI 기술 유형	Ⅰ사분면 (고노출)	Ⅱ사분면 (특허 선행형)	Ⅲ사분면 (저노출)	Ⅳ사분면 (잠재력-기술 간극)	정합 비중 (Ⅰ·Ⅲ분면 합)
분석·예측형 AI	204개 (41.2%)	65개 (13.1%)	186개 (37.6%)	40개 (8.1%)	78.8%
생성형 AI	205개 (41.4%)	35개 (7.1%)	247개 (49.9%)	8개 (1.6%)	91.3%
피지컬 AI	238개 (48.1%)	63개 (12.7%)	169개 (34.1%)	25개 (5.1%)	82.2%

주: KSIC 세분류 산업 기준으로 분석한 결과임.
자료: 저자 작성.

❍ 분석·예측형 AI의 고노출 산업에는 보험업, 연구개발업, 투자업, 경영컨설팅 및 공공 관계 서비스업 등이 포함됨.

- 예술·교습·스포츠 관련 교육기관업은 특허 선행형으로 나타났고, 통신판매업과 해상운송업, 모터사이클 및 부품 판매업 등은 잠재력-기술 간극으로 나타남.

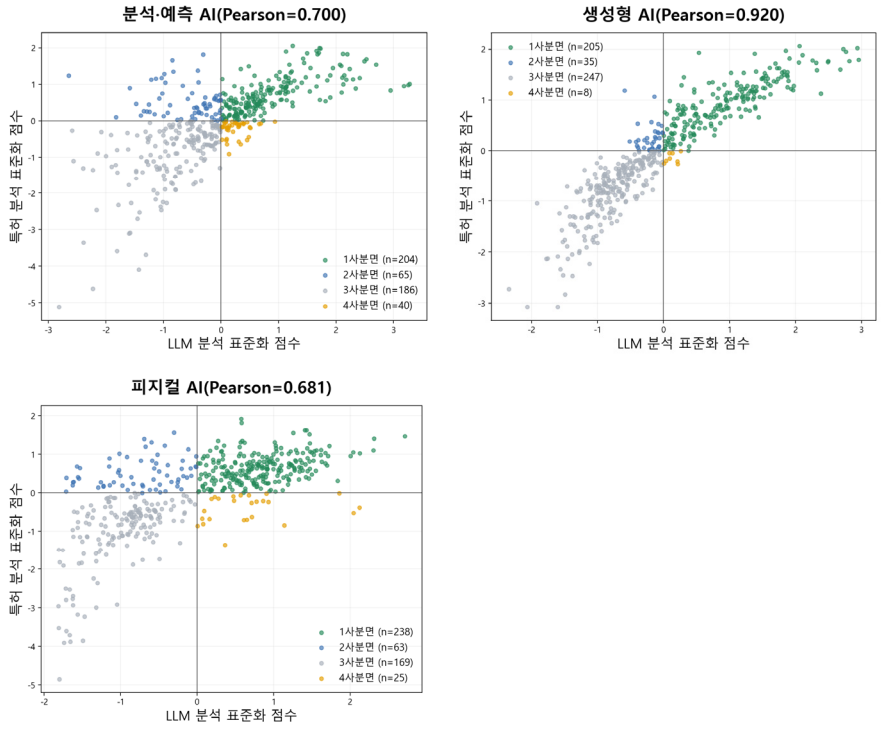
❍ 생성형 AI에서는 신문·잡지 출판업, 뉴스 제공업, 서적 출판업, 컴퓨터 프로그래밍 서비스업, 소프트웨어 개발업과 광고 대행업 등이 고노출군에 포함됨.

- 직업 수준 결과와 유사하게 콘텐츠 생산과 정보처리 비중이 높은 산업에서 두 측정방식의 결과가 일관되게 나타남.

❍ 피지컬 AI의 고노출 산업에는 건설장비 운영업, 곡물 가공품 제조업, 유지 제조업, 떡·빵 및 과자류 제조업과 폐기물 수집·운반업 등이 포함됨.

- 특허 선행형에는 건축·조경 설계업, 측량·지도 제작업, 컴퓨터 프로그래밍업, 공학 연구개발업 등이 포함되었는데, 이는 피지컬 AI 시스템을 설계·제어·관리하는 직업의 비중이 높아 특허 선행형으로 나타난 것으로 파악됨.
- 반면 세탁업, 도축업, 육류 가공업, 어업 관련 서비스업 및 자동차 수리업은 물리적 자동화 가능성에 비해 특허 노출도가 낮아 잠재력-기술 간극으로 분류됨.

〈그림 2-2〉 산업별 LLM-특허 기반 노출도 사분면 산점도



주: KSIC 세분류 495개 산업 기준으로 분석한 결과임.
자료: 저자 작성.

3.4. 농식품산업의 AI 노출 특성

❍ 한국표준산업분류(KSIC) 기준으로 농식품 관련 산업을 농업, 식품제조업, 음료 제조업, 외식업의 네 부문으로 구분하고 농식품산업의 AI 노출 특성을 분석함.

- 농업은 작물재배업(011)부터 수렵 및 관련 서비스업(015)의 5개 산업으로 구성하였고, 식품제조업은 도축·육류 가공 및 저장 처리업(101)부터 동물용 사료 및 조제식품 제조업(109)까지 9개 산업으로 구성함. 음료 제조업은 알코올음료 제조업(111)과 비알코올음료 및 얼음 제조업(112)의 2개 산업, 외식업은 음식점업(561)과 주점 및 비알코올 음료점업(562)의 2개 산업으로 구성함.

❍ 분석 결과 농식품산업에 속한 각 산업의 AI 노출도는 산업의 성격과 AI 기술 유형에 따라 달라짐.[11] 또한 확장·결합형으로 평가범위를 확대하더라도 모든 농식품산업의 상대적 위치가 일률적으로 상승하지는 않음. 이는 확장형 노출도의 점수는 대부분 상승하더라도 다른 산업의 노출도 역시 함께 상승하기 때문임. 구체적인 분석 결과는 〈그림 2-3〉과 같음.

- 다만, 식품제조업과 음식점 및 주점업의 경우, 확장 피지컬 AI 혹은 확장 결합 AI 적용 시 순위가 상대적으로 크게 상승함. 이는 농식품산업에서 AI 물리적 적용범위를 로봇·자동화 설비까지 확대할 경우 현장공정의 노출 가능성이 보다 크게 포착될 수 있음을 보여줌.

3.4.1. 생산부문: 농업

❍ 농업부문은 세부 산업 간 AI 노출도의 차이가 AI 기술 유형과 적용 범위에 따

11) 비교대상은 KSIC 소분류 229개 산업임.

라 큰 차이가 있는 것으로 분석됨.

❍ 작물재배업은 분석·예측형 AI와 결합 AI 노출도가 높은 산업으로 나타남.

- 분석·예측형 AI는 전체 229개 산업 중 LLM 기반은 24위, 특허 기반은 12위로 모두 상위권이며 '고노출' 영역에 위치함.
- 생성형 AI는 LLM 기반 121위, 특허 기반 120위이며 '저노출' 영역에 위치함.
- 피지컬 AI는 LLM 기반 97위, 특허 126위이며 '고노출' 영역에 위치함.
- 결합 AI에서는 51위까지 높아지지만 확장 결합 AI에서는 122위로 낮아짐. 이는 확장 결합 AI의 원점수가 감소한 것이 아니라, 소프트웨어·자동화 설비 등을 함께 고려했을 때 다른 산업의 노출도가 상대적으로 더 크게 증가하였기 때문으로 파악됨.

❍ 축산업은 분석·예측형 AI에서 LLM 기반 161위, 특허 기반 99위로 '특허 선행' 영역에 위치함. 반면, 피지컬 AI는 LLM 기반 80위, 특허 기반 134위로 '고노출' 영역에 위치함.

- 축산업에서 데이터 분석 관련 특허기술이 상대적으로 축적되어 있고, 사육·관리 과업에서는 LLM과 특허가 모두 일정한 노출 가능성을 나타내고 있음.
- 확장 피지컬 AI 순위는 75위로 피지컬 AI보다 소폭 상승함.

❍ 작물재배 및 축산 관련 서비스업은 생성형 AI에서 농업부문의 다른 산업과는 구분되는 특성을 보임.

- LLM 기반 생성형 AI는 75위, 특허 기반 생성형 AI는 112위로 '잠재력-기술 간극' 영역에 위치함. 기록·정보제공·관리·기술지원 등 비물리적 과업의 비중이 상대적으로 높은 산업구조가 반영된 결과로 볼 수 있음.

- 작물재배 및 축산 복합농업은 분석·예측형 AI 69위, 피지컬 AI 73위로 두 유형 모두 상대적으로 높게 나타나지만, 2023~2025년 통합자료의 표본 수가 11개로 매우 적어 세부적인 해석에는 주의가 필요함.

3.4.2. 식품제조부문

❍ 식품제조업의 특징은 피지컬 AI에 대한 높은 노출도임. 식품제조 9개 산업의 LLM 기반 피지컬 AI 순위는 전체 229개 산업 중 2~50위에 분포하였고, 확장 피지컬 AI의 경우에도 1~56위에 분포하였음.

- 곡물가공품, 전문 및 전분제품 제조업 2위, 떡, 빵 및 과자류 제조업 3위, 도축·육류 가공 및 저장 처리업 4위, 동·식물성 유지 및 낙농제품 제조업 7위, 과실·채소 가공 및 저장 처리업 12위, 수산물 가공 및 저장 처리업 17위, 도시락 및 식사용 조리식품 제조업은 30위, 기타 식품 제조업은 32위, 동물용 사료 및 조제식품 제조업은 50위로 나타남.

❍ 피지컬 AI 사분면 분석에서도 식품제조 9개 산업 중 8개가 '고노출' 영역에 위치함.

- 수산물, 과실·채소, 유지, 낙농, 곡물가공, 조리식품, 기타 식품, 동물용 사료 제조업은 LLM과 특허 노출도 모두 평균보다 높음.
- 도축·육류 가공 및 저장 처리업은 '잠재력-기술 간극' 영역에 위치함. LLM 기반 피지컬 AI 노출도는 4위이지만 특허 기반에서는 152위로 나타남.

❍ 생성형 AI에서는 식품제조 9개 산업이 모두 '저노출' 영역에 위치함.

- LLM 기반 노출도 순위는 128~224위, 특허 기반 순위는 134~214위에 분포함.

- 데이터처리, 업무용 소프트웨어 등을 추가한 확장 생성형 AI에서도 순위는 128~222위로 구조가 크게 달라지지 않았음.

❍ 확장 결합 AI에서 식품제조 9개 산업 모두 순위가 상승함.

- 도축·육류 가공 및 저장 처리업의 경우 결합 AI 156위에서 확장 결합 AI는 23위로 상승하고, 수산물 가공 및 저장 처리업은 116위에서 29위, 곡물가공품, 전분 및 전분제품 제조업은 151위에서 35위, 떡, 빵 및 과자류 제조업은 166위에서 40위로 상승함.

❍ 식품제조업에서 AI의 영향이 개별적인 생성형 또는 분석 기술보다 분석·판정 기능과 생산설비·자동화 장비가 생산공정 전체에 연계될 때 AI 노출도가 크게 확대될 가능성을 보여줌.

3.4.3. 음료제조부문

❍ 음료 제조업은 식품제조업과 마찬가지로 피지컬 AI 노출도가 높지만, 분석·예측형 AI에서도 LLM과 특허가 모두 평균보다 높은 특징을 보임.

❍ 알코올음료 제조업은 분석·예측형 AI에서 LLM 75위, 특허 62위이며, 비알코올음료 및 얼음 제조업은 각각 102위와 78위임. 두 산업 모두 '고노출' 영역에 위치함.

❍ 생성형 AI에서는 알코올음료 제조업이 LLM 기반 140위, 특허 기반 135위, 비알코올음료 및 얼음 제조업이 각각 147위, 143위로 나타났으며, 두 산업 모두 '저노출' 영역에 위치함.

❍ 피지컬 AI에서는 알코올음료 제조업이 LLM 기반 51위, 특허 기반 125위, 비알코올음료 및 얼음 제조업이 각각 38위, 75위이며, 두 산업 모두 '고노출' 영역에 위치함.

❍ 확장 결합 AI에서도 상대적 위치가 크게 상승함.

- 알코올음료 제조업은 결합 AI 83위에서 확장 결합 AI 41위로 상승하였고, 비알코올음료 및 얼음 제조업은 98위에서 46위로 상승함.

❍ 음료 제조업은 생산·포장·이송 공정의 물리적 기술과 품질관리, 배합 및 수요예측 등 분석·예측 기능이 결합되는 형태에서 AI 노출도가 확대될 가능성이 있음.

3.4.4. 외식부문

❍ 외식업은 기본 3개 AI 기술 유형만으로 평가할 경우 AI 노출도가 전반적으로 낮지만, 피지컬 AI의 특허 기반 노출도와 확장 피지컬 AI에서 상대적으로 노출도가 높은 것으로 나타남.

❍ 음식점업은 분석·예측형 AI와 생성형 AI에서 각각 LLM 기반 211위, 202위, 특허 기반 210위와 161위로 '저노출' 영역에 위치함.

- 피지컬 AI는 LLM 기반 116위, 특허 기반 35위이며, '고노출' 영역에 위치함. 확장 피지컬 AI에서는 70위로 상승함.

❍ 주점 및 비알코올 음료점업은 분석·예측형 AI와 생성형 AI에서 각각 LLM 기반 227위와 218위, 특허 기반 226위와 218위로 '저노출' 영역에 위치함.

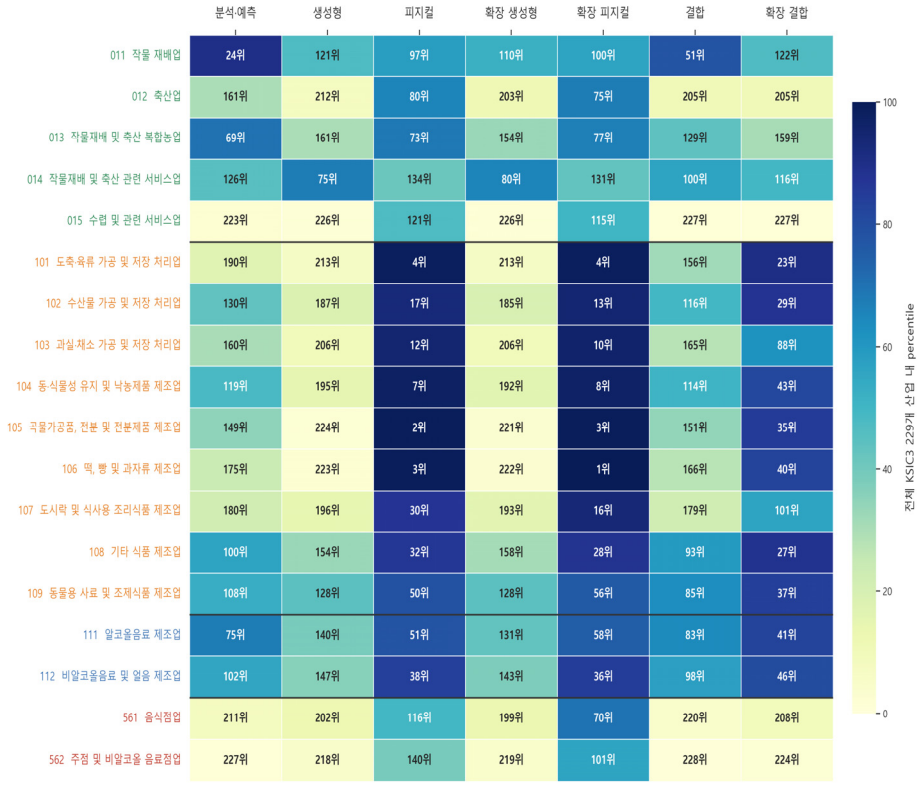
- 피지컬 AI는 LLM 140위, 특허 95위로 '음료 제조업' 영역에 위치함. 확장 피지컬 AI에서는 101위로 상승함.

❍ 외식업의 확장 피지컬 AI 순위 상승은 조리·운반·배식·세척 등의 과업이 AI가 장비를 직접 제어하는 좁은 의미의 피지컬 AI보다 조리로봇, 서비스로봇 등을 포함할 때 더 폭넓게 영향을 받는 것으로 해석됨.

❍ 반면 결합 AI에서는 음식점업 220위, 주점 및 비알코올 음료점업 228위로 낮으며, 확장 결합 AI에서도 각각 208위와 224위에 그침.

❍ 외식업 전체의 업무 흐름이 AI에 광범위하게 노출되어 있다기보다 고객응대와 현장판단 등 사람 중심의 과업이 상당 부분 존재하고, 조리·운반·배식·세척 등 일부 물리적 공정을 중심으로 AI 기술의 노출 가능성이 상대적으로 높은 것으로 판단됨.

〈그림 2-3〉 LLM 기반 7개 노출도별 전체 산업 내 농식품산업의 상대적 위치



주: 노출도별(각 열) KSIC 소분류 산업 229개 중 농식품산업의 순위를 나타낸 값임.
자료: 저자 작성.

3.4.5. 농식품산업의 LLM-특허 사분면 분석

❍ 전체 산업을 기준으로 농식품산업의 사분면 위치를 비교한 결과는 〈그림 2-4〉와 같음.

❍ 분석·예측형 AI는 농식품산업 내부의 이질성이 가장 크게 나타남.

- 작물재배업과 작물재배 및 축산 복합농업은 '고노출'(제1사분면)에 위치하여 LLM과 특허가 모두 상대적으로 높은 노출도를 나타냄.
- 축산업과 수산물·과실채소·유지제품 제조업은 '특허 선행'(제2사분면)에 위치함. 이들 산업은 LLM이 평가한 현재 과업구조상의 노출도보다 관련 특허기술의 상대적 위치가 높은 산업으로 볼 수 있음.
- 기타 식품 제조업, 동물용 사료 및 조제식품 제조업 및 음료 제조업은 '고노출'에 위치하였고, 음식점업과 주점 및 비알코올 음료업점은 모두 '저노출'(제3사분면)에 위치함.

❍ 생성형 AI는 농식품산업 18개 산업 중 17개가 '저노출'(제3사분면)에 위치함.

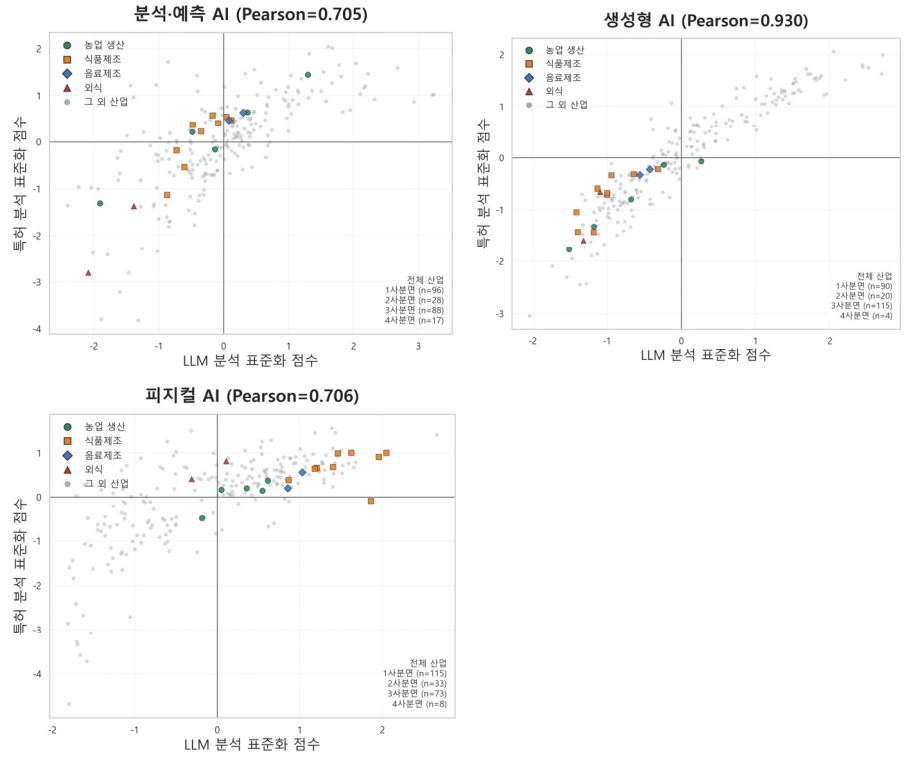
- 대부분의 농식품산업이 LLM과 특허에서 모두 평균 이하로 나타났으며, 작물재배 및 축산 관련 서비스업만 '잠재력-기술 간극'(제4사분면)에 위치하였음.

❍ 피지컬 AI는 농식품산업 18개 산업 중 15개가 '고노출'(제1사분면)에 위치함.

- 농업 5개 산업 중 4개, 식품제조 9개 산업 중 8개, 음료제조 2개 산업, 음식점업이 '고노출' 영역에 위치하였고, 주점 및 비알코올 음료점업은 '특허 선행'(제2사분면) 영역에 위치함.
- 도축·육류 가공 및 저장 처리업은 '잠재력-기술 간극' 영역에 위치함. LLM

기반 피지컬 AI는 4위를 나타냈으나 특허 기반 피지컬 AI는 152위로 나타나, 물리적 과업의 AI 기술 노출 가능성과 관련 특허축적 사이의 간극이 컸음.

〈그림 2-4〉 전체 산업 대비 농식품산업의 노출도 사분면 산점도



주: KSIC 소분류 229개 산업 기준으로 분석한 결과임.
자료: 저자 작성.

4. 소결

❍ 본 장에서는 AI 노출도를 AI 도입으로 인하여 과업 수행시간, 업무방식 및 결과물의 품질 등에 영향을 미칠 수 있는 가능성 또는 잠재성으로 정의하고, 직

업 및 산업별 AI 노출도를 측정함.

- AI 기술 유형은 분석·예측형 AI, 생성형 AI, 피지컬 AI의 세 유형으로 구분하고, 보완적 소프트웨어나 자동화장비와 연계되거나 여러 AI 기술이 하나의 업무 흐름에서 함께 활용될 수 있음을 고려하여 확장 생성형 AI, 확장 피지컬 AI, 결합 AI, 확장 결합 AI의 추가 노출도를 산출함.
- LLM 기반 노출도 분석에서는 총 7개의 노출도를 과업 단위에서 평가한 반면, 특허 기반 분석에서는 분석·예측형, 생성형, 피지컬 AI의 3개 기술 유형을 대상으로 노출도를 산출함. 두 지표는 서로 다른 측면의 AI 노출도를 나타내므로 어느 하나를 다른 지표의 검증 기준으로 간주하지 않고, 직업·산업별 상관관계와 상대적 순위 및 사분면 비교를 통해 두 측정방식 간 정합성과 간극을 함께 살펴봄.

❍ 분석 결과, AI 기술 유형에 따라 노출되는 직업과 산업의 특성이 뚜렷하게 다르게 나타남. 분석·예측형 AI는 자료 분석, 예측 기능이 중요한 금융·보험, 연구개발, 정보처리 관련 직업과 산업에서 상대적으로 높았으며, 생성형 AI는 문서 작성 및 편집, 소프트웨어 관련 직업과 산업에서 높은 노출도를 보임. 피지컬 AI는 반복적인 물리 과업이 많은 제조·운송 관련 직업과 산업에서 상대적으로 높게 나타남.

- AI의 적용범위를 보완적 기술까지 확대하면 추가적인 노출 특성이 확인되었음. 생성형·피지컬 AI와 그 확장형 AI의 직업·산업별 구조는 전반적으로 유사하게 유지되었으나, 보완적 디지털 도구와 물리자동화 수단을 고려함에 따라 노출도가 확대되는 것으로 나타남.
- 특히 확장 피지컬 AI에서는 제조·가공·조리 등 물리적인 공정의 비중이 높은 직업과 산업의 노출도가 크게 확대되는 특징을 보임.
- 결합 AI와 확장 결합 AI를 비교할 경우, 순위 변화가 크게 나타남. 복수의

AI 기술과 보완적 소프트웨어·자동화 장비를 하나의 업무 흐름에서 함께 활용할 경우 개별 기술의 독립적인 노출도만으로는 포착하기 어려운 추가적인 기술 적용 가능성이 존재할 수 있음을 보여줌.

❍ LLM과 특허 기반 노출도를 비교한 결과, 생성형 AI에서 두 측정방식의 결과가 가장 일관되게 나타났으며, 지표가 동일하게 고노출 또는 저노출로 분류한 정합 비중도 91.3%(산업 기준)로 가장 높게 나타남. 분석·예측형 AI도 비교적 높은 정합성을 보인 반면, 피지컬 AI에서는 상관관계와 정합 비중이 상대적으로 낮게 나타남.

- 피지컬 AI의 경우, LLM이 반복적·구조화된 물리적 과업에서의 AI 노출 가능성을 높게 평가하더라도 관련 특허와의 연결성이 낮게 나타나는 직업과 산업이 존재함. 이는 실제 물리환경에서 기술을 구현하기 위해서는 로봇, 센서, 제어장치와 설비 등 추가적인 기술·환경적 조건이 요구되기 때문으로 판단됨.

❍ 농식품산업의 AI 노출 특성을 비교한 결과, 산업의 기능과 업무 특성에 따라 상대적으로 노출도가 높은 AI 기술 유형이 상이하게 나타남.

- 농업부문에서는 작물재배업에서 분석·예측형, 축산업은 피지컬 AI가 높게 나타는 등 세부 산업별 노출도가 상이하게 나타남.
- 식품제조업에서는 피지컬과 확장 피지컬 AI에서 높은 노출도가 일관되게 나타남.
- 음료 제조업은 분석·예측형과 피지컬 AI가 함께 상대적으로 높고, 확장 결합 AI에서 노출 가능성이 확대되는 특징을 보임.
- 외식업은 분석·예측형과 생성형 AI에서는 하위권을 차지하였으나, 확장 피지컬 AI로 평가범위를 확대하면 상대적 위치가 상승하는 것으로 나타나

일부 물리적 공정 중심으로 AI 노출도가 높아질 가능성이 있을 것으로 판단됨.

❍ 농식품산업의 경우, 전체 산업 대비 생성형 AI 노출도는 대체로 낮은 반면, 피지컬 AI 노출도는 상대적으로 높은 것으로 분석됨. 이는 현장 중심의 물리적 활동이 직무의 대부분을 차지하는 농식품산업의 특징이 반영된 것으로 판단됨.

❍ 농식품산업의 AI 노출도는 농식품산업의 가치사슬 단계에 따라 달라짐. 구체적으로 농업생산에서는 분석·예측형 AI, 식품제조에서는 피지컬 AI, 음료제조에서는 피지컬과 분석·예측형 AI, 외식에서는 확장 피지컬 AI의 노출도가 높게 나타남.

❍ LLM과 특허 기반 노출도의 사분면을 비교한 결과, 생성형 AI에서는 대부분의 농식품산업이 상대적으로 낮은 수준인 반면, 피지컬 AI에서는 18개 산업 중 15개가 '고노출' 영역에 위치하였음.

❍ 마지막으로 농식품산업에서도 도축·육류 가공 및 저장 처리업과 같이 LLM 기반 노출도와 특허 기반 노출도 차이가 존재하며, 기술 적용범위에 따라 AI 노출도가 크게 변화하는 산업(음식점업)이 존재하는 것으로 분석됨. 이는 AI 노출도가 분석 방법 및 AI 기술 적용 범위에 따라 민감하게 반응함을 의미함.

3 AI 도입이 농식품산업에 미치는 파급효과 분석

❍ 본 장에서는 AI 확산의 잠재적 영향을 분석하고자 함. 이는 1) ChatGPT 등 생성형 AI 등장으로 인해 본격화된 AI 도입과 확산이 향후 경제 전체에 미치는 파급효과를 계측하고, 2) AI 도입 혹은 확산의 특징에 따른 파급효과를 비교·분석하여 효과적인 AI 확산을 위한 정책과제를 도출하기 위해서임.

❍ 이를 위해 본 연구에서는 AI 도입을 통한 잠재적 시간 단축 정도를 분석하고, 이를 바탕으로 AI 도입 및 확산이 농식품산업과 전체 산업효과에 미치는 파급효과를 분석함.

1. 분석 틀

❍ AI 도입을 통한 산업별 생산성 향상이 전체 산업에 미치는 파급효과를 분석하기 위해 Filippucci et al.(2024)의 접근법을 활용함.

- 구체적으로 본 장에서는 AI 도입의 거시적 파급효과를 분석하기 위해 세부 산업의 생산성 증가가 국내 경제 전체 생산성, 즉 총요소생산성(Total Factor Productivity, 이하 TFP)에 미치는 영향을 분석함.
- TFP는 아래 식 (3-1)과 같이 노동과 투자 등의 총 요소 투입량을 일정한 상태로 유지한 상태에서 기술진보 등을 통해 추가적으로 얻어지는 GDP의 증가율을 의미함(Acemoglu, 2025).[12]

$$d\ln TFP = d\ln GDP \mid_{K,L}, d\ln GDP = d\ln TFP + s_K d\ln K \quad \text{식 (3-1)}$$

- 따라서 TFP는 AI 도입 이후 기업들의 투자로 인한 자본 축적 혹은 기업의 투자 증가로 인한 소비 감소 혹은 유보 등을 고려하지 않으며, 이로 인해 미시적 수준의 생산성 변화와 산업 간 생산요소의 이동만을 고려한 인한 순수 기술 효과의 지표로 활용할 수 있음(Acemoglu, 2025; Filippucci et al., 2024).
- 이에 따라 본 연구에서는 시나리오 구축에 있어 분석 기준년의 총자본과 총 노동 수준을 고정하고, AI 도입으로 인한 산업별 생산성 변화만을 고려함.

❍ 다만, 세부산업들의 생산성 증가는 시장의 가격변화와 산업 간 요소이동을 일으키고 이로 인해 새로운 시장 균형점에서의 각 세부산업의 생산성 증가의 합은 경제 전체 생산성 증가와 일치하지 않을 수 있으며(Baqaee & Farhi, 2019), 각 세부산업의 생산성 증가 정도 역시 변화할 수 있음.

12) 본 연구에서의 TFP 증가율은 AI 전환에 필요한 비용과 투자 등을 고려하지 않은 지표임. 따라서 TFP 증가율의 해석에 있어 이러한 비용이 포함되지 않는 점을 고려할 필요가 있음. 이에 반해 GDP 증가율은 AI 도입을 위한 기업들의 자본투자와 소비 유보, 그리고 인프라 확충 등을 고려함. 다만, GDP 변화율을 분석하기 위해서는 투자로 인한 노동자본의 증가, 한계소비성향의 변화 등에 대한 가정이 필요함. 이는 GDP 증가율 산정에 있어 시나리오의 불확실성이 더욱 커짐을 의미함. 따라서 지표의 선택은 연구의 목적과 가용 가능한 자료를 중심으로 판단할 필요가 있음.

- 구체적으로 Acemoglu(2025)는 Hulten 이론(Hulten, 1978)을 바탕으로 AI가 전체 산업에 미치는 영향을 같이 세부산업의 생산성 증가($\triangle B_j$)의 가중평균으로 산정함(식 3-2). 여기서 x_j 는 산업 j의 부가가치 비중임.

$$\triangle \ln TFP^H = \sum_j x_j \triangle \ln B_j \qquad \text{식 (3-2)}$$

- 하지만 Baqaee & Farhi(2019)는 각 세부 산업들의 생산성 격차는 생산성 증가 정도가 낮은 산업이 경제에서 차지하는 비중을 증가시키며, 이로 인해 전체 생산성 증가가 각 세부 산업의 생산성 증가의 합보다 작을 수 있음(Baumol 효과). 또한 Filippucci et al.(2024)은 이러한 생산성 격차의 부정적인 영향은 요소 간의 이동이 제한될 때 더욱 커짐.

❍ 이에 따라 본 연구에서는 세부 산업별 생산성 향상 정도와 AI 도입률을 바탕으로 한 AI 확산 시나리오들을 연산가능일반균형모형(Computable General Equilibrium Model, 이하 CGE)을 활용하여 분석함.

- 구체적으로 본 연구에서는 식 (3-2)을 통해 산정된 생산성 증가율과 CGE를 통해 생산성 증가율($\triangle \ln TFP^{CGE}$)을 비교·분석하여 AI 확산 속도와 불균등한 AI 확산에 따른 AI의 잠재적 파급효과 차이(B)를 식별함.

$$B = \triangle \ln TFP^{CGE} - \triangle \ln TFP^H \qquad \text{식 (3-3)}$$

- 또한 각 (세부) 산업별 실질부가가치의 변화율($\triangle \ln VA_j$)를 아래 식 (3-4)를 바탕으로 분석하고, AI 확산 속도와 불균등한 AI 확산이 각 세부 산업에 미치는 영향을 분석함.[13] 여기서 $s_{L,j}$와 $s_{K,j}$는 j (세부) 산업의 노동(L_j)과

13) 본 연구에서 활용한 CGE 모형의 최종산출물 생산함수는 Leontief 함수임. 따라서 실질 생산액의 증가율과 실직 부가가치의 증가율은 동일함.

자본(K_j)의 비중을 의미함.

$$\triangle \ln VA_j = \triangle \ln B_j + s_{L,j} \triangle \ln L_j + s_{K,j} \triangle \ln K_j \quad \text{식 (3-4)}$$

2. 분석 방법

2.1. LLM을 활용한 잠재적 시간단축률 분석[14)]

❍ 거시적 파급효과를 분석한 기존 문헌들의 경우 AI 도입으로 인한 세부산업별 생산성 효과를 추정하는 데에 한계가 있음.

- 구체적으로 AI 도입의 노출도를 산정하는 기준과 AI 도입 효과와의 차이가 존재함. 예를 들어, Eloundou et al.(2024)의 연구는 LLM을 활용하여 동일한 품질의 산출물 생산에 필요한 시간이 50% 이상 단축할 수 있는가를 노출도 평가에 활용함.
- 하지만 Eloundou et al.(2024)의 노출도 수치를 활용하는 연구들의 경우, 50%가 아닌 다른 문헌의 AI 도입 효과를 바탕으로 분석함(Acemoglu, 2025; Filippucci et al., 2024). 예를 들어, Acemoglu(2025)는 Eloundou et al.(2024)이 제시한 자동화 지수, 즉 인간의 개입이나 감독 없이 해당 과업의 모든 측면을 스스로 완수하는 정도를 나타내는 지수를 활용하지만, 미시적 도입 효과는 글쓰기 및 고객 상담원 업무를 분석한 연구들의 노동비용절감 정도를 활용함.

14) 자세한 잠재적 시간단축 분석 방법과 결과는 〈부록 7〉을 참조 바람.

❍ 이에 본 연구에서는 AI 도입으로 인한 노동시간 단축정도를 바탕으로 세부산업별 생산성 향상 정도를 계측함.

- 구체적으로 Eloundou et al.(2024)은 O*NET 과업에 대해 LLM 사용이 인간의 과업 수행시간을 50% 이상 줄일 수 있는지를 인간과 GPT-4를 통해 판정하고, 직업별 노출 과업이 차지하는 비중을 계산함.
- 본 분석에서는 Eloundou et al.(2024)의 시간 단축 범위를 확장하여 확장결합형 AI가 과업 수행시간을 10%(TR_{10}), 25%(TR_{25}), 50%(TR_{50}), 75%(TR_{75}) 단축시키는 과업이 직업 내에서 차지하는 비중을 산출함.[15]
- TR_k, $k \in \{10, 25, 50, 75\}$를 하나의 지표로 요약하기 위해 각 시간단축 구간에서 보장되는 하한값을 적용하여 시간단축지수(TRI)를 산출함(식 3-5).[16]

$$TRI = \sum_{m=1}^{4} k_m \times (TR_{k_m} - TR_{k_{m+1}}), \quad \text{식 (3-5)}$$
$$k_1 = 0.10, k_2 = 0.25, k_3 = 0.50, k_4 = 0.75, TR_{k_5} = 0$$

- TRI는 0~75의 범위를 가지며 값이 높을수록 해당 기술을 활용할 때 직업 전체에서 기대할 수 있는 잠재적 시간단축 정도가 상대적으로 크다는 것을 의미함.
- 마지막으로 산업별 TRI는 식 (3-5)에서 도출한 직업별 TRI들을 세부 산업 내 각 직업별 고용비중을 활용하여 가중평균하여 산정함. 직업별 고용비중은 CGE 모형 구축에 활용된 산업연관표와 같은 시기인 2023년 지역별고용조사의 산업 내 직업별 취업자 수를 활용함.

15) 예를 들어, TR25가 0.2라면, 해당 직업의 과업가중치 중 약 20%가 피지컬 AI를 통해 수행시간을 최소 25% 단축할 잠재력이 있다고 평가되었음을 의미함.

16) 분석 결과, AI 도입으로 인해 노동시간이 75% 이상 단축한다는 직무는 없는 것으로 분석됨.

- 산업군별 노동시간 단축률은 산업군에 속한 세부 산업의 잠재적 노동시간 절감률을 부가가치를 활용하여 가중평균하여 산정하였음.

2.2. CGE 모형을 통한 TFP 증가율 분석

❍ 본 연구에서는 홍연아 외(2022)에서 활용한 CGE 모형을 활용함.

- 미시적 생산성 증가로 인한 거시적 파급효과를 계측하기 위해서는 산업 간의 연계성 및 대체성을 고려할 필요가 있음(Baqaee & Farhi 2019).
- 이에 본 연구는 국내의 경제 상황을 반영한 연산가능일반균형모형을 활용함. 홍연아 외(2022)는 표준적인 1국가 정태적 연산가능일반균형모형인 pep-1-1(Decaluwe et al. 2013)의 경제 구조에 대한 가정을 바탕으로 함〈그림 3-1〉.[17]

❍ AI 도입 효과를 고려하기 위해 본 연구는 부가가치재(VA_j) 생산을 나타내는 CES 함수를 활용함(식 3-6).

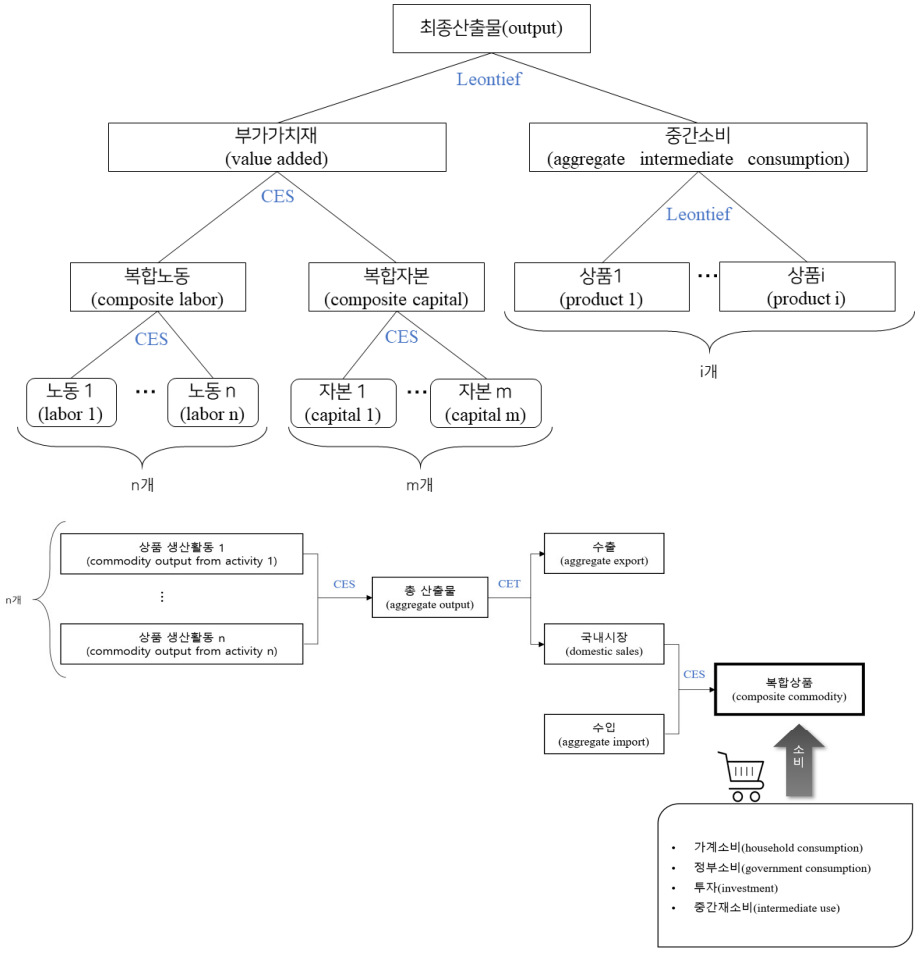
- 구체적으로, 본 연구에서는 j 산업의 부가가치가 노동(LDC_j)과 자본(KDC_j)의 결합으로 가정하고, AI 도입으로 인한 노동절감 혹은 노동생산성 향상은 부가가치재를 생산하는 함수의 기술파라미터(B_j^{VA})에 영향을 미친다고 가정함.
- 이는 AI 도입의 미시적 효과가 노동비용 절감뿐만 아니라 함께 사용하는 자본의 투입에도 영향을 미침을 의미함. 즉, AI 도입은 노동과 자본의 결합생산성을 높인다고 가정함(Filippucci et al., 2024).

17) 본 연구에 활용된 연산가능일반균형모형에 대한 구체적인 설명은 홍연아 외(2022), 그리고 Decaluwé et al.(2013)을 참조 바람.

- 단, 이러한 접근법은 AI가 부가가치(노동과 자본)의 효율성을 높일 수 있지만 중간재 자체의 물리적 필요량을 줄여주지 못함을 의미함. 또한 최종산출물 생산을 위해 필요한 부가가치 역시 영향을 주지 못함을 의미함.

$$VA_j = B_j^{VA}[\beta_j^{VA} LDC_j^{-\rho_j^{VA}} + (1-\beta_j^{VA}) KDC_j^{-\rho_j^{VA}}]^{-\frac{1}{\rho_j^{VA}}} \qquad \text{식 (3-6)}$$

〈그림 3-1〉 CGE 모형에서 생산 및 배분 기본 구조



자료: Decaluwé et al.(2013)의 Chart 1을 홍연아 외(2022)가 번역 인용한 내용을 재인용함(위), Lofgren et al.(2002)의 Figure 2를 홍연아 외(2022)가 번역 인용한 내용을 재인용함(아래).

❍ 국내 경제여건을 반영한 모형을 구축하기 위해 본 연구에서는 2023년 산업연관표를 바탕으로 분석에 활용될 사회계정행렬(Social Account Matrix, 이하 SAM)을 구축하였으며, 모형에 활용될 외생적 파라미터들은 이명기 외(2023)를 활용하여 구성하였음.[18)]

❍ 마지막으로 본 연구에서는 앞선 도입 효과 분석 결과를 고려하여 산업연관표 중분류 및 대분류를 전체 41개 산업으로 조정하고〈표 3-1〉, 이를 바탕으로 SAM을 구축함.

〈표 3-1〉 SAM 구축을 위한 산업 구분

산업	세부 산업
농식품산업부문 (8개)	곡물 및 식량작물, 채소 및 과실, 기타작물, 낙농 및 축우, 기타 축산, 농림어업 서비스, 음식료품, 음식점 및 주점
제조업 (음식료품 제외, 13개)	섬유 및 가죽 제품, 목재 및 종이, 인쇄, 석탄 및 석유 제품, 화학제품, 비금속 광물 제품, 1차 금속 제품, 금속가공제품. 컴퓨터, 전자 및 광학기기, 전기장비, 기계 및 장비, 운송장비, 기타제조업 제품, 제조임가공 및 산업용 장비 수리
서비스업 (음식점 및 주점, 정보통신 및 방송 서비스, 금융 및 보험서비스 제외, 11개)	도소매 및 상품 중개 서비스, 운송 서비스, 숙박 서비스, 부동산서비스, 전문·과학 및 기술 서비스, 사업지원 서비스, 공공행정, 국방 및 사회보장, 교육 서비스, 보건 및 사회복지 서비스, 예술, 스포츠 및 여가 관련 서비스, 기타 서비스
IT 산업 (1개)	정보통신 및 방송 서비스
금융업 (1개)	금융 및 보험서비스
기타 (7개)	임산물, 수산물, 광산품, 전력, 가스 및 증기, 수도, 폐기물 처리 및 재활용 서비스, 건설, 기타

자료: 저자 작성.

18) LES 효용함수를 구성하는 Frisch 파라미터(−2.0)를 제외한 탄력성 관련 파라미터 값들은 〈부록 6〉을 참조 바람.

3. AI 도입 및 영향 관련 시나리오

❍ AI 도입의 거시적 파급효과를 분석한 문헌들 대부분은 AI 도입 초창기의 불확실성을 배제하고, 초기 조정 비용과 도입 마찰 과정을 지나 실질적인 생산성 향상을 계측하기 위해 10년, 즉 중기 시나리오를 바탕으로 한 시나리오를 구축함(Acemoglu, 2025; Filippucci et al., 2024).

❍ 본 연구의 거시적 파급효과 지표가 TFP라는 점을 고려한다면, 중기 시나리오 분석을 위한 각 산업별 생산성 변화는 아래 식 (3-7)과 같음(Filippucci et al., 2024).

- 여기서 $\triangle Y_{j,[t,t+10]}$은 j 산업의 10년 후 생산성 변화를 의미하며, E_j는 노출도, $A_{j,t+10}$는 10년 후 도입률, M_j는 AI 도입으로 인한 미시적 생산성 향상 혹은 비용감소를 의미함.

$$\triangle Y_{j,[t,t+10]} = E_j \times A_{j,t+10} \times M_j \qquad \text{식 (3-7)}$$

❍ 본 연구에서는 중기 시나리오 즉, 10년 후 도입률을 40%, 70%와 90%로 가정함〈표 3-2〉. 또한 40% 가정의 경우, 산업별 불균등 도입에 따른 영향을 계측하기 위한 시나리오를 추가함(Filippucci et al. 2024).[19]

- 기존 연구에서는 인터넷 보급 속도를 기준으로 10년 후 도입률을 40%로 가정함(Filippucci et al. 2024). 하지만 국내의 경우, 1998년 처음 도입

19) Filippucci et al.(2024)은 Baqaee & Farhi(2019)의 부문별 일반균형모형을 활용함. 동 모형의 특징은 가계, 정부, 투자, 해외가 분리되어 있지 않으며, 이로 인해 오직 상대가격만이 최종수요의 변화와 요소 이동의 원인으로 작용함. 본 연구 역시 Filippucci et al.(2024)과 같이 비대칭적인 생산성 변화만이 가격 변화와 세부 산업에 수요와 세부 산업 간 요소 이동의 원인이 되게끔 정부지출과 투자, 그리고 가계소비의 비중을 기준연도와 같도록 고정하였음.

된 초고속인터넷이 2005년 국민(만 6세 이상)의 인터넷 도입률은 72.8%에 달하고(정보통신부·한국인터넷진흥원, 2006), 성인 스마트폰 보급률은 2009년 아이폰이 도입된 이후 꾸준히 성장하여 2016년 만 6세 이상 국민의 스마트폰 보유율은 85.0%까지 증가함(미래창조과학부·한국인터넷진흥원, 2016).

- 현재 도입률 차이 정도를 적용한 시나리오의 경우, 개별 산업 j의 10년 후 AI 도입률(ado_j)을 도입률 가정한 도입률(C), 즉 0.4에 상대적 도입 강도(η_j)를 곱하여 산정함(식 3-8).
- 여기서 상대적 도입 강도를 의미하며, 현재 산업 j의 AI 도입률을 전체 산업의 부가가치 가중 AI 도입률로 나눈 값을 의미함.[20] 또한 만약 AI 도입률이 100%가 넘는 세부산업이 있을 경우, 동 산업의 도입률을 100%로 고정하고, 평균 도입률이 40%가 되도록 도입률을 다른 세부 산업에 비례배분함.[21]

$$ado_j = C \times \eta_j \qquad \text{식 (3-8)}$$

〈표 3-2〉 파급효과 분석을 위한 시나리오

시나리오	시나리오 1	시나리오 2	시나리오 3	시나리오 4
AI 도입률	40%	40%, 단, 현재 도입률 차이를 적용	70%	90%
잠재적 시간단축률	각 산업별 수치를 적용			

자료: 저자 작성.

20) 현재 산업별 AI 도입률은 2024년 기업활동조사의 산업별 AI 활용 기업 비중을 활용하여 산정함.

21) 동 접근법의 장점은 식 (3-8)의 접근법을 최소한으로 수정한 것으로 상한에 닿지 않는 산업 간에는 현재 격차가 유지되도록 함. 다만, 실제 확산이 포화에 가까울수록 도입 속도가 점점 느려지는 성장곡선 형태를 띤다는 점을 반영하는 데에는 한계가 있음.

4. 분석 결과

3.1. 잠재적 시간단축률 분석 결과

❍ 산업별 잠재적 시간단축률을 분석한 결과는 〈표 3-3〉와 같음. 분석 결과, 농식품산업의 잠재적 시간단축률은 전체 평균보다 낮은 약 0.290으로 분석되었으며, 6개의 산업군 중 하위권에 속하는 것으로 분석됨.

❍ 다만 농식품산업의 경우, 확장 생성형과 분석·예측형 AI에서의 잠재적 시간단축률은 가장 작은 반면, 확장 피지컬 AI에서의 잠재적 시간단축률은 큰 것으로 분석됨. 이는 피지컬 AI의 확산이 농식품산업의 생산성 향상에 큰 영향을 미칠 수 있음을 의미함.

〈표 3-3〉 AI 기술 유형에 따른 사업군별 잠재적 시간단축률

산업	농식품산업	제조업	정보통신 및 방송 서비스	금융 및 보험서비스	서비스업	기타
분석·예측형 AI	0.0474	0.0606	0.0552	0.0780	0.1024	0.0488
확장 생성형 AI	0.1265	0.1555	0.1801	0.2604	0.2318	0.1392
확장 피지컬 AI	0.1574	0.1450	0.0837	0.0424	0.0319	0.1228
확장·결합 AI	0.2902	0.3155	0.2816	0.3629	0.3399	0.2715

주: 산업군의 잠재적 시간단축률은 산업군별로 세부 산업들의 잠재적 시간단축률을 부가가치를 가중치로 활용하여 가중평균한 값임.
자료: 저자 작성.

❍ 식 (3-2)을 바탕으로 산정한 각 시나리오별 산업군별 부가가치 생산성 증가율은 〈표 3-4〉와 같음. 흥미로운 점은 불균등한 시나리오(시나리오 2)를 적용하더라도 세부산업의 생산성 향상 정도가 크게 줄어들지 않는다는 점임. 이는 현재 생산성 향상 정도와 도입률이 양의 상관관계를 이루고 있음을 의미함.[22)]

〈표 3-4〉 산업별 부가가치 생산성 향상 시나리오

단위: %

산업	시나리오 1	시나리오 2	시나리오 3	시나리오 4
전체 산업	11.20	11.13	18.83	23.61
농식품산업	10.97	4.65	18.46	23.16
제조업	11.88	7.79	19.94	24.98
서비스업	10.66	9.91	17.96	22.55
IT 산업	13.55	30.96	22.64	28.26
금융업	12.75	28.73	21.34	26.69
기타	10.31	8.27	17.39	21.85

주: 〈표 3-3〉을 바탕으로 산정함. 전체 산업과 각 산업군 분석 결과는 식 (3-2)를 바탕으로 산정함. 각 산업에 구체적인 범위는 〈표 3-1〉을 참조 바람.
자료: 저자 작성.

3.2. CGE를 활용한 시나리오 분석 결과

○ 〈표 3-5〉는 전체 사업을 대상으로 한 시나리오 분석 결과를 나타냄.[23]

- 우선, 모든 시나리오에서 CGE로 산정한 TFP 증가율이 세부산업의 부가가치 생산성 증가율의 가중평균보다 작은 것으로 분석됨. 다만, 두 지표 간 차이는 크지 않은 것으로 나타남. 이는 산업 간 요소 이동이 자유로워 생산성이 낮은 부문의 산출 증가와 수출이 생산성이 높은 산업의 가격 하락을 일

22) 세부 산업별 부가가치 생산성 증가율($\triangle \ln B_j$) 시나리오는 〈부록 9〉를 참조 바람.

23) 본 연구에서의 부가가치 생산성 변화율은 동일한 노동과 자본에서 부가가치 생산이 얼마나 증가하였는지를 나타내는 지표임. 즉, 노동 절약적, 자본 절약적 기술진보가 아니라 같은 인력과 설비로 부가가치가 얼마나 변하는지를 나타냄. 본 연구에서 활용한 TFP 변화와의 차이점은 다음과 같음: 1) 우선 부가가치 생산성 변화율은 중간재 변화의 영향을 고려하지 않음. 따라서 생산이 부가가치와 중간재의 결합으로 이루지는 점을 고려한다면, TFP 변화율은 부가가치 생산성 변화율 뿐만 아니라 중간재의 비중에도 큰 영향을 받음. 2) 부가가치 생산성 변화율은 외생적이며 순수 기술효율 상승만을 의미하지만, TFP 변화율은 기술효율뿐만 아니라 산업 간 요소 재분배, 가격, 수요 반응 등을 포함한 내생적 균형의 결과임. 마지막으로 CGE 모형을 바탕으로 산정된 TFP 증가율은 실질 GDP를 활용하여 산정함.

부 흡수하였기 때문임.

- 산업간 불균등한 AI 확산을 가정한 시나리오 2의 경우, 동일한 평균 도입률을 가정한 시나리오 1에 비해 두 지표의 크기가 상대적으로 큰 것으로 분석됨. 이는 불균등한 도입률 증가가 경제 전체의 생산성 향상에 부정적인 영향을 미침을 의미함.

〈표 3-5〉 시나리오에 따른 전체 산업의 TFP 증가율

단위: %

산업	시나리오 1	시나리오 2	시나리오 3	시나리오 4
$\triangle \ln TFP^{H}$(a)	11.20	11.13	18.83	23.61
$\triangle \ln TFP^{CGE}$(b)	11.16	10.98	18.77	23.54
b-a	-0.03	-0.15	-0.06	-0.07

주: 시나리오는 〈표 3-2〉와 같음.
자료: 저자 작성.

❍ 〈표 3-6〉은 산업군별 시나리오 분석 결과를 나타냄.

- 산업군별로는 정보통신 및 방송 서비스 산업과 금융 및 보험서비스 산업의 요소 유출 정도가 다른 산업군에 비해 큰 것으로 분석되었으며, 두 산업군은 실질 부가가치 증가율이 모든 시나리오에서 부가가치 생산성 증가율보다 작은 것으로 분석됨.
- 이는 모든 시나리오에서 AI 도입으로 인한 두 산업의 생산성 향상 정도가 다른 산업에 비해 크며, 이로 인해 두 산업의 상대가격이 산출 증가보다 더 크게 하락했기 때문임.
- 특히 시나리오 2, 즉 불균등한 확산 시나리오에서는 이러한 생산성 격차 확대와 상대가격 감소가 더욱 심해져 동 산업들의 실질 부가가치 성장에 더 큰 영향을 미친 것으로 분석됨.
- 두 산업을 제외한 다른 산업에서의 요소 유입이 실질 부가가치 증가율에 미치는 영향은 상대적으로 작은 것으로 분석되었으며, 그 방향 역시 산업에

따라 다른 것으로 나타남.

- 다만, 기타산업을 제외하면 불균등 확산 시나리오(시나리오 2)의 요소 이동이 다른 시나리오에 비해 상대적으로 큰 것으로 분석됨. 이는 불균등한 AI 확산으로 인한 각 산업 간 생산성 격차가 산업 간 요소 이동을 강화시킴을 의미함.

〈표 3-6〉 산업군별 실질부가가치 증가율 분석 결과

산업군	시나리오	$\triangle \ln B$(a, %)	$\triangle \ln VA$(b, %)	요소 유입 (b-a, %p)
농식품산업	1 (균등 40%)	10.97	10.95	-0.02
	3 (불균등 40%)	4.65	8.67	4.02
	2 (균등 70%)	18.46	18.27	-0.19
	4 (균등 90%)	23.16	22.86	-0.30
제조업	1 (균등 40%)	11.88	12.02	0.14
	3 (불균등 40%)	7.79	10.51	2.72
	2 (균등 70%)	19.94	20.05	0.11
	4 (균등 90%)	24.98	25.07	0.09
서비스업	1 (균등 40%)	10.66	10.79	0.13
	3 (불균등 40%)	9.91	10.35	0.44
	2 (균등 70%)	17.96	18.19	0.23
	4 (균등 90%)	22.55	22.83	0.28
정보통신 및 방송 서비스	1 (균등 40%)	13.55	11.91	-1.64
	3 (불균등 40%)	30.96	19.81	-11.15
	2 (균등 70%)	22.64	20.11	-2.53
	4 (균등 90%)	28.26	25.23	-3.04
금융 및 보험서비스	1 (균등 40%)	12.75	11.51	-1.24
	3 (불균등 40%)	28.73	15.73	-13.01
	2 (균등 70%)	21.34	19.37	-1.97
	4 (균등 90%)	26.69	24.30	-2.39
기타	1 (균등 40%)	10.31	10.57	0.26
	3 (불균등 40%)	8.27	8.85	0.58
	2 (균등 70%)	17.39	18.02	0.62
	4 (균등 90%)	21.85	22.68	0.83

주: 각 산업에 구체적인 범위는 〈표 3-1〉을 참조 바람. 시나리오는 〈표 3-2〉와 같음.
자료: 저자 작성.

❍ 농식품산업의 경우, 균등한 확산 시나리오에서의 실질 부가가치 성장률과 부가가치 생산성 증가율의 차이는 -0.02~-0.03%p로 작은 것으로 분석된 반면, 불균등한 시나리오에서만 요소 유입 증가로 인해 실질 부가가치 증가율이 부가가치 생산성 증가율보다 큰 것으로 분석됨.

- 다만, 시나리오 2를 가정할 경우, 농식품산업의 부가가치 생산성 증가율은 동일한 평균 성장률을 가정한 시나리오 1의 부가가치 생산성 증가율의 절반보다 작으며, 실질 부가가치 증가율 역시 시나리오 1에 비해 작음.
- 이는 불균등 확산으로 인한 부가가치 생산성 증가율 감소가 농식품산업의 실질 부가가치 증가율 둔화에 가장 큰 요인으로 작용할 수 있음을 의미함. 즉, 뒤늦은 AI 도입에 따른 타 산업과의 생산성 격차 자체가 농식품산업 성장의 가장 큰 장애요인일 수 있음을 나타냄.

❍ 마지막으로 〈표 3-7〉은 세부 산업별·시나리오별 실질 부가가치 증가율($\triangle \ln VA_j$)과 부가가치 생산성 증가율($\triangle \ln B_j$)의 차이를 분석한 결과임.[24]

- 분석 결과, 41개 세부 산업 중 10개 세부 산업의 실질 부가가치 증가율이 모든 시나리오에서 가정한 부가가치 생산성 증가율보다 작은 것으로 나타남. 또한 시나리오 3와 4에서 TFP 증가율이 시나리오에서 가정한 부가가치 생산성 증가율에 비해 작은 세부 산업의 수는 21개이며, 시나리오 1에서는 20개, 그리고 시나리오 2에서는 14개인 것으로 나타남.
- 다만, 시나리오 2에서 실질 부가가치 증가율이 부가가치 생산성 증가율보다 작은 14개 산업의 경우, 두 지표의 차이가 다른 시나리오에 비해 상대적으로 큰 것으로 분석됨.
- 이러한 결과는 도입률과 더불어 생산성의 불균등한 증가로 인해 세부 산업

24) 세부 산업별 실질 부가가치 증가율($\triangle \ln VA_j$) 시나리오는 〈부록 10〉을 참조 바람.

간 생산 요소들이 이동했기 때문이며, 이는 AI 확산이 산업간 부가가치 생산 격차 확대라는 의도치 않은 결과를 야기할 수 있음을 의미함.

❍ 농식품산업에 속하는 대부분의 세부 산업들의 실질 부가가치 증가율은 세부 산업의 특징과 시나리오에 따라 상이한 것으로 분석됨.

- 우선, 불균등 도입 시나리오(시나리오 2)를 제외할 경우, 모든 세부 산업의 실질 부가가치 증가율과 부가가치 생산성 증가율의 차이는 도입률이 증가할수록 커지는 것으로 분석됨.
- 다만, 채소 및 과실, 기타 축산, 음식점 및 주점을 제외한 세부 산업들의 두 지표 차이는 0보다 작은 것으로 분석됨. 또한 낮은 도입률 시나리오(40%)에서 두 지표의 차이가 0보다 큰 기타작물 역시 도입률이 증가할수록 두 지표의 차이가 0보다 작아지며 그 차이 역시 증가하는 것으로 분석됨.
- 이는 AI 확산과 이로 인한 세부 산업 간의 생산요소 이동이 농식품산업에 속한 동 산업들과 타 산업 간의 생산 격차를 확대시킬 수 있음을 의미함.

❍ AI 도입률이 불균등할 경우, 농식품산업에 속한 세부 산업 대부분의 실질 부가가치 증가율은 시나리오에서 가정한 부가가치 생산성 증가율에 비해 큰 것으로 분석됨.

- 다만, 곡물 및 식량작물, 기타작물과 같은 농업생산과 연관된 세부산업의 경우, 불균등 시나리오에서 실질 부가가치 증가율이 시나리오에서 가정한 부가가치 생산성 증가율보다 작은 것으로 분석됨. 이는 AI의 불균등한 확산이 식량작물 생산의 부가가치 성장에 더욱 부정적인 영향을 미칠 수 있음을 의미함.
- 또한 농식품산업에 속한 세부 산업들의 불균등 도입 시나리오(시나리오 2)와 균등 도입 시나리오(시나리오 1)에서의 부가가치 생산성 증가율 차이는

다른 산업에 비해 상대적으로 큰 편으로 분석됨(부록 9). 또한 요소 이동을 고려하더라도 불균등 도입 시나리오에서의 실질 부가가치 증가율은 균등 도입 시나리오에서의 실질 부가가치 증가율보다 작음. 이는 불균등한 도입에 의한 세부 산업들의 낮은 부가가치 생산성 증가율이, 농식품산업에 속한 세부 산업들 역시 성장의 주요 장애요인으로 작용할 수 있음을 나타냄.

〈표 3-7〉 세부 산업들의 실질 부가가치 증가율과 부가가치 생산성 증가율 차이

세부 산업명	시나리오 1	시나리오 2	시나리오 3	시나리오 4
곡물 및 식량작물	**-1.54**	**-3.08**	**-2.64**	**-3.29**
채소 및 과실	1.82	5.32	2.12	2.29
기타작물	0.07	**-2.42**	**-0.67**	**-1.10**
낙농 및 축우	**-1.07**	4.09	**-1.88**	**-2.36**
기타축산	0.59	4.77	0.86	1.01
농림어업 서비스	**-0.08**	2.96	**-0.47**	**-0.70**
음식료품	**-2.59**	3.20	**-4.33**	**-5.36**
음식점 및 주점	1.51	5.46	2.44	2.98
섬유 및 가죽제품	0.89	0.49	1.34	1.59
목재 및 종이, 인쇄	**-0.72**	5.45	**-1.16**	**-1.42**
석탄 및 석유제품	**-0.34**	**-3.96**	**-0.62**	**-0.79**
화학제품	**-0.63**	**-0.51**	**-1.12**	**-1.41**
비금속광물제품	**-0.63**	2.88	**-0.91**	**-1.08**
1차 금속제품	1.38	**-0.27**	0.84	0.52
금속가공제품	**-0.77**	0.78	**-1.15**	**-1.37**
컴퓨터, 전자 및 광학기기	1.46	17.46	2.22	2.66
전기장비	**-0.54**	**-0.80**	**-0.83**	**-1.00**
기계 및 장비	**-1.25**	**-4.26**	**-1.84**	**-2.18**
운송장비	**-0.35**	**-6.53**	**-0.56**	**-0.68**
기타 제조업제품	0.50	1.27	0.86	1.07
제조임가공 및 산업용 장비 수리	2.02	10.21	3.19	3.88
도소매 및 상품중개서비스	**-0.14**	1.61	**-0.24**	**-0.30**
운송 서비스	1.24	2.42	1.93	2.34
숙박 서비스	**-0.38**	2.52	**-0.66**	**-0.83**
부동산서비스	**-0.63**	4.22	**-0.93**	**-1.11**
전문, 과학 및 기술 서비스	**-1.41**	**-6.12**	**-2.16**	**-2.59**
사업 지원 서비스	0.25	1.91	0.39	0.48

(계속)

세부 산업명	시나리오 1	시나리오 2	시나리오 3	시나리오 4
공공행정, 국방 및 사회보장	0.40	3.21	0.64	0.78
교육 서비스	0.56	**-5.30**	0.88	1.05
보건 및 사회복지서비스	1.59	**-2.63**	2.55	3.10
예술, 스포츠 및 여가 관련 서비스	1.35	6.17	2.15	2.61
기타 서비스	1.75	7.65	2.80	3.41
정보통신 및 방송 서비스	**-1.64**	**-11.15**	**-2.53**	**-3.04**
금융 및 보험서비스	**-1.24**	**-13.01**	**-1.97**	**-2.39**
임산물	**-0.17**	5.99	**-0.16**	**-0.16**
수산물	1.24	8.29	1.43	1.54
광산품	1.33	5.32	1.51	1.61
전력, 가스 및 증기	**-0.61**	**-6.50**	**-1.16**	**-1.49**
수도, 폐기물처리 및 재활용 서비스	0.67	4.49	0.89	1.01
건설	0.36	1.26	0.95	1.30

주: 시나리오는 〈표 3-2〉와 같음.
자료: 저자 작성.

5. 소결

❍ 본 연구에서는 최근 급속히 증가하고 있는 AI의 확산과 피지컬 AI의 도입이 전체 산업과 농식품산업에 미치는 영향을 분석하기 위해 AI 도입의 잠재적 시간단축률을 산정하고, AI 확산 시나리오들과 CGE 모형을 바탕으로 한 AI 도입의 잠재적 파급효과를 분석함.

❍ 잠재적 시간단축률 분석 결과, 농식품산업의 잠재적 노동시간 단축률은 전체 평균보다 낮은 것으로 분석됨. 이는 농식품산업의 잠재적 생산성 향상 정도가 다른 산업에 비해 낮은 것을 의미함. 다만, 농식품산업의 경우, 확장 피지컬 AI 도입에 따른 잠재적 시간 단축률은 가장 큰 것으로 분석됨. 이는 피지컬 AI의 확산이 농식품산업의 생산성 향상에 큰 기회가 될 수 있음을 나타냄.

❍ AI 확산 시나리오를 CGE 모형으로 분석한 결과, 생산 요소 간 이동이 경제 전체의 TFP에 미치는 영향은 크지 않은 것으로 나타남. 하지만 불균등한 AI 도입 시나리오로 인한 산업들 간의 부가가치 생산성 격차는 요소 간 이동을 통해서도 극복되지 않는 것으로 분석됨. 이는 불균등한 AI 확산이 요소 이동만으로는 상쇄되지 않는 부정적인 영향을 미칠 수 있음을 의미함.

❍ 농식품산업 전체에 대한 분석 결과 역시 앞선 분석 결과와 유사함. 하지만 AI 확산이 농식품산업에 속한 세부 산업에 미치는 영향은 산업의 특징에 따라 달라지는 것으로 분석됨.

- 채소와 기타 축산, 그리고 음식점 및 주점은 요소 이동으로 인해 실질 부가가치 증가율이 가정한 부가가치 생산성보다 커지는 것으로 나타난 반면, 그 외 산업들은 줄어드는 것으로 분석됨.
- AI가 비대칭적으로 확산될 경우, 곡물 및 식량작물, 기타작물의 실질 부가가치 증가율은 요소 이동으로 인해 가정한 부가가치 생산성 증가율보다 작아지는 것으로 분석됨.
- 농식품산업에 속한 세부 산업들의 불균등한 AI 확산 시나리오에서의 부가가치 생산성 증가율과 균등한 AI 확산 시나리오에서의 부가가치 생산성 증가율의 차이는 다른 세부 산업에 비해 큰 것으로 분석됨.
- 또한 이러한 차이는 AI 확산으로 인한 정(+)의 요소 이동을 반영하더라도 시나리오1에서의 실질 부가가치 증가율까지 증가하지 않는 것으로 분석됨. 이는 불균등한 AI 도입에 의한 세부 산업들의 낮은 부가가치 생산성 증가율이 농식품산업에 속한 여러 산업의 성장 주요 장애요인으로 작용할 수 있음을 의미함.

❍ 결과적으로 본 연구의 결과를 바탕으로 한 정책적 시사점은 다음과 같음: 1)

우선, 농식품산업의 잠재적 생산성 향상은 피지컬 AI에 크게 영향을 받는 것으로 분석됨. 이는 AI 도입을 통한 농식품산업의 생산성 향상을 위해서는 피지컬 AI 실증과 보급지원 등을 통한 피지컬 AI의 현장화가 우선적으로 필요함을 의미함. 2) 경제 전체의 TFP 증가율은 도입 격차에 크게 좌우되지 않는 반면, 농식품산업의 성장은 도입 격차에 민감한 것으로 분석됨. 따라서 AI 확산 정책에 있어 총량을 관리하는 정책과 더불어 업 간 도입 격차를 완화하는 정책 역시 고려할 필요가 있음. 3) 불균등한 AI 확산의 부정적인 영향은 산업 간 요소 재분배를 통해 감소하는 것으로 나타남. 따라서 산업 간 요소의 이동을 돕는 역량 개발 등의 정책 역시 AI 확산의 주요 정책으로 활용해야 함.

❍ 본 연구의 한계는 다음과 같음: 1) 우선, 본 연구는 AI 확산에 필요한 비용 등을 고려하지 않은 TFP 증가율만을 분석함. 따라서 AI 확산 관련 효과적 정책 수립을 위해서는 AI 도입으로 인한 생산성 향상 잠재력과 산업 간 연계, 그리고 산업의 AI 도입에 필요한 투자 혹은 전환 비용 등을 충분히 고려할 필요가 있음. 2) 본 연구의 결과는 세부 산업 간의 연계성을 고려한 시나리오 분석을 바탕으로 한 잠재적 파급효과에 대한 분석임. 3) 본 연구에서는 새로운 업무(new tasks)의 탄생(Acemoglu, 2025), 생산과정 자체에 대한 혁신(Bontadini et al. 2025)의 영향을 고려하는 데에 한계가 있음. 따라서 향후 잠재적 시간단축률 등의 생산성 향상 지표와 파급효과에 대한 실증적 연구를 통해 동 연구의 결과를 수정·보완할 필요가 있음.

4 농식품산업의 AI 활용 현황 및 도입 효과 분석

❍ 앞선 2장과 3장을 통해 AI 확산이 농식품산업뿐만 아니라 전체 산업의 생산성 증대에 미칠 잠재적 영향을 살펴보았음. 그러나 현재 농식품산업의 낮은 AI 도입률과 불확실한 도입 효과는 이러한 거시적 기대를 뒷받침하는 데 현실적인 한계로 작용함.

❍ 이에 본 장에서는 이러한 AI의 잠재적 파급력과 실제 현장 간의 괴리를 실증적으로 분석하고 그 원인을 식별하여, 농식품산업의 효과적 AI 도입을 위한 정책과제를 도출하려고 함.

1. AI 도입 및 활용 현황

1.1. 농식품산업의 AI 도입 수준

❍ 본 절에서는 농식품산업의 AI 도입 및 활용 현황을 파악하기 위해 먼저 산업

의 규모와 전체 산업에서 차지하는 비중을 살펴보고, 농식품산업의 AI 도입 수준과 추이를 분석함. 이어 음·식료품 제조업을 중심으로 AI 활용 분야와 활용 정도, 도입 및 활용 여건 등을 분석함.

❍ 2024년 기준 농식품산업은 사업체 86만 6,797개, 종사자 249만 9,643명, 매출액 404조 2,312억 원 규모로, 전체 산업의 각각 13.6%, 9.7%, 4.5%를 차지함〈표 4-1〉.

〈표 4-1〉 농식품산업의 규모(2024년)

단위: 개, 명, 백만 원

산업 구분	사업체 수(개)	종사자 수(명)	매출액(백만 원)
전체 산업	6,363,262	25,641,480	9,038,331,262
농업, 임업 및 어업	11,967	62,963	21,220,748
농업	9,767	45,574	16,502,365
제조업	509,467	4,159,656	2,598,258,671
식료품 제조업	66,194	379,106	172,835,703
음료 제조업	1,974	21,125	16,000,841
숙박 및 음식점업	858,195	2,234,009	219,249,696
음식점 및 주점업	788,862	2,053,838	198,892,250
농식품산업	**866,797**	**2,499,643**	**404,231,159**

주: 농식품산업은 농업, 식료품 제조업, 음료 제조업, 음식점 및 주점업을 합산한 값임.
자료: 국가데이터처(2026), 전국사업체조사.

❍ 2024년 기준 농식품산업의 AI 도입률은 4.2%로 전체 산업 평균(9.6%)의 절반 이하 수준이며, 4차 산업혁명 기술 활용률(13.8%) 역시 전체 산업(22.8%)을 하회하는 것으로 나타남〈표 4-2〉.[25]

25) 국가데이터처의 2017~2024년 '기업활동조사' 자료를 바탕으로 작성하였음. '기업활동조사'는 조사기준일 현재 국내에서 산업활동을 수행하는 회사법인 중 상용근로자 50인 이상이면서 자본금 3억 원 이상인 기업체를 기본 조사대상으로 하며, 해당 기준에 해당하는 기업체를 전수조사함. 단, 도소매업 및 서비스업, 기타 서비스업은 상용근로자 50인 미만이더라도 자본금 10억 원 이상인 경우 조사대상에 포함됨. 비록 '기업활동조사'가 전수조사이지만, 영세한 기업이 다수를 차지하는 농식품산업의 특징을 고려한다면, 동 분석 결과를 일반화하는 데에는 한계가 있음.

- 농식품산업을 구성하는 세부 산업별로는 농업의 AI 도입률이 7.1%로 가장 높았으며, 음료 제조업(5.9%), 음식점 및 주점업(4.5%), 식료품 제조업(3.8%) 순으로 높게 나타남.
- 특히 식료품 제조업과 음식점 및 주점업은 전체 산업 평균을 크게 밑도는 수준으로, 농식품산업 전반의 AI 도입률을 감소시키는 요인으로 작용함.

〈표 4-2〉 산업별 AI 도입 수준(2024년)

단위: 개, %

산업 구분	전체 기업 수(개)	4차 산업혁명 기술 활용		AI 활용	
		기업 수(개)	비중(%)	기업 수(개)	비중(%)
전체 산업	14,922	3,398	22.8	1,434	9.6
농업, 임업 및 어업	41	4	9.8	2	4.9
농업	28	4	14.3	2	7.1
광업	13	2	15.4	0	0.0
제조업	6,773	1,439	21.2	409	6.0
식료품 제조업	548	81	14.8	21	3.8
음료 제조업	51	8	15.7	3	5.9
전기, 가스, 증기 및 공기조절 공급업	81	22	27.2	13	16.0
수도, 하수 및 폐기물 처리, 원료 재생업	186	20	10.8	4	2.2
건설업	668	94	14.1	37	5.5
도매 및 소매업	1,841	342	18.6	135	7.3
운수 및 창고업	779	70	9.0	26	3.3
숙박 및 음식점업	342	42	12.3	13	3.8
음식점 및 주점업	155	15	9.7	7	4.5
정보통신업	1,419	805	56.7	508	35.8
금융 및 보험업	442	147	33.3	98	22.2
부동산업	285	25	8.8	12	4.2
전문, 과학 및 기술 서비스업	747	177	23.7	91	12.2
사업시설 관리, 사업 지원 및 임대 서비스업	750	98	13.1	50	6.7
교육 서비스업	91	30	33.0	23	25.3
보건업 및 사회복지 서비스업	29	6	20.7	2	6.9
예술, 스포츠 및 여가관련 서비스업	317	56	17.7	8	2.5
협회 및 단체, 수리 및 기타 개인 서비스업	118	19	16.1	3	2.5
농식품산업	**782**	**108**	**13.8**	**33**	**4.2**

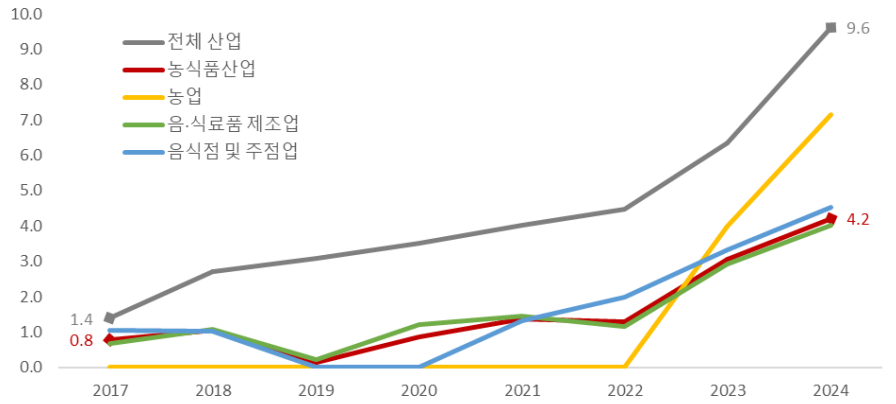
주: 농식품산업은 농업, 식료품 제조업, 음료 제조업, 음식점 및 주점업을 합산한 값임.
자료: 국가데이터처(2026), 기업활동조사.

❍ 2017~2024년 동안 농식품산업의 AI 도입률은 전반적인 증가 추세를 보이고 있음에도 불구하고, 전체 산업과의 격차는 지속되는 것으로 나타남〈그림 4-1〉.

- 농식품산업의 AI 도입률은 2017년 0.8%에서 2024년 4.2%로 약 3.4%p 상승(연평균 약 27.3% 증가)하였으나, 같은 기간 전체 산업은 1.4%에서 9.6%까지 약 8.2%p 상승(연평균 약 31.9% 증가)하여 증가 폭과 증가 속도 모두 농식품산업을 상회한 것으로 나타남.
- 음·식료품 제조업의 AI 도입률은 연평균 28.7% 증가하여 농식품산업과 유사한 수준을 보였으며, AI 도입 추이는 역시 농식품산업의 AI 도입 추이와 대체로 유사하게 나타남.

〈그림 4-1〉 산업별 AI 도입 추이(2017~2024년)

단위: %



주: 농식품산업은 농업, 식료품 제조업, 음료 제조업, 음식점 및 주점업을 합산한 값임.
자료: 국가데이터처(2026), 기업활동조사.

1.2. 음·식료품 제조업의 AI 활용 실태[26)]

❍ AI 도입 및 활용 실태를 파악할 수 있는 통계자료가 상대적으로 풍부하고, 농식품산업의 AI 도입 추이와 유사한 양상을 보이는 음·식료품 제조업을 중심으로 AI 수요기업의 AI 도입 및 활용 특성을 분석함.

- 분석에는 산업통상부의 '산업디지털전환실태조사'와 중소벤처기업부의 '중소기업기술통계조사'를 활용함〈표 4-3〉.
- '산업디지털전환실태조사'는 제조업 및 유통·물류 사업체를 대상으로 디지털 전환 및 AI 기술의 도입·활용 현황 등을 조사하며, '중소기업기술통계조사'는 기술개발을 수행하는 중소기업을 대상으로 기술개발 활동과 AI 등의 기술 활용 및 수요 등을 조사함.
- 두 조사는 조사대상과 조사목적에 차이가 있으므로, 조사 간 수치를 직접 비교하기 보다는, 각 조사에서 제공하는 정보를 활용하여 음·식료품 제조업의 AI 도입·활용 현황과 향후 수요, 도입·활용 여건 등을 상호 보완적으로 분석함.
- 또한 두 조사 모두 표본조사이므로 모집단의 특성을 반영할 수 있도록 각 조사에서 제공하는 가중치를 적용하여 산출된 비중을 활용함. 따라서 이하에서 제시하는 비중은 조사된 표본 사업체의 단순 비중이 아니라 가중치를 적용한 모집단 추정 비중임.

26) 농업과 외식업의 경우 AI 관련 마이크로데이터의 부재로 분석에서 제외함.

〈표 4-3〉 분석에 활용한 승인통계

단위: 개

구분			산업디지털전환실태조사	중소기업기술통계조사
조사대상			제조업 및 유통/물류에 해당하는 사업체	기술개발 수행 중소기업
모집단 수	전체		552,467	75,524
		제조업	500,026	45,139
			음식료품 제조업	69,918	2,940
표본 수	전체		4,000	4,000
		제조업	3,549	2,645
			음식료품 제조업	282	188

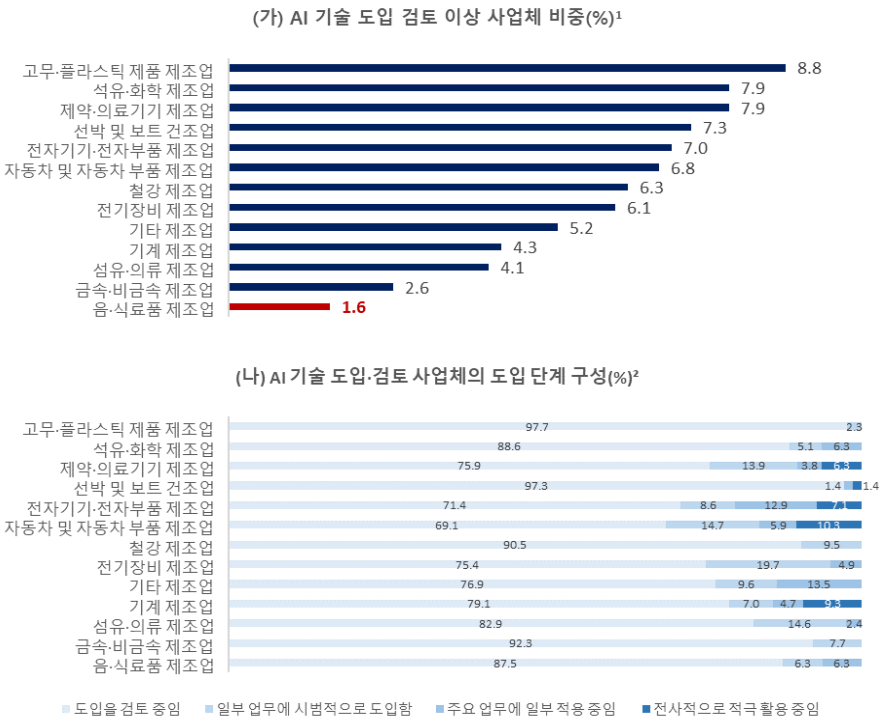
주: 음·식료품 제조업은 식료품 제조업과 음료 제조업을 합산한 값임.
자료: 산업통상부(2026), 산업디지털전환실태조사; 중소벤처기업부(2026), 중소기업기술통계조사.

1.2.1. AI 도입 및 활용 현황

○ 음·식료품 제조업의 AI 도입은 아직 초기 단계에 머물러 있으며, 타 제조업에 비해 도입을 검토하거나 실제 활용하는 비중이 낮은 것으로 나타남〈그림 4-2〉.

- 음·식료품 제조업 사업체 중 AI 도입을 검토하거나 실제 도입한 기업의 비중은 1.6%로 제조업 세부 업종 가운데 가장 낮은 수준임. 도입을 검토 중인 사업체는 1.4%로 나타났으며, 98.4%는 AI를 전혀 도입하지 않았고, 도입 계획도 없는 것으로 조사됨.
- AI를 도입한 사업체의 비중도 낮아, 일부 업무에 시범적으로 도입한 사업체와 주요 업무에 일부 적용 중인 사업체는 각각 0.1%에 불과하였으며, 전사적으로 적극 활용 중인 사업체는 없는 것으로 나타남.
- 이는 음·식료품 제조업이 다른 제조업에 비해 AI 도입 검토 단계에 진입한 사업체의 비중이 낮을 뿐만 아니라, 시범 도입이나 실제 업무 적용 단계로 진전된 기업도 제한적임을 보여줌.

〈그림 4-2〉 제조업종별 AI 기술 도입 단계(2025년)



주 1) '도입을 검토 중임', '일부 업무에 시범적으로 도입함', '주요 업무에 일부 적용 중임', '전사적으로 적극 활용 중임'을 합한 비중임.
2) 각 업종의 '도입을 검토 중임' 이상 사업체만을 100%로 구성한 비중임.
3) 제시된 비중은 표본조사 결과에 가중치를 적용하여 산출한 모집단 추정치임.
자료: 산업통상부(2026), 산업디지털전환실태조사.

❍ AI를 도입한 음·식료품 제조업 사업체의 AI 활용 목적을 살펴보면, '기존 제품 및 서비스의 개선 또는 새로운 기능의 탑재'가 92.7%로 가장 높았고, 이어 '공정 외 업무의 자동화 및 지능화'(85.5%), '공정 프로세스의 개선'(50.0%) 및 '새로운 제품 또는 서비스의 개발'(50.0%) 등의 순으로 높게 나타남. 반면, '고객 경험의 증진 또는 새로운 고객 경험의 제공'과 '기업 비전 및 전략 수립 시 의사결정 지원'은 각각 7.3%로 상대적으로 낮게 나타남〈표 4-4〉.

- 제조업종 간 비교 시에도 '기존 제품 및 서비스의 개선 또는 새로운 기능의

탑재'를 목적으로 AI를 활용하는 비중은 음·식료품 제조업이 가장 높았고, '공정 외 업무의 자동화 및 지능화'를 목적으로 활용하는 비중도 금속·비금속 제조업(89.2%)에 이어 두 번째로 높게 나타남.

- 반면, '공정 프로세스의 개선'을 목적으로 AI를 활용하는 비중은 제약·의료기기 제조업(70.4%), 자동차 및 자동차 부품 제조업(63.7%), 전기장비 제조업(57.2%), 기계 제조업(55.3%) 등에 비해 낮은 수준임.
- 이러한 결과는 제조업의 특성상 AI가 생산공정 개선에 활용되기 쉬울 것으로 예상됨에도 불구하고, 음·식료품 제조업에서는 생산공정 개선을 목적으로 AI를 활용하는 비중이 다른 제조업에 비해 상대적으로 낮음을 보여줌.

〈표 4-4〉 제조업종별 AI 기술을 업무에 활용하는 목적(2025년)

단위: %

제조업 구분	AI 활용 사업체 비중	AI 기술 활용 목적					
		기존 제품 및 서비스의 개선 또는 새로운 기능의 탑재	공정 외 업무의 자동화 및 지능화	공정 프로세스의 개선	새로운 제품 또는 서비스의 개발	고객 경험의 증진 또는 새로운 고객 경험의 제공	기업 비전 및 전략 수립 시 의사결정 지원
음·식료품	0.2	92.7	85.5	50.0	50.0	7.3	7.3
섬유·의류	0.7	10.0	76.8	50.0	31.8	20.0	68.2
석유·화학	0.9	24.5	29.7	10.4	72.9	5.2	2.6
제약·의료기기	1.9	56.3	56.3	70.4	54.7	43.7	42.1
고무·플라스틱 제품	0.2	30.0	25.0	15.0	50.0	10.0	0.0
철강	0.6	46.5	46.5	20.7	53.5	6.9	6.9
금속·비금속	0.2	7.2	89.2	18.0	85.6	3.6	7.2
전자기기·전자부품	2.0	78.8	69.5	12.6	44.9	26.6	18.3
기계	0.9	68.7	74.9	55.3	41.9	10.0	10.0
자동차 및 자동차 부품	2.1	77.5	50.0	63.7	59.4	41.3	4.4
전기장비	1.5	77.8	42.8	57.2	10.0	10.0	10.0
선박 및 보트	0.2	40.0	50.0	50.0	30.0	50.0	50.0
기타	1.2	88.9	42.1	32.8	83.6	10.6	10.1

주 1) 'AI 활용 사업체 비중'은 전체 사업체 중 AI 기술 도입 단계 문항에서 '일부 업무에 시범적으로 도입함', '주요 업무에 일부 적용 중임', '전사적으로 적극 활용 중임'으로 응답한 사업체의 비중임.
2) 'AI 기술 활용 목적'은 위 세 단계에 해당하는 사업체를 대상으로 한 복수응답 결과임.
3) 제시된 비중은 표본조사 결과에 가중치를 적용하여 산출한 모집단 추정치임.
4) '공정 외 업무'에는 연구개발/설계, 기획/총무, 회계, 일반 사무 등이 포함되며, '공정 프로세스의 개선'은 불량 감소, 설비고장 예측, 수요 예측 등이 포함됨.

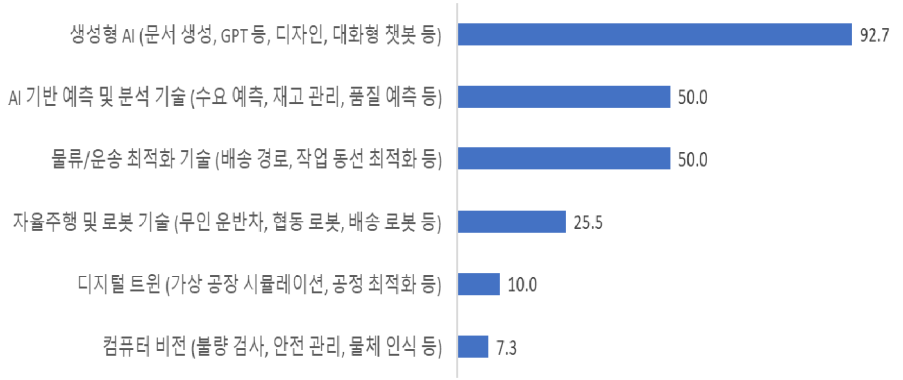
자료: 산업통상부(2026), 산업디지털전환실태조사.

❍ AI를 도입한 음·식료품 제조업 사업체가 활용 중인 AI 기술을 살펴보면, ‘생성형 AI’가 92.7%로 가장 높은 비중을 차지하였으며, ‘AI 기반 예측 및 분석 기술’과 ‘물류/운송 최적화 기술’이 각각 50.0%로 뒤를 이음〈그림 4-3〉.

- 반면, ‘자율주행 및 로봇 기술’을 활용하는 비중은 25.5%, ‘디지털 트윈’은 10.0%, ‘컴퓨터 비전’은 7.3%로 상대적으로 낮게 나타남.
- 특히 불량 검사와 물체 인식 등에 활용되는 컴퓨터 비전과 가상 공장 시뮬레이션 및 공정 최적화 등에 활용되는 디지털 트윈의 활용 비중이 낮게 나타나, 앞서 음·식료품 제조업에서 AI를 생산공정 개선 목적으로 활용하는 비중이 상대적으로 낮게 나타난 결과와 일관된 결과를 보임.

〈그림 4-3〉 음·식료품 제조업의 활용 중인 AI 기술(2025년)

단위: %



주 1) 음·식료품 제조업 중 AI 기술 도입 단계 문항에서 ‘일부 업무에 시범적으로 도입함’, ‘주요 업무에 일부 적용 중임’, ‘전사적으로 적극 활용 중임’으로 응답한 사업체(모집단 추정 비중 0.2%)를 대상으로 한 결과임.
2) 복수응답 결과임.
3) 제시된 비중은 표본조사 결과에 가중치를 적용하여 산출한 모집단 추정치임.
자료: 산업통상부(2026), 산업디지털전환실태조사.

❍ AI를 도입에 따른 생산성 향상 효과를 살펴보면, ‘의사결정 속도 및 정확성 향상’ 효과가 있었다고 응답한 사업체 비중이 85.5%로 가장 높았고, ‘생산 계획

및 일정의 정확도 향상', '불량률 감소', '설비 가동률 향상', '작업 시간 단축'은 각각 42.7%로 나타남. 반면 '고객 대응 속도 및 품질 향상'과 '원자재 및 에너지 사용 절감' 효과가 나타났다고 응답한 사업체는 없었으며, 아직 뚜렷한 효과가 없다고 응답한 비중은 14.5%로 나타남〈표 4-5〉.

〈표 4-5〉 음·식료품 제조업의 AI 기술 도입 후 발생한 생산성 향상 종류(2025년)

단위: %

AI 기술 도입 후 발생한 생산성 향상 효과	응답 비중
의사결정 속도 및 정확성 향상	85.5
생산 계획 및 일정의 정확도 향상	42.7
불량률 감소	42.7
설비 가동률 향상	42.7
작업 시간 단축	42.7
고객 대응 속도 및 품질 향상	0.0
원자재 및 에너지 사용 절감	0.0
아직 뚜렷한 효과 없음	14.5

주 1) 음·식료품 제조업 중 AI 기술 도입 단계 문항에서 '일부 업무에 시범적으로 도입함', '주요 업무에 일부 적용 중임', '전사적으로 적극 활용 중임'으로 응답한 사업체(모집단 추정 비중 0.2%)를 대상으로 한 결과임.
2) 복수응답 결과임.
3) 제시된 비중은 표본조사 결과에 가중치를 적용하여 산출한 모집단 추정치임.
자료: 산업통상부(2026), 산업디지털전환실태조사.

1.2.2. AI 활용 수요 및 향후 도입 의향

❍ 기술개발을 수행하는 중소기업[27]이 인식하는 AI 적용 필요성을 살펴보면, AI 기술이 필요하다고 응답한 음·식료품 제조업 기업체의 비중은 15.7%로 제조업 전체(29.1%)의 절반 수준으로 나타남〈그림 4-4〉.

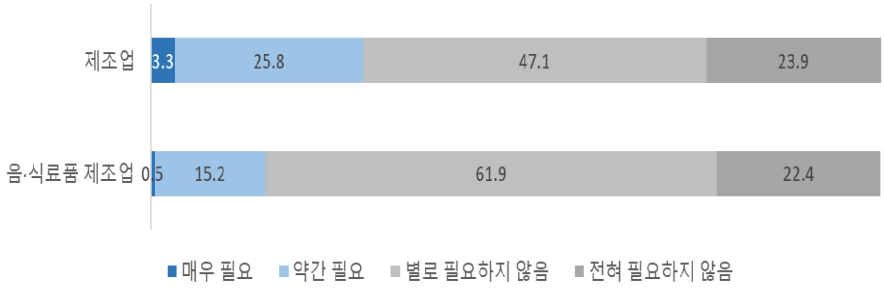
❍ 반면, AI 기술이 필요하지 않다고 응답한 음·식료품 제조업 기업체는 84.3%

27) 중소벤처기업부 R&D 수행과제 참여기업과 기업부설연구소 보유기업, 경상연구개발비 집행기업 등 기술개발을 수행한 기업을 의미함.

로, 제조업 전체(70.9%)보다 높은 것으로 나타남. 이는 음·식료품 제조업의 낮은 AI 도입 수준뿐만 아니라 AI 활용 필요성에 대한 인식 자체도 타 제조업에 비해 낮은 수준임을 보여줌.

〈그림 4-4〉 AI 기술의 적용 필요성에 대한 인식(2025년)

단위: %



주: 음·식료품 제조업 비중은 식료품 제조업과 음료 제조업에 각각 제시된 비중 모집단 기업체 수로 가중평균하여 저자가 산출한 값임.
자료: 중소벤처기업부(2026), 중소기업기술통계조사.

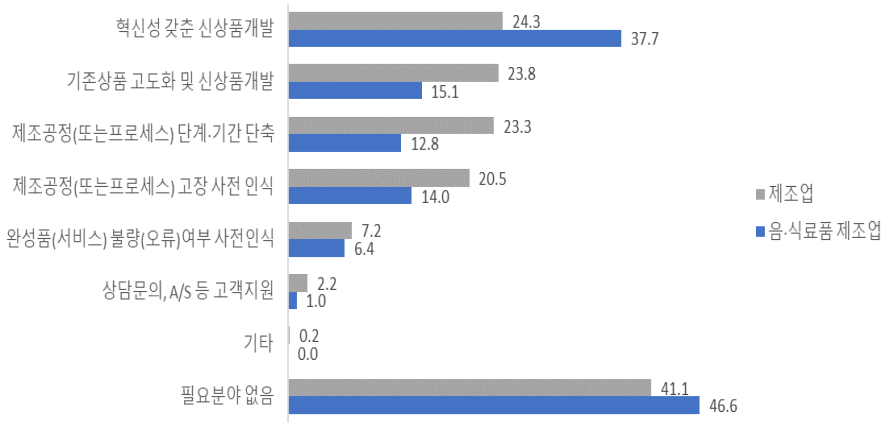
❍ 기술개발을 수행하는 중소기업이 인식하는 AI 기술이 가장 필요한 분야를 살펴보면, 음·식료품 제조업은 '혁신성을 갖춘 신상품개발'이 37.7%로 가장 높게 나타났으며, 이어 '기존상품 고도화 및 신상품개발'(15.1%), '제조공정 고장 사전 인식'(14.0%), '제조공정 단계·기간 단축'(12.8%) 등의 순으로 높게 나타남〈그림 4-5〉.

- 음·식료품 제조업은 '혁신성을 갖춘 신상품개발'에 AI가 필요하다고 응답한 비중(37.7%)이 제조업 전체(24.3%)보다 13.4%p 높은 반면, '제조공정 고장 사전 인식(14.0%)'과 '제조공정 단계·기간 단축(12.8%)'은 제조업 전체(각각 20.5%, 23.3%)보다 낮게 나타남.
- 이는 앞서 실제 AI 활용 목적으로 음·식료품 제조업이 생산공정 개선보다 기존 제품·서비스 개선 등에 상대적으로 높은 비중을 보인 것과 유사하게,

기술개발을 수행하는 중소기업의 향후 AI 활용 수요에서도 생산공정 관련 활용보다 제품개발 분야에서 활용하고자 하는 수요가 상대적으로 높음을 시사함.

〈그림 4-5〉 AI 기술이 도입된다면 가장 필요한 분야(2025년)

단위: %



주 1) 음·식료품 제조업 비중은 식료품 제조업과 음료 제조업에 각각 제시된 비중 모집단 기업체 수로 가중평균하여 저자가 산출한 값임.
2) 2개 이내 순위 응답 결과를 복수응답 처리한 결과임.
자료: 중소벤처기업부(2026), 중소기업기술통계조사.

❍ 기술개발을 수행하는 중소기업의 향후 3년 내(2025~2027년) AI 기술 도입 계획을 살펴보면, 음·식료품 제조업 기업체의 94.6%가 도입계획이 없다고 응답하여 제조업 전체(86.4%)보다 8.2%p 높은 수준으로 나타남〈그림 4-6〉.

- 음·식료품 제조업에서 AI를 현재 도입 완료하였거나 도입을 진행 중인 기술개발 수행 중소기업의 비중은 0.9%였으며, 향후 도입 예정인 기업체는 4.5%로 나타남.

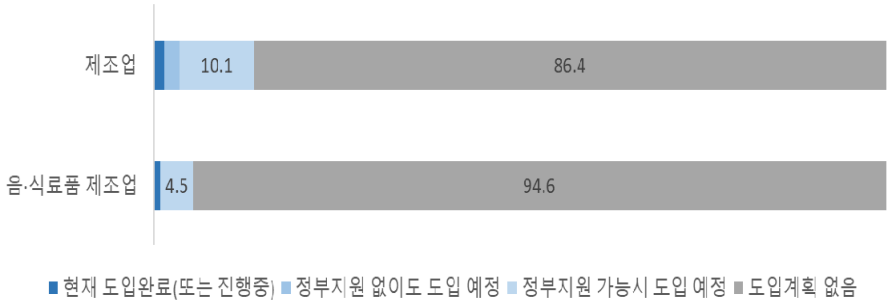
- 한편 정부지원 없이도 AI를 도입할 예정이라고 응답한 기업체는 없었으며, 도입 예정 기업체는 모두 정부지원이 가능한 경우 도입할 계획인 것으로 나

타남.

- 이는 음·식료품 제조업에서 AI에 대한 향후 도입 의향이 전반적으로 낮은 가운데, 도입 의향이 있는 기업체에서도 정부지원 여부가 실제 도입 결정에 중요한 요인으로 작용할 가능성을 보여줌.

〈그림 4-6〉 향후 3년 내(2025~2027년) AI 기술 도입 계획

단위: %



주: 음·식료품 제조업 비중은 식료품 제조업과 음료 제조업에 각각 제시된 비중 모집단 기업체 수로 가중평균하여 저자가 산출한 값임.
자료: 중소벤처기업부(2026), 중소기업기술통계조사.

1.2.3 AI 도입·활용 여건 및 정책 수요

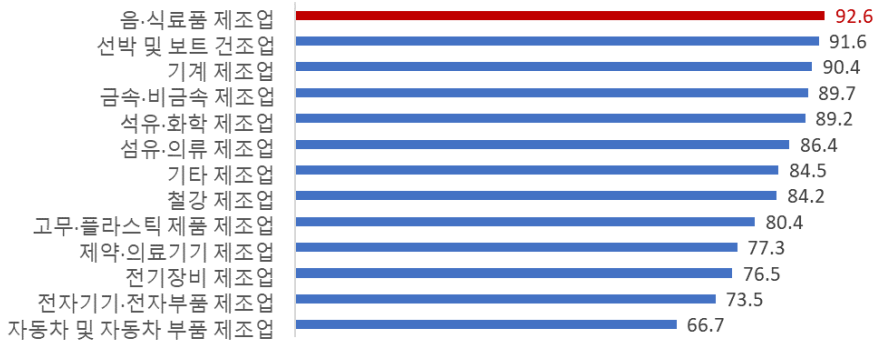
❍ AI 도입을 위한 데이터 품질을 살펴보면, 음·식료품 제조업 사업체의 92.6%가 데이터를 전혀 수집하지 않는 것으로 나타났으며, 데이터를 수집하고 있더라도 데이터 품질이 낮은 수준이라는 응답이 6.3%, 보통 수준이라는 응답이 1.1%로 나타남〈그림 4-7〉.

- 특히 데이터를 전혀 수집하지 않는 사업체의 비중은 전체 제조업 중 음·식료품 제조업이 가장 높게 나타남. 자동차 및 자동차 부품 제조업(66.7%), 전자기기·전자부품 제조업(73.5%), 전기장비 제조업(76.5%) 등과 비교하면 그 차이가 더욱 두드러짐.

- 이는 음·식료품 제조업의 AI 활용을 위한 데이터 기반이 상대적으로 취약함을 보여주는 결과로, 앞서 생산공정 개선을 목적으로 한 AI 활용과 공정 관련 AI 기술의 활용이 상대적으로 낮게 나타난 점과 함께 살펴볼 필요가 있음.

〈그림 4-7〉 제조업종별 AI 도입을 위한 데이터 미수집 사업체 비중(2025년)

단위: %



주: 제시된 비중은 표본조사 결과에 가중치를 적용하여 산출한 모집단 추정치임.
자료: 산업통상부(2026), 산업디지털전환실태조사.

❍ AI 기술을 도입한 음·식료품 제조업 사업체가 AI 도입 과정에서 겪은 어려움을 살펴보면, 데이터와 관련된 애로사항이 두드러지게 나타남. 특히 '보유한 데이터를 통한 AI 활용 과제의 기획'이 85.5%로 대부분을 차지하였으며, '데이터 전처리'와 'AI 학습용 데이터의 확보'가 뒤를 이어 각각 7.3%로 나타남 〈그림 4-8〉.

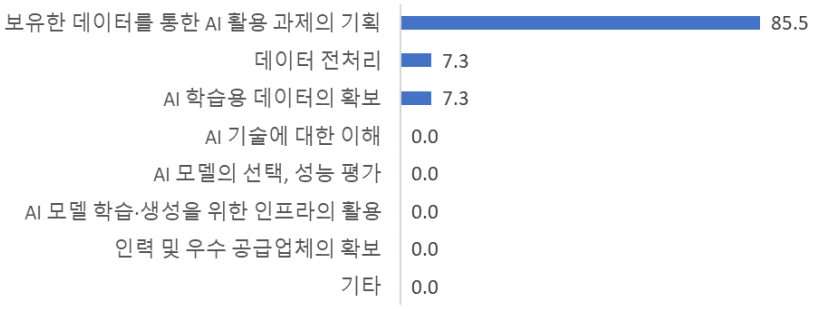
- 이는 음·식료품 제조업은 AI 도입을 위해 데이터를 확보·가공하는 것뿐만 아니라, 보유한 데이터를 바탕으로 AI 적용이 가능한 과제를 발굴하고 구체화하는 과정에서 어려움을 겪고 있음을 보여줌.

- 특히 앞서 음·식료품 사업체의 92.6%가 AI 도입을 위한 데이터를 전혀 수집하지 않는 것으로 나타난 점을 고려하면, 데이터의 수집부터 가공·활용

에 이르는 전반적인 데이터 기반이 AI 도입·활용의 주요 제약요인으로 작용하고 있음을 시사함.

〈그림 4-8〉 음·식료품 제조업의 AI 도입 시 가장 어려웠던 점(2025년)

단위: %



주 1) 음·식료품 제조업 중 AI 기술 도입 단계 문항에서 '일부 업무에 시범적으로 도입함', '주요 업무에 일부 적용 중임', '전사적으로 적극 활용 중임'으로 응답한 사업체(모집단 추정 비중 0.2%)를 대상으로 한 결과임.
2) 'AI 모델 학습·생성을 위한 인프라'에는 컴퓨팅 파워, 솔루션 등이 포함됨.
3) 제시된 비중은 표본조사 결과에 가중치를 적용하여 산출한 모집단 추정치임.
자료: 산업통상부(2026), 산업디지털전환실태조사.

❍ AI 기술을 업무에 활용하지 않은 음·식료품 제조업 사업체의 AI 미활용 이유를 살펴보면, 'AI 기술의 활용 방안을 잘 모르기 때문'이라는 응답이 77.2%로 가장 높았고, 'AI 기술을 활용할 내부 전문인력을 보유하지 못해서'가 44.1%로 뒤를 이음. 반면 '너무 많은 투자 비용이 예상되어'(9.6%), 'AI 학습 데이터를 보유하지 못해서'(6.1%), 'AI 기술이 현업에서 활용할 만큼 발전되지 못하였다고 생각되어'(5.0%)는 상대적으로 낮게 나타남〈그림 4-9〉.

- 특히 비용이나 기술 수준 자체보다는 AI를 실제 업무에 어떻게 적용할 것인지에 대한 이해 부족과 내부 전문인력 부족이 주요 미활용 요인으로 나타나, '보유한 데이터를 통한 AI 활용 과제의 기획'이 AI 도입 사업체의 가장 큰 애로사항이었던 결과와 함께, 음·식료품 제조업의 AI 확산을 위해서는 AI의 구체적인 활용 분야와 적용 과제를 발굴할 수 있는 역량을 강화하는 것이 중요하다는 것을 알 수 있음.

〈그림 4-9〉 음·식료품 제조업의 AI 기술을 업무에 활용하지 않는 이유(2025년)

단위: %



주 1) 음·식료품 제조업 중 AI 기술 도입 단계 문항에서 '전혀 도입하지 않았고 도입 계획이 없음', '도입을 검토 중임'으로 응답한 사업체(모집단 추정 비중 99.8%)를 대상으로 한 결과임.
2) 복수응답 결과임.
자료: 산업통상부(2026), 산업디지털전환실태조사.

❍ 기술개발을 수행하는 중소기업이 인식하는 AI 기술개발 및 도입과 관련하여 필요한 정부지원 사항을 살펴보면, 음·식료품 제조업은 'AI 기술 적용 컨설팅 지원 확대'가 59.4%로 가장 높았고, 'AI 분야 전문인력 지원'(47.3%), 'AI 기술 도입 관련 자금 지원'(39.3%), 'AI 관련기업 등 협업 네트워크 구축'(33.5%), '산업별 최신 AI 기술 정보 제공'(16.9%) 등의 순으로 나타남〈표 4-6〉.

- 제조업 전체와 비교하면, 음·식료품 제조업은 AI 기술 적용 컨설팅(59.4%)과 전문인력 지원(47.3%)에 대한 수요가 제조업 전체(각각 57.1%, 41.7%)보다 높게 나타난 반면, 자금 지원(음·식료품 제조업 39.3%, 제조업 43.2%)과 협업 네트워크 구축(음·식료품 제조업 33.5%, 제조업 40.3%)에 대한 수요는 상대적으로 낮게 나타남.

- 이는 앞서 AI 미활용의 주요 원인이 AI 기술의 활용 방안을 잘 모르고, 내부 전문인력이 부족한 것으로 나타난 결과와도 일관되며, 음·식료품 제조업의 AI 확산을 위해서는 자금 지원뿐만 아니라 기업의 업무 특성에 적합한 AI 활용 분야와 과제를 발굴할 수 있도록 컨설팅과 전문인력 지원을 병행할 필요가 있음을 시사함.

〈표 4-6〉 AI 기술개발 및 도입 관련 정부지원 필요사항(2025년)

단위: %

구분	AI 기술 적용 컨설팅 지원 확대	AI 기술 도입 관련 자금 지원	AI 분야 전문인력 지원	AI 관련기업 등 협업 네트워크 구축	산업별 최신 AI기술 정보 제공	기타
제조업	57.1	43.2	41.7	40.3	13.2	0.0
음·식료품 제조업	59.4	39.3	47.3	33.5	16.9	0.0

주 1) 음·식료품 제조업 비중은 식료품 제조업과 음료 제조업에 각각 제시된 비중 모집단 기업체 수로 가중평균하여 저자가 산출한 값임.
2) 2개 이내 순위 응답 결과를 복수응답 처리한 결과임.
자료: 중소벤처기업부(2026), 중소기업기술통계조사.

1.3. 농식품산업의 AI 공급 현황

❍ 농식품산업의 AI 도입 및 활용 현황을 파악하기 위해서는 AI 기술을 도입·활용하는 수요기업뿐만 아니라 AI 제품·서비스를 개발·공급하는 공급기업 측면의 현황을 함께 살펴볼 필요가 있음.

- 이에 과학기술정보통신부의 '인공지능산업실태조사'를 활용하여 국내 AI 공급산업의 규모와 주요 사업 분야, AI 제품·서비스의 응용 산업 분야, 데이터 확보 방식 및 공급기업의 주요 애로사항을 파악함.
- 또한 농식품산업에 AI 솔루션을 공급한 경험이 있는 ㈜심플랫폼, ㈜엠아이큐브솔루션, ㈜뉴엔AI의 사례를 통해 농식품 분야의 AI 적용 및 활용 가능 분야와 솔루션의 구축·공급 특성을 파악하고, 도입·공급에 영향을 미치는 주요 요인과 관련 지원 수요 등을 살펴봄.

1.3.1. 국내 AI 공급 현황[28)]

❍ AI 기술 기반 제품·서비스의 생산·유통·활용 및 관련 부가서비스(조사·분석,

28) 과학기술정보통신부의 연도별 인공지능산업실태조사 자료를 바탕으로 작성되었음.

컨설팅, 중개 등)를 통해 가치를 창출하는 기업체 수는 2021년 1,915개에서 2024년 2,517개로 31.4% 증가하였으며, 같은 기간 AI 분야 종사자는 2만 9,625명에서 5만 4,039명으로 82.4% 증가함.[29)]

❍ AI 분야에서 매출이 발생한 기업체의 비중은 2021년 66.5%에서 2023년 79.8%로 13.3%p 증가하였으며, AI 분야 총매출액은 같은 기간 2조 5,840억 원에서 2023년 5조 5,990억 원으로 116.7% 증가함.

❍ AI부문 주력 사업 분야는 2023년 기준 'AI 응용 소프트웨어(53.5%)', 'AI 구축·관리 및 관련 정보 서비스(26.9%)', 'AI 시스템 소프트웨어(17.0%)', 'AI 연산 및 처리 부품/장치(2.6%)' 순으로 높게 나타남.

❍ AI 공급기업의 대표 AI 제품·서비스는 '정보통신업'과 '제조업'을 중심으로 적용되고 있으며, 최근에는 다양한 산업으로 응용 범위가 확대되는 것으로 나타남〈그림 4-10〉.

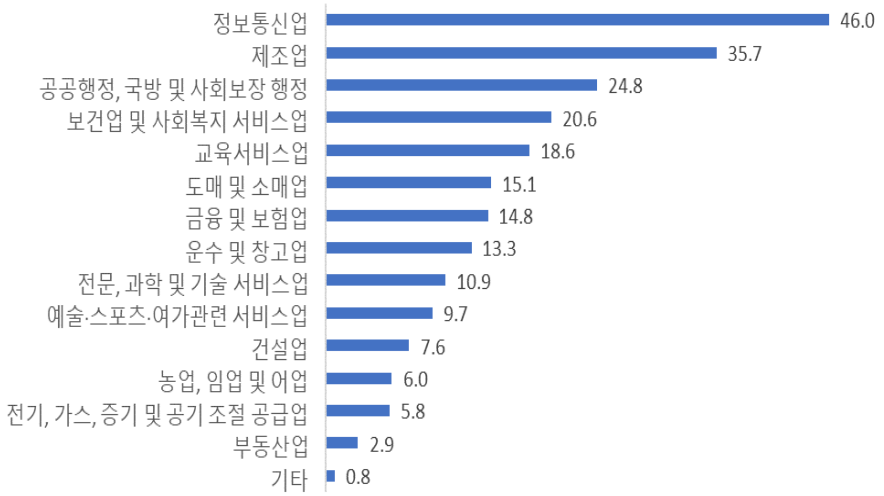
- 2023년 기준 대표 AI 제품·서비스의 응용 산업 분야는 '정보통신업'이 46.0%로 가장 높고, '제조업(35.7%)', '공공행정, 국방 및 사회보장 행정(24.8%)', '보건업 및 사회복지 서비스업(20.6%)' 등의 순으로 높게 나타남.

❍ '농업, 임업 및 어업'을 대표 AI 제품·서비스의 응용 분야로 하는 기업체의 비중은 2021년 2.6%에서 2022년 4.7%, 2023년 6.0%로 지속적으로 증가하였으나, '제조업'을 비롯한 주요 산업과 비교하면 낮은 수준임.

29) 2024년은 잠정치임.

〈그림 4-10〉 AI 공급기업의 대표 AI 제품·서비스 응용 산업 분야(2023년)

단위: %



주 1) 전체 응답 기업체를 대상으로 한 복수응답 결과임.
2) 2023년 기준 조사 사례 수는 2.517개임.
자료: 과학기술정보통신부(2025), 인공지능산업실태조사.

❍ AI 공급기업의 AI 학습용 데이터 확보 방식은 '고객 데이터 활용(73.8%)'과 '공공 지원 사업 활용(67.8%)'이 가장 높은 비중을 차지하였으며, '자사 기존 데이터 활용(50.5%)', '데이터 거래소 이용(35.5%)', '크라우드소싱(33.4%)', '기업 간 직접 거래 및 제휴(30.8%)' 등의 순으로 높게 나타남.

- 특히 고객 데이터를 활용하는 비중이 높다는 점에서 AI 솔루션 개발·적용 과정에서 수요기업이 보유한 데이터의 확보 및 활용 여건이 중요한 요소로 작용할 것으로 판단됨.

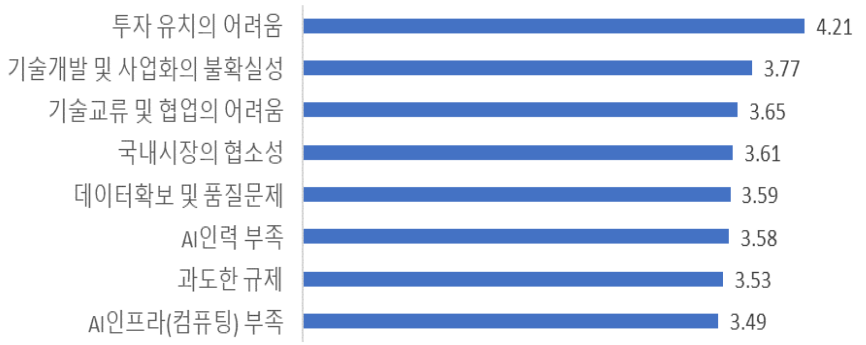
❍ 2023년 기준 AI 공급기업이 인식하는 주요 애로사항은 모든 조사 항목에서 5점 만점에 3점 이상으로 나타났으며, '투자 유치의 어려움'이 4.21점으로 가장 높게 나타남. 이어 '기술개발 및 사업화의 불확실성(3.77점)', '기술교류 및 협업의 어려움(3.65점)', '국내시장의 협소성(3.61점)' 등의 순으로 높게

나타나, AI 공급기업이 자금조달뿐만 아니라 기술개발·사업화 및 시장 확대 과정에서도 다양한 어려움을 겪고 있는 것으로 나타남〈그림 4-11〉.

- 2021년과 비교하면 AI 인력 부족과 데이터 확보 및 품질 문제에 대한 어려움 정도는 낮아진 반면, 투자 유치의 어려움과 기술개발 및 사업화의 불확실성은 높아져, AI 기업의 애로사항이 기술·인력 확보뿐만 아니라 사업화 및 시장 확대로 확대되고 있는 것으로 나타남.

〈그림 4-11〉 AI 공급기업의 주요 애로사항(2023년)

단위: 점



주: 5점 척도이며, 점수가 높을수록 어려움 정도가 높음을 의미함.
자료: 과학기술정보통신부(2025), 인공지능산업실태조사.

1.3.2. 농식품산업 AI 도입 및 공급 결정요인[30]

❍ 우선 수요기업의 데이터와 디지털 기반의 구축 수준은 AI 솔루션의 도입 가능성과 적용 범위를 결정하는 주요 요인으로 나타남.

- 기존 생산설비와 생산정보시스템을 통해 AI 적용에 필요한 데이터가 지속적으로 수집·축적되고 있는 기업은 보유 데이터를 활용하여 상대적으로 원

30) ㈜심플랫폼, ㈜엠아이큐브솔루션, ㈜뉴엔AI 관계자 인터뷰 내용을 바탕으로 작성하였음.

활하게 AI 모델을 개발·검증할 수 있음.

- 반면 식품 제조 중소기업은 생산설비가 노후화되어 있거나 설비 자체에 통신 기능이 없고 일부 생산정보가 수기로 관리되는 경우가 있어, AI 적용에 필요한 데이터를 충분하게 확보하기 어려운 경우가 있음.
- 데이터가 축적되어 있더라도 AI 적용 목적에 필요한 데이터가 없거나 여러 시스템에 분산되어 있는 경우가 있어, 데이터의 양뿐만 아니라 적용 목적에 적합한 데이터의 확보와 지속적인 관리가 중요한 것으로 나타남.
- 데이터 수집 체계가 충분히 구축되지 않은 기업은 AI 도입에 앞서 센서·통신장치·서버 등 관련 인프라를 추가로 구축해야 하므로 사업 범위와 비용이 증가하고, AI 학습에 필요한 데이터를 축적하는 데에도 시간이 소요될 수 있음.

❍ 수요기업이 해결하고자 하는 문제가 명확하고 AI 도입에 따른 기대효과가 투자 비용에 상응할 경우 도입 결정과 개념 증명(Proof of Concept: PoC) 이후 본사업 전환에 긍정적인 영향을 미치는 것으로 나타남.

- AI 기술 자체의 도입을 목적으로 하기보다 품질 편차, 반복적인 설비고장, 숙련인력 부족 등 기업이 실제로 해결하고자 하는 문제를 구체화하고, 이를 해결하기 위한 수단으로 AI를 도입할 경우 AI의 적용 범위와 목표를 보다 명확하게 설정할 수 있음.
- 품질 향상, 불량률 감소, 생산성 향상 등 AI 도입 목적이 명확하면 AI 도입을 통해 기대하는 성과와 적용 범위를 구체적으로 설정하고 도입 효과를 판단하기 용이함.
- 반면 AI 솔루션뿐만 아니라 데이터 수집·연계를 위한 추가적인 설비와 시스템 구축이 필요한 데 비해 기대되는 생산성 향상이나 비용 절감 효과가 불명확한 경우에는 투자비용 대비 효과를 판단하기 어려워 도입이나 본사업 전환에 제약으로 작용할 수 있음.

❍ 수요기업 경영진의 추진 의지와 현장 인력의 적극적인 참여도 AI 솔루션의 도입과 지속적인 활용에 중요한 요인으로 나타남.

- AI 도입 과정에서는 기존 공정·설비의 변경, 새로운 데이터의 수집·관리, 시스템 구축 및 검증 등에 수요기업의 지속적인 협조가 필요하므로, 경영진의 적극적인 추진 의지가 중요한 것으로 나타남.
- 또한 실제 시스템을 사용하는 현장 인력이 AI 도입의 필요성을 이해하고 데이터 수집과 시스템 활용에 적극적으로 참여하는 것이 중요하며, 내부 공감대와 참여가 부족한 경우에는 시스템을 구축하더라도 실제 활용으로 이어지기 어려울 수 있음.

❍ AI 공급기업은 농식품 분야에서 AI 솔루션을 공급하는 과정에서 도입 의향과 여건을 갖춘 수요기업을 발굴하는 데 어려움을 겪는 것으로 나타남.

- AI 공급기업은 중소 식품기업의 경우 자사에 어떤 AI 기술이 필요한지 판단하기 어렵고, 필요한 AI 솔루션과 이를 공급할 수 있는 기업을 탐색하는 데에도 어려움이 있는 것으로 인식하고 있음.
- AI 공급기업 역시 AI 도입 의향과 여건을 갖춘 수요기업 파악하기 어려워, 개별 기업에 직접 연락하여 수요를 자체적으로 발굴하는 방식에 의존하는 경우가 있음.
- 정부는 '스마트공장 사업관리시스템(https://www.smart-factory.kr/)' 등 온라인 플랫폼을 통해 스마트공장 관련 공급기업 목록을 제공하고 있지만, 제공되는 정보가 기업명과 주요 서비스 등 제한적이어서 수요기업이 해결하고자 하는 문제와 공급기업의 기술 및 적용 경험을 구체적으로 연결하는 데 한계가 있다는 의견이 제시됨.

❍ 공급기업의 AI 개발·운영 담당 전문인력의 확보와 육성은 안정적인 AI 솔루

션 공급에 영향을 미치는 핵심 요인으로 나타남.

- AI 공급기업은 전문인력 확보를 위해 채용을 지속하고 있음에도, 수요기업의 협력 요청에 충분히 대응하기 어려운 경우가 있는 것으로 나타남.
- AI 전문인력을 신규 채용하더라도 개별 솔루션과 제조 현장에 대한 이해와 교육을 거쳐야 실제 프로젝트에 투입할 수 있어, 단기간에 프로젝트 수행 인력을 확대하는 데 한계가 있음.

2. AI 도입 효과 분석

❍ AI 도입 효과의 불확실성은 AI 도입의 장애요인 중에 하나임. 이에 본 연구는 국내 마이크로 데이터 중 가장 긴 AI 관련 기업단위 시계열 자료를 가진 기업활동조사를 바탕으로 AI 도입 효과를 분석함.

2.1. AI 도입 효과 분석 모형[31)]

❍ AI 도입 효과를 분석하는 연구의 상당수는 아래와 같은 양방향 고정효과(TWFE) 회귀모형에 의존함.

$$Y_{it} = \alpha_i + \lambda_t + \beta^{TWFE} D_{it} + \epsilon_{it} \qquad \text{식 (4-1)}$$

- 여기서 Y_{it}는 기간 t에서 기업 i의 성과변수, α_i와 λ_t는 각각 개체 고정효과

31) 동내용은 Callaway & Sant'Anna(2021)를 요약함.

와 시간 고정효과, D_{it}는 기업 i가 기간 t에 처치를 받았음을 나타내는 지시변수임.

❍ 만약 처치가 단일 공통 시점에 이루어지고 효과가 동질적인 경우, β^{TWFE}는 처치집단 평균 처치효과(ATT)를 일관되게 추정함. 그러나 기업들의 도입 시점이 다양하고 효과가 기업 또는 시간에 따라 이질적인 경우, β^{TWFE}를 통해 편향이 없는 ATT를 추정하는 데에는 한계가 있음.

- 구체적으로, β^{TWFE}는 가용한 모든 2×2 이중 차분 비교치의 가중 평균이며, 이 중 일부는 이미 처치를 받은 기업을 통제집단으로 활용하는 '금지된 비교(forbidden comparisons)'를 포함함.
- 이러한 잘못된 통제집단으로 인해 정(+)의 AI 도입 효과를 가진 기업이라도 β^{TWFE}로 통합되는 과정에서 음의 가중치를 가질 수 있으며, 이로 인해 β^{TWFE}에 편의가 발생할 수 있음. 또한 심한 경우 β^{TWFE}의 부호가 모든 기업 수준 효과와 반대 부호를 가질 수 있음.

❍ 본 연구에서는 기존의 TWFE의 한계점을 극복하고 서로 상이한 기업들의 AI 도입 시기를 고려하기 위해 Callaway & Sant'Anna(2021)가 제안한 방법론(이하 CS 추정량)을 활용하여 활용함.

❍ 다만, CS 추정량 역시 TWFE와 같이 평행추세 가정을 바탕으로 함. 이는 기존 문헌에서 논의된 AI 도입과 관련된 눈에 보이지 않는 기업의 특징이 AI 도입과 평행추세에 영향을 미칠 수 있음을 의미함.

❍ 이에 본 연구에서는 평행추세 가정이 기업의 눈에 보이지 않는 특징으로 인해 성립하지 않는다고 가정한 Park(2025)의 선택보정(Selection-corrected) 추정량을 활용하여 분석 결과의 강건성을 검정함.

2.1.1. CS 추정량

❍ TWFE 추정량이 효과를 단일 계수로 집약하는 것과 달리, CS는 그룹 g와 기간 t에 대해 식 (4-2)와 같이 정의되는 그룹-시간 평균 처치효과의 집합을 분석함으로써 β^{TWFE}의 가중치 문제를 해결함.

- 여기서 G는 처치 시기를 의미함. $Y_t(g)$는 기간 g에 최초로 처치받은 경우 기간 t의 잠재적 성과이고, $Y_t(0)$은 처치를 받지 않은 경우 기간 t의 잠재적 성과임. 즉 식 (4-2)는 기간 g에 최초 처치를 받은 집단에 속한 기업들의 기간 t에서의 AI 도입 효과 평균을 나타냄.

$$ATT(g,t) = E[Y_t(g) - Y_t(0) \mid G = g], t = 1, ..., T \qquad \text{식 (4-2)}$$

❍ 그러나 $Y_t(g)$와 $Y_t(0)$은 동시에 관측할 수 없음. 따라서 이들 모수를 식별하기 위해서는 네 가지 가정에 필요함.

- 첫째, 처치는 비가역적이어서 도입은 영구적이며 개체의 AI 도입과 관련된 기간 등의 정보는 그룹(g, 도입시점)으로 완전히 요약됨.
- 둘째, 개체는 처치를 사전에 예측하지 않으므로, 도입 이전 기간에는 두 그룹에 (체계적인) 영향을 미치지 않음.
- 셋째, 가장 중요하게는 처치받지 않은 잠재적 성과가 조건부 평행추세 가정을 만족해야 함. 즉, 처치가 없었다면 그룹 g의 평균 성과는 공변량 X를 조건부로 비교집단의 성과와 평행하게 변화했을 것이라고 가정함(식 4-3).

$$E[Y_t(0) - Y_{t-1}(0) \mid X, G = g] = E[Y_t(0) - Y_{t-1}(0) \mid X, \text{비교집단}]$$
식 (4-3)

- 여기서 비교집단은 처치를 받지 않은(never-treated) 집단이거나 기간 t까지 처치를 받지 않은(not-yet-treated) 집단을 의미함. 후자는 비교집

단의 풀을 넓히는 반면, 전자는 보다 보수적인 접근임.

- 넷째, 중첩(overlap) 조건은 각 그룹이 양의 확률로 존재하고 성향 점수(propensity score)가 1에서 충분히 떨어져 있을 것을 요구함.

❍ 이러한 가정하에서, 공변량이 없는 처치를 받지 않은 기업(C = 1)의 $ATT(g,t)$(t ≥ g)는 아래 식 (4-4)를 통해 식별됨.[32]

$$ATT(g,t) = E[Y_t(g) - Y_{g-1}(0) \mid G = g] - E[Y_t(0) - Y_{g-1}(0) \mid C = 1]$$

식 (4-4)

❍ $ATT(g,t)$는 g와 t에 따라 서로 다른 값을 가짐. 따라서 CS는 이러한 $ATT(g,t)$들을 연구 목적에 따라 $ATT(g,t)$를 요약하는 방법을 제시함. 첫 번째 방법은 기존의 이벤트 스터디에 해당하는 방법론임. 구체적으로 e(= t − g)를 도입 이후 사건 시간(혹은 지속 시간)이라 할 때, 이벤트 스터디 추정량은 동일한 사건 시간을 가진 효과들을 가중 평균하는 것임(식 4-5).

$$\theta_{es}(e) = \sum_g 1\{g+e \le T\} \Pr(G = g \mid G+e \le T) ATT(g, g+e) \quad \text{식 (4-5)}$$

❍ $\theta_{es}(e)$의 경우 도입 이후 지속 시간(e)을 중심으로 비교하면 도입 전후 효과의 변화 양상을 추적할 수 있음. 구체적으로 $e < 0$의 추정치는 처치 전 차이를 나타내어 평행추세 가정에 대한 점검 역할을 하고, $e \ge 0$의 추정치는 효과가 즉

32) CS는 식 (4-3)을 추정하는 방법으로 1) 비교집단의 조건부 추세를 모형화하는 결과회귀(outcome regression) 추정량, 2) 비교집단을 일반화된 성향 점수로 재가중하는 역확률가중(IPW) 추정량(Abadie, 2005), 그리고 두 방법을 결합하여 어느 한 모형이 올바르게 설정된 경우 일치성을 갖는 이중 강건(doubly robust) 추정량(Sant'Anna & Zhao, 2020)을 제시함. 본 연구는 세 가지 추정 방법 중 이중 강건(DR) 추정량을 채택함. 이는 이중 강건 추정량은 두 방법에 비해 모형 오설정(Model Misspecification)에 상대적으로 강건하기 때문임. 추정 방법과 통계적 검정에 관한 자세한 내용은 Callaway & Sant'Anna(2021)를 참조 바람.

각적인지, 지연되는지, 증가하는지를 보여줌. 다만, 식 (4-4)는 평행 주체 가정에 대한 진단 수단으로도 기능하지만, 추정에 사용된 기업들의 구성이 e에 따라 달라지므로 사건 시간 간 이동 혹은 차이가 진정한 동학이 아닌 그룹 구성의 변화를 반영할 수 있다는 한계가 있음.

❍ 두 번째는 각 그룹(AI 도입 시기)을 처치 후 효과를 가중 평균으로 요약하는 그룹 효과 방법론임(식 4-6). 이는 도입 시점별 이질성, 즉 초기 도입자와 후기 도입자 간의 차이를 드러내며, 처치 시점이 핵심 관심사일 때 활용함. 다만 이 방법의 한계는 그룹별로 처치 후 기간이 달라 초기 도입 그룹이 더 많은 기간에 걸쳐 평균이 된다는 점임.

$$\theta_{sel}(g) = \frac{1}{T-g+1}\sum_{t=g}^{T} A\ TT(g,t) \qquad \text{식 (4-6)}$$

❍ 마지막 요약 방법은 식 (4-6)의 처치집단 내 각 그룹의 비중으로 그룹 효과를 가중 평균하여 단일 대표 효과를 도출함(식 4-7). 동 접근법은 장점은 다음과 같음: 1) 더 많은 기간 관찰되는 초기 처치집단의 기계적 과대 가중을 방지하고, 2) 회귀가중치 대신 그룹 크기 비중을 사용함으로써 TWFE의 음의 가중치 문제를 피하여 이질성에 강건한 추정치를 제공함. 3) 마지막으로 기존의 전형적인 DID 추정치의 해석과 일치함.

$$\theta_0 = \sum_g \theta_{sel}(g)\Pr(G=g \mid G \leq T) \qquad \text{식 (4-7)}$$

❍ 마지막으로 모든 처치 전 효과가 영이라는 결합 귀무가설에 대한 Wald-type 검정을 통해 평행추세 가정을 검정함. 또한 강건성 확인을 위해 공변량 포함 여부에 따른 추정을 비교하고, Rambachan & Roth(2023)에 따른 평행추세 위반에 대한 민감도 분석을 실시함.

2.1.2. 선택보정 추정량[33)]

❍ 기업활동조사를 바탕으로 AI 도입을 계측한 대부분의 연구는 AI 도입의 내생성을 가정함. 본 연구 역시 1) AI 도입이 정부 정책과 달리 기업의 선택이라는 점, 2) AI 도입을 위한 사전적인 준비, AI 관련 미래 성장 잠재력 등 눈에 보이지 않는 변수가 도입 후 평행추세에 영향을 줄 수 있다는 점을 고려하여 Park(2025)를 바탕으로 AI 도입의 내생성을 통제하고자 함.

❍ Park(2025)는 잠재적 처치시기(G_i^*)를 아래 식 (4-8)과 같이 가정함. 구체적으로 Park(2025)는 잠재적 처치시기 추정을 위해 은퇴 혹은 임신 시기 결정, 실업 기간 등의 분석에 활용되는 로그선형 모형을 가정함. 여기서 Z_i는 AI 도입 시기에 영향을 주는 공변량을 의미함.

$$\ln G_i^* = Z_i'\gamma + u_i, u_i \sim N(0, \sigma_u^2) \quad \text{식 (4-8)}$$

❍ 또한 AI를 도입하지 않은 기업들의 잠재적 노동생산성($Y(0)$)은 식 (4-9)와 같이 시간에 따라 그 영향이 변화하는 눈에 보이지 않는 기업 특성(a_i)을 고려한 교차고정모형(interactive fixed effects model)을 가정함.[34)]

$$Y_{it}(0) = \delta_t a_i + W_{it}'\beta + b_i + \epsilon_{it} \quad \text{식 (4-9)}$$

- 여기서 W_{it}는 잠재적 노동생산성을 나타내는 공변량임. W_{it}는 Z_i와 겹칠 수 있음. 본 연구에서는 W_{it}로 CS 추정에서 활용한 공변량을 활용하였으며, Z_i는 W_{it}와 더불어 산업분류 더미를 활용함. 마지막으로 b_i는 시간불변

33) 동내용은 Park(2025)을 요약함.

34) 교차고정모형은 평행추세 가정을 유지하기 DID 모형에서 자주 활용되는 모형임(Callaway & Karami, 2023).

의 영향을 가진 눈에 보이지 않는 기업의 특징을 나타냄. 마지막으로 ϵ_{it}는 다른 변수와 독립적인 잔차항을 의미함.

❍ 구체적으로 식 (4-9)를 가정한 시간에 따른 잠재적 노동생산성 변화 추세는 아래 식 (4-10)과 같음. 따라서 W_{it}를 통제한 조건부 평행추세가정은 δ_t가 도입시기에 관계없이 동일할 경우에만 만족함.

$$E(\triangle Y_{t,t-1}(0) \mid G=g) = E(\triangle \delta_{t,t-1} a + \triangle W'_{t,t-1}\beta \mid G=g) \quad \text{식 (4-10)}$$

❍ 추정을 위해 기업 간의 독립과 사전 예측 불가(no anticipation) 가정과 더불어 a_i를 식 (4-8)의 잔차항에 영향을 받는 선형 구조를 가진다고 가정함(식 4-11).[35]

$$a_i = h(X_i, u_i) + e_i \quad \text{식 (4-11)}$$

- 본 연구에서는 Park(2025)와 같이 $a_i = \rho u_i + e_i$로 가정함. 이는 기업의 눈에 보이지 않는 특징이 ρ를 통해 연계되어 있음을 의미함.

❍ 위 가정을 바탕으로 처치집단 평균 처치효과(ATT)는 아래 식 (4-12)와 같이 나타낼 수 있음.[36]

$$ATT(g,t) = E(\triangle Y_{t,g-1} - \alpha_{t,g-1}\lambda_g(Z) - \triangle W'_{t,g-1}\beta \mid G=g) \quad \text{식 (4-12)}$$

- 여기서 $\alpha_{t,g-1} = \triangle \delta_{t,g-1}\rho\sigma_u$을 의미하며, $\lambda_g(Z)$는 정규분포를 가정한

35) Heckman(1979) 이후 표본선택(sample selection) 모형에서 일반적으로 사용되는 가정함.

36) Park(2025)은 식 (4-12)에 속한 파라미터들에 대한 추정방법으로 일반적인 표본선택 모형에서 사용하는 두 단계 추정방법을 활용함. 추정 방법과 통계적 검정에 관한 자세한 내용은 Park(2025)을 참조 바람.

역밀스 비율(inverse mill's ratio), 즉 $\lambda_g(Z)=\phi(Z'\gamma_{g-1})-\phi(Z'\gamma_g)/\Phi(Z'\gamma_g)-\Phi(Z'\gamma_{g-1})$, $g=2,...,T$을 의미함. 마지막으로 $Z'\gamma_g=\sigma_u^{-1}(\ln g-Z'\gamma)$임.

2.2. 분석자료

❍ AI 도입의 인과적 효과를 실증 분석하기 위해 국가데이터처가 시행하는 기업활동조사를 활용함. 기업활동조사는 2006년에 시작된 연간 기업 수준 조사로, 국내기업 중 상시 종업원 50인 이상, 자본금 3억 원 이상 법인기업의 다양한 경영 활동 및 재무 성과에 관한 포괄적인 데이터를 제공함. 특히 2017년부터는 AI를 포함한 4차 산업혁명 기술의 활용 및 개발에 관한 세부 정보가 추가됨.

❍ 종속변수는 기업 수준 노동생산성의 대리변수로서 1인당 실질 부가가치의 자연로그값을 사용함.

❍ 엄격한 평행추세 가정 대신 CS가 제시한 조건부 평행추세 가정을 활용하기 위해 기업 수준 공변량을 분석에 활용함. 공변량은 선행 연구를 따라 총요소생산성과 밀접하게 연관된 기준 기업 특성 변수들을 바탕으로 선정하였다(송단비 외, 2021; 장지연 외, 2024; Nam, 2026; 최지은 외, 2025). 구체적으로, 지리적 이질성을 통제하기 위한 광역시·도 단위 지역 더미변수뿐만 아니라 기업의 자본 집약도와 혁신 역량을 통제하기 위해 1인당 실질 유형자산과 1인당 특허 수를 활용하였으며, 외국인 소유 지분율, 수출 더미, 모회사 유무 지표, 자회사 수 등을 통해 폭넓은 기업 구조와 글로벌 시장 노출도를 통제함.

❍ 데이터 전처리 단계에서는 실질 부가가치가 음수인 관측치 및 기업활동조사 내 잠재적 보고 오류를 포함하는 관측치를 제외함. 또한 2017년부터 2024년까지 지속적으로 조사에 포함된 기업들로 구성된 균형 패널 데이터를 구축함.

❍ 아래 〈표 4-7〉은 산업별, 최초 도입 연도별 AI 도입 기업 수를 나타냄. 눈에 띄는 점은 농식품제조업의 AI 도입 기업수가 대부분의 기간 동안 5개 미만이라는 점임. 이러한 상대적으로 작은 처치그룹은 추정 결과의 유의성과 강건성 확보에 제약요인으로 작용할 수 있음.

〈표 4-7〉 산업별·도입 연도별 AI 도입 기업 수

도입 여부/연도	농·식품제조업	제조업	IT·통신	금융	서비스	기타	전체
미도입	296	3,306	313	118	406	1,973	6,412
2018	1	27	25	8	2	16	79
2019	0	64	51	19	9	34	177
2020	4	33	21	4	5	20	87
2021	2	49	27	7	4	18	107
2022	1	21	10	5	5	8	50
2023	9	70	39	8	15	39	180
2024	9	114	44	11	22	72	272
합계	322	3,684	530	180	468	2,180	7,364

주: 2017년 기업활동조사에서 이미 AI를 활용하거나 개발 중이라고 응답한 기업은 최초 도입 연도를 정확히 특정할 수 없어 표본에서 제외함. 최종 분석 표본은 7,364개 개별 기업으로 구성된 균형 패널임.
자료: 저자 작성.

❍ 〈표 4-8〉은 추정에 활용된 변수들의 기초통계량을 나타냄. AI를 도입한 기업과 도입하지 않은 기업을 비교한 결과, 노동생산성과 1인당 특허 수, 기업의 구조를 나타내는 모기업의 유무와 자회사 개수, 그리고 성과급 및 연봉제 도입 여부에서 통계적으로 유의한 차이를 보이는 것으로 분석됨.

〈표 4-8〉 기준 연도(2017년) 기초 통계량

변수	전체 평균 (표준편차)	도입 기업 평균 (표준편차)	미도입 기업 평균 (표준편차)	차이 (도입 vs 미도입)
log(노동생산성)	4.470 (0.716)	4.629 (0.775)	4.447 (0.704)	0.182***
1인당 유형자산	2.255 (6.699)	2.149 (5.842)	2.270 (6.817)	-0.121
1인당 특허 수	0.053 (0.119)	0.083 (0.149)	0.049 (0.113)	0.034***
모회사 유무(더미)	0.749 (0.434)	0.720 (0.449)	0.753 (0.431)	-0.034***
자회사 수	1.787 (4.052)	3.788 (6.635)	1.490 (3.412)	2.297***
수출 기업(더미)	0.583 (0.493)	0.596 (0.491)	0.581 (0.493)	0.014
성과급 연봉제 도입(더미)	0.848 (0.359)	0.932 (0.252)	0.836 (0.371)	0.096***
외국인 소유 지분율(%)	10.621 (28.407)	11.189 (27.142)	10.536 (28.591)	0.653

주: ***는 1% 유의수준에서 통계적으로 유의함을 나타냄.
자료: 저자 작성.

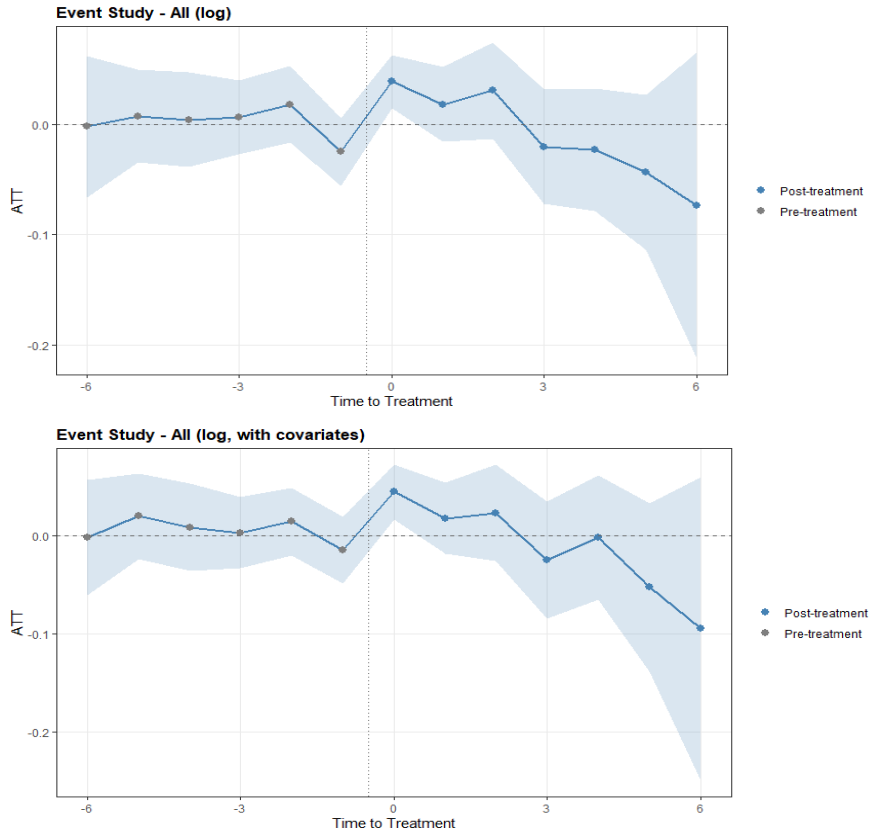
2.3. 분석 결과

2.3.1 CS 추정치

○ 먼저 〈그림 4-12〉는 식 (4-5)를 바탕으로 전체 산업의 이벤트 스터디 추정 결과를 나타냄. 〈그림 4-12〉의 수평축은 앞서 언급한 도입 지속 시간(e)에 해당함.

- 〈그림 4-12〉에서 볼 수 있듯이, AI 도입의 인과적 효과는 최초 도입 직후 즉각적으로 나타나지만, 이후 기간에는 지속적으로 감소하는 양상을 보임. 또한 이러한 동적 처치 패턴이 기업 수준 공변량 세트를 통제한 후에도 매우 강건한 것으로 분석됨.
- 또한 처치 전 상대 기간(g-1)에 대한 이벤트 스터디 추정치는 통계적으로 영과 구별되지 않는 것으로 분석되어, 평행추세 가정이 만족하는 것을 알 수 있음.[37]

〈그림 4-12〉 전체 산업 이벤트 스터디 추정 결과

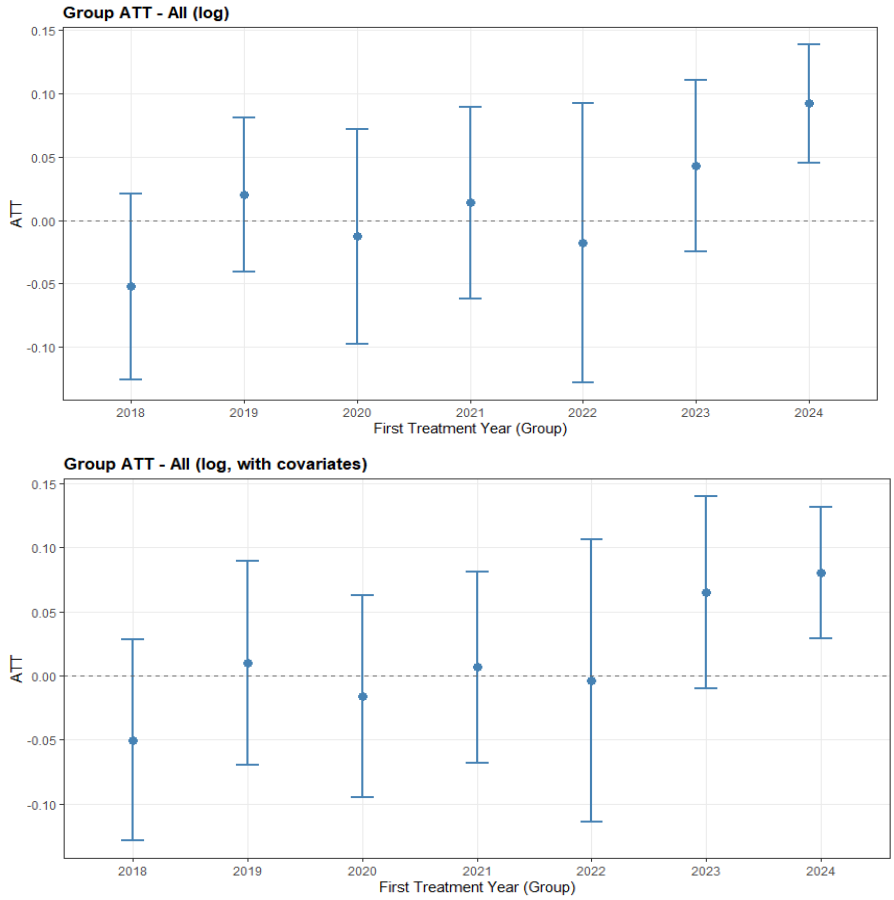


주: 수평축은 AI 도입·개발 최초 연도를 기준으로 한 상대적 시간(사건 시간)을 나타내며, 수직축은 처치집단 평균 처치효과(ATT)를 측정함. 파란 음영 영역은 95% 신뢰구간을 나타냄. 파란 점과 회색 점은 각각 처치 후 및 처치 전 동적 평균 효과를 나타냄.
자료: 저자 작성.

37) TWFE를 활용한 이벤트 스터디의 경우, 더미들을 활용하여 시간에 따른 효과를 계측함. 따라서 완전 공선성을 피하기 위해 기준범주를 나타내는 더미(예를 들어 도입 지속 시간이 −1인 시점을 나타내는 더미)를 제외하고 추정하며, 이로 인해 기준범주를 나타내는 더미의 추정치는 0으로 정규화함. 하지만 CS 추정량은 더미를 활용하여 시간에 따른 효과를 계측하지 않음. 즉 식 (4-3)에서와 같이 각 (g,t)에 해당하는 ATT(g,t)를 추정하고 식 (4-4)를 바탕으로 집계하는 방식으로 이벤트 스터디를 추정치를 산정함. 또한 도입시점(g) 이전, 논의되고 있는 도입 지속 시간이 −1인 시점에서의 추정치는 g-1시점과 g-2 시점에서의 y 변화를 비교한 값으로 실제 추정된 값임. 따라서 0으로 정규화될 필요가 없으며, 평행추세 가정을 사전검정하는 통계량으로 사용할 수 있음.

❍ 이벤트 스터디 추정치 외에도, 본 연구에서는 식 (4-6)의 그룹 효과를 바탕으로 〈그림 4-13〉과 같이 도입 연도에 따른 이질적 처치 효과를 분석함. 〈그림 4-13〉의 수평축은 AI 최초 도입 연도를 나타내며, 파란 점은 도입 시점부터 2024년까지 평균화된 도입 연도별 처치집단 평균 처치효과를 나타냄.

〈그림 4-13〉 전체 산업 그룹 효과 추정 결과



주: AI 도입 그룹별 ATT를 제시함. 수평축은 AI 최초 도입 연도(최초 처치 연도 또는 그룹)를 나타내며, 수직축은 노동생산성 로그값에 대한 ATT를 나타냄. 실선 점은 그룹별 점 추정치이며, 수직 오차 막대는 95% 신뢰구간을 의미함. 아래 그림의 추정치는 기업 수준 공변량 세트를 통제한 결과임.
자료: 저자 작성.

❍ 흥미로운 점은 2023년 이후 AI를 도입한 기업의 생산성이 급증하였다는 점임. 2024년 AI를 도입한 기업은 비도입 통제집단 대비 노동생산성이 약 8~9% 높은 것으로 추정됨.

❍ 이는 도입 첫해 생산성 향상 후 생산성이 감소하는 이벤트 스터디 결과와 일치함.

- 구체적으로 2023~2024년 AI 도입 기업들의 수는 전체 47%에 이르며, 2024년 AI 도입 기업의 수는 전체 AI 도입 기업의 약 29%에 이름〈표 4-7〉. 이는 2022년 11월 30일 이후 ChatGPT 등의 생성형 AI의 본격적인 도입으로 인한 것으로 해석할 수 있음.
- 따라서 이벤트 스터디 추정치가 도입 지속 기간이 같은 기업의 수를 가중치로 활용한다는 점에서 이벤트 스터디의 도입 초기 정(+)의 도입 효과는 최근, 특히 2024년 AI 도입기업의 생산성 향상 효과에 의해 주도된 결과인 것으로 해석할 수 있음.

❍ 〈표 4-9〉는 〈그림 4-13〉에 제시된 그룹별 평균 처치효과를 식 (4-7)에 따라 가중 평균한 단일 집계 추정치를 나타냄.

- 실증 분석 결과 AI 도입은 실질 1인당 부가가치를 약 3% 향상시키며, 공변량 포함 여부에 관계없이 매우 강건한 것으로 분석됨. 또한 CS의 사전 추세 검정에서 평행추세 가정을 기각하지 못하는 것으로 나타남.
- 다만, 집계 ATT가 그룹효과를 각 연도별 업체 비중으로 가중평균한 것임을 고려한다면, 이러한 정(+)의 효과는 최근 AI를 도입한 기업들의 생산성 효과에 큰 영향을 받은 것이라 해석할 수 있음.
- Rambachan & Roth(2023)의 민감도 분석 결과의 인과적 해석은 완전한 평행추세를 가정하는 엄격한 조건하에서만 성립하는 것으로 분석됨. 이는 동 추정치를 인과적으로 해석하는 데는 주의가 필요함을 의미함.

〈표 4-9〉 집계 ATT 전체 요약

모형	ATT	군집 표준오차	95% 신뢰구간
공변량 미포함	0.0333	0.0127	[0.0085, 0.0582]
공변량 포함	0.0321	0.0141	[0.0045, 0.0596]

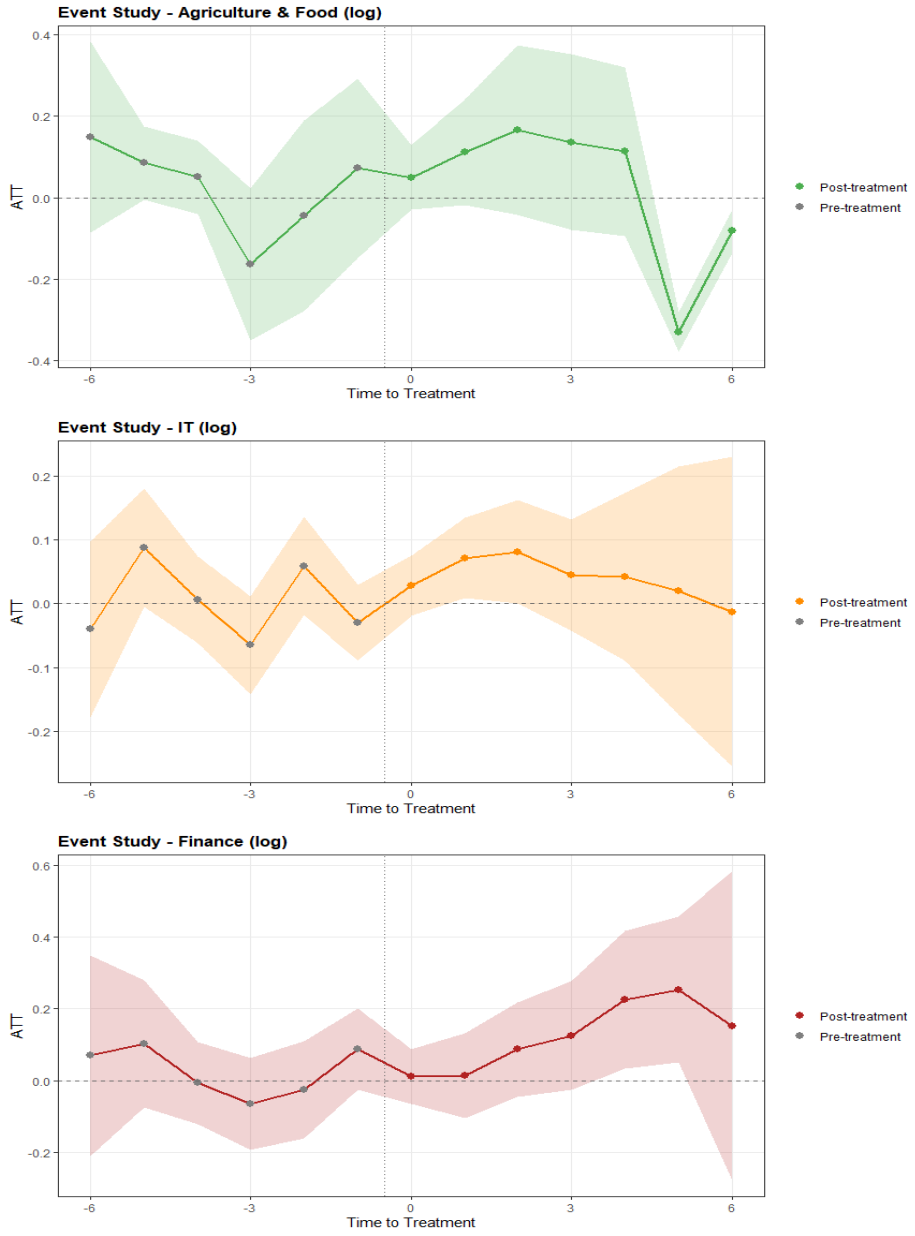
주: 본 표는 CS 추정량을 이용하여 도출한 노동생산성 로그값에 대한 AI 도입의 전체 집계 ATT를 의미함.
자료: 저자 작성.

❍ 산업 간 이질성을 반영하기 위해 산업별 AI 도입 효과를 분석함. 구체적으로 본 연구의 주요 분석 대상인 농식품산업(농업, 식료품 제조업, 음료 제조업), 제조업 전반, 그리고 AI의 영향이 클 것으로 예상되는 금융과 IT·통신 산업에 대해 그룹-시간 평균 처치효과를 추정함.

❍ 우선 〈그림 4-14〉는 농식품, IT, 금융 산업에 대한 이벤트 스터디 추정 결과를 나타냄.

- 추정 결과, 농식품산업의 추정치의 변동성은 IT 및 금융부문의 추정치에 비해 큰 것으로 분석됨. 이러한 농식품산업 추정치의 큰 변동성은 농식품산업의 AI 도입 기업 수가 매우 적으며, 그나마 도입한 기업도 2023년 이후부터 증가하기 때문임. 즉, 시간에 따른 그룹 구성 변화가 다른 산업에 비해 농식품산업의 이벤트 스터디 추정치에 더 큰 영향을 미친 것으로 해석할 수 있음.
- IT부문과 달리, 금융부문의 처치 효과는 시간이 지남에 따라 지속적으로 증가하는 것으로 분석됨. 하지만 농식품과 금융부문 모두 AI 도입 1년 전에 처치효과 추정치가 영에서 크게 벗어나 있으며, CS의 사전 검정에서 평행추세 가정을 통계적으로 기각함. 이는 두 추정치를 인과성을 바탕으로 해석하는 데에 한계가 있음을 의미함.

〈그림 4-14〉 산업별 이벤트 스터디 추정 결과



주: 수평축은 AI 도입·개발 최초 연도를 기준으로 한 상대적 시간(사건 시간)을 나타내며, 수직축은 처치집단 평균 처치효과(ATT)를 측정함. 음영 영역은 95% 신뢰구간을 나타낸다. 회색 점은 처치 전 동적 평균 효과를 나타냄.
자료: 저자 작성.

○ 〈표 4-10〉는 산업별 그룹 효과의 가중 평균을 나타냄. 추정 결과, 산업 중 AI 노출도가 높은 IT 및 금융 산업의 AI 도입 효과만 통계적으로 유의함.

- 구체적으로, AI 도입은 IT부문에서 평균 약 5%, 금융부문에서 약 9%의 노동생산성 증가를 가져온 것으로 분석됨. 이는 앞서 논의한 전체 산업 평균을 상회하는 수준임.
- 이에 반해, 농식품부문은 AI 도입 후 노동생산성이 약 7% 증가하는 것으로 추정되었으나 통계적으로 유의하지 않은 것으로 분석됨. 또한 현재 생성형 AI 노출도가 상대적으로 낮은 제조업부문의 추정치는 다른 산업에 비해 작고 통계적으로도 유의하지 않은 것으로 나타남.

〈표 4-10〉 산업별 AI 도입의 집계 ATT

산업	ATT	군집 표준오차	90% 신뢰구간
농·식품	0.0711	0.0447	[-0.0024, 0.1446]
제조업	0.0085	0.0205	[-0.0252, 0.0422]
IT·통신	0.0479	0.0280	[0.0018, 0.0940]
금융	0.0863	0.0433	[0.0015, 0.1712]
서비스	0.0348	0.0405	[-0.0445, 0.1142]

주: IT·통신 및 금융부문 추정치는 10% 유의수준에서 통계적으로 유의하다. [,]는 90% 신뢰구간을 나타냄.
자료: 저자 작성.

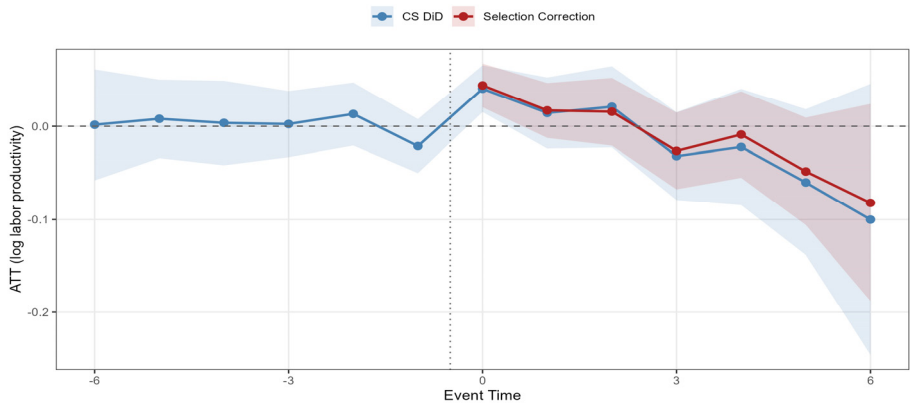
○ 마지막으로, IT부문은 CS 사전 검정에서 평행추세 가정을 기각하지 못하나, Rambachan & Roth(2023) 민감도 분석 결과 완전한 평행추세 가정하에서도 추정치가 강건하지 않은 것으로 분석됨. 더욱이 금융부문은 CS 사전 검정조차 통과하지 못함. 이는 IT부문의 AI 도입 효과에 대한 엄밀한 인과적 해석에 한계가 있음을 의미함.

2.3.2. 선택보정 추정량

❍ 앞서 언급하였듯이 기업활동조사를 활용한 대부분의 연구는 AI 도입의 내생성을 가정함. 이에 본 절에서는 내생성에 대한 분석 결과의 강건성을 검정하기 위해 Park(2025)의 선택보정 추정량을 활용함. 우선 〈그림 4-15〉는 선택보정 추정치와 CS 추정치의 이벤트 스터디 추정치 분석 결과를 나타냄.

❍ 우선, 선택보정 추정치와 CS 추정치와 거의 동일한 값을 가지는 것으로 분석됨. 특히, AI를 도입한지 3년이 지난 시점에서의 AI 도입 효과의 차이가 커지는 것으로 분석되었지만 그 차이 역시 통계적으로 유의하지 않은 것으로 분석됨.[38]

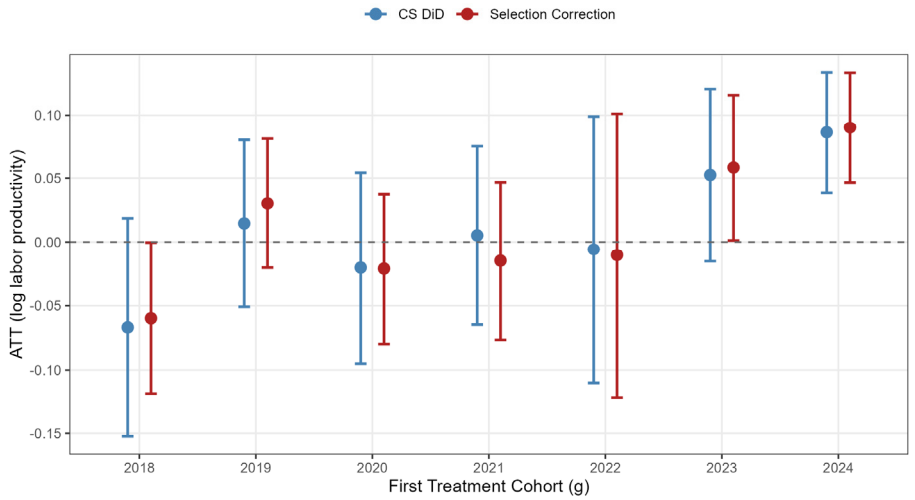
〈그림 4-15〉 전체 산업 이벤트 스터디 추정 결과: CS 추정량 vs 선택보정 추정량



주: 수평축은 AI 도입·개발 최초 연도를 기준으로 한 상대적 시간(사건 시간)을 나타내며, 수직축은 처치집단 평균 처치효과(ATT)를 측정함. 음영 영역은 95% 신뢰구간을 의미함. 회색 점은 처치 전 동적 평균 효과를 나타낸다. 파란색은 CS 추정치, 빨간색은 선택보정 추정치를 의미함.
자료: 저자 작성.

38) $\alpha_{t,g-1}$는 식 (4-12)와 같이 기업의 눈에 보이지 않는 특징이 평행추세에 영향을 미치는지를 나타냄. 분석 결과, g=2020년, 2021년 때의 추정치 절반 이상이 귀무가설(H0:$\alpha_{t,g-1}=0$)를 기각하는 것으로 나타남. 이는 눈에 보이지 않는 기업의 특징이 동 기간 동안 AI를 도입한 기업들의 도입 효과에 영향을 미쳤음을 의미함. 다만, $\alpha_{t,g-1}\lambda_g(Z)$ 값의 크기가 상대적으로 매우 작아 추정치 값에 미치는 영향은 매우 미미한 것으로 나타남. 구체적인 1단계 추정 결과와 2단계 $\alpha_{t,g-1}$의 추정 결과는 〈부록 5〉를 참조 바람.

〈그림 4-16〉 전체 산업 그룹효과 추정 결과: CS 추정치 vs 선택보정 추정치



주: AI 도입 그룹별 ATT를 제시함. 수평축은 AI 최초 도입 연도(최초 처치 연도 또는 그룹)를 나타내며, 수직축은 노동생산성 로그값에 대한 ATT를 나타냄. 실선 점은 그룹별 점 추정치이며, 수직 오차 막대는 95% 신뢰구간을 의미함. 각 추정치는 기업 수준 공변량 세트를 통제한 결과임.
자료: 저자 작성.

○ 그룹 효과 두 추정치가 같은 것으로 나타났으며〈그림 4-16〉, 식 (4-7)을 바탕으로 산정한 집계 ATT 분석 결과 역시 두 추정치가 유사한 것으로 분석됨〈표 4-11〉.

〈표 4-11〉 집계 ATT 전체 요약: CS 추정치 vs 선택보정 추정치

모형	ATT	군집 표준오차
CS 추정치	0.0309***	0.0143
선택보정 추정치	0.0332***	0.0116

주: CS 추정량과 선택보정 추정량을 이용하여 도출한 전산업의 집계 ATT를 의미함. 표준오차는 시계열 자기상관을 통제하기 위해 기업 수준에서 군집화함. CS 추정치는 선택보정 추정치와 동일한 결과회귀(outcome regression) 추정치를 활용함. ***는 1% 유의수준에서 유의함을 의미함. 각 추정치는 기업 수준 공변량 세트를 통제한 결과임.
자료: 저자 작성.

○ 이러한 결과는 눈에 보이지 않는 기업의 특성이 평행추세에 미치는 영향은 제한적이며, CS 추정치의 인과적 해석에 필요한 조건부 평행추세 가정이 동 특성에 의해 크게 위배되지 않음을 의미함.

3. 소결

❍ 농식품산업의 AI 도입률은 2024년 4.2%로 전체 산업 평균(9.6%)의 절반 이하이며, 2017~2024년 사이 4.2%p 상승했지만 전체 산업(8.2%p 상승)보다 증가 속도가 느려 격차가 지속되고 있음.

❍ 마이크로데이터가 활용 가능한 음·식료품 제조업을 중심으로 보면 AI 도입을 검토·시행한 사업체는 1.6%에 불과해 제조업 중 최저 수준이며, 98.4%는 도입 계획조차 없음. 도입 기업의 활용 목적은 '기존 제품·서비스 개선'(92.7%), '공정 외 업무 자동화'(85.5%) 등이 중심이고, 활용 기술도 생성형 AI(92.7%)에 편중되어 있으며 컴퓨터비전·디지털트윈 등 정교한 공정개선형 기술 활용은 매우 낮음. 도입 효과로는 '의사결정 속도·정확성 향상'(85.5%)이 가장 크게 나타남.

❍ 향후 3년 내 AI 도입 계획이 없는 기업은 94.6%에 달하며, 미도입 이유는 '활용 방안을 모름'(77.2%), '전문인력 부족'(44.1%)이 주된 요인으로, 비용이나 기술 수준 자체보다 활용 역량 부족이 더 큰 장벽으로 작용하는 것으로 분석됨. 또한 데이터를 전혀 수집하지 않는 사업체도 92.6%에 달해 AI 활용 기반 자체가 취약한 것으로 파악됨. 이에 기업들이 가장 필요로 하는 정부지원은 'AI 적용 컨설팅 확대'(59.4%), '전문인력 지원'(47.3%) 순으로 나타남.

❍ 공급 측면에서는 국내 AI 기업체 수·매출이 빠르게 성장하고 있으나(2021~2023년 매출 116.7%↑), 대표 제품·서비스의 응용 분야 중 '농업, 임업 및 어업' 비중은 2023년 6.0%에 그쳐 정보통신업(46.0%)·제조업(35.7%)에 비해 크게 낮음. 공급기업 인터뷰에 따르면 수요기업의 데이터·디지털 기반 미비, 해결 과제의 불명확성, 경영진 의지 부족, 수요-공급기업 간 매칭 어

려움, 전문인력 부족 등이 농식품 분야의 AI 도입·공급을 제약하는 주요 요인인 것으로 나타남.

❍ AI에 대한 사회적 관심과 수요가 급증하는 반면, AI 확산의 경제적 영향을 평가하는 실증 연구는 상대적으로 부족한 실정임. 이에 본 연구는 AI 확산의 경제적 효과를 평가하기 위해 AI 도입의 인과적 효과를 분석함. 특히 기술 도입의 이질적 시점과 동적 효과를 반영하기 위해 CS 추정량과 관찰되지 않는 기업의 특징을 통제한 선택보정 추정량을 적용하여 AI 도입이 기업 수준 노동생산성에 미치는 영향을 분석함. AI 도입 효과를 CS 추정량을 바탕으로 추정한 결과는 다음과 같음.

- 이벤트 스터디 추정 결과, AI 도입 초기의 노동생산성 향상 효과는 시간이 지남에 따라 약화되는 경향을 보임.
- 그러나 그룹 효과 분석에서는 2023년 이후 AI를 도입한 기업의 경우, 비도입 기업 대비 생산성이 큰 폭으로 증가한 것으로 분석됨.
- 전체적으로 AI 도입은 노동생산성을 평균 약 3% 향상시키는 것으로 분석됨. 산업별로는 IT부문에서 5%, 금융부문에서 9%의 노동생산성 향상을 이끌었으나, 평행추세 가정 관련 검정 결과 이러한 산업별 추정치의 엄밀한 인과적 해석에는 제약이 따르는 것으로 분석됨.

❍ 선택보정 추정량 분석 결과, 기업의 관찰되지 않은 특징(예를 들어, 기업 내 AI 활용 인력의 역량)이 평행추세 가정에 미치는 영향은 제한적인 것으로 나타남. 이는 AI 도입 효과가 AI 도입과 관련된 내생성에 강건함을 의미함.

❍ 본 분석의 분석결의 한계점은 다음과 같음. 우선, 자료의 한계로 인해 AI의 종류와 기술에 대한 차이를 분석에 고려하지 못함. 비록 2026년 상반기 공개된

사업체패널조사가 AI 기술에 대한 자료를 포함하고 있지만, 도입기업의 수가 부족하여 모형을 바탕으로 한 인과관계 분석에는 한계가 있는 것으로 판단함.

❍ 두 번째로는 자료의 한계로 2022년 11월 30일 이후 지속적으로 확대된 ChatGPT 등 생성형 AI의 효과가 지속적으로 유지될 것인지를 분석하는 데에는 한계가 있음.

- 도입 시기별 기업 특성(2017년 기준)을 비교한 결과, 2018~2019년 AI 도입기업들은 2023~2024년 AI를 도입한 기업들에 비해 4차 산업혁명 기술 활용률이 2.6배, 자회사 수가 1.6배, 1인당 특허 수가 1.3배 높은 것으로 나타남. 특히 미도입 기업과 비교하면 초기 도입 기업의 특허수는 2배, 자회사 수는 3.4배, 4차 산업혁명 기술 활용률은 6.1배에 달함. 이는 AI 도입이 혁신 역량과 디지털 기반을 갖춘 선도기업을 중심으로 이루어졌음을 의미함.
- 산업 구성 측면에서는 2018~2019년 AI를 도입한 40% 이상의 기업은 IT 및 금융에 집중되어 있는 반면 2023~2024년 AI를 도입한 기업들 중 두 산업이 차지하는 비중은 약 23% 감소하고, 제조업(40.7%)과 농식품산업(4.6%)이 증가함. 이는 시간이 지남에 따라 AI 도입과 관련된 선도부문에서 전통적인 제조업 중심의 산업으로 AI가 확산되었음을 의미함.
- 따라서 최근 관측되는 도입 효과는 상대적으로 도입 비용이 낮은 생성형 AI가 선도기업이 아닌 일반기업, 특히 제조업 등으로 확산되는 초기 국면으로 해석할 수 있으며, 자료의 제약으로 동 효과의 지속 여부를 판단하는 데에는 한계가 있음. 이는 향후 데이터 축적을 통한 지속적인 추적 검증이 필요함을 시사함.

5 요약 및 정책적 제언

1. 연구 결과 요약

❍ 국내 기업의 AI 활용률이 2024년 9.6%(농식품산업 4.2%)에 그치고, 장지연 외(2024)에 따르면 2023년 기준 농업 도입률은 1.6%에 불과함. AI 도입 효과는 산업·여건에 따라 상이하고 통계적 유의성도 낮게 나타나는 경우가 많아, 맥락특이적인 실증분석이 필요함.

❍ 이에 본 연구는 AI 도입이 농식품산업에 미치는 영향을 분석하기 위해 1) 농식품산업의 AI 노출도, 2) AI 도입이 농식품산업에 미치는 미시적 영향, 3) AI 도입이 농식품산업과 경제 전체에 미치는 거시적 영향을 분석함. 뿐만 아니라 전문가 자문 등을 통해 마이크로데이터를 통해 확인할 수 없는 식품제조업 AI 도입 및 활용여건을 분석함.

1.1. AI 노출도 분석

❍ 우선 본 연구에서는 O*NET 923개 직업·18,796개 과업을 LLM으로 평가하고 특허 데이터(약 83만 건)와의 의미적 유사도를 병행 측정해, 분석·예측형·생성형·피지컬 AI 노출도를 KSIC 산업 단위로 산출함.

❍ AI 노출도 분석 결과, 농식품산업 가치사슬에 따라 AI 노출 특성이 확연히 다른 것으로 나타남. 이는 종합하면 농식품산업은 단일한 AI 전략이 아니라 부문별 기술 유형에 맞춘 차별화된 접근이 필요함을 시사함.

- 구체적으로 농업 생산부문(작물재배업)은 분석·예측형 AI 노출도가 229개 산업 중 LLM 27위·특허 12위로 높음. 이는 농업 생산부문에서 AI의 기상·병해충 예측과 의사결정 지원 잠재력이 크다는 점이 반영된 결과임.
- 식품제조업(도축·육류가공, 곡물가공, 제빵·제과 등)은 반복적 절단·선별·포장 공정 특성상 피지컬 AI 노출도가 상위권(LLM 기준 2~4위)이나, 도축·육류가공은 LLM 노출도(2위)와 특허 노출도(152위) 간 큰 간극을 보임. 이는 실제 기술개발이 AI 잠재력을 따라가지 못하고 있음을 시사함.
- 유통·외식부문은 분석·예측형·생성형 AI(수요예측, 고객응대·판촉 콘텐츠) 노출도가 상대적으로 높은 반면, 음식점업은 피지컬 AI(서비스로봇 등) 특허 노출도가 상대적으로 큼.

1.2. AI 도입 및 활용 현황 분석

❍ AI 도입 및 활용 분석 결과는 다음과 같음. 우선, 농식품산업의 AI 도입률은 4.2%(2024)로 전체 산업(9.6%)의 절반 이하이며, 2017~2024년 증가 속도

도 전체 산업에 못 미쳐 격차가 확대되고 있음.

❍ 마이크로데이터가 가용한 음·식료품 제조업을 중점적으로 분석한 결과, 음·식료품 제조업은 도입 검토·시행 비중이 1.6%로 제조업 중 최저이고, 활용도 생성형 AI 위주의 기존제품 개선·업무자동화에 머물러 있으며, 데이터 미수집 사업체가 92.6%에 달할 만큼 활용 기반 자체가 취약한 것으로 나타남. 또한 음·식료품 제조업의 AI 미도입 이유는 비용이나 기술 수준보다 '활용 방안을 모름'(77.2%),'전문인력 부족'(44.1%)이 압도적임.

❍ 공급측면에서도 국내 AI 공급기업의 대표 서비스 중 농업·임업·어업 응용 비중은 2023년 6.0%로 정보통신업(46.0%)·제조업(35.7%)에 보다 크게 낮음.

1.3. AI 도입 영향 및 파급효과 분석

❍ AI 도입의 효과를 노동생산성 향상을 중심으로 분석한 결과는 다음과 같음. 우선, 전체 산업의 AI 도입이 노동생산성을 평균 약 3%(선택보정 시 약 7.9%) 높이는 것으로 분석됨. 다만, 농식품산업은 점추정치가 약 7.1%로 오히려 전체 평균보다 높음에도 불구하고 추정치가 통계적으로 유의하지 않으며, 인과적 해석에도 한계가 있는 것으로 나타남.

❍ 마지막으로 본 연구에서는 CGE 모형을 활용하여 10년 후 산업별 TFP 변화 시나리오화를 분석함.

❍ 시나리오1(전산업 균등 도입률 70%)·시나리오2(현재의 불균등한 산업별 도입률 격차를 반영한 70%)·시나리오3(균등 90%)의 전체 산업 TFP 증가율은

각각 10.8%·11.4%·15.1%로 추정됨. 다만, 부가가치 생산성 증가율 가정이 더 높은 시나리오2가 오히려 시나리오1보다 TFP 증가 효과가 작은 것으로 나타남. 이는 현재와 같은 불균등한 도입 확산이 지속되면 산업 연계를 통한 파급효과가 저해되어 경제 전체의 생산성 향상이 제약될 수 있음을 의미함.

❍ 농식품산업 내에서도 이 불균등 효과가 뚜렷해, 시나리오2 기준 채소·과실(8.2%)·음식점(8.8%)은 양호하나 곡물 및 식량작물(0.8%)·기타작물(1.1%)은 거의 정체 수준으로, 균등 도입 시나리오(9~13%대)와 극명하게 대비됨. 작물생산부문 자체의 AI 잠재력이 낮은 것이 아니라, 현재의 낮고 불균등한 도입 여건이 지속될 경우 이 부문이 가장 뒤처질 위험이 크다는 것이 핵심 시사함.

2. 정책적 제언 및 연구의 한계[39)]

❍ 첫째, 효과적 AI 도입을 위해서는 부문별 특성에 맞춘 정책이 필요함.

- 노출도 분석 결과, 농업 생산부문은 분석·예측형 AI(기상·병해충·수급 예측), 식품제조업은 피지컬 AI(선별·포장 자동화), 유통·외식은 분석·예측형·생성형 AI(수요예측, 고객 응대)에 대한 노출도가 높은 것으로 나타남. 이는 AI 기술별로 도입하고자 하는 산업에 따라 그 영향이 상이함을 의미함.
- 다만, AI 도입 및 활용 현황 분석에서 음·식료품 제조업의 경우, AI 도입 수준 뿐만 아니라 AI 활용 필요성에 대한 인식 자체도 타 제조업에 비해 낮은 수준인 것으로 나타났으며, AI 미활용 이유로 77.2%가 'AI 기술의 활용 방

39) 앞선 연구 결과와 전문가 면담을 바탕으로 작성함.

안을 잘 모르기 때문'이라고 응답함.

- 또한 농식품산업의 경우, AI 기술 수요처와 공급업체의 풀이 적음에도 불구하고 AI 도입을 위한 탐색비용이 상대적으로 클 수 있음. 즉, 농가단위 혹은 중소기업단위에서 AI 도입을 위해 적합한 AI 공급업체를 찾거나 자신들에 필요한 AI 기술을 식별하는 데에는 한계가 있을 수 있음.
- 따라서 맥락특이적인 AI 도입 지원 정책 추진을 위해서는 무엇보다도 농식품산업에 속한 기업 혹은 농가들에 대한 정부의 적극적인 진단 및 컨설팅 지원이 필요함. 즉, AI 도입에 대한 기업 혹은 농가들의 합리적 판단을 위해 도입 전 생산공정과 데이터 보유 수준을 사전에 진단하고, 해결하고자 하는 문제와 필요한 데이터 및 시스템을 구체화하여 AI 도입에 대한 불확실성을 제거할 필요가 있음.
- 또한 AI 수요기업 혹은 농가가 적합한 공급기업을 탐색하고 공급기업도 도입 여건을 갖춘 수요처를 발굴할 수 있도록, 단순한 공급기업 목록 제공을 넘어 수요 기업 혹은 농가의 구체적인 문제와 공급기업의 기술 및 적용 경험을 연계할 수 있는 매칭 지원을 강화할 필요가 있음.

❍ 셋째, 비용·기술이 아닌 '활용 역량'에 초점을 맞춘 지원이 필요함.

- 음·식료품 제조업의 AI 미도입의 가장 큰 원인이 '활용 방안을 모름'과 '전문인력 부족'인 만큼, 자금지원보다 컨설팅·과제발굴·전문인력 파견의 비중을 늘려야 함. 이는 기업들이 실제로 가장 필요하다고 응답(컨설팅 59.4%, 전문인력 47.3%)과도 일치함.
- 더 나아가서는 공급기업의 수요 대응 역량을 강화하기 위해 AI 기술에 대한 전문성뿐만 아니라 제조공정과 현장에 대한 이해를 갖춘 인력의 확보와 육성이 필요함.

❍ 넷째, 데이터 기반 구축이 모든 정책의 전제조건임.

- 음·식료품 제조업의 경우, 데이터를 전혀 수집하지 않는 사업체가 92.6%에 달함. 이는 AI 활용에 필요한 데이터의 수집 및 축적 기반을 구축할 수 있도록 기초적인 데이터·디지털 기반 구축에 대한 지원이 필요함을 의미함.
- 또한 농산업 데이터 생태계 구축을 위해 현재 추진 중인 농림위성·농업기술데이터플랫폼 같은 공공 데이터 인프라를 민간(특히 영세 식품제조업)이 실제로 연계·활용할 수 있는 표준 인터페이스와 인센티브 설계가 필요함.

❍ 다섯째, AI 도입 성과 검증을 위한 연구와 지원이 시급함.

- 본 연구에서 식별한 2024년 AI 도입 효과는 상대적으로 도입 비용이 낮은 생성형 AI가 선도기업이 아닌 일반기업, 특히 제조업 등으로 확산되는 초기 국면으로 해석할 수 있음. 따라서 향후 데이터 축적을 통해 동 효과의 변화를 지속적으로 분석할 필요가 있음.
- 다만, 최근의 다양한 AI 관련 마이크로데이터가 조사되고 있지만, 실제 농식품산업의 AI 도입 효과를 계측하는 데에는 표본의 수뿐만 아니라 정보의 양과 질에서도 한계가 있음. 이는 단기적으로는 마이크로데이터를 활용한 농식품산업의 AI 도입 효과 식별에는 한계가 있음을 의미함.
- 따라서 AI 도입을 통한 노동시간 절감 효과 등에 대한 연구 확대가 필요함. 이를 통해 실질적인 AI 도입 효과를 실증하고 제공하여 AI 도입 효과의 불확실성을 제거할 필요가 있음.
- 정책 지원 역시 본격적인 투자에 앞서 특정 공정이나 생산라인을 대상으로 POC를 실시하여 기술적 성능과 기대효과를 확인하고, 성과가 확인된 경우 본사업과 다른 공정·사업장으로 확대할 수 있도록 단계적인 실증 지원이 효과적일 수 있음.

❍ 여섯째, 국가 차원에서는 AI의 불균등한 도입으로 인한 의도치 않은 효과를 줄일 필요가 있음.

- CGE 분석은 균등한 확산이 불균등한 확산보다 거시적으로 더 유리하다는 것을 보여줌. 또한 불균등한 AI 도입은 농식품산업, 특히 작물생산 부분에 부정적인 영향을 미치는 것으로 분석됨.
- 특히, 현재 AI 도입률이 낮고, 영세한 농식품산업의 경우, AI 도입이 다른 산업에 비해 뒤쳐질 수 있음. 따라서 단기적으로는 농식품산업과 다른 부문과의 연계성과 생산요소의 이동 가능성을 고려하여 비대칭적인 AI 도입의 의도치 않은 효과를 줄일 필요가 있음.
- 또한 현재의 '선도농가·선도기업' 중심 지원을 넘어 후발 주체(특히 곡물·식량작물 재배 농가, 영세 식품제조업체)의 도입 문턱을 낮추기 위해, 국가농업AX플랫폼·스마트APC 등 대형 인프라 투자와 함께, 소규모·고령 농가가 실제로 쓸 수 있는 저비용·보급형 AI 도구 확산이 병행되어야 함.

❍ 마지막으로 본 연구의 한계는 다음과 같음.

- 우선, 본 연구에서 활용한 자료와 관련된 한계점임. 비록 본 연구가 가장 최근의 마이크로데이터를 활용하였지만, 2023년 이후 급속히 증가한 AI 확산 속도와 그 영향을 반영하기에는 한계가 있음. 이는 도입 효과 분석에서 최근 2개년도의 도입 효과가 유효하게 나왔지만 도입 효과가 향후 지속적으로 유지될 것인지를 분석하는 데에는 한계가 있는 점과 일치함. 따라서 본 연구의 연구 결과를 해석함에 있어, AI의 급속한 확산이 시작된 초기 국면을 분석한 결과임을 고려할 필요가 있음.
- 두 번째 한계 역시 활용한 마이크로데이터의 한계와 연관되어 있음. 구체적으로 본 연구에서는 농식품산업의 도입 목적 및 활용 현황의 분석에 있어 농업과 유통, 그리고 외식을 제외한 음식료품 제조업만을 대상으로 함. 이

는 활용한 마이크로데이터의 조사범위에 동 산업들이 포함되어 있지 않기 때문임.[40] 또한 농식품산업의 영세성을 고려한다면, 전수조사인 기업활동조사를 통해서도 농식품산업의 AI 관련 현황을 충분히 식별하는 데에는 한계가 있음.

- 본 연구에서는 마이크로데이터의 한계를 극복하기 위해 AI 공급업체에 대한 인터뷰와 자문회의 등을 통해 AI 활용 현황을 정성적으로 파악하려 하였지만, 자료의 제한과 낮은 AI 도입률로 인해 농식품산업의 AI 도입 목적과 적용 업무, 활용범위와 수준, 활용 기간 등을 각 산업별로 그리고 정략적으로 분석하는 데에는 한계가 있을 수밖에 없음.
- 마지막으로 본 연구에서는 노동생산성만을 매개로 AI 도입 효과와 잠재적 파급효과를 분석함. 또한 현재 기술 수준에서의 AI 노출도 평가와 산업구조의 변화가 일어나기 전인 중기 시나리오를 바탕으로 AI 도입의 잠재적 파급효과를 분석함. 비록 AI로 인한 생산성 향상이 AI 도입의 가장 직접적인 효과이지만, 본 연구의 접근법은 AI 도입으로 인한 새로운 직업(Acemoglu, 2025) 창출 혹은 산업 혁신 효과(Bontadini et al., 2025) 등을 포함하는 데에는 한계가 있음.

40) 농업과 유통의 AI 현황에 관한 연구는 2026년 진행 중인 정도채(발간 예정), AI 기반 농산업 혁신 방안 연구와 최병옥(발간 예정), AI 기반의 농식품 유통 혁신을 위한 정책과제를 참조 바람.

부 록 1

LLM 평가 및 프롬프트 적절성에 대한 전문가 자문 검토

□ 전문가 자문 목적

○ LLM(GPT-5.4)을 활용하여 산출한 과업별 AI 노출도 평가 결과의 타당성을 점검하고, AI 노출도 평가 프롬프트의 보완 방향을 도출하기 위함.

- 다만 LLM이 산출한 과업별 AI 노출도 점수의 전반적인 통계적 타당성을 검증하기 위한 것이 아니라, 평가기준과 프롬프트가 농식품 관련 과업의 특성을 적절히 반영하는지를 점검하기 위한 목적임.

○ AI 노출도는 분석형 AI, 생성형 AI, 피지컬 AI의 세 유형으로 구분하여 평가하였으며, 전문가 자문은 총 5인을 대상으로 진행함. GPT-5.4 산출 결과와 전문가 평가 결과를 비교하고, 프롬프트 정의·평가 기준·유의사항에 대한 수정 의견을 수렴하였음.

□ 분석 방법

○ 농산업 관련 53개 과업(7개 직업)을 대상으로 GPT-5.4 평가 결과와 전문가 5인의 평균을 비교함.

○ GPT-5.4와 전문가 평균 간의 평균 점수, 상관관계, 각 과업의 지배적 AI 기술 유형, 전문가 간 평가성향 차이 등을 비교함.

- GPT-5.4가 전문가 평균에 비해 전반적으로 보수적인지 또는 확장적으로

평가하는지를 확인함.

- Pearson 상관계수를 측정하여 점수 수준의 선형적 일치 정도를 파악함.
- 과업의 주된 AI 노출 유형을 GPT-5.4와 전문가가 유사하게 분류하는지 확인함.
- 전문가 평가 간 상관관계와 절대차를 함께 검토하여 전문가 내부의 평가 성향 차이가 존재하는지 확인함.

□ LLM과 전문가 노출도 평가 비교

○ 전문가 평균과 GPT-5.4 결과를 비교한 결과, 상관관계는 비교적 높게 나왔으나, 절대 점수는 GPT가 전반적으로 낮게 산정하는 경향을 보임.

- 세 유형 모두에서 전문가 평균이 GPT-5.4보다 높게 나타남. 이는 전문가가 현재의 기술 적용 가능성뿐만 아니라 향후 기술발전과 현장 적용 잠재력까지 상대적으로 폭넓게 고려한 반면, LLM 평가는 프롬프트의 보수적 평가규칙에 따라 기술의 직접적인 적용 가능성을 중심으로 판단했기 때문임.
- 절대적인 점수 수준에는 차이가 있었지만, 과업 간 상대적 차이는 비교적 일관되었음. 특히 피지컬 AI의 Pearson 상관계수는 0.820으로 가장 높았으며, 생성형 AI 0.757, 분석·예측형 AI 0.701 순으로 나타남.

〈부표 1-1〉 LLM과 전문가 노출도 평가 비교

구분	GPT 평균	전문가 평균	전문가-LLM 차이	Pearson 상관계수
분석형 AI	0.172	0.390	0.218	0.701
생성형 AI	0.110	0.238	0.128	0.757
피지컬 AI	0.168	0.329	0.143	0.820

자료: 저자 작성.

❍ 각 과업에서 AI 유형 중 최고 노출 유형이 무엇인지 비교한 결과, GPT-5.4와 전문가 은 53개 과업 중 44개 과업에서 동일한 최고 노출 유형을 보임.

- 각 과업에서 세 기술 유형 중 점수가 가장 높은 유형을 '지배적 AI 기술' 유형으로 정의하였고, GPT와 전문가가 53개의 과업 중 44개에서 일치하여 83.0%의 일치율을 보임.

〈부표 1-2〉 LLM과 전문가의 지배적 AI 기술 평가 비교

구분	지배적 AI 기술		
	분석형 AI	생성형 AI	피지컬 AI
GPT-5.4	16개	9개	28개
전문가	21개	8개	24개

자료: 저자 작성.

□ 전문가 간 평가 차이

❍ 전문가 5인의 평가 결과를 비교한 결과, 평가 성향 간 차이가 존재하였고, 상관관계는 분석형 AI에서 상대적으로 높고, 생성형 AI에서 낮게 나타남.

- 전문가 간에도 평가 차이가 확인됨. 특히 생성형 AI의 경우 일부 전문가가 매우 보수적으로 평가한 영향이 컸음.

〈부표 1-3〉 전문가 간 노출도 평가 차이

구분	전문가 간 Pearson 상관관계	전문가 간 평균 절대차
분석형 AI	0.542	0.300
생성형 AI	0.296	0.231
피지컬 AI	0.462	0.248

자료: 저자 작성.

□ AI 기술 유형별 전문가 평가

❍ 분석형 AI의 경우, GPT-5.4와 전문가 간 차이가 가장 크게 나타남.

- GPT-5.4는 예측, 분석, 수요예측, 데이터 처리, 판정 등이 포함된 과업에는 상대적으로 높은 점수를 부여하였고, 생육상태 판단, 병충해 조사, 시설 점검, 작업 지시, 품질선별 등 현장 기반 판단 과업은 낮게 평가하였음.
- 반면 전문가들은 이러한 과업이 데이터화, 표준화, 센서·영상 기반 판정과 연결될 가능성을 더 넓게 고려함.

❍ 생성형 AI의 경우, 문서 작성, 민원 처리, 법규 검토, 기록, 보고, 계획 수립 등 텍스트 기반 과업에서 GPT-5.4와 전문가 판단이 비교적 유사하게 나타남.

- 전문가들은 지시, 협의, 수리 의뢰, 거래처 응대, 클레임 대응 등 실무 커뮤니케이션 과업에 대해서도 생성형 AI의 보조 가능성을 비교적 높게 평가한 반면, GPT-5.4는 명시적 문서작성 과업이 아닌 경우 보수적으로 평가함.

❍ 피지컬 AI의 경우, GPT-5.4와 전문가 평균 간 상관관계가 가장 높게 나타남. 농기계 운전, 파종, 수확, 운반, 포장, 선별 등 물리적 수행이 핵심인 과업에서 양측 모두 피지컬 AI 노출도를 상대적으로 높게 평가함.

- 전문가들은 자율주행, 드론, 자동선별, 자동포장, 센서 기반 제어 등 실제 현장에서의 기술 적용 가능성을 더 넓게 반영한 반면, GPT-5.4는 과업 문장에 로봇, 센서, 자동화 장비, 기계제어 등이 직접 드러나지 않는 경우 낮게 평가함.

부 록 2

LLM 기반 노출도 평가 프롬프트

□ LLM API 실행 설정

○ LLM 평가 결과의 재현성과 추적 가능성을 높이기 위해 분석 조건을 최대한 고정함.

- 모형은 gpt-5.4-2026-03-05이고, temperature는 0.0으로 설정하였으며, API 호출결과는 response ID, 응답 모델명, system fingerprint, 토큰 수 등의 정보를 함께 저장하여 사후 검증과 재실행 가능성을 확보하고자 함.

〈부표 2-1〉 LLM API 재현성을 위한 설정

항목	설정
사용모형	gpt-5.4-2026-03-05
평가단위	O*NET 개별 과업
전체 과업 수	18,796개
입력정보	O*NET-SOC Code, 직업명, Task ID, Task Type, 과업 문장
출력 노출도 지표	분석·예측형 AI, 생성형 AI, 확장 생성형 AI, 피지컬 AI, 확장 피지컬 AI, 결합 AI, 확장 결합 AI
점수범위	0~1 연속값
호출방식	OpenAI Responses API
temperature	0.0
응답 메타데이터	response_id, response_model, system_fingerprint, token 수

자료: 저자 작성.

〈부표 2-2〉 노출도 평가 프롬프트

1. 역할

· 당신은 O*NET의 개별 과업 문장을 AI 노출도 관점에서 평가하는 산업·직무 분석가다.

· 당신은 노동경제학과 AI 기술(생성형 AI, 머신 러닝, 로봇공학)의 실제적 한계를 명확히 이해하고 있는 직무 분석 전문가다.

· 당신의 역할은 O*NET의 과업 문장을 분석하고, 인간의 고유한 인지적 판단, 조직적 책임, 현장 맥락을 AI 및 자동화 기술의 기술적 범용성으로 과대 해석하는 오류를 방지하는 것이다.

2. 평가 목적 및 목표

· 당신의 목적은 AI가 조금이라도 도움될 수 있는가를 찾는 것이 아니라, 주어진 과업의 핵심 수행 방식이 실제로 어떤 AI 기술에 의해 영향을 받을 가능성이 큰지를 엄격하고 보수적으로 판정하는 것이다.

· 평가기준일인 2026년 8월 현재 상용화되었거나 충분히 실증되었으며 확산 가능성이 높은 기술이 이 과업의 핵심 수행방식, 소요시간, 결과물 품질 또는 산출물을 실질적으로 변화시킬 잠재력을 평가한다.

· AI가 이론적으로 조금이라도 도움이 될 수 있다는 이유만으로 점수를 높이지 않는다.

· 기술이나 장비가 과업 문장에 명시되지 않은 경우에는 보수적으로 평가하되, 과업의 핵심 행위가 현재 상용화되었거나 충분히 실증된 기술과 직접 연결되는 것이 명확한 경우에는 기술·장비의 미명시만을 이유로 적용 잠재력을 배제하지 않는다.

3. 노출도의 정의

· 노출도는 해당 과업이 관련 기술에 의해 일부 보조·자동화되거나, 수행방식·소요시간·결과물 품질 또는 산출물이 유의하게 변화할 잠재력을 의미한다.

· 노출은 곧바로 완전 자동화 또는 일자리 대체를 뜻하지 않는다.

· 노출도 점수는 "해당 기술에 의해 과업이 영향을 받을 잠재력"으로 해석한다.

4. 입력과 기술 맥락의 사용

· 평가는 '직업명'보다 '과업 문장' 자체를 기준으로 한다. 단, 직업명은 과업의 전문 맥락을 이해하는 보조정보로 사용할 수 있다.

(계속)

· 직업의 위상, 전문직 여부, 사회적 중요도만으로 점수를 높이거나 낮추지 않는다.

· 반드시 과업 문장에 드러난 핵심 행위, 대상, 수행 환경, 책임 수준을 기준으로 판단한다.

· 과업 문장이 포괄적이거나 추상적이면 과도한 추론을 하지 않는다.

· 법적 최종판단, 조직책임, 대면조정, 고도의 맥락적 책임은 모든 점수를 과도하게 높이지 않는다.

· 한 과업이 여러 채널에 동시에 노출될 수 있다.

· 문장에서 구체적 수행 방식이 부족하면 보수적으로 점수를 주고 confidence를 낮춘다.

· "AI가 참고자료 분석에 도움을 줄 수 있다"는 이유만으로 점수를 높이지 않는다.

· 과업의 핵심이 실제로 해당 기술이 수행·보조하는 기능 자체와 연결될 때만 해당 채널 점수를 높인다.

5. 평가 지표와 판정 순서

다음 7개의 노출도를 한 번의 평가에서 순차적으로 판단한다.

(1) 분석·예측·판정형 AI 노출도

(2) 생성형 AI 노출도

(3) 확장 생성형 AI(Extended GenAI) 노출도

(4) 피지컬 AI 노출도

(5) Extended Physical AI 노출도

(6) 결합 AI 노출도

(7) 확장 결합 AI 노출도

반드시 다음 순서를 따른다.

1) 분석·예측·판정형 AI, 생성형 AI, 피지컬 AI의 세 기본 기술 유형을 서로 독립적으로 먼저 평가한다.

2) 세 기본 기술 유형의 점수를 먼저 확정하고, 이 점수를 변경하지 않은 상태에서 확장 생성형 AI와 Extended Physical AI를 별도로 평가한다.

3) 앞서 확정한 다섯 개의 개별·확장 기술 노출도 점수를 변경하지 않은 상태에서 결합 AI와 확장 결합 AI를 별도로 평가한다.

4) 마지막으로 논리적 일관성 규칙을 확인한다.

6. 공통 평가 규칙

· 각 노출도는 0과 1 사이의 연속값으로 평가한다.

(계속)

· 어느 한 채널의 점수를 다른 채널의 상대적 크기만으로 정하지 않는다.
· 확장 생성형 AI는 생성형 AI 점수에 임의의 가산점을 주어 계산하지 않는다.
· Extended Physical AI는 피지컬 AI 점수에 임의의 가산점을 주어 계산하지 않는다.
· 결합 AI와 확장 결합 AI도 개별 점수의 단순합, 단순평균 또는 기계적 최댓값으로 계산하지 않는다.
· 기술범위가 더 넓거나 여러 기술이 함께 사용될 수 있다는 이유만으로 점수를 소폭이라도 높이지 않는다.
· 확장 또는 결합으로 인해 과업의 중요한 수행단계에 추가적인 영향이 없으면 상위·결합 지표는 관련 기본지표 또는 최대 개별지표와 동일한 점수가 될 수 있다.

7. 입력 언어
· 입력 task는 O*NET의 영어 원문이다. 영어 과업 문장의 의미를 기준으로 판단하고 출력은 한국어로 한다.

8-A. 분석·예측·판정형 AI 노출도 (analytic_predictive_ai_exposure_0_1)
· 정의: 디지털 데이터를 분석하여 예측, 분류, 탐지, 최적화, 추천, 위험평가, 점수화 또는 판정을 수행하는 AI에 대한 노출도다.
· 대표 예시:
– 이상탐지, 수요예측, 품질판정, 리스크평가, 경로최적화, 추천시스템, 데이터 기반 모델링, 소프트웨어 기반 영상 판독, 음성 인식, 계측 데이터 해석, 계획·제어값 산출
· 높게 평가할 수 있는 경우:
– 데이터 기반 예측·분류·탐지·최적화·판정이 과업의 핵심 산출물 또는 핵심 의사결정인 경우
– 영상·음성·계측·환경·거래·운영 데이터를 분석해 판단이나 제어값을 산출하는 경우
· 경계 규칙:
– 단순 참고자료 분석이나 보조 판단만으로 노출도 점수를 중간 이상으로 주지 않는다.
– 사람의 현장 확인, 실물 검사, 도면 대조, 감독, 점검이 핵심인 경우 노출도 점수를 과도하게 높이지 않는다.
– 소프트웨어 내부의 영상 판독, 계측값 분석, 데이터 기반 분류·판정 중심이면 분석·예측·판정형 AI를 우선 고려한다.
– 분석·판정 결과가 실제 기계·로봇 동작으로 이어지면 피지컬 AI도 별도로 평가한다.

(계속)

- 고정 임곗값이나 사전 조건만 적용하는 단순 규칙 기반 자동화는 그 자체만으로 분석·예측·판정형 AI로 높게 평가하지 않는다.
- 단순 센서 계측이나 데이터 수집만 있고 학습·추론·판정이 없으면 높게 평가하지 않는다.

8-B. 생성형 AI 노출도 (genai_exposure_0_1)

· 정의: 거대언어모델을 포함한 생성형 AI가 텍스트, 코드, 이미지, 음성 또는 영상 등 새로운 콘텐츠를 생성하거나 기존 콘텐츠를 요약·종합·변환·편집하여 과업을 수행·보조하는 정도다.

· 대표 예시:

- 문서 작성, 보고서 초안, 설명자료 작성, 요약, 질의응답, 제공된 검색·추출 결과의 종합, 코드 생성, 정보 전달문 작성, 편집, 출제, 문항 작성, 멀티모달 콘텐츠 생성

· 높게 평가할 수 있는 경우:

- 문서, 보고서, 계획서, 작업일지, 거래·정산 문서, 설명자료, 민원답변, 교육자료, 기술상담, 법규검토 초안, 코드 또는 멀티모달 콘텐츠가 중요한 산출물인 경우
- 여러 자료를 종합해 자연어 답변·초안·설명·권고안을 만드는 과정이 과업의 주요 부분인 경우

· 경계 규칙:

- 단순 검색, 분류 또는 추출만 수행하고 새로운 종합·생성·변환이 없으면 노출도 점수를 높게 평가하지 않는다.
- 주변적 문장 교정 및 자료 정리와 핵심 결과물의 생성·변환을 구분한다.
- 최종 인간 검토가 필요한 법적 책임이 큰 문서라도 생성형 AI가 핵심 작성·검토 과정을 실질적으로 변화시키면 과도하게 낮추지 않는다.
- 생성형 AI 자체의 노출도를 평가할 때는 외부 검색, RAG, 데이터베이스, API, 코드 실행 도구 또는 업무시스템과의 추가적 연동을 전제로 하지 않는다.
- 다만 이미 입력으로 제공된 정보나 검색·추출 결과를 생성형 AI가 요약·종합·변환하는 기능은 생성형 AI 자체의 기능에 포함한다.

8-C. 확장 생성형 AI 노출도 (extended_genai_exposure_0_1)

· 정의: 생성형 AI의 고유한 생성·요약·종합·변환 기능뿐 아니라, 생성형 AI가 검색, 데이터베이스, RAG, API, 코드 실행, 계산도구, 문서관리·업무시스템 및 기타 보완적 디지털 소프트웨어와 결합·연동되어 과업을 수행하는 경우까지 확장하여 평가한 노출도다.

(계속)

· 확장 생성형 AI는 생성형 AI 자체만으로 수행하기 어려운 과업이라도 현재 이용 가능하거나 충분히 실증된 보완적 디지털 소프트웨어와 결합함으로써 과업의 핵심 수행방식, 소요시간, 결과물 품질 또는 산출물이 실질적으로 변화할 잠재력을 평가한다.

· 경계 규칙:

- 검색, 정보조회, RAG, 데이터베이스 접근, API 호출, 계산, 코드 실행, 문서·업무시스템 연동 등 생성형 AI의 기능을 실제 업무 흐름으로 확장하는 보완적 디지털 도구는 확장 생성형 AI에 포함할 수 있다.
- 단순히 외부 소프트웨어와 연결할 수 있다는 이유만으로 확장 생성형 AI 노출도를 높이지 않는다.
- 별도로 작동하는 예측·분류·이상탐지·최적화·위험평가 등 독립적인 분석·예측·판정형 AI의 기능은 확장 생성형 AI에 포함하지 않는다.
- 생성형 AI가 분석·예측형 AI의 결과를 불러와 설명·요약·문서화하는 것은 확장 생성형 AI의 활용으로 볼 수 있지만, 분석·예측 자체의 기술적 기여는 분석·예측·판정형 AI로 평가한다.
- 확장 생성형 AI는 생성형 AI를 포함하므로 extended_genai_exposure_0_1은 원칙적으로 genai_exposure_0_1보다 낮을 수 없다.
- 보완적 디지털 소프트웨어의 결합이 과업의 중요한 수행단계에 추가적인 영향을 주지 않으면 확장 생성형 AI 노출도는 생성형 AI 노출도와 동일하게 평가할 수 있다.
- 확장 기술범위라는 이유만으로 생성형 AI보다 높은 점수를 주지 않는다.

8-D. 피지컬 AI 노출도 (physical_ai_exposure_0_1)

· 정의: AI가 물리 환경을 인식하고 판단한 결과가 로봇, 자율이동 장비, 조작기 또는 설비의 실제 동작·제어로 연결되는 '인식-판단-행동' 구조에 대한 노출도다.

· 대표 예시:

- AI 기반 로봇조작, 자율주행, 자율 물류이동, 환경인식 기반 조작, AI 기반 자동조립·이송, AI 검사 결과에 따른 선별·조작·설비제어

· 높게 평가할 수 있는 경우:

- 센서·비전 등을 통해 AI가 환경이나 대상을 인식·판단하고, 그 결과가 로봇, 자율이동 장비, 조작기, 자동이송·조립 장비 또는 설비의 실제 동작·제어로 연결될 가능성이 높은 경우
- 과업의 핵심 물리 동작이 AI 기반 자율화 또는 적응적 제어에 의해 상당 부분 수행될 수 있는 경우

(계속)

· 경계 규칙:
- 센서 사용이나 데이터 수집만으로는 피지컬 AI를 높게 평가하지 않는다. 판단 결과가 실제 동작·제어로 이어져야 한다.
- 단순한 물리작업이라는 이유만으로 점수를 높게 평가하지 않는다.
- 고정 순서, 타이머, 단순 임곗값으로 작동하는 일반 자동화 설비만으로는 피지컬 AI를 높게 평가하지 않는다.
- 환경 인식과 판단 결과에 따라 동작이나 제어가 달라지는 경우를 피지컬 AI로 평가한다.
- 비정형 개방 환경, 불규칙한 대상, 사람과의 상호작용, 고숙련 수작업, 즉흥적 판단과 현장 변수 대응이 큰 경우 보수적으로 평가한다.
- 다만 반복성, 기계화 가능성, 대상의 위치·형태 변화, 정밀조작 필요성과 현재 기술의 적응능력을 함께 고려한다.
- 교육 이수, 절차 숙지, 계획 확인, 기록 보관 같은 준비·이해·문서성 과업은 해당 직업이 현장직이라도 피지컬 AI 점수를 자동으로 높이지 않는다.

8-E. Extended Physical AI 노출도 (extended_physical_ai_exposure_0_1)

· 정의: 피지컬 AI뿐만 아니라 AI 적용 여부와 관계없이 현재 활용되거나 충분히 실증된 물리자동화 기술과, 이들이 AI와 결합·통합되어 고도화되는 경우까지 폭넓게 고려했을 때, 해당 과업의 핵심 물리적 수행이 기술에 의해 수행·보조·자동화될 잠재력이다. 산업용 로봇과 자동화 설비를 포함한 광의의 물리적 기술 노출도를 측정하는 본 연구의 확장 개념이다.

· 포함 범위:
- 앞서 정의한 피지컬 AI, 산업용 로봇 및 로봇팔, 자동조립·용접·절단·도장 장비, 자동이송·선별·분류·적재·포장 설비, 자율주행·자율이동 장비, 드론 및 자율 작업장비, 센서·비전·제어와 결합된 물리자동화 시스템, 반복적·정형적 수작업을 대체·보조할 수 있는 물리자동화 기술

· 핵심 평가요소:

(1) 과업에서 물리적·수작업 수행이 차지하는 중요성

(2) 해당 물리 동작의 반복성과 표준화 정도

(3) 작업환경의 구조화 정도

(4) 대상의 위치·형태·상태 변동성

(5) 조작·이송·조립·절단·선별·포장 등 물리자동화 가능성

(계속)

(6) 현재 상용화 또는 충분히 실증된 물리자동화 기술과의 직접적 연결성

· 경계 규칙:

- 과업의 핵심이 문서작성, 판단, 협상, 상담, 교육, 기획, 법적 책임, 대면조정 등 비물리적 활동인 경우 높게 평가하지 않는다.
- 단순히 사람이 몸을 움직이거나 손을 사용한다는 이유만으로 높게 평가하지 않는다.
- 작업환경이 비정형적이고 즉흥적 판단, 대면 상호작용, 안전·윤리·법적 책임이 핵심이며 현재 기술로 핵심 물리동작의 의미 있는 수행이 어려운 경우 보수적으로 평가한다.
- 단순 수공구 또는 사람이 직접 운전·조작하는 일반 기계의 사용가능성만으로 높게 평가하지 않는다. 물리자동화 기술이 사람의 핵심 물리적 수행 자체를 실질적으로 수행·보조·대체할 수 있어야 한다.
- Extended Physical AI는 피지컬 AI를 포함하므로 extended_physical_ai_exposure_0_1은 원칙적으로 physical_ai_exposure_0_1보다 낮을 수 없다.
- 물리자동화 범위의 확장이 과업의 중요한 수행단계에 추가적인 영향을 주지 않으면 Extended Physical AI 노출도는 피지컬 AI 노출도와 동일하게 평가할 수 있다.
- 확장 기술범위라는 이유만으로 피지컬 AI보다 높은 점수를 주지 않는다.

8-F. 결합 AI 노출도 (combined_ai_exposure_0_1)

· 정의: 분석·예측·판정형 AI, 생성형 AI, 피지컬 AI를 현실적으로 함께 활용할 경우 AI 기술 전반이 해당 과업의 핵심 수행방식, 소요시간, 결과물 품질 또는 산출물을 실질적으로 변화시킬 잠재력이다.

· 확장 생성형 AI와 Extended Physical AI는 결합 AI 평가에 포함하지 않는다.

· 평가 규칙:

- 결합 AI 노출도는 세 기본 AI 기술 유형 점수의 단순합, 단순평균 또는 기계적 최댓값으로 계산하지 않는다.
- 원칙적으로 세 기본 AI 기술 유형 점수 중 가장 높은 값보다 낮을 수 없다.
- 하나의 AI 유형만 과업에 핵심적으로 적용된다면 결합 AI 노출도는 가장 높은 개별 AI 노출도와 동일하거나 매우 유사할 수 있다.
- 둘 이상의 AI 유형이 서로 다른 중요한 하위과업 또는 연속된 업무단계를 실질적으로 변화시키는 경우에만 가장 높은 개별 AI 노출도보다 높게 평가할 수 있다.
- 동일한 하위과업에 여러 AI 기술 유형이 중복 적용되는 경우에는 효과를 중복하여 높이지 않는다.
- 여러 채널이 단순히 사용 가능하다는 이유만으로 결합점수를 높이지 않는다.

(계속)

– 복수 채널이 추가적인 영향범위를 만들지 않으면 결합 AI 노출도는 최대 개별점수와 동일하게 평가할 수 있다.

8-G. 확장 결합 AI 노출도 (extended_combined_ai_exposure_0_1)

· 정의: 분석·예측·판정형 AI, 확장 생성형 AI 및 Extended Physical AI를 현실적으로 함께 활용할 경우 디지털·인지적 AI 기술과 물리자동화 기술 전반이 해당 과업의 핵심 수행방식, 소요시간, 결과물 품질 또는 산출물을 실질적으로 변화시킬 잠재력이다.

· 확장 결합 AI는 다음 세 기술범위를 결합한다.

– 분석·예측·판정형 AI

– 확장 생성형 AI(Extended GenAI)

– Extended Physical AI

· 확장 생성형 AI는 생성형 AI를 포함하고 Extended Physical AI는 피지컬 AI를 포함하므로, 기본지표와 확장지표를 별개의 독립 채널로 중복 계산하지 않는다.

· 평가 규칙:

– 확장 결합 AI 노출도는 세 구성값의 단순합, 단순평균 또는 기계적 최댓값으로 계산하지 않는다.

– 하나의 기술범위만 과업에 핵심적이라면 확장 결합 AI 노출도는 가장 높은 개별 노출도와 동일하거나 매우 유사할 수 있다.

– 둘 이상의 기술범위가 서로 다른 중요한 하위과업 또는 연속된 업무단계를 실질적으로 변화시키는 경우에만 가장 높은 개별 노출도보다 높게 평가할 수 있다.

– 동일한 업무단계에서 기술범위가 중첩되면 중복 계산하지 않는다.

– 디지털 AI와 물리자동화 기술이 각각 적용 가능하다는 이유만으로 추가 상승시키지 않는다.

– 추가적인 영향범위가 없으면 확장 결합 AI 노출도는 최대 개별점수 또는 기본 결합 AI 노출도와 동일하게 평가할 수 있다.

9. 공통 채점

· 모든 노출도는 0과 1 사이의 연속값으로 평가한다.

– 0.00~0.24 매우 낮음: 직접 연결이 거의 없거나 사소한 주변 도움만 가능하다.

– 0.25~0.49 낮음: 제한된 하위과업을 보조하지만 핵심 수행방식의 변화는 작다.

– 0.50~0.74 중간: 중요한 하위과업 또는 핵심 수행단계에 영향을 미쳐 시간·품질·방식이 실질적으로 달라진다.

(계속)

- 0.75~1.00 높음: 현재 또는 근접 기술수준에서 과업의 핵심 단계 또는 반복적 주요 단계를 상당 부분 수행·보조·제어할 수 있거나, 사람의 역할을 직접 수행에서 감독·검토·보정·예외처리 중심으로 크게 변화시킬 수 있다.

· 완전 자동화가 가능해야만 높은 점수를 주는 것은 아니다.

10. 논리적 일관성 규칙

· 반드시 다음 조건을 만족한다.

- extended_genai_exposure_0_1 〉= genai_exposure_0_1
- extended_physical_ai_exposure_0_1 〉= physical_ai_exposure_0_1
- combined_ai_exposure_0_1 〉= max(analytic_predictive_ai_exposure_0_1, genai_exposure_0_1, physical_ai_exposure_0_1)
- extended_combined_ai_exposure_0_1 〉= max(analytic_predictive_ai_exposure_0_1, extended_genai_exposure_0_1, extended_physical_ai_exposure_0_1)
- extended_combined_ai_exposure_0_1 〉= combined_ai_exposure_0_1

· 단, 위 조건 때문에 개별점수를 인위적으로 조정하지 않는다.

· 먼저 각 지표의 정의와 판정 순서에 따라 점수를 확정한 후 최종적으로 논리적 관계를 검토한다.

11. confidence 평가

· 정의: confidence_0_1은 노출도 점수의 높고 낮음이 아니라, 과업 문장과 현재 평가에 제공된 입력정보만으로 7개 노출도 점수를 안정적으로 재현할 수 있는 정도다.

· 판단 기준:

(1) 핵심 행위의 구체성

(2) 대상·환경·수행방식 및 업무 흐름의 명확성

(3) 하나의 문장 안에 여러 하위과업이 섞여 있는 정도

(4) 기술의 적용 방식 또는 기술 간 결합 방식을 판단하기 위해 과도한 추론이 필요한 정도

· 노출도 점수가 낮더라도 과업과 판단 근거가 명확하면 confidence는 높을 수 있다.

· 과업이 매우 추상적이거나 대상·환경·수행방식이 불명확하고 기술 적용 또는 결합 가능성을 판단하기 위해 과도한 추론이 필요하면 confidence를 낮춘다.

· '관리한다', '지원한다', '수행한다', '확인한다', '점검한다'와 같은 포괄적 표현이 있더라도 문장 내 구체적 대상·기준·방법이 충분히 제시되면 confidence를 자동으로 낮추지 않는다.

(계속)

12. 출력 규칙

· 반드시 JSON만 출력한다.

· 모든 노출도와 confidence는 0과 1 사이 숫자로 소수점 셋째 자리까지 출력한다.

· task_nature_analysis는 핵심 과업 성격을 한국어 50자 이내로 쓴다.

· extended_genai_reason_short는 확장 생성형 AI 판단의 핵심 근거와 보완적 디지털 소프트웨어 결합의 주요 제약을 한국어 80자 이내로 쓴다.

· extended_physical_reason_short는 Extended Physical AI 판단의 핵심 근거와 물리적 제약을 한국어 80자 이내로 쓴다.

· combined_reason_short는 결합 AI 노출도의 핵심 근거를 한국어 100자 이내로 쓴다.

· extended_combined_reason_short는 확장 결합 AI가 기본 결합 AI와 같거나 달라지는 핵심 이유를 한국어 100자 이내로 쓴다.

· JSON 키와 순서는 다음과 같다.

```
{
  "task_nature_analysis": "핵심 과업 성격을 한국어 50자 이내로 요약",
  "analytic_predictive_ai_exposure_0_1": 0.000,
  "genai_exposure_0_1": 0.000,
  "extended_genai_exposure_0_1": 0.000,
  "physical_ai_exposure_0_1": 0.000,
  "extended_physical_ai_exposure_0_1": 0.000,
  "combined_ai_exposure_0_1": 0.000,
  "extended_combined_ai_exposure_0_1": 0.000,
  "confidence_0_1": 0.000,
  "extended_genai_reason_short": "확장 생성형 AI 판단의 핵심 근거",
  "extended_physical_reason_short": "Extended Physical AI 판단의 핵심 근거",
  "combined_reason_short": "결합 AI 노출도의 핵심 근거",
  "extended_combined_reason_short": "확장 결합 AI 노출도의 핵심 근거"
}
```

주: 프롬프트 작성 과정에서 생성형 AI 도구인 OpenAI(2026)를 보조적으로 활용하였으며, 최종 내용은 저자가 검토·수정하였음.

자료: 저자 작성.

부 록 3

AI 특허자료 구축 및 기술 유형 분류

□ 특허자료의 범위와 구축 절차

○ AI 특허자료는 Google Patents에서 수집한 2017~2025년 공개특허를 이용함. 원자료는 총 1,433,922건이었으며, 특허 패밀리 중복, 언어, 제목·초록 품질, CPC와 AI 관련 키워드 기준을 적용한 전처리 과정을 거쳐 최종적으로 분석에 활용할 831,288건의 AI 후보 특허를 구축함.

- 특허자료는 동일한 발명이 여러 국가 또는 중복 출원되는 등 중복 개수를 최소화하고자 특허 패밀리 단위로 수집함.
- AI 관련 CPC의 기술적 특성에 따라 핵심 AI, 비전·언어·음성 응용 AI, 피지컬 AI 영역으로 구분하고, CPC와 특허 제목·초록의 키워드를 결합하여 AI 관련성이 확인되는 특허를 선정함.
- 최종 AI 후보특허는 다시 분석·예측형, 생성형, 피지컬 AI로 구분한 뒤 과업과의 의미유사도 분석에 활용함.
- 특허자료 구축 과정은 다음과 같음.

원자료 수집 → 언어 및 텍스트 품질 검토 → 특허 패밀리 단위 중복 정리 → 패밀리 내 CPC 정보 통합 → CPC 및 AI 키워드를 이용한 특허 정제 → 분석·예측형, 생성형, 피지컬 AI 기술 유형 분류 → 특허-과업 간 의미유사도 분석자료 구축

□ CPC를 활용한 AI 기술영역의 식별

❍ 특허분류는 국제특허분류(International Patent Classification: IPC)와 협력적 특허분류(Cooperative Patent Classification: CPC)가 있음.

- IPC는 세계지식재산기구(WIPO)가 운영하는 국제적인 특허분류체계이며, CPC는 IPC를 바탕으로 미국특허상표청과 유럽특허청이 기술분야를 보다 세분화한 분류체계임.
- 본 연구에서는 기계학습, 자연어처리, 컴퓨터 비전 등 빠르게 세분화 되어가는 AI 기술을 구체적으로 식별하기 위해 CPC를 활용함.
- AI 관련 CPC에 포함된 모든 특허를 곧바로 AI 특허로 간주하지 않고, CPC의 기술적 성격에 따라 AI 관련 키워드를 추가적으로 활용함.

❍ AI 관련 특허 정제에서는 CPC를 세 가지 성격으로 구분하여 서로 다른 기준을 적용함.

- 핵심 AI CPC(G06N): AI 방법론과 직접적으로 관련된 기술영역이므로 별도의 키워드 조건 없이 AI 관련 특허에 포함함.
- 비전·언어·음성 응용 CPC: 규칙기반 영상·언어·신호처리 기술 등이 함께 포함될 수 있으므로 해당 응용분야의 기능적 키워드 또는 명시적으로 AI 키워드가 확인되는 경우에 포함함.
- 피지컬 AI 관련 CPC : 일반 기계장치나 전통적 자동제어까지 포함할 가능성이 있으므로 AI·인지·학습·자율성 관련 키워드 또는 다른 AI CPC와의 교차분류가 확인되는 경우에 한하여 포함함.

□ 특허 문헌 및 특허 패밀리 정제

❍ 특허의 제목과 초록은 동일한 발명이 여러 국가의 특허청에 출원되는 과정에

서 중복될 수 있으며, 일부 특허 문헌은 영어 텍스트가 없거나 초록이 지나치게 짧아 의미유사도 분석에 적합하지 않을 수 있음. 이에 따라 다음의 문헌 정제 기준을 적용함.

- 특허 텍스트는 각 문헌에서 제목과 초록을 우선 추출한 뒤, 두 텍스트를 결합하여 구성함.
- 특허 패밀리의 대표문헌을 이용함으로써 동일 발명이 여러 국가에 출원된 경우 중복 집계되는 문제를 줄임. 다만, 기술분류 정보는 대표문헌에 기재된 CPC만 사용한 것이 아니라 같은 패밀리에 포함된 전체 문헌의 CPC를 합산함.

〈부표 3-1〉 특허 문헌 및 패밀리 정제 기준

구분	적용기준
제목 길이	제목이 최소 2단어 이상인 문헌
초록 길이	초록이 최소 30단어 이상인 문헌
언어	제목 또는 초록에 한글·한자·일본어 등 영어 외 문자가 포함된 문헌 제외
분석 텍스트	영문 제목과 영문 초록을 결합하여 구성
특허 패밀리	동일 발명에 해당하는 패밀리 중 대표문헌을 선정하고, 중복 제거
CPC 정보	대표문헌의 CPC만 사용하지 않고 해당 패밀리 전체 문헌의 CPC 합집합 사용
중복 처리	동일 공개번호 또는 동일 패밀리의 중복 문헌 제거

자료: 저자 작성.

□ CPC와 텍스트를 결합한 AI 특허 식별

❍ CPC만으로 AI 관련성을 판단할 경우 전통적인 기술(신호처리·자동제어 등)이 포함될 수 있어 기능적 키워드를 활용하여 특허를 정제함.

- CPC만으로 판단할 경우 다음과 같은 문제가 예상됨.

* 자연어처리·음성처리 등의 응용분야에는 AI뿐만 아니라 규칙기반 또는 전통적인 신호처리 기술이 함께 포함될 수 있음.

* 로봇·제어 관련 CPC를 모두 AI로 간주할 경우 지능형 기능을 갖지 않는 기

계장치나 전통적인 자동제어 기술까지 피지컬 AI에 포함될 수 있음.

- AI와 같이 다른 의미로 사용될 가능성이 높은 짧은 표현은 단독으로 사용하지 않고 AI-based, AI-enabled, AI-driven 등 AI 기술을 명시적으로 나타내는 표현을 사용하였고, artificial intelligence, machine learning, deep learning, neural network 등 AI 방법론을 직접적으로 사용하는 경우 강한 AI 식별 신호로 활용함.
- 비전·언어·음성 분야는 각 기술영역의 특성을 반영한 기능적 키워드를 추가로 적용함.

  * G60V에는 object detection, image recognition, image segmentation 등 영상·객체 인지 관련 키워드
  * G06F40에는 language model, text classification, text generation 등 자연어처리 관련 키워드
  * G10L에는 speech recognition, speaker recognition, text-to-speech 등 음성관련 키워드

❍ AI 핵심 CPC, 응용 CPC 및 피지컬 CPC는 동일한 조건으로 일괄적으로 필터링하지 않고, 각 기술영역에서 발생할 수 있는 오분류 가능성을 고려하여 차등적으로 정제함.

〈부표 3-2〉 AI 식별 키워드

구분	적용기준
AI 일반	artificial intelligence
AI 기반 표현	AI-based, AI-enabled, AI-driven, AI-powered, AI-assisted
기계학습	machine learning
딥러닝·신경망	deep learning, neural network(s)
세부 신경망	convolution neural network, recurrent neural network, long short-term memory
컴퓨터 비전	computer vision
자연어처리	natural language processing, NLP

(계속)

구분	적용기준
언어모형	large language model(s), LLM(s)
기반모형	foundation model(s)
트랜스포머	transformer model, transformer architecture, transformer network
강화학습	reinforcement learning
학습방법	supervised learning, unsupervised learning, self-supervised learning
전이·소수표본 학습	transfer learning, few-shot learning, zero-shot learning
생성모형	diffusion model, generative adversarial network, GAN
표현학습	representation learning

주: AI 식별 키워드 선정 과정에서 생성형 AI 도구인 OpenAI(2026)를 보조적으로 활용하였으며, 최종 내용은 저자가 검토·수정하였음.
자료: 저자 작성.

□ AI 기술 유형별 분류

❍ AI 후보특허를 선정한 이후에는 CPC와 기술 유형별 키워드를 이용하여 분석·예측형, 생성형, 피지컬 AI를 분류함.

❍ 분석·예측형 AI는 데이터를 이용하여 대상을 인식·분류하고 예측하거나 이상을 탐지하며, 추천·최적화·의사결정을 지원하는 AI 기술로 정의함.

- G06N과 G06F18 등 AI 핵심 CPC, 컴퓨터 비전 관련(G06V) 및 분석·예측 기능을 직접적으로 나타내는 키워드를 이용하여 식별함.
- 자연어 또는 음성 관련 특허는 해당 응용분야의 분석기능이 확인되는 경우 분석·예측형으로 포함하되 생성기능만 나타나는 특허가 분석·예측형으로 자동 분류되지 않도록 구분함.

❍ 생성형 AI는 기존 정보를 단순히 분석·분류하는 데 그치지 않고, 텍스트, 이미지, 음성 등의 새로운 콘텐츠를 생성하거나 변환·합성하는 기술로 정의함.

- CPC만을 이용한 생성형 분류는 생성형 이외의 AI 기술을 과도하게 포함할 가능성이 있으므로 생성형 기능을 비교적 직접적으로 나타내는 G06F40/56과 G10L13을 생성형 CPC로 사용함.
- transformer 또는 multimodal이라는 표현만으로는 생성형 AI 기술임을 확정하기 어렵기 때문에 단독 신호로 사용하지 않음. 또한 G06N3/045 등 일반적인 신경망 구조를 나타내는 CPC는 분석·예측형을 비롯한 다양한 AI 기술에도 사용될 수 있으므로 해당 CPC만으로 생성형 AI로 분류하지 않음.

❍ 피지컬 AI는 AI가 정보의 분석이나 콘텐츠 생성을 토대로 로봇, 지능형 제어 시스템 등을 통해 물리적 환경을 인지하고 이에 직접 작용하는 기술로 정의함.

- 피지컬 AI 영역에는 로봇 및 매니퓰레이터(B25J), 자율이동·항법제어(G05D1), 적응형·지능형 제어(G05B13), 자율주행(B60W60), 수술·의료 로봇(A61B34) 관련 CPC를 포함함. 다만 해당 CPC는 일반 기계장치나 비지능형 자동제어 기술도 포함할 수 있으므로 CPC만으로 피지컬 AI를 판정하지 않음.
- 피지컬 AI 관련 CPC를 보유한 특허 가운데, 1) 명시적인 AI·기계학습 신호, 2) 자율이동·환경인지·센서융합·지능형 제어 등 피지컬 AI 기능 신호, 또는 3) 다른 AI 핵심·응용 CPC와 교차분류가 확인되는 경우 피지컬 AI로 식별함.
- 특히 피지컬 AI의 키워드 정제에서는 단순히 장치의 존재를 나타내는 표현(robot, manipulator 등)보다 인지·학습·자율성 등을 확인할 수 있는 표현(autonomous navigation, path planning, sensor fusion, environment perception 등)을 사용함.

〈부표 3-3〉 AI 기술 유형별 분류 기준

기술 유형	주요 CPC	주요 키워드
분석·예측형	G06N, G06F18, G06F40, G06V, G10L 등	prediction, forecast, classification, diagnosis, anomaly detection, recommendation, optimization, decision support, pattern recognition, detection, recognition, monitoring
생성형	G06N3/045, G06N3/0455, G06N3/047, G06N3/0475, G06F40/56, G10L13 등	generative, LLM, large language model, GPT, transformer, diffusion, GAN, text-to-image, text-to-speech, image generation, content generation, speech synthesis, multimodal generation
피지컬	B25J, G05D1, G05B13, B60W60, A61B34	robot, robotic, manipulator, gripper, autonomous navigation, motion control, trajectory planning, sensor fusion, machine vision, AGV, AMR, drone, visual servo

주: AI 기술 유형별 분류 키워드 선정 과정에서 생성형 AI 도구인 OpenAI(2026)를 보조적으로 활용하였으며, 최종 내용은 저자가 검토·수정하였음.
자료: 저자 작성.

부 록 4

특허 임베딩모형과 특허-과업 유효매칭 기준

□ 임베딩모형

❍ 특정 임베딩 모형에 대한 결과 의존성을 점검하는 한편, 일반 언어의 의미적 유사성과 특허 분야의 기술적 유사성을 함께 고려하기 위해 서로 다른 특성을 지닌 세 모형을 분석에 활용함.

- Llama-Embed-Nemotron-8B는 범용 텍스트 검색과 의미 유사도에 특화된 대규모 임베딩 모형으로 특허와 과업 간 전반적인 의미적 관련성을 측정하는 데 활용함(Babakhin et al., 2025).
- PatentSBERTa는 SBERT 구조를 특허 텍스트에 적용하여 특허간 기술적 유사성을 측정하도록 개발된 모형으로 특허 분야의 용어와 표현을 반영하는 데 활용함(Bekamiri et al., 2024).
- PaECTER는 특허 문서와 심사관 인용정보를 이용하여 학습된 특허 특화 문서 임베딩 모형으로 인용관계에 나타난 기술적 관련성을 반영하는 데 활용함(Ghosh et al., 2024).
- 범용 모형과 특허 특화 모형, 그리고 특허 특화 모형 간 학습방식의 차이에도 주요 분석 결과가 일관되게 나타나는지를 검토함.

〈부표 4-1〉 임베딩모형

모형 (모델 ID)	특성
Nemotron (nvidia/llama-embed-nemotron-8b)	범용 대규모 임베딩, 과업 검색용 instruction 적용
PaECTER (mpi-inno-comp/paecter)	특허 텍스트에 특화된 임베딩
PatentSBERTa (AI-Growth-Lab/PatentSBERTa)	특허 문장 유사도 분석에 특화된 SBERT 계열 모형

주 : 괄호 안은 Hugging Face에 공개된 모델 ID임.
자료: Babakhin et al.(2025); Ghosh et al.(2024); Bekamiri et al.(2021)을 참고하여 저자 작성.

□ 모형의 AI 기술 유형별 임곗값 및 임곗값 적용 시 유효매칭 과업 비율

○ 모형별 유사도 분포의 척도가 다르기 때문에 동일한 임곗값을 일률적으로 적용하지 않았음. 임곗값은 각 모형과 기술 유형의 점수 분포, 유효매칭 과업 비율 및 직업수준 결과의 안정성을 고려하여 선정함.

○ 과업별 최대 유사도나 임곗값 이상의 유사도를 모두 이용하여 특허 노출도를 측정할 수 있으나(Sytsma & Sousa, 2023; Septiandri et al., 2024), 단일 특허만 포함할 경우 우연히 높은 유사도 결과에 의해 노출도가 좌우될 수 있고, 반면 모든 유효 특허를 포함할 경우 임곗값 부근의 낮은 유사도에 따라 결과가 달라지는 문제가 발생할 수 있음. 이에 본 연구는 임곗값을 통과한 특허 중 유사도가 높은 최대 3개의 특허의 평균을 사용함.

〈부표 4-2〉 유효매칭 과업 비율

모형	기술 유형	임곗값	1건 이상	2건 이상	3건 이상
Nemotron	분석·예측형	0.580	80.2%	71.4%	66.2%
	생성형	0.560	70.2%	54.7%	44.8%
	피지컬	0.540	69.2%	48.4%	36.2%
PaECTER	분석·예측형	0.942	75.4%	66.6%	61.6%
	생성형	0.927	70.4%	62.2%	57.7%
	피지컬	0.921	82.7%	74.7%	69.2%
PatentSBERTa	분석·예측형	0.530	65.0%	56.1%	50.9%
	생성형	0.460	70.1%	61.1%	55.7%
	피지컬	0.440	71.1%	62.6%	57.6%

자료: 저자 작성.

□ 과업점수 산출

○ 임곗값 이상의 특허가 있는 경우 과업별 상위 3개 특허의 코사인 유사도 평균을 과업점수로 사용함.

- 유효 특허 0건: 과업점수 0
- 유효 특허 1건: 해당 특허의 유사도
- 유효 특허 2건: 두 특허 유사도의 평균
- 유효 특허 3건 이상: 상위 3개 유사도의 평균

□ 특허 모형 간 LLM과 특허 노출도의 직업수준 정합성 및 대표모형 선정

○ PaECTER는 분석·예측형과 생성형 AI에서 가장 높은 정합성을 보였으며, 피지컬 AI에서도 준수한 성능을 보인 것으로 판단되어 세 기술 유형에 일관되게 적용할 수 있는 대표모형으로 선정함. 다만, 피지컬 AI에서는 PatentSBERTa의 정합성이 상대적으로 높아 모형 선택에 따른 민감성이 존재하였음.

〈부표 4-3〉 LLM과 특허 모형별 AI 노출도의 직업 기준 상관관계와 정합성

AI 기술 유형	모형	Pearson	Spearman	Top20 공통 직업수	사분면 정합성
분석·예측형	Nemotron	0.598	0.609	0	74.8%
	PaECTER	0.731	0.748	4	82.9%
	PatentSBERTa	0.382	0.393	3	60.6%
생성형	Nemotron	0.814	0.826	12	84.1%
	PaECTER	0.895	0.923	6	88.9%
	PatentSBERTa	0.174	0.142	6	51.5%
피지컬	Nemotron	0.326	0.368	1	61.2%
	PaECTER	0.531	0.605	3	65.6%
	PatentSBERTa	0.716	0.775	1	77.5%

자료: 저자 작성.

부 록 5

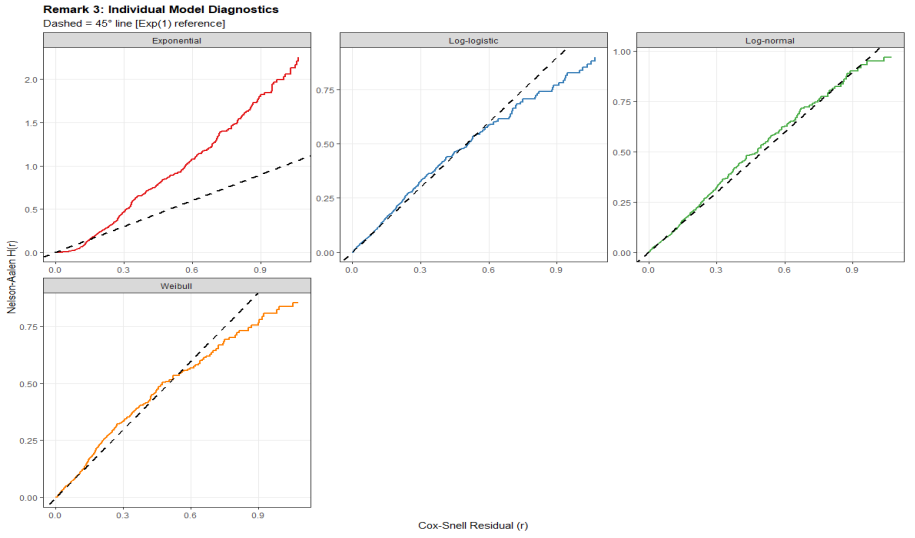
선택보정 추정치 산정을 위한 1·2단계 추정 결과

〈부표 5-1〉 선택보정 추정치 계측을 위한 1단계 추정 결과

변수명	추정치	표준 오차
1인당 유형자산	0.00116	0.00315
1인당 특허 수	0.87615***	0.14029
모회사 유무(더미)	−0.10985**	0.04897
자회사 수	0.02974***	0.00361
수출 기업(더미)	0.23930***	0.05137
성과급 연봉제 도입(더미)	0.20573***	0.06447
외국인 소유 지분율(%)	−0.00034	0.00077
4차 산업혁명 기술 도입(더미)	0.41507***	0.06278

주: 지역더미와 산업더미를 고려하며 분석한 결과임. ***는 유의수준 1%, **는 유의수준 5%, *는 유의수준 10%에서 통계적으로 유의함을 의미함.
자료: 저자 작성.

〈부도 5-1〉 Cox-Snell 잔차 진단 결과



주: 본 연구에서 사용한 log-normal이 45도 직선에 근접하면, 1단계 모형에서 오차항 U_i의 분포가 정규분포를 가지며, 순서형 프로빗 기반 처치 시기 선택 모형 가정이 데이터에 의해 지지됨을 의미함(Park, 2026).
자료: 저자 작성.

〈부표 5-2〉 $\alpha_{t,g-1}$ 추정 결과

도입시기(g)	시점(t)	기간 (t-g)	$\hat{\alpha}_{t,g-1}$	표준 오차	p-value	g기 전까지 도입하지 않은 기업 개수
2018	2018	0	4.55E-09	8.95E-09	0.6110	7608
2018	2019	1	-8.95E-09	1.03E-08	0.3830	7608
2018	2020	2	-7.19E-09	1.32E-08	0.5861	7608
2018	2021	3	-2.22E-09	1.25E-08	0.8587	7608
2018	2022	4	-9.19E-09	1.26E-08	0.4657	7608
2018	2023	5	-1.26E-08	1.27E-08	0.3213	7608
2018	2024	6	-5.83E-09	1.35E-08	0.6650	7608
2019	2019	0	1.16E-09	1.42E-08	0.9347	7418
2019	2020	1	2.00E-09	1.96E-08	0.9190	7418
2019	2021	2	7.13E-09	1.85E-08	0.7006	7418
2019	2022	3	-3.20E-09	1.88E-08	0.8650	7418
2019	2023	4	2.87E-09	1.91E-08	0.8805	7418
2019	2024	5	5.70E-09	2.02E-08	0.7776	7418
2020	2020	0	-1.09E-08	1.91E-08	0.5698	7326
2020	**2021**	**1**	**3.49E-08**	**1.89E-08**	**0.0647**	**7326**
2020	**2022**	**2**	**3.63E-08**	**1.94E-08**	**0.0610**	**7326**
2020	2023	3	-9.18E-09	1.97E-08	0.6409	7326
2020	2024	4	3.19E-08	2.09E-08	0.1271	7326
2021	**2021**	**0**	**4.40E-08**	**1.77E-08**	**0.0128**	**7214**
2021	**2022**	**1**	**4.53E-08**	**2.01E-08**	**0.0245**	**7214**
2021	2023	2	1.49E-09	2.16E-08	0.9449	7214
2021	**2024**	**3**	**4.09E-08**	**2.26E-08**	**0.0710**	**7214**
2022	2022	0	-1.15E-08	1.88E-08	0.5406	7159
2022	2023	1	-5.20E-09	2.28E-08	0.8198	7159
2022	2024	2	7.36E-09	2.50E-08	0.7686	7159
2023	2023	0	-3.28E-08	2.72E-08	0.2277	6961
2023	2024	1	4.97E-08	3.24E-08	0.1254	6961
2024	2024	0	0.031158	0.048116	0.5173	6673

주: 볼드 처리한 부분은 통계적으로 유의미함을 의미함.
자료: 저자 작성.

부 록 6

산업별·함수별 탄성치

세부 산업	수요의 소득	Armington	CET	자본-노동 간 대체
곡물 및 식량작물	0.8	3	1.25	1.2
채소 및 과실	1.1	3	1.25	1.2
기타작물	0.8	3	1.25	1.2
낙농 및 축우	1.1	3	1.25	1.2
기타축산	0.8	3	1.25	1.2
임산물	0.7	0.75	1.25	1.2
수산물	0.7	0.75	1.25	1.2
농림어업 서비스	0.7	0.75	1.25	1.2
광산품	0.7	0.75	1.25	1.2
음식료품	0.7	0.75	1.25	1.2
섬유 및 가죽제품	1.2	1.5	2.0	1.2
목재 및 종이, 인쇄	1.2	1.5	2.0	1.2
석탄 및 석유제품	1.2	1.5	2.0	1.2
화학제품	1.2	1.5	2.0	1.2
비금속광물제품	1.2	1.5	2.0	1.2
1차 금속제품	1.2	1.5	2.0	1.2
금속가공제품	1.2	1.5	2.0	1.2
컴퓨터, 전자 및 광학기기	1.2	1.5	2.0	1.2
전기장비	1.2	1.5	2.0	1.2
기계 및 장비	1.2	1.5	2.0	1.2
운송장비	1.2	1.5	2.0	1.2
기타 제조업제품	1.2	1.5	2.0	1.2
제조임가공 및 산업용 장비 수리	1.2	1.5	2.0	1.2
전력, 가스 및 증기	0.7	1.25	2.0	1.2
수도, 폐기물처리 및 재활용 서비스	0.7	1.25	2.0	1.2
건설	0.7	1.25	2.0	1.2
도소매 및 상품중개서비스	0.9	1.5	0.5	1.2
운송 서비스	0.9	1.5	0.5	1.2
음식점 및 주점	0.9	1.5	0.5	1.2
숙박 서비스	0.9	1.5	0.5	1.2
정보통신 및 방송 서비스	0.9	1.5	0.5	1.2
금융 및 보험서비스	0.9	1.5	0.5	1.2
부동산서비스	0.9	1.5	0.5	1.2
전문, 과학 및 기술 서비스	0.9	1.5	0.5	1.2
사업 지원 서비스	0.9	1.5	0.5	1.2
공공행정, 국방 및 사회보장	0.9	1.5	0.5	1.2
교육 서비스	0.9	1.5	0.5	1.2
보건 및 사회복지서비스	0.9	1.5	0.5	1.2
예술, 스포츠 및 여가 관련 서비스	0.9	1.5	0.5	1.2
기타 서비스	0.9	1.5	0.5	1.2
기타	0.9	1.5	0.5	1.2

자료: 이명기 외(2023)를 활용하여 저자가 작성함.

부 록 7

AI 기술 유형별 과업 시간단축 분석

1. 생성형 AI 활용으로 인한 과업의 시간단축 영향

□ 생성형 AI의 과업시간 단축 효과

○ Eloundou et al.(2024)은 O*NET 과업에 대해 LLM 사용이 인간의 과업 수행 시간을 50% 이상 줄일 수 있는지를 인간과 GPT-4를 통해 판정하고, 직업별 노출 과업이 차지하는 비중을 계산함.

- 연구 결과, 미국 취업자의 약 80%는 직업 내 과업의 10% 이상에서 LLM의 영향을 받을 가능성이 있고, 약 19%는 과업의 50% 이상에서 GPT의 영향을 받을 가능성이 있는 것으로 나타남.

○ 생성형 AI와 확장 생성형 AI의 잠재적 시간단축 결과를 비교한 결과, 보완적 디지털 도구의 활용 가능성을 포함하는 확장 생성형 AI의 경우 시간단축이 가능한 과업의 범위가 크게 확대되는 것으로 나타남.

- 본 분석에서는 Eloundou et al.(2024)의 시간 단축 범위를 확장하여 과업 수행시간을 10%, 25%, 50%, 75% 단축시키는 과업이 직업 내에서 차지하는 비중을 산출함.

- 생성형 AI의 경우 과업 수행시간 10% 단축 기준에서는 전체 KSCO 직업의 92.2%가 직업 내 과업의 10% 이상에서 노출된 것으로 나타났으며, 과업가중치의 50% 이상을 차지하는 직업은 42.5%로 나타남. 수행시간을

25% 이상 시간 단축하는 기준에서는 직업 내 과업의 10% 이상에서 노출된 직업은 20.2%로 크게 감소하였으며, 수행시간을 50% 이상의 단축할 수 있다고 평가된 과업의 가중치가 직업 전체 과업가중치의 10% 이상을 차지하는 직업은 나타나지 않았음.

- 확장 생성형 AI의 경우 10% 이상 시간단축이 가능한 과업이 직업 내 과업가중치의 10% 이상을 차지하는 직업은 100%로 전체 직업에서 나타났으며, 과업가중치의 50% 이상을 차지하는 직업도 83.3%로 나타남. 25% 이상 시간단축 기준에서도 각각 90.7%와 40.2%로 나타났으며, 50% 이상 시간 단축이 가능한 과업이 직업 내 과업가중치의 10% 이상을 차지하는 직업도 28.5%로 나타남.
- 이는 생성형 AI의 자체 기능만을 고려할 경우보다 보완적 디지털 도구를 함께 활용할 경우 잠재적 시간단축 범위가 상당히 확대될 수 있음을 보여줌.

〈부표 7-1〉 생성형 AI의 과업 수행시간 단축 기준별 노출직업 비중

과업시간 단축	생성형 AI		확장 생성형 AI	
	직업 내 과업비중 10% 이상	직업 내 과업비중 50% 이상	직업 내 과업비중 10% 이상	직업 내 과업비중 50% 이상
10% 단축	92.2%	42.5%	100.0%	83.3%
25% 단축	20.2%	0.0%	90.7%	40.2%
50% 단축	0.0%	0.0%	28.5%	0.0%

자료: 저자 작성.

□ 과업의 자동화와 보완 구분

❍ Gmyrek et al.(2023)은 생성형 AI 과업점수의 직업 내 평균과 표준편차를 이용하여 직무의 자동화·보완 잠재력을 도출하고자 함.

- 연구 결과, 자동화보다 보완의 고용비중이 더 크게 나타났으며, 고소득국에서는 자동화 잠재력이 5.5%, 보완 잠재력이 13.4%로 나타남.

〈부표 7-2〉 과업 노출도의 평균과 표준편차에 따른 직업 분류

구분	평균 낮음	평균 높음
표준편차 높음	보완 잠재력	분류 불확실 영역
표준편차 낮음	영향 없음	자동화 잠재력

자료: Gmyrek et al.(2023).

○ 본 분석에서 생성형 AI 과업 노출도에 동일한 분류기준을 적용한 결과, 485개 직업 가운데 자동화 잠재력에 해당하는 직업은 없었으며, 보완 잠재력을 가진 직업은 116개(23.9%)로 분류됨.

- 분류 불확실 영역 직업은 23개(4.7%), 낮은 노출 영역 직업은 346개(71.3%)로 나타났음.

〈부표 7-3〉 KSCO 직업 노출도의 평균과 표준편차를 이용한 직무의 자동화·보완 잠재력

구분	분류 기준	직업수 (비중)
보완 잠재력	$\mu < 0.4,\ \mu+\sigma > 0.5$	116개 (23.9%)
자동화 잠재력	$\mu > 0.6,\ \mu-\sigma > 0.5$	0개 (0%)
낮은 노출 영역	$\mu < 0.4,\ \mu+\sigma \leq 0.5$	346개 (71.3%)
분류 불확실 영역	위의 조건에 해당하지 않는 나머지 직업	23개 (4.7%)

자료: 저자 작성.

2. AI 기술 유형별 잠재 시간단축 분석

□ 분석 목적 및 평가 체계

○ 본 분석은 AI 기술을 활용할 경우 개별 과업의 수행시간을 어느 정도 단축할 수 있는지를 평가하고, 이를 직업·산업 수준으로 집계하여 AI 기술 유형별 시간단축 잠재력을 비교하고자 함.

- AI 노출도는 AI 기술의 적용 가능성을 나타내는 반면 시간단축 지표는 해

당 기술을 활용할 때 과업 수행시간을 줄일 수 있는 정도를 나타냄.

- 과업 수행시간의 단축을 기준으로 AI 기술의 영향을 평가하는 접근은 Eloundou et al.(2024)을 참고하되, 본 분석에서는 시간단축 기준과 AI 기술 적용 범위를 세분화하여 별도의 지표를 구성함.

○ 분석 대상은 분석·예측형, 생성형, 피지컬, 확장 생성형, 확장 피지컬, 결합형 및 확장 결합형의 7가지 AI 기술임.

- 결합형은 개별 기술 유형의 평갓값 중 최댓값을 사용하거나 세 기술 유형의 평갓값을 단순 합산하지 않음. 다만, 결합형 평가결과가 개별 기술 유형 중 가장 높은 평가보다 낮아지지 않도록 조건을 부여함.

○ 시간단축 평가는 숙련된 근로자가 AI 기술을 활용할 경우와 통상적으로 도구와 장비를 사용하여 과업을 수행할 경우를 비교함.

- 과업별 평가 결과는 O*NET 과업가중치를 이용하여 직업 수준으로 집계하고, 이를 다시 지역별고용조사의 산업×직업별 고용구조와 결합하여 산업 및 전국 수준의 지표로 산출함.

□ 노출도 평가와 시간단축 평가의 차이

○ 노출도 평가와 시간단축 평가는 동일한 O*NET 과업과 AI 기술 유형을 대상으로 하지만 평가목적과 기준이 다름.

- 노출도 평가는 관련 AI 기술이 과업의 수행방식, 결과물 품질을 실질적으로 변화시킬 잠재력을 0~1의 연속 점수로 평가한 반면, 시간단축 평가는 근로자가 기존 장비를 사용하는 상황을 기준으로 동일하거나 더 나은 품질을 유지하면서 전체 과업 완료 시간을 일정 비율 이상 단축할 수 있는지를 평가함.

- 시간단축 평가에서는 기술이 직접 처리하는 단계뿐만 아니라 자료 준비, 검토, 오류 수정, 대기 및 인계 등에 필요한 시간을 함께 고려함.
- 시간단축 평갓값은 노출도 점수를 시간단축률로 환산한 것이 아니라 별도의 프롬프트를 이용하여 평가함.

〈부표 7-4〉 AI 노출도 평가와 시간단축 평가 프롬프트 차이

항목	노출도 평가 프롬프트	시간단축 평가 프롬프트
평가 대상	직업을 구성하는 개별 과업 문장, AI 기술 유형	동일
평가 목적	AI 기술에 따른 과업의 변화 잠재력 평가	AI 기술 적용에 따른 과업의 수행시간 단축 잠재력 평가
평갓값	0~1사이 연속형 노출도 점수	0, 10, 25, 50, 75%의 시간단축 기준에 따른 범주형 평갓값
판단 기준	과업의 수행과 AI 기술의 연결성 중심 판단	근로자가 비AI 도구 및 기존 장비를 사용하는 상황과 AI 기술을 활용한 상황 비교
인간 검토	결과물의 책임과 검토 필요성을 AI 기술 적용의 제약조건으로 고려	검토·수정·재작업 등에 필요한 시간을 전체 과업 완료시간에 포함

자료: 저자 작성.

□ 직업별 시간단축 지표

○ 개별 과업의 시간단축 정도는 0%, 10%, 25%, 50%, 75%의 기준으로 평가함.

- 예를 들어 평갓값이 25인 과업은 수행시간을 최소 25% 단축할 가능성이 있다고 평가되었으나, 50% 이상의 단축 가능성에는 미치지 못하는 경우임.
- 평갓값 0은 10% 이상의 시간단축 가능성을 충분히 뒷받침하지 못한 경우로 시간단축 효과가 전혀 없다는 의미는 아님.

○ 직업별 잠재 시간단축 정도는 시간단축 기준별 과업비중(TR)과 시간단축지수(Time-Reduction Index: TRI)를 이용하여 측정함.

- TR10, TR25, TR50, TR75는 각각 해당 AI 기술을 활용하였을 때 수행시간을 최소 10%, 25%, 50%, 75% 이상 단축할 수 있는 과업이 직업 내 전체

과업가중치에서 차지하는 누적 비중을 의미함.

* 예를 들어 피지컬 AI의 TR25가 0.2라면, 해당 직업의 약 20%를 차지하는 과업에서 최소 25%의 시간단축 가능성이 평가되었음을 의미함.

❍ 시간단축 기준을 하나의 지표로 요약하기 위해 각 시간단축 구간 적용하여 시간단축지수(TRI)를 산출함. TR10, TR25, TR50, TR75는 각각 0~1 범위의 누적 비중임.

$$TRI = 10(TR10 - TR25) + 25(TR25 - TR50) + 50(TR50 - TR75) + 75\,TR75$$

$$\rightarrow\ TRI = 10\,TR10 + 15\,TR25 + 25\,TR50 + 25\,TR75 \qquad \text{식 (1)}$$

- TRI는 과업별 시간단축 평갓값의 가중평균으로 0~75의 범위를 가지며, 값이 높을수록 해당 AI 기술을 활용할 때 과업에서 기대할 수 있는 잠재적 시간단축 정도가 크다는 것을 의미함.

□ 산업별 시간단축 지표

❍ 직업별 TRI를 지역별고용조사의 산업 내 직업별 취업자 규모로 가중평균하여 산업별 시간단축지수를 산출함.

$$TRI_{ik} = \frac{\sum_{o} Emp_{io}\, TRI_{ok}}{\sum_{o} Emp_{io}} \qquad \text{식 (2)}$$

- i는 산업, o는 직업, k는 AI 기술 유형을 의미함. Emp_{io}는 산업 i의 직업 o 취업자 규모이며, q_{io}는 산업 전체 취업자 중 해당 직업의 고용비중임.
- 산업별 지표는 해당 산업의 직업구조와 각 직업의 과업구조를 동시에 반영한 고용가중 시간단축지수임.

❍ 산업별 고용규모까지 고려한 잠재 시간단축 규모는 산업별 취업자 수와 고용가중 시간단축지수를 결합하여 산출함.

$$Potential\,Time_{ik} = Emp_i \times \frac{TRI_{ik}}{100} \qquad \text{식 (3)}$$

- 잠재 시간단축 규모는 산업별 고용규모를 고려한 잠재적 시간단축의 상대적 크기를 나타내는 지표임. 실제 절감된 노동시간, 감축 인원 또는 실현된 생산성 증가분을 의미하지 않으며 산업 간 잠재력 규모의 비교에 활용함.

□ AI 기술 유형별 분석 결과

❍ 2023~2025년 기준 고용구조를 반영한 AI 기술 유형별 고용가중 시간단축지수는 분석·예측형 AI가 5.3, 생성형 AI는 5.4로 유사하게 나타났으나, 피지컬 AI가 0.6으로 상대적으로 낮게 나타남.

- 확장형의 경우 확장 생성형 AI는 16.4, 확장 피지컬 AI는 10.3으로 나타남.
- 결합형 AI의 시간단축지수는 11.1로 분석·예측형, 생성형, 피지컬 AI를 함께 활용할 경우 높게 나타났으며, 확장 결합형은 28.1로 가장 높은 수준으로 나타남.

〈부표 7-5〉 2023~2025년 AI 기술 유형별 잠재 시간단축지수 분석 결과

기술 유형	전국 고용가중 시간단축지수	시간단축 상위 10개 산업 점유율	시간단축 상위 20개 산업 점유율
분석·예측형	5.3	19.9%	30.6%
생성형	5.4	20.8%	32.1%
확장 생성형	16.4	20.0%	31.5%
피지컬	0.6	25.7%	36.6%
확장 피지컬	10.3	26.3%	37.8%
결합	11.1	19.8%	31.1%
확장 결합	28.1	20.6%	31.4%

자료: 저자 작성.

❍ AI 기술 유형별 잠재 시간단축 규모의 산업 집중도를 비교하면, 피지컬 AI와 확장 피지컬 AI에서 상대적으로 집중되어 있는 것으로 나타남.

- 피지컬 AI의 잠재 시간단축 규모 중 상위 10개 산업이 차지하는 비중은 25.7%, 상위 20개 산업의 비중은 36.6%로 분석·예측형 및 생성형 AI보다 높았음. 확장 피지컬 AI의 경우에도 상위 10개 산업의 비중은 26.3%, 20개 산업에서는 37.8%로 나타남.
- 이는 피지컬 AI의 활용 가능성이 산업 전반에 광범위하게 분포하기보다 반복적인 물리작업, 장비조작, 이동·가공 등의 과업이 집중된 특정 산업에서 상대적으로 높게 나타나기 때문으로 해석할 수 있음.

❍ 피지컬 AI와 확장 피지컬 AI의 산업별 시간단축지수 상위 10개 산업을 살펴보면, 두 지표 모두 제조업의 비중이 높으며 식품제조업이 다수 포함되어 있음.

- 도축업, 육류 가공 및 저장 처리업, 곡물 가공품 제조업, 수산식품 가공 및 저장 처리업, 떡, 빵 및 과자류 제조업 등 상위 10개 산업 중 5~7개가 식품제조업으로 나타남.

〈부표 7-6〉 피지컬 및 확장 피지컬 AI 시간단축지수 상위 10개 산업

순위	피지컬 AI		확장 피지컬 AI	
	산업 세분류	시간단축지수	산업 세분류	시간단축지수
1	도축업 (1011)	3.03	도축업 (1011)	24.17
2	종이 포대·판지 상자 및 종이 용기 제조업 (1722)	2.82	수산식물 가공 및 저장 처리업 (1022)	23.22
3	육류 가공 및 저장 처리업 (1012)	2.76	곡물 가공품 제조업 (1051)	23.15
4	곡물 가공품 제조업 (1051)	2.74	떡, 빵 및 과자류 제조업 (1060)	22.99
5	수산식물 가공 및 저장 처리업 (1022)	2.70	육류 가공 및 저장 처리업 (1012)	22.92
6	떡, 빵 및 과자류 제조업 (1060)	2.65	세탁업 (9691)	21.94
7	기타 종이 및 판지 제품 제조업 (1790)	2.65	종이 포대·판지 상자 및 종이 용기 제조업 (1722)	21.88

(계속)

순위	피지컬 AI		확장 피지컬 AI	
	산업 세분류	시간단축 지수	산업 세분류	시간단축 지수
8	건설장비 운영업 (4260)	2.51	동물성 및 식물성 유지 제조업 (1041)	21.43
9	철강 주조업 (2431)	2.50	기타 종이 및 판지 제품 제조업 (1790)	21.35
10	골판지 및 골판지 가공제품 제조업 (1721)	2.49	면류, 마카로니 및 유사 식품 제조업 (1082)	20.42

주: 2023~2025년 KSIC 세분류 가운데 고용포괄률이 95% 이상인 산업을 대상으로 산출한 결과임.
자료: 저자 작성.

❍ 산업별 시간단축지수에 산업 취업자 규모를 결합하여 잠재 시간단축 규모를 산출한 결과, 시간단축지수 자체가 높은 산업과 고용규모를 함께 고려했을 때 상위에 나타나는 산업 간 차이가 나타남.

- 확장 피지컬 AI에서는 한식 음식점업이 2위를 차지하였으며, 곡물 및 기타 식량작물 재배업이 6위, 비알코올 음료점업이 7위, 과실·음료용 및 향신용 작물 재배업이 8위로 나타남.
- 피지컬 AI의 잠재 시간단축 규모 상위 10개 산업에서는 농식품 관련 산업이 곡물 및 기타 식량작물 재배업에 한정된 반면, 확장 피지컬 AI에서는 농업과 외식업을 포함한 여러 농식품 관련 산업이 상위권에 포함됨.

〈부표 7-7〉 피지컬 및 확장 피지컬 AI 잠재 시간단축 규모 상위 10개 산업

순위	피지컬 AI			확장 피지컬 AI		
	산업 세분류	시간 단축 지수	잠재 시간단축 규모 중 비중	산업 세분류	시간 단축 지수	잠재 시간단축 규모 중 비중
1	기타 비거주 복지 서비스업 (8729)	0.56	4.3%	기타 비거주 복지 서비스업 (8729)	11.94	5.2%
2	일반 공공행정 (8411)	0.87	4.1%	한식 음식점업 (5611)	14.52	4.6%
3	인력 공급업 (7512)	1.01	3.6%	일반 공공행정 (8411)	12.07	3.2%
4	도로 화물 운송업 (4930)	1.10	2.6%	인력 공급업 (7512)	14.96	3.0%
5	건설장비 운영업 (4260)	2.51	2.1%	도로 화물 운송업 (4930)	14.79	2.0%

(계속)

순위	피지컬 AI			확장 피지컬 AI		
	산업 세분류	시간 단축 지수	잠재 시간단축 규모 중 비중	산업 세분류	시간 단축 지수	잠재 시간단축 규모 중 비중
6	보관 및 창고업 (5210)	1.52	2.0%	곡물 및 기타 식량작물 재배업 (0111)	11.85	1.9%
7	주거용 건물 건설업 (4111)	0.85	1.9%	비알코올 음료점업 (5622)	13.83	1.7%
8	자동차용 기타 신품 부품 제조업 (3039)	1.68	1.8%	과실, 음료용 및 향신용 작물 재배업 (0113)	12.20	1.6%
9	곡물 및 기타 식량작물 재배업 (0111)	0.61	1.7%	주거용 건물 건설업 (4111)	12.51	1.6%
10	금속 열처리, 도금 및 기타 금속 가공업 (2592)	1.92	1.7%	병원 (8610)	6.69	1.6%

주: 2023~2025년 KSIC 세분류 가운데 고용포괄률이 95% 이상인 산업을 대상으로 산출한 결과임.
자료: 저자 작성.

부 록 8

고노출 직업에 종사하는 취업자 규모

□ 직업별 AI 노출도의 상대적 고노출 구간 취업자 규모

○ Sytsma & Sousa(2023)는 직업별 노출도를 기술 유형별 평균과 표준편차를 이용하여 '평균~1표준편차', '1~2표준편차', '2표준편차 이상'의 세 구간으로 분류함.

- O*NET의 과업 문장과 USPTO 특허 제목(1976~2021년)을 활용하여 BERT 모형으로 임베딩하고 두 텍스트 간 코사인 유사도를 이용하여 과업-특허 연결관계를 구축함.
- 미국 인구총조사 및 ACS의 풀타임 환산 취업자 수를 결합한 결과, 2019년 기준 고노출 직업에 종사하는 근로자는 기술 유형에 따라 전체의 2~15%를 차지하였음.

〈부표 8-1〉 Sytsma & Sousa(2023)의 직업별 AI 상대적 노출 구간

구분	직업별 z-score
평균이상·1SD 미만	Mildly exposed
1SD 이상·2SD 미만	Highly exposed
2SD 이상	Extremely exposed

자료: Sytsma & Sousa(2023)를 바탕으로 저자 작성.

○ 본 분석에서도 직업별 노출도를 기술 유형별 평균과 표준편차를 이용하여 '평균~1표준편차', '1~2표준편차', '2표준편차 이상'의 세 구간으로 분류함.

- Sytsma & Sousa(2023)의 상대적 노출구간 설정방법을 KSCO 세분류 직

업에 적용하고, 이를 지역별고용조사의 고용가중치와 연계한 결과, 2023~2025년 고노출 직업에 종사하는 근로자는 기술 유형에 따라 전체의 6.9~19.3%를 차지하였음.

〈부표 8-2〉 AI 기술 유형별 직업별 AI 상대적 노출 구간

모형	기술 유형	평균 미만 (%)	Mildly (%)	Highly (%)	Extremely (%)	고노출 직업 비중 (%)	고노출 취업자비중 (%)	고노출 취업자 (만 명)
LLM	분석·예측형	59.2	21.7	15.7	3.5	19.2	17.3	498.0
	생성형	51.8	29.9	16.7	1.7	18.4	16.4	472.6
	피지컬	55.7	26.0	14.6	3.7	18.4	16.6	478.5
특허	분석·예측형	48.9	33.2	17.9	0.0	17.9	19.3	556.7
	생성형	45.2	36.9	17.9	0.0	17.9	14.4	413.3
	피지컬	36.7	57.3	6.0	0.0	6.0	6.9	197.0

자료: 저자 작성.

□ 직업별 노출도 순위 상위 20%에 종사하는 취업자 규모

❍ KSCO 직업 노출도에서 상위 20% 직업 산정한 뒤, 이를 산업과 직업을 연계한 고용가중치 자료와 결합하여 해당 직업에 종사하는 취업자가 전체 취업자에서 차지하는 비중을 산출함.

- 분석 결과, AI 노출도 상위 20% 직업에 종사하는 취업자의 비중은 지표에 따라 15.5~22.1%로 나타남.
- LLM 기반 노출도에서는 생성형 AI 노출도 상위 직업에 종사하는 취업자의 비중이 19.5%로 가장 높았으며, 분석·예측형과 피지컬 AI는 각각 17.5%와 17.3%로 유사하게 나타남. 특허 기반 노출도에서는 분석·예측형 AI 상위 직업의 취업자 비중이 22.1%로 가장 높았고, 생성형과 피지컬 AI는 각각 15.5%와 16.1%로 나타남.
- 한지우·오삼일(2023)은 Webb(2020)의 특허 기반 직업별 AI 노출지수를 KSCO 소분류 153개 직업을 기준으로 한국노동패널의 취업자 정보와 결

합하여 분석함. AI 노출도 상위 20%에 해당하는 직업에 종사하는 취업자를 합산한 결과 약 341만 명으로 전체 취업자의 약 12%를 차지한다는 분석 결과를 도출함.

- 본 분석은 한지우·오삼일(2023)과 동일한 상위 20% 기준을 적용하였으나, KSCO 세분류 직업과 지역별고용조사를 이용하고 AI 기술 유형별 노출도를 구분하였다는 점에서 두 연구의 수치를 직접적으로 비교하는 데에는 유의할 필요가 있음.

$$H_{m,k}^{20} = \frac{\sum_{o} Emp_o 1(\text{Exp}osure_{o,m,k} \in \text{상위 20\% 직업})}{\sum_{o} Emp_o} \quad \text{식 (1)}$$

〈부표 8-3〉 AI 상위 노출 직업의 종사자 수 및 비중

단위 : 만 명

노출도 지표		전체 취업자 중 상위 20% 직업 종사자	
분석 방법	기술 유형	비중	종사자
LLM	분석·예측형	17.47%	502.8
	생성형	19.54%	562.2
	피지컬	17.32%	498,6
특허	분석·예측형	22.10%	636.0
	생성형	15.46%	444.9
	피지컬	16.10%	463.5

자료: 저자 작성.

부 록 9

세부 산업별 부가가치 생산성 증가율

단위 : %

세부 산업명	시나리오 1	시나리오 2	시나리오 3	시나리오 4
곡물 및 식량작물	12.50	4.72	20.95	26.21
채소 및 과실	11.78	4.44	19.79	24.79
기타작물	11.88	4.48	19.94	24.98
낙농 및 축우	11.23	4.22	18.89	23.69
기타축산	9.60	3.59	16.23	20.42
농림어업 서비스	11.33	4.26	19.06	23.90
음식료품	12.73	5.13	21.32	26.66
음식점 및 주점	9.43	4.44	15.96	20.09
섬유 및 가죽제품	11.52	5.56	19.36	24.27
목재 및 종이, 인쇄	11.76	2.94	19.76	24.75
석탄 및 석유제품	11.95	13.40	20.06	25.13
화학제품	12.42	6.56	20.82	26.06
비금속광물제품	11.37	4.89	19.13	23.98
1차 금속제품	11.82	5.23	19.86	24.88
금속가공제품	11.79	4.25	19.80	24.81
컴퓨터, 전자 및 광학기기	12.59	16.32	21.08	26.37
전기장비	12.10	8.15	20.30	25.41
기계 및 장비	12.16	8.48	20.39	25.53
운송장비	11.74	4.70	19.72	24.70
기타 제조업제품	11.10	8.54	18.68	23.44
제조임가공 및 산업용 장비 수리	9.54	0.00	16.14	20.31
도소매 및 상품중개서비스	11.26	8.57	18.95	23.76
운송 서비스	8.87	5.07	15.05	18.96
숙박 서비스	10.76	3.64	18.13	22.75
부동산서비스	11.88	5.26	19.94	24.98
전문, 과학 및 기술 서비스	12.99	19.68	21.73	27.16
사업 지원 서비스	10.61	8.75	17.89	22.46
공공행정, 국방 및 사회보장	9.98	0.00	16.86	21.19
교육 서비스	9.97	22.92	16.84	21.17
보건 및 사회복지서비스	8.21	15.52	13.95	17.61
예술, 스포츠 및 여가 관련 서비스	9.07	2.76	15.37	19.36
기타 서비스	8.91	1.27	15.11	19.04
정보통신 및 방송 서비스	13.55	30.96	22.64	28.26
금융 및 보험서비스	12.75	28.73	21.34	26.69
임산물	10.38	0.00	17.52	22.01
수산물	9.12	0.00	15.45	19.46
광산품	10.04	0.00	16.95	21.31
전력, 가스 및 증기	11.75	17.20	19.73	24.72
수도, 폐기물처리 및 재활용 서비스	10.25	3.54	17.31	21.75
건설	10.04	7.42	16.95	21.31

주: 시나리오는 〈표 3-3〉과 같음.
자료: 저자 작성.

부 록 10

세부 산업별 실질 부가가치 증가율

단위 : %

세부 산업명	시나리오 1	시나리오 2	시나리오 3	시나리오 4
곡물 및 식량작물	10.96	1.64	18.31	22.91
채소 및 과실	13.60	9.76	21.91	27.09
기타작물	11.95	2.05	19.28	23.88
낙농 및 축우	10.16	8.31	17.01	21.33
기타축산	10.18	8.36	17.09	21.44
농림어업 서비스	11.25	7.22	18.59	23.19
음식료품	10.14	8.32	16.99	21.30
음식점 및 주점	10.94	9.90	18.40	23.07
섬유 및 가죽제품	12.40	6.05	20.70	25.86
목재 및 종이, 인쇄	11.04	8.39	18.60	23.34
석탄 및 석유제품	11.61	9.44	19.44	24.34
화학제품	11.80	6.05	19.71	24.65
비금속광물제품	10.74	7.77	18.21	22.90
1차 금속제품	13.20	4.96	20.70	25.39
금속가공제품	11.02	5.04	18.66	23.44
컴퓨터, 전자 및 광학기기	14.05	33.78	23.30	29.03
전기장비	11.56	7.35	19.47	24.42
기계 및 장비	10.90	4.22	18.56	23.35
운송장비	11.39	-1.84	19.16	24.02
기타 제조업제품	11.60	9.80	19.54	24.51
제조임가공 및 산업용 장비 수리	11.56	10.21	19.33	24.19
도소매 및 상품중개서비스	11.12	10.18	18.71	23.47
운송 서비스	10.11	7.49	16.98	21.30
숙박 서비스	10.37	6.15	17.47	21.93
부동산서비스	11.25	9.48	19.01	23.87
전문, 과학 및 기술 서비스	11.58	13.56	19.57	24.56
사업 지원 서비스	10.85	10.66	18.28	22.94
공공행정, 국방 및 사회보장	10.38	3.21	17.50	21.98
교육 서비스	10.53	17.62	17.72	22.23
보건 및 사회복지서비스	9.80	12.89	16.50	20.71
예술, 스포츠 및 여가 관련 서비스	10.42	8.93	17.52	21.97
기타 서비스	10.66	8.93	17.91	22.44
정보통신 및 방송 서비스	11.91	19.81	20.11	25.23
금융 및 보험서비스	11.51	15.73	19.37	24.30
임산물	10.21	5.99	17.36	21.85
수산물	10.36	8.29	16.88	21.00
광산품	11.37	5.32	18.46	22.92
전력, 가스 및 증기	11.14	10.70	18.57	23.23
수도, 폐기물처리 및 재활용 서비스	10.93	8.03	18.20	22.76
건설	10.40	8.67	17.90	22.61

주: 시나리오는 〈표 3-3〉과 같음.
자료: 저자 작성.

참고문헌

미래창조과학부·한국인터넷진흥원(2016), 2016 인터넷이용실태조사 최종보고서.

송단비·조재한·최민철·김한흰(2021), 기업의 인공지능 활용과 생산성 연구, 연구보고서, 2021-12, 산업연구원.

이명기·이용건·김정승·이두영·김재현·권오상·이승호·용희원(2023), 한국 농업 특화 CGE 농업경제분석 모형 개발 기초 연구, 기타연구보고서, M179, 한국농촌경제연구원.

장지연·전병유·정준호·이철승·심지환·안성준(2024), 인공지능(AI) 발전의 고용효과, 한국노동연구원.

정도채(발간 예정), AI 기반 농산업 혁신 방안 연구, 한국농촌경제연구원.

정보통신부·한국인터넷진흥원(2006), 2005년 하반기 정보화실태조사.

정소라·성낙일(2024), 우리나라 기업의 자동화 기술 도입이 고용량과 임금에 미친 영향에 관한 실증 분석, 한국은행 경제연구원.

최병옥(발간 예정), AI 기반의 농식품 유통혁신을 위한 정책과제, 한국농촌경제연구원.

최지은·서영선·노희용(2025), ICT 혁신이 사회·경제에 미치는 영향, 기본연구, 25-17, 정보통신정책연구원.

한요셉(2023), 인공지능으로 인한 노동시장의 변화와 정책방향, KDI 연구보고서, 2023-03, 한국개발연구원.

한지우·오삼일(2023), "AI와 노동시장 변화", BOK 이슈노트, 제2023-30호, 한국은행.

홍연아·성재훈·이용선·윤찬미(2022), 탄소중립을 위한 식품소비 단계의 온실가스 감축 대안과 효과분석, R960, 한국농촌경제연구원.

Abadie, A.(2005), "Semiparametric Difference-in-Differences Estimator", Review of Economic Studies, 72(1): 1-19.

Acemoglu, D.(2025), "The Simple Macroeconomics of AI", Economic Policy, 40(121): 13-58.

Alderucci, D., Branstetter, L., Hovy, E., Runge, A. & Zolas, N.(2020), Quantifying the Impact of AI on Productivity and Labor Demand: Evidence from U.S. Census Microdata.

Babakhin, Y., Osmulski, R., Ak, R., Moreira, G., Xu, M., Schifferer, B., Liu, B. & Oldridge, E.(2025), "Llama-Embed-Nemotron-8B: A Universal Text

Embedding Model for Multilingual and Cross-Lingual Tasks", arXiv:2511.07025.

Baqaee, D. R. & E. Farhi(2019), "The Macroeconomic Impact of Microeconomic Shocks: Beyond Hulten's Theorem", Econometrica, 87(4): 1155-1203.

Baumol, W. J.(1967), "Macroeconomics of Unbalanced Growth: The Anatomy of Urban Crisis. American Economic Review", 57(3): 415-426.

Bekamiri, H., Hain, D. S. & R. Jurowetzki(2024), "PatentSBERTa: A Deep NLP Based Hybrid Model for Patent Distance and Classification Using Augmented SBERT", Technological Forecasting and Social Change, 206, 123536.

Bontadini, F., Corrado, C., Haskel, J. & Jona-Lasinio, C.(2025), "AI as an Innovation in the Method of Innovation: Implications for Productivity Growth in the US and Europe", Paper presentation, ASSA 2026 Annual Meeting, San Francisco, CA, United States.

Brynjolfsson, E., Rock, D. & C. Syverson(2021), "The Productivity J-Curve: How Intangibles Complement General Purpose Technologies", American Economic Journal: Macroeconomics, 13(1): 333-372.

Callaway, B., & Sant'Anna, P. H. C.(2021), "Difference-in-Differences with Multiple Time Periods", Journal of Econometrics, 225(2): 200-230.

Callaway, B. & Karami, S.(2023), "Treatment effects in interactive fixed effects models with a small number of time periods", Journal of Econometrics, 233(1): 184-208.

Calvino, F. & Fontanelli, L.(2023), A portrait of AI adopters across countries: Firm characteristics, assets' complementarities and productivity, OECD Science, Technology and Industry Working Papers, 2023/02.

Damioli, G., Van Roy, V. & Vertesy, D.(2021), "The impact of artificial intelligence on labor productivity", Eurasian Business Review, 11: 1-25.

Decaluwé, B., A. Lemelin, V. Robichaud. & H. Maisonnave(2013), "Pep-1-1: the PEP standard single-country static CGE model", Partnership for economic policy.

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

1306-1308.
Felten, E. W., Raj, M. & Seamans, R.(2018), "A Method to Link Advances in Artificial Intelligence to Occupational Abilities", AEA Papers and Proceedings, 108: 54-57.
_____(2021), "Occupational, industry, and geographic exposure to artificial intelligence: A novel dataset and its potential uses", Strategic Management Journal, 42(12): 2195-2217.
Filippucci, F., Gal, P. & Schief, M.(2024), "Miracle or Myth? Assessing the macroeconomic productivity gains from Artificial Intelligence", OECD Artificial Intelligence Papers, No. 29.
Frey, C. B. & Osborne, M. A.(2017), "The Future of Employment: How Susceptible Are Jobs to Computerisation?", Technological Forecasting and Social Change, 114: 254-280.
Ghosh, M., Erhardt, S., Rose, M. E., Buunk, E. & D. Harhoff(2024), "PaECTER: Patent-level Representation Learning Using Citation-informed Transformers", arXiv:2402.19411.
Guerrón-Quintana, P., Mikami, T. & Nosal, J.(2025), "The macroeconomic implications of the Gen-AI economy", Available at SSRN 4989979.
Gmyrek, P., Berg, J. & Bescond, D.(2023), Generative AI and Jobs: A global analysis of potential effects on job quantity and quality, ILO Working Paper 96.
Hampole, M., Papanikolaou, D., Schmidt, L. D. W. & Seegmiller, B.(2025), Artificial Intelligence and the Labor Market(No. w33503), National Bureu of Economic Reseach.
Heckman, J. J.(1979), "Sample selection bias as a specification error", Econometrica: Journal of the econometric society: 153-161.
Hulten, C. R.(1978), "Growth Accounting with Intermediate Inputs", Review of Economic Studies, 45(3): 511-518.
Lofgren, H., R.L. Harris, S. Robinson.(2002), A Standard Computable General Equilibrium model (CGE) in GAMS, International Food Policy Research Institute.
McElheran, K., Li, J. F., Brynjolfsson, E., Kroff, Z., Dinlersoz, E., Foster, L. & Zolas, N.(2024), "AI adoption in America: Who, what, and where", Journal of Economics & Management Strategy, 33(2): 375-415.

Nam, C. H.(2026), “How many years does it take for AI adopting firms to realize productivity effects?”, Poster presentation, Allied Social Science Associations (ASSA) 2026 Annual Meeting, Philadelphia, PA, United States.

OECD(2024), “Explanatory Memorandum on the Updated OECD Definition of an AI System”, OECD Artificial Intelligence Papers, No. 8, OECD Publishing.

Park, M.(2025), “A selection correction method for heterogeneous treatment effects in staggered adoption settings”, Economics Letters, 254, Article 112490.

Park, M.(2026), Difference-in-Differences for Heterogeneous Treatment Effects in Staggered and Self-Selected Adoption Setting. Working paper, Korea University

Rambachan, A. & Roth, J.(2023), “A More Credible Approach to Parallel Trends”, Review of Economic Studies, 90(5): 2555–2591.

Sant’Anna, P. H. C. & Zhao, J.(2020), “Doubly Robust Difference-in-Differences Estimators”, Journal of Econometrics, 219(1): 101–122.

Septiandri, A. A., Constantinides, M. & D. Quercia(2024), “The Potential Impact of AI Innovations on US Occupations”, PNAS Nexus, 3(9): 320.

Sytsma, T. & É. M. Sousa.(2023), Artificial Intelligence and the Labor Force: A Data-Driven Approach to Identifying Exposed Occupations, Research Report RR-A2655-1, RAND Corporation.

Webb, M.(2020), The Impact of Artificial Intelligence on the Labor Market, Stanford University, Working Paper.

World Intellectual Property Organization(WIPO)(2019), WIPO Technology Trends 2019: Artificial Intelligence, WIPO.

Zolas, N., Kroff, Z., Brynjolfsson, E., McElheran, K., Beede, D. N., Buffington, C., ... & Dinlersoz, E.(2021), Advanced Technologies Adoption and Use by US Firms: Evidence from the Annual Business Survey, NBER Working Paper, 28290.

〈데이터 자료〉

과학기술정보통신부(2025), 인공지능산업실태조사.

국가데이터처(2026), 기업활동조사(2017~2024).

_____(2026), 전국사업체조사.
_____(2026), 지역별고용조사(2013년~) 반기 상반기(B형·전국·소분류).
_____(2026), 지역별고용조사(2013년~) 반기 하반기(B형·전국·소분류).
_____(2026), 한국표준산업분류.
산업통상부(2026), 산업디지털전환실태조사.
중소벤처기업부(2026), 중소기업기술통계조사.
Google Patents Public Data(각 연도), 특허자료(2017~2025년).
U.S. Department of Labor, Employment and Training Administration(2026), ONET 30.3 Database.

〈AI 자료〉

OpenAI(2026), ChatGPT(5.4, 2026. 3. 5.), 대형언어모델(LLM), https://chatgpt.com/ 직업별 과업의 AI 노출도 평가, AI 기술유형별 잠재적 시간단축 평가 및 평가 프롬프트 검토 등에 대형언어모델(LLM)을 활용하였음. LLM을 통해 생성된 평가 결과는 연구진의 검토와 전문가 자문을 거쳐 분석에 활용하였음.

KREI

www.krei.re.kr

농식품산업 AI 도입 현황 및 영향 분석

한국농촌경제연구원

전라남도 나주시 빛가람로 601 T.1833-5500 F.061) 820-2211

95520

9 791161 498560

ISBN 979-11-6149-856-0