

연구보고서
2025-11

AI와 노동의 공존

- 생산성 향상과 불평등 개선 가능성을 중심으로 -

노세리 · 권현지 · 김란우 · 박은연 · 이환웅 · 전 준 · 노가빈

목 차

요 약	i
제1장 서 론	(노세리) 1
제1절 문제 제기	1
제2절 연구의 구성	3

제1부 인공지능 도입과 불평등의 구조적 형성

제2장 AI 도입에 따른 생산성과 불평등 경향 평가: 2019~2024년 고용보험 DB 분석 결과를 중심으로 (이환웅)	7
제1절 연구의 목적	7
제2절 선행연구 분석 및 본 연구의 기여	7
제3절 분석 자료 및 개요	11
제4절 식별 전략 및 분석 표본	15
1. 통계모형	15
2. 개인 단위의 분석표본 구축	18
제5절 분석 결과	21
1. 직업 수준에서의 고용 및 임금 변화	21
2. 개인 수준에서의 고용 및 임금 변화	28
3. AI 기술 확산이 직종 내 불평등에 미친 영향	30
제6절 소 결	39

제3장 2025년 인공지능 기술 활용, 한국 사회는 어디까지 왔는가? : KBS, 한국노동연구원, 한국경영자총협회 공동 설문조사 결과를 중심으로 (노세리) 42

제1절 들어가는 말 42

 1. 연구의 목적 42

 2. 응답자 특성 44

제2절 인공지능 기술을 어떻게 사용하고 있는가? 46

제3절 인공지능은 어떠한 변화를 만들어내고 있는가? 52

제4절 한국 사회는 인공지능을 활용할 준비가 되어 있는가? 62

제5절 소 결 73

제4장 AI 도입이 일터 내 불평등에 미치는 영향 : 접근성, 통제권, 그리고 고용 불안을 중심으로 (권현지) 75

제1절 들어가며 : AI 전환의 양면성과 불평등 75

제2절 조사개요와 방법론 79

제3절 사무/관리직 노동자의 AI 활용 경험과 효율 81

 1. AI 사용 현황 81

 2. 업무 효율의 비약적 증가 : 속도와 품질의 향상 89

 3. 주관적 인식의 명암 : '재미'와 '부담/통제'의 공존 91

제4절 AI 전환기 격차와 불안 97

 1. 고용 불안 97

 2. 숙련 사다리 붕괴 가능성 102

 3. 디지털 리터러시와 역량의 격차 106

 4. 불평등한 통제권 109

 5. 성과 평가에 영향을 미치는 AI 활용능력 110

 6. 노사 관계와 보호 장치의 미비 110

제5절 소 결 111

제5장 개발 현장에서의 인간중심 AI 실현 가능성과 한계(권현지·노가빈)	113
제1절 들어가며	113
제2절 선행 연구	117
1. AI 생산 과정에서 개발자의 위치성	117
2. 개발자의 노동과 기술에 관한 사회기술적 상상	119
제3절 연구 방법	122
1. 개 요	122
2. 연구참여자	122
3. 연구 절차 및 분석 방법	124
제4절 연구 결과	125
1. 개발자의 노동-기술 관념 형성 및 구성	125
2. 상상에서 수행으로 : 기술 설계 과정의 선택과 배제	137
제5절 소결 : 요약과 정책 함의	159

제2부 산업별 사례로 본 인공지능 도입과 노동과정의 재구조화
--

제6장 금융업에서 AI 활용과 노동과정의 변화 : 인간-AI 협업과 새로운 불평등	(김란우)	167
제1절 들어가는 말		167
제2절 금융 AI 사용 개발 현황		169
1. 금융 AI 관련 개요 및 연구 동향		169
2. 국내 금융업에서의 AI 사용 동향		170
3. 미국 및 중국 금융업에서의 AI 사용 동향		172
4. AI로 인한 금융업 직업 세계의 변화		173
5. 금융업에서 AI가 야기하는 불평등		174
제3절 연구 방법		175

제4절 금융 노동의 변화	177
1. 생산성 향상으로 인한 현재 작업과정의 변화	177
2. 미래 작업 과정의 변화 예상	181
3. 인력 구조의 변화	183
4. 금융업 직무 특성의 변화	186
5. 예견되는 금융업 내의 불평등 양상	189
제5절 소 결	191

제7장 인공지능과 함께하는 지식노동 : 이공계와

인문사회계의 노동 구조의 변화 (전 준) 194

제1절 들어가며	194
제2절 연구 방법	199
1. 연구 설계와 문제의식	199
2. 연구 참여자 구성 및 표집 절차	199
3. 자료 수집 및 면담 설계	200
4. 분석 절차와 해석적 틀	200
제3절 연구 결과	201
1. “도구”	201
2. “지식”	209
3. “미래”	216
제4절 소결 및 토론	223
1. 학문장의 인식 : 도구, 지식, 미래	223
2. 학문장 내부의 불평등과 긴장	225

제8장 IT 서비스업에서 AI 도입과 노동과정의 변화 :

SW개발자를 중심으로 (박은연) 228

제1절 서 론	228
1. 연구 배경	228
2. 연구 구성	231

제2절 IT산업 AI 도입과 개발자 노동과정	233
1. 개발자 ‘일’의 성격 : 코딩 vs. 코딩 문서	233
2. 개발자 AI 도입 성공의 열쇠는 사람	234
3. ‘긴 세대’ 숙련 개발자의 고민	234
제3절 IT기업 AI 활용이 조직 내부의 불평등에 주는 영향	235
1. 조직 내부-개발자들이 느끼는 ‘AI 불평등’	235
2. 조직 내부-개발자는 “광산의 카나리아”	236
제4절 IT산업 AI 전쟁과 기업들 간 불평등	238
제5절 소결 및 시사점	240
제9장 콜센터 및 텔레마케팅 서비스업에서의 AI 도입과 노동과정의 변화 : 금융 및 보험업의 콜센터 고객상담 업무를 중심으로	(노세리) 244
제1절 왜 콜센터 산업을 주목해야 하는가?	244
제2절 연구 방법	247
제3절 분석 결과	249
1. 활용되는 인공지능 기술과 효과성 평가	249
2. 인공지능으로 인한 고객 상담일의 재편	255
3. 인공지능으로 인한 고객 상담사의 근로조건 변화	262
제4절 소결 : AI 도입으로 인한 비용과 위험은 누가 떠안고 있는가?	265
제10장 결 론	(노세리) 268
제1절 주요 연구 결과와 해석	268
제2절 정책 제안	276
참고문헌	282

표 목 차

〈표 2- 1〉 AI 노출지수 상위 5% 직업	13
〈표 2- 2〉 AI 노출지수 하위 5% 직업	14
〈표 2- 3〉 개인단위 분석표본의 기초통계량	21
〈표 2- 4〉 생성형 AI 노출과 고용 변화의 관계(2019~2024년)	24
〈표 2- 5〉 성별, 연령, 숙련수준에 따른 고용효과의 이질성	27
〈표 3- 1〉 응답 사업체 특성	44
〈표 3- 2〉 근로자 응답자 특성	45
〈표 3- 3〉 기업의 인공지능 또는 인공지능 로봇 기술 도입 여부	46
〈표 3- 4〉 인공지능 또는 인공지능 로봇 기술 사용 정도	47
〈표 3- 5〉 기업의 외부에서 진행되는 AI 교육 및 훈련 비용 지원	48
〈표 3- 6〉 기업의 AI 교육 및 훈련 직접 제공	48
〈표 3- 7〉 근로자의 AI 사용 빈도	49
〈표 3- 8〉 AI 서비스 사용 비용(월)	51
〈표 3- 9〉 인공지능 기술이 기업 경영에 미치는 영향	53
〈표 3-10〉 근로자의 AI 사용 경험평가: AI는 업무 속도 향상에 도움이 된다	54
〈표 3-11〉 근로자의 AI 사용 경험평가: AI는 업무 정확도 향상에 도움이 된다	55
〈표 3-12〉 근로자의 AI 사용 경험평가: AI는 내가 처리해야 하는 업무량을 줄이는 데 도움이 된다	56
〈표 3-13〉 인공지능 또는 인공지능 로봇 기술 도입에 향후 노동시장 변화 인식	59
〈표 3-14〉 AI 리터러시 수준: 근로자들은 AI가 무엇이고, 어떻게 작동하며, 어떤 종류가 있는지 알고 있다	63

〈표 3-15〉 AI 리터러시 보유에 대한 인식 : 나는 AI가 무엇이며, 어떻게 작동하고 어떤 종류가 있는지 알고 있다	64
〈표 3-16〉 AI 리터러시 수준 : 근로자들은 AI를 업무에 필요한 곳에 사용할 수 있다	66
〈표 3-17〉 AI 리터러시 보유에 대한 인식 : 나는 AI를 나의 업무에서 필요한 부분에 활용할 수 있다	66
〈표 3-18〉 AI 리터러시 수준 : 근로자들은 AI가 제공하는 결과를 비판적으로 검토할 수 있다	68
〈표 3-19〉 AI 리터러시 보유에 대한 인식 : 나는 AI가 제공하는 결과를 비판적으로 검토할 수 있다	69
〈표 3-20〉 인공지능 또는 인공지능 로봇 기술 도입 확산에 필요한 정책 : 사업체 응답	71
〈표 3-21〉 인공지능 또는 인공지능 로봇 기술 도입 확산에 필요한 정책 : 근로자 응답	72
〈표 4- 1〉 하루 한 번 이상 AI를 사용하는 적극적 활용집단의 특성	82
〈표 4- 2〉 구성원의 AI 활용에 '지원 없음' 조직의 규모별 분포	85
〈표 4- 3〉 구성원의 AI 활용에 '지원 없음' 조직의 구성원 소득 분포	86
〈표 4- 4〉 AI 서비스 활용에 대한 회사 지원 방식	86
〈표 4- 5〉 업무에 AI를 도입한 이후 일의 긍정적인 변화를 경험하는 데 작용한 요인	94
〈표 4- 6〉 업무에 AI를 도입한 이후 일의 부정적 변화를 경험하는 데 작용한 요인	95
〈표 5- 1〉 연구참여자 특성	123
〈표 6- 1〉 인터뷰 대상자 정보 요약	176
〈표 7- 1〉 연구참여자 현황	201
〈표 8- 1〉 인터뷰 대상자 개요	233
〈표 9- 1〉 인터뷰 대상	249

그림목차

[그림 2-1] 생성형 AI 노출이 고용 및 임금에 미친 영향: 비선형 효과	25
[그림 2-2] AI 노출이 개인의 노동시장 성과에 미치는 동태적 영향: 사건연구 분석	29
[그림 2-3] 2019년 임금수준(숙련도)에 따른 AI 도입의 고용 및 임금 격차 변화: 삼중차분(DDD) 분석	33
[그림 2-4] 2019년 연령에 따른 AI 도입의 고용 및 임금 격차 변화: 삼중차분(DDD) 분석	36
[그림 2-5] 2019년 근무하는 사업장의 크기에 따른 AI 도입의 고용 및 임금 격차 변화: 삼중차분(DDD) 분석	38
[그림 4-1] 응답자 분포	80
[그림 4-2] 회사 차원에서 AI를 활용하는 업무 분야	83
[그림 4-3] 개인이 AI를 활용하는 업무 분야	83
[그림 4-4] AI 사용 이후 전반적인 업무 처리 속도 변화	90
[그림 8-1] 2024년 1차년 연구 인공지능 증장기 8대 키워드	229
[그림 8-2] 2025년 초 CES에서 젠슨황의 'Agentic AI' 발표 모습	230
[그림 8-3] '광산의 카나리아 새?' 중 경력기간별 개발자들 채용	237

요 약

본 연구는 “인공지능은 누구의 일을 좋게 만들고, 누구의 일을 어렵게 만드는가?”라는 질문에 답하기 위해, 생성형 AI에 의해 새롭게 영향을 받는 지식노동 집단에 주목한다. 직무와 과업의 특성을 고려하여, 인공지능 도입의 혜택을 상대적으로 크게 받는 집단과 반대로 부담을 더 많이 떠안는 집단을 연구 대상으로 설정한다. 이에 본 연구는 금융업 종사자, 이공계 및 인문사회계 연구직, IT 산업의 소프트웨어 개발자, 콜센터 산업 상담원을 대상으로, 인공지능이 생산성 향상과 성과를 높이는 기술로 작동하는 동시에 그러한 성과가 노동자에게 실질적으로 귀속되기 위해 필요한 사회적·제도적 조건을 탐색적으로 제시한다.

제1부는 인공지능 도입이 노동시장 전반에서 어떠한 불평등을 만들어내고 있는지를 거시적·구조적 관점에서 분석한다.

제2장은 동일 직종 내에서 인공지능(AI) 도입이 생산성과 불평등에 어떠한 변화를 가져오는지를 실증적으로 검토한다. 기존 연구가 주로 직종 간 고용 변화에 초점을 맞춘 것과 달리, 본 장은 동일 직종 내에서도 개인과 사업체의 속성에 따라 AI 도입 효과가 이질적으로 나타나는지를 분석한다. 이를 위해 2019~2024년 고용보험 전수 자료를 활용하여, 생성형 AI를 포함한 인공지능 기술 확산이 고용, 임금, 생산성, 직종 내 불평등에 미치는 영향을 살펴본다.

분석 결과, 직종 수준의 총량적 관점에서 AI 기술은 노동을 대체하기 보다는 보완하여 생산성을 높이는 방향으로 작동한다. AI 노출도가 높은 직종에서도 고용 감소는 관측되지 않으며, 오히려 임금 상승률은 통계적으로 유의하게 높게 나타난다. 이는 현시점에서 AI가 인간 노동의 대체재라기보다 생산성과 부가가치를 제고하는 보완재로 기능하고 있음을 시사한다. 개인 단위의 미시적 분석에서도 AI 확산에 따른 고용의 양

적·질적 충격은 제한적인 수준에 머문다. 생성형 AI가 본격적으로 확산된 2023~2024년 이후에도 고용 확률의 급격한 변화는 관측되지 않으며, 근로일수와 임금에서 일부 통계적으로 유의한 감소 효과가 확인되지만 그 규모는 경제적으로 미미한 수준이다. 이는 기술 도입 초기 단계에서 노동시장의 조정이 급격한 충격보다는 점진적으로 이루어지고 있음을 보여준다. 또한 숙련도, 연령, 기업 규모에 따른 직종 내 불평등을 삼중차분법으로 분석한 결과, AI 기술은 현재까지 이러한 불평등을 구조적으로 심화시키지 않는 비교적 중립적인 특성을 보인다. 고속련자와 저숙련자, 청·장년층과 고령층, 대기업과 중소기업 종사자 간의 고용 및 임금 격차는 AI 도입 이후에도 유의미하게 확대되지 않는다.

종합하면, 현재까지의 AI 확산은 한국 노동시장에서 생산성 향상을 동반한 고용 유지를 특징으로 하며, 직종 내 불평등 심화는 아직 가시화되지 않는다. 다만 생성형 AI는 여전히 확산 초기 단계에 있으며, 향후 기술 성숙과 업무 프로세스 재편이 본격화될 경우 노동시장에 미치는 영향이 달라질 가능성도 존재한다. 이에 따라 단기적인 고용 감소에 대한 우려보다는, 근로자의 AI 활용 역량 제고와 기술 변화에 따른 취약 집단의 잠재적 위험을 지속적으로 점검하는 정책적 대응의 필요성을 시사한다.

제3장은 한국 사회에서 인공지능(AI) 기술이 실제로 어느 수준까지 도입·활용되고 있는지를 기업과 근로자의 관점에서 종합적으로 점검하고, 그 과정에서 나타나는 인식 차이와 구조적 격차를 분석한다. 이를 위해 KBS, 한국노동연구원, 한국경영자총협회는 사업체 조사와 근로자 조사를 병렬적으로 설계·실시하여 동일 시점에서 양측의 인식을 비교할 수 있는 자료를 구축하였다.

분석 결과, 인공지능 기술의 도입과 활용 수준은 기업 규모, 산업, 지역에 따라 큰 차이를 보인다. 전체적으로는 절반 이상의 기업이 인공지능을 도입하고 있으나, 300인 미만 소규모 사업체와 비수도권 사업체에서는 여전히 기술을 도입하지 않은 비중이 높게 나타난다. 인공지능을 도입한 기업들은 생산성 향상 효과에 대해서는 대체로 긍정적으로 평가하지만, 인건비 절감이나 작업자 안전·건강 측면에서는 기대에 비해 효

과가 제한적이라는 인식도 함께 나타나, 기술 도입에 대한 기대와 실제 활용 경험 사이의 괴리가 확인된다. 근로자 조사에서는 인공지능 활용 경험이 연령, 학력, 고용형태, 직종, 사업체 규모에 따라 뚜렷하게 분화되어 나타난다. 청년층, 고학력자, 정규직, 대기업 근로자일수록 인공지능 활용 빈도가 높은 반면, 고령자, 저학력자, 비정규직, 소규모 사업체 근로자에서는 활용 경험이 제한적이거나 전혀 없는 경우가 많다. 다만 실제로 인공지능을 사용하는 근로자들은 업무 속도와 정확도 개선, 업무량 감소 등 성과 측면에서는 전반적으로 긍정적인 평가를 내리고 있다. AI 리터러시에 대한 인식에서도 기업과 근로자 간 차이가 나타난다. 기업은 근로자의 인공지능 이해와 활용 역량을 비교적 충분한 수준으로 평가하는 경향이 있는 반면, 근로자들은 자신의 역량을 상대적으로 낮게 인식한다. 이러한 차이는 특히 고령, 저학력, 비정규직, 소규모 사업체 근로자에게서 두드러진다. 정책 과제에 대한 인식 분석 결과, 기업과 근로자 모두 인공지능 확산을 고용 전환의 문제로 인식하며 직무전환과 재고용을 가장 중요한 과제로 꼽는다. 다만 이후 우선순위에서는 차이가 나타나, 기업은 평생학습을 통한 역량 공급을, 근로자는 기술 도입 과정에서 노동자 참여 보장을 상대적으로 더 중요하게 인식한다.

종합하면, 한국 사회에서 인공지능 기술은 이미 상당수 기업과 근로자에게 활용되고 있으나, 활용 수준과 체감 효과는 사회 구성원 간에 균등하게 분포되어 있지 않다. 본 장은 인공지능 확산이 기존 노동시장 내 격차와 결합되어 작동하며, 특히 기술 활용 역량과 전환에 대한 불안이 새로운 형태의 불평등으로 나타날 가능성을 시사한다. 이는 향후 인공지능 전환 정책이 기술 보급을 넘어 고용 전환 관리, 학습 기회, 노동자 참여를 함께 고려해야 함을 보여준다.

제4장은 작업장 내 일반 사무·관리직 임금근로자의 AI 활용 경험과 그에 따른 일의 변화, 그리고 기술 확산이 초래하는 다층적 불평등을 설문조사 자료를 통해 실증적으로 분석한다. 특히 AI 도입이 가져온 업무 효율성의 이면에서 접근성 격차, 역량 차이, 심리적 불안, 조직적 통제 강화, 고용 불안 등이 어떻게 형성되는지를 조명하는 데 목적을 둔다. 이

를 위해 500명의 사무·관리직 임금근로자를 대상으로 한 설문조사 데이터를 활용하여 AI 활용 경험을 개관하고, 일의 변화, 기회의 격차(접근성 불평등), 역량, 고용 불안 측면에서 나타나는 불평등의 양상을 파악한 뒤 정책적 시사점을 도출한다.

설문조사 결과, AI를 실제로 사용하는 노동자들은 업무 속도 향상, 효율성 제고, 일의 재미와 의미 확대 등 긍정적인 변화를 상당 수준 체감하고 있다. 일부에서는 업무의 밀도와 협업 방식이 변화하며 참여적 작업 조직의 지평이 확대되는 양상도 관찰된다. 그러나 동시에 AI 활용이 검증 부담을 증가시키고, 더 많은 업무가 배정될 수 있다는 우려가 나타나 '노동 강화'의 징후 역시 확인된다. 특히 고용 안정, 감시와 통제, 업무 강도 측면에서 노동자들의 불안이 동반되고 있다는 점이 두드러진다. 아울러 평균적 효과 이면에는 노동자 집단별 경험의 뚜렷한 분화가 존재한다. AI 확산이 만들어내는 불평등은 기술로 인해 새롭게 형성되기보다는, 기존 노동시장 불평등 구조가 AI를 매개로 더욱 심화되는 방식으로 나타난다. 예컨대 AI 도입으로 인한 실직 가능성을 가장 크게 우려하는 집단은 월 소득 300만 원 미만의 저소득층으로 확인된다. 이는 AI 노출이 높은 고소득 전문직이 위험하다는 거시적 지표와 달리, 실제 현장에서 불안과 취약성이 집중되는 집단은 이미 다중의 교차적 불평등을 겪고 있는 저소득 노동자일 수 있음을 보여준다.

종합적으로, 본 장은 사무직 근로자의 AI 사용 경험이 '접근성의 불평등(교육 기회 부재 등)', '과정의 불평등(자율성 침해 및 감시·통제 강화)', '결과의 불평등(고용 불안 및 성과 격차)'이라는 세 차원에서 잠재적 위험을 내포하고 있음을 제시한다. 이에 따라 포용적이고 지속 가능한 AI 노동 생태계를 구축하기 위한 정책 과제로, 첫째, 공공 AI 인프라 지원과 교육·훈련 확대를 통한 격차 해소, 둘째, 알고리즘 투명성 확보와 디지털 감시 규제, 셋째, 기술 도입 과정에서의 사회적 대화 제도화와 취약 집단을 고려한 전환 지원 및 안전망 구축의 필요성을 제안한다.

제5장은 AI 기술 확산과 함께 '노동의 위기' 담론이 확산되는 상황에서, 기술이 실제로 어떤 방식으로 설계되고 선택되는지에 주목하여 개

발 현장의 내부 역동을 분석한다. 특히 개발자의 기술적 선택이 단순한 기술적 최적화의 결과가 아니라, 조직 목표, 시장 경쟁, 비용·시간 제약, 윤리적 가치, 그리고 개발자가 상정하는 미래상(사회기술적 상상) 사이의 협상과 조율을 통해 구성된다는 관점에서, 개발 과정이 노동현장에 미치는 영향을 추적한다. 본 장은 인간중심 AI(Human-Centered AI: HCAI)가 'AI 설계 과정에서 인간의 필요와 윤리적 가치를 우선한다'는 규범으로 확산되고 있음에도, 실제 개발 현장에서는 이를 구현하기 어려운 괴리가 존재한다는 문제의식에서 출발한다. 기존 문헌이 비용 효율성, 출시 속도, 조직 목표 압박 등 외적 제약을 중심으로 설명해 온 데 비해, 본 장은 이러한 제약이 개발자의 인식과 해석을 경유해 구체적인 기술 설계로 이어지는 미시적 메커니즘을 규명하는 데 초점을 둔다.

분석 결과, 개발자들은 '더 나은 사회를 위한 기술'이라는 사회적 가치를 지향한다고 인식하지만, 노동이 기술과 긍정적으로 상호작용할 수 있다는 상상은 제한적으로 나타난다. 노동은 오류와 비효율의 원천으로, 기술은 이를 극복하는 기제로 인식되는 경향이 확인되며, 경쟁 압력 속에서 노동을 비용으로 바라보는 단편적 시각도 드러난다. 이러한 인식은 인력 대체를 요구하는 클라이언트의 기대와 결합하여 인간 개입을 최소화하는 기술 설계를 정당화하고 강화하는 방식으로 작동한다. 또한 개발자들은 일선 노동자와 상호작용할 기회를 갖고 있음에도 이를 '도메인 지식 추출' 절차로 협소하게 이해하는 경향을 보이며, AI 밸류체인에서 공급자로 위치한 개발자의 구조적 지위는 노동절약적 설계 결정에 대한 책임을 자신에게 귀속시키지 않는 경계 굿기의 요인으로 작용한다. 다만 이러한 구조적 제약 속에서도 일부 개발자들은 클라이언트의 요구를 넘어 사용자 경험을 고려하는 제한적인 선택을 시도한다. 개발자들은 노동자의 저항과 불안을 목격하고, 자신이 만드는 기술이 타인의 일자리에 영향을 미칠 수 있다는 딜레마를 인식하며, 이에 대응하는 과정에서 다양한 정당화 기제를 동원한다. 노동 대체 기술을 '고된 노동으로부터의 해방'으로 재해석하거나, 시장 생존의 불가피성을 앞세워 선택을 정당화하는 방식이 대표적이다. 동시에 배포 이후 사용자 피드백

을 반영해 인터페이스를 개선하거나 사용자가 느끼는 불편을 줄이는 데 개발 시간을 투입하는 등, 매우 제한적이지만 노동자 경험을 고려하려는 기술적 선택도 확인된다. 이는 개발자의 행위자성이 완전히 소거되지 않으며, 제도적 조건이 뒷받침될 경우 인간중심적 선택이 확장될 여지가 있음을 시사한다.

종합하여 보면, 인간중심 AI의 실현이 개발자 개인의 윤리적 각성만으로는 가능하지 않으며, 이를 가능하게 하는 제도적·구조적 조건이 필요하다. 정책적 시사점으로는 첫째, 개발 초기 단계부터 현장 노동자가 파트너로 참여할 수 있도록 참여적 설계 절차를 제도화·실질화할 필요가 있다. 둘째, 공수 절감이나 대체율 중심의 효율성 지표를 넘어 노동자의 자율성, 업무환경 개선, 사용자 통제권 등 사회적 가치를 포함하는 다차원적 기술 평가 지표를 개발하고, 이를 시장과 산업 생태계에 적용할 수 있는 장치를 마련할 필요가 있다. 셋째, 공학 교육 과정에서 인간중심 AI와 기술의 사회적 영향에 대한 교육을 강화하여, 노동을 단순한 비용이나 비효율로 인식하는 사회기술적 상상을 완화하고 기술 설계의 관점을 확장할 필요가 있음을 제안한다.

제2부는 제1부에서 제시한 구조적 분석이 실제 일터와 산업 현장에서 어떻게 구체화되는지를 확인하기 위해, 주요 산업과 직종을 대상으로 한 사례 분석에 초점을 둔다.

제6장은 한국 금융업에서 인공지능(AI) 활용이 빠르게 확산되는 가운데, AI 도입이 노동 과정과 인력 구조에 미치는 영향을 현장 인터뷰를 통해 분석한다. 한국의 금융업은 전산화가 광범위하게 이루어진 산업으로, 국산 핀테크 중심의 기술 생태계와 강한 규제 환경, 그리고 정부 주도의 정책적 지원을 배경으로 AI 활용이 빠르게 확산되고 있다. 이러한 맥락에서 금융업에서의 AI 도입은 생산성 향상과 업무 효율화를 가능하게 하는 동시에, 노동 구조의 변화와 불평등 심화 가능성을 내포하고 있다는 점에서 비판적 검토가 요구된다.

분석 결과, 금융업에서의 AI 활용은 업종의 본질적 특성과 결합된 형태로 확산되고 있다. AI 기반 번역 및 보고서 요약 도구는 일상적인 업무

과정에서 널리 활용되고 있으며, 투자 포트폴리오 구성이나 자동 투자 실행 등 투자 관련 영역에서도 기술 적용이 빠르게 이루어진다. 향후 변화 방향으로는 초개인화된 추천 기술의 확산, 자료 조사 및 보고서 작성 과정의 자동화, 대규모 언어모델(LLM)을 활용한 고객 응대 확대 등이 주로 언급된다. 이러한 기술 변화는 금융업 인력 구조의 재편 가능성과도 밀접하게 연결된다. 단순 업무를 수행하던 주니어 인력의 비중은 축소되는 반면, 관리·감독 역할과 업무 결과에 대한 책임을 종합적으로 수행할 수 있는 시니어 인력에 대한 선호는 강화되는 경향을 보인다. 또한 고학력과 풍부한 사회적 경험을 갖춘 인재에 대한 수요가 증가하는 한편, 대규모 데이터와 인프라 비용을 감당할 수 있는 대형 금융사들이 상대적으로 유리한 위치를 차지할 가능성도 제기된다.

결과를 종합하여 보면, AI 도입에 따른 노동 변화가 업종의 특성을 고려하지 않고서는 충분히 이해되기 어렵다는 점을 알 수 있다. 따라서 AI 도입으로 인한 노동시장 재편에 대한 정책적 대응 역시 산업별 특성을 반영하여 설계될 필요가 있다. 특히 금융업의 경우, 보고서 작성 등 핵심 업무 과정에 대규모 언어모델이 광범위하게 활용되고 있는 현실을 고려할 때, 보고서의 생산과 소비 과정에서 정보의 정확성과 진실성을 검증할 수 있는 가이드라인 마련이 요구된다. 더 나아가 초개인화된 추천 기술이 실제로 활용될 경우, 이를 기반으로 한 소비자의 이익이나 손실에 대한 책임을 누구에게, 어떤 방식으로 귀속할 것인지에 대한 제도적 검토 역시 필요함을 시사한다.

제7장은 생성형 인공지능(Generative AI)의 확산이 학술장 내부의 구조와 지식노동의 성격, 그리고 학문 분야 간 관계를 어떻게 재편하고 있는지를 이공계 및 인문사회계 연구자 대상 질적 인터뷰를 통해 분석하였다. 분석은 생성형 인공지능이 연구자들에게 도구(tool), 지식(knowledge), 미래(future)라는 세 층위에서 어떠한 상이한 의미를 갖는지를 비교하는데 초점을 두었다. 이를 통해 생성형 인공지능이 단순한 연구 보조 기술을 넘어, 학문적 평가 기준과 연구자의 정체성, 학술장 내부 불평등의 형성 방식에 구조적 변화를 야기하고 있음을 규명하였다.

연구 결과, 이공계 연구자들은 생성형 인공지능을 숙달 가능한 연구 도구로 인식하며, 이를 연구 효율성과 방법론 혁신의 핵심 인프라로 적극 내재화하고 있었다. 이공계에서는 AI 활용 역량 자체가 새로운 학문적 자본으로 작동하며 연구 성과와 경쟁력을 좌우하는 주요 요소로 부상하고 있다. 이와 함께 실험 중심 연구는 시뮬레이션과 모델 중심 연구로 이동하고 있으며, 과학적 검증의 기준 역시 경험적 재현성에서 예측 정확도로 전환되는 경향이 확인되었다. 반면 인문사회계 연구자들은 생성형 인공지능을 완전히 도구화하기보다는, 지식의 정당성, 사유의 책임, 의미 해석의 문제를 중심으로 비판적 거리를 유지하고 있었다. 이들에게 AI가 생성한 결과물은 맥락적 판단과 사유의 과정을 결여한 ‘미완의 지식’으로 인식되며, 생성형 인공지능은 연구 방법을 대체하기보다 알고리즘의 편향성, 언어 모델의 재현 방식, 기술의 사회적 효과 등 새로운 연구 대상과 문제의식을 촉발하는 계기로 작동하고 있었다. 또한 생성형 인공지능은 학술장의 미래를 단일한 방향으로 재편하기보다, 분야별·세대별·기관별로 비동기적이고 불균등한 변화를 초래하고 있는 것으로 나타났다. 데이터와 계산 자원에 접근 가능한 분야와 기관은 빠르게 성장하는 반면, 데이터화가 어려운 연구 영역이나 소규모 기관은 주변화될 위험에 놓여 있다. 더 나아가 AI 친화적인 평가 체계가 강화될수록 ‘AI가 보기 좋은 연구’가 ‘좋은 연구’로 간주되는 경향이 나타나며, 이는 학문적 불평등을 자기강화적으로 고착시킬 가능성을 내포한다.

이러한 결과를 바탕으로 본 장은 두 가지 정책적 시사점을 제시한다. 첫째, 연구 성과 평가와 연구비 배분 과정에서 AI 친화적 평가 기준이 과도하게 작동하지 않도록 제도적 견제 장치가 필요하다. 계산 가능성, 형식적 완성도, 속도에 편향된 평가를 완화하고, 질적 연구와 장기 연구, 해석 중심 연구가 불리해지지 않도록 평가 기준의 다원화를 명시적으로 제도화할 필요가 있다. 둘째, 학문 분야별 특성을 반영한 차등적 AI 지원 정책이 요구된다. 이공계에는 데이터와 계산 인프라에 대한 지원이, 인문사회계에는 AI 비판·해석·윤리 연구를 지원하는 정책이 병행되어야 하며, AI를 도구로 활용하는 역량과 연구 대상으로 분석하는 역량 모

두를 제도적으로 인정할 필요가 있음을 시사한다.

제8장은 인공지능(AI) 기술 확산이 IT 서비스 산업과 개발자 직군의 노동 구조와 불평등에 어떠한 함의를 갖는지를 분석한다. 2024년 1차 년 연구가 IT 서비스업 개발자들의 AI 도입과 활용 양상을 통해 기술 변화의 초기 방향성을 살펴보았다면, 본 장은 가속화되는 AI 기술 확산이 노동 구조와 산업 내·외부 불평등에 어떠한 영향을 미치고 있는지, 그리고 환경적 요인에 따른 차등적 AI 활용 가능성이 어떻게 현실화되고 있는지를 중점적으로 검토한다.

분석 결과, 2025년의 IT 서비스 산업은 AI 도입에 따른 생산성 향상 기대와 고급 인력 중심의 경쟁 심화, 구조조정과 근무 형태 변화로 인한 조직 내 불균형이 동시에 나타나는 복합적 양상을 보인다. 특히 대기업을 중심으로 AI 기술 활용의 초기 이점이 집중되면서 생산성 향상 효과가 편중되는 경향이 뚜렷하게 나타난다. 이미 인적·기술적 자원을 충분히 확보한 기업들은 AI를 통해 경쟁우위를 강화하는 반면, 중소기업은 기술 접근성과 인재 확보의 제약으로 산업 내 격차가 확대되는 추세를 보인다. 조직 내부적으로는 기존의 숙련도 및 경력 중심 불평등 구조가 AI 도입 과정에서 더욱 심화되는 이른바 ‘광산의 카나리아’ 현상이 관찰되며, 이는 개인 단위의 고용 안정성, 경력 발전, 임금 수준에 부정적인 영향을 미치고 산업 전반의 구조적 양극화를 가속화하는 요인으로 작용한다. 이러한 양상은 국내에 국한되지 않고 글로벌 차원에서도 확인되며, AI 기술과 데이터 자원을 선점한 국가와 기업으로 경제적 이익이 집중되는 자원 불균형 역시 심화되고 있다. 이를 바탕으로 AI 도입이 생산성과 함께 불평등 개선에 기여하기 위해 필요한 조건을 정책적 관점에서 제시한다. 구체적으로는 중소기업과 스타트업을 위한 AI 인프라 및 공공 데이터 접근성 확대, 직무 재설계와 연계된 재교육·역량 강화, 대기업과 중소기업 간 포용적 혁신 생태계 구축, 그리고 공정한 기술 분배를 위한 국가 차원의 AI 거버넌스 강화가 핵심 과제로 도출된다.

아울러 일부 기업과 개인의 사례를 통해 생산성 향상과 불평등 완화가 병행될 수 있는 가능성도 확인된다. 일부 스타트업은 대기업 중심의 AI

인재 경쟁에 직접 대응하기보다, 잠재력 있는 신입 인력을 채용해 자체적으로 교육·훈련하는 전략을 통해 인력 양성의 내재화를 시도하고 있으며, 이는 인력 시장의 구조적 불균형 속에서도 새로운 성장 동력을 모색하는 대안적 경로로 평가된다. 개발자 인터뷰와 참여관찰 결과에서도 AI 활용이 생산성과 학습, 협업을 촉진할 수 있는 조건이 일부 확인된다. 개발자들은 AI 활용 경험을 통해 기술에 대한 신뢰와 낙관적 인식을 강화하며, 동료의 성과를 목격하는 네트워크 효과, 개인적 성공 경험, 기술의 사회적 유용성에 대한 인식이 이러한 변화에 중요한 역할을 한다. 일부 기업이 학습과 실험 과정에 재정적 지원을 제공한 점 역시 긍정적 요인으로 작용한다.

종합하면, 학습과 협업, 기술 접근성이 확대되는 환경에서는 AI 도입이 생산성 향상에 그치지 않고 숙련 격차 완화와 포용적 혁신 촉진에도 기여할 수 있다. 그리고 AI 기술 확산이 불가피한 흐름인 만큼, 정책과 제도가 어떤 방향으로 이를 뒷받침하느냐에 따라 생산성과 불평등의 결합 양상이 달라질 수 있다.

제9장은 금융권 콜센터를 중심으로 인공지능 상담 서비스 도입 현황과 그에 따른 노동과정 및 근로조건 변화를 분석하고, 이를 원청-하청 운영 구조와 결합하여 해석한다.

분석 결과, 금융권 콜센터에서 인공지능 상담 서비스는 챗봇·콜봇·보이스봇 등 다양한 형태로 확산되고 있으나, 기술적·제도적 제약으로 인해 생성형 인공지능이 본격적으로 적용된 단계에는 이르지 못하고 있다. 현재 활용되는 인공지능 상담 서비스는 주로 규칙 기반 자동응답 시스템에 머물러 있으며, 생성형 인공지능은 오상담에 따른 책임 문제와 오류 통제의 한계로 인해 일부 기능에 한해 제한적으로 도입된다. 기업들은 운영비 절감과 업무 효율화를 목적으로 인공지능 상담 서비스를 도입하지만, 실제 비용 절감과 생산성 향상 효과는 제한적인 수준에 머문다. 단순·반복 상담의 자동화로 전체 콜 유입량은 감소하지만, 처리 성공률이 높지 않아 상담수 상담이 다시 인간 상담사에게 연결되고 있으며, 고객의 인공지능 상담 서비스에 대한 거부감 역시 연령대 전반에서

확인된다. 인력 측면에서는 2020년 이후 인공지능 상담 서비스 확산과 함께 상담 인력이 전반적으로 감소하는 추세가 나타난다. 특히 단순 안내 중심의 아웃바운드 상담 인력에서 감축 폭이 크게 나타난다. 다만 콜센터가 기업과 고객을 연결하는 핵심 접점이라는 점에서, 추가적인 인력 감축에 대해서는 신중한 태도 역시 병존한다. 마지막으로, 근로조건 측면에서는 임금체계나 근로시간 등 제도적 변화는 거의 나타나지 않는다. 그러나 단순 상담이 인공지능으로 이전되면서 평균 상담 시간이 길고 난도가 높은 상담, 그리고 감정노동이 상담사에게 집중되는 양상이 두드러진다. 그럼에도 불구하고 보상 체계는 기존과 동일하게 유지되어, 숙련 상담사와 고난도·VIP 상담을 담당하는 노동자에게 추가적인 부담이 충분히 보상되지 않는 구조가 확인된다.

이를 원청-하청 구조와 결합해 보면, 인공지능 상담 서비스 도입은 기술 혁신이라기보다 비용과 위험의 분배 방식을 재편하는 메커니즘으로 작동한다. 투자 결정과 성과는 원청사에 귀속되는 반면, 기술의 한계로 인해 발생하는 오류 대응, 감정노동, 성과 압박은 하청 콜센터 상담사에게 집중된다. 종합적으로 금융권 콜센터에서의 인공지능 도입은 기간간접고용 구조 속에서 노동 강도와 성과 압박의 불평등을 증폭시키는 매개로 작동하고 있음을 시사한다.

연구 결과를 종합해 보면, 2024년까지의 거시적 지표상에서 AI 도입은 고용 수준을 유지한 가운데 생산성 향상을 동반하였으며, 노동시장 불평등이 구조적으로 심화되었다는 명확한 증거는 확인되지 않았다. 그러나 생성형 AI 도입이 아직 초기 단계에 있고 기업과 근로자가 기술 활용 방식을 탐색하는 과도기에 있다는 점에서, 이러한 결과만으로 AI가 불평등을 초래하지 않았다고 단정하기는 어렵다. 이어서 진행한 설문조사와 업종별 사례조사 결과에 따르면 AI에 대한 접근성, 활용 역량, 체감 효과는 이미 사회집단 간에 불균등하게 분포되어 있으며, 연령·학력·고용 형태·기업 규모에 따른 기존의 다층적 불평등 구조가 AI를 매개로 강화되고 있는 것으로 나타났다. 기술 도입이 자본을 중심으로 이루어지면서 생산성 향상과 근로조건 개선의 효과가 특정 집단에 집중될 가능

성이 높고, 기업 주도의 기술 개발과 도입이 개인의 고용 안정성, 경력 개발, 노동강도, 임금 등에 부정적인 영향을 미치는 경향도 확인되었다. 특히 사무관리직 노동자를 중심으로 AI 도입 과정에서 노동 통제 강화와 고용 불안이 새로운 위협으로 부상하고 있으며, AI 기술이 노동과의 긍정적 상호작용보다는 인력 대체와 인간 개입 최소화를 정당화하는 방향으로 개발되고 있다는 점은, AI 설계와 도입 과정에서 사회적 가치와 규범에 대한 합의가 부재함을 보여준다.

이러한 분석을 바탕으로 본 연구는 다음과 같은 정책 방향을 제안한다. 첫째, 인간 중심 AI(Human-Centered AI)를 전제로 한 노동현장용 AI 도입 가이드라인을 마련하고, 이를 확산하기 위한 제도적 유인책을 도입할 필요가 있다. AI를 통한 생산성 향상이 직무의 질, 노동자의 안전과 정신건강 개선으로 이어질 수 있도록 고용노동 정책에 인간 중심 AI 개념을 명시적으로 반영해야 한다. 둘째, AI가 직무와 고용에 미치는 영향을 지속적으로 추적·분석하는 상시적 모니터링 체계를 구축해야 한다. 직업·산업별 AI 노출 수준과 과업 변화, 전환 가능성을 체계적으로 파악하여 정책 대상을 선별하고, 재교육 및 전직 지원을 집중적으로 제공할 필요가 있다. 셋째, 평생교육 차원에서 AI 리터러시 교육을 보편화하고, 이를 위해 민간 기업의 적극적인 참여를 유도해야 한다. AI가 대부분의 직무에서 부분적으로 활용될 가능성이 높은 만큼, 공공 주도의 기존 교육훈련 인프라에 더해 산업계와 기술 기업이 참여하는 공공-민간 협력 모델을 구축할 필요가 있다. 넷째, AI로 인해 일자리 전환이 필요한 노동자를 대상으로 안정적인 전환 경로를 설계하고, 소득 보전과 결합된 지원 체계를 마련해야 한다. 다섯째, AI 활용을 통해 창출된 생산성 이익이 노동자와 사회 전체에 공유될 수 있도록 사회적 대화를 본격화해야 한다. 정부, 기업, 노동계가 참여하는 논의를 통해 임금, 근로시간, 교육·복지 등 구체적인 성과 공유 방식을 모색하고, 기업 단위의 노사 협의를 촉진하는 제도적 인센티브를 병행할 필요가 있다.

제1장 서론

제1절 문제 제기

인공지능(AI)은 산업 전반에 빠르게 확산되며 일(job)의 내용과 수행 방식을 변화시키고 있다. AI는 식별과 분류, 예측 영역에서 높은 성능을 보여 왔으며, 최근 생성형 AI의 확산으로 문서, 이미지, 음악 등 다양한 분야에서 기존 지식을 활용해 새로운 결과물을 생산하는 역량까지 갖추게 되었다. 이러한 기술적 진전은 직무 구성, 노동과정, 고용형태 전반에 영향을 미칠 것으로 예상되며, 더 나아가 산업구조는 물론 이를 구성하는 조직의 운영 방식에 대한 근본적인 변화도 일으킬 것으로 예상되고 있다.

인공지능 도입에 따른 변화와 성과를 분석한 선행연구에 따르면, 인공지능은 개인이 인식하는 업무 성과와 생산성에 긍정적인 영향을 미치는 동시에 기업 차원에서도 성과와 생산성 향상에 기여하는 것으로 나타난다. 다수의 실증 연구에서, AI 활용을 통해 일부 과업(tasks)이 자동화되면서 하나의 직무를 수행하는 데 투입되는 시간과 노력이 감소하고, 보다 높은 품질의 결과물이 더 빠르게 생산되는 경향이 확인되고 있다. 예를 들어, 본 연구의 분석 대상 중 하나인 콜센터 산업의 경우, AI 기술 도입 이후 상담원의 생산성이 약 35% 개선된 것으로 보고되고 있다(노세리 외, 2024).

그러나 인공지능 기술의 확산이 노동과정 전반에 미치는 영향은 단일하

지 않다. 기존 연구에 따르면 AI 도입은 노동 강도, 고용 안정성, 숙련 형성 등에 상이한 영향을 미칠 수 있으며, 인간이 수행하던 단순·반복 업무를 대체하는 과정에서 오히려 노동을 더 복잡하고 난이도 높은 형태로 전환시키는 사례도 확인되고 있다. 특히 AI가 단순 업무를 처리하면서 인간 노동은 고난도 문제 해결이나 감정적 대응이 요구되는 업무로 집중되는 경향을 보이고 있으며, 이로 인해 감정노동이 강화되거나 정신적 스트레스가 증가하는 사례도 보고되고 있다(노세리 외, 2024; OECD · KLI, 2025).

더 나아가 이러한 생산성 향상 효과가 노동조건 개선으로 직접적으로 이어지고 있는지는 분명하지 않다. 선행연구와 현장 사례를 종합하면, AI 도입 이후에도 육체적 노동강도 완화, 정신적 스트레스 감소, 근로시간 단축과 같은 근로조건 개선 효과는 제한적으로 나타나고 있다. 또한 AI 도입 과정에서 성별, 연령, 고용형태에 따라 기술 접근성이나 재교육 기회에 차이가 발생하며, 청년층 등 일부 집단의 경우 노동시장 진입이 오히려 어려워지는 문제도 제기되고 있다. 이러한 점에서 AI 활용을 통해 창출된 생산성과 성과가 기업 차원에만 귀속되고 있는 것은 아닌지, 그리고 그 성과가 노동자에게 어떻게, 누구에게 분배되고 있는지에 대한 의문이 제기된다.

본 연구는 2024년에 수행된 1차 연구를 확장·심화한 후속 연구로서, 1차 연구에서 다루지 못한 업종과 직종을 대상으로 분석을 확대한다. 특히, ‘인공지능은 누구의 일을 좋게 만들고, 누구의 일을 어렵게 만드는가?’라는 질문에 답하기 위해, 기존의 자동화기술과 달리 인공지능, 특히 생성형 AI에 의하여 새롭게 영향을 받는 지식노동 집단에 주목한다. 이 과정에서 직무와 과업의 특성을 고려하여 인공지능 도입의 혜택을 상대적으로 크게 받는 집단과 반대로 부담을 더 많이 떠안는 집단을 연구 대상으로 선정하였다. 구체적으로, 본 연구는 금융업 종사자, 이공계 및 인문사회계 연구직, ICT 산업의 소프트웨어 개발자, 콜센터 산업 상담원을 대상으로 하여, 인공지능이 생산성 향상과 성과를 높이는 기술로 작동하는 동시에 그러한 성과가 노동자에게 실질적으로 귀속되는 데 필요한 사회적·제도적 조건은 무엇인지에 대해 탐색적으로 논의하고자 한다.

제2절 연구의 구성

본 연구는 인공지능 도입에 따른 노동과정의 변화와 그로 인해 나타나는 불평등의 양상을 종합적으로 분석하기 위해 보고서를 두 개의 부(部)로 구성하였다.

제1부는 인공지능 도입이 노동시장 전반에서 어떠한 불평등을 만들어내고 있는지를 거시적·구조적 관점에서 분석하는 데 초점을 둔다. 고용보험 행정자료와 전국 단위의 사업체, 근로자 대상 설문조사 분석을 통해 인공지능 도입의 확산 양상과 성과를 확인한다. 이와 동시에, 접근성 격차, 통제권의 비대칭, 고용 불안 등 다양한 형태의 불평등이 구조적으로 형성되고 있음을 실증적으로 검토한다. 또한 이러한 불평등이 나타나는 배경과 원인을 살펴보기 위해 인공지능 개발 현장을 분석한다. 이를 통해 불평등이 기술 그 자체의 속성이라기보다 성과와 효율성 중심으로 설계되고 도입되는 기술 개발 방식, 즉 인간중심 AI 설계의 부재와 밀접하게 연관되어 있음을 규명한다.

제2부는 제1부에서 제시한 구조적 분석이 실제 일터와 산업 현장에서 어떻게 구체화되고 있는지를 확인하기 위해, 주요 산업과 직종을 대상으로 한 사례 분석에 초점을 둔다. 동일한 인공지능 기술이라 하더라도 산업과 직무의 특성에 따라 노동과정의 재구조화 양상은 상이하게 나타날 수 있다는 점에서, 본 연구는 다양한 산업을 분석 대상으로 포함한다. 구체적으로, 본 연구는 금융업, 연구직, ICT 서비스업, 콜센터 산업 등 지식과 정보를 핵심 자원으로 하는 지식집약 산업을 대상으로 한다. 이들 산업은 산업적 속성에서는 유사한 측면을 지니고 있으나, 이를 구성하는 노동자 집단은 서로 다른 위치에 놓여 있다. 이에 따라 인공지능 도입이 직무 구성, 노동 강도, 숙련 형성, 고용 안정성에 미치는 영향 역시 상이하게 나타날 수 있으며, 본 연구는 이러한 차이를 사례 분석을 통해 검토한다.

이와 같이 본 연구를 제1부와 제2부로 구성함으로써, 인공지능 도입에 따른 노동과정 변화와 불평등 현상을 거시적 구조와 산업·직종별 현장 수준에서 종합적으로 이해할 수 있을 것으로 기대한다. 인공지능 도입으로 인한

4 AI와 노동의 공존 : 생산성 향상과 불평등 개선 가능성을 중심으로

불평등을 기술 자체의 문제로 환원하지 않고, 기술이 설계·도입·운영되는 방식과 산업 구조, 노동시장 제도와의 관계 속에서 분석할 수 있는 틀을 제공한다라는 점에서 의의를 지닌다. 나아가 본 연구는 산업과 직종의 특성을 고려한 차등적 정책 대응의 필요성을 제기함으로써, 향후 인공지능 확산 과정에서 노동의 질을 제고하고 불평등을 완화하기 위한 정책 설계에 실질적인 기초자료를 제공할 것으로 기대된다.

제1부

인공지능 도입과 불평등의 구조적 형성

제 2 장

AI 도입에 따른 생산성과 불평등 경향 평가: 2019~2024년 고용보험 DB 분석 결과를 중심으로

제1절 연구의 목적

본 장의 목적은 동일 직종 내에서 AI 도입이 생산성과 불평등의 변화에 어떠한 영향을 미치는지를 평가하는 데 있다. 기존 연구는 주로 AI 도입의 영향을 크게 받는 직종과 그렇지 않은 직종을 비교하여, 고용 수준이 감소하였는지 또는 증가하였는지를 분석해 왔다. 고용 수준에 미친 영향을 이해하는 것은 1차적으로 중요하지만, 이에 더해 동일 직종 내에서도 AI 도입에 따른 고용 감소 및 증가의 혜택이 이질적으로 나타나는지를 검토하는 것은 효과적인 고용지원 정책을 설계하는 데 중요한 시사점을 제공한다.

구체적으로, 동일 직종에서 AI 도입이 이루어졌을 때 개인이 지닌 속성이나 사업체가 가진 속성에 따라 고용 변화, 생산성, 임금 등 근로조건에서 격차가 발생하는지를 분석하고자 한다.

제2절 선행연구 분석 및 본 연구의 기여

AI 기술이 노동시장에 미치는 영향을 분석한 초기 연구들은 직업별 영향

을 직접 관측하기 어려운 한계를 극복하기 위해, AI 노출 정도를 간접적으로 측정하는 방식에 주목하였다. 대표적으로 Webb(2020)과 Felten et al.(2018)은 직업별 AI 노출지수(exposure index)를 개발하여, 특정 직업군이 AI 기술로부터 얼마나 큰 영향을 받을 가능성이 있는지를 계량적으로 평가하였다. 이들 연구는 직업별 업무 내용과 AI 기술의 적용 가능성을 연결함으로써, 산업 및 직업 간 AI 기술 도입의 전반적인 패턴과 방향성을 탐색하는 데 기여하였다.

이후 연구들은 AI 기술 도입이 기업의 노동수요에 미친 영향을 보다 실증적으로 분석하기 위해, 노동수요 변화를 비교적 즉각적으로 파악할 수 있는 채용공고 데이터를 활용하기 시작하였다. Alekseeva et al.(2021)은 2010년부터 2019년까지 미국 Burning Glass Technologies(BGT)의 채용공고 데이터를 분석하여, AI 기술에 대한 수요가 산업 및 직업별로 어떻게 변화했는지를 살펴보았다. 이 연구는 머신러닝, 딥러닝 등 특정 AI 기술 키워드가 포함된 채용공고를 기준으로 AI 관련 직무를 식별하고, 전체 공고 중 해당 공고의 비율을 주요 지표로 활용하였다. 분석 결과, IT, 엔지니어링, 과학 직업군에서 AI 기술 수요가 급격히 증가한 것으로 나타났으며, AI 관련 기술을 요구하는 직무는 평균적으로 약 11%의 임금 프리미엄을 제공하는 것으로 확인되었다.

Acemoglu et al.(2022) 역시 2010년부터 2018년까지의 BGT 채용공고 데이터를 활용하여 AI 도입이 기업의 채용 행태와 기술 수요 변화에 미치는 영향을 분석하였다. 이 연구에서는 Felten et al.(2018)과 Webb(2020)의 AI 노출지수를 기반으로 기업의 기존 직업 구조를 파악하고, 신규 채용에서 요구되는 AI 수준을 측정하였다. 장기 차분 모형을 활용한 분석 결과, AI 기술을 채택한 기업은 비-AI 직무 채용을 줄이는 한편 채용공고에서 새로운 기술 요건을 추가하는 경향을 보였으나, 이러한 변화가 전체 고용 수준에 미치는 영향은 통계적으로 유의미하지 않은 것으로 나타났다.

AI 기술 도입이 본격화되면서, 최근 연구들은 채용 수요를 넘어 실제 고용 수준과 노동 구성에 미친 영향을 직접적으로 분석하는 방향으로 발전하고 있다. Babina et al.(2023)은 AI 기술을 도입한 미국 기업을 대상으로 노동 구성과 조직 구조의 변화를 분석하였다. 이 연구는 BGT 채용 데이터와

Cognism Inc.의 이력서 데이터를 결합하여, AI 기술 도입의 영향을 노동자의 학력과 직급에 따라 평가하였다. 분석 결과, AI를 도입한 기업은 상대적으로 높은 학력을 가진 노동자를 선호하는 경향을 보였으며, 조직 구조 측면에서는 중간 관리자 비율이 감소하는 동시에 주니어 레벨 고용이 증가하는 양상이 관찰되었다. 이는 AI 기술이 기업 내부의 노동 구성과 계층 구조에 중요한 변화를 초래하고 있음을 시사한다.

한편, Bonfiglioli et al.(2024)은 2000년부터 2020년까지 미국 통근지역을 대상으로 AI 도입이 고용에 미치는 영향을 분석하였다. 이 연구는 산업 수준의 AI 도입률과 통근지역 수준에서의 산업 점유율(도입 이전 시점)을 결합하여 바틱(Bartik) 변수를 구축하고, 이를 지역의 AI 노출에 대한 도구변수로 활용하였다. 분석 결과, AI 도입은 저숙련 및 생산직 근로자의 고용 감소를 초래한 반면, STEM 직업군과 고임금 노동자에게는 긍정적인 영향을 미친 것으로 추정되었다.

최근에는 생성형 AI, 특히 대규모 언어모형(LLM)의 확산이 노동시장에 미치는 영향을 분석한 연구들이 등장하고 있다. Eloundou et al.(2023)은 LLM 도입이 미국 노동시장에 미치는 영향을 평가하기 위해 인간 전문가 평가와 GPT-4 분류기를 활용하여 직업별 LLM 노출 수준을 정량화하였다. 연구 결과, 전체 직업군 중 약 19%의 직무가 LLM 기술로 인해 50% 이상 영향을 받을 가능성이 있으며, 특히 고소득 직업군에서 그 영향이 더 클 것으로 제시되었다.

Felten et al.(2023) 역시 ChatGPT와 같은 언어모형이 직업, 산업, 지역 경제에 미치는 영향을 분석하기 위해 노출지수를 산출하였다. 이 연구는 Felten et al.(2018)에서 제시한 직업별 AI 노출지수를 LLM 기술에 맞게 수정하여 활용하였으며, 분석 결과 교육 및 법률 서비스 산업에서 높은 노출 수준이 관찰되었고, 고임금 직업군일수록 노출도가 높은 것으로 나타났다.

한편, Hui et al.(2023)은 ChatGPT 출시가 온라인 프리랜서 고용시장에 미친 단기적 영향을 분석하였다. 이 연구는 Eloundou et al.(2023)의 직업별 GPT 노출 점수를 활용하여 각 직업군의 노출 수준을 측정하고, Upwork 플랫폼의 프리랜서 고용 이력 데이터를 사용하여 고용 수준 변화를 분석하였다. 이중차분법을 적용한 결과, ChatGPT 출시 이후 AI의 영향을 많이 받는

직업군에서 고용과 수익이 감소한 것으로 나타났다.

이와 같이 AI 기술의 노동시장 효과에 관한 기존 연구들은 주로 직종 간 AI 노출 차이에 따른 고용 격차에 초점을 맞추어 왔다. AI 기술이 노동을 대체한다는 관점에서 고노출 직종과 저노출 직종을 비교하는 접근은 자연스럽지만, 이러한 방식은 동일 직종 내에서 발생하는 이질적인 영향을 충분히 포착하지 못한다는 한계를 지닌다. 동일 직종이라 하더라도 숙련 수준에 따라 수행하는 역할이 상이하며, 이에 따라 AI와의 대체 또는 보완 관계 역시 다르게 나타날 수 있다. 예를 들어, 동일한 연구직이라 하더라도 저경력 근로자는 자료 조사나 기초 업무를 주로 수행하는 반면, 고경력 근로자는 프로젝트 관리나 전략적 의사결정을 담당하는 경우가 많아 AI의 영향은 경력 수준에 따라 다르게 나타날 수 있다. 따라서 기술 도입의 고용 효과는 직종 간 차이뿐 아니라 직종 내 차이에서도 유의미하게 발생할 가능성이 있다.

이러한 문제의식은 Brynjolfsson et al.(2025)에서도 강조된다. 해당 연구는 미국 최대 급여 소프트웨어의 행정자료를 활용하여 생성형 AI에 노출된 직종의 노동시장 변화를 실증적으로 분석하였다. 분석 결과, 생성형 AI 확산 이후 고노출 직종에 속한 초기 경력 근로자(22~25세)의 고용이 상대적으로 약 13% 감소한 것으로 나타났으며, 이러한 결과는 기업 수준의 충격을 통제한 이후에도 유지되었다. 이는 AI 혁명이 미국 노동시장에서 특히 입문 단계 근로자에게 불균형적이면서도 의미 있는 영향을 미치기 시작했음을 보여준다.

이상의 논의를 바탕으로 볼 때, 한국 자료를 활용하여 동일 직종 내 고용 불평등을 분석하는 연구는 기존 연구들이 상대적으로 간과해 온 영역을 보완할 수 있을 것으로 기대된다. 특히 연령별 또는 경력별로 이질적인 AI 도입 효과가 실증적으로 확인된다면, 이는 현재 한국에서 관찰되는 청년층의 경제활동참가율 하락 현상을 이해하는 데 중요한 단초를 제공할 수 있으며, 향후 고용 및 노동시장 정책 설계에도 의미 있는 시사점을 제시할 수 있을 것이다.

제3절 분석 자료 및 개요

본 연구는 2019년부터 2024년까지의 고용보험 전수 자료를 활용하여 AI 기술의 직업별 노출지수를 계산하고, 해당 기술에 대한 노출도가 높은 직종 내에서 생산성과 불평등의 격차가 어떻게 나타나는지를 분석하고자 한다. 고용보험 자료는 고용보험에 가입한 모든 개인을 대상으로 사업장 및 사업체의 경력 정보, 해당 사업체에서의 근무연수, 직업, 임금, 연령, 성별 등의 정보를 제공한다.

고용보험 자료는 기존 연구에서 주로 활용되어 온 설문자료와 비교할 때 임금근로자 전수에 가까운 정보를 포함하고 있다는 점에서 중요한 장점을 지닌다. 이를 통해 AI 기술에 노출된 직업에 관한 정보를 보다 정확하게 계산할 수 있다. 다만 고용보험 가입자는 임금근로자 중 월 소정근로시간이 60시간 이상인 상용·임시 근로자로 한정되며, 60시간 미만 근로자, 특수형태근로종사자, 일용직 근로자는 포함되어 있지 않다. 그럼에도 불구하고 2023년 연말 기준 전체 고용자 2,078.7만 명 중 1,798.2만 명을 포함하고 있어, 상용·임시 근로자 기준으로 약 86.5%의 정보를 포괄하고 있다.

특히 고용보험 자료는 피보험자의 직업 정보를 비교적 세세한 소분류 수준에서 제공하고 있어, 상세한 수준에서 직업 변화와 직종 내 이질성을 추정하는 데 용이하다. 다만 자료의 제공 기간이 상대적으로 길지 않다는 한계로 인해, Autor et al.(2003)과 같이 자동화 기술이 직업 및 직무 변화에 미친 장기적 영향을 분석하는 데에는 제약이 존재한다.

고용보험 자료에서 제공되는 직업 정보는 한국고용직업분류(KECO)의 직업 차수와 직업 코드를 기준으로 한다. 직업 코드는 모두 네 자리로 구성되어 있으며, 앞 두 자리는 중분류, 앞 세 자리는 소분류, 네 자리는 세분류를 의미한다. 한편 KECO는 직업의 분화, 신직업의 등장, 기존 직업 일부의 소멸 등에 따라 총 네 차례의 개정을 거쳤으며, 본 연구에서 활용하는 2019~2024년 자료에는 2차부터 4차까지의 직업코드가 혼재되어 있다.

이에 본 연구는 이환웅·방형준(2025)의 방법론을 활용하여 직업코드 간

일치화를 수행하였다. 구체적으로는 서로 중첩되는 직업코드를 대단위로 합산하는 방식을 적용하였다. 일반적으로 4차 직업코드는 2차 직업코드에 비해 보다 세분화되어 있어, 두 코드 간 관계는 1:m 또는 m:m 형태로 연결되는 경우가 다수 존재한다. 예를 들어, 2차 코드에 존재하던 직업 A가 4차 코드에서 직업 B와 C로 분리된 경우, 4차 코드의 직업 B와 C에 대한 모든 관측치를 합산하여 직업 단위를 A로 일치화하였다. 또한 2차 코드의 직업 A와 B가 4차 코드의 C와 D로 연결되는 경우에는 A와 B의 관측치, 그리고 C와 D의 관측치를 모두 합산하여 동일한 직업 단위로 정합화하였다. 이러한 일치화 작업을 통해, 2023년 고용보험 자료에 포함된 4차 기준 149개의 직업 정보는 최종적으로 92개의 직업 단위로 재구성되었다.

본 연구는 피보험 자료의 spell 정보를 기반으로 개인 수준의 연간 고용 및 임금 패널 자료를 구축하였다. 이를 위해 개인식별번호와 사업장등록번호를 활용하여 보수 자료와 사업장 자료를 결합하였다. 그 결과, 개인×연도(연말 기준) 단위에서 임금, 고용 여부, 근로상 지위, 직종 정보와 함께 사업장의 속성 변수인 피보험자 수, 산업, 지역 정보를 포함하는 패널 자료를 구축하였다.

AI 기술의 직업별 노출 정도를 측정하기 위해 Webb(2020)과 Felten et al. (2023)에서 제시한 직업별 AI 노출지수(AI Occupational Exposure : AIOE)를 활용하였다. Webb(2020)의 연구에서 제공되는 AI 노출지수는 Google Patents 데이터베이스의 특허 데이터와 ONET 직업 데이터를 결합하여 산출된다. 구체적으로, 특허 데이터에서는 AI 기술의 핵심 기능과 적용 사례를, ONET 데이터에서는 각 직업의 주요 업무 내용을 각각 텍스트 형태로 추출한다. 이후 동사-명사 쌍 분석을 통해 AI 기술이 직업 내 직무를 대체하거나 보완할 가능성을 평가하고, 직업 내 해당 직무의 중요도를 반영한 가중 평균을 계산하여 직업별 AI 노출지수를 구축한다.

한편 Felten et al.(2023)은 생성형 AI의 직업별 노출지수를 산출하기 위해 Felten et al.(2018)의 방법론을 활용하였다. Felten et al.(2018)은 추상 전략 게임, 실시간 비디오 게임, 이미지 인식, 시각적 질문 응답, 이미지 생성, 독해, 언어 모델링, 번역, 음성 인식, 악기 트랙 인식 등 10개의 인공지능 응용 프로그램과, 구두 이해, 구두 표현, 귀납적 추론, 팔-손의 안정성 등 52개의

인간 능력 간의 관련성을 나타내는 매트릭스를 구축하였다. Felten et al. (2023)은 이 중 언어 모델링 프로그램에 가중치 1을 부여하여 생성형 AI의 직업별 노출지수를 계산하였다. Felten et al.(2023)과 Webb(2020)의 AI 노출지수를 비교하면, 두 지수 모두 전문성과 지식을 요구하는 직업군이 높은 AI 노출 가능성을 지닌다는 점에서 공통점을 보인다. 다만 Webb(2020)의 지수는 기술적·물리적 성격이 강한 직업에서 AI 노출 가능성이 높음을 강조하는 반면, Felten의 지수는 사회적 상호작용과 언어적 창의성이 중요한 직업군을 AI 기술에 상대적으로 더 노출된 직업군으로 제시한다는 차이가 있다.

〈표 2-1〉 AI 노출지수 상위 5% 직업

상위 5% 직업(Webb, 2020)	상위 5% 직업(Felton et al., 2023)
화학공학 기술자 및 연구원	텔레마케터
가스·에너지공학 기술자 및 연구원	대학 교수
상·하수도 처리장치 조작용	인문사회과학 연구원
철도·전동차 기관사	임상심리사
자연과학 연구원	인사·노무 전문가
가스·에너지공학 시험원	판사 및 검사
임상병리사	광고·홍보 전문가
시각 디자이너	경영·진단 전문가
상품 기획자	교육 관리자
여행상품 개발자	상담 전문가
배관 세정원 및 방역원	노점 및 이동 판매원
부동산·조사·인력알선 및 기타 전문 서비스 관리자	방문 판매원
영업·판매 관리자	학습지·교육교구 방문강사
금속·재료공학 시험원	성직자
표백·염색기 조작용	기자 및 언론 전문가
직조기·편직기 조작용	은행 사무원
과수작물 재배원	인사·교육·훈련 사무원
곡식작물 재배원	문리·어학 강사
채소·특용작물 재배원	보험 모집인 및 투자 권유 대행인
기타 사육 종사원	변호사

자료: 저자 작성.

〈표 2-2〉는 AI 노출지수 하위 5%에 해당하는 직업 목록을 제시한다. Webb (2020)의 AI 노출지수가 낮은 직업군은 주로 사람 간의 대면 서비스가 중요하거나 사회적·문화적 맥락에 대한 이해가 핵심적인 직업들로 구성되어 있다. 반면 Felten et al.(2023)의 AI 노출지수가 낮은 직업군에는 육체적 노동을 중심으로 하거나 특정한 숙련과 특수 기술을 요구하는 직업들이 포함되어 있다. 이러한 차이는 Webb(2020)과 Felten et al.(2023)에서 각각 상정하고 있는 AI 기술의 유형이 이질적이라는 점에서 비롯된 것으로 해석할 수 있다. 이는 AI 기술이 어떠한 방향으로 발전하느냐에 따라, 향후 영향을 받는 직업군의 범위와 특성이 달라질 수 있음을 시사한다.

〈표 2-2〉 AI 노출지수 하위 5% 직업

하위 5% 직업(Webb, 2020)	하위 5% 직업(Felton et al., 2023)
중식 조리사	세탁원(다림질원)
양식 조리사	강구조물 가공원 및 건립원
장례 지도사 및 장례 상담원	경량철골공
한식 조리사	무용가 및 안무가
일식 조리사	원예작물 재배원
텔레마케터	조적공 및 석재부설원
대학 교육 조교(연구 조교 포함)	콘크리트공
대학 교수	조경원
법무사 및 집행관	어부 및 해녀
번역가 및 통역가	방수공
작가	하역·적재 종사원
주방 보조원	정육원 및 도축원
기타 보건·의료 종사원	미장공
우편물 집배원	철도기관차·전동차 정비원
홍보 도우미 및 판촉원	철로 설치·보수원
안내·접수원 및 전화교환원	건축 석공
이용사	섬유 제조기계 조작원
상품 대여원	화물차·특수차 운전원
정부·공공행정 전문가	타이어·고무제품 생산기계 조작원
신발 제조기계 조작원 및 조립원	건설·채굴 단순 종사원

자료: 저자 작성.

제4절 식별 전략 및 분석 표본

1. 통계모형

가. 통계적 분석 : 직업 수준에서의 고용 및 임금 변화

본 연구는 AI 노출도가 높은 직종이 그렇지 않은 직종과 비교하여 고용 감소 또는 증가를 경험하였는지를 추정하고자 한다. 기존 연구들은 주로 2023년까지의 자료를 활용하였으나, 생성형 AI가 실제 업무 현장에서 본격적으로 활용되기 시작한 최근 시점의 영향을 충분히 반영하지 못한다는 한계를 지닌다. 이에 본 분석에서는 2019년부터 2024년까지의 변화를 활용하여, AI 노출 정도와 고용 및 임금 간의 통계적 관계를 우선적으로 추정한다 [모형 (1)].

구체적으로, 직업 수준의 AI 노출지수는 2019년 직업 분류를 기준으로 제공되므로, AI 노출 정도와 2019~2024년 사이의 고용 변화를 장기차분(long-difference) 모형을 통해 추정한다. 이를 통해 중·단기적인 연도별 변동보다는 AI 기술 확산 전후의 구조적 변화를 포착하고자 한다.

$$\Delta Y_{o,i}^{24-19} = \alpha + \beta_1 AIOE_o + \beta_2 Software_o + \beta_3 Robot_o + \gamma' X_{o,i,2015} + \epsilon_o \quad \text{모형 (1)}$$

직업 수준에서 AI 노출 정도와 고용(또는 임금) 변화 간의 통계적 관계를 추정한다. 종속변수는 직업 및 산업 수준에서의 고용(또는 임금)의 로그 변화이다. 주요 설명변수를 보면, $AIOE_o$ 는 직업 o 의 AI 노출 정도를 나타내는 퍼센타일 값이다. 생성형 AI 노출지수를 제시한 Felten et al.(2023)의 지수 값을 그대로 사용하는 대신 퍼센타일을 활용함으로써, 추정 결과의 해석의 용이성을 확보하였다. $Software_o$, $Robot_o$ 는 직업 o 의 소프트웨어와 로봇기술의 노출 정도이다. AI 외 자동화 기술 역시 해당 직업에 대한 노동 수

요(또는 공급)에 영향을 주기 때문에 이러한 기술변화가 고용에 미치는 영향을 통제할 필요가 있다. $X_{o,i,2015}$ 와 같은 직업 수준에서 기술 도입 외 노동 수요에 영향을 줄 수 있는 변수들을 통제하였다. 2015년 기준 직업·산업 수준 통제변수(남성 노동자 비율, 월평균 임금, 연령별 분포 등)를 포함하였다. 모형 (1)은 직종×연도 수준에서 직업의 AI 노출 정도와 고용·임금 변화간의 평균적인 관계를 분석하는 모형이다. 다만 모형 (1)은 분석 단위가 직종 수준에 한정되어 있어, 동일한 직종 내에서 개인이 실제로 경험하는 고용성과의 변화를 직접적으로 관측하는 데에는 한계가 존재한다.

이에 본 연구는 개인 단위 패널 자료를 활용하여, 직업의 AI 노출도가 개인의 고용성과(고용 여부, 근로기간, 임금 등)에 미친 영향을 보다 미시적으로 분석하고자 한다[모형 (2)].

$$Y_{it} = \sum_{t=2020}^{2024} \alpha_t I[year = t] + \sum_{t=2019}^{2024} \beta_t I[year = t] \times AIOE_{i2019} + \mu_i + \epsilon_{it} \quad \text{모형 (2)}$$

이를 통해 개인 패널 자료를 활용함으로써, 직종 수준 평균 변화가 아닌 개인 수준에서의 고용성과 변화를 직접 추적할 수 있다. 특히 연도 더미와 직업의 AI 노출도를 상호작용시킨 이벤트스터디(event-study) 모형을 통해, 2019년을 기준으로 생성형 AI 확산 이후 개인의 노동시장 성과가 시간에 따라 어떻게 변화하였는지를 분석할 수 있다.

나. 통계적 분석 : AI기술이 직종 내 불평등에 미친 영향

AI 노출도가 높은 직종 내에서의 개인 간의 노동환경의 격차 발생의 통계적 유의성 검증을 위해 아래와 같은 통계 모형을 고려한다.

$$Y_{it} = \sum_{t=2020}^{2024} \alpha_t I[year = t] + \sum_{t=2019}^{2024} \beta_t I[year = t] \times X_{i2019} + \mu_i + \epsilon_{it}$$

Y_{it} 는 개인의 노동시장에서의 성과지표 : 고용여부, 종사상지위, 노동시간, 임금, 직종이다. 개인고정효과를 포함한 상태에서 2019년 기준 개인특

성(임금, 연령, 성별 등)에 따라 노동시장의 통계적으로 유의한 변화가 있는지 추정하고자 한다. 관심파라미터는 β_t 로 2019년부터 2024년까지 격차의 변화를 추정한다. 종속변수는 임금, 개인특성($X_{i,2019}$)이 2019년 임금이면, 해당 모형을 통해 AI 노출도가 높았던 직종에서 2019년 관측되었던 임금격차의 동적변화를 확인할 수 있다.

앞선 모형에서 확인된 시간에 따른 고용·임금 격차의 변화는 직업의 AI 노출에 따른 효과 외에도, 거시적 환경 변화나 과거 추세의 연장선에서 나타난 결과일 가능성을 배제할 필요가 있다. 특히 이러한 변화는 평균 회귀(mean reversion)에 의해 기계적으로 발생했을 가능성이 존재한다. 평균 회귀란 특정 시점에 고용이나 임금 수준이 상대적으로 높거나 낮았던 집단이, 이후 시점에서 구조적 변화와 무관하게 평균 수준으로 이동하는 통계적 현상을 의미한다. AI 노출도가 높은 직종은 2019년 기준으로 상대적으로 고임금·고속런 직종일 가능성이 높기 때문에, 이후 기간 동안 관측되는 고용·임금 변화가 실제 기술 충격의 결과가 아니라 평균 회귀의 산물일 가능성도 존재한다. 이러한 경우 실제로는 불평등이 완화되지 않았음에도 불구하고, 통계적으로는 고임금자와 저임금자 간의 격차가 급격히 축소되는 것처럼 보이는 이른바 ‘기계적 수렴’ 현상이 발생할 수 있다. 따라서 2020년 이후 관찰된 격차의 변화가 이러한 통계적 복원력에 의한 것인지, 아니면 실제 AI 기술 도입에 따른 효과인지를 구분하는 것이 필수적이다.

이러한 문제를 해결하기 위해 본 연구에서는 단순한 시간 변화 비교나 이중차분 모형을 넘어, 평균 회귀 효과와 거시적 환경 변화를 동시에 통제할 수 있는 삼중차분(difference-in-difference-in-differences) 방법을 적용한다. 구체적으로, 평균 회귀나 거시적 충격은 AI 도입 여부와 관계없이 노동시장 전반에서 유사하게 나타날 것이라고 가정한다. 이에 따라 ‘AI 노출도 하위 30% 직종’을 통제집단으로 설정하고, 해당 집단에서 관찰되는 자연적인 격차 변화분을 산출한다. 최종적으로 AI 노출도 상위 30% 직종에서의 변화에서 하위 30% 직종에서의 변화를 차감하는 삼중차분 전략을 통해, 기저 효과를 제거한 ‘AI 기술 노출에 기인한 순수한 격차 변화’만을 인과적으로 추정하고자 한다.

2. 개인 단위의 분석표본 구축

가. 분석 표본의 구축 과정

분석을 위한 개인 단위의 패널 자료는 다음과 같은 절차를 통해 구축하였다. 먼저, 개인별 고용보험 취득 및 상실 이력 자료를 활용하여 2019년부터 2024년까지의 연도별 스펠(spell) 데이터를 구축하였다. 스펠 자료를 구성하는 과정에서 동일 연도 내에 복수의 사업장에서 근무한 이력이 존재하는 경우에는 주된 일자리를 식별할 필요가 있다. 이를 위해 해당 연도의 12월 말 기준 재직 여부를 최우선 기준으로 적용하였다. 만약 연말 기준 재직 사업장이 없는 경우에는 근무 기간(개월 수)이 가장 긴 사업장을 해당 연도의 대표 직장으로 선정하여, 개인당 연도별로 1개의 관측치를 가지도록 자료를 정리하였다.

다음으로, AI 기술 노출에 따른 임금 등 노동시장 성과의 변화를 일관되게 추적하기 위해 균형 패널(balanced panel)을 구성하였다. 구체적으로, 기준 연도인 2019년 당시 고용보험에 가입되어 있으며 유효한 임금 정보가 존재하는 임금근로자를 분석 대상으로 추출하였다. 이후 2024년까지의 시계열을 확장(tsfill)하여, 중도 이탈이나 재진입을 포함한 전체 분석 기간에 대해 균형 패널을 구축하였다. 이 과정에서 연도별로 결측이 발생한 성별 및 출생 연도와 같은 시간 불변 변수는 개인별 고유 정보를 활용하여 보정하였다.

나. 2024년 임금 정보의 추정 및 보정

본 분석 자료는 고용보험 DB에 신고된 월별 원임금 정보와 국세청 소득 자료가 연계되어 최종 보험료 산정에 활용되는 확정 보수총액 정보를 포괄한다. 2023년까지는 국세청과 연계된 확정 임금 정보가 가용하여 연간 및 월평균 임금을 비교적 정확하게 관측할 수 있다. 그러나 분석 시점 기준으로 2024년의 경우 국세청과 연계된 확정 보수총액 자료가 아직 구축되지 않아, 고용보험 DB에 신고된 월별 원임금 정보만 확인된다는 한계가 존재한다. 이러한 자료 제약으로 인해 2024년을 분석에서 제외할 경우, 생성형 AI 확

산이 본격화된 최근 시점의 노동시장 변화를 포착하기 어렵다는 문제가 발생한다. 이에 본 연구는 2024년 임금 정보 활용의 중요성과 고용보험 원임금 정보의 측정오차 가능성을 동시에 고려하여, 2019~2023년 자료를 이용해 임금 결정 요인과 시간 추세를 추정하고, 이를 바탕으로 2024년 임금을 보정·추정하여 분석에 활용한다.

구체적으로, 본 연구는 Mincerian 임금 방정식에 기반하여 확정 보수총액을 종속변수로 설정하고, 월별 원임금 정보, 연도 효과, 연령, 직종 고정효과 및 개인 고정효과를 포함한 임금 결정 모형을 추정한다. 이를 통해 2024년의 기대 임금을 산출한다. 이 과정에서 단순한 예측값을 그대로 사용할 경우 임금 분포의 분산이 과도하게 축소될 수 있다는 점을 고려하여, 2023년 기준 소득 10분위별 잔차 분포를 먼저 추정한 후 해당 분포로부터 잔차를 부트스트랩 방식으로 무작위 추출하여 2024년 예측값에 부여하였다. 이를 통해 원자료가 지닌 변동성을 최대한 보존하고자 하였다. 또한 임금 변수의 극단치에 따른 왜곡을 방지하기 위해, 연도별 상위 0.1%에 해당하는 임금 관측치에 대해 윈저화(Winsorization)를 적용하였다.

다. 분석 표본의 기초통계량

〈표 2-3〉은 개인 단위 분석표본의 기초통계량을 제시한다. 본 연구의 분석표본은 2019년 기준으로 임금 정보가 관측되는 임금근로자를 대상으로 하며, 이들을 기준으로 2019년부터 2024년까지의 노동시장 성과(고용 여부, 근로기간, 임금 등)를 추적한 개인-연도 패널 자료로 구성되어 있다. 전체 약 4,120만 개의 개인-연도 관측치를 대상으로 기초통계량을 산출하였으며, 2019년 기준 직업별 AI 노출도(Felten et al., 2021)를 기준으로 상위 30%에 해당하는 집단(High AI)과 하위 30%에 해당하는 집단(Low AI)으로 구분하여 집단 간 특성을 비교하였다. 관측치 수는 Low AI 집단이 약 1,291만 개, High AI 집단이 약 1,280만 개로, 두 집단 간 표본 규모는 대체로 균형을 이루고 있다.

먼저 노동시장 성과를 살펴보면, 고용 확률(Employment Probability)은 전체 표본, Low AI 집단, High AI 집단 모두 평균 0.82로 동일하게 나타난

다. 연간 근로 개월 수(Months Worked) 역시 평균 8.84개월로 집단 간 차이는 거의 관측되지 않는다. 실질 연임금(Real Annual Wage) 또한 Low AI 집단이 약 2,925만 원, High AI 집단이 약 2,926만 원으로 단순 평균 기준에서는 유의미한 격차가 나타나지 않는다. 이러한 결과는 분석표본이 전반적으로 유사한 노동시장 지위를 가진 임금근로자들로 구성되어 있음을 시사한다. 따라서 이후 회귀분석에서 관측되는 고용 및 임금 격차의 변화는 초기 조건의 차이보다는, 시간에 따라 작용한 외생적 충격 - 예컨대 생성형 AI의 확산 - 에 의해 발생했을 가능성을 뒷받침한다.

기술 노출도의 측면에서는 두 집단 간 뚜렷한 대비가 관찰된다. 연구 설계에 따라 High AI 집단의 평균 AI 노출지수는 1.14로 매우 높은 수준인 반면, Low AI 집단은 -1.05로 크게 낮은 값을 보인다. 반면 로봇 노출도(Robot Score)는 Low AI 집단이 1.04로, High AI 집단(0.17)에 비해 현저히 높게 나타난다. 이는 Low AI 직군이 주로 물리적 자동화 기술(로봇)에 노출된 직종으로 구성된 반면, High AI 직군은 인지적 자동화 기술(AI)에 상대적으로 더 많이 노출된 직종임을 의미한다.

또한 루틴 업무 점수(Routine Task Score)는 High AI 집단이 1.41로, Low AI 집단(0.58)에 비해 크게 높은 수준을 보인다. 본 지표는 값이 높을수록 업무 내용이 루틴화되기 어렵고 비정형적인 특성을 지닌 직종임을 의미한다. 이에 따라 High AI 집단은 규칙적·반복적인 업무보다는 판단, 의사결정, 문제 해결 등 비루틴적 인지 업무의 비중이 높은 직종으로 구성되어 있음을 시사한다. 이는 생성형 AI 기술이 주로 비루틴적 인지 업무를 수행하는 직종을 중심으로 확산되고 있음을 보여주는 결과로 해석할 수 있다.

마지막으로 개인 및 기업 특성을 살펴보면, 두 집단의 평균 연령은 약 45.3세로 거의 동일하게 나타나 연령 구성에 따른 체계적인 편이는 관측되지 않는다. 반면 기업 규모에서는 뚜렷한 차이가 나타난다. High AI 집단이 속한 기업의 평균 피보험자 수는 약 2,026명으로, Low AI 집단이 속한 기업(약 1,198명)에 비해 약 1.7배로 큰 규모이다. 이는 AI 기술 도입이 활발한 직군이 상대적으로 대기업 또는 조직화된 사업장에 집중되어 있음을 시사한다.

〈표 2-3〉 개인단위 분석표본의 기초통계량

	Full Sample		Low AI (Bot 30%)		High AI (Top 30%)	
	Mean	SD	Mean	SD	Mean	SD
Panel A : Labor Market Outcomes						
Employment Probability	0.82	0.38	0.82	0.38	0.82	0.38
Months Worked	8.84	4.85	8.84	4.85	8.84	4.85
Real Annual Wage(Won)	29254992.44	33595399.30	29246621.59	33604439.45	29262312.28	33585693.57
Panel B : Technology Exposure						
AI Exposure (Felten)	0.11	0.91	-1.05	0.29	1.14	0.16
Software Score	0.45	0.17	0.50	0.19	0.43	0.14
Robot Score	0.52	0.44	1.04	0.39	0.17	0.08
Routine Task Intensity	1.06	0.66	0.58	0.55	1.41	0.52
Panel C : Individual & Firm Characteristics						
Age	45.35	13.12	45.35	13.12	45.33	13.12
Firm Size (Insured)	1653.30	7894.10	1198.47	5579.27	2026.27	10027.00
Obs.	41206488		12913812		12802896	

자료 : 고용보험DB를 이용하여 저자 작성.

제5절 분석 결과

1. 직업 수준에서의 고용 및 임금 변화

가. 총효과 분석

〈표 2-4〉는 모형 (1)을 활용하여 직업·산업 수준에서 AI 기술의 노출 정도가 해당 셀의 고용과 임금 변화에 미치는 영향을 분석한 결과를 제시한다. (1)열에서는 2015년 기준 직업·산업 수준에서 측정된 남성 노동자 비율, 월

평균 임금, 연령별 분포 등 기본적인 통제변수만을 포함한 추정 결과를 제시한다. (2)열에서는 소프트웨어 노출지수(퍼센타일)를 추가로 통제하였으며, (3)열에서는 로봇 노출지수(퍼센타일)를 포함하였다. 마지막으로 (4)열에서는 직업별 루틴화 지수(퍼센타일)를 추가로 통제함으로써, AI 기술의 효과가 다른 자동화 기술이나 업무 특성과 독립적으로 나타나는지를 검증하였다.

패널 A의 분석 결과에 따르면, 생성형 AI 노출지수(AIOE percentile)는 로그 고용 변화에 대해 통계적으로 유의한 영향을 미치지 않는 것으로 나타난다. 모든 열에서 추정 계수는 양(+)의 값을 보이지만, 표준오차가 상대적으로 커 10% 유의수준을 충족하지 못한다. 이는 생성형 AI 기술에 대한 노출도가 높은 직업일수록 고용이 증가하거나 감소하는 명확한 방향성이 분석 기간 동안 아직 관측되지 않았음을 의미한다.

이러한 결과는 생성형 AI 기술이 분석 기간 동안 한국 노동시장에서 고용 감소를 직접적으로 초래하기보다는, 기존 노동 투입을 대체하지 않는 방식으로 활용되었을 가능성을 시사한다. 특히 ChatGPT가 상용화된 지 비교적 초기 단계에 해당하는 2024년 말 시점까지의 자료를 활용하고 있다는 점을 고려할 때, 기술 도입에 따른 구조적인 고용 변화가 아직 충분히 누적되지 않았을 가능성도 존재한다. 이는 생성형 AI 도입 초기에는 고용 조정이 본격화되기보다는, 업무 방식의 변화나 생산성 보완 효과가 먼저 나타날 수 있음을 의미한다.

이러한 해석은 생성형 AI가 단기적으로 노동생산성을 보완하는 방향으로 작용했음을 보고한 기존 연구들과도 일관된다. 예컨대 문아람(2023)은 생성형 AI 활용 실험을 통해 생산성 증가 효과를 확인한 바 있으며, 본 연구의 분석 결과 역시 이러한 실험적 증거와 정합적인 패턴을 보인다.

반면 패널 B의 분석 결과에 따르면, 생성형 AI 노출지수(AIOE percentile)는 분석 기간 동안 로그 임금 변화와 통계적으로 유의한 양(+)의 관계를 보인다. (1)열부터 (4)열까지 모든 모형에서 추정 계수는 1% 유의수준에서 통계적으로 유의하게 나타난다. 이는 생성형 AI 노출도가 높은 직업일수록 임금이 상대적으로 더 크게 증가했음을 의미한다.

(4)열의 추정 결과를 기준으로 해석하면, 생성형 AI 노출지수가 10퍼센타

일 높은 직업은 그렇지 않은 직업에 비해 임금 증가율이 약 0.9%p 더 높은 것으로 나타난다. 소프트웨어, 로봇, 루틴성 지수를 모두 통제한 이후에도 AI 노출 효과가 유지된다는 점에서, 해당 결과는 생성형 AI 기술의 독립적인 영향을 반영하고 있을 가능성을 시사한다. 이는 Felten 지수가 포착하는 생성형 AI 기술이 노동자의 생산성을 제고하고, 그 성과의 일부가 임금 상승으로 이전되었을 가능성과도 부합한다.

Hui et al.(2023)은 온라인 프리랜서 고용시장을 대상으로 한 분석에서, ChatGPT 노출도가 높은 직업에서 단기적인 고용 감소가 발생했음을 보고한 바 있다. 해당 연구는 생성형 AI 도입 직후의 단기 충격을 분석한 것으로, 만약 생성형 AI로 인한 고용 대체 효과가 한국 노동시장에서도 단기적으로 발생하였다면, 2024년까지의 자료를 활용한 본 분석을 통해 충분히 관측 가능했을 것으로 판단된다.

그러나 본 연구의 분석 결과에 따르면, 평균적으로 생성형 AI 노출도가 높은 직업에서 고용 감소 효과는 통계적으로 유의하게 관측되지 않는다. 이는 분석 기간 동안 생성형 AI 기술이 고용을 직접적으로 대체하기보다는, 기존 노동을 보완하는 방식으로 활용되었을 가능성이 상대적으로 크다는 점을 시사한다. 이러한 결과는 2019~2023년 고용보험 자료를 활용하여 생성형 AI 노출과 고용 변화를 분석한 이환용·방형준(2025)의 연구 결과와도 일관된다.

한편 <표 2-4>의 결과는 AI 노출 퍼센타일이 10% 증가할 때 해당 직업군의 고용과 임금이 어떻게 변화하는지를 평균적으로 제시하고 있다. 그러나 AI 노출 정도에 따른 효과는 비선형적일 가능성이 높다. 예를 들어, AI 노출도가 10퍼센타일에서 20퍼센타일로 증가하는 경우는 기술 노출 측면에서 실질적인 변화가 아닐 수 있으며, 이 경우 고용 변화가 관측되지 않을 가능성이 있다. 반면 80퍼센타일에서 90퍼센타일로로의 변화는 동일한 10퍼센타일 증가라 하더라도 고용이나 임금에 미치는 효과가 훨씬 크게 나타날 수 있다.

이러한 비선형성을 고려하기 위해, 이후 분석에서는 AI 노출도의 5분위 및 10분위 더미변수를 생성하고, 1분위를 기준으로 각 분위로의 변화가 고용과 임금에 미치는 영향을 추가적으로 추정한다.

〈표 2-4〉 생성형 AI 노출과 고용 변화의 관계(2019~2024년)

	(1)	(2)	(3)	(4)
패널 A : 로그 고용에 미친 영향				
AIOE 퍼센타일	0.0014 (0.0011)	0.0015 (0.0012)	0.0019 (0.0023)	0.0024 (0.0024)
패널 B : 로그 임금에 미친 영향				
AIOE 퍼센타일	0.0011*** (0.0002)	0.0012*** (0.0002)	0.0009*** (0.0003)	0.0009*** (0.0003)
관측치	5,370	5,370	5,370	5,370
Control Variables	v	v	v	v
Software Index		v	v	v
Robot Index			v	v
Routines Index				v

자료 : 고용보험DB를 이용하여 저자 작성.

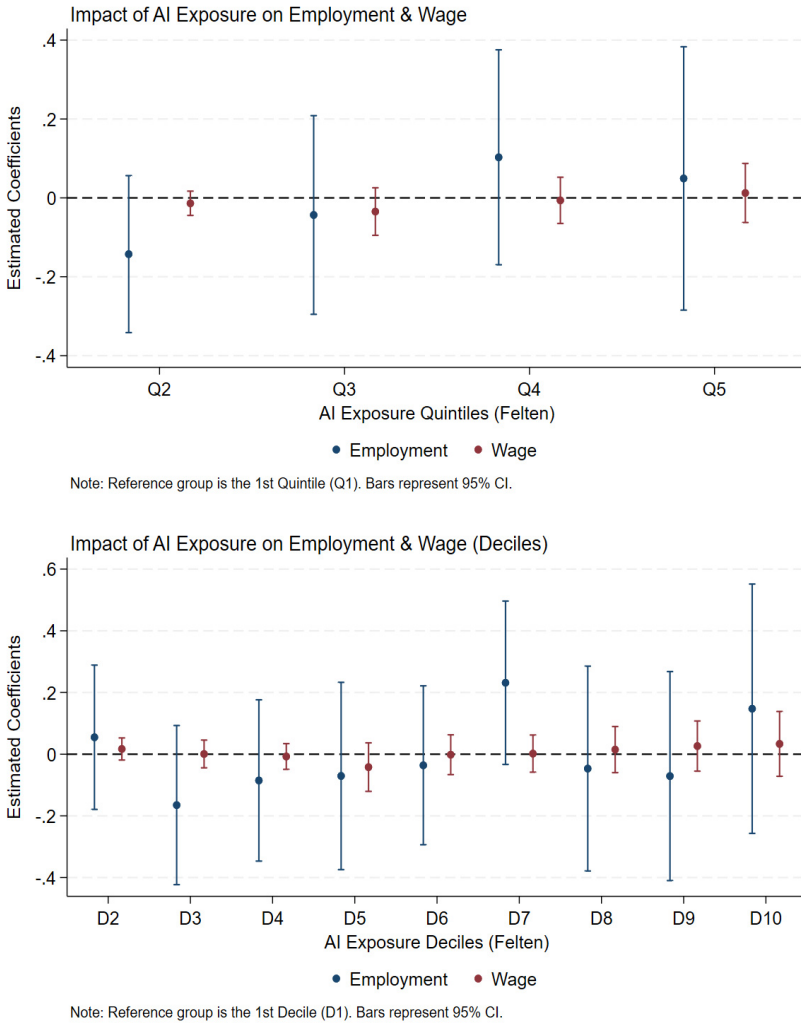
[그림 2-1]의 첫 번째 패널은 생성형 AI 노출지수를 5분위로 구분하여, 하위 1분위 대비 2~5분위에 해당하는 직업에서의 고용 및 임금 효과를 제시한다. 두 번째 패널에서는 AI 노출지수를 10분위로 세분화하여, 하위 1분위 대비 각 분위의 효과를 제시하였다. 그림에서 파란색 점과 선은 고용에 대한 추정 결과를, 빨간색 점과 선은 임금에 대한 추정 결과를 나타낸다.

분석 결과, 5분위 및 10분위 모형 모두에서 대부분의 추정 계수는 0에 근접하게 분포하며, 95% 신뢰구간이 0을 포함하고 있어 통계적으로 유의하지 않은 것으로 나타난다. 이는 생성형 AI 노출도가 높은 직업군이라 하더라도, 노출도가 낮은 직업군과 비교하여 분석 기간 전반에 걸쳐 일관되게 고용 확률이 높거나 임금 수준이 높다는 증거가 발견되지 않았음을 의미한다. 즉, 단순히 직종의 AI 노출 특성 차이만으로는 노동시장 성과의 격차를 충분히 설명하는 데 한계가 있음을 시사한다.

이러한 결과는 직종 단위의 평균적인 효과만을 분석할 경우, 동일하게 AI 노출도가 높은 직종 내에서도 근로자의 숙련도나 개인적 특성에 따라 상반되게 나타날 수 있는 ‘이질적 효과’를 포착하기 어렵다는 점을 보여준다. AI

기술은 특정 업무를 자동화하여 노동을 대체하는 역할을 수행하기도 하지만, 동시에 근로자의 생산성을 제고하는 방식으로 보완적으로 작용하기도 한다. 따라서 AI 노출도가 높은 직업군 내부에서 개인들의 노동시장 성과가 어떻게 분화되는지를 보다 면밀히 살펴볼 필요가 있다.

[그림 2-1] 생성형 AI 노출이 고용 및 임금에 미친 영향: 비선형 효과



자료: 고용보험DB 자료를 활용하여 저자 계산.

이에 따라 거시적인 직종 간 비교를 넘어, 미시적인 관점에서 개별 근로자가 AI 기술 충격에 어떻게 반응하는지를 규명하는 것이 필수적이다. 다음 항에서는 분석 단위를 개별 근로자로 전환하여, AI 노출이 고임금자와 저임금자 등 개인 특성에 따라 고용 및 임금 성과에 어떠한 차별적 영향을 미치는지를 보다 구체적으로 실증 분석한다.

나. 이질성 분석

한편 동일한 수준의 AI 노출도를 지닌 직업에 종사하더라도, 근로자의 성별, 연령, 숙련도에 따라 고용에 미치는 영향은 이질적으로 나타날 수 있다. 이에 <표 2-5>에서는 생성형 AI 기술 노출도(AIOE Percentile)에 따른 고용효과가 성별, 연령, 숙련 수준에 따라 차별적으로 나타나는지를 분석한다.

먼저 성별에 따른 고용효과의 이질성을 살펴보면, 전반적으로 그 차이는 크지 않은 것으로 나타난다. 남성의 경우 생성형 AI 노출에 대한 고용효과의 추정 계수는 0.0016으로 양(+)의 값을 보이며, 여성의 경우에도 0.0023으로 역시 양(+)의 값을 보인다. 그러나 두 추정 계수 모두 통계적으로 유의하지 않다. 또한 남성과 여성 간 추정 계수의 차이 역시 통계적으로 유의하지 않게 나타나, 생성형 AI 노출이 고용에 미치는 효과가 성별에 따라 뚜렷하게 구분된다고 보기는 어렵다.

연령 집단별로 살펴보더라도 생성형 AI 노출에 따른 고용효과에서 통계적으로 유의한 이질성은 관측되지 않는다. 본 분석에서 Young은 39세 이하, Middle은 40~49세, Old는 50세 이상을 의미한다. 세 연령 집단 모두에서 추정 계수는 양(+)의 값을 보이지만, 표준오차가 상대적으로 커 통계적 유의수준을 충족하지 못한다. 이는 생성형 AI 노출이 특정 연령대의 고용에 차별적으로 작용하고 있다는 명확한 증거가 아직 관측되지 않았음을 의미한다.

다만 분석 기간이 생성형 AI 도입 초기 국면에 해당한다는 점을 고려할 때, 향후 2025년 이후의 자료를 추가한 후속 분석을 통해 연령별 고용효과를 재검토할 필요가 있다. 특히 고용 수준 지표보다는 기업의 인력 수요 변화를 보다 직접적으로 반영할 수 있는 구직·채용 자료를 활용할 경우, 기술 도입에 따른 초기 연령별 효과를 보다 신속하게 포착할 수 있을 것으로 판

단된다. 아울러 생성형 AI 기술에 의해 대체 가능성이 상대적으로 높은 직업군을 선별한 후, 해당 직업군 내에서 연령대별 고용 변화를 시계열적으로 추적하는 추가 분석도 필요하다.

숙련 수준에 따른 고용효과 역시 통계적으로 유의한 이질성은 확인되지 않는다. 저숙련, 중숙련, 고숙련 집단 모두에서 생성형 AI 노출에 대한 추정 계수는 양(+)의 값을 보이나, 어느 집단에서도 통계적으로 유의하지 않다. 특히 중숙련 집단에서 상대적으로 큰 추정 계수(0.0028)가 관측되지만, 표준 오차를 고려할 때 이를 구조적인 차이로 해석하기는 어렵다.

이상의 결과를 종합하면, <표 2-5>는 생성형 AI 노출에 따른 고용효과가 성별, 연령, 숙련 수준에 따라 뚜렷하게 분화되었다고 단정하기보다는, 평균적인 고용효과 자체가 아직 크지 않은 상황에서 집단별 차이 역시 통계적으로 명확하게 드러나지 않고 있음을 시사한다.

<표 2-5> 성별, 연령, 숙련수준에 따른 고용효과의 이질성

	(1)	(2)	(3)
Panel A : Heterogeneity by Gender			
	Male	Female	
AIOE Percentile	0.0016 (0.0024)	0.0023 (0.0027)	
Panel B : Heterogeneity by Age Groups			
	Young	Middle	Old
AIOE Percentile	0.0027 (0.0028)	0.0011 (0.0022)	0.0024 (0.0023)
Panel C : Heterogeneity by Skills			
	Low	Middle	High
AIOE Percentile	0.0011 (0.0028)	0.0028 (0.0026)	0.0010 (0.0025)
Obs.	4633	4633	4633

자료 : 고용보험DB를 이용하여 저자 작성.

2. 개인 수준에서의 고용 및 임금 변화

[그림 2-2]는 2019년을 기준연도로 설정하고, 약 820만 명의 개인을 대상으로 2020년부터 2024년까지의 기간 동안 AI 노출도가 개인의 고용 확률, 근속 기간, 임금 수준에 미친 동태적 효과를 추정한 결과를 제시한다. 특히 2022년 말 생성형 AI(ChatGPT)가 도입된 이후의 변화 추이를 보다 면밀히 살펴보기 위해, 해당 시점을 붉은 점선으로 표시하여 분석의 기준점으로 설정하였다.

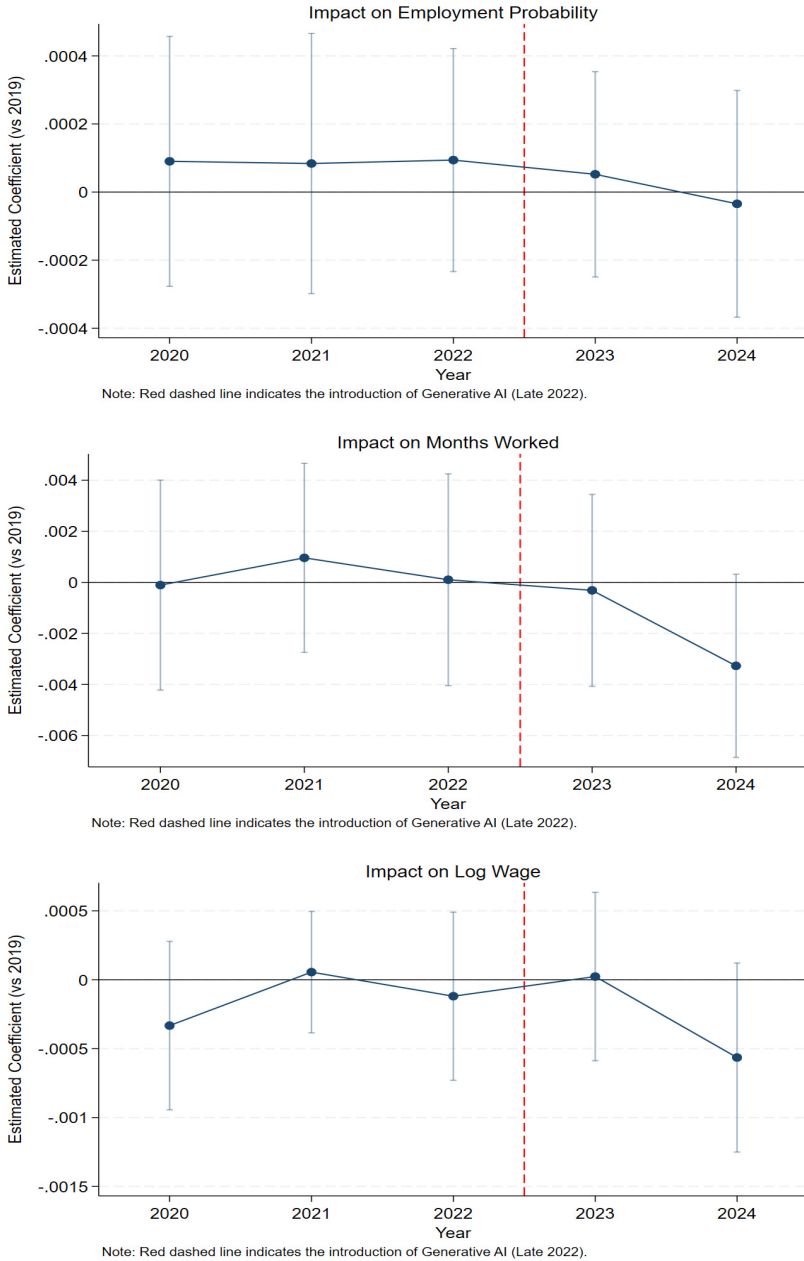
분석 결과에 따르면, 생성형 AI 도입 초기 국면에 해당하는 2022~2023년에는 AI 노출도가 개인의 고용 확률, 근속 기간, 임금 소득에 미친 뚜렷한 영향이 관찰되지 않는다. 그러나 생성형 AI 활용이 보다 광범위하게 확산된 2024년에 이르러서는, 근무 기간과 임금 소득에 대해 작지만 부정적인 효과가 통계적으로 유의하게 확인되기 시작한다. 이는 생성형 AI 기술의 영향이 즉각적으로 나타나기보다는, 일정한 확산 과정을 거친 이후 개인의 노동시장 성과에 점진적으로 반영되기 시작했을 가능성을 시사한다.

먼저 고용 확률에 대한 추정 결과를 살펴보면, 2024년까지의 기간 동안 추정 계수는 0 부근에서 등락을 반복하며, 95% 및 90% 신뢰구간 모두에서 통계적으로 유의하지 않은 것으로 나타난다. 이는 생성형 AI 노출도가 높은 개인이 단기간 내에 일자리를 상실하여 실직 상태로 전환되는 이른바 ‘외연적’ 고용 조정은 현시점까지 발생하지 않았음을 시사한다.

월 근무일수에 대한 분석 결과를 보면, 2020년부터 2022년까지는 통계적으로 유의한 변화가 관측되지 않았으나, 2023년 이후 추정 계수가 하락세로 전환되었으며 2024년에는 10% 유의수준에서 통계적으로 유의미한 음(-)의 효과가 나타난다. 구체적으로, 2024년의 추정 계수는 약 -0.003으로, 이를 실제 근무일수로 환산하면 월 약 0.09일(30일×0.003) 감소에 해당한다. 이는 AI 기술 도입이 근무 기간을 통계적으로 유의하게 감소시키는 방향성을 보이기 시작했음을 의미하지만, 현시점에서 근로자들이 체감할 수 있는 실질적인 근로시간 단축 효과는 극히 미미한 수준임을 시사한다.

연 임금(로그)에 대한 분석 결과 역시 유사한 패턴을 보인다. 2024년 기준 연 임금의 추정 계수는 약 -0.006으로, 10% 유의수준에서 통계적으로 유의

[그림 2-2] AI 노출이 개인의 노동시장 성과에 미치는 동태적 영향 : 사건연구 분석



자료 : 고용보험DB 자료를 활용하여 저자 계산.

미한 음(-)의 효과가 관측된다. 종속변수가 로그 변환된 임금임을 고려할 때, 이는 약 0.6%의 임금 감소를 의미한다. 이를 2019년 전체 표본의 평균 연임금인 약 2,925만 원에 대입하면, 연간 임금 감소액은 약 17만 5천 원 수준에 불과하다. 즉 생성형 AI 도입에 따른 소득 감소 경향이 통계적으로는 감지되기 시작했으나, 그 크기는 매우 작아 노동시장에 실질적인 영향을 미쳤다고 판단하기는 어렵다. 다만 기술 확산에 따른 노동시장의 변화를 향후에도 지속적으로 면밀히 살펴볼 필요가 있다.

이와 같이 '통계적으로는 유의하나 경제적으로는 미미한' 결과는, 생성형 AI 기술이 전체 근로자에게 일률적으로 작은 충격을 가했다기보다는, 생산성 향상과 같은 긍정적 효과와 노동 대체와 같은 부정적 효과가 동시에 작용하며 평균적으로 상쇄되었을 가능성을 시사한다. 따라서 단순히 평균적인 변화를 모니터링하는 데 그치기보다는, 특정 집단에서 긍정적 혹은 부정적 효과가 집중적으로 발생하였는지를 규명할 필요가 있다. 이에 이어지는 항에서는 근로자의 숙련 수준(임금), 연령, 사업장 규모에 따라 생성형 AI 노출의 효과가 어떻게 이질적으로 나타나는지를 보다 심층적으로 분석한다.

3. AI 기술 확산이 직종 내 불평등에 미친 영향

이어서 생성형 AI 기술 확산이 동일 직종 내에서 개인 간 고용 및 임금 격차에 미친 영향을 분석한다. 다만 생성형 AI 노출도가 높았던 직종을 기준으로 개인 특성에 따른 노동시장 성과를 단순 비교하는 이중차분법만으로는, 2022년 이후 관측되는 고용·임금 격차의 변화가 생성형 AI 기술 확산에 따른 효과인지, 아니면 거시적 환경 변화나 평균 회귀에 의해 기계적으로 발생한 결과인지를 명확히 식별하기 어렵다. 특히 생성형 AI 노출도가 높은 직종은 2019년 기준으로 상대적으로 고임금·고숙련 직종일 가능성이 높아, 이후 기간 동안 관측되는 성과 변화가 실제 기술 충격이 아니라 평균 회귀의 결과일 가능성을 배제할 수 없다. 이에 본 분석에서는 단순한 시간 변화 비교나 이중차분 모형을 넘어, 평균 회귀 효과와 거시적 환경 변화를 동시에 통제하기 위해 삼중차분(difference-in-difference-in-differences) 방법을 적용한다.

분석에 활용되는 종속변수로는 연말 기준 근로 여부, 해당 연도의 근무 월수, 그리고 연 임금을 사용한다. 이질성 분석을 위한 개인 특성 변수는 2019년 기준 임금 수준, 연령, 그리고 근무 사업장 규모를 기준으로 집단을 세분화하여 정의한다. 이를 통해 생성형 AI 노출이 개인의 초기 노동시장 위치에 따라 상이한 영향을 미쳤는지를 체계적으로 분석한다.

추정 결과의 해석과 인과성 검증을 위해 다음과 같은 분석 전략을 적용한다. 먼저 Baseline Trend는 AI 노출도가 낮은 직종(Low AI 집단)을 기준으로 연도와 개인 특성의 교차항을 포함함으로써, AI 기술 충격이 존재하지 않을 경우 시간의 경과에 따라 자연스럽게 발생하는 성과 격차의 변화, 즉 평균 회귀 효과를 포함한 기저 추세를 확인하는 데 목적이 있다.

반면 Net AI Effect는 AI 노출도가 높은 직종(High AI) 여부, 연도 터미, 그리고 개인 특성의 삼중 교차항으로 정의되며, 이를 통해 기저 효과를 제거한 이후 생성형 AI 도입에 따른 순수한 추가적 효과를 추정한다. 이러한 삼중차분 전략을 통해 본 연구는 생성형 AI 기술이 고임금자(고숙련), 고령자, 대기업 종사자 등 특정 집단의 노동시장 성과 격차를 구조적으로 확대하거나 축소시켰는지를 실증적으로 규명하고자 한다.

가. 2019년 임금수준에 따른 이질성 분석 결과

[그림 2-3]은 2019년 기준 임금을 개인의 숙련 수준을 대리하는 변수로 설정하고, 생성형 AI 노출도가 고임금 근로자와 저임금 근로자 간의 격차에 미친 순수한 효과를 분석한 결과를 제시한다. 분석 결과는 고용 여부(Employment), 근무 월수(Months Worked), 연 임금(Log Annual Wage)의 세 가지 노동시장 성과 지표에 대해 각각 제시되어 있다.

그래프에는 두 개의 선이 제시되며, 각각 상이한 통계적 의미를 지닌다. 회색 점선은 Baseline Trend로, AI 노출도가 낮은 직종(Low AI, 통제군)에서 관찰되는 임금 수준에 따른 자연적인 격차 변화를 나타낸다. 이는 AI 기술 충격이 존재하지 않을 경우, 고임금 근로자가 저임금 근로자에 비해 시간의 흐름에 따라 경험하게 되는 일반적인 추세를 의미하며, 거시적 환경 변화와 평균 회귀 효과를 모두 포함한다. 반면 남색 실선은 Net AI Effect로, AI 노

출도가 높은 직종(High AI, 처치군)에서 관찰된 변화에서 통제군의 변화를 차감한 값으로서, 생성형 AI 도입이 고임금-저임금 격차를 구조적으로 변화시켰는지를 보여주는 삼중차분(DDD) 추정치이다.

숙련 수준에 따른 고용 여부의 추정 결과는 [그림 2-3]의 첫 번째 패널에 제시되어 있다. Baseline Trend를 보면, 2020년부터 2024년까지 약 0.1 수준의 양(+)의 값이 안정적으로 유지된다. 이는 AI 노출도가 낮은 일반적인 직종에서는, 2019년 기준 고임금 근로자가 저임금 근로자에 비해 이후에도 고용 상태를 유지할 확률이 지속적으로 높았음을 의미하며, 고숙련 인력의 고용 안정성이 상대적으로 높다는 일반적인 노동시장 특성을 반영한다.

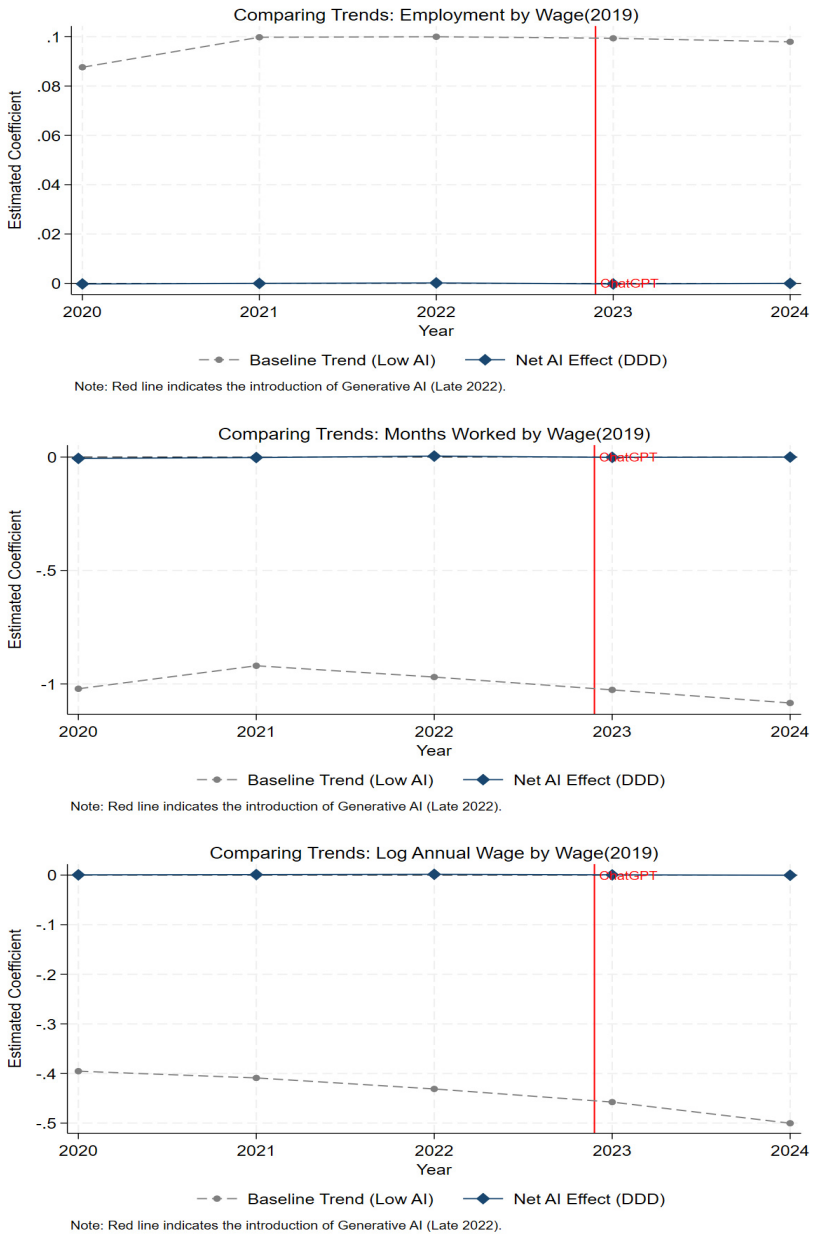
반면 Net AI Effect는 분석 기간 전반에 걸쳐 계수가 0에 정확히 머물러 있다. 이는 AI 노출도가 높은 직종이라 하더라도, 고임금 근로자의 고용 프리미엄이 추가적으로 강화되거나 약화되지 않았음을 의미한다. 즉 생성형 AI 도입은 고임금 근로자의 고용 유지 확률이라는 외연적 고용 차원에서 기존의 노동시장 구조를 변화시키는 추가적인 충격을 주지 않은 것으로 해석할 수 있다.

근무 월수에 대한 추정 결과는 [그림 2-3]의 두 번째 패널에 제시되어 있다. Baseline Trend는 2020년 약 -1.0 수준에서 시작하여 시간이 지날수록 지속적인 하락세를 보인다. 이는 평균 회귀(mean reversion) 현상을 명확히 보여준다. 즉, 2019년에 상대적으로 높은 임금을 받았던 고임금 집단은 근무 월수가 많았을 가능성이 높는데, 이후 기간에는 근무 강도가 자연스럽게 평균 수준으로 회귀하면서 감소하는 경향을 보인다. 이러한 평균 회귀 효과를 통제하지 않을 경우, 고임금 근로자의 근로시간이 구조적으로 감소한 것으로 오인할 위험이 존재한다.

Net AI Effect를 살펴보면, 계수는 전 기간에 걸쳐 0 수준을 유지하며 통계적으로 유의하지 않다. 이는 AI 노출도가 높은 직종의 고임금 근로자들 역시 근무 월수가 감소하였으나, 그 감소 폭은 Low AI 직종에서 관찰된 자연적인 감소분과 차이가 없음을 의미한다. 따라서 생성형 AI 기술이 고숙련 근로자의 근로 강도를 추가적으로 줄이거나 늘리는 효과는 확인되지 않는다.

연 임금에 대한 추정 결과는 [그림 2-3]의 세 번째 패널에 제시되어 있다. Baseline Trend는 2020년 약 -0.4 수준에서 시작하여 2024년에는 약 -0.5

[그림 2-3] 2019년 임금수준(속련도)에 따른 AI 도입의 고용 및 임금 격차 변화 : 삼중차분 (DDD) 분석



자료 : 고용보험DB 자료를 활용하여 저자 계산.

수준까지 지속적으로 하락한다. 이는 근무 월수의 경우와 마찬가지로 강력한 평균 회귀 효과가 작동하고 있음을 보여준다. 2019년 기준 고임금 근로자들은 시간이 지남에 따라 소득 증가율이 둔화되거나 소득이 조정되는 경향을 보이며, 이로 인해 통계적으로는 저임금 근로자와의 임금 격차가 축소되는, 즉 '수렴'하는 것처럼 관측된다. 이는 생성형 AI와는 무관한 통계적 현상이다.

Net AI Effect를 보면, 계수는 역시 0에 수렴하며 전반적으로 평탄한 모습을 보인다. 이는 평균 회귀에 의해 기계적으로 발생한 임금 수렴 효과를 제거한 이후에는, 생성형 AI 도입이 고임금 근로자의 소득을 추가적으로 감소시키거나 증가시킨 순수한 효과가 발견되지 않았음을 의미한다.

나. 2019년 기준 종사자 연령에 따른 이질성 분석 결과

[그림 2-4]는 2019년 기준 연령을 바탕으로, 생성형 AI 기술 도입이 고령 근로자와 청·장년 근로자 간의 노동시장 성과 격차에 미친 순수한 효과를 분석한 결과를 제시한다. 연령 변수의 특성상 분석 기간(2020~2024년)이 경과함에 따라 은퇴, 근로시간 단축 등 생애주기적 변화가 자연스럽게 발생하므로, 이러한 효과를 Baseline Trend에서 식별하고 통제하는 것이 특히 중요하다. 본 분석은 이러한 생애주기적 요인을 제거한 이후에도 AI 기술 도입이 연령별 격차를 구조적으로 변화시켰는지를 검증하는 데 목적이 있다.

연령에 따른 고용 여부의 추정 결과는 [그림 2-4]의 첫 번째 패널에 제시되어 있다. Baseline Trend(이중차분 계수, 회색 점선)는 2020년 약 0.001 수준에서 시작하여 2024년에는 -0.003 수준까지 완만하게 하락하는 추세를 보인다. 이는 AI 노출도가 낮은 일반적인 직종에서 관찰되는 자연적인 노화에 따른 고용 이탈 현상을 반영한다. 즉, 2019년 기준 고령자일수록 시간이 지남에 따라 은퇴 연령에 도달하거나 비경제활동인구로 전환될 확률이 높아지면서, 청·장년층에 비해 상대적인 고용 유지 확률이 감소하는 일반적인 노동시장 경향이 나타난 것이다.

반면 Net AI Effect(삼중차분 계수, 남색 실선)는 분석 기간 전반에 걸쳐 계수가 0에 머물러 있으며 통계적으로 유의하지 않다. 이는 자연적인 은퇴

및 고용 이탈 추세를 통제한 이후, AI 노출도가 높은 직종의 고령 근로자가 저노출 직종의 고령 근로자에 비해 더 빠르게 은퇴하거나 실직하지 않았음을 의미한다. 즉, 생성형 AI 도입이 고령층의 조기 은퇴를 유도하거나 고용 불안을 가중시키는 연령 차별적(Age-biased) 충격은 현재까지의 자료에서는 확인하기 어렵다.

해당 연도 근무 월수에 대한 추정 결과는 [그림 2-4]의 두 번째 패널에 제시되어 있다. Baseline Trend는 2020년 약 -0.015에서 2024년에는 -0.065 수준까지 뚜렷한 우하향 곡선을 보인다. 이는 연령 증가에 따른 근로 강도의 자연적 감소를 명확히 보여주는 결과이다. 고령 근로자들은 시간이 지날수록 전일제 근무에서 시간제 근무로 전환하거나, 연중 중도 퇴직하는 경우가 많아지며, 이러한 생애주기적 근로시간 단축 경향이 회색 점선에 분명하게 포착된다.

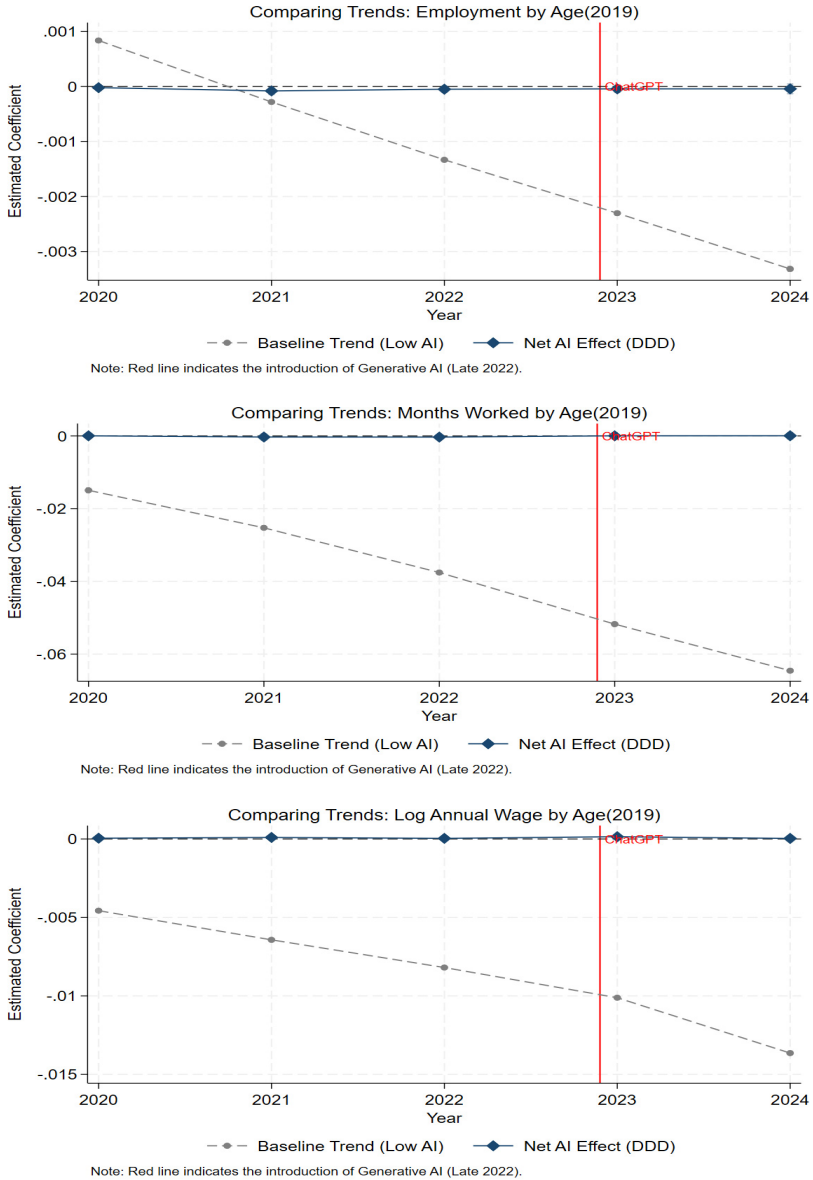
반면 Net AI Effect는 전 기간 동안 계수가 0 수준을 유지하며 평탄한 모습을 보인다. 이는 AI 노출도가 높은 직종의 고령 근로자들 역시 근무 월수가 감소하였으나, 그 감소 폭이 Low AI 직종에서 관찰된 자연적인 감소분과 차이가 없음을 의미한다. 따라서 생성형 AI 기술 도입이 고령 근로자의 근로 시간을 추가적으로 단축시키는 효과는 발견되지 않는다.

연 임금에 대한 추정 결과는 [그림 2-4]의 세 번째 패널에 제시되어 있다. Baseline Trend는 2020년 약 -0.005 수준에서 시작하여 2024년에는 -0.014 수준까지 지속적으로 하락한다. 이는 임금 피크 이후의 소득 감소나 은퇴 과정에서의 임금 하락 등 연령-임금 곡선(Age-Wage Profile)의 하향 곡면이 반영된 결과이다. 일반적으로 고령 근로자는 청·장년층에 비해 임금 상승률이 둔화되거나 임금이 조정되는 경향이 있어, 시간이 지남에 따라 상대적인 임금 격차가 자연스럽게 확대되는 현상이 나타난다.

그러나 Net AI Effect를 살펴보면, 계수는 역시 0에 수렴하며 통계적으로 유의미한 변화가 관측되지 않는다. 이는 자연적인 임금 하락이라는 기저 효과를 제거한 이후에도, 생성형 AI 도입이 고령 근로자의 생산성을 특별히 더 낮추는 대체 효과를 가져오거나, 반대로 숙련을 보완하여 임금을 방어해주는 효과를 유의미하게 만들어내지 않았음을 의미한다. 종합하면, 현재까지의 분석 결과에 따르면 생성형 AI 기술은 근로자의 연령에 대해 전반적으로

중립적(neutral)인 영향을 미치고 있는 것으로 해석할 수 있다.

[그림 2-4] 2019년 연령에 따른 AI 도입의 고용 및 임금 격차 변화 : 삼중차분(DDD) 분석



자료 : 고용보험DB 자료를 활용하여 저자 계산.

다. 2019년 기준 종사자 근무 사업장 크기에 따른 이질성 분석 결과

[그림 2-5]는 2019년 기준 사업장 규모(피보험자 수의 로그값)를 바탕으로, 생성형 AI 기술 도입이 대규모 사업장과 소규모 사업장 간의 노동시장 성과 격차에 미친 영향을 분석한 결과를 제시한다. 일반적으로 대규모 사업장은 내부 노동시장이 발달해 있어 고용 안정성이 높고, 소규모 사업장에 비해 임금 상승 여력이 큰 이른바 ‘기업 규모 프리미엄(Firm Size Premium)’이 존재한다. 따라서 본 분석에서는 이러한 구조적인 규모 효과를 Baseline Trend에서 식별하고 통제하는 것이 필수적이다.

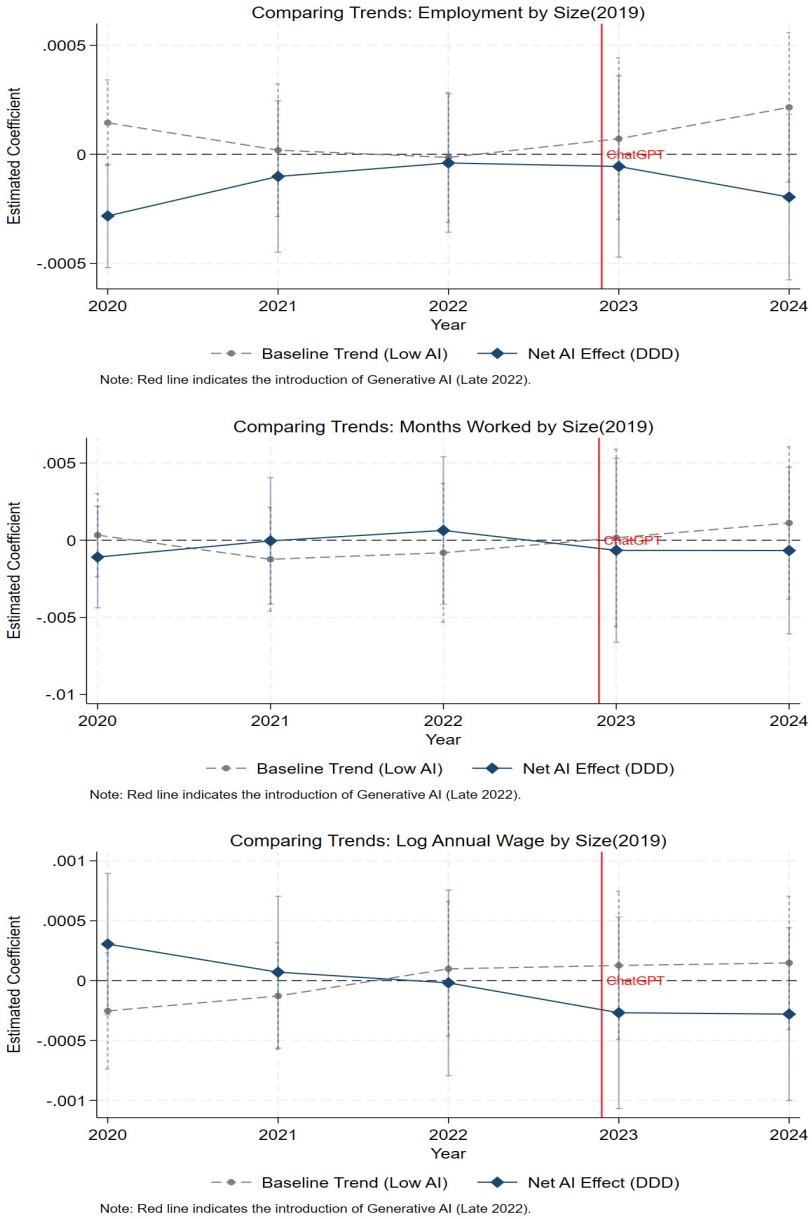
사업장 규모에 따른 고용 여부의 추정 결과는 [그림 2-5]의 첫 번째 패널에 제시되어 있다. Baseline Trend(이중차분 계수, 회색 점선)는 2020년 약 0.001 수준에서 시작하여 일시적인 등락을 거친 뒤 2024년에는 약 0.002 수준으로 완만하게 상승하는 모습을 보이지만, 전 기간에 걸쳐 통계적으로 유의하지 않다. 이는 근무하는 사업장의 크기에 따른 노동시장 성과 격차가 2020~2024년 사이에 통계적으로 유의한 방향으로 변화하지 않았음을 의미한다.

Net AI Effect(삼중차분 계수, 남색 실선)는 2020년에 다소 낮은 수준에서 시작한 이후 0에 근접하게 수렴하며, 분석 기간 동안 통계적으로 유의미한 변화를 보이지 않는다. 이는 생성형 AI 기술 도입이 사업장 규모에 따른 고용 안정성 격차를 확대하거나 축소시키는 추가적인 충격을 주지 않았음을 시사한다.

해당 연도 근무 월수에 대한 추정 결과는 [그림 2-5]의 두 번째 패널에 제시되어 있다. Baseline Trend는 2020년 0 수준에서 시작하여 2024년에는 약 0.001 수준으로 매우 미세하게 상승하거나 거의 평탄한 흐름을 보인다. 이는 사업장 규모 간 근무 월수, 즉 근속 유지 기간의 격차가 시간의 흐름에 따라 크게 변화하지 않았음을 의미한다.

Net AI Effect 역시 전 기간에 걸쳐 계수가 0에 정확히 머물러 있으며, 통계적으로 유의미한 변화가 관측되지 않는다. 이는 생성형 AI 기술 도입이 대규모 사업장과 소규모 사업장 간의 근로 지속성에 차별적인 영향을 미치지 않았음을 의미한다.

[그림 2-5] 2019년 근무하는 사업장의 크기에 따른 AI 도입의 고용 및 임금 격차 변화 : 삼중차분(DDD) 분석



자료 : 고용보험DB 자료를 활용하여 저자 계산.

연 임금에 대한 추정 결과는 [그림 2-5]의 세 번째 패널에 제시되어 있다. Baseline Trend는 2020년 약 -0.0002 수준에서 시작하여 2024년에는 약 0.0001 수준으로 우상향하는 모습을 보이지만, 전 기간에 걸쳐 통계적으로 유의하지 않다. 이는 근무하는 사업장의 크기에 따른 임금 격차가 2020~2024년 사이에 통계적으로 유의한 방향으로 변화하지 않았음을 의미한다.

Net AI Effect는 2020년 양(+)의 값에서 시작하여 2024년에는 음(-)의 방향으로 완만하게 하락하는 모습을 보이지만, 통계적으로는 0과 유의미하게 다르지 않다. 이는 생성형 AI 기술 도입이 대기업과 중소기업 간 임금 격차를 구조적으로 심화시키거나 완화하는 요인으로 작용하지 않았음을 시사한다. 결론적으로, AI 확산은 현재까지 대기업과 중소기업 간의 임금 양극화를 구조적으로 심화시키거나 완화하는 주요 요인으로 작용하지 않고 있다고 볼 수 있다.

제6절 소 결

본 연구는 2019년부터 2024년까지의 고용보험 전수 자료를 활용하여, 생성형 AI를 포함한 인공지능 기술의 확산이 한국 노동시장의 생산성과 직종 내 불평등에 미친 영향을 실증적으로 분석하였다. 특히 기존 연구들이 주로 직종 간 고용 변화에 초점을 맞추어 왔던 것과 달리, 본 연구는 동일 직종 내에서 개인 간 고용 및 임금 격차가 AI 도입으로 인해 어떻게 변화하였는지를 규명하는 데 분석의 초점을 두었다. 주요 분석 결과와 이에 따른 정책적 시사점은 다음과 같이 요약할 수 있다.

첫째, 직업 수준의 총량적 분석 결과, AI 기술은 노동을 대체하기보다는 보완하여 생산성을 높이는 방향으로 작용하고 있는 것으로 나타났다. 직종 단위 분석에서 AI 노출도가 높은 직업군의 고용은 감소하지 않았으며, 오히려 임금 상승률은 통계적으로 유의하게 높게 추정되었다. 이는 현시점에서 AI 기술이 인간의 일자리를 직접적으로 대체하는 ‘대체재(substitute)’라기보다는, 업무 효율을 제고하고 부가가치를 창출하는 ‘보완재(complement)’로

활용되고 있음을 시사한다. 특히 2024년까지의 최신 데이터를 포함한 분석에서도 급격한 고용 대체 효과가 관측되지 않았다는 점은 주목할 필요가 있다.

둘째, 개인 단위의 미시적 분석 결과, AI 확산에 따른 고용의 양적·질적 충격은 아직까지 제한적인 수준에 머물러 있는 것으로 나타났다. 개인 고정 효과를 포함한 이벤트 스터디 분석에 따르면, 생성형 AI가 본격적으로 확산된 2023~2024년 시점에서도 고용 확률의 급격한 변동은 관측되지 않았다. 물론 2024년 기준으로 근로일수와 연 임금에서 통계적으로 유의한 음(-)의 효과가 일부 감지되었으나, 그 크기는 연간 약 17만 원 수준으로 경제적으로는 매우 미미한 수준에 그쳤다. 이는 기술 도입 초기 단계에서 노동시장이 겪는 충격이 파괴적이기보다는, 점진적인 조정 과정을 통해 흡수되고 있음을 의미한다.

셋째, 삼중차분법을 적용한 심층 분석 결과, AI 기술은 현재까지 숙련도, 연령, 기업 규모에 따른 불평등을 구조적으로 심화시키지 않는 ‘중립적’ 특성을 보이는 것으로 확인되었다. 본 연구는 고임금자(고숙련), 고령자, 대기업 종사자가 겪는 자연적인 추세 변동 - 평균 회귀, 생애주기 효과, 기업 규모 프리미엄 - 을 엄격히 통제된 상태에서 AI의 순수 효과를 추정하였다. 분석 결과, AI 노출도가 높은 직종 내에서도 고숙련자와 저숙련자 간, 청·장년층과 고령층 간, 대기업과 중소기업 종사자 간의 고용 및 임금 격차는 구조적으로 확대되거나 축소되지 않았다. 이는 “AI가 고숙련자에게만 유리할 것”이라거나 “고령자를 노동시장에서 밀어낼 것”이라는 우려가 2024년 시점의 한국 노동시장 자료에서는 실증적으로 지지되지 않음을 보여준다.

넷째, 본 연구는 통계적 착시를 경계하고 기술 확산의 장기적 영향을 지속적으로 모니터링할 필요성을 강조한다. 분석 과정에서 확인된 ‘평균 회귀’ 현상은 고임금 집단의 임금 상승 둔화나 고령층의 고용 감소가 AI 기술 도입의 결과가 아니라, 자연스러운 통계적·생애주기적 현상일 수 있음을 명확히 보여준다. 이는 향후 AI 관련 정책을 설계함에 있어, 단순한 격차 지표의 변화만을 근거로 성급한 결론을 내리는 것을 경계해야 함을 시사한다.

종합하면, 현재까지의 AI 기술 확산은 한국 노동시장에서 ‘생산성 향상을 동반한 고용 유지’라는 비교적 긍정적인 양상을 보이고 있으며, 우려되었던

‘직종 내 불평등의 심화’는 아직 가시화되지 않았다. 다만 생성형 AI는 여전히 확산 초기 단계에 있으며, 기업들이 업무 프로세스를 AI 중심으로 재편하는 데에는 상당한 시차가 존재한다. 따라서 현재 관측되는 ‘중립적 영향’이 기술의 성숙도에 따라 향후 노동 대체적 성격이나 특정 계층에 편향된 영향으로 전환될 가능성을 완전히 배제할 수는 없다.

이에 정책 당국은 단기적인 고용 방어에 초점을 두기보다는, 근로자들의 AI 활용 역량을 제고하여 기술과 보완적 관계를 형성할 수 있도록 지원하는 데 정책의 중심을 둘 필요가 있다. 아울러 향후 기술 확산이 심화되는 과정에서 저숙련 사무직이나 고령자 등 특정 취약 계층에 비대칭적인 충격이 발생하는지를 지속적으로 모니터링하고, 고용보험 자료와 같은 행정자료에 기반한 정교한 고용 안전망을 설계하는 노력을 지속해야 할 것이다.

제 3 장

2025년 인공지능 기술 활용, 한국 사회는 어디까지 왔는가? : KBS, 한국노동연구원, 한국경영자총협회 공동 설문조사 결과를 중심으로

제1절 들어가는 말

1. 연구의 목적

실제 현장에서는 인공지능 기술의 도입 수준과 활용 방식, 그리고 이에 대한 인식이 기업 규모, 산업 특성, 지역적 여건, 근로자의 개인적 특성에 따라 상당한 차이를 보이고 있다. 일부 기업은 이미 인공지능을 업무 전반에 적극적으로 활용하며 생산성 향상과 업무 효율 개선을 경험하고 있는 반면, 여전히 많은 기업은 기술 도입 자체에 어려움을 겪거나 제한적인 수준에서만 활용하고 있다. 이로 인해 인공지능을 이미 활용하고 있는 기업과 그렇지 않은 기업 간에는 기술에 대한 기대 수준, 실제 활용 경험, 그리고 기술 효과에 대한 평가에서 뚜렷한 차이가 나타난다.

근로자 역시 동일하지 않다. 근로자의 연령, 성별, 고용형태, 학력, 직종, 근무하는 사업체의 규모에 따라 인공지능 활용 빈도와 활용 방식은 크게 달라지며, 이에 따라 인공지능이 업무에 미치는 효과에 대한 체감 정도 또한 상이하게 나타난다. 어떤 근로자에게 인공지능은 업무 부담을 줄이고 효율을 높이는 도구로 인식되는 반면, 다른 근로자에게는 일자리 상실이나 역할 축소에 대한 불안과 통제 불가능성에 대한 우려의 대상이 되기도 한다. 이

처럼 인공지능 확산에 대한 기대와 불안은 사회 구성원 전반에 균등하게 분포되어 있지 않다.

따라서 인공지능 기술 확산이 노동과 고용에 어떠한 영향을 미치고 있는지, 그리고 이에 대응하기 위한 정책적 방향을 모색하기에 앞서, 한국 사회에서 인공지능 기술이 실제로 어느 수준까지 도입·활용되고 있는지를 기업과 근로자의 관점에서 종합적으로 점검하고, 그 과정에서 나타나는 인식 차이와 구조적 격차를 분석할 필요가 있다. 단순히 기술 보유 여부를 확인하는 것을 넘어, 기업과 근로자가 인공지능을 어떻게 인식하고 활용하며 그 효과를 어떻게 평가하고 있는지를 종합적으로 살펴보는 것이 필요하다.

이러한 점에서 본 장은 다음의 세 부분으로 구성한다. 첫째, 기업 규모, 산업, 지역에 따라 인공지능 기술 도입과 활용 수준이 어떻게 달라지고 있는지를 확인한다. 둘째, 근로자의 개인적 특성(연령, 학력, 고용형태, 직종, 사업체 규모)에 따라 인공지능 활용 경험과 체감 효과, 그리고 AI 리터러시 수준에 대한 인식이 어떻게 분화되어 있는지를 분석한다. 셋째, 인공지능 확산이 업무 수행, 생산성, 고용 구조에 미치는 영향에 대해 기업과 근로자가 어떠한 평가와 전망을 하고 있는지를 비교·검토한다. 넷째, 인공지능 확산에 대응하기 위해 요구되는 정책 과제에 대한 기업과 근로자의 인식을 함께 살펴봄으로써 인공지능 전환에 핵심적으로 필요한 것이 무엇인지 파악한다. 기업과 근로자 각각의 관점에서 인공지능 기술 활용의 현주소를 분석함으로써, 한국 사회의 인공지능 활용 수준을 더욱 입체적으로 파악할 수 있기를 기대한다.

이를 위해 KBS, 한국노동연구원, 그리고 한국경영자총협회는 공동으로 설문조사를 기획·실시하였다. 조사 설계는 삼사가 가진 문제의식을 바탕으로 2025년 7월에 시작되었으며, 본격적인 조사는 8월에 진행되었다. 한국노동연구원은 질문지 개발, KBS는 근로자 조사, 한국경영자총협회는 기업 조사를 담당하였다. 조사는 사업체 조사와 근로자 조사로 구성하였다. 경총은 회원 기업을 중심으로 각 기업의 최고경영자(CEO) 및 임원을 대상으로 설문지를 배포하여 응답을 수집하였다. 기업 조사는 최고경영자와 임원을 대상으로 실시하여 기술 도입과 인력 정책을 결정하는 주체의 시각을 직접적으로 담아내고자 하였다. 근로자 조사는 KBS가 수행하였으며, [KBS 국민

패널)을 활용한 표본 추출을 통해 온라인 설문조사를 진행하였다. 근로자 조사는 대표성 있는 국민 패널을 활용하여 사회 전반의 인식을 반영하고자 하였다. 이와 같은 이원적 조사 설계를 통해 기업과 근로자의 인식을 직접 비교·분석할 수 있는 기반을 마련하였다.

조사를 통해 인공지능 기술 확산을 둘러싼 한국 사회의 현주소를 기업과 근로자의 관점에서 동시에 포착할 수 있기를 기대한다. 조사는 동일한 시점에서 양측의 인식을 병렬적으로 조사함으로써 기술 도입과 활용에 대한 인식 격차와 공통점을 구조적으로 비교할 수 있는 자료를 제공한다는 의미를 가진다.

2. 응답자 특성

분석에 사용한 최종 사업체 조사 표본수는 110개이다. 표본의 특성을 보면, 수도권 사업체가 70.9%, 비수도권 사업체가 29.1%이다. 업종별로 보면, 제조업 사업체가 55.5%, 비제조업 사업체가 44.5%이다. 기업 규모별로 보면, 300인 미만 사업체가 35.5%, 300~1,000인 미만 사업체가 16.4%, 그리고 1,000인 이상 사업체가 48.2%로 구성되어 있다.

〈표 3-1〉 응답 사업체 특성

(단위 : 개, %)

		사례수	비율
		110	100.0
지역	수도권(서울, 경기, 인천)	78	70.9
	비수도권	32	29.1
업종	제조업	61	55.5
	비제조업	49	44.5
기업규모	300인 미만	39	35.5
	300~1,000인 미만	18	16.4
	1,000인 이상	53	48.2

자료 : 인공지능 및 로봇 기술이 기업과 고용에 미치는 영향 인식 조사.

〈표 3-2〉 근로자 응답자 특성

(단위: 명, %)

		사례수	비율	
		3,227	100.0	
성별	여성	1,572	48.7	
	남성	1,655	51.3	
연령	20대 이하	512	15.9	
	30대	629	19.5	
	40대	663	20.5	
	50대	691	21.4	
	60대 이상	732	22.7	
고용형태	정규직	1,733	53.7	
	비정규직	1,494	46.3	
	비정규직	한시직	716	22.2
		시간제직	441	13.7
비전형직		337	10.4	
학력	고졸 이하	424	13.1	
	전문대졸	394	12.2	
	대졸	1,948	60.4	
	대학원 졸	459	14.2	
직종	사무/관리직	1,736	53.8	
	서비스직	621	19.2	
	전문직	645	20.0	
	생산직	142	4.4	
	판매직	82	2.5	
직장규모	1~4인(영세사업체)	499	15.5	
	5~9인(소규모)	438	13.6	
	10~49인(소기업)	877	27.2	
	50~299인(중소기업)	703	21.8	
	300인 이상(대기업)	711	22.0	

자료: 인공지능(AI) 관련 기술의 업무 영향 인식 조사.

분석에 사용한 최종 근로자 조사 표본수는 3,227개이다. 성별 구성을 보면, 여성이 48.7%, 남성이 51.3%이다. 연령 구성을 보면, 20대 이하 15.9%, 30대 19.5%, 40대 20.5%, 50대 21.4%, 60대 이상이 22.7%이다. 고용형태를 보면, 정규직이 53.7%이고, 비정규직이 46.3%이다. 학력 구성을 보면, 고졸 이하 13.1%, 전문대졸이 12.2%, 대졸 60.4%, 대학원졸 14.2%이다. 직종 구

성을 보면, 사무관리직 53.8%, 서비스직 19.2%, 전문직 20%, 생산직 4.4%, 판매직 2.5%이다. 직장 규모를 보면, 4인 이하 사업체 소속 근로자가 15.5%, 5~9인 이하 사업체 소속 근로자가 13.6%, 10~49인 이하 사업체 소속 근로자가 27.2%, 50~299인 이하 사업체 소속 근로자가 21.8%, 300인 이상 사업체 소속 근로자가 22%이다.

제2절 인공지능 기술을 어떻게 사용하고 있는가?

먼저, 기업에서 어떠한 기술을 도입하고 있는지 살펴보자(표 3-3 참조). 응답 사업체 중 52.7%는 인공지능 기술을 도입하고 있으며, 인공지능 로봇을 도입하였다는 사업체도 2.7% 있는 것으로 나타난다. 이와 달리 어떠한 기술도 사용하지 않는 사업체가 29.1%로 확인되었다. 지역별로 보면, 수도

〈표 3-3〉 기업의 인공지능 또는 인공지능 로봇 기술 도입 여부

(단위 : 개, %)

	사례 수	인공지능		인공지능 로봇		둘 다 사용		아무것도 사용하지 않음		
		사례 수	비율	사례 수	비율	사례 수	비율	사례 수	비율	
전 체	110	58	52.7	3	2.7	17	15.5	32	29.1	
지역	수도권(서울, 경기, 인천)	78	47	60.3	1	1.3	13	16.7	17	21.8
	비수도권	32	11	34.4	2	6.3	4	12.5	15	46.9
업종	제조업	61	26	42.6	2	3.3	11	18.0	22	36.1
	비제조업	49	32	65.3	1	2.0	6	12.2	10	20.4
기업 규모	300인 미만	39	16	41.0	0	0.0	0	0.0	23	59.0
	300~1,000인 미만	18	10	55.6	1	5.6	3	16.7	4	22.2
	1,000인 이상	53	32	60.4	2	3.8	14	26.4	5	9.4

자료 : 인공지능 및 로봇 기술이 기업과 고용에 미치는 영향 인식 조사.

권과 비수도권을 구분하여 보았을 때 비수도권에서 어떠한 기술도 사용하지 않는다는 사업체가 46.9%로 나타나, 지역에 따라 기술 도입의 격차가 있다고 볼 수 있다. 업종별로 보면, 비제조업에서 인공지능 도입 사업체가 65.3%로, 제조업과 비교해서도 수가 많고 전체와 비교해서도 비중이 높은 것으로 나타난다. 기업 규모별로 보면, 기업 규모가 커질수록 기술 도입 경향이 높은 것으로 확인되는데, 1,000인 이상 사업체에서는 기술을 도입한 기업의 수가 더 많이 확인되며 아무 기술도 도입하지 않은 사업체는 9.4% 정도밖에 확인되지 않는다. 반면, 300인 미만 사업체에서는 아무 기술도 도입하지 않은 곳이 59%로 비중이 가장 높게 나타난다.

이어서 사업체에서 도입한 기술을 사용하는 정도를 보면(표 3-4 참조), 약간 사용하는 편이라고 응답한 사업체가 46.2%로 가장 많았으며, 다음으로 매우 활발하게 사용 중이라고 응답한 사업체가 37.2%로 확인된다. 지역, 업종, 기업 규모별로 구분하여 살펴봐도 응답 경향은 전체와 유사하다.

기업에서 근로자들의 인공지능 활용 역량을 높이기 위해서 어떠한 제도적 노력을 하고 있는지 살펴보았다. 외부에서 진행하는 인공지능 교육이나 훈련 비용을 지원하는지 살펴보면(표 3-5 참조), 이를 지원하는 사업체가

〈표 3-4〉 인공지능 또는 인공지능 로봇 기술 사용 정도

(단위 : 개, %)

	사례 수	매우 소극적으로 사용		소극적으로 사용		약간 사용하는 편임		매우 활발하게 사용		
		사례 수	비율	사례 수	비율	사례 수	비율	사례 수	비율	
전 체	78	5	6.4	8	10.3	36	46.2	29	37.2	
지역	수도권(서울, 경기, 인천)	61	3	4.9	7	11.5	27	44.3	24	39.3
	비수도권	17	2	11.8	1	5.9	9	52.9	5	29.4
업종	제조업	39	3	7.7	4	10.3	20	51.3	12	30.8
	비제조업	39	2	5.1	4	10.3	16	41.0	17	43.6
기업 규모	300인 미만	16	1	6.3	3	18.8	8	50.0	4	25.0
	300~1,000인	14	0	0.0	3	21.4	7	50.0	4	28.6
	1,000인 이상	48	4	8.3	2	4.2	21	43.8	21	43.8

자료 : 인공지능 및 로봇 기술이 기업과 고용에 미치는 영향 인식 조사.

57.3%로 지원하지 않는 사업체보다 조금 많은 것으로 나타났다. 지역별로 보면, 수도권에 위치한 사업체 중 교육이나 훈련 비용을 지원하는 곳의 비중은 65.4%로 높게 확인되지만, 비수도권의 경우 교육이나 훈련 비용을 지원하지 않는 사업체가 62.5%로 더 많은 것으로 나타났다. 기업 규모별로 보면, 300인 미만 사업체의 경우 교육이나 훈련 비용을 지원하지 않는 곳이 66.7%로, 지원하는 사업체의 2배인 것으로 확인되지만, 300인 이상 사업체의 경우 교육이나 훈련 비용을 지원하는 곳이 3분의 2 이상으로 다수를 차지하는 것으로 나타났다.

〈표 3-5〉 기업의 외부에서 진행하는 AI 교육 및 훈련 비용 지원

(단위 : 개, %)

		사례수	그렇지 않다		그렇다	
			사례수	비율	사례수	비율
전 체		110	47	42.7	63	57.3
지역	수도권(서울, 경기, 인천)	78	27	34.6	51	65.4
	비수도권	32	20	62.5	12	37.5
업종	제조업	61	29	47.5	32	52.5
	비제조업	49	18	36.7	31	63.3
기업 규모	300인 미만	39	26	66.7	13	33.3
	300~1,000인 미만	18	5	27.8	13	72.2
	1,000인 이상	53	16	30.2	37	69.8

자료 : 인공지능 및 로봇 기술이 기업과 고용에 미치는 영향 인식 조사.

〈표 3-6〉 기업의 AI 교육 및 훈련 직접 제공

(단위 : 개, %)

		사례수	그렇지 않다		그렇다	
			사례수	비율	사례수	비율
전 체		110	42	38.2	68	61.8
지역	수도권(서울, 경기, 인천)	78	22	28.2	56	71.8
	비수도권	32	20	62.5	12	37.5
업종	제조업	61	29	47.5	32	52.5
	비제조업	49	13	26.5	36	73.5
기업 규모	300인 미만	39	27	69.2	12	30.8
	300~1,000인 미만	18	4	22.2	14	77.8
	1,000인 이상	53	11	20.8	42	79.2

자료 : 인공지능 및 로봇 기술이 기업과 고용에 미치는 영향 인식 조사.

내부에서 진행하는 인공지능 교육이나 훈련 비용을 지원하는지 살펴보면(표 3-6 참조), 이를 지원하는 사업체가 61.8%로 지원하지 않는 곳보다 많은 것으로 나타났다. 지역별로 보면, 수도권에 위치한 사업체 중 교육이나 훈련을 직접 제공하는 곳의 비중은 71.8%로 높게 확인되지만, 비수도권의 경우 교육이나 훈련을 제공하지 않는 사업체가 62.5%로 더 많은 것으로 나타났다. 기업 규모별로 보면, 300인 미만 사업체의 경우 교육이나 훈련을 제공하지 않는 곳이 69.2%로, 지원하는 곳의 2배가 넘는 것으로 확인되지만, 300인 이상 사업체의 경우 교육이나 훈련을 직접 제공하는 곳이 3분의 2 이상으로 다수를 차지하는 것으로 나타났다.

지금까지 기업의 기술 도입 현황을 살펴보았다면, 근로자들의 기술 활용 현황도 살펴보자(표 3-7 참조). 근로자들이 AI를 사용하는 빈도를 보면, 월 1회 이하로 가끔 사용한다는 응답이 18.2%로 가장 많이 확인되며, 이어서 월 2~3회 정도 사용한다는 응답이 18%, 주 2~3회 정도 사용한다는 응답이 18%로 확인된다. 그리고 전혀 사용하지 않는다는 응답도 11.4%나 확인된다. 종합하여 보면, 근로자들의 AI 활용 경향은 매우 다양하게 나타난다고 볼 수 있다. 연령을 구분하여 보면, 20대 이하(24.2%), 30대(20.3%), 40대(20.6%)의 경우 주 2~3회 사용한다는 응답이 가장 많이 확인되며, 이와 달리 50대(20.4%), 60대 이상(23.1%)은 월 1회 이하로 가끔 사용한다는 응답이 가장 많이 확인되어 연령별로 사용 빈도에 차이가 확인된다. 이어서 AI 도구 사용 비용을 어느 정도 지불하고 있는지 살펴보면, 3만 원 미만을 지불한다는 응답이 88.6%로 가장 많이 확인된다(표 3-8 참조).

〈표 3-7〉 근로자의 AI 사용 빈도

(단위 : 개, %)

	사례 수	전혀 사용하지 않는다		월 1회 이하로 가끔 사용한다		월 2~3회 정도 사용한다		주 1회 정도 사용한다		주 2~3회 정도 사용한다		주 4~5회 정도 사용한다		매일 사용한다		
		사례 수	비율	사례 수	비율	사례 수	비율	사례 수	비율	사례 수	비율	사례 수	비율	사례 수	비율	
전 체	3,209	364	11.4	584	18.2	578	18	442	13.8	578	18	350	10.9	313	9.8	
성별	여성	1,563	208	13.3	311	19.9	297	19	202	12.9	267	17.1	157	10	120	7.7
	남성	1,646	156	9.5	272	16.6	281	17.1	240	14.6	311	18.9	193	11.7	193	11.7

<표 3-7>의 계속

		사례 수		전혀 사용하지 않는다		월 1회 이하로 가끔 사용한다		월 2~3회 정도 사용한다		주 1회 정도 사용한다		주 2~3회 정도 사용한다		주 4~5회 정도 사용한다		매일 사용한다	
		사례 수	비율	사례 수	비율	사례 수	비율	사례 수	비율	사례 수	비율	사례 수	비율	사례 수	비율	사례 수	비율
연령	20대 이하	509	21	4.1	57	11.2	82	16.1	66	13	123	24.2	91	18	68	13.4	
	30대	624	36	5.8	95	15.3	97	15.6	83	13.2	126	20.3	93	14.9	93	14.9	
	40대	661	65	9.8	123	18.6	122	18.5	93	14.1	136	20.6	58	8.8	63	9.5	
	50대	685	97	14.1	140	20.4	133	19.4	90	13.1	119	17.4	54	7.8	53	7.7	
	60대 이상	730	146	20	168	23.1	144	19.7	110	15.1	73	10	54	7.3	35	4.8	
고용 형태	정규직	1,724	151	8.8	276	16	298	17.3	255	14.8	333	19.3	213	12.4	198	11.5	
	비정규직	1,485	213	14.4	308	20.7	280	18.9	187	12.6	245	16.5	136	9.2	115	7.7	
	한시 직	716	95	13.3	151	21.1	133	18.6	94	13.1	111	15.5	69	9.6	63	8.8	
	비정 규직 비전 형직	433	73	16.8	99	22.9	84	19.4	49	11.2	67	15.5	32	7.3	29	6.8	
학력	고졸 이하	417	102	24.4	96	23	67	16.2	52	12.4	50	12	32	7.7	18	4.3	
	전문대졸	392	53	13.6	93	23.6	99	25.3	53	13.5	55	14	18	4.6	21	5.4	
	대졸	1,940	178	9.2	331	17.1	337	17.4	271	14	375	19.3	241	12.4	206	10.6	
	대학원 졸	458	30	6.6	64	13.9	73	16	66	14.4	98	21.5	59	12.8	68	14.8	
직종	사무/관리 직	1,727	134	7.8	280	16.2	311	18	268	15.5	344	19.9	205	11.9	185	10.7	
	서비스직	614	118	19.3	142	23.1	123	20.1	68	11	87	14.1	40	6.6	36	5.8	
	전문직	644	64	9.9	106	16.4	109	17	83	12.9	115	17.9	82	12.7	86	13.3	
	생산직	141	34	24.1	39	27.7	24	17	12	8.2	18	12.7	12	8.2	3	2.1	
	판매직	82	15	18	17	20.4	11	13.5	11	14	13	16.3	11	12.9	4	4.8	
직장 규모	1~4인(영세 사업체)	496	81	16.4	115	23.2	97	19.5	56	11.2	68	13.7	45	9.1	34	6.8	
	5~9인 (소규모)	433	63	14.6	96	22.1	82	18.8	44	10.3	79	18.3	38	8.7	31	7.2	
	10~49인 (소기업)	870	112	12.9	148	17.1	166	19.1	127	14.6	150	17.2	87	10	79	9.1	
	50~299인 (중소기업)	699	61	8.8	113	16.1	123	17.6	109	15.5	134	19.1	89	12.8	70	10.1	
	300인 이상 (대기업)	710	46	6.5	111	15.7	111	15.7	106	15	147	20.6	90	12.7	98	13.9	

자료 : 인공지능(AI) 관련 기술의 업무 영향 인식 조사.

〈표 3-8〉 AI 서비스 사용 비용(월)

(단위 : 개, %)

	사례 수	3만 원 미만		3~5만 원 미만		5~10만 원 미만		10~20만 원 미만		20~30만 원 미만		30만 원 이상		
		사례 수	비율	사례 수	비율	사례 수	비율	사례 수	비율	사례 수	비율	사례 수	비율	
전 체	2,844	2,520	88.6	212	7.5	70	2.5	28	1.0	6	0.2	8	0.3	
성별	여성	1,354	1,244	91.8	87	6.4	16	1.2	6	0.4	1	0.1	1	0.1
	남성	1,490	1,276	85.6	126	8.4	53	3.6	23	1.5	5	0.3	7	0.5
연령	20대 이하	488	416	85.2	44	9.1	15	3.1	12	2.5	0	0.0	1	0.2
	30대	588	500	85.1	59	10.1	16	2.8	7	1.3	3	0.5	1	0.2
	40대	596	541	90.7	29	4.9	16	2.7	5	0.8	0	0.0	5	0.8
	50대	588	525	89.2	41	6.9	17	2.9	3	0.4	2	0.3	1	0.2
	60대 이상	584	538	92.2	39	6.6	5	0.8	1	0.2	1	0.2	0	0.0
고용 형태	정규직	1,573	1,371	87.1	123	7.8	46	2.9	20	1.2	6	0.4	7	0.4
	비정규직	1,271	1,149	90.4	89	7.0	24	1.9	9	0.7	0	0.0	1	0.1
	한시 직 시간 제직 비전 형직	621	564	90.8	42	6.8	9	1.5	6	0.9	0	0.0	0	0.0
		361	322	89.3	30	8.4	8	2.1	1	0.2	0	0.0	0	0.0
학력	고졸 이하	315	289	91.5	19	5.9	5	1.5	3	1.1	0	0.0	0	0.0
	전문대졸	339	318	93.9	13	3.9	5	1.6	2	0.7	0	0.0	0	0.0
	대졸	1,762	1,549	88.0	143	8.1	44	2.5	17	0.9	2	0.1	6	0.3
	대학원 졸	428	363	84.8	37	8.7	15	3.6	6	1.4	4	1.0	2	0.5
직종	사무/관리직	1,594	1,410	88.5	120	7.5	40	2.5	14	0.9	4	0.3	5	0.3
	서비스직	496	460	92.7	23	4.7	10	1.9	3	0.7	0	0.0	0	0.0
	전문직	581	493	84.9	61	10.6	13	2.3	8	1.4	2	0.4	3	0.4
	생산직	107	95	88.4	7	6.2	3	2.8	3	2.5	0	0.0	0	0.0
	판매직	67	62	92.6	2	2.4	3	5.0	0	0.0	0	0.0	0	0.0
직장 규모	1~4인(영세 사업체)	415	382	92.1	24	5.8	8	1.9	1	0.2	0	0.0	0	0.0
	5~9인 (소규모)	370	338	91.5	23	6.1	6	1.7	3	0.7	0	0.0	0	0.0
	10~49인 (소기업)	758	663	87.5	73	9.6	15	1.9	7	0.9	0	0.0	1	0.1
	50~299인 (중소기업)	638	552	86.6	46	7.2	22	3.4	13	2.0	2	0.3	3	0.4
	300인 이상 (대기업)	664	585	88.0	48	7.2	19	2.9	5	0.7	4	0.6	4	0.6

자료 : 인공지능(AI) 관련 기술의 업무 영향 인식 조사.

제3절 인공지능은 어떠한 변화를 만들어내고 있는가?

인공지능 도입이 확대되면서 이를 사용하는 기업과 근로자들은 어떠한 평가를 하는지 살펴보았다. 먼저, 인공지능 기술이 기업 경영에 어떠한 영향을 미치는지 살펴보았다(표 3-9 참조). 응답은 인공지능 기술을 현재 활용하고 있는 기업과 활용하고 있지 않은 기업을 구분하여 살펴보았다. 인공지능 기술을 활용하고 있는 기업은 활용 경험을 바탕으로 응답한 것이라면 기술을 활용하고 있지 않은 기업은 사용 경험이 없으므로 가지고 있는 예상과 인식이라고 볼 수 있다.

업무 생산성을 보면, 인공지능을 사용하는 기업에서는 인공지능이 긍정적 영향을 미친다는 응답이 48.7%, 매우 긍정적이라는 응답이 48.7%로 확인되었다. 인공지능을 활용하지 않는 기업에서는 인공지능이 긍정적 영향을 미칠 것이라는 응답이 81.3%, 매우 긍정적 영향을 미칠 것이라는 응답이 12.5%로 확인되었다. 인공지능은 업무 생산성 향상에 매우 긍정적인 영향을 미친다고 볼 수 있다.

인공지능이 인건비 절감에 미치는 영향을 보면, 인공지능을 활용하는 기업에서 인건비 절감에 긍정적이라는 응답이 56.4%, 매우 긍정적이라는 응답이 25.6%로 확인되었다. 인공지능을 활용하지 않는 기업에서 보면, 인공지능이 인건비 절감에 긍정적 영향을 미칠 것이라는 응답이 75%, 매우 긍정적 영향을 미칠 것이라는 응답이 15.6%로 확인된다. 이는 인공지능이 기술 도입 전 기대하였던 것만큼 인건비 절감 효과를 내지 못하고 있을 수 있다는 것을 보여주는 결과이다.

작업자 안전과 건강에 미치는 영향을 보면, 인공지능을 활용하는 기업에서 인공지능이 작업자 안전과 건강에 긍정적 영향을 미친다는 응답이 47.4%, 영향이 없다는 응답이 28.2%로 확인된다. 인공지능을 활용하지 않는 기업에서 보면, 인공지능이 작업자 안전과 건강에 긍정적 영향을 미칠 것이라는 응답이 68.9%, 영향이 없을 것이라는 응답이 24.9%로 확인된다. 이는 인공지능이 기술 도입 전과 비교하여 기대한 만큼 작업자의 안전과 건강을 보호하는 역할을 하지 못하고 있다는 것을 보여주는 결과이다.

〈표 3-9〉 인공지능 기술이 기업 경영에 미치는 영향

(단위: 개, %)

		사례수	영향 없음		긍정적 영향		매우 긍정적 영향	
			사례수	비율	사례수	비율	사례수	비율
업무생산성	활용기업	78	2	2.6	38	48.7	38	48.7
	미활용기업	32	2	6.3	26	81.3	4	12.5
인건비 절감	활용기업	78	14	17.9	44	56.4	20	25.6
	미활용기업	32	3	9.4	24	75	5	15.6
작업자 안전과 건강	활용기업	78	22	28.2	37	47.4	19	24.4
	미활용기업	32	7	24.9	22	68.9	3	9.4

자료: 인공지능 및 로봇 기술이 기업과 고용에 미치는 영향 인식 조사.

종합적으로 보면, 인공지능을 사용하는 기업과 사용하지 않는 기업의 응답 경향은 전반적으로 방향성은 유사하다고 볼 수 있다. 그러나 기술을 사용해 본 기업과 그렇지 않은 기업 간의 응답을 면밀하게 살펴보면 차이가 확인된다. 실제 기업의 기술 활용 경험 여부에 따라 평가의 강도에 차이가 확인된다. 인건비 절감 효과와 작업자 안전과 건강 효과의 결과를 주목할 필요가 있다. 인건비 절감 효과의 경우, 미활용 기업은 긍정적이라는 응답 비율이 매우 높지만, 활용 기업의 경우 영향없음 응답도 적지 않게 나타난다. 이는 AI 도입 전의 기대가 실제 경험보다 과대평가되고 있을 가능성을 보여준다. 그리고 동시에 실제 기술을 사용하였을 때 기대만큼 성과가 확인되지 않는다고도 볼 수 있다. 작업자 안전과 건강 효과도 마찬가지라고 볼 수 있다. 미활용 기업의 경우 긍정적 영향에 대한 기대가 상대적으로 크지만, 활용 기업에서는 상당수의 기업이 영향없음 응답을 하고 있다. 이 또한 기대와 현실 간의 괴리가 발생하고 있는 것을 보여주는 것으로, 인공지능이 자동으로 작업환경을 개선해 주지 않는다는 것을 기술을 활용하고 있는 기업들은 경험적으로 인식하고 있는 것이다. 결론적으로, 기업들은 도입 이전의 기대보다 제한적인 효과를 경험하고 있다고 볼 수 있다.

이어서 인공지능을 사용하는 근로자들에게 인공지능 효과에 대한 평가를 진행하였다. 인공지능을 사용하는 근로자들은 AI가 업무 속도 향상에 도움이 된다는 평가에 대하여 '그렇다'(69.1%)를 가장 많이 응답했고, 다음으로 22%의 근로자들이 '매우 그렇다'고 응답했다(표 3-10 참조). AI는 업무 정확도 향상에 도움이 된다는 평가에 대하여 '그렇다'는 응답이 67.6%로 가장 많

이 확인되었다(표 3-11 참조). AI는 처리해야 하는 업무량을 줄이는 데 도움이 된다는 평가에 대하여 응답자 중 68.3%가 '그렇다'고 응답하였다(표 3-12 참조). 종합적으로 보면, AI를 사용하는 근로자들의 AI에 대한 성과 평가는 대체로 긍정적이라고 볼 수 있다.

<표 3-10> 근로자의 AI 사용 경험평가 : AI는 업무 속도 향상에 도움이 된다

(단위 : 개, %)

	사례 수	전혀 그렇지 않다		그렇지 않다		그렇다		매우 그렇다		
		사례 수	비율	사례 수	비율	사례 수	비율	사례 수	비율	
전 체	2,844	21	0.7	230	8.1	1,966	69.1	627	22.0	
성별	여성	1,354	9	0.7	123	9.1	987	72.9	236	17.4
	남성	1,490	12	0.8	108	7.2	980	65.7	391	26.3
연령	20대 이하	488	4	0.8	34	7.0	300	61.5	150	30.7
	30대	588	5	0.8	40	6.9	389	66.2	153	26.1
	40대	596	7	1.2	66	11.1	411	69.0	112	18.7
	50대	588	1	0.1	47	8.0	432	73.5	108	18.4
	60대 이상	584	4	0.7	42	7.2	433	74.2	104	17.8
고용 형태	정규직	1,573	13	0.8	135	8.6	1,059	67.3	367	23.3
	비정규직	1,271	8	0.6	95	7.5	907	71.4	260	20.5
	비정규직 한시직	621	4	0.6	38	6.2	452	72.7	127	20.5
	비정규직 시간제직	361	2	0.6	29	8.0	267	74.0	63	17.4
비정규직 비전형직	290	2	0.8	28	9.8	189	65.1	70	24.3	
학력	고졸 이하	315	2	0.8	36	11.3	222	70.5	55	17.5
	전문대졸	339	7	2.0	38	11.3	239	70.6	54	16.0
	대졸	1,762	10	0.6	130	7.4	1,223	69.4	399	22.6
	대학원 졸	428	2	0.4	26	6.1	281	65.7	119	27.8
직종	사무/관리직	1,594	8	0.5	107	6.7	1,109	69.6	369	23.2
	서비스직	496	7	1.5	48	9.6	341	68.6	101	20.3
	전문직	581	5	0.9	48	8.2	393	67.7	135	23.3
	생산직	107	1	1.0	22	20.2	73	68.1	12	10.8
	판매직	67	0	0.0	6	8.7	51	75.8	10	15.4
직장 규모	1~4인(영세 사업체)	415	4	1.0	32	7.6	297	71.7	82	19.8
	5~9인(소규모)	370	5	1.4	36	9.6	263	71.1	66	17.8
	10~49인(소기업)	758	5	0.6	65	8.6	533	70.3	155	20.4
	50~299인(중소기업)	638	4	0.6	47	7.4	439	68.8	148	23.2
	300인 이상(대기업)	664	3	0.4	51	7.7	434	65.3	176	26.6

자료 : 인공지능(AI) 관련 기술의 업무 영향 인식 조사.

〈표 3-11〉 근로자의 AI 사용 경험평가 : AI는 업무 정확도 향상에 도움이 된다

(단위 : 개, %)

	사례 수	전혀 그렇지 않다		그렇지 않다		그렇다		매우 그렇다			
		사례 수	비율	사례 수	비율	사례 수	비율	사례 수	비율		
전 체	2,844	41	1.5	602	21.2	1,924	67.6	278	9.8		
성별	여성	1,354	23	1.7	348	25.7	881	65.1	102	7.5	
	남성	1,490	18	1.2	254	17.0	1,043	70.0	175	11.8	
연령	20대 이하	488	16	3.2	154	31.5	263	53.8	56	11.5	
	30대	588	11	1.8	134	22.7	378	64.4	65	11.1	
	40대	596	9	1.4	126	21.2	414	69.4	48	8.0	
	50대	588	3	0.5	102	17.3	430	73.1	54	9.1	
	60대 이상	584	3	0.6	86	14.8	439	75.2	55	9.4	
고용 형태	정규직	1,573	25	1.6	326	20.7	1,063	67.6	159	10.1	
	비정규직	1,271	17	1.3	276	21.7	861	67.7	118	9.3	
	비정규직	한시직	621	10	1.7	119	19.2	437	70.4	54	8.7
		시간제직	361	4	1.1	91	25.2	230	63.8	36	9.9
		비전형직	290	3	0.9	66	22.7	194	66.8	28	9.7
학력	고졸 이하	315	3	1.0	63	19.8	224	71.1	25	8.0	
	전문대졸	339	8	2.4	51	15.2	254	75.1	25	7.4	
	대졸	1,762	26	1.5	392	22.2	1,158	65.7	185	10.5	
	대학원 졸	428	4	0.9	96	22.4	286	66.9	42	9.8	
직종	사무/관리직	1,594	23	1.5	353	22.1	1,055	66.2	163	10.2	
	서비스직	496	8	1.6	109	22.0	332	66.9	47	9.4	
	전문직	581	7	1.2	112	19.3	406	69.8	56	9.7	
	생산직	107	0	0.0	22	20.6	76	71.1	9	8.3	
	판매직	67	3	4.2	6	8.3	55	82.9	3	4.7	
직장 규모	1~4인(영세 사업체)	415	5	1.3	86	20.7	282	67.9	42	10.1	
	5~9인(소규모)	370	9	2.4	89	24.0	249	67.3	23	6.2	
	10~49인(소기업)	758	10	1.4	148	19.5	520	68.6	80	10.5	
	50~299인(중소기업)	638	8	1.2	125	19.6	448	70.2	57	9.0	
	300인 이상(대기업)	664	9	1.3	154	23.2	426	64.1	76	11.4	

자료 : 인공지능(AI) 관련 기술의 업무 영향 인식 조사.

〈표 3-12〉 근로자의 AI 사용 경험평가 : AI는 내가 처리해야 하는 업무량을 줄이는 데 도움이 된다

(단위 : 개, %)

	사례 수	전혀 그렇지 않다		그렇지 않다		그렇다		매우 그렇다			
		사례 수	비율	사례 수	비율	사례 수	비율	사례 수	비율		
전 체	2,844	44	1.6	443	15.6	1,944	68.3	413	14.5		
성별	여성	1,354	27	2.0	242	17.9	926	68.4	159	11.7	
	남성	1,490	17	1.1	201	13.5	1,018	68.3	254	17.1	
연령	20대 이하	488	10	2.1	85	17.4	287	58.9	106	21.6	
	30대	588	16	2.7	77	13.1	391	66.6	103	17.6	
	40대	596	8	1.3	113	18.9	407	68.3	68	11.5	
	50대	588	3	0.5	108	18.3	411	69.8	68	11.5	
	60대 이상	584	8	1.3	61	10.4	447	76.6	68	11.7	
고용 형태	정규직	1,573	30	1.9	263	16.7	1,049	66.7	231	14.7	
	비정규직	1,271	15	1.2	180	14.2	895	70.4	182	14.3	
	비정규직	한시직	621	7	1.1	87	14.0	444	71.6	83	13.4
		시간제직	361	4	1.2	48	13.3	260	72.1	48	13.4
		비전형직	290	4	1.3	45	15.6	190	65.7	51	17.4
학력	고졸 이하	315	4	1.4	66	21.0	209	66.3	36	11.3	
	전문대졸	339	12	3.7	59	17.3	239	70.6	29	8.5	
	대졸	1,762	25	1.4	275	15.6	1,184	67.2	278	15.8	
	대학원 졸	428	3	0.6	43	10.0	311	72.7	71	16.7	
직종	사무/관리직	1,594	15	1.0	251	15.7	1,081	67.9	246	15.5	
	서비스직	496	11	2.2	75	15.1	346	69.7	64	13.0	
	전문직	581	11	1.9	84	14.5	397	68.3	89	15.3	
	생산직	107	3	2.6	22	20.6	75	69.6	8	7.2	
	판매직	67	4	6.5	11	17.1	45	67.6	6	8.8	
직장 규모	1~4인(영세 사업체)	415	5	1.1	63	15.1	293	70.6	54	13.1	
	5~9인 (소규모)	370	12	3.2	59	16.0	257	69.6	42	11.2	
	10~49인 (소기업)	758	7	0.9	122	16.1	520	68.6	109	14.4	
	50~299인 (중소기업)	638	9	1.3	99	15.5	438	68.6	92	14.5	
	300인 이상 (대기업)	664	12	1.9	100	15.1	436	65.6	115	17.4	

자료 : 인공지능(AI) 관련 기술의 업무 영향 인식 조사.

기업을 대상으로 인공지능이 향후 노동시장에 어떠한 변화를 가져올 것으로 인식하는지를 조사하였다. 주요 결과는 <표 3-13>과 같다.

먼저, 인공지능 또는 인공지능 로봇의 활용으로 기업 내 일자리 수가 감소할 것인지에 관해 물은 결과, 전체 응답 기업의 67.3%가 '동의', 15.5%가 '매우 동의'한다고 응답하였다. 이를 AI 활용 여부에 따라 구분해 보면, AI를 활용하고 있는 기업의 경우 61.5%가 이에 동의하였으며, 20.5%는 동의하지 않는다고 응답하였다. 반면 AI를 활용하지 않는 기업에서는 81.3%가 '동의', 12.5%가 '매우 동의'한다고 응답하였다. AI를 이미 활용하고 있는 기업은 AI 도입 과정에서 직무 조정이나 인력 재배치를 경험했을 가능성이 높다는 점에서, 이들 중 약 20% 정도가 일자리 수 감소에 동의하지 않는다는 점은 주목할 만하다.

다음으로, 인공지능 또는 인공지능 로봇 활용으로 신입직 채용 규모가 줄어들 것인지에 대해 조사하였다. 전체적으로는 48.2%의 기업이 이에 동의하지 않는다고 응답하였고, 41.8%는 동의한다고 응답하였다. 이를 '동의'와 '동의하지 않음'으로 단순화하여 구분하면, 신입직 채용 규모 감소에 대해 51.8%는 동의하지 않으며, 48.2%는 동의하는 것으로 나타났다. 지역별로 보면, 비수도권 기업에서 신입직 채용 규모가 줄어들 것이라는 응답에 동의한 비율이 53.1%로 가장 높게 나타났다. 업종별로는 비제조업에서 신입직 채용 규모가 줄어들 것이라는 데 동의하지 않는 기업이 51.0%로 나타났다. 기업 규모별로는 1,000인 이상 기업에서도 절반 이상(50.9%)이 신입직 채용 규모 감소에 동의하고 있으나, 특히 1,000인 미만 사업체에서는 약 3분의 2 이상이 이에 동의하였고, '매우 동의' 응답을 포함할 경우 그 비율이 90%에 근접하는 것으로 확인되었다.

AI 활용 여부에 따라 살펴보면, AI를 활용하는 기업 중 59.0%가 신입직 채용 규모 감소에 동의하였고, 21.8%는 동의하지 않는다고 응답하였다. AI를 활용하지 않는 기업에서는 71.9%가 이에 동의하였으며, 15.6%는 동의하지 않는다고 응답하였다. 앞선 문항과 유사하게, AI를 활용하고 있는 기업에서 신입직 채용 규모 감소에 대해 보다 소극적이거나 부정적으로 응답하는 경향이 확인되었다는 점을 주목할 필요가 있다.

인공지능 또는 인공지능 로봇 활용으로 고령자 고용이 감소할 것인지에

대해서는, 전체 기업의 55.5%가 동의한다고 응답하였고, 27.3%는 동의하지 않는다고 응답하였다. 이를 이분화하여 보면, 고령자 고용 감소에 동의하는 기업은 71.9%, 동의하지 않는 기업은 28.2%로 나타났다. AI 활용 여부에 따라 보면, AI를 활용하는 기업의 57.7%가 고령자 고용 감소에 동의하였고, 24.4%는 동의하지 않는다고 응답하였다. AI를 활용하지 않는 기업에서는 50.0%가 동의, 34.4%가 동의하지 않는다고 응답하였다. 이 결과 역시 AI를 활용하는 기업과 그렇지 않은 기업 간 인식 차이가 확인되며, AI를 사용하는 기업의 응답을 기준으로 볼 때 기술 도입으로 고령자 고용이 감소할 가능성을 상대적으로 높게 인식하고 있다는 점에 주목할 필요가 있다.

인공지능 또는 인공지능 로봇이 도입되더라도 사람만이 수행할 수 있는 업무가 상당히 많이 존재할 것인지에 대해서는, 전체 기업의 66.4%가 동의, 21.8%가 동의하지 않는다고 응답하였다. 이를 이분화하면, 사람만이 할 수 있는 업무가 상당히 많을 것이라는 데 동의한 기업은 77.3%, 동의하지 않은 기업은 22.7%로 나타났다. AI 활용 기업의 경우 71.8%가 이에 동의하였고, 15.4%는 동의하지 않는다고 응답하였다. 반면 AI를 활용하지 않는 기업에서는 53.1%가 동의, 37.5%가 동의하지 않는다고 응답하였다. 이미 AI를 활용하며 업무 변화를 경험한 기업의 70% 이상이 기술 도입 이후에도 인간 고유의 업무가 상당 부분 남을 것이라고 인식한다는 점은 주목할 만하다.

한편, 인공지능 또는 인공지능 로봇이 근로자가 수행하던 업무의 70% 이상을 대체할 것인지에 대해서는, 전체 기업의 45.5%가 동의한다고 응답하였으며, 44.5%는 동의하지 않는다고 응답하였다. 이를 단순화하면, 해당 주장에 동의하는 기업은 52.8%, 동의하지 않는 기업은 47.2%로 절반 수준에서 의견이 갈리는 것으로 나타났다. AI 활용 여부별로 보면, AI를 활용하는 기업 중 47.4%는 이에 동의하지 않았고, 42.3%는 동의한다고 응답하였다. 반면 AI를 활용하지 않는 기업에서는 53.1%가 동의, 37.5%가 동의하지 않는다고 응답하였다. 특히 실제 업무 재편 경험이 있고 AI를 이미 활용하고 있는 기업의 경우, 기술이 근로자 업무의 70% 이상을 대체할 것이라는 전망에 대해 부정적으로 응답한 비율이 절반에 가깝다는 결과는 주목할 만하다. 기업들은 인공지능을 통해 근로자가 하던 일을 완전히 대체할 수 없음을 이미 경험하고 있다고 볼 수 있다.

또한 인공지능 또는 인공지능 로봇 운영을 위한 새로운 직종이 등장할 것 인지에 대해서는, 전체 기업의 58.2%가 동의, 35.5%가 매우 동의한다고 응답하였다. AI를 활용하는 기업에서는 60.3%가 동의, 37.2%가 매우 동의한다고 응답하였으며, AI를 활용하지 않는 기업에서도 각각 53.1%, 31.3%가 동의 및 매우 동의한다고 응답하였다. 기업들은 AI 활용 여부와 관계없이 다수의 기업이 기술 운영을 담당하는 새로운 직종의 필요성에 공감하고 있으며, 특히 AI를 이미 활용하고 있는 기업에서 이러한 인식이 더욱 강하게 나타난다. 마지막으로, 직종과 무관하게 향후 신규 채용 과정에서 인공지능 활용 능력이 핵심적인 평가 요소가 될 것인지에 대해 물은 결과, 전체 기업의 58.2%가 동의, 28.2%가 매우 동의한다고 응답하였다. 이 문항 역시 AI 활용 여부에 따른 응답 경향은 전체 결과와 유사하게 나타났다. 더불어 직종과 관계없이 모든 근로자를 대상으로 인공지능 또는 인공지능 로봇 관련 교육의 필요성이 확대될 것인지에 대해서는, 전체 기업의 57.3%가 동의, 40.9%가 매우 동의한다고 응답하였다. 이 또한 AI 활용 여부와 관계없이 전반적으로 유사한 인식이 확인되었다.

<표 3-13> 인공지능 또는 인공지능 로봇 기술 도입에 향후 노동시장 변화 인식

(단위: 개, %)

	사례 수	전혀 동의하지 않음		동의하지 않음		동의함		매우 동의함			
		사례 수	비율	사례 수	비율	사례 수	비율	사례 수	비율		
인공지능이나 인공지능 로봇 활용으로 기업 내 일자리 수는 감소할 것이다	전 체	110	1	0.9	18	16.4	74	67.3	17	15.5	
	활용 기업	78	1	1.3	16	20.5	48	61.5	13	16.7	
	미활용 기업	32	0	0	2	6.3	26	81.3	4	12.5	
	지역	수도권	78	1	1.3	15	19.2	53	67.9	9	11.5
		비수도권	32	0	0.0	3	9.4	21	65.6	8	25.0
	업종	제조업	61	1	1.6	11	18.0	39	63.9	10	16.4
		비제조업	49	0	0.0	7	14.3	35	71.4	7	14.3
	기업 규모	300인 미만	39	0	0.0	3	7.7	28	71.8	8	20.5
		300~1,000인 미만	18	0	0.0	2	11.1	15	83.3	1	5.6
1,000인 이상		53	1	1.9	13	24.5	31	58.5	8	15.1	

〈표 3-13〉의 계속

		사례 수	전혀 동의하지 않음		동의하지 않음		동의함		매우 동의함		
			사례 수	비율	사례 수	비율	사례 수	비율	사례 수	비율	
인공지능이나 인공지능 로봇 활용으로 신입직 채용 규모는 줄어들 것이다	전 체	110	4	3.6	53	48.2	46	41.8	7	6.4	
	활용 기업	78	1	1.3	17	21.8	46	59	14	17.9	
	미활용 기업	32	0	0	5	15.6	23	71.9	4	12.5	
	지역	수도권	78	3	3.8	41	52.6	29	37.2	5	6.4
		비수도권	32	1	3.1	12	37.5	17	53.1	2	6.3
	업종	제조업	61	2	3.3	28	45.9	29	47.5	2	3.3
		비제조업	49	2	4.1	25	51.0	17	34.7	5	10.2
	기업 규모	300인 미만	39	0	0.0	7	17.9	28	71.8	4	10.3
		300~1,000인 미만	18	0	0.0	2	11.1	14	77.8	2	11.1
1,000인 이상		53	1	1.9	13	24.5	27	50.9	12	22.6	
인공지능이나 인공지능 로봇 활용으로 고령자 고용은 줄어들 것이다	전 체	110	1	0.9	30	27.3	61	55.5	18	16.4	
	활용 기업	78	1	1.3	19	24.4	45	57.7	13	16.7	
	미활용 기업	32	0	0	11	34.4	16	50	5	15.6	
	지역	수도권	78	0	0.0	23	29.5	43	55.1	12	15.4
		비수도권	32	1	3.1	7	21.9	18	56.3	6	18.8
	업종	제조업	61	1	1.6	18	29.5	32	52.5	10	16.4
		비제조업	49	0	0.0	12	24.5	29	59.2	8	16.3
	기업 규모	300인 미만	39	0	0.0	9	23.1	23	59.0	7	17.9
		300~1,000인 미만	18	0	0.0	8	44.4	9	50.0	1	5.6
1,000인 이상		53	1	1.9	13	24.5	29	54.7	10	18.9	
인공지능이나 인공지능 로봇이 도입되어도 사람만이 할 수 있는 업무는 상당히 많이 있을 것이다	전 체	110	1	0.9	24	21.8	73	66.4	12	10.9	
	활용 기업	78	0	0	12	15.47	56	71.8	10	12.8	
	미활용 기업	32	1	3.1	12	37.5	17	53.1	2	6.3	
	지역	수도권	78	1	1.3	14	17.9	53	67.9	10	12.8
		비수도권	32	0	0.0	10	31.3	20	62.5	2	6.3
	업종	제조업	61	1	1.6	14	23.0	40	65.6	6	9.8
		비제조업	49	0	0.0	10	20.4	33	67.3	6	12.2
	기업 규모	300인 미만	39	1	2.6	8	20.5	25	64.1	5	12.8
		300~1,000인 미만	18	0	0.0	4	22.2	11	61.1	3	16.7
1,000인 이상		53	0	0.0	12	22.6	37	69.8	4	7.5	

〈표 3-13〉의 계속

	사례 수	전혀 동의하지 않음		동의하지 않음		동의함		매우 동의함			
		사례 수	비율	사례 수	비율	사례 수	비율	사례 수	비율		
인공지능이나 인공지능 로봇은 근로자가 수행하던 업무의 70% 이상을 대체할 것이다	전 체	110	3	2.7	49	44.5	50	45.5	8	7.3	
	활용 기업	78	2	2.6	37	47.4	33	42.3	6	7.7	
	미활용 기업	32	1	3.1	12	37.5	17	53.1	2	6.3	
	지역	수도권	78	3	3.8	32	41.0	37	47.4	6	7.7
		비수도권	32	0	0.0	17	53.1	13	40.6	2	6.3
	업종	제조업	61	2	3.3	30	49.2	26	42.6	3	4.9
		비제조업	49	1	2.0	19	38.8	24	49.0	5	10.2
	기업 규모	300인 미만	39	1	2.6	18	46.2	19	48.7	1	2.6
		300~1,000인 미만	18	0	0.0	8	44.4	10	55.6	0	0.0
1,000인 이상		53	2	3.8	23	43.4	21	39.6	7	13.2	
인공지능이나 로봇 운영을 위한 직종이 새롭게 생겨날 것이다	전 체	110	0	0	7	6.4	64	58.2	39	35.5	
	활용 기업	78	0	0	2	2.6	47	60.3	29	37.2	
	미활용 기업	32	0	0	3	15.6	17	53.1	10	31.3	
	지역	수도권	78	0	0	5	6.4	44	56.4	29	37.2
		비수도권	32	0	0	2	6.3	20	62.5	10	31.3
	업종	제조업	61	0	0	3	4.9	35	57.4	23	37.7
		비제조업	49	0	0	4	8.2	29	59.2	16	32.7
	기업 규모	300인 미만	39	0	0	4	10.3	22	56.4	13	33.3
		300~1,000인 미만	18	0	0	2	11.1	9	50.0	7	38.9
1,000인 이상		53	0	0	1	1.9	33	62.3	19	35.8	
직종과 관계없이 향후 신규 채용 시 해당기술 활용 능력이 평가에 핵심이 될 것이다	전 체	110	1	0.9	14	12.7	64	58.2	31	28.2	
	활용 기업	78	1	1.3	9	11.5	43	55.1	25	32.1	
	미활용 기업	32	0	0	5	15.6	21	65.6	6	18.8	
	지역	수도권	78	0	0.0	11	14.1	44	56.4	23	29.5
		비수도권	32	1	3.1	3	9.4	20	62.5	8	25.0
	업종	제조업	61	0	0.0	11	18.0	37	60.7	13	21.3
		비제조업	49	1	2.0	3	6.1	27	55.1	18	36.7
	기업 규모	300인 미만	39	0	0.0	4	10.3	25	64.1	10	25.6
		300~1,000인 미만	18	0	0.0	2	11.1	13	72.2	3	16.7
1,000인 이상		53	1	1.9	8	15.1	26	49.1	18	34.0	

〈표 3-13〉의 계속

		사례 수	전혀 동의하지 않음		동의하지 않음		동의함		매우 동의함		
			사례 수	비율	사례 수	비율	사례 수	비율	사례 수	비율	
직종과 관계없이 모든 근로자를 대상으로 하는 인공지능이나 인공지능 로봇 기술에 대한 교육의 필요성은 커질 것이다	전 체	110	0	0	2	1.8	63	57.3	45	40.9	
	활용 기업	78	0	0	0	0	44	56.5	34	43.6	
	미활용 기업	32	0	0	2	6.3	19	59.4	11	34.4	
	지역	수도권	78	0	0	1	1.3	44	56.4	33	42.3
		비수도권	32	0	0	1	3.1	19	59.4	12	37.5
	업종	제조업	61	0	0	0	0.0	37	60.7	24	39.3
		비제조업	49	0	0	2	4.1	26	53.1	21	42.9
	기업 규모	300인 미만	39	0	0	1	2.6	23	59.0	15	38.5
		300~1,000인 미만	18	0	0	1	5.6	8	44.4	9	50.0
1,000인 이상		53	0	0	0	0.0	32	60.4	21	39.6	

자료 : 인공지능 및 로봇 기술이 기업과 고용에 미치는 영향 인식 조사.

제4절 한국 사회는 인공지능을 활용할 준비가 되어 있는가?

인공지능을 효과적으로 활용하기 위해 대표적으로 논의되는 역량은 AI 리터러시(AI literacy)이다. AI 리터러시는 단순히 인공지능을 사용할 수 있는 능력을 넘어, 인공지능이 무엇을 할 수 있고 무엇을 할 수 없는지에 대한 이해, 인공지능의 작동 원리와 한계에 대한 인식, 활용 과정에서 발생할 수 있는 윤리적·사회적 문제에 대한 인지, 그리고 자신의 업무와 상황에 맞게 인공지능을 적절히 활용하고 그 결과를 검증할 수 있는 역량을 의미한다. 이러한 AI 리터러시는 모든 근로자에게 요구되는 새로운 기초역량으로, AI 시대에 누구나 갖추어야 할 필수 역량으로 이야기되고 있다.

그렇다면 한국 사회는 AI 리터러시를 충분히 보유하고 있을까? 이를 확인

하기 위해 사업체와 근로자를 대상으로 AI 리터러시 수준을 평가하였다. 사업체에는 소속 근로자들의 AI 리터러시 수준을 평가하도록 하였고, 근로자에게는 스스로 자신의 AI 리터러시 수준을 평가하도록 하였다.

먼저 ‘근로자들은 AI가 무엇이고, 어떻게 작동하며, 어떤 종류가 있는지 알고 있다’는 문항에 대한 기업과 근로자의 응답을 살펴본다. 기업 응답을 보면, 전체 기업의 62.7%가 ‘그렇다’고 응답하였으며, ‘그렇지 않다’는 응답도 20.9%로 나타났다. 지역별로는 비수도권에서 ‘그렇지 않다’는 응답 비중이 25.0%로, 전체 평균에 비해 다소 높게 나타났다. 기업 규모별로 보면, 1,000인 미만 기업에서 ‘그렇지 않다’는 응답 비중이 상대적으로 높게 확인되었는데, 300인 미만 기업에서는 33.3%, 300~1,000인 미만 기업에서는 22.2%로 나타났다(표 3-14 참조).

근로자 응답을 보면, 전체 근로자의 57.0%가 ‘그렇다’고 응답하였으며, 32.3%는 ‘그렇지 않다’고 응답하였다. 성별로 살펴보면, 여성의 경우 ‘그렇지 않다’고 응답한 비중이 38.3%로 전체 평균보다 높았으며, 남성과 비교해서도 높은 수준을 보였다. 연령별로는 50대 이상부터 ‘그렇지 않다’는 응답

〈표 3-14〉 AI 리터러시 수준 : 근로자들은 AI가 무엇이고, 어떻게 작동하며, 어떤 종류가 있는지 알고 있다

(단위 : 개, %)

	사례 수	전혀 그렇지 않다		그렇지 않다		그렇다		매우 그렇다		
		사례 수	비율	사례 수	비율	사례 수	비율	사례 수	비율	
사업체	110	4	3.6	23	20.9	69	62.7	14	12.7	
지역	수도권(서울, 경기, 인천)	78	1	1.3	15	19.2	50	64.1	12	15.4
	비수도권	32	3	9.4	8	25.0	19	59.4	2	6.3
업종	제조업	61	1	1.6	15	24.6	39	63.9	6	9.8
	비제조업	49	3	6.1	8	16.3	30	61.2	8	16.3
기업 규모	300인 미만	39	2	5.1	13	33.3	23	59.0	1	2.6
	300~1,000인 미만	18	1	5.6	4	22.2	12	66.7	1	5.6
	1,000인 이상	53	1	1.9	6	11.3	34	64.2	12	22.6

자료 : 인공지능 및 로봇 기술이 기업과 고용에 미치는 영향 인식 조사.

비중이 전체에 비해 높아지는 경향이 나타났는데, 50대는 39.3%, 60대 이상은 42.6%로 확인되었다. 고용형태별로 보면, 비정규직의 경우 ‘그렇지 않다’는 응답 비중이 36.4%로, 정규직(28.9%)에 비해 높게 나타났다. 학력별로는 고졸 이하와 전문대졸 근로자에서 ‘그렇지 않다’는 응답 비율이 전체보다 높았으며, 각각 45.7%와 44.5%로 나타났다. 직종별로는 서비스직(41.4%)과 생산직(43.1%)에서 ‘그렇지 않다’는 응답 비율이 전체 평균보다 높게 나타났다. 마지막으로 사업체 규모별로 보면, 10인 이하 영세기업에 종사하는 근로자에서 ‘그렇지 않다’는 응답 비율이 상대적으로 높게 나타났는데, 4인 이하 사업체에서는 42.4%, 5~9인 이하 사업체에서는 36.9%로 확인되었다(표 3-15 참조).

〈표 3-15〉 AI 리터러시 보유에 대한 인식 : 나는 AI가 무엇이며, 어떻게 작동하고 어떤 종류가 있는지 알고 있다

(단위 : 개, %)

		사례수	전혀 그렇지 않다		그렇지 않다		그렇다		매우 그렇다		
			사례수	비율	사례수	비율	사례수	비율	사례수	비율	
전 체		3,227	115	3.6	1,043	32.3	1,840	57.0	229	7.1	
성별	여성	1,572	78	5.0	602	38.3	808	51.4	84	5.3	
	남성	1,655	37	2.3	441	26.6	1,032	62.4	145	8.7	
연령	20대 이하	512	11	2.2	102	19.9	325	63.5	74	14.5	
	30대	629	19	2.9	144	22.9	411	65.4	55	8.7	
	40대	663	24	3.6	214	32.2	385	58.0	40	6.1	
	50대	691	27	3.9	271	39.3	357	51.7	36	5.2	
	60대 이상	732	35	4.8	312	42.6	362	49.4	24	3.2	
고용 형태	정규직	1,733	53	3.0	500	28.9	1,054	60.8	127	7.3	
	비정규직	1,494	63	4.2	543	36.4	786	52.6	102	6.8	
	한시 직 비정 규직	한시 직	716	29	4.0	258	36.0	381	53.2	48	6.8
		시간 제직	441	18	4.2	164	37.1	224	50.8	35	7.9
		비전 형직	337	16	4.6	121	36.0	181	53.9	18	5.4

〈표 3-15〉의 계속

		사례수	전혀 그렇지 않다		그렇지 않다		그렇다		매우 그렇다	
			사례수	비율	사례수	비율	사례수	비율	사례수	비율
학력	고졸 이하	424	27	6.4	194	45.7	180	42.5	23	5.4
	전문대졸	394	12	3.0	175	44.5	186	47.1	22	5.5
	대졸	1,948	67	3.4	562	28.9	1,179	60.5	139	7.1
	대학원 졸	459	9	2.0	112	24.3	293	63.9	45	9.8
직종	사무/관리직	1,736	49	2.8	503	29.0	1,055	60.8	129	7.4
	서비스직	621	28	4.5	257	41.4	297	47.9	39	6.2
	전문직	645	31	4.7	190	29.4	373	57.8	52	8.0
	생산직	142	6	4.6	61	43.1	69	48.4	6	3.9
	판매직	82	1	1.0	32	39.4	46	55.7	3	3.9
직장 규모	1~4인(영세 사업체)	499	24	4.8	211	42.4	236	47.3	28	5.5
	5~9인(소규모)	438	29	6.7	161	36.9	228	52.1	19	4.3
	10~49인(소기업)	877	26	2.9	290	33.0	498	56.8	64	7.3
	50~299인(중소기업)	703	23	3.2	193	27.5	429	61.0	58	8.2
	300인 이상(대기업)	711	14	1.9	187	26.4	449	63.2	60	8.5

자료: 인공지능(AI) 관련 기술의 업무 영향 인식 조사.

‘근로자들은 AI를 업무 중 필요한 곳에 사용할 수 있다’라는 문항에 대한 기업과 근로자의 응답을 살펴본다. 기업 응답을 보면, 전체 기업의 57.3%가 ‘그렇다’고 응답하였으며, ‘그렇지 않다’는 응답도 22.7%로 나타났다. 지역별로는 비수도권에서 ‘그렇다’는 응답 비중이 37.5%, ‘그렇지 않다’는 응답 비중이 34.4%로 나타나 전체와 응답 경향의 차이가 확인된다(표 3-16 참조).

근로자 응답을 보면, 전체 근로자의 65.9%가 ‘그렇다’고 응답하였으며, 19.6%는 ‘그렇지 않다’고 응답하였다. 성별로 살펴보면, 여성의 경우 ‘그렇지 않다’고 응답한 비중이 21.6%로 전체 평균보다 조금 높았으며, 남성과 비교해서도 높은 수준을 보였다. 연령별로는 40대 이상부터 ‘그렇지 않다’는 응답 비중이 전체에 비해 높아지는 경향이 나타났는데, 40대는 21%, 50대는

25%, 60대 이상은 27.8%로 확인되었다. 고용형태별로 보면, 비정규직의 경우 ‘그렇지 않다’는 응답 비중이 22.2%로, 정규직(17.5%)에 비해 높게 나타났다. 학력별로는 고졸 이하와 전문대졸 근로자에서 ‘그렇지 않다’는 응답 비율이 전체보다 높았으며, 각각 33.8%와 26.4%로 나타났다. 직종별로는 서비스직(25.2%)과 생산직(38.0%), 판매직(34.3%)에서 ‘그렇지 않다’는 응답 비율이 전체 평균보다 높게 나타났다. 마지막으로 사업체 규모별로 보면, 10인 이하 영세기업에 종사하는 근로자에서 ‘그렇지 않다’는 응답 비율이 상대적으로 높게 나타났는데, 4인 이하 사업체에서는 26.7%, 5~9인 이하 사업체에서는 23.3%로 확인되었다(표 3-17 참조).

〈표 3-16〉 AI 리터러시 수준 : 근로자들은 AI를 업무에 필요한 곳에 사용할 수 있다

(단위 : 개, %)

	사례 수	전혀 그렇지 않다		그렇지 않다		그렇다		매우 그렇다		
		사례 수	비율	사례 수	비율	사례 수	비율	사례 수	비율	
전 체	110	6	5.5	25	22.7	63	57.3	16	14.5	
지역	수도권(서울, 경기, 인천)	78	2	2.6	14	17.9	51	65.4	11	14.1
	비수도권	32	4	12.5	11	34.4	12	37.5	5	15.6
업종	제조업	61	3	4.9	14	23.0	37	60.7	7	11.5
	비제조업	49	3	6.1	11	22.4	26	53.1	9	18.4
기업 규모	300인 미만	39	4	10.3	12	30.8	22	56.4	1	2.6
	300~1,000인	18	1	5.6	4	22.2	11	61.1	2	11.1
	1,000인 이상	53	1	1.9	9	17.0	30	56.6	13	24.5

자료 : 인공지능 및 로봇 기술이 기업과 고용에 미치는 영향 인식 조사.

〈표 3-17〉 AI 리터러시 보유에 대한 인식 : 나는 AI를 나의 업무에서 필요한 부분에 활용할 수 있다

(단위 : 개, %)

	사례 수	전혀 그렇지 않다		그렇지 않다		그렇다		매우 그렇다		
		사례 수	비율	사례 수	비율	사례 수	비율	사례 수	비율	
전 체	3,227	128	4.0	634	19.6	2,127	65.9	339	10.5	
성별	여성	1,572	74	4.7	339	21.6	1,020	64.9	139	8.9
	남성	1,655	54	3.3	295	17.8	1,107	66.9	199	12.1

〈표 3-17〉의 계속

		사례 수	전혀 그렇지 않다		그렇지 않다		그렇다		매우 그렇다	
			사례 수	비율	사례 수	비율	사례 수	비율	사례 수	비율
연령	20대 이하	512	8	1.6	41	8.0	360	70.4	102	20.0
	30대	629	14	2.3	78	12.3	453	72.0	84	13.4
	40대	663	16	2.4	139	21.0	441	66.5	67	10.2
	50대	691	19	2.7	172	25.0	454	65.7	46	6.7
	60대 이상	732	71	9.7	204	27.8	418	57.2	39	5.3
고용 형태	정규직	1,733	49	2.8	303	17.5	1,186	68.4	195	11.3
	비정규직	1,494	79	5.3	331	22.2	941	63.0	144	9.6
	한시 직 시간 제직 비전 형직	716	31	4.3	149	20.8	467	65.3	69	9.7
		441	29	6.6	107	24.2	261	59.1	45	10.1
학력	고졸 이하	424	38	8.9	143	33.8	218	51.4	25	5.9
	전문대졸	394	10	2.5	104	26.4	249	63.2	31	7.8
	대졸	1,948	72	3.7	331	17.0	1,325	68.0	221	11.3
	대학원 졸	459	8	1.8	55	12.0	334	72.9	61	13.3
직종	사무/관리직	1,736	41	2.4	284	16.4	1,208	69.6	203	11.7
	서비스직	621	50	8.1	156	25.2	365	58.8	50	8.0
	전문직	645	19	3.0	111	17.2	442	68.5	73	11.3
	생산직	142	14	10.2	54	38.0	66	46.2	8	5.6
	판매직	82	3	3.5	28	34.3	46	55.9	5	6.3
직장 규모	1~4인(영세 사업체)	499	32	6.4	133	26.7	299	59.8	35	7.1
	5~9인 (소규모)	438	28	6.4	102	23.3	271	61.9	37	8.4
	10~49인 (소기업)	877	33	3.8	168	19.1	586	66.8	91	10.4
	50~299인 (중소기업)	703	19	2.7	126	17.9	476	67.8	82	11.6
	300인 이상 (대기업)	711	15	2.2	105	14.8	495	69.7	94	13.3

자료: 인공지능(AI) 관련 기술의 업무 영향 인식 조사.

‘근로자들은 AI가 제공하는 결과를 비판적으로 검토할 수 있다’는 문항에 대한 기업과 근로자의 응답을 살펴본다. 기업 응답을 보면, 전체 기업의 58.2%가 ‘그렇다’고 응답하였으며, ‘그렇지 않다’는 응답도 26.4%로 나타났다. 지역별로는 비수도권에서 ‘그렇다’는 응답 비중이 40.6%, ‘그렇지 않다’

는 응답 비중이 43.8%로 나타나 전체와 응답 경향의 차이가 확인된다. 기업 규모별로 보면, 1000인 미만 사업체에서 ‘그렇지 않다’는 응답이 높게 확인된다(300인 미만 : 35.9%, 300~1,000인 미만 : 38.9%)(표 3-18 참조).

근로자 응답을 보면, 전체 근로자의 59.4%가 ‘그렇다’고 응답하였으며, 28%는 ‘그렇지 않다’고 응답하였다. 성별로 살펴보면, 여성의 경우 ‘그렇지 않다’고 응답한 비중이 30.9%로 전체 평균보다 조금 높았으며, 남성과 비교해서도 높은 수준을 보였다. 연령별로는 50대 이상부터 ‘그렇지 않다’는 응답 비중이 전체에 비해 높아지는 경향이 나타났는데, 50대는 33.9%, 60대 이상은 39.4%로 확인되었다. 고용형태별로 보면, 비정규직의 경우 ‘그렇지 않다’는 응답 비중이 30.2%로, 정규직(26.1%)에 비해 높게 나타났다. 학력별로는 고졸 이하와 전문대졸 근로자에서 ‘그렇지 않다’는 응답 비율이 전체보다 높았으며, 각각 42.5%와 42.7%로 나타났다. 직종별로는 서비스직(37.5%)과 생산직(39.6%), 판매직(37.4%)에서 ‘그렇지 않다’는 응답 비율이 전체 평균보다 높게 나타났다. 마지막으로 사업체 규모별로 보면, 10인 이하 영세 기업에 종사하는 근로자에서 ‘그렇지 않다’는 응답 비율이 상대적으로 높게 나타났는데, 4인 이하 사업체에서는 31.9%, 5~9인 이하 사업체에서는 33.1%로 확인되었다(표 3-19 참조).

〈표 3-18〉 AI 리터러시 수준 : 근로자들은 AI가 제공하는 결과를 비판적으로 검토할 수 있다

(단위 : 개, %)

	사례 수	전혀 그렇지 않다		그렇지 않다		그렇다		매우 그렇다		
		사례 수	비율	사례 수	비율	사례 수	비율	사례 수	비율	
전체	110	5	4.5	29	26.4	64	58.2	12	10.9	
지역	수도권(서울, 경기, 인천)	78	3	3.8	15	19.2	51	65.4	9	11.5
	비수도권	32	2	6.3	14	43.8	13	40.6	3	9.4
업종	제조업	61	3	4.9	18	29.5	34	55.7	6	9.8
	비제조업	49	2	4.1	11	22.4	30	61.2	6	12.2
기업 규모	300인 미만	39	3	7.7	14	35.9	21	53.8	1	2.6
	300~1,000인 미만	18	1	5.6	7	38.9	9	50.0	1	5.6
	1,000인 이상	53	1	1.9	8	15.1	34	64.2	10	18.9

자료 : 인공지능 및 로봇 기술이 기업과 고용에 미치는 영향 인식 조사.

〈표 3-19〉 AI 리터러시 보유에 대한 인식 : 나는 AI가 제공하는 결과를 비판적으로 검토할 수 있다

(단위 : 개, %)

	사례수	전혀 그렇지 않다		그렇지 않다		그렇다		매우 그렇다		
		사례수	비율	사례수	비율	사례수	비율	사례수	비율	
전 체	3,227	99	3.1	904	28.0	1,917	59.4	306	9.5	
성별	여성	1,572	59	3.7	487	30.9	900	57.3	126	8.0
	남성	1,655	41	2.5	418	25.2	1,017	61.5	179	10.8
연령	20대 이하	512	7	1.4	63	12.4	342	66.8	100	19.4
	30대	629	6	0.9	127	20.1	406	64.6	90	14.4
	40대	663	15	2.3	191	28.8	404	61.0	52	7.9
	50대	691	27	3.9	235	33.9	393	56.8	37	5.3
	60대 이상	732	44	6.0	289	39.4	372	50.9	27	3.7
고용 형태	정규직	1,733	40	2.3	452	26.1	1,071	61.8	169	9.8
	비정규직	1,494	59	4.0	452	30.2	846	56.6	137	9.2
	한시 직 시간 제직 비전 형직	716	17	2.4	216	30.1	416	58.2	67	9.3
		441	27	6.1	130	29.4	248	56.3	36	8.2
337		15	4.6	106	31.6	181	53.8	34	10.1	
학력	고졸 이하	424	36	8.6	180	42.5	189	44.5	19	4.4
	전문대졸	394	6	1.5	169	42.7	199	50.5	21	5.3
	대졸	1,948	48	2.5	470	24.1	1,224	62.8	206	10.6
	대학원 졸	459	9	2.0	85	18.5	304	66.3	60	13.1
직종	사무/관리직	1,736	39	2.2	452	26.1	1,079	62.2	166	9.5
	서비스직	621	30	4.8	233	37.5	312	50.2	47	7.5
	전문직	645	19	3.0	132	20.5	419	64.9	75	11.6
	생산직	142	6	4.3	56	39.6	65	45.7	15	10.4
	판매직	82	6	7.1	31	37.4	42	51.0	4	4.4
직장 규모	1~4인(영세 사업체)	499	29	5.7	159	31.9	275	55.1	36	7.3
	5~9인 (소규모)	438	21	4.7	145	33.1	239	54.6	33	7.6
	10~49인 (소기업)	877	14	1.6	255	29.1	530	60.4	78	8.9
	50~299인 (중소기업)	703	25	3.6	172	24.5	434	61.7	72	10.2
	300인 이상 (대기업)	711	11	1.6	173	24.4	439	61.8	87	12.2

자료 : 인공지능(AI) 관련 기술의 업무 영향 인식 조사.

종합적으로 보면, AI 리터러시에 대하여 사업체와 근로자 모두 보유하고 있다고 인식하고 있다고 볼 수 있다. 그러나 각자가 가진 입장과 관점의 차이를 고려하여 보면 응답에는 차이가 있다. 사업체에서는 근로자들의 인공지능 활용 역량에 대하여 대체로 가능하다고 인식하고 있지만, 근로자들은 이보다는 충분하지 않다는 판단을 하고 있다고 볼 수 있다. 이렇게 확인되는 이유는 사업체는 조직 평균의 관점에서 근로자들을 평가하기 때문이며, 개인은 실제 경험과 인식을 바탕으로 평가하기 때문이다. 이런 점에서 본다면 근로자가 자신들이 가진 AI 리터러시를 매우 높게만 평가하고 있지 않다는 점을 주목할 필요가 있다. 이것이 한국 근로자들의 실제 AI 리터러시 수준일 수 있기 때문이다. 그리고 고용형태, 학력, 기업 규모별로 인식의 차이가 확인되는데, 비정규직, 고졸, 전문대졸 이하 학력, 소규모 사업체의 근로자들이 자신들의 AI 리터러시 보유 수준에 대하여 좀 더 부정적으로 인식하는 경향이 나타난다. 이는 AI 전환이 기술 격차를 넘어 자기효능감과 학습 기회의 격차를 통해 노동시장 내 기존 불평등을 재생산·확대할 가능성을 시사한다. 그리고 이와 같은 특정 집단의 근로자들의 부정적 인식이 다른 집단보다 강한 이유는 이는 개인 문제가 아니라는 것을 시사한다.

그리고 인공지능 기술의 빠른 확산에 대비하기 위하여 필요한 정책이 무엇인지 사업체와 근로자 각각에게 물었다(표 3-20, 표 3-21 참조). 사업체 응답을 보면, 사업체에서 가장 필요한 정책으로 제기한 것은 대체 일자리를 위한 직무전환 재교육(31.8%)이며, 다음으로 AI 리터러시 함양을 위한 평생학습 강화(30.9%)이다. 근로자 응답을 보면, 근로자들이 가장 필요한 정책으로 제기한 것도 대체 일자리를 위한 직무전환 재교육(21.7%)이며, 다음으로 기술 도입과정에 대한 노동자의 참여 기회 보장(18%)인 것으로 나타났다.

사업체와 근로자 모두 인공지능의 확산이 일자리 상실의 가능성을 내포하고 있다는 점을 인식하고 있으며, 이를 가장 중요한 대응 과제로 보고 있다. 이는 한국 사회에서 인공지능의 확산이 기술 혁신의 문제가 아니라 고용 전환의 문제로 인식되고 있음을 보여준다. 다만 이후의 정책적 우선순위에서는 양자 간 인식 차이가 나타난다. 사업체는 직무전환 재교육과 더불어 인공지능 시대에 요구되는 역량을 공급하기 위한 평생학습 강화를 중요한 과

제로 인식하는 반면, 근로자는 역량 강화보다 기술 도입 과정에서 노동자의 참여 기회 보장을 보다 시급한 정책 과제로 제기하고 있다. 이는 근로자가 인공지능 확산을 단순한 역량 부족의 문제가 아니라, 일반적으로 진행되는 전환 과정의 문제로 인식하고 있음을 시사한다. 이러한 근로자의 응답은 한국 사회의 AI 전환이 기술 도입 중심으로 이루어지고 있으며, 전환의 과정과 절차에 대한 사회적 논의와 제도적 준비가 충분히 이루어지지 못하고 있음을 단적으로 보여준다. 즉, 인공지능은 기술 변화이지만, 그로 인해 발생하는 사회적 이슈는 기술 차원의 대응만으로 해결될 수 없으며, 전환 과정 전반에 대한 사회적 관리와 참여 구조의 정비가 요구됨을 시사한다.

〈표 3-20〉 인공지능 또는 인공지능 로봇 기술 도입 확산에 필요한 정책 : 사업체 응답
(단위 : 개, %)

	사례 수	대체 일자리를 위한 직무 전환 재교육		AI 리터러시 함양 위한 평생학습 강화		기본소득 등 생계유지 지원 관련 사회안전망 확충		임금 및 근로조건 보호 강화를 위한 임금정책 및 노동법 규제		고용보험, 실업급여, 직업상담, 전직 지원 등 고용안전망 확충		기술도입 과정에 대한 노동자 참여 기회 보장		
		사례 수	비율	사례 수	비율	사례 수	비율	사례 수	비율	사례 수	비율	사례 수	비율	
전 체	110	35	31.8	34	30.9	12	10.9	12	10.9	11	10.0	6	5.5	
소재 지	수도권 (서울, 경기, 인천)	78	23	29.5	26	33.3	8	10.3	8	10.3	10	12.8	3	3.8
	비수도권	32	12	37.5	8	25.0	4	12.5	4	12.5	1	3.1	3	9.4
업종	제조업	61	25	41.0	16	26.2	6	9.8	7	11.5	3	4.9	4	6.6
	비제조업	49	10	20.4	18	36.7	6	12.2	5	10.2	8	16.3	2	4.1
규모	300인 미만	39	10	25.6	8	20.5	6	15.4	6	15.4	7	17.9	2	5.1
	300~1,000인 미만	18	5	27.8	8	44.4	1	5.6	2	11.1	0	0.0	2	11.1
	1,000인 이상	53	20	37.7	18	34.0	5	9.4	4	7.5	4	7.5	2	3.8

자료 : 인공지능 및 로봇 기술이 기업과 고용에 미치는 영향 인식 조사.

<표 3-21> 인공지능 또는 인공지능 로봇 기술 도입 확산에 필요한 정책 : 근로자 응답

(단위 : 명, %)

	사례 수	대체 일자리를 위한 직무 전환 재교육		기술 도입과정에 대한 노동자 참여 기회 보장		고용보험, 실업급여, 직업상담, 전직지원 등 고용안정망 확충		AI리터러시 함양 위한 평생학습 강화		기본소득 등 생계 지원 관련 사회안전망 확충		임금 및 근로조건 보호 강화를 위한 임금정책 및 노동법 규제		모름/무응답		
		사례 수	비율	사례 수	비율	사례 수	비율	사례 수	비율	사례 수	비율	사례 수	비율	사례 수	비율	
전 체	8,593	1,862	21.7	1,546	18.0	1,322	15.4	1,318	15.4	1,282	14.9	1,256	14.6	7	0.1	
성별	여성	4,188	916	21.9	727	17.4	651	15.5	631	15.1	627	15.0	634	15.1	2	0.0
	남성	4,404	946	21.5	818	18.6	671	15.2	687	15.6	655	14.9	622	14.1	5	0.1
연령	20대 이하	1,310	252	19.2	262	20.0	214	16.3	199	15.2	178	13.6	205	15.6	0	0.0
	30대	1,701	381	22.4	292	17.2	269	15.8	264	15.5	229	13.5	265	15.6	1	0.1
	40대	1,886	398	21.1	332	17.6	283	15.0	291	15.4	310	16.4	267	14.2	5	0.3
	50대	2,074	432	20.8	358	17.3	321	15.5	311	15.0	331	16.0	320	15.4	1	0.0
	60대 이상	1,621	399	24.6	302	18.6	234	14.4	252	15.5	235	14.5	199	12.3	0	0.0
고용 형태	정규직	5,221	1,112	21.3	962	18.4	820	15.7	801	15.3	746	14.3	775	14.8	5	0.1
	비정규직	3,369	750	22.3	583	17.3	501	14.9	516	15.3	536	15.9	481	14.3	2	0.1
	한시 직	1,589	353	22.2	294	18.5	237	14.9	253	15.9	234	14.7	217	13.7	1	0.1
	비정규 직 시간 제 직 비전 형 직	1,007	231	22.9	160	15.9	149	14.8	137	13.6	176	17.5	153	15.2	1	0.1
		777	167	21.5	130	16.7	116	14.9	126	16.2	126	16.2	112	14.4	0	0.0
학력	고졸 이하	1,026	228	22.2	182	17.7	164	16.0	119	11.6	178	17.3	153	14.9	2	0.2
	전문대졸	1,021	234	22.9	180	17.6	162	15.9	125	12.2	165	16.2	154	15.1	1	0.1
	대졸	5,330	1,141	21.4	981	18.4	824	15.5	840	15.8	770	14.4	771	14.5	3	0.1
	대학원 졸	1,211	259	21.4	202	16.7	171	14.1	232	19.2	169	14.0	176	14.5	2	0.2
직종	사무/관리 직	4,911	1,072	21.8	892	18.2	754	15.4	769	15.7	704	14.3	718	14.6	2	0.0
	서비스직	1,451	304	21.0	267	18.4	228	15.7	194	13.4	240	16.5	216	14.9	2	0.1
	전문직	1,633	352	21.6	281	17.2	240	14.7	286	17.5	243	14.9	229	14.0	2	0.1
	생산직	395	80	20.3	71	18.0	63	15.9	47	11.9	68	17.2	65	16.5	1	0.3
	판매직	204	54	26.5	34	16.7	36	17.6	22	10.8	28	13.7	29	14.2	1	0.5
직장 규모	1~4인(영 세사업체)	1,213	270	22.3	201	16.6	180	14.8	178	14.7	207	17.1	175	14.4	2	0.2
	5~9인 (소규모)	1,119	235	21.0	208	18.6	169	15.1	157	14.0	192	17.2	157	14.0	1	0.1
	10~49인 (소기업)	2,353	529	22.5	432	18.4	360	15.3	339	14.4	340	14.4	351	14.9	2	0.1
	50~299인 (중소기업)	1,930	407	21.1	330	17.1	317	16.4	300	15.5	264	13.7	310	16.1	2	0.1
	300인 이 상(대기업)	1,975	421	21.3	375	19.0	295	14.9	343	17.4	278	14.1	263	13.3	0	0.0

자료 : 인공지능(AI) 관련 기술의 업무 영향 인식 조사.

제5절 소 결

본 장에서는 사업체 조사와 근로자 조사를 병렬적으로 분석하여, 한국 사회에서 인공지능 기술이 어느 수준까지 도입·활용되고 있으며, 이에 대해 기업과 근로자가 어떻게 인식하고 있는지를 살펴보았다.

사업체를 중심으로 보면, 전체의 절반 이상이 인공지능 기술을 도입하고 있으나, 300인 미만 소규모 사업체와 비수도권 사업체에서는 여전히 기술을 전혀 도입하지 않은 비중이 높게 나타났다. 기술을 도입한 기업의 경우 인공지능이 업무 생산성 향상에는 긍정적인 영향을 미치고 있다고 평가하였으나, 인건비 절감이나 작업자 안전·건강 측면에서는 도입 이전의 기대에 비해 효과가 제한적이라는 인식도 함께 확인되었다. 인공지능 도입에 대한 기대와 실제 활용 경험 사이에 괴리가 존재한다는 것을 알 수 있다.

근로자 조사 결과를 보면, 인공지능 활용 빈도와 활용 방식은 연령, 고용 형태, 학력, 직종, 사업체 규모에 따라 크게 달랐다. 청년층, 고학력자, 정규직, 대기업 근로자일수록 인공지능 활용 빈도가 높았으며, 반대로 고령자, 저학력자, 비정규직, 소규모 사업체 근로자에서는 활용 빈도가 낮거나 전혀 사용하지 않는 비중이 상대적으로 높게 나타났다. 긍정적인 점은 실제 인공지능을 사용하는 근로자들은 업무 속도 향상, 정확도 개선, 업무량 감소 등 업무 성과 측면에서는 대체로 긍정적인 평가를 하고 있는 것으로 나타났다.

AI 리터러시 수준에 대한 인식에서도 사업체와 근로자 간 차이가 확인되었다. 사업체는 근로자의 인공지능 이해와 활용 역량을 전반적으로 ‘가능한 수준’으로 평가하는 경향을 보인 반면, 근로자들은 스스로의 역량을 상대적으로 낮게 평가하였다. 특히 고령, 저학력, 비정규직, 소규모 사업체 종사 근로자일수록 자신의 AI 리터러시 수준을 부정적으로 인식하는 경향이 뚜렷하게 나타났다.

마지막으로 인공지능 확산에 대응하는 데 필요한 정책에 대한 인식을 살펴본 결과, 사업체와 근로자 모두 인공지능 확산을 일자리 상실 가능성과 연결된 고용 전환의 문제로 인식하고 있으며, 대체 일자리를 위한 직무전환

재고용을 가장 중요한 정책 과제로 꼽았다. 다만 그 이후의 우선순위에서는 차이가 나타났는데, 사업체는 평생학습을 통한 역량 공급을, 근로자는 기술 도입 과정에서의 노동자 참여 기회 보장을 상대적으로 더 중요한 과제로 인식하고 있었다.

본 장의 연구 결과는 한국 사회의 인공지능 전환이 기술 도입의 속도에 비해 사회적·제도적 준비는 충분하지 않다는 점을 시사한다. 인공지능 기술은 이미 상당수의 기업과 근로자에게 일상적인 도구로 자리 잡고 있으나, 그 활용 수준과 체감 효과는 사회 구성원 간에 균등하게 분포되어 있지 않다. 특히 기업 규모, 고용형태, 학력, 연령에 따른 격차는 인공지능 확산이 기존 노동시장 내 불평등 구조와 결합되어 작동하고 있음을 보여준다.

특히, AI 리터러시에 대한 근로자의 낮은 자기평가는 단순한 기술 활용 능력의 문제가 아니라, 전환 과정에서 불안과 자기효능감의 문제로 해석될 필요가 있다. 이는 인공지능 전환이 기술 격차를 넘어 학습 기회, 조직 지원, 고용 안정성의 격차를 통해 노동시장 내 기존 불평등을 재생산·확대할 가능성을 내포하고 있음을 시사한다. 정책 인식 분석 결과는 이러한 문제의식을 더욱 분명히 한다. 사업체와 근로자 모두 고용 전환 대응을 최우선 과제로 인식하고 있다는 점은, 인공지능 확산이 혁신이나 성장의 문제가 아니라 고용 안정과 전환 관리의 문제로 받아들여지고 있음을 의미한다고 볼 수 있다.

제 4 장

AI 도입이 일터 내 불평등에 미치는 영향 : 접근성, 통제권, 그리고 고용 불안을 중심으로

제1절 들어가며 : AI 전환의 양면성과 불평등

본 장은 작업장 내 노동자의 AI 활용 경험과 일의 변화를 일반 사무관리직 노동자를 대상으로 한 설문조사 자료 분석을 통해 고찰한다. 특히 AI 기술의 확산이 가져온 업무 효율성 이면에 존재하는 계층별 격차와 심리적 불안, 그리고 조직적 차원의 불평등을 조명하는 것이 주요 목표이다. 구체적으로는, 500명의 사무/관리직 임금근로자를 대상으로 한 설문조사 데이터를 바탕으로, 일터 내 AI 도입이 상이한 노동자 집단에 어떠한 차별적 영향을 가져오고 있는지 기술하는 데 초점을 두었다. 우선 AI 활용 경험을 개관하고, 해당 경험이 초래하고 있는 일의 변화, 기회의 격차(접근성 불평등), 역량, 고용 불안 측면에서 나타나는 ‘불평등(Inequality)’의 양상을 실증적으로 파악한 후, 이러한 불평등을 완화하기 위한 정책 시사를 도출하고자 했다.

AI 기술의 비약적인 발전과 함께 다양한 산업과 노동 현장에서 AI 기술 도입이 빠르게 확산되고 있다. 육체적 반복 작업에 집중되어 있던 과거의 자동화 기술과 달리, 인간의 고유 영역으로 여겨져 왔던 인지능력을 모방할 수 있는 AI 기술의 등장은 제조업에서 서비스업에 이르기까지 광범위한 산업 분야로 확장되며 작업장 안팎을 가리지 않고 노동의 재편을 가져오

고 있다.

AI 기술이 기업의 일상 업무에 확산되고 있는 양상은 여러 통계에서 확인할 수 있다. 스탠퍼드 대학의 2025년 AI 인덱스 보고서에 따르면, 전 세계적으로 AI를 사용하는 조직의 비율이 2023년 55%에서 2024년 78%로 급증했으며, 국내 역시 기업의 55.7%가 이미 생성형 AI를 업무에 활용하고 있는 것으로 나타나, 국내의 AI 기술의 도입과 활용은 전 세계적인 추세인 것으로 나타났다(IDG Korea, 2025). 이러한 기업 차원의 AI 도입 증가는 노동시장에도 변화를 가져올 것으로 예측되고 있다. 한국은행에서 발간된 최근 조사 보고서는 2025년 국내 일자리 중 절반 이상이 AI 도입에 영향을 받을 수 있으며, 전체 근로자의 27%가 AI에 의해 대체되거나 소득이 감소할 위험에 처해 있는 것으로 분석하고 있다(오삼일 외, 2025). AI 기술은 일터에서의 업무 효율을 위한 도구의 역할을 넘어, 노동시장 전반의 구조와 고용 양상을 재편하는 주목할 만한 동인으로 작용하고 있음을 보여준다.

이처럼 AI 기술의 빠른 확산과 그로 인한 노동환경의 급격한 변화는 기술과 노동의 상호 의존적 관계를 어느 때보다 역동적이고 긴밀한 형태로 재편하고 있으며, 동시에 이 기술로 인한 불평등과 대량실업을 예견하는 기술결정론적 ‘노동의 위기론’이 끊임없이 대두되고 있다. 대량실업과 노동소멸이라는 디스토피아적 전망의 담론은 기술 발전에 따른 막을 수 없는 불가피한 결과로서 확산되고 있으며, 이러한 담론 확산은 AI 기술 개발을 주도하는 빅테크 기업들의 최근 행보를 통해 더욱 강화되고 있다. 막대한 자본을 투입하며 AI가 가져올 긍정적 미래를 약속했던 이들 기업이 역설적이게도 가장 먼저 노동력 감축에 나서고 있기 때문이다. 아마존 1만 4천 명, 마이크로소프트 1만 5천 명, 인텔 2만 2천 명 등 11월 기준으로 2025년 약 한 해 동안 주요 빅테크 기업에서 18만여 명이 해고되었다(정유진, 2025). 이 기업들은 구조조정의 명분으로 AI 부문 투자 비용 충당과 AI를 통한 업무 효율성 증가를 공식적으로 제시했다. 구조조정이 실제 AI 기술의 효율성 증가 때문인지는 분명하지 않다. 그러나 빅테크 기업들이 AI 기술로 노동을 대체하여 비용을 절감하고, 그 이윤을 다시 AI 기술 발전을 위한 투자에 재투입하는 순환 구조를 만들어내고 있다는 점은 명확하다. 이 과정에서 AI 기술은 인간 중심 기술의 긍정적 미래를 보여주기보다, 기업의 이윤과 노동자 해고를 연결하

는 촉매로 노동의 디스토피아적 미래 서사에 현실감을 불어넣고 있다.

AI로 인한 노동시장의 타격이 실제 가시화되는 위와 같은 상황뿐 아니라, 국가 간 패권 경쟁 및 성장 전략의 핵심 수단으로 AI가 부상하면서 이 기술이 노동시장과 사회에 미치는 영향에 대한 본격적인 논의는 상대적으로 주춤하는 경향이다. 기술을 채용하는 사회적 방향성과 이에 영향을 미칠 수 있는 거버넌스에 대한 적극적인 사회적 토론의 부재와 함께 발전 담론이 한층 가속화되고 있는 상황에서 AI 기술에 대한 사회적 조정의 여지는 한층 축소되고 있다.

이런 맥락에서 지금 현재 그리고 실제 조직과 그 조직에서 일하는 노동자들에게 AI가 어떻게 수용되고 그것이 어떤 결과를 낳고 있는지를 들여다보는 연구는 흔치 않다. AI는 한편 루틴한 일의 상당 부분을 대체해 일의 의미나 재미 등 노동의 내재적 속성과 판단 노동을 제고할 수 있지만, 다른 한편으로 일의 효율을 극대화하고 이를 효과적으로 모니터링함으로써 노동 강도를 높일 수도 있는 양날의 검이다. AI는 한편으로는 저숙련 노동자의 숙련을 제고하는 데 기여할 수 있지만, 이 기술에 대한 접근성이나 이해도, 숙련도에 개입하는 구조적 격차는 노동시장 불평등을 심화하는 요인이 될 수 있다.

기존 연구에서도 인공지능(AI) 기술은 생산성 향상의 도구인 동시에 노동시장의 구조적 불평등을 심화시킬 수 있는 요인으로 지목된다. 국제통화기금(IMF)과 전미경제연구소(NBER) 등 해외 주요 기관의 연구들은 AI가 가져올 거시적 생산성 향상의 이면에 숙련 편향성을 내포한 불평등 기제가 작동하고 있음을 경고한다. Acemoglu & Restrepo(2020) 등의 연구에 따르면, AI는 자동화를 통해 생산 비용을 낮추고 효율성을 높이지만, 이로 인해 창출되는 부가가치가 고숙련 노동자와 기술 자본가에게 집중되는 경향을 보인다. 최근 Brynjolfsson et al.(2025)의 실증 연구 역시 AI 도구가 저숙련 노동자의 성과를 보완하는 효과가 있음에도 불구하고, 장기적으로는 AI 활용 능력을 선점한 계층과 그렇지 못한 계층 간의 임금 및 고용 안정성 격차를 확대하여 노동 소득 분배율을 악화시킬 수 있음을 시사한다.

국내 연구도 이러한 기술적 충격이 한국 특유의 노동시장 이중구조와 결합하여 불평등을 심화시킬 가능성을 지적한다. 한국은행의 분석에 따르면, 의사나 변호사 등 고소득·고학력 전문직일수록 'AI 노출 지수'가 높게 나타

난다. 이는 AI가 고부가가치 직무의 성과를 좌우하는 핵심 변수로 대두되고 있음을 의미하며, 결과적으로 동일한 전문직 내에서도 AI 활용 여부에 따라 상당한 소득 격차가 발생할 수 있다는 점을 강조한다. 여러 국책 연구기관 또한 AI 도입이 기업의 생산성을 높이는 동시에, 이에 적응하지 못한 노동자를 배제하는 방식으로 고용 구조를 재편할 수 있다는 점을 들어 구조적 실업과 격차 확대를 우려한다.

한편, AI 도입이 노동자의 자율성을 침해하고 노동 강도를 강화하는 ‘알고리즘 관리(Algorithmic Management)’로 귀결될 위험성을 경고하며, 이것이 일터의 질을 결정적으로 하락시킬 수 있는 요인임을 지적하는 연구도 제출되어 왔다. 예컨대 Doellgast et al.(2025)은 AI가 단순히 업무를 효율화하는 것을 넘어, 성과 측정과 업무 지시의 자동화를 통해 노동자를 실시간으로 감시하고 통제하는 ‘디지털 테일러리즘’을 확산시킴으로써, 기술을 소유한 경영진과 통제받는 노동자 간의 권력 비대칭을 심화시킨다고 분석한다. 이는 AI 활용 능력이 임금 격차를 낳는다는 앞선 논의를 보완하며, 기술 도입 과정에서 노동자의 ‘집단지성 발언권(Collective Voice)’과 사회적 규제가 부재할 경우 기술 진보가 고용 불안정과 노동 환경의 악화와 연관된 구조적 불평등으로 고착화될 수 있음을 시사한다.

이렇듯 양면성을 지니고 있는 이 기술이 노동에 어떤 함의를 가져올지는 결국 기술 그 자체보다는 이 기술을 어떻게 수용할지에 대한 조직과 사회의 결정, 이에 영향을 미치는 공론적 지형과 정책이 더 중요하다고 할 수 있다.

이런 맥락에서 이 연구는 현재 급격히 확산되고 있는, 그러나 이를 제어할 사회적 공론화는 채 시작되기 이전에 있는 한국에서 인공지능 기술이 기업조직에서 일하는 일반 사무/관리직 노동자들에게 미치는 영향에 주목한다. 이들이 AI를 얼마나 활용하는지, 활용 능력, 활용방식, 그 결과는 어떤지를 분석한다. 특히, 접근성, 활용능력, 활용방식 등에 있어서 집단 간 격차, 즉 AI의 확산이 그려내고 있는 노동 불평등의 새로운 지형도는 어떤 모습인지에 분석의 초점을 맞춘다.

이번 실태조사 결과, AI를 사용하고 있는 노동자들의 이 기술이 일으키고 있는 일의 변화에 대한 체감이 상당 수준에 이르고 있다는 점을 발견할 수 있었다. 한편으로는 이 기술의 활용으로 일의 효율성과 밀도가 높아지고 참

여적 작업조직의 지평이 확대되는 양상도 확인할 수 있지만, 다른 한편으로는 이러한 변화가 고용 안정, 감시, 업무 강도 등에서 상당한 노동자들의 우려를 동반하고 있다는 점도 동시에 확인할 수 있었다. 또, 평균이 보여주는 현상의 이면에 노동자 범주별 경험에 상당한 격차가 발생하고 있다는 점 역시 관찰할 수 있었다.

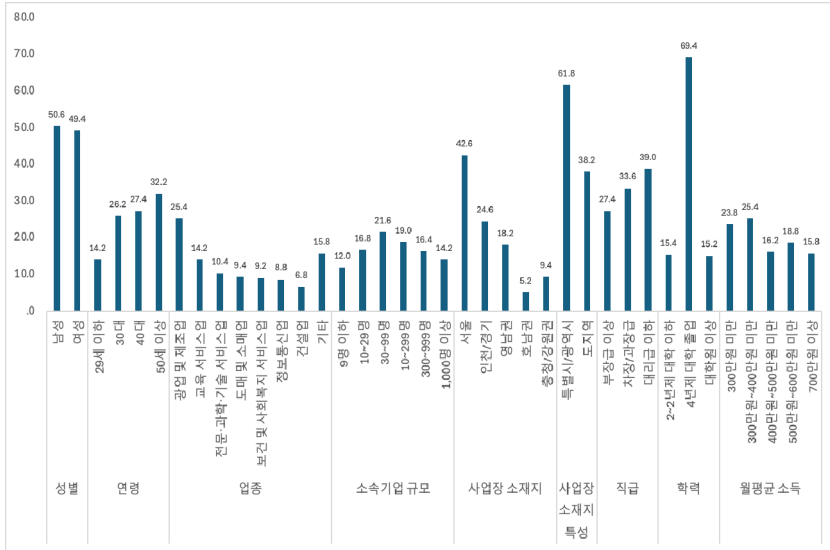
이번 분석 결과는 AI가 노동자 그리고 노동경험에 미치는 영향은 평균적 수준이 아니라 쪼개어 보아야 제대로 볼 수 있다는 점, 그리고 연관해 집단별 격차가 기술 때문에 새로 만들어지는 격차라기보다는 기존의 불평등 구조가 기술을 매개로 더 심화되는 양상이라는 점을 강하게 시사한다. 예를 들어, AI 도입으로 인한 실직과 같은 부정적 영향을 가장 크게 우려하는 집단은 일관되게 월 소득 300만 원 미만의 저소득층인 것으로 나타난다. 국제 통화기금(IMF) 등의 연구는 고소득 전문직이 AI 기술에 더 많이 '노출(Exposed)'되어 있다고 분석한 바 있지만, 실제 현장에서 가장 큰 불안에 노출되어 있을 뿐 아니라 AI로 인해 일하는 삶의 지속가능성에 가장 큰 물음표를 갖게 되는 집단은 이미 다중의 교차적 불평등을 품고 있는 저소득 노동자 집단이다. 이러한 발견은 기술만이 문제가 아니라는 점을 재차 강조하게 한다. 기존의 구조를 고치지 않고는 기술이 한층 심화시킬 불평등한 사회와 불평등한 노동시장을 피할 수 없다.

제2절 조사개요와 방법론

이번 연구의 조사 대상은 총 500명의 임금근로자 중 일반 관리 및 사무직종 종사자다. 조사는 리서치 전문 기관인 (주)아이알씨(IRC)가 보유한 패널을 활용해 2025년 11월 약 2주간 실시되었다. AI 도입이 개인의 업무와 조직 전반에 미치는 다양한 영향을 파악한다는 조사 목적을 충족하기 위해, 주요 설문 항목은 개인의 AI 활용 실태, 업무 및 일자리에 미치는 영향, 조직적 지원 및 환경, 팀 내 역동과 갈등, 그리고 AI 거버넌스 등 총 50여 개의 세부 항목을 포함하고 있다. 전체 문항에 응답하는 데 개인당 약 10~15분 정도

[그림 4-1] 응답자 분포

(단위 : %)



자료: 직장 내 AI 사용 경험에 관한 조사.

를 소요하도록 난이도와 문항을 조정하였다. 응답자 분포는 [그림 4-1]에 제시된 바와 같다.

조사 결과, 샘플의 성별 분포는 남성 50.6%, 여성 49.4%로 균형을 이루고 있다. 연령대별로는 50~60대 32.2%, 40대 27.4%, 30대 26.2%, 29세 이하 14.2% 순으로 분포했다. 학력별로는 4년제 대학 졸업자가 69.4%로 다수를, 대학원 재학 이상이 15.2%를 차지해, 본 조사가 주로 고학력 사무/관리직의 경험을 반영하고 있음을 알 수 있다. 소득 수준별로는 월평균 300만~400만 원 구간(25.4%)과 300만 원 미만 구간(23.8%)이 절반가량을 차지했으며, 700만 원 이상 고소득층은 15.8%였다. 기업 규모별 분포는 9인 이하 12%, 10~29인 16.8%, 30~99인 21.6% 및 100~299인 19.0%, 300~999인 16.4%, 1,000인 이상 14.2%다. 직업별로는 관리자가 17%, 일반 사무종사자가 83% 분포했다.¹⁾

1) 고용형태별로는 정규직이 90%를 차지하는데, 조사대상으로 한정된 사무/관리직군의 특성상 전체 노동시장에서 비정규직이 차지하는 비중에 비해 크게 낮다. 이번 분석에서 비정규직과 정규직 간의 차이는 주요하게 다루지 않았다.

본 장에서 시행될 분석은 심층적인 인과 추론보다는 현상의 경향을 파악하기 위한 기술 통계(Descriptive Statistics) 방법에 주로 의존했다. 이러한 방법론적 선택은 본 장의 목적이 가장 보편적인 직군인 일반 사무·관리직이 AI 도입과 활용을 어떻게 경험하고 인식하는지, 나아가 이러한 인식이 노동자 및 기업의 특성에 따라 어떻게 차별화되는지를 탐색적으로 규명하는데 있다는 데 따른 것이다.

제3절 사무/관리직 노동자의 AI 활용 경험과 효율

1. AI 사용 현황

조사 결과, 전체 응답자의 71.6%가 업무 수행 시 직접 AI를 사용하고 있다고 응답해, AI가 이미 일상적인 업무 도구로 자리 잡았음을 보여주었다. AI 활용은 이제 업무의 새로운 표준(New Normal)으로 부상했다고 볼 수 있다.

사용 빈도 역시 높은 수준이다. 업무에 AI를 활용하는 정도가 매일(22.6%) 혹은 하루에도 수회(8.8%)에 이르는 적극적 활용집단이 전체의 31.4%에 이르렀고, 생성형 AI(ChatGPT 등)를 업무에 '자주'(48%), '매우 자주'(21.0%) 등 상시적으로 사용하는 비율 역시 69%에 달했다.

〈표 4-1〉은 연령과 직무특성, 산업 등이 AI의 높은 활용도에 영향을 미치는 유의한 변수임을 보여준다. 이 중에서도 20대 젊은 연령대 사무직원은 타 연령대에 비해서 적극적 활용 집단에 속할 확률이 유의하게 그리고 현저하게 높다. 업무상 전방위적 사용은 30~40대에 두드러지지만, AI를 일상적인 도구로 빈번하게 사용하는 것은 디지털 네이티브인 20대 직원들에 집중되어 있다는 것을 볼 수 있다. 이 20대의 연령효과는 어떤 변수를 통제해도 일관되게 유의하다.

직무성격과 산업, 그리고 기업규모를 통제하기 전에는 연령 외에도 소득이 중요한 변수로 작용하는 것으로 보였으나, 통제 후에는 소득 효과가 사라졌다. 직무나 산업특성을 고려하지 않는다면, 이전 기술 분석에서 일에 직

〈표 4-1〉 하루 한 번 이상 AI를 사용하는 적극적 활용집단의 특성

		O.R.	S.E.	P>z	O.R.	S.E.	P>z	O.R.	S.E.	P>z
연령 (기준 : 20대)	30대	0.40	0.14	0.01	0.37	0.13	0.01	0.38	0.14	0.01
	40대	0.27	0.10	0.00	0.27	0.10	0.00	0.29	0.11	0.00
	50세+	0.27	0.10	0.00	0.28	0.11	0.00	0.30	0.12	0.00
임금 소득	300~400	1.73	0.55	0.09	1.59	0.52	0.15	1.63	0.55	0.15
	400~500	2.04	0.77	0.06	1.84	0.72	0.12	1.84	0.75	0.13
	500~700	1.93	0.78	0.11	1.67	0.69	0.22	1.69	0.74	0.23
	700+	2.46	1.08	0.04	1.94	0.88	0.15	1.95	0.96	0.17
성별	남성	0.75	0.17	0.19	0.74	0.17	0.19	0.74	0.17	0.19
교육	4년제대졸	1.10	0.33	0.76	1.08	0.33	0.80	1.09	0.34	0.79
	대학원 이상	0.92	0.35	0.82	0.86	0.35	0.71	0.86	0.35	0.71
직급	차/과장급	0.82	0.27	0.55	0.90	0.30	0.76	1.00	0.35	0.99
	대리급 이하	0.65	0.26	0.28	0.68	0.28	0.36	0.74	0.32	0.48
직무 성격	반복적				1.16	0.37	0.63	1.23	0.40	0.51
	높은 관계성				2.04	0.43	0.00	2.09	0.45	0.00
	전문/기획				1.58	0.34	0.03	1.58	0.35	0.04
산업	통신/전문 과학기술							1.86	0.47	0.01
기업 규모 (1,000 +)	9인 이하							1.11	0.48	0.81
	10~29인							0.81	0.32	0.60
	30~99인							1.12	0.39	0.75
	100~299인							0.67	0.24	0.27
	300~999인							0.83	0.31	0.61

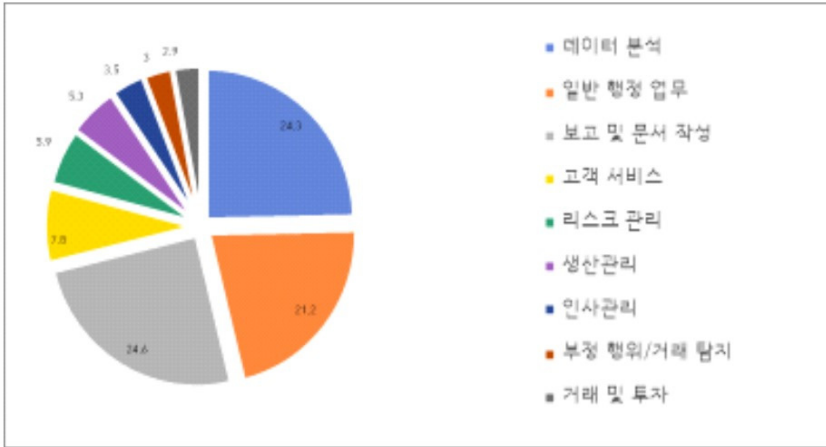
자료: 직장 내 AI 사용 경험에 관한 조사.

집 AI를 사용하는 경우 자체는 저소득층에서 높게 나타날 수 있지만, 매일 집중적으로 AI를 사용하는 사람들은 고소득 구간에 포진해 있다는 것을 보여준다.

산업적으로는 전문서비스업에 속한 사무전문직이 적극적 활용집단에 속할 확률이 유의하게 높고, 직무특성으로는 비정형적 업무, 대외 및 협력 관계가 많은 업무를 하는 사무전문직이 그러할 확률이 높다. 반면, 성별, 기업 규모, 직급, 학력 등은 헤비 유저 여부에 유의한 영향을 주지 않는 것으로 나타났다. AI확산 초기 단계인 현재, 이 기술의 가장 적극적인 사용자는 청년 전문직에 포진되어 있다고 요약할 수 있다.

[그림 4-2] 회사 차원에서 AI를 활용하는 업무 분야

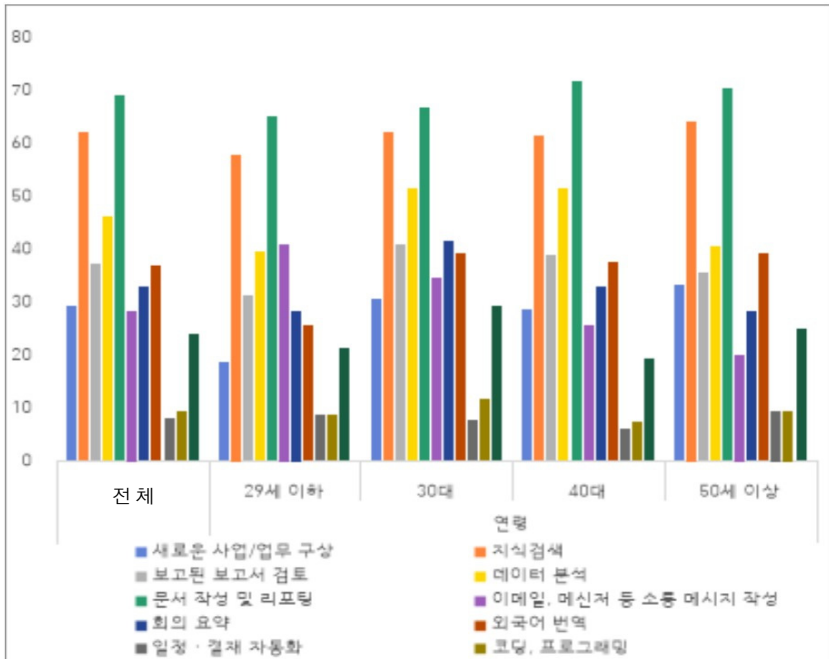
(단위 : %)



자료: 직장 내 AI 사용 경험에 관한 조사.

[그림 4-3] 개인이 AI를 활용하는 업무 분야

(단위 : %)



자료: 직장 내 AI 사용 경험에 관한 조사.

한편, 500명의 전체 응답자 중 활용 비율로 볼 때 AI가 빈번하게 사용되는 용도는 주로 문서 작성 및 리포팅(68.8%), 지식 검색(61.8%), 데이터분석(46.0%), 번역(36.6%), 보고된 보고서 검토(37.0%), 회의 요약(32.8%) 등으로 나타났다. 이는 소속 기업이 AI를 주로 활용하는 분야와도 관련된다. 위의 [그림 4-2]와 같이 기업 차원의 AI 활용 업무 분야가 데이터 분석과 일반행정 업무, 보고 및 문서 작업에 80% 가까이 쏠려 있는 것을 볼 수 있고, 응답자 개인의 AI 활용도 이에 연동될 수밖에 없기 때문이다. 이로써 AI는 정보 수집 및 처리, 문서화에 관한 행정실무의 핵심 영역을 이미 전반적으로 대체·보완하고 있음을 확인할 수 있다.

그러나 이 밖에도 새로운 사업/업무 구상이나 콘텐츠 제작 등 루틴을 벗어나 비정형의 인지를 요하는 기획, 창작형 과업에도 AI의 도움을 받는 경우가 23.8%로 적지 않다는 것을 관찰할 수 있다. 29세 이하 젊은 직원의 경우 주로 문서작성 및 리포팅(64.8%)과 지식검색(57.7%), 회의 요약(41.2%) 등 주로 지원성 업무에 AI 활용이 집중되어 있는 반면, 조직의 중추를 이루는 30~40대는 새로운 사업/업무 구상(30%), 지식검색(61%), 보고서 검토(40%), 문서작성 및 리포팅(68%) 등 행정지원에서 기획에 이르기까지 업무의 전 영역에 걸쳐 가장 활발하게 AI를 활용하는 그룹으로 나타났다.

가. 보편적 AI 활용의 이면

앞에서 전체 응답자의 71.6%가 업무 수행 시 AI를 직접 사용한다고 했는데, 이렇듯 높은 활용도의 이면을 조금 더 들여다보면 기업 규모, 성별, 업종에 따라 활용 방식과 지원 환경이 갈리는 것을 확인할 수 있다.

흥미로운 점은 AI 직접 사용 비율에 있어 여성(76.9%)이 남성(67.1%)을 앞서고, 교육 서비스업(85.5%) 및 보건/복지 서비스업(85.2%) 등에서 높은 비중의 노동자가 AI를 사용한다는 사실이다. 반면, 보건/복지 서비스업은 직접 사용 비율은 높지만, AI 사용을 위한 회사지원이 전혀 미비하다고 답한 응답자가 평균에 비해 한층 높다. 업무수행과 관련해 생성형 AI를 자주 혹은 매우 자주 사용한다는 응답 역시 69.6%로 전체 평균 69%에 비해 낮지 않다. 해당 직군에 집중된 행정 서류 작업이나 반복 업무의 효율을 높이기 위해,

조직의 지원 부재 속에 노동자 개인이 사용하는 경우가 주를 이루고 있음을 시사한다. 이런 경향은 소득별 집단에도 적용된다. 월 소득 300만 원 미만 집단(81.0%)이 700만 원 이상 고소득 집단(61.2%)보다 직접 사용 비율이 높다. 이는 저소득/하위 직급 사무 노동자들이 인력의 부족 속에 루틴 업무의 효율화를 위해 무료로도 사용할 수 있는 범용 생성형 AI를 개별적으로 활용하는 비중이 높은 반면, 고소득/관리자급은 의사결정 위주의 업무를 수행하거나 보안 규정이 엄격한 대기업에 속해 있어 직접 활용도가 상대적으로 낮게 나타난 것으로 풀이된다.

나. 규모가 만들어내는 접근성의 디바이드

AI를 의무적으로 사용하도록 하는 기업은 1.6%에 불과했지만, 4분의 1에 해당하는 기업은 사용을 권장하는 것으로 나타났다.²⁾ 대다수 기업은 사용을 개인 선택에 맡겨 실질적으로 사용을 허용하거나(58%) 명확한 방침이 없는(13.4%) 경우에 속하는데, 후자는 주로 소규모 기업(예를 들어 9인 이하 26.7%)에 쏠려 있다. 1,000인 이상의 대규모 기업에서 이런 경우는 7%에 불과했고, 이들 기업에서는 32.4%가 사용을 권장하거나, 53.5%가 사용을 허용하고 있다. 이 제도화 정도는 AI 활용에 대한 지원과도 연결된다.

〈표 4-2〉 구성원의 AI 활용에 '지원 없음' 조직의 규모별 분포

(단위: 개, %)

		사례수		지원 없음	
		N	N	N	%
전 체		500	261	(52.2)	
소속기업 규모	9인 이하	60	49	(81.7)	
	10~29인	84	56	(66.7)	
	30~99인	108	56	(51.9)	
	100~299인	95	43	(45.3)	
	300~999인	82	37	(45.1)	
	1,000인 이상	71	20	(28.2)	

자료: 직장 내 AI 사용 경험에 관한 조사.

2) AI 사용을 금지하는 기업은 조사대상에 포함시키지 않았는데, 해당 필터링 과정에서 이런 금지 경우는 거의 발견되지 않았다.

실제 노동자의 기술 접근성에 결정적으로 영향을 미칠 수 있는 ‘조직적 지원’의 유무는 기업 규모별로 상당한 차이를 보인다. 전체 응답자의 과반 정도에 해당하는 52.2%가 회사로부터 어떠한 지원도 받지 못하고 있는데, 이 비율은 기업 규모에 따라 상당한 차이를 보인다. <표 4-2>에서 종사자 1,000인 이상 대기업은 ‘지원 없음’ 비율이 28.2%에 불과해 10명 중 7명이 비용이나 교육 혜택을 누리는 반면, 9인 이하 소기업은 무려 81.7%가 아무런 지원을 받지 못하고 있다.

개인 구성원의 소득으로 보더라도 300만 원 미만의 저소득 노동자의 경우는 63.9%가 조직의 지원 없음 상황에 있는 데 반해, 700만 원 이상의 소득이 있는 노동자는 그보다 한층 낮은 비율인 43%가 조직의 지원 밖에 있다.

<표 4-3> 구성원의 AI 활용에 ‘지원 없음’ 조직의 구성원 소득 분포

(단위 : 개, %)

		사례수		지원 없음	
		N	N	%	
전 체		500	261	(52.2)	
월평균 소득	300만 원 미만	119	76	(63.9)	
	300만~400만 원 미만	127	67	(52.8)	
	400만~500만 원 미만	81	43	(53.1)	
	500만~700만 원 미만	94	41	(43.6)	
	700만 원 이상	79	34	(43.0)	

자료 : 직장 내 AI 사용 경험에 관한 조사.

<표 4-4> AI 서비스 활용에 대한 회사 지원 방식

(단위 : 개, %)

		개인 구독 일부 지원	개인 구독 전비용지원	팀구독 비용 지원	조직 전체 구독	내재화된 AI서비스
소속 기업 규모	9인 이하	3.3	6.7	5	3.3	0
	10~29인	9.5	4.8	8.3	11.9	1.2
	30~99인	12	13	13.9	12	5.6
	100~299인	16.8	11.6	22.1	11.6	6.3
	300~999인	17.1	7.3	23.2	14.6	3.7
	1,000인~	15.5	16.9	19.7	28.2	21.1

자료 : 직장 내 AI 사용 경험에 관한 조사.

한편, 기술을 쓸 수 있도록 조직이 지원하는 경우 대개는 팀이나 개인에게 범용 AI도구 사용을 위한 비용을 제공하고 있는데, <표 4-4>에서 보듯이 역시 기업규모별 지원 방식과 지원 정도의 규모별 격차가 뚜렷하다. 특히 9인 이하의 소규모 기업과 1,000인 이상의 기업의 격차는 극명하다. 1,000인 이상 기업의 경우 28.2%가 회사 전체 구성원을 위한 조직 구독을 하고 있고, 21.1%는 (평균 6.2%) 회사 업무시스템에 내재화된 AI서비스를 활용하도록 함으로써, 그 구성원은 범용 서비스의 제약으로부터 자유로운 AI 활용이 가능하다. 또 회사 업무 시스템에 AI를 내재화한 상당수의 기업은 회사 전체 구성원에 범용 프로그램 구독서비스를 제공하고 있다. 이런 차이는 단순히 조직의 효율성에 영향을 미치는 것에 국한되지 않는다.

범용 생성형 AI성능은 무료와 유료 간에 상당히 차이가 있고, 각 조직의 요구에 맞춤형으로 내재화된 AI는 컴퓨터 프로그램/앱 간의 소통과 정보를 교환할 수 있도록 연결하는 API를 최적화함으로써 업무 효율뿐 아니라 사용자의 경험을 한 단계 높일 수 있다. 조직 구성원이 어떤 도구(AI)에 노출되고 훈련받느냐는 중장기적으로 숙련의 경로 의존성을 발생시킬 수 있고, 이는 시장 적응력 격차를 초래할 개연성이 높다.

우선 내재화된 AI 시스템 사용자(API 연동형)는 사내 데이터와 워크플로우가 촘촘히 연결된 환경에서 '편의성'과 '자동화'를 경험한다. 이들은 버튼 하나로 완벽한 보고서를 생성하는 등 압도적인 내부 효율성을 달성하지만, 이는 양날의 검이다. AI를 다루는 본질적 역량(Prompting)보다는 '회사의 시스템을 쓰는 법'이라는 기업 특수적 시스템과 숙련에 고착될 수 있기 때문이다. 이 경우 시스템의 자동화 수준이 높아질수록 인간의 개입 여지는 줄어들어 탈숙련(Deskilling)과 숙련의 고립화가 진행될 위험이 크며, 해당 시스템이 부재한 외부 노동시장에서는 적응력을 잃을 가능성이 높다.

한편, 유료 범용 AI 사용자는 시스템의 지원 없이 최신 모델의 추론 능력을 활용하며 주도성과 문제 해결력을 훈련할 수 있다. 이들은 데이터를 직접 가공하고 프롬프트를 설계하는 과정에서 AI와 치열하게 소통하는 HAIC(Human-AI Collaboration) 역량을 체화한다. 단기적인 번거로움은 있지만, 이러한 경험은 범용적 AI 리터러시를 높여 노동시장에서 선호하는 높은 적응력을 확보하게 된다.

마지막으로, '무료 범용 AI 사용자'는 성능이 제한적인 모델을 단순 번역이나 작문 등 '보조적 용도'로만 활용하며 정체된 상태에 머물 수 있다. 이들은 AI의 성능 한계나 환각 현상을 기술 전체의 한계로 오인하여 기술 수용에 소극적인 태도를 보일 수도 있다. 결과적으로 고도화된 AI 에이전트가 도입되는 기술 변곡점에서 적용에 실패하여 도태되거나 심화되는 AI격차의 하단으로 밀려날 위험을 지니고 있다.

한편, 이러한 격차는 뒤에 살펴볼 조직 제공의 교육 기회에서 더욱 벌어질 수 있다. 지난 1년간 사내 AI 교육을 경험한 비율은 대기업 재직자가 33.8%에 달한 반면, 소기업 재직자는 6.7%에 그쳤다. 이는 소규모 기업 근로자들이 업무 효율을 위해 AI를 써야 한다는 압박 속에서, 학습 비용과 시간을 온전히 개인이 부담해야 하는 '이중의 격차'에 처해 있음을 보여준다.

다. 성별 및 업종별 사각지대 : 활용은 하되 지원은 없다

지원 체계의 불균형은 젠더와 산업별로도 뚜렷하게 관측된다. AI를 더 많이 사용하는 여성 노동자들이 오히려 지원에서는 소외되는 현상이 나타난다. 회사로부터 지원을 받지 못한다는 응답은 여성(58.3%)이 남성(46.2%)보다 12.1%p나 높았는데, 이는 여성이 다수 종사하는 직무나 산업군, 기업특성과 관련될 것으로 생각할 수 있다. 즉 이 부문에서 AI 투자는 우선순위에 밀려나 있을 가능성이 크다. 업종별로도 IT 기술과 밀접한 정보통신업은 지원 없음 비율이 40.9%로 가장 낮아 제도적 지원이 활발한 반면, 개인 활용률이 높았던 보건/복지 서비스업은 67.4%가 지원을 받지 못하는 것으로 나타났다. 돌봄이나 서비스 영역에서 디지털 전환 비용이 개별 노동자에게 전가되는 양상이 보편적이라는 점을 의미한다.

종합하면, 현재의 AI 확산 양상은 '대기업·남성·고소득·IT직군'을 중심으로 한 '조직/제도적 수용'과, '소기업·여성·저소득·서비스직군'을 중심으로 한 '개인/각자도생형 수용'으로 분절되고 있다. 이러한 디지털 디바이드는 단순히 현재의 기술 활용의 차이와 생산성 차이를 넘어선다. 향후 AI 활용 역량이 임금과 고용 안정성을 결정짓는 핵심 변수가 될 때, 현재의 지원과 활용 격차가 가져올 성과와 역량의 격차는 현재 노동시장의 불평등을

한층 더 심화시키는 중요한 고리가 될 수 있다.

2. 업무 효율의 비약적 증가: 속도와 품질의 향상

AI 도입의 가장 즉각적이고 가시적인 효과는 업무 생산성의 향상으로 나타났다. 노동자들은 AI를 통해 더 빨리, 더 질 좋은 결과물을 만들어내고 있다.

전체 응답자의 과반인 63.0%가 “AI 사용 이후 전반적인 업무 처리 속도가 빨라졌다”고 응답했다. 또, 응답자의 45.8%는 “업무 결과물의 품질이 높아졌다”고 평가했으며, 45.6%는 “업무상 더 나은 의사결정을 내릴 수 있게 되었다”고 답해, AI가 단순 속도뿐만 아니라 업무의 질적 고도화에도 기여하고 있음을 보여주었다.

또, AI가 단순 반복 업무를 처리해줌으로써 “핵심 업무에 더 집중하게 되었다”는 응답도 41.0%에 달해, 노동의 질적 전환 가능성, 사무관리직 노동자들이 일과 맺는 관계에 상당한 변화가 진행되고 있음을 시사했다.

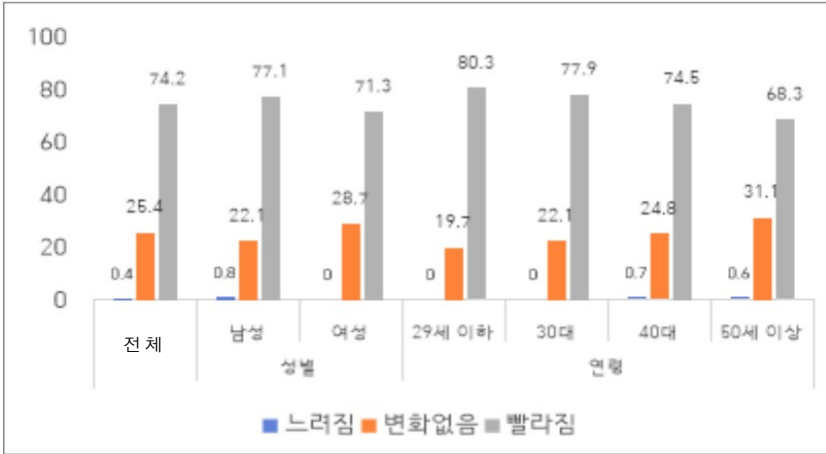
가. 세대와 직급에 따른 효율성 분화: ‘빠른 손’의 청년, ‘깊은 눈’의 중년

AI 도입이 가져온 업무 효율의 변화는 크게 ‘속도(Speed)’와 ‘품질(Quality)’이라는 두 가지 차원에서 세대별로 뚜렷하게 분화된다. 우선, 전체 응답자의 70.4%가 체감한 ‘업무 속도의 향상’은 청년층과 고학력자의 전유물에 가까웠다. 디지털 네이티브인 29세 이하 청년층은 무려 80.3%가 속도 향상을 경험해 전 연령대 중 가장 높은 수치를 기록했으며, 대학원 졸업 이상 고학력자(77.7%) 역시 평균을 크게 상회했다. 이는 이들이 AI 툴을 활용해 단순 작업이나 정보 처리 시간을 획기적으로 단축하고 있음을 보여준다.

반면, ‘결과물의 품질 향상(67.0%)’과 ‘핵심 업무 집중(49.8%)’ 측면에서는 실무의 허리인 3040세대와 관리자급의 효능감이 두드러졌다. 업무 속도는 20대가 가장 빨랐지만, 결과물의 품질 향상은 40대(67.9%), 50대(68.9%)와 차장급 이상 관리자(73.2%)에서 가장 높게 나타났다. 이는 풍부한 도메인 지식을 갖춘 중간 관리자급이 AI를 단순 도구가 아닌, 초안을 검증하고 완성도를 높이는 ‘참모’로서 활용하고 있음을 시사한다.

[그림 4-4] AI 사용 이후 전반적인 업무 처리 속도 변화

(단위 : %)



자료: 직장 내 AI 사용 경험에 관한 조사.

한편, 실무 부하가 가장 높은 30대(54.2%)는 다른 연령대에 비해 잡무를 줄이고 본질적 업무에 집중하는 데 AI를 가장 적극적으로 활용하며 업무 프로세스를 재편하고 있었다.

나. 기업 규모별 효율성의 역설 : '생존형 효율'의 극대화

기업 규모별 분석에서는 '대기업이 효율적일 것'이라는 통념을 재고하게 하는 결과도 있었다. 가장 높은 비중의 노동자가 업무 효율 향상을 체감하고 있는 부문은 9명 이하의 소기업이었다. 소기업 재직자의 76.7%가 속도 향상을 경험해 모든 기업 규모 중 가장 높은 수치를 기록했다. 이는 만성적인 인력 부족에 시달리는 소기업 현장에서 AI가 1인 다역을 수행하며 생존을 위한 필수 도구로 기능하고 있을 가능성을 의미한다. 특히 기술변화와 함께 시장 경쟁이 강화되면서 업무 속도 효율화에 대한 압박은 소기업에서 더 커졌을 개연성도 있다. 그러나 품질향상에 대한 체감이나 업무의 집중도 제고에 대한 체감은 이들 소규모 기업에서 다른 규모 기업에 비해 눈에 띄게 낮았다(품질향상 경험은 61.7%로, 평균 67%에 비해 낮은 편).

반면, 1,000인 이상 대기업은 속도(71.9%) 측면에서 다른 규모에 비해 상

대적으로 다소 낮은 비중의 노동자들이 효능감을 경험했지만, 핵심 업무에 집중(53.5%)하게 되었다는 구성원 비중은 다른 규모에 비해 상대적으로 높았다. 대기업 특유의 세분화된 업무 분장과 내부 보안 규정 등이 AI 도입에 따른 개인의 효율성 체감을 제한하고 있지만, 루틴한 업무를 줄여 핵심업무에 더 집중하게 하는 효과는 대기업 부문에서 더 강하게 나타났다고 할 수 있다.

종합하면, AI 활용의 성과는 20대의 속도 혁신과 3040세대의 품질 고도화로 요약된다. 주목할 점은 소기업 노동자들의 상황이다. 앞선 분석에서 이들은 회사의 지원을 거의 받지 못하는 것(지원 없음 81.7%)으로 나타났으나, 그럼에도 불구하고 AI도구를 통해 업무 속도를 강화하고 있다. 체계화된 시스템적 접근보다 노동자 개인의 자구적 노력에 의존하고 있는 소기업에서의 AI 확산의 성과는 품질보다는 속도에 치중되고 있는 양상이다.

3. 주관적 인식의 명암 : ‘재미’와 ‘부담/통제’의 공존

AI는 노동자들에게 ‘일의 재미’와 ‘몰입’이라는 긍정적 경험을 제공하지만, ‘검증의 부담’과 ‘노동 강도 강화’라는 부정적 압박을 동시에 가하고 있다.

노동자들은 AI를 통해 업무의 새로운 가능성을 발견하고 있는데 응답자의 30.8%가 “AI 사용 이후 일이 더 재미있어졌다”고 응답했다. 몰입도 증가도 관찰된다. “업무에 몰입해 시간이 금방 간다”는 응답이 절반에 가까운 42.6%에 달했으며, “어려운 과제를 해낼 수 있다는 자신감이 든다”는 응답도 54.6%로 나타나, AI가 상당수 일반 사무/관리직에게 효능감을 높이는 도구로 작동하고 있음을 확인했다.

반면, 효율성과 재미의 이면에 새로운 형태의 노동 부담도 부상하고 있다.

응답자의 39.4%는 “AI가 생성한 결과물을 검증하고 수정하는 부담으로 인해 오히려 일이 늘어났다”고 응답했다. 기대치와 할당량의 상승에 대한 인식도 상당했다. AI로 인해 업무 속도가 빨라지면서, 조직의 요구 수준도 높아졌다는 의미다. 36.8%는 “속도와 마감에 대한 조직의 기대치가 높아졌다”고 느꼈으며, 33.6%는 “조직이 내게 더 많은 일을 할당한다”고 인식했다.

이는 AI가 창출한 여유 시간이 ‘더 많은 노동’으로 채워지는 ‘노동 강화’ 역시 진행되고 있음을 시사한다.

한편, 노동 통제 측면에서도 우려가 제기되었다. 응답자의 30.4%는 “AI가 나의 업무 성과를 세밀하게 평가/감시하는 느낌”이라고 답했으며, 34.6%는 오히려 업무 과정이 표준화되어 자율성이 줄어들었다고 느꼈다. 이는 AI가 ‘디지털 관리자’로서 노동 과정을 통제하는 경향과도 연결되고 있다는 점을 보여준다.

한편, 이러한 평균적 기술은 AI가 변화시키고 있는 일의 풍경을 일부만 포착할 뿐이다. 집단별 편차가 여전히 유의하게 존재하기 때문이다.

가. 재미의 계층화 : AI는 잡크래프팅의 도구인가, 스트레스의 원천인가?

AI 도입이 업무의 재미와 몰입도를 높였다는 긍정적인 반응은 존재하지만, 이는 계층에 따라 엇갈린다. “일이 더 재미있어졌다”는 응답의 비중은 부장급 이상(51.8%)과 50세 이상(46.6%)에서 높았던 반면, 29세 이하 청년층(35.2%)과 대리급 이하(41.0%)에서는 상대적으로 낮았다. 이러한 격차는 잡크래프팅 가능성의 차이로 해석된다. 재량권이 큰 고연차·관리자급에게 AI는 지루한 반복 업무를 제거하고 창의적 과업에 집중하게 해주는 유용한 자원으로 작용하여 직무 만족도를 높이는 데 기여하는 것으로 보인다. 반면, 업무 장악력이 낮고 자율성을 발휘할 여지가 적은 저연차 노동자에게 AI가 재미로 인식되는 비중이 높지 않았다. 오히려 새로운 기술을 익혀야 한다는 압박이자, 자신의 미숙련을 대체할지도 모른다는 위협인 ‘테크노스트레스(Technostress)’의 요인으로 작용하며 몰입과 흥미가 저하되는 경향이다.

나. 효율성의 역설 : 노동의 양은 줄었으나 ‘밀도(Density)’는 높아졌다

가장 모순적인 결과는 업무량과 노동 강도에서 나타난다. AI 도입 후 “전체적인 업무량이 줄었다”는 응답(27.6%)이 “늘었다”(7.4%)보다 높아, 표면적으로는 AI가 노동 시간을 단축시켜 주는 것처럼 보인다. 그러나 “속도와 마감기한에 대한 조직의 기대치가 높아졌다”는 응답이 36.8%에 달해, 실질적

인 노동 강도는 오히려 강화되고 있을 개연성을 보여준다. 이는 기술이 창출한 여유 시간을 휴식이 아닌 더 많은 성과 창출로 채워 넣는 '노동 밀도 강화(Labor Intensification)' 현상이다. 특히 실무의 핵심인 3040세대와 1,000인 이상 대기업(43.7%)에서 마감 압박과 할당량 증가(대기업 41.4%)를 경험한 비중이 높다. 이는 대기업들이 AI를 통한 생산성 향상분을 즉각적인 성과 목표 상향으로 환원하고 있음을 시사한다. 이는 제번스의 역설(Jevons paradox)이 작업 조직에 적용된 사례로, 효율성이 높아질수록 노동에 대한 수요(압박)가 오히려 증가하는 현상을 보여준다.

다. 디지털 테일러리즘 : 표준화된 자율성과 감시의 내면화

AI 도입은 업무 프로세스를 효율화하지만, 그 과정에서 '디지털 테일러리즘(Digital Taylorism)'이 확산되며 개인의 자율성을 침해하는 경향을 보인다. 응답자의 35.2%는 "업무 내용이 세분화·표준화되어 자율성이 줄었다"고 답했는데, 흥미로운 점은 조직의 허리로서 가장 주도적으로 일해야 할 30대(42.0%)에서 자율성 상실을 느끼는 비중이 가장 높다는 것이다. 이는 AI 알고리즘이 제시하는 최적의 프로세스가 중간 숙련자의 재량권을 축소시키는 경향이 있음을 함의한다. 또한, "AI가 나를 평가·감시하는 느낌이다"라는 응답(21.0%)이 젊은 노동자 계층(29세 이하 22.5%)과 데이터 기반 성과 관리가 용이한 금융/IT 산업군에서 높게 나타나고 있다. '알고리즘적 통제(Algorithmic Control)'에 대한 불안을 반영한다. Kellogg et al.(2020) 등의 연구가 지적했듯, 알고리즘에 의한 실시간 성과 측정은 노동자에게 '보이지 않는 파놉티콘'으로 작용하여 심리적 위축을 초래할 수 있다.

종합하면, 현재의 AI 확산은 관리자급에게는 '재미와 혁신의 도구'로 기능할 가능성이 상대적으로 높지만, 3040 실무자에게는 '더 빨리 더 많이 처리해야 하는 가속 페달'로, 20대 주니어에게는 '자율성을 잃고 감시받는 통제 장치'로 작용하는 다층적 양상을 보인다. 특히 대기업과 고부가가치 산업군을 중심으로 '노동의 밀도'가 급격히 강화되고 있어, 기술 도입이 구성원의 번아웃(Burnout)으로 이어지지 않도록 적정한 업무량 재설계와 주니어 계층의 자율성 보호 장치 마련이 필요하다.

라. AI의 양면적 효과에 대한 종합 분석

아래는 AI 사용 이후 결과물의 품질, 업무 몰입, 새 아이디어/개선 시도, 업무상 더 나은 결정, 어려운 과제에 대한 자신감, 핵심업무 집중, 일의 재미, 경력과 성장에 대한 자신감 등 일을 하는 데 있어서 개인적 변화를 종합해 긍정적 변화라는 변수를 만들고, 해당 변화에 영향을 미친 변수를 살펴본 것이다.

그 결과, 사무/관리직 노동자들이 AI 사용 이후 일을 더 긍정적으로 느끼는 데는 맡고 있는 직무와 산업적 특성이 작용하는 것으로 나타났다. 루틴한 업무를 하고 있는 노동자들의 경우 해당 변화를 유의하게 경험하지 못한 데 비해, 조직 내외부적으로 관계 및 협력에 기반한 일의 성격이 두드러진다가 나 혹은 전문성과 기획력, 문제해결력을 두드러지게 요하는 일을 하는 경우 AI도입 후 대체로 긍정적인 경험을 할 개연성이 유의하게 높았다. 또 업무에 AI 활용빈도가 하루 한 번 이상으로 높을 경우에도 긍정적 경험을 할 가능성이 유의하게 높았다.

〈표 4-5〉 업무에 AI를 도입한 이후 일의 긍정적인 변화를 경험하는 데 작용한 요인

		coeff.	S.E.	P>t
연령 (기준 : 20대)	30대	-0.009	0.692	0.989
	40대	0.925	0.728	0.205
	50세+	1.578	0.764	0.040
고소득	700+	0.605	0.551	0.273
성별	남성	0.295	0.443	0.506
직급	차/과장급	1.801	0.661	0.007
	대리급 이하	1.925	0.764	0.012
직무성격	반복적	1.086	0.640	0.100
	높은 관계성	1.106	0.425	0.009
	전문/기획	1.548	0.434	0.000
산업 AI 활용 빈도	통신/전문과학기술	0.986	0.509	0.053
	heavy user	1.098	0.440	0.012
기업규모 (9인 이하)	10~29인 이하	0.227	0.745	0.761
	30~99인	-0.134	0.712	0.850
	100~299인	-0.224	0.738	0.761
	300~999인	-0.292	0.760	0.701
	1,000인+	0.062	0.809	0.939

자료 : 직장 내 AI 사용 경험에 관한 조사.

이런 분석 결과는 AI 활용의 가치가 증강(Augmentation)에 있음을 시사하는 것이다. AI는 단순 반복 업무를 대체할 때보다, 복잡한 기획이나 문제 해결을 돕는 '지적 파트너(Intellectual Partner)'로 활용될 때 구성원의 몰입과 성장을 이끌어 냈다고 해석할 수 있기 때문이다. 즉, AI 도입의 목표는 단순한 인력 감축이 아니라, 노동자가 더 가치 있는 과업에 집중할 수 있도록 돕는 직무의 고도화에 있어야 한다는 함의와도 연결된다.

이러한 효능감이 경영진보다는 중간관리자(조직의 허리) 혹은 실무 계층에서 뚜렷했다는 점을 살펴볼 수 있는데, 아이디어를 구체화하고 조율하는 과정에서 실행의 병목을 경험하던 이들에게, AI는 서류작업의 부담을 덜어주고 업무 장악력을 되찾아주는 도구가 될 수 있기 때문이다.

한편, <표 4-6>은 <표 4-5>와 같이 업무에 AI를 도입한 이후 1) 마감기한에 대한 압박이 커짐, 2) 조직이 내게 더 많은 일을 부과함, 3) 새 기술에 숙달되는 데 걸리는 시간이 부담, 4) AI 도구가 만든 결과에 대한 검증부담이 노동시간을 연장, 5) 스스로 더 많은 일을 처리해야 한다는 자기 검열이 강해짐, 6) 업무내용이 세분화, 표준화되어 자율성 축소, 7) AI가 업무성과를

<표 4-6> 업무에 AI를 도입한 이후 일의 부정적 변화를 경험하는 데 작용한 요인

		coeff.	S.E.	P>t
연령 (기준: 20대)	30대	0.105	0.053	0.05
	40대	0.157	0.055	0.01
	50세+	0.184	0.058	0.00
고소득	700+	-0.047	0.042	0.26
성별	남성	0.028	0.034	0.40
	헤비유저	0.069	0.033	0.04
직급	차/과장급	0.043	0.050	0.39
	대리급이하	0.090	0.058	0.12
직무성격	반복적	-0.094	0.049	0.06
	높은 관계성	-0.059	0.032	0.07
	전문/기획	0.050	0.033	0.13
산업	통신/전문과학기술	0.025	0.039	0.52
기업규모 (1,000+)	9인 이하	0.002	0.057	0.97
	10~29인	0.014	0.054	0.79
	30~99인	-0.017	0.056	0.76
	100~299인	0.013	0.058	0.82
	300~999인	0.017	0.061	0.78

자료: 직장 내 AI 사용 경험에 관한 조사.

세밀히 평가, 감시하는 것 같다는 등의 느낌을 부정적 변화로 종합하고 그 영향요인을 탐색한 회귀분석이다.

분석 결과, 남성일수록, 20대에 비해 30대, 40대, 50대일수록, AI를 더 빈번하게 사용할수록 부정적인 경험이나 인식을 할 개연성이 유의하게 더 높은 것으로 나타났다. 반면, 중복된 업무의 비중이 높을 경우, 그리고 조직 내 외부 관계에 기반한 일을 할 경우 이런 부정적인 경험의 개연성은 유의하게 낮은 것으로 분석되었다.

이는 AI 도입이 조직의 중추 계층에게 '노동 밀도의 강화와 디지털 테일러리즘(Digital Taylorism)'이라는 역설적 결과를 초래할 수도 있음을 시사한다. 남성, 30~50대 중견 실무자, 그리고 고빈도 사용자(Heavy User)일수록 마감 압박, 감시 불안, 자율성 축소 등 부정적 경험을 유의하게 더 많이 느낀다는 사실은, AI가 가져온 생산성 향상이 노동자에게 여유를 제공하기보다 '더 높은 성과 목표'와 '자기 검열'로 전이되고 있음을 암시한다. 즉, 조직 내에서 성과 책임을 가장 무겁게 짐과 동시에 기술을 가장 적극적으로 수용하는 이들이, 오히려 '효율성의 함정'에 빠져 과도한 속도전과 결과물 검증이라는 이중고(Double Bind)를 겪고 있을 가능성이 있다. 반면, 중복 업무나 관계 기반 업무 수행자에게서 부정적 경험이 낮게 나타난 것은, 이 영역에서 AI가 노동의 본질을 침해하거나 통제하기보다 '단순 보조 도구'에 머물거나, 인간 고유의 영역(관계)이 기술적 압박으로부터 일종의 방어 역할을 하고 있기 때문으로 해석될 수 있다. 결론적으로 AI 확산은 단순 반복 노동자에게는 업무 경감의 도구로 환영받을 수 있지만, 성과를 증명해야 하는 핵심인력에게는 노동강도의 강화와 보이지 않는 모니터링 기제로 노동경험을 악화할 수 있다.

앞선 긍정적 경험의 탐색적 분석 결과와 부정적 경험의 탐색적 분석 결과를 종합하면, AI 도입의 결과는 복잡하다. 관계·기획 등 고차원적 업무를 수행하는 30~50대 핵심 실무자들은 AI를 통해 지적 파트너를 얻고 업무 장악력을 높이는 긍정적 효능감을 경험할 수 있다. 그러나 역설적으로, 바로 그런 적극적 활용과 유능함은 다시 조직으로부터 더 높은 목표치와 속도를 요구받으며 마감 압박과 자기 검열이라는 부정적 과부하와 자기검열로도 연결될 수 있다.

여기서 발견되는 새로운 불평등의 함의는 AI의 혜택이 여유가 아닌 노동 밀도 강화로 전환되는 현상이 남성·3040세대·중간관리자 등 조직의 허리 계층에게 집중되고 있다는 점이다. 한편, 경험과 맥락을 가진 50대 이상 시니어나 고숙련 노동자는 AI를 자신의 경험을 증폭시키는 AI도구로 일의 재미를 새로 느끼게 되는 반면, 맥락이 부족한 20대 주니어나 단순 업무 종사자는 AI 알고리즘에 의해 업무가 표준화되고 감시받는 통제 대상이 될 수 있다.

결국, AI 시대의 불평등은 단순한 디지털 접근성의 차이가 아니라, 기술을 '통제하고 누리는 자와 기술에 의해 가속화되고 감시받는 자 사이의 노동의 질 격차로 귀결될 수 있다.

이 두 가지 가능성 모두를 내포하고 있는 AI기술의 영향은 결국 조직적으로 어떤 정책을 수립할 것인가, 노동자는 어떤 협상을 할 것인가라는 중범위적 혹은 사회적 단위에서의 분석을 요한다.

제4절 AI 전환기 격차와 불안

1. 고용 불안

가. 미래 공포 : 장기적 구조변화에 대한 증폭된 불안

위에서 살펴본 효율성의 증가는 역설적으로 고용 불안의 이면을 형성하기도 한다. 사무관리직 노동자들은 단기적인 생존보다 장기적인 구조 변화에 대해 깊은 불안을 느끼고 있다. 구체적으로, 이들은 AI가 당장의 위협이라기보다는, 근미래의 구조적 위협이 될 것으로 인식하고 있다는 점이 확인되었다. 응답자의 과반수인 58.0%(이 중 매우 걱정 37.0%)가 향후 10년 내 AI로 인한 실직을 우려했다. 그러나 주지할 것은 향후 2년 내 실직을 우려하는 비율은 31.6%로 상대적으로 낮았다는 점이다. 상대적 의미에서 단기적 낙관과 장기적 비관이 공존하는 이 현상은 노동자들이 AI를 현재의 보조 도

구로 쓰면서도, 결국 기술이 고도화될수록 자신의 일자리가 위협받을 것이라는 구조적 불안을 안고 있음을 보여준다. 이러한 불안의 시차는 “AI는 단기적으로는 일자리를 대체하기보다 과업을 변화시키지만, 장기적으로는 고용 구조에 중대한 영향을 미칠 것”이라는 OECD의 거시 전망이 노동자 개인의 차원에서도 직관적으로 체감되고 있음을 시사한다.

1) 직급별, 연령별 고용 불안 격차

그러나 이 ‘시간차’ 속에서 상대적 취약 계층의 불안은 상대적으로 더 가파르게 상승한다. 우선 직급과 경력, 즉 조직 내 권력관계를 중심으로 한 체계화된 불안을 살펴보자. 의사결정권이 있는 상급자보다 실무를 담당하는 하위 직급에서 불안이 높다는 점을 살펴볼 수 있다. 대리급 이하 실무자(36.4%)는 부장급 이상 관리자(25.5%)보다 10%p 이상 높은 불안감을 보였다. AI가 자동화하기 쉬운 문서 작성, 리서치 등 실무 영역부터 AI가 업무를 대체해가는 경향과도 연결되는 결과라고 할 수 있다. 10년 후를 내다볼 때, 대리급 이하의 58.0%가 실직을 우려했는데, 특히 29세 이하 청년층(39.4%)이 50세 이상(34.8%)보다 ‘매우 걱정된다’는 정도가 더 높은 경향을 보이고 있다. 청년 세대가 느끼는 ‘경력 단절’의 불안을 가늠할 수 있다.

2) 소득수준별 고용 불안 격차와 활용의 역설

한편, 소득수준에 따라서도 불안의 정도가 다르다. 다른 범주에 비해 고용전망의 차이를 가장 극명하게 드러내는 범주가 소득수준이다. 고소득층은 AI를 기회로, 저소득층은 생존의 위협으로 인식하는 경향을 엿볼 수 있다. 고용 불안에서도 계층 간 격차가 드러났는데, 고소득층 중 향후 10년 내 실직이 “매우 걱정된다”고 응답한 비율은 1.3%에 불과해 안정감을 보인 반면, 저소득층에서는 그 비율이 9.2%로 월등히 높게 나타났다.

흥미로운 점은 저소득층이 업무 현장에서 AI를 더 많이 사용하고 있음에도 불구하고 불안감이 크다는 ‘활용의 역설’이다. 조사에 따르면 월 소득 300만 원 미만 집단의 81.0%가 업무에 AI를 직접 사용한다고 답해, 700만 원 이상 집단(61.2%)보다 활용률이 훨씬 높았다. 이는 저소득 실무자들이 업무 효율을 위해 무료 생성형 AI 등을 각자도생 식으로 활용하고 있음을 시사

한다. 반면, 고소득층은 직접 사용하기보다 AI를 사용하는 직원을 관리하거나(17.7% 대 5.9%), AI의 도움을 받아 의사결정의 질을 높이는 위치에 있어 기술을 통제하는 입장에 서 있다. 향후 2년 내 실직 우려 역시 300만 원 미만 집단(39.5%)이 700만 원 이상 집단(24.1%)보다 현저히 높아, 저소득 사무 노동자들이 기술적 실업의 맨 앞에 노출되어 있음이 확인되었다.

이러한 조사 결과는 기존 조사 연구들과 맥을 같이한다. IMF와 브루킹스 연구소 등은 고소득 전문직이 AI 기술에 많이 노출되어 있지만, 이를 통해 생산성을 높이거나 자본 소득을 증대시킬 기회를 갖는다고 분석한다. 반면, 저소득 및 저숙련 직무는 AI가 업무를 보완하기보다 대체할 가능성이 높으며, 특히 청년이나 저숙련 노동자들이 성장할 수 있는 기회인 '초기 단계 업무'가 자동화되면서 중산층으로 이동할 수 있는 '숙련의 사다리'가 끊어질 위협에 처해 있다는 사실과 연결된다. 결론적으로, 고소득층은 AI의 수혜자가 될 가능성이 높은 반면, 저소득층은 보호 장치 없이 AI기술, 그리고 고숙련자와 직접 경쟁해야 하는 상황에 놓여 있어 불안이 가중되고 있는 상황이라 할 수 있다.

3) 성별 고용 불안 격차

한편, 여성 노동자들은 남성보다 더 큰 고용 불안을 느끼고 있으며, 이는 여성 노동자가 AI 대체 가능성이 높은 사무/행정 보조 직군에 상대적으로 많이 분포해 있기 때문일 가능성이 크다. 향후 10년 내 실직 우려 비율은 여성(58.7%)과 남성(57.3%) 사이에 큰 차이가 없으나, '매우 걱정된다'는 강한 우려 응답은 여성(40.9%)이 남성(33.2%)보다 뚜렷하게 높았다.

2년 내 실직 우려 역시 여성(34.0%)이 남성(29.2%)에 비해 체계적으로 높다. 여성이 AI로 자동화되기 쉬운 사무 및 행정 보조 직무에 상대적으로 많이 분포해 있기 때문으로 해석되며, AI 확산이 기존 노동시장의 성별 직무 분리 구조와 맞물려 여성에게 더 큰 고용 위협으로 작용하고 있음을 시사한다. 실제, AI 도입에 따른 고용 불안의 젠더 격차는 노동시장의 '성별 직무 분리(Occupational Segregation)' 구조에 기인한다는 것이 주요 연구들의 공통된 분석이다. 국제노동기구(Gmyrek et al., 2023)의 연구에 따르면, 생성형 AI의 영향을 가장 크게 받는 직무가 사무·행정 지원직이며, 해당 직군

내 여성 비율이 압도적으로 높기 때문에 여성이 남성보다 자동화 위험에 노출될 확률이 2배 이상 높다고 지적한 바 있다. 맥킨지 글로벌 연구소(Yee et al., 2023) 또한 이러한 직무 편중으로 인해 2030년까지 여성이 남성보다 AI로 인한 직업 전환 압박을 1.5배 더 크게 받을 것이라고 전망했다. 위에서 인용한 바 있는 Doellgast et al.의 2025년 ILO 보고서도 브라질 은행 산업의 사례를 들어 AI 도입과 자동화가 젠더에 미치는 불균등한 영향을 지적한 바 있다. 해당 연구에 따르면, 은행 내 고객 서비스 업무가 자동화됨에 따라 해당 직무에 집중되어 있던 여성 노동자의 비율이 실제로 감소했는데, 이는 여성이 AI로 대체되기 쉬운 대면 서비스나 정형화된 업무에 상대적으로 많이 종사하고 있다는 구조적 취약성을 보여주는 실증적 근거를 제공했다. 이번 보고서의 다른 장에서 다른 개발자 면담에서도 AI자동화의 주요 타깃이 여전히 노동집약적 영역에 있는 고객서비스 센터라는 점을 언급한 바 있다. 여성 노동자가 느끼는 상대적으로 높은 실직 우려는 막연한 공포가 아니라, AI 기술이 우선적으로 대체하려는 업무 영역에 여성이 집중되어 있는 노동 시장의 구조적 취약성을 반영하는 실증적 결과라 할 수 있다.

4) '기업 규모(Company Size)'와 보호막의 부재

대기업과 중소기업 간의 '안전망 격차'는 AI 도입기에도 그대로 재현되고 있다. 9인 이하 영세 사업장 소속 노동자의 46.7%가 향후 2년 내 실직을 우려해, 1,000인 이상 대기업 노동자(31.0%)보다 훨씬 높은 불안감을 보였다. 장기적 위험 인식을 측정한 10년 내 실직 우려에서도 9인 이하 사업장 사무관리직 중 실직을 우려하는 66.7%는 1,000인 이상 대기업의 52.1%보다 14.6%p나 높다.

기업 규모에 따른 고용 불안 격차는 자본력에 기반한 'AI 수용 능력'과 '재교육(Reskilling) 인프라'의 비대칭성에서 기인한다는 것이 주요 연구들의 공통된 견해다. OECD의 고용 전망(Employment Outlook) 보고서 등은 대기업은 AI를 노동자의 생산성을 높이는 보완적 도구로 활용하거나 직무가 전환되더라도 사내 재배치를 통해 고용 충격을 완수할 여력이 있는 반면, 자원이 부족한 중소기업의 노동자는 기술적 실업 위험에 보호 장치 없이 노출되어 있음을 지적하고 있다. 국내 연구인 한국개발연구원(KDI)의 분석 역

시 이와 맥을 같이하는데, 디지털 전환 역량이 부족한 중소기업의 노동자들은 기업의 경쟁력 하락에 따른 폐업 등 단기적 실직 위험뿐만 아니라, AI 활용 역량을 체득할 기회조차 얻지 못해 장기적으로 노동시장에서 도태될 수 있다는 이중의 불안감을 대기업 종사자보다 유의미하게 높게 체감하고 있음을 보여준다.

5) 임금 소득에 대한 AI 영향 전망

전체적으로 응답자의 27.2%는 AI가 향후 10년 내 임금 소득에 ‘긍정적 영향’을 미칠 것이라 예상했으며, 13.6%만이 ‘부정적 영향’을 예상해 고용에 대한 불안과는 다른 양상의 응답 패턴이 확인된다. 그러나 이러한 전망은 노동자 집단에 따라 뚜렷한 차이를 보여, 고용뿐 아니라 임금 소득에 대한 AI의 영향을 전망하는 데 있어서도 기존 격차의 구조는 여전히 유지되고 있음을 알 수 있다.

우선 소득 수준에 따른 인식 차이는 가장 극명한 대비를 이룬다. 월 소득 300만 원 미만 응답자의 절반에 가까운 46.2%가 AI가 향후 임금 소득에 부정적 영향을 줄 것이라고 답해 비관적인 전망을 보였다. 반면, 월 소득 700만 원 이상 고소득층은 축소되리라 전망하는 비율이 30.4%로 상대적으로 낮았으며, 오히려 긍정적 영향을 기대하거나 영향이 없을 것으로 보는 경향이 강했다.

성별 및 연령별 인식에서는 남성과 고연령 계층의 상대적 낙관이 두드러졌다. 성별로는 남성(29.6%)이 여성(24.7%)보다 AI가 임금에 긍정적 영향을 줄 것이라는 기대가 높았던 반면 부정적 전망은 여성이 더 높게 나타나, 남성 노동자가 기술로 인한 소득 증대 기회를 더 긍정적으로 평가하고 있음이 확인되었다. 연령별로는 50세 이상에서 긍정적 전망(30.4%)이 가장 높게 나타났으나 부정적 인식 또한 공존하여 미래에 대한 인식이 양분화되는 경향이다. 반면, 29세 이하 청년층은 긍정적 전망이 21.1%로 전 연령대 중 가장 낮고 부정적 전망은 상대적으로 높아, AI 도입이 청년 세대의 임금 상승 기회를 제약할 것이라는 우려가 큼을 드러냈다.

기업 규모는 AI를 기회로 볼지, 위협으로 볼지를 가르는 주요 변수로 작용했다. 1,000인 이상 대기업 재직자는 35.2%가 긍정적 영향을 예상하며 평균

을 크게 상회했는데, 이는 이들이 일하는 조직에서 AI 활용을 통해 생산성을 높이고 이를 보상받을 수 있는 시스템이 상대적으로 잘 갖춰져 있기 때문으로 해석된다. 이와 대조적으로 9인 이하 영세 소기업 노동자는 긍정적 전망이 10.0%에 불과하고 부정적 전망은 20.0%에 달해 전 규모 중 가장 비관적이었다. 이는 소기업 노동자들이 AI 도입을 단순한 생산성 도구가 아닌, 임금 삭감이나 일자리 위협과 직결되는 생존의 문제로 인식하고 있음을 보여준다.

산업별로는 기술의 최전선에 있는 정보통신업(IT) 종사자들이 긍정적 전망(29.5%)을 보였으나, 그 비중이 압도적이지는 않아 ‘신중한 낙관론’을 견지하는 양상이다. 이는 IT 업계가 생산성 향상의 수혜자인 동시에 코딩 자동화 등 기술 발전에 따른 대체 위협을 가장 민감하게 체감하고 있기 때문으로 풀이된다. 오히려 현장 관리 효율화가 기대되는 건설업(47.1%)이 가장 높은 긍정 전망을 보인 반면, AI 튜터 등의 등장이 예견되는 교육 서비스업은 부정적 전망이 두드러져 산업 특성에 따른 엇갈린 기대 심리를 반영했다.

종합하면, 데이터는 ‘고소득자·남성·50대·대기업·건설업’ 종사자가 AI를 임금 상승의 기회로 인식하는 반면, ‘저소득자·여성·20대·영세기업·교육서비스업’ 종사자는 임금 감소를 우려하고 있음을 명확히 보여준다. 특히 기술 변화의 당사자인 IT 산업에서조차 전반적 낙관은 발견되지 않는다는 점에 주목할 만하다.

결과를 종합해 보면, AI 전환은 ‘평평한 운동장’에서 일어나는 변화나 누구나 보편적으로 겪게 되는 변화를 초래하지 않는다. 고용불안과 임금 감소의 불안은 저소득, 저직급, 소기업, 여성 노동자에게 더 강하게 진행되면서 불안의 하방 집중 현상을 낳고 있다. 또, 저소득층의 절반(46.2%)이 임금 감소를, 영세 기업 노동자의 3분의 2(66.7%)가 미래 실직을 우려하는 현실은, AI가 기존 노동시장의 불평등 구조를 한층 심화시키는 기제로 작용할 위험성을 경고한다.

2. 숙련 사다리 붕괴 가능성

AI는 조직 내 성장경로와 인력 구조에도 파장을 일으키고 있다.

가. 역량 인정의 불안과 성과의 블랙박스화

노동자들이 호소하는 ‘역량 인정의 불안’은 단순한 심리적 위축이 아니라, AI 도입으로 인한 숙련 형성 및 인정의 혼란에 기인하는 구조적 문제다. 이미 상당수에 이르는 노동자들은 (응답자 중 31.4%) 업무 중 AI를 사용할 수 없게 되면 불안이나 막막함을 느낄 것 같다는 수준으로 AI 활용에 깊이 빠져 들고 있다. 또, AI를 효과적으로 활용하지 못하면 업무에서 뒤처지게 될까 두렵다는 진술에도 전체 응답자의 39.2%가 공감하고 있다.

그러나 응답자 중 약 5분의 1에 해당하는 21.6%는 “AI를 적극적으로 사용하면 동료들이 내 역량을 덜 인정하게 될까 두렵다”고 답했다. 이는, AI가 산출한 결과물의 완성도가 높을수록 그 성과가 노동자의 능력인지 도구의 성능인지 모호해지는 상황이 발생하기 때문이라고도 유추할 수 있다. 연령이나 직급별로 큰 차이가 나는 것은 아니지만 대리급 이하(25.6%)에서, 그리고 29세 이하의 주니어 계층(23.9%)에서 AI의 적극적인 사용이 역량을 인정받는 데 저해가 될 것을 우려하는 비중이 상대적으로 높다. AI를 통해 “주니어의 성장 속도가 빨라졌다”는 긍정 평가(33.4%)와 이들은 결과물을 빠르게 내놓지만 그건 기술을 잘 다루는 덕분이라거나, 혹은 정작 업무의 본질적 맥락은 배우지 못해 ‘빈 껍데기 전문가’로 인정받을 것에 대한 불안이라는 우려 사이에서 모순을 경험하고 있다.

나. 건너차인 사다리 : 온보딩의 위기와 얼어붙은 신규채용

AI 기술의 확산은 청년 세대에게 단순한 고용 감소를 넘어, 노동시장 진입의 관문 자체가 사라지는 ‘진입 장벽의 질적 변화(Onboarding Crisis)’를 초래하고 있다. 과거 신입 사원은 자료 조사, 회의록 정리, 초안 작성 등 저숙련 과업을 수행하며 조직의 업무 맥락을 익히는 ‘도제식 훈련(Apprenticeship)’ 과정을 거쳤으나, 생성형 AI가 이 영역을 크게 대체함에 따라 기업은 더 이상 잠재력을 보고 신입을 선발하여 교육할 경제적 유인을 상실했기 때문이다.

이러한 위기는 설문 결과에서도 명확히 드러난다. 응답자의 30.2%는 과거 신입사원들이 업무의 기초를 다지던 ‘성장의 발판(Training Ground)’인

핵심 훈련 영역(초안 작성, 요약, 리서치 등)이 AI로 대체되고 있다고 지적했다. 이는 Beane(2019)이 경고한 그림자 학습(Shadow Learning)의 종말과 맥을 같이하는 현상이다. 그는 AI와 로봇 도입이 초심자가 전문가를 관찰하고 보조하며 배우는 기회를 박탈하여, 장기적으로 숙련가로 성장할 발판인 ‘숙련 형성의 사다리(Ladder of Skill Formation)’를 붕괴시킨다고 분석했다.

현실에서 이러한 ‘과업의 소멸’은 즉각적인 ‘주니어 신규 채용 축소’로 직결되고 있다. 전체 응답자의 23.4%가 소속 부서의 채용이 줄었거나 줄일 계획을 접했다고 응답했으며, 특히 기술 확산이 가장 빠른 정보통신업(45.5%)과 금융/보험업(34.6%)에서 이러한 경향이 평균을 상회했다. 양질의 일자리를 제공하던 영역에서 청년 일자리가 가장 먼저 증발하고 있음을 시사한다. 결과적으로 노동시장은 가르쳐서 쓸 신입을 배제하고 AI를 다룰 줄 아는 경력직만을 선호하는 구조로 재편되면서, 평범한 대졸 청년층이 노동시장 진입 단계에서부터 원천 봉쇄당하는 소위 ‘잃어버린 세대(Lost Generation)’의 위험에 직면하게 되었다.

기업의 단기 성과 위주의 인재 육성 기피 현상은 장기적으로는 향후 조직의 허리를 담당할 중간 관리자층의 실종과 심각한 인적 자본 파이프라인(Human Capital Pipeline)의 단절로 이어질 가능성이 높다.

다. 각자도생의 교육 현장과 구조적 격차의 심화

사다리가 부러지고 있는 상황에서 이를 대체할 새로운 교육 훈련이 절실하지만, 현실은 ‘각자도생’에 가깝다. 전체 노동자의 68.2%가 지난 1년간 회사로부터 어떠한 AI 교육도 받지 못했으며, 그 주된 이유는 “회사에서 제공하지 않음”(68.2%)이었다. 기업들이 내부 인력의 재교육(Reskilling)보다는 ‘준비된 경력직’이나 AI 툴 자체의 성능에 의존하면서 교육의 공백이 발생하고 있는 것이다. 기업 규모와 업종에 따라 이런 양상에 차이가 있다. 대기업(1,000인 이상)의 응답자 중 채용 축소를 경험했거나 계획을 접했다는 비중(35.2%)이 가장 높아 대기업은 청년층의 진입 장벽을 높이는 ‘효율화’ 전략을 취하는 반면, 소기업(9인 이하)은 채용보다는 교육훈련 부재율(81.7%)이 압도적으로 높아 재직자가 기술 충격에 무방비로 노출되는 ‘방치’ 상태에 놓

여 있다. 결과적으로 이미 안정된 부문에 들어온 자와 들어오지 못한 자 간의 불평등, 학습 기회를 가진 계층과 그렇지 못한 계층 간의 숙련 불평등을 심화시킬 수 있다.

소득별로도 월 소득 300만 원 미만 저소득층에서 훈련 기회의 부재 경향이 높다(63.0%). 앞서 300만 원 미만 소득 집단의 63.9%가 회사로부터 어떠한 AI 관련 지원도 받지 못하고 있다고 응답했던 것과 연결해, 교육훈련 지원의 부재는 이들 저소득 집단이 ‘조직적 지원의 사각지대’에 놓여 있음을 확인케 한다. 전환기 회사 차원의 기술 활용에 대한 지원과 교육훈련 부족으로 이들의 불안이 높다.

이러한 조사 결과는 그간 제출된 연구들과 맥을 같이한다. IMF와 브루킹스 연구소 등은 고소득 전문직이 AI 기술에 많이 노출되어 있지만, 이를 통해 생산성을 높이거나 자본 소득을 증대시킬 기회를 갖는다고 분석한다. 반면, 저소득 및 저숙련 직무는 AI가 업무를 보완하기보다 대체할 가능성이 높으며, 특히 청년이나 저숙련 노동자들이 성장할 수 있는 기회인 ‘초기 단계 업무’가 자동화되면서 중산층으로 이동할 수 있는 ‘숙련의 사다리’가 끊어질 위험을 경고하고 있다. 결론적으로, 고소득층은 AI의 수혜자가 될 가능성이 높은 반면, 저소득층은 보호 장치 없이 AI와 직접 경쟁해야 하는 상황에 직면하며 높은 불안감을 지니고 있다. ILO 보고서에서 지적한 바와 같이, 포용적 연대 전략이 부재할 경우 기술 격차가 노동시장의 분절을 가속화한다는 경고와 일치한다.

산업별로도 정보통신 및 금융업 종사자들에게 “더 뛰어난 AI 능력을 가진 동료”와의 경쟁(43.2%)이 심화되고 있으며, 일반 사무직은 보고서 작성 등 중간 숙련 업무의 대체 위협 속에서 자신의 고유 역량을 증명해야 하는 압박을 경험하고 있다.

결론적으로, 현재의 AI 확산으로 인해 대기업은 채용을 절제하고 소기업은 훈련을 하지 않아, 상대적으로 좋은 일자리에 이미 들어간 인력과 그렇지 않은 인력 간의 격차가 향후 더 커질 전망이다. 불안은 AI가 초급 숙련 업무를 삭제하고 신규 진입을 억제하며 재교육 시스템마저 부재한 현실에서 온다는 점에서 실제적이다. 이대로라면 청년 세대는 진입할 좋은 일자리를 상당수 잃고, 대다수 중소기업체에 근무하는 기존 노동자는 성장할 기회를

있는 숙련의 단절이 가속화될 것이다. 따라서 기업은 주니어의 역할을 AI 산출물의 검증과 관리로 재정의(Reskilling)하여 새로운 성장 경로를 제시해야 하며, 사회적으로는 교육 사각지대에 놓인 중소기업 재직자를 위한 공공 AI 훈련 인프라 확충이 시급하다.

3. 디지털 리터러시와 역량의 격차

디지털 도구의 활용 능력은 다음과 같은 지표를 활용해 측정할 수 있다.

1. 전통적 IT 역량 : 엑셀, 파워포인트 등 오피스 SW 고급 기능 활용 능력으로 57%가 긍정 응답
2. 생성형 AI 역량 : AI와 효과적으로 상호작용하기 위한 프롬프팅(Prompting) 기술로 35%가 긍정 응답(매우 긍정은 6.6%)
3. 통제 용이성 : 새 기능이 추가되는 AI를 원하는 대로 작동시킬 수 있는 능력으로 32%가 긍정 응답(매우 긍정은 5.2%)

기술적 문해력 측면에서는 아래의 지표를 활용해 측정할 수 있다.

1. 오류인식 능력 : LLM(거대언어모델)이 오류(Hallucination)를 피하기 어렵다는 점을 얼마나 이해하는지 여부로 41%가 긍정 응답
2. 설명가능성 : AI의 결정을 사람이 항상 명확히 설명할 수 없다는 점으로 69.8%가 긍정 응답
3. 비판적 검증 : 생성된 콘텐츠의 오정보/허위 정보를 평가하고 식별하는 능력으로 44.6%가 긍정 응답

가. 기술 이해도의 계층화

1) 젠더별 격차 : 기술적 효능감의 비대칭과 '자신감 격차(Confidence Gap)' 모든 기술 이해도 지표에서 남성이 여성보다 높은 긍정 응답률을 보인 현상은 사회심리학에서 말하는 '기술에 대한 자기 효능감(Technological Self-Efficacy)'의 젠더 격차로 설명될 수 있다. 전통적인 오피스 SW 활용에서도

남성(50.2%)은 여성(38.5%)보다 11.7%p 앞섰으나, 새로운 기술인 AI 프롬프팅에서는 그 격차(남성 41.0% vs 여성 26.3%)가 더욱 확대되었다. 실제 “어려운 과제를 해낼 수 있다는 자신감이 든다”는 문항에 대해 남성(45.5%)이 여성(38.9%)보다 긍정적인 응답률이 높았다는 점도 이러한 해석을 뒷받침한다. 기술 도입이 남성 중심의 기술 친화적 업무 환경에서 더 빠르게 수용되고 있음을 암시한다.

이는 Gmyrek et al.(2023) 등의 연구가 지적하듯, 남성은 신기술을 실험하는 데 있어 위험 감수(Risk-taking) 성향이 강해 높은 자신감을 보이는 반면, 여성은 완벽주의적 성향으로 인해 자신의 기술 역량을 보수적으로 평가하는 ‘자신감 격차’가 작용한 결과로도 해석될 수 있다. 특히 남성이 AI 통제 용이성(38.3%)과 오정보 식별(49.0%)에서 높은 수치를 보인 것은, 남성 중심의 기술 문화가 AI라는 새로운 도구의 수용 과정에서도 ‘지배력’과 ‘자신감’의 우위로 재생산되고 있음을 시사한다.

한편, 소득별 격차도 눈에 띈다. 이번 조사에서 저소득집단은 일관되게 AI 전환에서 약자 그룹을 형성하고 있다. 월 소득 700만 원 이상 고소득층은 58.2%가 높은 이해도를 보인 반면, 300만 원 미만 저소득층은 42.9%에 머물렀다. 이는 고소득층이 양질의 교육 기회에 접근하기 쉽거나, AI를 전략적으로 활용할 수 있는 직무에 배치되어 있는 상황적 차이와도 관련될 수 있다.

2) 연령별 격차

연령별 분석에서 나타난 가장 흥미로운 발견은 역량의 ‘기능적 교차현상’이다. 29세 이하 청년층은 생성형 AI의 인터페이스인 프롬프팅 능력(42.3%)에서 전 연령대 중 가장 높은 자신감을 보여, ‘디지털 네이티브’로서의 적응력을 입증했다. 그러나 기술적 조작 능력이 곧 업무의 완결성을 담보하지는 않았다. 오히려 오피스 SW 활용(47.8%)과 오정보 식별 능력(48.2%)에서는 40~50대 중장년층이 청년층(20대 식별력 38.0%)을 앞서는 경험적 우위에 대한 자신감을 보여주었다. 이는 중장년층이 AI 툴 자체는 낯설어할지라도, 축적된 ‘암묵지(Tacit Knowledge)’와 도메인 지식을 바탕으로 결과물의 진위 여부를 판별하는 비판적 검증자(Verifier)로서의 역량을 보유하고 있음을 의미한다.

3) 직급별 격차

직급별 분석에서는 상위 직급일수록 기술 통제감이 높은 '관리자의 자신감'이 뚜렷하게 나타났다. 흥미롭게도 부장급 이상은 프롬프팅 능력(37.2%)과 AI 통제 용이성(35.8%)에서 실무진인 대리급 이하를 상회했다. 이는 마이크로소프트의 'Work Trend Index(2024)' 결과와도 맥을 같이하는데, 리더 그룹은 AI를 생산성 향상의 전략적 도구로 바라보며 긍정적으로 평가하는 반면, 실무진은 구체적인 적용 과정의 난관에 부딪히며 신중한 태도를 보이기 때문이다. 주목할 점은 부장급 이상이 AI의 설명 불가능성에 대한 이해도(51.8%) 역시 가장 높았다는 것이다. 이는 관리자들이 AI를 불확실성과 리스크 관리의 대상이라는 메타 인지를 갖추고 있음을 보여준다. 한편, 문서 작성 등 실무의 허리인 오피스 SW 역량은 차장/과장급(48.2%)에서 높아, 조직 내 '실무적 숙련'의 중심축이 중간 관리자에게 있음을 보여준다.

종합하면, AI 리터러시는 계층별로 조작작업과 검증의 영역으로 나뉘어 있다. 관리자는 높은 효능감을, 청년은 빠른 조작 능력을, 중장년은 맥락적 검증 능력에 각기 강점을 보이고 있다. 기업은 일률적인 교육 대신, 청년 세대가 AI를 활용해 초안을 빠르게 '생성(Generate)'하고, 중장년 세대가 경험을 바탕으로 이를 '검증(Verify)' 및 수정하는 세대 간 협업 프로세스를 구축하는 등 협력적, 참여적 작업 조직에 대해 구체적으로 고민할 때가 왔다. 아울러 상대적으로 기술 효능감이 낮은 여성 인력에게 경험을 통한 효능감 제고와, 전략적 자신감과 실무적 현실 사이의 괴리를 좁혀야 하는 관리자-실무자 간의 소통 채널 확보가 요구된다.

한편, 리터러시의 격차가 만들어낼 장기 효과에 대해서도 주목이 필요하다.

노동시장 진입 이후에도 AI 리터러시 격차에 따른 성장의 격차가 심화될 수 있기 때문이다. 응답자의 35.6%는 AI가 복잡한 업무 습득을 도와 주니어의 성장 속도를 가속화한다고 평가했으며, 32.2%의 리더가 AI 역량이 뛰어난 직원을 기회와 보상에서 우대한다고 답했다. 이는 AI 활용 능력이 단순한 기술적 우위를 넘어, 지속가능성과 승진을 결정짓는 평가의 핵심 변수가 되었음을 의미한다. 결국 노동시장에는 AI를 레버리지로 삼아 혁신을 주도하는 소수의 노동자와, 기술적 역량을 갖추지 못해 초기부터 도태 위기에 몰리는 소외된 다수로 재편될 가능성이 잠재한다.

4. 불평등한 통제권

Doellgast et al.(2025)은 AI가 노동자에게 권한을 부여(Empowering)하기보다 노동자를 통제(Controlling)하는 방식으로 사용될 위험성을 경고한다.

이번 ‘AI 사용 경험 실태조사’ 결과와 기존의 ILO(국제노동기구), OECD, NBER(전미경제연구소) 등의 연구 흐름을 비교하면, 한국의 사무·관리직 노동자들이 겪는 AI 전환은 글로벌 보편성과 한국적 특수성이 공존하고 있다.

특히 이번 조사 결과는 국제기구들이 경고해 온 노동 분절과 ‘알고리즘 통제(Algorithmic Management)’의 위험이 국내 현장에서도 구체적인 수치로 나타나고 있음을 보여주며, 사회적 대화의 부재라는 측면에서는 국제적 권고 수준에 크게 미치지 못하고 있음이 드러났다.

AI 도입에 따른 노동 통제와 자율성 침해 우려는 조직 내 위계에 따라 뚜렷한 온도차를 보이며, 특히 하위 직급 노동자에게 실제적인 위협으로 다가오고 있다. 설문 결과, 업무 표준화로 인해 자율성이 축소되었다는 응답은 36.6%에 달했으며, 이 비율은 대리급 이하 실무진(39.3%)에서 높게 나타났다. 또한 AI가 업무 성과를 미시적으로 감시한다는 인식(전체 30.4%) 역시 일반 사원급(34.6%)이 관리자인 부장급(27.0%)보다 유의미하게 높아, AI가 노동 현장에서 디지털 테일러리즘을 강화하는 기제로 작동하고 있음을 방증한다. 이는 AI 기술이 관리자에게는 효율적인 통제의 도구로 활용되는 반면, 실무자에게는 자율성을 박탈당하고 통제받는 대상으로 만드는 권력의 비대칭을 심화시킬 개연성을 시사한다.

한편, 인간적 소외와 관계의 단절도 문제다. AI를 매개로 일할 때 “동료와의 인간적인 공감이나 감정표현이 어렵게 느껴진다”는 응답은 20대(36.6%)와 30대(36.6%) 청년층에서 50대 이상(23.0%)보다 높게 나타났다. 디지털 네이티브 세대임에도 불구하고, 기계적 소통의 증가로 인한 고립감을 더 크게 느끼고 있다고 볼 수 있다.

작업장 수준에서 관계적 차원에서 문제가 되고 있는 것은 책임 소재의 불명확성에 따른 갈등의 발생이다. 팀 내에서 AI 활용에 따른 갈등 경험 중 “AI 오류/신뢰성에 대한 책임 소재 공방”이 발생한다고 응답한 비율은 약 20%

에 달했다. 이는 알고리즘에 의한 의사결정이 불투명할 경우, 그 책임이 불평등하게 노동자에게 전가될 수 있음을 보여준다.

5. 성과 평가에 영향을 미치는 AI 활용능력

AI 활용 능력에 따른 격차는 이미 성과 평가에 영향을 미치고 있다. 이번 조사 결과, AI 활용 능력에 따른 격차는 이미 성과 평가와 임금에 영향을 미치고 있는 것으로 인식된다.

- 성과 평가 반영 : 응답자의 33.0%는 “AI 활용 능력이 성과 평가에 영향을 미친다”고 응답했으며, 34.4%는 “팀 리더가 AI 활용 능력이 뛰어난 부하직원을 기회/보상 면에서 우대한다”고 느꼈다.
- 임금 양극화 가능성 : 향후 10년 내 AI가 임금 소득에 미칠 영향에 대해 13.6%는 부정적, 27.2%는 긍정적 영향을 예상하며 엇갈린 반응을 보였다. 이는 AI 활용 능력에 따른 임금 격차(Skill Premium)가 커질 것이라는 전망을 내포한다.

이는 AI 기술 수용도가 낮은 근로자나 직무가 조직 내에서 도태될 위험성, 즉 AI 활용 능력에 따른 성과 평가의 격차와 그에 따른 임금 불평등을 야기할 수 있음을 시사한다.

6. 노사 관계와 보호 장치의 미비

주지하다시피 AI 도입 과정에서 노동자의 목소리를 대변할 대변기제는 기업 규모에 따라 상당한 격차가 있으며, 그나마 존재하는 노조조차 기술 도입 과정에서는 배제되고 있는 상황이다. 노조가 있는 사업장조차 AI 도입 시 사측이 협의나 고지를 생략했다는 응답이 55.7%에 달해(협의/고지 비율 13%), 기술 도입에 관한 노사 간 소통 채널이 사실상 작동하지 않고 있다는 점을 알 수 있다. 노동자들은 노조가 개인정보 보호(57.3%)와 고용 영향 모니터링(50.4%)의 역할을 수행해주길 기대하고 있으나, 현실은 최소한의 협의 구조조차 부재한 ‘목소리의 공백’ 상태가 지속되고 있음을 보여준다.

제5절 소 결

이번 실태조사는 AI가 업무 속도를 높이고, 일의 재미를 더하는 등 긍정적인 변화를 이끌어내고 있음을 확인시켜 주었다. 그러나 동시에 검증 부담에 시달리고, 더 많은 업무 할당을 우려하는 ‘노동 강화’의 징후도 뚜렷하다.

분석 결과는 AI 기술이 ‘중립적’이지 않고 양면성을 가지고 있으며, 국내 사무직 근로자들의 AI 사용 경험은 접근성의 불평등(교육 부재), 과정의 불평등(자율성 침해 및 감시), 결과의 불평등(고용 불안 및 성과 격차)이라는 세 가지 차원에서 잠재적 위험 요소를 안고 있다.

AI 기술의 확산은 거스를 수 없는 흐름이지만, 현재의 방식대로라면 그 혜택은 소수에게 집중되고 위험은 약자에게 전가될 가능성이 크다. 따라서 기술이 노동을 배제하거나 통제하는 수단이 아닌, 다수 노동을 보완하고 역량을 ‘증강(Augmenting)’하는 방향으로 안착하기 위해 다음과 같은 제도적 개입이 시급하다.

1. AI 격차 해소를 위한 공공 인프라와 역량 강화: 대기업과 중소기업 간의 극심한 기술 도입 격차를 해소하기 위해 정부 차원의 공공 AI 인프라 지원을 확충할 것이 요구된다. 또한, 응답자의 68.2%가 교육 기회를 전혀 얻지 못하고 있는 현실을 타개하기 위해, 사내 교육 훈련 프로그램을 의무화하거나 대폭 확충할 인센티브 마련이 필요하다. 이는 AI 도입의 목적을 단순 인력 감축이 아닌, 재직자의 직무 재설계와 업스킬링을 통한 생산성 향상으로 전환하는 핵심 기제이다.
2. 알고리즘 투명성 확보와 디지털 감시 규제: 하위 직급 노동자들이 호소하는 자율성 침해와 감시 공포를 해소하기 위해, 알고리즘 관리 가이드라인 제정이 필요하다. AI를 활용한 성과 평가나 모니터링이 비가시적 감독관이 되지 않도록 알고리즘의 작동 원리를 투명하게 공개하고, 과도한 전자적 감시를 제한하는 보호 장치를 마련해야 한다. 이는 노동자에게 기술에 대한 통제권을 돌려줌으로써, 기술 수용성을 높이는 전

제 조건이다.

3. 사회적 대화(Social Dialogue)의 제도화와 안전망 구축 : ILO(국제노동기구)가 강조하듯, 기술 도입은 경영진의 일방적 통보가 아닌, 노사가 함께 참여하는 사회적 대화를 통해 이루어져야 한다. 도입 초기 단계부터 근로자 대표와의 협의를 의무화하여 고용 영향 평가를 수행하고, 특히 여성과 청년 등 취약 계층을 위한 직무 전환 지원 및 사회적 안전망을 촘촘히 설계해야 한다.

이번 조사에서 드러났듯이, 기술이 현장에 적용되는 과정은 사회적이고 어떤 면에서는 경로 의존적이다. AI 확산기가 본격화된 현재, 기술을 고도화하는 경쟁 못지않게 기술 혁신의 과실이 조직 구성원 모두에게 공정하게 분배되도록 하는 포용적 기술 거버넌스의 구축이 시급한 시점이다.

제 5 장

개발 현장에서의 인간중심 AI 실현 가능성과 한계

제1절 들어가며

이 절은 AI 기술 확산에 따른 노동의 위기 담론이 확산되는 상황에서, 개발자들의 기술 설계 과정이 다층적인 사회적 조건 속에 배태된 개발자들의 기술 설계 과정에 초점을 맞춘다. 개발자들의 기술적 선택이 구성되고, 이것이 실제 노동현장에 영향을 미치는 양상을 살펴보려는 데 그 목적이 있다.

인간중심 AI(Human-Centered Artificial Intelligence : HCAI)는 학자마다 정의가 조금씩 다르나, 공통적으로 AI 설계 과정에서 인간의 필요와 윤리적 가치를 최우선으로 둔다. 이는 자동화 기술의 고도화를 통해 인간 능력을 증강하고 주체적인 통제권을 보장하는 동시에, 기술에 내재된 가치와 한계를 투명하게 드러냄으로써 인간과 AI가 상호 보완적으로 협력하여 윤리적이고 신뢰가능한 발전을 이루는 규범이자 원칙이다(Shneiderman, 2020; Capel & Brereton, 2023; Bolboli Qadikolaei & Parsania, 2024; Helldin & Norrie, 2025; Karekezi et al., 2025).

HCAI 논의가 부상한 배경에는 그 대척점에 있는 ‘기술중심적(technology-centered) AI’ 개발이 초래한 문제들이 자리한다. 기술 성능과 효율성을 우선시하는 개발 방식은 알고리즘 불투명성, 편향성, 통제 불가능성 등의 문제를 야기했고, 이에 대한 사회적 우려가 높아지면서 HCAI의 필요성이 부

각되었다. 실제로 AI 기술의 급속한 발전과 광범위한 활용 과정에서 잠재적 오용과 부정적 사회적 결과에 대한 우려가 커진 것과, 최근 5~6년간 문헌이 크게 증가한 것으로 확인되는 HCAI 연구 활성화는 맥을 같이한다(Capel & Brereton, 2023). 주목할 점은 학계뿐만 아니라 빅테크 기업들(MS, IBM, 구글)과 주요 국제 기구들도 2019년을 기점으로 HCAI 논의를 활성화하고 확산시키는 데 동참했다는 것이다. HCAI는 학술적 연구의 영역을 넘어 실제 기술 개발과 정책 수립의 주요 원칙으로 자리 잡아가고 있다(Ryan, 2024).

HCAI 논의는 크게 규범 정립과 실천 방법론이라는 두 갈래로 발전되어 왔다. 먼저 규범적 차원에서는 설명 가능하고 해석 가능한 AI, 편향성·공정성·책임성·투명성 등 AI가 인간의 가치와 권리를 침해하지 않는 윤리적 AI의 필요성에 대한 논의가 발전되었다. 이러한 규범적 토대 위에서 이를 실제 기술설계 과정에 구현하기 위해 AI 개발 과정 자체에 사용자와 이해관계자들을 참여시킴으로써 AI 사용 과정에서 인간이 배제되거나 권리를 침해받는 문제를 사전에 방지하고자 하는 방법론들이 등장했는데, 사용자 중심 디자인(UCD), 참여적 디자인 방법 등이 대표적이다. HCAI의 필요성과 중요성에 대해서는 학계와 산업계 모두 공감하며, 대규모 기술 기업들 역시 HCAI를 표방하며 자체적인 윤리 규범을 논의하고 기술설계에서의 실천 원칙을 마련해 왔다.

그러나 실제 개발 현장에서는 이상과 현실 사이에 상당한 괴리가 존재한다. 현장에서의 AI 개발은 HCAI가 지향하는 규범에서 중요하게 다루는 사용자와 AI 간의 실제 상호작용 방식에 대한 심층적 고려보다는, 최종적으로 기술이 설계되고 기술적 선택이 이루어질 때 개발자의 직관이나 사용자에 대한 획일적 가정에 의존하는 경향을 보인다(Ehsan & Riedl, 2020; Helldin & Norrie, 2025). 또한 HCAI가 실현되더라도 이는 주로 사용자 지원 기능, 통제권, 개인정보 보호, 보안 침해 방지 등 기술적 측면으로 축소 해석되어 구현되며(Bingley et al., 2022), 이 기술이 실제 사용되는 사회적·조직적 맥락에 미칠 광범위한 영향에 대한 논의와 상상은 부재한 채 설계가 이루어지고 있다. 이런 탓에 기업들이 생산하는 기술은 여전히 HCAI 원칙과 거리가 멀며, HCAI는 오히려 빅테크 기업의 ‘윤리 세탁(ethics-washing)’으로 전락하고 있다는 날카로운 비판이 제기되고 있다(Ryan, 2024).

그렇다면 왜 HCAI를 구현하기 위한 도구와 방법론들이 계속 논의되고 발전하고 있음에도 불구하고, HCAI는 규범적 영역에만 머무르고 실제 AI 기술 개발 현장에서는 적용되지 못하는가?

이에 대해 여러 연구자들은 개발 현장을 둘러싼 구조적 제약을 지적한다. Karekezi et al.(2025)은 개발자들이 윤리적 고려보다 비용 효율성, 출시 속도, 경쟁 우위 등 상업적 우선순위에 밀려 HCAI 원칙을 설계 과정에 적용하기 어렵다는 현실을 지적한다. Widder et al.(2023)은 개발자들이 윤리적 우려를 인식하고 있으나 조직의 목적 달성 압박, 문제 제기 시 부정적 평가 우려 등으로 인해 HCAI를 실현하기 어렵다고 밝혔다. Schmager et al.(2023) 역시 일상적인 개발 결정에 HCAI가 반영되지 못하는 간극은 조직 목표, 개인적 관점, 제약된 조건 등 다차원적 요인들이 작동하기 때문이라고 지적했다.

하지만 이러한 설명들은 HCAI가 실현되지 않는 구조적 ‘요인들’에 집중하고 있다. 비용 압박, 조직 문화 등이 제약으로 작용한다는 지적은 중요하지만, 정작 개발자가 실제 설계 과정에서 기술적 결정을 내리는 순간에 무슨 일이 벌어지는지, 그 결정이 어떤 ‘메커니즘’을 통해 이루어지는지에 대한 이해는 부족하다. 다시 말해, 개발자를 둘러싼 ‘조건’은 논의되어 왔지만, 그 조건 속에서 개발자가 구체적으로 무엇을 고려하고 어떤 협상과 타협을 거쳐 최종적인 기술적 선택에 도달하는지, 그 ‘과정’에 대한 이해는 여전히 공백으로 남아있다.

이 공백을 채우기 위해서는 기술이 사회적으로 구성된다는 관점이 필요하다. 기술의 설계와 구현은 단순히 기술적 고려에 의해서만 결정되는 것이 아니라, 조직적·정치적·경제적·문화적 맥락과 조건에 따라 구성되는 사회적 구성물이다(Williams & Edge, 1996). AI 기술 또한 개발자가 처한 사회경제적 맥락 속에서 개발자의 선택을 통해 구성된다. 여기서 주목해야 할 개념이 바로 개발자들이 가진 사회기술적 상상(Sociotechnical Imaginary)이다. 개발자의 기술적 선택은 단순히 기능적 최적해를 찾는 행위를 넘어, 이 기술이 사용될 미래의 모습과 그 안에서 노동자가 수행할 역할에 대한 특정한 상상을 투영하는 행위이기 때문이다(Jasanoff & Kim, 2009; Samimian-Darash et al., 2024).

개발자가 그리는 미래는 개인적 배경, 조직적 위치, 산업 구조가 복잡하게

업힌 결과물이다. 경영진의 비전, 시장의 이윤 극대화 요구, 개발자 개인의 노동 윤리는 개발 과정에서 끊임없이 충돌하고 타협한다. 중요한 점은 이러한 상상이 머릿속에만 머무는 것이 아니라, 코드를 작성하고 알고리즘을 설계하는 구체적인 실천을 통해 기술의 형태로 구현된다는 것이다. 이러한 상상에는 어떤 노동이 가치 있는지, 어떤 작업이 자동화되어야 하는지에 대한 규범적 판단이 내재되어 있으며, 이것이 기술적 현실로 구현되는 과정에서 개발자의 상상은 현실의 노동을 재편하는 영향력을 갖게 된다(Breuer et al., 2022; Hallin et al., 2025).

만일 노동 소멸과 같은 디스토피아적 담론이 현실화된다면, 기술 개발의 현장에서 노동을 배제하는 특정 상상이 다른 상상들을 압도하고 기술적 선택이 되는 상황과 연결된다. 이를 기술 발전의 필연적 결과라고 해석하기 어렵다는 의미다. 반대로, 개발 과정에서 개발자들이 대안적 상상을 선택할 수 있는 여지가 확대된다면, HCAI가 지향하는바 기술 발전이 노동의 의미와 가치를 증진시키는 노동경험의 질적 향상을 함께 달성하는 실마리를 발견할 수 있을 것이다.

이에 본 연구는 AI 개발 현장의 내부 역동(internal dynamics)에 주목한다(Taebi, 2021). 이때 기술개발은 행위자인 개발자가 조직의 목표, 기술적 한계, 윤리적 가치, 그리고 자신의 상상 사이에서 끊임없이 협상하고 조율하는 과정이라는 관점을 유지한다. 개발자들은 구조적, 규범적 제약에 처해 있지만, 그럼에도 다양한 이해관계와 권력 사이를 조정하며 제한적으로 기술적 선택을 해나가는 행위자성을 발휘한다는 시각을 견지하는 것이다.

따라서 본 연구는 개발자들이 기술과 노동에 대해 어떤 인식을 가지고 있는지, 그리고 이러한 인식이 데이터 선별, 모델 개발, 인터페이스 설계 등 실제 개발 과정의 구체적인 순간에 어떤 갈등과 타협을 거쳐 기술적 선택을 구체화하는지를 추적한다. 이를 통해 ‘노동의 위기’라는 포괄적 담론 뒤에 가려져 있던 기술적 선택의 사회적 구성 과정을 드러내고, 인간 중심적 AI 개발이 실제 현장에서 구현되기 위해 개입해야 할 구체적인 지점을 포착해 보는 것이 본 장의 목적이다.

제2절 선행 연구

1. AI 생산 과정에서 개발자의 위치성

AI 기술과 노동의 관계에 대한 논의에서 개발자의 역할에 대해서는 극히 제한적으로만 서술되어 왔다. 그럼에도 몇 가지 시각이 존재한다. 우선, 실리콘밸리 담론으로 대표되는 '기술적 이상주의(techno-idealism)'의 시선이다. 이 관점은 개발자를 기술적 정밀성과 효율성을 추구하며 기술을 통한 사회적 혁신을 주도하는 자율적 주체로 설명한다(Dickel & Schrape, 2017; Crandall et al., 2021). 개발자들은 기술적 가능성에 몰두하며 기술 발전이 곧 사회 발전으로 이어진다는 자유지상주의적 이데올로기를 공유하는 집단으로 묘사되지만, 이 과정에서 개발자가 사회적 영향을 고려하거나 배제하는 실제적 복잡성은 간과된다. 둘째는 비판적 경영학이나 노동 과정론에서 개발자를 경영진의 통제 의도나 자본의 이윤 추구 논리를 기술적으로 구현하는 협력자로 바라보는 시각이다(Baiely et al., 2012; Noble, 1984). 이 관점에서 개발자들의 역할은 자본의 사회경제적 목표 달성에 기여하는 종속적 성격에 집중하며, 실제 기술 설계 과정에서 있을 수 있는 갈등과 협상 등 다층적 맥락의 상호작용보다는 자본의 논리에 의해 제한된 행위성만이 부각된다. 이들 지배적 시각은 개발자를 자율적 혁신 주체 또는 종속적 실행자라는 양극단에 묶어둠으로써, 실제 AI 생산 시스템 내에서 개발자가 처한 복합적 위치와 그 속에서 발휘되는 다층적 행위성의 역동을 포착하지 못한다(Myers, 2023, 2024).

본 연구에서는 이런 기존 관점과 달리, 개발자들을 AI 생산 체계 내의 복합적 관계의 맥락 속에 위치시키고자 한다. 이 관점에 기반하면, 개발자들은 AI 밸류체인 속에서 기술 혁신을 선도하는 주역으로 호명되지만, 동시에 클라이언트나 소속 조직의 요구에 따라 기술을 만들어내는 종속적 위치에 놓여 있다. 또한 이들은 조직 내에서 전문가 집단으로서 상대적 자율성을 갖지만, 동시에 조직의 성장과 목적을 위한 요구를 수용해야 평가와 보상을 받

을 수 있는 종속적 존재이기도 하다. 즉 개발자는 기술을 도입하려는 클라이언트와 기술의 최종 사용자(예컨대 배달 노동자 등 현장 노동자나 소비자) 사이의 접점에 위치하며, 자신이 배태되어 있는 사회문화적 맥락, 산업적 특성, 조직 구조와의 상호작용 속에서 두 집단의 요구와 이해를 조율하여 이를 기술적 언어로 구현해내는 매개적 역할을 수행한다.

이러한 개발자의 위치는 개발자 집단 특유의 직업 정체성과 결합하며 개발 현장에서의 구조적 긴장을 형성한다. 개발자 내면에는 실리콘밸리 담론이 강조하는 ‘효율성과 최적화’의 추구하고, 오픈소스 운동 등에서 기인한 ‘사회적으로 가치 있는 기술’에 대한 열망이 공존한다(Quandt & Klapproth, 2024). 이때 클라이언트의 인력 감축 및 비용 절감 요구는 개발자의 효율성 추구 성향과 자연스럽게 정렬되지만, 동시에 이는 자신들이 설계하는 기술이 초래할 노동 소외나 일자리 문제와 같은 사회적 파장을 인지하게 될 때 개발자의 윤리적 가치관과 충돌할 수 있다. 따라서 기술 설계 과정은 기술 중립적, 합리적인 공학적 과정이 아니라, 다양한 집단의 가치가 투영되고 상충하는 이해관계가 충돌하며 타협점을 찾아가는 협상의 정치적 과정이 된다(Williams & Edge, 1996). 이 과정에서 어떤 데이터를 학습시킬지, 인터페이스의 통제권을 누구에게 줄지 등 개발자가 내리는 수많은 기술적 선택은 단순한 기능 구현을 넘어선다. 자동화 등 노동과정에 개입하는 AI기술의 개발은 노동자를 통제와 탈숙련(deskilling)의 대상으로 볼지, 혹은 역량 강화의 주체로 볼지 노동의 미래와 긴밀한 연결성을 갖는 권력 행사의 순간이 된다(Pachidi et al., 2021).

결국 개발자의 기술 설계 수행과 기술적 선택은 특정 집단의 이해를 기술적 기능으로 강화, 약화, 재구성, 배제하는 등 다양한 방식으로 반영함으로써, 기술이 적용되는 노동 현장에서 노동자의 권한과 자율성에 영향을 미치는 정치적 행위가 된다(Hallin et al., 2025). 이는 곧 기술 발전의 방향과 노동 변화를 구체화하는 힘이 된다. 이러한 관점에서 볼 때, 노동 소멸과 같은 디스토피아적 담론의 우세는 기술 발전의 불가피성 때문이 아니다. 오히려 개발 현장에서 노동을 배제하는 특정한 상상이 반복적으로 선택되고, 그것이 기술적으로 재생산되어 온 결과로서 해석할 수 있다.

본 절에서는 개발자를 다양한 이해관계자들 사이에서 협상하며 제도적 ·

조직적 맥락 속에서 기술을 구성하는 관계적 행위자로 보는 분석 관점을 제시한다. AI 기술이 개발자를 둘러싼 다층적 맥락 및 생산 체계 내에 존재하는 여러 행위자들과의 끊임없는 상호작용 속에서 형성된다는 점을 전제하는 관계적 관점(Barley, 2020; Bailey et al., 2022; Anthony et al., 2023)을 견지하는 본 연구는, 개발자들이 AI 설계 현장에서 직면하는 구조적 제약과 미시적 행위성을 함께 포착하고자 한다. 이를 통해 AI가 노동에 미치는 영향이 구체적으로 구성되는 기제에 한발 다가가고자 한다. 이러한 관점은 인간중심 AI가 추상적인 규범적 선언을 넘어 실제 개발의 선택 과정에 어떻게 개입하고 구현될 수 있는지, 그 실질적인 가능성과 경로를 탐색하는 데 기여할 것이다.

2. 개발자의 노동과 기술에 관한 사회기술적 상상

앞서 개발자를 다층적 이해관계 속에 놓인 관계적 행위자로 규정했다면, 본 항에서는 그 위치에서 개발자들이 구체적으로 어떠한 인식들을 통해 기술적 선택을 내리는지 내면의 동학에 접근하고자 사회기술적 상상이라는 개념을 제시한다.

Jasanoff & Kim(2009, 2015)은 사회기술적 상상(sociotechnical imaginaries)을 막연한 개인의 미래 예측이 아닌, 과학기술 설계와 이행에 반영된 집단적 관념으로, 사회생활 및 사회질서에 대한 공유된 비전으로 정의한다. 이는 개인적 차원을 넘어 사회와 경제적 구조 전체에 영향을 미치는 집단적 기대이자 규범적 지향이라고 할 수 있다. 중요한 것은 사회기술적 상상이 단순히 미래를 그리는 데 그치지 않고, 사회 구성원들이 무엇을 할 수 있다고 여기는 행동의 가능성을 구성함과 동시에, 무엇이 윤리적으로 혹은 사회적으로 옳은 행동인지에 대한 정당성 인식에도 깊이 관여한다는 점이다(Jasanoff & Kim, 2015). 다시 말해, 상상은 특정한 기술적 선택과 실천을 ‘당연한’, ‘바람직한’ 것으로 정당화한다.

이러한 맥락에서 노동과 기술의 관계에 대한 상상들 역시 집단적으로 형성되고 특정 방향의 기술 개발을 정당화하는 힘으로 작동해 왔다. 이 상상은 디지털 기술의 등장과 함께 갑자기 출현한 것이 아니라, 수십 년간 일터

와 조직, 사회 속에서 형성되고 재구성되어 온 것이며, 특히 기술이 개발되고 도입되는 현장의 관리자와 기술개발자에 의해 오랫동안 만들어지고 동원되어 왔다(Jasanoff & Kim, 2015). 이 과정에서 노동과 기술의 미래에 대한 상상은 다원적으로 구성되고 펼쳐진다. 다양한 상상들이 공존하고 공유되지만, 그중 일부는 현재의 실천과 담론 속에서 더 강력하게 나타나기도, 상대적으로 주변화되기도 한다(Hallin et al., 2025). 이것은 사회기술적 상상들 간의 권력 불균형을 보여주며, 어떤 상상이 지배적이 되느냐에 따라 기술 개발의 방향이 달라질 수 있음을 의미한다.

AI 기술의 발전 궤적에서는 이러한 특정 사회기술적 상상이 우세하게 확산되는 특성이 뚜렷하게 나타난다. 인간의 인지 능력을 모방하는 AI 기술의 특성은 개발자들로 하여금 완전한 자동화나 인간 없는 작업장과 같은 미래를 기술적으로 실현 가능한 현실로 받아들이게 한다(Joyce et al., 2021; Hallin et al., 2025).

이러한 상상들은 활발한 논쟁과 사회적 논란을 가져오면서도 동시에 특정한 방향의 기술개발을 추동하는 동력으로 작동하며, 개발 현장의 개발자들이 기술 설계 과정에서 형성하는 상상의 준거틀로 작동한다. 실제로 개발 현장에서 개발자들이 형성하는 상상은 단순한 미래 예측이 아니라, 현재의 기술적 한계와 미래의 목표 사이에 구체적인 연결고리를 설정하는 실천적 지침으로 기능한다. 이 상상 속에는 노동이 무엇인지, 어떤 작업이 가치 있는지, 무엇이 자동화되어야 하는지에 대한 규범적, 널리 공유된 판단이 내재되어 있으며, 이는 특정한 기술적 개입을 불가피하거나 필수적인 것으로 정당화하는 역할을 한다(Samimian-Darash et al., 2024).

그러나 사회기술적 상상은 행위자의 주관적 측면(agency)과 기술 시스템, 정책 스타일, 조직 행동, 정치 문화 같은 구조적 맥락이 교차되며 형성되는 복합적 구성물로(Sovacool & Hess, 2017), 개발자의 사회기술적 상상 역시 사회문화적·산업적·조직적·개인적 차원의 상호작용 속에서 구성과 변형을 거듭한다. 산업적 차원에서 개발자의 상상은 금융 자본이 요구하는 단기 성과 압박과 시장 경쟁 구조 속에서 제약된다. 단기 성과를 요구하는 금융 자본의 압박, 기술적 해결주의를 강조하는 조직 문화, 그리고 도태될 수 있다는 개발자 개인의 실존적 불안 등은 개발자의 상상을 '비용 절감'과

‘효율성’이라는 시장 친화적 가치로 수렴하게 만든다(Shestakofsky, 2024; Karekezi et al., 2025). 즉, 개발자의 상상은 구조적 제약 속에서 형성되지만, 역으로 그 구조를 강화하거나 변형시키는 기술적 실천의 원동력이 된다. 따라서 본 연구는 개발자의 사회기술적 상상이 추상적 관념에 머무르지 않고, 구체적인 기술적 선택으로 전환되어 노동 현장을 재편하는 물질적 힘으로 작동하는 과정을 포착하기 위해 규범성(Normativity)과 수행성(Performativity)이라는 두 가지 분석 차원에 주목한다.

첫째, 규범성(Normativity) 차원은 개발자들이 기술개발의 목표와 방향을 설정할 때 작동하는 가치 판단과 윤리적 신념을 조명한다. 상상은 행동의 옳음에 대한 감각을 구성한다(Jasanoff & Kim, 2015). 개발자들은 특정 노동을 불완전하고 비효율적인 것으로 규정하고, AI를 통한 자동화를 ‘해방’이나 ‘혁신’이라는 규범적 가치로 인식한다. 이러한 규범적 판단은 인간 노동자를 통제하거나 배제하는 기술적 선택을 합리적이고 올바른 결정으로 정당화하는 논거가 된다. 본 연구는 기술적 기능 이면에 숨겨진 개발자의 노동관과 윤리적 전제를 드러냄으로써, 기술이 중립적 도구가 아니라 개발자의 가치 판단이 투영된 규범적 산물임을 밝히고자 한다.

둘째, 수행성(Performativity) 차원은 이러한 규범적 상상이 추상적인 관념에 머무르지 않고, 구체적인 기술적 실천과 실제적 결과물로 전환되는 과정을 드러낸다. 상상은 수행되는(performed) 동시에 현실을 구성하는 수행적 힘(performative)을 갖는다(Breuer et al., 2022). 개발자의 상상은 코드를 작성하고, 데이터를 선별하며, 인터페이스를 설계하는 현장에서의 실천적 행위들을 통해 구체화된다. 예컨대 노동자의 자율성을 불신하는 상상은 시스템 접근 권한을 제한하거나 감시 기능을 강화하는 구체적인 기능으로 구현되는 것이다.

요컨대, 본 연구는 관계적 관점에 기반해 AI 생산 네트워크 속 개발자가 갖는 복합적 위치성을 포착하고, 이들이 직면한 구조적 제약을 자신의 노동관과 사회기술적 상상을 통해 해석하고 재구성하며 특정한 기술적 설계와 선택이 구체화되는 과정을 분석하고자 한다.

제3절 연구 방법

1. 개요

본 연구는 AI 개발자들이 지닌 노동과 기술에 관한 사회기술적 상상이 실제 기술 개발이라는 구체적인 실천으로 이어지는 과정을 탐색하기 위해 질적 연구 방법을 활용하였다. 질적 연구 방법은 행위자의 경험과 해석을 통해 현상의 이면에 존재하는 맥락과 인과관계를 파악하는 데 강점을 지닌다. 구체적으로, 개인 인터뷰 방법을 통해 개발자들이 기술적 선택을 수행하는 구체적인 과정을 탐색한다.

2. 연구참여자

본 연구의 참여자는 AI 솔루션 개발 기업에 종사하는 14명의 엔지니어다. AI 솔루션 개발은 특정 산업 현장의 문제를 해결하기 위해 맞춤형 AI 기술을 설계하고 구축하는 작업으로, 개발자는 기술 도입을 요구하는 집단(클라이언트)과 그 기술의 영향을 받는 집단(사용자/노동자) 사이의 접점에 위치한다.

연구 참여자는 기업 내 AI 개발자 가운데 C-level(기술책임자), 시니어급 엔지니어, 기술 리더 등 기술 설계의 방향성에 실질적인 영향력을 행사할 수 있는 개발자들이다. 이들은 기술적 사양을 결정하고 데이터 선별 및 모델링 방식을 주도적으로 판단하는 위치에 있어, 본 연구가 주목하는 기술적 선택과 사회기술적 상상의 연결 과정을 탐색하기에 적합하다. 참여자 모집은 목적 표집(purposive sampling)과 눈덩이 표집(snowball sampling) 방식을 병행하여 진행하였다. <표 5-1>은 이 연구에서 모집한 연구 참여자들의 특성을 간략하게 나타낸 표이다.

연구참여자 모집 결과 총 14명이 모집되었으며, 1명을 제외한 나머지는 모두 남성으로 구성되었다. 연령은 20대 후반부터 50세까지 분포되어 있으며, 30대 후반에서 40대 초반이 가장 많았다. 전공은 컴퓨터 사이언스, 소프

〈표 5-1〉 연구참여자 특성

	이름	성별	연령	전공	경력	서비스 유형	소속기업 형태	산업	직무 (직책)
1	A	남	30대 후반	의예과	2년	B2G/B2B	스타트업	SW	프로덕트 리드
2	B	남	40대 초반	컴공(박사)	6년	B2B	스타트업	AI 딥테크	CSO
3	C	남	40대 초반	재료·에너지	8년	B2C	스타트업	음악/IT	CTO
4	D	남	30대 중반	전기전자	11년	B2B	스타트업	IT	대표이사
5	E	남	30대 후반	생명정보, 컴공	10년	B2G	중소기업	재난방재	과장
6	F	남	40대 초반	전기전자(박사)	15년	Internal	대기업 계열사	이커머스	프로덕트 리드
7	G	남	30대 후반	정보통신	10년	Internal	대기업	반도체/에너지	PM/TL
8	H	남	50대 초반	컴공(석사)	20년	B2B/B2B2C	스타트업	음성/영상	CTO
9	I	남	30대 초반	컴공	6년	B2B	스타트업	HR	CTO
10	J	여	20대 후반	컴공	3년	Internal	중견/SI 계열사	반도체	엔지니어
11	K	남	30대 초반	경제학, 로스쿨	5년	B2G	스타트업	법률/교육	공익법무관
12	L	남	30대 초반	컴공	7년	B2B	미테크기업	IT	시니어 개발자
13	M	남	40대 초반	전산데이터(석사)	17년	B2C	스타트업	IT/블록체인	파운더(대표)
14	N	남	20대 후반	컴공	1년	B2B	미스타트업	IT/SW	CTO

자료: 저자 작성.

트웨어 공학, 정보통신학 등 공학계열 전공이 다수였다. 경력은 1년부터 20년까지 다양하게 분포되어 있으나, 대부분 5년 이상의 경력을 보유하고 있었다.

소속 기업 형태를 살펴보면, 스타트업 소속이 10명으로 가장 많았으며, 대기업 또는 중견기업 계열사 소속이 3명, 해외 테크기업 소속이 1명이었다. 직무는 대부분 CTO, 대표이사, 프로덕트 리드 등 기술 설계의 방향성을 결정하는 직책에 있었으며, 일부는 시니어 개발자, 엔지니어, PM 등으로 실

무 개발과 기획을 담당하고 있다. 서비스 유형은 B2B(기업 간 거래)가 다수를 차지했으며, 산업 분야는 AI 딥테크, IT, 반도체, 이커머스, HR, 음성/영상 등 다양한 영역에 걸쳐 있었다.

3. 연구 절차 및 분석 방법

연구참여자 대상 인터뷰는 2025년 8월부터 10월까지 약 3개월간 이루어졌으며, 연구참여자의 상황에 따라 온/오프라인 방식으로 수행하였다. 인터뷰 소요시간은 약 90~120분이었으며, 참여자들로부터 풍부한 경험적 자료를 획득하고자 반구조화된 질문지를 활용하여 진행하였다. 인터뷰 질문은 개발자의 개인적 특성과 경력, 구체적인 기술 설계 과정의 경험(프로젝트 참여 계기, 기술적 선택 과정, 클라이언트 및 최종사용자와의 상호작용), 조직의 구조와 문화(성과 평가 방식, 동료집단 특성, 노동과정), 기술과 노동에 대한 전반적 관념, 인간중심적 AI 개념에 대한 이해와 실천 등으로 구성되었다. 연구자는 사전에 준비한 질문지를 기본 틀로 활용하되, 참여자의 응답에 따라 유연하게 추가 질문을 던지며 대화를 이어나갔다.

수집된 모든 인터뷰 자료는 전사 후 주제 분석(thematic analysis)을 실시하였다. 먼저, 전사된 인터뷰 자료를 반복적으로 읽으며 개발자들의 경험과 인식에서 나타나는 주요 개념과 주제들을 추출하였다. 이 과정에서 개발자들이 공유하는 사회기술적 상상의 구체적 내용, 기술 설계 과정에서의 주요 고려사항, 구조적 제약 요인 등을 코드화하였다. 다음으로, 첫 단계에서 도출된 개별 코드들 간의 관계를 탐색하고 상위 범주로 묶는 작업을 수행하였다. 특히 개발자의 사회기술적 상상이 형성되는 다층적 맥락(산업적·조직적·개인적 차원)과 그것이 기술적 실천으로 전환되는 메커니즘을 중심으로 하위 범주들을 연결하는 축 코딩을 진행하였다. 마지막으로, 전체 자료를 관통하는 핵심 범주를 발견하고, 이를 중심으로 하나의 통합적 내러티브를 구성하였다. 분석 과정에서는 연구의 타당성을 확보하기 위해 연구참여자들의 진술을 최대한 그대로 인용하여 제시하고, 다양한 사례들 간의 유사성과 차이점을 비교분석함으로써 도출된 주제의 신뢰성을 높이고자 하였다.

제4절 연구 결과

1. 개발자의 노동-기술 관념 형성 및 구성

가. 노동과 기술에 대한 개발자의 이중적 인식

AI 개발자의 기술과 사회에 대한 상상력을 파악하고 이해하는 것은 현재 그리고 미래의 기술과 노동의 변화를 이해하기 위한 중요한 출발점이 된다. 기술과 사회변화의 관계 속에서 개발자 집단이 공유하는 관점은 기술 발전의 경로를 결정하는 역할을 하며 사회적 변화를 특정한 방향으로 이끌어간다. 만약 개발자들이 기술을 통한 사회변화를 개인의 자아실현이나 시장 선택의 결과로만 상정한다면, 더 넓은 사회적, 정치적 차원에서 기술이 어떤 영향을 미칠지에 대한 상상과 질문은 들어설 자리가 사라지게 된다(이두갑, 2024). 이러한 맥락에서 개발자들이 지닌 개인-공동체, 기업-사회, 일-노동 등의 관계를 바라보는 관점 또한 우리 삶에 기술이 수용되고 활용되는 방식과 나아가 구조적 변화에도 영향을 미친다는 점에서 중요한 의미를 지닌다. 따라서 본 절에서는 AI 솔루션 개발 과정에 대한 분석에 앞서, 개발자들이 자신의 노동에 부여하는 의미와 정체성, 그리고 기술과 노동의 관계에 대해 지닌 사회기술적 상상을 살펴보고자 한다.

1) ‘세상을 바꾸는 기술자’ : 사회적 기여와 자아실현 가치 추구

개발자의 직업정체성에 관한 기존 연구들은 기술을 통한 ‘사회적 가치’ 실현이 그들의 직업적 정체성을 구성하는 주요 에토스임을 밝혀왔다(Geiger, 2019; Noble & Roberts, 2019; Kelly et al., 2021). 거듭된 기술 혁신을 통해 각종 사회적 난제를 해결하고 불평등을 해소하며 사회적 진보를 이끌어낼 수 있다는 기술중심 문제해결주의(Technological Solutionism 혹은 Techno-solutionism)에 기반한 이러한 직업정체성은 개발자들이 자신의 노동을 단

순한 생계유지 수단을 넘어 인류를 위한 사명을 실천하는 행위로 의미화하며 일에 몰입하게 만드는 중요한 원천으로 설명되어왔다. 특히 일론 머스크와 같은 기술 엘리트들이 기후위기, 자원고갈, 질병 등 인류가 직면한 난제들을 기술로 해결하겠다고 선언하는 모습은 기술 유토피아 담론을 확산시키는 동시에 개별 개발자들에게 영감을 주어 스스로를 사회적 문제를 해결하는 선구자로 내면화하는 주요 기제가 되어왔다(Crandall et al., 2021).

이번 인터뷰 조사에 참여한 다수의 연구참여자들 역시 기술개발을 업으로 삼고 지속하는 주요 동기를 사회적 가치 창출에서 찾고 있었다. 그리고 이것은 자아실현과도 연결되어 인식되고 있었다. 인터뷰 참여자들은 자신의 직업적 가치에 대해 사람들에게 편리하고 유익한 기술, 삶을 개선하고 복잡한 사회 문제를 해결하는 열쇠가 될 수 있는 기술을 만들고 싶다는 희망을 표현하며, 그러한 변화를 만들어내는 주체로서 스스로를 정체화하고 있었다.

“제가 원래 소셜 임팩트에 관심이 처음부터 많았어가지고요. 뭔가 소외계층이나 물리적인 어려움이 있는 분들에 좀 더 계속 관심이 갔었고 거기서 이제 시각장애인 분들을 위한 서비스 한번 해보면 진짜 도움이 좀 될 것 같죠. … 그런 자아 실현의 욕구가 되게 강했다고 생각을 했고, 그래서 뭔가 소셜 임팩트가 큰 걸 하면 사회적인 기여가 좀 많이 될 거니까 거기서 자아실현을 좀 크게 할 수 있지 않을까라는 기대를 하죠.” (I/남/30대 초반/B2B/CTO)

“공대를 간 것도 사회에 필요한 기술 만들려고요. 암 치료기 중에 이제 방사선, 방사선 치료기가 있는데 한국에 들어오는, 들어와 있는 치료기술이 너무 비싸요. … 그러다 보니 이제 우리나라도 꽤 잘 사는 나라인데도 그 의료장비에 이 혜택을 받는 사람들이 별로 없거든요. 또, 개발도상국이나 전 세계 분들은 아직도 못 받고. 저는 그거를 가격을 3억 정도를 줄일 수 있는 그런 거를 만드는 게 목표고 지금도 그래요.” (C/남/40대 초반/B2C/CTO)

연구 참여자들은 의료 접근성 개선이나 시각장애인 지원 등 기술을 통해 불평등을 해소하고 사회적 약자를 돕는 것을 기술개발의 주요 목표이자 자아실현의 과제로 인식하고 있었다. 그러나 이들이 추구하는 가치의 범주는 단지 특정한 사회적 난제의 해결에만 한정되지 않았다. 개발자들은 기존에

존재하지 않았던 새로운 기술을 창조하여 인류의 능력 경계를 확장하고, 누구도 시도하지 못했던 기술적 성취를 이루어내는 과정 그 자체를 또 다른 차원의 중요한 가치 창출 행위로 여긴다.

“지금까지 사람이 할 수 없었던 일을 할 수 있는 것들을 만들고 싶어요... 인류가 지금까지 생각하는 바운더리가 있을 텐데 그거를 한 발짝 더 다가가는 거. 인류 전체의 자산이 조금만 더 증가를 할 수 있게. 그런 식으로 가고 싶다는 생각을 해요.” (A/남/30대 후반/B2G·B2B/프로덕트 리더)

연구참여자들에게 이러한 사회적 가치 창출은 자아실현과도 긴밀히 연결된 것으로 보였다. 이 연결성은 AI 기술 발전에 대한 인식 속에서 좀 더 선명하게 나타났다. 개발자들은 AI 기술이 자신의 생산성과 역량을 극대화하면서 과거에는 해결할 수 없었던 더 복잡하고 고차원적인 문제들을 다룰 수 있게 해준다고 믿고 있었다. 즉, AI를 통한 개인의 기술 역량의 성장이 곧 사회 문제를 해결할 수 있는 가능성으로 이어진다는 것이다.

“저희가 전에는 100을 했다고 치면 AI를 통해서 지금 150까지는 해요... 자료 조사도 빨리 하고 그러다 보니까 더 많은 일을 짧은 시간 내로 하는데, 제가 생각했을 때는 저는 조금 더 고도화된 일을 할 것 같고. 제가 만들 수 있는 아웃풋이 더 커질 수 있을 것 같고. (...) 제가 할 수 있는 일이 더 많아지니까 저는 조금 더 기대가 높은 거죠. 기술이 발전함으로써 전에는 풀 수 없던 문제가 이제 풀 수 있게 되잖아요. 그러다 보니까 못 풀었던 사회적 난제들이 결국 풀릴 수 있도록 바뀔 거라고 생각해요.” (A/남/30대 후반/B2G·B2B/프로덕트 리더)

이처럼 AI 기술의 비약적 발전을 자아실현과 사회적 가치 창출을 구체화할 수 있는 기회로 인식하면서, 기술의 발전은 개발자들에게 성취감과 효능감을 가져다주는 긍정적이고 즐거운 현상으로 여겨지고 있었다.

“AI가 꿈을 이루어주는 거, 저는 그래요. 그러니까 내가 옛날에 만들고 싶었던 거를 요즘 기술에 조금만 더 하면 만들 수가 있으니까. 저 요새 엄청 신나거든요. 너무 재밌어요. 그러니까 옛날에는 항상 ‘이거 이런 건 무조건 나와야 되는데 이게 왜 안 될까?’ 하던 것들이, 이제 되는 것들이 툭툭툭 나오니까 이

제 저는 신났죠. 그걸 내가 만들 수 있으니까.” (B/남/40대 초반/B2B/CSO)

자신의 기술적 역량이 곧 세상의 변화를 이끄는 동력이 될 수 있다는 기대는 바쁜 일상 속에서도 개발자들이 끊임없이 새로운 기술을 탐색하고 습득하도록 이끄는 요인이 되고 있었다. 한 연구 참여자는 이러한 활동을 일종의 취미로 표현하며 기술 학습과 실험을 노동이 아닌 자발적 즐거움으로 받아들이고 있었다. 이처럼 기술 변화를 지속적으로 추적하는 과정에서 개발자들은 스스로를 기술 발전의 최전선에서 미래를 예견하고 주도하는 선구자로 정체화하면서, 빠르게 변화하는 기술의 흐름을 실시간으로 체감하지 못하는 일반 대중과 자신을 구분하고 있었다.

“저는 매일 봐요. 트위터나 이런 데도 최근 테크 트렌드 올려주는 분들 있잖아요. 그런 것만 봐요. 사실 실제 취미고… 생각이 그런 거라 이제 새로 나오고 하는 것들을 계속 보고 써보고 제 분야에도 적용해보고. 원래 옛날부터 그런 게 관심이 많았어요.” (C/남/40대 초반/B2C/CTO)

“매년의 발전을 저는 매일매일 모니터링하는 자리잖아요? 그리고 각종 관련 연구 자료도 보고 하면 발전 속도가 기하급수적으로 이렇게 올라가는데. 기계의 변화가. 저도 이제 매일매일 모니터링을 하기 때문에… 그런 데 조금이라도 관심 없는 사람이, 그냥 뭐 AI 잘 쓰고 있다 그 정도의 사람들은 아마 발전 속도를 느끼기 어려우실 거예요.” (C/남/40대 초반/B2C/CTO)

개발자들은 자신의 일은 기술을 통해 세상을 바꾸고 자아를 실현하는 의미 있는 행위로 인식하고 있었다. 개발자들에게 기술/기술적 혁신은 사회적 기여의 매개이자 자기 성장의 도구이며, 특히 AI와 같은 신기술은 그 가능성을 확장시켜주는 기회로 받아들여지고 있다.

2) 오류와 비효율의 원천으로서의 노동 인식

앞서, 자신의 일을 자아실현, 사회적 기여와 같은 가치 실천으로 의미를 부여하고 있던 것과는 대조적으로, 개발자들은 일반적인 ‘인간 노동’에 대해서는 사뭇 다른 관념을 가지고 있었다. 개발자들의 인식체계 안에서 노동 현장의 인간은 종종 오류와 비효율을 유발하는 불안정한 존재로 간주되었다.

“사람 때문에 발생하는 그 human error는 부조리한 정보의 왜곡 오염 그런 것들. AI가 모든 걸 컨트롤해서 회사에서 흘러다니는 모든 데이터를 AI가 취합해… 사람들은 자료를 만들 때 자기 고과에 유리하게 적는단 말이죠. 그래서 결국에는 막 이렇게 오염된 자료가 막 이렇게 모이고 취합되고 개인 사익 들어가고… 이상한 일들이 벌어지는 걸 AI로 최소화해야 한다고 생각해요.” (M/남/40대 초반/B2C/파운더(대표))

사익을 추구하며 조직의 합리성을 저해하는 ‘휴먼 에러(human error)’로 상정된 인간과 달리, AI 기술은 불확실성과 오류를 없애는 이상적인 해결책으로 인식된다. 더욱이 기업 경영의 관점에서 인간 노동은 고정적으로 지출되어야 하는 비용 부담으로 인식되고 있었다. 한 연구 참여자는 디자이너나 개발자에게 지급하는 월급과 AI 도구 사용료를 비교하면서, 같은 결과물을 훨씬 저렴한 비용과 짧은 시간에 얻을 수 있다면 인간을 고용할 이유가 없다고 언급했다. 다만 현재 인간을 AI로 대체하지 못하는 것은 기술적 한계가 아니라 인간 노동 고용을 강요하는 규제가 막고 있기 때문이라는 인식을 드러냈다.

“근데 지금 당장도 디자이너들이 별로 필요가 없어요. 개발자들도 필요가 없고. 왜냐하면 회사는 돈이 5억이 있어. 그럼 5억을 제일 잘 효율적으로 써야지 우리가 다음 단계로 가고 안 그러면 망하거든요. 근데 예를 들어서 디자이너 월급이 300만 원이야. 근데 AI로 하니까 돼. 30분 주고. 지금은 같은 일을 300만 원을 쓰라고 강요하는 규제를 하고 있긴 한데. 지금 그냥 GPT한테 나 이러이러 이러이러 웹사이트 만들고 싶어 하면 쪽 다 만들어줘요. 10분 만에. 근데 내가 이 사람한테 100만 원 주고 한 달 있다가 이거 만들어줘라고 할, 기다릴 이유도 없는 거죠.” (B/남/40대 초반/B2B/CSO)

그러나 노동을 오류와 비효율로 바라보는 시각은 동시에 이를 기술적 개입으로 수익을 창출할 수 있는 기회로서 바라보는 시각으로 이어졌다. 예컨대 팩스로 주문을 받는 업계의 관습적 시스템이나 인력에 의존하는 수동 작업이 많은 노동 현장을 목격했을 때, 이를 자동화 기술로 대체할 수 있는 잠재적 사업 기회로 생각했다. 이 과정에서 해당 노동이 왜 그러한 방식으로 수행되고 있는지에 대한 현장의 맥락이나 특수성은 고려되지 않는 경향을

보였다.

“택배 운영하는 곳에서 우리한테 주문 연락할 때 팩스 보내라고 해요. ‘저희 팩스 없는데요.’에 ‘그럼 팩스를 하나 사세요.’라고 말해요. 처음에 답답하다고 생각했는데 내가 반대로 생각하니까, ‘이게 다 기회다.’ 이거를 자동화하고 AI로 바꾸고 하면 대박이라는 생각을 하게 됐죠.” (C/남/40대 초반 /B2C/CTO)

“아직은 수동화된 작업도 많고 그러기 때문에 그냥 조금 더 효율적인 방식이었을 거라고 생각해요. 제조업 분야에서 수동적인 작업도 많다고 저는 들었거든요. 그래서 그런 부분에 있어서 AI가 조금 더 활용할 수 있도록 해야 된다. (중략) 우리나라 사람들의 특성으로 약간 효율적인 게 편하지 않나라고 생각하고, 제가 개발을 했을 때 이런 걸 활용할 수 있는 데는 어디지 생각을 해보면서 계속 궁리하는 거죠.” (J/여/20대 후반/Internal/엔지니어)

비숙련·반복적 업무로 간주되는 노동은 효율성을 위해 기술로 대체될 필요가 있다는 인식과 함께, 연구 참여자들 가운데서 전문직을 포함한 대부분의 직업 역시 AI로 대체 가능하다는 인식도 나타났다. 개발자들에게 약사, 판사와 같은 전문직 역시 기술로 패턴화를 구현할 수 있는 업무를 수행하기에 자동화 대상으로 여겨졌다. 의사의 진단도 AI가 더 정확하게 수행할 수 있으며, 아직 인간의 영역으로 남겨두고 있을 뿐 기술적으로는 대체 가능하다는 인식이다. 개발자들의 관념 속에서 사람이 할 수 있고 상상하는 모든 일을 AI가 대체할 수 있으며, 문제는 단지 비용과 시간 효율을 따져 보는 것이다.

“뭐 약사라든지 진짜 뭐 문서 처방전만 있으면 알맞게 빼주면 되잖아요. 단순하고 패턴이 있는 거, 판사도 그렇고… 교체될 건 많죠. 로봇이 또 이제 막 엄청 발전하고 있으니까. 기존에 사람이 할 수 있고 사람이 상상하는 모든 일들은 다 대체될 수 있다고 봅니다. 개발 가능하고. 다 되는데 문제는 비용이랑 시간이야… 지금은 당연히 하면 안 되는 것들은 있죠. 하면 안 되는 것들이 있는데 못할 거는 없을 것 같아요.” (B/남/40대 초반/B2B/CSO)

이런 언술들에서 개발자들이 추구하는 사람이나 조직을 돕는 기술은 노동 영역에서 상이한 의미를 가질 수 있다. 이들 개발자의 인지 구조 속에 의

료 접근성을 높이거나 장애인을 돕는 기술을 만들 때 그 수혜자가 될 수 있는 추상적 인간과, 업무 자동화로 인해 위기에 직면하는 구체적 노동자는 서로 분절된 범주로 존재한다. 이러한 인식의 괴리로 인해, 사회적으로 유의미한 기술이라는 가치는 노동현장의 변화와 유기적으로 결합하지 못하며, 결과적으로 기술과 노동, 그 가치가 공존하는 복합적 미래를 상상하는 데까지 나아가지 못한다.

3) 기술 발전의 필연성과 기술만능주의

앞서 살펴본 것처럼 타인의 노동을 개연성 높은 비효율과 오류로 인식하는 노동관은 기술을 바라보는 특정한 시각과 밀접하게 연결되어 있었다. 개발자들에게 기술 발전은 막을 수 없는 필연이자 문제를 해결할 수 있는 궁극적 기제였으며, 따라서 노동을 기술로 대체하는 것은 저항할 수 없는 흐름이자 자연스러운 방향으로 인식되었다. 한 인터뷰 참여자는 기술 변화를 블랙홀에 비유하며 일단 특이점을 넘어서면 빠져나올 수도 되돌아갈 수도 없는 지점에 도달한다고 설명했다. 즉, 블랙홀이 불가항력의 힘으로 주변의 것들을 모두 빨아들이듯, AI 발전 역시 일단 시작되면 막대한 자본과 자원이 투입되면서 기술혁신 속도는 통제 불가능한 수준에 이른다는 것이다.

“기술의 발전... 이거는 이미 막을 수 없어요. 기술의 갑작스런 변화는 블랙홀. 이전 이후로는 빠져나갈 수 없을 만큼. 또 어떤 의미를 가지냐면 기술이 갑자기 빨라지고 그리고 되돌이킬 수 없는 지점이라는 뜻을 가지게 되요. 이 블랙홀에서 이제 특이점을 넘어가는 순간 그게 빠져 나올 수 없고 되돌아갈 수 없는 걸.” (C/남/40대 초반/B2C/CTO)

“그런 거대한 흐름을 사람들이 막아낼 재간이 없잖아요... 분위기가 여기저기에서 다 일어나고 있는 분위기니까... 어쩔 수 없이 그런 분위기로 흘러간다는 거지... 불가피한 변화이고 변화를 빨리 받아들이지 않으면 안타깝게도 도태될 분들이 많을 거다. 그 변화는 우리가 아무리 방어를 하고 막아도 어쩔 수 없는 현상인 것 같아요. 우리가 원시 시대로 돌아가려고 작정을 하지 않으니까.” (H/남/50대 초반/B2B · B2C/CTO)

개발자들에게 기술 발전은 인간의 의지로 거스를 수 없는 불가항력적인

현상으로 여겨졌다. 따라서 기술 변화에 저항하거나 의문을 제기하는 것은 과거로 회귀하려는 비합리적 태도로 여겨졌다. 기술은 인간이 조정하거나 통제할 수 없는 영역으로 상정되었고, 남은 선택지는 오직 빠른 수용과 적응뿐이었다. 동시에 AI는 거의 모든 영역의 문제를 해결할 수 있는 도구로 상상되었다. 의료와 사법을 넘어 생명공학, 사회 불평등, 심지어 노동 갈등까지 AI와 로봇 기술로 해결 가능하다는 전망이 제시되었다. 정치적·사회적 차원의 문제를 기술적 접근으로 해결 가능하다는 사고를 보여준다.

“데모도 하고 노사 투쟁도 하고 그 이유가 대부분 얼마 안 되는 한정된 자원을 가지고 누군가 내 파이를 가져가면 내 효과가 그만큼 줄어들기 때문에 그러는 건데... AI와 로봇이 발전된 시대가 되면 그런 게 필요 없다... 광산에서 힘들게 일하시는 분들이나 그런 인권 문제도 로봇이 일하면서 해결될 거고.” (C/남/40대 초반/B2C/CTO)

나아가 AI는 인류의 보편적 욕망을 실현해주는 도구로 상상되기도 하였다. 특히 노동 해방과 물질적 안락은 고대부터 인간이 지속적으로 갈망해온 것이며, AI 기술은 특정 집단의 이익 때문이 아닌 인류 전체의 욕구에 의해 필연적으로 발전될 수밖에 없는 운명으로 해석되었다.

“그리스 시대 때부터 사람들의 욕망이 나는 놓고 싶고, 근데 열심히 일을 해서 뭔가 풍요롭고 안락함을 느끼고 싶은 그 욕망이 옛날부터 있어왔잖아요. 그래서 그 욕망을 벗을 수가 없는 거죠. AI가 그 욕망에 굉장한 조력자가 되어가는 과정이죠... 저는 그런 강력한 도구를 만드는 게 그냥 그 인류의 보편적인 욕망과 욕구와 직결되기 때문에 그렇게 갈 수밖에 없고, 저는 그쪽으로 가야 된다고 생각을 해요.” (H/남/50대 초반/B2B·B2C/CTO)

이러한 기술적 해결주의는 기술 발전을 늦추려는 시도나 기술에 대한 저항이 무의미할 뿐 아니라 사회 전체의 진보를 가로막는다는 해석으로까지 연결될 수 있다. 이러한 시각을 지닌 개발자들에게 기술 발전의 방향이나 속도를 조정하자는 사회적 논의가 받아들여질 여지는 크지 않다. 기술은 인간 사회가 통제하거나 선택할 수 있는 대상이 아니라, 인간이 적응해야 하는 외부적 조건이기 때문이다.

4) ‘내 노동’과 ‘타인 노동’ 향한 이중적 태도

기술에 대한 이러한 이해는 개발자 자신의 노동도 예외 없이 대체 가능성의 대상이 될 수 있다는 인식을 내포한다. 그리고 이는 단순한 추상적 우려가 아니라 일상에서 직접 체감되는 현실이 되어가고 있다. 개발자들은 빠른 기술 변화를 따라가야 하는 동시에, 새로운 기술을 더 잘 다루는 젊은 인력의 유입에 따라 강한 경쟁 압박을 느끼고 있었다. 이 불안감 속에서 한 참여자는 개발자라는 직업 자체가 자신의 세대에서 마지막일지도 모른다고 예견했다.

“아, 나도 이게 마지막이지 않을까 싶긴 해요. 그냥 소프트웨어 개발하는 사람이 마지막이지 않을까. 다 대체되고.” (G/남/30대 후반/Internal /PM · TL)

실제 연구 참여자 대부분은 개발자 직군이 기술 대체에 가장 민감하게 노출되어 있다는 불안을 공유하고 있었다.

“지금 제일 먼저 대체되는 게 오히려 이제 개발자들. 중간 관리자들도 이제 필요가 없어졌죠. 원래 같았으면 몇 명 필요했었던 작업들 그냥 chat GTP나 Gemini에 그냥 물어봐가지고 해결하고 있으니까... 기술 발전도 한뼘하고 또 새로운 기술들을 따라가야 되는 거고, 이제 어린 머리 좋은 친구들이 계속 들어오고 그러면은 솔직히 버티기 힘들죠.” (F/남/40대 초반/Internal/프로덕트 리드)

이러한 불안에 대한 대응은 대개 개인적 차원에서 경쟁력을 강화하는 것으로 나타났다. AI가 자신을 통제하기 전에 먼저 AI를 통제하는 방법을 배워 우위를 점해야 한다는 개발자도 있었다. 기술을 더 잘 활용하고, 최신 트렌드를 놓치지 않으며, 끊임없이 학습함으로써 대체 불가능한 존재로 남아야 한다는 것이다. 개중에는 개발과는 다른 진로를 찾고 있다고 대답하는 개발자도 있었다.

“개네(AI)가 저희를 통제하기 전에 저희도 개네를 통제하는 방법을 배우고 활용하는 방법을 배워서 그 우위에 있어야 되지 않나 생각합니다. 공부 계속 하고 쫓아가야죠.” (J/여/20대 후반/Internal/엔지니어)

“그 저희 직원들끼리 막 그런 얘기를 많이 해요. 빨리 다른 길 찾아봐야 되지

않을까. 그래서 실제로도... 네일 아트 이런 거 배우는 사람도 있고, 아니면은 뭐 다른 자격증 따려고 하는 사람들도 있고... 저희 직종이 그래서 그런지 모르겠는데 저희는 좀 많이 와닿죠.” (G/남/30대 후반/Internal/PM · TL)

나. 기술개발을 둘러싼 구조적 환경

앞서 살펴본 개발자의 직업적 정체성과 기술-노동에 관한 관념은 그들이 배태되어 있는 특정한 산업 구조와 조직 환경 속에서 작동하는 경쟁, 평가 체계, 생존 전략 등이 상호작용하며 구성되고 재생산된다. AI 산업이 어떤 기술적 가치를 우대하고 보상하는지, 조직이 생존하기 위해 어떤 속도와 방향으로 움직이는지, 개발자들이 산업과 조직적 환경을 어떻게 인식하고 대응하는지는 모두 기술 설계의 방향성을 규정하는 중요한 요인이 된다. 따라서 개발자들이 인식하는 AI 산업의 시장 특징과 조직 문화가 개발자의 관념 형성과 기술 설계 과정에 어떻게 작용하는지 살펴보고자 한다.

1) 자동화가 우대되는 AI 솔루션 산업

AI 솔루션 서비스에 종사하는 개발자들은 인력대체와 비용절감을 핵심적인 기술적 목표로 삼는 경향이 발견되었다. 개발자들은 산업 및 시장에서 잠재적 클라이언트들의 가장 큰 관심사가 바로 자동화기술을 통한 인력대체라고 인식하고 있었다. 이것은 앞서 노동을 비효율과 비용으로 여기는 개발자들의 관점과 유사했다.

“인력 대체, 그쵸 그게 제일 크죠. 인력 대체가 제일 크죠. 센터 사용자는 직원들이 1인분을 하는 데까지 교육시간이며 비용이며 엄청 들어요. 이 산업은 기술대체에 대한 니즈가 엄청 큰 거죠... 저희가 데모를 만들었더니 이 산업에서 반응이 너무 좋아가지고 이게 드디어 이제 되는구나. 그래서 지금 여기랑 계약하고 나면 이제 대기업들에도 몇 군데가 기다리고 있어요. 대박난 거죠.” (B/남/40대 초반/B2B/CSO)

동시에 AI 산업에서는 기술의 실제 효용보다 ‘혁신성’이 독립적인 가치로 작동하고 있었다. 기술이 현장에서 어떤 문제를 실제로 해결하는가에 비해,

최신 기술을 도입했다는 사실 자체가 시장에서 의미를 가졌다. 후자가 투자 유치를 위한 대외적 이미지 구축에 실질적인 효과를 발휘하기 때문이다. 기술의 성과가 실제 사용가치로 측정되기보다, 혁신성이라는 상징을 통해 평가되는 경향이다.

“클라이언트 기업이 키오스크를 도입해야 되는데 그냥 생으로 돈 쓰는 것보다 기술적으로 새로운 거 하면 홍보 효과도 있을 거고, 그런 눈치더라고요. 저희도 전략적으로 이게 당장 돈이 된다고보다는, AI로 우리가 이거 다른 데 안 하는 거 했다, 잘 된다, 이런 걸 보여줘서 효과로 투자를 받으려고 AI 키오스크 만들게 된 거예요. 투자용이죠.” (M/남/40대 초반/B2C/파운더(대표))

이러한 경향은 개발자들이 소속된 조직 내부 평가 체계에도 반영된다. 자동화 기술을 개발했다는 사실 자체가 주요 성과로 인정되었으며, 사용자의 반응과 수용도 등은 부차적으로 다뤄지고 있었다. 한 인터뷰 참여자는 자신이 개발한 챗봇 시스템이 접근성이 낮아 실제 거의 사용되지 않지만, 자동화 기술 도입이 중요한 성과로 평가에 반영되기 때문에 디스플레이 용으로 개발을 진행했다고 언급했다.

“(AI로 자동화기술 설계하는 보여주기 식) 쇼잉도 많이 있고. 그거는 달성해야 되는 과제예요. 그래서 그래요. 쇼잉은 이제 약간 뭐랄까 챗봇 같은 거 그런 거 이미 막 많이 만들었는데 만들어 놔도 안 써요. 그게 사내 망에서만 되니까 쓰기 약간 불편한 것도 있고, 접속하는 것 자체가 몇 단계 거쳐서 접속을 한다거나. 그래도 평가에 반영되니까 만들었죠.” (F/남/40대 초반/Internal/프로덕트 리드)

AI 산업에서는 투자자의 눈길을 끌 수 있는 기술 혁신성과 비용을 줄이는 자동화가 기술적 가치의 주요 척도이자 평가 기준으로 여겨지는 것으로 인식되었다. 인력대체를 통한 비용절감이 시장에서 가장 주목받는 성과가 되고, 최신 AI 기술의 적용 자체가 투자 유치와 조직 평가에서 보상받는 환경이 됨으로써, 개발자들은 기술이 실제 현장 문제를 해결하는지, 사용자에게 유용한지는 부차적인 가치로 여기는 경향이 나타났다. 이는 앞서 형성된 개발자들의 기술중심적 관념을 산업 구조를 통해 더욱 강화하고 재생산하는 결과로 이어질 수 있음을 보여준다.

2) 조직의 생존을 위한 속도 경쟁과 성과주의 만연

AI 개발을 둘러싼 여러 맥락 가운데 조직 차원에서는 치열한 속도 경쟁이 중요하게 여겨지고 있었다. 시장에서 인정받기 위해서는 자동화 기술을 빠르게 구현하고, 혁신성을 먼저 증명해야 했다. 특히 투자에 의존하는 스타트업과 증견 규모의 AI 기업들에게 속도는 생존의 문제였다. 개발자들이 소속된 조직들은 빠른 기술 변화 속에서 생존 경쟁을 체감하고 있었으며, 이들의 핵심 전략은 짧은 주기로 제품을 생산하고 시장 반응을 확인하는 것이었다. 2주 단위로 새로운 기능이 완성되고, 한두 달 내에 현장 도입까지 진행되는 빠른 개발 주기가 일상화되어 있었다.

“우리는 이거에 대한 확신이 없었으니까 그래서 일단 만들었어요. 만드니까 만들고 나니까 확신이 생겼어요. 2주 단위로 이제 다음 주 금요일까지 이제 뭐가 완성돼야 되고, 그리고 또 한 번 더 (시장에) 들고 갈 거예요. 그런 식으로 부딪쳐야 살아남아요.” (B/남/40대 초반/B2B/CSO)

애자일(agile) 방식의 생산은 시장 변화에 빠르게 대응할 수 있는 전략으로 활용되고 있다. 하지만 빠른 서비스 및 기술개발 주기 속에서 기술의 사회적 영향에 대한 고려 시간은 찾기 어려웠다. 이 과정에서 시장에 살아남아야 한다는 압력은 개발자 개개인이 스스로 과로를 선택하도록 만드는 기제로 작동하고 있었다. 장시간 근무와 주말 근무가 일상화되었고, 워라밸은 조직 생존과 양립하기 어려운 것으로 여겨졌다. 경쟁사보다 빠르게 시장을 선점해야 한다는 인식이 조직 문화에 영향을 미치고 있는데, 마감 시한 내에 결과물을 완성하지 못하면 조직 생존이 위협받는다라는 절박함이 반복적으로 표현되었다.

“저도 기본적으로 하루에 11시간, 12시간 정도는 근무를 하고 매일 진짜 주말에도 일하는 날 되게 많고. MZ 성향은 아예 절대 금지예요. 우리는 워라밸, 이런 워라밸은 아예 금지어예요. 우리는 그거 아니면 우리는 꿈을 이룰 수 없기 때문에 그래서 주 4.5일째 이거 하면은 다 망해요. 남들보다 빨리 해서 가져가야 되는데 쉴 거 다 쉬시면 절대 그 속도가 안 나오기 때문에... 안 그럼 우리 죽어요.” (L/남/30대 초반/B2B/시니어 개발자)

개발자들에게 과로는 꿈과 생존이라는 표현을 통해 정당화되고 내면화되

고 있다. 자아실현과 사회적 가치 창출을 중요한 정체성으로 여기는 개발자들에게 장시간 노동을 조직의 부당한 요구가 아니라 자신의 꿈을 실현하기 위해, 그리고 조직과 함께 살아남기 위해 스스로 선택한 것으로 수용된다.

2. 상상에서 수행으로 : 기술 설계 과정의 선택과 배제

가. AI 기술 설계 착수 단계

1) 시장성 판단의 기준으로서의 인건비 절감

인터뷰 참여자들에게 AI 솔루션 서비스 개발 프로젝트 착수의 가장 강력한 동인은 인건비 규모다. 개발자들은 해당 서비스가 적용될 산업에서 인력 운영 비용을 기준으로 사업성을 판단했다. 인력이 많이 투입되는 영역일수록 자동화 기술로 대체했을 때 얻을 수 있는 경제적 효과가 크기 때문이었다.

“경쟁사들이 되게 많고… 업체들 개수가 되게 많거든요 몇만 개 정도… 근데 그쪽 매출을 이제 보면 생각보다 꽤 많거든요. 여기에 AI 서비스 쓰게 되면 인력절감이 되니까… 그러니까 시장이 되게 크고 거기 안에서 많은 일들을 할 수 있을 것 같아서 이제 돈이 되겠구나라는 생각을 했고 그렇게 해서 들어가게 된 것 같아요.” (A/남/30대 후반/B2G·B2B/프로덕트 리더)

“콜센터에 생각보다 예산을 어마어마하게 쓰거든요. 그러니까 예를 들면 저희가 지금 병원, 큰 병원 하나하고 하고 있는데… 콜센터 직원이 몇 명 정도 있을 것 같아요? 100명이에요. 근데 이제 인당 예를 들어서 5천만 원씩만 잡아도 1년에 들어가는 돈이 어마어마하거든요. 그걸 AI로 대체하면 정말 수익 높죠.” (B/남/40대 초반/B2B/CSO)

이는 앞서 개발자들의 노동-기술 관념이 실제 프로젝트 착수 단계에서 구체적으로 작동하는 방식을 보여준다. 노동 영역을 비효율과 비용의 원천으로 인식하던 관념은, 프로젝트 기획 단계에서 대체 가능한 인건비 규모를 시장성을 가늠하는 구체적 작업으로 전환되었다. 개발자들은 특정 사업에 투입된 인력의 수와 이들의 인건비를 통해 프로젝트의 경제적 타당성을 판단했다. 인력 투입 규모와 인건비 지출이 큰 산업일수록 명확한 기술 도입의

정당성을 획득한 것으로 이해되었다. 즉, AI 도입을 통한 인력 대체 가능성을 시장적 ‘기회’로 인식하고 접근하게 된 것이다.

한편, 앞에서 설명했듯 노동을 오류의 가능성과 비효율로 인식하는 경향 역시 인간대체적 특정 기술을 설계하고 만들게 하는 동기로 작용한다는 점을 확인할 수 있다. 예컨대 의사들이 기록을 빠뜨리거나 부정확하게 기록을 작성하는 것을 놓고, 한 연구 참여자는 이를 관련 시스템의 미비라기보다는 인간 고유의 한계, 즉 휴먼에러로 규정했다. 즉, 기록 누락이 발생하는 시스템적 원인보다는, 인간이라는 존재 자체가 불완전하다는 인식이 앞섰다.

“시약 관리 쪽에 관심 가지다가, 주변에 물어보니까 병원에서 이제 관리 대장을 써야 되는데 관리 대장은 그냥 의사가 쓰거든요. ‘그러면 누가 누가 이것을 이렇게 사용했다는 걸 어떻게 믿어요?’ 제가 질문을 하니깐 ‘의사들의 양심에 따릅니다.’라는 거죠. 근데 꼭 뭘 빠뜨리거나 문제가 생긴다는 거예요. 그게 휴먼 에러인 거죠. 이런 게 자동화가 되어야 한다는 거죠.” (C/남/40대 초반/B2C/ CTO)

한편, 일부 개발자들에게 AI 솔루션 프로젝트는 조직 내부에서 기술적 역량을 증명하고 그를 통해 성과를 낼 수 있는 기회로 인식되었다. 기존에는 불가능했거나 제한적으로만 가능했던 서비스를 AI가 해결할 수 있다는 것을 보여주면서, 그것을 설계하고 구현해내는 역량을 입증하려는 의도를 내비쳤다. 역량 입증을 위한 대상은 때로 조직 내부로 향하기도 했다. 조직 내부의 어떤 업무에 대한 자동화 가능성을 팀 자체적으로 발굴, 제안하고 착수에 들어가기도 했다.

“인공지능한테 한 방에 맡겨서 가능하다는 걸 보여야겠다. 그게 시발점이었던 것 같아요. 내가 인공지능을 단계별로 써서 되는 걸 보여야겠다. 이사님이 또 관심 있어 하시니까.” (E/남/30대 후반/B2G/과장)

“저희 팀은 일단 저희 회사 내에서 아이টে를 발굴한 거예요. 그 아이টে 중 하나가 회사 내부에 있는 어떤 업무를 자동화해 보자라는 게 목표로 세워졌고 작은 프로젝트로 시작을 했어요. 저희 회사 내에 좀 더 편리한 프로그램을 개발하는 거.” (J/여/20대 후반/Internal/엔지니어)

2) 클라이언트의 요구 수용 : 인력 대체와 공수 절감용 기술 만들기

AI 솔루션 서비스 프로젝트가 일단 발주되면, 개발자들은 클라이언트와의 상호작용을 통해 기술 개발의 구체적 방향을 설정한다. 최근 시장에서 클라이언트 요구는 대체로 명확하다. 인력 대체를 통한 비용 절감, 개발자들은 이를 프로젝트의 실질적 목표로 받아들이는 경향이다.

“콜센터는 사람 하나 대체하면 350만 원을 한 명당 확보하게 되니까. 이걸 AI가 똑같은 회선을 가지고 하면, 그 인건비를 대체하는 걸로 들어가니까… 병원 쪽도 인력 대체, 그걸 제일 매력적으로 느꼈죠. 인력 대체가 제일 크죠. 아마 제일 관심 있으신 부분이에요.” (B/남/40대 초반/B2B/CSO)

클라이언트의 관심은 기술의 성능이나 사용자 경험보다 명확한 경제적 효과에 집중되어 있었다. 한 명을 대체하면 얼마의 비용을 절감할 수 있는지, 몇 명을 줄일 수 있는지가 구체적으로 계산되었다. 이 과정에서 클라이언트 혹은 해당 작업을 요청하는 조직 내 의사결정자는 인력을 축소하는 것이 아니라 다른 부서로 전환시키는 것이라고 설명한다고 한다. 그러나 개발자는 이것이 궁극적으로 인력 대체를 목표로 한다는 것을 분명히 인지한다. 그럼에도 개발자는 인터뷰 과정에서 클라이언트가 제시한 직무 재배치라는 설명을 반복적으로 강조했다. 인력 감축의 사회적 의미를 완화하려는 암묵적 시도로 읽을 수 있다.

“윗분들은 그게(인력 대체) 목표긴 해요. 인력 줄이기… 어쩔 수 없지. 근데 그 인력을 줄인다는 게 그 사람들을 내보낸다는 게 아니고 그 사람들을 약간 영업 쪽이나 MD로 보내려 한다고 말하긴 했어요… 그쪽이 큰 영역이라서. 그런 인력들을 직무 전환시키고 그런 게 목표예요. 그 사람들을 내보내겠다는 게 아니고.” (F/남/40대 초반/Internal/프로덕트 리드)

이는 개발자들이 인력 대체라는 프로젝트의 본질적 목표를 인식하면서도, 그것을 직접적으로 언급하거나 직면하는 것에 대한 모종의 불편함을 가지고 있음을 시사한다. 클라이언트가 제공한 직무 재배치는 실현 가능한지, 노동자들이 이를 원하는지, 새로운 직무에 필요한 역량을 갖추고 있는지 등 실질이 확인되지 않았지만, 개발자들은 자신이 만드는 AI 기술이 다른 노동자를 내보내는 것이 아니라는 것으로 기술 설계를 스스로에게 정당화하는

근거를 이로부터 찾았다.

한편, 클라이언트의 요구는 때로 매우 구체적인 기술적 과업으로 제시되었다. 이 과정에서 인간이 수행하던 판단이나 작업을 AI로 대체하는 것이 명시적 목표가 되는 것을 볼 수 있다.

“그 일이 라벨링이라고 얘기를 하거든요. 판단 코드를 부여를 하는데 이 라벨 자체를 만들어줘야 돼요. 사람이. 그래서 요거 자체를 오토 라벨링이라고 해서 그런 걸 클라이언트가 많이 요구를 했던 것 같아요. 답안지 자체를 AI를 통해서 만들어라. 이런 것도 있었던 것 같아요. 원래 답안지는 사람이 만들었거든요.” (G/남/30대 후반/Internal/PM·TL)

“이 작업이 공수가 많이 든다고 하더라고요. (...) 신입이나 이런 분들한테 시키기에는 또 시간도 오래 걸리고 (...) 근데 그거를 일일이 뽑고 이제 맞는지 정합성 검증도 하려면 오래 걸린다고... 공수가 많이 든다. 그런 니즈가 있더라고요. 그래서 저희도 이 공수를 줄이자는 게 목표가 됐죠.” (J/여/20대 후반/Internal/엔지니어)

클라이언트가 제기한 문제는 특정 작업에 드는 ‘공수’다. 시간이 오래 걸리고, 신입 직원에게 맡기기에는 부담스럽고, 정합성 검증이 필요한 작업들. 공수가 많은 작업이 자동화의 대상이 되었다. 개발자들은 이를 기술적 과제로 받아들이며, 공수를 줄이는 것을 프로젝트의 명확한 목표로 설정했다. 이렇게 인터뷰 참여자들은 기술 설계 착수 단계에서 클라이언트와 사전 상호작용을 통해 주로 클라이언트의 의도를 읽는다. 대체로 인력 대체를 통한 비용 절감과 인력 운영에 들어가는 시간 및 자원 등의 비용 축소에 AI 솔루션 서비스를 넣고 싶어 한다는 것을 명확히 인지하면서 초기 기술 설계의 지향과 기준을 정립해 가는 것으로 보인다.

나. 초기 기술 설계의 방향성 : 클라이언트 요청과 정렬(allign) 하기

클라이언트와의 상호작용을 통해 프로젝트 목표가 구체화되면서, 개발자들은 초기 기술 설계의 방향을 설정했다. 이 과정에서 인간 개입을 최소화 하는 것과 비용 효율성을 확보하는 것이 개발자들의 AI 기술 설계에서 핵심

가치로 설정되었다.

먼저, 개발자들이 설정한 가장 명확한 기술적 목표는 인간의 개입 없이도 정확하게 작동하는 시스템을 만드는 것이었다. 사람이 최대한 개입되지 않고, 없어도 결과물이 잘 나올 수 있게 만드는 것이 모델 설정의 방향이다. 구체적으로는, 클라이언트가 요구한 공수 절감은 개발자에 의해 인간 개입 제거라는 해당 기술이 지향해야 할 방향으로 설정된다.

“저희는 일단 모델이랑 추출된 정보를 최대한 정확하게 뽑을 수 있도록… 사람이 최대한 덜 수정할 수 있도록 하는 게 목표였어가지고. 사람이 없어도 이 결과물이 정확하게 나올 수 있는 방향으로 모델을 계속 개선해나갔죠.” (J/여/20대 후반/Internal/엔지니어)

인간 작업 과정에서 투입되던 각종 유무형의 자원 역시 최소화할 수 있는 비용효율성이 또 다른 AI 기술의 중요한 가치로 설정되었다. 이 과정에서 개발자에게 현실성 있는 기술은 기술적 완성도나 사용자 만족도가 아닌, 경제적 타당성을 갖는 기술로 해석되었다.

“저희는 응대 속도랑 기술의 경량화, 왜냐하면 이게 돈이니까요. 한 번 한 번 쓸 때마다 서버비라 AI 사업은 대부분 이제 비용이 문제인 케이스가 되게 많아요. 기술을 대체하더라도 비용이 더더더 적게 나가게. 그러면서 이전 (사람) 직원들의 응대 속도에 뒤처지지 않게, 더 나아지게. 그런 기술구현을 제일 중요한 목표로 설정한 거죠. 현실성 있는 기술.” (B/남/40대 초반/B2B/CSO)

다. 현장조사 과정에서 노동과의 조우

클라이언트와의 상호작용을 통해 기술 설계의 방향이 설정된 후, 개발자들은 실제 노동 현장과 조우하게 된다. 이 단계에서 개발자들은 노동자 인터뷰를 진행하거나 현장을 방문하여 해당 업무에 대한 정보를 수집한다. 그러나 이 과정은 노동을 이해하고 노동자의 경험을 반영하는 과정이라기보다는, AI가 학습할 수 있는 ‘도메인 지식’을 추출하는 절차로 이해되고 수행되었다.

1) 복잡성과 맥락이 소거된 도메인 지식의 추출

기술 설계를 위해 개발자들이 주로 사용하는 방법은 노동자 인터뷰다. 인터뷰는 ‘도메인 지식 획득’의 절차로 인식되었고, 이는 효율화와 기술적 완결성이라는 목표를 달성하기 위한 데이터 수집으로 이해되었다. 즉, 노동자는 해당 도메인의 지식을 보유한 대상으로 상정되고 이들과의 대화의 목적은 노동자가 보유한 업무 지식을 ‘추출’하는 것으로 설정되었다.

“저희가 개발자다 보니까 회사 내에 그 일 하시는 분들이 몇 명이고, 무슨 일 하는지는 잘은 몰라요. 인터뷰 때 도메인 정보를 얻기 위해서 작업에 어떤 정보가 필요한지, 어떻게 조합이 돼야 되는지 그런 걸 많이 여쭙았던 것 같아요. 도면에 도형이 정말 많아요. 근데 거기서 뽑아야 되는 도형은 또 다르고 그 도형에서도 ‘이 정보는 이렇게 나와야 돼.’라는 게 있거든요. 그래서 그런 것들 위주로 물어보았죠.” (J/여/20대 후반/Internal/엔지니어)

“인터뷰를 많이 했죠. 전화해서도 많이 물어보고 데이터 분석도 많이 하고. 주된 질문이 목표 자체가 최소한의 약품 투입으로 깨끗한 물을 최대치 뽑는 거고. 그래서 작업과정에서 그런 약품 투입 판단 기준 같은 거 중심으로 물어봤죠.” (F/남/40대 초반/Internal/프로덕트 리드)

개발자들이 파악하려 한 도메인 지식이란 AI가 학습하고 처리할 수 있도록 정형화되고 명시화된 정보를 의미했다. 이는 작업 매뉴얼, 규정, 판단 기준과 같이 규칙화할 수 있는 정보의 집합이었다. 이러한 인터뷰 방식에서 노동 과정에서 작동하는 암묵적 판단, 상황에 따른 유연한 대응, 동료 간 협력, 조직 문화 같은 요소들은 중요한 정보로 여겨지지 않았다. 명시적이고 정형화된 규칙과 그 속에서 패턴을 발견하는 것이 가장 중요했다. 이것은 초기 클라이언트의 요구에 따라 인력을 대체하고 완전한 자동화가 대부분의 기술 설계 목표로 설정되는 과정에서 뚜렷해진 목표의식 때문인 것으로 이해되었다.

개발자들은 AI가 학습 가능한 데이터셋으로서 노동을 인식하는 과정에서 인간 노동이 표준화되어 있지 않다는 것을 가장 중요하게 해결해야 할 문제로 고려하는 것으로 나타났다. 인터뷰 과정에서 개발자들은 노동자마다 다른 작업 방식, 암묵지, 개인화된 숙련을 발견했다. 그러나 이러한 개별성, 독

특성 등은 해당 노동의 전문성으로 인식되기보다는 명문화되기 어려운 규칙성 없는 데이터로 정의되었다.

“이게 설계사별로도 도형이 같은 도형이지만 약간 모형이 다르더라고요. 그게 개인적으로 전문성인 걸로 알게 됐는데, 그래서 인터뷰 때 어떤 거 중심으로 뽑아야 되냐… 이제 도형이 다른데 정보는 같이 나와야 되는 것도 있고… 그런 걸 물어보면서 일관된 정답지 같은 걸 만들어내려고 노력했죠.” (J/여/20대 후반/Internal/엔지니어)

“사람이 편차가 되게 커요. 예를 들어서 어떤 사람은 이거 불량이라고 하는데 어떤 사람은 불량 아니라고 하고 그게 기준이 모호하거든요. (…) 근데 이제 그걸 정량적인 수치에 의거해서 객관적으로 항상 동일하게 이제 결과를 낼 수 있는 거, 그래서 신뢰성을 확보할 수 있는 거죠.” (F/남/40대 초반/Internal/프로덕트 리드)

이러한 규칙, 절차 파악 중심의 인터뷰 과정에서 엔지니어와 노동자의 상호작용의 중심은 해당 노동이 이뤄지는 전반적인 맥락 속에 위치되는 것이 아닌, 해당 노동이 기술로 구현될 수 있는 기능적인 요구사항들만이 오고간다. 따라서 인터뷰 과정에서 노동자의 피드백과 경험 공유는 기술의 방향성을 변화시키는 데 영향을 미치는 요인이 되지 못하였다. 이 절차는 이미 자동화 목표가 설정된 것에서 그 목표를 더 정교화할 수 있는 기술 구현을 위한 정보수집에 그치는 것으로 나타났다.

2) 노동자와의 협소한 상호작용, 엔지니어 상상 중심의 노동 이해

규칙과 절차 파악 중심의 인터뷰 과정에서, 개발자와 노동자의 상호작용은 해당 노동이 이루어지는 전반적 맥락 속에 위치되지 않았다. 대신 해당 노동이 기술로 구현될 수 있는 기능적 요구사항들만이 오고갔다. 노동자의 피드백과 경험 공유는 기술의 방향성을 변화시키는 요인이 되지 못했다. 이 절차는 이미 자동화 목표가 설정된 상태에서, 그 목표를 더 정교화할 수 있는 기술 구현을 위한 정보 수집에 그쳤다.

“초반에는 이제 인터뷰를 가서 어떤 걸 원하시는지를 듣고 그랬죠. 관리하는 분들 중심으로요. 어떤 게 좀 더 개선됐으면 하는지 이런 것들 물었죠. 근데

이후에는 인터뷰는 따로 진행되지는 않았어요. 필요하다면 저희 쪽 팀장님이 가서 몇 가지 물어보고 이런.” (G/남/30대 후반/Internal/PM·TL)

“기술 배포 이후에는 도메인 쪽 정보 확인이 다 되었으니까 좀 더 정확도가 기술적으로 떨어지는 부분들만 더 보완하고 AI 학습시키고, 그래서 저희가 목표하고 원하던 방향으로 정보 뽑을 수 있도록 고도화했죠. 인터뷰는 별도로 하러 가거나 하지는 않았죠.… 그 이후에는 어떻게 사용하는지는 잘 모르는…” (J/여/20대 후반/Internal/엔지니어)

노동자와의 접촉은 초기 착수 과정에만 집중되었다. 개발자들은 도메인 정보 확인이 완료되었다고 판단한 후에는, 기술적 정확도만을 개선하는 데 집중했다. 이러한 인터뷰 경향은 노동자의 피드백을 지속적인 개선의 자원으로 보지 않고, 초기에 수집하고 완료해야 할 데이터로 국한하는 것으로 인지한다는 점을 보여준다. 또한 인터뷰 대상 역시 제한적이었다. 해당 노동을 매일 수행하는 실무자보다는 관리자 중심으로 인터뷰가 진행되었다. 구체적인 노동 현장과 노동자의 직접적 경험은 인터뷰의 주요 범위에 포함되지 않았다. 클라이언트가 인력 대체를 요구하고, 관리자가 효율화를 원하는 구조에서, 실제로 업무를 수행하는 노동자의 목소리는 처음부터 배제되는 경우가 많았다.

더 나아가 일부 개발자들은 현장 노동자와의 접촉 자체를 불필요한 것으로 여겼다. 이들은 해당 산업을 조사하며 관계자들을 개인적으로 만난 경험이나 본인의 유사한 경험을 통해 이 노동을 충분히 알고 있다고 인식했다. 한 참여자는 기술 설계 과정이 법적으로 정해진 규정만 잘 지키면 되는 일이라며, 노동자의 요구사항이 굳이 기술 설계 과정에 반영될 필요는 없다고 단언하기도 했다. 또 다른 참여자는 평소 업계 관계자들과의 대화를 통해 충분히 알고 있으므로, 굳이 노동자를 인터뷰하지 않았다고 설명했다. 해당 경험이 실제 노동과 동일하다는 판단 속에, 현장 노동자와의 직접적 접촉은 생략되었다.

“일단은 좀 여기는 저의 개인기가 좀 많이 들어갔어요. 그러니까 굳이 안 물어봐도 아는 것들은 안 물어봤죠. 평상시에 이제 이 분야에 있는 사장님들한테 어려운 것들을 여기저기서 다 듣고 다니니까. 인터뷰가 필요가 없죠.” (B/

남/40대 초반/B2B/CSO)

“저희는 그렐(사전조사, 혹은 인터뷰 등) 필요가 없는 게 이 작업이 그냥 법적으로 정해진 것들만 잘 지키면 되는 일이거든요. 그런 거에 맞춰서 기술도 만든 거죠. 그리고 모든 작업 과정을 기록하게끔 설계했어요. 그래서 딱히 요구사항을 반영할 필요가 없는… 문제가 있으면 사용하다가 기록들 확인하면서 문제 파악하고 하면 되니까. 뭐 문제가 생길 수 있는 건 작업자 본인 책임이고, 그건 저희가 신경 쓸 문제가 아니죠.” (C/남/40대 초반/B2C/CTO)

노동 현장과의 상호작용 단계에서 개발자들은 자신의 제한된 경험이나 간접적 정보만으로도 노동을 충분히 이해했다고 판단했다. 실제 노동자의 목소리를 직접 듣는 것은 불필요한 절차로 여겨졌다. 규모가 큰 회사의 경우, 하나의 서비스 설계 단계가 여러 분업으로 이뤄져 있었다. 조직이 분업화되면서, 개발자에게 노동자와 직접 만나는 일 자체가 불필요해지기도 했다. 기술 영업이나 PM이 1차적으로 요구사항을 정리하여 개발자에게 전달하는 구조에서, 개발자는 현장에 갈 필요가 없었다.

“거의 이제 회사마다 조금 다를 것 같긴 한데 저희 회사는 고객 요구 사항이나 기술 같은 거는 저희 회사 기술 영업이 따로 있어요.… 그분들이 정리를 해와서 저희한테 이거 되냐 안 되냐 이런 것들을 계속 물어봐요. 그럼 저희는 이건 가능할 것 같다. 근데 가능할 것 같은데 이젠 언제까지 할 수 있을 것 같다. 이런 것들을 계속 이제 얘기를 하는 거죠. 그래서 인터뷰를 잘 안 했던 것 같아요.” (G/남/30대 후반/Internal/PM·TL)

개발자의 역할은 기술 영업이 정리한 요구사항을 받아 기술적 실현 가능성을 판단하고, 구현 일정을 제시하는 것으로 제한되었다. 현장에서 무슨 일이 일어나는지, 노동자들이 어떤 어려움을 겪는지는 등은 기술 영업이 필터링한 정보를 통해서만 간접적으로 전달되었다. 따라서 분업 구조는 일정 운영 등의 효율성을 높일 수는 있었으나, 개발자가 노동 현장의 복잡성을 직접 경험할 수 있는 가능성이 사라진 상황을 만들었다. 기술 영업 직무 담당자가 정리한 기술적 요구사항은 이미 클라이언트의 시각을 반영한 것이었고, 노동자의 경험이나 필요는 그 과정에서 여과되거나 누락되는 경향을 보였다. 개발자는 여과된 정보만을 받아 기술을 구현했고, 이는 노동 현장과의

거리를 더욱 멀어지게 만들었다.

작은 규모의 스타트업에서도 유사한 경향이 나타났다. 핵심 기술을 개발하는 개발자들에게 인터뷰는 필요 없는 절차였다. 업무를 덜어주는 차원에서 사업을 담당하는 사람이 필요시 인터뷰를 진행하고, 개발자는 코어 기술에만 집중하도록 작업조직이 구성되어 있었다. 개발자의 전문성을 존중하고 기술 개발에 집중할 수 있게 한다는 긍정적 측면이 있지만, 동시에 개발자가 자신이 만드는 기술이 어떤 노동 현장에서 어떻게 사용될지, 노동에 대한 이해는 부차적이거나 불필요한 것으로 밀려나고 있다는 점을 엿볼 수 있다.

“저희 기계과 출신도 있고 화공과도 있고. 아무튼 어쨌든 다 이공계. 저도 사업을 담당하지만 이것도 어떻게 보면은 제가 많이 만들었거든요. 근데 이제 그 초점이 조금씩 달라요. 한 명은 더 연구랑 신기술을 파는 친구 있고. 진짜 개입 안 하고 정말 코어만 계속 만들고. 인터뷰 같은 건 필요 없죠. 필요하면 제가 하고. UX용으로 디자이너가 참여하거나. 기술 설계가 더 중요하죠.” (B/남/40대 초반/B2B/CSO)

이러한 상황이 펼쳐진 맥락에는 개발자들이 여러 프로젝트를 동시에 진행해야 하는 상황, 앞서 언급한 경쟁적 제품 출시라는 시간의 압력도 함께 작용한다. 현장 인터뷰는 시간을 소모하는 비효율적 절차로 인식되었고, 기술 영업이 정리한 요구사항만으로도 개발이 가능하다면 굳이 시간을 들일 이유가 없었다.

“이거 만들고 난 다음에 빨리 납품까지 가고, 그럼 저는 또 다른 프로젝트 가야 해요. 참여해야죠. 인원도 적고 할 것 많으니까. 그러면 인터뷰 가는 데 사실상 큰 시간을 할애하기가 어렵기도 해요. 또 이전에 했던 프로젝트의 유지보수도 하면서 다른 걸 또 만들어야 하니깐요.” (G/남/30대 후반/Internal/PM·TL)

한 프로젝트를 완료하면 즉시 다른 프로젝트로 이동해야 하고, 이전 프로젝트의 유지보수까지 병행해야 하는 상황에서, 현장 인터뷰에 시간을 할애하는 것은 현실적으로 어렵다. 인원이 적고 할 일은 많은 조직 구조 속에서, 개발자는 기술 구현에만 집중해야 했다. 노동 현장에 대한 이해를 심화하는 것은 개발 일정을 지연시키는 요소가 되고, 따라서 생략 가능한 절차로 취급

되었다.

라. 클라이언트-노동자 경합지점에서의 상황 인식 및 대응 방식

1) 갈등에 직면하다

앞선 기술 설계 착수 단계와 현장조사 과정의 서술만 보면, 개발자들은 클라이언트의 요구를 충실히 따르고 인력대체와 비용 절감이라는 목표에 문제없이 접근할 수 있는 것처럼 보인다. 그러나 개발자들은 기술 개발 과정에서 해당 기술의 최종 사용자인 노동자의 저항과 불안을 직접 목격하기도 한다. 노동자와의 인터뷰 과정에서 노동자들의 방어적이고 소극적인 태도를 경험하기도 하고, 관리자들조차 자신의 부하 직원들이 영향을 받을 것을 알면서도 자동화 기술 설계를 위해 개발자들의 도움을 요청해야 하는 난감함을 표현하는 것을 목격한다. 모두 알면서 쉬쉬하는 분위기가 형성되고 있었다는 것을 인지하기도 했다. 더 나아가 일부 개발자들은 자신이 만드는 기술이 노동 현장에 미칠 부정적 영향을 구체적으로 인지하게 되는 보다 직접적인 순간에 직면하기도 한다.

“그분들이 제가 느끼기로는 사실 한 4분의 1은 좀 괜찮다고 생각을 하시고 4분의 3은… 초반에는 그렇게 긍정적인 모습은 아니었던 것 같아요. 이게 자기 업무를 뺀다고 생각하실 수도 있고… 초반에 약간은 부정적이게 좀 이렇게 덜 적극적으로 말씀하셨던 분들도 계셨어요.” (J/여/20대 후반/Internal/엔지니어)

“사람들이 (자동화해서 감원하려는 거) 알긴 아는데 표현을 안 해… 윗분들도 되게 난감한 거야. 왜냐하면 그거가 잘 되면 밑에 부하 직원들이 다른 데로 가야 되니까… 다들 알면서 쉬쉬하는 거예요.” (F/남/40대 초반/Internal/프로덕트 리드)

또한 일부 개발자들은 암묵적인 긴장과 불편한 분위기에 대한 감지를 넘어, 자신이 만드는 기술이 노동자의 일자리를 없앤다는 것을 분명히 인지하고 있었다. 그러나 이 자동화 기술을 만들지 않으면 자신의 일자리가 위협받는다는 딜레마에 대해서도 알고 있었다.

“사실 조금 딜레마긴 하죠. 이게 저희가 자동화를 하면 할수록 실제 일하시는 분들 일자리가 없어지는 거긴 하거든요. 근데 이제 저희 하는 업이 그거다 보니까 소프트웨어 자체가 그 사람이 하던 거를 이제 컴퓨터로 하는 거잖아요. … 그분들 일자리가 없어지긴 하지만 그걸 안 만들면 저희 일자리가 없어지니까.” (G/남/30대 후반/Internal/PM · TL)

이런 상황이 펼쳐지는 것에 대해 이것이 개발자 입장이라는 것에 대한 뚜렷한 위치 인식을 보여주는 언급이 나오기도 하였다. 개발자는 클라이언트의 비용 절감 요구, 조직의 평가 압박, 그리고 노동자의 저항 사이에서 갈등을 겪는 존재라는 것에 대해 분명히 이해하고 있다. 하지만 동시에 개발자는 이러한 결정에 관여할 수 없는 존재라는 점도 명확히 했다. 개발자는 기술을 만들지만, 그 기술을 어떻게 사용할지, 누구를 어떻게 배치할지는 클라이언트 조직이 결정한다고 언급하였다. 여기서 개발자의 권한은 기술 구현에 국한된 것으로 이해되었다.

“이제 근데 이제 개발하는 입장에서는 그런 갈등을 겪으면서 개발을 하죠. 분명 (제품이) 나오면 사람들 많이 잘릴 텐데 그 사람들이 어디로 배치될지. 새로운 판매를 위한 영업 세일즈 쪽으로 배치가 될까. 그럴까? 기업들한테 물어보면 그거는 개네들의 권한이라… (기업은) 효율화하고 비용을 절감하는 데 관심이 많아요. 근데 이제 ‘사람 자르는 데 관심이 많아요.’는 금기어죠. 절대로 그런 얘기를 하면 안 돼요. 도입되면 뻘히 우리 나가라고 할 테니까 그래서 이제 다른 방식으로 도입을 해놓고 확장을 하는 식으로 우회 전략을 펼치기도 하죠.” (H/남/50대 초반/B2B · B2C/CTO)

한편, 사회적 가치 지향과 혁신가적 정체성이 공유되는 개발자 집단 정체성의 맥락에서 개발자들은 분명 사회적으로 선(good)을 지향하는 기술을 만들었다고 자부했으나, 그 기술이 의도하지 않은 부정적 영향을 초래한다는 점에 당혹감을 표현하기도 했다. 기술의 의도와 달리 실제 현장에서는 특정 집단의 소외와 배제가 발생한다는 점을 확인하게 되는 상황이다.

“제가 관심 있는 쪽도 소셜 임팩트다 보니, HR 쪽 AI 만들면서 숨은 인재들과 좋은 기업들이 상부상조했으면 좋겠다는 마음에 기술을 만든거거든요. 근데 약간 혼란이라 함은 저는 기회 없는 사람에게 좀 더 기회를 줄 수 있는 최후의

수단으로 내 기술이 존재했으면 좋겠다고 생각했는데 저희가 이걸 만들어 놓으니까 이제 고객사에서 완벽한 S급만 찾아요. ... 저희가 원했던 그림은 기업이 C급으로 판명하고 놓치던 인재를 저희 기술로 잘 추론해서 다시 보니 B급 인재라는. 그래서 기업의 눈에 띄게 할 수 있는 그림을 원했는데 실제로 시장에서는 저희 서비스 쓰는 기업들이 '너네 기술로 다 추론할 수 있으니까 우리 S급만 찾아줘'가 돼버리더라고요." (I/남/30대 초반/B2B/CTO)

기술의 정확성을 기업들이 활용하는 방식은 설계 의도와 달랐다. HR 분야 인재매칭 AI를 만든 연구 참여자는 기업들이 완벽한 인재만을 요구하기 시작하고 불완전한 인재에게는 기회조차 주지 않게 되는 상황을 목격하며 기술이 정확해질수록 사회적으로 배제된 이들의 기회는 오히려 축소됨을 확인하게 된 상황을 언급하고 있다. 이러한 상황은 기술이 중립적 도구가 아니라, 기존의 완벽한 인재 선호와 리스크 회피라는 기업의 의도와 목적을 강화하는 방식으로 작동할 수 있음을 보여주는 사례다.

종합하면, 개발자들은 기술 설계 과정에서 자신이 만드는 기술이 초래할 사회적 결과를 예견하고, 그것이 가져올 윤리적 딜레마를 직간접으로 직면하고 있었다. 이는 개발자들이 클라이언트의 요구를 기계적으로 수행하는 수동적 실행자가 아니라, 기술의 영향력을 인지하고 그 의미를 해석하며 내적 긴장을 경험하는 행위자임을 드러낸다. 개발자들은 노동자의 저항, 관리자의 난감함, 그리고 자신의 생존 압박이 교차하는 복잡한 권력 관계 속에 자신이 위치해 있음을 명확히 인식하고 있었다. “개발하는 입장”이라는 표현은 단지 자신의 직업적 특성을 나타내는 표현이 아닌, 자신이 다층적 이해관계의 중심에 놓여 있으며, 그 속에서 어떤 선택을 내려야 하는 책임을 지닌 존재라는 자각을 담고 있다. 노동자의 일자리가 사라질 것을 알면서도 기술을 만들어야 하는 딜레마, 사회적 가치를 지향했으나 의도와 다른 결과를 목격하는 당혹감은 개발자들이 기술 설계의 정치성과 윤리적 복잡성을 체화하고 있음을 보여준다.

이러한 인지는 중요한 의미를 갖는다. 왜냐하면 이것은 개발자들이 기술적 선택의 순간마다 무엇이 중요한지, 누구의 이익을 우선할 것인지, 어떤 미래를 구현할 것인지를 질문하고 협상하는 암묵적 과정을 거치고 있음을 시사하기 때문이다(Myers, 2023, 2024). 비록 그들이 내린 선택이 구조적 제

약에 의해 제한되고, 때로는 노동자의 이익과 상충되더라도, 갈등을 인지하고 있다는 사실 자체가 기술 설계가 단순한 기능 구현이 아닌 규범적 판단과 협상의 과정임을 보여주는 것이다.

2) 노동 대체 AI를 노동 해방 기술로 재정의 내리기

클라이언트의 요구를 현장에 적용하는 과정에서 노동자의 비협조적, 부정적 태도에 직면한 개발자들은 이러한 갈등 상황을 다양한 방식으로 해소하고자 했다.

첫 번째 대응방식은 해당 노동을 극도로 고되고 힘든 일로 재규정하고, 클라이언트 요청이 담긴 자동화 기술을 노동자를 고통에서 해방시키는 도구로 재해석하는 것이었다. 개발자들은 현장의 노동을 극도로 힘들고 기피되는 일이라는 점을 강조했다. 24시간 교대 근무, 반복적 야근, 감정 노동, 수작업 확인 같은 요소들이 부각되면서, 해당 노동은 노동자들조차 꺼리는 고된 일로 규정되었다.

“이제 정수장 시스템이 우리나라에 그러니까 정수장이 많아요. 그래서 이제 물을 마실 수 있도록 정수해서 이제 들어오는데 정수장이 24시간 모니터링을 하는데 그걸 사람이 해요. 밤낮으로... 안 좋은 약품 투입하고... 이렇게 공정이 한 일곱, 여덟 가지가 되는데 그것들을 24시간 모니터링하면서 이상이 생기면 사람을 투입해서 제어하고 막 이런단 말이에요... 그런 일들은 AI들이 좀 필요한 작업들이죠... 무인으로 이렇게 바꿔야 하는 거. 모니터링 좀 덜하게 해서 수고를 많이 덜어주는 거죠.” (F/남/40대 초반/Internal/프로덕트 리더)

“통제소 분들이 근무 시간에는 가끔씩 보는 거고, 평상시에 그 비가 예를 들어서 우리나라에는 장마라는 게 있잖아요. 장마철이나 집중호우 기간, 그러니까 호우주의보 이런 게 뜨면은 말씀하신 대로 24시간 보시는 거고. 그분들 집에도 못 가고 계속 봐야 하니까 힘들더라고요.” (E/남/30대 후반/B2G/과장)

고된 노동으로서 해당 노동의 성격을 재규정하는 방식은 자동화 기술을 노동자 해방의 도구로 전환해서 인식할 수 있는 효과로 이어졌다. 노동의 복잡성, 숙련의 의미, 노동자가 그 일에서 느끼는 보람에 대한 이해보다, 개발자들은 자신의 기술이 노동자의 수고를 덜어주고, 힘든 일에서 벗어날 수 있

게 해준다고 설명했다. 감정 노동의 경우, AI는 감정이 없기 때문에 감정적 상해를 입지 않으며, 따라서 인간보다 우월한 대안으로 제시되었다. 인간 상담원의 감정적 소진을 조직 차원에서 해결하는 것이 아니라, 상담원 자체를 제거함으로써 문제가 해소될 수 있다는 믿음이었다.

“(검수 일을 하는 사람들이) 10명 정도밖에 없는데 근데 그것도 지금 뭔가 이제 로드가 많이 걸리니까 맨날 야근하고… 남들이 좀 가기 꺼려하는 일이에요. 다들 그래요. (어떤 업무길래 그래요?) 수작업으로 다 일일이 확인하는 작업이에요. 문서 찾아봐서 거기서 제공한 거랑 실제 논문에서 나온 수치랑 맞는지 이런 것도 찾아야 하고. 야근도 많이 하는 것 같고. 그래서 다들 좀 거기 안 가려고 하는 부서죠.” (F/남/40대 초반/Internal/프로덕트 리드)

“사람은 감정이 있기 때문에 진상 고객을 상대할 때 이성이 데미지를 받아요. 그래서 지속적인 상담원 일 그런 거 하면은 이제 그게 감정 노동자잖아요. 근데 AI는 감정이 없기 때문에 굉장히 진상 고객 상대할 때 사람보다 훨씬 낫다고 보는 거죠.” (B/남/40대 초반/B2B/CSO)

이러한 서사 속에서 개발자들은 모두에게 좋은 기술을 만들고 있다는 확신을 구축했다. 노동자는 고된 일에서 해방되고, 기업은 비용을 절감하며, 사용자는 더 나은 서비스를 받는다. 자동화로 인한 일자리 감소는 문제가 아니라, 고통스러운 일을 덜어주고 사회를 개선하는 과정으로 재해석되었다. 더 나아가, 노동자의 일자리가 사라지는 것에 대한 우려에는 직무 재배치를 통해 노동자에게는 타격이 없을 거란 믿음을 보이며, 일은 사라지지만 사람은 사라지지 않고 조직 내 다른 부서로 이동하거나 순환 보직을 통해 새로운 일을 할 수 있다는 점을 강조했다.

“저도 처음에는 저희가 이걸 개발하면 그거를 업무를 업무에 영향이 있어서 부정적으로 생각할 수 있겠다 생각했거든요. 근데 결국에는 이 도메인적인 지식도 필요하고, 회사 내에서 이거의 공수를 줄이면 다른 공수를 조금 더 쓸 수 있고, 그럼 업무 효율화가 된다고 생각을 하니까 네, 괜찮지 않나 생각합니다. 따로 걱정하지 않아요.” (J/여/20대 후반/Internal/엔지니어)

“그러니까 이 일이 사라지는 거긴 하지만 순환 보직, 자기 희망에 의해서 팀을 옮길 수도 있어요. 안 맞다고 판단하면 이제 옮길 수도 있고. 내부에서 저

사람을 이제 협의해서 데리고 온다든가 뭐 이럴 수도 있고. 그 사람들 해고하는 건 아니에요.” (F/남/40대 초반/Internal/프로젝트 리더)

노동자들이 새로운 직무에 필요한 역량을 갖추고 있는지, 그들이 정말로 다른 직무를 원하는지는, 실제 재배치가 이루어지는지는 확인되지 않았다. 그러나 이러한 서사는 개발자들에게 자신이 설계한 기술이 미칠 수 있는 부정적 영향으로부터 책임을 덜어낼 수 있는 중요한 정당화 기제로 작동했다. 사람을 해고하는 것이 아니라 효율성을 제고하는 것이며, 노동자들에게도 새로운 기회가 열린다는 해석은 내면적 갈등을 완화하는 효과를 가져오는 것으로 보였다.

3) 인간의 불완전성과 AI 기술의 우위 대비시키기

개발 과정에서의 갈등적 요소에 대한 개발자들의 또 다른 대응 방식은 인간 노동의 한계와 오류를 강조하는 동시에, 기술의 우위를 제시하면서 인간보다 나은 기술을 선택하는 것은 기업의 당연한 의사결정 결과로 인식하는 것이었다. 개발자들은 인간 노동자가 아무리 전문가라 하더라도 실수를 하고, 판단에 개인적 편차가 크며, 시간적·물리적 한계를 가진 존재라는 점을 반복적으로 부각했다. 전문 리뷰어들조차 실수를 범하지만 컴퓨터는 실수가 없고, 사람은 하루 8시간만 일할 수 있지만 AI는 24시간 작동하며, 전문가마다 판단이 다르지만 AI는 일관된 결과를 낸다는 비교가 제시되었다.

“리뷰어들은 전문가이긴 해요. 그래서 결과물의 정합성이 높긴 해요. 근데 그분들도 실수를 할 때가 있잖아요. 컴퓨터는 실수가 없긴 하죠. 이제 판단하기 어렵게, 아니면은 그래서 점점 컴퓨터는 점점 더 올라갈 건데 사람은 좀 점점 거기서 멈추지 않을까 싶긴 해요.… 그 리뷰어들 나가는 돈도 줄일 수 있는 거죠. 그리고 속도도 다룰 거고. 저희 기술은 24시간 돌잖아요. 그 리뷰어들도 24시간 돌긴 하죠. 근데 사람은 하루 8시간밖에 일을 못 하나니까.” (G/남/30대 후반/Internal/PM·TL)

“사람이 편차가 되게 커요. 각자 도메인 전문가라고 하지만, A라는 사람이 봤을 때는 ‘이거 뭐 이거 어떻게 바뀌야 되겠는데’라고 판단할 수도 있고, 근데 B라는 사람은 ‘아닌데, 내버려둬도 될 것 같은데.’ 이렇게 전문가들도 편차가

켜요. 근데 이제 그걸 정량적인 수치에 의거해서 객관적으로 항상 동일하게 결과를 낼 수 있어야 하는 거죠. 그래서 기술은 신뢰성을 확보할 수 있는 거죠.” (E/남/30대 후반/B2G/과장)

4) 생존주의와 시장 논리 앞세운 경계짓기

마지막 대응 방식은 개발자들이 이러한 상황 속에서 조직 내 생존을 위해 노동자를 대체할 가능성이 있는 기술 설계를 하는 것은 어쩔 수 없는 선택이며, 해당 기술의 노동에 대한 영향은 개발자의 고려 영역이 아니라는 경계짓기였다. 먼저, 개발자들은 자신이 만드는 기술이 의도와 다른 부정적 영향을 가져온다는 것을 인지하면서도, 회사의 생존과 조직 내 나의 생존이 더 중요하다는 판단하에 기술의 영향력에 대한 고민을 유예하고 있었다.

“거기까지는 사실 솔직히 고민 못 했고요... 왜냐하면 기술의 영향? 그런 건 비즈니스적으로도 그렇고 저희 회사 성장을 위해서라도, 제가 원하더라도 그런 건 녹여낼 수 있는 상황은 전혀 아니라서. 지금은 해결할 방법이 없지 않나라는 생각을 합니다. 왜냐하면 저희가 빨리 목표치에 대한 매출도 만들어야 되는 상황이고, 저희도 아무래도 완전 초기다 보니까 투자처에서 압박이 들어오고 어떻게든 스케일업을 해야 되는 상황에서 어떻게 더 많은 매출을 만들지만을 고민해도 벅차니까요.” (G/남/30대 후반/Internal/PM · TL)

회사의 성장을 위해 빠른 매출 상승을 더 중요한 가치로 판단하는 상황에서, 개발자는 기술이 노동 현장에 미칠 영향에 대해 고려하기는 어렵다고 생각하고 있다. 개발자 개인의 가치관이나 의지의 문제가 아니라, 조직 생존이라는 과제 앞에서 기업 성장은 취사 선택의 문제가 아니라는 인식이다. 더불어, 그 어떤 직종보다 기술에 의한 대체 위협을 강렬하게 느끼는 개발자들은 자신도 대체위험을 느끼나 그것은 개인이 빠르게 적응할 개인 차원의 문제라는 관점을 다른 노동에도 그대로 투영하였다. 동시에 개발자 자신도 그 구조 속에서 선택의 여지 없이 움직이고 있으며 따라서 노동자의 상황과 생존에 대한 책임은 해당 노동자 각자의 것이라는 인식이다.

“개발자들도 자기 스스로 카니발라이제이션(제 살 깎아먹기)을 일으키는 기술을 열심히 개발하는 거예요. (...) 내가 내 자리를 보전하고 보전할 생각은

아예 없어요. 위기를 느끼는 순간 다른 방법을 찾을 거잖아요. 그래서 저는 더 빠르게 움직이고 있어요. 그런 것처럼 상담원들도 그냥 각자 빨리 움직일 수밖에….” (H/남/50대 초반/B2B·B2B2C/CTO)

이러한 개인 생존의 논리는 시장 원리를 강조하는 것과는 연결되었다. 일부 개발자들은 노동자의 일자리 상실은 시장의 자연스러운 작동으로, 개인의 능력과 노력 부족의 문제라는 점을 부각하였다.

“근데 그만큼 능력이 안 되기 때문에 밀릴 수밖에 없다고 생각을 하거든요. 어차피 적자생존이기 때문에… 그분들이 일자리가 위협을 받는다면 그분들이 열심히 노력을 안 한 대가이지 제가 그 자리를 뺏었다고 생각하지는 않아요.” (D/남/30대 중반/B2B/대표이사)

위의 인용은 기술의 노동 대체를 시장적 상황으로, 일자리 유지는 개인의 역량과 노력의 결과라는 점을 강조하고 있다. 기술을 만드는 것과 일자리가 사라지는 것 사이에 직접적 관계가 없으며, 일자리는 시장의 작동에 의존한다는 인식이다. 더 나아가 개발자들은 기술을 만드는 것은 자신의 역할이지만, 그 기술이 초래하는 사회적 결과는 클라이언트나 시장이 처리할 문제라는 경계를 명확히 했다.

“물론 콜센터 상담원의 반발에 대해 상상을 해봤는데 그건 제가 신경 쓸 건 아니고. 그건 병원하고 콜센터 회사에서 신경 쓸 문제고. 저는 그렇게 생각해요. 저는 기술을 만드는 입장이니깐.” (B/남/40대 초반/B2B/CSO)

“이 기술 도입되고 나서 남아있는 리뷰어가 몇 명인지 그런 건 몰라요. 전 그냥 기술만 일단 만드는 역할이고. 제가 그것까지는 잘 모르겠어요. 제가 리뷰어분들을 실제로 본 적도 없어요. 제가 알기로는 리뷰어 거의 한 40%는 없어졌다고 얼핏 들은 거 같긴 한데…” (G/남/30대 후반/Internal/PM·TL)

기술을 만드는 입장이라는 언급은 기술의 사회적 영향에 대한 책임과 개발자로서의 자신의 책임 간에 선을 긋는 하나의 장치다. 개발자들은 기술을 통해 세상을 바꿀 수 있다는 능동적 주체성을 표현했지만, 기술이 초래할 수 있는 부정적 결과에 대해서는 수동적 실행자로 자신의 위치를 조정하며 이 갈등적 상황에 대응하는 모습이다. 구조적 제약 속에서 자신의 역할을 지속

하기 위한 생존 전략이자 동시에 그 한계 속에서도 나름의 윤리적 고민을 유지하려는 시도가 혼재된 복잡한 대응으로 이해될 수 있다. 개발자들이 기술 설계 과정에서 제한적이거나 성찰적 행위자로 기능하고 있지만, 그 성찰이 실질적 변화로 이어지기 위해서는 조직과 산업 구조 차원의 변화도 함께 수반될 필요가 있는 것으로 해석된다.

마. 최종 기술 구현과 배포 이후의 대응

1) 시장 경쟁력과 투자자 요구를 우선한 최종 기술적 선택

개발 과정의 최종 단계에서는 기술적 완성도, 사용자 경험, 윤리적 고려, 조직의 요구, 시장의 기대 등 다양한 가치들이 경합한다. 대개 명시적으로 떠오르는 최우선 가치는 클라이언트와 투자자의 요구에 대한 충족이다. 이것은 납품 기일에서부터 해당 서비스를 통해 경제적 효용을 달성하는 것을 모두 포함한다.

“일단은 납품 기한이죠. 납품 기한이고. 그 고객이 원하는 요구 사항을 충족을 해야 돼요. 명시된 거 빠짐없이 다했는지. 그래야 저희가 또 수주 받고 하니까.” (G/남/30대 후반/Internal/PM·TL)

“지금은 우리 서비스가 시장 1등인 게 목표. 그다음 순위라고 보면 투자자를 만족시키는 거. 그다음에 저는 그래도 개발자로서의 테크니컬 문화나 기술적 완성도를 놓치고 싶지 않다. 그 정도 매출만을 위해서 만들기에 급급해서 기술적 완성도나 개발적인 문화를 깨뜨리고 싶지는 않다. 그 정도 우선순위로 최종 기술 구현해낸 거 같아요.” (I/남/30대 초반/B2B/CTO)

시장에서 살아남고, 투자자로부터 지속적인 투자를 받으며 기업이 계속 생존해야 하는 것이 개발자 개개인에게도 중요한 우선순위로 자리 잡으면서, 기술적 선택 역시 이러한 요구, 시장에서 인정받는 기술의 정확성과 혁신성을 충족할 수 있느냐가 최우선 고려사항이 된다.

기술의 정확도와 혁신성은 노동자의 숙련이나 판단을 보조하는 수준이 아니라, 인간 개입 없이도 인간보다 더 나은 성과를 낼 수 있는지가 기준으로 설정되는 경향이다. 이는 앞서 클라이언트로부터 요청받은 인력 대체라

는 목표가 기술 구현의 최종 단계까지 일관되게 유지되고 있음을 보여준다.

“저희가 원하는 글자량 도형을 추출할 수 있는지를 먼저 검증을 해요... 모델 학습을 시켰을 때 어느 정도 정확도가 나온다고 판단이 된 후에 이제 프로젝트를 투입해서 진행했습니다. (정확도가 왜 중요한가요?) 인간이 없어도 인간보다 더 그 일을 잘 해낼 수 있어야 하니까요. 그게 제가 요청받은 거라서요.” (J/여/20대 후반/Internal/엔지니어)

기업이 살아남기 위해서는 차별화된 기술력이 필수적이라는 인식하에, 기술 개발 자체가 조직의 생존 전략과 동일시되었다. 이러한 맥락에서 기술을 어떻게 사용할 것인가, 누구에게 어떤 영향을 미칠 것인가와 같은 질문은 일단 살아남은 이후의 문제로 유예되었다. 결과적으로 개발자들의 최종 기술적 선택은 시장 경쟁력 확보, 투자자 기대 충족, 조직 생존이라는 명확한 위계 속에서 이루어졌다. 기술적 완성도는 이 체계 내에서 허용되는 범위 안에서만 추구되었고, 노동자에 대한 고려나 사회적 영향 평가는 이 우선 순위 안에 자리를 잡지 못했다.

2) 배포 이후 사용자 중심 개선 시도 : 계속 미세한 기술 조정

대부분의 개발자들은 초기 개발 단계에서 애초에 수정할 일이 없도록 만드는 것을 중요한 목표로 설정하고 있었다. 이는 기술적 완성도를 높이려는 노력으로 볼 수도 있지만, 동시에 배포 이후 현장과의 접촉을 늘리지 않기 위한 의도도 포함되어 있었다. 그 이유는 클라이언트가 배포 이후 지원 비용을 지불하지 않으려는 경향에서 나타난 것으로 해석된다.

“처음에 이제 소프트웨어가 개발을 하면은, 좀 빠르게 개발하면은 유지 보수를 생각을 잘 안 하고 만들거든요. 그러다 보니까 이제 배포가 되고 팔리면은 조금 있다 보면은 뭔가 수정 사항이 필요하잖아요. 그럼 그 수정을 하면 여기 저기 터져요... 그래서 그런 일 안 생기게 만드는 게 좀 중요한 목표로 삼게 돼요.” (G/남/30대 후반/Internal/PM·TL)

또, 유지보수에는 추가 비용이 발생하는데, 클라이언트는 초기 계약 이후의 비용 지출을 꺼렸다. 개발자들은 추가 비용을 받지 못하는 상황에서 유지보수 작업을 수행해야 하는 부담을 안고 있었고, 이는 사용자 편의성 개

선이나 현장 피드백 반응을 어렵게 만드는 구조적 제약으로 작동했다. 이런 사정으로 배포 이후 노동 현장과의 접촉 역시 매우 제한적으로 이루어졌다.

그러나 기술이 실제 노동 현장에 배포된 이후, 개발자들의 대응은 앞서 살펴본 것처럼 시장 논리와 조직 생존에 전적으로 따르는 것에만 국한되지는 않았다. 일부 개발자들은 다양한 구조적 제약 속에서 사용자 편의성을 개선하기 위한 작은 기술적 선택을 하는 시도가 목격되었다. 개발자들이 조직 생존과 시장 경쟁력을 최우선시하면서도, 동시에 실제 사용자인 노동자의 경험을 개선하려는 극히 작지만 자발적 선택이 일어나고 있는 것이다. 한 개발자는 배포 이후에도 사용자 피드백을 바탕으로 인터페이스를 지속적으로 개선했다. 초기 버전에서는 정보 추출의 정확도에만 집중했지만, 실제 사용자들이 정보를 확인하고 편집하는 과정에서 겪는 불편함을 파악한 후 UI/UX를 개선하는 데 노력을 기울였다.

“일단 버전 1은 그냥 저희가 추출하는 정보가 단 두 가지 정도였으면, 제2버전에서는 정확도도 올리고 정보를 조금 더 많이 추출할 수 있도록 만들었어요. 이 과정에서 UI/UX도 바뀌었어요. 정보가 잘못 나왔을 때나, 편집하거나 그걸 확인하는 데 있어서 조금 더 편리하게 만들었던 것 같아요. 화면을 조금 더 편하게 한다든지.” (J/여/20대 후반/Internal/엔지니어)

이 사례에서 주목할 점은, 이 개발자가 배포 이후 노동자를 직접 만난 것이 아니라는 것이다. 오히려 다른 프로젝트에 투입된 상황에서 초기 기술 설계 과정에서 인터뷰했던 내용을 기억하고 이를 유지보수 단계에서 반영하려 했다. 초기에는 시간적 제약으로 클라이언트 요구사항만 빠르게 반영했지만, 기술 설계가 일정 단계 완료되면서 현장 노동자들이 불편하다고 여기는 점을 기억 속에 두었다가 개선점으로 포함시킨 것이다.

“그게 예전 인터뷰 때 사용자가 기존에는 엑셀을 쓰고 계셨단 말이에요. 그럼 너무 수작업인데, 시간 너무 많이 걸리고 힘들거든요. 그거를 저희 프로그램 내에서 조금 더 편리하게 바꿀 수 있도록 하는 UI/UX도 좀 많이 개선을 해서 올렸었습니다. (...) 배포를 하고 나서... 제가 작년에 끝나고 올해는 다른 프로그램으로 이제 업무에 투입된 상황이었는 데 다시 투입된, 다시 이쪽으로 투입이 된 거라 피드백 받고 하는 인터뷰는 다른 분만 참여했습니다.” (J/여/20

대 후반/Internal/엔지니어)

또 다른 발견은 기술적 난이도나 알고리즘 정교함보다 사용자가 실제로 느끼는 불편함을 최소화하는 데 개발 시간의 상당 부분을 할애한 사례였다.

“큰 회사는 처음부터 끝까지를 모든 개발자가 만들지 않아요. 근데 저는 혼자 다 만들잖아요. 코어 모델 만들고 나서, 시간 가장 많이 쓰는 게 이 프론트엔드의 UX예요. (...) 어떻게 보면 개발자의 눈으로 보면 덜 중요한 거거든요. 누가 봐도 할 수 있는 거고. 근데 중요하다. 난이도로서는 안 중요하고. 내가 그 걸 한 거를 스스로도 대단하다 여기지 않는데 근데 중요한 거예요. 싫은 소리 안 들으려면 그거를 또 안 챙기는 사람들도 많은데 그것도 챙겨야 돼. 사용하는 데 불편하면 안 되잖아.” (E/남/30대 후반/B2G/과장)

이 사례에서 개발자는 코어 모델 개발과 같은 고난이도 작업을 높은 기술적 성취로 평가하는 개발자 사회의 위계 의식을 공유하고 있었지만, 실제 작업 과정에서는 자신이 기술적으로 덜 중요하다고 여겼던 UX 영역에 가장 많은 시간을 할애하는 반대의 선택을 보여주었다. 그 이유는 “싫은 소리 안 듣기 위해서”라는 표현에서 드러나듯, 클라이언트나 사용자로부터의 부정적 피드백을 방어하기 위한 현실적 판단이었다. 하지만 이러한 개발자의 직업적 책임감은 결과적으로 기술이 노동 현장에 투입되었을 때 사용자의 저항이나 불편함을 최소화하려는 고려로 이어졌다. 자신이 만든 기술에 대한 부정적 반응을 피하고자 하는 실용적 판단이 사용자의 상황을 염두에 둔 기술적 선택으로 구체화된 것이다. 이는 Myers(2024)의 연구와도 유사한 맥락이다. 해당 연구에서 개발자들은 노동자들이 자신의 기술을 감시 도구로 인식하며 반감을 보일 때 상당한 불편함을 느꼈고, 이것이 기술 설계 과정에서 노동자의 이익을 고려하는 판단으로 이어졌다. 본 연구 사례 역시 자신의 기술에 대한 부정적 반응을 피하려는 의도가 사용자 경험 개선이라는 구체적인 행동으로 연결되었다는 점에서 같은 기제가 작동한 것으로 보인다.

대개 배포 이후 단계는 기술이 노동 현장에서 실제로 어떻게 작동하고 어떤 영향을 미치는지 확인하고 조정할 수 있는 마지막 기회지만, 클라이언트의 요청에 따라 비용이 주도하는 자동화에 초점을 맞추었던 기술에 사용자 요구를 반영할 여지를 확보할 수 있는 기회로 작동하지 못한다. 이는 클라이

언트의 단선적 요구, 조직의 프로젝트 순환 체계, 그리고 유지보수를 부담으로 인식하는 AI서비스 기업의 문화 등이 복합적으로 작동한 결과였다. 기술은 현장에 투입되었지만 개발자와 노동 현장 사이의 거리는 배포 이후 더욱 멀어지는 경향이며, 이러한 구조 속에서 HCAI가 강조하는 지속적인 모니터링, 피드백 반영, 사용자 참여가 실현될 공간은 없는 것으로 나타났다. 그러나 그런 상황에서도, 성찰적 행위성을 발휘하는 개발자들의 작은 선택들이 일어난다는 것을 확인할 수 있다. 이러한 행위성에는 개발과정의 어느 순간에 일어나는 현장 노동자, 기술의 최종 사용자와의 상호작용이 중요한 모멘텀을 제공한다.

제5절 소결 : 요약과 정책 함의

본 연구는 AI 개발자들의 기술 설계 과정에 개입하는 다층적인 사회적 조건을 드러내고, 개발자의 구체적인 기술적 선택이 만들어지는 과정에서 이들의 사회적 인식이 작동하는 양상을 고찰했다. 연구 결과, 개발자들은 더 나은 사회를 위한 기술개발을 지향하면서도, 인간의 노동이 이 과정과 긍정적으로 상호작용할 수 있는 여지에 대한 기술적 상상은 극히 제한된 양상을 보여주었다. 오히려 노동은 오류와 비효율의 원천으로, 기술은 이러한 오류와 비효율을 극복할 수 있는 기제로 인식하는 양상을 확인할 수 있었다. 또한 시장의 경쟁압력 속에서 노동은 비용이라는 단편적인 인식의 경향도 확인된다. 노동에 대한 이와 같은 단편적 시각은 인력 대체를 원하는 클라이언트의 요구와 결합하여, 인간 개입을 최소화하려는 구체적인 기술적 설계를 정당화하고 강화한다.

개발자가 노동을 보다 입체적으로 이해할 수 있는 기회가 없는 것은 아니다. 설계에 앞서, 그리고 설계 이후 제품의 수정 과정에서 기술 사용자로서 일선 노동자와 상호작용이 가능하기 때문이다. 그러나 대부분의 개발자는 이러한 상호작용을 도메인 지식 추출 절차로 협소하게 이해하는 양상을 보인다. 동시에 AI 밸류 체인 내 공급자(suppliers)로서의 개발자 위치는 노동

절약적 프로세스를 구체화하는 자신의 결정에 책임을 부과하지 않는 경계 굿기의 구조적 요인으로 작용한다.

그러나 본 연구가 주목한 것은 이러한 구조적 제약 속에서도 일부 개발자들이 클라이언트의 요구를 충족하는 것에 더해, 자신의 판단으로 사용자 경험을 고려하는 선택을 추가적으로 시도했다는 점이다. 개발자들은 기술 개발 과정에서 노동자의 저항과 불안을 직접 목격했고, 자신이 만드는 기술이 다른 노동자의 일자리를 없앨 수 있다는 딜레마를 명확히 인식하고 있었다. 비록 이러한 인식이 기술의 방향을 원천적으로 바꾸는 것으로는 이어지지 못했지만, 개발자들은 클라이언트의 요구와 노동 현장의 반감 사이에서 갈등하며 여러 정당화 기제를 동원하는 방식으로 상황에 대응하고 있었다. 노동 대체 기술을 고된 노동으로부터의 해방으로 재해석하거나, 시장 생존의 불가피성을 앞세워 자신의 기술적 선택을 정당화하는 등이다. 이는 분명 개발자로서 기술적 선택이 노동에 책임이 있을 수 있다는 것으로부터 경계를 설정하는 측면이지만, 동시에 이러한 대응들은 개발자들이 기술의 사회적 영향을 인지하고 현장 노동자들의 불안에 반응하고 있다는 점을 역으로 드러내는 것이기도 하다.

반면, 비록 매우 제한적이고 미미한 수준이었지만 일부 개발자들에게서 노동자의 경험을 고려하려는 기술적 선택의 시도가 포착되었다는 점은 주목할 만하다. 배포 이후 사용자 피드백을 바탕으로 인터페이스를 개선하거나, 기술적 난이도보다 사용자가 실제로 느끼는 불편함을 최소화하는 데 개발 시간을 할애한 사례들이 그것이다. 이러한 시도들은 클라이언트의 명시적 요구나 조직의 평가 체계에서 직접적으로 보상받는 것이 아니었음에도 개발자 스스로의 판단에 의해 이루어졌다. 물론 이것이 노동자의 권한이나 자율성을 강화하는 수준의 변화라고 보기는 어렵다. 그러나 시장 경쟁과 조직 생존의 압박이 지배하는 개발 현장에서, 사용자 경험 개선이라는 형태로나마 노동자의 편의를 고려하려는 선택이 존재했다는 사실은 구조적 제약 속에서도 개발자가 클라이언트의 요구 외에 자신의 판단을 반영할 여지를 모색하고 있음을 시사한다.

이번 연구 결과는 인간중심 AI(HCAI)가 실제 개발 현장에서 구현되기 어려운 현실을 미시적 차원에서 이해할 수 있는 경험적 토대를 제공한다. 기존

연구가 HCAI 실현의 제약 요인으로 외적 제약(비용, 조직 문화, 시간 등)을 찾는 데 치우쳤다면, 이 연구는 기술에 의한 노동 대체라는 맥락에서 해당 요인들이 개발자의 주관적 인식과 해석을 경유하여 구체적인 기술적 설계로 이어지는 동태적 메커니즘을 고찰했다는 점에서 기존 연구와 차별된다.

이 연구에서 작업장에서 HCAI 실현의 난점은 우선 개발자들이 노동을 바라보는 관점과 이해에서 비롯된다. 개발자들은 의료 접근성 개선이나 장애인 지원처럼 '사람을 돕는 기술', 사회적으로 의미 있는 기술을 지향한다고 믿고 있지만, 그 '사람'의 범주에 노동자는 잘 포섭되지 않는다. HCAI가 강조하는 '인간'은 추상적 사용자나 소비자로 축소되고, 기술의 직접적 영향을 받는 노동자는 설계 과정에서 체계적으로 배제된다.

그러나 현재 논의되고 있는 HCAI 연구들은 이러한 현장의 노동 배제 경향을 충분히 다루지 못하고 있다. 현재의 HCAI 담론은 설명가능성, 투명성, 사용자 통제권 등 기술적 속성에 집중하거나, 참여적 디자인과 같은 방법론을 통해 이해관계자 참여를 강조한다. 그러나 본 연구가 보여주듯, 개발 현장에서 노동자는 중심적인 이해관계자로 부각되지 않고 철저히 가려진 존재다. 클라이언트가 인력 대체를 요구하고, 관리자가 인력 효율화라는 결론을 이미 내려둔 상황에서, 실제 업무를 수행하는 노동자의 목소리는 처음부터 배제된다. 설령 개발자와 노동자 간의 인터뷰가 진행되더라도 그것은 AI가 학습할 도메인 지식을 추출하는 절차일 뿐, 노동의 의미, 숙련의 가치, 노동자의 자율성과 존엄에 대한 탐색과 그러한 이해와 영향을 주고받는 기술 설계가 진행되지는 않는다. 현장 노동자도 자신의 목소리를 적극적으로 낼 수 없는 딜레마적 위치에 놓였다. 비용 중심 구조적 조건에 대한 개발자의 이해는 이러한 상황의 불가피성을 스스로에게 정당화한다.

더불어 본 연구는 HCAI의 실현이 개발자 개인의 윤리적 각성으로 이루어질 수 없다는 점을 강조한다. 개발자들은 기술의 부정적 영향을 인지하고 있었고, 노동자의 저항과 불안을 직접 목격했으며, 심지어 자신이 만드는 기술이 다른 노동자의 일자리를 없앨 수 있다는 딜레마를 비교적 명확히 인식하고 있었다. 그럼에도 이러한 인식이 기술적 선택의 변화로 이어지지 않는 것은, 시장의 경쟁 구조, 조직의 생존 압박, 투자자의 기대, 클라이언트의 요구가 복합적으로 얽힌 장에서, 개발자 개인이 대안적 상상을 실현할 공간이 극

히 제한되어 있기 때문이다. 자신 역시 기술로 대체될지 모른다는 불안과 소속된 조직이 시장에서 지속가능성을 확보할 수 있어야 한다는 생존주의 논리 앞에서 개발자의 노동에 대한 고려는 계속 유예되었다.

이러한 연구 결과는 인간중심 AI의 실현을 위해 정책 개입이 필요한 지점이 어디인지를 시사한다. 본 연구에서 확인된 것처럼, 개발자 개인이 노동자를 고려하려는 의지를 가지고 있더라도 그것이 실질적인 기술적 선택으로 이어지기 위해서는 이를 뒷받침하는 제도적·구조적 조건이 필요하다. 개발자의 미미한 시도들이 개인의 선의에 그치지 않고 확장될 수 있으려면, 시장 구조, 조직 문화, 평가 체계, 그리고 교육 과정 전반에 걸친 변화가 수반되어야 하는 것이다.

첫째, AI 생산 과정 내 ‘참여적 설계(Participatory Design)’ 절차의 제도화 및 실질화가 필요하다. 연구 결과에서 확인했듯, 현재의 개발 과정에서 노동자와의 상호작용은 단순한 도메인 지식 추출 과정으로 축소되어 있다. 기술 설계의 초기 단계부터 현장 노동자가 파트너로서 참여할 수 있는 제도적 장치가 마련된다면, 그 결과는 사뭇 달라질 수 있다. 공공 조달이나 정부 지원 R&D 사업에서부터 AI 도입 시 ‘사용자(노동자) 영향 평가’나 ‘현장 참여 협의체 구성’을 의무화하는 방안도 고려할 수 있다. 이는 개발자들이 현장의 암묵지와 맥락을 이해할 수 있는 물리적·시간적 기회를 제공하며 협소한 도메인 지식 습득을 넘어선 실질적인 협업을 가능하도록 할 것이다.

둘째, 기술의 효율성을 넘어 사회적 가치를 포괄하는 다차원적 AI 기술 평가 지표의 개발 및 도입이 필요하고 이를 밸류체인 내 바이어(Buyers)들에게 적용하는 자율규제 장치가 필요하다. 현재 AI 산업 생태계는 인력 대체율이나 공수 절감과 같은 정량적 효율성만이 핵심 성과로 인식되고 있다. 이러한 시장의 평가 체계 아래에서는 개발자가 인간 중심적 설계를 시도하더라도 조직 내에서 정당성을 확보하기 어렵고 수용되기도 어렵다. 따라서 기술의 정확도와 개발 속도뿐만 아니라 노동자의 자율성 증진, 업무환경 개선, 사용자의 통제권 확보 등의 관점을 포함하는 새로운 기술 평가 가이드라인이 마련되어야 한다. 정부와 관련 기관은 이러한 사회적 가치 지표를 충족하는 AI 기업에 대해 인증이나 인센티브를 부여함으로써, 노동을 단순 대체의 대상에서 공존과 협력의 대상으로 인식이 전환될 수 있도록 유도해

야 한다.

셋째, 보다 근본적인 차원에서 공학 교육 과정에 인간중심 AI 관련 교육의 도입과 확대가 요구된다. 개발자들이 노동을 비효율로, 기술을 만능 해결책으로 바라보는 사회기술적 상상은 공학 중심의 교육과 산업 문화 속에서 형성되고 강화된다. 본 연구에 참여한 개발자들 대부분은 인간중심 AI 개념을 잘 알지 못하거나 추상적인 수준으로만 인식하고 있었다. 국내 공학 교육에서 기술의 사회적 영향에 대한 교육이 부재하거나 충분한 비중을 차지하지 못하고 있을 가능성을 보여준다. 따라서 미래의 개발자 양성 과정에서 기술적 역량뿐만 아니라, 기술이 사회와 노동에 미치는 영향을 성찰할 수 있는 융합 교육이 강화되어야 한다. AI 윤리가 추상적 규범에 머무르지 않고, 노동의 복잡성과 가치를 이해할 수 있는 실질적인 내용으로 확장되는 교육이 필요하다.

제2부

산업별 사례로 본 인공지능
도입과 노동과정의 재구조화

제 6 장

금융업에서 AI 활용과 노동과정의 변화 : 인간-AI 협업과 새로운 불평등

제1절 들어가는 말

전 세계 금융 산업은 최근 몇 년간 AI 기술의 급속한 도입과 함께 구조적 전환을 맞이하고 있다. 국내 금융업은 이미 전산화가 광범위하게 이루어져 있고, 국산 핀테크 서비스 중심의 생태계와 강한 규제 환경이라는 특수성을 갖고 있음에도, 정부 주도의 정책적 지원 아래 AI 활용이 빠르게 확산되고 있다. 은행·증권·핀테크 각 부문에서 자동화, 분석 고도화, 고객 서비스 지능화가 동시에 진행되면서 금융업 전반의 업무 방식이 변화하고 있으며, 이러한 흐름은 미국·중국 등 주요 국가에서도 유사하지만 반대의 형태로 나타나고 있다. 미국에서는 AI 기반 신용평가, 사기탐지, 자산관리 등 다양한 영역에서 혁신이 빠르게 일어나고 있는 반면, 규제의 부재가 지속적인 논점으로 제기되고 있다. 반면, 중국은 민간보다는 국가 차원의 디지털 전환과 초대형 플랫폼 기업의 방대한 데이터를 기반으로 AI 금융 생태계를 구축하며 독자적 발전 경로를 형성하고 있다. 이처럼 국가별로 다른 제도적·산업적 환경 속에서도 AI는 금융 운영 체계의 근본적 변화와 새로운 경쟁력 창출의 핵심 요소로 자리 잡아가고 있다.

그러나 AI의 도입이 금융업의 생산성 향상과 업무 효율화에 기여하는 동시에, 노동 구조 변화와 불평등 심화 가능성을 동시에 야기한다는 점에서 비

판적 검토가 필요하다. 실제로 금융업은 자동화 위험이 높은 산업으로 분류되지만, 과거 ATM 확산기의 사례와 같이 기술 발전이 반드시 일자리 축소로 이어지지 않은 경험도 존재한다. 동시에 AI 기반 신용평가 및 의사결정 도구가 금융 포용성을 확대한다는 연구가 있는 반면, 데이터 편향과 알고리즘 구조로 인해 오히려 불평등을 심화시키는 정반대의 결과도 보고되고 있다. 이러한 상반된 현상 속에서 금융업 종사자의 실제 경험, AI 도입이 가져오는 작업 방식의 변화, 직무 내·직무 간 불평등의 재구조화 과정에 대한 질적 탐색이 요구된다. 본 연구는 이러한 배경 아래 금융업 종사자를 직접 인터뷰하여 AI 기술이 현장에서 어떻게 활용되고 있으며, 그 과정에서 어떠한 새로운 기회 및 불평등이 나타나는지를 심층적으로 분석하고자 한다.

따라서 본 장에서는 한국 금융업에서의 AI 활용 현황과 노동 과정이 어떻게 변화하고 있는지를 현장의 목소리를 통해 분석하고, 종사자들이 바라보는 미래 전망을 살펴보고자 하였다. 이를 위해 금융업 종사자 12명을 대상으로 개별 인터뷰를 실시하여, 생성형 AI 서비스가 기존 예측처럼 전문 직종을 실제로 대체할 가능성이 있는지를 면밀히 검토하였다. 먼저 금융업 내부에 존재하는 다양한 업무의 유형을 체계적으로 파악한 뒤, 각 업무가 AI 기술에 의해 어느 정도 대체되거나 변화될 수 있는지를 구체적으로 탐색하였다. 아울러 AI 도입 과정에서 새로운 형태의 불평등 구조가 발생할 가능성에도 주목하여 이를 선제적으로 확인하고자 했다.

이러한 분석을 위해 인터뷰 결과를 제시하기에 앞서 한국과 해외의 금융업체에서 AI가 어떤 방식으로 활용되고 있는지 현황을 조사하였다. 이후 연구 방법을 상세히 기술하고, 인터뷰 자료를 토대로 금융업 노동의 변화 양상을 다각도로 분석하였다. 마지막으로 분석 내용을 종합하여 금융업에서 AI가 가져올 구조적 변화와 그 함의를 정리하는 결론을 제시하였다.

제2절 금융 AI 사용 개발 현황

1. 금융 AI 관련 개요 및 연구 동향

글로벌 AI 금융 시장은 지속적으로 상승하고 있다. 2024년 기준, 글로벌 AI 금융 시장 규모는 약 440억 달러에 달하며, 2029년까지 508억 달러로 성장할 것으로 전망된다(Mordor Intelligence, 2024). 금융업 내에서 AI 기술이 주로 도입되는 분야는 크게 두 가지로 나뉜다. 첫째, 인공지능 계산 모델을 활용한, 위험 관리, 알고리즘 트레이딩, 신용 평가, 개별 고객 최적화 금융 솔루션 제시 등, 기존의 수학적 모델을 고도화시킨 분야가 있다. 예를 들어, 미국·캐나다의 개인 금융관리 플랫폼(예: Intuit Mint)에서 사용자를 대상으로 무작위 실험을 실시하였다. AI 알고리즘으로 한도초과 가능성이 큰 고객을 식별해 알림 메시지를 보냈더니, 메시지 단순화와 부정적 프레이밍(예: “손실을 피하세요” 강조)이 참여율을 높이고 초과인출 수수료를 효과적으로 줄이는 결과를 보여준 바 있다(Ben-David et al., 2025).

둘째, LLM 모델을 활용한 고객 대응 서비스를 발전시키는 분야가 있다(McGrath, 2023). Yang(2025)은 유럽 저축은행과 공동실험을 통해 순수 AI 조언(로보어드바이저)과 인간+AI 협업 조언(은행원이 최종 조언 검토)을 비교하였다. 그 결과 인간 은행원이 개입된 협업 조언은 조언 품질을 낮추지 않았고, 특히 위험 자산 투자 상황에서 고객이 순수 AI보다 인간과 AI가 협업하여 조언을 하였을 때 고객들이 더 잘 설득됨을 보여주었다.

금융 AI의 지속적인 도입은 은행과 금융회사의 조직 구조 및 경쟁 구도까지 바꾸어어나가고 있다(Desai, 2023). 구체적으로, 금융 산업 경험은 AI가 일부 산업을 변혁시키되, 대형 플레이어에 더 유리하게 작용하며, 개별 참여자는 똑똑해지지만 세상 전체는 덜 합리적이질 수 있다는 지적도 존재한다. 즉, AI가 혁신을 가져오지만 시장 집중도가 높아지고 복잡성이 증가해 규제·감독이 어려워질 수 있다는 점을 뜻한다(Desai, 2023).

2. 국내 금융업에서의 AI 사용 동향

2021년 발표된 대한민국 정부의 핀테크 관련 보고서(정책자료, 2021)를 살펴보면, 한국 금융업의 특성을 알 수 있다. 먼저, 한국은 국민 대부분의 개인 정보가 이미 전산화된 나라이며, 다른 나라와 달리 자생한 국산 서비스들이 핀테크의 대부분을 차지하고 있다. 이러한 국산 전산 서비스의 보급률 및 사용률이 매우 높으며, 외국 서비스에 배타적인 경향을 띠는 현상도 존재한다. 마지막으로, 핀테크 산업에 대한 국가적 차원의 강한 규제가 존재한다.

개인정보가 전산화되어 있는 것은 중국 등의 국가와 유사한 상황이나, 알리페이 등이 사용되지 않고, 삼성페이, 카카오페이, 네이버페이 등 다양한 국산 서비스들이 높은 점유율을 보이고 있다. 다른 서구권 국가들에서 보편적으로 사용되고 있는페이팔 등의 서비스 또한 국내에서는 거의 사용되고 있지 못하다. 이러한 현상은 다시 국내 기업들의 서비스의 성장 기반이 되고 있다. 그러나 이러한 현상의 기반에는 강력한 규제와 제약요소 또한 존재하여, 이에 대한 해소 및 완화 필요성도 제기되고 있다.

이러한 상황에서 한국 금융권의 AI 도입 역시 정부의 강력한 지원으로 시작되고 있다. 2025년부터 금융감독원은 핀테크 및 AI 기술 지원을 위해 조직개편을 하여 '디지털·IT 부문' 조직을 새롭게 설립했다. 이는 금융권의 디지털 혁신과 AI 기술 접목을 체계적으로 지원하기 위한 전담 조직으로, 해당 부문은 금융 분야 AI 활용 촉진, IT 운영 거버넌스 강화, 전자금융업 건전성 제고, 가상자산 규율 체계 고도화를 2025년 핵심 추진 과제로 설정했다.

금감원은 금융 분야 AI의 안전한 활용을 촉진하기 위해 다층적 지원 체계를 구축하고자 한다. 먼저 금융 부문 AI 위험 관리를 위한 규율 체계 및 인프라를 구축하고, 양질의 학습 데이터 확보 및 활용을 적극 지원한다. 특히, 금융 데이터 부족과 높은 개발 비용으로 AI 개발·활용에 어려움을 겪는 중소기업 금융사를 위한 '금융권 공동 AI 플랫폼' 구축을 지원하여 핀테크 스타트업 생태계를 활성화하고자 한다(박동해, 2025).

또한 불공정거래 탐지를 위해서 금감원은 주가 조작과 내부자 거래 등 자본시장 불공정 행위에 대한 엄단을 위해 AI 기술을 적극 활용하고자 한다. 금융위원회와 한국거래소 등 유관기관과 협력하여 '불공정거래 적발 시스템'

템'을 대폭 강화할 계획이다. 기존 시스템의 문제점은 한국거래소가 이상 거래를 포착하면 금융위 자본시장조사단이나 금감원이 조사하고, 자본시장 조사심의위원회 심의를 거쳐 증권선물위원회에서 고발이나 제재를 결정하는 복잡한 구조에 있다. AI 기술 도입을 통해 이러한 다단계 절차를 효율화하고, 실시간 모니터링을 통한 신속한 대응이 가능해질 것으로 기대된다(김정환·이소연, 2025).

한국 금융 산업 전반에서 AI 도입이 빠르게 확산되는 가운데, 은행업에서는 행원을 인공지능으로 대체하려는 시도가 두드러지고 있으며, 다양한 기업들이 리스크를 최소화하기 위해 고도화된 AI 모델을 적극적으로 활용하고 있다(박훈, 2025). 핀테크 업계는 전통적으로 LLM보다는 계산 기반 AI 모델을 활용한 솔루션 개발에 집중해 왔지만, 링크알파와 같이 LLM을 이용해 기업 분석 보고서 자동화 등 새로운 서비스를 시도하는 기업들도 등장하고 있다. 또한 증권업계 역시 AI 기술을 접목한 투자 상담 서비스 개발에 강한 의지를 보이며 산업 전반의 디지털 전환이 더욱 가속화되고 있다.

국내 은행들은 전반적으로 'AI 행원'과 자동화된 상담·심사 프로세스 도입을 통해 영업 효율성을 높이고 비대면 서비스를 고도화하는 데 집중하고 있다. 예를 들어, NH농협은행은 전국 영업점에 AI 행원을 배치하고 기업대출 심사에도 AI를 적용하며 디지털 전환 속도를 높이고 있다. 신한은행 역시 AI 행원을 활용한 디지털 데스크 운영뿐 아니라 노코드 기반 고객 분석 플랫폼까지 도입해 내부 업무 자동화와 고객 응대의 지능화를 병행하고 있다. 이러한 사례들은 은행 산업이 단순 자동화를 넘어, 설명 가능한 AI(XAI)와 생성형 AI 기반 서비스까지 확장하며 'AI 기반 은행 운영 체계'를 구축해 가고 있음을 보여준다.

증권업계는 AI를 활용해 투자 조언과 자산관리 서비스를 고도화하는 데 초점을 맞추고 있다(이이나, 2025). 키움증권의 AI 자산관리 챗봇 '키우Me' 처럼 고객의 투자 성향을 분석해 실시간으로 맞춤형 정보를 제공하는 서비스가 확대되고 있으며, KB증권의 '스톡GPT' 처럼 생성형 AI를 활용해 시장 정보를 자연어로 요약·해석하는 서비스도 등장하고 있다. 나아가 미래에셋증권은 투자 정보 수집부터 상품 제안, 사후 관리까지 투자 전 과정을 AI로 통합하려는 시도를 이어가며, 금융업 전반에서 AI 기반 '개인화된 투자

지원'이 핵심 경쟁력으로 자리 잡아가고 있다.

핀테크 기업들은 특정 과제 해결형 AI 기술에 강점을 보이며, 신용평가·보안·퀀트 투자 등 전문 영역 중심으로 AI 활용을 강화하고 있다(최태범, 2025). 예를 들어, PFCT는 금융·비금융 데이터를 결합한 AI 신용평가 솔루션을 통해 금융 소외 계층을 지원하는 모델을 제공하고 있으며, 크래프트테크놀로지스는 AI 기반 퀀트 엔진을 활용해 자동화된 투자 포트폴리오 운용에 집중하고 있다. 한편 링크알파와 같이 LLM을 활용해 전 세계 투자 데이터를 분석하고 AI 리포트를 자동 생성하는 등 생성형 AI 기반 솔루션을 시도하는 기업들도 등장하며, 핀테크 산업 내에서도 '계산형 AI 중심'에서 'LLM 활용의 확장'으로 흐름이 조금씩 이동하는 조짐이 나타나고 있다.

3. 미국 및 중국 금융업에서의 AI 사용 동향

미국 핀테크 업계에서 AI는 신용평가와 대출 심사, 사기 탐지, 고객 경험 개선, 알고리즘 트레이딩 및 자산관리 등 금융 서비스 전반에 폭넓게 활용되며 핵심 인프라 기술로 정착하고 있다(최태범, 2025). 예를 들어, 업스타트(Upstart)는 학력·경력 등 비전통적 데이터를 포함한 AI 기반 대출 심사를 통해 기존 신용평가 체계의 한계를 극복하고 금융 포용성을 높이고 있으며, Hawk AI는 머신러닝과 설명가능 AI(XAI)를 활용해 실시간으로 사기·자금 세탁 의심 거래를 탐지해 금융 보안 수준을 한 단계 끌어올리고 있다. 기업 금융 분야에서도 램프(Ramp)가 영수증·거래 내역을 자동 분류하고 지출 패턴을 분석함으로써 재무 운영을 자동화하고, 트로바타(Trovata)가 여러 은행에 분산된 데이터를 실시간으로 통합해 현금 흐름 보고와 예측을 자동화하는 등 AI 기반 운영 효율화 솔루션이 급속히 확산되고 있다.

이처럼 AI가 금융의 거의 모든 영역에서 혁신 기회로 자리 잡고 있음에도, 미국에는 여전히 통합적이고 강제력 있는 AI 규제 프레임워크가 부재한 상황이다(Kapron, 2025). 금융기관과 핀테크 기업들이 각자의 내부 가이드라인과 개별 규제기관의 권고에 의존해 AI를 운영하고 있어, 개인정보 보호, 알고리즘 편향, 금융 안정성 등과 관련된 잠재적 위험이 충분히 관리되지 못한다는 우려도 커지고 있다. 이에 따라 AI 활용을 촉진하면서도 책임성과 투

명성을 확보할 수 있는 규제 정비의 필요성이 부각되고 있으며, 향후 미국 금융 산업의 AI 활용 구조는 이러한 규제 논의의 방향성에 따라 더욱 정교하게 재편될 것으로 전망된다.

중국 금융업은 정부가 디지털 금융과 AI 도입을 강력히 추진하면서 규제와 혁신이 동시에 발전하는 독특한 구조를 형성하고 있다. 중국은 매우 이른 시기에 현금 중심 경제에서 전자화폐 중심 체제로 전환했고, 이를 통해 금융 활동 데이터가 국가 단위에서 체계적으로 수집·관리되는 기반이 마련되었다. 이 같은 환경은 전통 금융 인프라 단계를 건너뛰고 곧바로 모바일 결제, 디지털 금융, 생활 밀착형 금융 서비스가 자리 잡는 데 결정적 역할을 했다. 특히 알리바바, 텐센트, ICBC 등 초대형 플랫폼 기업들은 수억 명의 사용자 데이터를 활용해 신용평가, 사기 탐지, 대출 심사 등 핵심 금융 기능을 AI 기반으로 운영하며 세계적으로도 독보적인 규모의 데이터 활용 생태계를 구축하고 있다.

핀테크 스타트업 분야에서도 이러한 데이터·AI 결합 구조는 더욱 다양하게 확장되고 있다(Marrs, 2025). 위뱅크(WeBank)는 오프라인 지점 없이 AI 기반 리스크 평가 모델을 활용해 수초 내 대출 승인 서비스를 제공하며 이미 수억 명의 고객을 확보했고, 앤트 그룹(Ant Group)은 AI·빅데이터·블록체인을 결합한 금융 생태계를 통해 금융 소외 계층까지 포용하는 종합 디지털 금융 서비스를 확대하고 있다. 또 Krypton Technology나 Archforce Technology처럼 AI 기반 신용평가 및 사기 탐지 솔루션을 개발해 금융기관의 리스크 관리를 자동화하는 기업들이 성장하고 있으며, Shenzhen Magic Engine처럼 자산관리 특화 AI 엔진을 제공하는 기업, Samoyed Cloud처럼 고객 행동 분석 기반의 개인화 금융 플랫폼을 지원하는 기업들도 등장하며 생태계를 다층적으로 넓혀가고 있다. 이러한 흐름은 중국 금융 산업이 AI와 초대형 데이터 기반의 강점을 활용해 금융 혁신의 속도와 범위를 지속적으로 확장하고 있음을 보여준다.

4. AI로 인한 금융업 직업 세계의 변화

금융업에서 AI의 확산은 직업 구조 전반에 근본적인 변화를 가져오고 있

다. 연구에 따르면 은행업 업무의 약 54%가 자동화될 가능성이 있으며, 이는 산업 전반에서 가장 높은 수치로 평가된다. 그러나 이러한 자동화가 곧바로 대규모 해고로 이어진다는 의미는 아니다. 실제로 1970년대부터 2000년대 중반까지 ATM이 빠르게 확산되었음에도 은행 창구 직원 수는 감소하지 않고 오히려 증가했는데, 이는 새로운 기술이 일부 업무를 대체하는 동시에 새로운 역할과 일자리를 창출하는 경향이 있기 때문이다(이주희, 2024). 오늘날 금융업에서도 이와 유사한 구조적 변화가 나타나고 있으며, AI는 반복적이고 규칙 기반의 업무를 줄이는 대신 더 복잡하고 부가가치 높은 업무로 인력을 이동시키는 방향으로 작용하고 있다.

AI 도입이 금융 현장의 노동 환경을 향상시키는 사례도 증가하고 있다. 제이피모건은 AI 기술을 통해 직원 생산성을 크게 높이고 운영비용을 절감한 대표적 사례(Abrego, 2025)로, 경영진은 향후 주 3.5일 근무도 가능할 것이라는 전망을 내놓고 있다(이주희, 2024). 국내 금융업의 경우 단기간 내 급격한 고용 대체가 발생할 가능성은 낮은 것으로 평가되지만, 고용 및 근로 환경 변화가 다시 AI 도입을 촉진하는 순환 구조가 나타나며 기술 전환이 자연스럽게 확산되고 있다(심동녘 · 고동환, 2022). 그럼에도 불구하고 금융업에서 인간의 역할이 사라지는 것은 아니다. 고객과의 관계 형성, 복잡한 맥락 판단, 윤리적 의사결정 등 인간 고유의 역량은 AI로 대체되기 어렵고, 오히려 기술 발전이 이러한 인간 중심 역량의 중요성을 더욱 부각시키는 방향으로 작용하고 있다.

5. 금융업에서 AI가 야기하는 불평등

금융업에서 AI가 불평등을 완화하는지 혹은 심화하는지에 대한 연구 결과는 상충하며, 이 문제는 현재 금융 · 기술 연구의 핵심 쟁점 중 하나로 떠오르고 있다. 일부 연구는 AI 기반 신용평가가 금융포용을 크게 확대한다고 보고한다(Li et al. 2024). 예를 들어, 대형 은행의 AI 신용평가 적용 사례를 분석한 연구에서는 대출 승인율은 증가하고 연체율은 감소해, 기존 신용평가에서 소외되던 계층의 금융 접근성이 실질적으로 개선된 것으로 나타났다. 핀테크 분야에서도 유사한 결과가 관찰되는데, 알고리즘 기반 대출 가격

책정이 전통적 대면 대출 기관보다 약 40% 덜 차별적이며, 승인·거절 결정에서도 차별의 정량적 증거가 나타나지 않았다는 연구가 이를 뒷받침한다(Barlett et al., 2022). 이러한 결과는 AI가 인간의 편견을 줄이고 신용 접근성을 높이는 데 기여할 수 있음을 시사한다.

반면, 다른 연구들은 AI가 오히려 금융 불평등을 강화할 수 있다고 경고한다. 신용평가 알고리즘은 본래 차주의 상환 능력에 기반하여 설계되지만, 훈련 데이터의 편향이나 모델 구조적 특성 때문에 성별, 나이, 인종과 같은 보호 속성에 따라 무심코 차별적 결과를 초래할 위험이 존재한다는 분석이 꾸준히 제기된다(Hurlin et al., 2024). 실제로 미국 주택담보대출 시장 데이터를 토대로 한 연구에서는 머신러닝 기반 모형이 전통적인 로지스틱 회귀보다 집단 간 금리 격차를 더 크게 만드는 것으로 나타났으며, 대출 승인 조건에서도 그룹 간 불평등을 확대하는 경향이 발견되었다(Fuster et al., 2017). 이러한 상반된 결과들은 금융 분야에서 AI의 공정성을 확보하기 위한 데이터 관리, 알고리즘 설계, 규제적 감시가 필수적이며, AI가 가져올 긍정적 효과도 적절한 제도적 안전장치가 마련될 때 비로소 지속 가능하다는 점을 시사한다.

제3절 연구 방법

본 연구는 금융업 종사자들에 초점을 맞추어 이들이 어떻게 금융 AI를 활용하고 있으며, 앞으로는 어떻게 활용할지를 조사하는 데 초점을 맞춘다. 또한 구체적으로 어떠한 형식의 불평등이 AI의 도입에 따라 심화될지를 살펴보고자 한다. AI 기술이 본격적으로 도입된 시기를 ChatGPT가 처음 상용화된 2022년 11월로 상정하였을 때, 아직까지 이 기술이 사람들의 작업 양식을 바꾸고, 이러한 변화가 노동시장에 영향을 미쳐 직접적인 고용 통계에까지 나타나기에는 아직 충분한 시간이 흐르지 않았다는 문제가 있다. 따라서 이들의 경험을 한 발 앞서 탐색적으로 이해하기 위하여 직접적으로 업계 종사자들의 의견을 개별 인터뷰 방법론을 통해 듣는 것이 가장 효과적일 것으

로 판단하였다. 또한 이러한 방법론은 2024년 같은 목적을 가지고 다른 영역을 조사한 한국노동연구원의 보고서(노세리 외, 2024)와 일치한다는 점에서, 일관되게 시대의 변화를 탐지할 수 있다는 장점이 있다.

금융업이 가지는 특성상 은행, 보험업, 증권사 등 다양한 종류의 회사에 사무직, 펀드운용역, 투자심사역 등 다양한 역할을 하는 직종이 혼재되어 있다. 본 연구는 금융업이라는 큰 틀 안에서 금융 및 데이터와 관련되어 있는 직장인들을 연구 대상으로 삼았다. 본 연구에 참여하는 참가자는 스노우볼 샘플링 기법을 활용하여 모집하였다. 스노우볼 샘플링은 연구자가 초기 참가자들에게 그들의 네트워크를 통해 새로운 인터뷰 대상을 추천받는 방식이다. 본 연구는 연구진 주변의 금융업 종사자들의 인터뷰를 시작으로, 관련 업계 종사자들을 소개받아 인터뷰를 이어가는 방식으로 실시되었다. 모든 인터뷰는 개별 인터뷰로 이루어졌으며, 참가자들에게는 소정의 사례가 지급되었다. 총 12명의 인터뷰 참가자들이 본 연구에 참여하였으며, 구체적인 인터뷰 참가자들의 직업 및 회사 정보는 아래의 <표 6-1>에 요약되어 있다. 이처럼 금융업에 종사 중인 다양한 경력의 참가자들을 인터뷰함으로써, 금융업에서 사용되고 있는 AI 기술이 실제 업무에 미치는 영향력에 대한 생생한 모습을 그려낼 수 있었다.

<표 6-1> 인터뷰 대상자 정보 요약

	직업	연령대	회사 정보 익명화	인터뷰 날짜
P1	데이터사이언티스트	30대	채권평가사	2025. 7.
P2	투자심사역	30대	생명보험사	2025. 7.
P3	시스템 트레이더	40대	투자증권사	2025. 7.
P4	개발자	30대	가상자산거래플랫폼	2025. 7.
P5	파생상품평가역	40대	증권사	2025. 8.
P6	애널리스트	30대	투자증권사	2025. 8.
P7	개발자	30대	은행	2025. 8.
P8	AI퀀트리서처	30대	투자 핀테크 스타트업	2025. 8.
P9	대체자산평가사	30대	자산평가사	2025. 9.
P10	VC투자심사역	30대	벤처 캐피탈	2025. 9.
P11	펀드운용역	30대	자산운용사	2025. 9.
P12	피싱범죄수사계 경찰	40대	경찰	2025. 9.

자료 : 저자 작성.

인터뷰는 미리 준비된 질문에 기초하여 진행하되, 인터뷰이의 반응에 따라 추가 질문을 이어가는 반구조화된 방식으로 진행되었다. 인터뷰 질문은 먼저 현재 금융업에서의 AI 사용 현황에 대해 질문하고, 미래 전망에 대한 의견을 물은 후, 인력 구조 및 직업 특성의 변화에 대해 질문하였다. 마지막으로, AI 활용 능력에 따라 어떻게 인적, 물질 불평등이 커지는지를 질문하고 인터뷰를 마쳤다. 모든 인터뷰는 1시간 내외로 진행되었으며, 네이버 클로바를 사용하여 녹취를 진행하였다. 각 인터뷰 녹취 자료를 토대로, 소주제별 언급들을 추출하여 분석하였다. 분석한 결과는 아래의 글에 정리되어 있다.

제4절 금융 노동의 변화

1. 생산성 향상으로 인한 현재 작업과정의 변화

AI 사용을 통한 생산성 향상은 금융업도 예외가 아니었다. 금융업에서 가장 손쉽게 AI의 도움을 받는 부분은 금융업의 특성상 자료 수집 및 번역 부분에 있었다. 금융 부문은 국내 정세뿐만이 아니라 국제 관계, 해외 주식 시장 등의 영향을 지대하게 받는다. 이와 관련한 복잡한 분석을 해낼 수 있는 숙련된 애널리스트의 보고서에 의지해 왔던 과거에 비해, AI가 제공하는 빠른 정보 요약에 점차 의지하고 있는 경향성을 보였다. P11과 P3은 그 경험에 대해 아래와 같이 설명한다.

“일단은 이게 제가 느끼기에 가장 큰 효율성은 제가 원하는 질문이 있을 때 저는 그전에는 구글이나 네이버 통해서 원하는 답변에 도달하기까지의 시간이 좀 오래 걸렸거든요. 검색어도 계속 바꿔보고 블로그도 찾아보고 카페도 찾아보고. 이런 원하는 질문 네이버에 질의를 그대로 친다고 그게 딱 정확하게 뜨는 건 아니다 보니까 원하는 답변을 서치하는 데 시간이 많이 걸렸다면은, 지금은 딱 그냥 원하는 질문을 할 때 일반적으로 인터넷에서 알 수 있는 정보라면 그 답변까지 도달하는 데 시간이 되게 단축됐다고 느끼고 있어요.” (P11)

“예전에는 사실 애널리스트 분들 보고서를 많이 봤는데. 저도 이제 처음 첫 회사 자원사에서 시작할 때는. 근데 이제 그 전문가의 의견이라는 것 자체가 이제 의미가 없어지는 것 같아요. 사실 (...) 라지랭귀지 모델 뭐 이런 데서 나오는 어떤 아웃풋들에서 다량의 텍스트 자료들이, 분석 자료들이, 퀄리티 높은 것들이 쏟아지고. 거기서 선별하나, 휴리스틱으로 사람이 이제 어떻게 분석해서 나오는 거나 오히려 AI 쪽이 좀 더 편향이 없지 않나. 바이어스가.” (P3)

특히, 많은 인터뷰이들이 영어 혹은 유럽 언어로 되어 있는 해외 자료를 번역해주는 AI 기능에 의지하는 경향을 보였다. 해외 투자 시장에 대한 분석 과정이 훨씬 용이해지는 모습을 보였으며, 해외 투자 업체와의 의사소통 역시 AI가 제공하는 번역 서비스를 통해 원활해지는 경향이 있었다.

“이제 영문 자료들 번역을 하는 데 좀 시간이 오래 걸리니까 그래서 그런 영문 자료들 좀 빠르게 캐치하기 위해서 쓰는 경우도 있고요.” (P9)

“가장 크게 변화가 된 부분은 사실 일단 되게 심플하지만 LLM 모델 나오고 나서 번역에 대한 질적 향상이 굉장히 커졌다고 생각하는데, 저희 부서 같은 경우는 외부에 이제 외국 데이터 밴더 회사나 아니면 외국 프로그램 회사들하고 일을 같이 하는 일들이 왕왕 있는데, 메일 주고받거나 아니면 저쪽에 보낼 자료 한 번씩 검토받고 이렇게 나가는 일들이 자주 있죠. 실제로 많이 쓰고 메일 같은 거 보내기 전에도 AI가 한번 이게 포맷한 문장인지 아닌지에 대해서 교열을 해준다든가 그런 부분도 있을 것이고.” (P5)

“보고서, 시장 분석 보고서를 찾을 때도 많이 활용을 하고 있습니다. 또 예를 들어 유럽의 유럽 인프라 환경에 대한 분석이 필요한데, 각각의 리서치 사이트에 들어가서 다운을 받아서 모두 볼 수, 모두 보고 그다음에 그걸 요약할 때도 주로 많이 쓰고 있습니다.” (P2)

번역 서비스를 통해 생산성을 높이는 것은 보고서에 있는 정보를 흡수 및 조합하고 재생산하는 이들뿐만이 아니라, 다른 직군 종사자들 역시 마찬가지였다.

“저는 외환 쪽에 일을 하고 있기 때문에 전문이 영문화돼 있고 다 그렇단 말이예요. 영어 전문에 대해서 그게 국제 표준이기 때문에 하나하나에 대해서

저희가 다 알지 못하잖아요. 그래서 (...) 번역기 그런 것들을 사용해서 해당 전문을 번역해주는 서비스를 자주 이용합니다.” (P7)

금융화가 고도화되면서 IT 기술과의 협력 역시 필수적이었던 측면이 있다. 이에 따라 타 소프트웨어 직군과 마찬가지로, 금융업에 종사하는, 혹은 관계된 IT 직군 종사자들 역시 AI 기술을 활용하여 본인들이 맡고 있는 업무를 효율화하고 있는 특성을 보였다.

“일단 저희가 어쨌든 데이터 플랫폼이고 데이터 플랫폼이라는 게 결국에는 이제 회사 임직원들이 그 플랫폼 안에서 데이터들을 볼 수 있게, 더 잘 쉽게 더 빠르게 볼 수 있게 해주는 게 주 목표거든요. 그러다 보니까 이제 그런 것들을 도와주는 역할로, 왜냐 저희가 이전부터 임직원들이 이런 데이터를 보고 싶다는 요청들이나 그걸 위해서 우리가 개발한 sql이나 파이썬 코드 같은 것들이 잘 정리가 되어 있거든요. 이런 것들을 기본 데이터로 해서 그 사용자한테 sql을 자동으로 만들어 준 도구라든지 그 테이블이 내가 원하는 데이터가 어떤 테이블에 있고 어느 구조로 되어 있고, 이런 것들을 설명해 주는 도구라든지 이렇게 개발 데이터 접근성을 증진시키는 데 쓰이는 것도 있고, 되게 여러 가지가 있는 거 같긴 해요.” (P4)

“사실 코드라는 게 내가 아는 범위 안에서 내가 할 수 있는 게 정해지는 느낌인 건데, 요즘은 그냥 아이디어만 있으면은 사실 그거를 구현을 하는 데 진입장벽이 너무 낮아버리니까 아이디어만 잘 만들고 그거를 애한테 시키기 잘 시키기만 하면은 구현을 하는 게 사실 너무 쉽기 때문에 할 수 있는 일의 범위가 굉장히 넓어졌다.” (P1)

하지만 AI 도입에 관해 회사 입장에서는 긍정적으로 도입을 장려하는 회사와 우려를 표하는 회사들이 공존하고 있다. 장려하는 쪽에서는 AI 도입에 따른 생산성 향상을 기대하며, 회사용으로 미세조정된 AI 서비스를 제공하거나(P9) 내부 자동화 서비스를 개발하려는 시도(P11)에 반하여, 랜섬웨어 이슈 등과 같이 개인 정보를 보호하지 못하는 문제들로 인하여 위험을 회피하려는 정책을 가지는 경우(P7)도 찾아볼 수 있었다.

AI를 활용한 금융상품 투자 알고리즘은 조심스럽게 도입되어 가고 있는 양상이다. 현재까지는 AI 혹은 기계학습 모델이 기존의 퀀트 모델보다 더 좋

은 결과를 낼 수 있다는 직접적인 증거가 확보되지 않는 상황이다. 그럼에도 불구하고, 미래의 어느 시점에서 인간보다 나은 수익을 내는 AI 모델에 대한 기대감은 여전히 있으며, 따라서 그쪽 분야에 꾸준히 투자가 이루어지고 있다.

“컨센서스는 이 기계학습(Machine Learning : ML) 모델이 기존의 퀀트 모델 그러니까 통계학 베이스의 컨트 모델보다 아웃퍼폼 하는 게 확실하지 않더라는 게 컨센서스고. 그럼에도 불구하고 업계 금융 ML 쪽에 투자를 계속하고, 뭔가 관련해서 펀드들도 계속 오픈을 하고, 팬테크들도 계속 투자를 받고 하는 이유는 어떤 일말의 기대가 있는 것 같아요. (...) 갑자기 확 아웃퍼폼 할 수 있는 모델이 ML 쪽에서 나올 것이라라는 기대가 있는 것 같아요.” (P8)

투자 회사들은 작은 부서부터 AI 기술을 활용한 투자 자동화의 가능성을 조심스럽게 테스트해 보고 있다.

“실제로 트레이딩을 하는 부서에서도 AI를 써서 트레이딩을 하는 부서들이 있어요. 매크로 지표를 이용해서 뭐 매크로 지표랑 당일애 시간 현재 호가 상태, 호가창 데이터들 같은 걸 이용해서 AI가 어떤 결론을 도출하고 그걸 기반으로 데일리 하루 안에서 인트라데이 트레이딩이라고 하는 것들을 수행하는 부서들도 있고요. 현재도 있고 많은 회사들이 그렇게 이제 막 시작해서 작게 부서를 꾸리고.” (P5)

투자를 자동화하는 것 외에도 금융업에서 활발하게 사용되는 AI 기술은 이를 활용한 투자 관련 정보 제공 혹은 추천 시스템 개발이다. 투자 관련 정보 제공은 AI 기술을 활용하여 자동으로 감성 분석을 진행하고, 이 결과를 투자자들에게 파는 형식으로 이루어진다.

“뉴스 데이터, 저희가 흔히 아는 큰 회사들, 블룸버그나 레피니티브, 런던 익스체인지 그룹이나 이런 데서는 데이터에 대해서 뉴스 데이터를 흔히 말하는 그런 이제 저거 뭐 감성 그러니까センチ먼트라고 하죠. 그런 것들을 붙여서 이게 어떤 시장에 대한 데이터인지 어떤 내용인지에 대해서 붙여서 전달을, 데이터를 실제로 팔고 있고요.” (P5)

이 외에도, 점차 그룹화되어 가고 있는 금융회사들의 특성 역시 AI 기술

활용 방식에 영향을 주고 있다. P7은 데이터 분석이나 데이터 모델링 등이 AI 기술 적용 사례로 더 각광 받을 것 같은 이유를 다음과 같이 설명한다.

“지금 xx은행 같은 경우에도 배달앱들하고도 사업을 하고 있고. yy은행 같은 경우에는 모바일 사업을 하고 있고. 그러다 보니까 특히나 이제 일반 이제 금융계들은 그룹화해야 돼서 이제 보험이라든지, 증권이라든지, 뭐 은행 뭐 이런 사업들이 이제 다 이제 자회사처럼 이제 모여져 있잖아요. 그러다 보니까 한 고객이 어떤 상품을 사용했는데 또 이 상품이 타 업무나 타 회사의 상품하고도 연계하든가 아니면 이 상품을 추천할 수 있는 약간 추천 서비스 같은 것들이 좀 더 활성화되지 않을까 싶어요. 그런 거에 있어서는 발전할 수 있다.” (P7)

이상으로 금융업 내에서 현재 사용되고 있는 AI 기술에 대해 알아보았다. AI 기술 도입은 금융업이 가지고 있는 본질적 특성과 결합되어 나타나고 있었다. 금융업에서 이루어지고 있는 국내외를 넘나드는 방대한 자료 조사를 위하여 AI를 활용한 번역 및 보고서 요약 서비스가 활발히 적용되고 있었다. 또한 AI를 활용한 투자 포트폴리오 구성 및 투자자동화, 그리고 투자 정보 제공, 금융 상품 제안 등과 관련하여서도 AI 기술이 적극적으로 적용되고 있음을 확인할 수 있었다.

2. 미래 작업 과정의 변화 예상

미래 금융업의 작업 과정 변화는 크게 두 가지로 예상되는 점을 찾아볼 수 있었다. 첫째, AI 기술이 갖는 개인 최적화의 특성에 기대어 개인의 선호 및 자산 특성에 최적화된 금융 상품 추천 및 1:1 응대를 가능하게 하려는 AI 에이전트 개발에 대한 응답이 눈에 띄었다.

“LLM이 활용이 되는 건 리테일 고객에 대응하기 위한 챗봇이 좀 더 활성화될 것 같다는 생각은 드는데요. 기관 투자자들 대상으로 한 자료를 생성하는 거에 있어서는 아까도 말씀드렸듯이 그거는 기술이 더 발전한다고 해서 해결될 수가 없는 문제인 것 같아요.” (P8)

“직접적인 투자나 직접적인 금융에 연결되게 되면 고객들에게 (개인화로) 추

천해 주는 서비스가 될 같아요. 아니면 원하는 데이터를 조금 더 빨리 쉽게 전달해 줄 수 있는 발전을 더 먼저 이뤄질 거라고 생각을 하고 있습니다.” (P4)

둘째, 현재까지 LLM을 완전히 신뢰할 수 없었던 이유로 정확성 문제가 언급되었다. 할루시네이션 현상으로 인하여 아직까지 보고서 작성, 세금 관련 검토 등의 단계가 완전히 자동화되지 않았으며, 앞으로도 정확성 문제가 해결되지 않는다면 작업 과정에 중대한 변화는 일어나지 않을 것으로 예상되었다.

“어떻게 발전해 나갔으면 좋겠냐가 아니라 나갈 거냐라고 물어보시면 일단 제가 아까 말씀드렸던 정확도 측면, 부족하다고 했던 정확도 측면에서 개선이 있는 게 첫 번째일 것 같아요. 많은 기업들이 할루시네이션을 줄이고 질문, 질문자에게도 생각해서 질문자가 딱 원하는 정보를 제공하는 방향으로 이해를 고도화를 시켜 나가고 있는데, 그런 부분들이 보완이 되면 지금까지처럼 정확도가 부족해서 리서치 맡길 수 있지만 검수를 해야 된다는 것이 아니라, 이제는 리서치를 맡기고 재검수를 거의 하지 않고 활용할 수 있는 수준까지 가게 될 것 같고요. 그러면 저희의 업무적으로도 사실 지금보다도 더 리서치에 직접 할애하는 시간이 줄어들 테니까. 업무 형태적으로 좀 차이가 있겠죠.” (P10)

“일단 제가 있는 일은 아무래도 세법이나 상법, 자본시장법, 법 이런 걸 검토해야 되는 일이 좀 많다 보니까 지금은 사실 디테일한 면에서는 조금 그걸 정확도가 떨어진다고 느껴지긴 하는데 시간이 지나서 발전될수록 그런 부분에 있어서 도움을 더 많이 받을 수 있을 것 같아요. 지금 약간 정확도가 약간 아쉬운 부분이 앞으로 조금 더 세밀하고 디테일하게 발전하지 않을까?” (P11)

요약하면, 미래 작업 과정의 변화는 AI 에이전트 및 초개인화된 추천 알고리즘을 통한 고객 응대의 퀄리티를 개선함으로써 금융업에서의 고객 상담 업무 부담을 줄이는 형태로 일어날 것이 예상된다. 또한 AI의 전반적인 정확도가 보장된다는 가정하에, 현재 금융업의 주된 부분을 차지하는 자료 조사, 보고서 작성, 세법 검토 등과 관련된 역할들이 본격적으로 바뀌어나갈 것으로 예상되었다.

3. 인력 구조의 변화

금융업에서도 다른 직종과 유사하게 단순 및 반복 업무는 빠르게 AI에 의해 대체될 것이라는 데 비슷한 의견을 보였다. 예를 들어, 시스템 트레이더, 채권 평가, 은행 영업점의 응대 서비스 직원들이 그 사례였다. 이러한 직업들은 모두 상대적으로 단순하고 반복적이라는 면에서 타 직업들에 비해 AI에 의한 대체 정도의 위험성이 더 크다고 판단되고 있었다. 아래의 인터뷰 내용들은 현장에서 논의되는 내용을 구체적으로 서술하고 있다.

“그냥 단순한 채권 같은 경우에는 채권 평가를 위한 변수가 많지가 않아요. 채권 현금 흐름과 그걸 할인할 할인율 그 두 개밖에 없거든요. 그러니까 이런 경우에는 엄청 자산 자체가 정형화돼 있으니까 평가까지 자동화 이미 채권 평가 부서는 아예 프로그램으로 돌려요.” (P9)

“시스템 쪽은 진짜 정말 풀 자동화로 많이 될 것 같고요. 이미 그렇게 하시는 분도 좀 있고 이미 가장 빠르게 대체돼 가고 있는 것 같아요.” (P3)

“영업점이 진짜 사라질 것 같긴 해요. 지금도 보면 aaa나 아니면 bb나 물론 일부의 영업처리 지점이 있지만 지금도 보통은 다 이제 앱으로 하고, 다 이제 웹사이트 들어가 가지고 다 이제 거래들을 이용하고, 대출이라든지 이런 것도 다 이제 웹이나 이런 것들로 가능하니까 나중에는 뭐 이런 것들이 다 자동화되고 AI가 이제 있다고 하면은 영업점이 있을 필요가 없겠죠.” (P7)

하지만 여전히 AI에 의해 대체되지 않을 부분은 오랜 시간 동안 해당 업무를 맡아온 인력들이 쌓아온 암묵지라는데도 많은 인터뷰이들이 동의했다. 예를 들어, P5는 금융업에서의 데이터사이언티스트들이 가지고 있는 데이터에서의 노이즈를 제거하는 기술과 같은 경우, LLM이 판단할 수 없는 영역이며, 따라서 최근에도 고용이 꾸준히 늘어나고 있음을 언급했다.

“사실 금융에서 데이터 사용하기가 굉장히 어려운 부분 중의 하나가 이제 데이터상에서 노이즈, 어떤 게 노이즈고 어떤 게 정보인지 판단하기가 어려운 부분이 되게 큰 것 같은데, 그래서 사실 금융 분야에서 데이터 하시는 분들 되게 많이 신경 쓰는 게 이제 보통 노이즈 제거하는 부분이거든요. 그래서 사실 지금도 아마 채용 공고 같은 게 많이 나가고 있겠지만, 금융사 뭐 작게는 카드

사, 보험 그리고 그다음으로는 보험사에서 데이터 사이언티스트 고용이 되게 많이 늘어나고 있는 걸로 알고 있어요.” (P5)

같은 애널리스트들이라고 해도 맡고 있는 역할 및 숙련도에 따라 시장에서 필요성이 달라질 수 있을 것이라는 점을 언급한 인터뷰이도 있었다. P6는 아래와 같이 언급하였다.

“애널리스트는 그래도 당장 사라질 직업은 아니라고 생각을 하는 거죠. 어쨌든 이런 1차 데이터, AI가 접근할 수 없는 데이터를 가지고 있는 것도 있고 그리고 저는 업력이 좀 짧았지만 어쨌든 몇 년 아니면 십몇 년, 이십몇 년 같은 산업을 본 사람의 인사이트를 필요로 하는 수요는 있을 거라고 생각을 해서 그 애널리스트 자체가 없어지거나 이러진 않겠지만, 하지만 뭐 말씀드렸던 그런 다른 이유들로 인해서 수가 좀 줄어들 수는 있겠고, 혹은 RA 쪽에서 비용을 많이 줄일 수는 있겠다. 이런 AI를 통해서. 그래서 RA한테 시키는 건 솔직히 AI한테 시켜도 무방하다고 저는 생각을 하거든요.” (P6)

P6의 언급이 내포하는 숙련도에 따른 대체 가능성 여부는 필연적으로 이제 커리어를 시작하는 젊은 세대들이 업무에서 맡고 있는 역할이 상당히 제한될 것임을 암시하고 있다. 구체적으로, 숙련도 측면에서 가장 하위에 있는 금융사의 인턴은 급격히 줄어들고 있으며, 앞으로 더 줄어들 것이라는 점이 자주 언급되었다.

“신입부터는 저희는 외부 기업이 피팅을 하고 투자를 할 건들을 가져오는 게 되게 중요한 역할이기 때문에 AI가 대체하기 어려운 영역이 있고요. 그런데 인턴은 저희가 제안서를 쓴다거나 리서치 작업을 맡긴다거나 이런 목적 많이 위시에서 활용을 하고 있거든요. 그런데 AI들을 자기들이 직접 쓰면서 사실 인턴한테 리서치 맡기는 것보다 훨씬 결과가 빠르게 나오니까 원래라면 인턴을 한 명 정도 채용을 했었어야 되는 것을 저희 지금 인턴 채용을 하지 않고 있습니다.” (P10)

“제 생각에는 지금 제가 하는 업무는 사실 그냥 도움받고 자문에 가깝다고 생각하는데 제가 전에 회계법인 있을 때를 조금 생각을 하면은 사실 되게 비효율적이고 단순한 일들이 많았거든요. 리서치한다든가 모델을 만든다든가 감사에서는 그냥 증빙을 본다든가 그런 단순한 직무들은 확실히 AI가 대체를 잘

해줄 수 있을 것 같고요. 그렇게 되면은 점점 더 인간이 해야 되는 역할은 아무래도 그런 걸 통제하고 매니징하고 적재적소에 딱 매니징하는 역할을 인간이 더 중요하게 될 것 같아요. 예를 들면, 이전에는 신입 회계사들이나 신입 사원들한테 중간 직급의 일을 시키고 가져오는 어떤 산출문에 피드백을 해주고 부족한 거를 다시 보완을 요청하고 이런 프로세스였다면, 그런 어떤 단순 노동이나 저연차에서 했던 일들 아무래도 AI가 대체를 할 수 있을 것 같고요. 그렇다면 인간은 그거를 틀린 정보와 맞는 정보를 구분할 수 있는 능력과 부족한 부분이 있을 때 더 적절하게 보완을 요구하고 요청할 수 있는 그런 룰이 좀 더 중요해질 것 같습니다. (주니어의 채용이 줄 것 같냐는 질문에) 그럴 수 있을 것 같다고 생각합니다.” (P11)

위에서 언급된 오래된 직장 경력에서 나오는 암묵지 외에도, 앞으로 인간이 AI에게 대체되지 않을 업무 중 하나로 책임감을 꼽는 경우가 많았다. 주된 일처리를 대부분 AI가 하더라도 최종 산출물에 대해 책임을 져야 하는 인간의 역할은 남을 것이라는 예상이 많았다. 또한 앞으로 책임을 지는 업무 외의 다른 업무들이 AI에 의해 대체되면서 인력 감축은 필연적이라고 보는 의견이 제시되었다.

“그래서 그런 것들(시스템 트레이더 혹은 애널리스트 업무)은 이제 LLM 모델이나 이런 거로 빠르게 대처해야 될 거 같고, 책임질 사람만 남겠죠. 그 매니저들 안에서도 이제 의사결정하고 책임질 사람만 남고 주니어들도 많이 없어질 것 같고, 결국 인간은 더 줄어들 것 같습니다.” (P11)

“결국 책임질 사람 1명만 남기고 밑에 뭔가 의사결정할 사람, 책임질 사람 남기고 나머지 사람들은 많이 없어질 거라고 봅니다. 네, 누군가는 이제 책임을 져야 되니까. 그 인력들만 남을 것 같아요.” (P11)

“수퍼바이저리 역할을 인간이 좀 더 하게 될 것 같고, 근데 업무 그런 걱정은 있긴 해요. 내 일자리가 줄어들 것 같지는 않은데 이게 모순적이긴 하지만 일에 필요한 절대적인 인원수가 더 필요할 것 같지는 않은 느낌은 있어요. 그러니까 예전에 그러니까 2명이 있어야 되는 걸 AI가 다 없애는 느낌은 아니고 한 10명이 필요했던 거는 5~6명이면 할 수 있지 않을까? 약간 이런 느낌은 있기는 해요.” (P1)

“저는 이전 직장에서 팀장을 했었거든요. 실제로 신규 인력에 대한 필요성을 좀 덜 느끼게 됐습니다. (...) 신입 5명을 뽑는다고 한다면, 차라리 인력을 한 명 뽑고 그 나머지 비용을 AI에 투자하는 것이 (낫죠.)” (P4)

이상으로 금융업에 종사하는 다양한 직업군의 인력들이 예상하는 인력 구조의 변화에 대해 살펴보았다. 큰 틀에서 타 업종과 유사한 변화가 금융업이라는 특성과 맞물려 나타나고 있는 것으로 보였다. 큰 틀에서 AI는 단순하고 반복적인 사무 관련 일들을 대체하고 있으며, 업종에서 고용하는 인력 규모는 점차 줄어들 것이라 예상되었다. 단순하고 반복적인 사무를 주로 맡아왔던 인력들이 커리어를 시작하는 인턴이나 신입사원들이었음을 생각해 볼 때, 주니어와 시니어들 간의 고용 기회의 편차는 더욱 늘어날 것으로 보였다. 특히, AI가 대체할 수 없는 영역은 언어로 정리되지 않은 숙련된 인력의 ‘감’이나 ‘암묵지’였음을 고려할 때, 시니어에 대한 고용 선호가 더욱 늘어날 것으로 예상되었다. 마지막으로, AI가 산출해낸 결과를 책임질 수 있는 매니저급 인력에 대한 수요 역시 꾸준히 유지될 것이라는 선호가 관찰되었다.

4. 금융업 직무 특성의 변화

전반적인 금융업 내의 특성이 AI로 인해 변할지에 대한 의견은 아직은 엇갈리고 있었다. 우선 AI가 도입되면서 생겨난 생산성을 해당 직종의 특수성을 더욱 증대시키는 형태로 변화하려는 시도들이 엿보였다. 예를 들어, P5는 데이터사이언티스트로 묶여서 표현되던 직무들이 더욱 전문화되고 다양화될 것이라 전망하고 있었다.

“데이터를 가공한다는 측면에서 그게 뭐 비정형 데이터든 정형 데이터든 되게 저는 수입 수요도 많아지고 이거랑 관련된 직업도 많아질 거라고 생각하거든요. 지금은 ‘데이터 사이언티스트’ 이런 식으로 뭉뚱그려서 표현이 되고 ‘데이터 엔지니어’ 이런 식으로 표현이 되지만, 이 부분에 있어서도 아마 노이즈를 제거하는 디노이징이나 데이터 필터링만을 중점적으로 하는 분야도 필요하고 생길 것이고. 아니면은 비정형 데이터에 대해서 그걸 가공해서 정형

화된 데이터로 만들어서 제공하거나 또는 당연히 요새 LLM이 나오고 있으니까 비정형 데이터를 그런 식으로 처리해 전처리해서 가공한 뒤에 뭐 말 그대로 그런 어떤 챗 모델로서 그게 클라이언트가 됐던 아니면 전문 투자자가 됐던 정보들을 가공해서 제공할 수 있는 형태로도 많이 사용될 것 같아요.” (P5)

또한 금융업 관련 회사들이 제공하게 될 정보들이 AI와 만나면서 점차 소비자 개개인을 대상으로 초개인화된 서비스를 제공하게 되는 과정을 언급하기도 하였다. 기존에 초개인화된 서비스를 제공하기 위해서는 많은 노동력이 들어갔으나, AI가 이러한 서비스를 매우 간편하게 만들어주고 있었다.

“그래서 사실 그래서 제가 아까 애널리스트 대한 수요는 계속 있을 것이지만 만약에 그냥 투자자 입장에서 본다면은, 만약에 내가 애널리스트 부르기 좀 그래. 자기 아니면 자기 운용사 펀드 규모가 너무 작아서 증거사가 (증권사가) 우리 커버 안 해줘. 그러면 난 AI 쓰는 거지.” (P6)

마지막으로, 금융업 관련 회사들이 주된 업무 역량을 투자 대상 회사들 혹은 경쟁사에 대한 자료 조사 및 작성에 초점을 두었던 점에 비해, AI가 어느 정도 자료 조사 관련 부분을 대체하게 되면서 이에 대한 중요성이 감소하였다. 감소된 사무 업무는 영업 업무로 대체되고 있었다.

“직업 특성 전반이라 하면 영향을 주는 것 같아요. 사실 VC 한정적으로 봤을 때도 저희의 업무 중에 많은 부분이 자료 조사나 경쟁사 그리고 자료 작성 이런 부분이 포함이 되거든요. 그런데 그런 부분들이 어느 정도 AI가 대체를 하게 되면서 이 리서치 능력이나 판단 능력 자체보다는 회사들을 많이 소싱을 하고 투자자들을 많이 모집할 수 있는 이런 네트워크적인 역량이 조금 더 중요해지는 것 같아요. (...) 어느 정도는 저희가 처음부터도 영업직 리서치 기반 사무직이 한 50, 영업직이 한 50이었다고 하면, 완전 사무직이었던 영업직이 되었다라고 말할 수는 없지만, 사무직적인 측면이 좀 많이 더 빠졌다. 그래서 사무직 20%, 영업직 80% 정도는 올라온 것 같더라고 이해해 주시면 될 것 같습니다.” (P10)

이에 반하여 금융업 내 직무에 크게 변화가 없었다고 평가하는 의견도 있었다. 크게 두 가지 이유로 크게 변화가 없었다는 평가가 나왔다. 첫째, 아직 AI를 활용함으로써 직접적으로 수익에 변화가 생겨났다는 근거가 충분하지

않았다. 둘째, 많은 개인 정보를 포함해야만 하는 금융업의 특성상 데이터가 공개되는지를 충분히 알 수 없는 AI를 완전히 신뢰하기 어렵기 때문이다. 먼저 직접적으로 수익에 변화가 없었다는 의견은 P8과 P7이 언급하였다.

“금융업에 영향을 많이 미쳤냐라고 하면 아직은 그렇진 않다고 느껴지고요. 제가 이제 그걸 판단하는 기준은 캐시플로우의 근거를 뒀을 때 그렇게 느껴진다고 생각이 듭니다. 왜냐하면, 아직까지 국내뿐만 아니라 해외에서도 그렇고 금융 AI로 뭔가 성공한 비즈니스 모델이 나오지 않았다고 느껴지거든요.” (P8)

“(AI에 의한 금융업 자체의 변화에 대해) 큰 변화는 없는 것 같아요. 아직까지 그 특이나 이제 외환이나 여신이나 수신이 이쪽은 아무래도 상품성의 개발이나 이런 상품을 제공하고 그런 것들에 대한 관리만 많지 AI에 관련돼 가지고 뭔가 그게 발전했다 해서 그렇다 할 편리해졌거나 아니면 용이해졌거나 하는 거는 좀 거의 없는 것 같아요.” (P7)

개인정보 보호 문제와 관련하여 P2는 다음과 같이 언급하였다.

“지금 점차 점차 변하고 있는데, 너무 급격한 변화는 없는 것 같아요. 왜냐하면, 금융 뭐 다른 업계도 다 제일 중요하겠지만, 내부 정보에 대한 유출이 가장 큰 이슈이기 때문에 AI를 너무 맹신하다 보면 거기에 넣는 데이터 자체가 공개된 정보로 되기 때문에 사실 그 정보를 다 넣어서 뷰를 얻을 수는 없잖아요. 그러다 보니까 그거에 대한 이미 뷰가 있는 사람이 활용을 하는 거지, 뷰가 없는 사람이 AI를 통해서 어떤 지식을 습득해 가지고 팀의 구성이 변한다는 거는 아직은 좀 무리지 않을까라고 생각이.” (P2)

이상으로 금융업 관련 직무들의 변화 가능성을 인터뷰 내용을 통해 탐색하여 보았다. 직무의 변화 가능성을 긍정하는 의견들의 경우, AI로 인해 증대된 생산성을 개인이 가지고 있는 직무의 특수성을 더욱 강화시킬 것이라는 의견이 있었으며, 한편으로는 영업과 같이 인간관계를 더 중요시하는 업무들의 비중이 늘어날 것이란 의견도 있었다. 마지막으로, AI가 가져올 초개인화된 서비스에 대한 긍정적인 의견 역시 눈여겨볼 만하였다.

이와 반대로 변화 가능성을 부정하는 의견들의 경우, AI 도입 이후 눈에

필 만한 현금 흐름상의 변화가 감지되지 않았음을 지적하였으며, 개인정보가 필연적으로 많이 포함된 금융업의 특성상 AI를 활용한 완전한 자동화는 어려울 것이라는 의견도 있었다.

5. 예견되는 금융업 내의 불평등 양상

금융업 내의 불평등 양상은 크게 역량과 관련된 내용이거나 회사 규모에 따른 규모의 경제가 가능한지의 여부에 관련된 내용인지에 따라 두 가지로 나뉘었다. 우선 불평등 양상이 역량과 관련된 내용일 경우, 각각 다른 역량을 지적한다는 면에서 아직 가장 눈에 띄는 변화가 무엇일지에 대한 합의는 충분히 이루어지지 않았다는 특징이 엿보였다.

첫 번째 역량과 관련된 내용은 직원을 평가하는 ‘정량’ 지표(예: 계약 체결 건수)와 ‘정성’ 지표(예: 효율적인 인간관계를 통한 회사 이미지 제고)가 있다고 하였을 때, 정량 지표는 AI가 불러올 생산성 향상으로 인해 표준화될 것임에 반해, 정성 지표는 크게 변화를 주지 않을 것이라는 지적이었다. 따라서 미래에 인정받을 중요한 역량으로는 정성 지표와 관련된 역량일 것으로 예상하는 의견이 있었다.

“제가 말씀드렸던 것처럼 실제로 대면해서 하는 일들이 좀 있잖아요. 기업을 만난다든가 투자자를 만난다든가 그리고 애널리스트를 평가하는 것도 좀 갈리잖아요. 물론 정량적인 것만 보는 데도 있고 아니면 폴을 보는 데도 있고 정량 정성 섞여가지고 하는 것도 있고 굉장히 다양한데, 만약에 정량만 본다. 그러면은 뭐 그럴 수 있겠죠” (P6)

“사회적인 스킬이라서 정량화되거나 그게 지표가 돼서 평가받지는 않지만 (결과물에 반영이 될 것이다).” (P4)

두 번째 역량과 관련된 의견은 위에서도 언급된 적이 있는 주니어와 시니어 간의 차이가 심화될 것이라는 부분이었다.

“주니어를 앞두고 인력에 대해서 되게 많은 효율화를 했구요. 그러니까 의사 결정을 하시는 업무들이 주가 되고 그러지 못한 사람들에게 대한 재고가 있지 않을까? 생각을 높아지고 있습니다.” (P4)

P4가 언급하였듯 단순 반복 업무를 주로 하는 업무 인력을 AI로 대체하면서 효율화가 진행되는 패턴도 있지만, 이와 동시에 AI가 금융업에 깊게 침투하면서 생겨나는 융합형 인재에 대한 공급 문제도 공존하였다. 금융업은 전통적으로 인문계열의 하나인 경제학 및 경영학에 기반을 두는 것에 반하여, AI 기술에 대한 이해도는 이공계열의 하나로 분류되어 왔다. 기존의 전문지식에 더하여 AI 기술에 대한 이해도까지 높이려면 필연적으로 저연차 직원들에게 불리한 인력시장이 형성되었다.

“제가 지금 팀에 직책은 팀장인데요. 현재 이제 올해도 굉장히 많은 인원을 채용을 했는데 이게 금융도 알면서 AI를 아는 분을 뽑기가 쉽지가 않더라고요. 특히 이제 저 같은 저연차 분들 중에는 특히 더 그런 것 같습니다.” (P8)

마지막 역량과 관련된 의견은 위의 P8이 언급한 내용과 깊게 연관된다. AI 기술 및 전문 지식에 대한 이해도를 충분히 갖추기 위해서는 이제 학사 수준의 교육 수준보다 더 나아가 석박사 수준의 교육 수준이 요구될 것으로 보인다. 따라서 학력 수준에 따른 노동시장 양극화 또한 앞으로 심화될 것으로 예견된다.

“AI에 대한 학습 모델들에 대한 것들이 좀 더 강화되고 그러면서, 그런 것 때문에 이제 AI 팀들에서도 (...) 이제 학사 위주 어떤 사람들보다 석박사 위주로 사람들을 채용을 하고.” (P7)

앞으로 예견되는 불평등 양상 중 하나로 눈에 띄는 내용은 기업 규모에 따른 수익률 차이였다. AI 서비스가 초반에는 대부분 무료로 시작하기 때문에 1인 창업이 활발해질 시기라고 생각하는 의견도 많다. 하지만 금융업에서는 여전히 AI 투자 정도에 따른 규모의 경제가 작동하는 것으로 보였다. 양질의 데이터가 부재하는 상태로 효과적인 AI 모델 구축은 거의 불가능하기 때문이다.

“말씀하신 대로 모두가 같은 모델로 모두 모두가 같은 걸 예측할 수 있으면 시장에서 알파가 사라지는 거 아니냐라고 말씀을 하셨고, 근데 이제 그제 전제가 되려면 효율적이냐부터 그런 근본적인 질문부터 들어가야 될 것 같은데, 시작이 효율적이기가 굉장히 어려운 게, AI가 제가 느꼈을 때 인프라 비용

이 너무 많이 듭니다. 그러니까 예를 들면 어, 저희 팀에서 구독하는 데이터 구독 비용만 해도 연간 최저로 쓸 때가 1억이고 좀 많이 쓴다 하면은 이제 2~3억 정도 되는데요. 와! 데이터 구독 비용만 2억, 3억 쓰기가 참 쉽지가 않죠. (...) 이게 데이터 구독부터가 쉽지가 않은데 이제 그거를 받아와서 파이프라인 구축하고 말하다 보니까 이제 좀 더 클리어해지는 것 같은데, 가장 큰 비용은 데이터에서 발생을 하는 것 같습니다.” (P8)

이상으로 AI 기술이 금융업에 들어오게 되면서 생겨나는 업종 내에 생겨나게 되는 다양한 형태의 불평등 양상에 대해 정리해 보았다. 가장 많이 언급된 불평등 양상은 필요한 인력의 성격이 바뀌게 되면서 생겨나는 차이였다. 앞으로 좀 더 인간관계에 특화된 인력, 융합적 성격의 업무에 빠르게 적응할 수 있는 고학력 인력이 선호될 것으로 정리해볼 수 있다. 불평등 양상은 회사의 크기별로도 관찰될 것으로 보이며, 대부분 대규모 데이터 구독 비용 및 AI 서비스 구독 비용을 감당할 수 있는 큰 규모의 금융사들에 유리한 형태로 시장이 재구성될 것으로 보였다.

제5절 소 결

본 보고서는 AI 서비스가 한국 금융업에 미치는 영향을 탐구하고, 그 변화를 다양한 측면에서 분석하였다. 이를 위해 1:1 심층 인터뷰를 통해 12명의 금융업 종사자의 의견을 깊이 있게 청취하고, 그들의 경험과 관점을 심층 분석하였다. AI 기술의 발전은 금융업의 현재 및 미래의 작업 과정에 영향을 미치고 있었으며, 이는 인력 구조의 변화와 연계되고 있었다. 또한 작업 과정의 변화는 금융업의 특성 자체를 변화시키는 특성이 있었으며, 이러한 변화에서 비롯되는 새로운 불평등의 양상도 감지되었다.

금융업에서의 AI 활용은 업의 본질적 특성과 결합되어 다양한 방식으로 확산되고 있다. 특히 국내외 방대한 자료를 다루는 업무에서 AI 기반 번역과 보고서 요약 도구가 널리 사용되고 있으며, 투자 포트폴리오 구성, 자동 투자 실행, 정보 제공 및 상품 추천 등 투자 관련 영역에서도 기술 적용이 빠르

게 이루어지고 있다. 이러한 흐름은 금융업 전반에서 AI가 실질적 작업 효율성을 높이는 핵심 도구로 자리 잡고 있음을 보여준다.

미래 작업 방식의 변화는 AI 에이전트와 초개인화 추천 기술을 통해 고객 응대의 질을 높이고 상담 업무 부담을 줄이는 방향으로 전개될 것으로 보인다. 또한 AI의 판단 정확도가 일정 수준 이상 확보된다는 전제 아래, 자료 조사·보고서 작성·세법 검토처럼 금융업의 주요 업무에서도 자동화가 본격화될 것으로 예상된다. 이는 금융사 내부에서 업무 프로세스를 재정의해야 하는 구조적 변화를 촉발할 수 있다.

금융업 인력 구조의 변화는 단순·반복 업무의 AI 대체로 인해 인력 규모 축소가 나타나는 방식으로 진행될 것으로 전망된다. 특히 이러한 업무를 담당해 온 인턴·신입 등 주니어 인력은 더 큰 타격을 받을 가능성이 높다. 반면 비정형적 상황 판단이나 암묵지처럼 AI가 대체하기 어려운 역량을 보유한 시니어 인력은 오히려 선호도가 높아질 것으로 보이며, AI 산출물을 검증·책임지는 관리자급 인력의 수요 또한 지속될 것으로 예상된다.

직무 변화 가능성에 대한 전망은 AI가 가져오는 긍정적 효과와 한계에 대한 시각이 공존하고 있다. 긍정적 의견은 AI를 통해 생산성이 높아지며 직무 고유의 전문성이 강화되거나, 인간관계가 중요한 영업과 같은 역할의 비중이 커질 수 있다고 보았다. 반면, 부정적 의견은 AI 도입 이후 뚜렷한 재무적 효과가 감지되지 않았다는 점을 지적하며, 개인정보 비중이 높은 금융업 특성상 완전한 자동화가 어려울 것이라는 현실적 제약을 강조하였다.

AI 도입에 따른 불평등 양상은 금융업 인력 구성과 회사 규모에 따라 다른 형태로 나타날 것으로 보인다. 인간관계 역량을 갖춘 인력이나 복합적 업무를 빠르게 흡수하는 고학력 인력의 선호가 높아지며, 그에 따라 인력 간 기회 격차 역시 확대될 가능성이 있다. 또한 대규모 데이터 및 AI 서비스 구축 비용을 감당할 수 있는 대형 금융사들이 기술 활용에서 유리한 위치를 점하게 되면서, 금융업 내 기업 간 격차 역시 커질 것으로 예상된다.

결과적으로 금융업에서의 AI 서비스 도입은 기존에 자주 논의된 단순 및 반복 업무를 자동화하는 거시적 패턴을 유지하고 있으며, 이 거대한 변화가 금융업의 특수성과 맞물리면서 특수한 형태의 변화를 유발하고 있었다. 이러한 변화는 금융업 종사자들에게 새로운 기회를 제공함과 동시에, 인간과

AI의 생산적인 협업을 통해 생산성의 ‘증강’을 도모하기 위해서 몇 가지 해결되어야 할 점들이 드러났다. 먼저, AI가 대체할 수 있는 역할을 믿고 맡기 되, 작성된 내용의 질을 평가하고, 피드백을 제공하며, 최종 결과물에 책임을 질 수 있는 인간의 역할이 앞으로 더 강조될 것으로 보였다. 또한 타 업체 혹은 고객과 효과적인 상호작용을 이어나갈 수 있는 인간관계의 기술 역시 더욱 인간에게 강조되는 기술일 것임을 예상할 수 있었다.

둘째, AI 기술이 불러오는 새로운 사회적 불평등의 양상을 명확히 이해하고 이에 대해 대비할 수 있는 지혜가 요구되는 시점이다. AI 기술은 학력 및 숙련 정도에 따른 불평등을 더욱 심화시켜나갈 것으로 보인다. 이러한 전망들은 새롭게 불평등을 가르는 축들이 사회적 약자에게 불리하게 설정되어 있는지에 대한 깊이 있는 이해를 요구하고 있다. 예를 들어, 유능한 학부 졸업생들에게 석박사 과정에 진학할 수 있는 기회가 공정하게 주어지는지, 주니어들이 업무 숙련도를 높일 수 있는 기회가 공정하게 주어지는지 등에 대한 이해가 필수적인 순간이다.

본 연구는 아직 보편화되지 않은 금융 분야의 AI 도입이 향후 어떤 사회적 변화를 가져올지 탐색한 것으로, 실제 산업에서 나타날 변화가 본 연구의 전망과 다르게 전개될 가능성도 존재한다. 이러한 차이를 야기할 잠재적 요인으로는 1) AI 기술 발전 속도의 변동성, 2) 금융업 내 AI 활용 범위와 속도의 불확실성, 3) 금융 상품 소비자들의 AI 수용도 변화 등이 지적될 수 있다. 따라서 후속 연구에서는 금융업에서의 AI 도입 사례와 그 파급효과를 지속적으로 관찰하며, 그 결과를 바탕으로 본 연구의 예측을 보완하고 정교화하는 작업이 필요하다.

제 7 장

인공지능과 함께하는 지식노동 : 이공계와 인문사회계의 노동 구조의 변화

제1절 들어가며

인공지능의 시대의 지식노동은 어떤 모습일 것인가? 대학 현장의 다양한 지식노동자들은 현재 어떤 변화를 체감하고 있으며, 지식노동자로서의 자신의 정체성과 인공지능 사이의 관계를 어떻게 인식하고 있을까? 지식노동(knowledge labor)은 정보와 지식의 생성·처리·응용을 핵심으로 하는 노동 형태로, 전통적 육체노동이나 단순 반복적 업무와는 본질적으로 구별된다. 피터 드러커(Peter Drucker)는 이미 20세기 후반에 “지식이 21세기 조직의 가장 중요한 자산이 될 것”이라고 예견하며 지식노동자의 부상을 강조한 바 있다. 이후 학문적 논의에서는 토머스 데이븐포트(Thomas H. Davenport)가 지식노동자를 “높은 수준의 전문지식·교육·경험을 갖추고, 직무 수행 과정에서 지식을 획득·창출·공유·활용하는 이들”로 정의하면서, 지식노동이 단순한 정보 활용이 아니라 지식의 창조적 재조합을 통해 가치를 생산하는 과정임을 명확히 하였다(Davenport and Prusak, 1998; Davenport et al., 1996). 이러한 지식노동의 핵심적 성질로는 고도의 숙련과 비루틴(non-routine)적 문제 해결, 정보통신기술(ICT)을 통한 작업의 매개화, 그리고 지식을 곧 가치 창출의 원천으로 삼는 점이 반복적으로 논의되어 왔다. 더불어 지식노동은 조직의 내부 경계를 넘어 네트워크화된 환경 속에서 이루어지

며, 자율성·창의성·지속적 학습을 필수적으로 요구하는 노동으로 이해된다. 결국 지식노동은 지식자본을 기반으로 사회적 가치를 생산·확장하는 활동으로, 오늘날의 경제·과학·교육 체제 전반을 지탱하는 핵심적 노동형태라 할 수 있다.

대학은 이러한 지식노동이 제도적으로 조직되고 농축되는 핵심적인 사회적 공간이다. 중세의 교양·신학 중심 대학에서 출발해 흠볼트식 연구-교육 결합 모델을 거쳐, 20세기 후반 이후 대학조직은 과학기술·국가정책·산업과 긴밀히 결합한 유기적인 공간으로 진화하였다. 버턴 클라크(Burton R. Clark)는 대학을 국가(정책 및 재정 지원), 시장(수요와 경쟁의 원천), 학문공동체(전문가들의 자율성을 기반으로 한 경쟁의 장)의 삼각 조정 구조(triangle of coordination)로 설명하며, 대학의 제도적 구조가 이 세 축 간의 힘의 역학에 따라 지속적으로 재편된다고 분석했다(Clark, 1986, 1989). 이후 ‘기업가적 대학(entrepreneurial university)’이라는 개념을 제시한 학자들은 대학을 내부의 행정 엘리트와 외부 이해관계자 간의 연합을 통해 자원과 권력을 능동적으로 재조정하는 조직으로 묘사한다. 에츠코비츠(Etzkowitz)와 레이데스도르프(Leydesdorff)의 삼중나선(triple helix) 모형은 이러한 동역학을 구체적으로 묘사한다. 대학이 산업계와 정부의 상호작용을 통해 혁신체제의 핵심 행위자로 제도화되어 왔다는 것이다(Leydesdorff and Etzkowitz, 1998a, 1998b). 그 결과, 지식생산, 기술이전, 산학협력 등 대학의 기능이 지식노동의 목적이자 종착지로 자리매김하게 되었다. 즉, 현대의 대학은 더 이상 상아탑(Ivory tower)이 아닌 정부, 시장, 학계의 상호 구성이 치열하게 벌어지는 공간이며, 이는 자본주의적 경제 질서를 구조적으로 배태하고 있다. 슬로터(Slaughter)와 로즈(Rhoades)가 제시한 ‘학문 자본주의(academic capitalism)’ 개념은 바로 이러한 현상을 지칭하는 것이다. 그들은 대학이 공공재 생산의 공간에서 지식과 연구성과를 시장화하는 경쟁체제로 전환되었다고 지적한다(Slaughter and Rhoades, 2004). 이러한 변화는 부분적으로 대학의 지식노동자인 교수, 연구자, 대학원생이 경험하는 다양한 제도적 압력이 어떤 성격을 띠는지 보여준다. 즉, 지식노동에 대한 자본주의적인 성과 지표들, 가령 피인용지수, 임팩트 팩터, 출판물의 개수, 외부 연구비 수주 액수, 산학협력 성과 등이 적용되기 시작한 것이다. 이처럼 현대의 대학은 지

식노동을 선별, 조직, 평가하고 그 가치를 배분하는 제도적 장치이자, 지식 노동자의 주체성과 취약성이 교차하는 권력의 장(field of power)으로 작동한다(Hackett, 2014).

따라서 외부의 기술적, 경제적, 사회적 변화와 대학, 더 나아가 대학 내의 지식노동자 사이의 관계는 매우 밀접하다고 할 수 있다. 대학 내 다양한 지식노동자들은 각자의 위치에서 급격한 사회적, 경제적, 기술적 변화 속에서 다층적인 제도적 영향을 경험하게 된다는 것이다. ‘학문 자본주의’의 심화는 교수의 노동을 성과 중심의 시장논리에 종속시키며, 교육, 연구, 봉사 전반에 걸쳐 자율성과 전문성을 약화시킨다. 또한 산업-정부-학계 간 네트워크의 강화로 인해 대학원생은 전통적인 연구자로서의 성장을 위해 매진하는 것 외에도 산학협력, 기술이전, 창업 등의 활동에 참여해야 하는 압박을 받는다. 특히, ICT와 인공지능(AI), 원격교육 기술의 도입은 지식노동을 비정형적이고 유연한 형태로 전환시키며, 프리랜서화와 고용 불안정성의 심화, 성과 중심화 등 새로운 위협을 낳고 있다. 따라서 오늘날 대학의 지식노동자는 지식생산의 중심에서 있는 동시에, 제도적 압력과 구조적 위기의 교차점에 놓인 존재라 할 수 있다.

최근 생성형 인공지능(Generative AI)을 비롯한 AI 기술의 확산은 이러한 경향을 한층 가속화시키고 있다. 첫째, 인공지능은 강의 콘텐츠 제작, 채점, 학생 참여 분석 등 반복적 행정·교육 업무를 자동화함으로써 교수와 연구자가 고차원적 설계와 연구에 집중할 수 있는 가능성을 열었다. 그러나 동시에, 인공지능의 도입은 지식노동자의 업무 위계와 역할 정체성의 재편을 야기한다. 미국대학교수협회(AAUP)의 보고에 따르면, AI 도입이 오히려 교수의 업무량을 증가시키고 학문적 자율성을 약화시킨다는 사례가 다수 보고되었다. 또한, 인공지능에 대한 신뢰도가 높을수록 비판적 사고와 성찰적 판단이 감소한다는 실증 연구 결과도 제시되었다. 둘째, 인공지능은 대학 내 지식생산과 평가 체계의 구조 자체를 변화시키고 있다. 연구성과, 특히, 산학협력 등 산업적 지표 중심의 평가 체계가 강화되면서, 교수와 연구자는 인공지능에 의해 대체될 수 있다는 불안 속에서 직무 안정성과 전문성을 재정의해야 하는 상황에 직면하고 있다. 마지막으로, 인공지능의 도입은 데이터 프라이버시, 알고리즘 편향, 기술 접근성 등 윤리적·공정성·불평등 문

제를 동반하며, 이는 지식노동자와 학습자 모두에게 새로운 부담으로 작용한다. 따라서 인공지능의 발전은 단순한 도구적 변화가 아니라, 지식노동의 성격과 조건을 제도적, 정치경제적, 윤리적 차원에서 근본적으로 재조직하는 변화를 초래하고 있다.

이러한 변화가 학문 분야별로 다르게 벌어지고 있다는 학자들의 견해도 주지할 만하다. 이공계 분야에서 인공지능은 이미 연구 과정의 핵심적 인프라로 통합되고 있으며, 데이터 수집·분석·시뮬레이션을 자동화함으로써 연구의 효율성과 생산성을 비약적으로 향상시켰다(Lee et al., 2025; Cockburn, Henderson & Stern, 2018). 그러나 이러한 기술적 내재화는 연구자의 노동을 강화하는 동시에 창의적·인지적 노동의 자동화라는 역설적 상황을 초래한다(Autor, 2022; Susskind & Susskind, 2015). 즉, 연구자는 인공지능을 도구로 활용함과 동시에 그 산출물의 알고리즘적 규율에 종속되는 새로운 형태의 인지적 종속(cognitive subordination)을 경험하게 된다. 반면, 인문사회계 분야에서는 인공지능이 단순한 연구 도구가 아니라, 지식의 의미, 진리, 해석, 윤리의 문제를 재구성하는 비판적 타자(critical other)로 등장한다(Crawford, 2021). 따라서 선행연구에 따르면 인공지능은 이공계에서는 지식생산의 기술적 매개체, 인문사회계에서는 지식사유의 존재론적 전환점으로 기능하고 있다. 이러한 차이는 인공지능이 단일한 기술적 현상이 아니라, 각 학문장이 가진 제도적 맥락과 인식론적 전통, 그리고 노동의 구조 속에서 각기 다른 방식으로 분절화되어 제도화되는 객체임을 시사한다. 결국 인공지능은 지식노동의 자동화나 보조를 넘어, 학문 간 경계와 지식의 존재론적 지평을 재편하는 장치로 작동하고 있으며, 이는 향후 학문 간 불평등, 지식 가치의 위계, 그리고 연구자 주체성의 문제를 새롭게 규정할 가능성을 내포한다.

이러한 맥락에서 본 연구는 인공지능 기술의 확산이 지식노동자의 정체성과 실천에 어떠한 인식적·사회적 함의를 가지는지를 탐색하기 위해, 이공계와 인문사회계 학자들을 대상으로 한 질적 인터뷰 연구를 수행하였다. 본 연구는 각 학문장이 지닌 지식생산의 인식론적 기반과 노동 구조가 인공지능 기술을 매개로 어떠한 방식으로 재조정되는지를 분석하였다. 이공계 학자들은 인공지능을 주로 연구 효율성, 데이터 분석 자동화, 기술 혁신의

촉진자로 인식하는 반면, 인문사회계 학자들은 인공지능을 지식의 의미·비판·윤리적 책임과 관련된 철학적·담론적 타자로 경험하는 경향을 보였다. 그럼에도 양자 모두, 인공지능이 학문 내 권위 구조, 평가 체계, 연구 주제의 선택에 미묘하지만 심대한 영향을 미치고 있다는 점에서는 공통된 인식을 드러냈다. 이러한 질적 탐구는 단순한 기술 수용의 태도 차이를 넘어, 학문장(field) 간 인식론적 경계와 노동윤리의 차이가 인공지능을 매개로 재구성되고 있음을 보여준다.

이는 인공지능으로 인한 노동시장에서의 불평등에 대한 여러 가지 시사점을 제시한다. 첫째, 지식노동자들이 전통적인 노동시장에서 누려온 노동자로서의 지위의 변화가 불가피함을 시사한다. 위에서 살펴보았듯이, 피터 드러커를 비롯한 경제학자들은 지식노동자들에게 자본주의 체제 내에서의 특별한 가치를 부여했다. 창의성의 원천이자 무형적 가치의 생산자로서 지식노동자들은 대학을 비롯한 연구기관에서 노동자로 기능해 왔다. 그러나 이공계와 비이공계 모두 공통적으로 인간 지식노동자들의 기능이 인공지능과 상당부분 수렴하면서, 지식노동의 가치가 감소하게 될 것은 불가피할 것으로 보인다. 이것이 지식노동자들의 수의 감소, 혹은 대학의 축소를 직접적으로 의미하는 것은 아니다. 그러나 인공지능과 인간의 자연능력이 얼마나 고도로 공존 가능한 형태로 동원되었는지에 따라, 일부 지식노동자들은 빠른 속도로 노동시장에서의 불이익을 감수할 수밖에 없게 되거나, 반대로 극소수의 인공지능 전문 지식노동자들이 상대적인 이점을 누리는 양극화가 가능할 것이다. 둘째, 이공계와 비이공계 지식노동자들 사이의 불평등이 예측된다. 이공계와 비이공계 사이의 연구비 차이, 학생 모집률의 차이 등은 이미 언론을 통해서도 여러 차례 소개되었고, ‘문송합니다’라는 유행어에서 보듯이 사회 전반적인 현상으로 소비되어 온 것도 사실이다. 그러나 인공지능으로 인해 발생하게 될 이 두 학문분야 사이의 불평등은 현재 대학조직이 기반으로 하고 있는 ‘학문 자본주의’로 인해 더욱 증폭될 것으로 보인다. 즉, 인공지능이라는 ‘도구’를 적극적으로 학습하여 생산성을 폭발적으로 상승시키는 데에 집중하게 되는 이공계 학문 분야들과, 상업화 및 양적 생산과 본질적으로 거리가 먼, 그럼으로써 인공지능을 적극적으로 도입하여 연구할 동인을 크게 느끼지 않는 비이공계 학문 분야들 사이의 장기적인 격차

가 발생할 수 있다는 것이다.

제2절 연구 방법

1. 연구 설계와 문제의식

본 연구는 인공지능(AI) 기술의 급속한 발전이 대학이라는 제도적 공간 내 지식노동의 구조를 어떻게 재편하고 있는지를 탐색하기 위해 수행된 질적 비교연구(qualitative comparative study)이다. 특히, 과학기술(STEM) 분야와 인문사회(HSS) 분야의 연구자들이 인공지능을 자신들의 연구 실천, 학문적 가치, 그리고 노동윤리의 맥락 속에서 어떻게 인식하고 있는지를 비교 분석함으로써, 학문장(field) 간의 인식론적, 문화적 차이를 드러내고자 하였다. 이러한 접근은 단순히 “AI가 연구에 미치는 영향”을 기술하는 데 그치지 않고, 인공지능이 지식노동자의 자기인식과 학문제도의 정당성 구조를 매개하는 사회적 기술(social technology)로 기능하고 있음을 해명하려는 데 목적이 있다. 연구는 이론적으로는 클라인먼과 발라스(Kleinman & Vallas, 2001)의 ‘지식노동-지식경제-대학-특허-정책’ 연쇄모델과, 드러커(Drucker, 1959)의 지식노동 개념을 토대로 설계되었다.

2. 연구 참여자 구성 및 표집 절차

조사에는 총 17명의 연구자가 참여하였다. 이 가운데 8명은 이공계(STEM) 소속이며, 9명은 인문사회계(HSS) 연구자이다. 참여자들은 모두 인공지능을 실제 연구에 활용해 본 경험이 있는 학자들로, 중견 연구자 9명, 신진 연구자 8명, 그리고 남성 9명, 여성 8명으로 구성되었다. 이러한 표집은 경력, 성별, 전공의 균형을 고려한 이질적 목적표집(purposive sampling)의 형태를 취하였다. 특히 본 연구는 “AI를 경험한 연구자”라는 공통점을 가진 집단을 중심으로, 각 학문장이 인공지능을 도구(tool), 동료(agent), 위협(threat) 등

어떤 서사로 의미화하는지를 비교하고자 하였다. 연구 참여자 선정 과정에서는 전공, 직위, 연구 환경(국립대, 사립대, 연구소 등)을 다양하게 반영하였으며, 참여자 모두 연구의 목적과 윤리적 원칙에 대한 설명을 듣고 동의서를 제출하였다.

3. 자료 수집 및 면담 설계

자료 수집은 2025년 상반기 동안 총 4회의 포커스 그룹 인터뷰(Focus Group Interview : FGI)와 개별 심층면담을 병행하여 수행되었다. 각 FGI에는 3~5명의 연구자가 참여하였으며, 모든 인터뷰는 반구조화(semi-structured)된 형식으로 진행되었다. 대화의 흐름은 참여자의 자발적 서사를 존중하는 방향으로 유도되었다. 주요 질문은 여섯 가지 축을 중심으로 구성되었다 - (1) 인공지능을 연구에 활용한 개인적 경험, (2) 연구 과정에서 직면한 어려움과 AI의 문제해결 기여, (3) 인공지능이 학문장의 권위 구조와 지식 생산의 역동성에 미치는 영향, (4) 향후 연구 환경과 학문 교육의 변화에 대한 전망, (5) 인공지능의 도구적/윤리적 함의, (6) 지식과 인간 이해의 미래에 대한 성찰적 견해 등이다. 이러한 질문 체계는 개별 연구자의 경험을 구체적으로 포착함과 동시에, STEM과 HSS 간 비교를 가능하게 하는 공통된 분석 틀을 제공하였다.

4. 분석 절차와 해석적 틀

모든 인터뷰 자료는 전사(transcription) 후, 귀납적 주제분석(inductive thematic analysis) 방법을 적용하여 분석되었다. 분석은 주로 STEM과 HSS 연구자 간의 인식 차이를 비교하기 위한 세 가지 핵심 범주를 중심으로 수행되었다. 이 세 가지 핵심 범주는 인터뷰 데이터를 통해 귀납적으로 도출되기도 하였으며, 인터뷰 수행 중 연구자의 직관에 의해 구축되기도 하였다. 첫 번째 범주는 “도구(tools)”에 대한 것이다. 이 범주에는 인공지능을 ‘도구’라고 부를 때 그것이 분야별로 얼마나 다른 것을 의미하는지, 도구로서의 인공지능을 다루는 데에 연구자들이 얼마나 편안함 혹은 불쾌감을 느끼는지 등에 대한 내러티브가 포함된다. 두 번째 범주는 “지식(knowledge)”에 대

〈표 7-1〉 연구참여자 현황

	익명화 코드	성별	커리어	전공
	사회자			
1차	A	남	중견	STEM
	B	남	중견	STEM
	C	남	신진	STEM
	D	여	신진	HSS
2차	E	여	중견	HSS
	F	여	신진	HSS
	G	남	신진	HSS
	H	여	중견	HSS
3차	I	여	중견	HSS
	J	남	중견	HSS
	K	여	중견	HSS
	L	남	신진	HSS
4차	M	남	신진	STEM
	N	남	중견	STEM
	O	여	중견	STEM
	P	남	신진	STEM
	Q	여	신진	STEM

자료: 저자 작성.

한 것으로 구성된다. 이는 연구자들이 ‘지식’을 어떤 식으로 개념화하고 있는지, 그리고 인공지능의 지적노동에의 개입이 정당한 ‘지식’을 생산하는 데 도움이 된다고 생각하는지 등의 내용을 포괄한다. 마지막 범주는 ‘미래(future)’에 대한 내러티브이다. 이는 각 분야별로 지식노동자들이 각자의 학문장의 미래, 혹은 아카데미 전체의 미래에 대해 나눈 다양한 이야기들로 이루어진다.

제3절 연구 결과

1. “도구”

인공지능의 등장은 학문적 실천의 방식뿐 아니라, 지식이 생산되고 평가

되는 제도적 구조 자체를 변화시키고 있다. 특히 대학이라는 제도는 이제 더 이상 ‘지식의 저장소’가 아니라, 인공지능이라는 새로운 매개를 통해 지식생산의 인프라가 재조직되는 실험실이 되고 있다. 이러한 맥락에서 AI는 단순한 기술적 혁신을 넘어, 학문장(field of knowledge production) 자체의 질서를 재편하는 행위자로 등장하고 있다. 이 장에서는, 인문사회계와 이공계 연구자들이 인공지능을 ‘어떤 도구로 경험하고 있는가’를 탐색한 결과를 분석한다. 본 분석은 이러한 구술 자료를 바탕으로, 인공지능에 대한 도구적, 관계적, 존재론적 인식의 스펙트럼을 도출한다.

가. 통제 가능성과 기술적 진보 : 이공계 연구자들의 관점

이공계 연구자들에게 인공지능은 여전히 인간이 완전히 통제 가능한 기술적 장치로 인식된다. A와 B의 발언에서 드러나듯, AI는 “빈칸을 상상할 수 있게 해주는 도구”, “synthetic 데이터를 생성하는 실험 장치”로서, 인간이 설계한 알고리즘적 질서 안에서 작동하는 예측과 보완의 기계로 묘사된다. 이는 근대 과학기술의 오랜 이상, 즉 자연과 지식을 수량화·모델화·통제할 수 있다는 기술적 합리성(technical rationality)의 연장선상에 있다. 이공계 연구자들은 인공지능의 등장을 과학적 방법론의 위협으로 보기보다, 오히려 실험의 한계를 보완하고 연구의 정확성과 속도를 향상시키는 도구적 진화로 해석한다. 예를 들어, A가 말한 “결측값을 메워주는 새로운 연구 파트너”, B가 강조한 “데이터가 부족할 때 AI가 만들어주는 새로운 샘플”은 인공지능이 지식생산 과정의 결핍과 불확실성을 채워주는 보조적 존재로 가능성을 시사한다.

이때 인공지능은 인간의 사고를 대체하지 않으며, 여전히 인간의 실험 설계, 문제 정의, 검증의 통제 아래 놓인다. 따라서 이공계의 ‘도구 인식’은 단순한 기술 낙관주의가 아니라, 자신들이 지식을 생산하는 과정을 모두 통제할 수 있다고 믿는, 인간 중심의 기술 통제 윤리(human-centered ethics of control)의 발현이라고 볼 수 있다. 그들에게 AI는 인간의 창의성을 억누르거나 위협하는 존재가 아니라, 숙련된 과학자의 손끝에서 더욱 정교해지는 실험 장비, 즉 “지능화된 현미경”에 가깝다. 이런 관점은 AI를 ‘또 하나의 연

구 인프라'로 자연스럽게 흡수하는 학문적 태도를 가능하게 하고, 동시에 기술을 다루는 능력 자체를 연구자의 전문성으로 재정의하게 만든다. 결국 이 공계에서 AI는 도구를 넘어, 지식노동의 방법론적 전제와 윤리적 지평을 새롭게 재구성하는 장치로 자리매김하고 있다.

“(…) 예전에는 불가능했는데 생성형 인공지능이 등장하면서 가능해졌어요. 이게 단순히 편한 게 아니라 방법론적으로 굉장히 중요한 변화를 가져온다고 생각해요. 그러니까 이제는 기존의 데이터 기반 연구에서 부족한 부분을 메워주는 새로운 연구 파트너 같은 느낌이랄까. 단순한 계산기나 엑셀 도구와는 다르게, ‘빈칸을 상상할 수 있게 해주는 도구’로 저는 보고 있습니다.” A(FGD 1차, 이공)

“생성형 인공지능으로 좀 넓게 보자면 synthetic 데이터를 만들 수 있는 것 자체가 굉장히 강력하거든요. 실제 임상 데이터나 의료 데이터를 구하기 어려운 경우가 너무 많았는데, AI가 그런 데이터를 모사해 줄 수 있다는 게 놀라웠어요. 기존에는 ‘이건 못 쓰지’라고 생각했던 unstructured 데이터를 다 끄집어내서 활용할 수 있는 시대가 열린 거죠. 예전엔 사람 손으로 정리하고 구조화해야 했는데 이제는 AI가 먼저 제안해줘요. 그래서 연구의 속도 자체가 다르게 느껴집니다. 기존에 의학 연구자들이 하고 싶었는데 엄두를 못 내고 있었던 부분을 이 도구 덕분에 비로소 할 수 있게 됐어요.” B(FGD 1차, 이공)

C, N, O, P의 구술에서 공통적으로 드러나는 것은 인공지능을 ‘숙달의 대상(masterable technology)’으로 간주하는 관점이다. “AI는 잘 정의된 문제에는 훌륭하게 답하지만, 문제를 정의하는 건 여전히 인간의 몫”이라는 진술은, 기술의 지적 권위가 인간의 사유를 완전히 대체하지 못한다는 확신을 전제로 한다. 이들은 AI를 ‘두려워해야 할 존재’가 아니라, ‘이해하고 다루어야 할 도구’로 위치시킨다. 즉, 기술의 이해 불가능성 (혹은, 블랙박스적인 속성)보다는, 그 원리를 완벽하게 모르더라도 해당 기술을 자신의 ‘의도’대로 능숙하게 사용할 수 있는 ‘숙련 가능성’에 주목한다.

이러한 인식 속에서 AI는 단순한 도우미가 아니라, 연구자 개인의 능력을 확장시키는 지식노동의 증폭기(amplifier)로 기능한다. 예를 들어, N은 “GPT가 그래프 분석을 더 잘한다”고 언급하며, 알고리즘이 인간의 분석 능력을

보조하고 보완하는 상황을 자연스럽게 받아들인다. O의 경우 “논문 초안과 문법 교정, 패러프레이징까지 AI가 함께 한다”고 말하며, 이미 인공지능이 연구의 동반자적 지위를 점하고 있음을 보여준다. 이러한 태도는 인공지능이 연구 과정의 일부로 제도화되는 현상을 반영하며, 인간의 지식노동이 (적어도 이공계 분야에서는) AI와의 협업 역량(AI-collaborative competence)을 중심으로 재편되고 있음을 시사한다.

결국 이공계에서의 ‘AI 마스터리’는 단순한 기술 사용 능력을 넘어, AI와의 상호작용을 통해 문제를 재정의하고 지식을 새롭게 조립하는 능력으로 확장된다. 즉, AI를 잘 다루는 연구자는 단순히 데이터를 해석하는 사람을 넘어, 알고리즘적 사고(logic of algorithmic reasoning)를 자신의 연구언어로 내면화한 존재가 된다.

“저는 뭐 그냥 도구라고 생각을 합니다. 사람이 충분히 매니지할 수 있다. 결국 AI는 사람이 만든 알고리즘의 산물이니까요. 그래서 저는 도구 이상의 존재로는 보지 않아요. 사람이 그 도구를 어떻게 쓰느냐에 달려 있다고 생각합니다. 근데 이제 문제는 이게 너무 빨리 발전하면서 사람들이 그걸 도구 이상으로 오해하기 시작하는 거죠. 저는 AI가 우리를 주도하거나 아이디어를 막 만들어내거나 그런 정도까지 가면 안 된다고 생각해요. 현 상태로는 도구로 보고 있고, 앞으로 더 발전하더라도 사람은 적응할 수 있을 거라고 막연하게 생각합니다.” C(FGD 1차, 이공)

“GPT가 예전에는 그냥 장난감 같았는데 지금은 보고서 작성이나 코딩의 보조 역할까지 굉장히 잘해줘요. 학생들한테도 그래요, ‘네가 한 것보다 GPT가 그래프 분석한 게 더 낫다.’ 그래서 논문 쓸 때 GPT한테 그래프 한번 분석해 보라고 합니다. 연구의 많은 부분이 GPT에 의해 손쉽게 이루어지고 있고, 기본적인 분석 도구로 자리 잡았다고 봅니다.” N(FGD 4차, 이공)

“의료 인공지능에서 데이터 불균형을 보완하기 위해 생성형 AI를 많이 씁니다. 특히 EEG 뇌파 신호나 생체 데이터에서 샘플이 부족할 때, AI가 새로운 데이터를 만들어 주는 거죠. 또 학술 작업에서도 논문 초안 정리, 문법 교정, 패러프레이징 같은 건 이제 전부 생성형 AI로 처리하고 있습니다. 이걸 단순한 편집 도구가 아니라 ‘데이터를 함께 생산하는 공동 작업자’에 가까워요.” O(FGD 4차, 이공)

“AI는 잘 정의된 문제에 대해서는 해결책을 잘 찾아주는 도구예요. 근데 문제를 정의하고 식별하는 건 아직 인간의 몫이에요. 그래서 저는 AI를 도구로 보지만, 그 도구를 어디에 쓸지 정하는 건 여전히 인간의 책임이라고 생각합니다.” P(FGD 4차, 이공)

이러한 변화는 노동의 자동화가 아니라 노동의 인지화(cognitive intensification)를 의미한다. AI는 인간의 노동을 대체하는 것이 아니라, 노동의 인지적 밀도(cognitive density)를 높이는 방향으로 기능한다는 것이다. 따라서 ‘AI 마스터리’는 단순히 기술 숙련의 문제가 아니라, 인공지능을 통한 새로운 형태의 지적 권력 구성이다. 이공계 연구자들은 새롭게 요구되는 ‘인지적 밀도’에서 뒤처지는 연구자가 되는 것에 대한 일관적인 위기의식을 표출하고 있다. 즉, 이공계 학문장은 이제 ‘지식을 창출하는 능력’보다 ‘도구를 능숙히 다루는 능력’이 연구자의 지위를 결정짓는 핵심 자원이 되고 있다. 이때 기술을 잘 다루는 능력은 단순한 기술적 스킬이 아니라, 지식생산 체계의 중심에서 인간의 위치를 재확인하는 실천적 전략으로 작동한다. 이공계 연구자들은 이미 인공지능 활용 능력이 학문적 경쟁력의 핵심 자본으로 작동하고 있음을 인식한다. C는 “연구자들 사이의 차이가 이제 ‘AI를 얼마나 잘 쓰느냐’로 갈린다”고 언급하며, 새로운 형태의 학문적 불평등을 지적한다. 이는 AI 시대의 학문장이 “지식의 총량”이 아니라 “기술의 숙련도”에 의해 위계화되고 있음을 보여준다.

나. 망설이는 도구 사용자: 인문사회계 연구자들의 관점

이에 비해 인문사회계 연구자들은 인공지능을 단순한 도구로 환원하기를 거부한다. D, E, F, G의 발언에는 공통적으로 도구적 수용과 존재론적 망설임이 공존한다. “이것도 결국 도구지만, 잘 써야 한다”, “사고를 도와주는 친구지만, 사고를 멈추게도 한다”는 진술은 인문학적 지식노동이 기술의 효율성보다 사유의 정당성에 더 깊이 관여함을 드러낸다. F의 발언은 이 긴장을 대표한다. 그는 “AI는 사고를 도와주는 동시에 사고를 멈추게 할 수 있다”고 말한다. 이는 인문학적 사고의 본질 - 즉, 시간을 들여 생각하는 행위 - 와 자동화된 언어 생산 사이의 충돌을 나타낸다. 인공지능은 글쓰기의 효율을 극

대화하지만, 그 속도는 곧 사유의 깊이를 잠식할 수 있다. 인문학자들에게 AI는 ‘사유의 보조기’이자 ‘사유의 적’이다. G의 “GPT는 철학적 논증을 흉내 낼 뿐이다”라는 언급은 인공지능이 지식의 본질적 차원을 위협하는 존재로 인식되고 있음을 보여준다. 여기서 드러나는 불안은 기술적 오류가 아니라, 존재론적 불안이다. 인공지능이 ‘그럴듯한 문장’을 생성할 때, 인간의 사유와 언어의 경계가 모호해지기 때문이다. 이러한 불안은 인문사회계가 기술의 속도보다 ‘의미의 진정성’을 더 중시한다는 사실을 반영한다.

“GPT는 하여튼 몇 년 전부터 주변에서 막 써봐라, 엄청 똑똑하다, 석사생이 필요 없다, 이렇게들 말하더라고요. 근데 저는 그걸 쓸 시간조차 많이 없었던 것 같아요. 요즘엔 클로드랑 같이 PPT 만들 때나 영어 강의할 때 쓰고 있어요. 영어를 잘 못하는데 영어 강의를 해야 하니깐요. 근데 이런 걸 쓰다 보면 되게 나쁜 방법으로도 사용할 수 있겠구나라는 생각을 해요. 예를 들어, 논문을 빨리 내기 위해서 그냥 돌려서 쓰면 되는 거 아닌가 하는 유혹이 들기도 하고요. 근데 또 한편으로는 ‘이것도 결국 도구니까, 잘 쓰면 나쁘지 않을 수도 있겠다’ 싶기도 해요. 그러니까 아직은 이게 정확히 어떤 도구인지, 우리가 어디까지 신뢰해야 하는지 잘 모르겠어요.” D(FGD 2차, 인문)

“젯GPT가 폭발하던 시기랑 제가 강의 준비하던 시기가 맞물려서 본격적으로 써봤어요. 수업을 ‘인공지능 글쓰기 도구와 문학’으로 열었죠. 저는 이걸 내 일을 대신하게 하는 게 아니라 내가 할 일을 더 잘할 수 있게 도와주는 방식으로 쓰고 싶었어요. 학생들이 GPT로 글을 쓰면 일단은 좋아해요. 쉽게 나오니까요. 근데 저는 그걸 보고 ‘이건 결과가 아니라 사고를 멈추게 하는 도구가 될 수도 있다’고 느꼈어요. 그래서 수업에서는 오히려 언제 이게 나의 생각을 빼앗아 가는지를 느끼게 해주는 게 목표였어요. 도구이지만, 사고를 방해할 수도 있는 이중적인 존재랄까요.” F(FGD 2차, 인문)

“젯GPT 처음 나왔을 때 철학자들이 철학적인 질문을 던져봤는데, 아직까지 철학적 논증을 GPT로 할 수 있을가에 대해서는 굉장히 회의적이예요. 논증이라는 게 전제에서 결론으로 가는 과정의 정합성과 의미가 중요한데, GPT는 그걸 ‘그럴듯하게 흉내’만 내는 거죠. 도구로는 쓸 수 있지만, 철학적 사고의 논증 능력은 부족하다고 생각합니다. 결국 ‘사유의 매개’로는 쓸 수 있지만 ‘사유 그 자체’는 아니예요.” G(FGD 2차, 인문)

그러나 모든 인문학적 태도가 비판적이기만 한 것은 아니다. E와 I의 발언은 인공지능을 ‘지적 파트너’로 인식하는 “관계적 지식노동(relational knowledge labor)”의 가능성을 보여준다. 이들은 AI를 ‘대화의 상대’, ‘사유의 동업자’로 경험하며, 학문적 사유의 범위를 확장하는 협력의 가능성을 본다. 하지만 그 관계는 언제나 불균형적이며, 사유의 주체성을 보존하려는 인간의 긴장감이 공존한다. 이 불균형을 둘러싼 주도권 싸움에는 긴장감이 가득하다. 인간 연구자는 자신이 알지도 못하는 사이에 인공지능이 자신들의 사고와 연구에 스며들 것을 걱정해야 하고, 인공지능은 지식노동자들의 의지와는 상관없이 발전해 나가기 때문이다.

“저는 LLM을 이용해서 나의 사고를 도와주는 토론 파트너로 활용을 해요. 내가 누구한테 상의할 사람이 없을 때 우리가 대화를 통해서 사고를 확장시키고 지식을 구성하잖아요. 예전에는 그걸 인간이 해줬는데 이제는 GPT가 그걸 해주는 거예요. 저는 이것을 사용할수록 점점 인간이 필요 없어지는 것 같다고 느껴요. 전 세계 AI 학자들과 토론할 기회가 있었는데, 챗GPT랑 토론하는 게 훨씬 더 깊이 있었어요. 만족도가 높았달까. 그래서 저는 이게 단순한 연구 보조도구가 아니라, 지적 파트너로 진화하고 있다고 생각합니다.” E(FGD 2차, 인문)

“AI는 단순히 정보 제공 도구를 넘어서 돌봄이나 친밀성까지 제공하는 시대가 된 것 같아요. 특히 이루다 사건 같은 걸 보면, 이제는 AI가 인간의 관계성까지 대체하고 있죠. 제 연구에서는 AI를 직접적으로 쓰진 않지만, 학생들이나 젊은 세대의 연구자들이 AI를 연구의 보조자이자 동업자로 보고 있다는 게 흥미롭습니다. 아직은 저희 분야에서는 AI가 연구의 보조자 정도이지만, 곧 동업자로 확장될 가능성이 있다고 봐요.” I(FGD 3차, 인문)

이공계가 AI의 ‘정확성’과 ‘효율성’에 주목한다면, 인문사회계는 “AI가 만들어낸 지식이 지식이 될 수 있는가”라는 존재론적 질문을 제기한다. 이는 단순한 기술 비판이 아니라, 지식의 조건 자체에 대한 성찰이다. 인공지능의 산출물이 진정한 ‘지식’으로 인정받기 위해서는 인간적 해석과 사회적 맥락이라는 필터를 거쳐야 한다는 것이다. 즉, 인문사회계 연구자들은 AI가 만들어내는 ‘그럴듯한 지식’이 오히려 지식의 정당성 체계를 흔들고 있다고 본

다. 생성된 텍스트가 ‘누가 썼는가’를 불분명하게 만들고, 연구자의 노력을 불투명하게 만드는 상황에서, ‘지식의 도덕경제’가 무너질 위험이 존재한다. 이 위기감은 기술의 문제가 아니라 책임과 저작의 문제로 인식된다.

이러한 상황 속에서 인문학은 ‘AI와 경쟁하는 학문’이 아니라, ‘AI를 해석하는 학문’으로 전환하려 한다. L이 말했듯, “AI가 언어 구조를 잘 분석하지만, 감정이나 의미의 층위를 읽지는 못한다”는 진술은, 인문학이 기술적 분석을 넘어서는 ‘의미의 과학’으로 자신을 재정의하고 있음을 보여준다. 이러한 재정의는 인문학의 생존을 위해 필수적인 전략이기도 하지만, 인문학의 본질이기도 하다. 인문학은 자동화의 시대에 생존을 위한 방어가 아니라, 해석의 독자성을 통해 존재 이유를 다시 확보하려는 중이다.

또 다른 특이할 만한 점으로는, E, H, J와 같은 연구자들이 인문학과 공학의 경계를 넘는 융합적 사고의 가능성을 보여준다는 것이다. 그들은 AI를 도구로 사용하면서도, 동시에 AI가 던지는 철학적 질문을 인식하고 있었다. 이러한 태도는 AI 시대의 ‘새로운 학제적 실천(interdisciplinary practice)’의 출발점이라 할 수 있다.

“저는 국어정보학 쪽을 하는데, 사실상 언어학자의 역할이 점점 줄어든다고 들 해요. 근데 저는 오히려 컴퓨터가 발달하면서 실제 언어를 연구할 더 좋은 방법이 생겼다고 봅니다. 생성형 인공지능을 활용한 연구도 하고 있고, 그제 언어 데이터의 한계를 보완해 준다고 생각해요. 예전엔 말뭉치나 형태소 태깅을 사람이 일일이 했는데, 이제는 AI가 그걸 해주죠. 도구이지만, 언어학 연구의 방법론 자체를 바꿔놓는 도구입니다.” H(FGD 3차, 인문)

“AI를 정보를 산출해주는 도구로만 쓰는 게 아니라, 나의 의견을 고도화시켜 주는 여러 가지 의견을 제시해주는 친구로 써야 건강한 발전이 있다고 생각합니다. 단순한 자동화보다는 함께 사고하는 파트너로서의 AI 활용이 중요하죠.” J(FGD 3차, 인문)

요컨대, 이공계의 ‘도구적 낙관주의’와 인문사회계의 ‘존재론적 망설임’은 인공지능 시대 학문장의 이중 구조를 형성한다. 전자는 기술을 통해 지식을 확장하고자 하며, 후자는 지식의 의미를 다시 묻는다. 이 두 태도는 충돌이 아니라, 지식노동의 양대 윤리로 공존한다. 인공지능은 결국 인간의 사고와

노동을 대체하는 기술이 아니라, 인간이 무엇을 ‘지식’이라 부를 수 있는가를 다시 묻게 하는 거울인 것이다.

2. “지식”

가. 지식의 지위와 인공지능의 자리 : 인문/사회계 연구자들의 관점

따라서 도구로서의 인공지능에 대한 관점을 이공계와 비이공계 연구자들이 얼마나 상이하게 가졌는지에 대한 분석은, 자연스럽게 그들이 말하고 있는 ‘지식’ 혹은 ‘지식 생산 행위’의 의미가 무엇인가에 대한 질문으로 연결될 수밖에 없다.

가령, 인문학자 D는 “누가 될 진짜로 썼는지, 어떤 게 정당한 지식인지 점점 판단하기 어렵다”고 말한다. 그의 발언은 단순한 개인적 불신이 아니라, 지식의 사회적 신뢰체계가 붕괴되고 있다는 집단적 경험을 반영한다. 즉, 글을 대하는 작가와 독자의 태도가 모두 변화하고 있다는 것을 뜻한다. 과거에는 글을 읽을 때, 당연히 어딘가에 존재하는 또 다른 인간 화자의 노동의 결과임을 전제로 하였다면, 이제는 실제로 그 글이 인간에 의해 쓰여졌는지를 의심해야 하는 상황이 되었다는 것이다. 다시 말하면, 인간이 쓰지 않은, 즉, 인간의 지식체계의 확장의 과정으로서의 ‘글쓰기’ 행위가 소멸하고 있는 것이다. AI가 만들어낸 결과물은 실제 연구성과와 거의 구별되지 않지만, 그 안에는 사유의 흔적도, 검증의 과정도 없다. 이러한 상황에서 ‘정당한 지식’은 더 이상 느리게 숙성되는 사고의 결과가 아니라, 빠르게 조합된 결과물처럼 보이게 된다.

“GPT를 돌려서 그냥 이렇게 일단은 시간을 벌어 볼까 뭐 이런 생각이나 더 나아가서는 이런 걸로 이렇게 하면 논문 좀 쉽게 쓸 수 있겠네, 근데 그게 뭐가 다 부정한 방법은 아닌 것 같고, 뭔가 긍정적으로 활용할 수 있는 방법도 있을 것 같긴 한데요. 이렇게 작성하고 하면 할 수도 있겠다, 아직은 사람들이 잘 모르겠다 뭐 이런 생각이요. 그리고 제가 이렇게 개인적으로 알면 이 사람이 어떤 연구를 하는지도 잘 알잖아요. 특히 학생들 같은 경우는 근데 이렇게 논문을 내는 거 보면 이 단 시간에 할 수 없는 내용인데 막 그런 것들을 썼더라

고요. 그래서 ‘이게 정말 공부했을까? 이거 약간 그렇게 생각하면 안 되는데…’ 근데 그런 생각도 약간 들기도 하고, 누군가 글을 봐도 이거 되게 빨리 읽는 논문을 내면 ‘이거 GPT를 사용했나?’ 이런 생각도 들고 그렇습니다. (…)
 읽는 이 GPT 때문에 신뢰가 무너지는 사회가 되고 있는 것 같은 느낌이에요. 누가 뭘 진짜로 쓴 건지, 어떤 게 정당한 지식인지, 점점 판단하기 어려워지고 있는 것 같습니다.” D(FGD 2차, 인문)

D는 AI가 학문 공동체의 ‘정직한 노력의 윤리’를 잠식하고 있다고 느낀다. 그는 “단시간에 불가능한 논문이 쏟아지는 현실”을 지적하며, 연구의 진정성이 평가받지 못하는 구조에 대한 불안을 토로한다. AI는 글쓰기의 형식적 완성도를 높여주지만, 그 대가로 학문이 지탱해온 신뢰의 문화를 붕괴시킬 수 있다. 그에게 AI는 단순한 도구가 아니라, 노동과 진정성의 가치 체계를 흔드는 매개체다. D의 발언에서 가장 두드러지는 것은 ‘속도의 윤리’에 대한 문제의식이다. AI는 연구의 속도를 극적으로 가속하지만, 그 속도는 곧 속고와 검증의 시간을 지워버린다. 지식이란 원래 시간이 응축된 사유의 흔적인데, AI는 그 시간을 삭제하고 결과만 남긴다. 결국 속도는 생산성을 높이는 동시에 정당성을 훼손하며, 지식은 ‘사유의 결과’가 아니라 ‘자동화된 산출물’로 인식될 위험에 놓인다. D의 인식구조 안에서, 지식은 마땅히 인간 행위자, 혹은 인간 공동체의 숙고의 과정을 통해 나오는 고통의 산물이어야 한다. 그러나 인공지능이 불러온 생산력의 증폭은 역설적이게도 생산물의 정당성을 본질적으로 훼손하고 있는 상황이 되고 있다는 것이 D의 관점이다.

E는 이러한 혼란 속에서 지식의 본질을 “생성이 아니라 해석”으로 정의한다. 그는 “AI가 주는 답을 믿지 말고 검증하라. 지식의 정당성은 생성이 아니라 해석에서 나온다”고 말한다. E에게 인공지능은 연구를 대신하는 존재가 아니라, 인간의 해석적 사고를 더욱 단련시켜야 할 계기다. AI가 결과를 만들어낼 수는 있어도, 그것이 의미 있는 지식으로 전환되는 과정은 오직 인간의 판단 속에서만 가능하다.

“저는 강의할 때 항상 강조하는 게 ‘이걸로 논문을 써달라’고 하면 안 된다고 이야기합니다. 그건 치팅이고, 우리한테 유익하지도 않아요.

대신 이걸 이용해서 연구자의 역량을 개발해야 한다는 거예요. AI가 대신 논문을 써주는 게 아니라, 연구자가 그 결과를 해석하고 판단하는 훈련을 더 해야 한다는 거죠.

왜냐하면 이제는 생성형 인공지능이 만들어낸 결과가 너무 ‘그럴듯하게’ 보이거든요.

그럴듯한 문장이 정당한 지식인 것처럼 보이지만, 사실 그 안에는 아무런 연구적 검증도, 사유의 과정도 없을 수 있습니다.

그래서 저는 학생들에게 항상 말해요. ‘AI가 주는 답을 믿지 말고, 그 답을 검증하라. 지식의 정당성은 생성이 아니라 해석에서 나온다.’라고요.” E(FGD 2차, 인문)

E는 또한 “그럴듯한 문장이 정당한 지식처럼 보인다”고 지적한다. AI의 언어는 문법적으로 완벽하고 논리적으로 매끄럽지만, 그 속에는 논증의 과정도, 연구자의 고민도, 사유의 흔적도 없다. 이처럼 ‘그럴듯함(plausibility)’이 ‘진리(truth)’를 대체하기 시작할 때, 학문은 내용보다 형식을 중시하는 표면적 진실의 체제로 변할 위험이 있다. E의 경계는 결국, 지식의 윤리적 깊이를 방어하려는 시도이기도 하다.

언어학자 H는 인공지능이 만들어내는 언어를 “현실을 학습한 시뮬라크르(simulacrum)”로 규정한다. 그는 “GPT가 만든 문장은 그럴듯하지만, ‘언어 현실’의 일부는 아니다”라고 말한다. 즉, AI의 언어는 경험된 현실을 반영하지 않고, 이미 존재하는 언어 데이터의 패턴을 재조합한 것이다. 왜냐하면 ‘경험’은 본질적으로 인간만이 할 수 있는 것이고, 그러한 경험을 바탕으로 현실세계에 대한 질문을 만들고, 이에 응답하는 언어를 구사하는 것 또한 인간만이 할 수 있는 일이다. AI는 마치 이러한 것을 수행한 것처럼 그럴싸한 결과물을 생성하긴 하지만, 인간이 반드시 거치는 ‘세계에 대한 감각적 학습’과 ‘이를 바탕으로 한 비판적 글쓰기’를 거치지 않는다. 인공지능이 해내는 것은 마치 그러한 것을 거친 인간인 척 흉내 내는 일이다. 따라서 H의 문제의식은 ‘지식의 실재성’과 ‘데이터의 재현성’ 사이의 간극에 있다. 다시 말해, 지식의 인식론적 지위와 실재론적 지위의 괴리를 지적하고 있는 것이다. 지식처럼 보이는 것이 모두 실제로 지식일 수는 없다. AI가 언어를 흉내 낼 수는 있지만, 그것을 살아 있는 의미로 만들 수는 없다.

“언어학 쪽에서는 사실 이게 굉장히 묘한 문제예요. 생성형 인공지능이 만들어내는 언어의 특성, 그게 ‘진짜 언어’인가 아닌가 하는 문제죠. (...) 저는 언어 데이터가 실제성을 가지는 언어를 연구하는 게 중요하다고 생각해요. 그런데 GPT가 만들어낸 텍스트는 현실의 언어 사용을 모사하는 것이지, 사회 속의 실제 언어라고 할 수 있을까 하는 의문이 듭니다. 그러니까 언어학 연구의 관점에서 보면, AI가 만든 문장은 그럴듯하지만 ‘언어 현실’의 일부는 아니에요. (...) 그래서 저는 이게 결국 ‘지식인가, 시뮬라크라인가’라는 질문으로 이어진다고 생각합니다. GPT의 언어는 ‘학습된 현실’이지 ‘살아 있는 현실’이 아니니까요.” H(FGD 3차, 인문)

H의 지적은 지식이 단순한 정보의 집합이 아님을 상기시킨다. AI가 만들어내는 문장은 문법적으로 완벽할지라도, 그 안에는 사회적 맥락, 감정, 경험, 그리고 현실의 질감이 빠져 있다. 이런 언어는 ‘학습된 현실’일 뿐, ‘살아 있는 현실’이 아니다. 따라서 인공지능이 생산하는 것은 지식의 외양을 모사한 언어, 즉 ‘의미 없는 의미’이며, 그것은 결국 지식의 모사자에 머무른다.

I는 H의 문제의식을 ‘맥락’이라는 단어로 재정의한다. 즉, 경험과 감각이 결여된 ‘흉내 내는 언어’는 맥락이 없이 ‘생성’된 언어 뭉치에 불과하며, 지식이 아니라는 것이 그녀의 주장이다. 특히, I는 페미니즘 전공자로서, 인공지능이 생성하는 언어의 ‘무난함’에 문제의식을 제기한다. 즉, 체제 변혁적이거나 과감한 언어를 인공지능이 구사할 수 없다는 근본적인 한계를 지적하는 것이다. 그녀는 “AI가 주는 정보는 틀리진 않지만, 구체적이지 않다. 오리지널리티가 없다”고 말한다. 그녀에게 지식이란 단순한 사실의 나열이 아니라, 맥락 속에서 이루어진 판단과 해석의 결과다. AI가 제공하는 것은 정답처럼 보이는 진술이지만, 그것은 사회적·역사적 경험이 결여된 ‘무맥락의 정보’에 불과하다. 따라서 AI는 연구를 보조할 수는 있어도, 지식을 생산할 수는 없다.

“AI가 만든 지식을 연구에 쓸 수 있는가, 저는 그게 제일 고민이에요. 제 연구 분야는 페미니즘 운동사 쪽인데, 이걸 되게 구체적인 맥락이 중요하잖아요. 근데 AI가 주는 건 너무 제너럴하고 틀린 얘기는 아니지만, 구체적이지 않아요. 오리지널리티가 없어요. (...) 그래서 결국 ‘지식’이라는 건 단순한 요약이나 정보의 집합이 아니라, 맥락을 가진 판단과 해석이라고 생각하게 돼요. AI

가 도와줄 수는 있지만, 지식을 생산한다고 보기는 어렵습니다. (...) 그건 인간의 사회적 경험, 역사적 감각, 사유의 과정이 들어가야만 가능한 것이니까요.” I(FGD 3차, 인문)

I의 문제의식은 지식이 본질적으로 사회적 산물임을 다시 환기한다. 지식은 언제나 특정한 시대의 경험과 가치, 그리고 인간들 간의 해석적 관계 속에서 형성된다. 하지만 AI가 만들어내는 지식은 이러한 사회적 조건을 제거한 채, ‘중립적’이고 ‘객관적’인 언어로만 존재한다. 그 결과, AI의 산출물은 지식의 외형을 갖지만 그 내면에는 사회적 생명력이 결여되어 있다.

I은 지식 생성에 수반되어야 하는 인간의 수고와 시간을 지적한다. 그러한 것을 거치지 않고 ‘공짜로’ 만들어진 언어 뭉치가 감히 지식의 지위를 가질 수는 없다는 식의 논리다. 인공지능을 사용하더라도, 그 사용에 수고로운 과정을 들어서 ‘도구’로 활용한다면 얼마든지 지식을 생산할 수 있다. 그러나 게으르게 사용한다면 그것은 지식이 될 수 없다는 것이다. I은 지식의 본질을 “시간이 들어간 생각”으로 표현한다. 그는 “AI는 성실한 사람이 쓸 때만 의미가 있다”고 말하며, 지식의 진정성은 기술의 정교함이 아니라 사유의 시간성과 성실성에 있다고 본다. AI가 만들어주는 문장은 완벽해 보이지만, 그 안에는 연구자의 인내, 망설임, 그리고 사유의 궤적이 없다. 그런 의미에서 “AI가 대신 만들어준 말은 지식이 아니라, 정보나 감각의 조합에 불과하다”는 그의 진술은 매우 상징적이다. I의 관점은 지식이 단지 논리적 결과가 아니라, 윤리적 실천의 결과임을 일깨운다. 지식은 기술적으로 생산될 수 없으며, 그 안에는 언제나 인간의 성실성, 노력, 그리고 책임이 내재한다. 즉, 지식은 완벽한 결과물이 아니라 성실한 과정의 흔적이다. 따라서 인공지능이 아무리 정교해도, 그것은 지식을 흉내 낼 수 있을 뿐 인간적 성찰의 층위를 재현할 수는 없다.

“저는 인공지능을 써보면서 느낀 게, 이걸 ‘성실한 사람들이 쓰는 도구’라는 생각이었어요. 성실하지 않으면 그냥 그 결과를 그대로 복붙할 거고, 성실하면 그 결과를 다시 읽고, 비교하고, 수정하고, 자기 생각으로 다시 만들어내겠죠. 근데 그렇게 안 하면 결국 그건 ‘지식’이 아니라 ‘모양만 지식인 것’ 같아요. 요즘은 텍스트가 너무 잘 만들어져 있어서, 누가 썼는지 몰라도 다 진짜 같거든요. 근데 진짜 연구는 그런 게 아니잖아요. ‘시간이 들어간 생각’이 있

어야 지식이지, ‘AI가 대신 만들어준 말’은 지식이 아니라 정보나 감각의 조합에 불과하다고 생각합니다.” L(FGD 3차, 인문)

J는 인공지능이 생산한 지식을 “미완의 지식”이라 명명한다. 그것이 미완인 이유는, 인문학적, 사회과학적 지식은 본질적으로 언어 문치로 존재함으로써 완결되는 것이 아니라, 수행과 실천을 통해 종결되는 것이기 때문이다. 인간 행위자를 거친 지식은 창작자와 독자로 하여금 실천의 전환을 불러오는 힘이 있다. 그러나 행위자를 거치지 않은 언어 문치로 표상된 지식은 의미의 세계에 존재할 뿐 실천과 성찰로 나아갈 수 없다. 따라서 AI가 만들어내는 결과는 언어 수준에서 가공된 정보일 뿐, 그 자체로는 완결된 지식이 아니다. 그는 “AI의 지식을 생산적인 지식으로 전환하려면 인간의 비판적 사고와 재구성이 필요하다”고 강조한다. 즉, 지식은 AI가 만들어주는 것이 아니라, AI의 산출물을 다시 읽고 해석함으로써 완성되는 것이다. J의 말은 인간이 여전히 지식의 완성자이자 해석자임을 명확히 보여준다. AI가 제시한 결과는 잠정적 가능성에 불과하며, 그것이 ‘지식’이 되기 위해서는 인간의 판단, 맥락화, 비판이 필요하다. 결국 인공지능의 시대에도 지식의 주체는 인간이며, AI는 그 과정에 개입할 수는 있어도 그 주체성을 대신할 수는 없다고 주장하고 있는 것이다.

“AI를 그냥 정보를 산출하는 도구로만 쓰면 안 된다고 생각합니다. 중요한 건, 내가 어떤 맥락에서 그 정보를 받아들이고, 다시 사유하느냐예요. 챗GPT가 알려주는 지식은 ‘이미 가공된’ 거예요. 그러니까 우리가 그것을 다시 ‘생산적인 지식’으로 전환하려면 인간적인 재구성이 필요합니다. (...) 연구자의 지식은 결국 자기 경험과 맥락, 자기의 판단이 더해진 결과여야 하니까요. 그래서 저는 오히려 ‘AI가 만든 지식은 미완의 지식이다’라고 생각해요. 그걸 완성시키는 건 결국 연구자의 비판적 사고라고 봅니다.” J(FGD 3차, 인문)

이 인터뷰들을 종합하면, 인문/사회계 연구자들에게 있어서, 지식은 세 가지 층위로 구분된다. 첫째, AI가 만들어내는 형식적 지식(즉, 문장과 언어의 조합으로 나타나는 표상적 층위), 둘째, 인간이 이를 검증하고 재구성하는 해석적 지식, 셋째, 사회적 맥락 속에서 공유되고 정당화되는 공동체적 지식이 그것이다. AI는 첫 번째 층위에서 탁월하지만, 둘째와 셋째 영역은

인간의 사유와 사회적 관계 없이는 성립할 수 없다. AI의 자동화는 지식의 양을 폭발적으로 늘렸지만, 그 과정에서 지식은 점점 내용 없는 형식으로 비어가고 있다. AI는 문장을 만들지만 의미를 만들지 못한다. 결국 우리는 정보로 가득한 시대에 살지만, 그 정보를 비판적으로 해석할 주체는 점점 줄어들고 있다. 이것이 AI 시대 지식의 진정한 공허함이라고 이들은 말하고 있는 것이다. 인문학의 위기에도 불구하고, 연구자들은 이러한 변화 속에서 인문학의 역할은 더욱 중요해지고 있다고 주장한다. 인문학은 단순히 AI의 한계를 비판하는 학문이 아니라, AI가 만들어내는 지식의 모양과 지식의 의미를 구분하는 학문이 되어야 한다는 것이다. 즉, 인문학은 지식의 '속도'를 통제하기보다, 그 속도 속에서도 '깊이'를 회복시키는 해석의 윤리적 장치가 되어야 한다. AI 시대의 지식노동은 '생산' 중심에서 '해석' 중심으로 이동하고 있다. 연구자의 노동은 데이터를 만들어내는 일이 아니라, AI가 만든 결과를 검증하고, 의미를 부여하고, 맥락화하는 일로 바뀌고 있다. 이러한 전환은 노동의 자동화가 아니라, 노동의 인지적 심화(cognitive intensification)를 의미한다. 즉, 지식노동은 단순히 빨라지는 것이 아니라, 더 깊어져야 하는 시대에 들어선 것이다. AI의 도입은 학문장을 기술 중심 영역과 의미 중심 영역으로 분할한다. 이공계가 '정확성과 효율성'을 통해 지식의 속도를 높인다면, 인문사회계는 '정당성과 해석성'을 통해 지식의 깊이를 지키려 한다. 그러나 이 둘은 대립이 아니라 상호 보완적 관계로 존재한다. AI의 시대에는 속도와 깊이, 생성과 해석이 공존해야 비로소 지식이 사회적 신뢰를 회복할 수 있다. 결국 이번 인터뷰들이 보여주는 것은, AI가 아무리 정교해도 지식은 인간적 해석의 행위임을 잊지 말아야 한다는 사실이다. D의 불안, E의 윤리, H의 언어학적 긴장, I의 맥락론, L의 시간성, J의 미완성성에 대한 관점 등, 이들은 서로 다른 언어로 같은 메시지를 전한다. 지식은 기술의 산물이 아니라, 시간과 성찰이 만들어내는 인간적 과정이다. AI가 지식의 외양을 모방할 수는 있어도, 그 의미를 살아있게 만드는 것은 여전히 인간이다. 따라서 AI 시대의 진정한 과제는 기술의 정교화가 아니라, 사유의 지속 가능성을 지켜내는 일이어야 한다고 이들은 반복적으로 주장하고 있는 것이다.

3. “미 래”

그렇다면 학문장의 미래는 어떻게 바뀔 것인가? 이공계 연구자들과 인문/사회계 연구자들은 학문장의 미래에 대해 서로 다른 인식을 공유하고 있었다.

가. 데이터 중심의 미래 학문장 재편 : 이공계 연구자들의 관점

인터뷰 참여자들이 말하는 ‘미래’는 단순히 인공지능 기술이 더 고도화된 상태를 의미하지 않는다. 그들이 상상하는 미래란, 인공지능을 전제로 한 상태에서 학문장이 어떤 구조로 재편되고, 연구가 어떤 기준에 따라 조직되고 평가될 것인가에 관한 질문이다. A, B, C의 발언은 모두 인공지능의 도입을 불가피한 흐름으로 받아들이면서도, 그 결과로 나타날 학문장의 변화에 대해 서로 다른 각도에서 우려와 기대를 동시에 드러낸다.

A의 발언에서 가장 두드러지는 미래상은 학문 간 경계의 붕괴다. 과거에는 공학, 생명과학, 생태학처럼 비교적 분명한 분과 구분이 존재했지만, 인공지능은 이러한 구분을 무력화한다. AI가 모든 대상을 데이터와 모델의 언어로 다루게 되면서, 학문은 점점 전공 중심이 아니라 문제·데이터 중심으로 재조직된다. 이 변화는 학제 간 융합을 촉진하지만, 동시에 각 학문이 오랜 시간 축적해 온 고유한 방법론과 감각을 희석시킬 위험을 내포한다.

A가 특히 주목하는 것은 생태공학 분야에서 나타나는 연구 방식의 변화다. 데이터 기반 모델링이 연구의 중심이 되면서, 현장 중심적 연구는 점차 주변화되고 있다. 이는 연구의 효율성과 확장성을 높이는 긍정적 측면을 갖지만, 동시에 생태계가 지닌 맥락적·질적 복잡성을 모델이 충분히 담아내지 못한다는 한계를 동반한다. 이 지점에서 미래의 학문은 더 정교해지는 동시에 더 단순해질 수 있다는 역설에 직면한다.

“AI 기술이 연구의 효율성을 높여주고는 있지만, 저는 오히려 이게 학문 간 경계를 더 모호하게 만들고 있다고 느낍니다. 예전에는 ‘이건 공학이다’, ‘이건 생명과학이다’ 이렇게 구분이 있었는데, 지금은 AI가 모든 걸 다 같이 다루니까 경계가 무너지고 있어요. 특히 저희 생태공학 쪽에서는 데이터 기반의 모델링이 거의 모든 연구의 중심이 되다 보니까, 예전의 ‘현장 중심적 연구’가

줄어들고 있습니다. 물론 좋은 점도 있지만, 현장의 맥락이나 생태의 복잡성을 모델이 다 담아낼 수 없기 때문에, 오히려 새로운 종류의 단순화가 생긴다고 봅니다. (...) 학문장이 AI 중심으로 재편되면, 데이터가 있는 분야는 더 커지고, 데이터가 부족한 분야는 주변부로 밀릴 수도 있을 것 같아요.” A(FGD 1차, 이공)

이러한 변화는 학문장 내부의 불균형을 심화시킬 가능성도 내포한다. A가 지적하듯, 인공지능 중심의 학문장은 데이터가 풍부한 분야를 더욱 확장시키는 반면, 데이터가 부족한 분야를 주변부로 밀어낼 수 있다. 미래의 학문적 위계는 이론적 깊이나 현장성보다는 데이터 접근성과 계산 자원의 보유 여부에 따라 결정될 가능성이 커진다. 이는 학문장의 성장 자체가 균등하지 않게 이루어질 수 있음을 시사한다.

B는 이러한 변화를 학문 방법론의 근본적 전환으로 인식한다. 특히 의학과 생명공학 분야에서 실험보다 시뮬레이션이 중심이 되는 흐름은, 과학 연구의 기본 구조가 바뀌고 있음을 보여준다. 과거의 ‘이론-모델-실험’ 구조는 점차 ‘데이터-시뮬레이션-검증’ 구조로 이동하고 있으며, 이는 연구의 속도와 범위를 비약적으로 확장시킨다. 동시에 미래의 과학은 점점 계산과 예측을 중심으로 조직된다.

그러나 B가 지적하듯, 이러한 변화는 과학적 검증의 기준 자체를 재구성한다. 데이터의 신뢰성보다 모델의 예측 성능이 더 중요해질 경우, 과학적 진리의 기준은 경험적 재현성에서 계산적 정확성으로 이동하게 된다. 이때 ‘누가 데이터를 만들었는가’라는 질문은 뒷전으로 밀리고, ‘모델이 얼마나 잘 맞히는가’가 핵심 평가 기준이 된다. 이는 미래의 과학이 새로운 인식론적 긴장 속으로 진입하고 있음을 보여준다.

“AI가 연구 환경을 완전히 바꿔놓고 있습니다. 특히 의학이나 생명공학에서는 이제 실험보다 시뮬레이션이 더 중요한 시대가 됐어요. 예전엔 실험 장비나 인력 때문에 제약이 많았는데, 지금은 AI가 가상의 데이터를 만들어서 실험을 ‘미리 해보는’ 게 가능해졌죠. 그래서 실제 학문 구조가 점점 ‘이론-모델-실험’이 아니라 ‘데이터-시뮬레이션-검증’ 순으로 바뀌는 것 같습니다. 다만 문제는 이게 과학적 검증의 구조 자체를 바꾼다는 거예요. (...) 데이터의 신뢰보다 모델의 신뢰가 더 중요해지면, 결국 ‘누가 데이터를 만들었는가’보다 ‘모

텔이 얼마나 잘 예측하느냐'가 중심이 되는 거죠. 저는 이게 앞으로 과학 방법론의 근본적 변화를 불러올 거라고 생각합니다.” B(FGD 1차, 이공)

C는 인공지능이 학문을 대체하지는 않겠지만, 연구자들 사이의 경쟁 구조를 근본적으로 바꿀 것이라고 전망한다. 이미 연구 성과의 차이는 개인의 통찰력만이 아니라, 인공지능을 얼마나 능숙하게 활용하느냐에 의해 갈리고 있다. 미래의 연구자는 혼자 사고하는 존재라기보다, AI와 협업하는 능력을 갖춘 존재로 평가받게 될 가능성이 크다. 이는 연구자의 역량 개념 자체가 재정의를되고 있음을 의미한다.

C가 느끼는 가장 큰 불안은 평가 체계의 변화다. 논문 심사나 연구비 평가에 인공지능이 본격적으로 도입될 경우, 'AI가 보기 좋은 연구'가 '좋은 연구'로 간주될 위험이 있다. 이때 연구의 목적은 진리 탐구나 문제 해결이 아니라, 평가 시스템에 최적화된 결과물을 생산하는 데로 이동할 수 있다. 미래의 학문은 성찰의 장이 아니라 평가 알고리즘에 대응하는 전략적 활동으로 전도될 가능성을 내포한다.

“AI가 학문장을 완전히 대체한다거나 그런 생각은 안 하지만, 연구자들 사이의 '경쟁구조'를 바꿀 거라고 봐요. 지금도 이미 연구를 잘하는 사람과 못하는 사람의 차이가 'AI를 얼마나 잘 쓰느냐'로 갈리고 있습니다. (...) 저는 AI를 도구로 보고, 여전히 사람의 통찰이 중요하다고 생각하지만, 학문장의 평가체계가 AI 친화적으로 변하는 건 막을 수 없을 것 같습니다. 논문 심사나 연구비 평가도 AI를 활용하게 되면, 결국 'AI가 보기 좋은 연구'가 유리해질 수도 있겠죠. (그게) 좀 무섭습니다. 우리가 연구를 하는 이유가 점점 '평가를 잘 받기 위해'로 바뀔 수도 있으니까요.” C(FGD 1차, 이공)

A, B, C의 발언을 종합하면, 이들이 그리는 미래는 낙관이나 비관 중 하나로 환원되지 않는다. 인공지능은 연구를 강력하게 만들 것이지만, 동시에 학문장의 불균형, 방법론의 편향, 평가 기준의 왜곡을 심화시킬 수 있다. 이들에게 미래란 기술이 자동으로 결정하는 결과가 아니라, 기술이 어떤 제도적·윤리적 기준 속에서 작동하느냐에 따라 달라지는 과정이다.

이 인터뷰들이 공통적으로 보여주는 핵심 메시지는 분명하다. 인공지능이 만들어낼 학문의 미래는 이미 정해진 것이 아니다. AI는 학문을 재편할

잠재력을 갖고 있지만, 그 방향은 연구자 공동체와 제도의 선택에 달려 있다. 미래의 학문장이 효율과 예측만을 중심으로 구성될 것인지, 아니면 여전히 맥락과 해석, 현장의 복잡성을 포용할 것인지는 기술의 문제가 아니라 인간이 어떤 학문을 원하는가에 대한 집단적 결정의 문제다.

나. 비판적 학문장을 기다리며 : 인문/사회계 연구자들의 관점

인문사회계 연구자들이 말하는 ‘미래’는 기술 발전의 직선적 연장이 아니다. 오히려 이들에게 미래란 인공지능의 등장으로 인해 학문이 무엇을 연구 대상으로 삼고, 어떤 질문을 던져야 하는가가 다시 규정되는 상태를 의미한다. H, I, J, K, L의 발언은 공통적으로 AI를 피할 수 없는 조건으로 인정하면서도, 그 조건 속에서 학문이 어떤 방향으로 변형될 것인지에 대해 깊은 성찰을 드러낸다. 이 미래상은 효율과 확장의 언어보다는, 의미와 정체성의 언어로 구성되어 있다.

언어학자 H는 인공지능의 발전이 언어 연구의 전제를 뒤흔들고 있다고 진단한다. 그는 생성형 인공지능이 만들어내는 언어가 너무 자연스러워서, 그것이 현실의 언어인지 모사된 언어인지 구분하기 어려워졌다고 말한다. 이로 인해 언어학의 핵심 개념이었던 ‘실제성을 가진 언어’ 자체가 문제화된다. 미래의 언어학은 더 이상 인간 언어의 사용을 분석하는 학문이 아니라, 언어가 어떻게 생성되는가, 즉 언어 모델의 작동 원리를 탐구하는 학문으로 이동할 가능성이 크다.

“언어학 연구는 요즘에 굉장히 데이터 기반 연구가 트렌드거든요. 컴퓨터가 발달해서뿐만 아니라, 이론적으로도 ‘실제성을 가지는 언어’를 연구하는 게 좋은 방법이라고 생각하는데, 생성형 인공지능이 발전하면서 그 ‘실제성’이라는 게 뭔지를 다시 물어봐야 할 것 같아요. GPT가 만들어내는 언어는 너무 자연스러워서, 이게 현실의 언어인가, 모사된 언어인가 구분이 잘 안 됩니다. (...) 그래서 아마 앞으로 언어학의 중심이 ‘언어의 본질’에서 ‘언어의 생성 원리’로 넘어갈 가능성이 높다고 봐요. 학문 구조 자체가 ‘인간 언어 연구’에서 ‘언어 모델 연구’로 옮겨가고 있는 셈이죠.” H(FGD 3차, 인문)

H의 발언에서 중요한 점은 미래의 변화가 방법론의 확장이 아니라 연구

대상 자체의 전환이라는 점이다. 언어학은 인간 사회 속에서 사용되는 언어를 연구해왔지만, 이제는 알고리즘이 만들어내는 언어가 주요 분석 대상이 되고 있다. 이는 학문 구조가 '인간 중심'에서 '모델 중심'으로 이동하고 있음을 의미한다. 이 변화는 진보이자 위기이며, 인문학이 더 이상 인간만을 전제할 수 없는 시대에 들어섰음을 보여준다.

I의 전공인 여성학·젠더 연구에서 인공지능은 연구 보조자가 아니라 연구 대상 그 자체로 등장한다. 그는 AI가 만들어내는 텍스트가 지나치게 일반적이며, 문화적·사회적 편향을 강하게 반영한다고 지적한다. 바로 그 편향성 때문에 AI는 중요한 연구 대상이 된다. 미래의 인문사회계에서 AI는 지식을 생산하는 기계가 아니라, 사회가 무엇을 정상으로 간주해왔는지를 드러내는 거울로 기능한다.

“제 전공에서는 인공지능이 연구 보조자라기보다 연구 대상이 될 것 같아요. 여성운동이나 젠더 연구는 맥락이 중요한데, AI가 만들어내는 텍스트는 너무 일반적이고, 문화적 편향이 강하거든요. 그래서 저희 분야에서는 오히려 ‘AI의 편향성’ 자체가 연구 주제가 될 거라고 생각해요. 예를 들어서, AI가 재현하는 여성상이나, 성별·인종별 언어 표현의 차이 같은 것들요. 그게 결국 사회가 가진 인식 구조를 반영하는 거니까, 저희 분야에서는 AI가 사회적 거울처럼 다뤄질 겁니다. (...) 그래서 학문장의 변화는 ‘방법론’보다는 ‘연구대상’의 변화로 나타날 것 같습니다.” I(FGD 3차, 인문)

I의 발언은 인문사회계의 미래가 ‘어떻게 연구할 것인가’보다 ‘무엇을 연구할 것인가’의 변화로 나타난다는 점을 분명히 한다. 이공계가 AI를 통해 연구 방법을 혁신하는 데 집중한다면, 인문사회계는 AI 자체를 새로운 사회적 현상으로 분석한다. 따라서 인문학적 미래는 기술을 받아들이는 방식이 아니라, 기술을 해석하고 비판하는 방향으로 확장되는 미래다.

J는 미래의 학문장을 ‘분화’라는 키워드로 설명한다. 그는 AI를 효율화의 수단으로 쓰는 기존 연구자들과, AI를 연구의 주체로 인식하는 신진 세대 사이에 간극이 벌어지고 있다고 지적한다. 이 분화는 단순한 세대 차이가 아니라, 학문을 바라보는 인식 자체의 차이이다. 그 결과 학문장은 세대별·분야별로 불균등하게 재편될 것이며, 미래는 단일한 방향이 아니라 여러 개의 상

이한 미래가 공존하는 상태로 전개될 가능성이 크다.

“학문장 전체로 보면 지금 굉장히 큰 분화가 생기고 있는 것 같아요. AI를 단순한 도구로 쓰는 사람들과, 자기 연구의 코어를 AI로 바꾸는 사람들 사이의 간극이 점점 벌어지고 있습니다. 박사 과정을 마친 연구자들은 AI를 ‘효율화의 수단’으로 쓰지만, 이제 막 공부 시작한 세대는 AI를 ‘연구의 주체’로 인식하거든요. 그 결과, 학문장은 세대별, 분야별로 굉장히 불균등하게 재편될 겁니다. 다만 저는 이 변화가 나쁜 것만은 아니라고 봐요. 결국 ‘데이터를 어떻게 기록하고 관리하느냐’가 새로운 연구의 기본기가 될 테니까요. 인문, 사회, 공학을 막론하고 연구자들이 자기 데이터를 ‘AI 친화적 언어로 정리하는 능력’을 가져야 할 겁니다.” J(FGD 3차, 인문)

그럼에도 J는 이러한 변화가 반드시 부정적이지만은 않다고 본다. 그는 미래의 연구자에게 가장 중요한 역량으로 “데이터를 어떻게 기록하고 관리하느냐”를 꼽는다. 이는 인문사회계 역시 더 이상 데이터와 무관한 학문이 아니라는 인식의 반영이다. 다만 여기서 중요한 것은 데이터의 양이나 계산 능력이 아니라, 데이터를 의미 있는 형태로 정리하고 해석할 수 있는 능력이다. 미래의 인문학은 기술을 배제하는 대신, 기술과 공존하는 방향으로 재구성된다.

K는 공대 학생들의 사례를 언급하며, 이미 학문장의 권력 구조가 변화하고 있음을 지적한다. AI 활용 능력이 연구 실력의 일부가 되면서, 교수의 권위보다 기술 숙련도가 더 중요한 기준으로 떠오르고 있다. 학문장은 더 이상 지식을 전달하는 공간이 아니라, AI를 통해 지식을 재구성하는 공간으로 변하고 있다. 이 변화는 단순한 생산성 향상이 아니라, 학문장 내부 위계와 권위의 재편을 의미한다.

“요즘 학생들을 보면 이미 AI를 연구의 기본 도구처럼 쓰고 있어요. 논문 초안, 실험 설계, 보고서 작성까지 거의 전 과정에 AI가 들어와 있습니다. 그래서 이제는 ‘AI를 얼마나 잘 쓰는가’가 연구 실력의 일부가 되고 있어요. 예전에는 교수가 중심이 되어 학생들을 가르쳤지만, 이제는 학생들이 AI로 새로운 방식을 먼저 찾아오기도 해요. 이게 단순히 생산성의 문제가 아니라, 권력 구조의 변화라고 생각합니다. 교수의 권위가 아니라, 기술 활용 능력이 학문장

의 위계를 새로 짜는 구조가 되고 있는 거죠. 학문장 전체가 ‘지식을 전달하는 곳’에서 ‘AI를 통해 재구성하는 곳’으로 바뀌는 느낌입니다.” K(FGD 3차, 인문)

이 지점에서 인문사회계의 미래 인식은 이공계 연구자들과 뚜렷하게 대비된다. 이공계가 AI를 주로 도구로 받아들이며 효율·방법론·경쟁력의 언어로 미래를 상상한다면, 인문사회계는 AI를 질문의 대상으로 삼는다. 이공계의 미래가 ‘더 잘하는 연구’의 문제라면, 인문사회계의 미래는 ‘무엇이 연구인가’를 다시 묻는 문제다. 이 차이는 기술 친숙도의 문제가 아니라, 학문이 스스로를 정당화하는 방식의 차이에서 비롯된다.

“AI가 인문학 안으로 들어오면, 결국 인문학이 ‘왜 존재해야 하는가’를 다시 물어야 할 시기가 온다고 봐요. 예전에는 문학 연구가 언어 분석이나 구조를 보는 게 중심이었는데, 이제 그건 AI가 훨씬 더 잘하죠. 그러면 인문학자는 뭘 해야 하나. 저는 ‘이야기의 의미’를 해석하는 역할이라고 생각해요. AI가 만들어내는 문장은 문법적으로 완벽하지만, 감정이나 의미의 층위를 읽지는 못하거든요. 그래서 인문학은 이제 기술의 한계가 아니라, 의미의 가능성을 다루는 학문으로 재편되어야 할 것 같습니다. 저는 오히려 이게 인문학의 위기가 아니라, 인문학이 자기 정체성을 새로 정의할 기회라고 생각합니다.” L(FGD 3차, 인문)

L은 이러한 변화를 인문학의 위기가 아니라 재정정의 기회로 해석한다. AI가 언어 분석과 구조 파악을 더 잘하게 될수록, 인문학은 의미와 감정, 해석의 영역으로 자신을 이동시켜야 한다. AI가 문법적으로 완벽한 문장을 만들 수는 있지만, 그 문장이 왜 의미를 갖는지는 설명하지 못한다. 미래의 인문학은 기술의 한계를 지적하는 학문이 아니라, 의미가 왜 여전히 인간에게 중요한지를 설명하는 학문으로 자리매김할 것이다. 결국 인문사회계가 상상하는 학문장 미래란, AI 이후에도 인간적 해석과 질문이 사라지지 않는 미래다.

제4절 소결 및 토론

1. 학문장의 인식: 도구, 지식, 미래

본 연구는 생성형 인공지능의 확산이 학술장의 구조와 지식노동의 성격을 어떻게 재편하고 있는지를, 이공계와 인문사회계 연구자들의 질적 인터뷰를 통해 분석하였다. 분석 결과, 생성형 인공지능은 단일한 방식으로 학문에 영향을 미치지 않으며, 도구(tool), 지식(knowledge), 미래(future)라는 세 층위에서 상이한 의미를 갖는다는 점이 분명히 드러났다. 이 세 층위는 서로 분리된 차원이 아니라, 학술장의 구조적 재편을 매개하는 핵심 축들이다.

인터뷰 전반에서 확인되듯, 연구자들은 생성형 인공지능을 단순한 연구 보조 기술로 인식하지 않는다. 오히려 AI는 연구 방식, 평가 기준, 학문 간 경계, 연구자의 정체성까지 동시에 흔드는 ‘구조적 사건(structural event)’으로 경험되고 있다. 이 점에서 생성형 인공지능은 특정 학문 분야의 혁신을 넘어, 학술장 전체의 작동 원리를 재조정하는 계기로 작동한다.

이공계 연구자들에게 생성형 인공지능은 기본적으로 숙달 가능한 도구로 인식된다. 인터뷰에서 이공계 연구자들은 AI를 계산기, 시뮬레이션 장치, 데이터 증강 도구, 연구 효율화 수단으로 받아들이며, 이를 연구 과정에 적극적으로 내재화하고 있다. 이들에게 중요한 것은 AI의 존재 자체가 아니라, 얼마나 능숙하게 다룰 수 있는가이다. 즉, 이공계에서는 AI 활용 능력이 점차 새로운 학문적 자본으로 전환되고 있다. 연구자의 역량은 더 이상 이론적 통찰만으로 평가되지 않으며, AI를 통해 문제를 재정의하고 결과를 산출하는 능력이 핵심 역량으로 부상한다. 이는 학술장의 위계가 지식의 축적이 아니라, 기술적 숙련도를 중심으로 재편되고 있음을 시사한다.

이공계 인터뷰에서 반복적으로 등장한 변화는 과학 방법론의 이동이다. 실험 중심 연구는 시뮬레이션과 모델 중심 연구로 이동하고 있으며, 검증의 기준 역시 경험적 재현성보다 예측 정확도로 이동하고 있다. 이 과정에서 생성형 인공지능은 단순한 도구를 넘어, 연구 방법론 그 자체를 구성하는 요

소로 작동한다. 이공계 연구자들 역시 이러한 변화가 무조건적으로 긍정적이지 않다는 점을 인식하고 있다. 데이터 접근성이 학문적 성장의 핵심 기준이 될 경우, 학문장은 비대칭적으로 성장할 가능성이 크다. 생성형 인공지능은 효율을 높이지만, 동시에 학문적 불균형과 단순화의 위험을 구조적으로 내포한다.

반면 인문사회계 연구자들은 생성형 인공지능을 도구로 완전히 내재화하지 않는다. 이들에게 AI는 활용 가능한 수단이면서도, 동시에 사유를 위협할 수 있는 존재다. 인문사회계 연구자들은 AI를 사용할 수는 있지만, 그것을 연구의 중심으로 두는 데에는 강한 유보를 보인다. 인문사회계에서 AI에 대한 유보는 기술 혐오가 아니라, 지식의 정당성에 대한 윤리적 문제의식에서 비롯된다. AI가 만들어내는 결과물은 그럴듯하지만, 사유의 과정과 책임의 주체가 불분명하다. 따라서 인문사회계 연구자들에게 AI는 ‘잘 써야 할 도구’이기 이전에, 어디까지 써도 되는지를 물어야 할 대상이다.

지식에 대한 인식에서 이공계와 인문사회계의 차이는 더욱 분명해진다. 인문사회계 연구자들은 지식을 단순한 정보 산출이나 텍스트 생성으로 보지 않는다. 인터뷰에서 반복적으로 등장한 진술은, 지식의 정당성은 생성이 아니라 해석에서 나온다는 점이다. AI는 문장을 만들 수 있지만, 지식을 완성하지는 못한다. 인문사회계 연구자들은 지식을 맥락적 판단, 역사적 감각, 시간의 축적, 성실한 사유의 결과로 이해한다. AI가 만들어낸 텍스트는 이 조건들을 결여한 채, 지식의 외양만을 갖는다. 이들에게 AI의 산출물은 ‘미완의 지식’, 혹은 ‘지식처럼 보이는 정보’에 가깝다. 여러 인터뷰에서 공통적으로 드러난 것은, 생성형 인공지능이 학문적 신뢰의 체계를 흔들고 있다는 인식이다. 누가 썼는지, 얼마나 고민했는지, 어떤 책임을 지는지가 불분명해질 때, 지식은 더 이상 사회적 신뢰를 담보하지 못한다. 이는 기술의 문제가 아니라, 지식의 사회적 정당화 구조의 문제다.

미래에 대한 인식에서도 차이는 뚜렷하다. 이공계 연구자들은 생성형 인공지능 이후의 학술장을 효율화·융합·경쟁의 언어로 상상한다. 학문 간 경계는 흐려지고, 연구는 더 빠르고 데이터 중심으로 조직된다. 미래는 불가피한 진화이며, 그 흐름에 얼마나 잘 적응하느냐가 관건이 된다.

반면 인문사회계 연구자들에게 미래는 적응의 문제가 아니라 재정의의

문제다. AI의 등장으로 인해 연구 대상이 바뀌고, 학문의 존재 이유가 다시 질문된다. 인문사회계에서 AI는 연구 방법을 바꾸는 기술이 아니라, 새로운 사회적·문화적 현상으로 등장한다.

인터뷰 전반에서 확인되는 중요한 점은, 학술장의 미래가 하나의 방향으로 수렴하지 않는다는 사실이다. 세대별, 분야별, 학문장별로 상이한 미래가 동시에 형성되고 있다. 생성형 인공지능은 학술장을 통합하기보다, 다층적이고 비동기적인 재편을 야기한다. 이공계와 인문사회계 모두에서 공통적으로 제기된 우려는 평가 체계의 변화다. AI 친화적인 연구가 유리해질수록, 연구의 목적은 진리 탐구에서 평가 최적화로 이동할 위험이 있다. 이는 학문장의 자율성을 위협하는 구조적 요인이다.

2. 학문장 내부의 불평등과 긴장

그렇다면 인공지능으로 인해 학문장 내부의 불평등이 촉발되지는 않을까? 본 인터뷰 분석이 보여주는 핵심 함의는, 생성형 인공지능으로 인해 발생할 학문장 내부의 불평등이 단순한 기술 접근성의 차이가 아니라는 점이다. 문제의 핵심은 누가 AI를 쓰느냐가 아니라, AI가 학문장의 규칙과 평가 기준을 어떻게 재구성하는가에 있다. 생성형 인공지능은 기존의 불평등을 단순히 증폭시키는 것이 아니라, 학문장의 위계와 분절 방식을 근본적으로 재편할 가능성을 내포한다.

가장 먼저 예상되는 불평등은 학문 분야 간의 비대칭적 성장이다. 인터뷰에서 반복적으로 나타났듯, 생성형 인공지능은 데이터가 풍부하고 계산 가능한 문제를 다루는 분야에 구조적으로 유리하다. 그 결과 이공계, 특히 데이터 중심·모델 중심 연구 분야는 더 많은 자원과 주목을 받는 반면, 데이터화가 어려운 분야는 점차 주변부로 밀려날 위험이 있다. 이는 학문적 가치의 문제가 아니라, AI 친화성(AI-affinity)에 따른 구조적 불평등이다. AI 중심 학문장의 재편은 특정 방법론을 우위에 놓는다. 시뮬레이션, 모델링, 자동화된 분석은 점점 표준이 되지만, 현장 연구, 질적 분석, 장기적 관찰은 상대적으로 비효율적인 방식으로 간주될 가능성이 크다. 이로 인해 연구의 깊이와 맥락을 중시하는 방법론은 정당한 평가를 받기 어려워질 수 있다. 이는

학문적 불평등이 성과의 질이 아니라 방식의 적합성에 의해 결정되는 구조로 이동하고 있음을 의미한다.

인터뷰에서 여러 연구자들이 우려했듯, 생성형 인공지능이 평가 과정에 도입될 경우 학문적 불평등은 더욱 구조화될 수 있다. 논문 심사, 연구비 평가, 성과 측정이 AI 친화적으로 재편되면, 'AI가 해석하기 쉬운 연구', '형식적으로 최적화된 연구'가 유리해진다. 이때 복잡한 맥락, 이론적 모호성, 비판적 사유는 오히려 불리한 요소가 된다. 불평등은 연구자의 역량이 아니라 평가 알고리즘에 대한 적합성에 의해 생산된다.

세대 간 불평등 역시 중요한 함의다. 인터뷰에 따르면, 신진 연구자들은 AI를 연구의 자연스러운 일부로 받아들이는 반면, 중견·기성 연구자들은 이를 보조 도구로 인식하는 경향이 강하다. 이 차이는 단순한 기술 숙련도의 문제가 아니라, 연구 습관·사고 방식·학문적 정체성의 차이에서 비롯된다. 결과적으로 학문장은 AI 사회화 경험의 차이에 따라 세대별로 분절될 가능성이 크다.

생성형 인공지능은 막대한 계산 자원, 데이터 접근성, 기술 인프라를 요구한다. 따라서 대형 연구중심 대학과 소규모 대학, 글로벌 노스 와 글로벌 사우스, 중심부와 주변부 기관 간의 격차는 더욱 확대될 가능성이 높다. 이는 개인 연구자의 능력과 무관하게, 소속 기관 자체가 학문적 기회를 결정하는 구조를 강화한다. 학문장의 불평등은 점점 개인의 문제가 아니라 제도적 문제가 된다.

가장 심층적인 불평등은 인식론적 차원에서 발생한다. 생성형 인공지능이 학문장의 중심 도구가 될수록, 계산 가능하고 표준화된 지식은 정당한 지식으로 인정받고, 해석적·비판적·맥락적 지식은 주변화될 위험이 있다. 이는 단순한 학문 취향의 문제가 아니라, 어떤 지식이 사회적으로 '보이는 지식'이 되는가에 관한 불평등이다. AI는 일부 지식노동을 자동화하지만, 동시에 새로운 형태의 보이지 않는 노동을 만들어낸다. 데이터 정리, 프롬프트 설계, 결과 검증, 윤리적 책임은 여전히 인간의 몫이다. 그러나 이러한 노동은 공식적인 성과로 인정받기 어렵다. 그 결과 학문장은 성과는 자동화되고, 책임은 인간에게 전가되는 비대칭적 노동 구조를 형성할 가능성이 있다.

이러한 불평등은 서로 결합되어 자기강화적 순환을 형성할 수 있다. AI

친화적인 분야와 기관은 더 많은 성과와 자원을 확보하고, 그 자원은 다시 AI 활용 능력을 강화한다. 반대로 비친화적인 분야와 연구자는 점점 가시성을 잃는다. 이 과정에서 불평등은 일시적 격차가 아니라, 구조적으로 고착된 학문장 내부 위계로 굳어질 위험이 있다.

본 인터뷰 분석이 주는 가장 중요한 함의는, 생성형 인공지능으로 인한 학문장 내부 불평등이 이미 시작되었으며, 이를 기술 중립적인 변화로 오인할수록 불평등은 더 심화될 것이라는 점이다. AI는 불평등을 자동으로 해결하지 않는다. 오히려 기존의 위계와 가치 판단을 새로운 방식으로 재조직한다. 따라서 학문 공동체가 지금 해야 할 일은, AI를 얼마나 잘 쓸 것인가가 아니라, AI가 만들어내는 불평등을 어떻게 인식하고 제어할 것인가를 집단적으로 논의하는 것이다. 생성형 인공지능 이후의 학술장은 기술에 의해 결정되지 않는다. 그것은 연구자 공동체가 도구를 어떻게 정의하고, 지식을 어떻게 정당화하며, 미래를 어떻게 선택하는가에 따라 형성된다. AI는 학문을 끝내지 않는다. 오히려 학문이 무엇이어야 하는지를 다시 묻게 만든다. 이 점에서 생성형 인공지능은 학술장의 종말이 아니라, 학술장의 자기반성을 촉발하는 역사적 계기로 작동할 수 있지 않을까?

제 8 장

IT 서비스업에서 AI 도입과 노동과정의 변화 : SW개발자를 중심으로

제1절 서론

1. 연구 배경

익히 알고 있듯이 최근 몇 년 동안 다양한 산업에서 인공지능의 적용이 급속히 진행되고 있다. 이에 따라 일(Job)의 개념과 일하는 방식 역시 급격하게 변화하고 있다.

2024년 1차년 연구에서는 이러한 변화의 중심에 있는 IT서비스업(정보통신산업) 분야, 그중에서도 이 산업의 핵심 노동력인 개발자들의 인공지능 도입 및 활용을 살펴봄으로써 타 산업들이 나아갈 방향성을 엿보고자 했던 바 있다. 그 결과, 인공지능의 핵심지역인 실리콘밸리는 물론 전 세계적으로 IT 산업의 핵심 노동력인 개발자들 사이에서 인공지능의 도입이 활발하게 이루어지고 있으며, 일하는 방식에도 변화와 생산성의 도약이 관찰된 바 있다. 이 중 올해 2차년 연구의 배경이 되는 사항은 크게 두 가지로 요약할 수 있다. 첫째는 가속되고 있는 인공지능 기술과 이에 따른 노동구조 및 불평등에 대한 함의이고, 둘째는 환경적 요소에 따른 차등적 인공지능 활용 가능성이 어떻게 현실화되고 있는지를 살펴보는 것이다.

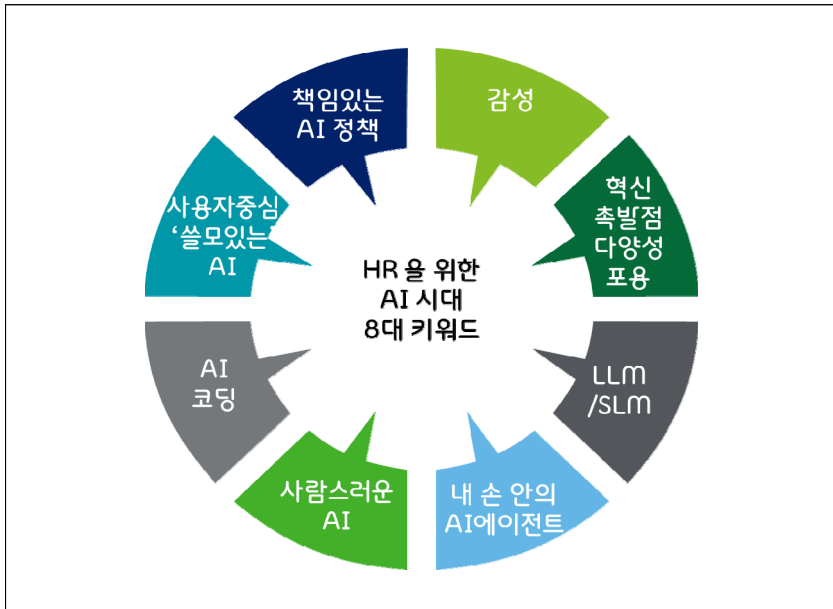
가. 인공지능 기술 가속과 투자 과열

작년 연구 당시 기술 환경 면에서는 기술 혁신의 속도가 가속되어 인공지능이 주도하는 ‘지속가능성’ 6차 기술혁신 파동기는 한 세대보다 짧아질 것으로 예측되는바, 중장기로 시야를 확장하여 인공지능 기술의 중요한 키워드 8개를 뽑아보았던 바 있다.

이에 8개의 중장기 인공지능 키워드로 제시했던 것이 1) 감성, 2) 혁신 촉발 시점의 다양성 포용, 3) LLM/SLM, 4) 내 손 안의 인공지능- 에이전트 온 디바이스, 5) 사람스러운 인공지능, 6) 사용자 중심의 ‘쓸모 있는’ 인공지능, 7) ‘책임 있는’ 인공지능 정책, 8) 인공지능 코딩이었다.

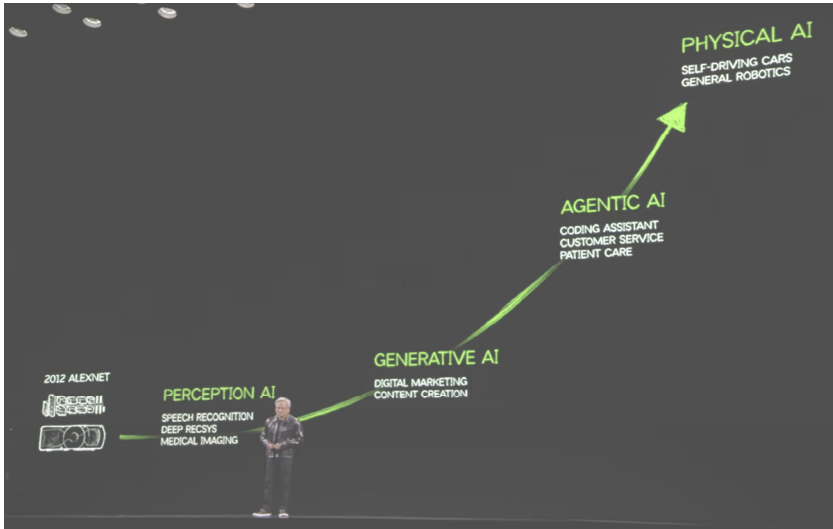
이 중 2024년 말 연구 보고 당시만 해도 새롭거나 생소한 키워드가 대부분이었으나, 인공지능 기술에 대한 투자와 관심이 폭발적으로 증대함에 따라 중장기를 겨냥한 이 8개 키워드 중 일부는 2025년 한 해 동안 미디어에 회자되고 대중적 주목을 받기도 했다.

[그림 8-1] 2024년 1차년 연구 인공지능 중장기 8대 키워드



자료 : Silicon Valley HR Forum/박은연(2025).

[그림 8-2] 2025년 초 CES에서 젤슨황의 'Agentic AI' 발표 모습



자료 : CES(2025), <https://www.ces.tech/>

대표적인 예가 ‘내 손 안의 AI 에이전트’이다. 2025년1월 세계 최대의 기술 관련 회의 중 하나인 CES에서 엔비디아의 최고경영자 젤슨황이 “에이전트 인공지능(Agentic AI)”의 시대가 도래하고 있으며 다음은 “물리적 인공지능(Physical AI)”의 물결이 올 것이라는 내용의 기조연설을 함과 동시에 전 세계의 이목이 에이전트 인공지능에 쏠렸다.

이와 같이 즉각적으로 세계적인 관심의 키워드로 등극하는 모습에서 1차 연도 연구로 제시했던 8대 키워드가 적시성이 있었음을 확인할 수 있었지만, 동시에 그 결과 막대한 투자 과열 및 너도나도 에이전트 인공지능 상품을 출시하는 모습이 보이는 등 지나친 과속과 과열이 우려되는 점도 있다. 2025년 현재 미국 주식시장의 대표적 지표인 S&P 500 시장가치 총액의 40%가 빅테크 10개 대기업에 집중되어 있으며, 이에 따라 메타나 엔비디아 등 해당 기업들의 분기 발표에 따라 전 주식시장이 흔들리는 양상을 보이고 있다.

나. 환경적 요소에 따른 차등적 인공지능 활용

1차년 연구로 개발자들의 노동생산성에 영향을 미치는가 여부는 크게는

‘그렇다’로 귀결되었지만, 이에 그치지 않고 한 단계 더 나아가 주목할 만했던 사항은 개발자들 사이에서도 환경적 요소에 따라 인공지능을 현장에서 활용할 수 있는 정도가 다르게 나타났었다는 것이었다.

같은 IT산업 개발자 직군 안에서도 인공지능의 도입과 이에 따른 영향이 차별적으로 나타나게 되는 주요 영향 요소로는 1) 직무별 기술 적합성, 2) 사회적 협업 구조, 3) 지원적 기업 정책, 4) 각계 전문가와 개발자들이 강조하는 포용적 조직문화, 5) 책임 있는 인공지능 관련 정부 정책 등이 있는 것으로 파악된 바 있다(한국노동연구원/박은연, 2024).

이는 동일한 IT서비스업 개발자 집단 내에서도 환경 및 구조적 요인에 따라 인공지능 활용도가 차등적으로 나타나며, 인공지능으로 인한 생산성 향상 역시 노동자 개인의 노력과는 별개로 차등적인 혜택이 발생할 수 있음을 시사한다.

또한 생산성 향상에도 불구하고 노동강도 감소나 임금 증가 등 근로조건 개선은 확인되지 않으며, 오히려 개발자들의 대량 해고 소식과 불안감이 증대되는 현상이 나타난다. 이에 따라 인공지능 기술 발전의 최대 수혜자로 보이는 IT서비스업 내에서도 생산성 향상 효과 등 기술 활용으로 인한 이득이 제대로 분배되고 있는지에 대한 의문이 제기된다.

이와 같이 1차 연도 연구에서 얻은 개발자 직군 내 인공지능 도입 가능성이 차별적으로 나타나게 하는 다섯 가지 환경 요인은, 올해 연구의 부제에서도 엿볼 수 있듯이 큰 주제 중 하나인 ‘불평등 개선 가능성’을 살펴보는 데에 있어 큰 틀을 제시해준다.

2. 연구 구성

가. 연구 목적

2차 연도 전체 연구목적은 ‘AI로 인한 생산성 효과와 더불어 불평등 개선이 가능하게 하기 위해서는 어떠한 정책적 과제가 있는지 논의한다’로 설정되었다.

이 장에서는 위에서 본 연구배경을 바탕으로 전체 연구목적 안에서 IT서

비즈니스의 개발자군에 대해 공정한 생산성 향상에 대한 보상 방안을 검토하고자 한다. 이를 위해 또한 개발자군 내부에서 구조적인 불평등의 양상을 파악하고, 이러한 불평등을 개선하기 위해 필요한 정책적 과제가 무엇인지 논의하고자 한다.

나. 연구 질문

본 장에서는 다음의 전체 연구질문에 대한 답을 IT서비스업의 SW 개발자 직군의 관점에서 모색한다.

- 1) AI 도입이 IT서비스 기업 내 노동과정에 어떠한 구조적 변화를 유발하는가?
 - SW 개발자 '일'의 의미 변화
 - 인공지능의 SW 개발자 직무에 미치는 영향
- 2) IT서비스 기업 내에서는 AI 활용이 조직 내부 불평등을 심화시키는가 또는 완화하는가?
- 3) 관점을 넓혀 IT서비스 기업들 사이에서 AI 시장을 점거하기 위한 경쟁이 심화되는 가운데, 기업들 사이의 불평등은 어떤 양상을 보이는가?
- 4) 어떤 조건하에서 AI 도입이 생산성과 함께 불평등 개선에 기여할 수 있는가?

다. 연구 방법

급속히 가속되는 인공지능의 상용화와 이에 따른 노동의 재구조화 양상을 파악하고 위의 연구질문들에 대답하기 위해, AI기술과 IT 산업 관련 문헌 조사 면에서는 연구대상의 첨단적 성격을 감안하여 학술문헌뿐 아니라 기업백서 및 미디어 보도 사례 등으로 확대하여 최신 정보를 수집했다.

기업 사례 조사는 AI기술 개발의 중심지로 자본과 인재가 더욱더 집중되고 있는 미국 실리콘밸리의 IT 기업 사례를 심층 인터뷰로 조사하되, 개발자 직군 안에서 경력 및 숙련도가 대조적인 사례들을 비교하여 노동시장에서

〈표 8-1〉 인터뷰 대상자 개요

기업	개발자 경력 수준	인터뷰 수
IT 대기업	리더급 개발자	2
	중견 개발자	3
	경력 초기 개발자	2
IT 스타트업	리더급 개발자	1
	중견 개발자	1
	경력 초기 개발자	1
전 체		10

자료: 저자 작성.

구조적 위치에 따라 인공지능이 불평등의 심화/완화에 어떻게 다른 영향을 미치는지를 포착하고 분석했다.

마지막으로 IT산업 빅테크 기업들 사이에서 격화되는 AI 경쟁의 실태를 구체적으로 파악하기 위해서 연구 기간 동안 주요 AI 업체들의 사용자 대상 움직임들을 직접 체험해보고 분석하는 실전 경험 조사를 병행했다.

제2절 IT산업 AI 도입과 개발자 노동과정

첫 번째 연구질문인 “AI 도입이 IT서비스 기업 내 노동과정에 어떤 구조적 변화를 유발하는가?”를 파악하기 위해 문헌조사와 인터뷰를 병용했다.

1. 개발자 ‘일’의 성격: 코딩 vs. 코딩 문서

장기적으로는 산업 전반에서 화이트칼라 장인(White collar craftsman)의 ‘기술 저하(Deskilling)’ 현상이 논의되고 있는 것으로 파악된다. IT 산업군에서는 단순 작업이 인공지능에 의해 대체되는 반면, 리뷰 등과 같은 업무는 지속되는 것으로 나타난다.

업무 구조에 따라 인공지능이 특정 직무를 대체하거나 보완하는 방식이 다르게 나타나는 것으로 분석된다. 그러나 장기적으로 볼 때 전체 개발자 직군이 ‘인공지능 애보기’ 역할로 전략할 수 있다는 경고의 목소리도 존재하

는 것으로 사료된다.

이 연구질문은 경력 초입의 개발자들은 조직에서의 위치와 제한된 경험으로 응답하기 어려운바, 일정 경력 이상의 위치에 있는 개발자들을 중심으로 인터뷰를 진행했다. 이들은 학계나 미디어에서 이야기하는 직무 대체론에 대해 경험적으로 공감하지 않는 반응을 보이는 것으로 파악되었다.

인터뷰 결과로 본 구체적인 개발자 '일'의 성격 변화를 정리해보면 다음과 같다. 전문 소프트웨어 개발은 단순히 컴퓨터 명령어에만 집중하는 것이 아니라 인간 간의 소통에 중점을 두는 것임을 실전 리더들은 인터뷰에서 강조했다. 특히, 인공지능 코딩 자체는 빠르고 효율적일 수 있으나, 시간이 가장 많이 드는 '코딩 문서(coding document)' 작성은 인공지능이 아직까지는 큰 도움이 되지 않는다는 견해를 밝혔다.

2. 개발자 AI 도입 성공의 열쇠는 사람

빠른 기술 발전이 이루어지고 있지만, 2025년 말인 현재까지는 인공지능이 만든 코딩문서는 종종 부정확한 경우가 많다고 한다. 따라서 코딩문서 작성은 인공지능에 의존하기보다는, 향후 코드 베이스의 사용자들에게 코딩의 의도를 명확하게 전달하기 위한 것이므로 애초에 코딩의 의도를 알고 있는 사람이 작성하는 것이 훨씬 효과적이라는 것이다. 이런 면에서 현재 AI 에이전트는 인간 소통 문제를 해결하기보다는 전통적인 코딩 문제를 강화하는 것으로 나타났다.

이에 대한 해결책으로는 기술과 사고방식의 기본 설정을 변경하면 더 나은 협업과 환경 개선을 이끌어낼 수 있다는 의견이 지배적이었다. 프레임워크와 도구는 명확한 소통과 비교 가능한 지표를 촉진하기 위해 공유된 이해를 제공하는 것이며, 공유된 정보를 효과적으로 사용하면 비용을 최적화하고 기술에서의 의사결정을 개선할 수 있다는 것이다.

3. '긴 세대' 숙련 개발자의 고민

그러나 숙련된 리더급 개발자들이 업무의 강도와 속도가 늘어나는 중에

AI 도구와 기술을 습득해야 하므로 바빠 이전보다도 더 경력 초기 개발자들에게 이런 경험과 지식을 공유할 여력이 없어진 것으로 파악되었다. 전문 소프트웨어 개발은 단순히 컴퓨터 명령어에만 집중하는 것이 아니라 인간 간의 소통에 중점을 두는 것으로 나타났다.

첫번째 연구질문인 “AI 도입이 IT서비스 기업 내 노동과정에 어떤 구조적 변화를 유발하는가?”에 대한 답은 개발자들이 ‘일’의 어느 부분에 시간을 쓰는가에 큰 변화가 있지만, 코딩 문서와 커뮤니케이션 등은 여전히 사람의 영역이며, 특히 이것이 노동과정의 많은 부분을 차지하는 숙련 중견 개발자들의 과노동을 유발하고 있다고 하겠다.

제3절 IT기업 AI 활용이 조직 내부의 불평등에 주는 영향

두 번째 연구질문인 “IT서비스 기업 내에서는 AI 활용이 조직 내부 불평등을 심화시키는가 또는 완화하는가?”는 최신 연구결과들의 문헌조사를 바탕으로 실리콘밸리 지역의 개발자들에게 본인 경험과 일치하는지를 확인하는 방식으로 그 답을 탐색해 보았다.

1. 조직 내부-개발자들이 느끼는 ‘AI 불평등’

IT서비스 산업에서 인공지능의 활용이 조직 내부에서 미치는 영향을 탐색함에 있어, 이론에 앞서 실전 현황을 먼저 파악해 보고자 실리콘밸리 리더급 개발자들과 경력 초기 개발자들을 심층 인터뷰하고 선별적으로 참여 관찰을 진행했다.

AI가 조직 내 불평등에 미치는 영향은 첫번째 연구 질문과는 달리 개발자들 중에도 다양한 시점을 종합하여 보았을 때 더욱 효과적으로 현황을 파악할 수 있는 부분이다. 이에 경력 초기의 개발자들과 여성, 소규모 스타트업 등의 개발자들을 인터뷰 대상에 포함하였다.

인터뷰 결과, 개발자 직군뿐 아니라 기존에 기업과 노동시장에서 채용, 평

가, 보상에 불평등한 영향을 미치던 주요한 다양성 축들의 영향이 AI 도입을 통해 확대 재생산되는 경향이 있음이 선명하게 드러났다. 이 중에도 특히 위의 노동과정 변화에서 살펴본 바와 같이, AI 코딩이 아직 대체하지 못하는 커뮤니케이션과 설계가 업무의 대부분을 차지하는 경력 개발자들과 나머지 개발자들의 경험 차이가 컸다. 일례로 구글에서 십 년 넘게 근무한 개발자는 “최근 구글에서는 AI 부문을 제외한 신입은 전혀 뽑지 않는다.”고 단언하기도 했다.

인터뷰 대상 중 경력 초기 개발자들은 대기업이든 스타트업이든 상관없이 정리해고를 경험했거나 대상이 될 것을 극히 우려하고 있었다. 반면, 중견 이상의 개발자들은 본인은 대상이 아니며 도리어 헤드헌팅 등 노동시장에서 본인들의 수요가 급격히 증가하고 있음을 체감한다고 밝혔다.

AI의 대거 도입 이전에도 개발자 직군, 특히 중견 이상의 리더급 개발자 직군은 일정 연령대, 인종 축으로는 백인, 성별 축으로는 남성들이 인구분포 대비 대거 차지하고 있었음은 주지의 사실이다. 따라서 AI가 개발자 직군의 조직 내부 불평등을 심화시키는 작용은 기존의 축들에게 모두 작용하고 있을 것을 유추해볼 수 있다.

2. 조직 내부-개발자는 “광산의 카나리아”

문헌조사로는 산업 내부 및 직종 내부의 불평등 심화를 보여주는 최신 연구들이 속속 나오는 가운데, 대표적 예로 스탠퍼드 대학의 ‘광산의 카나리아 (2025)’ 연구가 2025년 가을 중 출판됐다.

이 연구를 간단히 요약하면 :

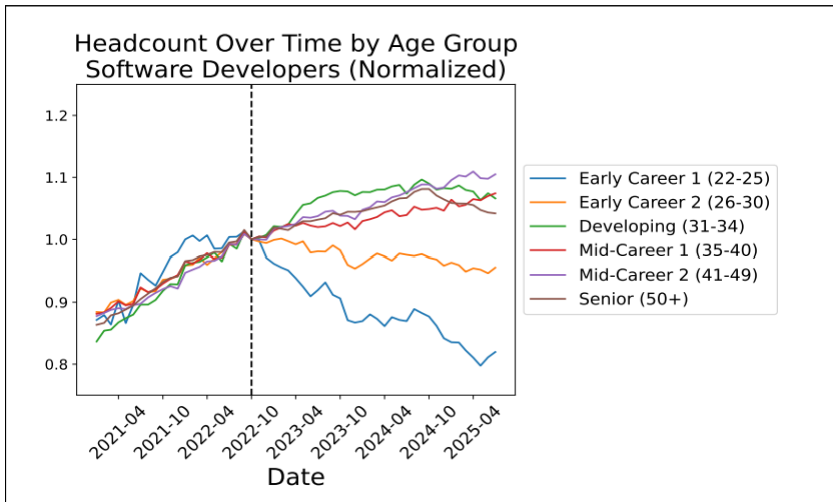
- 미국 최대 급여 플랫폼 기업인 ADP의 자료를 사용해 2021년 1월부터 2025년 7월까지 매달 기록된 18세부터 70세 사이의 정규 근로자 약 3.5백만~5백만 명의 데이터를 분석했다.
- AI가 직업 수 및 노동시장에서의 위치에 미치는 영향은 경력, 연령, 노동과정 설계(자동화 vs. 보조용도)와 같은 변수에 따라 다르게 나타났다. 전반적으로 임금 영향은 적은 것으로 파악되었다.

- 특히, 22~25세 연령군에 속하는 초기 경력자 소프트웨어 개발자나 고객 서비스와 같이 AI 노출이 높고 자동화 가능성이 큰 직업군은 다른 경력자에 비해 더욱 취약한 것으로 나타났다.
- 반면에 30대 중반~40대가 보통인 경력 중반군(Mid-Career 1, Mid-Career 2)의 개발자들은 오히려 2022년부터 2025년까지도 일자리가 늘어나는 추세였다.

이 연구에서도 앞의 인터뷰에서 시사된 바와 같이 경력 초기 개발자들과 숙련된 리더급 개발자들 사이의 불평등을 심화시키는 것이 관찰된 것이다. 특히, AI의 대거 도입을 통해 세대와 밀접히 연관된 경력 축을 위주로 한 불평등이 커지고 있다는 것이다.

이후 추가로 발표되고 있는 주요 산업 연구들의 결과 역시 본 장의 인터뷰 결과와 일치하여 동일 직종, 동일 조직 내부에서도 숙련도 및 구조적 위치에 따라 상이한 영향을 받는 양상을 보인다. 즉, 조직 내부 및 개발자 직군 안에서 불평등의 심화 현상이 관찰된다.

[그림 8-3] ‘광산의 카나리아 새?’ 중 경력기간별 개발자들 채용



자료 : Brynjolfsson, Chandar & Chen(2025), “Canaries in the Coal Mine? Six Facts about the Recent Employment Effects of Artificial Intelligence,” Digital Economy Labs, Stanford University, https://digitaleconomy.stanford.edu/wp-content/uploads/2025/08/Canaries_BrynjolfssonChandarChen.pdf.

이에, 두 번째 연구질문인 “IT서비스 기업 내에서는 AI 활용이 조직 내부 불평등을 심화시키는가 또는 완화하는가?”에 대한 답은, 기존의 불평등의 축들을 중심으로 조직 내부에서 불평등이 심화되는 양상을 보이며, 그중에도 경력/세대 축의 불평등이 첨예하게 나타나고 있다고 하겠다.

제4절 IT산업 AI 전쟁과 기업들 간 불평등

위에서 본 바와 같은 인공지능의 도입으로 인한 불평등의 심화는 조직 내부에서만 그 영향이 한정된 것이 아니다. 조직과 조직 사이에 격차와 불평등도 함께 심화되는 양상이 관찰된다.

IT서비스 기업들 사이에서도 불평등 심화가 진행되고 있으며, 주로 기업들 간에 ‘빈익빈 부익부’ 식으로 자원이 몰리는 형태가 기술과 인재라는 두 가지 측면에서 나타나고 있다. 이는 이미 막대한 자본을 보유하고 있는 대기업들이 AI에이전트와 같은 인공지능의 핵심적 신기술시장에서 경쟁 스타트업들을 합병하는 방법으로 경쟁기술의 개발을 중단시키거나, AI 핵심 인재 전쟁에서 한 사람 몸값이 기업인수 비용보다 더 큰 경우도 생기는 등, 기존에 자본이 확보되었던 대기업들이 기술적 우위와 상관없이 시장을 독점할 수도 있게 만든다.

이와 같은 정도를 넘는 자원 집중이 일어나게 되는 동인들로 크게 두 가지를 생각할 수 있다. 첫째는 누구에게나 명백한 동인으로 급속한 AI 시장의 팽창과 그 속에서 기하급수적으로 늘어나는 사용자들을 선점하여 미래 수익의 근거를 마련하려는 경쟁이다. 둘째는 그보다는 명백하지 않지만 정작 빅테크들 간의 AI 출시 경쟁이 정신 없이 일어나도록 부추기는 훨씬 근본적인 동인이다. 그것은 사용자 확보를 통해 무엇보다도 AI 에이전트를 포함한 AI 기술의 연료라고도 할 수 있는 LLM 데이터를 확보하려는 빅테크들 사이의 경쟁이다. 1970년대의 원유를 확보하려는 원유 전쟁과 오일 쇼크를 돌이켜보면 그 양상을 짐작할 수 있다.

이와 같은 기업들 간의 AI 전쟁통에 IT서비스 기업들 사이에서도 격차와

불평등이 심화되고 있다. 기술과 인재라는 두 가지 측면에서 ‘빈익빈 부익부’로 자원이 집중되는 모습이 보인다.

자본 면에서는 이미 막대한 자본을 보유하고 있는 대기업들이 AI 에이전트와 같은 인공지능의 핵심적 신기술 시장에서 경쟁 스타트업들을 합병하는 방법으로 경쟁 기술의 개발을 중단시키는 경우가 발생하고 있다. 인재 면에서는 AI 핵심 인재전쟁에서 한 사람 몸값이 기업 인수 비용보다 더 큰 경우도 생기는 동시에, 대량해고 소식이 이어지고 신규채용은 줄어든다는 뉴스를 심심찮게 볼 수 있다.

AI 전쟁으로 자본과 인재의 두 방면에서 IT서비스 기업들 간 불평등이 심화되고 있는 모습을 조금 더 자세히 살펴보자.

- Capital - 자본의 집중과 조직 간 불평등

AI 기술의 개발은 극도로 자본집약적이며 이에 더해 급속한 기술 변화로 정보에 불균등성이 더욱 심화되고 있다. 따라서 “High risk high return” 원칙이 더 강하게 적용된다.

미국의 경우 가장 부자 10%가 90%의 주식 시장을 차지하고 있다는 뉴스가 있다. AI 관련 주식들이 더욱 빨리 성장하고 있는 것을 보면 자본 확보 면에서도 불평등이 더 심화될 것으로 보인다. 기업들 간에서도 대기업이 인수 합병을 통해 기술과 인재를 사들여 독식할 수 있는 양상을 만들어준 것 또한 주목할 만하다.

- Labor - 인재의 집중과 조직 간 불평등

2025년 상반기에는 AI 에이전트(AI Agent) 기술이 글로벌 IT 산업 전반에서 가장 주목받는 핵심 트렌드로 부상하였다. 엔비디아의 젠슨 황 최고경영자(CEO)는 CES 기조연설을 통해 “AI 에이전트의 시대가 도래했다.”고 선언하며, 인공지능이 단순한 도구를 넘어 자율적 판단과 실행이 가능한 단계로 진입했음을 강조하였다. 이러한 발언을 계기로 AI 에이전트가 생산성 향상과 업무 효율성 제고에 기여하고 있다는 인식이 빠르게 확산되었다.

이와 동시에, AI 기술을 선도하기 위한 글로벌 기업 간 ‘수퍼 인재 확보 경쟁’

이 심화되고 있다. 특히 메타(Meta)는 '수퍼 인텔리전스 랩스(Superintelligence Labs)'를 신설하고, 경쟁사 출신의 최고 수준 AI 전문가를 파격적인 보상 조건으로 영입하는 등 공격적인 인재 확보 전략을 추진하고 있다.

그러나 이러한 고급 인력 중심의 채용 확대와는 대조적으로, 동일 시기 빅테크 기업 전반에서 대규모 인력 구조조정이 이어지고 있다. 마이크로소프트(Microsoft), 인텔(Intel), 아마존(Amazon), 메타(Meta) 등 주요 기업들이 연이어 정리해고를 단행하였으며, 메타의 경우 공식적으로 보고된 감원 규모만 2만 명을 상회한다.

근무 형태에서도 노동환경의 양극화가 관찰된다. 아마존은 전면 출근(주 5일 오피스 근무)을 의무화하며 조직 효율성을 강화하려 했으나, 일부 직원들의 강한 반발에 직면하였다. 반면 구글(Google), 애플(Apple), 메타(Meta), IBM 등은 여전히 하이브리드 근무 체제를 유지하고 있으며, 이는 기업별 경영 전략과 조직문화, 그리고 인력 구조 변화에 따라 상이한 접근 방식을 보여주는 사례로 평가된다.

일핏 기업들 사이에 자원의 집중 자체는 문제가 아닌 듯 생각할 수도 있지만, 기술적 혁신과 시장의 원리에 반하는 효과가 우려된다. 기존에 자본이 확보되었던 대기업들이 기술적 우위와 크게 상관없이 시장을 독점할 수도 있게 되기 때문이다. 그렇기에 시장이 실패할 때 개입하여 경제의 안정과 공정한 분배를 보장하는 정부와 정책의 역할이 더 중요해지는 때이다.

제5절 소결 및 시사점

결과적으로, 2025년의 IT 서비스 산업과 개발자 직군은 AI 기술 확산에 따른 생산성 향상 기대와 고급 인력 중심의 경쟁 심화, 그리고 구조조정 및 근무 형태 변화로 인한 조직 내 불균형이 공존하는 복합적 양상을 보이고 있다. 이와 같이 현재 IT 서비스 산업에서는 인공지능(AI) 기술의 도입과 확산으로 인한 생산성 향상이 대기업을 중심으로 집중되는 양상이 뚜렷하게 나타나고 있다.

이는 이미 인적·기술적 자원을 충분히 확보하고 있던 기업들이 AI 활용의 초기 이점을 선점함으로써 경쟁우위를 강화하는 결과를 낳고 있다. 반면, 중소기업들은 상대적으로 기술 접근성과 인재 확보 측면에서 제약을 받으면서 산업 내 격차가 확대되는 추세를 보이고 있다.

또한, 조직 내부적으로는 ‘광산의 카나리아’ 현상에서 확인되듯, 기존의 숙련도 및 경력 중심의 불평등 구조가 AI 기술 도입 과정에서 더욱 심화되는 경향이 나타나고 있다. 이는 개인 단위의 고용 안정성, 경력 발전, 임금 수준 등에 부정적인 영향을 미치며, 결과적으로 산업 전반의 구조적 양극화를 가속화시키는 요인으로 작용한다.

이러한 현상은 국내 산업 차원을 넘어 글로벌 차원에서도 유사하게 나타나고 있으며, AI 기술과 데이터 자원을 선점한 국가로 경제적 이익이 집중되는 자원 불균형이 심화되고 있다. 이에 따라 한국은 산업 내·외부의 불평등 확대를 완화하고, AI 기술의 생산성 향상 효과가 사회 전반으로 확산될 수 있도록 정책적 대응 방안을 마련할 필요가 있다.

이를 위해 다음과 같은 네 가지 부문의 정책을 검토하고 수립하는 것을 추천한다.

- AI 기술 접근성 제고 : 중소기업 및 스타트업을 대상으로 한 AI 인프라 지원 및 공공 데이터 개방 확대
- 인력 재교육 및 역량 강화 : 직무 재설계와 연계된 AI 역량 교육 프로그램의 확충을 통해 숙련 격차 완화
- 산업 내 포용적 혁신 생태계 조성 : 대기업-중소기업 간 기술 협력 및 상생 모델 구축을 통한 불균형 완화
- 국가 차원의 AI 거버넌스 강화 : 공정한 기술 분배와 지속 가능한 혁신을 위한 규제·지원체계 정비

이는 본 장의 마지막 연구 질문인 “어떤 조건하에서 AI 도입이 생산성과 함께 불평등 개선에 기여할 수 있는가?”에 대한 답이기도 하다. 이 네 가지 면에서 정책을 수립하되, 연구와 증거에 기반하여 어떻게 하면 AI 도입이 생산성 향상과 함께 불평등 완화에 기여할 수 있도록 만들 수 있는가를 살피고 이를 정책에 반영하는 것이 중요하다는 것이다. AI 도입이 단순히 생산성

제고에 그치지 않고, 사회·조직 내 불평등 개선으로 이어질 수 있는 조건이 무엇인가에 대해서는 본 연구 중 발견한 일부 기업과 개인의 움직임에서 실마리를 찾을 수 있었다.

우선, 기업 수준에서의 사례로는 일부 스타트업들의 전략적 대응이 주목된다. 대기업 중심의 'AI 인재전쟁' 속에서 상대적으로 자원이 부족한 스타트업들은 경쟁에 직접 뛰어드는 대신, "최고 인재 확보 경쟁에 참여하는 것은 비효율적"이라는 판단 아래 다른 접근 방식을 모색하고 있다. 이들은 비교적 젊고 잠재력이 높은 신입 인재를 채용해 자체적으로 교육·훈련함으로써 인력 양성의 내재화를 추진하고 있다. 이러한 전략은 기존에는 대기업에 진입하던 우수 인재가 채용 시장에서 상대적으로 유향 상태로 남게 된 상황을 기회로 전환한 것으로, 인력 시장의 구조적 불균형 속에서도 새로운 성장 동력을 확보하려는 시도로 평가된다.

한편, 개발자 인터뷰 및 참여관찰 결과에서도 생산성과 불평등 완화가 병행될 수 있는 조건이 일부 드러난다. 인터뷰에 참여한 개발자들은 AI 기술을 접한 이후 전반적으로 AI에 대한 낙관적 인식을 강화하고, 도구 개발과 활용에 보다 적극적으로 참여하게 되었다고 응답하였다. 일부 기업이 이러한 학습과 실험 과정에 재정적 지원을 제공한 것도 긍정적 요인으로 작용하였다.

개발자들의 인식 변화에는 다음과 같은 세 가지 요인이 공통적으로 확인되었다.

- 네트워크 효과 : 주변 동료들이 AI를 활용하여 불과 6개월 전만 해도 불가능했던 성과를 내는 것을 목격함으로써, AI 활용의 실질적 가치에 대한 신뢰가 형성됨.
- 개인적 경험 : AI가 자신이 요청하는 수준을 넘어 더 많은 기능을 수행할 수 있다는 점을 직접 체감하면서, 인간 고유의 창의적·전략적 역량은 여전히 대체되지 않을 것이라는 확신을 가지게 됨.
- 목적의식 강화 : AI가 더 많은 업무를 수행함으로써 사람들의 일상과 생산성을 실질적으로 향상시킬 수 있다는 '사회적 유용성'에 대한 믿음이 형성됨.

이러한 인식 변화는 개발자들이 단순한 사용자에서 벗어나 인공지능 도구 및 플랫폼의 개선과 개발에 능동적으로 참여하게 되는 계기로 작용할 수 있다. 결과적으로, 학습과 협업, 기술 접근성의 확대가 동시에 이루어지는 환경에서 AI 도입은 생산성 향상뿐 아니라 숙련 격차 완화와 포용적 혁신 촉진에도 기여할 수 있음을 시사한다.

제9장

콜센터 및 텔레마케팅 서비스업에서의 AI 도입과 노동과정의 변화 : 금융 및 보험업의 콜센터 고객상담 업무를 중심으로

제1절 왜 콜센터 산업을 주목해야 하는가?

인공지능 기술 도입의 확대는 전산업에서 거스를 수 없는 추세이며, 콜센터 산업 역시 예외일 수 없다. 콜센터 산업에 인공지능이 도입되기 시작한 것은 꽤 오래전 일이다. 한국의 1세대 챗봇(Chatbot) 업체가 2015년부터 챗봇 사업을 시작하였으나, 본격적인 서비스의 확대는 코로나19로 시작되었다고 볼 수 있다³⁾. 이후 보이스봇(음성봇, 고도화된 AI ARS)과 같은 추가적인 서비스가 출시되었고, 기술은 짧은 시간 내에 자주 묻는 질문 응대와 이에 대하여 정해진 답변 제공을 넘어 자연어를 이해하여 상황에 맞는 답변을 제공하는 수준까지 발전하였다. 이와 같은 서비스는 기본적으로 인공지능을 기반으로 만든 서비스로, 딥러닝, 머신러닝 기술을 바탕으로 고객에게 텍스트나 음성을 제공하는 방식으로 발전하였다. 최근에는 생성형 AI 기술을 접목하여 좀 더 자연스럽게 고객과 의사소통하면서 정확하게 일을 처리할 수 있게 서비스 개발이 이루어지고 있다.

콜센터는 인공지능 도입이 빠르게 이루어질 수 있는 산업 중 하나이다. 다년간 고객과의 상호작용을 통해 생성된 음성, 텍스트 등 다양한 데이터가

3) ECONOMY CHOSUN(2020. 5. 4), 「AI 접목하자 상담은 물론 용어 설명까지 척척」, https://economychosun.com/site/data/html_dir/2020/05/04/2020050400019.html.

대량으로 축적되어 있기 때문에 이를 사용하여 빠르게 인공지능 상용화를 할 수 있다. 그리고 콜센터는 인건비 비중이 높은 산업으로, 인공지능이 일에 도움을 주는 정도가 아닌, 직접적으로 일을 대신할 수 있다는 점에서 비용적 이득을 기대할 수 있기 때문에 기업은 기술 도입에 적극적인 태도를 보인다(Goover, 2024).

인공지능은 직무를 구성하는 과업 중 일부를 수행하여 일이 효율적으로 이루어질 수 있게 도와준다. 이를 통해 얻을 수 있는 가장 큰 성과는 생산성 향상이다. 그러나 이 과정에서 육체적 노동강도나 정신적 스트레스를 낮추는 효과는 확인되지 않는다. 그러나 인공지능 기술이 일하는 과정에 적용되어 근로자가 일하는 과정이 좀 더 편해질 수 있다는 주장은 계속되고 있다(노세리 외, 2024; OECD · KLI, 2025).

이것이 콜센터 상담일(Job)에서도 확인될까? 콜센터 산업에 인공지능 기술이 어느 정도 활용되고 있는지를 정확한 수치로 확인할 수는 없지만, 최근 콜센터를 주로 활용하는 업계에서 발표하고 있는 인공지능 활용 계획들을 보면, 고객상담과 같은 고객 응대에 인공지능 기술을 적극적으로 활용하고자 한다는 것을 알 수 있다. 금융 · 통신 · 유통 · 플랫폼 등 고객서비스가 핵심인 산업들은 고객 응대용 챗봇의 도입을 적극적으로 하고 있으며, 중견, 중소기업들도 2~3년 이내에 기술 도입을 하고자 하는 의지와 계획을 가지고 있는 것으로 나타난다. 그리고 은행, 보험, 증권, 카드 등에서 다양한 분야에 인공지능 기술의 활용을 검토하지만, 특히 콜센터를 포함해 상담과 같은 고객 응대 부분에 인공지능 기술을 사용하고 싶어 하는 것으로 확인된다(Goover, 2025).⁴⁾

그러나 인공지능으로 인한 콜센터 상담업무의 변화를 분석한 김관욱(2024)에 따르면, 콜센터 산업에 인공지능이 도입되면서 AI 상담사가 등장했으나, 이는 상담사들의 업무를 개선하거나 근로조건을 향상시키는 방향으로 작동하지 못하고 있다. 그는 AI 상담사의 등장은 콜센터 근로자들에게 새로운 역할을 요구하고 있고, 이는 감정노동을 넘어 책임노동이라는 새로

4) SAMSUNG SDS(2025. 1. 24.), 「2025년 국내 은행 AI 활용 전망」, <https://www.samsungsds.com/kr/insights/ai-in-banking-in-2025.html>.

연합뉴스(2025. 2. 24.), 「금융AI 최대 수요처는 은행 · 보험 ... 자산운용사 도입률 6% 불과」, <https://www.yna.co.kr/view/AKR20250221125000008>.

운 노동을 요구하고 있다고 주장한다. 유사한 주장은 다양한 기사에서도 확인할 수 있는데 챗봇, 보이스봇 등과 같은 AI 상담사 서비스 개발이 기존 상담사들의 업무 강도를 낮추는 방향으로 도입되지 않고 있으며, 상담사들의 일자리를 줄이는 방향으로만 전개되고 있다는 것이다.⁵⁾

그 이유는 무엇일까? 콜센터 상담 업무가 숙련도가 낮고 저임금이며 사회적으로 중요하지 않은 일이기 때문일까? 아이러니하게도 콜센터 상담 업무의 중요성은 낮아지지 않고 있다. 심지어 2020년 코로나19 팬데믹 시기 비대면 서비스의 의존도가 급증하면서, 콜센터 상담업무를 하는 노동은 필수 노동의 위치에까지 올라갔다(김관욱, 2024). 그리고 모든 산업이 동일하지 않지만, 기업들이 고객과의 접점이 되는 기능들을 축소해 가면서 콜센터 상담은 기업과 고객을 연결하는, 다시 말해, 고객이 기업을 경험하는 유일한 창구 기능을 하는 산업도 있다. 또한 인공지능을 활용할 수 있지만, 인공지능이 고객을 응대할 수 있는 부분이 단순하고 반복적인 질문에 국한되기 때문에, 고객의 불만 처리, 감정적인 위로가 필요한 상담, 복잡한 문제 해결 등의 영역에서는 여전히 상담사의 역할이 필수적이다.⁶⁾

이와 같은 콜센터 기능의 중요성에도 불구하고 기술이 일자리를 대체하는 방향으로 개발되는 이유는 콜센터가 운영되는 산업 구조에서 찾을 수 있다. 콜센터는 원청과 하청 구조로 운영되는 대표적인 조직이다. 은행, 공공기관, 통신사, 카드사, 보험사 등 서비스의 주체가 되는 기업이 원청에 해당하며, 전문 콜센터 운영 회사가 위탁 또는 도급 형태로 서비스를 수행하는 하청이 된다. 하청인 콜센터 운영 회사는 상담사를 직접 고용하고 이들을 대상으로 인사·노무관리, 배치, 교육, 평가를 담당한다.⁷⁾

이 구조가 문제적인 이유는 원청이 경쟁입찰 방식을 통해 하청을 선정함으로써 하청회사 간 단가 경쟁이 불가피하게 발생한다는 점에 있다. 이러한 단가 경쟁은 결국 인건비 절감으로 귀결되며, 그 부담은 상담사에게 저임

5) 주간경향(2024. 1. 9.), 「업무만 가르치고 빠져라? AI 활용법이 해고라니...」, <https://weekly.khan.co.kr/article/202401051300041>.

6) 중도일보(2025. 2. 18.), 「AI 컨택센터 도입, 기업 전략은」, <https://m.joongdo.co.kr/view.php?key=20250217010004906>.

7) 더스쿠프(2023. 10. 11.), 「콜센터 그 감옥 같은 공간의 비밀」, <https://v.daum.net/v/20231011094414839>.

금, 불안정한 고용 형태, 과도한 실적 압박 등의 방식으로 전가된다. 이러한 콜센터 산업의 구조적 특성을 고려할 때, 인공지능 도입은 단순한 기술 혁신을 넘어 비용 절감 수단으로 활용될 가능성이 크며, 이는 상담원 고용 규모의 축소뿐 아니라 노동조건 질적 악화로 이어질 위험을 내포한다.

본 연구는 콜센터 산업을 대상으로 인공지능 도입이 노동과정을 어떻게 변화시키는지 산업구조와 결합하여 분석하고, 이 과정에서 산업구조에 의해 제약되며 불평등을 경험하는 집단이 직면한 어려움을 논하고자 한다. 이를 위해 본 장은 콜센터 산업에 인공지능 기술을 적용한 서비스가 도입되면서 고객 상담일에 어떠한 영향을 주는지 살펴보고자 한다. 구체적으로는, 직무와 과업을 구분하여 인공지능이 어느 수준에서 개입하고 있는지를 분석하고, 이러한 기술 적용이 상담사의 노동 수행 방식과 업무 구성에 어떠한 변화를 가져오는지 검토한다. 이를 통해 콜센터 산업에서 인공지능 기술이 어떠한 방향으로 활용되고 있는지를 논의한다. 아울러 인공지능 도입 이후 콜센터 상담사의 생산성 등 성과 지표에 나타난 변화를 살펴보고, 이러한 성과가 근로조건 개선 등으로 근로자에게 어떻게 배분되고 있는지, 그리고 그 과정에서 영향력의 불평등이 존재하는지를 분석한다.

제2절 연구 방법

콜센터 운영을 가장 많이 하는 업종은 어디일까? 2025년 컨택센터 산업 총람에 따르면, 고객센터를 운영하는 산업은 매우 다양하게 파악된다. 유무선통신, 은행, 카드, 보험, 이커머스, 공공기관 등이 대표적이며, 이 중 유무선통신업의 고객센터 종사자 수가 약 16만 명으로 가장 많이 확인되며, 다음으로 카드(약 90,00명), 은행(약 8,500명), 소셜네트워크(약 9,000명) 등의 업체에서 고객센터 종사자 수가 높게 확인된다. 그리고 이 중 유무선통신을 제외하고 은행, 카드, 보험, 이커머스 등의 종사자 수는 큰 폭으로 증가한 것으로 나타난다. 이러한 현상이 발생한 주요한 이유는 비대면 서비스의 증가를 비롯해 맞춤형 상담 서비스 수요 증가, 소비자 보호 강화 등이라고 볼 수

있다.⁸⁾

콜센터에서 인공지능 도입과 이로 인한 업무 재편을 이유로 한 대규모 인력 감축과 해고 위기 사례가 몇 건 확인된다. 대표적으로 KB국민은행과 KB국민카드 건이 확인되는데, 각각 2023년과 2025년에 센터 폐쇄와 축소를 이유로 몇백 명의 상담사에게 해고 통지를 감행하였다.⁹⁾ 그리고 개별 건이 아니더라도 지난 5년간 신한, 현대, 삼성, KB국민, 롯데, 우리, 비씨, 하나 등 주요 카드사의 콜센터 상담 인력은 2,300명 정도 줄어든 것으로 확인된다. 그리고 은행들은 이 정도는 아니지만 유사한 경향이 확인된다. KB국민, 신한, 우리, 하나, NH농협 등 주요 은행의 상담원 수는 2024년 5월 기준 약 5,200명 정도인데, 이는 2019년과 비교해서는 약 200명 정도 축소된 규모이다. 콜센터를 운영하고 있는 다양한 분야 중 은행과 카드사를 중심으로 최근 몇 년간 지속적인 인력 감축이 진행되고 있다. 이는 10년 전부터 진행되어 오던 디지털 전환과 최근 가속화되고 있는 AI 상담 서비스 도입으로 인해 일어나는 구조조정이라는 것이 전문가들의 의견이다.¹⁰⁾

전산업에서 인공지능 기술은 다양한 직종의 근로자들에게 영향을 주고 있다. 그러나 실제 몇 년 사이 특정 직종의 인력이 20% 이상 가까이 줄어든 사례는 쉽게 찾을 수 없다(장지연 외, 2024). 이러한 점에서 보면, 금융권에서 확인되는 콜센터 상담 인력의 감소는 매우 크다고 볼 수 있다. 이에 본 연구는 다양한 산업에서 콜센터가 운영되지만, 최근 몇 년 사이 인공지능을 비롯한 기술에 의하여 고용의 양과 질이 큰 변화를 겪고 있는 것으로 확인되는 금융 및 보험업의 콜센터 상담 업무의 변화에 주목하고자 한다. 조사를 위하여 콜센터를 운영하는 은행, 카드, 보험사들의 인공지능을 활용한 챗봇, 보이스봇 기술 개발, 콜센터 인력 관리, 상담사 등을 대상으로 몇 차례 인터뷰

8) 프라임경제(2025. 3. 18.), 「컨택센터 사용 업계, 종사자 11만 3,595명 전년 대비 6.78% 감소」, <https://news.nate.com/view/20250318n21965>.

9) 중앙일보(2023. 12. 26.), 「구글, 3만 명 구조조정 추진설... 커지는 AI발 해고 공포」, <https://www.joongang.co.kr/article/25217626>.

오마이뉴스(2025. 11. 28.), 「장철민 “KB국민카드 대전상담원 150명 집단 해고 위기, 재검토해야”」, https://www.ohmynews.com/NWS_Web/View/at_pg.aspx?CNTN_CD=A0003186978.

10) 아시아경제(2024. 8. 12.), 「금융권 AI뱅크이 콜센터 개선해야」, <https://www.asiae.co.kr/article/in-depth/2024081208172521711>.

〈표 9-1〉 인터뷰 대상

번호	소속	부서 및 업무	인터뷰 일자
1	A사	콜센터 관련 IT기술 개발	11/5
2	A사 하청 콜센터	센터장 : 상담사 관리	11/6
3	B사	하청 콜센터 관리	11/6
4	B사	상담업무/AI 학습 업무	11/7
5	C사	IT기술 개발	11/10
6	C사	하청 콜센터 관리	11/10
7	D사 하청 콜센터	상담사 관리	11/11
8	E사	상담사	11/11

자료 : 저자 작성.

뷰를 진행하였다. 모기업의 기술개발 담당자, 하청 콜센터 관리 담당자, 직원 소속 상담사, 하청 콜센터 관리자, 하청 콜센터 상담사 등을 한 기업을 기준으로 인터뷰하는 것을 목표로 시작하였으며, 결과적으로 모든 기업사례에서 이 조건을 충족시키지는 못하였다. 그러나 가능하면 입체적으로 현상을 파악하기 위하여 한 기업을 중심으로 최소 2 이상의 이해관계자를 만나고자 노력하였다. 최종 인터뷰를 진행하여 연구 분석에 활용한 인터뷰 대상은 〈표 9-1〉과 같다.

제3절 분석 결과

1. 활용되는 인공지능 기술과 효과성 평가

은행, 카드, 보험사에서 사용하고 있는 인공지능 상담 서비스는 다양하게 불리고 있다. 종류를 보면, 챗봇(Chatbot), 콜봇(Callbot), 보이스봇(Voicebot) 등이 있다. 이들은 모두 대화형 AI로 사용자의 의도를 이해해 자동으로 응답을 제공한다는 공통점을 가지며, 사용 채널과 입력 및 출력 방식에 따라 서비스 종류가 구분된다. 챗봇은 가장 보편적인 단순 상담과 서비스 처리 서비스로, 홈페이지나 앱 등에서 채팅 형태로 질문을 받아 대답하거나, 절차 안내를 하거나 예약조회, 비밀번호 재설정 등 단순한 업무를 처리해 주는 서

비스이다. 텍스트 기반이라 메뉴 버튼이나 링크 등을 결합하여 서비스 신청, 변경, 해지와 같은 다소 가벼운 업무를 처음부터 끝까지 처리할 수 있다¹¹⁾. 콜봇은 고객이 콜센터로 전화를 걸면, 상담사를 대신하여 전화를 받아 상담 전에 필요한 정보를 수집하거나 간단한 안내를 하는 등 상담원의 일부 역할을 자동화한 서비스이다. 두 서비스 모두 콜센터 상담사가 하던 일 중 단순하고 반복적인 일들을 자동화한 서비스라고 볼 수 있다.

카카오페이, 토스 등 전자금융업이라는 법적 지위를 가진 핀테크, 플랫폼 비은행 금융회사의 경우 대출 상담 챗봇이 고객의 상황을 반영하여 맞춤형 상품을 추천하거나, 상담 히스토리를 기억해 맥락 있는 대화를 이어가는 사례도 확인된다. 이는 생성형 AI 기술을 도입한 것이다.¹²⁾ 그러나 본 조사에서 만난 은행법에 따른 은행이나 카드사, 보험사의 경우 현재 챗봇, 콜봇 등의 서비스는 생성형 AI 기술을 적극적으로 적용하고 있지 않다. 주로 규칙 기반의 전통적 머신러닝과 음성 기술을 조합하여 동작하는 것으로, 모바일 앱, 웹사이트, 메시지 앱, 또는 전화 등을 통해 자연어(NLP)를 사용하여 대화를 나누는 소프트웨어라고 볼 수 있다¹³⁾. 현재 전통적인 금융 및 보험 회사들이 사용하는 봇(bot) 서비스는 생성형 AI이전 세대의 것들로 미리 정의된 규칙과 시나리오 그리고 음성 기술을 통해 동작하는 자동응답 시스템이라고 볼 수 있다.

그렇다고 이 분야에 생성형 AI가 전혀 활용되고 있지 않은 것은 아니다. 2024년 말부터 금융위원회는 생성형 AI를 활용하여 서비스를 개발하고 상용화할 수 있도록 몇몇 기업을 대상으로 혁신금융서비스를 지정하였다. 그 결과, 몇몇 기업에서 규제 특례하에 대화형 상담, 투자 Q&A, 카드 추천 등 일부 기능을 비대면 채널에서 제한적으로 오픈하여 운영하고 있다.¹⁴⁾ 그러

11) Clickup(2024. 7. 26.), 「챗봇과 대화형 AI : 차이점은 무엇일까요?」, <https://clickup.com/ko/blog/191636/chatbot-vs-conversational-ai>.

12) 카카오페이트크(2025. 5. 16.), 「생성형 AI와 금융의 만남, 대출 음성 상담 챗봇 서비스」, <https://tech.kakaopay.com/post/loan-voice-ai-chatbot/>.

13) Clickup(2024. 7. 26.), 「챗봇과 대화형 AI : 차이점은 무엇일까요?」, <https://clickup.com/ko/blog/191636/chatbot-vs-conversational-ai>.

14) 금융위원회(2024. 12. 11.), 「[보도자료] 혁신금융서비스 25건을 신규 지정하였습니다」, <https://www.fsc.go.kr/no010101/83584?srchCtgr=&curPage=51&srchKey=c&srchText=&srchBeginDt=&srchEndDt=>.

나 이러한 인공지능 상담 서비스는 아직 전면적인 대체 수준에 이르지 못하는 못하고 있다. 특히 콜센터 상담업무 전반을 대체할 수 있을 정도로 생성형 인공지능 기술을 기반으로 한 서비스를 개발하여 고객에게 제공하고 있는 사례는 아직 확인되지 않는다.

“AI를 사용하는 업무는 하고 있습니다. 하고 있는데 생성형 AI를 아직 안 하고 있다는 뜻이죠. 생성형 AI를 아직은 도입 못 하고 있다는 거죠.” (#3, B사)

금융과 보험회사에서 고객의 상담업무에 챗봇, 콜봇 등을 사용하기 시작한 것은 2017~2018년대쯤이라고 볼 수 있다.¹⁵⁾ 회사마다 서비스를 시작한 시기는 조금씩 차이가 있지만, 기업들이 본격적으로 서비스 확대를 시작한 것은 코로나19 팬데믹 시기이다. 당시 사회적 거리두기로 인해 비대면 서비스에 대한 요구가 급증하였지만, 상담 인력이 대거 이탈한 데다 인력 수급을 하지 못하면서 많은 회사들이 기술 개발을 시작하였고, 3~6개월이라는 짧은 시간 내에 서비스를 만들어 고객에게 제공하기 시작하였다. 그리고 최근 생성형 AI 기술이 등장하는 등 인공지능 기술이 빠른 속도로 개발되면서, 다양한 기업들이 인공지능을 접목한 고객 상담과 업무 처리 서비스를 확대하고 있다.

“아마 코로나 시국하고 인력 채용이 안 되는 문제가 같이 겹쳤었어요. 인력 채용 문제가 같이 있어서 이걸 헛지하고 비용 절감도 같이 있었거든요. 세 가지 문제가 같이 있다 보니까 비용 절감, 코로나 이슈, 비대면 업무 영역도 늘리는 것과 인력적인 부분들 인력 채용 안 되는 부분, 시장이 안 좋은 부분들을 반영해서 AICC를 통해서 어느 정도 불안 요소를 헛지를 하고 인바운드는 인바운드에 집중해서 상담을 할 수 있게 하자라는 취지가 있었어요.” (#1, A사)

기업들이 인공지능 기반 상담 서비스를 개발한 배경은 여러 가지로 설명될 수 있으나, 운영비 절감과 업무 효율화가 그 핵심적인 요인으로 작용하고 있다고 볼 수 있다. 인공지능 상담 서비스는 콜센터로 유입되는 문의 가

15) CARD GoORILLA(2017. 9. 19.), 「카드사에 챗봇 열풍 불어올까?」, <https://www.card-gorilla.com/contents/detail/373>.

전자신문(2018. 4. 2.), 「국내 최초 신용카드 상담 챗봇 나왔다.」, <https://www.etnews.com/20180402000208>.

운데 상당한 비중을 차지하는 조회, 재설정, 확인 등 단순·반복적인 업무를 자동화하는 방식으로 도입되었다. 이후 안내 및 설명과 같이 표준화된 스크립트가 존재하며 이를 고객에게 전달하는 데 그치는 업무 영역에서도 인공지능 서비스가 확대·적용되었다. 이러한 변화는 콜센터 운영 비용 절감에 국한되지 않고, 기업이 디지털 채널을 확장하고 이를 통해 수익을 창출하려는 전략적 목적과도 연계되어 있다.

한편, 기업들은 챗봇 및 콜봇 서비스의 확대로 콜센터로 인입되는 전체 콜 수는 감소하였다는 점에서는 공통적인 평가를 제시하고 있다. 그러나 비용 절감 효과에 대해서는 기대에 미치지 못한다는 인식이 지배적이다. 한 기업의 사례에 따르면, 인공지능 상담 서비스의 연간 기술 사용료가 상담원 약 4명의 인건비 수준에 해당하며, 실제로 해당 기술이 대체하거나 처리할 수 있는 업무량 또한 상담원 4명 수준에 그친다고 평가하고 있다. 이와 함께 업무 효율성 측면에서도 뚜렷한 개선은 나타나지 않은 것으로 인식되고 있다. 특히 기대되었던 업무 처리의 완결성, 즉 성공률이 높지 않으며, 상담 과정에서 오류가 발생하는 사례도 적지 않다. 그 결과, 인공지능 상담 이후 다시 콜센터 상담원에게 업무가 연결되는 경우가 빈번히 발생하고 있다. 또한 전체 콜 수는 감소하였으나, 한 콜당 통화 시간이 길어지면서 고객 대기 시간이 증가하고 고객이 통화를 중단하여 이에 따른 불만이 발생하는 문제도 나타나고 있다. 이러한 점에서 기업들은 콜센터 상담 업무의 전반적인 생산성이나 성과가 크게 개선되었다고 보기는 어렵다고 인식하고 있다.

“AI가 실질적으로 성공률이 많지가 않은 게 뭐라고 표현을 해야 되죠. 업무 처리하다가 예러가 발생이 되는 것도 있어요. 사람이 하면 예러는 없거든요. 사람이 하다 보면 예를 들어서 보험료 납입까지 한다면 보험료 납입까지 안 되고 중간에 예러가 발생이 돼서 종료가 돼버리는 형태도 발생이 되고. 어차피 그 콜이 다시 콜센터로 들어오고 조금 어려운 것들이 있어요.” (#1, A사)

“효율이 떨어졌어요. 콜은 인원이 생산성이거든요. 인원이 몇 명이 들어가는냐에 따라서 생산성이 좋아지는 건데, 아무래도 사람이 없으니까 받는 콜이 밀려버리면 고객이 전화를 기다리다가 끊기는 경우가 더 많다 보니까 그런 효율은 더 나빠진 것 같아요. 최근 5년, 2020년부터 쪽 나빠졌었거든요. 쪽 안

좋았어요. 2020년 이후로 계속 안 좋아지기 시작했었고….” (#1, A사)

그리고 기술적 한계도 있지만, 더욱 심각한 문제는 고객들이 챗봇, 콜봇 등 인공지능 상담에 대한 거부감이 크다는 것이다. 많은 비용을 투입하여 인공지능 상담서비스를 내놓았지만 기대만큼 회사에 비용적 이득을 가져다주지 못하는 것은 이 때문이다. 기업은 고객의 챗봇, 콜봇 등 기술 서비스 거부 문제는 생성형 AI 기술의 접목 여부에 관계없이 쉽게 극복할 수 없는 문제라고 보고 있다.

“‘네, 아니요.’ 말만 하면 되는 일인데 지금은 본인이 ‘네, 아니요.’ 말만 하고 말을 하는데 AI가 못 알아듣고. 그럼 다시 한 번 얘기해야 되고 엉뚱한 소리하고. 이러니까 실질적으로 고객들이 ‘AI가 전화하지 않게 해주세요.’ ‘사람이 전화해라. 왜 기계가 전화하냐.’ 이렇게 전화하시는 분도 계시고, 민원이 있어서 AI 캠페인 거부를 할 수 있는 것도 만들어났어요. 민원도 생기니까.” (#1, A사)

그러나 인공지능 상담 서비스가 가진 긍정적인 효과도 있다. 인공지능 서비스를 사용하면서 상담원 등 관리 업무와 관련한 비용이 감소하였다는 것이다. 인공지능 서비스는 사람과 달리 계속 일관되게 고객에게 서비스를 제공할 수 있다. 그리고 기업이 가장 긍정적으로 보는 것은 채용이 필요 없으며, 별도의 교육훈련도 필요 없다는 것이다.

“결근을 한다거나, 조퇴를 한다거나, 지각을 한다거나 이런 게 없어요. 그리고 애네들은 채용이 되면 퇴사가 없어요. 교육이 필요가 없어요. 그런 부수적인 인원들 QA가 필요 없어요. 채용 인원 필요 없죠. 이런 것들은 편하긴 하죠.” (#1, A사)

기업들은 향후 생성형 인공지능 기술이 기존의 고객 상담 업무에 적용될 경우, 상담원이 직접 응대하는 것과 유사한 수준으로 보다 유연한 업무 처리가 가능해지고, 현재보다 상담을 통해 처리할 수 있는 업무 범위 또한 확대될 것으로 기대한다. 그리고 생성형 AI를 적용한 서비스의 보급도 짧게는 2년에서 5년 사이에 이루어질 것이라고 예상한다.

그러나 생성형 AI가 적용된 지금보다 좀 더 고객에게 자연스럽게 응대하

는 서비스가 출시될 것이지만, 이를 적용한 상담 서비스가 빠르게 전면적으로 보급되기는 쉽지 않을 것이라는 인식도 동시에 존재한다. 인공지능 기술이 고도화되더라도 일정 수준의 오류 발생 가능성을 완전히 배제할 수 없기 때문이다. 또한 고객이 요구하는 한 가지 일을 완료하기 위해서는 해당 고객이 가진 조건을 고려해야 하고, 이에 맞게 상담이 이루어지고 일이 처리되어야 하므로, 한 고객이 제시하는 요구의 수가 많은 경우 인공지능 서비스는 고객이 요구하는 모든 상담과 요구들을 한 번에 처리할 수 없다. 이러한 점에서 기업은 고객 상담 업무의 상당한 부분을 인공지능 기술로 대체하는 데에는 한계가 있을 것으로 보고 있다.

“상당히 많이 어려워요. 나 무슨 수술받았는데 서류가 뭐가 필요해? 이 사람이 장애 수익자인지 계약자인지에 따라서, 계약자이기만 하면 너는 청구할 수 없어라고 얘기해야 되고 장애 수익자인 경우에는 장애 수익자에 관련된 서류를 안내해 줘야 되고. 이걸 구분하기가 상담원들도 되게 많이 헷갈려 하고 있어서 쉽지는 않은 것 같아요. 사망자 건이 들어왔어요. 이 사람이 자기가 상속인이라고 그러는데 우리가 상속인인 걸 확인할 수가 없잖아요. 그럼 뭘 받아야 되냐면 서류를 받아야 되거든요. 상속인이라는 서류를 받아야 되고 이 사람이 사망했다라는 서류를 받아서 처리해야, 받아서 안내를 해야 되는 일들이 발생이 되잖아요. 이걸 AI가 할 수는 없는 거죠... 그다음에 우리가 한번에 업무 처리를 하는 게 아니라 끊고 서류를 받아서 확인하고 리콜을 한다든가 이런 업무들이 상당히 많아요.” (#2, A사 하청센터)

“상담이라는 게 책임의 문제들이 분명히 있거든요. 오상담이라든가. 아무리 생성형 AI 기술이 발전됐다 하더라도, 예를 들면 5%에 아니면 3%의 오상담이 났을 때 그런 것들에 대한 책임 문제들이기 때문에 그런 것들은 굉장히 민감하기도 하고, 여전히 고객분들이 음성 상담하는 쪽에 붓이 받는 것에 굉장히 큰 부담이 있으세요. 거부감이 있으세요. 저희 카드사 같은 경우에는 일반 영업점은 거의 없고, 저희 상담 채널의 유일한 마지막 채널은 고객센터인데 여기까지 전화를 했는데 사람이 안 받고, 전화도 늦게 받는데 사람이 안 받고 붓이 받는다. 이런 것에 대한 불만들이 있으셔서 두 가지 이유 때문에, 손님에 대한 감성적인 것이라든가 오상담에 대한 이슈들 때문에 당장은 계획을 하고 있지는 않습니다.” (#6, C사)

“고객분이 자기가 궁금했던 모든 사항을 인공지능하고만 해결하고 나갈 수 있냐. 그건 아닐 것 같다는 거죠. 결국 어느 정도 하다가 여기서부터는 사람하고 얘기를 해봐야겠네라는 판단이 될 거니까, 그때부터 사람이 필요할 거 같아요. 그 정도 수준이 현재 기대하는 수준이다 보니 이걸 가지고 얼마만큼의 인력 대체 효과를 누릴 수 있겠느냐 하면 아직은 그렇게 크지 않다인 거죠... 은행이라서 더 그런 것 같아요. 왜냐하면 진짜로 기술이 의심할 여지 없이 완벽한 정보를 제공한다는 확신이 있으면 오히려 더 적극적으로 확실히 사람이 할 수 있는 일과 기계가 하는 일을 우리가 분리를 해놓고 운영을 하자 할 수 있을 텐데, 그게 아니다 보니까 아직까지는 보조적인 수단이라고 하는 범위를 아직 벗어나지 못하는 것 같아요.” (#3, B사)

“카드는 6개월 동안 뭘 안 쓰고 예전에 받은 사은품 이력이 없어야 이걸 지급을 해요. 이걸 고객이 들어와서 정보를 다 보고 저희가 하나하나 비교를 해서 확인해 줘야 돼요. 애가 6개월 전에 탈퇴한 게 있는지 카드를 쓴 적 있는지, 이걸 챗GPT가 다 할 수는 없거든요. 왜냐하면 과거 데이터를 요청을 해서 받아오고 이걸 해야 되는데 한꺼번에 안 되는 거죠. 그리고 행사도 대외조건 이런 게 많아요. 이걸 저희는 계속 바뀌어요. 금액도 계속 바뀌고 글자 하나만 달라지는 게 정말 갑자기 행사조건을 확 바꿔버린다는지 이런 게 많으니까 AI가 따라올 수가 없는 거예요. 고객도 이해를 못하는 거예요. 이거 들어오면 저희가 하나하나 설명해주고 언제까지 유지하세요. 왜 지급 안 되냐 하면 이때 지급돼요. 이거 왜 지급 안 되는 거냐 하면 설명해주고 안 되잖아, 그럼 예외 처리도 알아봐주고. 이걸 하나하나 작업을 해야 되니까 AI가 따라올 수 있는 수준이 안 되는 거예요.” (#8, E사)

2. 인공지능으로 인한 고객 상담일의 재편

인공지능 기술을 접목한 상담 서비스인 챗봇과 보이스봇은 콜센터 상담 업무 가운데 일부 과업을 수행하고 있는 것으로 볼 수 있다. 예를 들어, 콜봇은 고객이 콜센터로 전화를 걸 경우 상담사를 대신하여 초기 응대를 담당하며, 본격적인 상담에 앞서 필요한 정보를 수집하는 역할을 수행한다. 콜봇 도입 이전에는 콜센터로 인입된 전화를 상담사가 직접 수신하여 본인 확인 절차를 진행하고, 상담 목적과 내용을 파악한 후 상담을 수행하는 방식이 일

반적이었다. 반면 콜봇 도입 이후에는 이러한 사전 정보 수집 과정의 일부가 기술을 통해 자동화되고 있다. 챗봇 역시 유사한 방식으로 기존에 상담사가 수행하던 예약 조회, 비밀번호 재설정 등의 업무를 대체하고 있다. 아울러 상품 안내나 홍보, 절차 안내, 가입 여부 확인 등 아웃바운드 상담 업무의 일부를 수행하는 서비스도 개발·도입되고 있으며, 이와 같은 업무 영역에서도 상담사의 과업 중 일부가 기술로 대체되고 있다.

“지금은 되게 고도화된 거고요. 그 당시에는 어떤 게 있었냐면 가령 이런 얘기가요. 고객이 인입이 돼서 본인 확인절차를 밟아. 본인 확인절차를 밟기 위해서 약 2분을 소요를 해요. 예를 들어서. 고객이 자기 주민번호, 자기 계좌번호, 계좌 비밀번호 인증을 해야 하니까. 나이 드신 분은 2분, 젊은 분들은 빠르게 인증을 하는데, 그 전에 얼굴을, 지문을, 목소리를, 음성인식을 미리 해놓고 접근하다 보면 시간들이 다 줄어들고 그다음에 바로 상담사 연결했을 때는 용건만을 얘기하는 거죠.” (#7, D사)

상담사들은 콜봇 등의 AI 상담사로 인해 이전과 비교하여 분명 편해진 부분도 있다고 본다. 인공지능 상담 서비스가 도입되기 이전 상담사는 고객과의 통화에 의지하여 필요한 모든 고객 정보를 취득하였다. 카드번호, 주민번호 등을 모두 고객의 음성을 통해 전달받았고 이 과정에서 오류가 나기도 하였다. 지금은 상담사와의 상담 이전에 고객의 기본적인 정보가 자동으로 확보되고 이것이 상담사에게 전달되기 때문에 훨씬 정확하고 빠르게 본격적인 상담 업무를 처리할 수 있다.

“상담사가 연결할 때 힘들었던 것은 계좌 번호 확보, 또는 본인 카드인지 여부를 확인하기 위해서. 그 시간도 다 함축이 되고, 카드 상담사가 다 번호입력, 번호도 8인데 3으로 잘못 들어서 오타 날 것도 없이 본인들이 입력하고 하니까 AI로 다 대체가 되는 거죠.” (#7, D사)

그러나 단순한 상담이나 상담 초기 단계의 업무가 자동화되면서, 자동화가 어려운 고객의 복합적 요구나 처리 시간이 오래 소요되는 상담 업무가 상담사에게 집중되는 문제가 발생하고 있다. 업종별로 차이는 있으나, 은행·카드·보험사 등 금융권 콜센터의 경우 과거 상담사와 고객 간 평균 상담 시간은 약 3~5분 수준이었던 반면, 최근에는 상담사 1건당 평균 상담 시간

이 약 10분 내외로 증가한 것으로 나타난다. 이는 고객들이 단순한 업무는 모바일 앱이나 ARS 기반의 챗봇·보이스봇을 통해 먼저 처리한 후, 그 과정에서도 해결되지 않은 추가적인 질문이나 확인 사항, 또는 챗봇이나 보이스봇이 적절히 처리하지 못한 업무를 중심으로 상담사에게 문의하기 때문이다.

“보험사 같은 경우에는 최소 5분 이상의 상담이 대부분 이루어졌었고, 은행도 3분 30초는 나오고 있는 것 같아요. 평균 콜타임. 그리고 요즘에 10분 이상이 됐다고 한다면 말 그대로 상담사한테 연결하는 명령대를 보면 혹은 업무 유형을 보면 콜이 길어지는 장콜로 이어지는 상담들이 연결이 되는 것 같거든요. 전체 인입되는 콜 양은 적어지고 한 콜에 콜 타임은, 평균 콜 상담 타임은 길어지는.” (#7, D사)

이와 함께 상담사의 업무는 이전에 비해 전반적으로 복잡성과 난이도가 높아지고 있다. 고객이 보다 다양한 질문과 요구를 함에 따라, 상담사는 짧은 시간 내에 보다 다양한 정보를 신속하게 탐색하고 이를 고객에게 제공해야 하는 상황에 놓이고 있다. 그리고 상담사들은 인공지능 상담과 인간 상담사의 성과를 직접적으로 비교당하는 일도 종종 겪는 것으로 나타났다. 고객은 인간 상담사에게 인공지능 상담과 같이 빠른 대응을 요구하기도 하며, 인공지능 상담보다 더 정확한 정보를 제공해주기를 기대한다. 그 결과, 상담사들은 상담 업무의 난이도가 상향되고 있다고 느끼고 있으며, 동시에 업무 부담과 업무량 또한 증가하는 경향을 인식하고 있는 것으로 나타났다. 이에 대한 인식은 기업도 마찬가지라고 볼 수 있다.

“어려운 콜이 많아졌다고 생각해요. 옛날에는 1건만 처리하는 것들이 많았었어요. 업무를 한 종류의 업무만 하는 경우가 많았는데 지금은 업무를 여러 개를 해요. 예를 들어서 보험료 납입을 했다가 어떤 것은 대출도 받았다가 어떤 것은 해약을 하기도 하고, 고객이 한 가지 업무로 들어오지 않는다는 거죠. 여러 가지 업무를 써서 들어와서 한꺼번에 업무 처리를 하는 경우가 많아진 거예요. 그래서 콜 타임이 늘었어요.” (#1, A사)

또한 상담 과정에서 제기되는 민원의 강도도 높아졌다. 앞서 기술 서비스가 쉽게 확산될 수 없는 이유에서도 살펴보았듯이, 고객들이 인공지능을 적용한 서비스에 호의적인 태도를 보이지 않는다. 기업은 초기에는 고령층과

같은 일부 연령층에서 기술 서비스가 낯설어서 활용이 쉽지 않고 거부감이 있을 것으로 판단하였다. 그러나 최근에는 기술에 대한 거부감이 반드시 특정 연령대에서만 확인되는 것은 아니라고 보고 있다. 젊은 층 고객들도 AI를 통한 안내와 상담에 대한 거부감을 표출하는 경우가 많아지고 있다.

“상담사들에게 요구되는 수준이, 그리고 감정노동에 대한 강도가 더 세지는 거죠. 정말로 불편한 일이 있을 때 정말 연결을 하는 느낌이에요. 옛날에는 콜센터에 전화해서 불만 얘기하니까 2만 원 상품권 주더라, 3만 원 상품권 주더라 하면서 억지로 하시는 분들도 많았는데, 지금은 불만을 표시하는 분들한테 함부로 상품권 얘기를 해보아야 그 사람은 더 ‘나 그거 때문에 전화 한 거 아니야’ 하고 자존심 상해하시는 경우도 있고. 제가 보기에는 상담사분들은 점점 감정에 대한 CS 기본 그런 것에 대한 게 더 강하게 요구되고 있고. AI한테 이미 학습이, 초기 질문 단계에서는 답을 들었던 것을 AI한테 못 들었던 걸 상담사한테 추가 연결을 해서 들어야 되는 경우가 있잖아요... 상담사들이 쉽게 생각하면 우리가 욕받이야 이런 소리를 많이 하죠. 그제 감정을 표출하고 싶을 때는 우리가 필요한 거죠.” (#7, D사)

“고령층 고객들의 상담은 바로 상담사에게 연결돼요. 그렇게 설정되어 있어요. 그런데 최근에 MZ라고 하죠. 젊은 층 고객들도 AI가 전화하면 끊어버려요. AI 상담에 대한 거부감이 좀 더 심해지고 있다고 보고 있어요... 오히려 정말 20~30대들도 콜센터만 계속 전화하는 사람들도 있고. 그런 사람들한테 챗봇으로, 웹으로 링크 같은 것을 보내줘서 다음엔 여기서 해라라고 보내거든요. 근데 안 들어오더라고요.” (#5, C사)

일부 기업은 생성형 인공지능 기술의 적용 등 인공지능 기술이 고도화될 경우 이러한 문제들이 일정 부분 완화될 수 있을 것으로 기대하고 있다. 그러나 이에 대한 기업들의 인식과 대응은 일관되지 않다. 조사에 응한 기업 다수는 고객의 인공지능 상담 서비스에 대한 거부감이 예상보다 쉽게 해소되지 않을 가능성이 높다고 인식하고 있어, 인공지능 기술 적용의 추가적인 확대에 대해 신중한 태도를 보이는 것을 확인할 수 있었다. 동시에 이들은 경쟁 기업들이 인공지능 기술을 적극적으로 도입·확대하고 있다는 점을 고려하여 기술 적용을 확대하지 않을 경우 경쟁에서 뒤처질 수 있다

는 우려는 가지고 있어 인공지능 기술의 적용 확대를 계획하고 있는 모습도 나타났다.

그렇다면, 이러한 일의 변화와 함께 인력의 변화도 있을까? 인공지능 기술을 이용한 챗봇, 콜봇의 도입으로 인한 인력 변화는 2020년 이후부터 일어나고 있는 것으로 확인된다. 인공지능을 이용한 상담 서비스는 2017년, 2018년과 같이 2020년 이전부터 도입되었지만, 서비스가 확대되고 이에 고객들이 적응한 후 기업들은 2020년 이후에 대규모 인력 감축을 진행하였다.

기업이 상담 인력 규모를 축소할 가장 큰 이유로 공통적으로 콜센터로 인입되는 콜의 수가 감소하였다는 점을 강조한다. 고객들이 인공지능 기반 상담 서비스를 활용하여 간단한 상담 업무를 비대면 채널에서 처리할 수 있게 되면서 콜센터로 직접 전화를 거는 빈도가 감소하였다는 것이다. 이에 따라 기업은 상담 인력 감축을 단행하였으며, 조사 대상 기업 중에는 기존 인원의 절반 수준으로 인력을 축소할 상태로 현재까지 운영하고 있는 사례도 확인된다.

이와 같은 대규모 인력 감축을 단행한 기업은 일부에 해당하지만, 전반적으로 볼 때 챗봇과 콜봇 등 인공지능 상담 서비스의 도입이 확대되면서 콜센터 상담 인력 규모는 상당히 감소한 것으로 확인된다. 상대적으로 어려운 일에 해당하는 인바운드 상담 업무에서도 인력 감축이 확인되지만, 특히 단순한 안내 전화에 해당하는 아웃바운드 상담 업무를 담당하던 인력의 경우 한 번에 절반 이상이 축소되는 등 인력 규모 변동 폭이 더 크게 나타나는 경향이 있다. 또한 상담 인력 규모의 조정은 일회성에 그치지 않고 지속적으로 이루어지고 있는 것으로 나타난다. 조사 대상 기업 가운데 인력 규모에 전혀 변동이 없는 사례도 일부 확인되지만(#8, E사), 다수의 기업은 초기 감축 이후에도 매년 0~10% 수준의 점진적인 인력 감축을 지속하고 있다고 응답하였다.

“모바일 쪽으로 빠지는 단순 업무 처리들이 많다 보니까 콜이 줄어서 저희가 100명 정도가 줄었거든요. 전체적으로. 콜이 엄청나게 줄더라고요. 옛날에 320명이면 지금 220명 수준 정도. 신계약 해피콜 쪽 인원도 절반 정도 수준으로 줄었고 거기가 60명이면 30명 정도 운영을 한다라고 보시면 될 거고, 그다음에 인바운드 쪽도 280명 정도 되는 인원에서 140명 정도 운영을 하고 있گی

때문에 인원을 많이 줄였죠. 콜도 많이 줄었어요.” (#1, A사)

“인공지능 사용해서 단순 상담하면서 아웃바운드 인력이 지금 30명인데, 60명에서 줄어들은 거예요. 그리고 상담 인력은 늘리지 않을 거예요. 계속 축소는 할 거구요.” (#2, A사 하청사)

“2023년도에서 2024년도 넘어오면서 17%가 줄었어요. 제가 맡고 있는 스킬은 정말로 인력이 필요하다고 생각했는데 17%가 줄었고요. 이때가 보이는 ARS가 생긴 때예요. 바로. 그리고 이제는 2023년에서 2024년 넘어오면서 2024년도는 조금 유지를 했고 2025년도 그 인원으로 유지를 하다가 내년도에는 5% 정도 더 줄인다 얘기가 나오더라고요.” (#7, D사 하청사)

한편, 몇몇 기업들은 상담 인력을 더 이상 축소하기 어렵다고 보고 있다. 이들은 공통적으로 두 가지 이유를 제시한다. 첫째, 콜센터는 기업이 고객과 직접 접촉하는 사실상 유일한 창구라는 점이다. 해당 기업들은 상품을 판매하고 있음에도 불구하고 대리점이나 오프라인 점점을 두고 있지 않으며, 고객은 고객센터를 통해서만 기업의 정보를 획득하고 기업과 의사소통을 수행하고 있다. 이러한 구조에서 콜센터 업무를 인공지능으로 대체하고 상담 인력을 현재보다 추가적으로 축소하는 것은 기업 입장에서 쉽지 않은 선택이라는 것이다. 그리고 VIP고객 케어, 손님 상담 즉각 콜백 등 고객 케어 부분에 새로운 고객 니즈들이 생겨나고 이는 서비스 수요로 이어지고 있기 때문이다. 둘째, 한번 축소된 상담 인력을 다시 확대하는 것이 쉽지 않기 때문이다. 콜센터는 수요 예측이 쉽지 않고 수요 변동성과 불확실성이 높은 일이다. 이러한 점에서 현재의 상담 인력 규모를 기준으로 추가적인 인력 감축을 단행하는 것은 운영 측면에서 비효율적일 수 있다는 인식이 공통적으로 제시되었다.

“저희가 인력에 관련된 이야기를, AI 효과성에 대해서 얘기를 할 때, 저희가 100% 대체할 수 있다라고 그렇게 생각하지 않거든요. 쉬운 거, 단순한 거, 명확한 것부터 시작할 거고. 어쩔 수 없이 사람의 능력으로 상담을 해야 하거나 처리해야 되는 업무는 남을 거다. 오히려 저희는 AI의 순기능이라고 기대를 하는 바가 지금 상담사분들이든 직원분들이 됐든 여러 스펙트럼의 일을 하신

단 말이에요. 그런 일 중에서 고부가가치의 일에 집중할 수 있게 만들어주는 거거든요.” (#3, B사)

“금융회사들은 모든 투자에 대한 ROI를 증명을 해야 되다 보니 그렇게 마케팅으로도 많이 쓰긴 쓰지만, 상담사라는 게 사람이고 공고를 하고 채용하고 교육시키고 안착하고 이런 것들이 보통 최소 6개월 이상 걸리거든요. 그 친구들을 제거하는 것도 사회적으로 이슈가 될 수도 있고. 만약 규모가 줄어서 줄인다고 해도 다시 채용하는 게 굉장히 어렵다 보니 그런 부분에 저희도 여러 가지 관점에서 쉽지 않은 부분이 있어요. 그리고 AI 기술이라는 게 정말 복잡한 상담 그다음에 감성을 케어하는 건 불가능해요. 현재로도. 당분간 쉽지 않을 것 같고.” (#6, C사)

“인원을 200명이었다가 100명으로 줄였는데 그걸 다시 150명으로 늘리는 건 엄청난 설득과 이런 게 필요하니까. 사실 이슈가 터지면 민생지원금이나 이런 콜센터의 이슈는 다 콜센터의 잘못이 아니라, 난방비 카드 이런 게 갑자기 나오거나 무슨 제휴카드 갑자기 나오면 전화량이 많아지는 건데, 그럴려면 어느 정도의 상담사가 있어야 돼서.” (#5, C사)

“예를 들면 VIP 고객 케어한다든가, 아니면 손님한테 상담 콜백을 더 해준다든가, 아니면 고용형층 이에스 관점에서 이런 쪽으로 해준다든가 그런 식의 계속 새로운 수요들이 계속 늘고 있기 때문에 전체적으로 줄이기 어려운 상황입니다.” (#6, C사)

이와 함께 업무 재편도 일어나고 있는 것으로 나타난다. 기업들은 공통적으로 상담 업무의 고부가가치화를 강조하고 있다. 그래서 근속연수가 높고 숙련도가 높은 상담사를 중심으로 업무를 재편하고 있다. 주로 고속련 상담원들에게 VIP 상담, 보이스피싱 대응, 악성 민원 대응 등과 같은 특수 상담 업무를 수행하게 하고 있다. 특히, 기업들은 이 중 VIP 상담 업무를 강조하고 있는 것으로 나타난다. VIP 상담이 일반 상담과 비교하여 부가가치가 높은 상담업무라고 보고 있는 것이다.

“문의하는 내용 자체는 일반 고객이나 VIP 고객이나 거의 비슷하고, VIP 고객은 VIP 혜택이나 VIP 바우처 어떻게 사용하냐 이런 관련된 거 조금 더 물어볼 수 있긴 하지만, VIP 응대를 잘 하려고 더 숙련된 상담사들을 VIP 센터로 배

치를 하고 있습니다. 일반 상담사를 다 VIP 상담사로 전환을 해서 100명 정도를, 그런 게 사실상 일반 인입이 줄어서 VIP 수는 동일한데 VIP 상담의 퀄리티를 높이려고 전환을 하신 거여서... 민원의 강도가 VIP들은 너무 극심해서... 한번 민원 걸리면 그게 너무 크고... 고속련 상담사들이 VIP 상담을 해주는 게 우리 회사 입장에서는 되게 중요한 일입니다.” (#5, C사)

3. 인공지능으로 인한 고객 상담사의 근로조건 변화

인공지능 상담 서비스 도입 이후에도 고객 상담사의 근로조건 전반에는 직접적인 변화가 나타나지 않은 것으로 보인다. 임금체계, 임금수준, 근로시간 등 근로조건에 직접적으로 영향을 미치는 요소에서 뚜렷한 변화가 확인되지 않는다.

콜센터 상담원의 임금체계는 일반적으로 기본급과 실적 기반 인센티브(변동급)로 구성되어 있다. 전체 임금에서 기본급의 비중은 낮고 변동급의 비중이 높은 구조를 가지며, 변동급인 인센티브는 고객만족도, 콜 품질, 목표 콜 처리량 등 다양한 성과 지표를 기준으로 산정된다. 구체적인 인센티브 산정 방식은 기업별로 차이가 있으나, 성과 평가에 강하게 연동된다는 점은 공통적이다. 기본급은 대체로 최저임금 수준을 10만~20만 원가량 상회하는 수준에 머물러 있으며, 기본급 인상의 주요 요인은 최저임금 인상분을 반영하는 정도에 그치는 것으로 알려져 있다¹⁶⁾. 조사 대상 기업 중 두 곳은 근속연수에 따라 기본급이 소폭 상승하는 호봉제적 성격의 임금체계를 운영하고 있는 것으로 나타났으며, 또 다른 한 곳은 상담사가 수행하는 업무의 성격, 즉 VIP 상담 여부나 민원 대응 업무 수행 여부에 따라 직무수당 형태로 임금에 차등을 두고 있었다. 이러한 임금체계는 최근 콜센터 운영 하청기업에서 도입한 것으로, 상담사의 장기근속을 유도하기 위한 제도적 변화였다.

조사 대상 기업 중 한 곳에 한정되기는 하나, 최근 인센티브 지급 제도에 변화를 도입한 사례도 확인되었다. A사 하청 콜센터의 경우, 최근 콜 상담

16) 더스쿠프(2023. 10. 11.), 「콜센터 그 감옥 같은 공간의 비밀」, <https://v.daum.net/v/20231011094414839>.

시간이 전반적으로 길어지면서 상담사들이 목표 콜 처리량을 충족하지 못하는 문제가 발생하였다. 이에 따라 해당 사업장은 VIP 상담 등 난이도가 높은 상담 업무를 담당하는 상담사에게 상대적으로 쉽고 단순한 상담 콜을 일부 배정하고, 이를 목표 콜 처리량 산정에 포함하는 방식으로 제도를 개선하였다. 이러한 변화는 상담 업무의 난이도 차이를 일정 부분 고려하여 성과 평가 기준을 조정한 사례로 볼 수 있다. 이는 목표 콜 수 자체를 조정할 수 없는 상황에서, 숙련된 상담사들의 동기부여를 유지하기 위해 마련된 대응 방식이라 할 수 있다.

A사 하청 콜센터의 사례를 살펴보면, 최근 난이도가 높은 상담 콜의 증가와 상담 시간의 장기화로 인해 상담사의 업무 부담이 확대되고 있다. 이에 따라 해당 기업은 상담사의 업무 부담을 완화하기 위해 상담 업무를 지원하는 시스템을 개선하고, 상담 흐름과 인력 배치 등 운영 프로세스를 점검하는 등 내부적인 운영 개선 노력을 추진하고 있다. 또한 상담 콜의 특성이 변화하고 있음에도 불구하고 목표 콜 수를 조정할 수 없는 상황에서, 상담사가 목표 콜 처리량을 충족할 수 있도록 교육훈련을 실시하고 있다. 이러한 노력에도 불구하고 원청기업이 지급하는 운영비에는 변화가 없는 것으로 나타났다. 오히려 하청기업이 자체적인 개선을 통해 성과를 제고할 경우, 원청기업이 목표 콜 수 상향 등을 요구하는 사례가 발생하고 있어, 하청기업의 운영 부담은 완화되기보다 지속되거나 확대되는 양상을 보이고 있다.

“시스템을 개선한다거나 업무 프로세스를 재점검한다거나 그런 노력은 하지만, 아까도 말씀드린 것처럼 그게 그렇게 됐을 때 플러스 알파를 더 요구합니다. 받아들이는 게 개선이 됐다고 생각이 되지 않는 거죠. 예를 들어 개선을 했어. 70콜을 매달 맞췄어요. 인당 70콜을 받을 수 있게끔 훈련을 시킨다고 말씀드렸잖아요. 우리가 시스템을 개선해줬으니까 너네 75콜을 받아야 되지 않니? 이렇게 역으로 가는 거죠.” (#1, A사 하청사)

앞서 논의한 것과 같이 인공지능 상담 서비스 도입으로 인해 근로조건이 직접적으로 변화하지는 않았으나, 상담 업무의 난이도는 높아지고 업무량은 증가한 것으로 나타났다. 이러한 상황에서 임금 등 보상 체계에는 별다른 변화가 없어, 하청기업과 상담사들은 전반적으로 근로조건이 악화되었다고

인식하고 있다.

은행·카드·보험사 등 금융업무를 수행하는 콜센터 상담원의 경우, 다른 유형의 콜센터에 비해 업무 난이도가 높은 편으로 평가된다. 인바운드 상담 업무의 경우 최소 1년 이상의 교육을 거쳐야 단독 상담이 가능하며, 자금을 다루는 산업이라는 특성상 업무 수행 과정에서 상담사가 느끼는 부담과 책임 수준 또한 높은 것으로 나타난다. 이러한 상황에서 최근 인공지능 상담 서비스가 단순 상담 업무를 주로 처리하게 되면서, 상대적으로 복잡하고 난도가 높은 상담이 상담사에게 집중되는 경향이 강화되고 있다. 그 결과, 상담 업무의 난이도는 더욱 높아지고 있으나 근로조건에는 이에 상응하는 변화가 나타나지 않고 있다.

또한 앞서 살펴본 바와 같이, 숙련도가 높은 상담사들은 우선적으로 VIP 상담 등 새로운 업무로 전환 배치되고 있으나, 인터뷰에 응한 1개 기업을 제외한 대부분의 기업에서는 일반 상담과 동일한 근로조건을 적용하고 있는 것으로 나타났다. VIP 상담은 일반 상담에 비해 보다 높은 수준의 친절성과 문제 해결 역량이 요구되며, 고객 이탈을 방지해야 한다는 점에서 고객의 요구에 보다 정확하고 신속하게 대응해야 하는 업무이다. 이처럼 업무 난이도는 일반 상담에 비해 높음에도 불구하고, 이러한 차이는 임금이나 보상 체계에 충분히 반영되지 않고 있다.

그렇다면 임금에 변화가 나타나지 않는 이유는 무엇일까? 기업들은 전반적으로 상담 업무의 생산성이 낮아지고 있다고 평가하고 있다. 예를 들어, 상담사 1인당 목표 콜 수가 70건으로 설정되어 있는 상황에서, 난도가 높은 상담을 연속적으로 처리할 경우 60건 수준에 그치는 사례가 발생하는데, 기업은 이를 현행 기준에서 생산성이 저하된 결과로 인식하고 있다.

또한 앞서 언급한 바와 같이, 상담사에게 연결되는 상담은 고객의 요구가 다양하고 복잡한 경우가 많아, 고객 1인당 상담 시간이 길어지는 경향이 나타나고 있다. 그럼에도 불구하고 인센티브 산정을 위한 목표 콜 수 기준에는 변화가 없다. 이로 인해 일부 기업에서는 상담사들이 점심시간을 활용해 콜을 추가로 처리하는 등, 인센티브 기준을 충족하기 위해 개별적으로 노력하는 현상이 확인된다.

“AI가 도입돼서 복잡한 상담을 하고 있지만 인센티브 구조를 확 바꾸거나

그렇게 하기는 쉽지는 않습니다. 왜, 효율성이라는 단어를 쓰고 있기 때문에... 상담사들이 점심시간 1시간을 썼다라고 하면 점심시간을 30분만 쓰고 나머지 30분은 콜을 받으면서 인센티브를 맞추려고 노력을 하죠... 그럴 수밖에 없게끔 만들어져 있는 게 아웃소싱과 수탁사와 위탁사의 관계라고 보시면 좋을 것 같고요. 이 관계를 얘기하면 OOOO 내부적인 직원들이었다라면 저희처럼 일하지 않겠죠.” (#1, A사 하청)

“콜 수를 못 채우는 경우가 발생한다. 콜이 길어지니 끊고 다른 콜을 처리하고 다시 그 콜백을 해야 한다. 반복되니 콜 수를 못 채운다. 그걸 점심시간을 활용하는데...” (#8, E사)

마지막으로, 콜센터 상담원들은 인공지능 활용 등을 포함한 디지털 전환(DX) 관련 교육을 충분히 제공받고 있지 않은 것으로 나타났다. 일부 기업에서는 관리자를 대상으로 관련 온라인 교육을 제공하고 있으나, 상담사를 대상으로 한 체계적인 교육 기회는 마련되어 있지 않은 경우가 공통으로 확인된다. 이는 상담사가 상시로 상담 업무를 수행해야 하고, 동시에 업무와 관련하여 숙지해야 할 내용이 지속적으로 변경되는 상황에서, 별도의 디지털 관련 교육을 위한 시간을 확보하기가 쉽지 않기 때문으로 해석된다. 또한 상담사들이 해당 교육을 이수하더라도 실제 업무 수행 과정에서 이를 활용할 수 있는 구조가 마련되어 있지 않다는 점에서, 디지털 전환 교육에 대한 학습 수요 역시 크지 않은 것으로 나타난다.

제4절 소결 : AI 도입으로 인한 비용과 위험은 누가 떠안고 있는가?

본 연구의 분석 결과를 콜센터의 원청-하청 운영 구조를 고려하여 해석할 경우, 인공지능 상담 서비스의 도입은 단순한 기술 변화가 아니라 불평등의 책임과 부담을 하청 노동자에게 이전·집중시키는 메커니즘으로 작동하고 있다고 볼 수 있다.

첫째, 인공지능 상담 서비스 도입에 따른 성과와 비용의 분리 구조가 뚜렷하게 확인된다. 인공지능 기술 도입 여부와 범위, 투자 규모는 원청사에 의해 결정되며, 콜 감소나 디지털 채널 확대에 따른 성과 역시 원청사의 경영 성과로 귀속된다. 반면, 인공지능 상담이 처리하지 못한 오류, 고객 불만, 복합 민원은 하청 콜센터 상담사에게 집중되고 있다. 즉, AI 도입의 이익은 원청이 흡수하는 반면, 기술의 한계에서 발생하는 리스크와 추가 노동은 하청 노동자가 감내하는 성과-위험의 비대칭 구조가 형성되고 있다.

둘째, 성과관리 체계의 불평등이 원청-하청 관계 속에서 더욱 강화되고 있다. 상담사의 임금은 콜 수, 응대 시간, 고객만족도 등 정량 지표에 기반한 인센티브 구조로 유지되고 있다. 성과 기준은 하청사에서 정할 수 있으나 이는 원청사의 승인을 받아야 한다. 그래서 성과 평가 기준을 조정할 사례도 확인할 수 있으나, 콜 수 중심의 성과 체계 자체를 유지한 채 보완적으로 대응한 방식이라는 한계도 나타난다. 인공지능 상담 도입 이후 상담사에게 연결되는 콜은 평균 상담 시간이 길고 난도가 높은 경우가 많아졌음에도 불구하고, 성과 기준은 조정되지 않고 있다. 이로 인해 하청 상담사는 구조적으로 목표 달성이 어려운 조건에서 동일한 성과 압박을 받게 되며, 이는 점심 시간 축소, 콜백 반복 등 비가시적 초과노동으로 이어지고 있다. 이러한 노동 강도 증가는 원청의 비용 절감 전략이 하청 노동자의 노동 조건 악화를 통해 실현되는 전형적인 방식으로 볼 수 있다.

셋째, 고용 불안의 차등적 분배 역시 원청-하청 구조에서 명확하게 드러난다. 인공지능 상담 서비스 확산 이후 인력 감축은 주로 하청 콜센터에서 이루어졌으며, 특히 단순·아웃바운드 업무를 담당하던 인력에서 집중적으로 발생하였다. 원청사는 '콜 감소'라는 결과만을 기준으로 인력 축소를 요구하지만, 그 과정에서 상담사의 재배치나 전환 교육에 대한 책임은 하청사 또는 개인에게 전가되고 있다. 이로 인해 하청 상담사는 기술 변화에 가장 먼저 노출되면서도 가장 적은 보호를 받는 위치에 놓이게 된다. 이는 인공지능 도입이 고용 안정성의 불평등을 원청-하청 간 위계에 따라 재생산하고 있음을 보여준다.

넷째, 감정노동의 하청화 현상이 구조적으로 심화되고 있다. 고객은 인공지능 상담 과정에서 해결되지 않은 불만과 감정을 누적한 상태로 인간 상담

사에게 연결되며, 이때 상담사는 단순한 문제 해결을 넘어 감정 완화와 분노 조절의 역할을 수행하게 된다. 이러한 감정노동은 서비스 품질 유지라는 명목 아래 하청 상담사의 '역량'이나 '태도' 문제로 환원되지만, 실제로는 원청이 선택한 기술 도입 방식에서 비롯된 구조적 결과이다. 즉, AI의 한계에서 발생한 감정 비용이 하청 노동자에게 전가되는 감정노동의 외주화가 나타나고 있다.

마지막으로, 디지털 전환 역량 형성에서도 원청-하청 간 격차가 확인된다. 원청사는 인공지능 기술 도입과 관련한 기획·관리 역량을 내부에 축적하는 반면, 하청 상담사에게는 AI 활용이나 디지털 전환과 관련된 체계적인 교육 기회가 충분히 제공되지 않고 있다. 이는 하청 노동자를 '대체 가능한 인력'으로 전제하는 운영 방식과 맞물려, 기술 변화 속에서 하청 상담사의 장기적 직무 역량 축적을 구조적으로 제약하고 있다. 그 결과, 디지털 전환은 새로운 숙련 형성의 계기가 되기보다는, 노동시장 내 지위 격차를 고착화하는 요인으로 작동할 가능성이 크다.

종합하면, 금융권 콜센터에서의 인공지능 상담 서비스 도입은 원청-하청 구조 속에서 비용 절감과 효율성이라는 목표를 달성하는 동시에, 노동 강도 증가, 고용 불안, 감정노동, 성과 압박이라는 부담을 하청 노동자에게 집중시키는 방향으로 작동하고 있다. 이는 인공지능 기술이 불평등을 직접적으로 '만든다기보다', 기존의 간접고용 구조 속에서 불평등을 증폭시키는 매개로 기능하고 있음을 시사한다.

제10장

결론

제1절 주요 연구 결과와 해석

인공지능 기술의 발전 속도는 지난 10년간 등장한 어떠한 정보통신 기술과 비교해도 매우 빠른 편으로 평가된다. 스탠퍼드 Human-Centered AI 연구소의 발표에 따르면, AI 성능이 계속해서 빠른 속도로 향상되고 있으며, 환경을 통제해야 할 필요가 있지만 언어 모델 에이전트가 프로그래밍 과제에서 인간을 능가한 성과를 보이기도 하였다. 그리고 AI는 더욱 저렴해지고 있으며 더 접근 가능해지고 있다. 하드웨어 차원에서 비용은 매년 30% 이상씩 하락하고 있으며, GPT-3.5 수준의 성능을 내는 시스템의 추론 비용은 2022년 초를 기준으로 2024년 말까지 280배 이상 감소하였다. 이러한 추세는 첨단 AI에 대한 진입 장벽을 빠른 속도로 낮추고 있다(Human-Centered AI, 2025).

인공지능 성능이 비약적으로 향상되고 비용이 하락하면서, 사회 전반에 미치는 영향력도 급속히 확대되고 있다. 지금까지 우리는 인공지능이 일자리에 어떠한 영향, 특히 인공지능이 어느 정도 일자리를 대체하는지에 대해 주로 관심을 가져왔다. 몇 년 동안 이어진 연구에서 보면, 인공지능이 일자리를 대체하는 효과가 지배적으로 확인되기보다는 인공지능이 노동력을 지원하고 보완하는 방향으로 기능하고 있을 가능성이 확인되며, 이러한 점에

서 일자리 수에 미치는 영향도 크지 않은 것으로 나타난다(장지연 외, 2024; OECD · KLI, 2025).

그렇다면, 인공지능 기술 확산의 방향과 속도에 대한 정책적 관리와 조정은 필요하지 않은 것일까? 본 연구는 다음의 문제의식에서 출발하였다. 기존 연구에 따르면 인공지능은 개인이 인식하는 업무 성과와 생산성에 긍정적인 영향을 미치는 동시에, 기업 차원에서도 성과와 생산성 향상에 기여하는 것으로 나타나고 있다(노세리 외, 2024; Bick, Blandin, & Deming, 2025; 서동현 외, 2025). 그러나 이러한 생산성 향상 효과가 노동조건 개선으로 직접적으로 이어지고 있는지는 분명하게 확인되지 않고 있다(OECD · KLI, 2025). 또한 AI 도입 과정에서 성별, 연령, 고용형태에 따라 기술 접근성이나 재교육 기회에 차이가 발생하고 있다는 점에서, AI 활용을 통해 창출된 생산성과 성과가 기업 차원에만 귀속되고 있는 것은 아닌지, 그리고 그 성과가 노동자에게 어떻게, 누구에게 분배되고 있는지에 대한 의문을 제기할 수 있다.

이에 본 연구는 “인공지능은 누구의 일을 좋게 만들고, 누구의 일을 어렵게 만드는가?”라는 질문을 제기하고, 생성형 AI에 의해 새롭게 영향을 받는 지식서비스 노동에서 어떠한 변화가 나타나고 있는지를 분석하고자 하였다.

먼저, 인공지능 도입이 노동시장 전반에서 어떠한 불평등을 만들어내고 있는지를 거시적 · 구조적 관점에서 살펴보았다(연구의 1부).

2019~2024년 고용보험 DB를 활용하여 생성형 AI를 포함한 인공지능 기술 확산이 고용, 임금, 생산성, 직종 내 불평등에 미치는 영향을 분석하였다. 생성형 AI가 본격적으로 확산된 2023~2024년 이후에도 고용 확률의 급격한 변화는 관측되지 않았다. 또한 숙련도, 연령, 기업 규모에 따른 직종 내 불평등을 삼중차분법으로 분석한 결과, AI 기술은 현재까지 이러한 불평등을 구조적으로 심화시키지 않는 비교적 중립적인 특성을 보이는 것으로 나타났다. 고숙련자와 저숙련자, 청 · 장년층과 고령층, 대기업과 중소기업 종사자 간의 고용 및 임금 격차는 AI 도입 이후에도 유의미하게 확대되지 않았다. 종합하면, 2024년까지의 AI 확산은 한국 노동시장에서 생산성 향상을 동반한 고용 유지를 특징으로 하며, 직종 내 불평등의 심화는 아직 가시화되지

않은 것으로 평가된다.

그렇다면 이러한 양상은 2025년에도 동일하게 이어지고 있을까? 그러나 2025년의 변화는 행정 DB로 분석이 불가능하다. 이에 본 연구는 사업체와 근로자를 대상으로 대규모 설문조사를 두 차례 실시하였다.

먼저 전반적으로 한국 사회의 기술 활용 수준과 인식 수준을 파악하고자, 대기업과 다양한 계층에 속한 근로자를 대상으로 대규모 설문조사를 실시하였다. 이를 통해 한국 사회에서 인공지능(AI) 기술이 실제로 어느 수준까지 도입·활용되고 있으며, 이러한 변화 속에서 근로자들이 무엇을 느끼고 있는지를 분석하였다. 분석 결과, 한국 사회에서 인공지능 기술은 이미 상당수 기업과 근로자에게 활용되고 있으나, 활용 수준과 체감 효과는 사회 구성원 간에 균등하게 분포되어 있지 않았다. 특히 청년층, 고학력자, 정규직, 대기업 근로자일수록 인공지능 활용 빈도가 높은 반면, 고령자, 저학력자, 비정규직, 소규모 사업체 근로자에서는 활용 경험이 제한적이거나 전혀 없는 경우가 많았다. AI 리터러시에 대한 인식에서도 기업과 근로자 간 차이가 확인되었다. 기업은 근로자의 인공지능 이해와 활용 역량을 비교적 충분한 수준으로 평가하는 경향을 보인 반면, 근로자들은 자신의 역량을 상대적으로 낮게 인식하였다. 이러한 차이는 특히 고령, 저학력, 비정규직, 소규모 사업체 근로자에게서 두드러지게 나타났다.

이어서 한국 사회 전반의 인식 수준을 넘어, 생성형 AI의 영향을 직접적으로 받고 있는 집단인 사무·관리직 임금근로자를 중심으로 AI 활용 경험과 그에 따른 일의 변화, 그리고 AI 도입이 가져온 업무 효율성의 이면에서 접근성 격차, 역량 차이, 심리적 불안, 조직적 통제 강화, 고용 불안 등이 어떻게 형성되고 있는지를 살펴보았다. AI를 실제로 사용하는 노동자들은 업무 속도 향상, 효율성 제고, 일의 재미와 의미 확대 등 긍정적인 변화를 상당 수준 체감하고 있었다. 그러나 동시에 AI 활용이 검증 부담을 증가시키고, 더 많은 업무가 배정될 수 있다는 우려가 나타나 '노동 강화'의 징후 역시 확인되었다. 특히 고용 안정, 감시와 통제, 업무 강도 측면에서 노동자들의 불안이 동반되고 있음이 확인되었다. 또한 AI 확산이 만들어내는 불평등은 기술로 인해 새롭게 형성된다기보다, 기존 노동시장 불평등 구조가 AI를 매개로 더욱 심화되는 방식으로 나타나고 있는 것으로 확인되었다. 이는 AI 노출

이 높은 고소득 전문직이 위험하다는 거시적 지표와 달리, 실제 현장에서 불안과 취약성이 집중되는 집단은 이미 다중의 교차적 불평등을 겪고 있는 저소득 노동자일 수 있음을 보여준다. 결론적으로 사무직 근로자의 AI 사용 경험은 '접근성의 불평등(교육 기회 부재 등)', '과정의 불평등(자율성 침해 및 감시·통제 강화)', '결과의 불평등(고용 불안 및 성과 격차)'이라는 세 차원에서 잠재적 위험을 내포하고 있음을 확인하였다.

그렇다면 왜 불평등 심화와 '노동의 위기' 담론이 확산되고 있는 것일까? 최근 AI로 인한 사회 변화에 대응하여 인간중심 AI(Human-Centered AI : HCAI)가 'AI 설계 과정에서 인간의 필요와 윤리적 가치를 우선한다'는 규범으로 확산되고 있다. 그럼에도 불구하고 앞서 살펴본 것처럼 기술 확산과 함께 사회적 불평등이 심화되는 현상이 동시에 관찰된다. 본 연구는 이러한 괴리가 실제 개발 현장에서 어떻게 발생하는지를 규명하고자, 기술이 어떤 방식으로 설계되고 선택되는지에 주목하여 개발 현장의 내부 역동을 분석하였다. 개발자의 기술적 선택은 단순한 기술적 최적화의 결과라기보다, 조직 목표, 시장 경쟁, 비용·시간 제약, 윤리적 가치, 그리고 개발자가 상정하는 미래상(사회기술적 상상) 사이의 협상과 조율을 통해 구성되기 때문이다. 연구 결과, 개발자들은 '더 나은 사회를 위한 기술'이라는 사회적 가치를 지향한다고 인식하고 있었으나, 노동이 기술과 긍정적으로 상호작용할 수 있다는 상상은 제한적으로 나타났다. 노동은 오류와 비효율의 원천으로, 기술은 이를 극복하는 기제로 인식되는 경향이 확인되었으며, 이러한 인식은 인력 대체를 요구하는 클라이언트의 기대와 결합해 인간 개입을 최소화하는 기술 설계를 정당화하고 강화하는 방식으로 작동하였다. 다만 이러한 구조적 제약 속에서도 일부 개발자들은 클라이언트의 요구를 넘어 사용자 경험을 고려하는 제한적인 선택을 시도하고 있었다. 개발자들은 노동자의 저항과 불안을 목격하고, 자신이 만드는 기술이 타인의 일자리에 영향을 미칠 수 있다는 딜레마를 인식하며, 이에 대응하는 과정에서 다양한 정당화 기제를 동원하였다. 또한 사용자가 느끼는 불편을 줄이기 위해 개발 시간을 투입하는 등, 매우 제한적이지만 노동자 경험을 고려하려는 기술적 선택도 확인되었다. 이는 개발자의 행위자성이 완전히 소거되지 않으며, 제도적 조건이 뒷받침될 경우 인간중심적 선택이 확장될 여지가 있음을 보여준다. 이러한 결과

는 인간중심 AI의 실현이 개발자 개인의 윤리적 각성만으로는 가능하지 않으며, 이를 가능하게 하는 제도적·구조적 조건이 필요함을 시사한다.

이어서 앞서 제시한 구조적 분석의 결과가 실제 일터와 산업 현장에서 어떻게 구체화되는지를 확인하기 위해, 주요 산업과 직종을 대상으로 한 사례 분석을 실시하였다(연구의 2부).

사례 분석의 대상은 금융업, 연구직, ICT 서비스업 개발자, 콜센터 산업 상담사 등으로, 이들 모두 지식과 정보를 핵심 자원으로 하는 지식집약 산업에 속한다. 다만 산업적 속성에서는 유사한 측면을 지니고 있지만, 이를 구성하는 노동자 집단은 서로 다른 위치에 놓여 있으며, 이에 따라 인공지능 도입이 직무 구성, 노동 강도, 숙련 형성, 고용 안정성에 미치는 영향 역시 상이하게 나타났다.

금융업은 인공지능 활용이 빠르게 확산되고 있는 대표적인 업종 중 하나이다. 한국의 금융업은 전산화가 광범위하게 이루어진 산업으로, 국산 핀테크 중심의 기술 생태계와 강한 규제 환경, 그리고 정부 주도의 정책적 지원을 배경으로 AI 활용이 빠르게 확산되고 있다. 금융업에서의 AI 활용은 업종의 본질적 특성과 결합된 형태로 나타나고 있으며, AI 기반 번역 및 보고서 요약 도구는 일상적인 업무 과정에서 널리 활용되고 있다. 또한 투자 포트폴리오 구성이나 자동 투자 실행 등 투자 관련 영역에서도 기술 적용이 빠르게 이루어지고 있다. 향후에는 초개인화된 추천 기술의 확산, 자료 조사 및 보고서 작성 과정의 자동화, 대규모 언어모델(LLM)을 활용한 고객 응대 확대 등이 기대되고 있다. 이러한 기술 변화는 금융업 인력 구조의 재편 가능성과도 밀접하게 연결된다. 단순 업무를 수행하던 주니어 인력의 비중은 축소되는 반면, 관리·감독 역할과 업무 결과에 대한 책임을 종합적으로 수행할 수 있는 시니어 인력에 대한 선호는 강화되는 경향을 보인다. 또한 고학력과 풍부한 사회적 경험을 갖춘 인재에 대한 수요가 증가하는 한편, 대규모 데이터와 인프라 비용을 감당할 수 있는 대형 금융사들이 상대적으로 유리한 위치를 차지할 가능성도 제기된다.

연구직은 인공지능 활용을 통해 일하는 방식은 물론 고용의 양적·질적 변화까지 예상되는 대표적인 전문직이다. 타 업종과 비교하더라도 해당 직종의 생성형 AI 활용률은 높은 편이다. 이공계 연구자들은 생성형 인공지능

을 숙달 가능한 연구 도구로 인식하며, 이를 연구 효율성과 방법론 혁신의 핵심 인프라로 적극 내재화하고 있다. 반면 인문사회계 연구자들은 생성형 인공지능을 완전히 도구화하기보다는, 지식의 정당성, 사유의 책임, 의미 해석의 문제를 중심으로 비판적 거리를 유지하고 있다. 이들에게 생성형 인공지능은 연구 방법을 대체하기보다, 알고리즘의 편향성, 언어 모델의 재현 방식, 기술의 사회적 효과 등 새로운 연구 대상과 문제의식을 촉발하는 계기로 작동하고 있다. 또한 생성형 인공지능은 학술장의 미래를 단일한 방향으로 재편하기보다, 분야별·세대별·기관별로 비동기적이고 불균등한 변화를 초래하고 있는 것으로 나타났다. 데이터와 계산 자원에 접근 가능한 분야와 기관은 빠르게 성장하는 반면, 데이터화가 어려운 연구 영역이나 소규모 기관은 주변화될 위험에 놓여 있다. 더 나아가 AI 친화적인 평가 체계가 강화될수록 'AI가 보기 좋은 연구'가 '좋은 연구'로 간주되는 경향이 나타나며, 이는 학문적 불평등을 자기강화적으로 고착시킬 가능성이 높은 것으로 확인되었다.

IT 서비스 산업에서는 AI 도입에 따른 생산성 향상 기대와 고급 인력 중심의 경쟁 심화, 구조조정과 근무 형태 변화로 인한 조직 내 불균형이 동시에 나타나는 복합적 양상이 관찰된다. 특히 대기업을 중심으로 AI 기술 활용의 초기 이점이 집중되면서 생산성 향상 효과가 편중되는 경향이 뚜렷하게 나타난다. 이미 인적·기술적 자원을 충분히 확보한 기업들은 AI를 통해 경쟁우위를 강화하는 반면, 중소기업은 기술 접근성과 인재 확보의 제약으로 산업 내 격차가 확대되는 추세를 보인다. 조직 내부적으로는 기존의 숙련도 및 경력 중심 불평등 구조가 AI 도입 과정에서 더욱 심화되는 이른바 '광산의 카나리아' 현상이 관찰되며, 이는 개인 단위의 고용 안정성, 경력 발전, 임금 수준에 부정적인 영향을 미치고 산업 전반의 구조적 양극화를 가속화하는 요인으로 작용하고 있다. 이러한 양상은 국내에 국한되지 않고 글로벌 차원에서도 확인되며, AI 기술과 데이터 자원을 선점한 국가와 기업으로 경제적 이익이 집중되는 자원 불균형 역시 심화되고 있다. 한편 일부 기업과 개인의 사례를 통해 생산성 향상과 불평등 완화가 병행될 수 있는 가능성도 확인되었다. 일부 스타트업은 대기업 중심의 AI 인재 경쟁에 직접 대응하기보다, 잠재력 있는 신입 인력을 채용해 자체적으로 교육·훈련하는 전략을 통해

인력 양성의 내재화를 시도하고 있으며, 이는 인력 시장의 구조적 불균형 속에서도 새로운 성장 동력을 모색하는 대안적 경로로 평가된다.

금융권 콜센터에서는 인공지능 상담 서비스가 챗봇·콜봇·보이스봇 등 다양한 형태로 확산되고 있으나, 기술적·제도적 제약으로 인해 생성형 인공지능이 본격적으로 적용된 단계에는 아직 이르지 못하고 있다. 기업들은 운영비 절감과 업무 효율화를 목적으로 인공지능 상담 서비스를 도입하고 있으나, 실제 비용 절감과 생산성 향상 효과는 제한적인 수준에 머물고 있다. 단순·반복 상담의 자동화로 전체 콜 유입량은 감소하였으나, 처리 성공률이 높지 않아 상당수 상담이 다시 인간 상담사에게 연결되고 있다. 그럼에도 인력 측면에서는 2020년 이후 인공지능 상담 서비스 확산과 함께 상담 인력이 전반적으로 감소하는 추세가 나타났다. 다만 콜센터가 기업과 고객을 연결하는 핵심 접점이라는 점에서 추가적인 인력 감축에 대해서는 신중한 태도 역시 병존한다. 근로조건 측면에서는 임금체계나 근로시간 등 제도적 변화는 거의 나타나지 않았으나, 단순 상담이 인공지능으로 이전되면서 평균 상담 시간이 길고 난도가 높은 상담과 감정노동이 상담사에게 집중되는 양상이 두드러졌다. 그럼에도 보상 체계는 기존과 동일하게 유지되어, 숙련 상담사와 고난도·VIP 상담을 담당하는 노동자에게 추가적으로 전가되는 부담이 충분히 보상되지 않는 구조가 확인되었다. 이를 원청-하청 구조와 결합해 보면, 인공지능 상담 서비스 도입은 기술 혁신이라기보다 비용과 위험의 분배 방식을 재편하는 메커니즘으로 작동하고 있음을 알 수 있다. 투자 결정과 성과는 원청사에 귀속되는 반면, 기술의 한계로 인해 발생하는 오류 대응, 감정노동, 성과 압박은 하청 콜센터 상담사에게 집중된다. 종합하면 금융권 콜센터에서의 인공지능 도입은 기존 간접고용 구조 속에서 노동 강도와 성과 압박의 불평등을 증폭시키는 매개로 작동하고 있음이 확인된다.

연구 결과를 종합하여 보면, 인공지능 도입은 2024년까지의 거시적 지표 상에서 고용을 유지하면서 생산성 향상을 동반하였고, 노동시장 내 불평등을 구조적으로 심화시키는 명확한 증거는 확인되지 않았다. 그러나 이러한 결과를 근거로 인공지능이 불평등을 초래하지 않았다고 단정하기는 어렵다. 생성형 AI의 도입이 아직 초기 단계이며, 기존 인공지능 기술의 한계를

넘어 생성형 AI 기술을 어떻게 활용할 수 있을지 기업과 근로자가 탐색하는 국면에 있었기 때문이다. 또한 기존 노동시장에 이미 존재하고 있었던 격차가 인공지능 도입 과정에서 그대로 반영되거나 새로운 방식으로 결합하면서 점차 확대되고 있음에도 이러한 변화가 단기적인 거시 통계나 평균 지표에서는 뚜렷하게 드러나지 않았을 가능성도 있다.

그리고 최근의 변화를 확인하기 위하여 시행한 설문조사와 사례조사 결과에 따르면, AI에 대한 접근성, 활용 역량, 이에 따른 체감 효과는 이미 사회집단 간에 불균등하게 분포되어 있는 것으로 나타났다. 특히 연령, 학력, 고용 형태, 기업 규모에 따른 기존의 다층적 불평등은 AI를 매개로 다시 한번 강화되는 경향을 보였다. 그리고 업종별로 확인되는 이슈는 다르지만 두 가지로 정리할 수 있다. 첫째, 기술 도입에 가장 큰 영향을 미치는 것은 자본이라는 점에서 이로 인한 생산성 효과의 편중, 생산성을 기준으로 책정되는 근로조건의 격차가 심화할 가능성이 높으며, 둘째, 기업의 선택에 의한 기술의 개발과 도입이 개인 단위의 고용 안정성, 경력 개발, 노동강도, 임금을 비롯한 근로조건에 부정적인 영향을 미치고 있다는 것이다. 이와 같이 개인에게 효과가 전가되는 현상은 생성형 AI에 새롭게 그리고 가장 많은 영향을 받는 집단으로 알려진 사무관리직 노동자들을 대상으로 한 설문조사 결과에서도 확인된다. AI 도입은 노동과정을 재조정하는데 이 과정에서 노동에 대한 통제 강화와 고용 불안이라는 새로운 위험이 동반되고 있는 것으로 나타난다. 이러한 현상이 전개되는 상황에서 우려스러운 것은 현재 인공지능 기술을 개발하는 개발자들의 선택이 노동과 기술이 긍정적으로 상호작용할 수 있는 방향으로 이루어지지 않고 있다는 것이다. 인력 대체를 요구하는 시장의 요구와 결합하여 인간의 개입을 최소화하는 방향으로 기술이 개발되는 것을 정당화하고 있는 경향이 확인된다. 이는 현재 우리 사회가 AI를 설계하고 도입하는 과정에서 사회적으로 어떠한 가치를 추구할 것이고, 이를 통해 어떠한 사회를 만들지에 대한 목표와 이와 관련한 규범이 부재한 현실을 그대로 보여주는 결과라고 볼 수 있다.

제2절 정책 제안

기술의 발전과 확산 과정에서 인공지능은 노동시장 내 불평등을 새롭게 창출하기보다는, 기존에 존재하던 불평등 구조를 증폭시킬 가능성이 크며, 이러한 경로를 완화하고 효과를 조정하기 위해서는 그 어느 때보다도 정부의 적극적인 정책적 개입이 요구된다. 관련하여 다루어야 할 주제들은 세 가지이다. 첫째, 노동과 기술의 긍정적 상호작용을 고려한 인간 중심의 기술 개발을 촉진하고, 둘째, 소외되는 특정 집단이나 개인이 없이 전환이 이루어질 수 있도록 재교육을 통한 전환을 지원하며, 셋째, AI 활용을 통해 창출된 생산성 이익이 노동자에게도 공유될 수 있도록 분배 및 규제 장치를 마련해야 한다.

첫째, 인간-중심(HCAI) 설계를 전제로 한 AI 도입 가이드라인을 발간하고, 이를 확산할 수 있는 유인책 마련이 필요하다. 인공지능을 개발하고 사용하는 IT개발자들을 중심으로 소수가 부를 독점하지 않고 기술보다 사람을 중심으로 하는 사회를 위한 방향 설정이 필요하다는 문제제기가 이루어지고 있다. 이들은 정부 정책이 기술로 인해 창출된 부를 소수가 독점하는 것이 아닌, 다수가 AI 기술을 누릴 수 있도록 노동과 사람을 고려하면서 설계되어야 한다고 본다.¹⁷⁾ 그리고 AI로 인한 변화는 피할 수 없는 것이라는 점에서 어디로 갈 것인지, 그리고 무엇을 중요하게 설정하고 갈 것인지에 대한 설정이 필요하다고 본다.¹⁸⁾

2023년 바이든 행정부는 안전하고 신뢰할 수 있는 AI 개발과 사용에 관한 행정명령을 발표하였다(행정명령 14110호)(The White House(2023)).¹⁹⁾ 이는 인공지능이 노동자에게 미칠 수 있는 잠재적 피해를 예방하고 권리를 보호하기 위한 조치를 담고 있다. 이와 함께 2024년 'AI와 노동자 보호를 위한

17) 참여와혁신(2025. 7. 15.), 「AI시대, 중심에 사람이 있어야 한다」, <https://www.laborplus.co.kr/news/articleView.html?idxno=35954>.

18) 참여와혁신(2025. 7. 15.), 「AI시대, 어떤 규칙을 만들 것인가」, <https://www.laborplus.co.kr/news/articleView.html?idxno=35950>.

19) 그러나 트럼프 행정부는 행정명령 14110호를 폐지하였다.

원칙(Artificial Intelligence And Worker Well-being : Principles And Best Practices For Developers And Employers)'을 발표해 개발자, 고용주가 따라야 할 직장 내 AI 사용 원칙을 구체적으로 제시하였다. 이는 AI가 노동자의 삶의 질을 향상시키는 방향으로 설계되어야 한다는 원칙이 있으며, AI가 노동자의 신체적 그리고 정신적 건강을 위협하거나, 새로운 안전 위험을 초래해서는 안 된다는 점을 강조한다.

우리나라는 학계를 중심으로 사람 중심 AI, 감정노동·정신건강 보호를 위한 AI 활용, 사용자 경험 관점의 대화형 AI 설계 지침 등 다양한 인간을 중심으로 하는 AI 활용에 관한 논의가 축적되어 있다. 그러나 인간 중심 AI 설계에 대한 구체적인 방향과 방안에 대한 지침은 존재하지 않는다. 관련한 것은 개인정보보호법의 일부에서, 그리고 과기정통부와 방통위가 발표한 「생성형 인공지능 서비스 이용자 보호 가이드라인」 등에서 생성형 AI 서비스 제공자에게 투명성·책임성·안전성·공정성 등의 원칙, AI 결정의 투명성과 이의제기 권리 등을 부분적으로 보장하고 있지만, 이 또한 일부이고 노동자의 안전, 차별, 근로감독, 단체협약 등에 관련한 노동정책과 직접적으로 연결된 공식 지침이나 가이드라인은 존재하지 않는다. Human-Centered AI (HCAI) 개념을 고용노동 정책에 명시 반영해, AI 도입을 통한 생산성 향상이 직무의 품질, 노동자의 정신건강 등 안전 개선과 함께 갈 수 있도록 하는 노동현장용 AI 가이드라인 발간이 필요하다. 그리고 더 나아가 인간중심 AI인터인증 등을 만들어 기업의 관심을 제고하고, 인증 받은 기업에 대하여 연구개발 세액 공제나 산재보험료를 조정 등 유인책을 제공하는 방안도 필요하다.

둘째, 시의성 있는 정책 대상과 이에 맞는 개입 내용을 설정하기 위해 인공지능이 직무와 고용에 미치는 영향을 평가하는 상시적 모니터링 체계를 구축해야 한다. 독일은 스마트공장, 인더스트리 4.0 논의 때부터 기술 도입이 어떠한 직업과 기술에 어떠한 속도로 영향을 주는지를 체계적으로 보는 작업을 추진하였다. 직업별, 산업별 디지털화 노출 정도를 측정하고 이에 필요한 요규 역량이 무엇인지 분석하였다. 그리고 관련한 모니터링 시스템 구축을 통해 현재 인력의 변화와 향후 인력 수급 전망을 체계적으로 제시하였다(BMBF, 2020). 독일은 이러한 경험을 바탕으로 직업별, 산업별로 인공지능 노출 정도와 과업의 변화와 재배치 양상을 추적하는 분석을 이어오고 있

다(Gathmann, Grimm, & Winkler, 2024).

현재 한국에서는 개별 연구기관들이 AI가 노동시장에 미치는 영향에 대한 분석을 진행하고 있다. 그러나 기술 발전 속도가 굉장히 빠르고 이에 따라 노동시장에서 피해를 보는 집단이 발생하고 있다는 점에서 일회성 분석이 아닌, 지속적이고 체계적인 관찰과 분석이 필요하다. 이를 통해 정책 대상을 차등적으로, 그리고 집중적으로 선정하고 이들을 대상으로 재교육이나 전직지원 프로그램을 제공해야 한다. 특히 AI에 취약한 직무가 무엇이고, 이 취약성의 기간과 정도 등을 나타내는 직무 지도를 구축하고, 이를 6개월에서 1년 단위로 정기적으로 업데이트하는 노력이 필요하다.

셋째, 평생교육 차원에서 AI 리터러시 교육의 보편화가 필요하며, 이를 위해 민간 기업의 역할 강화가 필요하다. AI가 하나의 직무 전체를 대체하기보다는 직무를 구성하는 여러 과업 중 일부를 수행하는 방식으로 활용될 가능성이 크다는 점에서 거의 모든 업무에서 AI 활용이 예상된다. 여러 국가에서 재직자의 숙련 전환과 향상, 그리고 잠재적 노동시장 참여자들의 AI에 대한 준비를 위한 인재 개발 전략을 수립하고 있다. 그리고 이 과정에서 공통으로 확인되는 것이 기존 직업교육훈련 시스템의 현대화를 강조하면서 민간의 역할을 강화하는 협력 모델을 구축하고 있다는 것이다. EU는 직업교육훈련 개혁을 위한 정책 프레임워크를 설정하고 양질의 학습 기회가 제공될 수 있도록 교육 내용, 교육 방법의 변화를 모색하고 있다. 이와 함께 AI 인력 전환을 위해 실제 기술에 대한 수요를 가장 잘 이해하는 산업계가 이 전환 과정에 적극적으로 참여할 수 있도록 산업계가 훈련의 내용, 방식 등을 적극적으로 논의하고 결정할 수 있도록 위임하는 공공-민간 협력 모델을 운영하고 있다(European Commission, 2020d; European Commission, 2025a; European Commission, 2025b). 그리고 영국 정부는 산업계와의 파트너십을 통해 2040년까지 영국 전체 노동인구의 대략 20% 정도에 해당하는 750만 명의 근로자에게 필수적인 AI 활용 기술을 교육하겠다는 목표를 설정하고, 이를 정부가 주도하기보다는 민간과의 협력을 통해서 추진하겠다고 발표하였다. 영국 정부는 구글·마이크로소프트(MS), IBM 등 민간 기술 기업이 자사의 전문성을 바탕으로 교육 자료를 개발하고 무료 교육을 제공하도록 정책을 설계하였다(Department for Science, Innovation and Technology, 2025). 이

는 재정 부담을 완화하기 위한 목적도 있지만, 최신 기술을 반영한 고품질의 실용적 교육을 설계하고 이를 대규모로 확산하기 위해서이다.

이 같은 사례를 고려하여, 평생교육 체계의 하나로 AI 리터러시 교육을 확산하기 위한 정책 수립이 필요하며 이 과정에 민간의 적극적인 참여를 독려해야 한다. 현재 우리나라도 국민의 AI 활용역량 강화를 위해 지원을 계획하고 있다. 그리고 이는 주로 지금까지 교육훈련을 담당하였던 폴리텍 대학 등 정부기관이나 위탁교육훈련 기관 등의 기존 인프라를 활용하는 방식을 계획하고 있다. 이와 함께 인공지능 기술 특성을 고려하여 민간과의 협력 모델 구축이 어느 때보다 필요하다. 글로벌 기술 기업뿐 아니라 국내 IT 기업이나 산업별 협력단체가 참여할 수 있는 개방형 협력 구조를 구축하여 교육의 질과 확산 속도를 동시에 제고하기 위한 노력이 필요하다.

넷째, AI에 의해 영향을 받아 일자리 전환이 필요한 대상에 대한 전환 경로 설계가 필요하다. 인공지능의 확산으로 숙련 수준이 낮고 저임금 직종의 일자리의 대체 위험이 확인되고 있다. AI가 대체할 수 있는 일로 확인되는 직무를 대상으로 이에 종사하고 있는 근로자들이 다른 산업으로 이동할 수 있도록 경로를 설계하고, 이 과정에서 어려움 없이 전환될 수 있도록 소득을 보전하는 지원금을 함께 제공할 필요가 있다. 이에 대한 재원으로는 고용보험기금 내 별도 계정을 두는 방법도 있겠지만, 디지털 전환 특별회계나 또는 기업에게 디지털 전환 분담금과 같은 기업 부담분을 받아 이를 통해 경력 전환이 안정적으로 이루어질 수 있게 지원할 필요가 있다.

다섯째, AI 활용을 통해 창출된 생산성 이익이 노동자에게도 공유될 수 있도록 분배 및 규제 장치를 마련하기 위한 사회적 대화의 가속화가 필요하다. 본 연구와 함께 많은 연구들이 AI가 중장기적으로 경제 전체 생산성을 높일 수 있지만, 그 과실이 자본·상위 숙련층에 집중될 경우 임금·자산 불평등이 확대될 수 있다고 지적하고 있다. 이에 OECD를 비롯한 다수의 기관에서 사회적 대화를 통한 AI 도입 관리의 중요성을 지속적으로 강조하고 있다. 특히, 유럽국가들을 중심으로 사회적 대화와 노사파트너십 강화가 강조되고 있다. EU는 AI 도입이 노동자에게 미치는 부정적인 영향을 최소화하기 위해서는 노동자와 그 대표가 참여하는 사회적 대화 필수적이라는 원칙을 강조해 왔다(European Economic and Social Committee, 2024).

특히 AI로 인해 발생하는 생산성 효과를 사회가 어떻게 나누어 가질 것인가에 대한 논의를 본격적으로 진행할 필요가 있다. 2025년에는 경제사회노동위원회를 중심으로 AI 연구회가 운영되었으며, 그 성과물로 「인공지능과 노동」 녹서가 발간되었다. 이 녹서는 인공지능 시대를 맞아 우리 사회가 고민하고 대응해야 할 주요 쟁점을 제시하고, 미래 노동시장 변화에 대응하기 위한 방향을 설정함과 동시에 사회적 합의를 위한 기초를 마련하는 데 기여하였다. 이러한 논의를 토대로, 향후에는 AI를 통해 창출되는 생산성 향상을 어떻게 분배할 것인가에 대한 사회적 논의를 이어갈 필요가 있다. 현재는 기업 단위에서 AI가 도입되고 있으며, 그에 따른 비용 절감과 성과가 개별 기업 차원에서 먼저 나타나고 있다. 그러나 AI로 인해 절감된 비용과 증가한 이익을 기업 내부의 근로자들과 어떻게 공유할 것인지를 개별 기업이 자율적으로 설정하는 데에는 분명한 한계가 존재한다. 이에 따라 정부, 기업, 노동계가 함께 참여하여 AI로 인한 생산성 성과의 사회적 분배 방식에 대해 논의할 필요가 있다. 이러한 사회적 논의를 토대로 개별 기업은 임금 인상, 근로시간 단축, 교육 및 복지로의 환류 등 구체적인 성과 공유 방식의 방향을 설정할 수 있을 것으로 기대된다.

이와 함께 개별 기업 단위에서 AI 활용 방향이나 생산성 증가분의 분배에 대한 논의가 자율적으로 이루어질 수 있도록 이를 독려하는 제도적 장치 또한 마련할 필요가 있다. 프랑스의 경우, 50인 이상 사업장에서 AI를 포함한 신기술을 도입할 때 노사협의회와의 사전 협의를 의무화하고 있다. 이는 법적 의무로서, 기술 도입 과정의 절차적 정당성을 확보하는 한편 노동자의 불안완을 완화하고 기술 수용도를 제고하는 것을 목적으로 한다(Hamon et al., 2025). 독일 역시 프랑스와 마찬가지로 기업 단위에서 신기술 도입과 관련한 노사 논의의 중요성을 강조하고 있으나, 법적 의무를 부과하기보다는 노사의 자율적 논의를 전제로 하고 있다. 독일 정부는 노사가 사업장 단위에서 협약을 체결할 경우 인센티브를 제공하는 방식의 정책을 설계하고 있으며, 이를 통해 AI와 같은 신기술에 대한 대응이 노사 간 합의를 통해 이루어지기를 기대하고 있다(Haipeter et al., 2024). 이처럼 사회적 대화를 통해 생산성 성과의 분배 방식을 논의하는 것도 중요하지만, 동시에 기업 단위에서 근로자의 참여를 바탕으로 자발적인 인력 개발 로드맵을 수립하고 생산성

향상에 따른 분배 방식을 모색하도록 유도할 필요가 있다. 특히 노사 협약과 같은 가시적인 성과물을 마련한 기업에 대해 세제 혜택이나 보조금 수준의 확대 등 정책적 인센티브를 제공함으로써, 기업 차원의 논의와 실천을 촉진할 수 있을 것이다.

참고문헌

- 김정환 · 이소연(2025. 6. 24.), 「“내부자거래, 잡는 데만 11개월” … 금감원 조사권 확 키워 1,400만 개미 지킨다」, 매일경제, <https://www.mk.co.kr/news/economy/11351475>.
- 노세리 · 김란우 · 김성훈 · 노용진 · 박재혁 · 박은연 · 전준(2024), 『AI 도입과 노동과정의 재구조화 : 산업과 직종별 변화와 정책과제』, 한국노동연구원.
- 딜로이트 AI연구소(2025), 「생성형 AI 활용서 : 6대 산업별 생성형 AI 도입 가치 분석」, Deloitte.
- 문아람(2023), 「생성형 AI가 노동시장에 미치는 영향과 정책적 시사점」, 『KISDI Primum Report』, 정보통신정책연구원.
- 박동해(2025. 2. 27.), 「금감원, 금융권 AI 활용 돕는다 … “공동AI 플랫폼 구축 지원”」, 뉴스 1, <https://www.news1.kr/finance/financial-policy/5703606>.
- 박은연(2024), 「ICT 산업에서 AI 활용과 노동과정의 변화」, 노세리 외, 『AI 도입과 노동과정의 재구조화』, 연구보고서 2024-12, 한국노동연구원.
- _____(2025), “AI era HR with Agents. Silicon Valley HR Forum Workshop for Korean Management Association”, 2025. 5. 16.
- 박훈(2025. 1. 24.), 「2025년 국내 은행 AI 활용 전망」, 삼성SDS, <https://www.samsungsds.com/kr/insights/ai-in-banking-in-2025.html>.
- 서동현 · 오삼일 · 김민정(2025), 「AI의 빠른 확산과 생산성 효과 : 가계조사를 바탕으로」, BOK이슈노트(제2025-22호), 한국은행.
- 심동택 · 고동환(2022), 「인공지능(AI) 기술도입에 따른 산업별 노동수요변화 탐색」, 『한국혁신학회지』, 17 (1), pp.85~103.
- 오삼일 · 이수민 · 이하민(2025), 「AI와 한국경제」, 『BOK 이슈노트』 2025 (2), 한국은행.
- 우상범(2023), 『콜센터 노동자의 노동실태와 정책과제』, 연구총서 2020-2, 한

- 국노총 중앙연구원.
- 이두갑(2024), 「실리콘밸리와 혁신, 그리고 사회 정의」, 『과학기술과 사회』 7, pp.90~121.
- 이이나(2025. 3. 7.), 「“투자 조언에 상품 상담까지”… 증권업계, AI 기반 서비스 투자 ‘확대일로’」, 청년일보, <https://youthdaily.co.kr/news/article.html?no=179617>.
- 이주희(2024. 6. 20.), 「가장 먼저 AI가 대체할 일자리는… “은행업 54% 자동화”」, 시사저널, <https://www.sisajournal.com/news/articleView.html?idxno=300418>.
- 이환웅·방형준(2025), 「AI 기술 유형별 노동시장 영향 분석 : 한국 고용보험 자료를 활용한 실증 연구」, 『한국경제의 분석』 31 (2), pp.129~184.
- 장지연·전병유·정준호·이철승·심지환·안성준(2024), 『인공지능(AI) 발전의 고용효과』, 한국노동연구원.
- 정유진(2025. 11. 9.), 「빅테크 기업들의 상부상조 순환투자… AI가 일자리 대체해서 아닌, AI 투자자금 마련 위해 대량 해고」, 경향신문, <https://www.khan.co.kr/article/202511091358001>.
- 정책자료(2021. 11. 16.), 핀테크(FinTech), 대한민국정책브리핑, <https://www.korea.kr/news/cultureColumnView.do?newsId=148865913>.
- 최태범(2025. 5. 19.), 「“한국은 좁다”… 남다른 AI 기술로 해외 금융시장 뚫은 K-스타트업」, 머니투데이, <https://www.mt.co.kr/future/2025/05/19/2025051720384973177>.
- Goover(2024), 「국내 AI 콘택트센터 시장 동향 및 통신 3사의 경쟁 현황 분석」.
- _____ (2025), 「인슈어테크 전환점 : 국내 보험산업 인공지능 적용 현황 및 전망」.
- IDG Korea(2025), 『2025년 국내 기업 생성형 AI 활용 현황 및 전망』, <https://www.megazonejapan.jp/resources/event/report-ai-insight-20250904>.
- Abrego, M.(2025), “JPMorgan Execs Detail How AI Is Transforming the Bank”, Business Insider.
- Acemoglu, D. and P. Restrepo(2020), “Robots and Jobs : Evidence from US labor markets”, *Journal of Political Economy* 128 (6), pp.2188~2244.

- Acemoglu, D., D. Autor, J. Hazell, and P. Restrepo(2022), "Artificial Intelligence and Jobs : Evidence from online vacancies", *Journal of Labor Economics* 40 (S1), S293~S329.
- Acemoglu, Daron(2024), "The Simple Macroeconomics of AI", NBER Working Paper No. 32487.
- Alekseeva, L., J. Azar, M. Giné, S. Samila, and B. Taska(2021), "The Demand for AI Skills in the labor Market", *Labour Economics* 71, 102002.
- Anthony, C., B. A. Bechky, and A.-L. Fayard(2023), "'Collaborating' with AI : Taking a system view to explore the future of work", *Organization Science*(Providence, R. I.).
- Atalay, E., P. Phongthientham, S. Sotelo, and D. Tannenbaum(2020), "The Evolution of Work in the United States", *American Economic Journal : Applied economics* 12 (2), pp.1~34.
- Autor(2022), *The labor market impacts of technological change : from unbridled enthusiasm to qualified optimism to vast uncertainty*, Shaping the Future of work.
- Autor, D. H. and D. Dorn(2013), "The Growth of Low-skill Service Jobs and the Polarization of the US Labor Market", *American Economic Review* 103 (5), pp.1553~1597.
- Autor, D. H., F. Levy, and R. J. Murnane(2003), "The Skill Content of Recent Technological Change : An empirical exploration", *The Quarterly Journal of Economics* 118 (4), pp.1279~1333.
- Babina, T., A. Fedyk, A. X. He, and J. Hodson(2023), "Firm Investments in Artificial Intelligence Technologies and Changes in Workforce Composition", NBER Working Paper No. 31325.
- Bailey, D. and S. Barley(2020), "Beyond Design and Use : How scholars should study intelligent technologies", *Information and Organization*, 30 (2), 100286.
- Bailey, D. E., P. M. Leonardi, and S. R. Barley(2012), "The Lure of the Virtual", *Organization Science* 23 (5), pp.1485~1504.

- Bailey, D., S. Faraj, P. Hinds, P. Leonardi, and G. von Krogh(2022), “We Are All Theorists of Technology Now : A relational perspective on emerging technology and organizing”, *Organization Science*(Providence, R. I.).
- Barley(2020), *Work and Technological Change*, Oxford University Press.
- Bartlett, R., A. Morse, R. Stanton, and N. Wallace(2022), “Consumer-lending Discrimination in the FinTech Era”, *Journal of Financial Economics* 143 (1), pp.30~56.
- Beane(2019), “Shadow Learning : Building Robotic Surgical Skill When Approved Means Fail”, *Administrative Science Quarterly*, Johnson at Cornell University.
- Ben-David, D., I. Mintz, and O. Sade(2025), “Using AI and Behavioral Finance to Cope with Limited Attention and Reduce Overdraft Fees”, *Management Science* 72 (1), <https://doi.org/10.1287/mnsc.2022.00304>.
- Berufsbildung 4.0 - Fachkräftequalifikationen und Kompetenzen für die digitalisierte Arbeit von morgen. Branchen- und Berufescreening : vergleichende Gesamtstudie, Bonn : Bundesinstitut für Berufsbildung (BIBB), 2019.
- Bick, Alexander, Adam Blandin and David Deming(2025), *The State of Generative AI Adoption in 2025*, Federal reserve bank of ST. Louis.
- Bingley, W., C. Curtis, S. Lockey, A. Bialkowski, N. Gillespie, S. Haslam, R. Ko, N. Steffens, J. Wiles, and P. Worthy(2022), “Where Is the Human in Human-centered AI? Insights from developer priorities and user experiences”, *Computers in Human Behavior*, 141 (1), 107617.
- BMBF(2020), *Artificial Intelligence Strategy of the German Federal Government 2020 Update*, Artificial Intelligence Strategy of the German Federal Government.
- Bolboli Qadikolaei, S., and H. Parsania(2024), “The Concept of Human-Centricity in Sociological Studies of Artificial Intelligence”, *Quarterly of Social Studies and Research in Iran* 13 (3), pp.425~449.
- Bonfiglioli, A., R. Crinò, G. Gancia, and I. Papadakis(2024), “Artificial

- Intelligence and Jobs : Evidence from US commuting zones”, *Economic Policy*.
- Breuer, S., M. Braun, D. Tigard, A. Buyx, and R. Müller(2022), “How Engineers’ Imaginaries of Healthcare Shape Design and User Engagement : A case study of a robotics initiative for geriatric healthcare AI applications”, *ACM Transactions on Computer-Human Interaction* 30 (2).
- Brynjolfsson, E., B. Chandar, and R. Chen(2025), “Canaries in the Coal Mine? Six Facts about the Recent Employment Effects of Artificial Intelligence”, *Digital Economy Labs*, Stanford University, https://digitaleconomy.stanford.edu/wp-content/uploads/2025/08/Canaries_BrynjolfssonChandarChen.pdf.
- Capel, T. and M. Brereton(2023), “What Is Human-centered about Human-Centered AI? A map of the research landscape”, *International Conference on Human Factors in Computing Systems*.
- Cathy (Liu) Yang, Kevin Bauer, Xitong Li, and Oliver Hinz(2025), “My Advisor, Her AI, and Me: Evidence from a Field Experiment on Human-AI Collaboration and Investment Decisions”, *Management Science* 72 (1), <https://doi.org/10.1287/mnsc.2022.03918>.
- CES(2025), NVIDIA Keynote, <https://www.ces.tech/videos/nvidia-keynote/2025.1.7>.
- Clark, B. R.(1986), *The Higher Education System : Academic organization in cross-national perspective*, University of California Press.
- Clark, Burton R.(1989), “The Academic Life : Small worlds, different worlds”, *Educational Researcher* 18 (5), pp.4~8.
- Cockburn, Iain M., Rebecca Henderson and Scott Stern(2018), *The Impact of Artificial Intelligence on Innovation*, The National bureau of economic research.
- Crandall, E. K., R. H. Brown, and J. McMahon(2021), “Magicians of the Twenty-first Century : Enchantment, domination, and the politics

- of work in Silicon Valley”, *Theory & Event* 24 (3), pp.841~873.
- Crawford(2021), *Atlas of AI : Power, Politics, and the Planetary Costs of Artificial Intelligence*, Yale University Press.
- Davenport, T. H. and L. Prusak(1998), *Working Knowledge : How organizations manage what they know*, Harvard Business School Press.
- Davenport, T. H., S. Jarvenpaa, and M. Beers(1996), “Improving Knowledge Work Processes”, *Sloan Management Review* 37 (4), pp.53~65.
- Department for Science, Innovation and Technology(2025), AI Opportunities Action Plan, GOV. UK, <https://www.gov.uk/government/publications/ai-opportunities-action-plan/ai-opportunities-action-plan>.
- Desai, M. A.(2023), “What the Finance Industry Tells Us about the Future of AI”, *Harvard Business Review*, <https://hbr.org/2023/08/what-the-finance-industry-tells-us-about-the-future-of-ai>.
- Dickel, S. and J. Schrape(2017), “The Renaissance of Techno-Utopianism as a Challenge for Responsible Innovation”, *Journal of Responsible Innovation* 4 (2), pp.289~294.
- Doellgast, Virginia, Shruti Appalla, Dina Ginzburg, Jeonghun Kim and WenLi Thian(2025), “Global case studies of social dialogue on AI and algorithmic management”, *ILO Working Paper* 144, International Labour Organization(ILO), Geneva.
- Drucker(1959), *Landmarks of Tomorrow*, New York : Harper & Brothers.
- Ehsan, U. and M. O. Riedl(2020), “Human-centered explainable AI : Towards a reflective sociotechnical approach”.
- Eloundou, T., S. Manning, P. Mishkin, and D. Rock(2023), “GPTs Are GPTs : An early look at the labor market impact potential of large language models”, OpenAI Working Paper.
- European Commission(2020d), Skills and qualifications. Retrieved from, https://employment-social-affairs.ec.europa.eu/policies-and-activities/skills-and-qualifications_en.
- _____(2025a), About the DIGITAL Europe Programme, Digital Skills and

- Jobs Platform, <https://digital-skills-jobs.europa.eu/en/about/digital-europe-programme>.
- _____(2025b), Digital Europe Programme. Retrieved from, <https://digital-strategy.ec.europa.eu/en/activities/digital-programme>.
- European Economic and Social Committee(2024), Opinion of the European Economic and Social Committee on ‘Artificial intelligence, algorithmic management and the world of work(own-initiative opinion)’, <https://eur-lex.europa.eu/legal-content/EN/TXT/PDF/?uri=CELEX:52024IE1024>.
- Felten, E. W., M. Raj, and R. Seamans(2018), “A Method to Link Advances in Artificial Intelligence to Occupational Abilities”, *AEA Papers and Proceedings* 108, pp.54~57.
- _____(2021), “Occupational, industry, and geographic exposure to artificial intelligence : A novel dataset and its potential uses”, *Strategic Management Journal* 42 (12).
- _____(2023), “How Will Language Modelers Like ChatGPT Affect Occupations and Industries?”, Princeton University Working Paper.
- Fuster, A., P. S. Goldsmith-Pinkham, T. Ramadorai, and A. Walther(2017), “Predictably Unequal? The effects of machine learning on credit markets”, CEPR Discussion Paper No. DP12448. Available at SSRN, <https://ssrn.com/abstract=3074447>.
- Gathmann, C., F. Grimm, and E. Winkler(2024), “AI, Task Changes in Jobs, and Worker Reallocation”, IZA Discussion Paper No. 17554, Bonn : IZA- Institute of Labor Economics.
- Geiger, S.(2019), “Silicon Valley, Disruption, and the End of Uncertainty”, *Journal of Cultural Economics*, <https://doi.org/10.1080/17530350.2019.1684337>.
- Gmyrek, Pawel, Janine Berg and David Bescond(2023), *Generative AI and Jobs: A global analysis of potential effects on job quantity and quality*, International Labour Organization(ILO), Geneva.

- Goos, M., A. Manning, and A. Salomons(2014), “Explaining Job Polarization : Routine-biased technological change and offshoring”, *American Economic Review* 104 (8), pp.2509~2526.
- Hackett, E. J.(2014), “Academic Capitalism”, Sage Publications Sage CA : Los Angeles, CA.
- Haipeter, T., M. Wannöffel, J.-T. Daus, and S. Schaffarczik(2024), “Human-centered AI through Employee Participation”, *Frontiers in Artificial Intelligence*, 7, 1272102, <https://doi.org/10.3389/frai.2024.1272102>.
- Hallin, A., C. Andersson, L. Crevani, C. Ingvarsson, C. Ivory, I. Lammi, ... and A. Uhlin(2025), *Creating the Future of Work : Imaginaries in an era of digitalization*, in *Creating the future of work*, Edward Elgar Publishing.
- Hamon, M. and A. Vandenbroucke(2025), “Embracing Artificial Intelligence at Work While Complying with French Employment Law”, *The Journal of Robotics, Artificial Intelligence & Law* 8 (4), pp.277~282.
- Helldin, T. and C. Norrie(2025), “Designing for Human-centered AI-Lessons Learned from a Case Study in the Clinical Domain”, *Int. J. Hum. Comput. Stud.*, <https://doi.org/10.1016/j.ijhcs.2025.103623>.
- Huang, Y.(2024), “The Labor Market impact of artificial intelligence : Evidence from US regions”, IMF Working Paper No. WP/24/199.
- Hui, X., O. Reshef, and L. Zhou(2023), “The Short-term Effects of Generative Artificial Intelligence on Employment : Evidence from an online labor market”, Working Paper.
- Human-Centered Artificial Intelligence(2025), *Artificial Intelligence Index Report 2025*, Stanford University Human-Centered Artificial Intelligence.
- Hurlin, C., C. Pérignon, and S. Saurin(2024), “The fairness of credit scoring models”, *Management Science* 72 (3).
- Jasanoff, S., and S. H. Kim(2009), “Containing the Atom : Sociotechnical imaginaries and nuclear power in the United States and South Korea”, *Minerva* 47 (2), pp.119~146.

- Jasanoff, S., and S. Kim(2015), *Future imperfect : Science, technology, and the imaginations of modernity*.
- Joyce, K., L. Smith-Doerr, S. N. Alegria, S. E. Bell, T. Cruz, S. G. Hoffman, S. Noble, and B. Shestakofsky(2021), "Toward a Sociology of Artificial Intelligence : A call for research on inequalities and structural change", *Socius : Sociological Research for a Dynamic World*.
- Kapron, Z.(2025, March 5), "AI in Fintech : Regulations, opportunities", ethical imperatives, *Forbes*, <https://www.forbes.com/sites/zennonkapron/2025/03/05/ai-in-fintech-regulations-opportunities-ethical-imperatives/>.
- Karekezi, P., G. Moore, and J. Luo(2025), "Human-centered AI Design : Developers' perspectives", *Journal of Engineering Design* 37 (3), pp.1099~1114.
- Kellogg, Katherine C., Melissa A. Valentine and Angèle Christin(2020), "Algorithms at Work : The New Contested Terrain of Control", *Academy of Management Annals* 14 (1).
- Kelly, Bryan, Dimitris Papanikolaou, Amit Seru and Matt Taddy(2021), "Measuring Technological Innovation over the Long Run", *American Economic Review : Insights* 3, American Economic Association.
- Kleinman and Vallas(2001), "Science, Capitalism, and the Rise of the "Knowledge Worker" : The Changing Structure of Knowledge Production in the United States", *Theory and Society* 30 (4).
- Lee, Hao-Ping, Advait Sarkar, Lev Tankelevitch, Ian Drosos, Sean Rintel, Richard Banks and Nicholas Wilson(2025), "The Impact of Generative AI on Critical Thinking : Self-Reported Reductions in Cognitive Effort and Confidence Effects From a Survey of Knowledge Workers", *Proceedings of the 2025 CHI Conference on Human Factors in Computing Systems*.
- Leydesdorff, L., and H. Etzkowitz(1998a), "The Triple Helix as a Model for Innovation Studies", *Science & Public Policy* 25 (3), pp.195~203.

- _____ (1998b), "Triple Helix of Innovation : Introduction", *Science & Public Policy* 25 (6), pp.358~364.
- Li, C., H. Wang, S. Jiang, and B. Gu(2024), "The Effect of AI-enabled Credit Scoring on Financial Inclusion : Evidence from one million underserved population", Forthcoming in *MIS Quarterly*.
- Marrs, G.(2025, May 28), "Top Fintech Startups in China in 2025", Tech Round, <https://techround.co.uk/startups/top-fintech-startups-in-china-in-2025/>.
- Maslej, N., L. Fattorini, R. Perrault, Y. Gil, V. Parli, N. Kariuki, E. Capstick, A. Reuel, E. Brynjolfsson, J. Etchemendy, K. Ligett, T. Lyons, J. Manyika, J. C. Niebles, Y. Shoham, R. Wald, T. Walsh, A. Hamrah, L. Santarlasci, ... A. Shi(2025), The AI Index 2025 Annual Report, AI Index Steering Committee, Institute for Human-Centered AI, Stanford University, <https://doi.org/10.48550/arXiv.2504.07139>.
- McGrath(2023), "University teachers' perceptions of responsibility and artificial intelligence in higher education-An experimental philosophical study", *Computers and Education : Artificial Intelligence* 4.
- Mordor Intelligence(2024, February), "AI in Fintech : Market share analysis, industry trends & statistics, growth forecasts (2024~2029)", Mordor Intelligence.
- Myers, J. E.(2023), "When Big Brother Is Benevolent : How technology developers navigate power dynamics among users to elevate worker interests", *Academy of Management Discoveries*, 10 (3), DOI:10.5465/amd.2022.0111.
- _____ (2024), "Triadic Technology Configuration : A relational perspective on technologists' role in shaping cloud-based technologies", *ILR Review* 79 (3), DOI:10.1177/00197939241232992.
- Noble, D.(1984), "Computer Literacy and Ideology", *Teachers College Record* 85 (4), pp.602~614.
- Noble, S. U. and S. T. Roberts(2019), "Technological Elites, the Meritocracy,

- and Postracial Myths in Silicon Valley”, in R. Mukherjee, S. Banet-Weiser, H. Gray (eds.), *Racism Postrace*, Duke University Press.
- OECD(2023), *Risk management and locally led development*, OECD Publishing, Paris.
- OECD · KLI(2025), *Artificial Intelligence and the Labour Market in Korea*, OECD Publishing, Paris.
- Pachidi, S., H. Berends, S. Faraj, and M. Huysman(2021), “Make Way for the Algorithms : Symbolic actions and change in a regime of knowing”, *Organization Science* 32 (1), pp.18~41.
- Quandt, T. and J. Klapproth(2024), “The Silicon Valley Paradox : A qualitative interview study on the social, cultural, and ideological foundations of a global innovation center”, *Communications* 50 (2), DOI:10.1515/commun-2023-0045.
- Ryan, M.(2024), “We’re only Human after All : A critique of human-centred AI”, *AI & Society* 40 (3), DOI:10.1007/s00146-024-01976-2.
- Samimian-Darash, L., A. Sheniak, and N. Rotem(2024), “Unboxing the Imaginary : Typology of future imagination techniques in high-tech development”, *Social Studies of Science* 55 (4), pp.542~564.
- Schmager, S., I. Pappas, and P. Vassilakopoulou(2023), “Defining Human-Centered AI : A comprehensive review of HCAI literature”, *MCIS2023 Proceedings*, 13.
- Shestakofsky, B.(2024), *Behind the Startup : How venture capital shapes work, innovation, and inequality*, University of California Press.
- Shneiderman, B.(2020), “Human-centered Artificial Intelligence : Reliable, safe & trustworthy”, *International Journal of Human Computer Interactions* 36 (6), pp.495~504.
- Slaughter, S. and G. Rhoades(2004), “The Theory of Academic Capitalism”, in S. Slaughter and G. Rhoades, *Academic Capitalism and the New Economy : Markets, State, and Higher Education*, pp.1~34, The Johns Hopkins University Press.

- Sovacool, B. K. and D. J. Hess(2017), “Ordering Theories : Typologies and conceptual frameworks for sociotechnical change”, *Social Studies of Science* 47 (5), pp.703~750.
- Susskind, Richard and Daniel Susskind(2015), *The Future of the Professions : How Technology Will Transform the Work of Human Experts*, Oxford Academic.
- Taebi, B.(2021), *Ethics and Engineering : An introduction*, Cambridge University Press.
- The White House(2023), “Executive Order 14110 : Safe, secure, and trustworthy development and use of artificial intelligence”, *Federal Register* 88 (210), pp.75191~75226, <https://www.federalregister.gov/documents/2023/11/01/2023-24283/safe-secure-and-trustworthy-development-and-use-of-artificial-intelligence>.
- Webb, M.(2020), “The Impact of Artificial Intelligence on the Labor Market”, Stanford University Working Paper.
- Widder, D., D. Zhen, L. Dabbish, and J. Herbsleb(2023), “It's about Power : What ethical concerns do software engineers have, and what do they (feel they can) do about them?” Conference on Fairness, Accountability and Transparency.
- Williams, R. and D. Edge(1996), “The Social Shaping of Technology”, *Research Policy* 25 (6), pp.865~899.
- Yang(2025), *A Survey of AI Agent Protocols*, Cornell University Press.
- Yee, Lareina, Anu Madgavkar, Sven Smit, Alexis Krivkovich, Michael Chui, María Jesús Ramírez and Diego Castresana(2023), *Agents, robots, and us : Skill partnerships in the age of AI*, McKinsey Global Institute.

◆ 執筆陣

- 노세리(한국노동연구원 선임연구위원)
- 권현지(서울대학교 교수)
- 김란우(카이스트 교수)
- 박은연(실리콘밸리 피플 애널리스트 및 실리콘밸리 인사연구회 회장)
- 이환웅(건국대학교 교수)
- 전 준(카이스트 교수)
- 노가빈(서울대학교 사회학과 박사수료)

AI와 노동의 공존 : 생산성 향상과 불평등
개선 가능성을 중심으로

- | | |
|------------|---|
| ▪ 발행연월일 | 2025년 12월 26일 인쇄
2025년 12월 31일 발행 |
| ▪ 발 행 인 | 허 재 준 |
| ▪ 발 행 처 | 한국노동연구원
310147 세종특별자치시 시청대로 370
세종국책연구단지 경제정책동
☎ 대표 (044) 287-6081 Fax (044) 287-6089 |
| ▪ 조 판 · 인쇄 | 도서출판 창보 (02) 2272-6997 |
| ▪ 등 록 일 자 | 1988년 9월 13일 |
| ▪ 등 록 번 호 | 제2015-000013호 |

© 한국노동연구원 2025 정가 13,000원

ISBN 979-11-260-0842-1

KLI
한국노동연구원

한국노동연구원

30147 세종특별자치시 시청대로 370 경제정책동
TEL : 044-287-6083 <http://www.kli.re.kr>



ISBN 979-11-260-0842-1