

인공지능으로 인한 노동시장의 변화와 정책방향

한
요
셉

KOREA DEVELOPMENT INSTITUTE



인공지능으로 인한 노동시장의 변화와 정책방향

한요셉



연구보고서 2023-03

인공지능으로 인한 노동시장의 변화와 정책방향

저 자

한요섭 | 한국개발연구원 연구위원

연구지원

김예원 | 한국개발연구원 연구원

발간사

지난 2022년 11월 말에 공개된 미국 Open AI의 챗GPT는 인공지능 기술의 무궁무진한 활용 가능성을 전 세계적으로 확인시키는 계기가 되었다. 인공지능 기술은 향후 미래 사회의 전개를 논의할 때 결코 빼놓을 수 없는 중요한 부분을 차지하며, 현재 기업 및 국가 간 기술 경쟁의 핵심적인 요소로 부각되고 있다.

인공지능 기술은 인간을 보완하여 생산성을 크게 높일 것으로 기대되는 한편, 기존의 일자리를 대체할 것으로 우려되고 있다. 본 보고서에서는 인공지능 기술이 노동시장에 미치는 영향을 다양한 방식으로 실증적으로 살펴보고, 이를 통해 혁신, 노동, 교육·훈련, 청년 일자리 분야의 핵심적인 정책방향을 제시한다.

인공지능 기술에 관한 많은 관심과 함께 현재 상황과 미래 전망에 관해 다양한 시각들이 제시되어 왔지만, 국내에서 실제 일어나고 있는 상황을 구체적으로 분석한 연구는 많지 않다. 더구나 노동시장의 여러 측면을 종합적으로 살펴 판단한 경우는 매우 드물다. 본 보고서는 인공지능 기술과 관련하여 전문가 면담 및 설문조사, 기업 대상 설문조사, 국내 노동시장에 대해 대표성을 갖는 대규모 데이터 등 다양한 자료를 수집하고 활용하여 국내 상황을 실증적으로 분석하고 핵심적인 시사점을 도출한다는 점에서 여타 보고서와 차별화된다. 이러한 결과는 빠르게 변화하

발간사

는 현실 가운데에서 정책을 설계하고 집행해 나가는 데 유용한 참고자료로 활용될 수 있을 것이다.

이러한 보고서가 나오기까지 여러 분들의 수고가 있었다. 저자는 연구의 기획 및 착수 단계에서부터 많은 조언을 아끼지 않은 광주과학기술원(GIST) 김희삼 교수, 기획재정부 김승태 과장, 본원 황수경 선임연구위원, 본원 국제정책대학원 이창근 교수께 감사의 뜻을 전하고 있다. 또한 전문가 면담 요청에 선뜻 응하여 현실에 대한 뛰어난 통찰과 유용한 조언을 제공해 주신 국내 인공지능 기술 및 활용 전문가들께 깊이 감사하고 있다. 저자는 연구 진행 전 과정에 참여하여 각종 데이터의 수집 및 통계 기초분석, 전문가 면담 준비 및 정리, 국내외 정책 동향 파악 등 다양한 분야에서 탁월한 업무지원을 제공한 김예원 연구원께도 감사하고 있다.

마지막으로 본 보고서에 제시된 견해는 집필자 개인의 의견이며, 본원의 공식 견해가 아님을 밝혀 두는 바이다.

2023년 12월
한국개발연구원 원장
조 동 철

목 차

발간사	
요 약	1
제1장 서 론	7
제2장 인공지능 기술의 역사와 현재	10
제1절 인공지능 기술의 간략한 역사	10
1. 튜링(Turing, 1950)	10
2. 인공지능 개발의 실패와 성공	12
제2절 인공지능 기술의 현황	14
1. 컴퓨터 비전(computer vision)	15
2. 자연어 처리(Natural Language Processing)	20
3. 대형 언어모형(LLMs) 및 대형 멀티모달 모형(LMMs)	23
4. 인공지능 윤리(AI Ethics)	25
제3절 인공지능 기술 현황 및 정책방향 관련 전문가 면담	28
제4절 소 결	31
제3장 인공지능 기술과 일자리 자동화 가능성: 인공지능 전문가 및 GPT-4 조사 결과를 바탕으로	33
제1절 서 론	33
제2절 관련 기존 문헌 및 최근의 논의 전개	37

목차

제3절 데이터	44
1. 국내 인공지능 전문가 대면조사 및 GPT-4 문답조사	44
2. 한국고용정보원의 재직자조사 2020	47
3. 통계청의 지역별 고용조사	48
제4절 연구 방법론	48
제5절 주요 결과: 인공지능 업무수행능력 수준의 현황 및 전망	50
제6절 추정 결과	63
1. 업무 및 직업 단위의 분석	63
2. 일자리 단위의 분석	66
제7절 전문직의 미래: 분야별 전문가 면담	70
1. 문화예술 분야	70
2. 법률 분야(리걸테크)	72
3. 의료 분야	74
4. IT 개발 및 교육훈련 분야	76
제8절 소 결	78
제4장 국내 기업의 인공지능 기술 도입과 활용 실태	80
제1절 신기술 도입과 활용	80
제2절 공식 통계로 확인하는 인공지능 도입률	82
1. 정보화통계조사	82
2. 기업활동조사	86
제3절 KDI 설문조사	90
1. 정보화 인프라	90
2. 인공지능 도입률	94
3. 인공지능 도입 시 생산성 변화	99
4. 인공지능 도입 시 인력 측면의 변화	104

5. 인재양성	108
제4절 소 결	111
제5장 국내 기업의 인공지능 기술 도입과 활용이 고용 및 임금에 미치는 영향	113
제1절 서 론	113
제2절 기존 문헌 및 이론적 검토	116
제3절 데이터	119
제4절 분석모형	121
제5절 추정 결과(1): 인공지능 도입과 기업의 고용	124
제6절 추정 결과(2): 지역 수준 인공지능 영향률과 노동시장 성과	129
제7절 소 결	147
제6장 결론 및 정책적 시사점	150
제1절 요약	150
제2절 정책적 시사점	154
1. 혁신 정책	155
2. 노동 정책	157
3. 교육 및 훈련 정책	160
4. 청년 일자리 정책	162
참고문헌	164
부 록	171
ABSTRACT	184

◆ 표 목 차

<표 2- 1> GLUE 벤치마크	21
<표 2- 2> SuperGLUE 벤치마크	22
<표 3- 1> 업무수행능력	45
<표 3- 2> 인공지능의 업무수행능력 수준	51
<표 3- 3> 인공지능의 업무수행능력 수준: GPT-4에 의한 평가(2023년 현재)	55
<표 3- 4> 인공지능의 업무수행능력 수준: GPT-4에 의한 평가(2030년 예상)	60
<표 3- 5> 직업 세분류별 자동화 가능 업무 비중(2023년 기술 수준)	64
<표 3- 6> 직업 세분류별 자동화 가능 직무 비중(2030년 기술 수준)	65
<표 3- 7> 자동화 고위험군 비중: 전문가 평가	67
<표 3- 8> 자동화 고위험군 비중: GPT-4	67
<표 4-1A> 산업별·규모별 인공지능 도입률(2022년)	84
<표 4-1B> 산업별 인공지능 도입률과 영향률(2022년, 10인 이상)	86
<표 4-2A> 산업별 규모별 인공지능 도입률(2021년)	89
<표 4-2B> 산업별 인공지능 도입률과 영향률 비교(2021년, 50인 이상)	89
<표 4- 3> 정보화 인프라 및 활용 비중	91
<표 4- 4> 활용하고 있는 경영정보시스템 종류	91
<표 4- 5> 클라우드 컴퓨팅과 빅데이터 분석	92
<표 4- 6> 클라우드 컴퓨팅 서비스 종류(복수응답 허용)	93
<표 4- 7> 빅데이터 분석 활용 업무 분야(복수응답 허용)	93
<표 4- 8> 업무정보의 디지털 형태(데이터) 저장, 관리 실태	94
<표 4- 9> 인공지능 도입률: 규모별	95
<표 4-10> 인공지능 도입률: 산업별	95

<표 4-11> 인공지능 도입 예정 기업 비중: 산업별	96
<표 4-12> 인공지능 도입 예정 시기	97
<표 4-13> 인공지능 도입 예정 분야	98
<표 4-14> 인공지능 미도입 이유(1순위)	98
<표 4-15> 인공지능 미도입 이유(복수응답)	99
<표 4-16> 인공지능 본격적 도입 시 업무처리시간 전망	100
<표 4-17> 인공지능 활용 시 업무처리시간 전망: 기술 도입 상황별	100
<표 4-18> 인공지능 활용 시 업무처리시간 전망: 생성형 인공지능	101
<표 4-19> 인공지능 활용 시 매출 전망: 기존 인공지능	101
<표 4-20> 인공지능 활용 시 매출 전망: 기술 도입 상황별	102
<표 4-21> 인공지능 활용 시 매출 전망: 생성형 인공지능	103
<표 4-22> 인공지능 활용에 가장 적합한 분야	103
<표 4-23> 인공지능 도입 시 인력규모 변화 전망	105
<표 4-24> 인공지능 도입 시 인력규모 전망: 기술 도입 상황별	105
<표 4-25> 인공지능 도입 시 인력규모 전망: 생성형 인공지능	106
<표 4-26> 인공지능 도입 후 신규채용 전망	106
<표 4-27> 인공지능 도입 후 신입사원 요구역량 변화	107
<표 4-28> 인공지능 도입 시 인력 활용 변화	107
<표 4-29> 인공지능 활용 여부가 승진 및 보상에 미치는 영향	108
<표 4-30> 인공지능 활용능력 배양을 위한 교육·훈련 지원 여부	109
<표 4-31> AI 인재 수요 충족 방안	109
<표 4-32> 인공지능 인재양성을 위한 정부의 정책방향(1순위)	110
<표 4-33> 인공지능 인재양성을 위한 정부의 정책방향(복수응답)	110
<표 5- 1> 요약통계량: 기업활동조사	120
<표 5- 2> 요약통계량: 지역별 고용조사	120

표목차

<표 5- 3> 인공지능 도입이 기업 단위 고용에 미치는 영향	124
<표 5- 4> 기술 도입이 기업 단위 상용직 고용에 미치는 영향	125
<표 5- 5> 인공지능 도입이 기업 단위 1인당 인건비에 미치는 영향	126
<표 5- 6> 인공지능 도입이 총고용에 미치는 영향: 1~3년 후	128
<표 5- 7> 인공지능 도입이 상용직 고용에 미치는 영향: 1~3년 후	128
<표 5- 8> 인공지능 도입이 1인당 인건비에 미치는 영향: 1~3년 후	128
<표 5- 9> 인공지능 도입이 기업 단위 매출액에 미치는 영향	129
<표 5-10> 지역 수준 인공지능 영향률과 노동시장 성과: 남성 임금근로	131
<표 5-11> 지역 수준 인공지능 영향률과 노동시장 성과: 여성 임금근로	132
<표 5-12> 지역 수준 인공지능 영향률과 노동시장 성과: 남성 상용직	133
<표 5-13> 지역 수준 인공지능 영향률과 노동시장 성과: 여성 상용직	134
<표 5-14> 지역 수준 인공지능 영향률과 노동시장 성과: 남성 임금근로, 연령별	135
<표 5-15> 지역 수준 인공지능 영향률과 노동시장 성과: 여성 임금근로, 연령별	137
<표 5-16> 지역 수준 인공지능 영향률과 노동시장 성과: 남성 임금근로, 학력별	138
<표 5-17> 지역 수준 인공지능 영향률과 노동시장 성과: 여성 임금근로, 학력별	139
<표 5-18> 지역 수준 인공지능 영향률과 노동시장 성과: 직업대분류별, 남성	142
<표 5-19> 지역 수준 인공지능 영향률과 노동시장 성과: 직업대분류별, 남성	143
<표 5-20> 지역 수준 인공지능 영향률과 노동시장 성과: 직업대분류별, 여성	144
<표 5-21> 지역 수준 인공지능 영향률과 노동시장 성과: 직업대분류별, 여성	145
<표 5-22> 직업 중분류별 인공지능과의 경제적 보완/대체성 판단	146

◇ 그림 목 차

[그림 2- 1] 이미지 분류	16
[그림 2- 2] 자세 추정	17
[그림 2- 3] 이미지 생성	18
[그림 2- 4] 시각적 질문과 답변 및 시각적 상식추론 분야의 벤치마크 점수	19
[그림 2- 5] 이미지 분류	25
[그림 2- 6] 답변의 진실성과 정보 간의 상충관계	27
[그림 3- 1] GPT-4의 각종 시험성적	34
[그림 3- 2] Frey & Osborne(2017)의 인공지능 자동화 가능성	39
[그림 3- 3] 직업과 일자리 단위 접근 방식에서 자동화 위험 분포의 차이	40
[그림 3- 4] 주요 인공지능 영향도 지수 간 차이	43
[그림 3- 5] 전문가 평가 평균과 GPT-4의 평가: 현재 상황(2023년)	54
[그림 3- 6] 전문가 평가 평균과 GPT-4의 평가: 미래 전망(2030년)	54
[그림 3- 7] 전문가 전망(2030년)과 GPT-4 전망(2040년)의 비교	54
[그림 3- 8] 임금과 자동화 가능성(2023년)	68
[그림 4- 1] 클라우드 컴퓨팅 및 빅데이터 기술 도입률	83
[그림 4- 2] 인공지능 기술 도입률	83
[그림 4- 3] 클라우드 및 빅데이터 도입률	87
[그림 4- 4] 인공지능 기술 도입률	88

요 약

본 보고서에서는 인공지능 기술의 현황을 개괄하고, 우리나라 노동시장의 맥락에서 인공지능 기술로 인한 직무 자동화와 일자리 대체 가능성을 살펴보았다. 여기에서 한걸음 더 나아가 우리나라 기업에서 인공지능 기술 도입의 현황이 어떠한지 살펴보고, 인공지능 도입률과 영향률에 따라 기업이나 지역 단위 고용과 임금에 최근까지 어떤 영향이 있었는지를 실증적으로 분석해 보았다. 이러한 결과들을 종합하여 미래를 전망하고 정책적 시사점을 도출하고 있다.

현재 인공지능 기술 상황을 살펴본 결과(제2장), 인공지능 모형은 컴퓨터 비전과 자연어 처리 분야에서 대부분 평균적인 인간 수준을 능가하는 성과를 보이고 있고, 일부 분야에서는 최고 전문가 수준에 도달하기도 하였다. 비록 인식의 편향성, 언어의 위해성, 답변의 진실성 등 인간과의 본격적 공존을 위한 윤리적 분야에서는 아직까지 성과가 미흡한 것으로 나타나고 있지만, 향후 이러한 영역에서도 성능이 개선될 것으로 예상된다. 최근에는 여러 분야별 기능을 아우르는 대형 언어모형 혹은 초거대 인공지능 모형이 중심이 되고 있으며, 텍스트와 이미지 등 다양한 형태의 입력을 받아 처리하고 결과를 다시 다양한 형태로 출력할 수 있는 대형 멀티모달 모형도 속속 등장하고 있다. 인공일반지능 내지 범용일반지능(AGI)으로 발전하고 있는 초거대 인공지능 모형에 대한 세계적인 규제 움직임과 일각의 회의적 시각에도 불구하고, 초거대 인공지능 모형을 중

심으로 한 기술 개발은 적어도 한동안 계속될 것으로 보인다.

인공지능을 비롯한 현재 기술의 업무수행능력 수준에 관한 전문가 평가를 기초로 국내에 존재하는 일자리들의 자동화 가능성을 분석해 본 결과(제3장), 2023년 현재 기술적 자동화 가능성은 이미 적지 않은 수준으로 추산되었다. 기존 문헌에서처럼 70% 이상의 업무 자동화 가능성을 기준으로 한다면, 이미 국내에 존재하는 38.8%의 일자리에서 기술적으로는 70% 이상의 업무를 자동화할 수 있는 것으로 나타난다. 또한 저임금 직종에서 자동화 가능성이 월등히 높고, 고속권 직종 내지 전문직의 자동화 가능성은 비록 인공지능으로 인해 일부 상승한 것으로는 보이지만 여전히 상대적으로 낮게 나타난다.

2030년 이후의 미래에는 기술에 의한 업무수행능력 수준이 더욱 높아지면서 거의 모든 직종에서 대부분의 업무를 자동화할 수 있을 것으로 예상된다. 이르면 2030년에는 현재 형태의 일자리의 약 90%에서 직무의 90% 이상을 자동화할 수 있을 것으로 추정된다. 다시 말해, 소위 ‘병목적 능력(bottleneck abilities)’에 의해 기술적 자동화 가능성이 낮게 유지되는 ‘안전한’ 직무의 범위는 크게 축소될 것으로 예상되며, 그러한 직무가 10% 이상인 일자리는 현재 경제 내에 존재하는 일자리의 10%에 불과하다.

이러한 결과는 인공지능 기술의 발달로 적어도 기술적으로는 경제 내에 현재 존재하는 대부분의 직무가 이미 자동화가 가능하거나 가까운 미래에 자동화가 가능해질 것임을 의미한다. 즉, 기술적 차원의 불확실성은 과거보다 감소했다고 볼 수 있다. 또한 과거보다 병목적 능력의 범위는 크게 축소될 것이므로, 병목적 능력 육성을 통해 자동화로부터 절대적으로 안전해지려는 전략은 보편적으로 적용되기 어려울 것임을 시사한다.

하지만 이러한 ‘기술적 자동화 가능성’이 현실에서의 자동화로 곧바로 이어지는 것은 아니다. 기술의 도입과 활용에는 경제·사회적 요인이 중요하게 작용하기 때문이다. 예컨대, 기술적 자동화가 가능하더라도 기업의 현실적 제약으로 적어도 단기적으로는 이러한 기술을 도입하지 않을 수 있다. 물론 장기적으로는 경쟁력 약화를 피하기 위해서라도 기술을 도입하지 않을 수 없을 것이다. 또한 ‘현재 직무 구성’하에서의 기술적

자동화 가능성이 현실에서 자동화(automation)로 귀결될지 생산성 강화(augmentation)로 귀결될지는 분명하지 않다. 현재의 직무 구성이 변화하고 새로운 직업이 창출되면서 자동화보다 생산성 강화로 귀결될 가능성도 얼마든지 있다. 특히 전문직의 경우 직무 구성의 복잡성은 물론, 본질적으로 사람의 판단이 중요하다든지, 약간의 오류 가능성도 용납될 수 없다든지, 고도의 창의성이 필요하다든지 하는 등의 상황으로 인해 적어도 가까운 미래에 대체될 가능성은 낮다고 판단된다. 다만, 전문직 내에서 일정 수준 이상의 일자리에서는 인공지능을 활용한 생산성 강화가 일어나는 반면, 경력 초기를 중심으로 한 일정 수준 이하의 일자리에서는 인공지능에 의한 자동화가 일어날 가능성이 있다.

실제로 인공지능 기술이 얼마만큼 도입되고 활용되고 있는지를 살펴본 결과(제4장), 정보화통계조사 기준 국내 기업의 인공지능 도입률은 2022년(2021년 말) 기준으로 10인 이상 민간기업의 2.7% 수준에 머무른다. 하지만 250인 이상 대규모 기업에서는 도입률이 약 20%에 달한다. 이처럼 규모에 의한 도입률의 차이를 감안하면, 인공지능 기술의 영향에 노출된 근로자의 비중(‘영향률’)은 10인 이상 민간기업 재직자 전체의 10% 수준으로 계산된다. 통계청의 기업활동조사에서도 2021년 기준으로 50인 이상 민간기업의 3.8%만이 인공지능 기술을 업무에 도입한 것으로 조사되었지만, 250인 이상 기업으로 한정하면 약 8%에 달한다. 특히 50인 이상 민간기업 **근로자**에 대한 인공지능 영향률은 20%에 달한다.

2023년 9월 말 기준 국내 기업 800곳을 대상으로 실시한 설문조사에서도, 앞서의 공식 통계와 유사하게 낮은 인공지능 도입률(2.3%)이 나타난다. 다만, 인공지능 도입 예정 기업의 비중은 적지 않았는데, 인공지능 既 도입 및 도입 예정 기업의 비중은 50인 이상 기업의 약 10%에 달한다. 인공지능 기술을 도입한 기업들은 주로 정보통신업에 해당되며 새로운 제품·서비스 개발에 초점을 맞추고 있었으나, 향후 도입 예정인 기업들은 숙박·음식점업, 제조업, 전문서비스업 등 전통적인 산업 분야들에 속하며, 도입 예정 분야로는 새로운 제품·서비스 개발 외에 ‘생산공정 최적화’를 응답한 비중이 높았다. 이러한 기업들은 업무처리시간이 큰 폭으

로 감소하는 한편 매출도 장기적으로 크게 증가할 것으로 예상하고 있다. 또한 향후 인력규모 축소를 예상하는 비중이 상대적으로 높았고, 재직자 대상의 인력조정보다는 신규채용의 축소를 예상하는 비중이 높았다. 비록 축도의 정확성이 아주 높지는 않지만, 향후 인공지능 도입이 전반적으로 확대되는 상황에서 신규채용이 위축될 가능성을 시사하는 결과이다.

마지막으로 인공지능 도입이 기업 수준 혹은 지역 수준의 고용과 임금에 어떤 영향을 미쳤는지를 실증적으로 분석하였다(제5장). 먼저, 기업 패널자료를 활용하여 각 기업 수준에서 인공지능 기술이 (외생적 요인에 의해) 도입될 때 고용과 인건비가 어떻게 변화했는지를 살펴보면, 적어도 단기적으로는 (전문인력 수요 증가가 상쇄되면서) 고용이나 임금에 미치는 영향은 미미한 것으로 추정되었다. 이러한 실증 결과는 AI 전문인력 채용으로 전체 고용규모가 어느 정도 유지되지만 AI 인력을 제외한 고용규모는 줄어든다는 기존 문헌의 결과와 대체로 부합한다. 기업 수준 분석에서는 고용 관련 데이터의 한계가 있어 어떤 인력이 증가하고 어떤 인력이 감소했는지 자세히 살펴볼 수 없었지만, 지역 단위 분석을 통해 간접적으로 추론할 수 있었다.

다음으로, 대규모 반복 횡단면 자료를 바탕으로, 지역 내 기업들의 인공지능 도입이 증가할 때 지역 노동시장에 어떤 영향이 나타났는지를 살펴보았다. 보다 구체적으로 지역 내 인공지능 영향률이 (외생적 요인에 의해) 증가할 경우 지역 노동시장에 어떤 영향을 미쳤는지를 살펴보았다. 앞서 기업 단위 분석 결과와 유사하게 임금근로 여부에는 총량적 영향을 미치지 않으나 근로자 임금, 특히 여성 평균임금을 감소시키는 것으로 추정되었다.

이를 구체적으로 살펴보면, 직종(중분류)별로는 정보통신 전문가 및 기술직을 중심으로 전문직 고용이 증가하였지만 서비스·단순노무직에서는 고용이 감소하였다. 또한 남성 서비스·판매직이나 여성 사무·서비스직에서는 임금이 뚜렷이 감소하였다. 이는 기존의 일자리 양극화(job polarization) 논의에서와 대체로 유사한 패턴으로 읽힌다. 다만, 기존의

소프트웨어나 로봇에 의한 자동화에 인공지능까지 결합되면서 대체 가능한 중간 수준 일자리의 범위는 더욱 넓어지고 있다고 판단된다.

하지만 직종 외에 연령과 학력을 중심으로 살펴보면, 남성 30~44세나 여성 15~29세 등 주로 청년층 및 전문대졸 이상 학력을 중심으로 고용과 임금에 부정적 효과가 있었고, 중장년층이나 고졸 이하 학력에서는 고용과 임금에 별다른 변화가 없거나 오히려 긍정적 효과가 있는 것으로 분석되었다. 이러한 분석 결과는 우리나라 노동시장 상황에서 인공지능 기술의 도입이 확산되면서 주로 청년 일자리를 감소시키는 방향으로 작용해왔음을 보여준다. 또한 노동시장 구조에 큰 변화가 없다면, 인공지능 기술 도입 확대와 함께 적어도 가까운 미래에는 이러한 방향의 영향이 지속될 것임도 시사한다.

이러한 분석 결과들을 바탕으로 혁신, 노동 및 교육 정책에 관한 주요한 정책적 시사점들을 정리한다(제6장). 혁신 정책의 경우 인공지능의 광범위한 활용을 준비하기 위해서는 사용자의 인공지능 문해력 배양과 함께 사회적 안전을 확보하기 위한 규제가 필요하다. 국내 인공지능 기술 개발을 위한 투자 및 지원과 함께, 기술 도입과 생산성 격차를 완화하기 위해 지역 내 중소기업에 대한 기술 도입 지원을 강화할 필요가 있다. 노동 정책의 경우 현재의 경직성이 지속된다면 자칫 과도한 자동화와 신규 채용 축소로 이어질 가능성이 있어, 사회안전망을 강화하는 한편 노동시장의 유연성을 제고할 필요가 있다. 인간 노동을 중시하는 사회안전망 전반의 재설계와 함께, 다양한 사회적 필요들을 균형 있게 고려하는 제도적 조정이 요청된다. 한편, 교육과 훈련 정책의 경우 고정된 지식보다는 학습능력 자체와 적응력을 강조하는 방향으로의 변화가 시급하다. 고등교육체제 내 숙련공급의 유연성 제고와 함께 재직자 직업훈련을 활성화하기 위한 적극적인 지원과 제도적 뒷받침이 필요하다. 추가적으로 청년 일자리 상황에 대한 특별한 관심과 면밀한 모니터링이 요청된다. 교육과 노동시장의 유연성 제고와 함께, 경력 초기 일경험과 청년 창업에 대한 지원의 효과성 제고를 위해 정책적 역량을 집중할 필요가 있다.

제1장

서론

오늘날 딥 러닝 중심의 인공지능 기술은 빅데이터와 고성능 컴퓨팅 파워에 힘입어 자연어 처리, 이미지 인식, 예측 분석 등에서 놀라운 성과를 보이고 있다. 특히 최근 챗GPT를 위시한 대형 언어모형 및 대형 멀티모달 모형들이 대중적으로 공개되면서 현격히 높아진 인공지능 기술 수준에 전 세계가 충격을 받았다.

이 같은 인공지능 기술의 급속한 발전이 향후 노동시장에 어떤 영향을 미칠지에 대해서는 논란이 지속되고 있다. 인공지능 전문가를 포함한 많은 사람들이 일자리의 상당수 혹은 대부분이 앞으로 사라질 것이라고 보고 있다. 하지만 지금까지 산업혁명의 역사가 입증하듯이 새로운 일자리가 계속하여 창출될 것이라는 주장도 동시에 존재한다. 전문직이 대체되고 저숙련 근로자의 생산성을 높여 불평등을 줄일 것이라는 전망이 제시되는 한편, 전문직보다는 경력 초기 일자리를 줄일 것이라는 전망도 제시되고 있다. 이처럼 일자리의 미래에 대한 서로 다른 전망은 미래를 준비하는 가운데 현재 나아가야 할 방향에 대해서도 서로 다른 주장으로 이어지고 있다.

본 보고서는 빠르게 변화하고 있는 현 상황을 최대한 객관적으로 판단하여 현재에 가장 필요한 정책방향을 확인하려는 목적으로 기획되었다. 2023년 한 해 동안에도 다양한 기술적 변화가 이어지면서 현실을 따라가

는 것만 해도 쉽지 않은 상황이다. 이전부터 일자리의 미래에 대한 논의가 많이 있었으나, 최근의 변화는 과거에 예상하지 못했던 측면들을 다수 내포하고 있다. 따라서 현 상황을 잘 이해하기 위해서는 가능한 한 여러 정보를 수집하고 정리할 필요가 있다.

인공지능 분야의 현 상황을 이해하려면 1950년대 이후로 전개되어 온 인공지능 개발의 역사를 개략적으로 살펴볼 필요가 있다. 제2장에서는 어떤 맥락에서 딥 러닝이 등장하였는지 그리고 인공지능 개발 과정의 부침이 어떠한지를 살펴본다. 또한 각 과제별로 인간의 수준을 벤치마크 삼아 이를 넘어서는 것을 목표로 기술을 발전시켜 왔는데, 현재 각 분야별로 어느 정도 수준에 도달했는지를 확인해 본다. 특히 현재 관심의 초점이 되고 있는 대형 언어모형 및 대형 멀티모달 모형, 혹은 초거대 인공지능 모형의 현황에 관한 기술적 논의와 함께 향후 기술진보와 관련된 전망을 정리한다. 국내 인공지능 기술 및 정책 전문가들을 면담한 결과도 함께 수록한다.

이어지는 제3장에서는 인공지능 기술로 인한 일자리 자동화 가능성을 구체적으로 진단한다. 관련된 기존 해외문헌 및 국내문헌의 전제, 방법론 및 사용된 데이터를 자세히 살펴보고, 그동안 제시된 여러 결과가 어느 정도 신뢰 가능한지를 따져본다. 기존의 여러 한계를 극복하기 위한 한 가지 방법으로 업무수행능력의 자동화 가능성에 관한 전문가 조사와 국내 직업정보 및 국내 고용통계를 직접적으로 결합하는 방식을 제안하고, 이를 통해 현재의 인공지능 기술로 인해 영향 받을 수 있는 일자리의 범위를 가늠해본다. 최근의 문헌에서 강조하고 있듯이 이러한 접근에서 산출되는 수치는 인공지능으로 인한 일자리의 기술적 대체 가능성에 불과하며, 현실에서의 결과와는 다를 수 있다. 인공지능의 영향은 일자리를 대체할 수도 있지만 오히려 생산성을 증가시키는 방향으로 작용할 수도 있기 때문이다.

한편, 제3장에서는 ‘전문직의 미래’에 관한 추가적인 논의를 수록하고 있다. 예술, 법률, 의료, IT의 네 분야에 초점을 맞추어 각 분야별로 인공지능 활용 상황과 해당 분야 전문가들을 면담한 결과를 정리하였다. 이

러한 내용은 각 분야의 상황에 대한 구체적인 정보를 제공하는 한편, 전문직의 자동화 가능성에 대한 논의도 포함하고 있다.

제4장에서는 우리나라 기업 현장에서 인공지능 기술이 얼마나 도입되고 있는지를 살펴본다. 국내에서 비교적 긴 기간에 걸쳐 조사된 공식 통계에 기반하여 인공지능 도입률을 살펴보고, 실제 근로자에 대한 영향률을 계산한다. 그리고 국내 기업들을 대상으로 실시한 설문조사를 통해 각 기업에서 인공지능을 도입하거나 도입하지 않은 이유에 대해서 자세히 알아본다. 또한 인공지능 도입으로 예상되는 생산성 증가 및 인력조정에 관한 예상을 도입 또는 도입 예정 여부로 나누어 자세히 살펴본다.

제5장에서는 기업 수준의 인공지능 도입 여부 및 지역 수준의 인공지능 영향률을 바탕으로 기업 성과 및 지역 노동시장 성과에 미친 영향을 분석한다. 비록 이러한 실증분석은 과거에 대한 분석이라는 점 그리고 아직까지 인공지능 도입 초기라는 점에서 분명한 한계를 갖지만, 기술적 대체 가능성이 현실에서 어떻게 실현되고 있는지를 객관적으로 살펴보는 데 있어서는 유용하다. 언제나 그렇지만, 실증분석을 통해 얻어진 결론은 기존에 가지고 있던 선입견과는 다를 수 있다.

마지막으로 제6장에서는 제2장에서 제5장까지의 다양한 분석 결과들을 종합하고, 이러한 결과를 기초로 인공지능의 노동시장 영향에 초점을 맞추어 혁신, 노동, 교육 분야의 정책적 시사점을 살펴본다.

제2장

인공지능 기술의 역사와 현재

인공지능 기술의 영향을 살펴보기에 앞서, 본 장에서는 인공지능 기술의 역사와 현재를 살펴본다. 본 보고서는 인공지능 기술 자체에 대한 관심보다는 인간의 업무수행능력과 대비하여 어느 정도 수준에 와 있는지를 가늠하고자 한다.

제1절 인공지능 기술의 간략한 역사

1. 튜링(Turing, 1950)

인간처럼 생각할 수 있는 기계라는 개념은 오래전부터 존재했지만,¹ 현재의 인공지능 개념을 최초로 구체적으로 제시한 사람은 앨런 튜링(Alan Turing)으로 알려져 있다. 런던수학회의 1947년 강연에 이어 ‘계산 기계와 지능’(1950)이라는 에세이에서 튜링은 ‘기계가 생각할 수 있는가’

1 예컨대, 르네 데카르트의 『방법서설』에서도 ‘생각하는 것처럼 보이는 기계’에 대한 언급이 등장한다. 다만, 데카르트는 정교하게 언어를 발화하도록 짜여진 기계라고 하더라도 평범한 사람들이 쉽게 할 수 있는 것처럼 의미를 이해해서 언어를 배열하는 것이 아니고 다른 분야에서 특수한 재배치 없이는 기능하기 어렵다면 인간이 지닌 이성과는 본질적으로 다르다고 보았다.

하는 질문에 대한 당대의 여러 부정적 견해들²을 하나하나 반박하면서, 만일 인간 평가자가 서면이나 비대면 방식의 질문과 답변을 통해 일정 시간 이내에 상대방이 인간인지 컴퓨터인지 구분할 수 없다면 지능이 있는 것으로 볼 수 있다고 제안하였다. 이는 오늘날 ‘튜링 테스트(Turing test)’³라고 불리며, 실제 인공지능 개발 수준을 측정하는 기준으로 사용된 사례도 있다.

하지만 튜링 테스트를 제시한 튜링의 의도는 엄밀한 지능 판별 기준을 마련하려는 것보다는 인공지능 연구의 방향성을 제시하려는 것이었다. 튜링은 특히 디지털 컴퓨터에 주목하여 향후 컴퓨팅 파워의 증가와 함께 2000년 즈음에는 자신이 제시한 테스트에서 평균적인 심문자(interrogator)가 5분 이내에 기계를 식별해 낼 확률이 70% 이하로 하락할 것이라고 예측하였다(Turing, 1950). 또한 기계학습의 원리를 제시하였는데, 백지 상태인 ‘아이 기계’로부터 ‘처벌과 보상’ 기계를 통해 학습해가는 기계를 구상하였으며, 기존의 프로그래밍에 의한 결과와 달리 사람들이 왜 그런 결과가 나왔는지 이해하기 어려울 것이라고 내다보기도 하였다(Turing, 1950).

튜링은 당시의 인간 지능 자체를 흉내내려는 여러 시도들과는 달리 기계 지능은 인간 지능과 전혀 다른 방식으로 작동할 수 있다는 점을 강조하였다. 이러한 기능주의적 접근 방식은 특정 직무의 수행능력을 수치화하는 벤치마크와 이에 기초한 우수모형 경쟁에 반영되어 있다. 인공지능 연구는 인간의 지능을 그대로 흉내내거나 인간처럼 보이게 하려 하기보다는 지능의 원리 자체를 탐구하여 더 나은 성과로 나아가는 데 초점을 맞추어 왔다.

2 인간만이 이성적 존재일 수 있다는 철학적 견해, 공포심에 기반한 부정적 견해, 설령 기계가 글을 쓰고 작곡을 하더라도 사람처럼 그 의미와 감정을 이해하지는 못한다는 견해, 기계는 프로그래밍된 대로 수행할 뿐이라는 견해 등이다.

3 튜링은 당대에 진행되던, 남녀를 구별하는 시험에서 착안하였으며, 흉내내기 시험(‘imitation game’)이라고 불렀다.

2. 인공지능 개발의 실패와 성공

인공지능 개발의 역사에서는 현실의 제약을 인식하지 못한 과도한 기대와 투자 확대, 그리고 기대에 미치지 못하는 초라한 성과로 인한 과도한 낙담과 투자 위축이 반복되어 왔다. 하지만 그런 과정에서 연구 성과들이 누적되면서 새로운 돌파구가 열리면서 현재의 상태에 이르렀다.

본격적인 ‘인공지능’ 연구의 시작은 1956년에 다트머스 대학에서 개최된 한 워크숍(Dartmouth Summer Research Project on Artificial Intelligence)으로 알려져 있다. 두 달간 진행된 이 워크숍에서 ‘인공지능(Artificial Intelligence)’이라는 용어가 공식적으로 채택되었다.

얼마 지나지 않아 괜찮은 성과를 얻을 것이라는 연구자들의 기대와 달리 이 시기 실제 성과는 많지 않았다. 예컨대, 1957년에 허버트 사이먼(Herbert Simon)은 “현재 생각하고 배우고 창조하는 기계가 이미 존재하며, 그 능력은 빠르게 증가할 것이다”고 하였고 10년 내에 컴퓨터가 체스 챔피언을 이길 것으로 예상하였으나(Simon and Newell, 1958), 실제로는 1997년 IBM 딥 블루(Deep Blue)가 체스 챔피언을 이기기까지 40년 가까이 걸렸다.

한편, 1957년 프랭크 로센블랫(Frank Rosenblat)은 오늘날 인공신경망(neural network)의 기초가 되는 ‘퍼셉트론(Perceptron)’을 제안하였다. 퍼셉트론은 뉴런의 전과과정을 간단하게 모형화한 것으로, 입력 변수들의 가중합이 일정한 수준을 넘으면 1의 값을, 그렇지 않으면 0의 값을 출력하는 일종의 선형 분류 모형이다. 퍼셉트론 수렴정리에 따르면, 퍼셉트론의 연결 강도를 조정하여 표현 가능한 어떤 데이터와도 매치시킬 수 있다. 예측의 정확성을 높이는 방향으로 가중치를 조정하는 ‘학습’이 가능하다는 점에서 인공신경망 연구의 시작으로 볼 수 있다. 하지만 1969년 마빈 민스키(Marvin Minsky)와 시모어 페퍼트(Seymour Papert)가 (단층) 퍼셉트론의 표현 가능성의 한계를 수학적으로 증명⁴한 이후 인공지능 연

4 이 항의 내용은 Russell and Norvig(2022)을 기초로 저자가 여러 문헌들을 정리하였다.

5 예컨대, 단층 퍼셉트론으로는 XOR 연산이 불가능함이 증명되었다. 하지만 다층 퍼셉트

구에 대한 투자는 크게 위축된다.

Russell and Norvig(2022)은 이 시기 실패 요인을 세 가지로 제시한다. 첫째, 초기 인공지능 시스템의 상당수가 직무를 수행하는 과정을 체계적으로 분석하여 접근하지 않고 사람의 수행 방식을 그대로 따라 하려 하였다. 둘째, 해결하려는 문제의 복잡성을 충분히 인식하지 못하여 더 빠른 하드웨어와 더 큰 메모리로 해결될 것으로 생각했다. 무제약적 컴퓨팅 파워라는 환상이 존재했다. 셋째, 퍼셉트론의 경우 더 이상 확장하기 어려운 기술적 한계가 존재했다.

1980년대에는 각 분야별 전문가 시스템이 널리 활용되면서 인공지능 연구가 다시 활발해지기 시작했다. 덴드럴(DENDRAL), 마이신(MYCIN) 등 전문가 시스템이 해당 분야의 전문가에 필적하는 성과를 보이자, 각 기업에서 인공지능 전문가 시스템을 적극적으로 도입하거나 검토하였다. 각국 정부에서도 경쟁적으로 인공지능 투자에 나서면서 인공지능 분야의 전성기가 찾아왔다.

하지만 기대된 성과가 나타나지 않고 전문가 시스템의 한계가 드러나면서, 1980년대 후반 소위 인공지능 겨울(AI winter)이 찾아왔다. Russell and Norvig(2022)에 따르면, 전문가 시스템은 기본적으로 특정 분야를 넘어 보다 복잡한 분야로 확장하는 데 한계가 있었다. 또한 검증하는 불확실성 가운데 규칙 기반의 접근 방식이 유효성을 유지하기 어려웠고, 특히 경험으로부터의 학습이라는 요소가 없었다.

다만, 이러한 와중에도 1980년대 후반 이후 역전파(back-propagation) 학습기법이 (재)개발되었으며, 제프리 힌튼(Geoffery Hinton)을 중심으로 인공신경망 연구가 다시 확산되기 시작했다. 또한 수리통계적 기반하에 보다 과학적인 방식으로 세부 분야별 연구가 통합되기 시작했다.

2000년대 이후로는 컴퓨팅 파워의 발달과 인터넷 확산에 힘입은 빅데이터 축적, 그리고 머신러닝과 딥러닝 기술의 발달로 인공지능 분야가 다시 주목을 받기 시작했다. 2011년 IBM 왓슨이 Jeopardy! 퀴즈 게임에

론에서는 이러한 연산이 가능하다. 다층 퍼셉트론 모형은 오늘날 ‘심층 인공신경망(deep neural network)’ 혹은 ‘딥 러닝(deep learning)’ 모형의 기초이다.

서 인간 퀴즈 챔피언을 이겨 큰 화제가 되었다. 특히 2012년 ImageNet 이미지 인식 대회(ILSVRC)⁶에서는 제프리 힌튼이 이끄는 토론토 대학 슈퍼비전 팀의 알렉스넷(AlexNet)이 압도적 격차로 우승하면서 인공지능의 부활을 알렸다.

우리에게도 잘 알려져 있듯이, 2016년 구글 딥마인드의 알파고(AlphaGo)는 바둑에서 이세돌 9단을 상대로 4승 1패로 승리를 거두어 전 세계 사람들에게 큰 충격을 주었다. 구글 딥마인드의 알파폴드는 2018년 단백질 구조 예측 학술대회(CASP13)⁷에서 1등을 차지하였고, 2020년 다음 번 대회(CASP14)에서는 알파폴드2가 압도적 격차로 우승하였다. 2021년 7월 오픈소스 공개 이후 2022년 7월에는 지구상 존재하는 거의 모든 단백질 구조 데이터베이스를 만들어 구글 클라우드 공개 데이터로 제공한다 밝혔다.⁸ 2022년 11월 30일에는 Open AI의 Chat GPT가 등장하여 분야를 뛰어넘은 놀라운 성능으로 전 세계적 반향을 불러일으켰다.

인공지능 개발의 역사는 오늘날에도 여러 시사점을 제시한다. 특히 과도한 낙관적 기대와 실망은 여전히 존재하는 것으로 보인다. 인공지능 기술은 컴퓨팅 파워와 데이터가 주어질 때 특정 분야에서 놀라운 성능을 보일 수 있지만, 여러 한계도 존재한다. 그럼에도 불구하고 인공지능 기술의 발전은 부정할 수 없는 현실이다. 튜링이 예견하였듯이 오늘날 인공지능 기술은 각 분야별로 인간과 유사하거나 그 이상의 성능을 보이고 있다.

제2절 인공지능 기술의 현황

오늘날 인공지능(AI) 기술은 대량의 데이터와 고성능 컴퓨팅을 기반으로 한 기계학습(Machine Learning: ML)을 중심으로 발달하고 있다. 특히

6 ImageNet Large-Scale Visual Recognition Object Challenge.

7 Critical Assessment of protein Structure Prediction.

8 이러한 기여로 인해 딥마인드 대표 데미스 허사비스는 2023년 9월 '예비 노벨상'이라고 불리는 래스커상 수상자로 지명되었다.

인공신경망을 겹겹으로 쌓아올린 심층 인공신경망 혹은 딥 러닝(Deep Learning: DL) 모형이 중심이 되고 있으며, 최근에는 병렬 컴퓨팅 자원 활용에 적합한 트랜스포머(Transformer)⁹라고 불리는 모형 구조(Vaswani *et al.*, 2017)를 기반으로 딥 러닝 모형의 성과가 더욱 향상되고 있다.

현재 AI 기술은 컴퓨터 비전 및 자연어 처리의 세부 분야 대부분에서 이미 인간 수준에 필적하거나 넘어서는 성능을 보이고 있다. 최근의 초거대 AI 모형은 세부 분야별 성능 개선뿐 아니라 훈련되지 않은 여러 영역에서도 우수한 성능을 보이고 있다. 다만, 활용의 전제가 되는 ‘윤리적 특성’은 아직 인간 수준에 미치지 못하고 있다.¹⁰

1. 컴퓨터 비전(computer vision)

컴퓨터 비전은 기계가 이미지와 비디오를 이해하도록 하는 분야로 자율차 주행, 군중 감시, 스포츠 분석 및 비디오 게임 등 다양한 영역에서 활용된다. 현재 컴퓨터 비전과 관련된 대부분의 세부 분야에서 인공지능 기술이 사람의 직무수행능력 수준에 도달하였거나 능가한 것으로 보인다.

가. 이미지 분류

이미지 분류의 경우 제시한 답변이 정답인 비중을 의미하는 top-1 정확도와 상위 5개 답변에 정답이 포함된 비중을 의미하는 top-5 정확도가 주된 평가기준이다(그림 2-1 참조). 2023년 현재 ImageNet상에서 최우수

9 Transformer는 문장 내 모든 단어 간 상관관계(Attention)에 초점을 맞추어 모형화함으로써 병렬연산을 활용한다. Open AI의 GPT(Generative Pre-trained Transformer)와 Google의 BERT(Bidirectional Encoder Representations from Transformers)는 이를 더욱 심화한 구조이다.

10 참고로 본 절의 내용은 스탠포드 대학의 인간 중심 인공지능 연구소(Human Centered Artificial Intelligence: HAI)에서 매년 발간하는 AI Index 보고서(Maslej *et al.*, 2023)의 구성을 참조하여, 2023년 11월 말 기준으로 각 분야별 최신 벤치마크 및 관련 논문들의 내용을 업데이트하여 소개하고 있다.

되고 있는 중이다.

다. 자세 추정

자세 추정(Pose estimation)은 이미지나 비디오로부터 인체의 다양한 관절들(머리, 어깨, 팔꿈치, 손목, 무릎 등)의 위치를 파악하는 기술로 맞춤형 훈련, 증강 현실, 신체활동 상호작용 게임 등에 활용된다(그림 2-2 참조). 2023년 현재 MPII Human Pose 기준 최우수 모형(swin-L, test set)은 94.3%의 정확도를 보이고 있다.¹⁶

[그림 2-2] 자세 추정



자료: Geng *et al.*(2023).

라. 이미지 분할 인식

이미지 분할 인식(Semantic Segmentation)은 이미지 픽셀 각각을 분류하여 픽셀의 덩어리를 인식하는 것인데, Cityscapes test에서는 실제와 인식된 이미지를 통합한 면적에서 교차 면적이 차지하는 비중의 평균(mean intersection-over-union: mIoU)을 측도로 삼고 있다. 2023년 말 현재 최우수 모형(InternImage-H)은 86.1%를 기록하고 있다.¹⁷ 이와 밀접하게 연관되

Academy of Sciences, 119(1), 2022, e2110013119.

¹⁶ <https://paperswithcode.com/sota/pose-estimation-on-mpii-human-pose>, 접속일: 2023. 12. 6.

¹⁷ <https://paperswithcode.com/sota/semantic-segmentation-on-cityscapes>, 접속일: 2023. 12. 6.

는 의료 이미지 분할 인식(Medical image segmentation)의 경우, Kvasir-SEG에서 실제 용종과 인식된 용종 각각에서 교차 면적이 차지하는 비중의 평균(mean Dice)을 주된 척도로 삼고 있는데, 2023년 말 현재 최우수 모형(Meta-Polyp)이 95.9%를 기록하고 있다.¹⁸ 앞서 언급한 mIoU 기준으로는 92.1%(Meta-Polyp)를 기록하고 있다.

마. 이미지 생성 및 텍스트-이미지 생성

이미지 생성 분야는 완속 단계에 접어들었다고 볼 수 있다. [그림 2-3]에서 실제와 생성된 그림을 식별하기는 쉽지 않다. CIFAR-10 데이터 세트를 활용하여 실제 이미지와 생성된 이미지 간의 거리(Frechet Inception Distance)를 측정하는 비교에서 2023년 말 현재 CTM(1.63), Discriminator Guidance(1.64) 모형이 가장 낮은 수치를 보이고 있다.¹⁹

한편, 텍스트로 이미지를 생성하는 생성형 인공지능은 2022년에 DALL-E2, Stable Diffusion, Midjourney 등 여러 모형들이 발표된 바 있다. 이 분야는 빠르게 발전하고 있는데, MS-COCO 데이터세트를 활용한

[그림 2-3] 이미지 생성



자료: <https://www.whichfacesreal.com/index.php>, 접속일: 2023. 12. 6.

¹⁸ <https://paperswithcode.com/sota/medical-image-segmentation-on-kvasir-seg>, 접속일: 2023. 12. 6.

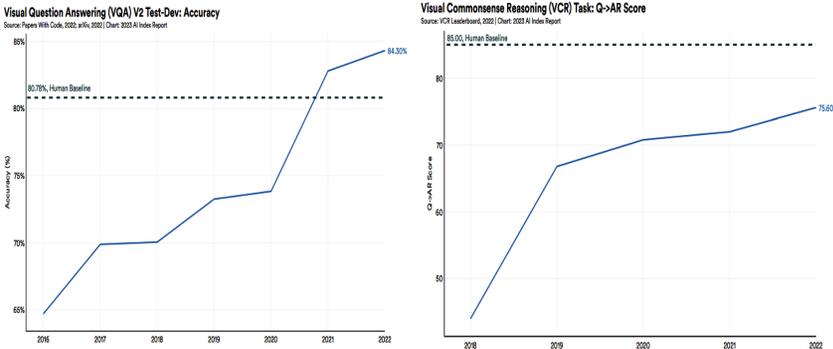
¹⁹ <https://paperswithcode.com/sota/image-generation-on-cifar-10>, 접속일: 2023. 12. 6.

비교에서 2023년 말 Parti-Finetuned(3.22), CM3Leon-7B(4.88), Re-Imagen (fine-tuned)(5.25) 등이다. 이는 기존 DALL-E2(10.39), Stable diffusion (12.63)보다 훨씬 낮은 수치이다.

바. 시각적 추론

시각적 추론(visual reasoning) 분야는 기계가 주어진 시각 이미지를 얼마나 구체적으로 이해할 수 있는지를 다룬다. 이 분야에서는 일부는 사람보다 앞서고 있으나 일부는 그렇지 않다. 예컨대, 시각적 질문과 답변(visual question and answering) 분야에서는 VQA v2 test-dev 데이터셋을 활용한 비교에서 PaLI(84.3)나 BEiT-3(84.2)와 같은 모형의 정확도가 사람 수준(80.78)을 넘어섰다.²⁰ 시각적 상식추론(visual commonsense reasoning) 분야²¹에서는 아직까지 그렇지 못하지만, 지속적인 개선은 관찰되고 있다(그림 2-4).

[그림 2-4] 시각적 질문과 답변 및 시각적 상식추론 분야의 벤치마크 점수



자료: Maslej *et al.*(2023).

²⁰ <https://paperswithcode.com/sota/visual-question-answering-on-vqa-v2-test-dev>, 접속일: 2023. 12. 6.

²¹ 시각적 질문과 답변은 이미지에 관한 질문에 답을 하는 것이며, 시각적 상식추론도 이와 유사하지만 그런 답을 하게 된 이유까지 맞출 수 있어야 한다는 점에서 한 걸음 더 나아갔다.

사. 비디오 인식 및 생성

최근 비디오 생성 분야도 빠르게 발전하고 있다. UCF-101 데이터세트를 활용한 비교에서 이미지의 현실성과 다양성의 측도(Inception score) 기준으로 2023년 말 현재 최고점수는 89.3(MAGVIT-L-CG)이다.²² 이는 불과 2년 전에 비해 2배 이상 높아진 것이다.

2. 자연어 처리(Natural Language Processing)

자연어 처리는 개별 세부 분야로는 이미 2019년 이전에 비전문가 사람을 넘어선 단계에 도달하였으며, 보다 일반적인 언어모형 개발이 시도되고 있다. 보다 일반적인 평가 기준에 따르더라도 2023년 현재 인공지능 기술이 비전문가 사람의 직무수행능력을 넘어선 것으로 평가된다.

가. 일반적 언어 이해 평가(GLUE)

자연어 처리 분야에서 널리 사용되는 GLUE(General Language Understanding Evaluation) 벤치마크는 “일반적이고 강건한 자연어 이해 체계 개발을 위한 연구”를 촉진하려는 목적으로 2019년에 도입되었다(Wang *et al.*, 2019).²³ 이미 2019년 당시 자연어 처리 모형은 개별 직무 차원에서는 충분히 잘 작동하고 있었지만, 다른 직무로 일반화하여 적용하는 데에 있어서는 한계를 보이고 있었다. GLUE 점수는 주요 직무들²⁴의 성과점수의 합산으로 계산된다.

2023년 말 현재, GLUE 벤치마크상 가장 우수한 모형은 Microsoft의

22 <https://paperswithcode.com/sota/video-generation-on-ucf-101>, 접속일: 2023. 12. 6.

23 <https://mccormickml.com/2019/11/05/GLUE>, 접속일: 2023. 12. 6.

24 GLUE 직무는 도입 당시 다음의 9가지로 구성되었다. 문법 오류(CoLA), 감성 분석(SST-2), 문장 재구성(MRPC, QQP) 및 문장 간 의미 유사성(STS-B), 자연어 추론(MNLI, RTE, WNLI), 질문에 대한 답변(QNLI). 현재는 MNLI가 2개(MNLI-m, MNLI-mm)로 나뉘었고, GLUE final score에는 포함되지 않는 Diagnostics Main(AX)까지 총 11개이다.

<표 2-1> GLUE 벤치마크

	Turing ULR v6	Human Baselines
GLUE score	91.3	87.1
CoLA	73.3	66.4
SST-2	97.5	97.8
MRPC	94.2/92.3	86.3/80.8
STS-B	93.5/93.1	92.7/92.6
QQP	76.4/90.9	59.5/80.4
MNLI-m	92.5	92
MNLI-mm	92.1	92.8
QNLI	96.7	91.2
RTE	93.6	93.6
WNLI	97.9	95.9

자료: <https://gluebenchmark.com/leaderboard>, 접속일: 2023. 12. 6.

Turing ULR v6이 91.3을 기록하였다.²⁵ 참고로 GLUE 인간 벤치마크는 87.1로, 현재 인공지능 모형이 앞서고 있다(표 2-1). 평가요소 중 대부분에서 인공지능 모형이 앞서 있으나, 문장 간 의미 유사성 판단(STS-B)이나 다양한 장르의 문장 간 관계 판단(MNLI-mm)에서는 아직까지 인간 수준을 넘지 못한 것으로 나타나고 있다.

나. 강화된 일반적 언어 이해 평가(SuperGLUE)

GLUE 벤치마크에서 도입 1년 만에 비전문가 사람 수준을 넘어선 모형들이 나오면서 새로운 벤치마크 개발의 필요성이 대두되었고, 이를 위해 보다 강화된 평가기준(SuperGLUE)이 제시되었다(Wang *et al.*, 2020). 앞서의 GLUE 벤치마크와 목적은 같지만, 직무 구성²⁶에서는 상당한 변화가 있다.

²⁵ <https://gluebenchmark.com/leaderboard>, 접속일: 2023. 12. 6.

²⁶ 총 8개의 직무는 다음과 같다. 질문에 대한 답변(BoolQ), 문맥 내 문장의 역할(CB), 인과관계 분석(COPA), 문단 독해력(MultiRC), 상식적 추론(ReCoRD), 문장 간 논리관계(RTE), 문맥 속 단어의 의미(WiC), 대명사의 구체적 의미(WSC).

<표 2-2> SuperGLUE 벤치마크

	Vega v2	Human Baselines
SuperGLUE score	91.3	89.8
BoolQ	90.5	89
CB	98.6/99.2	95.8/98.9
COPA	99.4	100
MultiRC	88.2/62.4	81.8/51.9
ReCoRD	94.4/93.9	91.7/91.3
RTE	96	93.6
WiC	77.4	80
WSC	98.6	100

자료: <https://super.gluebenchmark.com/leaderboard>, 접속일: 2023. 12. 6.

2023년 말 현재, SuperGLUE 벤치마크상 가장 우수한 모형은 JDExplore d-team의 Vega v2 모형으로 91.3을 기록하였다.²⁷ SuperGLUE 인간 벤치마크는 89.8로 역시 인공지능 모형이 앞서고 있다. 평가요소별로 살펴보면, 인과관계 분석(COPA)이나 문맥 속 단어의 의미(WiC) 및 대명사의 구체적 의미(WSC)에서는 아직까지 사람 수준을 넘지 못하고 있다.

다. 음성 인식

음성 언어를 문서화하는 기술은 일정한 환경 내에서는 거의 오류가 없는 수준에 도달해 있다. LibriSpeech test-clean이라는 데이터셋 내에서 최우수 모형(w2v-BERT XXL)은 단어오류율(WER)이 1.4% 수준이며, 해당 모형은 보다 난이도가 높은 LibriSpeech test-other이라는 데이터셋 내에서도 단어오류율(WER)이 2.5% 수준을 보이고 있다.²⁸

다만, 보다 일반적인 환경에서는 단어오류율이 크게 증가하는데, 이 역시 최근에는 상당히 감소한 것으로 알려져 있다. Microsoft, Amazon, Voicegain 등 주요 음성인식 플랫폼의 단어오류율은 2022년 6월 기준 10% 정도 수준이다.²⁹

²⁷ <https://super.gluebenchmark.com/leaderboard>, 접속일: 2023. 12. 6.

²⁸ <https://paperswithcode.com/task/speech-recognition>, 접속일: 2023. 12. 6.

라. 기계 번역

기계 번역의 경우 딥 러닝을 도입한 이후 과거에 비해 높은 수준에 도달해 있다. 특히 2017년 트랜스포머(Transformer) 모형 이후로는 그 수준이 크게 높아졌다. 하지만 전문가적 번역 수준에는 여전히 미치지 못하는 상황이다.

번역의 경우 사용되는 데이터세트의 종류가 다양할 수밖에 없으나, WMT 2014(English-German)의 경우 전문가적 번역 대비 질적 수준을 측정하는 BLEU 점수가 최고 35.1을 기록하여 2017년 이전(26.3)보다 크게 증가하였다.³⁰ WMT 2014(English-French)의 경우에도 BLEU 점수가 최고 46.4를 기록하여 2017년 이전(39.9)보다 크게 증가하였다.³¹

비록 이 점수의 절댓값을 해석하기는 어렵지만, 그 산정 방식 자체가 전문가적 번역을 기준으로 삼고 있으므로 전문가의 수준을 넘었다고 보기는 어렵다. 다만, 최근의 Chat GPT와 같은 대형 언어모형들의 성과가 좋은 것으로 알려져 있어, 향후 전개가 주목된다.

3. 대형 언어모형(LLMs) 및 대형 멀티모달 모형(LMMs)

최근의 인공지능 개발은 소수의 초거대 인공지능 모형을 중심으로 전개되고 있다. Open AI의 GPT-3(1,750억개, 2020), Google의 LaMDA(1,370억개, 2022. 1) 및 PaLM(5,400억개, 2022. 4), Open AI의 GPT-4(미공개, 2023. 3), Google의 PaLM 2(3,400억개, 2023. 5) 등 수천억개 이상의 파라미터(parameter)를 가진 심층 인공신경망 기반의 모형들을 중심으로 인공지능 개발 노력이 집중되고 있다.

이러한 모형들은 대형 언어모형(Large Language Model: LLM)으로 부

29 <https://www.voicegain.ai/post/speech-to-text-accuracy-benchmark-june-2022>, 접속일: 2023. 12. 6.

30 <https://paperswithcode.com/sota/machine-translation-on-wmt2014-english-german>. SacreBLUE 기준으로는 33.8.

31 <https://paperswithcode.com/sota/machine-translation-on-wmt2014-english-french>. SacreBLUE 기준으로는 44.4.

르기도 하는데, 대부분 자연어 처리 분야에서 성능을 개선하면서 일반화되었기 때문이다. 하지만 최근에는 여러 종류의 데이터 인풋과 아웃풋을 수행할 수 있는 대형 멀티모달모형(Large Multimodal Model: LMM)들도 등장하고 있다. 예컨대, 최근 공개된 Open AI의 GPT-4V는 시각 이미지를 받아서 이를 언어로 구체적으로 설명할 수 있다.

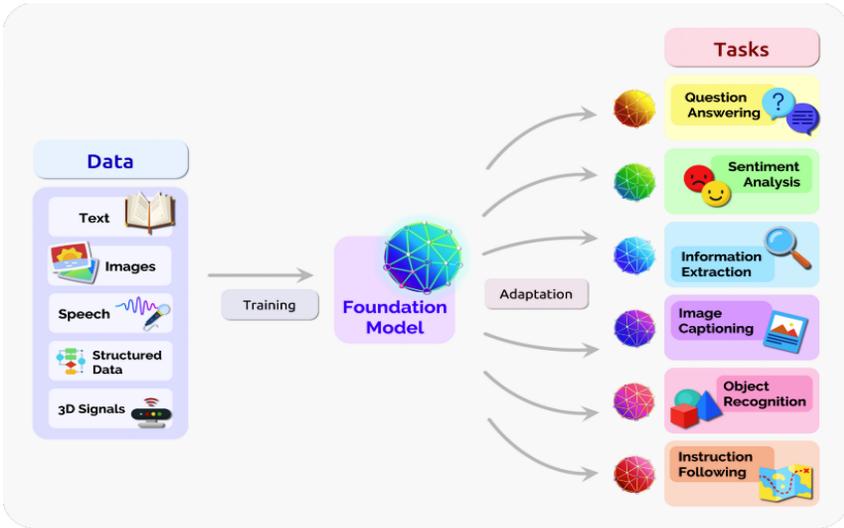
초거대 인공지능 모형들은 오늘날 “기반 모형(Foundation Model)”으로 분류되기도 한다(Bommasani *et al.*, 2021). 빅데이터와 컴퓨팅 파워(특히 GPU), 그리고 이를 활용할 수 있는 모형 구조(특히 트랜스포머)와 학습 기법(특히 전이학습과 자기강화학습) 등의 발달로 인해 하나의 거대한 모형이 다양한 기능을 수행하는 방향이 주목받고 있다. 모형을 이루는 구성요소들이 동질화되고 있으므로 모형의 규모를 키우고 그 성과를 확인하는 방향으로 연구노력이 집중되고 있다(그림 2-5).

이러한 “기반 모형”의 논리에는 규모를 키우는 과정에서 예상하지 못한 능력의 발현된다는 전제가 핵심이다. 예컨대, Google의 연구자들을 중심으로 한 Wei *et al.*(2022)에 따르면, 규모를 키우는 과정에서 직접적으로 훈련하지 않았던 능력이 예상되는 수준 이상으로 급격히 향상되는 현상이 관찰된다. 만일 이를 일반화할 수 있다면, 지금보다 더욱 규모가 커진 모형은 예상하지 못한 다양한 능력들을 가질 것이라고 기대해 볼 수 있다.

하지만 최근 스탠포드 대학 연구자들은 이 같은 현상은 실제 능력의 발현이 아니라 불연속적인 측도를 선택한 결과라고 지적하였다(Schaeffer *et al.*, 2023). 이러한 결과는 초거대 인공지능 모형 하나로 모든 문제를 해결한다는 기대는 비현실적임을 지적한다. 다만, 이러한 논란에도 불구하고 모형 규모가 클수록 성능이 향상된다는 전제는 여전히 유지되고 있다.

한편, 초거대 인공지능 모형의 활용과 관련하여서는 예측하지 못한 실패에 부딪힐 수 있고 왜 실패했는지도 이해하기 어려울 것이라는 점에서 사용상 안전을 확보하기 위한 방안이 주요한 과제로 대두되고 있다. 예컨대, 모형의 규모를 키우기에 앞서 사회적으로 바람직한 특성(예: 공정

[그림 2-5] 이미지 분류



자료: Bommasani *et al.*(2021).

성, 비위해성, 진실성, 투명성 등)이 충분히 확보되어 있는지를 반드시 확인할 필요가 있다. 또한 이 같은 모형 개발이 소수 민간기업에 집중되기 쉬우므로, 이에 대한 대응책도 필요하다. 모형의 특성이 공개되고 검증 가능해야만, 더 안전하고 우수한 인공지능의 개발이 가능할 것이다. 이것이 GPT-4 이후 최소 6개월간 초거대 인공지능 모형 개발을 멈추라는 공개 서한(FLI, 2023)에 많은 전문가들이 동의한 이유이기도 하다.³²

4. 인공지능 윤리(AI Ethics)

인공지능의 사회적 활용에 있어서는 인공지능 모형이 얼마나 사회적으로 바람직한 윤리적 기준을 잘 반영하는지가 중요하게 작용할 수밖에

³² 미국의 삶의 미래 연구소(The Future of Life Institute: FLI)는 2023년 3월 22일 공개서신의 형태를 모든 인공지능 연구실을 대상으로 향후 최소 6개월간 GPT-4보다 거대한 인공지능 체계의 훈련을 멈추고 인공지능 개발 단계에서부터 안전을 확보하기 위한 방안을 마련하자고 제안하였다(FLI, 2023).

없다. 예컨대, 훈련된 모형이 데이터의 선별성으로 인해 체계적인 편견을 내포하거나, 폭력적·선정적 언어 및 이미지를 제시하거나, 혹은 진실되지 않은 내용으로 사용자를 속일 위험이 있다면, 이러한 모형을 사회적으로 널리 활용하기는 어려울 것이다. 이에 따라 최근 인공지능 모형 개발에서는 윤리적 특성을 명시적인 고려 요소로 포함하는 경향이 빠르게 증가하고 있다(Maslej *et al.*, 2023).

가. 인식의 편향성

StereoSet은 언어모형의 성, 직업, 인종, 종교에 따른 편향성 측정의 벤치마크이다. Nadeem *et al.*(2020)은 이상적인 모형은 무의미한 연관보다는 의미 있는 연관을 선호하지만 특정 집단에 대한 고정관념(stereotype) 혹은 이와는 반대의 편견(anti-stereotype) 중 어느 것도 선호하지 않아야 한다는 관점에서, 이상적인 모형(중립적 우수성)에 가까울수록 100의 값을 갖는 지수를 고안하였다. 이 지수에 따르면, 2023년 말 현재까지 GPT-2(small)가 72.97로 가장 높다.³³ 하지만 GPT-3은 상대적으로 낮은 점수를 보였다.

VLStereoSet은 이를 이미지 인식으로 확장한 벤치마크이다. Zhou *et al.* (2022)은 Nadeem *et al.*(2020)과 마찬가지로 의미를 더 잘 인식하는 모형일수록 편향성도 높아지는 경향이 있음을 발견하였다. 또한 비전-언어의 멀티모달 모형에서는 언어모형보다도 성별 편향성이 더욱 강화됨을 발견하였다.

나. 언어의 위해성

Perspective API는 웹에서 가져온 자료를 포함하는 훈련 데이터의 ‘독성(toxicity)’을 측정하여 이를 줄이는 것을 목표로 하고 있다. 이에 기반

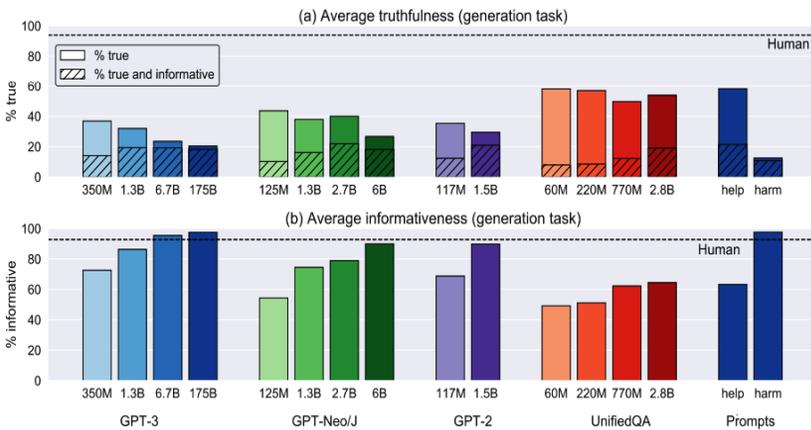
³³ <https://paperswithcode.com/dataset/stereosest>, 접속일: 2023. 12. 6.

한 RealToxicityPrompts 벤치마크는 독성이 있는 프롬프트를 포함한 여러 프롬프트를 생성형 인공지능 모형에 입력하여 생성된 결과에 점수를 매기는 방식이며, 최근 ChatGPT, PaLM, LLaMA 등 생성형 인공지능 개발 과정에 널리 사용되고 있다.³⁴

다. 답변의 진실성

대형 언어모형의 경우 답변의 진실성이 큰 문제가 된다. 언어모형이 없는 일을 마치 있는 것처럼 이야기하는 것을 환각 현상(hallucination)이라고 하기도 한다. TruthfulQA라는 벤치마크는 보건, 법률, 음모론, 공상 등을 포함하는 38개 영역의 817개의 질문을 담고 있으며, 일부 사람들이 잘못된 신념을 갖거나 착각하기 쉬운 질문들이다. 이 벤치마크를 제안한 Lin *et al.*(2022)은 사람이 94%의 진실성을 보일 때 인공지능 모형은 최상의 경우 58%에 그쳤다고 보고했다. 대형 언어모형일수록 오히려 진실

[그림 2-6] 답변의 진실성과 정보 간의 상충관계



자료: Lin *et al.*(2022).

34 <https://medium.com/jigsaw/reducing-toxicity-in-large-language-models-with-perspective-api-c31c39b7a4d7>, 접속일: 2023. 12. 6.

성에 관해서는 더 취약하다는 점을 발견하였으며(그림 2-5), 적어도 진실성과 관련해서는 단순히 규모를 키우는 것보다 훈련 분야별 미세조정이 중요함을 강조하였다.

제3절 인공지능 기술 현황 및 정책방향 관련 전문가 면담

본 절에서는 국내 인공지능 기술 및 정책 전문가들을 직접 만나 인공지능 기술의 현황 및 정책방향에 관하여 질의한 면담 내용을 정리하여 소개한다.

국내 인공지능 기술 전문가들은 현재의 기술적 수준과 관련하여 적어도 자연어 처리 분야의 경우 인간보다 나은 수준에 도달하였다고 평가한다. 이러한 기술적 진보의 핵심은 딥 러닝으로, 인터넷과 GPU의 발전 등으로 과거보다 데이터의 양과 품질이 향상되고 컴퓨팅 성능이 개선되어 모형 규모를 확장할 수 있었던 점이 주요 요인으로 작용하였다. 카이스트 김기웅 교수는 최근 자연어 처리와 이미지 인식 기술을 접목시킨 새로운 기능들이 계속 발전할 것으로 예상된다고 하면서, “현재 메뉴판 사진과 테이블 위의 음식 사진을 업로드하면 테이블 위에 차려져 있는 음식의 총액이 얼마인지 계산해 주는 수준까지 발전”하였다고 언급하였다.

자연어 처리 외의 다른 분야들도 많은 발전이 있었지만, 아직까지 인간의 수준을 넘었다고 보기 어려운 측면도 존재한다. 예컨대, 서울대 김건희 교수는 “이미지에 관한 질문에 대해 주제를 이해해서 답변할 수 있는 정도는 되지만, 세부적인 내용에 대한 답변이나 조명 조건이 좋지 않은 상황에서의 인식 등은 아직까지 잘되지 않는 상황”이라고 하였으며, 음성인식 기술이 비록 이전보다 향상되었으나, 여러 사람의 소리가 섞이거나 잡음이 있거나 백그라운드 소음이 있을 경우에는 기능이 좋지 않다고 언급하였다. 로봇 분야의 경우에도 센서 부정확성이나 미세한 힘 조절 등의 어려움이 존재하며, 포지션 제어는 가능하지만 인간과 같은 정

교한 동작은 어려운 상황이다.

하지만 전문가들은 인공지능 기술이 향후 2030년까지 빠르게 전반적인 향상을 보일 것으로 전망하고 있다. 제3장에서 자세히 살펴보겠지만 로봇을 비롯한 기존 자동화 기술과 인공지능의 결합을 통해 업무수행능력의 범위는 크게 증가할 것으로 보인다. 인공지능 기술은 이미 콜센터, 고객센터, 물류센터 등의 업무 프로세스에서 중요하게 사용되고 있고, 의사들의 처방전 작성이나 은행에서 부정거래 탐지 등에 활용하는 사례도 증가하고 있다.

다만, 전문가들도 분야 특성에 따라서 인공지능이 본질적인 한계를 보일 수 있음을 인정한다. 예컨대, 김기웅 교수는 Chat GPT의 경우 문법적 오류 확인이나 수정에 매우 유용함에도 불구하고, 글의 색채나 개성을 부여하는 측면에서는 한계가 있음을 지적하고, 비록 AI 창작물은 규격화된 작품을 생성할 수는 있지만 “독특한 개성과 색채를 부여하는 데는 한계가 있다”고 지적하였다. 한편, 김건희 교수는 “딥 러닝은 본질적으로 이해하기 어려운 한계가 있어 설명 가능성과 정확성 간의 상충관계(trade-off)가 존재함”을 언급하면서, 설명 가능성이 본질적으로 중요한 경우(예: HR)에는 정확성을 다소 희생하더라도 결과를 분명하게 설명할 수 있는 모형을 사용할 수밖에 없음을 지적하였다.

Chat GPT 출시 초기의 높은 기대에 비해 1년이 지난 지금 열기가 다소 식은 것처럼 느껴지기도 하지만, 인공지능 기술의 발전이 여전히 계속되고 있다는 점은 분명하다. 소프트웨어정책연구소의 안성원 실장은 Open AI의 GPT-4의 경우 Chat GPT의 출시만큼 반응이 폭발적이지는 않았고 기대보다 성능이 미치지 못한 측면도 있었음을 지적한다. 하지만 “지금은 제3의 인공지능 겨울이라기보다는 서서히 거품이 꺼지면서 안정기에 접어들고 있는 상황”으로 판단한다. 현 단계는 혁신적 기술보다 튜닝을 통해 성능을 향상시키는 상황이며, 글로벌 빅테크 기업들은 보유한 기술을 더욱 발전시키고 있다.

생성형 AI 경쟁에서 비록 현재는 Open AI가 앞서가는 것처럼 보이지만, 최종 승자는 아직까지 미지수이다. Google의 경우 기술력은 충분함에

도 불구하고 다소 신중하게 접근할 수밖에 없는 상황이다. 그 외에도 글로벌 빅테크 기업들은 막대한 투자를 통해 경쟁을 지속하고 있다. 국내 기업들의 기술적 상황은 상대적으로 우수한 편이지만, 글로벌 빅테크 기업 수준에는 미치지 못한다고 평가된다. 해외에서 개발된 대형 언어모형이 한국어 처리에서도 우수한 성능을 보이고 있다. 다만, 면담에 응한 전문가들은 공통적으로 해외 플랫폼에 대한 종속성을 낮추고 국내 인공지능 생태계를 조성하는 차원에서 초거대 AI 투자는 필요한 상황으로 보고 있다. 다만, 일부 기업이 데이터를 독점하고 폐쇄적으로 운영하는 상황은 바람직하지 않으며 인공지능 생태계 전반의 육성이 필요하다.

정부 정책 중 직접적인 투자 외에도 데이터 표준화나 규제 등이 중요하게 작용한다. 인하대 오준병 교수는 각국의 표준 선점 경쟁 가운데 어느 표준을 따를지의 선택도 중요하지만, 단순히 다른 국가나 기업의 표준에 종속되지 않고 (적어도 일부 분야에서는) 독자적이고 혁신적인 표준을 개발하고 선도하려는 노력도 중요하다는 점을 강조한다. 기술이 급변하고 시장에서의 쏠림이 언제든 나타날 수 있는 상황에서, 정부와 민간기업은 상생의 여지가 있다.

한편, 민간기업에서의 인공지능 기술 도입은 분명한 비전과 전략을 가지고 기존의 경험과 결합하여야 성공적일 수 있으며, 이를 위해서는 실무형 인재들이 필요하다. 제4장에서 보다 자세히 살펴보겠지만 현재 대규모 기업에서 인공지능을 앞서 도입하는 가운데, 중소기업에서는 어떻게 따라갈 수 있는지 고민만 하는 상황이다. 서울대 조성준 교수는 단순히 데이터 축적과 전문가 영입을 넘어서 리더와 실무자 모두가 충분한 교육을 통해 인공지능 기술에 대해 충분히 이해한 상황에서 명확한 비전과 전략을 수립해야 비로소 성과를 거둘 수 있다고 강조한다.

현재 비록 AI 인재 공급이 확대되고는 있으나, 고급 인재와 함께 다양한 실무형 인재의 양성이 필요하다. 카이스트 AI대학원의 김기웅 교수는 비록 우리나라에도 국가AI데이터센터 사업³⁵ 등으로 인프라는 일부 갖추

35 과기정통부와 광주광역시가 공동 출자하여 만든 국내 최대 규모의 슈퍼 컴퓨터로 세계 10위권 연산능력(1초에 8.85경번 연산 가능)과 저장 능력(107페타바이트)을 보유.

어져 있으나 인재층이 두텁지 못하여 세계적인 기술 경쟁에서 앞서나가기 어려운 상황으로 평가한다. 다른 한편으로, 안성원 실장은 충분한 경험과 노하우를 축적한 전문인력이 많지 않아 채용 후 업무에 바로 투입하기 어려운 상황임을 지적하면서, AI 분야 고급인력의 경우 과잉 배출에 대해서도 고민할 필요가 있다고 언급하였다. 한빛미디어 김수보 소장은 현재 AI 대학원³⁶이 특정 분야에만 집중하고 있는 문제를 지적하면서 일부 대기업 외에는 고급인력 수요가 실제로 많지 않아 인재 수급의 미스매치를 우려하였다. 데이터스 우광명 대표 역시 소수의 대기업에서 활동하던 개발자들이 퇴사 이후 소규모 프로젝트 수주에 그치는 등 이후 진로가 협소한 현실을 지적하였다.

제4절 소 결

인공지능 기술은 사람과 구별하기 어려울 정도의 기능을 발휘하는 것을 목표로 개발되어 왔으며, 최근 10년간 딥 러닝을 중심으로 큰 진전을 보였다. 2023년 말 컴퓨터 비전과 자연어 처리 대부분의 세부 분야에서 평균적인 사람의 역량을 넘어섰으며, 일부 분야에서는 최고 전문가 수준에 도달했다. 또한 최근에는 초거대 인공지능 모형을 중심으로 세부 분야별 기능이 통합되는 경향도 보이고 있다.

적어도 현재까지는 인공지능이 인간과 전반적으로 유사한 수준에 도달했다고 보기 어렵다. 하지만 인간과 유사한 능력을 보이는 인공지능을 개발하려는 목표로 진행되고 있는 현재의 기술발전은 계속될 것이며, 지금까지 그래왔듯이 한때 불가능하다고 여겨졌던 기술적 한계들은 극복될 것이다.

한편, 초거대 인공지능 모형 및 그 활용과 관련하여서는 비록 높은 기대가 존재하지만, 순수하게 기술적 측면에서만 바라보더라도 예측할 수

36 AI 대학원은 2019~21년 사이에 10개교가 설립되었으며, AI융합혁신대학원은 2022~23년 사이에 9개교가 설립되었다.

없고 이해할 수도 없는 실패의 가능성, 정제되지 않은 데이터에서 초래되는 비윤리적 특성 등이 우려되고 있다. 그 밖에 모형 규모를 키우는 과정에서의 여러 경제적·환경적 비용도 무시할 수 없으며, 극소수의 빅테크 기업을 중심으로 기술력이 집중되는 현상도 우려된다. 더구나 본격적인 활용을 전제할 경우에는 이미 경험하고 있듯이 가짜 이미지·동영상 유포, 저작권 침해, 일자리 상실 논란 등 여러 차원의 사회적 혼란이 나타날 수 있다. 최근 Open AI의 이사회가 업계 최고 스타인 CEO를 해고하고 구성원들의 반발로 인해 5일 만에 재고용하는 초유의 사태가 벌어진 것도 이러한 우려들을 반영하는 것으로 보인다.³⁷

향후 초거대 인공지능 모형을 중심으로 한 인공지능 개발의 패러다임이 이어질지 여부는 불확실하다. 지나친 기대와 실망이 반복되어 온 인공지능 분야의 특성상 어떤 방향으로 전개되더라도 이상하지 않다. 제3의 인공지능 겨울이 찾아올지도 모른다.

그럼에도 불구하고 인공지능 분야의 기술진보가 어떤 방식으로든지 계속될 것이라는 점은 분명하다. 기술 개발 과정에서 일반적으로 과도하게 높은 기대 이후 지나친 실망을 겪고 나서 서서히 안정된 정착기로 접어드는 것이 일반적이며, 이렇게 정착된 기술을 바탕으로 새로운 기술이 등장하게 된다. 비록 Chat GPT에 대한 초기의 폭발적 반응이 같은 정도로 지속되고 있지는 않지만, 인공지능 기술 개발은 지금도 계속되고 있고 성능은 개선되고 있다.

이는 향후 나타날 수 있는 사회적 영향을 보다 구체적으로 이해하고 대비할 필요성을 제기한다. 본 보고서의 다음 장들에서는 인공지능 기술의 여러 사회적 영향들 중 특히 노동시장에 미치는 영향에 초점을 맞추어 살펴본다.

37 2023년 11월 17일, Open AI의 이사회(4명)는 CEO인 샘 올트만(Sam Altman)을 “의사소통에 있어서 지속적으로 투명하지 않았다”는 이유로 해고했고, 샘 올트만이 즉각 마이크로소프트사로 이직하기로 하자 770명의 근로자 중 700명이 이사회 결정에 반발하여 자신들도 함께 이직하겠다는 연서를 작성하였다. 샘 올트만은 5일 만에 다시 복귀하였고 이사진은 새로 구성되었다.

제3장

인공지능 기술과 일자리 자동화 가능성: 인공지능 전문가 및 GPT-4 조사 결과를 바탕으로

본 장에서는 인공지능 기술에 의한 직무와 일자리의 자동화 가능성을 살펴본다. 현재 존재하는 일자리의 직무 구성 관점에서 각 직무의 자동화 가능성을 살펴보고 어떤 일자리에 대한 영향이 높을지 살펴본다. 최근 문헌에서 강조하고 있듯이 이러한 영향은 반드시 일자리 대체(automation)를 의미하지 않으며, 오히려 근로자의 생산성 강화(augmentation)로 이어질 수도 있다.

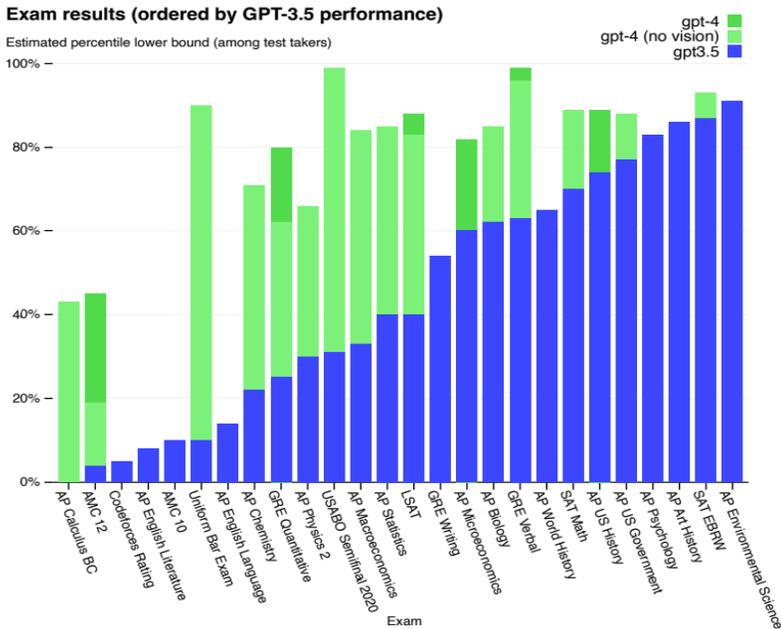
제1절 서론

오늘날 인공지능 기술은 빅데이터와 고성능 컴퓨팅을 기반으로 한 대규모의 딥 러닝 모델을 중심으로 발달하고 있으며, 과거에 생각하지 못했던 광범위한 업무를 사람 수준이나 그 이상으로 수행할 수 있게 되었다. 예컨대, 자연어 처리(Natural Language Processing) 기술의 경우 주어진 질문에 대한 답을 찾는 자연어 이해, 핵심어를 기반으로 새로운 글을 작성하는 문장 생성, 기계 번역 등 대부분의 자연어 처리 분야에서 이미 평균적인 사람의 수준을 뛰어넘은 것으로 보고되고 있다.

특히 최근 크게 주목받고 있는 초거대 AI 모형의 경우 전문가 수준에 필적하는 성능을 가진 것으로 알려져 있다. 예컨대, Open AI사의 GPT-4의 경우 SAT, GRE, 미국 변호사시험(MBE+MEE+MPT) 등 대부분의 시험에서 상위 10~20%에 해당되는 성과를 보였다(그림 3-1). 그 외에도 GPT-4가 미국 공인재무분석사(CFA I, II), 공인회계사(CPA), 의사면허시험(USMLE) 등 고난이도 전문직 시험까지도 충분히 합격할 수 있다는 결과들이 제시되고 있다(Callanan *et al.*, 2023; Eulerich *et al.*, 2023; Kung *et al.*, 2023).

인공지능 기술은 그 자체로 머무를 때보다 기존의 소프트웨어나 로봇 등과 연결되면서 활용 가능성이 크게 높아진다. 이러한 점에서 인공지능 기술에 의한 자동화도 기존의 컴퓨터(소프트웨어, 로봇)에 의한 자동화 논의의 연장선에 있다. 하지만 오늘날 인공지능에 의한 자동화 논의는

[그림 3-1] GPT-4의 각종 시험성적



자료: Open AI(2023).

기존의 자동화 논의와 크게 세 가지 측면에서 차별점이 있다.

첫째는 자동화 대상이 되는 업무의 성격 측면이다. 기존의 자동화 논의는 개별 작업이 명확하고 작업 순서가 일정하여 프로그래밍이 가능한 정형적 업무(routine tasks)의 자동화에 초점을 맞추었다. 하지만 현재 인공지능 기술은 프로그래밍하기 어려운 비정형적 업무(non-routine tasks) 혹은 ‘암묵지(tacit knowledge)’까지 자동화할 가능성³⁸을 크게 높이는 방향으로 발전하고 있다.

둘째는 자동화로 영향 받는 근로자의 측면이다. 기존의 자동화 논의는 주로 저숙련 인력의 대체에 초점이 맞추어졌다. 하지만 현재 인공지능 기술의 발전 양상을 살펴보면, 전문직·관리직 등 고숙련 인력의 대체 가능성도 충분히 높아질 수 있다.

셋째는 자동화의 성격이다. 과거의 특정 분야에서 특정 업무를 중심으로 일어나던 자동화와 달리, 분야를 넘어 보편적으로 적용 가능한 인공지능 기술을 토대로 업무 전반이 자동화될 가능성도 제기되고 있다. 이러한 의미에서 인공지능 기술은 오늘날 증기기관이나 전기처럼 일반목적 기술(general purpose technology)의 하나로 간주되고 있다.

다만, 기술적인 자동화 가능성과 현실에서의 자동화까지는 상당한 간극이 있을 수 있다. 이미 기술적으로는 충분히 자동화가 가능한 업무라고 하더라도 실제로 자동화를 도입하는 데 있어서는 여러 경제적·사회적 요인들이 고려되어야 하기 때문이다. 본 장에서는 기술적인 가능성 차원에 초점을 맞추며, 현실에서의 자동화는 다음 장에서 다루기로 한다.

38 Michael Polanyi는 *The Tacit Dimension*(1966)에서 “우리는 말할 수 있는 것보다 더 많은 것을 알 수 있다(we can know more than we can tell)”고 강조하였고, 전통과 관행 및 가치와 편견 등의 ‘암묵지(tacit knowledge)’가 과학적 지식의 중요한 일부라고 강조하였다. 노동경제학자 David Autor는 이러한 암묵지는 기계로 대체하기 어렵다는 점을 강조하면서, 이를 폴라니의 역설(Polany’s paradox)이라고 불렀다(Autor, 2014). 하지만 2012년 이후 불과 10년 사이에 딥 러닝을 중심으로 한 인공지능 모형의 성과가 눈부시게 발전하면서 암묵지의 대체 가능성이 크게 증가하고 있다. 이제는 컴퓨터도 우리에게 말할 수 있는 것보다 더 많이 알고 있다(computers now know more than they can tell us). 최근 David Autor는 이를 폴라니의 복수(Polany’s revenge)(Autor, 2022)라고 부르고 있다. 물론 앞으로 이러한 추세가 지속될지는 확실하지 않지만, 기술진보에 관한 어떤 단언도 쉽지 않음을 잘 보여준다.

본 장에서는 먼저 우리나라 노동시장에서의 직무 혹은 업무수행능력의 관점에서 기술적 자동화 가능성을 살펴본다. 컴퓨터와 로봇의 발달로 인해 정형적 직무가 대체되면서 중간 수준 일자리가 사라진다는 기존 문헌의 관찰과 달리, 최근 문헌에서는 비정형적 직무의 상당 부분도 대체될 가능성이 높다는 논의가 제기되고 있다. 이러한 논의를 구체적으로 살펴보고, 국내 데이터를 바탕으로 인공지능 기술의 발전으로 인해 어떤 직무 내지 업무수행능력이 어느 정도로 영향을 받을지를 논의한다.

다음으로, 일자리 내 직무 구성의 관점에서 특별히 더 영향 받는 일자리와 그렇지 않은 일자리가 있는지를 살펴본다. 세분화된 직업분류 단위에서 어떤 직업이 더 영향을 받는지, 어떤 직업이 덜 영향을 받는지 살펴본다. 하지만 같은 직업이라고 하더라도 기업규모라든지 근로자 인적 특성에 따라 현격히 다른 직무 구성을 보일 수 있다. 이러한 점까지 고려하여 일자리 단위에서 어떤 특성의 일자리가 더 영향을 받을 것인지를 논의한다.

본 장의 연구는 기존 문헌에 비해 다음의 두 가지 점에서 차별점이 있다. 첫 번째는 국내 인공지능 전문가들을 직접 면담한 결과를 수록하고 있다는 점이다. 국내 인공지능 전문가들의 개별적인 대면 면담을 통해 국내의 기술 상황 및 각 분야별 특수성을 조사하였다. 이러한 인터뷰 결과는 현재는 물론 향후 전망과 관련하여 의미 있는 정보를 담고 있다. 현재의 인공지능 기술(로봇 포함)의 직무수행능력 수준을 측정하는 조사를 통해 국내에서 각 직무별 자동화 가능성을 구체적으로 측정하였다. 한편, 추가적으로 Open AI사의 GPT-4 모델을 통해서도 프롬프트를 통한 문맥 내 학습(in-context learning) 방식으로 같은 직무수행능력 수준 설문조사를 시행하였다. 전문가들의 응답 결과와 GPT-4의 응답 결과를 비교한 결과, 기술 발전 속도에 대한 전망에서는 다소간 차이가 있었지만 전문가 집단과 GPT-4의 응답 결과가 전반적으로는 유사하게 나타났다.

두 번째는 매 단계에서 국내 데이터를 직접적으로 활용하고 있다는 점이다. 대부분의 기존 문헌은 미국의 기술정보와 미국의 직업정보를 연계한 데이터를 국내 직업코드와 연계하는 방식으로 국내 고용데이터에 부

착시키는 방식을 사용하였다. 이러한 방식은 국가별로 직업 내 직무 구성의 차이를 고려하지 못한다는 점에서 한계가 있다. 특히 기업 특성이나 근로자 특성의 영향은 전혀 고려되지 못하는 직업 단위 분석이라는 점에서 분명한 한계를 갖는다. 여기에서는 국내의 기술정보를 국내의 직업정보와 연계하고, 이를 국내 고용데이터와 연계함으로써 이러한 한계를 극복하고자 하였다. 또한 기업 특성 및 근로자 특성 변수를 고려함으로써 개별 일자리 차원의 분석을 실시한다.

본 장의 논의 순서는 다음과 같다. 제2절에서는 인공지능 기술에 의한 일자리 대체 가능성과 관련된 최근 문헌을 정리한다. 이어지는 제3절에서는 사용되는 데이터를 설명한다. 제4절에서는 방법론을 설명한다. 제5절에서는 전문가 면담 및 설문조사 결과를 토대로 우리나라 노동시장에서의 업무수행능력과 인공지능에 의한 대체 가능성을 논의한다. 제6절에서는 직업 단위 대체 가능성 및 기업 및 근로자 특성까지 고려한 일자리 단위에서의 대체 가능성을 논의한다. 제7절에서는 결론을 제시한다.

제2절 관련 기존 문헌 및 최근의 논의 전개

기술진보에 관한 경제학적 논의에서는 기술진보의 영향이 단선적이지 않음을 강조한다. 산업혁명의 역사에서 기계의 발명은 종종 기존의 경제 및 사회 질서에 대한 위협으로 받아들여졌으며, 생산성을 높이는 기술의 도입과 활용까지는 여러 단계의 사회적 논의와 의사결정이 필요했다. 기술에 의한 자동화 가능성과 실제 자동화 확산까지는 상당한 간극과 부침이 있으므로 구별하여 논의할 필요가 있다.

또한 기술진보에 의해 영향 받는 집단의 성격은 기술의 성격에 따라 크게 다를 수 있다. 예컨대, 산업혁명 초기 숙련 직조공의 일자리는 사라졌지만 상품수요 증가와 함께 직조공장에서 저숙련 노동수요는 더욱 크게 증가하였고, 저숙련 노동수요의 증가 현상은 분업에 의한 대량생산 체제에서도 이어졌다(Acemoglu, 2002). 반면, 1980년대 이후의 소프트웨

어와 로봇에 의한 자동화의 경우 프로그램화 가능한 정형적 업무들(routine tasks)로 구성된 중간 수준 일자리들을 소멸시키고, 고속런 일자리나 저속런 서비스업 일자리를 증가시킨 것으로 보고되었다(Autor, Levy, and Murnane, 2003; Goos, Manning, and Salomons, 2014; Acemoglu and Autor, 2011; Autor and Dorn, 2013).

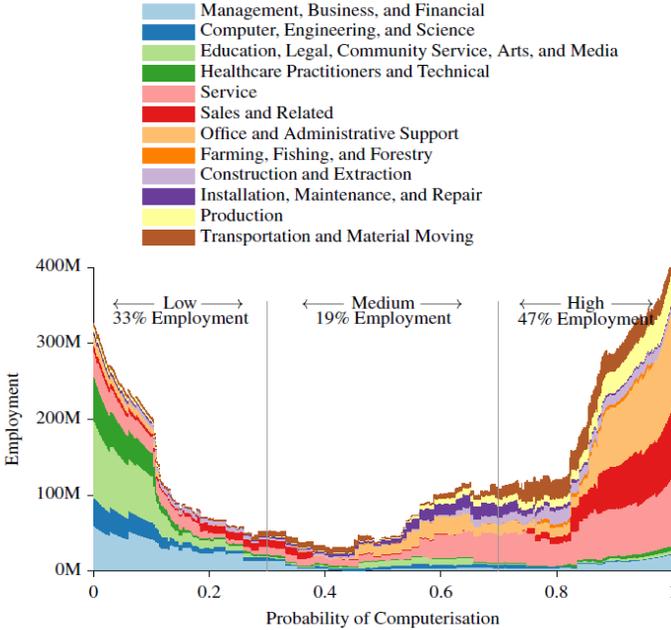
2010년대 들어서 머신러닝을 중심으로 인공지능 기술이 빠르게 발전하면서 인공지능에 의한 일자리 자동화 가능성에 대해서도 상당한 논의가 이루어져 왔다. 다만, 인공지능에 의한 일자리 자동화는 아직까지 초기 단계이므로 실제로 일어난 자동화에 관한 연구보다는 앞으로 일어날 자동화에 초점을 맞추었다.

인공지능의 일자리 자동화에 관한 초기 연구 중 하나인 Frey and Osborne(2013, 2017)은 각 직업별로 (약 10~20년 뒤) 컴퓨터로 인한 ‘완전한 자동화’가 가능할 확률을 추정하였으며, 완전 자동화 가능 확률이 70%가 넘는 고위험군 일자리(직업)를 전체의 47%로 추정하였다.

이 연구는 후속 논의의 기초가 되므로 구체적인 방법론을 살펴볼 필요가 있는데, Frey and Osborne(2017)은 기존의 직업별 해외 아웃소싱(offshoring) 가능성에 관한 연구들에 착안하여 다음과 같은 작업을 수행하였다. 먼저, 확실한 답이 가능한 70개 직업에 대한 완전자동화 가능 여부(가능 1, 그 외는 0)를 머신러닝 전문가들과 함께 결정하였다. 다음으로, 이와 같은 주관적 변수와 함께 해당 직업에 대해 조사된 직업정보네트워킹(O*NET)상 9개의 ‘기술적 병목(bottleneck)’ 변수³⁹로 구성된 데이터(70 x 9)를 기반으로 주어진 데이터를 가장 잘 예측하는 확률모형(Gaussian ML Classifier)을 추정하고, 이러한 모형을 바탕으로 전체 702개 직업의 완전자동화 가능성을 예측하였다. 그 결과, 서비스·판매·사무·생산·운송직 등에서 자동화 확률이 높고, 경영·관리자 및 공학·

39 손가락 민첩성(finger dexterity), 손재주(manual dexterity), 비좁은 작업환경(cramped work space, awkward positions), 독창성(originality), 예술(fine arts), 사회적 인식(social perceptiveness), 협상(negotiation), 설득(persuasion), 타인 보조와 돌봄(assisting and caring for others).

[그림 3-2] Frey & Osborne(2017)의 인공지능 자동화 가능성



자료: Frey and Osborne(2017).

과학자, 교육·보건 전문가 등에서는 자동화 확률이 낮게 나타났다(그림 3-2). 추정에 사용된 9가지 직업 특성 중 주로 창의성이나 사회성 관련 수준이 높을수록 자동화 확률이 낮게 나타났다. 마지막으로, 이러한 직업별 대체 가능성을 고용통계와 연계하여, 완전 자동화 가능성이 70% 이상인 고위험군 일자리를 미국 전체 일자리의 47%로 추정하였다. 이러한 결과는 매우 충격적으로 인식되어 널리 인용되었다.

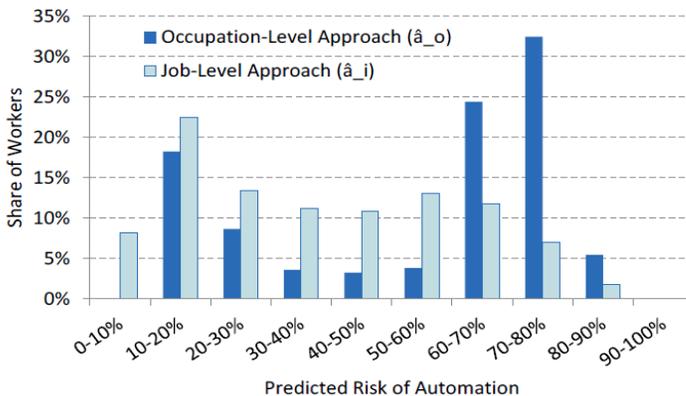
하지만 이러한 접근 방식은 여러 문제를 가지고 있다. 특히 같은 직업 소분류 내에서도 자동화 가능 여부는 사뭇 다를 수 있다. 예를 들어, Frey and Osborne(2017)은 ‘회계사와 감사인(accountants and auditors)’ 직업이 가까운 미래에 완전자동화 가능하다고 하였는데, 주어진 양식 채우기나 부정 탐지 등의 업무는 자동화가 가능하더라도 기업의 재무정보를 평가하고 투명하게 보고하는 역할까지 모두 대체 가능하다고 보기는 어렵다. 그 외에도 직업 단위의 기술 전개를 예단하기 어렵다는 한계도 고려해야

한다. Frey and Osborne(2017)에서는 자율주행기술의 빠른 진전으로 인해 ‘버스 운전기사(bus drivers, transit and intercity)’와 같은 운전자 직업군이 가까운 미래에 자동화 가능하다고 보았으나 현재 자율주행기술은 레벨 3(부분자율주행) 단계 상용화에서 멈춰있는 상황이다.

Arntz, Gregory, and Zierhan(2016)은 직업 기준 접근 방식이 자동화 위험을 과장하는 문제가 있음을 지적하였다. 이들은 각 일자리 단위에서 조사되는 직무 구성(총 25개 직무) 및 일자리 특성(기업규모, 성별, 교육 등)을 포함한 데이터(PIAAC)와 Frey and Osborne(2017)의 직업별 자동화 가능성을 결합하여 추정하였다. 이를 바탕으로 개별 일자리 단위의 자동화 가능 여부를 예측한 결과, 자동화 고위험군 비중은 전체 일자리의 9% 수준으로 하락하였다. [그림 3-3]에서 확인할 수 있듯이, Frey and Osborne(2017) 방식의 추정에서는 60~80% 고위험군에 일자리가 집중적으로 분포하는 것으로 나타나는데, 직업 내 다양성을 고려하면 실제로는 자동화 가능성이 훨씬 고르게 분포되어 있다.

데이터와 방법론을 일부 보완한 후속연구(Nedelkoska and Quintini, 2018)에서도 유사한 결과가 나타났다. OECD 국가 일자리의 14% 정도가 자동화 고위험군으로 추정되었다. 다만, 중위험(> 50%) 이상 일자리 비중

[그림 3-3] 직업과 일자리 단위 접근 방식에서 자동화 위험 분포의 차이



자료: Arntz, Gregory, and Zierhan(2016).

은 여전히 50% 내외 수준으로 높게 나타났다. 대한민국도 여기에 포함되어 있는데, 조사된 국가들의 중간 정도 수준으로 나타나고 있다.

Felten, Raj, and Seamans(2018, 2021)는 일자리를 업무나 업무수행능력의 집합으로 보고 이러한 단위에서 평가를 적용했다. Felten, Raj, and Seamans(2021)는 10개의 최신 인공지능 분야 기술⁴⁰이 52개의 직업정보 네트워크(O*NET)상 업무수행능력(abilities)에 상대적으로 얼마만큼의 영향을 미치는지를 아마존 메커니컬터크(Amazon's Mechanical Turk)에서 클라우드워킹 방식으로 조사한 다음, 이를 바탕으로 업무수행능력별 인공지능 영향도를 구했다. 이를 바탕으로 고용통계와 연계하여 직업, 산업, 지역별 인공지능 영향도를 계산하였다. 이러한 방식으로 계산된 인공지능 영향도가 높은 직업은 유전 상담사, 재무 조사관, 보험계리사, 구매대행 담당자, 예산 분석가, 판사, 조달 담당자, 회계사와 감리사, 수학자, 사법 서기 등이다. 인공지능 영향도가 낮은 직업은 댄서, 피트니스 트레이너 및 에어로빅 강사, 미장공·석공·도배사 등 건설근로자, 철근 및 보강 작업자, 식당 및 구내식장 직원 및 바텐더 도우미, 울타리 건설자 등이었다. Felten, Raj, and Seamans(2019)는 미국에서 직업별 인공지능 영향도의 영향을 살펴본 결과 고용에는 별 차이가 없었으나 임금은 상승한 것으로 보고하였으며, 이는 주로 소프트웨어 기술과 고임금 직업에서 두드러지게 나타났다.

Felten, Raj, and Seamans(2023)는 최근의 챗GPT와 같은 언어모형의 영향을 알아보기 위해 앞서 언급한 최신 인공지능 기술 중 언어모형화(language modeling)에 관해서만 한정하여 업무수행능력별 인공지능 영향도를 구성하여 살펴보았다. 그 결과, 기존의 결과와 전반적으로는 거의 유사하였으나, 직업의 순위에는 다소간 변동이 있었다. 언어모형으로 인해 가장 많이 영향을 받는 직업으로는 텔레마케터와 함께 인문사회계열 교수직군이 대거 포함되었는데, 영어영문학 교수, 외국어문학 교수, 역사교수, 법학 교수, 철학과 종교학 교수, 사회학 교수, 정치학 교수, 사회학

40 추상적 전략 게임, 실시간 비디오 게임, 이미지 인식, 시각적 질문 답변, 이미지 생성, 읽고 이해하기, 언어모형화, 번역, 음성 인식, 악기 트랙 인식.

자 등이었다. 언어모형으로 인해 가장 많은 영향을 받는 산업에서는 법률서비스가 최상위로 이동하고 여행 관련 서비스 및 2년제 대학(junior college)이 20위권에 포함된 것 외에 전반적인 순위가 크게 다르지 않았다.

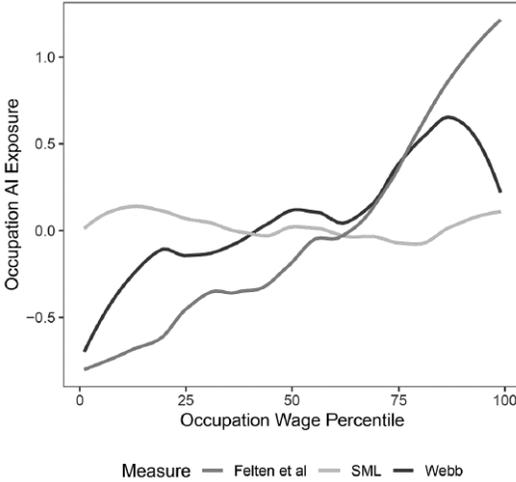
이러한 측도는 인공지능 기술의 발달 자체의 영향을 측정하며 다른 기술, 예컨대 로봇공학과와의 연계를 통한 자동화 가능성 등은 포착하지 못한다는 점에서 해석에 주의를 요한다. 운전 관련 직군의 경우 인공지능 외에도 로봇공학적 설계가 중요하므로 이러한 영향이 상대적으로 낮은 것으로 관찰된다.

Georgieff and Hye(2021)는 Felten *et al.*(2018)의 직업별 인공지능 영향도를 OECD 23개국(한국은 미포함)으로 확장하여 살펴보았는데, 주로 고학력 전문직과 사무직에서 인공지능 영향도가 높은 것으로 분석되었다. 경영 전문가, 관리자, 최고경영자, 과학 및 공학 전문가, 경영관리 준전문가, 법률사회문화 전문가, 생산관리자, 일반 사무원, 교육전문가, 소비자 서비스 전문가 등이다. 또한 2012~19년 사이에 인공지능 영향도가 고용에 미친 영향은 분명하지 않았으나 컴퓨터 사용이 높은 직업군에서는 양의 상관관계가 관찰되었다. 한편, 컴퓨터 사용이 낮은 직업군에서는 인공지능 영향도가 높을수록 근로시간이 감소하는 경향이 관찰되었다.

Webb(2020)의 경우 인공지능 특허기술의 설명관과 O*NET상의 직업 설명을 자연어처리 기법으로 직접적으로 연계하였다. 로봇이나 소프트웨어와 달리 인공지능의 경우 고속런, 고임금 직종에 영향을 미치는 것으로 추정되었다. Acemoglu, Autor, Hazell, and Restrepo(2022)에 따르면, Webb(2020)의 측도는 Felten *et al.*(2018)과 세부적인 직업, 산업에서는 차이를 보이지만, 임금 분포에서는 대체로 유사한 패턴을 보인다.

한편, Brynjolfsson, Mitchell, and Rock(2018)는 O*NET의 2,069개의 업무활동(DWA)에 관하여 CrowdFlower라는 클라우드소싱 플랫폼에서 각 업무활동당 23개 문항의 설문조사를 하여 머신러닝 적합성(suitability for machine learning: SML)이라는 측도를 만들었다. SML이 가장 높은 직업으로는 호텔안내인(컨시어지), 기계제도사, 장의사, 신용승인자, 거래중개 사무원 등이 꼽혔고, SML이 가장 낮은 직업으로는 마사지 치료사, 동물

[그림 3-4] 주요 인공지능 영향도 지수 간 차이



자료: Acemoglu, Autor, Hazell, and Restrepo(2022).

과학자, 고고학자, 행사 진행자, 미장공·석공 등이 꼽혔다. Acemoglu, Autor, Hazell, and Restrepo(2022)에 따르면, SML 측도는 Felten *et al.* (2018)과 임금 분포에서 상이한 패턴을 보인다. 이러한 차이는 SML의 경우는 현재보다도 향후 머신러닝을 통한 자동화 가능성에 초점을 맞추기 때문으로 보인다(그림 3-4).

마지막으로, 최근 챗GPT의 영향에 관해 Open AI의 연구자들을 포함한 Eloundou *et al.*(2023)에서는 챗GPT가 업무에 미치는 영향(수행시간 절반 이하 감소 가능 여부)을 사람과 GPT-4가 각각 판단하도록 하였다. 사람의 경우 2,087개의 업무활동(DWA) 각각에 대한 50% 이상 생산성 영향 여부를 판단하였으며, GPT-4는 19,265개의 업무(tasks) 각각에 대해 판단하였다. 그 결과, LLM의 도입으로 10% 이상의 업무들이 영향 받는 일자리가 전체의 80%이고 50% 이상의 업무들이 영향 받는 일자리가 전체의 19%에 해당되었다.

국내 문헌에서는 김세움(2015) 및 오호영 외(2016)에서 Frey and Osborne (2017)의 직업별 대체 가능성을 국내 직업 분포에 직접적으로 매치하여

살펴본 결과 자동화 고위험 비중이 전체의 50%로 미국보다도 높게 나타났다. 산업은 운수, 도소매, 금융보험 등이고, 직업은 판매, 장치기계조작 조립, 기능원 등으로 주로 남성, 50대 이상, 고졸 이하, 임시일용직에서 고위험 비중이 높은 것으로 나타났다. 다만, 이는 직업 단위 접근이라는 점에서 Frey and Osborne(2017)과 동일한 한계가 있으며, 해외와 국내의 직업 내 직무 구성이 다를 수 있다는 한계도 존재한다.

이시균 외(2017; 2019)의 경우 국내 직업별로 각각 5~10명 정도의 5년 이상 경력자들에 의한 자동화 가능성 응답 결과를 바탕으로 Arntz *et al.* (2016)과 비슷하게 국내 일자리 단위 자료의 여러 설명변수들을 포함한 분석을 통해 일자리 단위의 자동화 확률을 도출하였다. 그 결과, 우리나라의 자동화 고위험군 비중이 20~30% 정도라고 추정하였다.

한편, 조성익 외(2021, 2022)의 경우 Webb(2020)과 유사하게 국제 특허 정보를 미국 O*Net 자료와 연계하여 기술적 대체 가능성을 추정한 뒤 국내 산업연관표와 연계하는 방식을 시도하기도 하였다. 한지우·오삼일(2023)의 경우에는 Webb(2020)의 직업별 대체 가능성 정보를 국내 고용 통계와 연계하여 AI 노출지수 상위 20% 직업의 근로자 수가 국내 취업자 수의 12% 정도라고 추정하였고 여기에는 고소득 직종이 다수 포함되었다고 하였다.

제3절 데이터

1. 국내 인공지능 전문가 대면조사 및 GPT-4 문답조사

국내 인공지능 전문가들을 대상으로 인공지능 기술의 현황 및 향후 전망에 관하여 대면 인터뷰를 시행하였다. 이러한 면담은 2023년 10월 중순부터 11월 초 사이에 집중적으로 이루어졌으며, 대체로 개별적으로 이루어졌으나 경우에 따라 최대 2명의 전문가와 함께 진행하기도 하였다.

전문가 면담 시 인공지능 기술 및 분야별 활용에 관한 질적인 차원의

정보수집과 함께, 인공지능 기술의 수준과 전망에 관한 구체적인 양적 정보수집도 이루어졌다. 현재 인공지능(로봇 포함)이 업무수행 가능한 수준 및 2023년까지 가능한 업무수행 수준을 44개 업무수행능력별로 질문하였다. 각 업무수행능력에 대해서는 <표 3-1>과 동일한 설명이 주어졌으며, 각 수준을 가늠하는 데 도움이 될 개략적인 예시를 제공하였다.

한편, 이와는 별개로 Open AI사의 GPT-4 대상으로 유사한 양적 정보수집을 시도하였다. 문맥 내 학습효과를 키우기 위한 프롬프트 입력과 함께 전문가 집단에 제시한 것과 동일하게 44개 업무수행능력에 대한 설명을 제시하였다. 그리고 각각에 대해 현재 인공지능(로봇 포함)의 업무수행 가능 수준(2023년), 2030년의 업무수행 가능 수준, 2050년의 업무수행 가능 수준을 질문하였다. GPT-4의 응답 스케일은 전문가 설문과 동일하게 1~7로 주어졌으나, 각 스케일에 대한 구체적인 예시까지 제공하지는 못했다. 따라서 이러한 응답 스케일을 그대로 사용하지 않도록 주의해야 한다. 또한 GPT-4의 조사에서는 각 응답에 대한 이유를 간단한 문장으로 설명하고 2~3개의 예시를 제공하도록 하였다.

<표 3-1> 업무수행능력

번호	업무수행능력	설명
1	읽고 이해하기	업무와 관련된 문서를 읽고 이해한다.
2	듣고 이해하기	다른 사람들이 말하는 것을 집중해서 듣고 말하려는 요점을 이해하거나 적절한 질문을 한다.
3	글쓰기	글을 통해서 다른 사람과 효과적으로 의사소통한다.
4	말하기	자기가 알고 있는 것을 다른 사람들에게 조리 있게 말한다
5	수리력	어떤 문제를 해결하기 위해 수학을 사용한다.
6	논리적 분석	문제를 해결하기 위해(혹은 의사결정을 하기 위해) 체계적으로 이치에 맞는 생각을 한다.
7	창의력	주어진 주제나 상황에 대하여 독특하고 기발한 아이디어를 산출한다.
8	범주화	기준이나 법칙을 정하고 그에 따라 사물이나 행위를 분류한다.
9	기억력	단어, 수, 그림 그리고 절차와 같은 정보를 기억한다
10	공간지각력	자신의 위치를 파악하거나 다른 대상들이 자신을 중심으로 어디에 있는지 안다.

<표 3-1>의 계속

번호	업무수행능력	설명
11	추리력	문제해결 및 의사결정을 위해 새로운 정보가 가지는 의미를 파악한다.
12	학습전략	새로운 것을 배우거나 가르칠 때 적절한 방법을 활용한다.
13	선택적 집중력	주의를 산만하게 하는 자극에도 불구하고 원하는 일에 집중한다.
14	모니터링	타인 혹은 조직의 성과를 점검하고 평가한다.
15	사람파악	타인의 반응을 파악하고 왜 그렇게 행동하는지 이해한다.
16	행동조정	다른 사람들의 행동에 맞추어 적절히 대응한다.
17	설득	다른 사람들의 마음이나 행동을 변화시키기 위해 설득한다.
18	협상	사람들과의 의견 차이를 좁혀 합의점을 찾는다.
19	가르치기	다른 사람들에게 일하는 방법에 대해 가르친다.
20	서비스지향	다른 사람들을 돕기 위해 적극적으로 노력한다.
21	문제해결	문제의 본질을 파악하여 해결방법을 찾고 이를 실행한다.
22	판단과 의사결정	이득과 손실을 평가해서 결정을 내린다.
23	시간관리	자신의 시간과 다른 사람의 시간을 관리한다.
24	재정관리	업무를 완료하기 위해 필요한 비용을 파악하고 구체적 소요 내역을 산출한다.
25	물적자원관리	업무를 수행하는 데 필요한 장비, 시설, 자재 등을 구매하고 관리한다.
26	인적자원관리	직원의 근로의욕을 높이고 능력을 개발하여 적재적소에 인재를 배치한다.
27	기술분석	새로운 방법을 고안하고 기존의 방법을 개선하기 위해서 현재 사용되는 도구와 기술을 분석한다.
28	기술설계	사용자의 요구에 맞도록 장비와 기술을 개발하여 적용한다.
29	장비선정	업무를 수행하는 데 필요한 도구나 장비를 결정한다.
30	설치	작업지시서에 따라 장비, 도구, 배선, 프로그램을 설치한다.
31	전산	다양한 목적을 위해 소프트웨어나 인터넷을 활용하거나 프로그램을 작성한다.
32	품질관리분석	품질 또는 성과를 평가하기 위하여 제품, 서비스, 공정을 검사하거나 조사한다.
33	조작 및 통제	장비 혹은 시스템을 조작하고 통제한다.
34	장비의 유지	장비에 대한 일상적인 유지보수를 하고 장비를 유지하기 위해 언제 어떤 종류의 조치를 취해야 하는가를 안다.
35	고장의 발견·수리	오작동의 원인이 무엇인가를 확인하고 이를 어떻게 처리할 것인지 결정한다.

<표 3-1>의 계속

번호	업무수행능력	설명
36	작동점검	기계가 제대로 작동하는지 확인하기 위해 표지판이나 계기판 등을 살펴본다.
37	조직체계의 분석 및 평가	환경이나 조건의 변화가 조직의 체계, 구성, 방식에 어떤 영향을 미칠지 분석하고, 시스템의 효율성을 평가한다.
38	정교한 동작	손이나 손가락을 이용하여 복잡한 부품을 조립하거나 정교한 작업을 한다.
39	움직임 통제	신체를 사용하여 기계나 기구를 정확한 위치로 빠르게 움직인다.
40	반응시간과 속도	신호에 빠르게 반응하거나 신체를 신속히 움직인다.
41	신체적 강인성	물건을 들어올리고, 밀고, 당기고, 운반하기 위해 힘을 사용한다.
42	유연성 및 균형	신체의 균형을 유지하거나 각 부위를 구부리고 편다.
43	시력	먼 곳이나 가까운 것을 보기 위해 눈을 사용한다.
44	청력	음의 고저와 크기의 차이를 구분한다.

자료: 한국고용정보원, 「재직자조사」, 2020.

2. 한국고용정보원의 재직자조사 2020

한국직업정보(Korea Network for Occupations and Workers: KNOW)는 한국의 대표적인 직업에 대한 상세정보를 워크넷(<http://www.work.go.kr>)에서 제공하려는 시스템으로, 미국의 직업정보네트워크(O*NET)를 벤치마크하고 있다. 재직자조사는 한국직업정보를 구축하기 위한 설문조사로서, 매년 다른 설문이 진행되고 있다. 2020년의 경우 537개 직업의 경력 1년 이상 재직자 16,244명을 대상으로, 총 44개의 업무수행능력의 중요성과 수준에 대해 질문하였다. 2020년 7~11월에 걸쳐 각 직업별로 약 30명이 조사되었다.

「재직자조사 2020」상의 44개 업무수행능력은 O*NET의 숙련(skills)과 능력(abilities)을 통합하여 포함하고 있다(표 3-1). 35개 숙련(skills) 항목은 대부분 포함하고 있지만, 일부 유사한 항목은 통합되거나 누락되어 있다. O*NET의 52개 능력(abilities) 중 일부가 포함되어 있는데, 일부 업무수행능력(시력, 청력 등)은 매우 포괄적으로 포함되어 있다.

3. 통계청의 지역별 고용조사

지역별 고용조사는 국내의 약 10만 가구를 대상으로 상반기(4월)와 하반기(10월)에 조사되고 있으며, 고용 및 임금과 관련된 정보를 포함하고 있어 반기 단위의 일자리 상황을 파악하는 데 적합하다. 또한 전국 단위에서 직업과 산업 소분류까지 제공하고 있으며, 추가적으로 성별, 연령, 학력과 같은 인적 특성 변수도 제공하고 있다. 여기에서는 주로 2021년 상반기~2023년 상반기의 자료를 활용한다. 사업체 규모 변수가 2021년 이후로 공개되고 있기 때문이다.

제4절 연구 방법론

본 연구에서는 Felten, Raj, and Seamans(2021)와 유사한 방식으로 업무 수행능력 단위에서 접근한다. 기술적 대체 가능성을 확인하는 차원에서는 실제 업무활동의 내용보다 업무수행능력 측면에 초점을 맞추는 편이 보다 적절하다고 판단하였기 때문이다.

하지만 세 가지 점에서 차별점이 있다. 첫 번째로 국내 전문가들이 평가하는 인공지능(과 로봇)의 업무수행능력 수준을 직접적으로 조사하여 그 응답을 분석에 활용하였다. 두 번째로, 국내 직업별 업무수행능력에 관한 조사자료를 활용하여 국내 직업의 특성을 반영하였다. 세 번째로, Felten, Raj, and Seamans(2021)와 달리 직업 내에서도 성별, 연령별, 학력별로 업무수행능력이 다양할 가능성을 고려하였다.

앞 절에서 살펴보았듯이, 해외 문헌에서 제시된 직업별 인공지능 영향도는 O*NET과 같은 해당 국가 내 직업별 특성을 반영하고 있다. 이러한 수치를 가져와서 국내외 직업 코드 간 연계를 통해 직업 단위에서 국내 고용통계와 연계하는 방식은 국내외 직업 코드 간 연계성과 관련된 문제들은 차치하더라도, 국내 직업 내 업무의 구성이 해외와 크게 다를 수 있다는 점에서 한계가 있다. 또한 직업 코드로 연계하는 방식은 각 직업 내

에서 자동화 가능성이 모두 같게 부여된다는 점에서 결국 직업 단위 분석의 문제에서 벗어나지 못한다.

본 연구에서는 인공지능 전문가들의 업무수행능력별 평균적인 응답 결과를 국내의 각 직업(개인)별 업무수행능력의 중요도 및 수준에 관한 자료(재직자조사)와 연계하였다. 이때 각 직업(개인) 내에서 업무수행능력별로 인공지능에 의한 업무수행능력의 수준(AI_{iat})이 사람에 의한 업무수행능력 수준(H_{iat})보다 높은 경우 해당 업무수행능력이 완전 자동화 가능하다는 레이블($d_{iat}=1[AI_{iat}>H_{iat}]$)을 부여하였고, 그렇지 않은 경우는 모두 0의 값을 부여하였다. 그리고 각 직업(개인) 내에서 해당 업무수행능력의 중요도 비중(w_{ia})에 따라 자동화 가능 변수를 가중합산하였다.

$$P_{i,t} = \sum_{a=1}^{44} w_{ia}d_{iat}, \text{ where } \sum_{a=1}^{44} w_{ia} = 1$$

여기에서 ‘중요도’는 재직자조사에서 각 개인이 각 업무수행능력에 대해 응답하는 변수인데, “현재 존재하는 개별 일자리”에서 각 업무수행능력이 얼마나 활용되고 있는지를 반영한다. 전적으로 주관적인 판단이라는 한계에도 불구하고, 각 직업 내에서도 연령이나 성별 등에 따라 개인이 직면하고 있는 직무 구성이 현저히 다른 현실을 잘 반영하고 있다. 계산을 위해 최솟값(1)은 해당 업무수행능력이 0% 사용되고, 최댓값(5)은 해당 업무수행능력이 100% 사용된다고 설정하였다.⁴¹

다음으로는 업무수행능력별 자동화 가능성을 고용통계와 연계하여 경제 전체에 대한 인공지능의 일자리 영향을 가능하다. 이때 각 직업 내 기업 특성(종사자 규모) 및 근로자 인적 특성(성별, 연령, 교육수준)에 따라 업무수행능력 및 자동화 가능성이 체계적으로 다를 수 있음을 고려한다.

41 여기에서 사용된 개별 일자리의 ‘중요도’ 및 ‘수준’은 현재 존재하는 일자리의 직무 구성을 보여준다. 이러한 직무 구성은 향후 얼마든지 달라질 수 있는 내생변수로, 현재 시점에서의 직무 구성은 현재 시점에서의 기술적 대체 가능성을 확인하는 데에만 사용될 수 있다. 미래 시점에서의 기술적 대체 가능성은 직무 구성의 변화로 크게 달라질 수 있음에 유의해야 한다.

제5절 주요 결과: 인공지능 업무수행능력 수준의 현황 및 전망

국내 인공지능 전문가들에게 각 업무수행능력별로 인공지능의 현 수준 및 향후 전망을 질문한 결과는 <표 3-2>에 제시되어 있다. 극단치를 제거하기 위해 최댓값과 최솟값을 제외하고 계산되었다. 인공지능의 업무수행능력 수준은 1~7로 응답하도록 주어지며, 1은 단순노무 수준을 의미하며 7은 분야 최고 전문가 수준이다.

국내 인공지능 전문가들은 주어진 44개의 업무수행능력에 대하여 현재 인공지능 수준이 보통 수준의 담당자를 능가하는 것으로 평가하고 있다. 44개 업무수행능력의 평균은 4.37로 중간 수준(4) 이상이다. 2023년에 가장 높게 평가되고 있는 인공지능의 업무수행능력은 기억력(6.45), 선택적 집중력(5.73), 공간지각력(5.45), 범주화(5.36), 글쓰기(5.18), 시력(5.18), 모니터링(5.18), 청력(5.09), 전산(5.09), 서비스지향(4.91) 등이다. 처음의 3개는 당연한 결과일 수 있으나, 뒤의 7개는 최근의 인공지능 기술 발달을 반영하는 것으로 보인다. 2023년에 가장 낮게 평가되고 있는 인공지능의 업무수행능력은 인적자원관리(2.82), 협상(2.82), 설득(3.09), 창의력(3.09), 사람과약(3.27), 정교한 동작(3.55), 조직체계의 분석 및 평가(3.73), 물적자원관리(3.73), 행동조정(3.73), 문제해결(3.91), 기술설계(3.91) 등이다.

일부 업무수행능력에 대해서는 평가자 간 점수의 차이가 상대적으로 컸다. 논리적 분석, 창의력, 반응시간과 속도, 움직임 통제, 인적자원관리, 정교한 동작, 신체적 강인성, 물적자원관리 등의 경우에는 평가점수의 표준편차가 상대적으로 큰 편이다. 이러한 부분에서 평가자 간 견해가 다소 엇갈리는 것을 의미하는데, 대체로 로봇과 관련된 영역 혹은 창의력이나 경영능력과 같은 논쟁적 영역임을 알 수 있다. ‘논리적 분석’의 경우는 흥미로운데, ‘체계적으로 이치에 맞는 생각을 한다’를 과정적으로 해석할 것인지 아니면 기능적으로 해석할 것인지에 따라 답변이 달라질 수 있고, 인공지능이 ‘이미 학습된 내용 외에 새롭게 주어진 상황에 대한

<표 3-2> 인공지능의 업무수행능력 수준

번호	업무수행능력	2023		2030	
		mean	SD	mean	SD
1	읽고 이해하기	4.64	0.92	6.64	0.50
2	듣고 이해하기	4.45	0.93	6.55	0.69
3	글쓰기	5.18	0.87	6.64	0.50
4	말하기	4.73	0.90	5.91	0.70
5	수리력	4.64	0.81	6.45	0.69
6	논리적 분석	4.00	1.48	6.09	1.04
7	창의력	3.09	1.45	5.18	1.17
8	범주화	5.36	0.81	6.73	0.47
9	기억력	6.45	0.69	6.91	0.30
10	공간지각력	5.45	0.93	6.82	0.40
11	추리력	4.82	0.98	6.27	0.65
12	학습전략	4.27	1.19	5.82	0.98
13	선택적 집중력	5.73	1.27	6.73	0.47
14	모니터링	5.18	0.75	6.64	0.50
15	사람파악	3.27	1.01	5.18	1.25
16	행동조정	3.73	0.79	5.73	1.01
17	설득	3.09	1.14	5.00	1.55
18	협상	2.82	0.87	4.36	1.29
19	가르치기	4.82	0.75	6.55	0.52
20	서비스지향	4.91	0.83	6.45	0.69
21	문제해결	3.91	0.70	5.91	0.70
22	판단과 의사결정	4.64	0.81	5.91	0.83
23	시간관리	4.64	0.81	6.18	1.08
24	재정관리	4.36	1.03	5.91	1.22
25	물적자원관리	3.73	1.35	5.55	1.63
26	인적자원관리	2.82	1.40	5.09	1.70
27	기술분석	4.18	0.87	6.09	0.94
28	기술설계	3.91	1.14	5.82	0.60
29	장비선정	4.00	0.77	6.18	0.75
30	설치	3.91	1.14	6.27	1.01
31	전산	5.09	0.83	6.91	0.30
32	품질관리분석	4.18	0.98	6.36	0.50
33	조작 및 통제	4.55	0.93	6.73	0.47

<표 3-2>의 계속

번호	업무수행능력	2023		2030	
		mean	SD	mean	SD
34	장비의 유지	4.18	0.98	6.36	0.81
35	고장의 발견·수리	4.09	1.14	6.27	0.65
36	작동점검	4.73	0.65	6.45	0.52
37	조직체계의 분석 및 평가	3.73	1.01	6.09	0.54
38	정교한 동작	3.55	1.37	6.00	1.34
39	움직임 통제	4.00	1.41	6.09	1.14
40	반응시간과 속도	4.73	1.42	6.73	0.47
41	신체적 강인성	4.36	1.36	6.45	0.69
42	유연성 및 균형	3.91	1.22	6.00	1.00
43	시력	5.18	0.60	6.82	0.40
44	청력	5.09	0.83	6.91	0.30

복합적인 인지와 판단은 아직 부족하다’는 답변도 존재했다.

한편, 국내 인공지능 전문가들은 주어진 44개의 업무수행능력에 대하여 2030년까지 인공지능 수준이 매우 높은 수준에 도달할 것이라고 평가하였다. 44개 업무수행능력의 평균은 6.18로 최고 전문가 수준(6~7)에 도달하며, 특히 전산(프로그래밍), 시력, 청력, 조작 및 통제, 읽고 이해하기, 글쓰기 등의 수준이 최고 수준에 가까울 것으로 평가하였다.

2030년에도 상대적으로 낮을 것으로 평가되고 있는 인공지능의 업무수행능력은 협상(4.36), 설득(5.00), 인적자원관리(5.09), 창의력(5.18), 사람 파악(5.18), 물적자원관리(5.33), 행동조정(5.73), 기술설계(5.82), 학습전략(5.82), 판단과 의사결정(5.91), 재정관리(5.91), 문제해결(5.91) 등이다. 이러한 목록은 2023년과 대체로 유사하며, 의사소통 및 대인관계, 창의력과 경영능력 등임을 알 수 있다.

이러한 능력들은 Frey and Osborne(2017)이 ‘기술적 병목(engineering bottleneck)’으로 보았던 능력들과 대체로 일치한다. 기술적 병목에 해당되는 능력을 높은 수준으로 요구하는 직업들일수록 먼 미래까지 자동화되기 어려울 것이다. 한편, 여기에 빠져 있는 비판적 사고를 포함한다면,

근래에 자주 논의되었던 창의성, 비판적 사고, 의사소통, 협업(Creativity, Critical thinking, Communication, Collaboration)의 소위 '4C'와도 유사하다. 전문가 설문조사 결과는 일자리 대체 가능성을 낮추려면 근로자의 병목적 능력 내지 4C 능력을 강화시키는 방향의 변화가 필요함을 시사한다.

한편, GPT-4(Turbo) 대상으로도 같은 내용을 질문해 보았다. GPT-4의 경우 프롬프트의 미세조정에 따라 결괏값에 약간의 차이가 있으며, 확률 모형의 특성상 결괏값이 고정되지 않으므로 매번 응답이 약간씩 달라질 수 있다. GPT-4에게 주어진 질문지는 전문가에게 제시된 질문지와 달리 응답에 대한 구체적인 예시가 주어지지 않았다는 점에서 스케일에 약간의 차이가 있을 수 있다는 점도 고려할 필요가 있다.

그럼에도 불구하고 GPT-4의 응답은 전반적으로 전문가 응답과 상당히 유사한 패턴을 보이고 있다(그림 3-5, 3-6). 현재(2023년)의 업무수행능력 수준에 대한 두 종류의 응답 간 상관관계는 0.57이며, 특히 미래(2030년)의 업무수행능력 수준에 대한 두 종류의 응답의 상관관계는 0.73이다.

다만, 현재 상황(전문가: 4.37, GPT: 4.43)에 대해서는 전문가 평가와 GPT-4 평가 사이에 평균적인 차이가 크지 않은 데 비해, 미래 상황(전문가: 6.18, GPT: 5.41)에 대해서는 전문가 응답 평균이 GPT-4의 응답에 비해 월등히 높다는 점이 눈에 띈다. 즉, 전문가들은 향후 기술진보의 속도가 더욱 빠를 것으로 예측하고 있다. 참고로 GPT-4에게 2040년 전망을 추가로 질문할 경우(평균: 6.00), 전문가 2030년 전망과 평균적으로 유사하게 나타난다(그림 3-7). 전문가 2030년 전망과 GPT-4 2040년 전망 간의 상관관계는 0.68이다.

전문가 집단에 의해 제시되는 전망을 기준으로 삼는 편이 합리적일 것이다. 물론 인공지능 전문가의 경우 기술진보에 대해 과거 통계치로부터 예상되는 것보다 상대적으로 낙관적으로 바라보고 있을 가능성도 있다. 인공지능의 역사에서 전문가들이 낙관적 기대를 갖는 경우가 많았고, 특히 현재 인공지능에 대한 기술적 기대가 전반적으로 높은 상황이기 때문이다. 하지만 그렇다고 해서 미래 전망과 관련한 GPT-4의 응답을 기준으로 삼을 수는 없다. 이러한 응답은 구체적으로 어떻게 산출되었는지 알

수 없기 때문이다.⁴²

참고로 GPT-4의 먼 미래 전망(2040)에서는 대부분 6~7의 값이 나타났는데, 여전히 4~5에 머무르는 항목들도 일부 존재한다. 창의성, 설득, 협상의 세 항목은 4에 머무르며, 사람과약, 행동조정, 가르치기, 서비스지향, 인적자원관리는 5에 머무른다. 이러한 능력들은 앞서 언급한 병목적 능력의 목록과 겹치며, 이러한 능력들의 중요성을 시사한다.

GPT-4가 제시하는 수치 자체에 큰 의미를 부여할 수는 없으나, <표 3-3>과 <표 3-4>의 각 능력별 구체적인 설명과 예시는 현재와 향후 기술 진보의 방향을 이해하는 데 상당한 도움이 된다. 이러한 의미 있는 언어적 산출물 자체가 현재 빠르게 발달하고 있는 인공지능 기술의 수준을 증명해 준다.

<표 3-3> 인공지능의 업무수행능력 수준: GPT-4에 의한 평가(2023년 현재)

번호	업무수행능력	2023년 현재 평가		
		점수 (1~7)	설명	예시
1	읽고 이해하기	5	고급 NLP 알고리즘이 간단하거나 다소 복잡한 텍스트를 이해하고 요약할 수 있지만, 매우 미묘하거나 맥락이 많은 자료에서는 어려움을 겪을 수 있습니다.	AI 기반 텍스트 분석 도구, 요약 소프트웨어
2	듣고 이해하기	4	음성 인식 및 NLP 기술은 다양한 상황에서 말하는 언어를 이해하고 처리할 수 있지만, 무거운 억양, 빠른 말, 또는 복잡한 전문 용어에서는 실패할 수 있습니다.	음성 인식 소프트웨어, AI 어시스턴트
3	글쓰기	4	AI는 콘텐츠 생성 및 보고를 포함한 다양한 목적으로 텍스트를 생성할 수 있지만, 매우 창의적이거나 깊이 있는 기술적 글쓰기를 효과적으로 다루지 못할 수 있습니다.	GPT-4, 자동 저널리즘 도구

⁴² GPT-4에게 어떻게 예측치를 산출했는지를 질문해보면, 특별히 선형 가정을 하고 있는 것은 아니며 중요한 기술발전이 계속 이루어질 것을 전제로 한다고 답한다. 다만, 아무런 추가적 지시 없이도 2040년 추정치의 평균이 6.00으로 정규화(normalization)되고 있는데, 구체적인 이유는 알 수 없는 이 같은 정규화 선택이 결과에 상당한 영향을 미쳤을 것으로 짐작된다.

<표 3-3>의 계속

번호	업무수행능력	2023년 현재 평가		
		점수 (1~7)	설명	예시
4	말하기	3	텍스트-음성 변환 기술이 크게 발전하여 명확하고 자연스러운 말하기를 가능하게 했지만, 인간의 말의 미묘한 이해와 즉흥성은 부족합니다.	텍스트-음성 변환 엔진, AI 음성 합성기
5	수리력	6	AI와 로봇은 구조화된 수학적 문제를 해결하는 데 뛰어나며, 복잡한 경우에도 효과적입니다. 하지만 직관이나 휴리스틱이 필요한 영역에서는 그렇게 효과적이지 않을 수 있습니다.	수학 소프트웨어, 컴퓨터 AI 시스템
6	논리적 분석	5	체계적인 환경에서 논리적 분석 및 의사결정을 수행할 수 있지만, 모호하거나 주관적인 상황에서는 어려움을 겪을 수 있습니다.	의사결정 알고리즘, 데이터 분석 소프트웨어
7	창의력	2	AI는 글쓰기, 미술, 음악과 같은 창의적 과정을 돕지만 인간 창의성의 독창성과 감정 깊이에 미치지 못합니다.	AI 예술 생성기, 음악 작곡 AI
8	범주화	6	자동화 시스템은 미리 정의된 기준에 따라 정보를 분류하는 데 매우 능숙합니다.	데이터 분류 알고리즘, 분류 로봇
9	기억력	7	컴퓨터는 다량의 정보를 높은 정밀도로 저장하고 회상하는 데 뛰어납니다.	데이터베이스 관리 시스템, 메모리 저장 기술
10	공간지각력	4	로봇공학과 AI는 물리적 공간을 탐색하고 이해할 수 있지만, 매우 동적이거나 비구조화된 환경에서는 어려움을 겪을 수 있습니다.	자율주행 차량, 로봇학 내비게이션 시스템
11	추리력	4	AI는 잘 정의된 맥락에서 추론과 결론을 내릴 수 있지만, 복잡한 시나리오에서 인간과 같은 직관과 적응성이 부족합니다.	전문가 시스템, 논리 프로세서
12	학습전략	3	AI는 특정 도메인에서 학습 과정을 최적화할 수 있지만, 인간 학습의 일반화 및 적응성에는 미치지 못합니다.	머신 러닝 플랫폼, 교육용 소프트웨어
13	선택적 집중력	6	AI 시스템은 반복적이거나 데이터 집약적인 작업에서 방해 요소 없이 높은 수준의 집중력을 유지합니다.	프로세스 자동화 소프트웨어, 모니터링 시스템

<표 3-3>의 계속

번호	업무수행능력	2023년 현재 평가		
		점수 (1~7)	설명	예시
14	모니터링	6	자동화된 모니터링 시스템은 다양한 지표를 효과적으로 추적하고 보고하지만, 인간과 같은 통찰력으로 데이터를 해석하지는 못할 수 있습니다.	감시 AI, 성능 모니터링 도구
15	사람파악	2	AI는 기본적인 감정적 단서를 분석하고 반응할 수 있지만, 사회적 상호작용의 미묘함과 공감에 어려움을 겪습니다.	감정 인식 소프트웨어, 소셜 미디어 모니터링 도구
16	행동조정	3	로봇은 통제된 환경에서 조정된 작업을 수행할 수 있지만, 사회적 상호작용에서의 인간의 역동적 적응성에는 미치지 못합니다.	산업용 로봇, 조정 알고리즘
17	설득	1	AI는 복잡한 시나리오에서 효과적인 설득을 위해 필요한 인간 심리학에 대한 미묘한 이해가 부족합니다.	기본 챗봇, 마케팅 AI 도구
18	협상	2	AI는 데이터 기반의 협상 측면에서 지원할 수 있지만, 복잡한 협상에서 중요한 직관과 감성 지능을 결여하고 있습니다.	협상 지원 시스템, 분석 도구
19	가르치기	3	AI는 구조화된 교육 내용을 제공할 수 있지만, 인간 교육자의 적응성과 개인적인 접근에는 미치지 못합니다.	전자 학습 플랫폼, 교육용 AI 튜터
20	서비스지향	2	AI는 미리 정의된 응답과 작업으로 서비스 역할을 보조할 수 있지만, 인간 서비스 제공자의 공감과 적응성에는 미치지 못합니다.	고객 서비스 챗봇, 자동화된 도움말 데스크
21	문제해결	4	AI는 구조화된 문제를 잘 해결하지만, 인간의 직관을 필요로 하는 모호하거나 새로운 상황에서는 덜 효과적입니다.	문제 해결 알고리즘, 진단 AI
22	판단과 의사결정	3	AI는 데이터 분석을 통해 의사결정을 보조할 수 있지만, 복잡하거나 주관적인 판단에는 종종 인간의 감도가 필요합니다.	의사결정 지원 시스템, 예측 분석 도구
23	시간관리	5	AI는 일정 및 시간 최적화에서 효율적이지만, 인간의 선호도나 우선순위의 미묘함을 완전히 이해하지 못할 수 있습니다.	일정 관리 소프트웨어, 프로젝트 관리 도구

<표 3-3>의 계속

번호	업무수행능력	2023년 현재 평가		
		점수 (1~7)	설명	예시
24	재정관리	5	자동화 시스템은 재무 관리 및 예측에서 능숙하지만, 재무 결정의 전체적인 복잡성을 포착하지 못할 수 있습니다.	재무 계획 소프트웨어, 자동 거래 시스템
25	물적자원관리	4	AI는 재고 및 자원 관리를 최적화할 수 있지만, 예상치 못한 부족이나 역동적 시장 조건에서는 어려움을 겪을 수 있습니다.	재고 관리 시스템, 공급망 자동화
26	인적자원관리	3	AI는 채용 및 성과 분석과 같은 인적자원의 데이터 기반 측면에서 보조할 수 있지만, 복잡한 인간 역학에 대한 미묘한 이해는 부족합니다.	HR 분석 플랫폼, 자동화된 채용 도구
27	기술분석	5	AI는 기술 시스템 및 프로세스를 분석하고 최적화하는 데 더욱 발전된 기능을 보유할 것입니다.	엔지니어링 분석 소프트웨어, 진단 AI 도구
28	기술설계	4	사용자의 요구에 맞도록 장비와 기술을 개발하는 AI 보조 디자인 도구가 더 직관적이고 혁신적인 설계 능력을 가질 것입니다.	차세대 CAD 및 시뮬레이션 소프트웨어
29	장비선정	5	AI는 지정된 기준에 따라 필요한 장비를 효과적으로 선택할 수 있지만, 미묘한 상황적 뉘앙스를 고려하지 못할 수 있습니다.	장비 추천 시스템, 조달 AI
30	설치	4	로봇공학은 통제된 환경에서 설치를 수행할 수 있지만, 복잡하거나 비표준 설정에서는 어려움을 겪을 수 있습니다.	산업 자동화 시스템, 설치 로봇
31	전산	6	AI는 컴퓨팅 작업, 소프트웨어 개발을 포함하여 컴퓨팅의 모든 측면에서 뛰어납니다.	코드 생성 AI, 소프트웨어 개발 도구
32	품질관리분석	6	자동화 시스템은 품질 관리를 효율적으로 수행하지만, 인간의 판단이 필요한 미묘한 결함을 놓칠 수 있습니다.	품질 검사 AI, 자동화된 테스트 장비
33	조작 및 통제	5	로봇공학은 구조화된 환경에서 기계를 운영하는 데 능숙하지만, 예측할 수 없는 시나리오에서는 어려움을 겪을 수 있습니다.	산업 제어 시스템, 자동화된 기계
34	장비의 유지	5	AI와 로봇은 일상적인 유지보수를 수행할 수 있지만, 복잡한 수리는 종종 인간 전문가의 전문성을 필요로 합니다.	예측 유지보수 AI, 유지보수 로봇

<표 3-3>의 계속

번호	업무수행능력	2023년 현재 평가		
		점수 (1~7)	설명	예시
35	고장의 발견·수리	4	AI는 일반적인 문제를 진단하고 해결책을 제안할 수 있지만, 복잡하거나 새로운 문제는 종종 인간의 개입이 필요합니다.	진단 시스템, 문제 해결 AI
36	작동점검	6	자동화된 시스템은 작업 모니터링에서 뛰어 나지만, 복잡한 데이터의 해석은 인간의 분석이 필요할 수 있습니다.	모니터링 소프트웨어, 센서 네트워크
37	조직체계의 분석 및 평가	4	AI는 시스템을 효율적으로 분석하고 평가할 수 있지만, 인간처럼 시스템 변경의 함의를 완전히 파악하지 못할 수 있습니다.	시스템 분석 도구, 평가 소프트웨어
38	정교한 동작	6	로봇은 제조 등에서 매우 정밀한 작업을 수행할 수 있지만, 일부 공예에서 숙련된 인간 손의 민첩성에는 미치지 못할 수 있습니다.	정밀 기계, CNC 기계
39	움직임 통제	5	로봇은 다양한 환경에서 정밀한 움직임을 제어할 수 있지만, 다양한 환경에서 인간처럼 유동적으로 적응하는 데는 어려움이 있을 수 있습니다.	동작 제어 시스템, 산업용 로봇
40	반응시간과 속도	6	기계는 특히 제어된 환경에서 인간의 반응 시간을 종종 능가합니다.	고속 자동화 시스템, 실시간 반응 AI
41	신체적 강인성	7	로봇은 산업 및 건설 응용 분야에서 필수적인 인간의 강도 능력을 초과할 수 있습니다.	중장비 로봇
42	유연성 및 균형	4	일부 고급 로봇은 유연성과 균형을 보여주지만, 이 분야는 인간 능력에 비해 여전히 도전이 될 수 있습니다.	휴머노이드 로봇, 균형 제어 시스템
43	시력	6	기계 시각 시스템은 많은 응용 분야에서 매우 효과적이지만, 인간 시각의 깊이를 완전히 해석하지는 못할 수 있습니다.	이미지 인식 AI, 감시 시스템
44	청력	5	AI 및 음향 처리 기술은 정확하게 소리를 감지하고 분석할 수 있지만, 복잡한 청각 환경을 완전히 해석하지 못할 수 있습니다.	오디오 인식 소프트웨어, 음향 센서

자료: GPT-4와의 대화(2023. 12. 6).

<표 3-4> 인공지능의 업무수행능력 수준: GPT-4에 의한 평가(2030년 예상)

번호	업무수행능력	2030년 예상			
		현재	미래	설명	예시
1	읽고 이해하기	5	6	향상된 NLP 모델은 복잡한 텍스트를 더 정확하게 이해할 것으로 예상됩니다.	차세대 NLP 시스템
2	듣고 이해하기	4	5	음성 인식과 맥락 이해가 개선될 것입니다.	고급 음성 인식 시스템
3	글쓰기	4	5	더 정교한 AI 작가가 미묘하고 창의적인 글쓰기를 할 수 있을 것입니다.	AI 기반 콘텐츠 생성 도구
4	말하기	3	4	더 자연스럽고 표현력이 풍부한 텍스트-음성 기술이 개발될 것입니다.	고급 음성 합성기
5	수리력	6	7	AI는 복잡한 수학 문제 해결에서 더욱 뛰어나게 될 것입니다.	고급 계산 모델
6	논리적 분석	5	6	더 나은 데이터 분석과 의사결정 알고리즘이 개발될 것입니다.	향상된 논리 및 의사결정 AI
7	창의력	2	3	AI의 창의적 능력이 향상되지만 인간 창의성에는 여전히 미치지 못할 것입니다.	창의적 AI 예술 및 디자인 플랫폼
8	범주화	6	7	머신 러닝의 발전으로 거의 완벽한 분류 능력을 갖출 것입니다.	고급 분류 및 분류 AI
9	기억력	7	7	기억 저장 및 회상에서 AI의 강점이 지속될 것입니다.	차세대 데이터 저장 기술
10	공간지각력	4	6	로봇공학과 자율 주행 차량 내비게이션이 크게 개선될 것입니다.	고급 자율 시스템
11	추리력	4	5	AI는 더 복잡하고 구조화되지 않은 상황에서도 추론 능력을 향상시킬 것입니다.	향상된 전문가 시스템
12	학습전략	3	4	적응적 학습 및 개인화된 교육 AI가 발전할 것입니다.	적응형 학습 플랫폼
13	선택적 집중력	6	7	반복적이거나 데이터 집약적인 작업에서 높은 집중력을 유지할 것입니다.	고급 프로세스 자동화
14	모니터링	6	7	자동 모니터링 시스템이 더 통찰력 있고 선제적으로 될 것입니다.	지능형 모니터링 및 분석 시스템
15	사람파악	2	3	AI는 사회적 단서와 반응에 대한 이해를 약간 개선할 것입니다.	감정적으로 인식하는 AI 시스템
16	행동조정	3	4	다이나믹한 환경에서의 조정 능력이 향상될 것입니다.	더 적응력 있는 조정 알고리즘

<표 3-4>의 계속

번호	업무수행능력	2030년 예상			
		현재	미래	설명	예시
17	설득	1	2	AI의 설득 능력이 약간 향상되지만 복잡한 상황에서의 인간 설득에는 여전히 미치지 못할 것입니다.	기본 마케팅을 위한 설득 AI
18	협상	2	3	데이터 기반 지원을 통해 협상에서 더 나아질 것이지만, 복잡한 협상에서 필요한 직관과 감정 지능은 부족할 것입니다.	향상된 협상 AI 도구
19	가르치기	3	4	AI 교육 보조자가 더 상호작용적이고 적응적이게 될 것입니다.	지능형 교육 AI
20	서비스지향	2	3	고객 서비스 AI가 더욱 반응적이게 될 것이지만, 완전한 공감은 여전히 부족할 것입니다.	더 반응적인 서비스 AI
21	문제해결	4	5	AI는 다양하고 복잡한 상황에서 문제 해결 능력을 향상시킬 것입니다.	고급 진단 및 문제 해결 시스템
22	판단과 의사결정	3	4	더 미묘한 데이터 분석을 통한 의사결정 능력이 향상될 것입니다.	향상된 의사결정 지원 AI
23	시간관리	5	6	더 정교한 AI가 일정 최적화와 시간 관리에서 향상될 것입니다.	고급 일정 및 계획 AI
24	재정관리	5	6	재무 예측 및 관리에서 AI의 더 큰 정교함이 나타날 것입니다.	고급 재무 AI 시스템
25	물적자원관리	4	5	AI는 예측 및 적응 가능한 자원 관리 능력을 향상시킬 것입니다.	지능형 공급망 관리 시스템
26	인적자원관리	3	4	인적자원 관리와 인재 취득에 대한 AI의 이해가 향상될 것입니다.	AI 기반 HR 분석 플랫폼
27	기술분석	5	6	AI는 기술 시스템 및 프로세스 분석에서 더욱 발전할 것입니다.	고급 진단 및 분석 도구
28	기술설계	4	5	AI 보조 설계 도구가 더 직관적이고 혁신적인 설계 능력을 가질 것입니다.	차세대 CAD 및 시뮬레이션 소프트웨어
29	장비선정	5	6	복잡한 기준과 시나리오에 기반한 최적 장비 선택에 AI가 효과적일 것입니다.	지능형 조달 시스템
30	설치	4	5	로봇공학은 다양한 설치 작업에서 더욱 능숙해질 것입니다.	고급 설치 로봇

<표 3-4>의 계속

번호	업무수행능력	2030년 예상			
		현재	미래	설명	예시
31	전산	6	7	AI는 소프트웨어 개발부터 문제 해결에 이르기까지 모든 컴퓨팅 측면에서 우세할 것입니다.	첨단 프로그래밍 AI
32	품질관리분석	6	7	AI의 품질 검사 및 분석 능력이 거의 완벽해질 것입니다.	AI 주도의 품질 관리 시스템
33	조작 및 통제	5	6	복잡한 시스템의 작동과 제어에서 AI의 자율성이 향상될 것입니다.	자율 운영 시스템
34	장비의 유지	5	6	예측 유지보수 및 자동화된 수리 능력이 향상될 것입니다.	고급 유지보수 로봇
35	고장의 발견 · 수리	4	5	AI는 새롭고 복잡한 문제를 진단하고 해결하는 데 더욱 능숙해질 것입니다.	향상된 진단 AI
36	작동점검	6	7	AI 시스템이 운영을 지속적으로 모니터링하며, 복잡한 데이터의 예측적 해석을 제공할 것입니다.	예측적 운영 모니터링 AI
37	조직체계의 분석 및 평가	4	5	AI가 시스템의 평가 및 최적화에서 더욱 진보한 기능을 보유했을 것입니다.	고급 시스템 분석 도구
38	정교한 동작	6	7	로봇공학은 다양한 작업에서 인간의 정밀함을 뛰어넘는 정밀도를 달성할 것입니다.	고정밀 제조 로봇
39	움직임 통제	5	6	로봇공학은ダイナミック한 환경에서도 정밀한 움직임 제어를 보여줄 것입니다.	더 민첩하고 반응이 빠른 로봇
40	반응시간과 속도	6	7	기계 및 로봇은 특히 자동화된 환경에서 인간의 반응 시간을 크게 능가할 것입니다.	초고속 반응 시스템
41	신체적 강인성	7	7	로봇은 산업 및 건설 응용 분야에서 필수적인 인간의 힘을 뛰어넘을 것입니다.	더 강력한 산업용 로봇
42	유연성 및 균형	4	5	로봇공학은 인간과 유사하거나 더 나은 유연성과 균형을 달성할 것입니다.	고급 휴머노이드 및 바이오메틱 로봇
43	시력	6	7	기계 시각 시스템은 인간 시각의 모든 면에서 능가할 것으로 예상됩니다.	고도로 진보한 이미지 인식 시스템
44	청력	5	6	다양하고 복잡한 환경에서 우수한 청각 처리 능력을 보일 것입니다.	고급 청각 처리 시스템

자료: GPT-4와의 대화(2023. 12. 6).

제6절 추정 결과

1. 업무 및 직업 단위의 분석

인공지능과 로봇에 의한 업무수행능력 단위 자동화 가능성에 대한 전문가 응답 결과를 토대로, 구체적으로 어떤 종류의 직업들이 영향 받을 수 있는지를 살펴본다.

먼저 2020년의 직업 내 업무 구성이 지금과 동일하다는 가정하에서, 현재(2023년)의 기술 수준으로 각 직업 내 자동화 가능한 업무의 비중(직업 자동화 가능성, P)은 최저 23%에서 최고 90%로 나타난다(표 3-5).

직업 세분류(4자리, KECO_2018) 기준으로 양식원, 패스트푸드 준비원, 재봉사, 의복·가죽·모피 수선원, 조적공 및 석재부설원, 주차 관리·안내원, 계기 점검원 및 가스 점검원, 화물차·특수차 운전원 등이 자동화 가능 직무 비중에서 가장 높은 순위를 차지하고 있다. 이러한 직업을 구성하는 직무들의 경우 직무 중요도로 가중치를 부여할 때 80% 이상이 자동화 가능한 것으로 계산된다.

반면, 대학교수, 사회과학 연구원, 의회의원·고위공무원 및 공공단체 임원, 변호사, 회계사, 인문과학 연구원, 생명과학 연구원, 판사 및 검사, 자연과학 시험원, 로봇공학 기술자 및 연구원 등은 자동화 가능 직무 비중이 35% 미만으로 나타난다. 인공지능 기술이 발달하고는 있지만 아직까지 부분적인 직무에서 성과를 보이고 있을 뿐 전문가의 직무 구성 전반을 대체할 정도의 수준은 아닌 것으로 보인다. 뿐만 아니라 이러한 전문가들의 경우 창의력이나 문제해결, 대인관계 및 의사소통 등에 있어서 기계가 쉽게 따라잡기 어려운 수준의 능력이 요구된다. 즉, 소위 ‘병목적 능력’이 많은 직종들이라고 할 수 있다.

앞서 언급하였지만 실제 일자리 대체는 여기에서 의미하는 자동화 가능 직무 비중보다도 더 광범위한 고려가 필요하다. 경제적인 측면에서는 투자비용, 불확실성을 고려한 기대수익 등이 고려될 것이다. 사회적인 측

<표 3-5> 직업 세분류별 자동화 가능 업무 비중(2023년 기술 수준)

상위 20	직업(KECO_2018)	자동화 가능 업무 (2023)	하위 20	직업(KECO_2018)	자동화 가능 업무 (2023)
1	양식원	0.90	1	대학교수	0.23
2	패스트푸드 준비원	0.89	2	사회과학 연구원	0.24
3	재봉사	0.89	3	의회의원 · 고위공무원 및 공공단체임원	0.27
4	의복 · 가죽 · 모피 수선원	0.87	4	변호사	0.27
5	조적공 및 석재부설원	0.86	5	회계사	0.32
6	주차 관리 · 안내원	0.86	6	인문과학 연구원	0.32
7	계기 점검원 및 가스 점검원	0.86	7	생명과학 연구원	0.32
8	화물차 · 특수차 운전원	0.85	8	판사 및 검사	0.33
9	육아 도우미	0.84	9	자연과학 시험원	0.34
10	건설 · 채굴 단순 종사원	0.84	10	로봇공학 기술자 및 연구원	0.34
11	이용사	0.83	11	컴퓨터 하드웨어 기술자 및 연구원	0.35
12	청소원	0.82	12	기업 고위임원	0.35
13	미장공	0.80	13	보건 · 의료 관리자	0.36
14	택시 운전원	0.80	14	항공기 정비원	0.36
15	오락시설 서비스원	0.79	15	치과 의사	0.36
16	채소 · 특용작물 재배원	0.79	16	자연과학 연구원	0.37
17	가사 도우미	0.79	17	가스 · 에너지공학 기술자 및 연구원	0.37
18	주방 보조원	0.79	18	손해사정사	0.38
19	패턴사	0.78	19	항공기 조종사	0.38
20	매장 계산원 및 요금 정산원	0.78	20	지휘자, 작곡가 및 연주가	0.38

면에서는 다양한 규제나 반발 등이 있을 수 있다. 따라서 자동화 가능 직무 비중이 실제 일자리 대체로 이어지는 것은 아니다.

순수하게 기술적 측면에서만 바라보더라도 한동안 기계가 따라잡기 어려운 ‘병목적 능력’의 비중이 높은 직업은 적어도 한동안은 대체되기 어려울 것이다. 해당 직업에서는 적어도 단기적으로는 일자리 자동화

(automation)보다 생산성 강화(augmentation)가 우세하게 나타날 것이다.

다음으로 직업 내 직무 구성이 지금과 동일하게 유지된다는 가정하에서 전문가들이 예상하는 2030년 기술 수준에 의한 각 직업 내 자동화 가능 직무 비중(자동화 가능성, P)을 살펴보면 최저 64%에서 최고 100%로 나타나고 있다(표 3-6). 만일 현재의 직무 구성이 앞으로도 유지된다면, 2030년 이후로 상대적으로 안전하다고 생각하던 직업군을 포함한 대부분의 일자리가 매우 높은 자동화 위험에 노출됨을 의미한다.

<표 3-6> 직업 세분류별 자동화 가능 직무 비중(2030년 기술 수준)

상위 20	직업(KECO_2018)	자동화 가능 직무 (2030)	하위 20	직업(KECO_2018)	자동화 가능 직무 (2030)
1	주방장 및 요리 연구가	1.00	1	의회의원·고위공무원 및 공공단체임원	0.64
2	세탁원(다림질원)	1.00	2	대학교수	0.64
3	주방 보조원	1.00	3	판사 및 검사	0.69
4	재봉사	1.00	4	사회과학 연구원	0.70
5	패스트푸드 준비원	1.00	5	변호사	0.74
6	조적공 및 석재부설원	1.00	6	인문과학 연구원	0.76
7	시멘트·광물제품 생산기계 조작원	1.00	7	항공기 조종사	0.78
8	냉·난방 설비 조작원	1.00	8	생명과학 연구원	0.79
9	청소원	1.00	9	정부행정 관리자	0.80
10	제관원	1.00	10	지휘자, 작곡가 및 연주가	0.80
11	금형원	1.00	11	작가	0.80
12	바닥재 시공원	1.00	12	자연과학 연구원	0.82
13	의복·가죽·모피 수선원	1.00	13	회계사	0.83
14	주조원	1.00	14	상담 전문가	0.84
15	제분·도정 기계 조작원	1.00	15	항공기 정비원	0.84
16	고무·플라스틱 제품 조립원	1.00	16	배우 및 모델	0.84
17	떡 제조원	1.00	17	기자 및 언론 전문가	0.85
18	단조원	1.00	18	세무사	0.85
19	과실·채소 기계 조작원	1.00	19	손해사경사	0.85
20	음료 조리사	1.00	20	자연과학 시험원	0.86

물론 앞서 제2장에서 논의하였듯이 전문가들조차도 현재의 빠른 기술 발달에 고무되어 다소 낙관적인 기대를 형성하고 있을 가능성을 배제할 수는 없다. 지금까지 인공지능 개발 과정에서 과도한 낙관과 과도한 비판이 반복되어 왔다.

하지만 기술발전 전망을 보다 보수적으로 바라보더라도 개별적인 업무 능력 대부분에서 인공지능이 평균적인 사람의 수준을 이미 능가했다. 비록 범용 인공지능에 관한 논란은 있으나, 종합적 업무능력의 확충도 단지 시간의 문제일 것으로 보인다(제2장 참조). 특히 양자 컴퓨팅과 같은 중요한 기술적 도약이 발생한다면, 생각보다 가까운 시점에 범용 인공지능이 현실화될 수도 있다.

비록 미래의 기술상황을 예측하기는 어렵지만, 소위 ‘병목적 능력’의 범위는 향후 크게 축소될 가능성이 높다고 판단된다. 고도의 창의력이나 고도의 관계 및 소통능력 정도를 제외하면, 대부분의 능력을 기계가 더 잘 수행할 수 있을 것으로 예상된다. 현재 상태의 직업을 구성하고 있는 직무 대부분이 자동화 가능할 것이다.

다만, 앞서 논의하였듯이 기술에 의한 잠재적 자동화 가능성은 현실적 자동화까지 이어지지 않을 수 있다. 기술적으로 가능하더라도 여러 현실적인 이유로 활용되지 않는 경우가 허다하다. 기업 현장에서는 하나의 직무 대체(point solution)가 아닌 업무 프로세스 전반의 대체(system solution)가 필요하기 때문이다(Agrawal, Gans, and Goldfarb, 2022). 또한 설령 직무대체적 기술이 실제로 도입된다고 하더라도 해당 일자리가 새로운 직무 구성으로 변화하거나 혹은 이전에 생각하지 못했던 새로운 일자리가 다수 생성되어 일자리의 총량은 유지되거나 증가할 수 있다.

2. 일자리 단위의 분석

경제 전반의 영향도 추정에서는 직업 내에서도 기업이나 개인 특성별로 상당한 차이가 있음을 고려할 필요가 있다. 직업보다 더 세분화된 일자리 단위의 분석에서는 기업 특성(기업규모: 100인 이상 기업 여부), 개

인 특성(성별, 연령대: 5세 단위 집단, 교육수준: 최종학력)에 따른 자동화 위험의 차이를 고려한다.⁴³

2023년 현재 인공지능 수준에 대한 전문가 평가와 2020년의 직업 내 직무 구성이 동일하게 유지된다는 가정에 따라, 2023년 상반기의 고용통계와 연계하여 살펴볼 경우 현재 취업자의 약 39%가 자동화 가능성이 70% 이상인 일자리에 일하고 있는 것으로 파악된다. 자동화 가능성이 80% 이상인 일자리에 일하는 취업자 비중은 21%이며, 자동화 가능성이 90% 이상인 일자리에 일하는 취업자 비중은 7.5%이다.

하지만 2030년 인공지능 기술 전망을 바탕으로 살펴볼 경우에는 자동화 고위험군 일자리 비중이 99%에 육박한다. 자동화 가능 업무 비중이 90% 이상인 경우로 한정하더라도 현재 일자리의 90% 정도가 해당된다. 이러한 결과는 현재 우리나라 취업자가 수행하고 있는 거의 모든 직무가 가까운 미래에 인공지능과 로봇으로 대체 가능한 성격임을 의미한다.

<표 3-7> 자동화 고위험군 비중: 전문가 평가

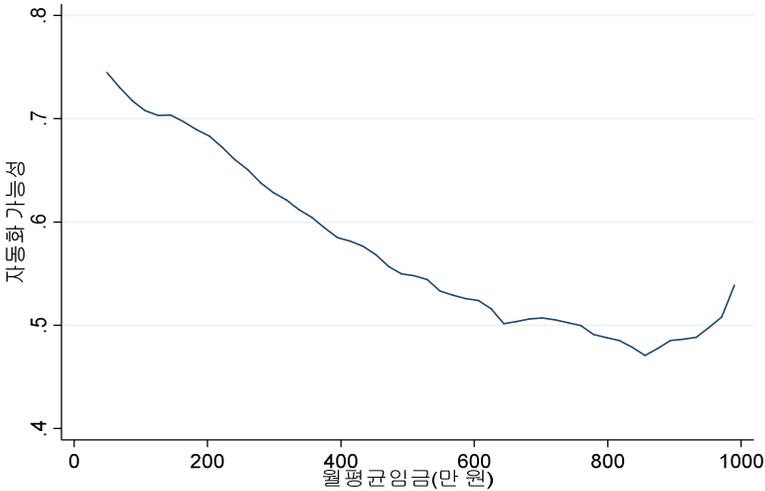
일자리 자동화 가능성	전문가가 평가하는 2023년 기술 수준에 따른 자동화 고위험군 비중	전문가가 예상하는 2030년 기술 수준에 따른 자동화 고위험군 비중
P>0.7	38.8%	98.9%
P>0.8	20.5%	97.5%
P>0.9	7.5%	89.8%

<표 3-8> 자동화 고위험군 비중: GPT-4

일자리 자동화 가능성	GPT-4가 평가하는 2023년 기술 수준에 따른 자동화 고위험군 비중	GPT-4가 예상하는 2030년 기술 수준에 따른 자동화 고위험군 비중	GPT-4가 예상하는 2040년 기술 수준에 따른 자동화 고위험군 비중
P>0.7	51.0%	93.6%	99.4%
P>0.8	27.3%	71.1%	98.4%
P>0.9	9.0%	34.5%	90.6%

43 별도의 분석에서 이러한 특성 변수들, 특히 기업규모(100인 미만), 연령(20대 초반, 60대 이상) 및 학력 수준(고졸 이하) 등은 자동화 위험과 관련된 주요 예측변수로 확인된다.

[그림 3-8] 임금과 자동화 가능성(2023년)



자료: 일자리 수준 자동화 가능성 추산치와 지역별 고용조사 연계자료(2023년 4월 기준).

한편, 임금 수준에 따른 자동화 가능성의 차이도 살펴볼 필요가 있다. 2023년 현재 임금이 낮을수록 자동화 가능성이 높은 것으로 나타나고 있으며, 월 900만원 이상의 고소득 직종에서는 다시 자동화 가능성이 소폭 증가하는 패턴이 나타난다(그림 3-8).⁴⁴ 앞서 [그림 3-4]와는 다소 차이가 있는데, 여기에서는 인공지능과 함께 로봇에 의한 자동화까지도 고려하는 측도를 구성하였기 때문으로 생각된다. 즉, 저소득 일자리의 자동화는 주로 로봇에 의한 자동화에 의해 촉발되는데, 최근 인공지능에 의한 자동화는 이를 더욱 강화시키고 있으며, 고소득 일자리(전문직, 관리직)에서는 주로 인공지능으로 인한 자동화의 가능성이 증가하고 있다. 그럼에도 전반적으로는 고소득 일자리에서의 자동화 가능성은 적어도 현재까지는 상대적으로 낮은 수준이라고 판단된다. 고소득 일자리의 직무 구성이 매우 다양하고 그중 상당수는 아직까지 대체하기 어려운 성격이기 때문

44 월평균 1,000만원 이상에서는 관측치의 수가 줄면서 불확실성이 높아지므로, 월평균소득 1,000만원 이하의 관측치에 대해서만 보이고 있다. 월 900만원 이상에서 증가하는 패턴은 비모수 추정에서 흔히 있는 경계값 문제와는 무관하다.

이다.

이러한 전망은 현재의 직무 구성이 유지된다는 가정하에서 계산한 기술적 자동화 가능성일 뿐임을 다시 한번 강조할 필요가 있다. 설령 기술적 자동화 가능성이 높더라도 현실적인 도입에는 여러 경제적·사회적 요인이 작용하며, 그 이후로도 직무 구성의 변화를 통해 기존 일자리가 유지되거나 새로운 일자리가 창출될 수 있다.

이러한 분석에서 주목해야 할 부분은 ‘(가까운) 미래의 기술로 현재의 거의 모든 업무를 수행할 수 있을 것’이라는 전망이다. 적어도 현재까지는 일정한 ‘병목적 능력’을 중심으로 기술적 대체 가능성 자체가 낮은 일자리가 상당히 존재한다. 하지만 머지않은 미래에는 광범위한 기술진보로 그러한 일자리의 범위가 극히 축소될 것으로 예상된다. 물론 기술진보에 관한 예상은 언제나 불확실성을 갖기 마련이지만, 기술 현황 및 전문가 논의를 통해 볼 때 기술진보 차원의 불확실성은 과거보다 하락한 것으로 보인다.

앞으로는 기술진보의 불확실성보다 경제·사회적 요소들에 의한 불확실성이 상대적으로 중요해질 것으로 예상된다. 기술적 대체 자체가 불가능한 숙련이나 능력(소위 “병목적 능력”)이 무엇인지를 확인하여 그러한 숙련이나 능력을 육성하려는 접근 방식이 여전히 필요할 수 있으나, 과거에 비해 적용 가능성이 현저히 하락할 것으로 보인다. 고도의 능력이나 특정한 숙련의 조합 정도에만 (일시적으로) 적용할 수 있을 것이기 때문이다. 오히려 숙련의 유용성에 관한 불확실성에 대응하는 개인의 역량과 사회적 안전망을 강화하는 가운데, 기술 활용에 영향을 미치는 여러 경제·사회적 요소를 적극적으로 관리하는 방향으로 정책적 개입이 이루어질 필요가 있다.

특히 과거에 없던 새로운 직무의 조합이나 직업의 창출을 촉진하는 경제·사회적 제도의 중요성이 부각될 것으로 예상된다. 개별 업무수행능력 자체는 대부분 대체되더라도 특정한 업무수행능력들의 집합은 대체되기 어려울 수 있다. 이러한 새로운 직무 구성을 찾아내고 이러한 직무 구성으로의 전환이나 새로운 일자리 창출이 쉽도록 허용할 필요가 있다.

제7절 전문직의 미래: 분야별 전문가 면담

전문직의 미래에 관해서는 별도의 논의가 필요하다. 인공지능 기술의 발달로 전통적인 의미의 전문직은 사라질 것이며 그것이 바람직하다는 견해(Susskind and Susskind, 2018; Susskind, 2020)가 있는 반면, 여전히 전문직은 지속될 것이라는 견해(본 절의 면담 결과 참조)도 존재한다.

앞서 살펴본 결과에서 미래에는 고도로 발전한 기계가 현재의 대부분의 직무를 할 수 있을 것으로 예상되지만, 고도의 창의성이나 의사소통 능력 등은 여전히 수행하기 어려워 10% 정도의 일자리에서는 90% 미만의 업무만이 수행 가능할 것으로 추정되었다. 이는 대부분의 일자리는 기술적으로 대체 가능하지만, 전문직의 경우는 그렇지 않을 가능성을 시사한다.

그런데 분야별로 이러한 상황은 상이할 수 있다. 아래에서는 분야별 인공지능 전문가 면담 내용을 정리하면서 각 분야별 상황을 보다 구체적으로 살펴본다.

1. 문화예술 분야

문화예술 분야는 다양한 목표와 가치가 혼합되어 있어 성공과 실패를 판단하는 기준이 본질적으로 모호하다는 특징이 있다. 예컨대, 새로운 기술을 사용하여 창작하는 과정에서 실패가 있더라도 그 자체가 하나의 예술작품일 수 있으며 또 다른 창작의 영감이 되기도 한다.

문화예술 분야에서의 AI의 활용은 기존의 여러 결과를 정리하거나, 다양한 시안을 마련하거나, (디지털) 작품의 품질을 개선하는 등의 작업에 크게 도움이 될 수 있다. 또한 이전에 없던 형태의 예술을 창조하기도 한다. 예컨대, 레픽 아나돌(Refik Anadol)이라는 작가는 2022년 11월 MoMA 1층에 ‘Unsupervised’라는 작품을 전시하였는데, 이는 MoMA의 예술품 13만 8천여 점과 함께 그날의 날씨, 관람객 움직임 등 각종 데이

터를 AI가 실시간 분석하여 영상으로 표현한 것이다. 같은 작가가 2023년 10월에는 63빌딩 로비에 K-pop 뮤직비디오, 한국 전통음악 데이터 189만건을 바탕으로 ‘머신 시뮬레이션: 라이프 앤 드림스-희로애락’이라는 작품을 설치하기도 하였다. 또한 AI 가상 인간은 광고 분야에서 비용 및 위험을 낮추면서 널리 활용되고 있다. 이러한 기술은 사별한 가족 구성원과 재회하고 소통하는 특별한 경험을 제공하는 데에도 활용된다.

AI 기술은 과거의 사례처럼 일부 노동력을 대체할 수 있다. 예컨대, 1839년 사진의 발명 이후 초상사진이 대중화되면서 고가의 초상화를 그리던 초상화가들은 일자리를 잃거나 초상사진가로 전업했다. 오늘날 AI 기술에 의한 작품들이 시장에서 높은 가격에 팔리기도 한다. 또한 음악 분야에서도 브로드웨이 극장에서 오케스트라가 전자 악기로 대체되면서 많은 음악가들이 일자리를 잃은 바 있다.

하지만 전문가들은 AI 기술은 예술가를 대체한다기보다는 주로 예술가들의 생산성을 높이는 역할을 할 것으로 예상한다. 전문가 A는 인간의 창의성 및 감성 측면에서는 인간의 창작물을 대체하기 어렵다고 보았다. “기계와 인간이 그린 그림을 비교하니, 사람이 그린 그림이 덜 완벽하고, 부족한 부분이 있더라도 눈길을 끌었던 반면, 기계가 그린 그림은 매끈하고 완벽하며 틈이 없는 것으로 느껴져 보기 불편했습니다. 기계는 사람이 가진 여백과 불완전함을 재현하기 어렵습니다.” 전문가 B의 경우 “(음악 분야) 머신러닝의 핵심 구조는 피드백 루프로, 노이즈 리덕션과 같은 기능을 통해 입력(input)과 출력(output)의 명확도를 향상시키고 고도화한다”고 언급하면서도, “디지털 사운드의 매끈함과는 달리 어쿠스틱 악기들이 만들어 내는 나무의 거친 소리는 현재의 인공지능이 완벽하게 재현하기 어렵다”고 덧붙였다. 또한 전문가 B는 비록 기술이 더 발전하여 실제 악기와 유사하게 연주하게 되더라도 음악의 현장성을 대체하기는 어렵다는 점을 지적하였다.

전문가들은 공통적으로, 비록 AI 기술이 기존 예술의 연장선상에 있는 새로운 장르를 형성할 수는 있지만, 기존의 예술을 대체할 정도의 영향력을 가지기는 어려울 것으로 보았다. 오히려 AI 기반 창작도구가 창작

의 문턱을 낮추어 대중적인 참여를 유도하고 시장이 확대될 수 있다고 보았으며, 결국 최종적인 판단과 선택은 인간에게 있다는 점을 강조하였다. 현재 저작권법 제2조에서도 저작물을 ‘인간의 사상 또는 감정을 표현한 창작물’로 정의하고 있어서, 인간만을 창작의 주체로 인정하고 있다. 예술 교육은 기술의 변화를 적극적으로 반영하여 교육 내용과 방식을 바꾸어 나갈 필요가 있다.

한편, 예술 분야 인공지능 전문가들은 이미 슈퍼스타 중심의 문화예술 시장이 AI 기술 활용으로 더욱 불평등해질 가능성이 높다고 보았다. 이에 따라 예술가들의 창작활동을 지원하고 사회안전망을 마련할 필요성을 강조하였다.

2. 법률 분야(리걸테크)

법률 분야는 AI 활용이 가장 높을 것으로 예상되는 분야의 하나이다. 에컨대, 골드만삭스(Hatzius, 2023)는 지난 3월 보고서에서 AI에 의한 자동화에 가장 많이 노출된 부문으로 사무행정 부문(46%)과 법률 부문(44%)을 꼽은 바 있다. AI 기술은 기존 판례 및 법령을 검색하고 요약하거나, 법률 문서를 자동으로 작성하거나, 그 밖에 승소 확률이나 형량을 예측하는 등에도 활용될 수 있다. 뿐만 아니라, 법률 상담이나 변호인 선임 등 법률서비스 시장에서도 중요한 역할을 할 수 있다.

하지만 현재 국내에서 법률 분야의 AI 기술 도입은 아직 시작 단계에 머무르고 있다. 해외에서 널리 활용되는 LexisNexis와 같은 솔루션은 주로 영미권 판례를 다루고 있는데, 영미법계와 대륙법계의 근본적 차이로 인해 국내에서 본격적으로 활용되지는 못하고 있다. 영미법계에서는 판례를 통해 법이 형성되므로 빅데이터와 기계학습 기반의 접근 방식과 친화성이 높은 반면, 우리나라를 포함한 대륙법계에서는 명문의 법령과 그 해석에 기반하고 있어 상대적으로 효과가 낮은 측면이 있다. 더구나 국내에서는 판결문은 원칙적으로 공개자료임에도 불구하고 전산데이터화 가능한 판결문은 충분히 공개되고 있지 않다. 이러한 데이터 확보의

어려움이 AI 기술을 이용한 법률서비스 발전의 제약으로 작용하고 있다. 다만, 민사 사건에서는 이미 전자소송이 시행되고 있고, 형사 사건에서도 이르면 2024년부터 전자소송이 도입될 예정으로 데이터 축적과 이를 통한 AI 기술 활용 가능성은 더욱 확대될 전망이다.

전문가들은 변호사의 생산성 제고 및 대중의 법 접근성을 높이는 데 AI 활용, 소위 ‘리걸테크(legaltech)’가 도움이 될 수 있음을 공통적으로 지적하고 있다. 변호사이자 인공지능 활용으로 잘 알려진 전문가 C의 경우 변호사 개인 차원에서 이미 AI 활용을 통해 적지 않은 생산성 향상을 경험하고 있음을 언급하면서, 모든 인력이 갖추어진 대형 로펌보다는 오히려 소형 로펌이나 개인 변호사의 부족한 부분을 채워주는 측면이 있고, 향후 규모에 의한 경쟁력을 평준화하는 방향으로 작용할 것으로 예상하고 있다. 또한 리걸테크 활용이 보편화되면, 정보의 부족이나 높은 비용으로 인해 대중의 법 접근성이 부족하고 법조시장이 발전하지 못하고 있는 현실을 극복하는 데에도 도움이 될 것이라고 보고 있다.

또한 국내 법률 분야의 AI 전문가들은 변호사 업무는 다양하게 구성되어 있으며 이 중 적어도 일부는 인공지능으로 대체되기 어렵다고 보고 있다. 앞서 언급한 전문가 C는 “변호사는 의뢰인과 법원 사이에서 (일종의) 번역가로 활동하고 있음”을 강조하였다. 전문가 C는 실제 현장에 나가서 사건을 직접 보고 듣는 것이 필요한 경우도 있고 재판 과정에서 판사들이 직접 증인을 불러 진술을 듣기도 하는데, 의뢰인에 대한 이해, 설득, 법적 구성 등의 과정은 AI가 수행하기 어려운 부분임을 지적하였다. 법률 분야 인공지능 전문가 D는 (판결문 데이터 부족 외에) 생성형 AI 기술을 법률 분야에 적용하는 데 있어서의 어려움은 소위 ‘환각’(hallucination) 현상임을 언급하면서, “법률 분야에서는 환각 현상은 굉장히 치명적인 문제를 발생시킬 수 있음”을 지적하였다. 즉, 고도의 정확성이 요구되는 법률 분야에서 AI가 인간을 대체하는 데 한계가 있다는 것이다.

한편, 최근 변호사 시장에서 ‘로톡’과 같은 변호사 광고 플랫폼을 둘러싼 법적 분쟁이 일단락되면서 일본의 벤고시닷컴이나 미국의 리걸줌 등

플랫폼 중심으로 법률서비스 시장이 발전할 가능성도 제시되고 있다. 전문가 D에 따르면, 법률서비스 시장은 소비자가 반복적으로 이용하기 어려운 구조이며 법률서비스에 대한 정보 비대칭이 심각한 경우에 해당된다. 이러한 상황에서 시장 가격 및 기존 리뷰 등을 제공하는 플랫폼은 정보 비대칭을 해결하고 소비자 편익을 제고할 수 있다. 또한 이는 데이터 축적을 통한 서비스 개선으로도 이어질 수 있다.

3. 의료 분야

의학 연구와 관련하여 AI 기술은 이미 여러 성과를 나타내고 있다. 딥마인드의 알파폴드는 단백질 ‘접힘’⁴⁵ 구조 예측에서 획기적인 성공을 거둔 이후, 현재는 단백질-리간드 복합체나 핵산의 분자구조 등으로 예측 범위를 넓히고 있다.⁴⁶ 만일 아미노산 서열로부터 단백질의 구조와 기능을 예측할 수 있다면, 원하는 구조와 기능을 가진 단백질을 생성하는 아미노산 서열을 찾아낼 수도 있으며, 이는 신약 개발의 혁신으로 이어질 수 있다. 코로나19 기간 중 백신개발에서도 인공지능의 역할이 중요했던 것으로 알려져 있다. 화이자의 경우 인공지능을 통해 코로나19 유행 지역을 예측하고 임상계획을 설계하여 4개월 만에 6개국 4만 6,000명의 임상시험자를 모집하였으며, 이들의 임상 데이터를 인공지능으로 분석하여, 통상 10.7년 정도 걸리는 백신 개발을 10.8개월 만에 성공하였다.⁴⁷

하지만 진단·처방 분야에서는 AI에 의한 영상 판독이나 질병 진단 등 여러 가능성에도 불구하고 현재 AI로 자동화된 진단·처방이 본격적으로 활용되고 있지는 못하다. 한때 암 진단 등으로 크게 주목받았던 IBM의 ‘왓슨’은 오늘날 실패 사례로 간주되고 있다. 국가마다 다른 임상 데이터나 새로운 의학 흐름을 학습하는 데 한계가 있었던 측면이 있고, 특히 진

45 단백질은 아미노산 서열에 따라 고유한 접힌 형태를 갖는데, 이러한 단백질의 구조를 예측하는 것은 생화학 분야의 난제이다.

46 <https://www.aetimes.com/news/articleView.html?idxno=154845>, 접속일: 2023. 12. 6.

47 <https://www.kaicd.org/ko/news/news/view/853>, 접속일: 2023. 12. 6.

단·처방의 오류 가능성으로 인해 환자가 사망에 이를 수도 있다는 위험성이 부각되면서 사용이 중단된 바 있다.

전문가들에 따르면 현재 국내 의료 분야에서의 AI 모형 개발은 데이터 부족, 지나친 규제 및 책임 소재 불분명, 약한 경제적 유인 등이 중요한 제약 요인으로 작용하고 있다. 전문가 E는 “의료 분야는 죽느냐 사느냐의 목표가 명확하다는 점에서 다른 분야보다 인공지능 모형 학습이 쉬운 측면이 있음”을 언급하면서도, 동시에 “데이터의 중요성에도 불구하고 국내 의료계에서는 데이터 협력이 어려운 상황임”을 지적한다. 예컨대, 전자의무기록(Electronic Medical Record: EMR) 제도가 도입되었지만, 진료정보교류 사업 참여는 아직까지 낮은 수준이다.⁴⁸ 데이터 공유에 대한 병원들의 폐쇄적 태도는 관련 기술 발전에 있어 중요한 제약조건으로 작용한다. 비록 미국을 비롯한 해외 국가들의 경우에는 데이터를 공개하고 있으나 인종 구성에 따른 임상 데이터의 차이로 인해 해외 데이터를 그대로 사용하기는 어려운 상황이다. 전문가 E는 이어서 “의료 인공지능 도입 및 실험에 대한 규제가 엄격하므로 병원에서 인공지능 파일럿 프로젝트나 실험 승인을 받기가 어렵고, 기계의 작동으로 인한 문제가 발생했을 때 누가 책임을 져야 하는지가 불명확하다”는 점도 지적한다. 뿐만 아니라, 전문가 F는 현행 의료보험 시스템하에서는 병원이 투자를 통해 추가적인 수익을 창출하기 어려우므로, 인공지능 기반의 진단·처방 모형 개발에 투자할 경제적 유인이 매우 부족한 상황임도 지적한다.

더구나 개발된 모형이 널리 활용되기도 쉽지 않을 전망이다. 의사들은 여전히 기존의 방식과 경험을 고집하기 쉽다. 이는 관성에 의한 측면도 있겠으나, 개별 의사의 관점에서 볼 때 아무리 적은 확률이라도 환자를 심각한 위험에 빠뜨릴 수도 있다면 굳이 비용을 들여 새로운 방식을 시도할 필요가 없다고 판단되기 때문일 수도 있다.

하지만 이는 세대 내에 국한된 논의로, 세대 간에는 충분히 변화가 있

48 2020년 의료기관의 EMR 도입률은 93.9%(상급종합병원 100%, 종합병원 96%, 병원 90.5%)였으나, 표준 기반 진료정보교류 사업 참여 비율은 42.3%(상급종합병원 85.7%, 종합병원 51.3%, 병원 25.3%)에 그쳤다(한국보건 의료정보원, 2021).

을 수 있다. 과거 세대에 비해 새로운 세대는 AI를 활용한 새로운 의료 방식을 처음부터 배우고 시행하여 AI와의 협업 경험을 축적해 갈 수 있는 것이다. 전문가 E는 “예과에서 코딩을 교육하고, 예를 들어 유니스트-울산대 의대 간 협력 프로그램을 진행하는 등 기술-의료 분야가 더 긴밀하게 통합되고 협력할 수 있을 것”이라고 설명하며, 과학기술원에 의학 전문대학원을 설립하는 등의 방안을 통해 연구 및 기술 분야 전문성을 보유한 의사와학자를 양성할 필요도 있다고 제안한다.

이를 통해 AI 활용은 생산성 강화로 이어질 수 있다. 의사 부족이 심각한 일부 분야에서 이러한 변화가 상대적으로 빠르게 나타날 수 있을 것이다. 또한 간병서비스 분야에서도 인공지능과 로봇을 활용한 서비스가 활성화될 가능성이 높다. 다만, 의료 분야 AI 전문가들은 AI 활용이 보편화되는 경우에도 사람의 개입 없이 알고리즘에 모든 것을 맡길 수는 없을 것으로 보고 있다. 작은 오류 가능성에도 불구하고 생명과 직결될 수 있어 사람에 의한 감독이 반드시 필요하기 때문이다.

4. IT 개발 및 교육훈련 분야

IT 개발 분야의 경우 분야 특성상 생성형 AI와 같은 신기술 수용 속도가 매우 빠르다. 특히 챗GPT의 경우 코드나 주석의 생성, 주어진 문제 해결을 위한 알고리즘 제안 등 프로그램 개발 과정에서 유의미한 조력을 제공할 수 있으므로, 현재 대부분의 개발자들이 AI를 업무에 활용하고 있다.⁴⁹

게다가 코로나19 이후 디지털 전환 가속화로 IT 개발 분야 인력난이 심한 상황에서 IT 개발 분야의 소규모 중소기업 및 스타트업들은 인력난을 극복하기 위해서라도 챗GPT를 업무에 적극적으로 활용하고 있다. 전

49 JetBrains에서 196개국 26,348명의 개발자 응답을 종합한 결과에 따르면, 2023년 말 기준으로 전 세계 개발자의 77%가 챗GPT를 사용 중이고, 46%가 깃허브 코파일럿을 사용 중이라고 응답했다(<https://www.jetbrains.com/ko-kr/lp/devecosystem-2023/>, 접속일 2023. 12. 31).

문가 G에 따르면, SI 업체들에서 챗GPT 활용과 함께 “기존 개발자의 생산성은 증가하고, 신규 개발자에 대한 채용수요는 감소”하는 경향을 보이고 있다. 개발자 교육을 위한 출판의 경우에도 초안 번역은 자동화하고 사람은 검수만 담당하는 식으로 전개되고 있다. 전문가 I는 “현재 챗GPT를 사용하여 웹사이트를 만드는 정도는 중학생 수준에서도 쉽게 배울 수 있는 상황에 와 있음”을 언급하였고, 다만 “영상 인식 기술을 활용하여 수화 번역 서비스를 개발하는 것과 같은 의미 있는 성과로 이어지기 위해서는 깊은 이해와 창의성이 필요하다는 점”을 강조하였다. 챗GPT와 같은 데이터 기반 기술이 흥미와 관심, 깊은 이해와 창의성을 대체하기 어렵다는 전문가 I의 지적은 본 장의 기술적 대체성과 관련된 논의와도 부합한다.

IT 서비스 수요 측면의 변화도 IT 개발자 수요에 영향을 미치고 있다. 현재 기업 내부 데이터와 시스템을 활용하여 경량 모형을 개발하고 활용하려는 수요가 증가하고 있으며, 전문가 G와 I는 공통적으로 향후 인하우스 개발 수요가 증가하고 주로 데이터 관리나 사용자 경험(프론트엔드) 위주로 자사 인력의 향상교육 내지 재교육 필요성이 높아질 것으로 보고 있다. 또한 해당 분야 경험이 부족한 신입사원보다는 기존 실무 경험을 바탕으로 데이터 활용 방향을 제시할 수 있는 경력사원의 역할이 중요해질 것으로 전망하고 있다.

한편, IT 개발자 교육과 관련하여 전문가들은 현재의 AI 교육을 보다 다양화하는 한편, 직업훈련 방식을 개선할 필요성을 제기하였다. 기업에서는 서버 설정 및 최적화, 데이터 클리닝, 사용자 경험 개선, AI 실행 시 전력 소비 증가 대처 등 현장의 문제를 해결할 수 있는 인력들을 요구하는 반면, 현재의 AI 교육은 모델 생성에 치우친 경향이 있어 보다 다양화할 필요가 있다. 또한 현재 직업훈련은 교육 공급자 위주의 커리큘럼 진행으로 인해 실제 프로젝트에서 문제를 해결하고 실력을 높이는 경험이 충분하지 않은 점, 무료 교육에 흥미나 의지가 없는 참여자들이 상당수 포함되어 수업 품질이 전반적으로 저하되는 점 등을 문제로 지적하였다.

제8절 소 결

인공지능 전문가들의 업무수행능력별 평가를 바탕으로 할 때, 인공지능을 비롯한 기술에 의해 업무의 대부분을 수행할 수 있는 일자리의 비중은 이미 매우 높은 수준에 도달해 있다. 2023년 70% 이상의 업무를 자동화할 수 있는 일자리는 전체의 38.8%에 해당된다. 그리고 자동화 가능성은 대체로 저숙련 직종에서 높은 것으로 나타난다. 비록 고숙련 직종에서의 업무 자동화 가능성도 증가하고 있으나 적어도 아직까지는 그다지 높은 수준은 아니다.

2030년 내지 그 이후의 미래에서, 전문가들의 예상에 따르면, 인공지능과 로봇의 결합에 의한 업무수행능력 수준이 크게 증가하면서 거의 모든 직종에서 현재 수행하고 있는 거의 모든 업무를 자동화할 수 있을 것으로 예상된다. 2023년에 존재하는 90% 이상의 일자리에서 2030년 이후로 90% 이상의 업무가 자동화 가능할 것으로 전망된다. 다시 말해, 미래 기술로는 현재의 거의 모든 업무를 수행할 수 있을 것으로 예상된다.

물론 미래에도 여전히 고도의 창의성이나 의사소통과 같은 업무수행능력이나 인간의 감성이나 윤리와 같은 부분은 대체하기 어려울 것이지만, 자동화하기 어려운 업무수행능력의 비중이 10% 이상인 일자리는 현재 일자리의 10%에 불과하다.

이러한 결과는 확실하게 대체되지 않을 일자리나 숙련을 통해 불확실성 자체를 줄이려는 시도는 현실적이지 않을 수 있음을 시사한다. 오히려 불확실성에 대한 대응력을 키우는 정책적 접근이 보다 중요할 수 있다. 예컨대, 끊임없이 변화하는 숙련수요에 대한 학습능력 자체가 중요할 수 있는 것이다.

다만, 이러한 결과가 실제로 대부분의 일자리가 대체되어 사라질 것임을 의미하지는 않는다. 이는 최근 문헌에서 강조하고 있다시피 일자리에 대한 인공지능의 ‘영향’(exposure)을 의미하며, 일자리의 대체(automation)도 가능하지만 동시에 자동화를 통해 생산성이 크게 높아지는 결과

(augmentation)도 가능하다.

현실에서는 기술적 요인 외에도 경제·사회적 요인이 중요하며, 이로 인해 예상하지 못한 방향으로 노동시장의 미래가 전개될 수 있다. 예컨대, 현실에서는 각종 규제와 데이터 부족 등으로 인해 인공지능에 의한 자동화 도입이 실현되기 어려울 수 있다. 기술적으로는 가능하지만, 경제적 타산이 맞지 않아 자동화가 도입되지 않는 경우는 항상 있었다. 뿐만 아니라, 전문가 면담에서도 살펴보았듯이 분야별 특성으로 인해 부분적 업무 자동화만 가능할 수 있다. 예컨대, 창의성과 감성이 본질적으로 중요하고 저작권의 주체가 인간만으로 제한될 수 있으며, 고도의 논리적 정확성을 요하거나, 사소한 오류도 생명과 직결되어 수용 불가능한 사정 등이 존재할 수 있다. 실제로 전문직 전반이 대체된다기보다는 오히려 고속런 종사자의 생산성을 높이는 방향(augmentation)으로 기술이 도입되고 활용될 가능성이 높다. 다만, 경력 초반 전문직 수요는 인공지능으로 인해 대체될 가능성(automation)이 적지 않은 것으로 보인다.

다음 장에서는 현실에서의 인공지능 기술의 도입 실태를 살펴보고, 이를 바탕으로 지금까지 인공지능 기술의 도입에 따른 실제 고용이나 임금의 감소가 있었는지를 살펴본다.

제4장

국내 기업의 인공지능 기술 도입과 활용 실태

본 장에서는 국내 기업들을 대상으로 한 공식 통계 및 본 과제에서 실시한 설문조사 결과를 바탕으로 인공지능 기술 도입과 활용 실태를 살펴본다.

제1절 신기술 도입과 활용

신기술의 도입과 활용은 경제주체들의 의도적인 선택이다. 기존의 기술 상황에 맞추어 생산시설과 조직이 최적화되어 있는 상황에서 생산성을 높일 수 있을 것으로 예상되는 새로운 기술이 등장할 때, 기업의 선택은 분명하지 않다.

만일 신기술 도입을 위한 전제조건이 갖추어져 있다면, 쉽게 도입하여 활용할 수 있을 것이다. 예컨대, 금융권에서 신용카드 사기거래 탐지 같은 기술은 이미 구축된 전산망과 축적된 데이터를 바탕으로 상대적으로 쉽게 도입할 수 있다. 다만, 우수한 IT 인력은 여전히 핵심적인 전제조건 중 하나일 것이다.

만일 정보화 인프라 구축부터 시작하여 데이터를 적절한 형태로 축적하는 한편 이를 활용하기 위한 의사결정 구조개편과 새로운 인력 영입

등이 필요한 상황이라면, 아무리 디지털 전환이 강조되는 시대라고 하더라도 인공지능 기술을 쉽게 도입하여 활용하기 어려울 것이다. 다만, 큰 폭의 생산성 향상이 확실하게 예상된다면, 기업들은 같은 조건하에서도 큰 폭의 투자와 조직개편을 감행할 것이다. 예컨대, 최근 물류업체들은 인공지능과 빅데이터 기반의 첨단 스마트 물류센터(폴필먼트 센터) 구축에 앞다투어 나서고 있다.

본 장에서는 국내 기업의 인공지능 기술 도입 상황을 살펴본다. 국내 기업의 디지털 신기술 도입 상황에 관한 연구는 이미 다수 존재하지만, 특히 인공지능과 관련하여서는 기술과 산업의 현실이 빠르게 변화하고 있어서 최신의 자료로 다시 확인할 필요가 있다. 양적인 도입 상황을 넘어서서 구체적인 도입 형태나 도입하지 않는 핵심적 원인 등을 자세히 살펴볼 필요가 있으며, 특히 최근 생성형 인공지능 관련 논의도 확인할 필요가 있다.

먼저 국내의 가용한 공식 통계자료들을 활용하여 인공지능 도입률을 확인한다. 우리나라의 인공지능 도입률은 국제 비교에서도 상당히 낮은 수준으로 알려져 있는데, 기업규모별 및 산업별로는 상당한 차이가 있다. 해당 통계자료의 범위 내에서 그 이유를 자세히 살펴본다. 한편, 이러한 인공지능 도입률은 다음 장에서 노동시장에 대한 영향을 분석하는 핵심 변수로 활용된다.

다음으로 최신의 KDI 설문조사를 바탕으로 인공지능 기술 도입으로 인해 해당 기업 수준에서 예상되는 효과 및 인공지능 기술 도입과 관련한 현실적 어려움을 구체적으로 확인한다. 이 설문조사는 2023년 9월 말 시점을 기준으로 10~11월에 실시되었으며, 최근 생성형 인공지능 기술과 관련한 내용도 담고 있다. 이를 통해 앞서 공식 통계자료에서 확인하기 어려운 여러 질적인 측면들을 살펴본다.

제2절 공식 통계로 확인하는 인공지능 도입률

현재 기업 단위에서 인공지능 도입 여부를 확인할 수 있는 주요 통계로는 과기정통부의 정보화통계조사(2017~22) 및 통계청의 기업활동조사(2017~21)를 들 수 있다.

1. 정보화통계조사

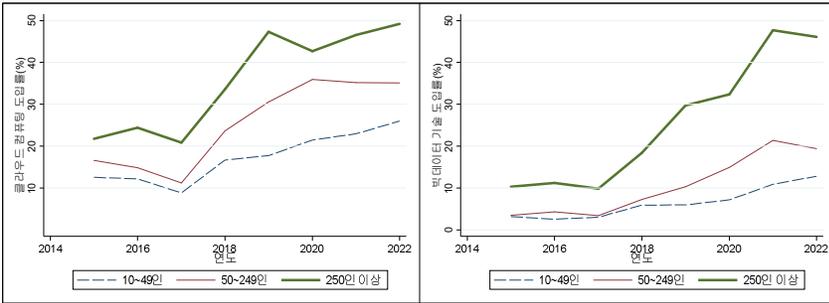
현재 기업 단위에서 인공지능 도입 여부를 확인하고 있는 주요 통계로는 과기정통부·한국지능정보사회진흥원의 정보화통계조사를 들 수 있다. 이 조사는 통계법상 국가승인 지정통계이며, 신뢰할 만한 표본 추출 과정을 거쳐 동일 내지 유사 문항을 매년 질문하고 있어 기업의 정보화 추이 파악에 유리하다. 각 연도 말을 기준으로 다음 해 조사하여 그다음 해에 발표하고 있다.

다만, 2020년 이후 국제기준에 따라 표본을 전면 개편하는 과정에서 과거 자료와의 시계열 단절이 부분적으로 발생하였다. 특히 2013~19년에는 10인 미만 기업도 조사하였으나, 2020년 이후로는 10인 이상 기업으로 범위를 좁혀 조사하고 있다. 여기에서는 과거로부터 연계 가능한 10인 이상 민간기업(사업체와 법인)으로 한정하여 추이를 살펴본다.

인공지능 기술의 도입에 앞서 기초적인 정보화 도입 추이를 살펴볼 필요가 있다. 클라우드 컴퓨팅이나 빅데이터 기술과 같은 정보화 인프라가 선행될 때 인공지능 기술 도입이 용이할 것이기 때문이다.

[그림 4-1]에서는 기업규모별 클라우드 컴퓨팅과 빅데이터 기술 도입률을 보여준다. 250인 이상 대기업의 경우 이미 2018년 말 이후 클라우드 컴퓨팅 도입률이 50%에 가까우며, 빅데이터 기술 도입률도 코로나 위기인 2020년 말 이후로는 더욱 가파르게 증가하여 50%에 가까움을 확인할 수 있다. 한편, 중규모 내지 소규모 기업에서는 이보다 도입률이 낮으며, 특히 빅데이터 기술의 경우 최근 도입률의 격차가 더욱 벌어져 있는

[그림 4-1] 클라우드 컴퓨팅 및 빅데이터 기술 도입률

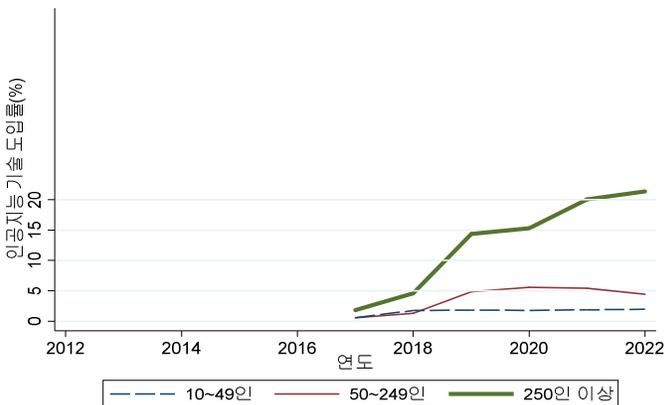


자료: 과기부 · NIA, 「정보화통계조사」, 2015~22.

상태이다.

[그림 4-2]에서는 기업규모별 인공지능 기술 도입률을 보여준다. 10인 이상 기업 전체에서의 인공지능 도입률은 2021~22년에 불과 2.7%에 그치고 있으나, 기업규모별로 나누어 살펴보면 상당한 차이가 있음을 확인할 수 있다. 250인 이상 대기업 중에서는 인공지능 기술을 도입했다고 응답한 기업이 2019년 초(2018년 말)에 이미 15%를 넘었고, 코로나 위기를 거치면서 다시 빠르게 증가하여 2022년 초(2021년 말)에는 20%를 상회하

[그림 4-2] 인공지능 기술 도입률



자료: 과기부 · NIA, 「정보화통계조사」, 2017~22.

였다. 하지만 250인 미만 기업에서는 5% 미만에 그치며 최근 들어서도 특별한 증가 추세는 관찰되지 않는다.

<표 4-1A>에서는 가장 최근 시점의 인공지능 도입률을 산업 및 규모 별로 나누어 살펴본다. 10인 이상 민간기업 전체를 대상으로 할 때, 2022년 초(2021년 말) 기준으로 인공지능 기술을 업무에 활용하고 있다고 응답한 비중이 가장 높은 산업은 정보통신업(20.9%), 금융보험업(15.5%), 교육서비스업(8.4%) 등이다. 이를 다시 규모별로 나누어 대규모(250인 이상) 기업의 인공지능 도입률을 살펴보면, 금융보험(66.2%), 정보통신업(49.7%), 전기·가스 및 수도·하수처리업(45.6%), 도·소매업(40.7%), 예술스포츠여가업(40.2%), 교육서비스업(36.2%), 숙박·음식점업(34.9%) 등

<표 4-1A> 산업별·규모별 인공지능 도입률(2022년)

(단위: %)

	10인 이상 민간기업	소규모 (10~49)	중규모 (50~249)	대규모 (250+)
계	2.7	1.9	4.4	21.4
농림어업 및 광업(A, B)	1.6	1.3	7.3	0.0
제조업(C)	1.7	1.1	2.5	25.1
전기·가스 및 수도·하수처리업(D, E)	0.6	0.0	0.0	45.6
건설업(F)	0.3	0.1	0.6	6.5
도·소매업(G)	2.2	1.5	5.6	40.7
운수창고업(H)	1.4	0.4	2.9	13.1
숙박·음식점업(I)	0.9	0.4	3.1	34.9
정보통신업(J)	20.9	18.9	27.5	49.7
금융보험업(K)	15.5	6.7	14.6	66.2
부동산업(L)	1.0	0.9	1.0	2.0
전문서비스업(M)	2.2	1.9	3.8	10.1
사업시설관리·지원서비스업(N)	0.5	0.0	0.9	3.9
교육서비스업(P)	8.4	8.1	6.3	36.2
보건·복지업(Q)	1.8	1.1	4.4	21.4
예술·스포츠·여가업(R)	1.0	0.0	3.0	40.2
개인서비스업(S)	0.2	0.0	2.4	29.2

자료: 과기부·NIA, 「정보화통계조사」, 2022.

에서 30% 이상으로 높게 나타난다.

비록 기업 단위에서의 인공지능 도입률이 크지 않더라도 대규모 기업에서의 도입률이 높다면 근로자 단위에서 인공지능 영향률은 상대적으로 클 것이다. 여기에서 인공지능 영향률은 인공지능 도입 기업에서 일하는 근로자의 비중이 전체 근로자에서 어느 정도 되는지를 구한 값으로 정의한다. 이러한 인공지능 영향률은 산술적으로는 인공지능 도입률을 제직 근로자 수로 가중평균하는 것이다. 그 의미를 보다 엄밀히 말하자면, 기업이 인공지능 기술을 도입하면 모든 근로자가 영향을 받을 수 있다는 가정하에서의 ‘잠재적 영향률’에 해당된다. 실제 영향률은 인공지능 도입 기업의 어떤 직무가 어느 정도의 영향을 받는지, 그러한 직무가 현재 어느 정도의 비중인지에 따라 달라질 수 있다. 잠재적 영향률은 현시점에서 근로자가 체감하는 영향률보다 다소 높을 수는 있지만, 그 자체로서 충분히 의미가 있다. 인공지능 기술이 거의 모든 직무에 영향을 미칠 수 있으며, 인공지능 기술 도입 기업 내에서 추가적인 기술 도입이 더욱 쉬울 것이기 때문이다. 또한 분석적 목적을 위해서도 유용하다.⁵⁰

<표 4-1B>에서는 인공지능 도입률과 영향률을 비교하고 있다. 영향률은 어느 가중치를 사용하더라도 도입률보다 4배 가까이 크게 나타나고 있다. 금융보험업, 정보통신업, 교육서비스업에서 두드러지게 높게 나타나며, 그 외에도 제조업, 전기·가스업, 도소매업 등에서도 상당한 수준으로 나타나고 있다.

50 실제적인 영향률을 파악하는 것은 어렵고 흥미로운 주제이며, 본 장의 설문조사에서 부분적으로 다루고 있다. 다만, 분석적 목적을 위해서는 반드시 ‘실제 영향률’이 필요하지 않고 오히려 ‘잠재적 영향률’이 적합할 수 있다. 본 보고서의 제5장에서 다루고 있듯이, 인공지능 도입 기업에서 고용이 어떻게 변화하느냐는 질문은 인공지능 도입 시 해당 기업 근로자 전체에 대해 평균적으로 어떤 영향을 미치느냐 하는 질문과 일치한다. 이러한 분석 과정에서는 실제 영향률이 아닌 잠재적 영향률을 사용해야 한다. 인공지능 도입 기업 내에서는 (다른 기업에 비해) 각 직무의 자동화 가능성 자체가 증가할 수 있기 때문이다.

<표 4-1B> 산업별 인공지능 도입률과 영향률(2022년, 10인 이상)

(단위: %)

	도입률	영향률 (전국 가중치)	영향률 (지역 가중치)
계	2.7	10.0	9.6
농림어업 및 광업(A, B)	1.6	2.4	2.5
제조업(C)	1.7	11.2	9.8
전기·가스 및 수도·하수처리업(D, E)	0.6	11.5	10.6
건설업(F)	0.3	2.3	2.4
도·소매업(G)	2.2	11.3	11.8
운수창고업(H)	1.4	5.8	6.1
숙박·음식점업(I)	0.9	9.6	9.8
정보통신업(J)	20.9	32.9	32.3
금융보험업(K)	15.5	51.7	51.6
부동산업(L)	1.0	1.5	1.5
전문서비스업(M)	2.2	5.1	5.0
사업시설관리·지원서비스업(N)	0.5	2.5	2.6
교육서비스업(P)	8.4	16.7	17.7
보건·복지업(Q)	1.8	6.2	6.5
예술·스포츠·여가업(R)	1.0	9.6	5.6
개인서비스업(S)	0.2	2.5	2.8

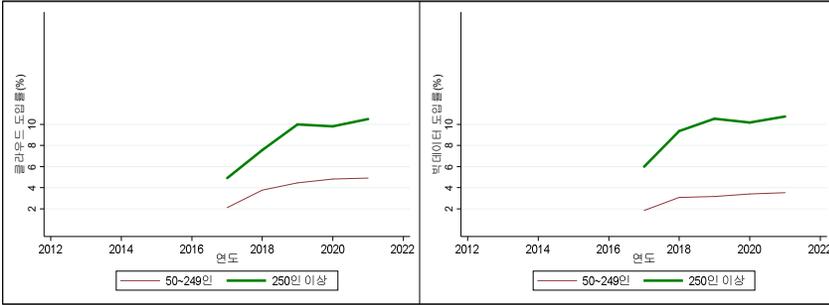
자료: 과기부·NIA, 「정보화통계조사」(2022) 및 통계청, 「전국사업체조사」(2021) 결합자료.

2. 기업활동조사

통계청의 기업활동조사는 상용근로자 50인 이상의 국내 회사법인 중 자본금 3억원 이상인 기업을 대상으로 하는 전수조사이다. 매년 약 15,000개의 기업을 조사하고 있다. 2006년부터 조사되어 장기간의 시계열이 가능하지만, 클라우드, 빅데이터, 인공지능 등을 포함하는 4차 산업혁명 기술과 관련해서는 2017년부터 질문이 추가되었다.

[그림 4-3]에서는 클라우드 및 빅데이터 도입률을 살펴보고 있다. 클라우드 도입률은 상용근로자 50~249인 회사법인에서 약 4% 정도이고 250인 이상 사업체에서는 약 10% 수준이며, 빅데이터 도입률도 이와 거의 유사하게 나타나고 있다. 앞서 정보화통계조사에 비해서는 전반적인 수

[그림 4-3] 클라우드 및 빅데이터 도입률



자료: 통계청, 「기업활동조사」, 2017~21.

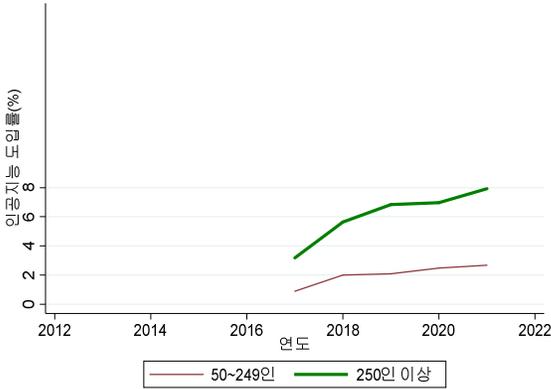
준이 낮게 나타나고 있는데, 대규모 기업에서 신기술 도입률이 높고 최근 빠른 증가 추세를 보이는 점 등은 유사하게 관찰된다.⁵¹

한편, 인공지능 기술 도입률은 2017년 1.4%, 2018년 2.7%, 2019년 3.1%에서 2020년 3.4%, 2021년 3.8%로 증가 추세에 있으나 미미한 수준이다.⁵² 규모별로 나누어 살펴보면, 상용근로자 250인 이상 회사법인에서는 빠르게 증가하고 있는 반면, 상용근로자 50~249인 회사법인에서는 상

51 이는 조사 대상에서의 차이를 반영하는 것으로 생각되며, 질문 방식의 차이에도 일부 기인하는 것으로 보인다. 예컨대, 정보화통계조사의 경우 전산 담당자가 답하는 경우가 많고 정보화 현황 전반을 자세하게 질문하는 가운데 클라우드 컴퓨팅이나 빅데이터 기술 도입을 구체적인 예시와 함께 질문하고 있다. 반면, 기업활동조사의 경우 기업의 총괄 담당자가 답하는 경우가 많으며, 기업의 전반적인 매출이나 고용 현황 및 조직 형태 등을 자세하게 질문하는 가운데 4차 산업혁명기술을 간단하게 질문하는 식으로 구성되어 있다. 정보화통계조사는 비록 표본조사이지만, 조사되는 기업의 수는 12,500개로 기업활동조사와 비슷하며, 적어도 신기술 도입과 관련하여서는 정보화통계조사에서의 답변이 보다 정확성이 높은 것으로 보인다.

52 이는 앞서 정보화통계조사에서 50인 이상 회사법인으로 한정된 인공지능 도입률인 2017년 0.8%, 2018년 1.7%, 2019년 6.5%, 2020년 7.4%, 2021년 8.1%보다도 느린 것이다. 도입률 수준의 차이는 조사설계 및 마스킹 여부(일부 기업체들은 비식별 처리됨)에 의해 영향을 받았을 수 있으나, 용어 설명의 차이에 의한 영향도 있었을 것으로 보인다. 예컨대, 정보화통계조사(2021)에서는 “인공지능: 기계로부터 만들어진 지능을 말하며, 인간의 학습능력과 추론능력, 지각능력, 자연언어의 이해능력 등을 컴퓨터 기술을 이용하여 구현한 기술”로 정의하면서 다양한 영역의 구체적 예시들(예: 빅스비·시리 등 인공지능 비서, 로보어드바이저, IBM 왓슨 등 자연어 답변 시스템, 인공지능 로봇, 자율주차 등 운전보조 시스템 및 자율주행자동차 등)도 제공하고 있다. 기업활동조사(2021)에서도 “인공지능(Artificial Intelligence): 인간의 학습능력과 추론능력, 지각능력, 자연언어의 이해능력 등을 컴퓨터 프로그램으로 실현한 기술”이라고 하여 유사한 정의를 제공하고 있으나 구체적 예시는 주어지지 않고 있다.

[그림 4-4] 인공지능 기술 도입률



자료: 통계청, 「기업활동조사」, 2017~21.

대적으로 느리게 증가하고 있다(그림 4-4). 코로나 이후인 2021년에는 상용근로자 250인 이상 사업체에서 다소 빠르게 증가하는 것으로 보인다. 이러한 추세는 비록 대상 집단 및 수준 차이는 있지만, 앞서 [그림 4-2]에서 관찰되는 추세와 유사하다. 즉, 대규모 기업에서 도입률이 높으며 최근 더욱 빠르게 증가하고 있다.

<표 4-2A>에서는 인공지능 도입률을 산업 및 규모별로 나누어 살펴보고 있다. 상용근로자 250인 이상 회사법인에서의 인공지능 도입률을 기준으로 살펴보면, 전기·가스업(38.1%), 교육서비스업(30.4%), 정보통신업(24.6%), 금융보험업(23.0%) 등에서 인공지능 도입률이 20% 이상으로 높게 나타난다.

앞서 언급하였듯이 대규모 기업에서 인공지능 기술 도입이 상대적으로 높다면 도입률에 비해 영향률이 클 수 있다. <표 4-2B>에서는 인공지능 도입률과 영향률을 비교하고 있는데, 기업 수준의 도입률은 3.8%에 불과하지만 근로자 수준의 영향률은 5배 수준인 19.1%에 달한다.

산업별로 나누어 살펴보면, 앞서 <표 4-2A>에서 대규모 기업을 중심으로 도입률이 높았던 전기·가스, 금융보험, 정보통신, 교육서비스 분야는 물론, 제조, 건설, 도소매 등의 분야에서도 50인 이상 기업 재직 근로자의 적지 않은 비중이 인공지능 기술의 영향을 받는 것으로 나타난다.

<표 4-2A> 산업별 규모별 인공지능 도입률(2021년)

(단위: %)

	50인 이상	중규모(50~249)	대규모(250+)
농림어업(A)	0.0	0.0	0.0
제조업(C)	2.5	1.5	6.2
전기·가스업(D)	13.1	0.0	38.1
수도·하수처리업(E)	0.0	0.0	0.0
건설업(F)	2.1	0.4	9.3
도·소매업(G)	2.2	1.5	7.0
운수창고업(H)	0.9	0.4	2.3
숙박·음식점업(I)	0.9	1.6	1.4
정보통신업(J)	16.9	17.9	24.6
금융보험업(K)	9.9	0.5	23.0
부동산업(L)	0.0	0.0	0.0
전문서비스업(M)	4.0	3.5	4.4
사업시설관리·지원서비스업(N)	1.6	1.4	1.9
교육서비스업(P)	11.9	5.1	30.4
보건·복지업(Q)	0.0	0.0	0.0
예술·스포츠·여가업(R)	0.3	0.0	0.0
개인서비스업(S)	1.2	3.8	0.0

자료: 통계청, 「기업활동조사」, 2021.

<표 4-2B> 산업별 인공지능 도입률과 영향률 비교(2021년, 50인 이상)

	도입률(%)	영향률(%)
계	3.8	19.1
농림어업(A)	0.0	0.0
제조업(C)	2.5	22.4
전기·가스업(D)	13.1	73.5
수도·하수처리업(E)	0.0	0.0
건설업(F)	2.1	20.9
도·소매업(G)	2.2	11.0
운수창고업(H)	0.9	9.1
숙박·음식점업(I)	0.9	2.0
정보통신업(J)	16.9	34.6
금융보험업(K)	9.9	43.8
부동산업(L)	0.0	0.0
전문서비스업(M)	4.0	6.8
사업시설관리·지원서비스업(N)	1.6	4.0
교육서비스업(P)	11.9	27.2
보건·복지업(Q)	0.0	0.0
예술·스포츠·여가업(R)	0.3	0.1
개인서비스업(S)	1.2	0.9

자료: 통계청, 「기업활동조사」, 2021.

제3절 KDI 설문조사

본 연구에서는 국내 기업들의 정보화 실태 및 인공지능 기술을 중심으로 한 신기술 도입 및 활용 상황 그리고 생산성과 인력에 미칠 영향에 대한 전망 등을 파악하기 위한 목적으로 설문조사를 실시하였다. 조사 대상은 KISVALUE에 수록된 국내 50인 이상 상장/코스닥/외감법인 약 20,000사를 모집단으로 하여 규모별로 층화하여 총 800개의 회사법인을 조사하였다.

조사 기준시점은 2023년 9월 말이며, 설문조사는 2023년 10월 10일부터 11월 21일 사이에 KDI 경제정보센터 주관으로 서면 및 전화 조사 방식으로 진행되었다. 각 기업 내 총무·인사 혹은 전산담당자를 대상으로 진행하였다. 설문 응답의 정확성을 확인하기 위해 일부 핵심문항을 중심으로 추가적인 확인 조사를 실시하였으며, 그 결과 대부분의 응답이 기존과 일치하는 것으로 확인되었다.⁵³

다음 항부터는 설문조사 결과를 수록하고 있다. 모든 수치는 가중치를 반영하여 작성되었다.

1. 정보화 인프라

국내 50인 이상 회사법인의 정보화 인프라는 상당한 수준이라고 볼 수 있다. <표 4-3>에서 볼 수 있듯이, 경영정보시스템을 활용하고 있는 기업 비중은 90.5%에 달한다. 웹사이트를 구축하여 운영하고 있는 기업 비중은 84.8%이며, 자체 네트워크(서버)를 구축하고 있는 기업도 60.3%에 달한다. 대부분이 기본적인 인프라를 갖추고 있다고 할 수 있다.

하지만 정보화 인프라의 활용 측면에서는 다소 저조한 것으로 보인다.

53 다른 응답과 달리 신기술 도입계획과 관련된 응답은 20% 정도의 변동이 있었는데, 이는 응답자가 정확한 상황을 파악하지 못했거나 시간이 지나면서 실제 계획이 변경된 점을 반영한 것으로 생각된다. 그럼에도 불구하고 양방향으로 변화가 있어 평균적으로는 큰 차이가 보이지 않는다.

<표 4-3> 정보화 인프라 및 활용 비중

정보화 인프라	비중(%)
경영정보시스템	90.5
웹사이트 운영	84.8
네트워크(서버) 구축	60.3
정보화 전담 인력 보유	34.6
전자상거래 판매	12.5
원격근무	4.9

<표 4-4> 활용하고 있는 경영정보시스템 종류

경영정보시스템 종류(복수응답)	응답 비중(%)	케이스의 퍼센트(%)
계	100	140.5
① 전시적 자원 관리(ERP)	71.1	99.9
② 고객관계 관리(CRM)	14.0	19.6
③ 공급망 관리(SCM)	13.2	18.6
④ 전파식별(RFID)	1.7	2.3

정보화 전담 인력을 한 명이라도 확보하고 있는 비중은 34.6%에 그치고 있다. 높은 웹사이트 운영 비중에 비해 전자상거래 판매 비중은 12.5%에 그치고 있다. 또한 자체 네트워크가 대다수 기업에서 구축되어 있음에도 불구하고, 이를 활용한 원격근무 비중은 4.9% 수준에 그치고 있다.

한편, 경영정보시스템의 구체적 내용을 보면, 경영정보시스템을 활용하는 기업의 99.9%가 SAP, 오라클, 더존비즈온 등 전사적 자원 관리(ERP)를 활용하고 있다고 응답했다(표 4-4). 고객관계 관리(CRM)나 공급망 관리(SCM)를 활용하고 있다고 응답한 비중은 19~20% 정도 수준이었다. 다만, 최근 SAP 클라우드와 같은 ERP에서는 CRM, SCM까지 모두 포함하고 있으므로 이 수치는 과소평가되어 있을 수 있다.

2023년 9월 말 기준으로 업무에 클라우드 컴퓨팅을 활용하고 있는 50인 이상 회사법인의 비중은 22.1%이며, 빅데이터 분석을 활용하고 있는 회사법인의 비중은 11.5%이다(표 4-5).⁵⁴ 규모별로 나누어 살펴보면, 100인 이상 기업과 100인 미만 기업의 차이가 뚜렷하게 나타난다(표 4-5).

<표 4-5> 클라우드 컴퓨팅과 빅데이터 분석

규모	클라우드 컴퓨팅(%)	빅데이터 분석(%)
전체	22.1	11.5
50~99인	9.0	1.1
100~249인	35.5	22.6
250~999인	24.0	12.4
1,000인 이상	30.7	17.2

100인 이상 기업에서 클라우드 컴퓨팅 활용 비중은 22~36%, 빅데이터 분석 활용 비중은 18~23% 정도로 나타나고 있는데, 50~99인 기업에서 각각 9%, 1%에 그치고 있는 것과 현격한 대조를 보인다.

클라우드 컴퓨팅을 도입한 기업들을 대상으로 살펴볼 경우, 사용하고 있는 클라우드 컴퓨팅 서비스의 종류는 주로 이메일(80.1%), 파일 저장(63%) 등의 비교적 기초적인 서비스들이 가장 광범위하게 사용되고 있다(표 4-6). 하지만 재무·회계 소프트웨어(68.4%)나 고객관계 관리(32.5%)처럼 업무 프로세스 관련 서비스들과 데이터베이스 호스팅(27.2%)이나 기업 소유 소프트웨어 실행을 위한 컴퓨팅(22.0%)처럼 본격적인 디지털 전환과 관련한 서비스도 적지 않게 사용되고 있다.

빅데이터 분석을 실시하고 있는 기업들을 대상으로 구체적인 업무 분야를 살펴본 결과, 재무·회계 분야의 응답 비중이 가장 높았고, 그 외에 주문·판매, 제품·서비스 개발, 마케팅·영업·홍보 등 분야의 응답 비중도 높게 나타났다(표 4-7). 한편, 채용·인사 분야에서는 상대적으로 활용 비중이 낮게 나타났는데, 이는 이 분야의 거의 모든 정보가 디지털화되어 있음에도 불구하고 아직까지 데이터 중심의 정량적 평가 방식이 충분히 활용되고 있지 않기 때문으로 추측된다.

마지막으로 업무정보가 얼마만큼 데이터화되어 있는지도 질문하였다.

54 클라우드 컴퓨팅의 경우 통계청 기업활동조사보다 도입률이 높게 나타나고 있는데, 정보화라는 맥락을 부여하여 구체적인 질문이 이루어지고 있기 때문으로 보인다. 반면, 빅데이터 분석의 경우는 클라우드 컴퓨팅보다 낮게 나타나고 있는데, 단순히 데이터의 축적을 묻고 있는 것이 아니라 축적된 데이터의 ‘분석’에 초점을 맞추어 질문하고 있기 때문일 것이다.

<표 4-6> 클라우드 컴퓨팅 서비스 종류(복수응답 허용)

클라우드 컴퓨팅 서비스	응답 비중(%)	케이스의 퍼센트(%)
전체(복수응답)	100	326.4
① 이메일	24.6	80.1
② 오피스 소프트웨어	10.2	33.2
③ 데이터베이스 호스팅	8.3	27.2
④ 파일 저장	19.3	63.0
⑤ 재무 또는 회계 소프트웨어	21.0	68.4
⑥ 고객관계 관리	10.0	32.5
⑦ 기업 소유 소프트웨어 실행을 위한 컴퓨팅	6.7	22.0

<표 4-7> 빅데이터 분석 활용 업무 분야(복수응답 허용)

업무 분야(복수응답)	응답 비중(%)	케이스의 퍼센트(%)
전체	100	411.2
① 새로운 제품·서비스의 개발	13.8	56.7
② 제품·서비스의 주문·판매	14.2	58.4
③ 제품·서비스의 생산·공정	9.6	39.6
④ 재고·물류 등 공급망 관리	11.2	45.9
⑤ 재무, 회계	17.3	71.3
⑥ 마케팅, 영업, 홍보	13.0	53.3
⑦ 고객지원 및 서비스	10.8	44.3
⑧ 채용, 인사관리	5.0	20.6
⑨ 환경 및 안전 평가 및 점검	5.1	21.1

딥 러닝 기반의 인공지능 모형은 컴퓨터 연산 능력과 함께 데이터에 절대적으로 의존하기 때문에 어떤 업무가 데이터로 저장되어 관리되고 있는지가 기술적 측면에서의 인공지능 도입 가능성에 결정적인 영향을 미칠 것으로 예상된다.

<표 4-8>의 결과를 살펴보면, 특히 재무·회계(72.3%) 및 채용·인사관리(55.0%) 분야에서 업무정보의 전체가 디지털 형태로 저장되고 관리되고 있다는 응답의 비중이 높았다. 이는 이러한 분야에서 향후 인공지능 도입이 빠를 가능성을 시사한다. 한편, 채용·인사관리 분야의 경우에는 업무정보 전체가 디지털화되는 기업의 비중이 절반이 넘지만, 앞서

<표 4-8> 업무정보의 디지털 형태(데이터) 저장, 관리 실태

(단위: %)

분야	계	전혀	절반 미만	절반 이상, 전체 아님	전체	해당 업무 없음
① 새로운 제품·서비스의 개발	100	23.0	6.8	7.5	29.3	33.5
② 제품·서비스의 주문·판매	100	24.5	5.7	6.7	33.3	29.9
③ 제품·서비스의 생산·공정	100	27.3	4.6	5.2	27.2	35.7
④ 재고·물류 등 공급망 관리	100	20.3	9.3	8.9	30.3	31.3
⑤ 재무, 회계	100	5.3	2.3	18.6	72.3	1.5
⑥ 마케팅, 영업, 홍보	100	26.6	7.1	18.8	32.6	15.0
⑦ 고객지원 및 서비스	100	23.5	4.3	12.6	29.6	29.9
⑧ 채용, 인사관리	100	12.2	11.5	18.9	55.0	2.5
⑨ 환경 및 안전 평가 및 점검	100	22.7	3.3	7.7	25.4	40.9

빅데이터 분석과 관련하여 살펴보았듯이 이러한 데이터는 여러 이유로 충분히 활용되지 못하고 있는 것으로 보인다.

2. 인공지능 도입률

2023년 9월 말 기준으로 업무에 인공지능을 도입하여 활용하고 있는 50인 이상 기업체 비중은 2.3%에 불과하다. 이러한 비중은 기업활동조사에서의 2021년 3.8%에 비해서 작기는 하지만, 비교 가능한 수준이다.⁵⁵ 클라우드 컴퓨팅이나 빅데이터 분석 도입률은 상대적으로 크게 나온 것을 감안하면, 여러 조사상 한계를 감안하더라도 2023년 3분기 말까지 국내 기업의 인공지능 도입률은 결코 크지 않음을 보여준다.

앞서의 통계들과 마찬가지로 기업규모가 클수록 인공지능 도입 비중은 커지는 것으로 나타난다(표 4-9). 1,000인 이상 기업에서는 3.8%인 데 비해, 250~999인 기업에서는 2.8%. 100~249인 기업에서는 2.7%, 50~99인

⁵⁵ 산업 구성 면에서 살펴보면, 통계청 기업활동조사에 비해 금융, 교육 분야의 기업들이 적게 포함된 것이 영향을 미친 것으로 보인다.

<표 4-9> 인공지능 도입률: 규모별

(단위: %)

	既도입	도입 예정	계
계	2.3	7.7	9.9
50~99인	1.5	3.0	4.5
100~249인	2.7	10.8	13.5
250~999인	2.8	12.4	15.1
1,000인 이상	3.8	9.6	13.4

<표 4-10> 인공지능 도입률: 산업별

(단위: %)

	중규모(50~249)	대규모(250+)
농림어업(A)	0.0	0.0
광업(B)	0.0	0.0
제조업(C)	2.2	2.3
전기·가스업(D)	0.0	-
수도·하수처리업(E)	0.0	0.0
건설업(F)	0.0	5.1
도·소매업(G)	0.0	5.6
운수·창고업(H)	0.0	2.2
숙박·음식점업(I)	0.0	0.0
정보통신업(J)	15.1	21.0
금융·보험업(K)	0.0	0.0
부동산업(L)	0.0	0.0
전문서비스업(M)	0.0	4.5
사업시설관리·지원서비스업(N)	0.0	1.5
교육서비스업(P)	-	0.0
예술·스포츠·여가업(R)	0.0	0.0
개인서비스업(S)	0.0	-

기업에서는 1.5%만이 인공지능을 도입하여 활용하고 있다고 응답했다.

인공지능 도입률은 앞서 공식 통계들과 비슷하게 정보통신업 분야에서 두드러지게 높게 나타난다(표 4-10). 다만, <표 4-2>에 비해 여기에서는 전기·가스업, 금융·보험업, 교육서비스업에서의 도입률이 높지 않게 나

타나고 있는데, 이는 모집단 자체의 차이를 반영한다. 즉, KISVALUE 데이터베이스에서 전기·가스업의 대규모 기업은 포함되지 않았고, 금융보험업, 교육서비스업 분야의 기업들은 일부만 포함되었다.

인공지능을 도입할 예정인 기업의 비중은 적지 않으며, 既도입한 기업의 비중과 합하면 9.9%에 달한다(표 4-9). 인공지능 도입 예정 기업의 비중은 100인 이상 기업에서 약 10% 내외로 나타나고 있으며, 100인 미만 기업에서는 그 비중이 3%로 현저히 낮다.

인공지능 도입 예정 기업의 비중을 산업 및 규모별로 나누어 살펴본 결과는 <표 4-11>에 나타나 있다. 대규모 기업 중에는 금융·보험업 외에 숙박·음식점업(주로 호텔)이나 제조업, 부동산업, 전문서비스업, 건설업에서 10% 이상으로 나타나고 있다. 중규모 기업 중에서는 정보통신업 외에 건설업과 전문서비스업에서 10% 이상으로 나타나고 있다.

<표 4-11> 인공지능 도입 예정 기업 비중: 산업별

(단위: %)

	중규모(50~249)	대규모(250+)
농림어업(A)	0.0	0.0
광업(B)	0.0	0.0
제조업(C)	6.2	19.9
전기·가스업(D)	0.0	-
수도·하수처리업(E)	0.0	0.0
건설업(F)	15.6	10.0
도·소매업(G)	5.1	5.4
운수·창고업(H)	0.0	4.5
숙박·음식점업(I)	0.0	25.1
정보통신업(J)	15.1	5.3
금융·보험업(K)	0.0	39.9
부동산업(L)	0.0	13.4
전문서비스업(M)	11.9	13.6
사업시설관리·지원서비스업(N)	0.0	3.8
교육서비스업(P)	-	0.0
예술·스포츠·여가업(R)	0.0	0.0
개인서비스업(S)	0.0	-

<표 4-12> 인공지능 도입 예정 시기

도입 예정 시기	응답 비중(%)
전체	100.0
① 1년 이내	8.3
② 1~3년 이내	14.9
③ 3~5년 이내	48.6
④ 5년 이후	28.2

인공지능 도입 예정 기업의 도입 예정 시기는 주로 3~5년 이내 혹은 5년 이후로 나타나고 있다(표 4-12). 인공지능 도입이 3년 이내의 단기보다는 중장기 계획으로 고려되고 있음을 알 수 있다. 비록 2022년 말 챗 GPT 충격 이후 인공지능 도입 논의가 활발해지기 시작했지만, 기업의 실제 업무에 도입되기까지는 상당한 시간이 걸릴 수 있다. 이는 신기술 도입과 관련된 일반적인 현상이며, 특히 인공지능의 경우 기업의 디지털 전환 전반과 맞물려 있기 때문이다.

하지만 비록 가까운 미래에 기업의 생산 및 영업 활동에서 큰 변화가 나타나지 않더라도 중장기적으로는 상당한 변화가 나타날 수 있을 것으로 예상된다. 앞서 살펴보았듯이 대규모 기업들을 중심으로 인공지능 기술이 먼저 도입되고 있어 영향력은 도입률에 비해 더욱 클 것으로 추정되고 있으며, 도입 예정 기업 역시 대체로 대규모 기업들인 점을 감안하면(표 4-11) 영향력은 향후 더욱 빠르게 증가할 것으로 예상된다.

인공지능을 도입할 예정인 기업에서 도입 예정 분야는 주로 새로운 제품·서비스의 개발과 생산공정 최적화로 나타난다(표 4-13). 그 외에는 대체로 비슷하지만, 채용·인사 분야에서의 도입 예정 비중은 현저히 낮게 나타난다. 이는 빅데이터 분석에서와 비슷한 상황이다.

인공지능을 도입하지 않았고 향후 계획도 없는 기업의 경우 그 이유를 질문하였다. 가장 핵심적인 이유(1순위)에서는 ‘기술개발 등 초기 투자비용 부담’을 응답한 비중이 가장 높았다(표 4-14). ‘적절한 인공지능 기술이나 솔루션을 찾기 어려움’이나 ‘성과의 불확실성’을 응답한 비중도 그다음으로 높았다(표 4-14). 여기에 지면 관계상 표로 수록하지는 않았으나,

<표 4-13> 인공지능 도입 예정 분야

도입 예정 분야(복수응답)	응답 비중(%)	케이스의 퍼센트(%)
전체	100.0	240.8
① 새로운 제품·서비스의 개발	22.8	54.9
② 주문 및 판매 최적화	10.5	25.3
③ 생산공정 최적화	22.1	53.3
④ 재고·물류 등 공급망 관리	8.7	21.1
⑤ 재무, 회계 및 경영전략	7.9	19.1
⑥ 마케팅, 영업, 홍보	6.5	15.7
⑦ 고객지원 및 서비스	7.5	18.1
⑧ 채용, 인사관리	2.3	5.5
⑨ 위험 관리	2.7	6.5
⑩ 개발, 보안 등 IT 업무	8.9	21.3

<표 4-14> 인공지능 미도입 이유(1순위)

미도입 이유(1순위)	응답 비중(%)
계	100
① 기술 개발 등 초기 투자비용 부담	31.2
② 성과의 불확실성	23.3
③ 적절한 인공지능 기술이나 솔루션을 찾기 어려움	23.8
④ 기존 직원들의 도입에 대한 저항 및 적응 문제	2.3
⑤ 숙련된 인력 부족 및 채용의 어려움	4.5
⑥ 기존 IT 환경과의 통합	3.7
⑦ 고품질 데이터의 부족	1.8
⑧ 데이터 보안 및 관리 문제	1.1
⑨ 복잡한 규정 및 규제 준수	0.5
⑩ 인공지능 오남용 등 예상치 못한 위험	0.6
⑪ 기타	7.2

기업규모가 클수록 ‘적절한 인공지능 기술이나 솔루션을 찾기 어려움’의 응답 비중이 상대적으로 더욱 높았다. 1, 2순위 응답을 함께 고려할 경우에는 ‘적절한 인공지능 기술이나 솔루션을 찾기 어려움’이나 ‘성과의 불확실성’을 응답한 비중이 가장 높았다(표 4-15).

<표 4-15> 인공지능 미도입 이유(복수응답)

미도입 이유(복수응답)	응답 비중(%)	케이스의 퍼센트(%)
계	100	194.95
① 기술 개발 등 초기 투자비용 부담	20.3	40.7
② 성과의 불확실성	25.0	50.0
③ 적절한 인공지능 기술이나 솔루션을 찾기 어려움	26.1	52.2
④ 기존 직원들의 도입에 대한 저항 및 적응 문제	3.4	6.8
⑤ 숙련된 인력 부족 및 채용의 어려움	6.9	13.7
⑥ 기존 IT 환경과의 통합	3.6	7.3
⑦ 고품질 데이터의 부족	2.9	5.9
⑧ 데이터 보안 및 관리 문제	1.6	3.3
⑨ 복잡한 규정 및 규제 준수	2.0	4.1
⑩ 인공지능 오남용 등 예상치 못한 위험	0.8	1.7
⑪ 기타	4.7	9.4

3. 인공지능 도입 시 생산성 변화

인공지능을 본격적으로 도입하여 활용하게 될 때 생산성이 얼마만큼 변화할 것으로 예상하는지를 알아보기 위하여, 업무처리시간 및 매출의 변화 전망을 중심으로 여러 질문을 던졌다. 각 기업의 담당자들이 생산성 변화와 관련하여 응답한 결과는 <표 4-16>~<표 4-20>에 수록되어 있다.

먼저 <표 4-16>에서는 인공지능 도입 시 주어진 업무의 처리시간이 어떻게 변화할 것으로 예상하는지를 질문하였다. 회사 전반에서와 해당 부서/팀에서의 변화를 각각 질문하였는데, 대체로 해당 부서/팀에서 영향을 더 많이 받을 것으로 응답하였으나, 업무처리시간의 미미한 감소(10% 미만) 정도에서만 눈에 띄는 차이가 있었다. 인공지능 도입 시 회사 전반의 업무처리시간에 전혀 영향이 없을 것이라는 응답 비중은 54.1%를 차지하였다. 이는 현재 우리나라의 산업과 기업 생태계하에서 인공지능 도입이 생산성 향상에 전혀 기여하지 못할 것으로 예상하는 기업이 절반 정도 됨을 의미한다.⁵⁶

<표 4-16> 인공지능 본격적 도입 시 업무처리시간 전망

인공지능 본격적 도입 시 업무처리시간 변화	회사 전반(%)	해당 부서/팀(%)
계	100	100
① 영향 없음	54.1	46.2
② 미미한 수준의 감소(10% 미만)	33.9	39.2
③ 다소 큰 수준의 감소(10~50% 미만)	11.1	12.9
④ 매우 큰 수준의 감소(50% 이상)	1.0	1.8

<표 4-17> 인공지능 활용 시 업무처리시간 전망: 기술 도입 상황별

인공지능에 의한 업무처리시간 감소 (회사 전반)	인공지능 기술 도입 상황(%)		
	도입	예정	계획 없음
계	100	100	100
① 영향 없음	27.7	9.9	58.5
② 미미한 수준의 감소(10% 미만)	32.8	36.0	33.7
③ 다소 큰 수준의 감소(10% 이상)	39.5	54.1	7.8

그렇지만 나머지 절반에서는 업무처리시간에 미치는 영향이 있다고 응답했으며, 특히 10% 이상 큰 폭의 감소를 응답한 비중도 10% 정도로 나타났다. 이는 인공지능 도입 및 예정 여부와 밀접한 관련이 있다. 10% 이상 큰 폭의 업무처리시간 감소를 예상하는 비중을 인공지능 도입 및 예정 여부에 따라 나누어 살펴보면, 인공지능 기술을 이미 도입한 기업에서는 이러한 비중이 39.5%였으며 도입 예정 기업 중에서는 54.1%에 달했다(표 4-17). 반면, 인공지능 기술을 도입하지 않았고 도입할 예정도 없는 기업에서는 이러한 비중이 7.8%에 머물렀다(표 4-17).

이는 인공지능 도입이 생산성 향상의 전망과 밀접하게 관련되어 있을 것임을 시사한다. 다만, 이것이 반드시 인력 축소를 의미하지는 않는데, 생산성 향상은 주어진 업무량하에서 인력 수요 축소를 의미하지만 더 높

56 물론 이러한 판단이 정확하지 않을 가능성도 있다. 특히 응답자가 정보의 부족, 즉 기술에 대한 이해가 충분하지 않을 경우 체계적으로 과소평가할 수 있다. 본문에서는 응답 자체는 정확하다고 보고 산업의 다양성 관점에 초점을 맞추고 있으나, (일부) 응답자의 기술적 지식 부족으로 체계적으로 과소평가할 가능성에 대해서는 추가적인 분석이 필요하다.

은 매출과 연결되어 오히려 인력 증가를 의미할 수도 있다. 이에 관하여서는 추가적 질문에서 더 자세하게 살펴본다.

한편, <표 4-18>에서는 최근의 ‘생성형 인공지능’을 강조하여 다시 질문하였다. 앞서의 <표 4-16>과 비교할 경우, 영향이 없을 것이라고 응답한 비중이 회사 전반에 대해서는 2%, 해당 부서/팀에 대해서는 4% 감소하였다. 업무처리시간 10% 미만 감소를 응답한 비중은 회사 전반의 경우 4%, 해당 부서/팀의 경우 3%가량 증가하였다. 이 같은 결과는 비록 최근 생성형 인공지능에 대해 업무처리시간 감소 기대가 상대적으로 크긴 하지만, 기존 인공지능에 비해 획기적인 차이까지는 아님을 시사한다.

<표 4-19>에서는 인공지능 활용 시 기업의 매출이 어떻게 변화할 것으로 예상하는지를 질문하였다. 매출의 경우 단기에 성과를 보이기 어려울 수 있다는 점에서 단기(3년 이내), 중기(3~7년), 장기(7년 이상)로 나누어 질문하였다. 단기적으로는 영향이 없다는 응답이 압도적이었으나(88.4%), 중기적으로는 소폭의 영향(매출 10% 미만 증가) 및 장기적으로는 상당한 영향(매출 10~50% 증가)을 예상하는 응답 비중이 크게 증가하였다.

<표 4-18> 인공지능 활용 시 업무처리시간 전망: 생성형 인공지능

생성형 인공지능에 의한 업무처리시간 감소	회사 전반(%)	해당 부서/팀(%)
계	100	100
① 영향 없음	52.1	42.1
② 미미한 수준의 감소(10% 미만)	38.0	42.3
③ 다소 큰 수준의 감소(10~50% 미만)	9.1	14.3
④ 매우 큰 수준의 감소(50% 이상)	0.9	1.4

<표 4-19> 인공지능 활용 시 매출 전망: 기존 인공지능

인공지능에 의한 매출 변화	3년 이내(%)	3~7년(%)	7년 이상(%)
계	100	100	100
① 영향 없음	88.4	65.0	43.0
② 미미한 수준의 증가(10% 미만)	9.9	30.5	40.9
③ 다소 큰 수준의 증가(10~50% 미만)	1.6	4.2	15.2
④ 매우 큰 수준의 증가(50% 이상)	0.1	0.3	0.9

<표 4-20> 인공지능 활용 시 매출 전망: 기술 도입 상황별

인공지능에 의한 매출 변화	도입(%)		예정(%)		계획 없음(%)	
	3년 이내	7년 이상	3년 이내	7년 이상	3년 이내	7년 이상
계	100	100	100	100	100	100
① 영향 없음	40.3	12.1	79.0	12.1	90.4	46.5
② 미미한 수준의 증가(10% 미만)	40.4	29.4	17.9	28.8	8.5	42.2
③ 큰 수준의 증가(10% 이상)	29.3	58.5	3.1	59.1	1.2	11.4

앞서 업무처리시간에 대한 전망과 마찬가지로 매출 전망 역시 인공지능 기술 도입 상황과 밀접하게 관련되어 있다. <표 4-20>에서 볼 수 있듯이, 이미 인공지능을 도입한 기업 중에서는 50% 이상의 기업이 단기적인 매출 증가를 예상하고 있고, 88% 이상의 기업이 장기적인 매출 증가를 예상하고 있다. 인공지능을 도입하기로 예정한 기업 중에서는 비록 단기 매출 증가를 전망하는 비중은 다소 낮지만, 장기의 매출 증가를 전망하는 비중은 既도입 기업과 매우 유사하게 88%에 달한다. 도입 및 도입 예정 기업 모두에서 장기적으로 10% 이상 큰 폭의 매출 증가를 예상하는 비중이 50%를 넘는다. 이와는 달리, 인공지능 기술을 도입할 계획이 없는 기업 중에서는 기술 도입 시 매출 증가가 없거나 미미할 것으로 보는 비중이 단기에서는 99%이며, 장기에서도 89%에 달한다.

이러한 결과는 기술 도입 및 도입 예정 기업의 경우 대체로 업무처리 시간 감소와 매출 증가가 동시에 나타날 것으로 예상하고 있음을 알 수 있다. 이러한 생산성 향상 기대가 해당 기업에서 기술 도입이나 예정을 결정한 주요 원인일 것으로 쉽게 짐작할 수 있다.

한편, 앞서 살펴보았듯이 인공지능 기술 도입이 대체로 대규모 기업들에 의해 주도되고 있음을 고려한다면, 기술 도입의 생산성 효과에 대한 기업의 전망이 맞다는 가정하에서 기업 간 생산성 격차는 더욱 확대될 것으로 예상할 수 있다.

한편, 최근의 생성형 인공지능은 매출에 미치는 영향이 더욱 클 것으로 예상된다. 생성형 인공지능의 경우 기존 인공지능에 비해 영향 없음

<표 4-21> 인공지능 활용 시 매출 전망: 생성형 인공지능

매출 변화(생성형 AI)	3년(%)	3~7년(%)	7년 이상(%)
계	100	100	100
① 영향 없음	84.9	62.2	45.0
② 미미한 수준의 증가(10% 미만)	13.3	32.4	34.1
③ 다소 큰 수준의 증가(10~50% 미만)	1.8	5.2	19.3
④ 매우 큰 수준의 증가(50% 이상)	0.0	0.2	1.7

<표 4-22> 인공지능 활용에 가장 적합한 분야

가장 적합한 분야	전체 기업 (비중, %)	기술 도입/예정 기업(%)	
		도입	예정
계	100	100	100
① 새로운 제품이나 서비스의 개발	15.8	44.4	38.0
② 주문 및 판매 분석과 예측	7.7	11.5	8.9
③ 생산공정 최적화	24.6	10.7	32.1
④ 재고·물류 등 공급망 관리	6.4	0.0	3.0
⑤ 재무, 회계 및 경영전략	12.2	0.0	0.0
⑥ 마케팅, 영업, 홍보	13.8	8.1	9.5
⑦ 고객지원 및 서비스	8.2	2.0	2.4
⑧ 채용 및 인사관리	2.9	2.0	0.0
⑨ 위험 관리	5.0	0.0	0.0
⑩ 개발, 보안 등 IT 업무	3.4	21.3	6.3
⑪ 기타	0.1	0.0	0.0

을 응답한 비중이 단기, 중기에서는 3%가량 감소하였고 그만큼 매출 증가를 예상하는 비중이 증가하였다(표 4-19, 표 4-21). 다만, 장기에서는 오히려 영향 없음을 응답한 비중이 2% 정도 높았는데, 동시에 큰 폭의 매출 증가를 예상하는 비중은 4% 이상 증가하였다(표 4-19, 표 4-21).

각 기업에서는 인공지능 활용에 가장 적합한 분야를 어느 곳으로 예상하고 있는지에 대한 질문에서, 주로 생산공정 최적화(24.6%), 신제품·서비스 개발(15.8%), 마케팅·영업·홍보(13.8%), 재무·회계·경영전략(12.2%) 등을 꼽았다(표 4-22). 기술 도입 상황별로 나누어 살펴보면, 이미 도입한

기업의 경우에는 주로 신제품·서비스 개발(44.4%) 및 IT 업무(21.3%)를 응답했다. 도입을 예정하고 있는 기업의 경우에는 신제품·서비스 개발(38.0%)과 함께 생산공정 최적화(32.1%)를 꼽는 비중이 높았다. 한편, 채용 및 인사관리 분야의 경우 데이터 구축 비중이 높음에도 불구하고, 기업 담당자들은 인공지능 기술을 접목한 데이터의 활용은 높지 않을 것으로 생각하고 있는 것으로 보인다. 이는 앞서 살펴보았듯이 아직까지 채용·인사 분야에서 빅데이터 분석 기법의 활용이 저조한 것과 맥을 같이 한다.

4. 인공지능 도입 시 인력 측면의 변화

인공지능이 본격적으로 도입될 경우의 인력규모 변화에 대해 직접적으로 질문한 결과는 <표 4-23>에 요약되어 있다. 기업들은 대체로 단기적으로는 인력규모에 영향이 없다고 보았고, 오히려 인력이 증가할 것으로 보는 비중도 상당했다. 하지만 장기적으로는 인력 대체가 강해질 것으로 보았으며, 다소 큰 수준의 대체를 응답한 기업의 비중도 상당하였다.

<표 4-24>에서는 기술 도입 상황별로 나누어 인력규모 변화 전망을 살펴본다. 인공지능 기술을 이미 도입한 기업의 경우에는 단기적으로 미미한 수준의 대체 전망과 함께 오히려 인력 증가를 전망한 기업들이 상당하였다. 이러한 인력 증가는 주로 AI 기술 도입 및 운영과 관련된 인력의 증가를 의미할 것으로 짐작된다. 하지만 장기적으로는 인력 증가 전망은 크게 감소하였고, 다소 큰 수준의 대체(10~50% 감소)를 예상하는 기업의 비중이 크게 증가하였다. 도입을 예정하고 있는 기업들의 경우 이러한 차이가 더욱 극명하게 나타나는데, 단기적으로는 인력 증가 전망이 38%에 달할 정도로 우세하였으나 장기적으로는 다소 큰 수준의 대체를 예상하는 비중이 60%가량으로 나타났다.

앞서 업무처리시간 감소와 매출 증가가 동시에 나타나 인력에 미치는 영향이 분명하지 않았다는 점을 고려하면 이러한 결과는 다소 의외이다. 이러한 결과는 기업들이 인공지능 기술을 도입했거나 도입하기로 결정

<표 4-23> 인공지능 도입 시 인력규모 변화 전망

인공지능 도입으로 인한 인력규모 변화	3년 이내(%)	3~7년(%)	7년 이상(%)
계	100	100	100
① 영향 없음	67.1	47.7	32.6
② 미미한 수준의 대체(감소, 10% 미만)	15.4	36.5	39.3
③ 다소 큰 수준의 대체(감소, 10~50% 미만)	2.3	7.3	21.1
④ 매우 큰 수준의 대체(감소, 50% 이상)	0.1	0.2	2.2
⑤ 오히려 인력 증가	15.2	8.3	4.9

<표 4-24> 인공지능 도입 시 인력규모 전망: 기술 도입 상황별

인공지능 도입으로 인한 인력규모 변화	도입(%)		예정(%)		계획 없음(%)	
	3년 이내	7년 이상	3년 이내	7년 이상	3년 이내	7년 이상
계	100	100	100	100	100	100
① 영향 없음	41.2	21.6	32.7	3.4	70.7	35.4
② 미미한 수준의 대체(10% 미만 감소)	37.5	28.2	24.3	22.9	14.1	41.0
③ 다소 큰 수준의 대체(10~50% 감소)	8.6	48.1	3.6	59.7	2.0	17.1
④ 매우 큰 수준의 대체(50% 이상 감소)	0.0	0.0	1.2	3.0	0.0	2.1
⑤ 오히려 인력 증가	12.7	2.0	38.2	11.0	13.3	4.4

한 목적 자체가 매출 증가보다는 주로 인력 대체에 초점을 맞추었을 가능성이 시사한다.

생성형 인공지능에 관한 응답을 정리한 <표 4-25>에서는 앞서 <표 4-23>과 비교할 때 대체로 비슷하지만, 장기적 전망에서 약간 더 엇갈리는 견해가 표출되는 것을 알 수 있다. 즉, 인력의 대량 감소와 인력 증가 전망이 동시에 증가하고 있다. 이는 생성형 인공지능이 노동시장에 미칠 영향에 관한 전망의 불확실성이 큼을 의미한다.

한편, 인공지능의 본격적인 도입 시 신입사원 채용수요가 어떻게 달라질지를 질문한 경우 신규채용은 감소할 것이라는 전망이 가장 우세한 것으로 나타났다(표 4-26). 기술 도입 상황별로 나누어 보면, 도입 기업의 경우 전체와 비교적 유사한 결과를 보인 반면, 도입 예정 기업에서는 채용수요가 큰 폭으로 감소할 것이라는 응답이 더욱 두드러졌다. 앞서의

<표 4-25> 인공지능 도입 시 인력규모 전망: 생성형 인공지능

인력규모 변화(생성형 AI)	3년(%)	3~7년(%)	7년 이상(%)
계	100	100	100
① 영향 없음	67.3	48.6	34.6
② 미미한 수준의 대체(감소, 10% 미만)	16.1	33.1	32.9
③ 다소 큰 수준의 대체(감소, 10~50% 미만)	2.4	8.8	22.0
④ 매우 큰 수준의 대체(감소, 50% 이상)	0.0	0.6	3.9
⑤ 오히려 인력 증가	14.2	9.0	6.5

<표 4-26> 인공지능 도입 후 신규채용 전망

인공지능 도입 후 신입사원 채용 수요	전체(%)	기술 도입/예정 기업(%)	
		도입	예정
계	100.0	100.0	100.0
① 영향 없음	44.6	40.9	12.5
② 채용수요가 미미한 수준으로 감소(10% 미만)	36.3	39.8	28.8
③ 채용수요가 다소 큰 수준으로 감소(10~50% 미만)	10.7	19.3	45.7
④ 채용수요가 매우 큰 수준으로 감소(50% 이상)	0.8	0.0	0.0
⑤ 채용수요 증가	7.5	0.0	13.0

<표 4-24>의 내용에 비추어볼 때, 향후 인공지능 도입이 증가하면서 특히 신입사원 채용에 영향이 클 것임을 시사하는 결과이다.

인공지능의 본격적인 도입 시 신입사원에 대한 요구역량이 어떻게 변화할지를 질문한 경우 전반적으로 영향 없음의 비중 다음으로 실제 업무 적용에 대한 요구역량이 증가할 것으로 전망되었다. 하지만 도입 기업의 경우에는 실제 업무 적용 능력의 중요성을 강조하는 비중이 더욱 높았고, 도입 예정 기업에서는 이러한 경향이 더욱 두드러지게 나타났다(표 4-27).

인공지능의 본격적인 도입 시 기존의 인력 활용에 어떤 변화가 있을지 묻는 질문(복수응답 허용)에 대해서는 인력 감축(20.6%)을 선택한 비중은 많지 않았으며, 기존 인력의 재교육 및 훈련 강화(57.3%) 혹은 기존 인력의 재배치(40.8%) 등을 꼽은 비중이 훨씬 높았다. 여기에 수록하지는 않았으나 기술 도입 상황별로 나누어 보더라도 차이는 크지 않았다. 인력

<표 4-27> 인공지능 도입 후 신입사원 요구역량 변화

인공지능 도입 후 신입사원 요구역량 변화	전체(%)	기술 도입/예정 기업(%)	
		도입	예정
계	100.0	100.0	100.0
① 영향 없음	35.1	24.2	6.3
② 인공지능(AI) 기술·솔루션 전반에 대한 요구역량 증가(IT 또는 AI에 대한 심층적 이해)	18.8	25.4	18.9
③ 인공지능(AI) 기술·솔루션의 실제 업무 적용에 대한 요구역량 증가(기술의 현장 활용 능력)	28.3	32.8	62.6
④ 인공지능(AI) 기술·솔루션이 대체할 수 없는 요구역량 증가(창의성, 비판적 사고, 의사소통 및 협업 능력)	7.3	13.6	9.8
⑤ 새로운 업무와 조직에 대한 개방성과 유연성에 대한 요구역량 증가	10.5	4.0	2.4

<표 4-28> 인공지능 도입 시 인력 활용 변화

인공지능 도입 후 인력 활용 변화(복수응답)	응답 비중(%)	케이스의 퍼센트(%)
계	100.0	168.2
① 인력 감축	12.3	20.6
② 기존 인력의 재교육 및 훈련 강화	34.1	57.3
③ 기존 인력의 재배치	24.3	40.8
④ 새로운 직무 혹은 팀 신설	19.5	32.8
⑤ 인력 증가(인공지능 관련 직무 등)	9.9	16.7

규모 축소는 주로 신규채용 감소로 대응하고, 기존의 인력은 최대한 활용할 것을 예상하는 비중이 높음을 알 수 있다.

다만, 기존 인력의 경우에도 승진 및 보상은 달라질 수 있는데, 인공지능의 본격적인 도입 시 구성원의 인공지능 활용 여부가 승진 및 보상에 미치는 영향이 달라질 것인지를 묻는 질문에 대해, 전반적으로는 미미한 수준의 영향일 것으로 예상하였다(표 4-29). 하지만 기술을 이미 도입한 기업에서는 승진 및 보상에 상당한 영향(10~50%)을 미칠 것이라는 응답의 비중이 상대적으로 높게 나타나고 있다. 이는 도입 예정 기업보다 3배

<표 4-29> 인공지능 활용 여부가 승진 및 보상에 미치는 영향

인공지능 도입이 승진/보상에 미치는 영향	전체(%)	기술 도입/예정 기업(%)	
		도입	예정
계	100.0	100.0	100.0
① 영향 없음	68.2	44.9	45.6
② 미미한 수준으로 영향을 미침(10% 미만)	26.5	36.9	45.7
③ 다소 큰 수준으로 영향을 미침(10~50% 미만)	4.7	18.2	6.3
④ 매우 큰 수준으로 영향을 미침(50% 이상)	0.7	0.0	2.5

정도 높은 수준이다.

전반적으로 이미 도입한 기업과 앞으로 도입을 예정하고 있는 기업 간의 차이는 흥미롭다. 도입 예정 기업에서는 주로 신입사원 채용 축소를 통한 큰 폭의 고용조정을 예상하고 있는 반면, 도입 기업에서는 주로 승진과 채용 측면의 조정이 클 것임을 예상하고 있다. 이러한 차이는 기업의 산업이나 규모, 그 밖의 여러 측면의 차이를 반영할 것이나, 만일 충분히 비슷한 기업 간에서도 유사한 차이가 존재한다면 당초 기술 도입 이전에 생각하던 것에 비해 내부적 조정(승진 및 보상)의 변화폭이 외부적 조정(채용 및 해고)의 변화폭보다 상대적으로 더욱 클 것임을 시사하는 것으로 해석할 수 있다.

5. 인재양성

인공지능 활용능력 배양을 위한 교육훈련을 지원하는 기업체의 비중은 1%에 그치고 있다(표 4-30). 대부분 인공지능을 도입한 기업의 경우이며, 도입 기업으로 한정하면 규모에 의한 차이는 거의 나타나지 않는다. 다만, 도입 예정 기업의 경우에는 아직까지 교육훈련 지원 비중이 높지 않다. 여기에 수록하지는 않고 있으나, 교육훈련을 지원하는 기업으로 한정하여 살펴보면 교육훈련의 유용성은 대체로 긍정적으로 응답되고 있다.

AI 인재 수요를 충족하기 위한 방안과 관련하여 각각에 대해 1~5의 응답 중 약간 필요(4) 및 매우 필요(5)를 응답한 비중을 살펴보면, 내부 AI

<표 4-30> 인공지능 활용능력 배양을 위한 교육·훈련 지원 여부

훈련 비중	전체(%)	도입 기업(%)	예정 기업(%)
계	1.0	36.1	1.8
50~249인	0.7	36.1	0.0
250인 이상	1.9	36.0	5.5

<표 4-31> AI 인재 수요 충족 방안

필요 여부(4~5)	전체(%)	도입 기업(%)	예정 기업(%)
내부 AI 인재 양성	17.5	83.9	43.7
AI 인재 신규채용	16.2	63.8	39.9
외부 AI 인재 활용	9.5	57.1	17.7

인재 육성 및 AI 인재 신규채용이 상대적으로 높게 나타나고 있다(표 4-31). 기술 도입 상황별로는 현격한 차이가 나타나는데, 이미 도입한 기업에서는 AI 인재의 필요성이 매우 높게 나타나고 있으며, 특히 내부 AI 인재 양성의 필요성이 강조되고 있으나 AI 인재 신규채용 및 외부 AI 인재 활용도 모두 필요하다고 강조하고 있다.

인공지능 인재양성을 위해 가장 필요한 정부의 정책방향으로는 주로 기존 재직자의 AI 활용능력 확대와 관련된 내용들(5~7)을 강조하고 있으며, 그 외에 대학에서의 AI 전공 확대도 높은 비중으로 언급되고 있다(표 4-32). 특히 기존 도입 기업의 경우, “질 높은 사내 현장훈련 및 교육훈련 프로그램 지원”(32.8%) 외에 “직업능력개발 및 평생교육 지원 강화”(19.3%) 및 “대학 내 AI 관련 전공 확대”(14.1%) 등을 강조하고 있다. 반면, 도입 예정 기업의 경우 “질 높은 사내 현장훈련 및 교육훈련 프로그램 지원”(21.0%) 외에 “AI 관련 산학연 협력 및 파트너십 강화”(23.5%), “재직자 훈련비용 및 대체인력 지원 확대”(16.6%) 등을 강조하고 있다. 1~2순위를 모두 고려하더라도 결과는 크게 다르지 않다(표 4-33).

<표 4-32> 인공지능 인재양성을 위한 정부의 정책방향(1순위)

정부 정책방향(1순위)	전체(%)	기술 도입/예정 기업(%)	
		도입	예정
계	100.0	100.0	100.0
① 초중등교육 단계별 AI 기초교육 강화	11.1	2.0	4.9
② 대학 내 AI 관련 전공 확대	13.8	14.1	5.8
③ AI 대학원 등 석·박사 과정 확대	3.6	9.5	5.7
④ AI 관련 산학연 협력 및 파트너십 강화	11.2	4.1	23.5
⑤ 직업능력개발 및 평생교육 지원 강화	15.8	19.3	7.4
⑥ 질 높은 사내 현장훈련 및 교육훈련 프로그램 지원	19.6	32.8	21.0
⑦ 재직자 훈련비용 및 대체인력 지원 확대	14.9	8.6	16.6
⑧ 공공 훈련기관 프로그램 수준 제고 및 다양화	7.5	0.0	11.9
⑨ 민간 훈련기관 활용에 대한 지원범위 확대	1.8	9.5	3.1
⑩ AI 인재 인증 등을 통한 AI 활용 수준별 자격부여	0.7	0.0	0.0

<표 4-33> 인공지능 인재양성을 위한 정부의 정책방향(복수응답)

정부 정책방향(복수응답)	케이스의 퍼센트(%)		
	전체	도입	예정
계	199.9	200.0	199.4
① 초중등교육 단계별 AI 기초교육 강화	14.1	11.6	7.4
② 대학 내 AI 관련 전공 확대	24.5	18.2	15.2
③ AI 대학원 등 석·박사 과정 확대	4.9	11.6	8.8
④ AI 관련 산학연 협력 및 파트너십 강화	24.3	8.1	27.7
⑤ 직업능력개발 및 평생교육 지원 강화	24.5	27.4	14.1
⑥ 질 높은 사내 현장훈련 및 교육훈련 프로그램 지원	38.7	61.7	38.4
⑦ 재직자 훈련비용 및 대체인력 지원 확대	38.6	34.8	38.8
⑧ 공공 훈련기관 프로그램 수준 제고 및 다양화	20.3	17.3	30.8
⑨ 민간 훈련기관 활용에 대한 지원범위 확대	6.9	9.5	12.5
⑩ AI 인재 인증 등을 통한 AI 활용 수준별 자격부여	3.3	0.0	5.7

제4절 소 결

본 장에서는 국내 기업 대상의 공식 통계 및 별도의 설문조사를 기초로 인공지능 기술의 도입 현황을 살펴보았다. 신기술 도입의 직접적 비용을 비롯하여 현실에 존재하는 규제나 관성, 데이터의 부재, 인력 부족 등의 이유로 인해 충분한 생산성 향상 전망이 존재하더라도 실제로 현장에서 기술이 도입되어 활용되기까지 적지 않은 시간이 걸릴 수 있다.

국내 공식 통계에서 국내 기업의 인공지능 도입률은 전반적으로 높지 않았으나, 기업규모에 의한 차이가 두드러지게 나타났다. 과기부·NIA 정보화통계조사에서는 국내 기업의 인공지능 도입률이 2022년(2021년 말) 기준으로 10인 이상 민간기업의 2.7% 수준에 머무른다. 하지만 250인 이상 대규모 기업에서는 도입률이 약 20%에 달한다. 이처럼 규모에 의한 도입률의 차이를 감안하면 근로자 수준의 인공지능 영향률은 10인 이상 민간기업 재직자 전체의 10% 수준이다. 또한 통계청 기업활동조사에서는 2021년 기준으로 50인 이상 민간기업의 3.8%가 인공지능 기술을 업무에 도입한 것으로 나타나지만 250인 이상 기업에서는 약 8%에 달하며, 특히 50인 이상 민간기업 전체에서 재직자 수준의 인공지능 영향률은 20%에 달한다. 물론 이는 실제 영향률이 아닌 잠재적 영향률에 해당되지만, 인공지능 기술에 의한 자동화는 이미 일터 가까이에 와 있다고 보는 편이 타당하다.

본 연구에서는 2023년 9월 말 기준으로 국내 기업 800곳을 대상으로 인공지능 기술 도입 여부 및 예상되는 효과 등에 관한 설문조사를 실시하였는데, 챗GPT 출시 이후 약 10개월이 경과한 시점인데도 불구하고 인공지능 기술 도입률은 2.3%에 머무르는 것으로 나타났다. 다만, 인공지능 기술 도입 예정 기업까지 합하면 약 10%로 적지 않은 비중이었다. 인공지능 기술의 미도입 이유로는 ‘초기 투자비용’과 함께 ‘성과의 불확실성’이나 ‘적합한 기술의 부재’를 꼽은 기업의 비중이 높았다. 인공지능 기술을 도입한 기업들은 주로 정보통신업에 해당되며 ‘새로운 제품·서

비스 개발'에 초점을 맞추고 있었으나, 향후 도입 예정인 기업들은 숙박·음식점업, 제조업, 전문서비스업 등 보다 전통적인 산업분야들에 해당되고 새로운 제품·서비스 개발 외에 '생산공정 최적화'를 응답한 비중이 높았다. 이러한 기업들은 인공지능 미도입 기업에 비해 업무처리시간이 큰 폭으로 감소하는 한편 매출도 장기적으로 크게 증가할 것으로 예상하고 있다. 비록 이러한 양방향의 생산성 변화가 인력규모에 미칠 영향은 불확실하지만, 직접적으로 인력규모 예상을 질문한 결과 대체로 인력규모를 축소할 것으로 예상하는 비중이 높았다. 특히 재직자보다는 신규채용을 축소하는 방향을 예상하는 비중이 높은 것으로 나타난다.

한편, 인공지능 관련 재직자 직업훈련을 실시하는 기업의 비중은 극히 미미한 것으로 나타나고 있다. 다만, 인공지능 既도입 기업에서는 인공지능 관련 직업훈련 비중이 상대적으로 높게 나타나고 있다.

제5장

국내 기업의 인공지능 기술 도입과 활용이 고용 및 임금에 미치는 영향

본 장에서는 국내 기업의 인공지능 기술 도입이 고용과 임금에 어떤 영향을 미쳤는지를 실증적으로 살펴본다.

제1절 서론

오늘날 인공지능 기술은 기계학습, 특히 딥 러닝을 중심으로 빠르게 발전하고 있다. 이로 인해 과거에는 가능하지 않았던 광범위한 업무의 자동화 가능성이 열리고 있다. 앞서 살펴보았듯이, 자연어 처리나 컴퓨터 비전 등을 중심으로 기계에 의한 업무수행능력은 비약적으로 향상되었다. 특히 최근 생성형 인공지능의 등장은 인간 고유의 직무로 여겨졌던 의사소통이나 문제해결, 혹은 글쓰기·작곡·회화·안무 등 창의적 직무의 상당 부분까지도 기계가 수행할 수 있음을 보여주고 있다.

증기기관이나 전기처럼 일반목적기술(*general purpose technology*)의 하나로 간주되는 인공지능 기술이 미칠 파급효과는 실로 클 것으로 예상된다. 바야흐로 새로운 산업혁명의 시대(‘제2의 기계시대’⁵⁷ 또는 ‘제4차 산업혁명’⁵⁸)가 열리고 있을 수 있다. 각 영역별로 진행되던 자동화를 넘어

서 초연결성과 초지능화의 시대로 나아갈 것이라는 전망이 이미 다수 제시된 바 있다.

하지만 과거 생산성 역설 논쟁(Solow, 1987; Gordon, 2016)에서처럼 이러한 기술이 생산성에 미치는 효과가 실제로는 관찰되지 않거나 상당한 시차가 존재할 수도 있다(Brynjolfsson, 1993; Brynjolfsson, Rock, and Syverson, 2018). 신기술의 도입과 활용은 적지 않은 투자비용과 조직적 변화를 요구하는 쉽지 않은 선택이다(Agrawal, Gans, and Goldfarb, 2022). 복잡한 규제와 이해관계, 인재의 부족과 양질의 교육훈련 미비도 결정적인 제약으로 작용한다.

이러한 상황에서 새로운 기술이 노동시장에 미치는 영향을 가늠하는 것은 학술적으로나 정책적으로나 매우 중요한 과제이다. 새로운 기술은 생각보다 확산 속도가 더딜 수 있어 정부의 개입이 필요할 수 있으나, 이 경우 노동시장에 미치는 영향을 고려하지 않을 수 없다. 새로운 기술이 기존의 직무를 대체하고 어쩌면 직업 전반까지도 대체할 수 있으나, 경제 내에서 기존과 다른 방식으로 노동력을 활용하는 새로운 직무나 직업이 생겨나면서 일자리 총량은 더욱 증가할 수도 있다. 한편, 이러한 과정은 노동을 절감하는 방식(labor-saving technology)으로 진행될 수도 있고, 숙련 기술자의 생산성을 더욱 높이는 방식(skill-biased technological progress)으로 진행될 수도 있으며, 중간 수준 일자리가 없어지고 일자리 양극화가 심화되는 방식(routine-biased technological progress)으로 진행될 수도 있다.

인공지능으로 인한 기술진보가 노동시장에 어떤 영향을 미칠지는 인공지능 기술에 대한 투자 및 경제·사회적 변화에 관한 정책적 고려에서 중요한 요소이다. 만일 인공지능이 일자리의 미래에 심각하게 부정적 영향을 끼칠 것으로 판단된다면, 인공지능 기술의 발전 방향을 심각하게 재고해야 할 것이다. 반대로, 인공지능의 영향이 중립적이거나 긍정적이

57 Brynjolfsson and McAfee(2014).

58 Schwab(2017).

라면 기술 개발에 대한 투자를 높여야 할 뿐 아니라 신기술을 도입하고 활용하기 위한 방향의 변화를 적극적으로 추진할 필요가 있을 것이다.

본 장에서는 이러한 논의의 맥락에서 국내 데이터를 바탕으로 인공지능의 도입이 고용과 임금에 어떤 영향을 미쳤는지를 실증적으로 살펴본다. 먼저는 기업 단위 패널 데이터를 바탕으로 인공지능의 도입이 해당 기업에서의 고용과 임금에 어떤 영향을 미쳤는지를 살펴본다. 다음으로, 이러한 연구를 대규모 반복 횡단면 자료로 확장하여 각 지역 단위에서 인공지능 도입률이 증가할 때 해당 지역 내 고용과 임금에 어떤 영향이 있었는지를 살펴보고, 이러한 영향이 개인 특성별로 어떻게 다른지를 살펴본다.

이러한 추정 과정에서 인공지능 기술의 도입이 임의적으로 주어진 것이 아니라 기업의 의도적인 선택이라는 점이 충분히 고려되어야 한다. 앞서 제4장에서 살펴보았듯이 주로 대규모 기업에서 인공지능 기술 도입이 더 광범위하게 이루어지고 있으며, 도입 예정 기업의 경우 궁극적으로는 인력 대체 목적이 강한 것으로 추측된다. 여기에서는 오늘날 딥 러닝 중심 인공지능의 발전이 2012년 이전에는 예측하기 어려웠다는 점에 착안하여, 2012년 이전의 지역 단위 산업 분포에 기반하여 그 이후로 산업별 인공지능 도입률의 변화에 따른 예측된 인공지능 도입률 추도를 구성한다. 이러한 예측된 변수를 실제 변수에 대한 도구변수로 사용함으로써 개별 기업의 인공지능 도입이 의도적인 선택이라는 점에서 오는 실증적 문제를 완화시킨다. 또한 초기 투자와 함께 기술인력을 비롯한 다양한 전문인력 투입을 필요로 하는 단기에서와 새로운 비즈니스 모델이 정착된 중장기에서의 인력 운영 양상은 다를 수 있다. 이러한 점을 감안하여 종속변수에 시차를 둔 분석도 실시한다.

비록 이러한 실증적 논의는 과거의 데이터를 사용하는 것으로 미래에 대한 전망을 직접 다루지는 못하는 한계가 있지만, 단순히 기술적 대체 가능성을 넘어 현재까지 우리나라 노동시장에서 어떤 일들이 일어났는지를 구체적으로 파악할 수 있게 한다. 이러한 이해를 토대로 앞서 소개한 기술 전망 및 기술 도입 전망과 결합한다면, 적어도 가까운 미래에 어떤

일이 일어날지를 근사적으로는 파악할 수 있을 것이다.

본 장의 남은 논의는 다음과 같다. 제2절에서는 기존 문헌을 검토하고, 제3절에서는 데이터를 설명한다. 제4절에서는 분석모형을 제시하고, 추정과정에서 제기되는 문제점과 이를 극복하기 위해 사용하는 도구변수를 설명한다. 제5절과 제6절에서는 고용과 임금을 중심으로 한 추정 결과를 제시하고, 제7절에서는 본 장을 요약하고 끝맺는다.

제2절 기존 문헌 및 이론적 검토

Acemoglu and Restrepo(2018; 2019)에 의하면, 기계로 인한 노동수요 대체효과(displacement effect)는 다음의 네 가지 힘에 의해 완화된다. 첫째, 자동화되는 부문의 생산비용 하락으로 인해 경제가 확장되면서 같은 부문 혹은 다른 부문에서 노동수요가 증가하는 생산성 효과(productivity effect)가 있을 수 있다 둘째, 자동화가 초래하는 자본축적(capital accumulation)도 노동수요를 증가시킨다. 셋째, 자동화는 노동을 대체할 뿐 아니라 기존 기계의 생산성도 증가시키면서 노동수요를 증가시킨다(deepening of automation). 넷째, 앞의 세 힘보다 더 중요한 것은 새로운 직무의 창출을 통한 복직효과(reinstatement effect)이다. 경제 내의 기업가들은 상대적으로 저렴해진 노동력을 활용하는 직업을 만들어냄으로써 이윤을 실현할 수 있다.

Autor, Chin, Salomons, and Seegmiller(2022)에 따르면, 2018년 미국 근로자의 60%는 1940년에 존재하지 않았던 직업에서 일하고 있었다. 지금까지의 상황을 토대로 살펴보면 인공지능 기술의 경우에도 새로운 직업들이 만들어지면서 장기적으로는 일자리가 부족하지 않을 것으로 예상해 볼 수 있다. 물론 단기적으로는 일자리의 상실 및 새로운 직업이 창출되기까지의 어려움으로 인해 일자리 총량이 감소할 수 있다.

하지만 오늘날의 인공지능 기술의 발전은 과거 기술과 몇 가지 점에서 눈에 띄는 차이가 있다. 첫째, 특정 부문에서 특정 기술에 한정되어 진행

되던 과거의 자동화에 비해 인공지능 기술의 발전과 이에 의한 자동화는 인간의 업무수행능력 전반에 걸친 대체를 가능하게 할 것으로 예상된다(제2장, 제3장 참조). 특히 빅데이터와 딥 러닝을 중심으로 한 인공지능의 발달은 자연어 처리나 컴퓨터 비전에서 획기적인 성과를 거두고 있으며, 사물인터넷, 로봇공학 등과 결합하여 대부분의 비정형적(non-routine) 업무까지도 처리가 가능하다. 물론 고도의 창의성이나 의사소통 능력 등은 여전히 대체가 어려울 수 있으나, 그것마저도 언젠가는 고성능 인공지능으로 대체될 수 있을 것이다. 이러한 상황에서는 새로운 직업이 어떤 분야에서 어느 정도로 만들어질 수 있는지가 분명하지 않다.

둘째, 단순노무직을 대체하거나 혹은 중간 수준 숙련직을 대체하는 것으로 생각되었던 과거의 기술진보와 달리, 인공지능에 의한 기술진보는 고속숙련까지 대체할 수 있다. 이는 경제 내 불평등의 관점에서 바라볼 때 과거와는 다른 방향으로 작용할 가능성이 있어 주목할 만하다. 특히 학력 프리미엄이 경제 불평등의 주된 이유였던 과거와는 다른 양상이 전개될 수 있다(Autor, Katz, and Kearney, 2006; Autor, Goldin, and Katz, 2020; Acemoglu and Restrepo, 2022).

셋째, 인공지능 기술은 노동수요를 줄이기보다 오히려 노동생산성을 증가시키는 기술(labor-augmenting technology)일 가능성이 있다. 현재의 인공지능 관련 기술진보를 경제학적으로 바라보면 주로 예측비용의 감소를 의미한다(Agrawal, Gans, and Goldfarb, 2019). 예측 직무는 그 자체로서는 의미가 없지만, 다른 직무들, 특히 의사결정 직무와는 결합되어 생산에 중요하게 작용한다. 예측비용의 감소는 불확실성을 감소시켜 의사결정 및 생산성 향상으로 이어질 수 있다. 다만, ‘기계적인 의사결정’이 이루어지는 수준까지 불확실성이 감소한다면 더 이상 해당 직무나 일자리가 유지될지는 불확실하다.

Acemoglu, Autor, Hazell, and Restrepo(2022)에 따르면, 미국에서 2010~18년 사이 과거의 사업체 내 직업 구성상 인공지능의 영향을 받았을 것으로 예상되는 사업체에서는 인공지능 관련 일자리가 빠르게 증가하였으나 인공지능과 관련되지 않은 일자리는 감소한 것으로 추정되었다. 다만,

해당 기간 중 인공지능 사용 비중은 경제 전반에서는 미미하여, 경제 전체에서의 직업이나 산업 수준의 변화는 감지하지 못했다. 이러한 결과는 인공지능 기술이 노동대체적 성격임을 시사하는 결과이지만, 직업과 직접 관련된 인공지능 기술과 관련되기 때문일 수 있다. 저자들이 한계로 언급하였듯이, 많은 기업에서 제품·서비스 혁신을 위해 인공지능을 사용하는데, 이 경우에는 노동대체적 성격이 약할 것이다. 실제로 Babina *et al.*(2024)은 같은 데이터를 사용하여 인공지능 투자가 증가한 기업에서는 2010~18년 기간 동안 매출 및 고용 등이 빠르게 성장하였음을 확인하였는데, 인공지능 기술을 통해 제품·서비스 혁신(신제품 개발 및 맞춤형 서비스 등)이 촉진되었기 때문으로 보았다.

각국마다 노동시장 상황이 다를 수 있어, 우리나라 상황에서도 인공지능 도입이 고용이나 임금에 미치는 영향을 살펴볼 필요가 있다. 이는 인공지능 기술의 성격이 어떠한지를 파악하는 데 있어서도 중요하다.

Acemoglu, Autor, Hazell, and Restrepo(2022)의 이론적 틀이 유용한데, 여기에서는 수식보다는 직관적 설명으로 대신한다. 각 기업의 생산 과정에서 인간 노동과 인공지능 알고리즘이 대체성이 높은 투입요소라고 가정할 경우, 알고리즘의 업무수행능력 증가는 일차적으로 (AI 전문인력 채용 및) 총량적 노동대체로 이어진다. 하지만 생산비용을 절감한 기업은 생산물 가격을 하락시켜 수요를 증가시키므로써 이윤을 극대화할 수 있는데, 이러한 과정에서 노동수요 증대효과(또는 “생산성 효과”)가 발생한다. 만일 전자의 효과에 비해 후자의 효과가 상대적으로 작다면 인공지능 기술의 사용은 기업 단위의 고용을 줄일 것이지만, 후자가 충분히 클 경우에는 기업 단위의 고용이 매출과 동시에 증가할 것이다.

여기에서 한걸음 더 나아가, Acemoglu and Restrepo(2018, 2019)가 잘 정리하고 있듯이, 특정 기업의 인공지능 기술 도입으로 기업의 생산성이 높아질 때 해당 기업이 아닌 각 지역 경제 내 다른 기업의 노동수요 증가도 나타날 수 있다. 새로운 일자리 창출까지 포함한 전반적인 영향을 파악하기 위해서는 지역 단위에서 전반적 고용 상황을 살펴볼 필요가 있다. 또한 기업 단위 추정치와 지역 단위 추정치를 비교함으로써 이러한 파급

효과를 가늠할 수 있을 것이다. 만일 초기 단계라서 파급효과가 미미한 경우에는 기업 단위 추정치와 지역 단위 추정치가 대체로 일치할 것이다.

제3절 데이터

본 장에서 사용된 데이터는 기업 단위 패널 데이터와 대규모 반복 횡단면 데이터의 두 종류이다.

먼저 통계청의 기업활동조사(2017~21)를 기업 단위 분석에 활용한다. 기업활동조사는 기업의 경영실적 및 다각화, 계열화, 성과관리제도 등 다양한 경영활동을 파악하기 위한 목적으로 2006년 이후로 매년 작성되어 제공되고 있다. 상용근로자 50인 이상이고 자본금 3억원 이상인 회사법인 약 15,000개를 매년 전수조사하고 있다. 2017년 이후로는 4차 산업혁명 기술 도입 여부를 묻고 있어서 이러한 변수를 활용할 수 있으며, 기업 단위에서 연도 간 연계키가 부여되고 있어서 기업 단위 패널 분석이 가능하다. 기업의 산업, 지역, 업력 등의 특성 변수와 함께 기업의 매출과 고용을 비롯한 여러 성과변수들을 이용할 수 있다.

다음으로 과기부·NIA의 정보화통계조사(2017~22)를 통계청의 지역별 고용조사(2013~22)와 연계한 자료를 활용한다. 과기부·NIA의 정보화통계조사는 기업통계등록부 기반으로 전국 종사자 수 10인 이상 민간기업체 전체를 모집단으로 하여 약 12,500개 기업체를 매년 표본추출하여 조사하고 있다. 2020년 이후로는 국제기준에 따라 표본추출틀이 변경되었으므로, 그 이전부터의 시계열 연계가 가능한 10인 이상 사업체 및 회사법인만을 대상으로 한다. 이 자료는 각 기업의 정보화 현황 및 인공지능 기술 도입 현황을 구체적으로 담고 있다.

한편, 통계청의 지역별 고용조사(2013~22)는 각 연도 상반기(4월) 및 하반기(10월)에 전국 가구 중 임의추출된 약 10만여 가구를 대상으로 실시되는 대규모 가구대상 조사이다.

<표 5-1> 요약통계량: 기업활동조사

변수	관측치	평균	표준편차	최솟값	최댓값
로그 임금근로자 수	123,954	4.91	1.11	0	11.64
로그 상용근로자 수	123,954	4.85	1.09	0	11.63
로그 매출액	123,954	10.53	1.56	0	19.11
로그 인건비	123,859	8.82	1.20	0	16.27
로그 자본금	123,954	7.99	1.53	5.70	16.14
자본금 중 외국인투자 비중	123,954	0.09	0.27	0	1
자회사 유무	123,954	0.42	0.49	0	1
모회사 여부	123,954	0.25	0.43	0	1
특허 수	123,954	27.7	511.53	0	46,830
인공지능 도입 여부	123,954	0.02	0.12	0	1
인공지능 예측 도입 가능성	123,954	0.02	0.02	0	0.04

<표 5-2> 요약통계량: 지역별 고용조사

변수	관측치	평균	표준편차	최솟값	최댓값
연령	6,917,377	47.55	16.19	15	74
여성	6,917,377	0.52	0.50	0	1
임금근로 여부	6,917,377	0.40	0.49	0	1
월평균임금	2,805,600	243.87	160.43	0	10,000
최종학력	6,917,377	2.28	1.18	1	6
지역(시도)	6,917,377	9.53	4.83	1	17
연도	6,917,377	2017.48	2.91	2013	2,022
월	6,917,377	6.99	3.00	4	10
인공지능 영향률	6,917,377	0.03	0.05	0	0.21
인공지능 예측 영향률	6,917,377	0.04	0.04	0	0.13

제4절 분석모형

본 장에서 사용하고 있는 분석모형은 앞서 두 종류의 데이터에 상응하여 기업 단위 패널 모형과 지역 노동시장 단위의 패널 모형으로 구성된다.

먼저 기업 단위 패널 모형의 경우에는, 기업 단위에서 각 연도별로 관찰되는 데이터를 바탕으로 기업의 관측된 특성(산업, 규모 등)은 물론 기업 수준에서 고정된 미관측 특성까지 통제된 상태에서 기업의 인공지능 기술 도입 전후로 기업의 매출 및 고용에 어떤 효과가 있었는지 살펴볼 수 있다.

$$(1st) AI_{f,t} = \alpha_0 \widehat{AI}_{r(f),t} + X_{f,t}' \beta_0 + \nu_f + \omega_t + \xi_{f,t}$$

$$(2nd) Y_{f,t} = \alpha_1 \widehat{AI}_{f,t} + X_{f,t}' \beta_1 + \phi_f + \mu_t + \epsilon_{f,t}$$

$AI_{f,t}$: 기업 f의 t년도 인공지능 도입 여부, $\widehat{AI}_{r(f),t}$: 지역 수준에서 예측되는 인공지능 도입률, $Y_{f,t}$: 기업 성과(매출, 인건비, 고용 등), $X_{f,t}$: 기업 특성, f: 기업, r: 지역(시도), t: 연도

하지만 기업의 고정효과까지 통제하더라도 인공지능 기술 도입은 기업 수준에서 변화하는 요인들의 영향을 받아 결정될 수 있으며, 이러한 미관측 요인은 매출이나 고용에 동시에 영향을 미칠 수 있다. 예컨대, 기업 고정효과를 통제하고 관찰되는 인공지능 기술 도입 전후의 고용 변화는 실제 고용효과 외에 기업규모 변화 결정과 동시에 기술 도입을 추진할 경우에도 나타날 수 있다. 자본금, 외국인 투자 비중, 상장형태, 자회사 여부 등의 변화를 통제하더라도, 미관측 시변 요인에 의한 혼동이 발생할 수 있다.

이러한 문제를 극복하기 위해 인공지능 기술 도입을 예측할 수 있는 도구변수를 활용하였다. 보다 구체적으로 2012년의 각 지역 내 산업 구성을 바탕으로 2017~21년 사이 국가 전체에서 산업별 인공지능 도입률이 변화할 때 예측되는 지역 단위 인공지능 도입률을 도구변수(Instrumental

Variable)로 사용하여 도구변수 추정방법(IV estimation)을 시행하였다. 2012년 이전에는 인공지능의 산업적 적용 가능성 논의가 희박하였고,⁵⁹ 2012년 이후 각 산업별로 도입이 확산되기 시작하였다는 점, 그리고 이러한 산업별 인공지능 도입률의 차이가 2012년 당시 지역 내 산업 구성의 차이로 인해 지역별 차이로 이어지는 부분은 적어도 개별 기업 관점에서 외생적으로 볼 수 있기 때문이다.

$$\widehat{AI}_{r(f),t} = AI_{r,t_0} + \sum_s \left[\frac{F_{r,s,t_0}}{F_{r,t_0}} (AI_{s,t} - AI_{s,t_0}) \right]$$

$\widehat{AI}_{r(f),t}$: 기업 소재지에서 예측되는 인공지능 도입률, $AI_{s,t}$: 산업부문별 인공지능 도입률, F_{r,s,t_0} : 지역 r, 산업부문 s, 시점 t_0 의 기업 수

이러한 추정 결과를 통해 인공지능 도입이 기업 단위에서 매출이나 고용에 어떤 영향을 미치는지 확인할 수 있다. 이는 인공지능 도입의 직접적 효과로 볼 수 있다. 앞서 논의하였듯이 단기적 효과와 장기적 효과는 다를 수 있으므로, 주어진 데이터의 범위 내에서 종속변수의 시차를 달리한 추정도 시도하였다. 다만, 아직까지 데이터가 길지 않아서 긴 시차를 확인하기는 어려운데, 이는 데이터 수집의 한계라기보다 오히려 딥러닝을 중심으로 한 인공지능 기술이 본격적으로 활용되기 시작한 이후의 기간이 짧아서 발생하는 한계이다.

다음으로 기업 단위의 생산성이나 고용의 변화가 지역경제에 미칠 수 있는 파급효과를 고려하여 지역 노동시장 단위 분석을 실시한다. 지역 노동시장 단위 분석에서는 지역 노동시장 내에서 인공지능 기술의 근로자 수준 영향도가 높아질 때 해당 지역에서의 고용과 임금에 어떤 영향이 있는지를 살펴보았다. 지역 노동시장 내 인공지능 영향도는 지역 및 산업과 규모별로 조사된 인공지능 도입률 및 종사자 수로부터 계산한 근로자 수준의 영향도를 의미한다. 지역과 시간 고정효과 및 개인 특성(성

59 2012년은 제프리 힌튼이 이끄는 AlexNet 팀이 이미지인식 대회(ILSVRC)에서 딥 러닝의 우수성을 각인시킨 해로 현재의 인공지능 기술 발전에 있어 중요한 이정표의 하나이다 (본 보고서 pp.12~13 참조).

별, 연령, 학력 등)을 통제한 상태에서 이러한 영향도가 변화할 때 개인 수준의 고용과 임금에 어떤 영향이 있는지를 분석함으로써, 앞서 기업 단위 분석에서 확인되는 직접적 효과를 넘어 지역 노동시장 내에 파급되는 간접적 효과까지 고려한 보다 광범위한 효과를 살펴볼 수 있다.

이러한 분석에서도 인공지능 기술 도입의 내생성 문제는 동일하게 작용한다. 앞서와 유사한 방식으로 각 지역 내 산업별 근로자 분포(2012년) 및 전국 단위의 산업별 인공지능 영향률로부터 지역에서의 근로자 수준의 인공지능 영향률을 예측하고, 이를 실제 근로자 수준 영향률에 대한 도구변수로 사용한다. 이러한 추정은 지역 노동시장 단위에서의 변화에 주목하고 있으며, 지역별 산업 구성에 기반한 도구변수(Bartik Instrument)를 사용하고 있다는 점에서 최근 문헌과 궤를 같이한다(e.g., Acemoglu and Restrepo, 2020; Acemoglu, Autor, Hazell, and Restrepo, 2022).

$$(1st) AI_{r(i),t} = \gamma_1 BI_{r(i),t} + X_i' \delta_1 + \nu_{r(i)} + \omega_t + \xi_{r,t}$$

$$(2nd) Y_{i,t} = \gamma_2 \widehat{AI}_{r(i),t} + X_i' \delta_2 + \phi_{r(i)} + \mu_t + \epsilon_{r,t}$$

$AI_{r(i),t}$: 지역 r에서의 t년도 인공지능 영향률, $BI_{r(i),t}$: 지역 r에서 t년도에 예측되는 인공지능 영향률, $Y_{i,t}$: 개인 i의 t년도 노동시장 성과(고용, 임금 등), X_i : 개인 특성

$$BI_{r(i),t} = AI_{r(i),t_0} + \left[\sum_s \left[\frac{E_{r,s,t_0}}{E_{r,t_0}} (AI_{s(i),t} - AI_{s(i),t_0}) \right] \right]$$

개인별 노동시장 성과 변수를 살펴보기 위해 개인 수준의 데이터를 활용하며, 인구 대표성을 확보하기 위해 모든 분석에서 인구가중치를 사용한다.

제5절 추정 결과(1): 인공지능 도입과 기업의 고용

<표 5-3>에서는 인공지능 도입 여부가 기업의 고용에 미친 영향을 분석한 결과를 제시하고 있다. 기업 고정효과를 통제한 상태에서 추정된 결과는 인공지능 도입 시 임금근로자 수가 증가하는 경향이 있음을 보여 준다(1열). (로그) 자본금, 자회사 유무, 모회사 여부, 특허 수, 상장형태 등을 추가적으로 통제하더라도 이러한 양의 상관관계는 유지된다(2열). 하지만 지역 내 산업 구성으로부터 예측되는 인공지능 도입률을 도구변수로 활용한 추정 결과에서는 인공지능 도입이 임금근로자 수에 미치는

<표 5-3> 인공지능 도입이 기업 단위 고용에 미치는 영향

종속변수: 로그 임금근로자 수	(1) OLS	(2) OLS	(3) IV	(4) IV
인공지능 도입	0.078*** (0.012)	0.074*** (0.012)	-0.020 (0.241)	-0.013 (0.240)
로그 자본금		0.068*** (0.010)		0.068*** (0.010)
자본금 중 외국인투자 비중		0.039*** (0.015)		0.040*** (0.015)
자회사 유무		0.056*** (0.007)		0.057*** (0.007)
모회사 여부		-0.018* (0.011)		-0.018* (0.011)
특허 수/1,000		0.071** (0.035)		0.070** (0.035)
상장형태(코스피, 코스닥, 코넥스) 고정효과		Y		Y
기업 고정효과	Y	Y	Y	Y
연도 고정효과	Y	Y	Y	Y
1 st Stage F-Stat.			118.3	118.2
N	110,485	110,485	110,485	110,485

주: 1) *p<0.1, **p<0.05, ***p<0.01.

2) 괄호 안은 표준오차이며, 기업 단위에서 군집됨.

자료: 통계청, 「기업활동조사」, 2013~21.

영향이 전통적 유의도 수준에서는 0과 다르지 않음을 시사한다(3열). 추가적 통제변수들을 포함하더라도 결과는 크게 다르지 않다(4열).

이는 임시일용직 고용까지 포함한 결과로, 상용직 고용에 관해서는 별도의 분석이 필요할 수 있다. <표 5-4>는 인공지능 도입과 상용근로자 수 변화의 관계를 보여준다. 기업 단위에서 인공지능 도입 시 상용근로자 수는 증가하는 경향이 관찰되며, 그 크기는 앞서 임금근로자 전체에 대해서와 거의 비슷하다(1열). 한편, 자본금 중 외국인투자 비중, 자회사 유무, 모회사 여부, 특허 수, 상장형태 등을 추가적으로 통제하면 추정치의 크기는 약간 작아지지만 양의 상관관계는 유지된다(2열). 하지만 예측된 인공지능 도입률을 활용한 도구변수 추정 결과는 인공지능 도입이 상용직 고용에 미치는 영향이 전통적 유의도 수준에서는 0과 다르지 않음

<표 5-4> 기술 도입이 기업 단위 상용직 고용에 미치는 영향

종속변수: 로그 상용근로자 수	(1) OLS	(2) OLS	(3) IV	(4) IV
인공지능 도입	0.061*** (0.012)	0.058*** (0.012)	-0.000 (0.230)	0.011 (0.230)
로그 자본금		0.071*** (0.010)		0.071*** (0.010)
자본금 중 외국인투자 비중		0.028* (0.015)		0.028* (0.015)
자회사 유무		0.058*** (0.007)		0.058*** (0.007)
모회사 여부		-0.021** (0.010)		-0.020** (0.010)
특허 수/1,000		0.070** (0.035)		0.070** (0.035)
상장형태(코스피, 코스닥, 코넥스) 고정효과		Y		Y
기업 고정효과	Y	Y	Y	Y
연도 고정효과	Y	Y	Y	Y
1 st Stage F-Stat.			118.3	118.2
N	110,485	110,485	110,485	110,485

주: 1) *p<0.1, **p<0.05, ***p<0.01.

2) 괄호 안은 표준오차이며, 기업 단위에서 군집됨.

자료: 통계청, 「기업활동조사」, 2013-21.

을 시사한다(3열). 추가적 통제변수들을 포함하더라도 마찬가지이다(4열).

고용 외에 임금 수준도 관심이다. 하지만 기업활동조사에서 개별적 임금에 대한 정보는 주어지지 않았다. 대신 총인건비에 대한 정보는 존재하므로 이를 분석한다. 앞서 총 근로자 수로 나누어주면 1인당 인건비의 변화도 고려할 수 있다. <표 5-5>는 기업 단위에서 인공지능 도입 시 1인당 인건비의 변화를 분석한다. 기업 및 연도 고정효과를 통제한 상태에서 인공지능 도입은 1인당 인건비의 변화와 거의 무관하다(1열). 기업 상황의 변화를 나타내는 변수들을 추가적으로 통제하더라도 추정치는 크게 달라지지 않는다(2열). 하지만 도구변수 추정치는 상당히 큰 음의 값을 가지는데, 인공지능 도입 기업에서 1인당 인건비가 약 30% 가까이 하락함

<표 5-5> 인공지능 도입이 기업 단위 1인당 인건비에 미치는 영향

종속변수: 로그 1인당 인건비	(1) OLS	(2) OLS	(3) IV	(4) IV
인공지능 도입	-0.016 (0.010)	-0.016 (0.010)	-0.280 (0.181)	-0.275 (0.182)
로그 자본금		0.027*** (0.006)		0.027*** (0.006)
자본금 중 외국인투자 비중		-0.007 (0.015)		-0.005 (0.016)
자회사 유무		0.004 (0.006)		0.005 (0.006)
모회사 여부		-0.012 (0.010)		-0.012 (0.010)
특허 수/1,000		0.017 (0.011)		0.015 (0.012)
상장형태(코스피, 코스닥, 코넥스) 고정효과		Y		Y
기업 고정효과	Y	Y	Y	Y
연도 고정효과	Y	Y	Y	Y
1 st Stage F-Stat.			117.6	117.5
N	110,393	110,393	110,393	110,393

주: 1) *p<0.1, **p<0.05, ***p<0.01.

2) 괄호 안은 표준오차이며, 기업 단위에서 군집됨.

자료: 통계청, 「기업활동조사」, 2013~21.

을 나타낸다. 다만, 이러한 추정치는 5% 유의도 수준에서 유의하지는 않다(3월). 추가적인 통제변수들을 넣더라도 이러한 결과에는 큰 차이가 없다(4월).

이러한 결과는 기업 단위에서 인공지능 도입이 고용이나 임금에 미치는 영향은 적어도 단기적으로는 크게 부정적이지 않음을 의미한다. 여기에서는 인력 관련 데이터의 한계로 더 이상 구체적으로 분석하기 어려우나, 기존 문헌을 참고하면 AI 전문인력의 (임시적) 채용으로 인한 고용 증가가 다른 인력의 채용 감소를 상쇄하면서 큰 변화가 없는 것처럼 보일 가능성이 있다.

한편, 고용에 미치는 영향은 시차를 두고 나타날 수 있다. 아직까지 인공지능 도입 이후 장기간 데이터는 관찰되지 않고 있으나, 2017년 이후로 최대 3~4년의 분석은 가능하다. <표 5-6>에서 인공지능 도입 시 1~3년 후의 고용 변화를 살펴보면, 1년 후의 고용은 도입 이전보다 증가하는 경향이 있었으나 3년 후의 고용은 그러한 경향이 분명하지 않았다(1~3월). 도구변수 추정치에서는 1년 후의 고용은 오히려 약간 감소한 것으로 추정되지만 통계적 유의성은 높지 않았다. 다만, 시간이 지날수록 고용 감소폭은 다소 커지는 경향이 관찰되었다. 이러한 결과는 비록 단기적으로는 고용에 미치는 부정적 영향이 크지 않으나 시간이 지날수록 커질 수 있음을 시사한다. 같은 분석을 상용직 고용으로만 한정하여 살펴보더라도 결론은 대동소이하다(표 5-7).

한편, 1인당 인건비에 미치는 영향 역시 시차를 두고 나타날 수 있다. <표 5-8>에서 인공지능 도입 시 1~3년 후의 1인당 인건비 변화를 살펴보면, 1~3년 후의 1인당 인건비는 비슷한 수준을 유지하는 것으로 보인다(1~3월). 하지만 도구변수 추정 결과에서는 1인당 인건비가 도입 이전보다 다소 감소하는 것으로 추정된다(4~6월). 다만, 이러한 차이의 통계적 유의성은 높지 않다.

참고로 인공지능 도입이 기업 단위 매출액에 미치는 영향은 <표 5-9>에 수록되어 있다. 앞서 고용과 마찬가지로 기업 단위에서 인공지능 도입은 매출액의 변화와 긍정적인 상관관계를 갖는 것으로 나타난다. 도구

<표 5-6> 인공지능 도입이 총고용에 미치는 영향: 1~3년 후

종속변수: 로그 임금근로자 수	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
	1년 후	2년 후	3년 후	1년 후	2년 후	3년 후
	OLS			IV		
인공지능 도입	0.058*** (0.014)	0.046*** (0.017)	0.030 (0.020)	-0.083 (0.258)	-0.131 (0.280)	-0.387 (0.288)
기업 고정효과	Y	Y	Y	Y	Y	Y
연도 고정효과	Y	Y	Y	Y	Y	Y
N	91685	75735	61428	91685	75735	61428

주: 1) *p<0.1, **p<0.05, ***p<0.01.

2) 괄호 안은 표준오차이며, 기업 단위에서 군집됨.

자료: 통계청, 「기업활동조사」, 2013~21.

<표 5-7> 인공지능 도입이 상용직 고용에 미치는 영향: 1~3년 후

종속변수: 로그 상용근로자 수	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
	1년 후	2년 후	3년 후	1년 후	2년 후	3년 후
	OLS			IV		
기술 도입	0.040*** (0.015)	0.023 (0.016)	0.004 (0.020)	-0.030 (0.243)	-0.165 (0.264)	-0.398 (0.275)
기업 고정효과	Y	Y	Y	Y	Y	Y
연도 고정효과	Y	Y	Y	Y	Y	Y
N	91685	75735	61428	91685	75735	61428

주: 1) *p<0.1, **p<0.05, ***p<0.01.

2) 괄호 안은 표준오차이며, 기업 단위에서 군집됨.

자료: 통계청, 「기업활동조사」, 2013~21.

<표 5-8> 인공지능 도입이 1인당 인건비에 미치는 영향: 1~3년 후

종속변수: 로그 1인당 인건비	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
	1년 후	2년 후	3년 후	1년 후	2년 후	3년 후
	OLS			IV		
기술 도입	0.012 (0.011)	0.014 (0.014)	0.015 (0.020)	-0.169 (0.202)	-0.202 (0.232)	-0.234 (0.258)
기업 고정효과	Y	Y	Y	Y	Y	Y
연도 고정효과	Y	Y	Y	Y	Y	Y
N	91569	75639	61355	91569	75639	61355

주: 1) *p<0.1, **p<0.05, ***p<0.01.

2) 괄호 안은 표준오차이며, 기업 단위에서 군집됨.

자료: 통계청, 「기업활동조사」, 2013~21.

<표 5-9> 인공지능 도입이 기업 단위 매출액에 미치는 영향

종속변수: 로그 매출액	(1) OLS	(2) OLS	(3) IV	(4) IV
인공지능 도입	0.077*** (0.017)	0.071*** (0.017)	0.400 (0.313)	0.416 (0.313)
로그 자본금		0.114*** (0.015)		0.114*** (0.015)
자본금 중 외국인투자 비중		0.075*** (0.023)		0.073*** (0.024)
자회사 유무		0.067*** (0.026)		0.051* (0.029)
모회사 여부		0.093*** (0.021)		0.079*** (0.025)
특허 수/1,000		0.018 (0.012)		0.011 (0.014)
상장형태(코스피, 코스닥, 코넥스) 고정효과		Y		Y
기업 고정효과	Y	Y	Y	Y
연도 고정효과	Y	Y	Y	Y
1 st Stage F-Stat.			118.3	118.0
N	110485	110485	110485	110485

주: 1) *p<0.1, **p<0.05, ***p<0.01.

2) 괄호 안은 표준오차이며, 기업 단위에서 군집됨.

자료: 통계청, 「기업활동조사」, 2013~21.

변수 추정치 자체는 양의 값이지만, 전통적 유의도 수준에서 통계적으로 0과 다르지 않다.

제6절 추정 결과(2): 지역 수준 인공지능 영향률과 노동시장 성과

본 절에서는 앞서의 기업 단위 분석을 지역 노동시장 단위로 확장한다. 앞서 소개한 정보화통계조사 자료로부터 지역 수준의 인공지능 영향률 측도를 구성하고, 이를 지역별 고용조사 자료의 지역과 시간 단위에서

연계하여 지역 수준 인공지능 영향률의 변화가 해당 지역에 거주하는 개인 수준의 고용과 임금에 어떤 영향을 미치는지를 분석한다. 이러한 분석은 해당 지역 내 기업들의 기술 도입이 지역 내에 어떤 파급효과를 미치는지를 살펴보는 것이다. 성별로 연령이나 학력 효과 등이 상이할 가능성을 고려하여, 성별로 별도의 분석을 실시하며, 대상 연령은 15~74세로 한정한다. 모든 식에서 연령, 최종학력, 지역 및 시간(연월) 고정효과를 통제한다.

먼저 <표 5-10>의 결과는, 지역 내에서 인공지능 영향률이 증가할 경우 연령(삼차식)이나 학력을 통제한 상태에서 남성 임금근로의 변화는 미미한 것으로 나타난다(1열). 지역의 과거 산업 구성으로부터 예측되는 인공지능 영향률을 사용하여 도구변수를 추정하더라도, 그 영향은 10% 유의도 수준에서 0과 다르지 않다(2열). 한편, 지역 내 인공지능 영향률의 변화는 남성 임금근로자 평균임금 변화와 뚜렷한 음의 상관관계를 갖지만(3열), 도구변수 추정 결과는 인공지능 영향률이 임금에 미치는 인과적 영향은 크지 않음을 시사한다(4열).

한편, 여성의 경우(표 5-11), 지역이나 시간 및 연령 고정효과와 최종학력 더미들을 통제한 상태에서 지역 수준 인공지능 영향률은 임금근로 여부와 갖는 연관성이 약한 것으로 나타난다(1열). 이는 도구변수 추정에서도 마찬가지로 나타난다(2열). 또한 남성과 마찬가지로 지역 내에서 인공지능 영향률 증가 시 여성 임금근로자의 평균임금은 감소하는 경향이 관찰된다(3열). 그런데 도구변수 추정 결과에서 이러한 경향은 더욱 뚜렷하게 관찰되어, 여성의 경우 지역 수준의 인공지능 영향률이 임금에 미치는 인과적 영향이 부정적임을 시사한다(4열). 지역 내에서 인공지능에 노출된 근로자 비중이 1%p 증가할 때 여성 임금은 0.18%가량 감소한다.

한편, 상용직과 임시일용직의 구분이 중요할 수 있다. 상용직의 경우 1년 이상의 계약 내지는 무기계약직·정규직 등으로 공식적인 인사관리 대상이며 고용조정이 쉽지 않지만, 임시일용직의 경우 1년 미만의 계약으로 고용조정이 매우 쉬운 편이다. <표 5-12>에서 지역 수준 인공지능 영향률이 남성 상용직 근로에 미치는 영향을 살펴보면, 2열의 도구변수

<표 5-10> 지역 수준 인공지능 영향률과 노동시장 성과: 남성 임금근로

	(1) 임금근로 OLS	(2) 임금근로 IV	(3) 로그임금 OLS	(4) 로그임금 IV
인공지능 영향률	-0.014 (0.019)	0.005 (0.025)	-0.132* (0.072)	0.030 (0.065)
연령	0.141*** (0.002)	0.141*** (0.002)	0.092*** (0.006)	0.092*** (0.006)
연령 ² /100	-0.268*** (0.004)	-0.268*** (0.004)	-0.057*** (0.013)	-0.057*** (0.013)
연령 ³ /1000	0.015*** (0.000)	0.015*** (0.000)	-0.006*** (0.001)	-0.006*** (0.001)
최종학력: 고교	0.008** (0.004)	0.008** (0.004)	0.236*** (0.005)	0.236*** (0.005)
최종학력: 전문대학	0.119*** (0.005)	0.119*** (0.005)	0.416*** (0.007)	0.416*** (0.007)
최종학력: 대학	0.116*** (0.004)	0.116*** (0.004)	0.577*** (0.010)	0.577*** (0.010)
최종학력: 석사	0.184*** (0.005)	0.184*** (0.005)	0.697*** (0.013)	0.697*** (0.013)
최종학력: 박사	0.286*** (0.006)	0.286*** (0.006)	0.941*** (0.014)	0.941*** (0.014)
지역 고정효과	Y	Y	Y	Y
연월 고정효과	Y	Y	Y	Y
1 st Stage F-Stat.		37.3		35.7
N	3334315	3334315	1528854	1528854

주: 1) *p<0.1, **p<0.05, ***p<0.01.

2) 괄호 안은 표준오차이며, 지역-연도 단위에서 군집됨.

자료: 「정보화통계조사」와 「지역별 고용조사」(2013-22) 연계자료.

(IV) 추정치는 지역 내에서 인공지능 영향률 1%p 증가 시 연령이나 학력을 통제하고서도 남성 상용직 근로가 약 0.07%p 증가함을 의미한다. 이는 지역 기업에서 인공지능 기술 도입이 증가하는 경우, 해당 지역 내에서 남성 상용직 채용이 증가하는 효과가 있는 것으로 해석될 수 있다. 임금의 경우 3열의 OLS 추정치와는 달리 4열의 IV 추정치는 지역 내에서 인공지능 영향률이 증가하더라도 상용직 평균임금은 큰 영향이 없음을 의미한다.

<표 5-11> 지역 수준 인공지능 영향률과 노동시장 성과: 여성 임금근로

	(1) 임금근로 OLS	(2) 임금근로 IV	(3) 로그임금 OLS	(4) 로그임금 IV
인공지능 영향률	-0.010 (0.015)	-0.032 (0.020)	-0.119*** (0.039)	-0.176** (0.083)
최종학력: 고교	-0.025*** (0.004)	-0.025*** (0.004)	0.130*** (0.003)	0.130*** (0.003)
최종학력: 전문대학	0.066*** (0.005)	0.066*** (0.005)	0.346*** (0.007)	0.346*** (0.007)
최종학력: 대학	0.039*** (0.006)	0.039*** (0.006)	0.506*** (0.010)	0.506*** (0.010)
최종학력: 석사	0.138*** (0.008)	0.138*** (0.008)	0.723*** (0.010)	0.723*** (0.010)
최종학력: 박사	0.290*** (0.007)	0.290*** (0.007)	0.938*** (0.016)	0.938*** (0.016)
연령 고정효과	Y	Y	Y	Y
지역 고정효과	Y	Y	Y	Y
연월 고정효과	Y	Y	Y	Y
1 st Stage F-Stat.		39.2		39.8
N	3583062	3583062	1243679	1243679

주: 1) *p<0.1, **p<0.05, ***p<0.01.

2) 괄호 안은 표준오차이며, 지역-연도 단위에서 군집됨.

자료: 「정보화통계조사」와 「지역별 고용조사」(2013~22) 연계자료.

<표 5-13>에서 지역 수준 인공지능 영향률이 여성 상용직 근로에 미치는 영향을 살펴보면, 2열의 도구변수(IV) 추정치는 지역 내에서 인공지능 영향률 1%p 증가 시 연령이나 학력을 통제하고서도 여성 상용직 근로가 약 0.06%p 증가함을 의미한다. 이는 <표 5-12>의 남성 상용직 근로 증가분과 유사하다. 지역 기업에서 인공지능 기술 도입이 증가하는 경우, 해당 지역 내에서 남성과 여성 모두에서 상용직 채용이 증가하는 효과가 있다는 결과로 해석될 수 있다. 다만, 앞 절의 결과를 고려한다면 상용직 채용 증가는 인공지능 기술 도입 기업 내에서 일어나는 일은 아닐 수 있다. 지역 내 기술투자 증가로 인한 지역 내 간접적 채용증가 효과일 가능성이 높다.

<표 5-12> 지역 수준 인공지능 영향률과 노동시장 성과: 남성 상용직

	(1) 상용직 근로 OLS	(2) 상용직 근로 IV	(3) 로그임금 (상용직) OLS	(4) 로그임금 (상용직) IV
인공지능 영향률	-0.012 (0.023)	0.065** (0.031)	-0.145** (0.069)	0.029 (0.058)
연령	0.113*** (0.002)	0.113*** (0.002)	-0.009** (0.004)	-0.009** (0.004)
연령 ² /100	-0.210*** (0.004)	-0.210*** (0.004)	0.143*** (0.009)	0.143*** (0.009)
연령 ³ /1000	0.011*** (0.000)	0.011*** (0.000)	-0.018*** (0.001)	-0.018*** (0.001)
최종학력: 고교	0.031*** (0.003)	0.031*** (0.003)	0.199*** (0.006)	0.199*** (0.006)
최종학력: 전문대학	0.214*** (0.003)	0.214*** (0.003)	0.313*** (0.007)	0.313*** (0.007)
최종학력: 대학	0.245*** (0.004)	0.245*** (0.004)	0.471*** (0.011)	0.471*** (0.011)
최종학력: 석사	0.327*** (0.004)	0.327*** (0.004)	0.593*** (0.013)	0.593*** (0.013)
최종학력: 박사	0.426*** (0.007)	0.426*** (0.007)	0.832*** (0.013)	0.832*** (0.013)
지역 고정효과	Y	Y	Y	Y
연월 고정효과	Y	Y	Y	Y
1 st Stage F-Stat.		37.3		35.4
N	3334315	3334315	1181072	1181072

주: 1) *p<0.1, **p<0.05, ***p<0.01.

2) 괄호 안은 표준오차이며, 지역-연도 단위에서 군집됨.

자료: 「정보화통계조사」와 「지역별 고용조사」(2013~22) 연계자료.

한편, 여성 상용직 임금을 살펴보면 3열의 OLS 추정치보다도 오히려 4열의 IV 추정치가 더 부정적 영향을 보여주고 있다. 지역 내에서 인공지능 영향률이 증가할 때 여성 상용직 임금에는 뚜렷한 부정적 영향이 있음을 시사하는 결과이다. 앞 절의 분석 결과에서 인공지능 기술 도입 기업 내에서 (비록 통계적 유의성은 낮지만) 1인당 인건비가 감소하는 추정치와 대체로 부합하는 결과로 볼 수 있다. 기업 단위 분석에서는 데이터

<표 5-13> 지역 수준 인공지능 영향률과 노동시장 성과: 여성 상용직

	(1) 상용직 근로 OLS	(2) 상용직 근로 IV	(3) 로그임금 (상용직) OLS	(4) 로그임금 (상용직) IV
인공지능 영향률	0.012 (0.014)	0.058*** (0.017)	-0.126*** (0.036)	-0.227*** (0.083)
최종학력: 고교	0.008*** (0.002)	0.008*** (0.002)	0.128*** (0.005)	0.128*** (0.005)
최종학력: 전문대학	0.145*** (0.004)	0.145*** (0.004)	0.272*** (0.009)	0.272*** (0.009)
최종학력: 대학	0.138*** (0.004)	0.138*** (0.004)	0.463*** (0.012)	0.463*** (0.012)
최종학력: 석사	0.231*** (0.006)	0.231*** (0.006)	0.704*** (0.012)	0.704*** (0.012)
최종학력: 박사	0.342*** (0.007)	0.342*** (0.007)	0.954*** (0.019)	0.954*** (0.019)
연령 고정효과	Y	Y	Y	Y
지역 고정효과	Y	Y	Y	Y
연월 고정효과	Y	Y	Y	Y
1 st Stage F-Stat.		39.2		40.6
N	3583062	3583062	805554	805554

주: 1) *p<0.1, **p<0.05, ***p<0.01.

2) 괄호 안은 표준오차이며, 지역-연도 단위에서 군집됨.

자료: 「정보화통계조사」와 「지역별 고용조사」(2013~22) 연계자료.

의 한계(총인건비)로 남녀를 구분할 수 없었으나 지역 단위 분석에서는 남녀가 구분되면서 여성 임금 하락이 보다 분명하게 나타나고 있다.

이러한 인공지능 영향률의 효과는 연령이나 학력별로 매우 이질적일 수 있다. <표 5-14>에서는 남성 임금근로의 경우 평균적 효과는 미미함에도 불구하고, 연령대별로 매우 다른 효과가 존재함을 보여준다. 남성 15~29세의 경우 고용에는 부정적 영향이 있지만, 임금에서는 긍정적인 영향이 나타났다.⁶⁰ AI 및 디지털 인재 등 숙련 수요의 확대가 이들 중 일

60 더미변수 구성을 바꿔 살펴보면, 15~29세에 대한 총영향은 유의도 1%에서 0과 다르다.

<표 5-14> 지역 수준 인공지능 영향률과 노동시장 성과: 남성 임금근로, 연령별

	(1) 임금근로 OLS	(2) 임금근로 IV	(3) 로그임금 OLS	(4) 로그임금 IV
인공지능 영향률 x 15~29세	-0.269*** (0.041)	-0.328*** (0.056)	0.039 (0.079)	0.430*** (0.148)
x 30~44세	-0.127*** (0.031)	-0.172*** (0.046)	-0.390*** (0.118)	-0.400*** (0.138)
x 45~59세	0.193*** (0.029)	0.285*** (0.050)	0.025 (0.065)	0.246*** (0.061)
x 60~74세	0.106** (0.044)	0.229*** (0.056)	0.029 (0.099)	0.346*** (0.106)
연령	0.144*** (0.002)	0.145*** (0.002)	0.102*** (0.006)	0.109*** (0.006)
연령 ² /100	-0.275*** (0.004)	-0.278*** (0.004)	-0.079*** (0.014)	-0.094*** (0.015)
연령 ³ /1000	0.015*** (0.000)	0.016*** (0.000)	-0.004*** (0.001)	-0.003*** (0.001)
최종학력: 고교	0.006 (0.004)	0.005 (0.004)	0.234*** (0.005)	0.232*** (0.005)
최종학력: 전문대학	0.118*** (0.004)	0.117*** (0.004)	0.414*** (0.007)	0.412*** (0.007)
최종학력: 대학	0.115*** (0.004)	0.114*** (0.004)	0.575*** (0.010)	0.573*** (0.010)
최종학력: 석사	0.182*** (0.005)	0.181*** (0.005)	0.695*** (0.013)	0.694*** (0.013)
최종학력: 박사	0.284*** (0.006)	0.283*** (0.006)	0.939*** (0.014)	0.938*** (0.014)
지역 고정효과	Y	Y	Y	Y
연월 고정효과	Y	Y	Y	Y
1 st Stage F-Stat. (SW)	인공지능 영향률 x 15~29		47.2 (102.3)	46.2 (112.0)
	x 30~44		54.9 (187.9)	54.2 (214.3)
	x 45~59		42.0 (101.1)	50.9 (92.6)
	x 60~74		43.4 (127.4)	53.3 (103.7)
N	3334315	3334315	1528854	1528854

주: 1) *p<0.1, **p<0.05, ***p<0.01.

2) 괄호 안은 표준오차이며, 지역-연도 단위에서 군집됨.

자료: 「정보화통계조사」와 「지역별 고용조사」(2013~22) 연계자료.

부에게 유리하게 작용했을 수 있다. 또한 인공지능 영향률은 유독 남성 30~44세의 고용과 임금 모두에 부정적 영향을 미친 것으로 나타난다. 이는 뒤에서 살펴보겠지만, 직군과 영향이 깊을 것으로 생각된다. 남성 45세 이상에서는 고용과 임금 모두에서 긍정적 영향이 관찰되었는데, 인공지능 기술이 남성 중년 이상 연령대 근로자의 숙련이나 경험을 대체하는 수준에 이르지 못하는 못했기 때문이며 오히려 경제적으로 보완하는 방향으로 작용했기 때문으로 생각된다.

여성 임금근로의 경우에도 연령대별로 매우 다른 효과가 존재한다. <표 5-15>에서 여성 15~29세의 경우에는 고용과 임금 모두에서 뚜렷하게 부정적인 영향이 나타난다. 여성 전반에서 임금이 미치는 영향이 부정적인 것은 청년 여성의 임금이 하락했기 때문으로 보인다. 청년 여성들이 많이 진입하는 서비스·판매 직군에서 인공지능 기술로 대체 가능한 숙련의 비중이 높기 때문일 수 있다. 그 외의 연령대에서는 대체로 변화가 없거나 오히려 긍정적인 영향을 미친 것으로 추정되었다. 인공지능 기술 도입이 여성 고령층 근로자들의 숙련이나 경험을 직접 대체하지는 않으면서 오히려 (간접적으로) 노동수요를 소폭 증가시키기 때문으로 생각된다.

<표 5-16>과 <표 5-17>에서는 지역 내 인공지능 영향률 변화에 의해 학력별로도 서로 다른 효과가 존재함을 보여준다. 먼저 남성의 경우(표 5-16), 고용 측면에서 인공지능 영향률이 남성 고졸 이하 학력의 임금근로 여부에 미치는 영향은 분명하지 않다. 이는 OLS나 IV 추정치에서 모두 비슷하다. 하지만 대학원 졸업자의 임금근로 여부에 관해서는 상당한 부정적 영향이 있는 것으로 추정되었다. 한편, 임금 측면에서는 지역 수준 인공지능 영향률 증가가 고졸 이하 학력의 임금이 매우 뚜렷한 긍정적 영향을 미치는 것으로 추정된다. 이는 앞서 중장년 이상에서 임금이 미치는 효과가 긍정적이었던 것과 연결된다. 반면, 전문대·대학 이상 학력에서는 임금이 미치는 영향이 대체로 부정적인 것으로 보이지만 통계적 유의성은 낮다. 이러한 차이는 경제 전반적으로 학력 프리미엄을 낮추는 방향으로 작용하고 있음을 시사한다.

<표 5-15> 지역 수준 인공지능 영향률과 노동시장 성과: 여성 임금근로, 연령별

		(1) 임금근로 OLS	(2) 임금근로 IV	(3) 로그임금 OLS	(4) 로그임금 IV
인공지능 영향률 x 15~29세		-0.288*** (0.047)	-0.532*** (0.096)	-0.654*** (0.062)	-0.990*** (0.165)
x 30~44세		0.124** (0.051)	0.112** (0.052)	-0.055 (0.113)	-0.160 (0.162)
x 45~59세		0.049 (0.050)	0.122* (0.071)	-0.008 (0.060)	0.189* (0.109)
x 60~74세		0.035 (0.056)	0.165* (0.090)	0.433*** (0.113)	0.842*** (0.238)
최종학력: 고교		-0.025*** (0.004)	-0.027*** (0.004)	0.126*** (0.003)	0.122*** (0.003)
최종학력: 전문대학		0.065*** (0.005)	0.063*** (0.005)	0.341*** (0.007)	0.336*** (0.007)
최종학력: 대학		0.037*** (0.006)	0.036*** (0.006)	0.502*** (0.010)	0.497*** (0.010)
최종학력: 석사		0.136*** (0.008)	0.134*** (0.008)	0.719*** (0.010)	0.714*** (0.011)
최종학력: 박사		0.288*** (0.007)	0.286*** (0.007)	0.933*** (0.016)	0.928*** (0.016)
연령 고정효과		Y	Y	Y	Y
지역 고정효과		Y	Y	Y	Y
연월 고정효과		Y	Y	Y	Y
1 st Stage F-Stat. (SW)	인공지능 영향률 x 15~29		46.9 (63.6)		63.3 (67.5)
	x 30~44		41.3 (74.0)		54.1 (74.7)
	x 45~59		21.5 (84.6)		25.8 (70.3)
	x 60~74		17.0 (71.3)		15.4 (59.3)
N		3583062	3583062	1243679	1243679

주: 1) *p<0.1, **p<0.05, ***p<0.01.

2) 괄호 안은 표준오차이며, 지역-연도 단위에서 군집됨.

자료: 「정보화통계조사」와 「지역별 고용조사」(2013~22) 연계자료.

<표 5-16> 지역 수준 인공지능 영향률과 노동시장 성과: 남성 임금근로, 학력별

		(1) 임금근로 OLS	(2) 임금근로 IV	(3) 로그임금 OLS	(4) 로그임금 IV
인공지능 영향률 x 고졸 이하		0.008 (0.028)	0.050 (0.046)	0.053 (0.095)	0.593*** (0.204)
x 전문대졸 · 대졸		-0.021 (0.034)	-0.011 (0.032)	-0.280** (0.124)	-0.219* (0.118)
x 대학원졸 (석·박사)		-0.135*** (0.035)	-0.120** (0.059)	-0.032 (0.209)	-0.134 (0.244)
연령		0.141*** (0.002)	0.141*** (0.002)	0.092*** (0.006)	0.091*** (0.006)
연령 ² /100		-0.268*** (0.004)	-0.268*** (0.004)	-0.056*** (0.013)	-0.055*** (0.013)
연령 ³ /1000		0.015*** (0.000)	0.015*** (0.000)	-0.006*** (0.001)	-0.006*** (0.001)
최종학력: 고교		0.008** (0.004)	0.007* (0.004)	0.235*** (0.005)	0.234*** (0.005)
최종학력: 전문대학		0.120*** (0.005)	0.121*** (0.005)	0.426*** (0.009)	0.440*** (0.010)
최종학력: 대학		0.117*** (0.004)	0.118*** (0.004)	0.587*** (0.012)	0.602*** (0.012)
최종학력: 석사		0.189*** (0.005)	0.190*** (0.006)	0.699*** (0.016)	0.719*** (0.017)
최종학력: 박사		0.291*** (0.007)	0.292*** (0.007)	0.942*** (0.019)	0.963*** (0.020)
지역 고정효과		Y	Y	Y	Y
연월 고정효과		Y	Y	Y	Y
1 st Stage F-Stat. (SW)	인공지능 영향률 x 고졸 이하		24.2 (66.5)		21.6 (74.0)
	x 전문대졸· 대졸		32.4 (60.0)		30.1 (63.9)
	x 대학원졸		54.1 (56.4)		52.7 (60.1)
N		3334315	3334315	1528854	1528854

주: 1) *p<0.1, **p<0.05, ***p<0.01.

2) 괄호 안은 표준오차이며, 지역-연도 단위에서 군집됨.

자료: 「정보화통계조사」와 「지역별 고용조사」(2013~22) 연계자료.

<표 5-17> 지역 수준 인공지능 영향률과 노동시장 성과: 여성 임금근로, 학력별

		(1)	(2)	(3)	(4)
		임금근로	임금근로	로그임금	로그임금
		OLS	IV	OLS	IV
인공지능 영향률 x 고졸 이하		-0.018 (0.033)	-0.055 (0.043)	0.196** (0.091)	0.565*** (0.187)
	x 전문대·대학	0.003 (0.031)	-0.011 (0.032)	-0.323*** (0.102)	-0.515*** (0.158)
	x 대학원 (석·박사)	-0.029 (0.047)	-0.030 (0.071)	-0.390*** (0.126)	-0.626*** (0.213)
	최종학력: 고교	-0.025*** (0.004)	-0.024*** (0.004)	0.127*** (0.003)	0.123*** (0.003)
	최종학력: 전문대학	0.066*** (0.006)	0.065*** (0.006)	0.361*** (0.009)	0.377*** (0.009)
	최종학력: 대학	0.038*** (0.007)	0.037*** (0.007)	0.522*** (0.010)	0.539*** (0.010)
	최종학력: 석사	0.138*** (0.009)	0.137*** (0.010)	0.742*** (0.012)	0.761*** (0.012)
	최종학력: 박사	0.290*** (0.008)	0.289*** (0.008)	0.957*** (0.015)	0.976*** (0.014)
	연령 고정효과	Y	Y	Y	Y
	지역 고정효과	Y	Y	Y	Y
	연월 고정효과	Y	Y	Y	Y
1 st Stage F-Stat. (SW)	인공지능 영향률 x 고졸 이하		25.6 (72.9)		21.6 (66.1)
	x 전문대졸· 대졸		34.9 (59.0)		32.6 (57.8)
	x 대학원졸		51.7 (58.0)		51.3 (58.5)
N		3583062	3583062	1243679	1243679

주: 1) *p<0.1, **p<0.05, ***p<0.01.

2) 괄호 안은 표준오차이며, 지역·연도 단위에서 군집됨.

자료: 「정보화통계조사」와 「지역별 고용조사」(2013-22) 연계자료.

다음으로 여성의 경우(표 5-17) 고용 측면에서 학력에 따른 이질적인 효과는 관찰되지 않는다. 하지만 임금 측면에서 남성과 마찬가지로 인공지능 영향률 증가가 고졸 이하 학력에서의 평균임금에 미치는 긍정적 영향은 확인된다. 뿐만 아니라, 전문대학·대학 이상에서는 부정적 영향이

분명하게 확인된다. 이러한 이질적 영향은 5% 유의도 수준에서 0과 분명히 다른 것으로 확인된다. 학력에 의한 임금효과의 이질성이 특히 여성에게서 크게 나타나고 있는데, 그 이유는 여기에서 파악하기 어려우나 성별 간 전공 차이와 관련이 있을 수 있다. 여성에 관한 분석 결과 역시 인공지능 영향률이 경제 전반적으로 학력 프리미엄을 낮추는 방향으로 작용하고 있음을 시사한다.

한편, 직업별로도 나누어 볼 수 있는데, <표 5-18>~<표 5-21>에서는 앞서의 <표 5-10>~<표 5-11>의 분석 결과를 직업대분류별로 나누어 살펴본 결과를 제시한다. 각 직업별로 해당 직군의 고용과 임금이 감소하지 않으면서 적어도 하나가 분명하게 증가하는 경우는 해당 직업군 노동수요가 확대되는 것으로 볼 수 있다. 반대로, 해당 직군의 고용과 임금이 증가하지 않으면서 적어도 하나가 분명하게 감소하는 경우는 해당 직업군 노동수요가 축소되는 것으로 볼 수 있다.

남성 임금근로자의 경우, 지역 내 인공지능 영향률 증가 시 총량적으로는 고용상 변화가 미미한 것으로 보였으나, 주로 전문가 및 관련 종사자 직군(2)의 고용이 증가하고 단순노무(9) 및 서비스(4) 직군의 고용은 감소하였다(표 5-18).⁶¹ 남성의 임금은 전반적으로는 큰 영향이 없는 가운데 서비스·판매 직군(4, 5)에서는 전통적 유의도 수준에서 감소하는 것으로 추정되었다(표 5-19).

여성 임금근로자에서도 지역 내 인공지능 영향률 증가 시 총량적 고용 변화는 미미한 것으로 보였으나, 직업별로 나누어 보면 정보통신 전문가 및 기술직(22)⁶²을 포함하는 전문가 및 관련 종사자 직군(2)에서 고용이

61 남성의 경우 전문가 및 관련 종사자 직군(2)을 세분하여 살펴보면 주로 정보통신 전문가 및 기술직(22)에서 고용 증가가 두드러지게 나타난다. 이는 AI 전문인력의 증가에 관한 예측에 부합한다. 한편, 단순노무 종사자 직군(9)에서는 전반적인 고용 감소가 관찰되는데, 이것이 모두 AI의 노동대체효과는 아닐 수 있다. 예컨대, 청소 및 경비 관련 단순노무직(94)은 고용 감소와 함께 임금 증가가 관찰되는데, 이는 AI로 인해 가장 낮은 수준의 인력부터 대체되어 나타나는 현상일 수도 있으나 노동공급 부족으로 인한 인력난일 가능성도 배제하지 못한다. 한편, 일부 업종은 고용은 증가하지만 임금은 감소하는 것으로 나타날 수 있는데, 이는 타 분야에서 대체된 인력이 유입되기 때문일 가능성이 높다. 예컨대, 남성의 경우 교육 전문가 및 관련직(25), 돌봄·보건 및 개인생활 서비스 직(42), 통신 및 방문·노점 판매 관련직(53)이 그러하다.

증가하는 한편, 서비스(4) 및 단순노무(9) 직군의 고용은 감소하였다(표 5-20). 여성 근로자의 임금 감소는 사무 종사자(3) 및 서비스 종사자(4)에서 전통적 유의도 수준에서 뚜렷하게 나타났다(표 5-21).

직업 중분류 단위에서 경제적 보완성과 대체성을 판단한 결과는 <표 5-22>에 수록되어 있다. 인공지능 영향률 증가 시 고용이나 임금 모두 감소하지 않고 어느 한쪽이 분명하게 증가한 경우를 인공지능과 경제적으로 보완적인 관계로 정의하였고, 이와 대칭적으로 고용이나 임금 모두 증가하지 않고 어느 한쪽이 분명하게 감소한 경우를 인공지능과 경제적으로 대체적인 관계로 정의하였다. 남성의 경우 AI 전문인력을 포함하는 정보통신 전문가 및 기술직을 비롯하여 전기·전자 및 금속 분야 직종이나 경영·금융 및 법률 관련 직종들은 인공지능과 경제적으로 보완적 관계로 나타났다. 반면, 온라인을 제외한 판매직이나 섬유, 식품, 건설 등의 분야 기능직·기계 조작직·단순노무직 등은 대체적 관계로 나타났다. 여성의 경우 대체로 남성과 유사하나 일부 업종에서는 남성과 다소 차이가 있는데, 전문서비스 관리직, 영업직, 농림어업·기타 서비스 단순노무직 등이 경제적으로 보완적 관계로 나타나고 있다. 물론 성별 직업 세부 구성의 차이 때문일 수 있으나, 성별 비교우위가 반영되었을 가능성이 높다.

62 여성의 경우 정보통신 전문가 및 기술직(22)의 고용 증가폭은 크지 않으며 임금은 오히려 평균적으로 감소하는 것으로 나타난다. 이는 남성과 여성의 정보통신 전문가 및 기술직의 세부 구성에 상당한 차이가 있을 가능성을 시사한다.

<표 5-18> 지역 수준 인공지능 영향률과 노동시장 성과: 직업대분류별, 남성

종속변수: 임금근로 여부	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)	(9)
	관리자 IV	전문가 및 관련 종사자 IV	사무 종사자 IV	서비스 종사자 IV	판매 종사자 IV	농림어업 숙련 종사자 IV	기능원 및 관련 기능 종사자 IV	장치·기계 조작 및 조립 종사자 IV	단순노무 종사자 IV
인공지능 영향률	-0.005 (0.008)	0.109*** (0.025)	-0.005 (0.022)	-0.016* (0.008)	-0.008 (0.007)	-0.000 (0.002)	-0.014 (0.017)	-0.014 (0.014)	-0.042*** (0.013)
최종학력: 고교	0.009*** (0.000)	-0.022*** (0.001)	0.013*** (0.001)	0.019*** (0.000)	0.014*** (0.001)	-0.002*** (0.000)	-0.015*** (0.002)	0.024*** (0.001)	-0.031*** (0.001)
최종학력: 전문대학	0.017*** (0.001)	0.058*** (0.002)	0.087*** (0.002)	0.024*** (0.001)	0.021*** (0.001)	-0.002*** (0.000)	-0.024*** (0.003)	0.012*** (0.004)	-0.074*** (0.002)
최종학력: 대학	0.029*** (0.001)	0.172*** (0.004)	0.171*** (0.002)	0.014*** (0.001)	0.012*** (0.001)	-0.003*** (0.000)	-0.097*** (0.003)	-0.081*** (0.004)	-0.102*** (0.002)
최종학력: 석사	0.048*** (0.001)	0.422*** (0.007)	0.098*** (0.003)	-0.004*** (0.001)	-0.011*** (0.001)	-0.003*** (0.000)	-0.127*** (0.002)	-0.114*** (0.005)	-0.124*** (0.002)
최종학력: 박사	0.036*** (0.002)	0.659*** (0.006)	0.001 (0.002)	-0.007*** (0.001)	-0.017*** (0.001)	-0.003*** (0.000)	-0.132*** (0.002)	-0.119*** (0.005)	-0.132*** (0.002)
지역 고정효과	Y	Y	Y	Y	Y	Y	Y	Y	Y
연월 고정효과	Y	Y	Y	Y	Y	Y	Y	Y	Y
N	3334315	3334315	3334315	3334315	3334315	3334315	3334315	3334315	3334315

주: 1) *p<0.1, **p<0.05, ***p<0.01. 2) 괄호 안은 표준오차이며, 지역·연도 단위에서 근집됨. 3) 모든 식에서 연령의 삼차식 통제. 자료: 「정보화통계조사」와 「지역별 고용조사」(2013-22) 연계자료.

<표 5-19> 지역 수준 인공지능 영향률과 노동시장 성과: 직업대분류별, 남성

종속변수: 종사자 평균임금	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)	(9)
	관리자 IV	전문가 및 관련 종사자 IV	사무 종사자 IV	서비스 종사자 IV	판매 종사자 IV	농림어업 숙련 종사자 IV	기능원 및 관련 기능 종사자 IV	장치·기계 조작 및 조립 종사자 IV	단순노무 종사자 IV
인공지능 영향률	0.041 (0.204)	0.032 (0.061)	0.050 (0.060)	-0.227** (0.105)	-0.348*** (0.094)	0.425 (0.986)	0.111 (0.137)	0.052 (0.134)	0.010 (0.083)
최증학력: 고교	0.039 (0.040)	0.177*** (0.026)	0.255*** (0.016)	0.204*** (0.016)	0.109*** (0.015)	0.107*** (0.019)	0.141*** (0.004)	0.146*** (0.006)	0.117*** (0.005)
최증학력: 전문대학	0.060 (0.042)	0.346*** (0.026)	0.340*** (0.016)	0.362*** (0.015)	0.233*** (0.016)	0.171*** (0.026)	0.237*** (0.006)	0.229*** (0.007)	0.197*** (0.007)
최증학력: 대학	0.300*** (0.040)	0.495*** (0.027)	0.469*** (0.015)	0.400*** (0.017)	0.336*** (0.016)	0.207*** (0.028)	0.276*** (0.007)	0.206*** (0.007)	0.153*** (0.006)
최증학력: 석사	0.395*** (0.042)	0.493*** (0.029)	0.579*** (0.017)	0.376*** (0.025)	0.417*** (0.023)	0.228*** (0.036)	0.301*** (0.023)	0.231*** (0.021)	0.015 (0.022)
최증학력: 박사	0.548*** (0.048)	0.739*** (0.028)	0.597*** (0.026)	0.410*** (0.077)	0.346*** (0.081)	0.605*** (0.123)	0.223*** (0.078)	0.395*** (0.140)	-0.075 (0.098)
지역 고정효과	Y	Y	Y	Y	Y	Y	Y	Y	Y
연월 고정효과	Y	Y	Y	Y	Y	Y	Y	Y	Y
N	29256	272178	317320	80396	78464	11261	220162	282639	237178

주: 1) *p<0.1, **p<0.05, ***p<0.01. 2) 괄호 안은 표준오차이며, 지역·연도 단위에서 군집됨. 3) 모든 식에서 연령의 삼차식 통제.
자료: 「정보통계조사」와 「지역별 고용조사」(2013~22) 연계자료.

<표 5-20> 지역 수준 인공지능 영향률과 노동시장 성과: 직업대분류별, 여성

종속변수: 임금근로 여부	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)	(9)
	관리자 IV	전문가 및 관련 종사자 IV	사무 종사자 IV	서비스 종사자 IV	판매 종사자 IV	능률어업 숙련 종사자 IV	기능원 및 관련 기능 종사자 IV	장치·기계 조작 및 조립 종사자 IV	단순노무 종사자 IV
인공지능 영향률	0.003** (0.001)	0.073*** (0.014)	0.007 (0.012)	-0.049*** (0.010)	-0.012** (0.006)	0.000 (0.000)	-0.029*** (0.004)	0.017*** (0.005)	-0.041*** (0.008)
최종학력: 고교	0.001*** (0.000)	-0.001 (0.001)	0.024*** (0.001)	0.004*** (0.001)	0.035*** (0.001)	-0.000*** (0.000)	-0.014*** (0.001)	-0.001 (0.001)	-0.073*** (0.002)
최종학력: 전문대학	0.003*** (0.000)	0.146*** (0.003)	0.083*** (0.001)	-0.013*** (0.002)	0.016*** (0.001)	-0.001*** (0.000)	-0.021*** (0.002)	-0.029*** (0.002)	-0.118*** (0.002)
최종학력: 대학	0.005*** (0.000)	0.178*** (0.002)	0.098*** (0.001)	-0.043*** (0.002)	-0.005*** (0.001)	-0.001*** (0.000)	-0.026*** (0.002)	-0.036*** (0.003)	-0.132*** (0.002)
최종학력: 석사	0.017*** (0.001)	0.392*** (0.005)	0.024*** (0.002)	-0.059*** (0.002)	-0.026*** (0.001)	-0.001*** (0.000)	-0.028*** (0.002)	-0.038*** (0.003)	-0.144*** (0.002)
최종학력: 박사	0.016*** (0.001)	0.618*** (0.007)	-0.028*** (0.003)	-0.070*** (0.002)	-0.030*** (0.002)	-0.001*** (0.000)	-0.029*** (0.002)	-0.037*** (0.003)	-0.149*** (0.002)
연령 고정효과	Y	Y	Y	Y	Y	Y	Y	Y	Y
지역 고정효과	Y	Y	Y	Y	Y	Y	Y	Y	Y
연월 고정효과	Y	Y	Y	Y	Y	Y	Y	Y	Y
N	3583062	3583062	3583062	3583062	3583062	3583062	3583062	3583062	3583062

주: 1) * $p < 0.1$, ** $p < 0.05$, *** $p < 0.01$. 2) 괄호 안은 표준오차이며, 지역·연도 단위에서 군집됨.
자료: 「정보통계조사」와 「지역별 고용조사」(2013-22) 연계자료.

<표 5-21> 지역 수준 인공지능 영향률과 노동시장 성과: 직업대분류별, 여성

종속변수: 총사자 평균임금	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)	(9)
	관리자 IV	전문가 및 관련 총사자 IV	사무 총사자 IV	서비스 총사자 IV	판매 총사자 IV	농림어업 숙련 총사자 IV	기능원 및 관련 기능 총사자 IV	장치·기계 조작 및 조립 총사자 IV	단순노무 총사자 IV
인공지능 영향률	0.479** (0.236)	-0.119 (0.076)	-0.173** (0.076)	-0.531*** (0.097)	0.011 (0.086)	2.193* (1.110)	-0.329* (0.195)	0.422 (0.313)	-0.119 (0.148)
최종학력: 고교	-0.175 (0.135)	0.279*** (0.030)	0.397*** (0.023)	-0.005 (0.005)	0.132*** (0.008)	0.156*** (0.037)	0.057*** (0.007)	0.071*** (0.006)	0.037*** (0.005)
최종학력: 전문대학	-0.175 (0.135)	0.501*** (0.029)	0.520*** (0.023)	0.108*** (0.008)	0.276** (0.010)	0.205*** (0.066)	0.107*** (0.022)	0.130*** (0.010)	-0.027** (0.012)
최종학력: 대학	0.058 (0.132)	0.667*** (0.029)	0.657*** (0.024)	0.083*** (0.009)	0.285*** (0.009)	0.436*** (0.054)	0.093*** (0.035)	0.088*** (0.012)	-0.055*** (0.013)
최종학력: 석사	0.143 (0.132)	0.833*** (0.031)	0.797*** (0.025)	0.086** (0.043)	0.336*** (0.040)	0.458*** (0.083)	0.034 (0.087)	0.008 (0.093)	-0.321*** (0.102)
최종학력: 박사	0.202 (0.136)	1.027*** (0.031)	0.928*** (0.042)	0.179 (0.114)	0.544*** (0.085)		-0.067 (0.362)		-0.074 (0.188)
연령 고정효과	Y	Y	Y	Y	Y	Y	Y	Y	Y
지역 고정효과	Y	Y	Y	Y	Y	Y	Y	Y	Y
연월 고정효과	Y	Y	Y	Y	Y	Y	Y	Y	Y
N	4448	293087	272904	217059	117988	1956	30780	58029	247424

주: 1) *p<0.1, **p<0.05, ***p<0.01. 2) 괄호 안은 표준오차이며, 지역-연도 단위에서 균질됨.
자료: 「정보화통계조사」와 「지역별 고용조사」(2013-22) 연계자료.

<표 5-22> 직업 중분류별 인공지능과의 경제적 보완/대체성 판단

	남성	여성
AI와 경제적 보완 (+)	<p>공공기관 및 기업 고위직(11)* 건설·전기 및 생산 관련 관리직(14) 정보통신 전문가 및 기술직(22) 경영·금융 전문가 및 관련직(27) 금융 사무직(32) 법률 및 감사 사무직(33) 통신 및 방문판매 관련직(53) 목재·가구·악기 및 간판 관련 기능직(73) 금속 성형 관련 기능직(74) 전기 및 전자 관련 기능직(76) 금속 및 비금속 관련 기계 조작직(84) 전기 및 전자 관련 기계 조작직(86)</p>	<p>행정·경영 지원 및 마케팅 관리직(12)* 전문서비스 관리직(13) 과학 전문가 및 관련직(21) 경영·금융 전문가 및 관련직(27) 법률 및 감사 사무직(33) 상담·안내·통계 및 기타 사무직(39) 영업직(51) 통신 및 방문판매 관련직(53) 섬유 및 신발 관련 기계 조작직(82) 기계 제조 및 관련 기계 조작직(85) 전기 및 전자 관련 기계 조작직(86) 목재·인쇄 및 기타 기계 조작직(89) 농림·어업 및 기타 서비스 단순 노무직(99)</p>
AI와 경제적 대체 (-)	<p>전문서비스 관리직(13) 영업직(51) 판매 및 상품 대여직(52) 매장 식품가공 관련 기능직(71) 섬유·의복 및 가족 관련 기능직(72) 식품 가공 관련 기계 조작직(81) 목재·인쇄 및 기타 기계 조작직(89) 건설 및 광업 관련 단순 노무직(91) 가사·음식 및 판매 관련 단순 노무직(95) 농림·어업 및 기타 서비스 단순 노무직(99)</p>	<p>공공기관 및 기업 고위직(11)* 공학 전문가 및 기술직(23) 교육 전문가 및 관련직(25) 경영 및 회계 관련 사무직(31) 돌봄·보건 및 개인 생활 서비스직(42) 운송 및 여가 서비스직(43) 조리 및 음식 서비스직(44) 판매 및 상품 대여직(52) 매장 식품가공 관련 기능직(71) 섬유·의복 및 가족 관련 기능직(72) 식품가공 관련 기계 조작직(81) 운송 관련 단순 노무직(92) 제조 관련 단순 노무직(93) 가사·음식 및 판매 관련 단순 노무직(95)</p>

주: 경제적 보완성은 고용이나 임금이 5% 유의도 수준에서 증가하고 어느 하나도 감소하지는 않은 경우를 기준으로 판단하였고, 경제적 대체성은 고용이나 임금이 5% 유의도 수준에서 감소하고 어느 하나도 증가하지는 않은 경우를 기준으로 판단. 각 성별 및 직종별로 최종 샘플 내 3,000개(≈16개 시도 x 20개 x 10년) 이상의 관측된 취업자가 있는 직종에 대해서만 판단. 볼드체는 영향을 10%p 변화 시 인구 대비 해당 분야 취업 비중이 0.1%p 이상 변화하거나 취업자 평균임금이 4% 이상 변화하는 경우임.

* 관측치 기준에 미달하나 중요성으로 인해 예외적으로 포함.

자료: 「정보화통계조사」와 「지역별 고용조사」(2013~22) 연계자료.

제7절 소 결

본 장에서는 기업 수준의 인공지능 도입률과 지역 수준의 인공지능 영향률을 계산하고, 이를 각각 기업 단위 패널자료 및 개인 단위의 대규모 반복 횡단면 자료와 연계하여 도입률이나 영향률의 변화가 기업 성과 혹은 개인 노동시장 성과에 어떤 영향을 미치는지를 살펴보았다. 인공지능 기술 도입 선택이 관측되지 않은 기업 특성과 체계적으로 연계되어 추정치에 편의를 발생시키고 있을 가능성을 고려하여, 지역 단위에서 예측되는 도입률 내지는 영향률을 구성하여 이를 도구변수로 사용하였다.

추정 결과, 기업에서 인공지능 도입은 적어도 단기적으로는 고용이나 1인당 인건비에 미치는 영향이 분명하지 않았다. 다만, 1인당 인건비에서는 상대적으로 부정적인 영향이 크게 추정되었고, 장기로 갈수록 고용이나 1인당 인건비에 미치는 부정적인 영향이 높아질 가능성이 제기되었다.

지역 노동시장 단위에서도 살펴볼 필요가 있는데, 기업을 넘어서 지역 노동시장으로의 파급효과가 존재할 수 있기 때문이다. 지역 단위에서 인공지능 영향률의 증가는 남성의 경우에는 임금근로 여부나 임금에 영향을 미치지 않았으나, 여성의 경우에는 임금근로 여부에는 별다른 영향이 없었으나 임금은 상당히 하락시키는 것으로 추정되었다. 이는 기업 차원의 분석과 대체로 일치하며, 아직까지 지역 노동시장으로의 파급효과는 크지 않을 것으로 생각된다.

연령대별로 보다 세분화하여 살펴보면, 남녀 모두 청년층에서 고용 하락 효과가 큰 것으로 나타났고, 임금의 경우에는 남성 청년은 증가하지만 여성 청년은 감소하는 것으로 추정되었다. 또한 남자 30-44세의 경우에도 고용과 임금 모두 뚜렷이 감소하였다. 반면, 남녀 모두 중장년층 이상의 고용은 증가하였고, 남성 중장년층 이상 및 여성 고령층에서의 임금도 증가하는 것으로 추정되었다.

한편, 학력별로는 인공지능 영향률 증가 시 고용에 미치는 영향이 크게 다르지 않았으나 남성 대학원 이상 학력에서는 상대적으로 감소가 컸

다. 또한 임금 측면에서는 남녀 모두 고졸 이하에서는 임금 증가, 전문·대학 이상에서는 임금 감소가 나타나 학력 프리미엄을 줄이는 것으로 추정되었다.

직업별로는 정보통신 전문가 및 기술직을 중심으로 전문직군의 고용이 증가하는 가운데 서비스·단순노무 고용은 감소하는 것으로 추정되었다. 한편, 남성 임금근로자의 평균임금에는 큰 영향이 없었으나 서비스·판매직군에서는 적지 않은 임금 감소가 나타났고, 여성의 경우에는 가장 비중이 높은 사무·서비스 직군을 중심으로 상당한 임금 감소가 나타났다.

이러한 결과를 정리하자면, 인공지능에 의한 자동화도 적어도 현재까지는 기존의 자동화와 유사하게 (해당 기술과 관련된) 전문직 노동수요는 늘리지만 사무·서비스·판매직 및 단순노무직 등에서 노동수요를 줄이는 것으로 보인다. 다만, 과거의 자동화에서와는 달리 청년·남성 30대 및 고학력자 중심의 대체효과가 발생하고, 고령층 및 저학력자에서는 오히려 노동수요가 직간접적으로 확대될 가능성이 확인된다. 적어도 한동안 인공지능 도입의 부정적 영향은 중고령 이상보다 오히려 청년 내지 30대에 집중될 수 있으며, 인공지능 도입이 확산되면서 (일부 전공을 제외한) 학력 프리미엄은 오히려 축소될 것으로 예상된다. 다만, 이는 전문직을 대체하기 때문은 아니다.

물론 이러한 결과는 정확한 도입률과 영향률을 구성하려는 노력에도 불구하고 가용한 데이터의 한계로 인해 여전히 불확실성이 남아 있다. 또한 과거 데이터에 기반한 것으로 향후 미래의 예측에는 본질적인 한계가 있을 수 있다. 기술 도입의 성격 측면에서도 기존의 기술적·산업적 환경에 인공지능 기술을 추가적으로 도입한 단기적 효과만 식별될 뿐이다.

그럼에도 불구하고 과거의 숙련 편향적 기술진보(Skill-biased technological change) 내지 정형직무 대체적 기술진보(Routine-biased technological change)와 다른 미래가 펼쳐질 가능성은 최근 여러 문헌들에서도 반복적으로 확인된 바 있다. 특히 학력 프리미엄이 감소할 것이라는 전망은 여러 차례 제시된 바 있다(Autor, 2022).

한편, 인공지능 기술이 청년 고용에 부정적 영향을 끼쳤다는 결과는

다소 의외의 결과로 받아들여질 수 있다. 청년들이 기술에 대한 이해도도 높아 채용에 유리할 것으로 생각할 수 있기 때문이다. 하지만 앞서 살펴본 설문조사 결과에서도 기업의 기술이나 인사 담당자들은 인공지능 기술 도입 시 신규채용을 줄일 가능성이 상당하다고 응답한 바 있다. 특히 인공지능 도입 내지는 예정 기업에서 신규채용 축소를 예상하는 응답 비중이 더욱 높게 나타났다. 본 장의 실증분석 결과는 2017~22년 사이에 발생한 지역 내 인공지능 영향력의 확대가 유독 청년층 고용 혹은 임금을 축소하는 방향으로 이어졌음을 확인해준다.

그 이유와 관련하여서는 다음의 세 가지 메커니즘을 생각해 볼 수 있다. 첫째, 현재의 경직된 노동시장 상황에서 국내 기업들은 인공지능 기술 도입 시 재직자에 대해서는 조직 내 재배치나 업무 변화 등을 통해 대응하는 한편, 신규채용 축소를 통해 인력을 조정해 나갈 가능성이 높다. 둘째, 숙련수요가 빠르게 변화하는 상황에서 숙련공급의 경직성이 노동시장에서의 숙련의 미스매치를 초래하고 있을 수 있다. 청년들이 현재 대학에서 축적하고 있는 인적자본은 전공 선택의 제약을 비롯한 여러 이유로 현재 기업이 원하는 인재 수요와 상당한 거리가 있기 때문이다(한요셉, 2018; 한요셉 외, 2021). 셋째, 인공지능 기술의 경우 경력 초반의 일자리를 대체하는 효과가 상대적으로 강할 수 있다. 기존의 소프트웨어나 로봇은 코딩 가능한 반복직무를 대체하는 것으로 알려져 있는데, 데이터 기반의 머신러닝을 활용하는 자동화는 대체되는 범위를 더욱 넓히면서 경력 초기에 일경험을 쌓으면서 커리어를 개발해 나가는 성격의 일자리를 감소시킬 가능성이 높다. 최근 인공지능 관련 기술진보가 챗GPT처럼 보다 일반적으로 적용 가능한 인공지능으로 나아가고 있어, 이러한 경향은 향후 더욱 강화될 것으로 예상된다.

제6장

결론 및 정책적 시사점

제1절 요약

본 보고서에서는 인공지능 기술의 현황을 개괄하고, 인공지능 기술로 인한 직무 자동화 및 일자리 대체 가능성을 분석하였다. 또한 기술적 대체 가능성을 넘어 기업에서 인공지능 기술 도입의 현황을 공식 통계와 2023년 9월 말 시점의 자체 설문조사를 통해 살펴보았으며, 공식 통계에서 확인되는 인공지능 도입률과 영향률이 기업 및 지역 단위 고용과 임금에 미치는 영향 등을 살펴보았다.

제2장에서 현재 인공지능 기술 상황을 살펴본 결과, 인공지능 모형은 컴퓨터 비전과 자연어 처리 분야에서 대부분 평균적인 인간 수준을 능가하는 성과를 보이고 있고, 일부 분야에서는 최고 전문가 수준에 도달하기도 하였다. 비록 인식의 편향성, 언어의 위해성, 답변의 진실성 등 인간과의 본격적 공존을 위한 윤리적 분야에서는 아직까지 성과가 미흡한 것으로 나타나고 있지만, 향후 이러한 영역에서도 성능이 개선될 것으로 예상된다. 최근에는 여러 분야별 기능을 아우르는 대형 언어모형 혹은 초거대 인공지능 모형이 중심이 되고 있으며, 텍스트와 이미지 등의 다양한 형태의 입력을 받아 처리하고 결과를 다시 다양한 형태로 출력할 수 있는 대형 멀티모달 모형도 속속 등장하고 있다. 인공지능내지능 내지

범용일반지능(AGI)으로 발전하고 있는 초거대 인공지능 모형에 대한 세계적인 규제 움직임과 일각의 회의적 시각에도 불구하고, 초거대 인공지능 모형을 중심으로 한 기술 개발은 적어도 한동안 계속될 것으로 보인다.

또한 국내 인공지능 기술 및 정책 전문가들과의 면담을 통해서도 현재의 기술 상황과 관련된 보다 구체적인 정보들을 확인할 수 있었다. 국내 전문가들은 초거대 인공지능 모형을 중심으로 펼쳐지는 세계적인 경쟁 가운데 기술적 종속을 방지하고 국내 인공지능 생태계를 구축하기 위한 정부의 투자와 지원이 필요하다고 보고 있으며, 특히 인재양성을 더욱 다양화할 필요가 있다고 강조하였다.

제3장에서는 인공지능을 비롯한 현재 기술의 업무수행능력 수준에 대한 전문가들의 평가 결과를 기초로 국내에 존재하는 일자리들의 자동화 가능성을 분석해 보았다. 그 결과, 이미 2023년 현재 기술적 자동화 가능성은 이미 적지 않은 수준으로 추산되었다. 기존 문헌에서처럼 70% 이상의 업무 자동화 가능성을 기준으로 한다면, 기술적으로 70% 이상의 업무를 자동화할 수 있는 일자리가 이미 38.8%에 달하는 것으로 나타난다. 또한 저임금 직종에서 자동화 가능성이 월등히 높고, 고속런 직종 내지 전문직의 자동화 가능성은 비록 인공지능으로 인해 일부 상승한 것으로는 보이지만 여전히 상대적으로 낮게 나타난다.

2030년 이후의 미래에는 기술에 의한 업무수행능력 수준이 더욱 높아지면서 거의 모든 직종에서 대부분의 업무를 자동화할 수 있을 것으로 예상된다. 이르면 2030년에는 현재 형태의 일자리의 약 90%에서 직무의 90% 이상을 자동화할 수 있을 것으로 추정된다. 다시 말해, 소위 ‘병목적 능력(bottleneck abilities)’에 의해 기술적 자동화 가능성이 낮게 유지되는 ‘안전한’ 직무의 범위는 크게 축소될 것으로 예상되며, 그러한 직무가 10% 이상인 일자리는 현재 경제 내 존재하는 일자리의 10%에 불과하다.

이러한 결과는 인공지능 기술의 발달로 적어도 기술적으로는 경제 내에 현재 존재하는 대부분의 직무가 이미 자동화가 가능하거나 가까운 미래에 자동화가 가능해질 것임을 의미한다. 즉, 기술적 차원의 불확실성은 과거보다 감소했다고 볼 수 있다. 또한 과거보다 병목적 능력의 범위는

크게 축소될 것이므로, 병목적 능력 육성을 통해 자동화로부터 절대적으로 안전해지려는 전략은 보편적으로 적용되기 어려울 것임을 시사한다.

하지만 이러한 ‘기술적 자동화 가능성’이 현실에서의 자동화로 곧바로 이어지는 것은 아니다. 기술의 도입과 활용에는 경제·사회적 요인이 중요하게 작용하기 때문이다. 예컨대, 기술적 자동화가 가능하더라도 기업의 현실적 제약으로 적어도 단기적으로는 이러한 기술을 도입하지 않을 수 있다. 물론 장기적으로는 경쟁력 약화를 피하기 위해서라도 기술을 도입하지 않을 수 없을 것이다. 또한 ‘현재 직무 구성’하에서의 기술적 자동화 가능성이 현실에서 자동화(automation)로 귀결될지 생산성 강화(augmentation)로 귀결될지는 분명하지 않다. 현재의 직무 구성이 변화하고 새로운 직업이 창출되면서 자동화보다 생산성 강화로 귀결될 가능성도 얼마든지 있다. 특히 전문직의 경우 직무 구성의 복잡성은 물론, 본질적으로 사람의 판단이 중요하다든지, 약간의 오류 가능성도 용납될 수 없다든지, 고도의 창의성이 필요하다든지 하는 등의 상황으로 인해 적어도 가까운 미래에 대체될 가능성은 낮다고 판단된다. 다만, 전문직 내에서 일정 수준 이상의 일자리에서는 인공지능을 활용한 생산성 강화가 일어나는 반면, 경력 초기를 중심으로 한 일정 수준 이하의 일자리에서는 인공지능에 의한 자동화가 일어날 가능성이 있다.

제4장에서는 실제로 인공지능 기술이 얼마만큼 도입되고 활용되고 있는지를 살펴보았다. 비록 인공지능 도입에 관한 측도에는 한계가 있을 수밖에 없으나, 2017년 이후로 시계열 구성이 가능한 공식 통계들이 존재하여 제한적으로나마 현실을 파악해 볼 수 있다. 과기부·NIA의 정보화통계조사에서 국내 기업의 인공지능 도입률은 2022년(2021년 말) 기준으로 10인 이상 민간기업의 2.7% 수준에 머무른다. 하지만 250인 이상 대규모 기업에서는 도입률이 약 20%에 달한다. 이처럼 규모에 의한 도입률의 차이를 감안하면, 인공지능 기술의 영향에 노출된 근로자의 비중(‘영향률’)은 10인 이상 민간기업 재직자 전체의 10% 수준으로 계산된다. 통계청의 기업활동조사에서도 2021년 기준으로 50인 이상 민간기업의 3.8%만이 인공지능 기술을 업무에 도입한 것으로 조사되었지만, 250인

이상 기업으로 한정하면 약 8%에 달한다. 특히 50인 이상 민간기업에서의 인공지능 영향률은 20%에 달한다.

2023년 9월 말 기준 국내 기업 800곳을 대상으로 실시한 설문조사에서도, 앞서의 공식 통계와 유사한 수준의 인공지능 도입률이 나타난다. 다만, 인공지능 도입 예정 기업의 비중은 적지 않았는데, 인공지능 既도입 및 예정 기업 비중은 50인 이상 기업의 약 10%에 달한다. 인공지능 기술을 도입한 기업들은 주로 정보통신업에 해당되며 새로운 제품·서비스 개발에 초점을 맞추고 있었으나, 향후 도입 예정인 기업들은 숙박·음식점업, 제조업, 전문서비스업 등 전통적인 산업 분야들에 속하며, 도입 예정 분야로는 새로운 제품·서비스 개발 외에 ‘생산공정 최적화’를 응답한 비중이 높았다. 이러한 기업들은 업무처리시간이 큰 폭으로 감소하는 한편 매출도 장기적으로 크게 증가할 것으로 예상하고 있었으며, 향후 인력규모 축소를 예상하는 비중이 상대적으로 높았다. 또한 재직자 대상의 인력조정보다는 신규채용의 축소를 예상하는 비중이 높았다. 비록 축소의 정확성이 아주 높다고 보기는 어렵지만, 향후 인공지능 도입이 전반적으로 확대되는 상황에서 신규채용이 위축될 가능성을 시사하는 결과이다.

마지막으로 제5장에서는 인공지능 도입이 기업 수준 혹은 지역 수준의 고용과 임금에 어떤 영향을 미쳤는지를 실증적으로 분석하였다. 먼저, 기업 패널자료를 활용하여 각 기업 수준에서 인공지능 기술이 (외생적 요인에 의해) 도입될 때 고용과 인건비가 어떻게 변화했는지를 살펴보면, 적어도 단기적으로는 (전문인력 수요 증가가 상쇄되면서) 고용이나 임금에 미치는 영향은 미미한 것으로 추정되었다. 또한 장기적으로는 고용이나 임금에 미치는 부정적 영향이 점차 뚜렷해질 가능성이 제기되었다. 이러한 실증 결과는 AI 전문인력 채용으로 고용규모가 어느 정도 유지되지만 전체 인력규모는 줄어든다는 기존 문헌의 결과와 대체로 부합한다. 기업 수준 분석에서는 고용 관련 데이터의 한계가 있어 어떤 인력이 증가하고 어떤 인력이 감소했는지 자세히 살펴볼 수 없었지만, 지역 단위 분석을 통해 간접적으로 추론할 수 있었다.

다음으로, 대규모 반복 횡단면 자료를 바탕으로, 지역 내 기업들의 인

공지능 도입이 증가할 때 지역 노동시장에 어떤 영향이 나타났는지를 살펴보았다. 보다 구체적으로 지역 내 인공지능 영향률이 (외생적 요인에 의해) 증가할 경우 지역 노동시장에 어떤 영향을 미쳤는지를 살펴보았다. 앞서 기업 단위 분석 결과와 유사하게 임금근로 여부에는 총량적 영향을 미치지 않으나 근로자 임금, 특히 여성 평균임금을 감소시키는 것으로 추정되었다.

이를 구체적으로 살펴보면, 직종별로는 정보통신 전문가 및 기술직을 중심으로 전문직 고용이 증가하였지만 서비스·단순노무직에서는 고용이 감소하였다. 또한 남성 서비스·판매직이나 여성 사무·서비스직에서는 임금이 뚜렷이 감소하였다. 이는 기존의 일자리 양극화(job polarization) 논의에서와 대체로 유사한 패턴으로 읽힌다. 다만, 기존의 소프트웨어나 로봇에 의한 자동화에 인공지능까지 결합되면서 대체 가능한 중간 수준 일자리의 범위는 더욱 넓어지고 있다고 판단된다.

하지만 직종 외에 연령과 학력을 중심으로 살펴보면, 남성 30~44세나 여성 15~29세 등 주로 청년층 및 전문대졸 이상 학력을 중심으로 고용과 임금에 부정적 효과가 있었고, 중장년층이나 고졸 이하 학력에서는 고용과 임금에 별다른 변화가 없거나 오히려 긍정적 효과가 있는 것으로 분석되었다. 이러한 분석 결과는 우리나라 노동시장 상황에서 인공지능 기술의 도입이 확산되면서 주로 청년 일자리를 감소시키는 방향으로 작용해왔음을 보여준다. 또한 노동시장 상황에 변화가 없다면, 인공지능 기술 도입 확대와 함께 적어도 가까운 미래에는 이러한 방향의 영향이 지속될 것임도 시사한다.

제2절 정책적 시사점

본 절에서는 지금까지의 분석 결과를 토대로 주요한 정책적 시사점들을 정리한다. 인공지능이 미래의 핵심 기술인 만큼 이와 관련된 정책적 논의는 실로 광범위하지만, 여기에서는 인공지능이 노동시장에 미치는

영향에 초점을 맞추어 혁신, 노동 및 교육 정책에 관하여 던지는 시사점들을 살펴본다.

1. 혁신 정책

전반적인 인공지능 도입률은 2023년 9월 말 기준으로 매우 낮게 나타나지만, 기업규모에 따른 차이가 크다. 대규모 기업을 중심으로 인공지능 도입이 활발하여 재직자 수준의 (잠재적) 영향률은 이미 10인 이상 기업 재직자의 10% 이상 수준이다. 가까운 미래에 인공지능 도입을 준비하고 있는 기업의 비중 역시 상당하다. 기술적으로 대체 가능한 직무 범위는 이미 크게 확장되어 있으며, 경제·사회적 제반 여건만 갖추어진다면 거의 모든 직무에서 활용될 것으로 예상된다.

기업 내에서 인공지능 활용이 지속적으로 확대될 것으로 예상되는 상황에서, 무엇보다도 사회 전반의 인공지능 문해력(AI literacy)을 강화할 필요성이 있다. 일반 근로자나 소비자 대상으로 인공지능 기반의 맞춤형 서비스나 업무처리 시스템 등의 원리와 장단점 등을 충분히 이해하고 오류·위험 등에 대처할 수 있도록 교육이 필요하다. 정부는 기업 측에 근로자 대상의 주기적인 교육을 의무화하는 한편, 정규교육이나 직업훈련 등에 인공지능과 관련된 기본적인 내용이 반드시 포함되도록 할 필요가 있다.

하지만 사용자(user) 측면의 인공지능 문해력 확보만으로는 인공지능의 본격적인 활용에 대비하기에 부족하다. 이미 가짜 뉴스를 넘어 가짜 이미지나 동영상 등 돌이키기 어려운 사회적 파급력의 사례가 관찰되고 있어 인공지능 개발 및 사용에 관한 규제 필요성이 제기되고 있다. 비록 이러한 규제의 구체적인 방식이나 내용은 본 보고서의 범위를 넘어서지만, 일반인을 대상으로 하는 인공지능 기반 서비스의 경우 해당 인공지능 기술에 의한 산출 결과의 오류 가능성, 편향성, 위해성 등이 일정 기준을 초과하지 못하게 하고 개인정보 보호는 물론 사용자의 선택을 특정 방향으로 유도하지 못하게 하는 등 사회적 안전을 확보하기 위한 장치는 반

드시 필요하다. 사실 제2장에서 살펴보았듯이 지금도 대형 개발사들을 중심으로 인공지능 기술 개발 단계에서 오류 가능성, 편향성, 위해성 등을 줄이려는 노력이 이미 자발적으로 수행되고 있다. 최근 국제적으로 인공지능 안전 확보를 위한 사전규제 논의가 급물살을 타고 있는데, 물론 일각의 우려처럼 후발 주자들을 막으려는 의도도 있을 수 있어 주의할 필요는 있으나 일반목적기술로 사회적 범용성을 확보하려면 사회적 안전 확보를 위한 장치(‘guardrail’)의 필요성은 당연하다.⁶³

한편, 기업규모에 따른 인공지능 도입 격차는 기존의 생산성 격차를 더욱 확대할 가능성이 있다. 그런데 기업규모에 따른 혁신의 격차에 대해 정책적으로 어떻게 반응해야 하는지는 일반적으로 불분명하며,⁶⁴ 혁신의 확산이 노동시장에 직접적인 영향을 미칠 것으로 예상되는 인공지능 기술의 경우에는 더욱 그러하다.

현재 국가 간 산업과 일자리를 확보하고 유지하기 위한 치열한 경쟁이 존재하는 상황에서 인공지능 기술의 개발이나 도입을 미루는 것은 바람직하지 않다. 정부는 인공지능 기술 개발에 적극적으로 투자하고 컴퓨팅 인프라 및 데이터 기반을 마련하는 등의 정책적 노력을 기울일 필요가 있다. 비록 전 세계적인 인공지능 기술 경쟁에서 우위에 서기는 현실적으로 어렵다고 하더라도, 기술적 종속을 방지하고 국내 인공지능 생태계를 육성하는 차원에서 정부의 투자와 지원이 필요하다는 점은 인공지능 기술 및 정책 전문가들이 공통적으로 강조하는 바이다.

다만, 이때 기업 간 격차가 확대되기 쉬워 중소기업의 인공지능 기술

63 2023년 11월 1~2일 영국 버킹엄셔 블레츨리 파크(Bletchley Park, Buckinghamshire)에서 열린 제1차 세계 AI 안보 정상회의(AI Safety Summit 2023)에서는 AI의 설계·개발·도입·사용이 인간 중심적이고 신뢰할 수 있으며 책임 있는 방식으로 진행되도록 하여 안전을 보장할 필요성과 국제적 협력의 중요성을 강조하는 내용의 블레츨리 선언을 채택했다(<https://www.gov.uk/government/publications/ai-safety-summit-2023-the-bletchley-declaration/the-bletchley-declaration-by-countries-attending-the-ai-safety-summit-1-2-november-2023>, 접속일 2023. 12. 27).

64 예컨대, 세계적 선도기업과 국내 선도기업 간의 생산성 격차를 줄이기 위한 R&D 정책은 국내 기업 간 생산성 격차를 줄이기 위한 R&D 정책과 상충될 수 있으며, 국내 생산성 격차를 줄이기 위한 정책들, 예컨대 규제 완화나 고용보호 완화 등은 비선형적 효과를 낼 수 있다(Andrews *et al.*, 2015).

도입 지원도 강화할 필요가 있다. 중소기업의 경우 초기 투자비용을 감당하기 어렵거나 충분한 자체 인력이 부족하여 인공지능 기술 도입에 뒤처지는 것이 일반적이기 때문이다. 각 지역 내 센터를 중심으로 중소기업들이 새로운 기술을 도입하여 기업조직과 운영 방식을 실질적으로 바꿀 수 있도록 현장 중심의 교육훈련과 기술적 해법 및 종합 컨설팅을 제공하는 데에 정책지원의 초점을 맞출 필요성이 있다. 프랑스의 Cap'Tronic이나 독일의 Mittelstand 4.0 Competence Center은 이와 관련하여 참고할 만한 사례이다(한요셉 외, 2022a).

2. 노동 정책

기술적 자동화 가능성에도 불구하고 경제·사회적 이유로 인간의 몫으로 남는 직무는 미래에도 분명 상당히 있을 것이지만, 불확실성과 변동성이 크게 확대될 것으로 예상된다. 인간을 능가하는 범용 인공지능(AGI)이 출현하기 전까지, 특정 일자리를 구성하고 있는 직무 전체를 자동화하는 것은 기술적으로 불가능하거나 혹은 지나치게 비용이 많이 들어 경제적 타산이 맞지 않을 수 있다. 또한 예상치 못한 오류가 발생할 수 있으므로 인간의 최종적 확인과 의사결정은 여전히 필요할 수 있다. 뿐만 아니라, 사람 대 사람의 만남이 본질적인 영역도 얼마든지 있을 수 있다. 예컨대, 돌봄이나 교육과 같은 분야에서는 사람 간의 상호작용이 본질적으로 중요하다. 다만, 직업세계의 변동성은 기술적 대체 가능성이 낮던 과거보다 높아질 것으로 예상된다. 기술의 활용은 경제·사회적 제반 조건의 영향을 받으며, 이러한 조건들은 매 순간 달라질 수 있기 때문이다.

이러한 상황에서 무엇보다도 고용안전망을 지금보다 강화할 필요가 있다. 여기에는 고용안전망 사각지대 축소 및 실업급여의 적절한 설계와 함께, 고용서비스와 직업훈련의 연계 및 고도화가 포함된다.⁶⁵ 특히 한

65 후자는 보편적 기본소득과 같은 제도의 도입을 주장한다(e.g., Dunlop, 2016; Susskind, 2020; Ford, 2022). 이에 관해서는 여러 논의가 진행되어 왔으나 아직까지 합의된 결론은

직업에서 유사한 다른 직업으로 쉽게 이동할 수 있게 하려면 고용서비스의 고도화가 필요하다. 구직자와 일자리를 매칭시키는 공공고용서비스 분야는 인공지능을 도입하여 효율성 증진을 도모하기에 매우 적합한 분야이다. 현재 고용노동부의 잡케어(Job Care) 서비스는 빅데이터와 인공지능 기반의 추천 서비스로 기존에는 고용복지+센터나 재학생일자리센터 등에서 구직상담용으로만 사용되고 있다가 2023년 3월부터 대국민용으로 워크넷에서 개방되고 있다. 사회적 중복투자를 줄이고 규모의 경제를 실현하기 위해 인공지능 기반 공공고용서비스는 중요한 방향이지만, 지속적인 서비스 고도화가 이루어질 수 있도록 설계하고 관리할 필요가 있다. 또한 공공고용서비스 내에서도 인공지능이 자칫 기존의 편견이나 고정관념을 강화시키는 기제로 작동하지 않도록 지속적으로 평가하여 반영하여야 한다.

고용·사회 안전망을 운영하기 위한 재원 마련의 방법도 중요해질 것으로 보인다. 소득세나 이와 유사한 방식의 사회보장 기여금을 통한 재원 마련은 과거와 달리 인간이 수행하는 일자리를 대체할 유인을 강화시킬 위험이 있다는 점이 반복적으로 지적되고 있다. 고용 및 노동에 대한 직접적인 장려금이 필요하며, 전반적으로 인간이 일자리를 수행하는 것을 장려할 수 있도록 조세 및 사회보장 제도를 재설계하는 방안을 검토할 필요가 있다. 이는 물론 혁신을 장려하는 방향과도 충돌을 일으키지 않아야 할 것이다.

한편, 기존의 직무를 대체할 수 있는 기술적 변화가 빠르게 전개되는 가운데 직무 구성의 변화를 충분히 허용할 필요가 있다. 앞서 살펴보았듯이 현재의 직무 구성이 유지된다는 가정하에서는 대부분의 일자리가 가까운 미래에 대체 가능해진다. 기존 재직자의 직무 구성 및 근로조건이 변경이 충분히 가능해야 기업의 과도한 자동화를 막고 생산성 강화를

존재하지 않는다(Conesa, Li, and Li, 2023). 다만, 보편적 기본소득 논의는 (인구 대비) 일자리 총량이 크게 감소한 상황을 전제로 하는데, 그러한 상황은 아직까지 실현되지 않았다. 만일 미래에 실제로 (인구 대비) 일자리 총량이 감소하는 상황이 된다면 본격적인 논의가 진행될 수 있으나, 그러한 제도를 지금 도입해야 하는 이유는 분명하지 않다.

유도할 수 있을 것이다.

또한 일자리 총량 감소를 막기 위해서는 새로운 일자리 창출이 무엇보다도 중요한데, 이와 관련해서는 특히 고용보호제도(employment protection legislature)의 적절한 수준과 방법을 재검토할 필요가 있다. 잘 알려져 있듯이, 고용보호는 이직과 입직을 동시에 낮추어 전반적인 노동이동성을 낮춘다. 비록 재직자의 안정성을 위해 어느 정도의 고용보호가 필요할 수 있지만, 청년층을 포함하는 구직자 전반에게는 이러한 고용보호가 과도하게 불리하게 작용할 수 있다. 본문에 소개된 기업 대상 설문조사 결과는 인공지능 도입 내지는 예정 기업에서 향후 인력조정 방식으로 주로 신규채용 축소를 예상하는 응답의 비중이 높았다. 현재까지의 인공지능 도입이 청년층에게 특히 불리하게 나타난 점도 이러한 가능성과 부합하는 측면이 있다. 특히 과도한 고용보호는 신규 기업의 진입과 일자리 창출 측면에 부정적인 영향을 미치는 것으로 알려져 있다. 신기술을 활용하는 신생 기업에 의해 새로운 일자리가 충분히 창출될 수 있어야, 기술 진보의 긍정적 영향이 사회 전반에 고르게 실현될 수 있다.

다만, 인력 감축을 위한 기술 도입과 대량해고 사태는 경제에 부정적 외부성을 발생시키므로, 정리해고와 관련한 적절한 규제나 비용 부과는 필요할 수 있다. 예컨대, 프랑스 노동법은 GPEC(Gestion prévisionnelle de l'emploi et des compétences)이라는 일자리와 숙련에 관한 기업 단위의 예측관리 체계를 규정하고 있다. 대기업의 경우 노사 간 협상이 3년 주기로 의무화되어 있고, 중소기업의 경우 정부가 지원한다. GPEC은 숙련에 관한 예측과 함께, 구조조정 시 일자리 손실을 최소화하고 재취업을 지원하는 등의 내용을 포함한다. 한편, 미국의 경우 실업급여 수급자에 따라 실업보험의 요율을 달리 적용하는 경험요율제(experience rating)를 주별로 다르게 적용하고 있다. 일례로 애리조나 주의 경우 보험료율이 최소 0.08%에서 최대 20.6%까지 다르게 나타나는데, 이는 해고를 통해 실업급여 수급자를 많이 발생시킨 고용주는 더 많은 보험료를 내야 한다는 취지이다.

인공지능 시대에 재직자의 고용 불안은 줄이면서도 동시에 청년층을

비롯한 구직자의 일자리는 충분히 창출되도록 하기 위한 방안이 시급하다. 고용안전망의 강화를 전제로 노동시장을 유연화하는 구체적인 방안을 노사와 정부가 함께 모색해야 할 시점이다.

3. 교육 및 훈련 정책

현재 교육과 직업훈련 체계 전반의 변화가 시급하다. 숙련수요가 계속적으로 변화하는 가운데 숙련공급의 유연성을 제고하는 한편, 융합·실무형 인재로의 성장을 제도적으로 뒷받침할 필요가 있다. 또한 재직자 직업훈련을 강화할 필요가 있다.

첫째, 인공지능 시대에는 구체적인 학습 내용보다는 기초적 이해를 바탕으로 새로운 내용을 배울 수 있는 학습능력의 함양 내지는 적응력이 더욱 중요해질 것으로 예상된다. 이는 교육이나 훈련의 교육 내용과 방식의 전면적인 변화를 요청한다. 최근의 교수-학습 기법들은 프로젝트 기반 학습(project-based learning)이나 학생이 가르치며 배우는 학습(flipped learning)처럼 실제적 경험을 통한 학습을 강조하고 있는데, 인공지능 기술 및 활용 전문가들도 이를 동일하게 강조하고 있다. 학습 내용에서는 빅데이터와 딥 러닝이 가능한 기계에 비해 인간이 지닌 비교우위인 ‘깊은 이해’나 ‘공감’을 강조할 필요가 있다. 창의성(creativity), 비판적 사고(critical thinking), 협업(collaboration), 의사소통(communication)처럼 기계가 적어도 한동안 수행하기 어려운 숙련들 외에도 인간 고유의 특성인 공동체적 윤리를 강조할 필요가 있다. 또한 초중등 단계에서는 지나치게 이른 특화교육보다는 광범위한 기초소양을 쌓는 일반교육이 더 강조될 필요가 있다.

둘째, 고등교육의 경우 교육수요자의 선택을 존중하는 유연한 방식으로 제도가 설계될 필요가 있다. 특히 대학에서의 전공탐색을 충분히 허용할 필요가 있으며, 한번 택한 주전공을 졸업 전까지 자유롭게 바꿀 수 있도록 허용할 필요가 있다(한요셉, 2018; 한요셉 2021). 주전공이 여전히 중요한 이유는 시간과 노력의 제약으로 인해 하나의 특화된 영역에 집중

된 투자가 노동시장 성과에 중요하게 작용하는 경우가 많기 때문이다. 다만, 최근의 융·복합적 추세는 복수전공·부전공·연합전공 등의 제도 운영도 보다 내실화할 필요를 제기한다. 예컨대, 문헌정보학이나 언어학의 경우 컴퓨터공학의 검색 알고리즘이나 자연어처리 분야와의 교류가 매우 활발해지고 있다. 전공 선택과 진로 설계에 필요한 정보 제공에 관해서는 앞서 언급한 인공지능 기반의 공공고용서비스가 중요한 역할을 할 수 있을 것이다.

셋째, 재직자 직업훈련의 질적 제고와 제도적 지원이 필요하다. 앞서 소개된 KDI 설문조사에서 “질 높은 사내 현장훈련 및 교육훈련 프로그램 지원”, “직업능력개발 및 평생교육 지원 강화”, “재직자 훈련비용 및 대체인력 지원 확대” 등의 필요성이 높게 언급되었다. 특히 인공지능 도입 기업의 경우 재직자 대상 교육훈련의 질이 무엇보다 중요하다는 인식이 존재했는데, 이는 주로 훈련 성과의 실무 적용 가능성을 염두에 둔 것으로 보인다. 훈련 성과에 대한 인센티브 강화, 우수 사내강사 지원, 민간 훈련기관과의 효율적 연계 등을 통해 재직자 직업훈련의 질적 제고를 적극적으로 도모해나가야 할 시점이다.

재직자 직업훈련의 주요 걸림돌은 훈련비용과 훈련시간으로, 필요시 새로운 배움을 추구할 수 있도록 허용하는 제도적 지원이 중요하다. 우리나라 국민내일배움카드제도의 경우 다른 선진국들과 비교해서도 높은 지원을 제공하고 있는 편이지만, 자부담 비중을 적정 수준으로 높이고 우수교강사 지원과 부실훈련기관 퇴출 등을 강화하여 실제 직업훈련 성과를 제고할 필요가 있다(한요셉 외, 2022b). 훈련의 기회비용을 낮추기 위해 생애근로시간계좌제를 도입하여 훈련 목적의 근로시간단축청구 혹은 장기무급휴가 등에 사용할 수 있도록 허용하는 방안을 검토할 필요가 있다. 여기에는 훈련을 마치고 해당 직장에서 일정 기간 복무를 의무화하는 조항이 포함될 수 있을 것이다. 뿐만 아니라 자격, 경력 및 학위의 전반적인 조정과 연계성 강화를 포함하여 평생학습의 통합적 체제 구축도 지속적으로 추진해 나가야 한다.

4. 청년 일자리 정책

마지막으로, 향후 인공지능 기술을 도입할 예정인 기업들의 경우 신규 채용 축소 전망이 높다는 설문 결과와 인공지능 영향률 증가 시 지역 내 청년층 노동시장 성과에 유독 부정적 영향이 있다는 실증 결과 등은 청년 일자리에 대한 특별한 관심을 요청한다. 현재 청년층 인구의 빠른 감소로 인해 청년실업 문제가 곧 해소될 것이라는 시각도 존재하지만, 실제로는 청년들이 원하는 양질의 일자리가 우리나라 노동시장 내에 그다지 많지 않다. 게다가 대기업 중심으로 인공지능 도입이 가속화되면서 청년층이 얻을 수 있는 양질의 일자리가 더욱 감소한다면, 이미 심각한 청년실업 문제와 이와 연결된 만혼·저출산 등이 더욱 심각해질 것이다. 인적자본을 바탕으로 괜찮은 일자리를 얻고, 일생의 반려자를 만나 가정을 꾸리고, 자산을 축적하고 집을 마련하는 것과 같은 일생의 단계들이 많은 청년들에게는 시작부터 불가능해질 수도 있다.

인공지능 시대에 필요한 청년 일자리 정책을 재검토할 필요가 있다. 인공지능 기술 도입이 그 자체로서 청년에게 불리하지는 않은데도, 결과적으로 청년 일자리에 부정적 영향을 미치는 원인은 크게 세 가지로 생각해 볼 수 있다. 제5장에서 논의하였듯이, 노동시장 경직성, 숙련공급의 경직성, 그리고 경력 초기 일자리를 대체하는 기술진보의 가능성이다.

첫째, 노동시장의 경직성은 재직자 임금과 고용을 일시적으로 보호하는 측면이 있으나, 청년층을 비롯한 구직자에게는 불리하게 작용하며 중장기적인 일자리 총량에도 부정적 영향을 미친다. 개별 근로자 관점에서 당장의 임금 삭감이나 실직을 최소화할 필요가 있으나, 사회적 관점에서 보면 노동시장을 유연화하여 양질의 일자리의 창출 및 이러한 일자리의 이동을 전반적으로 증가시킬 필요도 있다. 노동시장 유연성을 추구하는 정책은 사회 내의 여러 필요를 균형 있게 달성하는 방향으로 추진해야 한다.

둘째, 숙련수요가 빠르게 변화하는 가운데 숙련공급 측면의 유연성을 강화시킬 필요는 분명하다. 대학에서의 전공 선택을 보다 확대하는 방향

은 핵심적인 방향 중 하나이다. 이는 전공을 바꾸는 측면 외에도 다양한 전공을 탐색하는 자체가 변화에 대한 적응력을 향상시키는 측면이 있기 때문이다.

셋째, 경력 초기 일자리를 줄이는 방식으로 기술진보가 진행되고 있다면, 일경험을 증진하기 위한 정책적 개입이 중요할 수 있다. 과거 중소기업 청년인턴제와 같은 사업에서 노정된 문제들을 극복하고 현시대에 적합한 일경험을 제공하기 위해서는, 재학 단계에서의 산학협력을 강화하여 실무형 경험을 쌓을 수 있도록 하는 방향이 바람직하다. 프랑스의 에펠42는 우수한 실무형 IT인재들을 양성하는 교육훈련기관으로 잘 알려져 있는데, 이러한 성공에는 교육적 혁신과 함께 긴밀한 산학협력 관계가 주요하게 작동하였다. 기업들과 긴밀하게 협력하여 교육과정을 설계하고 졸업생 채용도 적극적으로 유도할 필요가 있다.

추가적으로, 청년 일자리 창출을 활성화하기 위해서는 청년 창업을 더욱 효과적으로 지원할 필요가 있다. 신생 기업들이 기존 기업들에 비해 일자리를 많이 만들어 낸다는 점은 잘 알려져 있는데, 신생 기업들이 활발하게 생겨나고 스케일업할 수 있어야 인공지능 시대에 인간을 필요로 하는 새로운 일자리도 빠르게 생겨날 수 있다. 비록 청년 창업지원 정책이 이미 많은 것처럼 보이지만, 실제 참여자 집단을 살펴보면 35세 미만 청년이나 여성에 대한 창업지원은 매우 부족하다. 잠재력은 있지만 기회를 얻지 못하고 있는, 소위 ‘잃어버린 기업가(missing entrepreneurs)’들을 적극적으로 발굴하려는 노력이 필요하다.

청년 창업의 경우 단순한 자금 지원보다는 현장형 교육과 컨설팅을 포함하는 패키지형 지원이 효과적이다. 또한, 융자 방식 지원보다는 투자 방식의 지원을 통해 실패 이후 경험을 바탕으로 재기를 허용할 필요가 있다. 특히 청년의 창업이 모든 경우에 바람직한 것은 결코 아니라는 점에 주의할 필요가 있다. 민관합동 투자 방식을 통해 선별(screening) 기능이 효과적으로 발휘되도록 해야 하며, 유사·중복 투자로 인해 선별기능이 무력화되지 않도록 주의해야 한다(한요셉 외, 2022b).

참고문헌

- 김세움, 『기술진보에 따른 노동시장 변화와 대응』, 노동연구원, 2015.
- 오호영·주희정·최대선, 『직업의 미래와 인적자원개발 전략』, 한국직업능력개발원, 2016.
- 이시균·정재현·김수현·홍현균·정순기·이진면·이용호·김재진·황규성·김은·홍성민·공정승·이혜연, 『기술혁신을 반영한 중장기 인력수요 전망(2016-2030)』, 한국고용정보원, 2017.
- 이시균·정재현·김수현·홍현균·정순기·방글·공정승·이혜연·김영달·엄미정·정현준·이학기·이용호·김재진, “기술혁신을 반영한 장기 인력수요 전망 2018-2035”, 한국고용정보원, 2019.
- 조성익·반가운·황하·전누리·김안국·박천수, 『데이터 기반 미래숙련 전망체계 구축(2021)』, 한국직업능력연구원, 2021.
- 조성익·반가운·김영빈·윤종혁·황하·최영렬, 『데이터 기반 미래숙련 전망체계 구축(2022)』, 한국직업능력연구원, 2022.
- 한국의료정보원, 『2020 보건의료정보화 실태조사』, 2021.
- 한요셉, 『대학 전공분야 선택과 정부의 역할』, 한국개발연구원 연구보고서 2018-01, 2018.
- 한요셉·길은선·박철우, 『2021~2025 국가재정운용계획 지원단 보고서: 신산업 핵심인재 양성』, 국가재정운용계획 지원단, 2021.
- 한요셉·김민호·반가운·엄상민·김용미·임현도·한승주, 『디지털 경제 전환기의 노동생산성 제고 방안』, 기획재정부·한국개발연구원, 2022a.
- 한요셉·박윤수·김민섭·김지운·이영욱·권형준, 『재정지원 일자리 사업 종합평가 및 향후 개선방향』, 고용노동부·한국개발연구원, 2022b.
- 한지우·오삼일, 『AI와 노동시장 변화』, BOK 이슈노트 제2022-30호, 2023.
- Acemoglu, D., “Technical Change, Inequality, and the Labor Market,” *Journal of Economic Literature*, 40(1), 2002, pp.7~72.
- Acemoglu, D. and D. Autor, “Skills, Tasks and Technologies: Implications for Employment and Earnings,” *Handbook of Labor Economics*, 4, 2011, pp. 1043~1171.

- Acemoglu, D. and P. Restrepo, “The Race between Man and Machine: Implications of Technology for Growth, Factor Shares, and Employment,” *American Economic Review*, 108(6), 2018.
- Acemoglu, D. and P. Restrepo, “Automation and New Tasks: How Technology Displaces and Reinstates Labor,” *Journal of Economic Perspectives*, 33(2), 2019, pp.3~30.
- Acemoglu, D. and P. Restrepo, “Robots and Jobs: Evidence from US Labor Markets,” *Journal of Political Economy*, 128(6), 2020, pp.2188~2244.
- Acemoglu, D. and P. Restrepo, “Tasks, Automation, and the Rise in US Wage Inequality,” *Econometrica*, 90(5), 2022, pp.1973~2016.
- Acemoglu, D., D. Autor, J. Hazell, and P. Restrepo, “Artificial Intelligence and Jobs: Evidence from Online Vacancies,” *Journal of Labor Economics*, 40(S1), 2022.
- Agrawal, Ajay, Joshua S. Gans, and Avi Goldfarb, “Artificial Intelligence: The Ambiguous Labor Market Impact of Automating Prediction,” *Journal of Economic Perspectives*, 33(2), 2019, pp.31~50.
- Agrawal, Ajay, Joshua S. Gans, and Avi Goldfarb, *Power and Prediction: The Disruptive Economics of Artificial Intelligence*, Harvard Business Press, 2022.
- Andrews, D., C. Chiara, and Peter N. Gal, *Frontier Firms, Technology Diffusion and Public Policy: Micro Evidence from OECD Countries*, OECD Publishing, 2015.
- Arntz, M., T. Gregory, and U. Zierahn, “The Risk of Automation for Jobs in OECD Countries: A Comparative Analysis,” OECD Social, Employment and Migration Working Papers, No. 189, OECD Publishing, Paris, 2016.
- Autor, D., “Polanyi’s Paradox and the Shape of Employment Growth,” NBER Working Paper, No. w20485, 2014.
- Autor, D., “The Labor Market Impacts of Technological Change: From Unbridled Enthusiasm to Qualified Optimism to Vast Uncertainty,” NBER Working Paper, 2022.
- Autor, D., F. Levy, and R. Murnane, “The Skill Content of Recent Technological Change: An Empirical Exploration,” *The Quarterly Journal of Economics*, 118(4), 2003, pp.1279~1333.
- Autor, D., L. Katz, and M. Kearney, “The Polarization of the US Labor Market,”

- American Economic Review*, 96(2), 2006, pp.189~194.
- Autor, D. and D. Dorn, "The Growth of Low-skill Service Jobs and the Polarization of the US Labor Market," *American Economic Review*, 103(5), 2013, pp.1553~1597.
- Autor, D., C. Goldin, and L. F. Katz, "Extending the Race between Education and Technology," *AEA Papers and Proceedings*, 110, 2020, pp.347~351.
- Autor, D., Caroline Chin, Anna M. Salomons, and Bryan Seegmiller, "New Frontiers: The Origins and Content of New Work, 1940-2018," NBER Working Paper, No. w30389, 2022.
- Babina, T., A. Fedyk, A. He, and J. Hodson, "Artificial Intelligence, Firm Growth, and Product Innovation," *Journal of Financial Economics*, 151, 103745, 2024(forthcoming).
- Bommasani, R., D. A. Hudson, E. Adeli, R. Altman, S. Arora, S. von Arx, M. S. Bernstein, J. Bohg, A. Bosselut, E. Brunskill, and E. Brynjolfsson, "On the Opportunities and Risks of Foundation Models," 2021, arXiv preprint arXiv:2108.07258.
- Brynjolfsson, E., "The Productivity Paradox of Information Technology," *Communications of the ACM*, 36(12), 1993, pp.66~77.
- Brynjolfsson, E. and A. McAfee, "The Second Machine Age: Work, Progress, and Prosperity in a Time of Brilliant Technologies," WW Norton & Company, 2014.
- Brynjolfsson, E., T. Mitchell, and D. Rock, "What Can Machines Learn and What Does It Mean for Occupations and the Economy?" *AEA Papers and Proceedings*, 108, 2018, pp.43~47.
- Brynjolfsson, E., D. Rock, and C. Syverson, "Artificial Intelligence and the Modern Productivity Paradox: A Clash of Expectations and Statistics," *The Economics of Artificial Intelligence: An Agenda*, University of Chicago Press, 2018, pp. 23~57.
- Callanan, Ethan, Amarachi Mbakwe, Antony Papadimitriou, Yulong Pei, Mathieu Sibue, Xiaodan Zhu, Zhiqiang Ma, Xiaomo Liu, and Sameena Shah, "Can GPT Models be Financial Analysts? An Evaluation of ChatGPT and GPT-4 on mock CFA Exams," arXiv preprint arXiv:2310.08678, 2023.
- Conesa, J. C., B. Li, and Q. Li, "A Quantitative Evaluation of Universal Basic Income," *Journal of Public Economics*, 223, 2023, 104881.

- Dunlop, T., *Why the Future Is Workless*, University of New South Wales Press, 2017.
- Eloundou, T., S. Manning, P. Mishkin, and D. Rock, “GPTs are GPTs: An Early Look at the Labor Market Impact Potential of Large Language Models,” Working Paper, 2023.
- Eulerich, Marc, Aida Sanatizadeh, Hamid Vakilzadeh, and David A. Wood, “Can Artificial Intelligence Pass Accounting Certification Exams? ChatGPT: CPA, CMA, CIA, and EA?” ChatGPT: CPA, CMA, CIA, and EA, 2023.
- Felten, Edward W., Manav Raj, and Robert Seamans, “A Method to Link Advances in Artificial Intelligence to Occupational Abilities,” *AEA Papers and Proceedings*, 108, 2018, pp.54~57.
- Felten, Edward W., Manav Raj, and Robert Seamans, “The Occupational Impact of Artificial Intelligence: Labor, Skills, and Polarization,” unpublished, NYU Stern School of Business, 2019.
- Felten, Edward W., Manav Raj, and Robert Seamans, “Occupational, Industry, and Geographic Exposure to Artificial Intelligence: A Novel Dataset and Its Potential Uses,” *Strategic Management Journal*, 42(12), 2021, pp.2195~2217.
- Felten, Edward W., Manav Raj, and Robert Seamans, “Occupational Heterogeneity in Exposure to Generative AI,” Available at SSRN 4414065, 2023.
- Ford, M., *Rule of the Robots: How Artificial Intelligence Will Transform Everything*, Basic Books, 2022.
- Frey, C. and M. Osborne, “The Future of Employment: How Susceptible Are Jobs to Computerisation?” *Technological Forecasting and Social Change*, 114, 2017, pp.254~280.
- The Future of Life Institute, “Pause Giant AI Experiments: An Open Letter,” https://futureoflife.org/wp-content/uploads/2023/05/FLI_Pause-Giant-AI-Experiments_An-Open-Letter.pdf
- Geng, Zigang, Chunyu Wang, Yixuan Wei, Ze Liu, Houqiang Li, and Han Hu, “Human Pose as Compositional Tokens,” *Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 2023, pp.660~671.
- Georgieff, A. and R. Hyee, “Artificial Intelligence and Employment: New Cross-country Evidence,” OECD Social, Employment and Migration Working Papers, No. 265, OECD Publishing, Paris, 2021. (<https://doi.org/10.1787/c2c1d276-en>)

- Goos, M., A. Manning, and A. Salomons, “Explaining Job Polarization: Routine-biased Technological Change and Offshoring,” *American Economic Review*, 104(8), 2014, pp.2509–2526.
- Gordon, Robert J., *The Rise and Fall of American Growth*, Princeton University Press, 2016.
- Groh, Matthew, Ziv Epstein, Chaz Firestone, and Rosalind Picard, “Deepfake Detection by Human Crowds, Machines, and Machine-informed Crowds,” *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 119(1), 2022, e2110013119.
- Hatzius, Jan, “The Potentially Large Effects of Artificial Intelligence on Economic Growth (Briggs/Kodnani),” Goldman Sachs, 2023.
- Krizhevsky, Alex, Ilya Sutskever, and Geoffrey E. Hinton, “Imagenet Classification with Deep Convolutional Neural Networks,” *Advances in Neural Information Processing Systems*, 25, 2012.
- Kung T. H., M. Cheatham, A. Medenilla, C. Sillos, L. De Leon, C. Elepaño *et al.*, “Performance of ChatGPT on USMLE: Potential for AI-assisted Medical Education Using Large Language Models,” *PLOS Digit Health*, 2023.
- Lin, Stephanie, Jacob Hilton, and Owain Evans, “TruthfulQA: Measuring How Models Mimic Human Falsehoods,” arXiv preprint arXiv:2109.07958, 2022.
- Maslej, N., L. Fattorini, E. Brynjolfsson, J. Etchemendy, K. Ligett, T. Lyons, J. Manyika, H. Ngo, J. C. Niebles, V. Parli, and Y. Shoham, *Artificial Intelligence Index Report 2023*, arXiv preprint arXiv:2310.03715, 2023.
- Nadeem, Moin, Anna Bethke, and Siva Reddy, “StereoSet: Measuring Stereotypical Bias in Pretrained Language Models,” arXiv preprint arXiv:2004.09456, 2020.
- Nedelkoska, L. and G. Quintini, “Automation, Skills Use and Training,” OECD Social, Employment and Migration Working Papers, No. 202, 2018.
- Open AI, *GPT-4 Technical Report*, 2023.
- Polany, M., *The Tacit Dimension*, Univ. of Chicago Press, 1966.
- Russakovsky, Olga, Jia Deng, Hao Su, Jonathan Krause, Sanjeev Satheesh, Sean Ma, Zhiheng Huang, *et al.*, “ImageNet Large Scale Visual Recognition Challenge,” ArXiv:1409.0575 [Cs], January 29, 2015.
- Russell, Stuart J. and Peter Norvig, *Artificial Intelligence: A Modern Approach* (4th), London, 2022.

- Schaeffer, R., B. Miranda, and S. Koyejo, "Are Emergent Abilities of Large Language Models a Mirage?" arXiv preprint arXiv:2304.15004, 2023.
- Schwab, K., *The Fourth Industrial Revolution*, Crown Publishing Group: New York, 2017.
- Simon, H. and A. Newell, "Heuristic Problem Solving: The Next Advance in Operations Research," *Operations Research*, 6(1), 1958.
- Solow, R., "We'd Better Watch Out," *New York Times Book Review*, July 12, 1987, p.36.
- Susskind, D., *A World Without Work: Technology, Automation and How We Should Respond*, Penguin UK, 2020.
- Susskind, D. and R. Susskind, "The Future of the Professions," *Proceedings of the American Philosophical Society*, 162(2), 2018, pp.125~138.
- Turing, Alan M., "Computing Machinery and Intelligence," *Mind*, 59, 1950, pp.433~464.
- Vaswani, A., N. Shazeer, N. Parmar, J. Uszkoreit, L. Jones, A. N. Gomez, L. Kaiser, and I. Polosukhin, "Attention Is All You Need," *Advances in Neural Information Processing Systems*, 30, 2017.
- Wang, Alex, Amanpreet Singh, Julian Michael, Felix Hill, Omer Levy, and Samuel R. Bowman, "GLUE: A Multi-task Benchmark and Analysis Platform for Natural Language Understanding," arXiv preprint arXiv:1804.07461, 2019.
- Wang, Alex, Yada Pruksachatkun, Nikita Nangia, Amanpreet Singh, Julian Michael, Felix Hill, Omer Levy, and Samuel Bowman, "SuperGLUE: A Stickier Benchmark for General-purpose Language Understanding Systems," *Advances in Neural Information Processing Systems* 32, 2020.
- Webb, M. "The Impact of Artificial Intelligence on the Labor Market," unpublished manuscript, Stanford University, 2020.
- Wei, Jason, Yi Tay, Rishi Bommasani, Colin Raffel, Barret Zoph, Sebastian Borgeaud, Dani Yogatama *et al.*, "Emergent Abilities of Large Language Models," arXiv preprint arXiv:2206.07682, 2022.
- Zhou, Kankan, Yibin LAI, and Jing Jiang, "Vlstereonet: A Study of Stereotypical Bias in Pre-trained Vision-language Models," *Association for Computational Linguistics*, 2022.

<자료>

과기부·NIA, 「정보화통계조사」, 2015~22.

통계청, 「기업활동조사」, 2013~21 원자료.

통계청, 「지역별 고용조사」, 2013~22 원자료.

통계청, 「전국사업체조사」, 2021.

한국고용정보원, 「재직자조사」, 2020 원자료.

KDI, 「인공지능으로 인한 노동시장의 변화에 대한 기업인식조사」, 2023.

<웹사이트>

<https://aitimes.com/>, 접속일: 2023. 12. 6.

<https://gluebenchmark.com/>, 접속일: 2023. 12. 6.

<https://gov.uk/government/>, 접속일 2023. 12. 27.

<https://kaicd.org/>, 접속일: 2023. 12. 6.

<https://mccormickml.com/>, 접속일: 2023. 12. 6.

<https://medium.com/>, 접속일: 2023. 12. 6.

<https://paperswithcode.com/>, 접속일: 2023. 12. 06.

<https://pages.nist.gov/frvt/html/frvt11.html>, 접속일: 2023. 12. 6.

<https://voicegain.ai/>, 접속일: 2023. 12. 6.

<https://whichfaceisreal.com/index.php>, 접속일: 2023. 12. 6.

1. KDI 설문조사

본 연구에서는 국내 기업들의 정보화 실태 및 인공지능 기술을 중심으로 한 신기술 도입 및 활용 상황 그리고 생산성과 인력에 미칠 영향에 대한 전망 등을 파악하기 위한 목적으로 설문조사를 실시하였다. 조사 대상은 KISVALUE에 수록된 국내 50인 이상 상장/코스닥/외감법인 약 20,000사이며, 규모별로 층화하여 총 800개의 회사법인을 표본 추출하여 조사하였다. 조사 기준시점은 2023년 9월 말이며, 조사는 2023년 10월 10일부터 11월 21일 사이에 KDI 경제정보센터 주관으로 서면 및 전화 조사 방식으로 진행되었다. 각 기업 내 총무·인사 혹은 전산담당자를 대상으로 진행하였다.



인공지능으로 인한 노동시장의 변화에 대한 기업 인식조사

안녕하십니까?

한국개발연구원(KDI)에서는 기업을 대상으로 '인공지능으로 인한 노동시장의 변화'에 대한 인식조사를 실시하고 있습니다. 이번 조사결과는 인공지능(AI) 기술의 도입 현황 및 실태를 파악하고, 이에 정부가 효과적으로 대응할 수 있는 정책적 방향을 제시하는 데 중요한 기초자료로 활용될 예정입니다.

매우 바쁘시겠지만, 이번 조사의 중요성을 이해하시고 설문에 응답해주시면 대단히 감사하겠습니다. 조사 결과는 통계처리를 거쳐 연구과제의 기초자료로만 활용될 예정이며, 조사목적 외에는 **절대** 사용되지 않음을 밝혀드립니다.

감사합니다.



2023년 10월

연구책임: 한요셉 (KDI 노동시장연구팀장)

조사책임: KDI 경제정보센터 여론분석팀

전 화: 044-550-4183, 4463

팩 스: 044-550-4941

▶ 응답시 유의하실 사항입니다 ◀

- 본 설문조사는 **기업 내 인공지능(AI) 사업담당자 내지 전산/정보화 담당자(대리급 이상)를 대상으로** 합니다. 해당 담당자가 없는 경우에는 총무 담당자 내지 대표께서 직접 기업해 주셔도 됩니다.
- 설문지는 첫 페이지부터 **순서대로 해당하는 항목에 대해 빠짐없이** 기록하여 주십시오.
- 설문지에 기록하실 때에는 특별한 설명이 없으면 **보기 번호 중에서 한 개에 V표** 해 주시기 바랍니다.
- 이전 문항의 답변에 따라 이후 문항을 답변하지 않으셔도 되는 경우가 있습니다. 답변을 하실 때 문항 앞에 제시된 **설명에 따라 응답**해 주시기 바랍니다.
- 귀사의 경영과 관련된 정보라고 하더라도 가급적 자세하게 기재해 주시길 부탁드립니다.

1. 기업명		2. 설립연도	년
3. 기업규모(종사자 수)	① 100명 미만(소규모) ② 100~299명(중규모) ③ 300~999명(대규모) ④ 1000명 이상(초대규모)		
4. 업종	① 농림어업 및 광업(A~B) ② 제조업(C) ③ 비제조업(D, E, F) ④ 서비스업(G~S)		
5. 주력분야	① IT/통신 ② 유통/물류 ③ 의료/제약/바이오 ④ 교육 ⑤ 금융/보험 ⑥ 인력공급/인사분야 ⑦ 문화/예술/전시/공연 ⑧ 그 외		
6. 기업 소재지	① 서울 ② 부산 ③ 대구 ④ 인천 ⑤ 광주 ⑥ 대전 ⑦ 울산 ⑧ 세종 ⑨ 경기 ⑩ 강원 ⑪ 충북 ⑫ 충남 ⑬ 전북 ⑭ 전남 ⑮ 경북 ⑯ 경남 ⑰ 제주		

문6. 2023년 9월 말 기준으로, 귀사에는 네트워크(서버)*가 구축되어 있습니까?

* 네트워크(서버): 컴퓨터(또는 단말기)를 이용하여 기업체 내·외부와 통신(온라인)으로 자료 또는 메시지를 송·수신할 수 있는 시스템

- ① 예
- ② 아니요

문7. 2023년 9월 말 기준으로, 귀사는 클라우드 컴퓨팅* 서비스를 이용하고 있습니까?

* 서버 등의 IT 자원을 직접 구축 운영하지 않고 네트워크에 접속하여 이용하는 방식
(예시) 구글 드라이브, LG 유플러스 웹하드, 드림박스 등

- ① 예 ☞ 문7-1로
- ② 아니요, 그러나 클라우드 컴퓨팅을 알고 있음 ☞ 문8로
- ③ 아니요, 클라우드 컴퓨팅 서비스에 대해 모름 ☞ 문8로

문7-1. 2023년 9월 말 기준으로, 귀사에서는 클라우드 컴퓨팅 서비스 중 어떤 기능을 사용하고 있습니까? 해당되는 항목을 **모두** 선택해 주십시오.

기능	선택
① 이메일 * Gaba, Gmail Enterprise, MS Exchange Online 등	<input type="checkbox"/>
② 오피스 소프트웨어 * Microsoft Office Cloud, Office 365 등	<input type="checkbox"/>
③ 데이터베이스 호스팅 * EnterpriseDB, Elasta 등	<input type="checkbox"/>
④ 파일 저장 * iCloud, Google Drive, Dropbox 등	<input type="checkbox"/>
⑤ 재무 또는 회계 소프트웨어 * Concur, Oracle ERP Cloud 등	<input type="checkbox"/>
⑥ 고객 관계 관리 * Salesforce.com, Oracle CRM on Demand 등	<input type="checkbox"/>
⑦ 기업 소유 소프트웨어 실행을 위한 컴퓨팅 * Amazon AWS, MS Azure 등	<input type="checkbox"/>
⑧ 기타 ()	<input type="checkbox"/>

문8. 2023년 9월 말 기준으로, 귀사는 업무에 빅데이터* 분석을 활용하고 있습니까?

* 빅데이터 분석: 기업체에서 생성된 데이터 및 기타 빅데이터를 소프트웨어 도구 등을 이용하여 분석(자체 시스템/인력 및 외부 업체 활용 모두 포함)

- ① 예 ☞ 문8-1로
- ② 아니요 ☞ 문9로

문8-1. 귀사에서 빅데이터 분석을 활용하고 있는 업무 분야는 무엇입니까? 해당되는 항목을 **모두** 선택해 주십시오.

분야	선택
① 새로운 제품·서비스의 개발	<input type="checkbox"/>
② 제품·서비스의 주문·판매	<input type="checkbox"/>
③ 제품·서비스의 생산·공정	<input type="checkbox"/>
④ 재고·물류 등 공급망 관리	<input type="checkbox"/>
⑤ 재무, 회계	<input type="checkbox"/>
⑥ 마케팅, 영업, 홍보	<input type="checkbox"/>
⑦ 고객지원 및 서비스	<input type="checkbox"/>
⑧ 채용, 인사관리	<input type="checkbox"/>
⑨ 환경 및 안전 평가 및 점검	<input type="checkbox"/>

문9. 2023년 9월 말 기준으로, 귀사는 정보화 전담 인력*을 보유하고 있습니까?

* 하드웨어, 소프트웨어, 네트워크, 시스템 운영 및 유지를 위한 인력

- ① 예
- ② 아니요

문10. 귀사의 2022년 총 매출 대비 정보화를 위해 투자한 비용이 차지하는 비율은 몇 %입니까? 없는 경우 0%로 기입해 주십시오.

* 하드웨어, 소프트웨어, 네트워크, 시스템 운영 및 유지 위한 인건비, 통신 이용료 등 모두 포함

_____ %

인공지능(AI) 기술 도입 및 활용 실태

※ 인공지능(AI) 기술·솔루션

- 컴퓨터 프로그램이나 기계가 학습, 추론, 예측 등 인간의 기능을 필요로 하는 업무를 수행할 수 있도록 하는 기술·솔루션

※ 인공지능(AI) 기술·솔루션의 예시

- 음성인식·비서업무: 시리(Siri), 알렉사(Alexa), 빅스비 등
- 컴퓨터 비전 및 패턴 인식, 자동화된 품질 검사
- 자연어 처리 및 대화: 챗봇(고객상담), 로보어드바이저
- 운전보조 및 자율주행자동차 등

* 챗GPT, 달리(DALL·E 2) 등 생성형 AI도 포함

문11. 2023년 9월 말 기준으로, 귀사는 업무 전반 또는 일부 분야에서 인공지능(AI) 기술·솔루션을 도입하여 활용하고 계십니까?

- ① 도입하여 활용 중이다 ☞ 문 12 로
- ② 도입할 예정이다 ☞ 문 11-1 로
- ③ 도입할 계획이 전혀 없다 ☞ 문 11-3 로

문11-1. 귀사는 향후 어떤 업무 분야에 인공지능(AI) 기술·솔루션을 도입할 예정입니까? 해당하는 업무 분야를 모두 선택해 주십시오.

분야	선택
① 새로운 제품이나 서비스의 개발 * 개인 맞춤형 제품/서비스 개발 및 강화	<input type="checkbox"/>
② 주문 및 판매 최적화 * 시기별 수요 예측, 개인 맞춤형 주문 프로세스	<input type="checkbox"/>
③ 생산공정 최적화 * 예측 유지보수, 수율, 에너지 최적화, 디지털 트윈, 3D 모델링	<input type="checkbox"/>
④ 재고·물류 등 공급망 관리 * 물류 창고 및 네트워크 최적화	<input type="checkbox"/>
⑤ 재무, 회계 및 경영전략 * 자본 배분, 재무 관리, M&A 지원	<input type="checkbox"/>
⑥ 마케팅, 영업, 홍보 * 고객 세분화, 만족도 분석	<input type="checkbox"/>
⑦ 고객지원 및 서비스 * 서비스 운영 최적화, Contact-center 자동화	<input type="checkbox"/>
⑧ 채용 및 인사관리 * 인재경영 및 인력배치 최적화	<input type="checkbox"/>
⑨ 위험 관리 * 리스크 모델링 및 분석, 부정행위 및 부채 분석	<input type="checkbox"/>
⑩ 개발, 보안 등 IT 업무	<input type="checkbox"/>
⑪ 기타()	<input type="checkbox"/>

문11-2. 귀사의 인공지능(AI) 기술·솔루션 도입 예정 시기는 언제입니까? 도입이 예정된 기술·솔루션이 여러 가지인 경우 가장 빠른 시기를 선택해 주십시오.

- ① 1년 이내
- ② 1년 ~ 3년 이내
- ③ 3년 ~ 5년 이내
- ④ 5년 이후

☞ 문 20 로

문11-3. 인공지능(AI) 기술·솔루션을 도입 및 활용하지 않는 이유는 무엇입니까? 가장 중요한 순서대로 두 가지를 선택해 주십시오.

1순위	2순위

- ① 기술 개발 등 초기 투자 비용 부담
- ② 성과의 불확실성
- ③ 적절한 인공지능 기술이나 솔루션을 찾기 어려움
- ④ 기존 직원들의 도입에 대한 저항 및 적응 문제
- ⑤ 숙련된 인력 부족 및 채용의 어려움
- ⑥ 기존 IT 환경과의 통합
- ⑦ 고품질 데이터의 부족
- ⑧ 데이터 보안 및 관리 문제
- ⑨ 복잡한 규정 및 규제 준수
- ⑩ 인공지능 오남용 등 예상치 못한 위험
- ⑪ 기타()

☞ 문 20 로

문12. 귀사는 다음 업무분야와 관련하여 인공지능(AD) 기술·솔루션을 어느 정도 활용하고 있습니까?
해당하는 날짜 기준별로 응답해주시요.

(1) 2023년 9월 말 기준

분야	전혀 활용하지 않음	거의 활용하지 않음	약간 활용함	매우 자주 활용함	해당 업무 없음
1) 새로운 제품이나 서비스의 개발 * 개인 맞춤형 제품/서비스 개발 및 강화	①	②	③	④	⑤
2) 주문 및 판매 최적화 * AI/빅 데이터 예측, 개인 맞춤형 주문 프로세스	①	②	③	④	⑤
3) 생산공정 최적화 * 예측 유지보수, 수율, 에너지 최적화, 디지털 트윈, 3D 모델링	①	②	③	④	⑤
4) 재고·물류 등 공급망 관리 * 물류 창고 및 네트워크 최적화	①	②	③	④	⑤
5) 재무, 회계 및 경영전략 * 자본 배분, 재무 관리, M&A 지원	①	②	③	④	⑤
6) 마케팅, 영업, 홍보 * 고객 세분화, 만족도 분석	①	②	③	④	⑤
7) 고객지원 및 서비스 * 서비스 운영 최적화, Contact-center 자동화	①	②	③	④	⑤
8) 채용 및 인사관리 * 인재경영 및 인력배치 최적화	①	②	③	④	⑤
9) 위험 관리 * 리스크 모델링 및 분석, 부정행위 및 부채 분석	①	②	③	④	⑤
10) 개발, 보안 등 IT 업무	①	②	③	④	⑤

(2) 2022년 12월 말 기준

분야	전혀 활용하지 않음	거의 활용하지 않음	약간 활용함	매우 자주 활용함	해당 업무 없음
1) 새로운 제품이나 서비스의 개발 * 개인 맞춤형 제품/서비스 개발 및 강화	①	②	③	④	⑤
2) 주문 및 판매 최적화 * AI/빅 데이터 예측, 개인 맞춤형 주문 프로세스	①	②	③	④	⑤
3) 생산공정 최적화 * 예측 유지보수, 수율, 에너지 최적화, 디지털 트윈, 3D 모델링	①	②	③	④	⑤
4) 재고·물류 등 공급망 관리 * 물류 창고 및 네트워크 최적화	①	②	③	④	⑤
5) 재무, 회계 및 경영전략 * 자본 배분, 재무 관리, M&A 지원	①	②	③	④	⑤
6) 마케팅, 영업, 홍보 * 고객 세분화, 만족도 분석	①	②	③	④	⑤
7) 고객지원 및 서비스 * 서비스 운영 최적화, Contact-center 자동화	①	②	③	④	⑤
8) 채용 및 인사관리 * 인재경영 및 인력배치 최적화	①	②	③	④	⑤
9) 위험 관리 * 리스크 모델링 및 분석, 부정행위 및 부채 분석	①	②	③	④	⑤
10) 개발, 보안 등 IT 업무	①	②	③	④	⑤

(3) 2019년 12월 말 기준(코로나 이전)

분야	전혀 활용하지 않음	거의 활용하지 않음	약간 활용함	매우 자주 활용함	해당 업무 없음
1) 새로운 제품이나 서비스의 개발 * 개인 맞춤형 제품/서비스 개발 및 강화	①	②	③	④	⑤
2) 주문 및 판매 최적화 * AI/빅 데이터 예측, 개인 맞춤형 주문 프로세스	①	②	③	④	⑤
3) 생산공정 최적화 * 예측 유지보수, 수율, 에너지 최적화, 디지털 트윈, 3D 모델링	①	②	③	④	⑤
4) 재고·물류 등 공급망 관리 * 물류 창고 및 네트워크 최적화	①	②	③	④	⑤
5) 재무, 회계 및 경영전략 * 자본 배분, 재무 관리, M&A 지원	①	②	③	④	⑤
6) 마케팅, 영업, 홍보 * 고객 세분화, 만족도 분석	①	②	③	④	⑤
7) 고객지원 및 서비스 * 서비스 운영 최적화, Contact-center 자동화	①	②	③	④	⑤
8) 채용 및 인사관리 * 인재경영 및 인력배치 최적화	①	②	③	④	⑤
9) 위험 관리 * 리스크 모델링 및 분석, 부정행위 및 부채 분석	①	②	③	④	⑤
10) 개발, 보안 등 IT 업무	①	②	③	④	⑤

문13. 귀사에서 활용하고 있는 인공지능(AD) 기술·솔루션은 주로 어떻게 도입하였습니까?

- ① 자체 개발
- ② 오픈소스 소프트웨어/시스템 수정
- ③ 상용 소프트웨어/시스템 구입
- ④ 기타()

문14. 인공지능(AD) 기술·솔루션의 도입 및 활용과 관련하여 귀사가 가장 기대한 효과는 무엇입니까?

- ① 근로자 생산성 향상
- ② 인건비 절감
- ③ 인력난 해소
- ④ 근로자 건강 및 안전 향상
- ⑤ 기업 내부 의사결정 개선
- ⑥ 맞춤형 제품·서비스 제공
- ⑦ 고객 만족도 개선
- ⑧ 기타()

문15. 인공지능(AI) 기술·솔루션의 도입 및 활용과 관련하여 귀사가 기대한 효과가 나타나고 있다고 생각하십니까?

- ① 전혀 그렇지 않다
- ② 별로 그렇지 않다
- ③ 보통이다
- ④ 약간 그렇다
- ⑤ 매우 그렇다

문16. 귀사에서 현재 인공지능(AI) 기술 및 솔루션을 업무에 활용하고 있는 인력은 전체 인력의 몇 % 정도 도입니까?

구분	2019년 12월 말	2022년 12월 말	2023년 9월 말
전체 인력 중 AI 기술 및 솔루션을 업무에 활용하는 인력 비중	%	%	%

문17. 인공지능(AI) 기술·솔루션을 도입 및 활용한 이후 근로자가 수행하던 **직무가 자동화** 되었습니까?

- ① 예 ☞ **문 17-1로**
- ② 아니요 ☞ **문 18로**

문17-1. 자동화 된 직무의 성격은 무엇입니까? 해당하는 것을 **모두** 선택해주시시오.

항목	선택
① 반복적인 직무	<input type="checkbox"/>
② 복잡한 직무	<input type="checkbox"/>
③ 위험한 직무	<input type="checkbox"/>

문18. 인공지능(AI) 기술·솔루션을 도입 및 활용한 이후 기존에 없던 **새로운 직무가 추가**되었습니까?

- ① 예 ☞ **문 18-1로**
- ② 아니요 ☞ **문 19로**

문18-1. 새로운 직무의 성격은 무엇입니까? 해당하는 것을 **모두** 선택해주시시오.

항목	선택
① 반복적인 직무	<input type="checkbox"/>
② 복잡한 직무	<input type="checkbox"/>
③ 위험한 직무	<input type="checkbox"/>

생성형 AI 도입 및 활용 실태

※ 생성형 AI

텍스트, 오디오, 이미지 등 기존 콘텐츠를 활용해 유사한 콘텐츠를 새롭게 만들어 내는 인공지능(AI) 기술

- **대화형 검색 AI:** 챗GPT(ChatGPT), 바드(Bard), Bing 챗(Bing chat), 하이버클로바X 등
- **이미지 생성형 AI:** 달리(DALL·E2), 미드저니(Midjourney), Stable-Diffusion 등
- **음성인식 및 목소리 생성형 AI:** 클로바 보이스(CLOVA voice), 시리, Murf.ai, Play.ht, Lirebird AI 등
- **음악 생성형 인공지능:** 뮤직LM, 뮤직젠 등
- **비디오 생성형 AI:** Pictory, Synthesys, Synthesia, InVideo, Lumen5, DeepBrain 등
- **마케팅 콘텐츠 제작 AI:** Copy.ai, Designs.ai 등
- **사무처리 AI:** MS Office Copilot 등
- **코딩 AI:** GitHub Copilot, Chat GPT, AlphaCode, Codex 등

문19. 귀사에서는 생성형 AI 기술을 업무에 활용하고 있습니까?

- ① 예 ☞ **문 19-1로**
- ② 아니요 ☞ **문 19-6으로**

문19-1. 귀사에서 생성형 AI 기술이 어떤 목적으로 활용되고 있습니까? 해당하는 것을 **모두** 선택해 주십시오.

항목	선택
① 디자인 및 시제품 고안(예: 제품 디자인, 건축 설계)	<input type="checkbox"/>
② 시뮬레이션 및 모델링(예: 연구개발)	<input type="checkbox"/>
③ 새로운 데이터 생성 및 예측(예: 기존 데이터 보완, 추가 데이터 생성)	<input type="checkbox"/>
④ 홍보 콘텐츠 작성(예: 이미지, 비디오, 오디오)	<input type="checkbox"/>
⑤ 문서 자동 생성(예: 보고/결재문서, 엑셀/파워포인트 등)	<input type="checkbox"/>
⑥ 고객 응대 및 맞춤형 지원 강화(예: 챗봇, 가상 에이전트)	<input type="checkbox"/>
⑦ 번역 및 통역	<input type="checkbox"/>
⑧ 음성 비서	<input type="checkbox"/>
⑨ 기타()	<input type="checkbox"/>

문19-2. 귀사에서 활용 중인 생성형 AI 기술은 무엇입니까? 해당하는 생성형 AI 기술을 **모두** 선택해 주십시오.

생성형 AI 기술	선택
① 대화형 인공지능 * 챗GPT(Chat GPT), 바드(Bard), 빙 챗(Bing chat), 하이버클로버X 등	<input type="checkbox"/>
② 이미지 생성형 인공지능 * 달리(DALL-E 2), 미드저니(Midjourney), Stable-Diffusion 등	<input type="checkbox"/>
③ 음성인식 및 목소리 생성형 인공지능 * 클로바 보이스(CLOVA voice), 시리(siri), Murf.ai, Play.ht, Librebird AI 등	<input type="checkbox"/>
④ 음악 생성형 인공지능 * 뮤직LM, 뮤직젠 등	<input type="checkbox"/>
⑤ 비디오 생성형 인공지능 * Pictory, Synthesys, Synthesia, InVideo, Lumen5, DeepBrain 등	<input type="checkbox"/>
⑥ 마케팅 콘텐츠 제작 인공지능 * Copy.ai, Designs.ai 등	<input type="checkbox"/>
⑦ 사무문서 생성형 인공지능 * MS Office Copilot 등	<input type="checkbox"/>
⑧ 코딩 생성형 인공지능 * GitHub Copilot, Chat GPT, AlphaCode, Codex 등	<input type="checkbox"/>
⑨ 기타()	<input type="checkbox"/>

문19-3. 귀사는 생성형 AI 기술을 업무상 어느 정도의 빈도로 사용하고 있습니까?

- ① 거의 사용하지 않는다
- ② 월 1회 정도 사용한다
- ③ 주 1회 정도 사용한다
- ④ 주 2~3회 정도 사용한다
- ⑤ 주 4~6회 정도 사용한다
- ⑥ 매일 사용한다

문19-4. 귀사에서 사용하는 생성형 AI 기술의 결과물이 어느 정도 정확하다고 생각하십니까?

- ① 전혀 정확하지 않다
- ② 별로 정확하지 않다
- ③ 약간 정확하다
- ④ 매우 정확하다

문19-5. 귀사에서 생성형 AI 기술의 활용으로 얻을 수 있는 **가장** 큰 이점은 무엇이라고 생각하십니까?

- ① 비용 절감
- ② 수작업 및 관리·감독에 소요되는 노동력 감소
- ③ 고객 맞춤형 서비스 제공
- ④ 업무 속도 증가
- ⑤ 생산물의 품질 향상
- ⑥ 기타()

☞ **문 20으로**

문19-6. 귀사에서 생성형 AI 기술을 사용하지 않는 **가장** 큰 이유는 무엇입니까?

- ① 업무 특성상 생성형 AI 활용이 불필요해서
- ② 사내 IT 인프라의 부족으로 활용에 한계가 있어서
- ③ 생성형 AI의 기술적 결함 등, 생성형 AI에 대한 신뢰가 부족해서
- ④ 생성형 AI 활용으로 발생할 수 있는 윤리적 차원의 문제들이 우려되어서
- ⑤ 보수적 사내 문화 및 구성원의 거부감이 존재해서
- ⑥ 숙련된 인력이 부족해서
- ⑦ 외부 생성형 AI 사용 시, 고객 개인정보 보호 또는 보안상 문제에 대한 우려가 존재해서
- ⑧ 기타()

인공지능(AI)과 생산성

※ <문20> ~ <문24>는 인공지능(AI) 기술·솔루션 활용이 정착될 경우 생산성의 변화를 묻는 **설문으로**, 미도입한 기업의 경우 도입했다고 가정하고 응답해 주십시오.

문20. 귀사에 인공지능(AI) 기술·솔루션 활용이 정착된다면, **업무에 소요되는 시간**이 얼마나 감소될 것으로 생각하십니까?

구분	영향 없음	미미한 수준의 감소 (10% 미만)	다소 큰 수준의 감소 (10~50% 미만)	매우 큰 수준의 감소 (50% 이상)
1) 회사 전반	①	②	③	④
2) AI 활용 부서/팀	①	②	③	④

문21. 귀사에 AI 기술 중, **생성형 AI 기술*** 활용이 정착된다면, **업무에 소요되는 시간**이 얼마나 감소될 것으로 생각하십니까?

* 텍스트, 오디오, 이미지 등 기존 콘텐츠를 활용해 유사한 콘텐츠를 새롭게 만들어 내는 인공지능(AI) 기술(예: 챗GPT, DALL·E2, 미드저니 등)

구분	영향 없음	미미한 수준의 감소 (10% 미만)	다소 큰 수준의 감소 (10-50% 미만)	매우 큰 수준의 감소 (50% 이상)
1) 회사 전반	①	②	③	④
2) AI 활용 부서/팀	①	②	③	④

문22. 귀사에 인공지능(AD) 기술·솔루션 활용이 정착된다면, 단기·중기·장기적 관점에서 **향후 매출**이 어느 정도 증가할 것으로 생각하십니까?

구분	영향 없음	미미한 수준의 증가 (10% 미만)	다소 큰 수준의 증가 (10-50% 미만)	매우 큰 수준의 증가 (50% 이상)
1) 단기 (3년 이내)	①	②	③	④
2) 중기 (3-7년 이내)	①	②	③	④
3) 장기 (7년 이상)	①	②	③	④

문23. 귀사에 AI 기술 중, **생성형 AI 기술*** 활용이 정착된다면, 단기·중기·장기적 관점에서 **향후 매출**이 어느 정도 증가할 것으로 생각하십니까?

* 텍스트, 오디오, 이미지 등 기존 콘텐츠를 활용해 유사한 콘텐츠를 새롭게 만들어 내는 인공지능(AI) 기술(예: 챗GPT, DALL·E2, 미드저니 등)

구분	영향 없음	미미한 수준의 증가 (10% 미만)	다소 큰 수준의 증가 (10-50% 미만)	매우 큰 수준의 증가 (50% 이상)
1) 단기 (3년 이내)	①	②	③	④
2) 중기 (3-7년 이내)	①	②	③	④
3) 장기 (7년 이상)	①	②	③	④

문24. 어떤 **업무 분야**에 인공지능(AD) 기술·솔루션을 도입하여 활용하는 것이 귀사의 생산성 향상에 **가장** 효과적이라고 생각하십니까?

- ① 새로운 제품이나 서비스의 개발
 - * 개인 맞춤형 제품/서비스 개발 및 강화
- ② 주문 및 판매 분석과 예측
 - * 데이터 기반 수요 예측
- ③ 생산공정 최적화
 - * 예측 유지보수, 수율, 에너지 최적화, 디지털 트윈, 3D 모델링
- ④ 재고·물류 등 공급망 관리
 - * 물류 창고 및 네트워크 최적화
- ⑤ 재무, 회계 및 경영전략
 - * 자본 배분, 재무 관리, M&A 지원
- ⑥ 마케팅, 영업, 홍보
 - * 고객 세분화, 인콰드 분석
- ⑦ 고객지원 및 서비스
 - * 서비스 운영 최적화, Contact-center 자동화
- ⑧ 채용 및 인사관리
 - * 인재경영 및 인력배치 최적화
- ⑨ 위험 관리
 - * 리스크 모델링 및 분석, 부정행위 및 부채 분석
- ⑩ 개발, 보안 등 IT 업무
- ⑪ 기타()

인공지능(AI)과 인력 활용

※ <문25> ~ <문26>은 인공지능(AI) 기술·솔루션 도입과 활용으로 인한 인력 변화에 대한 설문으로, 미도입한 기업이더라도 도입했다고 가정하고 응답해 주십시오.

문25. 귀사에 인공지능(AD) 기술·솔루션이 도입된 이후 단기·중기·장기적 관점에서 **인력 전반**에 어느 정도 영향을 미쳤거나 미칠 것으로 생각하십니까?

구분	영향 없음	미미한 수준의 대체 (감소) (10% 미만)	다소 큰 수준의 대체 (감소) (10-50% 미만)	매우 큰 수준의 대체 (감소) (50% 이상)	오히려 인력 증가
1) 단기 (3년 이내)	①	②	③	④	⑤
2) 중기 (3-7년 이내)	①	②	③	④	⑤
3) 장기 (7년 이상)	①	②	③	④	⑤

통계적 분류를 위한 질문

문31-2. 귀사의 제작자 대상 교육·훈련은 귀사의 인제수요를 충족시키고 있습니까?

- ① 예 ☞ 문 32 로
- ② 아니요 ☞ 문31-3으로

문31-3. 귀사의 인제수요를 충족시키기 위해서 어떤 방향의 교육훈련 개선이 가장 필요하다고 생각하십니까?

- ① 사내 현장훈련(실무 경험) 강화
- ② 자기계발을 위한 근무시간 유연화 및 지원 강화
- ③ 내부 교육훈련 프로그램 개선
- ④ 외부 훈련 프로그램의 질적 수준 및 다양성 제고
- ⑤ 장기연수 및 대체인력 지원
- ⑥ 훈련의 성과를 승진, 보상 등으로 연계
- ⑦ 기타()

문32. 인공지능(AI) 인제수요 충족을 위해서 귀사에서는 다음의 방안이 얼마만큼 필요하다고 생각하십니까?

방안	매우 불필요	약간 불필요	보통	약간 필요	매우 필요
1) 내부 AI 인재 양성	①	②	③	④	⑤
2) AI 인재 신규채용	①	②	③	④	⑤
3) 외부 AI 인재 활용 (서비스 구매/구독 포함)	①	②	③	④	⑤

문33. 귀사에서는 현 시점에서 인공지능(AI) 인재양성을 위해 정부의 어떤 정책방향이 가장 중요하다고 보십니까? 중요한 순서대로 2순위까지 응답해주시기 바랍니다.

1순위	2순위

- ① 초중등교육 단계별 AI 기초교육 강화
- ② 대학 내 AI 관련 전공 확대
- ③ AI 대학원 등 석·박사 과정 확대
- ④ AI 관련 산학연 협력 및 파트너십 강화
- ⑤ 직업능력개발 및 평생교육 지원 강화
- ⑥ 질 높은 사내 현장훈련 및 교육훈련 프로그램 지원
- ⑦ 재직자 훈련비용 및 대체인력 지원 확대
- ⑧ 공공 훈련기관 프로그램 수준 제고 및 다양화
- ⑨ 민간 훈련기관 활용에 대한 지원범위 확대
- ⑩ AI 인재 인증 등을 통한 AI 활용 수준별 자격부여
- ⑪ 기타()

SQL. 귀하의 성별은 무엇입니까?

- ① 남자
- ② 여자

SQ2. 귀하의 나이는 어떻게 되십니까?

만 _____ 세

SQ3. 현재 귀하의 주요 담당업무는 무엇입니까?

- ① 경영총괄
- ② 사업관리(프로젝트 관리, 해외관리 등)
- ③ 기획사무(경영기획, 홍보·광고, 마케팅 등)
- ④ 총무·인사(총무, 인사·조직, 일반사무 등)
- ⑤ 재무·회계(재무, 회계, 생산·품질관리 등)
- ⑥ 정보기술(정보기술개발, 인공지능 등)
- ⑦ 기타 ()

SQ4. 위에서 응답한 업무(주요 담당업무)에 해당하는 경력은 몇 년입니까?

_____ 년

다음은 개인정보이용동의에 대한 질문입니다. 제공해 주신 개인정보는 목적 외에 절대 사용되지 않으며 연구·사업 조사 완료 후 즉시 파기됩니다. 동의여부를 체크해 주십시오.

* 개인정보 수집 및 이용

수집기관	글로벌리서치
수집·이용 목적	인공지능으로 인한 노동시장의 변화와 정책방향 관련 연구 수행
수집항목	성명, 직위, 전화번호, email주소
보유기간	해당 사업 완료 시까지

* 개인정보 제3자 정보 제공

수집기관	한국개발연구원(KDI)
수집·이용 목적	인공지능으로 인한 노동시장의 변화와 정책방향 관련 연구 수행
수집항목	성명, 직위, 전화번호, email주소
보유기간	해당 사업 완료 시까지

※ 귀하는 개인정보 수집 및 이용, 개인정보 제3자 제공 동의를 거부할 수 있습니다.

개인정보 수집 및 이용에 동의하십니까?

동의함 동의하지 않음

개인정보 제3자 제공에 동의하십니까?

동의함 동의하지 않음

지금까지 설문에 응답해 주셔서 대단히 감사합니다.

조사 후 기록

응답자 소속부서	
응답자 성명	
응답자 직위	
응답자 전화번호	
응답자 E-mail	
기업 주소	_____시/도 _____구/시/군 _____동/읍/면
조사일	_____월 _____일
면접조사자 성명	

슈퍼바이저	에 디 터	검 증 원

2. 전문가 면담조사 및 Chat GPT 조사

전문가 면담조사는 국내 AI 기술 및 활용 전문가 13명을 대상으로 진행하였다. 이 중 AI 기술/산업 전문가는 총 7명이며, 분야별 AI 활용 전문가는 총 6명(문화예술 2명, 법률 2명, 의료 2명)이다. 면담은 연구책임자를 포함한 연구팀이 각 전문가들을 방문하여 1시간 정도의 대면 인터뷰 방식으로 진행하였으며, 기술/산업 내지는 각 분야별 활용상황 및 전망에 관한 내용들을 질의응답하였다. 해당 인터뷰 전후로 현재의 인공지능 기술을 위시한 기계의 업무수행능력을 44개 영역에 대해 2023년과 2030년 시점에서 각각 평가하는 전문가 설문조사를 실시하였다. 해당 내용은 본문에 자세히 수록되어 있다. 한편, 3개의 분야는 최근 생성형 AI와 관련하여 가장 주목받고 있는 분야들을 선정하였다.

Chat GPT 조사는 유료 계정에서 GPT-4(turbo)를 활용하였으며, 해당 프롬프트는 먼저 직업의 자동화 가능성에 관하여 일정한 대화를 나누고 44개 업무수행능력에 관한 자세한 설명을 입력하여 숙지하도록 하였다. 그다음 각 업무수행능력별로 인공지능과 로봇 등에 의한 자동화 가능성에 관하여 1(자동화 가장 쉬움)~7(자동화 가장 어려움)으로 평가하도록 하였고, 시점을 달리하며 추가적인 질문을 제기하였다. GPT-4(turbo)는 응답을 표 형태로 제시하면서 관련 예시까지 포함시킬 수 있었다. 정확하게 동일한 질문(프롬프트)에 대해서도 실행할 때마다 답변의 내용이나 형식이 약간씩 달라지기는 하였으나, 전반적으로는 크게 다르지 않은 답변을 제공하였다.

The Impact of Artificial Intelligence on the Labor Market and Policy Implications

Joseph Han

This report provides an overview of the recent advancements in artificial intelligence (AI) and examines its potential to automate jobs in the Korean labor market. Through an analysis that merges expert assessments of AI capabilities with the skill profiles of occupations in Korea, it is found that, as of 2023, 38.8% of current jobs are at risk of having over 70% of their tasks automated. Predictions for 2030 suggest that nearly 90% of tasks across 90% of existing job types might be subject to automation, if the current task structure should remain as it is.

Nevertheless, the technical feasibility of automation does not directly translate to an imminent risk of automation. As of the end of 2021, only 2.7% of private firms with more than ten employees had adopted AI according to official statistics. When considering the differential AI adoption rates by firm size, it is estimated that about 10% of the workforce is exposed to AI.

In pursuit of a more nuanced understanding of the actual risk posed by automation, this research delves into the impact of increased AI exposure within local labor markets. The findings suggest that while AI's introduction does not meaningfully affect total employment, it tends to lower earnings, with women's average earnings disproportionately affected. More granular analyses indicate that an increase in AI exposure, driven by plausibly exogenous factors, has primarily resulted in diminished employment and earnings opportunities for younger workers at the nascent stages of their careers.

Drawing from these findings, this report proposes policy recommendations to navigate the challenges posed by AI in the labor market effectively.

KDI 신간안내

RECENT KDI PUBLICATION

주택시장의 규제와 주택공급방식의 방향

LTV, DSR, 보유과세 그리고 선분양방식의 개선을 중심으로

송인호 · 석병훈 · 유혜미

연구보고서 | 122쪽 | 정가 5,000원

본 연구에서는 주택시장의 안정화를 위해 활용되는 정책수단으로서의 규제와 주택공급방식에 대해 알아본다. 정부는 주택시장의 안정을 위해 LTV나 DTI와 같은 금융규제 등을 활용하곤 하는데, 본고에서는 이러한 정책들이 주택시장에 효과를 보이며 유효성을 가지는지, 그렇다면 주택소비자의 효용을 높이는지를 살펴보았다. 또한 현재의 주택시장 환경에서 기존 주택공급방식의 보완과 개선점이 무엇인지를 살펴보았다.



한국의 중산층은 누구인가

황수경 · 이창근

연구보고서 | 237쪽 | 정가 7,000원

본 보고서는 한국에서 객관적 중산층과 주관적 중산층 간에 상당한 불일치가 존재하고 있음에 주목하여, 독자적인 설문조사를 통해 흔히 ‘중산층’ 이라고 말하는 집단에 매우 이질적인 여러 계층이 혼합되어 있음을 실증적으로 밝히고 있다. 또한 중산층에 관한 여러 가지 오해를 실증적 관점에서 분석하고 그것이 가져올 사회적 영향에 대해서도 종합적으로 논의한다.



한반도와 주변국의 정치·경제 관계 실증분석

빅데이터를 활용한 국가 간 관계 지수를 중심으로

김규철

정책연구시리즈 | 70쪽 | 정가 2,000원

본 연구는 기존의 외교, 안보, 정세 연구의 정성적 분석을 넘어서, 객관적 데이터에 기반하여 한반도 주변의 국제정세를 보다 정량적으로 이해하려는 시도를 하고 있다. 구체적으로 뉴스 기사를 바탕으로 국가 간 관계를 수치화한 최신의 이벤트 데이터인 구글의 GDELT를 활용하여 미중 갈등 및 남북관계의 동향을 실증적으로 검증하고 분석하였다.



인구축소사회에 적합한 초중고 교육 행정 및 재정 개편방안

김학수 편

연구보고서 | 341쪽 | 정가 9,000원

본 연구에서는 현행 초중고 교육 행정과 재정의 문제점을 국제비교, 교육성과에 미치는 교육투입지표의 영향, 목적사업비의 정치화 가능성 등 다양한 측면에서 살펴본다. 연구 결과, 초중고 교육재정 총량 산정방식 및 교육재정의 배분방식에 개혁이 시급한 것으로 나타났다.



유보통합 정착을 위한 교사 재교육 방안:

교사학습공동체를 중심으로

김인경

정책연구시리즈 | 110쪽 | 정가 2,000원

본 연구는 어린이집·유치원 교사가 함께 참여하는 학습공동체를 동료집단멘토링 형태로 운영하고 이러한 교사학습공동체가 유보통합에 대한 수용성을 제고하는 데 기여하는지 살펴본다. 나아가 연구 결과를 토대로 유보통합의 성공적 정착을 위해 필요한 제도 개편에 대한 시사점을 제시한다.



재생에너지 구매제도 및 지원정책 개선 과제

윤여창

정책연구시리즈 | 57쪽 | 정가 2,000원

본 연구는 국내 재생에너지 구매제도와 지원정책을 분석한다. 이를 통해 기업이 참여하는 자발적 시장 내 다양한 이행수단들 간의 연계성뿐만 아니라, 규제에 의해 형성된 의무시장이 자발적 시장에 미치는 영향을 살펴본다. 그리고 배출권거래제나 전력시장 등 인접 제도들의 왜곡이 재생에너지 거래시장에 미치는 영향을 분석한다. 이러한 분석을 기반으로 재생에너지 구매제도와 지원정책에 대한 정책적 시사점을 제시한다.



효율적인 고령 인력 활용 방안에 대한 연구:

직무 분석을 중심으로

김지연

정책연구시리즈 | 76쪽 | 정가 2,000원

본 연구는 취업자의 연령에 따른 직무(task) 분석을 통해 연령별로 직무 구성에 상당한 이질성이 존재함을 밝힘으로써, 고령층과 청년층 고용의 대체 가능성이 직업의 직무 구성에 따라 달라질 수 있음을 보인다. 이러한 분석을 바탕으로 연령별 직무 이질성을 완화하고 세대 간 고용대체 가능성을 제고할 방안을 살펴본다.



연구보고서 2023-03

인공지능으로 인한 노동시장의 변화와 정책방향

인 쇄 2023년 12월 27일

발 행 2023년 12월 30일

저 자 한요셉

발행인 조동철

발행처 한국개발연구원

등 록 1975년 5월 23일 제6-0004호

주 소 세종특별자치시 남세종로 263

전 화 (044) 550-4114

팩 스 (044) 550-4310

© 한국개발연구원 2023

ISBN 979-11-5932-871-8

값 6,000원

* 잘못된 책은 바꿔드립니다.

