

정책연구
2025-16

AI 기반 제조업 혁신과 고용

노세리·장지연·조성재

한국노동연구원

목 차

요 약	i
제1장 AI 도입은 제조업의 일자리 위기인가? (노세리)	1
제1절 문제제기	1
제2절 AI 도입으로 인한 제조업의 변화	4
제3절 연구의 구성	6
제2장 제조 분야 AI 도입이 고용에 미치는 영향 ... (장지연)	8
제1절 문제제기	8
제2절 선행연구	9
제3절 측정 방법과 분석자료	12
1. 직종별 AI 노출도	12
2. AI 도입기업 식별 방법	19
3. 분석 자료	20
제4절 분석 결과	20
1. AI 노출도 분위별 고용 현황	20
2. AI 도입기업과 미도입기업의 고용 현황	31
제5절 소 결	46
1. 요 약	46
2. 정책적 시사점	48

제3장 제조업 연구개발인력의 AI 활용 실태 (조성재)	69
제1절 도입	69
1. 문제의 제기	69
2. 조사 방법	71
제2절 설문조사 결과	74
1. 조직 수준 응답 분석	74
2. 개인 수준 응답 분석	86
제3절 심층 면접조사 결과	100
제4절 해석과 토론	109
제4장 제조업 생산현장의 AI 활용 실태 (노세리)	113
제1절 문제제기	113
제2절 연구방법	115
제3절 설문조사 분석 결과	116
1. 응답 표본 특성	116
2. 분석 결과	117
제4절 사례조사 분석 결과	153
제5절 결과 종합 및 시사점	162
제5장 결론 (노세리)	165
제1절 AI는 제조업을 혁신할 수 있는가?	165
제2절 정책 대안 : 위기를 기회로 만들기 위한 조건	169
참고문헌	175

표 목 차

〈표 3- 1〉 설문조사 표본 특성	73
〈표 3- 2〉 심층면접자 명단	73
〈표 3- 3〉 소속 기업의 인공지능 사용 분야	75
〈표 3- 4〉 AI 도입 전략(top down(1점) vs. bottom up(5점))	76
〈표 3- 5〉 규모별 AI 기술 관련 귀사의 방침	76
〈표 3- 6〉 업종별 AI 기술 관련 귀사의 방침	77
〈표 3- 7〉 AI 보안 문제에 대한 대응	78
〈표 3- 8〉 조직 차원 AI 기술 도입연도	78
〈표 3- 9〉 규모별 AI 관련 조직 분위기	79
〈표 3-10〉 AI 교육실시와 인사 반영 정도	80
〈표 3-11〉 AI 기술교육 방침	80
〈표 3-12〉 AI 사내 자격제도 운영	81
〈표 3-13〉 AI 기술 적용 후 연구개발 업무의 변화	82
〈표 3-14〉 AI 적용 이후 연구개발인력 수 변화	83
〈표 3-15〉 인력 채용 시 AI 기술과 도메인 지식과의 관계	84
〈표 3-16〉 AI 인재 채용 경로	84
〈표 3-17〉 AI 인재 채용 시 애로의 정도	85
〈표 3-18〉 AI 기술의 수준에 대한 상대평가	86
〈표 3-19〉 부문별 AI 전문가와 업종특화 엔지니어의 분포(귀하의 정체성)	87
〈표 3-20〉 AI특화 IT/SW 전문가의 업종특화 지식 습득 정도	88
〈표 3-21〉 귀하가 사용하는 AI 기술의 종류	89
〈표 3-22〉 AI 기술 활용 기간	90
〈표 3-23〉 기업 및 개인 특성에 따른 AI 활용 정도	91
〈표 3-24〉 부문별 동료 및 상사와의 협업 관계 변화	92

〈표 3-25〉 AI 능력 자기 평가	93
〈표 3-26〉 AI 기술역량에 미친 요인	94
〈표 3-27〉 AI 도입 이후 관리, 행정, 지원업무 증감	95
〈표 3-28〉 직장 이동성 지표들	96
〈표 3-29〉 직장 이동 시 AI 기술의 영향	98
〈표 3-30〉 부문별 이직 의도	99
〈표 3-31〉 노동시간 실태와 AI 적용의 효과	100
〈표 3-32〉 피면담자의 소속 부서와 회사의 AI 도입 전략	101
〈표 3-33〉 AI의 활용 정도와 업무에 미친 영향	104
〈표 3-34〉 AI와 도메인 지식과의 관계, 인력에 미친 영향, 교육 방침	106
〈표 3-35〉 업종별 영향 종합	108
〈표 4- 1〉 표본의 업종별 분포	116
〈표 4- 2〉 표본의 기업규모별 분포	117
〈표 4- 3〉 분야별 인공지능 활용 정도	118
〈표 4- 4〉 AI 활용 시작 시기	118
〈표 4- 5〉 AI 도입 전략	119
〈표 4- 6〉 디지털 기술 활용 역량 교육 대상	121
〈표 4- 7〉 조직문화	122
〈표 4- 8〉 현재(2025년) 인공지능 사용 분야와 수준	124
〈표 4- 9〉 전체 향후 3년 내 인공지능 사용 분야와 수준	125
〈표 4-10〉 경공업 인공지능 사용 분야와 수준	127
〈표 4-11〉 경공업 향후 3년 내 인공지능 사용 분야와 수준	128
〈표 4-12〉 화학공업 인공지능 사용 분야와 수준	129
〈표 4-13〉 화학공업 향후 3년 내 인공지능 사용 분야와 수준	130
〈표 4-14〉 기계금속 인공지능 사용 분야와 수준	131
〈표 4-15〉 기계금속 향후 3년 내 인공지능 사용 분야와 수준	132
〈표 4-16〉 전기전자정밀 인공지능 사용 분야와 수준	133
〈표 4-17〉 전기전자정밀 향후 3년 내 인공지능 사용 분야와 수준 ..	134

〈표 4-18〉 업종별·분야별 수준 변화	135
〈표 4-19〉 매출액 대비 인공지능 투자 규모	137
〈표 4-20〉 제조공정의 AI 기술 적용 방침	138
〈표 4-21〉 제조공정의 AI 기술 확대 방향	140
〈표 4-22〉 제조공정의 AI 기술 미국과 비교	141
〈표 4-23〉 제조공정의 AI 기술 중국과 비교	142
〈표 4-24〉 과업 특성	143
〈표 4-25〉 과업 대체 정도	144
〈표 4-26〉 과업 대체로 인한 근로자 수 감소 정도	145
〈표 4-27〉 감소 인력 조치	146
〈표 4-28〉 신입직원 채용	147
〈표 4-29〉 AI 운영 인력 공급	148
〈표 4-30〉 AI 운영 인력 전환 사례	149
〈표 4-31〉 AI 운영 인력 부족 정도	150
〈표 4-32〉 신입직원 채용 시 평가 항목	150
〈표 4-33〉 직접 생산 근로자의 AI 인력 전환과 활용 가능성	151
〈표 4-34〉 간접 생산 근로자의 AI 인력 전환과 활용 가능성	151
〈표 4-35〉 AI 성과 평가	153
〈표 4-36〉 사례조사 대상	154
〈표 4-37〉 AI 전략과 주요 활용 분야	156
〈표 4-38〉 AI 활용과 성과	157
〈표 4-39〉 AI 활용이 인력 운영에 미치는 영향	160

그림목차

[그림 2- 1] 숙련군별 AI의 작업시간 절감률	16
[그림 2- 2] 숙련군별 로봇의 작업시간 절감률	17
[그림 2- 3a] AI 노출도 분위별 취업자: 제조업	22
[그림 2- 3b] AI 노출도 분위별 취업자: 전 산업	23
[그림 2- 4] 성별 AI 노출도 분위별 취업자: 제조업	24
[그림 2- 5a] 연령집단별 AI 노출도 분위별 취업자: 제조업	27
[그림 2- 5b] 연령집단별 AI 노출도 분위별 취업자: 전 산업	28
[그림 2- 6] 사업장 규모별 AI 노출도 분위별 취업자: 제조업	29
[그림 2- 7] 하위업종별 AI 노출도 분위별 취업자: 제조업	30
[그림 2- 8] AI 도입기업 종사자 비율	31
[그림 2- 9] 산업대분류별 AI 도입률	32
[그림 2-10] 제조업 하위업종별 AI 도입률	33
[그림 2-11] 제조 분야 AI 도입기업의 숙련수요	34
[그림 2-12] 제조 분야 AI 미도입기업의 숙련수요	34
[그림 2-13a] AI 도입 여부별 취업자 지수: 제조업	36
[그림 2-13b] AI 도입 여부별 취업자 지수: 전 산업	37
[그림 2-14] 성별 AI 도입 여부별 취업자 지수: 제조업	39
[그림 2-15a] 연령집단별 AI 도입 여부별 취업자 지수: 제조업	40
[그림 2-15b] 연령집단별 AI 도입 여부별 취업자 지수: 전 산업	41
[그림 2-16] 직종대분류별 AI 도입 여부별 취업자 지수: 제조업	42
[그림 2-17] 사업장 규모별 AI 도입 여부별 취업자 지수: 제조업	43
[그림 2-18] 하위업종별 AI 도입 여부별 취업자 지수: 제조업	45
[그림 4- 1] 현재 인공지능 사용 분야와 수준	136
[그림 4- 2] 향후 3년 내 인공지능 사용 분야와 수준	137

[그림 4- 3] 투자 규모 변화	138
[그림 4- 4] 업종별 AI 적용 방침	139
[그림 4- 5] 업종별 AI 확대 방향	140
[그림 4- 6] 인공지능 도입 분야의 과업 특성	143

요약

본 연구는 인공지능을 활용한 제조업 혁신을 가능하게 하는 방안을 모색하기 위해 이를 뒷받침할 고용 측면의 대응 전략을 논의하였다. 이를 위해 첫째, 제조업에서 AI 확산이 노동시장에 미치는 영향을 분석하였다. 둘째, 국내 주요 기업들을 대상으로 AI 기반 제조업 혁신의 현황을 파악하고, AI 활용을 위한 인력 육성 현황을 조사하였다. 이를 바탕으로 AI를 통한 제조업 경쟁력을 높이기 위한 정책 방안을 제시하였다.

제2장은 인공지능(AI) 기술 확산이 제조업 고용에 미치는 영향을 분석하기 위해 새로운 숙련 기반 접근법을 적용하였다. 한국숙련사전에 포함된 6,558개 숙련 항목에 대해 GPT-4 기반 전문가 패널 시뮬레이션을 활용하여 AI 노출도를 산출하고, 이를 개별 직종 및 사업장 자료와 결합하여 2021년부터 2024년까지의 고용 변화를 추적하였다. 이를 통해 AI 기술 확산이 제조업 고용 구조에 미치는 영향을 전 산업과 비교·분석하였다.

분석 결과, 제조업은 전 산업과 비교할 때 AI 도입과 고용 변화 양상에서 뚜렷한 차이를 보였다. 제조업의 AI 도입률은 약 23%로 전 산업 평균(32%)보다 낮은 수준이며, 정보통신업·전문과학기술서비스업·금융보험업 등 지식집약 산업에 비해 상대적으로 도입이 지체되고 있다. 이는 제조업이 이미 산업용 로봇을 통한 물리적 자동화가 세계 최고 수준으로 진전된 상황에서, 소프트웨어 기반의 생성형 AI 도입은 아직 제한적으로 이루어지고 있음을 시사한다.

AI 노출도와 고용 변화의 관계에서도 제조업은 전 산업과 다른 패턴을 보였다. 전 산업에서는 AI 노출도가 낮은 직종의 고용이 상대적으로 빠르게 증가한 반면, 제조업에서는 AI 노출도가 높은 직종의 고용이 더 빠르게 증가하는 양상이 관찰되었다. 이는 AI가 인지적·분석적 업무에

서, 로봇이 물리적 작업에서 각각 시간 절감 효과를 발휘하며 상호 보완적으로 작동하기 때문으로 해석된다. 다만 이미 로봇 자동화가 고도화된 제조업에서는 생성형 AI의 추가적 영향이 평균적으로는 아직 제한적인 것으로 나타났다.

한편 제조업 내부에서는 AI 도입 기업과 미도입 기업 간 숙련 수요 구조의 양극화가 뚜렷하게 확인되었다. AI 도입 기업은 정보기술 숙련과 제조생산 숙련을 거의 대등한 비중으로 요구하는 하이브리드 인력 구조로 전환되고 있는 반면, 미도입 기업은 전통적인 제조생산 숙련에 압도적으로 의존하고 있다. 이는 제조업 내 디지털 전환을 선도하는 소수 기업과 그렇지 못한 다수 기업 간 격차가 확대되고 있음을 보여준다.

생성형 AI의 고용 영향은 전체적으로는 아직 제한적이지만, 특정 업종과 집단에서는 의미 있는 변화가 관찰되었다. 특히 전자통신업은 제조업 내에서 AI 도입률이 가장 높은 업종으로, 2023년을 기점으로 AI 고노출 직종의 고용 증가세가 정체되는 양상이 나타났다. 이는 생성형 AI가 특정 업종과 직종에서 실제 고용 변화에 영향을 미치기 시작했음을 보여주는 초기 신호로 해석할 수 있다.

본 연구에서 가장 중요한 발견은 청년층 고용에 대한 영향이다. 중장년층과 고령층의 고용은 AI 노출도나 기업의 AI 도입 여부와 무관하게 비교적 안정적인 패턴을 유지한 반면, 청년층은 AI 기술 확산에 따라 고용이 뚜렷하게 분화되는 양상을 보였다. 제조업과 전 산업 모두에서 AI 고노출 직종과 AI 도입 기업을 중심으로 청년 고용이 2023년 이후 정체 또는 감소하는 경향이 확인되었다. 이는 AI 도입이 해고보다는 신규 채용 축소를 통해 고용에 영향을 미치며, 그 충격이 노동시장 진입 단계에 있는 청년층에 먼저 나타나고 있음을 시사한다. 이러한 변화는 청년층의 숙련 축적과 경력 형성 경로에 장기적인 제약을 가할 가능성이 있다.

AI 기술의 고용 영향이 업종·직종·연령 집단에 따라 매우 차별적으로 나타난다. 이러한 점에서 제조업의 경우 AI와 로봇의 융합을 통한 스마트 제조 혁신을 추진하되, 그 과정에서 발생하는 인력 수요 변화를 선제적으로 관리할 필요가 있다. 특히 제조업 재직자를 대상으로 한 재교

육·전환훈련을 강화하여 정보기술 숙련과 제조생산 숙련을 결합한 하이브리드 인재를 양성하는 것이 중요하다. 동시에 청년층을 대상으로 AI 시대에 적합한 숙련을 형성할 수 있도록 교육·훈련과 노동시장 진입 지원을 재설계해야 한다.

마지막으로, AI 기술의 고용 영향을 지속적으로 모니터링할 수 있는 체계 구축이 필요하다. 본 연구에서 개발한 숙련 기반 AI 노출도 측정 방법론은 직종별·업종별·집단별 영향을 정기적으로 평가하고, 새로운 취약 집단이나 고위험 직종이 등장할 경우 신속한 정책 개입을 가능하게 하는 유용한 도구가 될 수 있다. 이를 통해 AI 기술 확산이 제조업 경쟁력 강화와 포용적 고용으로 이어질 수 있도록 정책적 대응을 고도화할 필요가 있다.

제3장은 제조업 연구개발(R&D) 부문 엔지니어의 역할 변화와 AI 기술이 연구개발 활동 및 기업 전반에 미치는 영향을 양적·질적 분석을 통해 종합적으로 검토하였다. 분석 결과, 국내 200대 제조 대기업을 포함 하더라도 AI 도입과 활용 수준은 아직 전반적으로 높지 않은 단계에 머물러 있는 것으로 나타났다. 특히 생성형 AI를 중심으로 한 활용은 조직 차원의 전략적 도입보다는 엔지니어 개인의 문제 해결과 업무 효율화를 목적으로 한 상향식(bottom-up) 확산 형태가 두드러지며, 기업들은 보안 및 관리 문제로 인해 이에 대해 다소 신중한 태도를 보이고 있다. 그러나 챗GPT 등장 이전부터 머신러닝, 딥러닝, 빅데이터 처리 등에서 기술 축적이 이루어진 기업과 엔지니어의 경우, 생성형 AI의 등장으로 연구개발 역량이 한층 고도화된 것으로 확인된다. 특히 초대형 제조기업을 중심으로 조직적 확산 전략을 채택한 사례가 나타났으며, 이들 기업은 사내 AI 교육을 체계적으로 운영하고, 일부는 이를 사내 자격제도와 인센티브 체계와 연계하고 있다. 그럼에도 불구하고 AI 도입이 연구개발 인력을 포함한 고용 규모에 미친 영향은 현재까지는 제한적으로 확인되며, 일부 기업을 제외하면 대규모 인력 감소의 증거는 뚜렷하지 않다.

연구 결과는 AI 기술이 기존의 도메인 지식과 숙련을 대체하기보다는, 이를 전제로 결합될 때 효과를 발휘한다는 점을 분명히 보여준다. 생

명·안전·환경 규제, 국제 규범, 업종 특수적 노하우 등 제조업이 장기간에 걸쳐 축적해 온 지식 체계는 AI 기술 도입만으로 단번에 무력화되지 않는다. 오히려 AI를 효과적으로 활용한 기업일수록 도메인 지식을 보유한 엔지니어가 AI 기술을 이해·운영·해석하며 개선하는 역할을 수행하고 있으며, 이러한 기업에서는 AI로 인한 인력 대체 효과보다 성장에 따른 고용 창출 효과가 더 크게 나타났다. 이는 제조업 경쟁력이 단순한 기술 도입이 아니라, 종합적인 기술·인력 역량의 결합에 달려 있음을 시사한다.

특히 본 연구는 경공업과 같이 전통적으로 노동집약적 산업으로 인식되어 온 부문에서도 AI와 도메인 지식의 결합을 통해 산업 업그레이드 가능성이 존재함을 확인하였다. 이는 ‘한계 산업’이 존재하는 것이 아니라, 기술과 인력을 결합하지 못한 ‘한계 기업’이 존재할 뿐이라는 선행연구의 주장과도 일치한다. 이러한 전환 과정에서 연구개발 인력, 즉 엔지니어는 핵심적인 역할을 수행하며, 이에 상응하는 사회적 위상 제고와 보상·인센티브 체계의 정비가 요구된다.

한편 설문조사 결과는 AI 기술이 탐색적 성격을 지니는 만큼, 엔지니어 개인의 자기 학습 의지와 시도·실패 경험의 축적이 매우 중요하다는 점을 부각한다. 현재 AI 도입은 노동시간의 급격한 감소보다는 업무 여유의 일부 증가로 나타나고 있는데, 이러한 여유를 단순한 인력 감축으로 연결하기보다는 새로운 시도와 실험을 가능하게 하는 학습 시간으로 활용할 필요가 있다. 또한 AI 에이전트 시대로의 이행을 고려할 때, 기술적 숙련뿐 아니라 새로운 의사소통 방식, 조직 운영에 대한 이해, 인문사회적 소양을 포함한 숙련 구성의 재정립이 요구된다.

종합하면, AI 기술 확산은 아직 연구개발 인력의 대규모 축소로 이어지지는 않고 있으나, 숙련 구조와 인력 정책 전반의 재검토를 요구하고 있다. 특히 내부노동시장의 약화와 AI·IT 전문 인력의 높은 이동성을 고려할 때, 엔지니어의 역량을 객관적으로 평가·인증하고 적절한 보상으로 연결할 수 있는 제도적 장치가 필요하다. 본 연구는 AI 기술에 대한 대응이 개별 기술 정책에 그칠 것이 아니라, 도메인 지식, 엔지니어 인력

정책, 교육훈련 체계를 포괄하는 종합적 재설계로 이어져야 함을 시사한다.

제4장은 제조업 생산현장 부문의 AI 기술 도입 현황과 이로 인한 생산과 관련한 직접 및 간접 근로자의 역할 변화와 고용 변화를 분석하였다. 분석 결과, 제조업에서 AI는 다른 경영 기능에 비해 제조공정을 중심으로 가장 활발히 활용되고 있는 것으로 나타났다. 연구개발과 공급망·물류관리 분야가 그 뒤를 이었으며, 인사관리나 회계·재무 분야에서는 상대적으로 활용이 제한적인 것으로 확인되었다. 다수의 기업이 2023년 이후부터 제조공정에 AI를 실제 업무에 적용하기 시작하였고, 업종 간 도입 시점의 차이는 크지 않아 최근 2~3년 사이 제조업 전반에서 AI 도입이 본격화되고 있음을 보여준다. AI 도입 전략은 전반적으로 경영진 주도의 하향식(top-down) 방식이 우세하였으며, 공정의 표준화와 연속성이 높은 업종일수록 이러한 경향이 강화되는 것으로 나타났다.

AI 활용 공정을 보면, 품질검사와 불량 예측 분야에서 활용이 가장 활발하고, 활용 수준 또한 상대적으로 높은 것으로 확인되었다. 이어 공정 이상 탐지 등 설비 운영 효율화 영역에서도 AI 활용이 확대되고 있다. 다만 현재의 기술 수준은 AI가 공정을 자율적으로 제어하거나 종합적으로 최적화하는 단계에는 이르지 못하고 있으며, 주로 근로자의 판단을 보조하는 의사결정 지원 도구로 기능하고 있다. 다수의 공정에서 AI 활용은 데이터 수집·시각화 단계에 머물러 있고, 일부 분석·예측을 통한 의사결정 지원 사례가 확인되는 수준이다. 그럼에도 불구하고 향후 3년 이내에는 제조업 전 공정에서 AI 활용 수준이 전반적으로 고도화될 것이라는 기대가 공통적으로 나타났다.

AI 도입 성과와 관련하여 기업들은 제품 품질 개선, 설비 생산성 및 노동생산성 향상에서 비교적 뚜렷한 효과를 체감하고 있는 것으로 나타났다. 사례조사에서도 불량률 감소, 검사시간 단축, 라인 가동률 증가, 생산량 확대 등의 성과가 확인되었다. 이는 AI가 공정 관리의 정밀도를 제고하고 불량 감소 및 설비 운영 효율 향상에 기여하고 있음을 보여준다. 반면 투자 대비 수익성(ROI), 인건비 절감, 근로시간 감소 등 경영 여건

과 직접적으로 연계된 성과는 아직 뚜렷하게 나타나지 않아, AI 도입 효과가 단기적으로는 품질과 생산성 개선에 국한되고 있음을 시사한다.

고용 측면에서 보면, AI 도입은 전반적으로 인력 감축보다는 직무 구조와 과업 구성의 변화로 나타나고 있다. AI는 직무(Job) 단위가 아니라 과업(Task) 단위로 영향을 미치며, 대체되는 과업의 규모는 약 10% 수준으로 추정된다. 예를 들어 품질관리 영역에서는 직접 검사와 같은 반복 업무의 비중이 감소하는 반면, 분석·운영 등 관리 중심 과업은 유지되거나 확대되는 경향이 확인되었다. 실제로 인력 감소가 발생한 경우에도 다수의 기업은 해고보다는 동일 사업장 내 부서 전환이나 전환 배치를 통해 고용을 유지하는 방식을 선택하고 있으며, 대신 신규 인력 채용 규모를 축소하는 방식으로 대응하고 있다.

인력 양성 측면에서는 AI 운영 인력의 중요성이 업종과 기업 규모를 불문하고 공통적으로 부각되고 있다. 그러나 이에 대한 기업의 대응은 충분하지 않은 것으로 나타났다. AI 운영 인력은 주로 내부 육성을 통해 확보되고 있으나, 체계적인 교육훈련을 제공하는 사례는 제한적이다. 특히 생산직 근로자를 대상으로 한 디지털·AI 역량 교육은 매우 부족하며, 업종 간 격차도 크게 나타난다. 전기·전자·정밀 및 화학 업종에서는 상대적으로 교육 비중이 높은 반면, 다른 업종에서는 교육 제공이 미흡한 실정이다. 이로 인해 기업들은 지속적으로 AI 운영 인력 부족을 호소하고 있으며, 이는 단순한 교육 의지의 문제가 아니라 직종별 직무 구조와 역량 기반의 차이에서 비롯된 구조적 문제임을 시사한다.

종합하면, 국내 제조업에서 AI 도입은 공정 효율화와 품질 개선 측면에서 가시적인 성과를 창출하고 있으나, 활용 범위와 수준은 아직 제한적이며, 고용과 인력 양성 측면에서는 구조적 과제가 남아 있다. 향후 제조업 경쟁력 강화를 위해서는 AI 기술 도입과 함께 직무 재편과 숙련 전환을 체계적으로 지원하는 인력 정책이 병행되어야 할 것이다.

제5장은 연구결과를 종합하여 시사점을 제시하였다. 제조업 혁신은 단순한 기술 도입을 넘어, 공정 운영 방식의 구조적 변화, 생산성과 품질의 지속적 개선, 그리고 직무·숙련 체계의 재구성을 포함하는 개념이

다. 한국 제조업에서 AI는 일정한 변화를 유발하고 있으나, 이를 전면적인 의미의 제조업 혁신으로 평가하기에는 아직 분명한 한계가 존재한다. AI를 통해 제조업을 혁신하고 경쟁력을 확보하기 위해서는 산업정책과 노동정책이 함께 필요하며, 특히 둘 간에 유기적 결합이 필수적이다.

AI 도입이 단기적으로 전체 고용을 급격히 줄이지는 않지만, 신규채용을 줄이고 비정규·시간제 노동을 축소하는 방식으로 노동 수요를 조정하는 경향이 관찰된다. 이러한 맥락에서 노동정책은 고용안정 장치가 되어야 하며, 더 나아가 기술 전환의 분배 효과를 관리하여 청년·고령자·중소기업 노동자 등과 같은 특정계층에 전환의 충격이 집중되는 것을 완충하는 핵심 수단이 되어야 한다. 이와 관련하여 다음과 같은 두 가지 정책을 제안한다. 첫째, 신규채용 축소에 대응하여 청년층 노동시장 진입 경로를 보완해야 한다. 제조업 AI 도입 기업을 중심으로 청년층이 현장 경험을 축적할 수 있는 채용 연계형 훈련, 프로젝트 기반 근무, 전환형 인턴십 등을 확대하여, 기술 전환 과정에서 발생하는 ‘첫 진입의 단절’을 완화해야 한다. 둘째, 기술 전환의 분배 효과를 완충하기 위해 고용안정과 이동성에 대한 지원을 강화해야 한다. 고용보험, 전직 지원 서비스, 직업훈련, 그리고 소득 보전 제도를 연계하여 전환기 노동자의 이동성을 보장하는 종합적인 고용안전망을 강화할 필요가 있다. 특히 중간숙련 근로자, 중장년 근로자 등과 같이 전환 충격에 취약한 집단을 대상으로 한 맞춤형 전직·재취업 지원과 소득 보전 장치를 확대하여 기술혁신의 비용이 특정 집단에 과도하게 집중되지 않도록 해야 한다.

이와 함께 과업(Task) 기반의 직무 전환을 지원하기 위해 재교육과 전환훈련 체계를 강화할 필요가 있다. 첫째, 제조업 종사자를 재교육 및 전환훈련의 우선 대상 집단으로 설정하여 집중적으로 지원할 필요가 있다. 제조업 재직자를 중심으로 교육훈련을 제공하고, AI 운영 인력으로서의 전환을 명확하게 목표로 설정할 필요가 있다. 교육훈련은 온라인 또는 집체식 교육을 통한 기존 지식 습득도 병행하되, 궁극적으로는 실제 작업 현장에서 AI를 적용해 보고 성과를 창출할 수 있는 현장 프로젝트형 방식으로 운영되어야 한다. 더 나아가 AI 현장 코디네이터 또는 네비

게이터와 같은 코치·멘토를 매칭하여, 기업 단위의 여건과 공정 특성을 반영한 맞춤형 인재 육성이 이루어질 수 있도록 할 필요가 있다. 둘째, 전환훈련과 기업 내 전환배치가 연계될 수 있도록 의무를 부여하고, 이에 대한 인센티브 제공을 검토할 필요가 있다. AI·스마트공장·디지털 전환 관련 지원 사업에 참여하는 기업을 대상으로, 전환훈련 계획, 현장 적용 과제(불량·이상탐지·예지보전 등), 전환배치 계획(직무기술서/JD 변경 포함)을 제출할 것을 의무화하고, 전환훈련 이수자에 대한 전환배치 실적을 정책 성과 지표로 반영하고, 이에 따른 재정적·행정적 인센티브를 제공하는 방안을 검토할 필요가 있다. 셋째, 기업이 노사간 단체협약 또는 사용자와 근로자가 공동으로 참여하는 방식으로 미래 인력 수요를 전망하고 이에 기반한 교육·훈련 계획을 수립하는 경우, 정부가 재정적 또는 제도적 인센티브를 제공할 필요가 있다.

마지막으로, AI가 노동시장에 미치는 영향에 대한 기업 차원의 책임 의식이 필요하다. 기업은 AI 도입의 핵심 의사결정 주체로서 생산성과 효율성 향상을 추구하는 동시에, 그 사회적 영향에 대해서도 일정한 책임을 부담해야 한다. 특히 제조업에서 AI 도입은 대규모 해고보다는 신규채용 축소와 비정규·시간제 고용 감소를 통해 노동 수요를 조정하는 경향이 강하게 나타나고 있으며, 그 결과 청년층의 노동시장 진입 기회가 구조적으로 약화되고 있다. AI 도입의 편익이 기업 내부에 집중되는 반면 고용 조정의 비용은 사회와 특정 세대에 전가되는 구조를 형성하고 있다는 점에서 기업의 사회적 책임을 명확히 인식할 필요가 있다.

제 1 장

AI 도입은 제조업의 일자리 위기인가?

제1절 문제제기

한국의 제조업 경쟁력은 현재 전반적으로 높은 수준을 유지하고 있으나, 노동생산성이나 인공지능(AI) 도입 수준에서는 여전히 독일, 미국 등 주요 선진국에 비해 낮은 수준에 머물러 있어 제조업 혁신에 대한 사회적 요구가 확대되고 있다(서영선·민경희, 2024). 한국의 제조업이 차지하는 비중은 OECD 회원국 중에서 두 번째로 높다. 제조업의 GDP 비중은 2015년 30%에서 2022년 기준 28%이다. 이는 전통적인 제조업 강국인 독일(20.1%), 일본(20.7%) 등과 비교해도 높은 수준이다.¹⁾ 또한 세계 제조업 경쟁력 지수에서 한국은 독일과 중국에 이어 152개국 중 3위를 기록하며 높은 국제 경쟁력을 보유하고 있다(황경인, 2021). 이러한 강점을 바탕으로 최근 사우디아라비아, UAE 등 제조업에 관심을 가진 국가들로부터 사업 및 투자 파트너로서의 협력 요청이 지속되고 있으나, 향후 10~20년 이후에도 현재와 같은 산업 경쟁력을 유지할 수 있을지에 대해서는 의문이 제기되고 있다.

노동생산성 약화와 인력 수급 한계 등 제조업이 직면한 구조적 문제를 해결하고 재도약할 방안으로 인공지능, 로봇 등 첨단 기술을 접목한 스마트 제

1) KBS뉴스(2025. 7. 27.), 「한국 제조업 비중 OECD 2위, 독일·일본보다 높아」, <https://news.kbs.co.kr/news/pc/view/view.do?ncd=8314445>.

조 및 디지털 전환이 향후 핵심 경쟁력 강화 요소로 주목받고 있다. 중국 제조업 기술의 급속한 발전으로 저가 공세가 심화하면서 가격 경쟁이 격화되고 있으며, 한국은 여전히 일본과 독일에 비해 기술 격차를 보인다. 여기에 저출산·고령화로 인한 내수 시장 축소까지 더해지면서 제조업 경쟁력이 약화되고 있다는 평가가 제기되고 있다.

한국은 세계에서 가장 높은 로봇 도입률을 기록하고 있으며, 1만 명당 로봇 밀도는 1,012대로 글로벌 평균인 162대를 크게 상회하는데, 국제로봇연맹(IFR)의 『World Robotics 2024』 보고서 기준으로 압도적인 세계 1위 수준이다.²⁾ 그럼에도 불구하고 제조업 부가가치율은 27.3%로 OECD 평균인 30%에 미치지 못하고 있으며, 미국(39.8%), 영국(37%), 일본(34.7%)과 비교해 낮은 수준에 머물러 있다.³⁾ 특히 중소 제조기업의 만성적인 인력 부족과 청년층의 중소 제조업 기피 현상으로 인해 단순 자동화를 넘어 인공지능, 로봇, 디지털 트윈을 중심으로 생산 공정을 근본적으로 개편하는 ‘자율생산(Autonomous Manufacturing)’의 필요성이 제기되고 있다. 이러한 맥락에서 제조업 혁신은 시대적 요구가 된 과제이며, 이를 위해 AI를 어떻게 활용할 것인지에 대한 본격적인 고민이 요구된다.

전 세계적으로는 ‘매뉴팩처링 네오-르네상스(Manufacturing Neo-Renaissance)’가 강조되면서 제조업을 기반으로 경제성장을 이루어 온 우리나라에는 위기이자 동시에 기회가 되고 있다(장영재, 2025). 연구개발과 제품 설계에 집중하고 생산을 다른 국가에 의존해 왔던 선진국들이 다시 제조업으로 복귀하는 현상이 나타나고 있으며, 공장이 소비시장 인근으로 이전하는 흐름도 확산하고 있다. 이러한 변화 속에서 우리나라 기업들은 해외 현지 공장 생산설비 투자 여부를 고민하지 않을 수 없게 되었고, 이에 대한 대안으로 공장 자동화와 디지털트윈 기반의 원격 제조 공장이 주목받고 있다.

AI를 통한 제조업 혁신은 선택이 아닌 필수적인 과제이다. 그리고 기술을

2) IFR(2024. 11. 20.), “Global Robot Density in Factories Doubled in Seven Years”, <https://ifr.org/ifr-press-releases/news/global-robot-density-in-factories-doubled-in-seven-years>

3) ChosunBIZ(2025. 7. 27.), “Korea ranks second in OECD manufacturing share, faces potential U.S. tariff impac”, <https://biz.chosun.com/en/en-policy/2025/07/27/IPX5K3VXQVCA5G6VALNTI7KR6I/>

통한 혁신의 시도가 실질적인 성과로 이어지기 위해서는 고용 측면의 대응이 반드시 결합되어야 한다. 사회기술체계 접근(Sociotechnical system approach)에 따르면, 혁신이라는 목적을 달성하기 위해서는 기술 시스템의 변화와 함께 사회체계의 변화가 동시에 요구된다. 기술 도입 속도에 비해 인력의 학습과 전환 속도가 뒤처지면 디지털 격차가 발생하여 생산성 향상 효과를 충분히 실현하지 못할 수 있으며, 이에 따라 숙련 인력의 역할이 중요해진다. 그리고 AI 시스템은 블랙박스 특성을 지니는 경우가 많아 현장 작업자나 관리자 입장에서는 그 결과를 신뢰하기 어렵다는 한계가 존재한다. 따라서 설명 가능한 AI(XAI), 사용자 친화적 인터페이스 설계, 사용자 피드백을 반영한 지속적인 개선이 필수적이며, 이는 인간의 이해와 수용, 협력이 없이는 불가능하다.

우리나라 제조업 고용 비중은 감소 추세를 보이고 있으나, 2023년 2분기 기준 제조업 취업자 수는 445만 8천 명으로 전체 취업자의 15.5%를 차지하고 있어 여전히 중요한 산업임을 알 수 있다.⁴⁾ 오늘날의 제조업 경쟁력은 로봇 도입과 같은 기술 투자에 기인한 측면도 있지만, 동시에 제조 기술력을 축적해 온 인적자본이 함께 형성되었기 때문에 가능했다고 볼 수 있다.

정부는 제조업 혁신의 시급성과 AI 기술 발전에 대응하기 위해 다양한 정책적 대응을 모색하고 있다. 산업통상부(산업통상자원부)는 2024년 제조업의 공정 혁신과 생산성 제고를 통한 '산업 대전환'을 목표로 「AI 자율 제조 마스터플랜」을 수립하였으며, 2025년에는 중소벤처기업부가 중소 제조업체의 AI 도입과 활용을 가속화하기 위해 '중소제조인공지능혁신 TF'를 구성하고 본격적인 운영을 시작하였다(산업통상자원부, 2024. 3. 7.; 중소벤처기업부, 2025. 1. 3.). 그러나 이러한 정책들은 주로 기술 도입과 산업 경쟁력 강화에 초점이 맞춰져 있으며, AI 기반 제조업 혁신 과정에서 기존 인력의 전환이나 신규 인력 양성 등 고용 및 노동시장 측면에서의 정책적 대응은 아직 뚜렷하게 확인되지 않는다.

본 연구는 인공지능을 활용한 제조업 혁신을 가능하게 하는 방안을 모색하기 위해 이를 뒷받침할 고용 측면의 대응 전략을 논의하고자 한다. 이를

4) 연합뉴스TV(2023. 9. 18.), 「제조업 취업자 비중 15.5% 그쳐... 10년 만에 최저」, <https://www.yonhapnewstv.co.kr/news/MYH20230918004400641>

위해 첫째, 제조업에서 AI 확산이 노동시장에 미치는 영향을 분석한다. 둘째, 국내 주요 기업들을 대상으로 AI 기반 제조업 혁신의 현황을 파악하고, AI 활용을 위한 인력 육성 현황을 조사한다. 이를 바탕으로 AI를 통한 제조업 경쟁력을 높이기 위한 정책 방안을 제시한다.

제2절 AI 도입으로 인한 제조업의 변화

제조업에서 인공지능(AI) 도입은 생산성 향상과 품질 개선, 그리고 산업 경쟁력 유지를 위해 점점 더 필수적인 과제로 인식되고 있다. 특히 글로벌 경쟁이 심화되는 환경에서 AI를 활용한 공정 효율화와 데이터 기반 의사결정은 제조업의 지속 가능성을 뒷받침하는 핵심 수단으로 평가된다. 선행연구는 이와 같은 주장을 뒷받침하고 있다. 송단비·조재한(2024)이 한국 제조 사업장의 AI 도입과 생산성 간의 관계를 분석한 연구를 보면, AI 도입 자체의 평균적 생산성 효과는 제한적이지만, 사업장 간 생산성 격차를 축소하고, 동일 기업 내 저생산성 공장의 생산성을 끌어올리는 효과가 확인된다. 또한 송단비 외(2024)가 산업별로 인공지능 도입 효과를 분석한 연구를 보면, 제조업에서 자동화와 로봇의 결합을 통해 생산성이 향상된다고 나타난다.

그럼에도 불구하고 AI 도입이 본격화될수록 사회적 우려 또한 함께 제기되고 있다. 대표적인 것은 일자리 감소에 대한 우려이다. AI가 반복적이고 표준화된 업무를 자동화할 경우, 제조현장에서 단순·저숙련 일자리가 사라질 수 있다는 인식이 광범위하게 존재한다. 특히 생산직 근로자와 사무관리직 일부 업무가 대체 대상이 될 수 있다는 우려는 AI 도입 논의에서 가장 먼저 제기되는 문제이다. 이러한 우려는 나아가 기술 의존의 심화와 현장 통제력 약화에 대한 문제로 이어진다. 제조현장에서 AI 기반 의사결정이 확대될 경우, 현장 근로자의 경험과 숙련이 상대적으로 경시되고, 작업 과정에 대한 통제력이 기술 시스템에 과도하게 집중될 수 있다는 점 역시 사회적 불안 요인으로 지적되고 있다.

지금까지의 실증 연구들은 자동화로 인해 총고용이 감소했다는 명확한

증거를 거의 발견하지 못했다(Autor, 2015). 이는 자동화가 고용에 미치는 부정적 영향을 상쇄하는 요인들이 동시에 작동하기 때문일 수 있다. 이러한 요인에는 생산 비용 감소에 따른 노동 수요 증가, 인간의 비교우위를 활용하는 새로운 과업의 창출, 그리고 노동과 자본 간의 보완성이 포함된다(Aghion et al., 2022). 그 결과 자동화 기술은 노동 절감 효과와 고용 창출 효과를 동시에 가지며, 고용과 임금에 대한 순효과는 이러한 상반된 힘의 상대적 크기에 따라 달라진다(Acemoglu & Restrepo, 2019). 이는 AI와 같은 자동화 기술이 고용에 미치는 영향을 단순히 일자리 감소 여부로 판단하기 어렵다는 점을 보여준다.

선행연구를 보다 구체적으로 살펴보면, 제조업에 AI 기술이 도입될 경우 일자리의 총량보다는 일자리의 구조가 변화할 가능성이 크다는 점을 확인할 수 있다. AI가 일자리에 미치는 영향에 대해서는 여전히 명확한 결론에 이르지 못하고 있으며, AI는 생산성 향상을 통해 새로운 고용 기회를 창출하는 동시에, 노동자가 수행하던 과업의 범위를 확장함으로써 일부 노동자에게는 부정적인 영향을 미칠 수 있다(Acemoglu & Restrepo, 2019; Josten & Lordan, 2020). 한요셉(2023)의 연구에 따르면, 생산공정 내 반복적이고 정형화된 작업은 AI나 로봇에 의해 대체될 위험이 상대적으로 높은 것으로 나타났다. 이는 AI 노출도를 활용한 분석 결과로 잠재적 가능성을 보여주는 것이다. 또한 정준호와 조형재(2025)가 한국 제조기업을 대상으로 수행한 연구에서는 로봇 도입으로 인한 고용 감소 효과가 뚜렷하게 확인되었고, 특히 특허 등 혁신 활동이 활발한 기업일수록 기술을 통한 노동절약적 경향이 강화되는 것으로 나타났다. 다만 해당 연구는 2017년부터 2022년까지의 자료를 활용하고 있어, 최근 확산되고 있는 생성형 AI와 같은 새로운 인공지능 기술이 고용에 미치는 영향까지는 충분히 포착하지 못했다는 한계를 지닌다.

이러한 선행연구의 축적은 제조업에서 AI를 포함한 자동화 기술이 생산성과 고용에 복합적인 영향을 미친다는 점을 보여주는 동시에, 현재의 인공지능 기술 확산이 제조업 고용과 일자리 구조에 어떠한 변화를 초래하고 있는지를 보다 정밀하게 분석할 필요성을 제기한다. 특히 생성형 AI를 포함한 최근의 인공지능 기술은 기존 자동화 기술과는 다른 방식으로 과업 수행 범

위를 확장하고 있어, 제조현장의 직무 구성과 고용 구조에 미치는 영향을 기존 연구 결과만으로 설명하기에는 한계가 있다. 한국 제조업을 대상으로 AI 도입이 제조현장의 공정 운영, 직무 및 과업 구조, 그리고 고용에 미치는 영향을 실증적으로 분석하여 AI 확산이 일자리 위기인지, 혹은 제조업 경쟁력 회복의 기회로 작동할 수 있는지에 대하여 보다 체계적인 검토가 필요하다.

제3절 연구의 구성

본 보고서는 인공지능(AI) 기술 확산이 제조업의 경쟁력과 고용 구조에 미치는 영향을 분석하고, 이를 바탕으로 산업정책과 노동정책이 결합된 정책 대안을 제시하는 것을 목적으로 한다. 이를 위해 본 연구는 AI 기술 도입의 고용 효과를 계량적으로 분석하는 동시에, 기업 현장의 실제 활용 양상과 인력 전략을 종합적으로 검토하는 다층적 접근을 취하였다.

먼저, AI 기술 확산이 제조업 고용에 미치는 전반적인 영향을 분석한다. 이를 위해 숙련 기반 AI 노출도 측정 방법론을 활용하여 직종별·업종별 AI 노출도를 산출하고, 2021~2024년 기간 동안의 고용 변화를 전 산업과 비교·분석한다. 특히 제조업과 다른 산업 간 고용 반응의 차이, 청년층·중장년층 등 연령 집단별 영향, 그리고 AI와 로봇의 상호 보완적 작동 양상을 중점적으로 살펴본다.

이어서 제조업의 연구개발과 생산공정을 구분하여 각각에서 AI가 어떻게 활용되고 있고, 이로 인해 직종 종사자의 역할, 숙련구조, 고용 등에 어떠한 변화가 나타나는지 살펴본다. 이를 위해 매출 200대 제조 기업을 대상으로 설문조사와 사례조사를 실시하였다. 한국의 대표적인 기업들의 AI로 인한 변화를 살펴봄으로써 우리나라 제조업의 AI 전환 수준 등 현황을 파악하고, 인력 육성과 전환 등에 대한 노하우를 조사하여 정책 대안 모색에 활용하고자 한다.

먼저, 제조업 연구개발(R&D) 부문을 중심으로 AI 기술 도입이 엔지니어의 역할과 숙련 구조에 미치는 영향을 분석한다. 생성형 AI를 포함한 AI 기

술의 도입 방식, 조직 차원의 전략과 개인 차원의 활용 양상, 그리고 고용 및 인력 수요 변화의 특징을 검토한다. 이를 통해 AI 기술이 도메인 지식과 결합될 때 나타나는 효과와 한계를 분석한다.

이어서 제조업 생산현장을 중심으로 AI 활용 실태와 직무 변화 양상을 분석한다. 품질 검사, 불량 예측, 공정 이상 탐지 등 주요 공정을 중심으로 AI 활용 수준과 성과를 살펴보고, AI 도입이 생산직과 간접직 근로자의 과업 구성, 직무 역할, 고용 형태에 어떠한 변화를 가져왔는지를 검토한다. 또한 AI 운영 인력 양성의 현황과 업종 간 차이를 분석하여 구조적 과제를 도출한다.

마지막으로 연구결과를 종합하여 정책적 시사점을 도출한다. AI 시대에 AI 전환이 고용 불안이 아닌 제조업 경쟁력 강화의 기회로 작동하기 위해 필요한 노동정책의 방향을 제시한다.

제 2 장

제조 분야 AI 도입이 고용에 미치는 영향

제1절 문제제기

인공지능(AI) 기술의 급속한 발전은 제조업 분야에서도 변화를 촉발하고 있다. 제조AI는 산업설비와 제조공정에 적용되는 인공지능 기술로, 자율제조를 핵심으로 하면서도 그 응용 범위는 시장예측, 공급망 및 구매 효율화, 신소재 발굴, 디자인, 공정 최적화, 물류 및 유통 효율화, 품질관리, 고객응대, 안전, 보안 등 제조업의 가치사슬 전반으로 확대되고 있다.

AI 기술의 제조업 확산은 고용 측면에서 양면성을 지닌다. 긍정적 측면에서 보면, 장비 활용률 향상과 재고 감소를 통한 생산성 증대, 작업환경 개선과 산업안전 향상, 특히 위험한 업무의 감소 등이 기대된다. 나아가 자율제조 공정 설계 및 제작 자체가 새로운 미래 성장동력으로 부상할 가능성도 있다. 그러나 다른 한편에서는 AI 도입에 따른 노동수요 감소로 일자리가 줄어들 수 있다는 우려도 제기되고 있다.

글로벌 경쟁 심화와 기술 변화 속에서 제조업 혁신은 선택이 아닌 필수적인 과제가 되었다. 그러나 이러한 혁신이 성공적으로 이루어지기 위해서는 기술 도입뿐만 아니라 고용 측면의 체계적인 대응이 함께 결합되어야 한다. 제조업 혁신 과정에서 발생할 수 있는 인력 수요의 변화를 사전에 파악하고, 이에 대비한 인력양성 정책을 마련하는 것이 중요하다.

이 장에서는 제조업 분야에 AI 기술이 도입될 때 고용에 미치는 영향을 다양한 방법으로 분석하고 전망한다. AI 도입은 단순히 일자리의 양적 증감만을 초래하는 것이 아니라, 직무의 성격 변화, 요구되는 기술과 역량의 전환, 새로운 직종의 출현과 기존 직종의 재편 등 노동시장 전반에 걸친 구조적 변화를 수반한다. 특히 자동화와 지능화가 진행됨에 따라 일부 직무는 축소되거나 소멸될 수 있는 반면, AI 시스템의 설계, 운영, 유지보수와 같은 새로운 영역에서는 인력 수요가 증가할 것으로 예상된다. 또한 AI와 협업하는 방식으로 업무를 수행하는 하이브리드 직무가 확대되면서, 기술적 숙련도와 함께 문제해결 능력, 창의성, 의사소통 능력 등 복합적인 역량을 갖춘 인재에 대한 수요가 높아질 것이다.

이러한 맥락에서 본 연구는 제조업 혁신에 따른 고용 증감을 직종별, 숙련별, 업종별로 세분화하여 전망하고, 이를 통해 노동시장 변화의 구체적인 방향과 특성을 파악하고자 한다.

제2절 선행연구

심동택·고동환(2022)은 AI 융합이 활발한 금융업, 의료업, 제조업을 대상으로 표적집단면접을 수행하여 AI 기술 도입에 따른 산업별 노동수요 변화를 탐색하였다. AI 인력 변화 측면에서는 대기업을 중심으로 AI 조직이 신설·확대되면서 AI 인력 고용도 늘러가고 있으나 전체 임직원 규모 대비 양적으로 의미 있는 비율은 아니었다. 제조기업이 직면하는 어려움 중 하나는 AI 전공 구직자들에게 인터넷기업이나 플랫폼기업에 비해 상대적으로 덜 매력적인 직장으로 인식되고 있다는 점이었다. 인력 수준별로는 AI 고급인재보다 오픈소스로 구현된 모델들을 적재적소에 활용할 수 있는 AI 전문인재와 실무인재에 대한 수요가 더 많았다. 제조업 데이터의 경우 부품, 소재, 장비의 물리적·화학적 특성에 대한 도메인 지식이 필요하며, 데이터 구축이 70%, 모델링이 30% 정도를 차지한다고 참여자들은 설명하였다.

노동수요 변화와 관련하여, 이미 우리나라의 산업용 로봇 밀집도가 세계

최고인 상황에서 향후 AI의 추가적 도입으로 일자리가 대폭 줄어들 가능성은 희박하다는 것이 전문가들의 공통된 의견이었다. 흥미로운 점은 지방의 영세 제조업장의 경우 검사기술 관련 경력을 갖춘 현장 작업자들이 은퇴하는 경우 신규인력을 채용하기 어려워 구인난에 직면하는데, 이러한 산업환경의 변화가 오히려 AI 서비스 개발을 촉진하는 면이 크다는 점이었다. 이는 AI 확산에 따라 노동수요가 변화하기도 하지만, 고용환경과 법제도의 변화가 AI 확산을 가속화하는 공진화 관계에 있음을 시사하였다.

한국고용정보원이 발간한 『디지털 기반 기술혁신과 인력수요 구조 변화』 연구보고서(2024)는 국내 20개 업종 1,700개 사업체와 전문가 300명을 대상으로 디지털 전환이 산업과 고용에 미치는 영향을 분석했다. 제조업 분야는 디지털 전환으로 인한 고용 감소가 가장 큰 업종으로 나타났다. 디지털 기술의 혁신과 전환이 성공적으로 도입될 경우, 제조업의 고용 규모는 2028년까지 14.2% 감소하고 2035년에는 21.9% 감소할 것으로 전망되었다. 이는 음식숙박업을 제외하면 전 산업 중 가장 높은 감소율이다.

직무별로 살펴보면, 제조업과 밀접한 설치·정비·생산직의 경우 대체 가능성이 63.3%로 가장 높게 나타났다. 자동화의 영향을 받는 설치·정비·생산직은 디지털 기술로 인해 상당 부분 대체될 것으로 예상된다. 직업별 대체 가능성 조사에서는 제조업 관련 직군인 장치기계조립과 단순노무 직군의 대체 가능성이 61~80%로 높은 수준을 보였다. 반면 숙련도를 요하는 전문가와 대면 업무가 주를 이루는 서비스직은 대체 가능성이 21~40%로 상대적으로 낮았다.

연구는 특히 생성형 인공지능을 포함한 모든 직업에서 노동력 대체 등 고용구조 변화가 더욱 빠르게 진행될 것이라고 경고하면서, 제조업 분야의 평균 근무시간 감소와 평균 임금 증가를 통해 노동력 부족에 대비할 필요가 있다고 제안했다.

Huo, Ruan & Cui(2024)는 중국 제조업 산업의 패널 데이터(2011~2020)를 활용하여 인공지능(AI)이 제조업의 고용 패턴에 미치는 영향을 실증적으로 분석하였다. 연구 결과, AI 발전 수준과 총고용량 사이에는 U자형 관계가 존재하는 것으로 나타났다. 단기적으로는 대체효과(substitution effect)가 지배적이지만, 장기적으로는 창출효과(creation effect)가 우세하였다. 이는

AI 도입 초기에는 일부 일자리가 대체되지만, 시간이 지남에 따라 새로운 일자리가 창출되어 전체 고용이 증가함을 의미한다. 고용 구조 측면에서는 저숙련 노동력이 AI로 인해 대체될 가능성이 더 높은 것으로 확인되었다.

이 연구는 AI가 제조업 고용에 미치는 영향이 단순히 “기계가 일자리를 대체”하거나 “일자리를 창출”하는 이분법적 관계가 아니라, 시간의 흐름에 따라 대체효과에서 창출효과로 전환되는 동적인 과정임을 실증적으로 보여주었다. 또한 AI의 영향이 숙련도 수준, 산업 부문, 지역에 따라 차별적으로 나타남을 확인하였다.

Dai, Niu, Zhang & Niu(2022)는 중국의 노동집약적 제조업의 전환과 고도화(transforming and upgrading)가 노동시장에 미치는 영향과 메커니즘을 2011년부터 2019년까지의 산업 패널 데이터를 활용하여 실증적으로 분석하였다. 경제효율성, 과학기술혁신, 녹색개발, 사회서비스의 4개 차원으로 노동집약적 제조업의 전환과 고도화 수준을 측정하였다. 엔트로피 방법을 사용하여 계산한 결과, 노동집약적 제조업의 전환 수준은 2011년 0.003에서 2019년 0.249로 꾸준히 상승하였다.

이 연구는 노동집약적 제조업의 전환과 고도화가 두 가지 경로를 통해 고용에 영향을 미친다는 이론적 관점을 제시하였다. 첫째, 인적자본 향상을 통해 임금을 개선하는 경로이다. 인적자본의 개선은 실업 후 재고용을 달성하고 임금 패키지를 개선하는 중요한 요인이었다. 둘째, 노동생산성 향상을 통해 고용량에 영향을 미치는 경로이다. “구조적 배당이론”에 따르면 산업 고도화는 저부가가치 산업에서 고부가가치 산업으로 생산요소가 이전되어 지역경제 성장과 생산성 향상에 기여한다. 그러나 노동생산성 증가는 구조적 실업을 초래하며, 산업 고도화는 기술진보를 의미하여 노동생산성을 증가시킨다. 기술발전과 사람의 기계 대체가 발생하면서 상대적으로 낮은 기술을 가진 블루칼라 노동자들은 실업 위험에 직면하게 된다.

실증분석 결과, 노동집약적 제조업의 전환과 고도화는 평균 임금을 유의하게 향상시켰지만 고용량을 감소시켰으며, 이러한 효과는 산업 부문에 따라 차이를 보였다. 또한 전환과 고도화는 인적자본 요소를 통해 평균 임금을 개선하고, 노동생산성을 통해 고용량을 감소시키는 것으로 확인되었다.

제3절 측정 방법과 분석자료

1. 직종별 AI 노출도

가. 숙련 목록

숙련(skill)은 직업에서 요구되는 과업을 수행할 수 있는 능력으로 정의된다. 전통적으로 직업 숙련에 관한 정보와 분류체계는 전문가들의 직업 조사에 기반해 왔다. 가장 널리 알려진 숙련분류체계는 미국 노동통계국(BLS)의 O*NET이며, 유럽연합의 ESCO(European Skills, Competences, and Occupations)도 개념적 숙련분류체계의 대표적 사례이다. 그러나 전문가 의존적인 숙련 정보와 분류체계는 AI와 같이 급변하는 기술 환경에서 시의성 있는 숙련 수요-공급 정보를 제공하는 데 근본적인 한계가 있다. 전문가 조사와 분류 작업에는 상당한 시간이 소요되며, 새로운 기술과 숙련이 빠르게 등장하는 현실을 따라잡기 어렵기 때문이다.

이에 반해 온라인 구인공고(Online Job Postings : OJPs)를 활용한 숙련분류체계는 실시간으로 변화하는 노동시장의 숙련 수요를 세밀하게 포착할 수 있는 새로운 가능성을 제시한다. 구인공고는 기업들이 실제로 필요로 하는 숙련을 직접적으로 표현하는 자료이므로, 이를 체계적으로 분석하면 현실적이고 시의성 있는 숙련분류체계를 구축할 수 있다. 미국의 LightCast(구 Burning Glass)는 실제 온라인 구인공고 분석을 통해 구축한 경험적 숙련분류체계로 연구에도 널리 활용되고 있다.

우리나라에는 개념적 숙련분류체계나 경험적 숙련분류체계가 모두 부재하였던바, 2024년에 한국노동연구원 연구팀이 미국의 LightCast사의 방식을 벤치마킹하여 우리나라 온라인 구인공고에 등장하는 숙련을 6,500여 개의 숙련명으로 목록화하였다(장지연 외, 2024).

이렇게 구축된 한국 숙련사전은 대분류 29개, 중분류 116개, 소분류 445개로 구성된 포괄적인 숙련분류체계를 제시한다. 특히 숙련 단어의 다양성

이 높은 IT 정보기술 분야에서는 80개의 소분류를 적용하여 2,250건의 숙련을 더욱 세밀하게 분류하였다. 또한 전통적 의미의 기술적 숙련뿐만 아니라 역량 프레임워크에 기반하여 337건의 소프트 숙련을 체계적으로 포착함으로써, 현대 노동시장에서 점차 중요해지고 있는 비기술적 숙련까지 포괄하는 종합적인 분류체계를 완성하였다(별첨자료 2-1 참조).

나. 숙련의 AI 노출도 측정

장지연 외(2024)에서는 직업을 과업(tasks)의 합으로 정의하고 AI의 대체 가능성을 논의하였다. 이러한 접근법의 이론적 기반은 Eloundou et al.(2023)의 연구에서 제시되었는데, 이들은 대규모 언어 모델(LLM)을 활용하여 노출도를 측정할 수 있음을 실증적으로 보여주었다. 구체적으로 대규모 언어 모델인 ChatGPT-4를 활용하여 개별 직무의 수행 시간을 AI가 얼마나 단축시킬 수 있는지를 평가하여 AI 노출도를 측정하였다. 이들은 O*NET이 제시하는 특정 작업(tasks) 및 세부 작업 활동(detailed work activities)을 ChatGPT-4에 제시하고, 해당 작업을 생성형 AI가 수행할 경우 소요 시간이 50% 이상 단축되는지, 또는 결과물의 품질이 저하되는지 등의 질문을 통해 대체 가능성을 평가하였다. 특히 사람의 평가와도 비교하여 그 유사성을 확인함으로써 AI 기반 평가의 신뢰성을 검증하였다. 이후 Gmyrek et al.(2023)을 비롯하여 여러 연구에서 이러한 방법론이 활용되고 있다.

본 연구에서는 유사한 방법론을 활용하되, 작업(task) 단위가 아닌 숙련(skill) 단위를 기준으로 노출도를 측정하였다. 이는 직업을 과업(tasks)의 합으로 정의하는 전통적 접근과 달리, 직업이 요구하는 숙련(skills)의 합으로 정의하는 것을 의미한다.

이러한 접근법을 채택한 이유는 온라인 구인공고 정보를 활용하여 경험적인 지표를 실시간으로 산출하기 위해서이다. 직업을 과업의 합으로 정의하는 방식은 필연적으로 직업사전에 정의된 과업에 근거할 수밖에 없는데, 직업사전은 현실 노동시장의 급격한 변화를 신속하게 반영하는 데 근본적인 한계를 지닌다. 실제 직업 또는 일자리에서 수행되는 과업은 기술의 발전에 따라 지속적으로 변화하기 때문이다. 다시 말해, 과거에 사람이 수행하던 업

무를 오늘날 AI가 대체하게 되는 정도는 파악할 수 있으나, 현재 각 직업에서 실제로 수행되는 과업은 이미 직업사전에 정의된 내용과 상이할 수 있다.

반면 직업을 해당 직업이 요구하는 숙련의 합으로 정의할 경우, 이러한 시차 문제를 극복할 수 있다. 본 연구에서는 특정 직업에 종사하기 위해 필요한 숙련의 목록을 실시간 구인공고 데이터를 통해 파악하고, 각각의 숙련에 대해 AI가 대체 가능한 정도를 체계적으로 평가하였다.

본 연구에서는 한국 숙련사전에 등재된 전체 숙련에 대해 AI 기술 도입 시 예상되는 작업시간 절감 효과를 정량적으로 분석하였다. 이를 위해 OpenAI의 GPT-4를 기반으로 전문가 패널 시뮬레이션 모델인 [SkillAIAssessment] 클래스를 개발하여 체계적인 평가를 수행하였다(별첨자료 2-2 참조). 이 접근법은 단순한 일회성 평가를 넘어서 전문가 간 토론과 의견 수렴 과정을 시뮬레이션함으로써 보다 신뢰성 있는 결과를 도출하고자 하였다.

이 시뮬레이션에서는 각 숙련에 대해 5명의 가상 전문가로 구성된 패널이 3라운드에 걸친 델파이 방식의 합의 과정을 통해 AI 기반 시간 절감률을 산정하였다. 델파이 기법은 전문가들의 의견을 반복적으로 수집하고 피드백을 제공하여 합의에 도달하는 구조화된 의사소통 기법으로, 복잡하고 불확실한 문제에 대한 전문가 판단을 체계적으로 집약하는 데 효과적이다.

0~100점의 점수 척도를 사용하여 AI 노출도를 다음과 같이 구분하였다.

- 0~20점 : AI 적용이 어려운 영역으로 제한적 효과만 기대할 수 있는 숙련
- 20~50점 : 부분적 AI 보조가 가능한 영역으로, AI가 보완적 역할을 수행할 수 있는 숙련
- 50~80점 : 대폭적인 AI 지원 효과를 기대할 수 있는 영역으로, AI 도입을 통해 상당한 효율성 향상이 가능한 숙련
- 80~100점 : 전면적 자동화가 가능한 영역으로, AI가 인간의 역할을 대부분 대체할 수 있는 숙련

각 라운드에서 전문가들은 이전 라운드의 의견을 참고하여 점수를 조정하며, 최종 3라운드의 평균값을 합의 점수로 산정하였다. 이러한 반복적 과정을 통해 극단적 의견들이 조정되고, 보다 균형잡힌 전문가 판단이 도출될 수 있었다. 또한 각 전문가는 점수와 함께 200자 이내의 상세한 코멘트를

제공하여 평가 근거를 명확히 하고, 다른 전문가들이 이를 참고할 수 있도록 하였다. 이와 같은 방법으로 6,558개 숙련에 대하여 AI 노출도를 측정하였다.

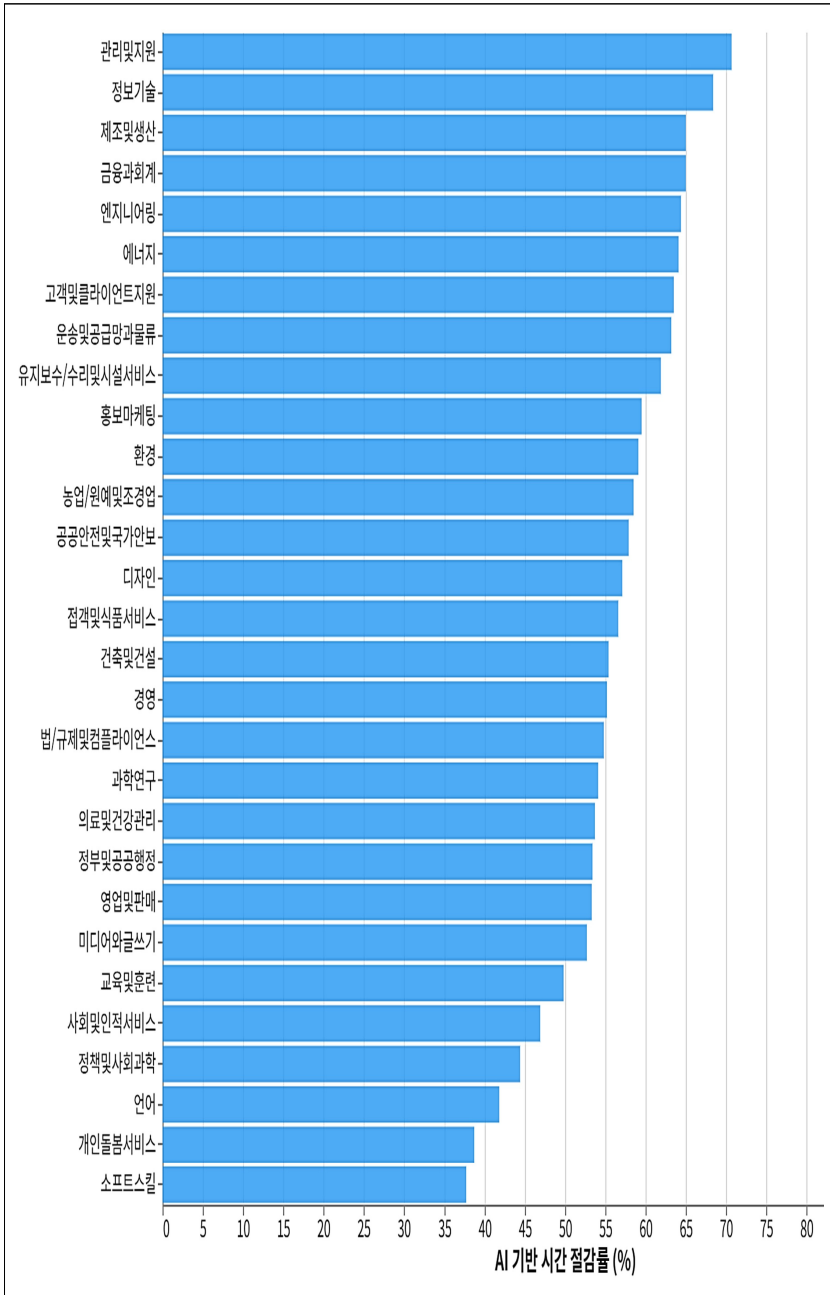
이렇게 측정한 숙련의 AI 노출도를 숙련대분류별로 묶어서 그래프로 나타내면 [그림 2-1]과 같다. [그림 2-1]과 [그림 2-2]는 AI와 로봇 기술이 각 직무 영역에서 작업시간을 절감하는 정도가 뚜렷하게 상이한 패턴을 보임을 나타낸다.

AI 기반 시간 절감률을 보면, ‘관리및지원’, ‘정보기술’, ‘제조및생산’, ‘금융/회계’ 등 인지적 업무와 정보처리 업무에서 60% 이상의 높은 절감률을 기록하였다. 특히 ‘관리및지원’ 직군이 70% 이상으로 가장 높은 절감률을 보였으며, ‘엔지니어링’, ‘운송/물류관리/과학’ 등의 직군도 60% 이상의 높은 수준을 나타냈다. 반면 ‘소프트스킬’, ‘개인돌봄서비스’의 직군은 40% 이하의 상대적으로 낮은 절감률을 보였다. 이는 AI가 데이터 분석, 문서 처리, 의사결정 지원 등 인지적 정보처리 업무에서 강점을 가지고 있음을 시사한다.

반면 로봇 기반 시간 절감률은 다른 양상을 보인다. ‘제조및생산’ 직군이 약 55~60%로 가장 높은 절감률을 기록하였으며, ‘유지보수/수리및시설서비스’, ‘건축및건설’, ‘운송및공급망과물류’, ‘과학연구’ 등 물리적 작업이 수반되는 직군에서 35~45%의 높은 절감률을 보였다. 반대로 ‘소프트스킬’, ‘언어’, ‘정보기술’, ‘홍보/마케팅’, ‘관리및지원’ 등 주로 인지적 업무를 수행하는 직군은 10% 이하의 매우 낮은 절감률을 나타냈다.

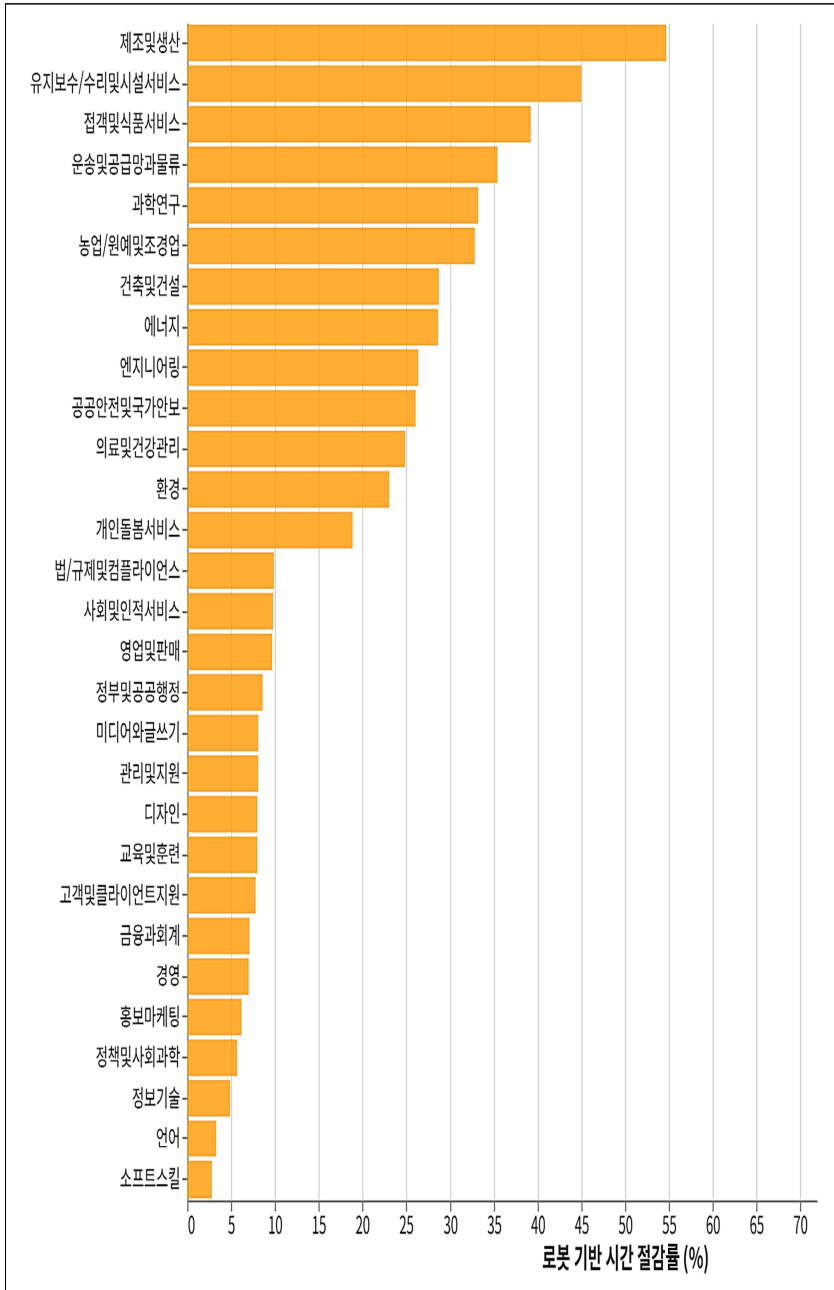
이러한 대조적인 패턴은 AI와 로봇이 서로 보완적인 영역에서 작동함을 보여준다. AI는 정보처리, 의사결정, 분석 등 비물리적 인지 업무에서 높은 효율성을 발휘하는 반면, 로봇은 조립, 가공, 운반 등 물리적 작업이 요구되는 업무에서 강점을 가진다. 제조업의 경우 AI와 로봇 모두에서 높은 절감률을 보이는데, 이는 제조업이 물리적 생산 공정과 함께 공정 관리, 품질 검사, 데이터 분석 등 인지적 업무를 모두 포함하기 때문으로 해석된다. 따라서 제조업에서의 자동화는 AI와 로봇의 융합을 통해 더욱 가속화될 가능성이 크며, 이는 앞서 살펴본 연구들에서 지적인 제조업 고용구조의 변화를 더욱 심화시킬 것으로 예상된다.

[그림 2-1] 숙련군별 AI의 작업시간 절감률



자료 : 숙련 수요와 공급 데이터를 가공하여 저자 작성.

[그림 2-2] 속련군별 로봇의 작업시간 절감률



자료 : 속련 수요와 공급 데이터를 가공하여 저자 작성.

다. 직종별 AI 노출도로 변환

앞서 언급한 바와 같이 본 분석에서는 개별 직종을 해당 직종에서 요구하는 숙련(skills)의 합으로 정의하였다. 본 연구는 이미 6,558개 개별 숙련에 대한 AI 및 로봇 노출도 값을 보유하고 있으므로, 특정 직업이 어떤 숙련들로 구성되어 있는지 파악하면 해당 직업의 AI 및 로봇 노출도를 산출할 수 있다.

노출도 높은 일자리 (4분위)
<p>데이터·네트워크 및 시스템 운영 전문가, 자동조립라인·산업용로봇 조직원, 소프트웨어 개발자, 제도사 및 기타 인쇄·목재 등 공학 기술자 및 시험원, 회계·경리 사무원, 기계 조립원(운송장비 제외), 금형원 및 동작기계 조직원, 정보보안 전문가, 전기·전자 부품·제품 조립원, 전기·전자 부품·제품 생산기계 조직원, 금속 관련 기계·설비 조직원, 통신·방송송출 장비 기사, 컴퓨터 시스템 전문가, 정보통신기기 설치·수리원, 단조원 및 주조원, 운송장비 조립원, 목재·펄프·종이 생산기계 조직원, 전기공, 방송·통신장비 설치·정비원, 판금원 및 제관원, 무역·운송·생산·품질 사무원, 비금속제품 생산기계 조직원, 기계·로봇공학 기술자 및 시험원, 제조 단순 종사자, 전기·전자공학 기술자 및 시험원, 컴퓨터하드웨어·통신공학 기술자, 기계장비 설치·정비원(운송장비 제외), 물품이동장비 조직원(크레인·호이스트·지게차), 전기·전자 기기 설치·수리원, 안내·고객상담·통계·비서·사무보조 및 기타 사무원, 석유·화학물 가공장치 조직원, 도장원 및 도금원, 전기·전자 설비 조직원, 택배원 및 기타 운송 종사자</p>
노출도 낮은 일자리 (1분위)
<p>어업 종사자, 유치원 교사, 돌봄 서비스 종사자, 보육교사 및 기타 사회복지 종사자, 학교 교사, 성직자 및 기타 종교 종사자, 미용 서비스원, 기자 및 언론 전문가, 문리·기술·예능 강사, 의사, 한의사 및 치과의사, 법률 전문가, 낙농·사육 종사자, 작가·통번역가, 영업원 및 상품중개인, 사회복지사 및 상담사, 의료기사·치료사·재활사, 스포츠·레크리에이션 종사자, 수의사, 대학 교수 및 강사, 보건·의료 종사자, 임업 종사자, 군인, 경호·보안 종사자, 문화·예술 기획자 및 매니저, 의회의원·고위공무원 및 기업 고위임원, 간호사, 정부·공공행정 전문가, 항공기·선박·열차 객실승무원, 인문·사회과학 연구원, 장학관 및 기타 교육 종사자, 경영·인사 전문가, 작물재배 종사자, 건설구조 기능원, 화학공학 기술자 및 시험원</p>

이를 위해 구인공고 데이터를 활용하여 개별 직업에서 요구되는 숙련을 체계적으로 파악하였다. 구체적으로, 각 직업의 AI 및 로봇 노출도는 해당 직업을 구성하는 개별 숙련들의 노출도를 가중평균하여 산출하였다. 이때 가중치는 각 숙련이 구인공고에서 요구되는 빈도에 따라 차등적으로 부여하였다. 직종 분류는 한국고용직업분류(KECO)의 소분류(3자리 코드) 수준을 기준으로 하였다.

이렇게 측정한 AI 노출도가 높은 직종은 주로 IT, 제조·생산, 기계조립, 전기전자 직종들이다. 노출도가 낮은 직종은 주로 대면 서비스, 돌봄, 교육, 농림어업 직종들이다.

2. AI 도입기업 식별 방법

기업의 AI 기술 도입 및 활용 여부를 판단하는 것은 이후 분석을 수행하기 위한 일차적이고 필수적인 단계이다. 기존 연구들은 주로 기업을 대상으로 한 실태조사를 통해 AI 기술 도입 여부를 직접 질문하는 방식을 사용하였다. 그러나 이러한 설문조사 방식은 고용보험DB나 한국신용데이터와 같은 외부 행정 데이터 및 상용 데이터베이스와 연결하여 분석하는 것이 불가능하다는 근본적인 한계를 지니고 있었다.

이에 본 연구에서는 새로운 접근 방법을 채택하였다. 기업이 발행한 구인공고에서 AI 관련 숙련을 요구하는 경우, 해당 기업을 AI 기술을 도입한 기업으로 간주하는 것이다. 이러한 가정은 Babina et al.(2020)의 선행 연구를 참고하여 설정되었다. Babina et al.(2020)은 미국의 Lightcast(구 Burning Glass Technologies)사가 제공하는 1억 8천만 개의 구인공고 데이터를 활용하여 기업의 AI 도입 효과를 분석하였는데, AI 관련 직무에 인력을 채용하려는 구인공고를 게시한 기업을 AI 기술에 투자한 기업으로 간주하는 방법론을 사용하였다.

다만 이러한 조작적 정의를 사용하여 AI 도입 기업을 판별하는 경우, 일부 제한점이 존재함을 인정해야 한다. 구체적으로, AI를 자사의 사업 수행 과정에서 활용하는 수요 기업과 AI 솔루션을 제작하여 다른 기업에 공급하는 공급 기업을 명확히 구분하기 어렵다는 한계가 있다. 그럼에도 불구하고 본 연

구의 이후 분석에서는 [별첨자료 2-3]에 제시된 세부 AI 관련 숙련을 보유한 근로자를 채용하고자 구인공고를 게시한 기업을 AI 기술을 도입한 기업으로 간주하는 기준을 일관되게 적용하였다.

3. 분석 자료

본 연구는 고용보험 데이터베이스(DB)를 주요 분석 자료로 활용하였다. 분석 과정에서는 먼저 피보험자 이력 자료에 기록된 각 일자리의 직종분류를 기준으로 앞서 산출한 AI 노출도와 노출유형 값을 개별 일자리 단위로 부여하였다. 이를 통해 각 근로자가 종사하는 직종의 AI 기술 노출 정도를 정량적으로 파악할 수 있었다.

다음으로 피보험자 이력 자료에 사업장 정보를 결합하는 작업을 수행하였다. 이 과정에서 구인공고 데이터 분석을 통해 식별한 AI 도입 여부 정보를 해당 사업장에 속한 모든 일자리에 부여하였다. 이를 통해 근로자가 종사하는 사업장의 AI 기술 도입 수준을 파악할 수 있었으며, 이는 후속 분석에서 AI 도입 기업과 미도입 기업 간 고용 현황을 비교하는 데 활용되었다.

최종적으로 2021년 1월부터 2024년 12월까지 총 4년간의 월별 데이터를 시계열 자료로 재구성하였다. 이를 통해 AI 기술의 확산과 더불어 진행된 고용 변화의 추이를 시간의 흐름에 따라 추적하고 분석할 수 있었다.

제4절 분석 결과

1. AI 노출도 분위별 고용 현황

본 연구의 모든 시계열 그래프는 2022년 11월을 기준점(100)으로 하여 AI 노출도 분위별 취업자 지수의 변화를 나타낸다. 2022년 11월은 ChatGPT가 출시되어 생성형 AI 붐이 시작된 시점으로, 이를 기준으로 이전과 이후의 고

용 추이를 비교하기에 적절한 시점이다. 그래프를 해석할 때 중요한 점은 2022년 11월 전후로 추세선의 기울기가 변화했는지를 면밀히 관찰하는 것이다. 만약 특정 직종의 고용 추세가 2022년 11월 이전부터 지속되던 패턴을 그대로 유지한다면, 이는 생성형 AI의 직접적인 영향이라기보다는 기존의 산업 구조적 요인이 반영된 것으로 해석해야 한다. 반대로 2022년 11월을 기점으로 추세의 방향이나 기울기가 뚜렷하게 변화했다면, 이는 생성형 AI의 확산이 해당 직종의 고용에 실질적인 영향을 미치기 시작했다는 증거로 볼 수 있다.

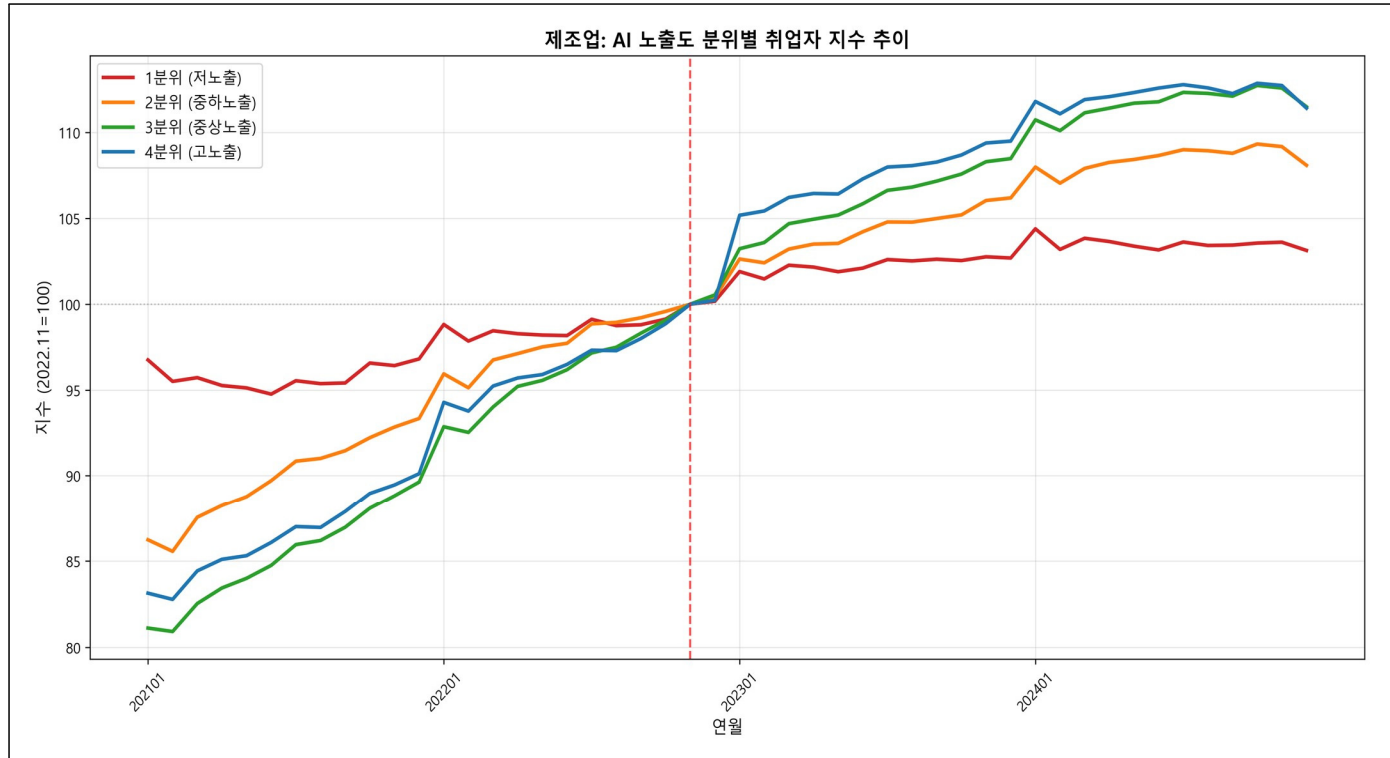
[그림 2-3a]와 [그림 2-3b]를 통해 제조업과 전 산업의 AI 노출도 분위별 고용 추이를 비교하면 흥미로운 차이가 발견된다. 제조업에서는 AI 노출도가 높은 직종의 취업자가 더 빠르게 증가하는 반면, 전 산업에서는 오히려 AI 노출도가 낮은 직종의 취업자가 더 빠르게 증가하는 양상을 보인다.

그러나 주목해야 할 점은 2022년 11월 전후로 이러한 추세의 기울기가 크게 달라지지 않았다는 사실이다. 제조업의 고노출 직종과 전 산업의 저노출 직종은 2021년부터 이미 증가 추세에 있었으며, 2022년 11월 이후에도 기존의 추세를 그대로 유지하고 있다. 만약 생성형 AI의 등장이 고용에 실질적인 영향을 미쳤다면, 2022년 11월을 기점으로 추세의 변화나 기울기의 변화가 관찰되어야 할 것이다. 이러한 변화가 뚜렷하게 나타나지 않는다는 점에서, 관찰된 고용 패턴을 생성형 AI의 직접적인 영향으로 해석하기는 어렵다.

이러한 패턴에 대해 가능한 설명은 다음과 같다. 첫째, 한국 제조업은 이미 자동화가 상당히 진전되어 있다. 한국의 산업용 로봇 밀도는 세계 최고 수준이며, 제조업 현장의 자동화는 생성형 AI 등장 이전부터 지속적으로 추진되어 왔다. 따라서 제조업에서 관찰되는 고노출 직종의 고용 증가는 기존의 자동화 추세가 반영된 것으로 볼 수 있다. 둘째, 현재까지의 AI 기술 발전은 주로 대규모 언어 모델(LLM)을 중심으로 한 인지적 업무 영역에 집중되어 있으며, 물리적 작업을 수행하는 피지컬 AI는 아직 초기 단계에 머물러 있다. 이러한 기술적 특성으로 인해 생성형 AI가 제조업의 물리적 생산 공정에 미치는 영향은 상대적으로 제한적일 수밖에 없다.

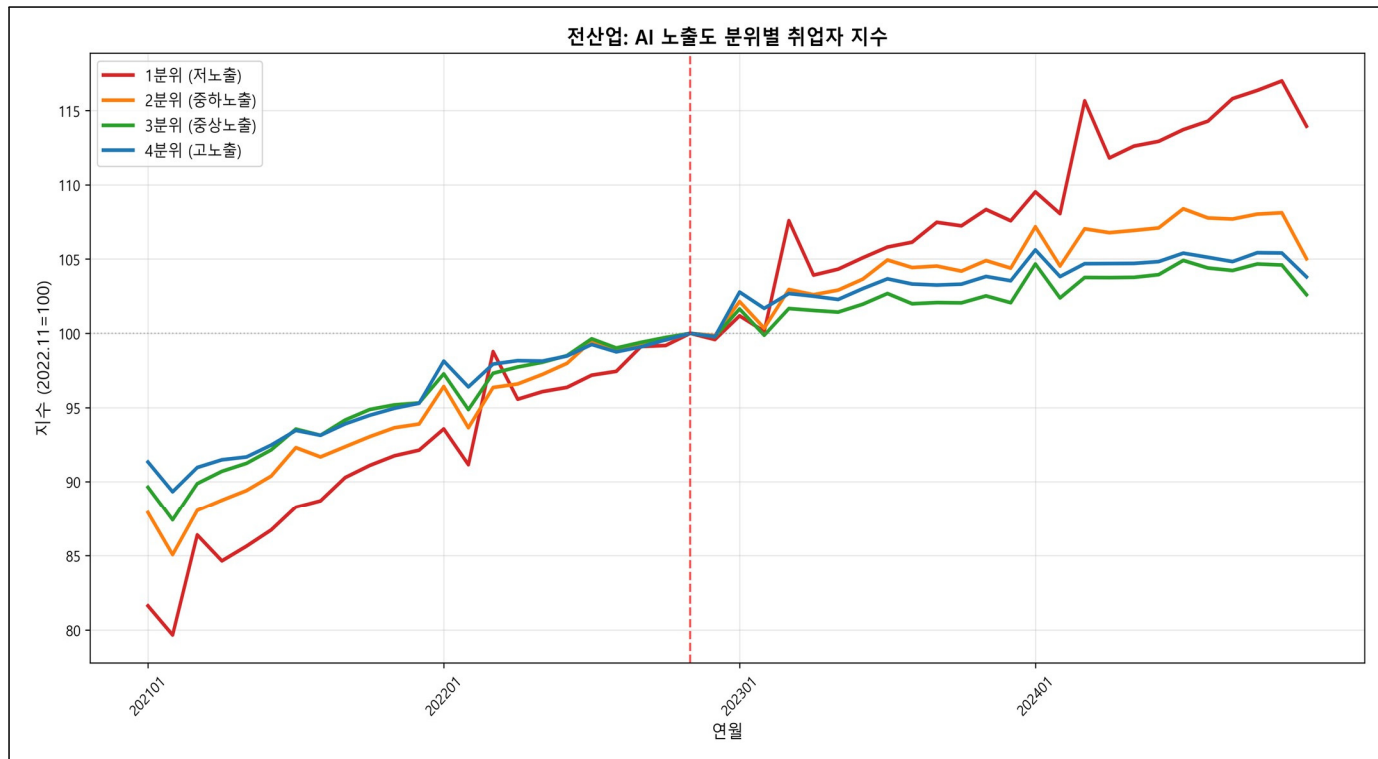
[그림 2-4]는 제조업 내에서 성별에 따른 AI 노출도 분위별 고용 추이를 보여준다. 남성 근로자의 경우 AI 노출도 분위와 무관하게 모든 그룹이 유사

[그림 2-3a] AI 노출도 분위별 취업자(2022년 11월=100) : 제조업



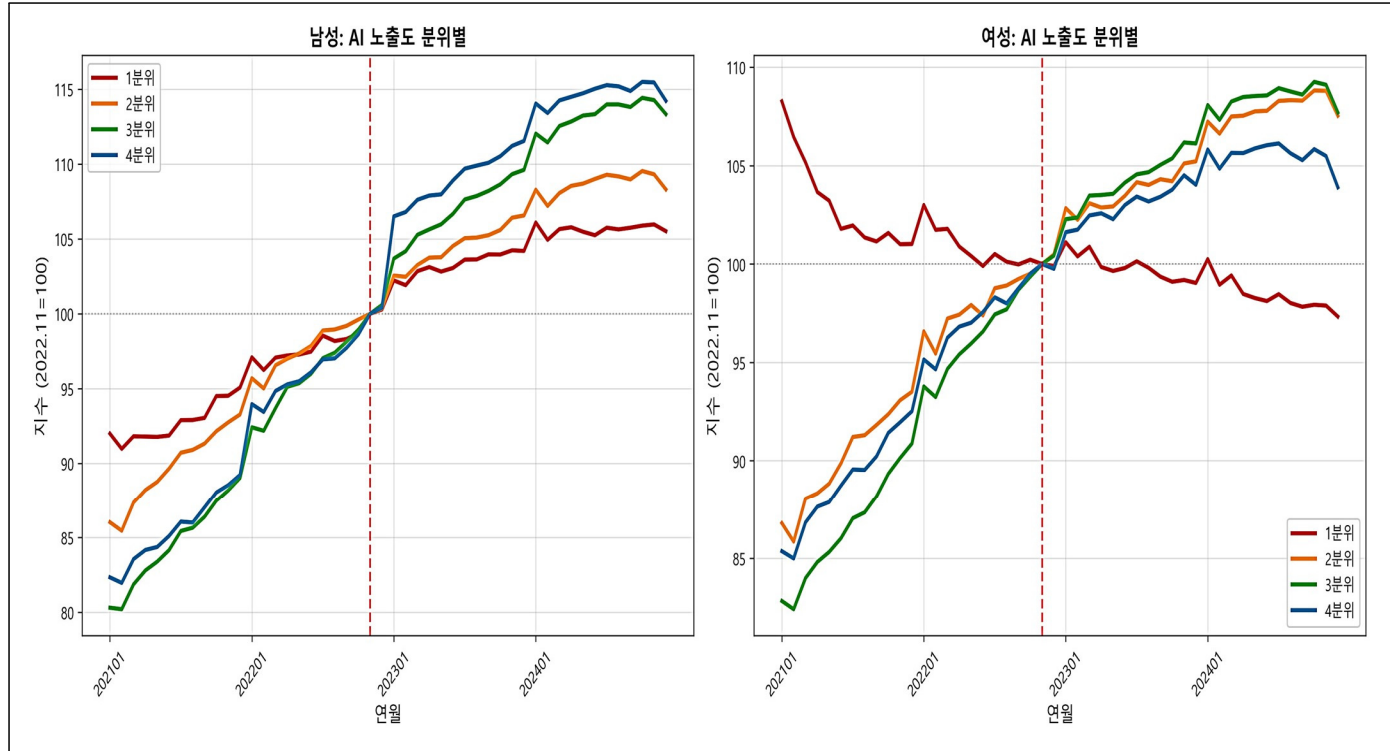
자료: 숙련 수요와 공급 데이터를 가공하여 저자 작성.

[그림 2-3b] AI 노출도 분위별 취업자(2022년 11월=100) : 전 산업



자료: 숙련 수요와 공급 데이터를 가공하여 저자 작성.

[그림 2-4] 성별 AI 노출도 분위별 취업자(2022년 11월=100) : 제조업



자료: 숙련 수요와 공급 데이터를 가공하여 저자 작성.

한 증가 패턴을 보이며, 분위 간 격차가 크지 않다. 반면 여성 근로자는 뚜렷하게 차별화된 패턴을 나타낸다. AI 노출도 1분위(저노출) 직종의 여성 취업자가 2024년 말 기준 약 115 수준까지 급격히 감소한 반면, 2분위, 3분위, 4분위는 상대적으로 완만한 증가세를 보이거나 정체 상태에 머물렀다. 이러한 성별 간 차이는 제조업 내에서 남성과 여성이 종사하는 직종의 구조적 차이를 반영하는 것으로 보인다. 여성은 제조업 내에서도 사무·관리직과 같은 저노출 직종에 상대적으로 많이 분포하는 반면, 남성은 생산직부터 기술직까지 다양한 노출도의 직종에 고르게 분포하고 있을 가능성이 크다. 다만 이러한 패턴 역시 2022년 11월 전후로 추세의 변화가 관찰되지 않아, 생성형 AI의 직접적 영향이라기보다는 기존의 성별 직종 분리 구조가 반영된 것으로 해석된다.

[그림 2-5a]와 [그림 2-5b]는 연령집단별 AI 노출도 분위별 고용 추이를 보여준다. 중년층(30~54세)과 고령층(55세 이상)의 경우 제조업과 전 산업 모두에서 AI 노출도 분위에 따른 뚜렷한 차이가 관찰되지 않으며, 2022년 11월 전후로도 고용 추세의 변화가 거의 나타나지 않는다. 이는 이들 연령층이 AI 기술의 확산에도 불구하고 상대적으로 안정적인 고용 패턴을 유지하고 있음을 시사한다.

그러나 청년층(15~29세)의 고용 패턴은 매우 주목할 만한 변화를 보인다. 전 산업에서 청년층은 AI 노출도에 따라 극명하게 분화된 고용 추이를 나타낸다. 저노출 직종의 청년 취업자는 2021년부터 지속적으로 증가하여 2024년 말 약 120 수준에 도달한 반면, 고노출 직종은 정체 또는 소폭 감소하는 양상을 보인다.

제조업 청년층의 경우 전 산업만큼 뚜렷하지는 않지만, 역시 중요한 변화가 관찰된다. 특히 주목할 점은 저노출 직종에서는 기존의 증가 추세가 유지되는 반면, 고노출 직종에서는 생성형 AI가 적극적으로 활용되기 시작한 2023년을 기점으로 그동안 지속되던 고용 증가세가 완전히 멈추었다는 사실이다. 이는 생성형 AI의 등장이 청년층, 특히 AI 고노출 직종에 종사하는 청년층의 고용에 실질적인 영향을 미치기 시작했을 가능성을 시사한다. 청년층은 노동시장 진입 단계에 있어 기술 변화에 가장 민감하게 반응하는 집단이며, 따라서 AI 기술의 확산이 이들의 직업 선택과 고용 기회에 직접적인

영향을 미치고 있는 것으로 보인다.

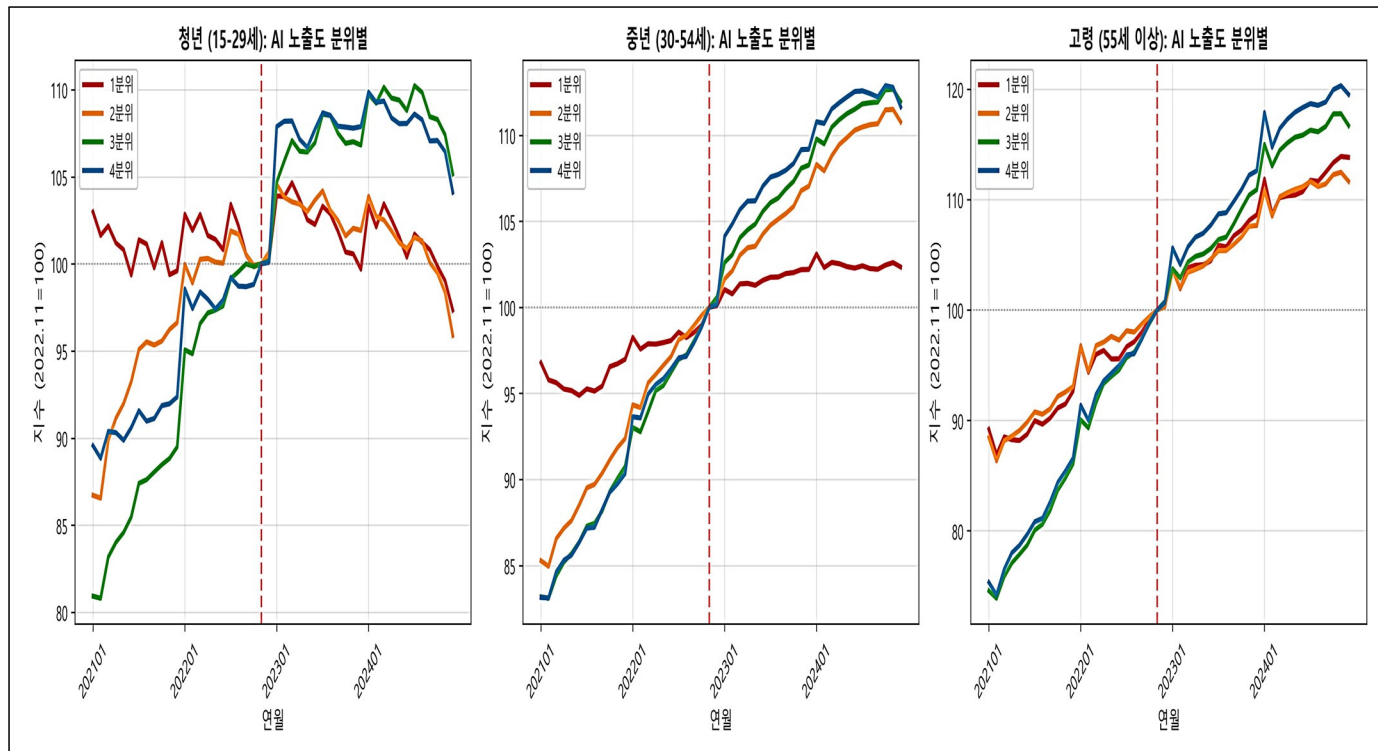
[그림 2-6]은 사업장 규모별 AI 노출도 분위별 고용 추이를 나타낸다. 전반적으로 2022년 11월 전후로 뚜렷한 추세적 전환은 관찰되지 않으며, 사업장 규모별로 이미 형성되어 있던 고용 패턴이 그대로 지속되는 양상을 보인다.

[그림 2-7]은 제조업 하위업종별 AI 노출도 분위별 고용 추이를 나타내는데, 업종에 따라 상이한 패턴을 보인다. 가장 뚜렷한 추세 변화가 관찰되는 업종은 전자통신업이다. 이 업종의 고노출 직종은 2021년부터 2022년 말까지 지속적으로 증가하던 직종이었으나, 2023년을 기점으로 증가세가 완전히 멈추고 정체 상태에 접어들었다. 이는 생성형 AI의 등장이 전자통신업의 고노출 직종 고용에 실질적인 영향을 미쳤을 가능성을 시사한다.

전기장비 업종에서는 정반대의 패턴이 나타난다. 전기장비 업종에서는 저노출 직종이 2021년부터 꾸준히 증가하다가 2023년 이후 증가세가 둔화되거나 정체되는 모습을 보인다. 왜 전자통신업에서는 고노출 직종이, 전기장비에서는 저노출 직종이 각각 2022~2023년을 기점으로 추세 변화를 겪었는지, 두 업종 간 차이가 발생하는 구조적 요인에 대해서는 면밀한 후속 연구가 필요하다.

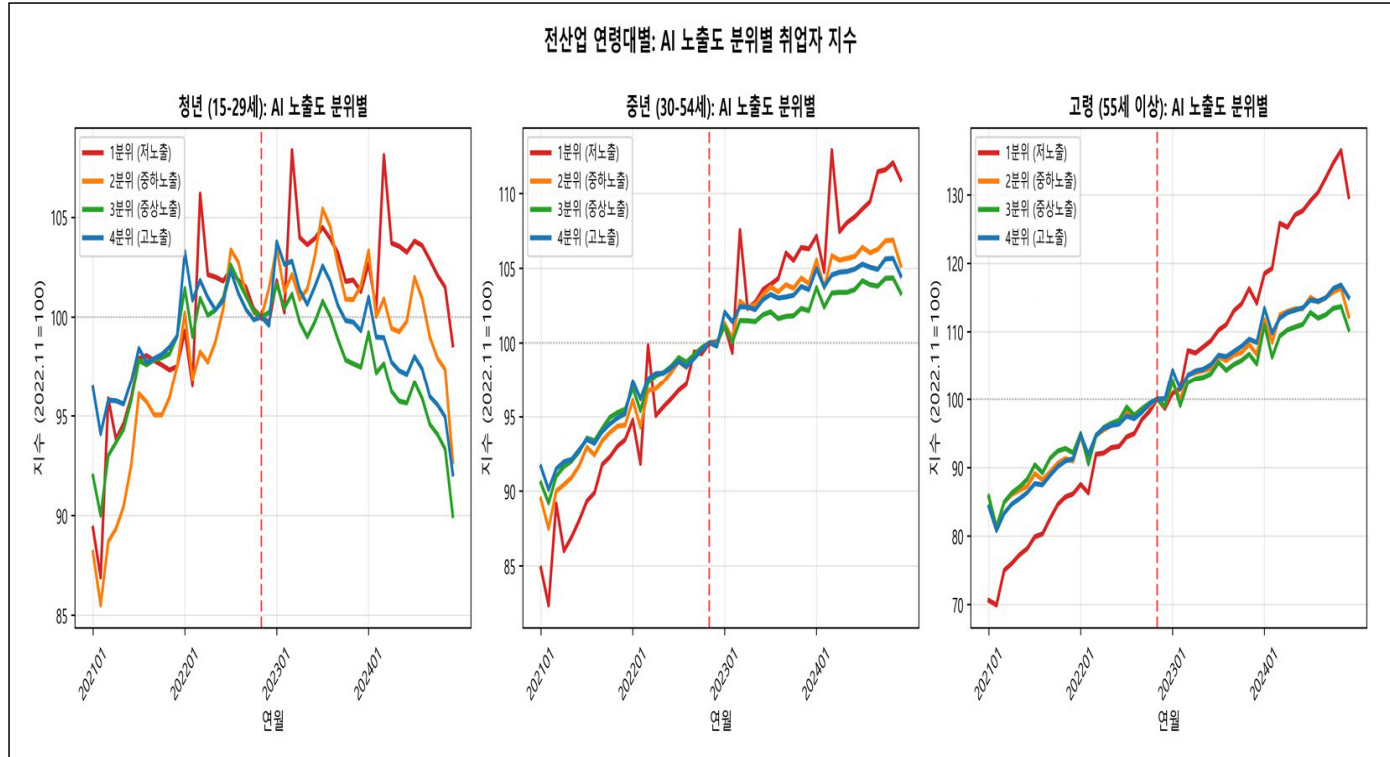
한편 금속가공업에서는 또 다른 패턴이 관찰된다. 저노출 직종은 2021년부터 지속적인 감소 추세에 있었으나, 2023년 이후 감소세가 멈추고 회복 상태로 전환되었다. 이는 생성형 AI의 영향이라기보다는, 해당 업종의 구조 조정이 일정 수준에 도달하여 더 이상의 인력 감축이 어려워진 상황을 반영하는 것으로 보인다.

[그림 2-5a] 연령집단별 시 노출도 분위별 취업자(2022년 11월=100) : 제조업



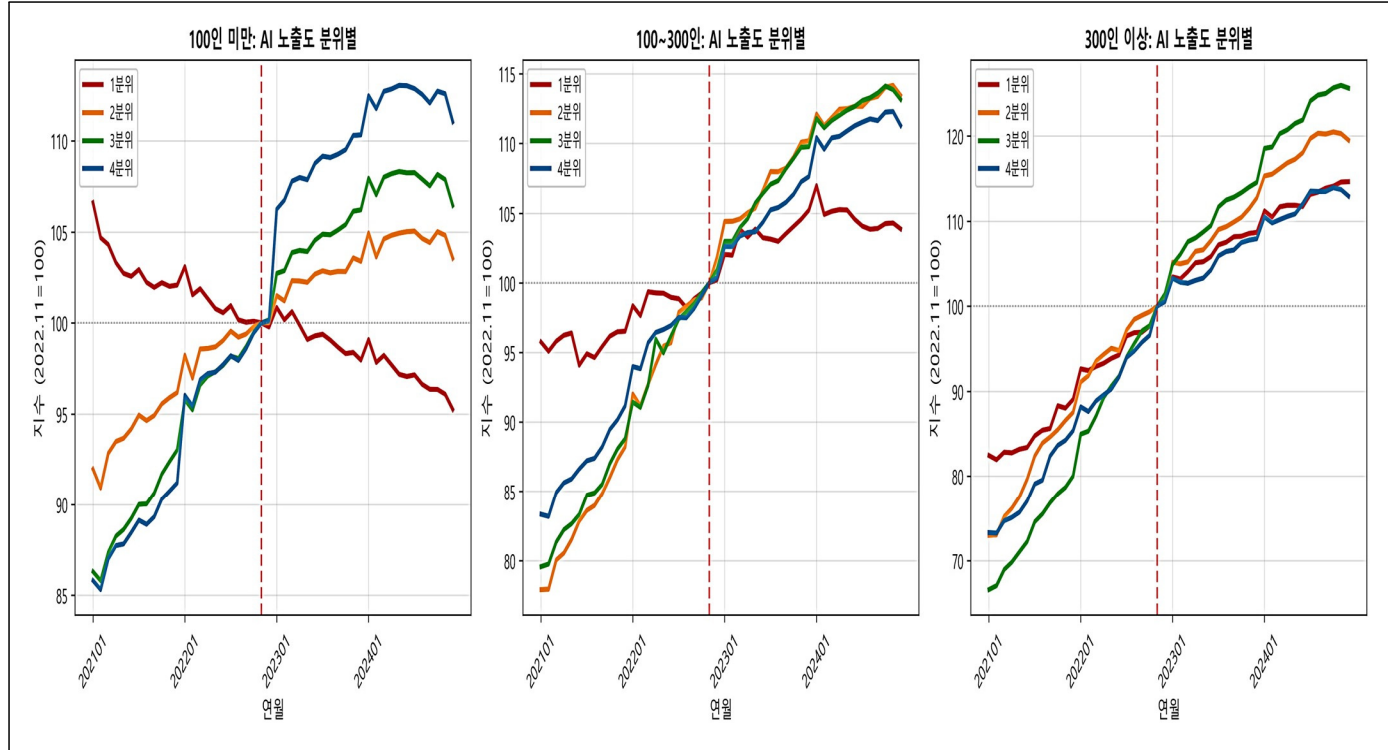
자료 : 숙련 수요와 공급 데이터를 가공하여 저자 작성.

[그림 2-5b] 연령집단별 AI 노출도 분위별 취업자(2022년 11월=100) : 전 산업



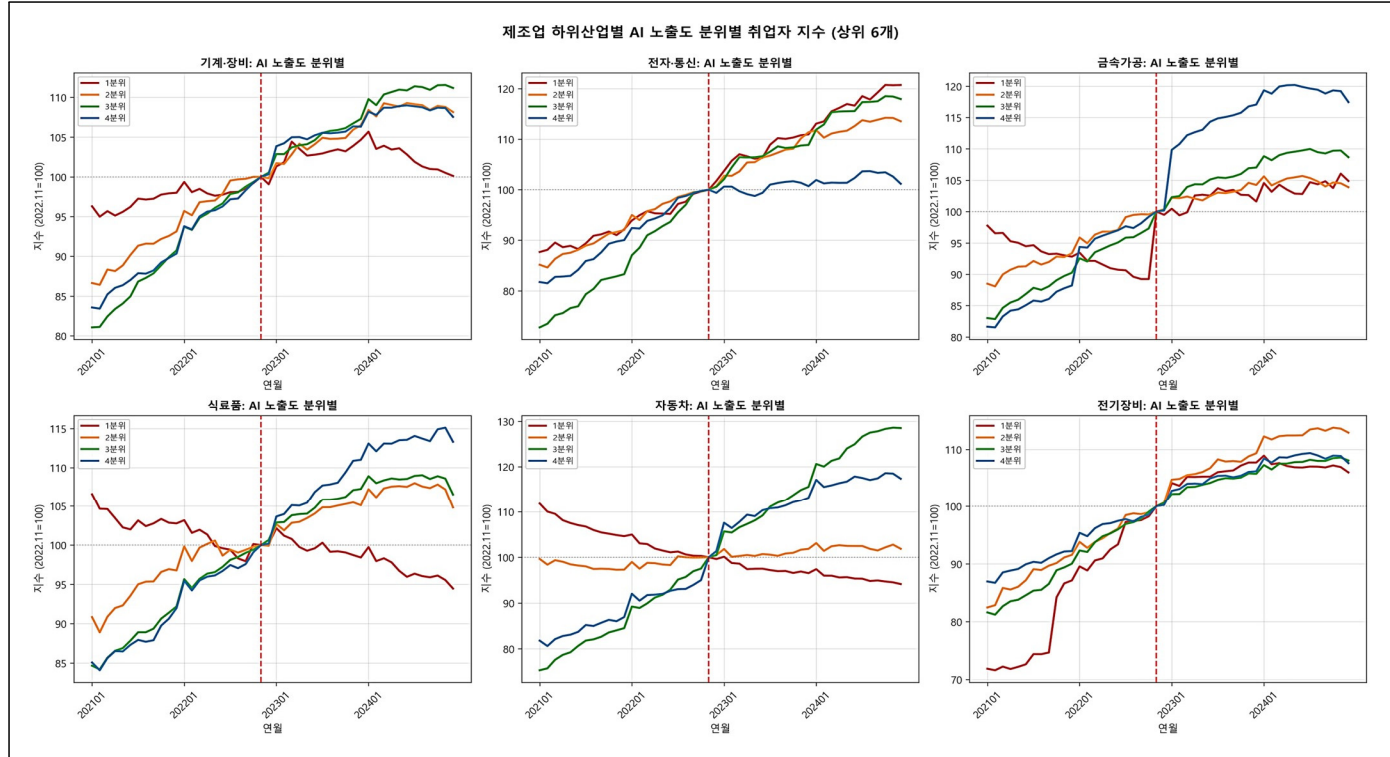
자료: 숙련 수요와 공급 데이터를 가공하여 저자 작성.

[그림 2-6] 사업장 규모별 AI 노출도 분위별 취업자(2022년 11월=100) : 제조업



자료: 숙련 수요와 공급 데이터를 가공하여 저자 작성.

[그림 2-7] 하위업종별 AI 노출도 분위별 취업자(2022년 11월=100) : 제조업



자료 : 숙련 수요와 공급 데이터를 가공하여 저자 작성.

2. AI 도입기업과 미도입기업의 고용 현황

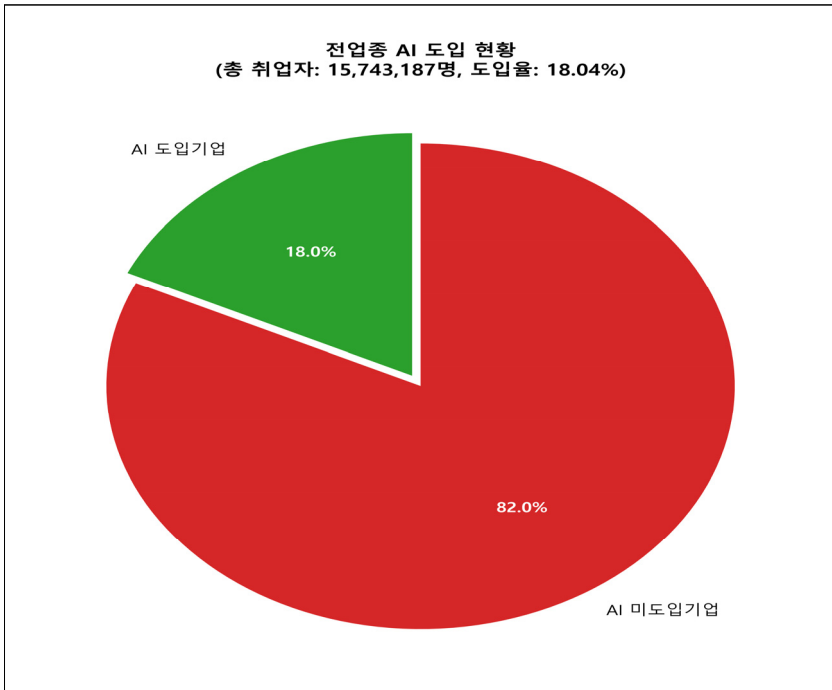
가. 제조기업의 AI 기술 도입 추이

본 연구에서는 구인공고에서 AI 관련 숙련을 요구하는 기업을 AI 기술을 도입한 기업으로 간주하였다. 이러한 조작적 정의에 따라 2024년 기준 제조업의 AI 도입 현황을 분석한 결과는 다음과 같다.

[그림 2-8]은 전 업종에서 AI 도입기업 종사자 비율을 나타낸다. 전체 근로자 중 AI 도입기업에서 근무하는 인력은 18.0%로 추정되었다.

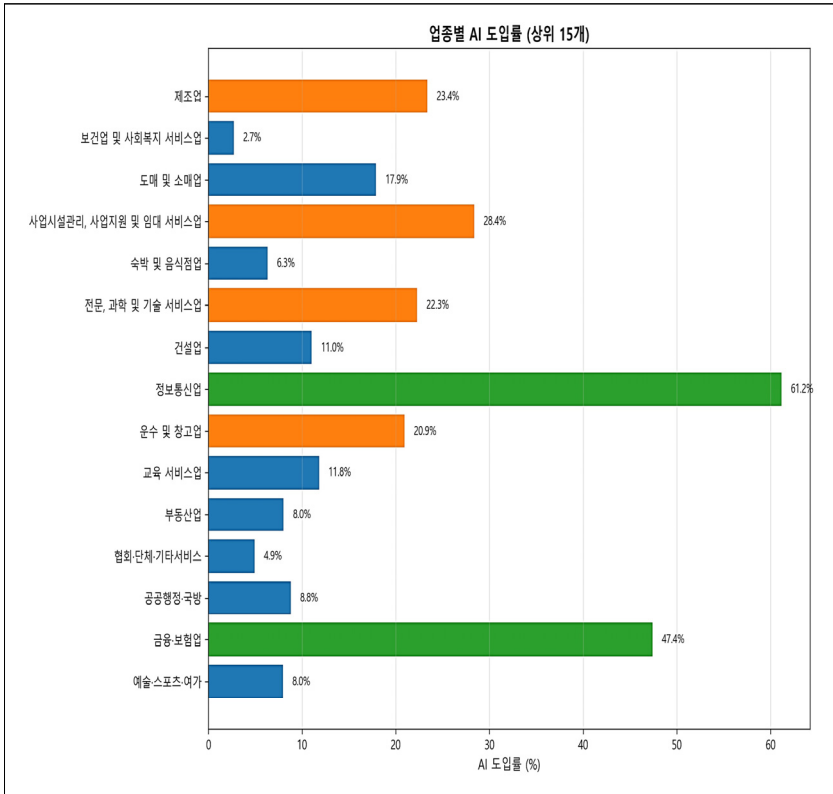
[그림 2-9]는 산업대분류별 AI 도입률을 보여준다. 정보통신업이 약 61.6%로 가장 높은 AI 도입률을 기록했으며, 금융보험업(약 47.4%), 사업시설관리, 사업지원및임대서비스업(28.4%) 순으로 높게 나타났다. 제조업의 AI 도입률

[그림 2-8] AI 도입기업 종사자 비율



자료 : 온라인구인공고데이터를 토대로 저자 작성.

[그림 2-9] 산업대분류별 AI 도입률

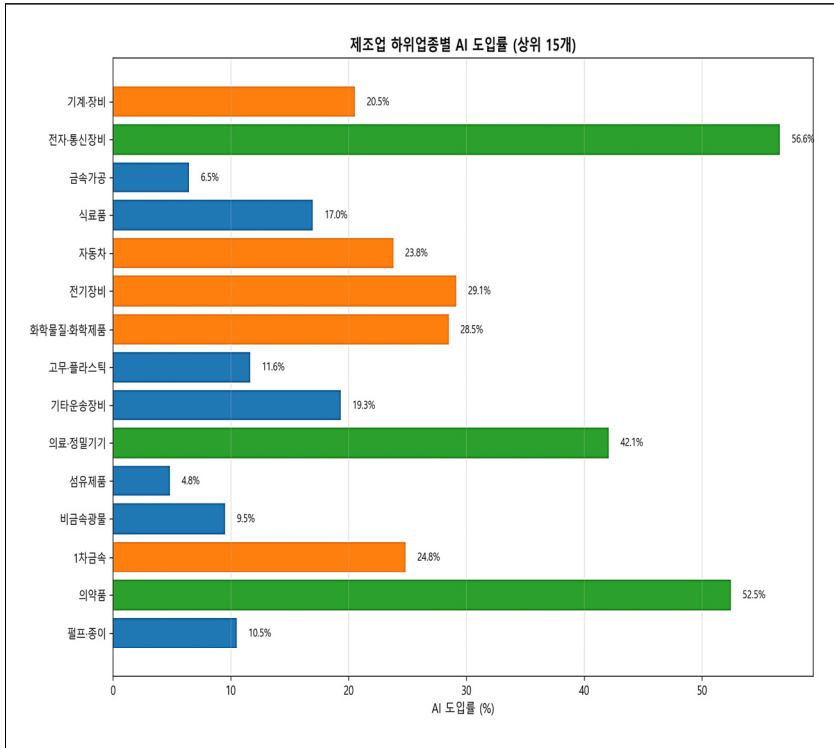


자료 : 숙련 수요와 공급 데이터를 가공하여 저자 작성.

은 약 23%로 전 산업 평균인 약 32%보다 낮은 수준이다. 이는 제조업이 이미 로봇 자동화가 고도로 진전된 산업이지만, 생성형 AI를 포함한 소프트웨어 기반 AI 기술의 도입은 상대적으로 지체되고 있음을 보여준다.

[그림 2-10]은 제조업 하위업종별 AI 도입률의 차이를 나타낸다. 전자통신업이 약 56%로 가장 높은 AI 도입률을 보이며, 이는 제조업 평균을 크게 상회한다. 의약품(52.5%), 의료정밀기기(42.1%) 등도 상대적으로 높은 수준이다. 반면 섬유제품(4.8%), 금속가공(6.5%) 등 전통적 제조업종은 AI 도입률이 현저히 낮다. 주목할 점은 높은 AI 도입률을 보이는 전자통신업에서 고노출 직종의 고용 증가세가 멈춘 점이다(그림 2-7). 이는 AI 도입이 해당 업종의 고용 구조에 실질적인 영향을 미치고 있을 가능성을 시사한다.

[그림 2-10] 제조업 하위업종별 AI 도입률



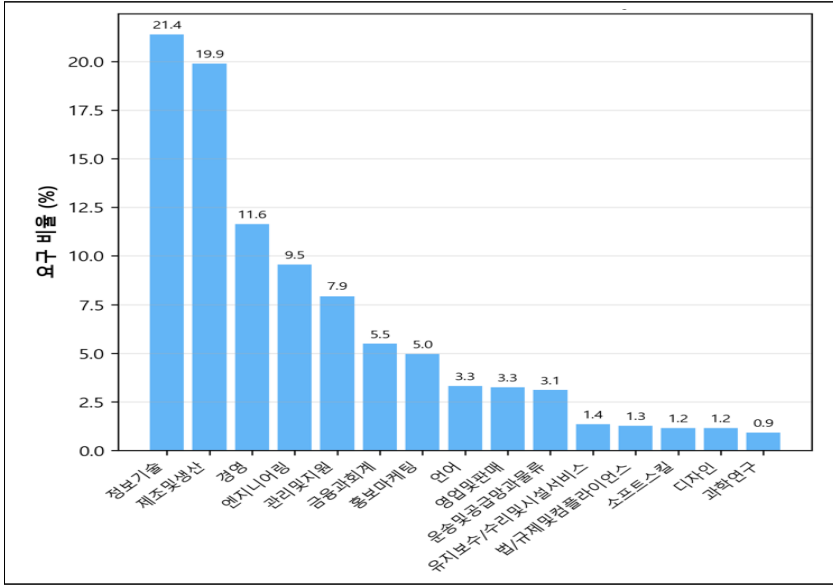
자료 : 숙련 수요와 공급 데이터를 가공하여 저자 작성.

나. 제조기업의 AI 도입 여부별 숙련 수요

[그림 2-11]과 [그림 2-12]는 AI 도입 여부에 따른 제조기업의 인력 수요를 보여주는 그래프이다. 온라인 구인공고에 나타난 현상을 분석한 결과이다.

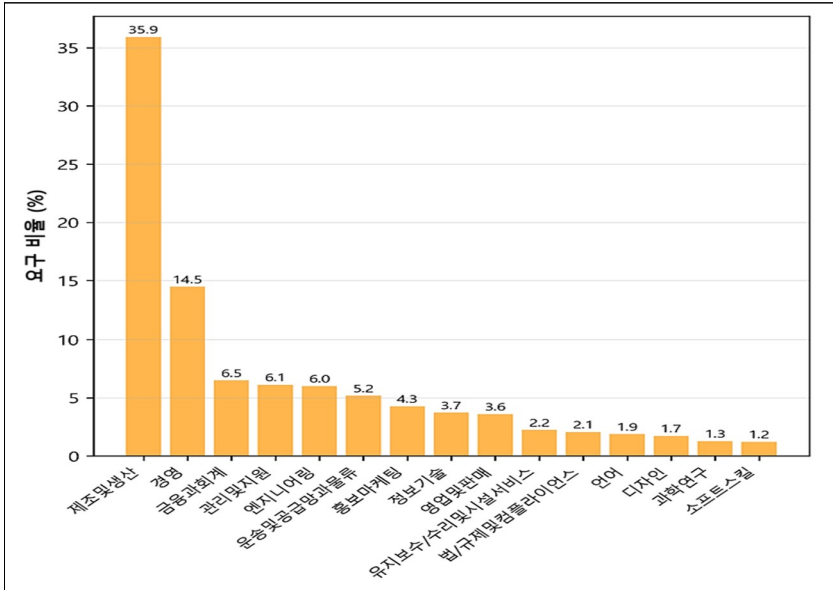
AI 도입기업의 숙련 수요 특징은 ‘정보기술’ 스킬이 21.4%로 압도적인 1위를 차지한다는 점이다. 이는 미도입기업의 3.7%에 비해 무려 5.7배 높은 수치로, 양 그룹 간 격차가 17.7%포인트에 달한다. ‘제조및생산’ 스킬이 19.9%로 2위를 차지하고 있지만, 이는 여전히 제조기업의 정체성을 유지하고 있음을 나타내는 동시에, IT와의 균형 잡힌 조합이 AI 도입 제조기업의 특성임을 보여준다.

[그림 2-11] 제조 분야 AI 도입기업의 숙련수요



자료: 숙련 수요와 공급 데이터를 가공하여 저자 작성.

[그림 2-12] 제조 분야 AI 미도입기업의 숙련수요



자료: 숙련 수요와 공급 데이터를 가공하여 저자 작성.

또한 ‘경영’(11.6%), ‘엔지니어링’(9.5%), ‘관리및지원’(7.9%) 등이 상위권에 포진하고 있는데, 이는 AI 도입기업이 단순히 기술 도입에 그치지 않고 전사적 디지털 전환을 추진하면서 전략 수립, 프로젝트 관리, 조직 혁신 등을 담당할 인력을 필요로 하기 때문일 것으로 짐작된다. 특히 ‘언어’(3.3%), ‘홍보마케팅’(5.0%) 등의 숙련도 미도입기업에 비해 높은 비중을 차지하는 것으로 나타났다.

한편, AI 미도입기업은 ‘제조및생산’ 스킬이 35.9%로 압도적인 1위를 차지하며, 이는 전체 구인 수요의 1/3 이상을 차지한다. 이는 AI 도입기업의 19.9%보다 16%포인트나 높은 수치로, 미도입기업이 여전히 전통적인 제조 현장 인력 중심의 운영 방식을 유지하고 있음을 보여준다. ‘경영’(14.5%)이 2위를 차지하고 있으나, ‘정보기술’은 3.7%로 8위에 불과하여 디지털 역량에 대한 수요가 제한적임을 알 수 있다. 또한 ‘운송및공급망과물류’(5.2%), ‘금융과회계’(6.5%), ‘유지보수/수리및시설서비스’(2.2%) 등 전통적인 관리 및 지원 기능에 대한 수요 비중도 AI 도입기업보다 높게 나타난다. 이는 미도입기업이 아날로그 방식의 생산 관리, 수작업 기반의 재고 관리, 전통적인 회계 처리 등을 여전히 수행하고 있음을 시사한다.

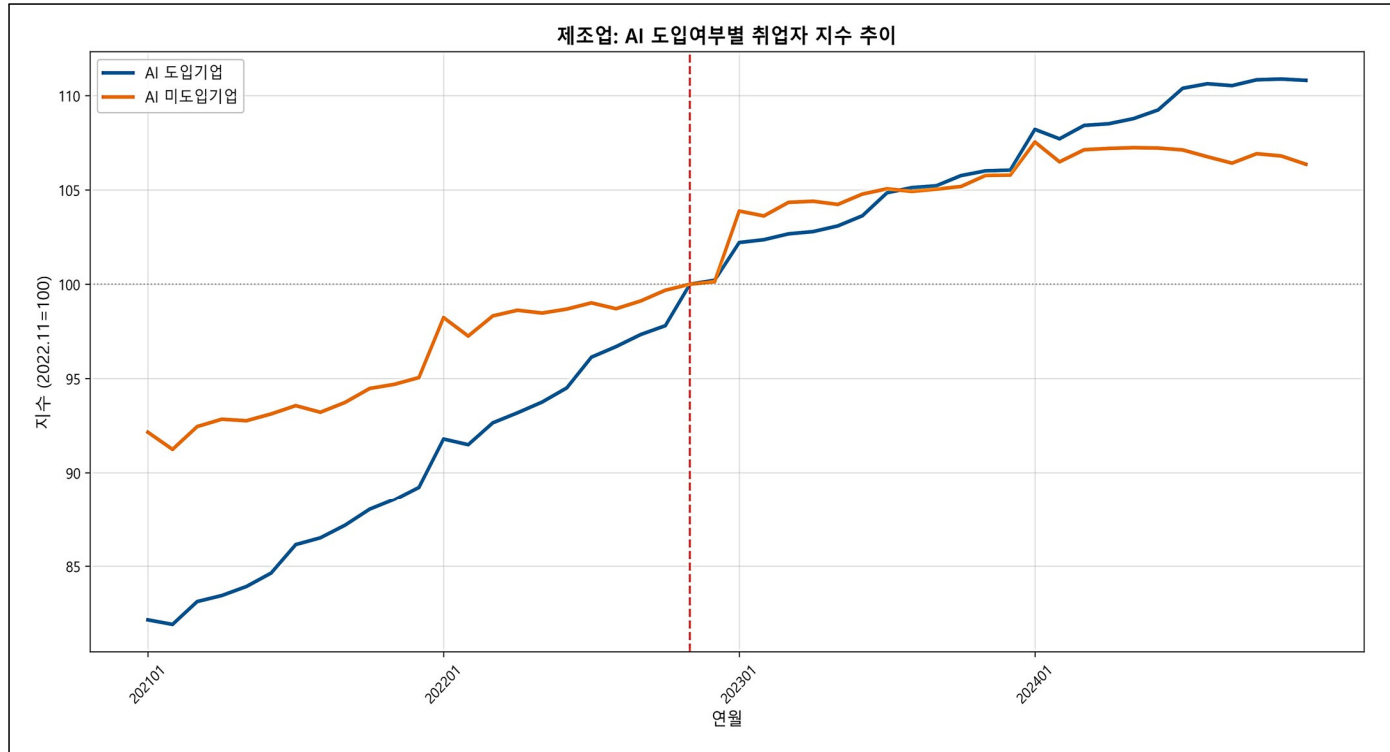
지금까지 살펴본 바에 따르면, 한국 제조업 내에서 디지털 전환의 양극화가 진행되고 있음을 시사한다. 소수의 선도 기업은 IT 인력을 대거 영입하며 AI 기반 스마트 팩토리로 전환하고 있는 반면, 대다수의 기업은 여전히 전통적 제조 방식에 의존하고 있다고 해석할 수 있다.

다. AI 도입 여부별 고용 현황

[그림 2-13a]와 [그림 2-13b]는 AI 도입 여부에 따른 기업의 고용 추이를 보여준다. [그림 2-13a]의 제조업을 보면, AI 도입기업과 미도입기업 모두 2021년부터 지속적인 고용 증가세를 보이고 있다. 흥미로운 점은 AI 도입기업의 고용 증가율이 미도입기업보다 더 높다는 것이다. [그림 2-13b]의 전 산업에서도 유사한 패턴이 나타난다.

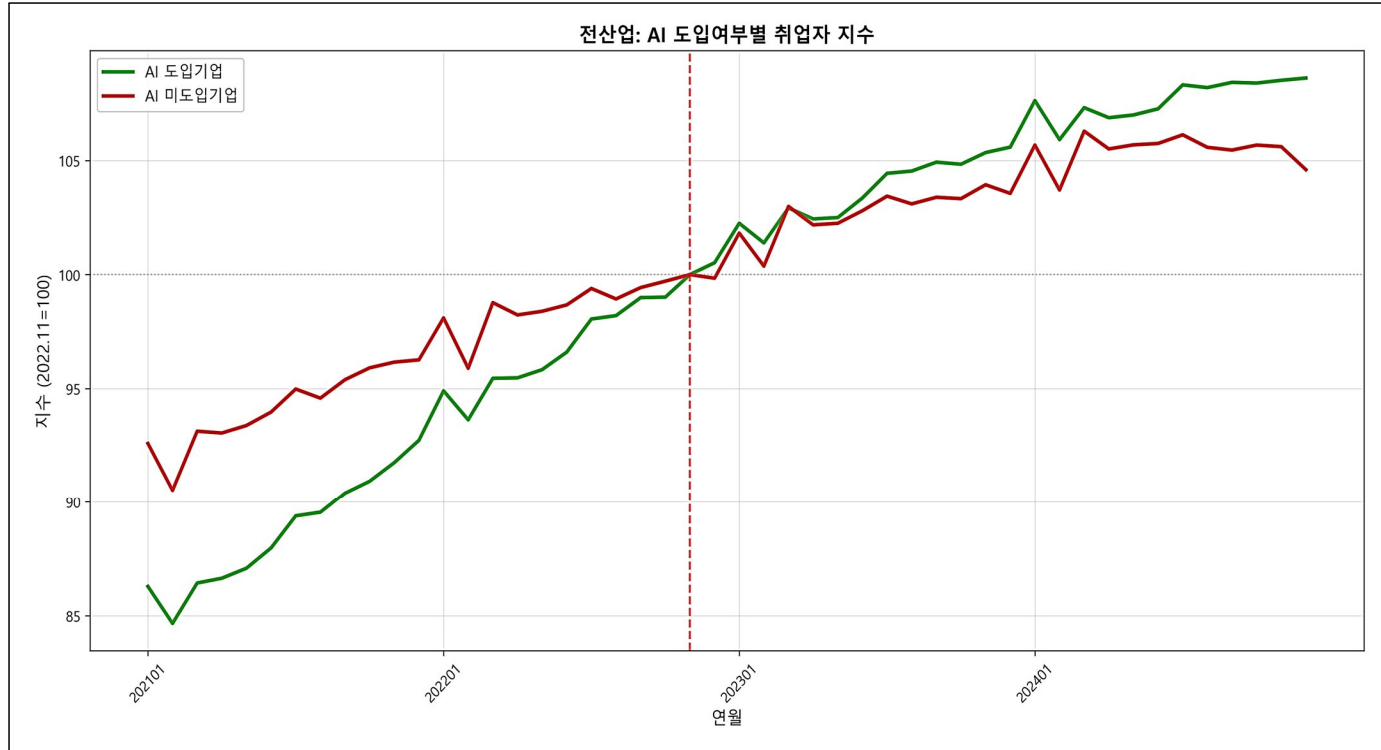
AI 도입기업의 고용이 더 빠르게 증가하고 있다는 사실만으로는 AI 기술 도입이 고용을 창출했다고 단정할 수 없다. 오히려 원래 성장세가 좋았던 기

[그림 2-13a] AI 도입 여부별 취업자 지수(2022년 11월=100) : 제조업



자료: 숙련 수요와 공급 데이터를 가공하여 저자 작성.

[그림 2-13b] AI 도입 여부별 취업자 지수(2022년 11월=100) : 전 산업



자료: 숙련 수요와 공급 데이터를 가공하여 저자 작성.

업들이 AI 기술을 적극적으로 도입할 여력이 있었을 가능성, 즉 역의 인과관계를 배제할 수 없다. 또한 2022년 11월 전후로 추세 변화가 없다는 점은 생성형 AI의등장이 기업 차원의 전체 고용 규모에는 아직 뚜렷한 영향을 미치지 못하고 있음을 시사한다.

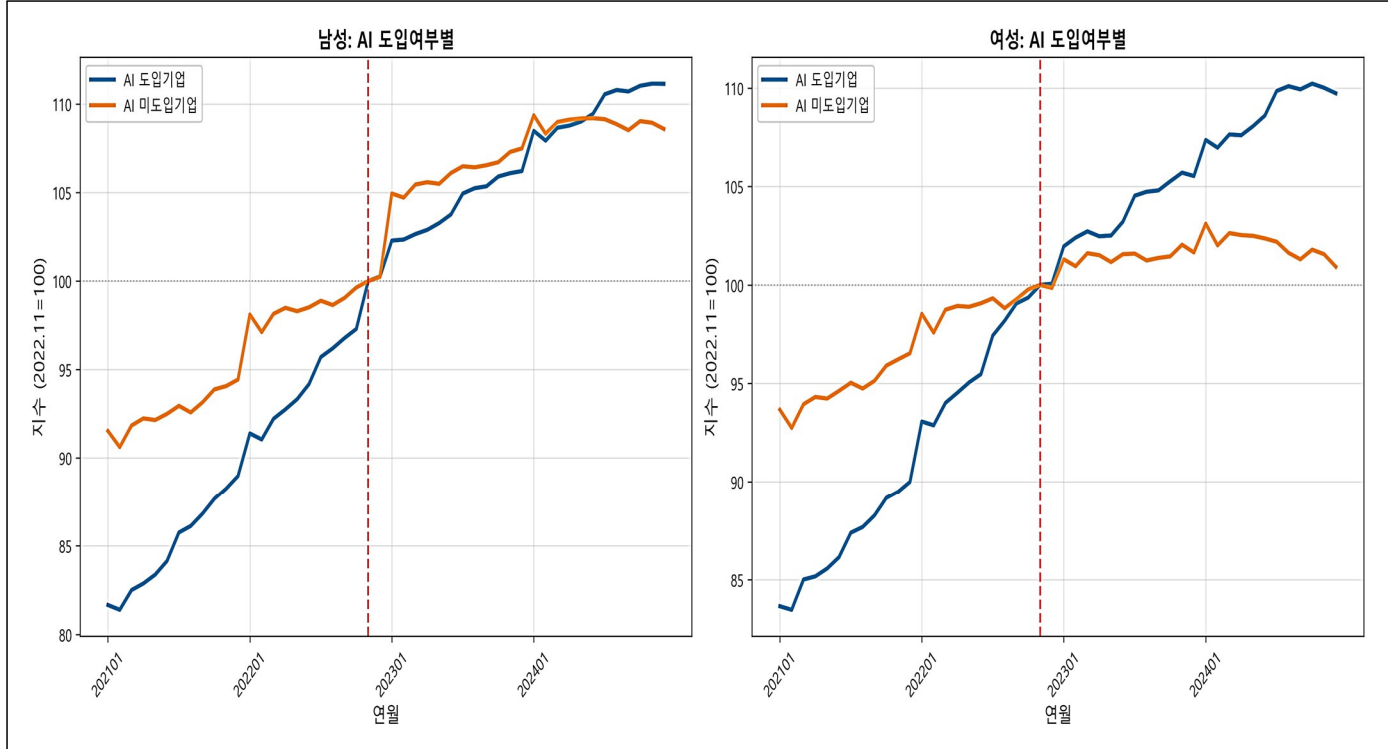
[그림 2-14]는 성별에 따른 AI 도입 여부별 고용 추이를 나타낸다. 남성과 여성 모두 AI 도입기업에서 미도입기업보다 더 빠른 고용 증가세를 보이고 있다. 그러나 이러한 패턴 역시 2022년 11월 전후로 뚜렷한 추세 변화 없이 기존 증가세가 지속되고 있어, 생성형 AI의 직접적 영향이라기보다는 AI 도입 여력이 있는 성장 기업의 특성이 반영된 것으로 보인다.

[그림 2-15a]와 [그림 2-15b]는 연령집단별 AI 도입 여부별 고용 추이를 나타낸다. 중년층(30~54세)과 고령층(55세 이상)의 경우 AI 도입기업과 미도입기업 간 고용 추이에 큰 차이가 없으며, 두 집단 모두 안정적인 증가세를 보이고 있다. 이는 이들 연령층이 이미 안정적인 고용 상태에 있으며, 기업의 AI 도입 여부가 이들의 고용에 미치는 영향이 제한적임을 시사한다.

청년층(15~29세)은 매우 뚜렷한 차별적 패턴을 보인다. [그림 2-15a]의 제조업에서 청년층은 AI 도입기업에서 2021년부터 꾸준히 증가하다가 2022년 말부터 정체 또는 소폭 감소하는 양상을 보이는 반면, 미도입기업에서는 상대적으로 완만하지만 안정적인 증가세를 유지하고 있다. [그림 2-15b]의 전 산업에서는 이러한 패턴이 더욱 극명하게 나타난다. AI 도입기업의 청년 고용은 2021년부터 증가하다가 2023년을 기점으로 거의 정체 상태에 접어들었으며, 미도입기업의 청년 고용은 지속적으로 증가하여 2024년 말 약 115 수준에 도달했다. 이는 앞서 [그림 2-5]에서 관찰된 청년 고노출 직종의 고용 정체 패턴과 일맥상통하는 결과이다. AI를 적극적으로 도입하는 기업일수록 청년층 채용에 신중해지고 있으며, 이는 생성형 AI가 신규 진입자인 청년층의 고용 기회에 실질적인 영향을 미치기 시작했을 가능성을 시사한다.

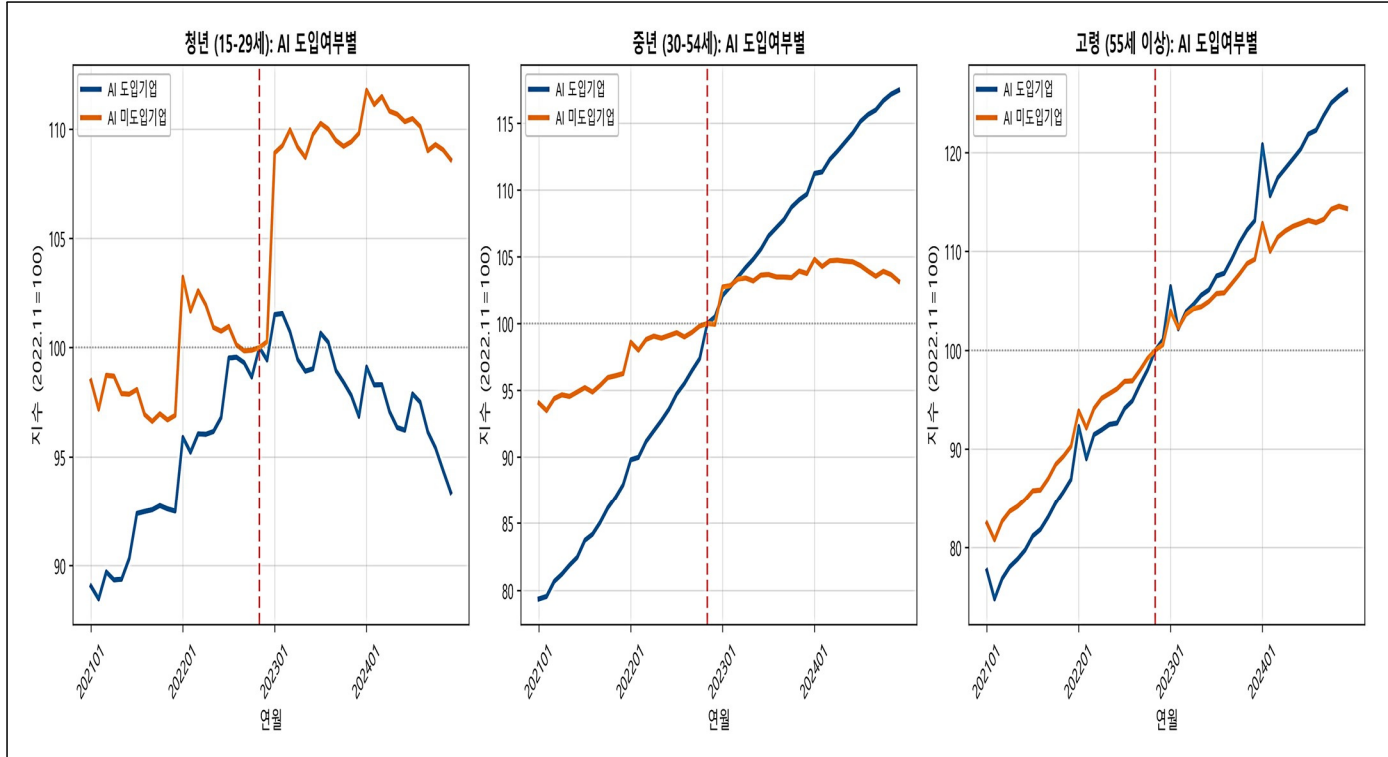
[그림 2-16]은 제조업 내 직종대분류별 AI 도입 여부별 고용 추이를 나타낸다. 대부분의 직종에서 AI 도입기업과 미도입기업 모두 유사한 증가세를 보이거나, AI 도입기업의 고용이 더 빠르게 증가하는 패턴을 보인다. 전문가 및 관련 종사자, 사무 종사자, 기능원 및 관련 기능 종사자 등에서는 AI 도입

[그림 2-14] 성별 AI 도입 여부별 취업자 지수(2022년 11월=100) : 제조업



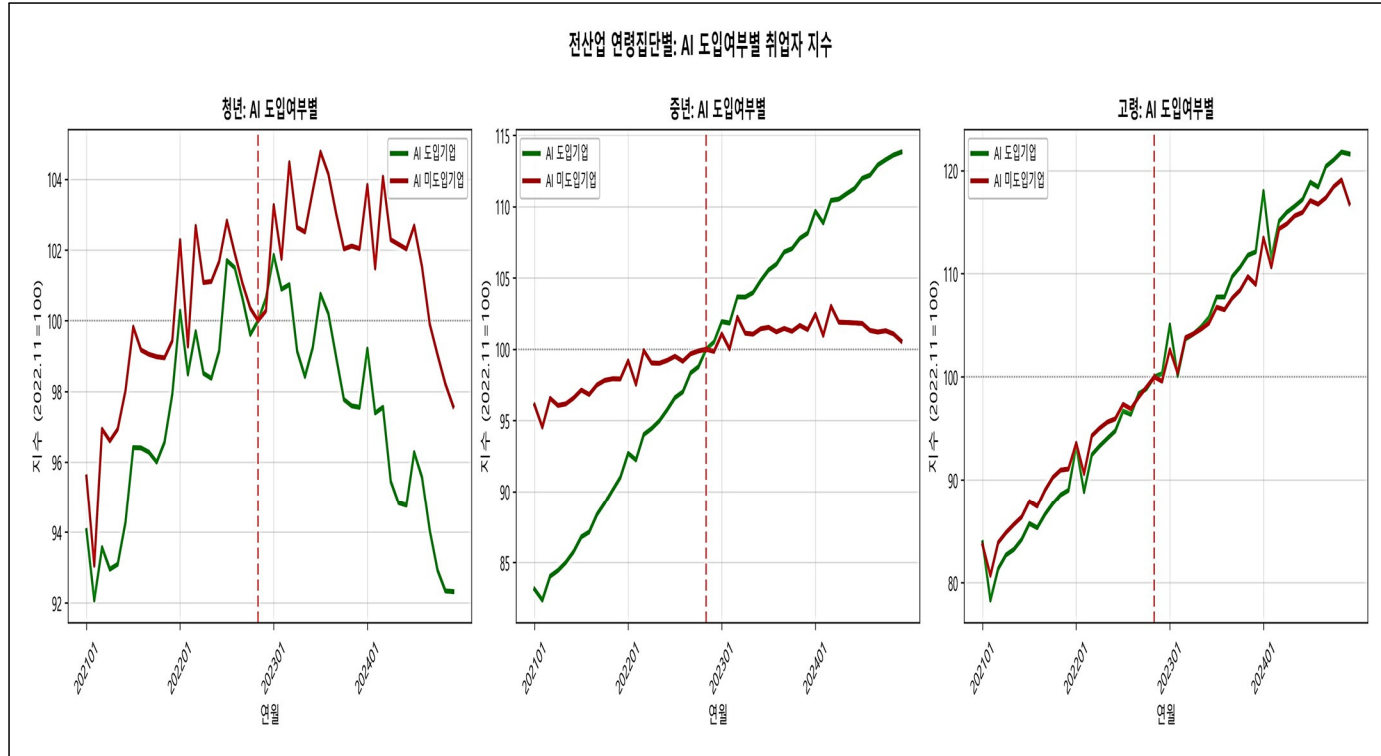
자료 : 숙련 수요와 공급 데이터를 가공하여 저자 작성.

[그림 2-15a] 연령집단별 AI 도입 여부별 취업자 지수(2022년 11월=100) : 제조업



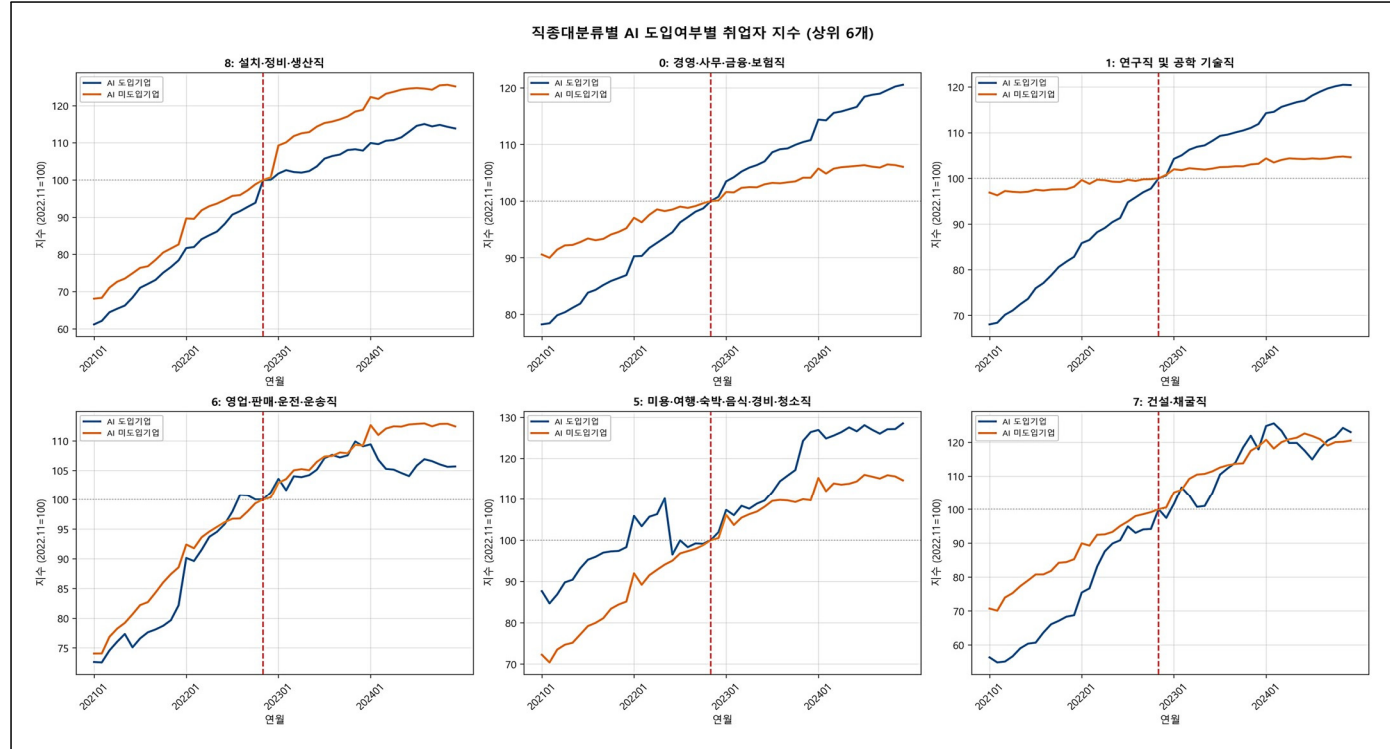
자료 : 숙련 수요와 공급 데이터를 가공하여 저자 작성.

[그림 2-15b] 연령집단별 시 도입 여부별 취업자 지수(2022년 11월=100) : 전 산업



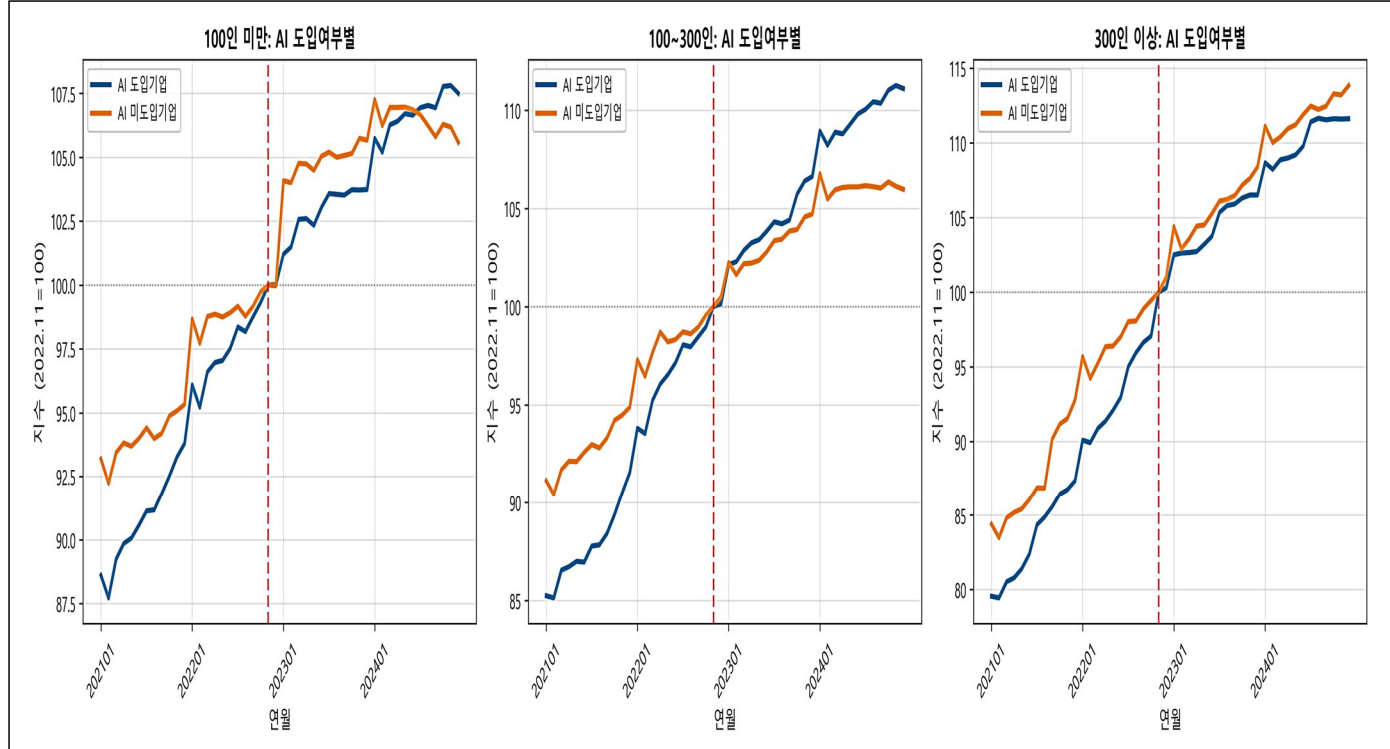
자료: 숙련 수요와 공급 데이터를 가공하여 저자 작성.

[그림 2-16] 직종대분류별 AI 도입 여부별 취업자 지수(2022년 11월=100) : 제조업



자료: 숙련 수요와 공급 데이터를 가공하여 저자 작성.

[그림 2-17] 사업장 규모별 AI 도입 여부별 취업자 지수(2022년 11월=100) : 제조업



자료 : 숙련 수요와 공급 데이터를 가공하여 저자 작성.

기업의 고용이 미도입기업보다 더 가파르게 증가하고 있으며, 2022년 11월 전후로 뚜렷한 추세 변화 없이 기존의 증가세가 지속되고 있다.

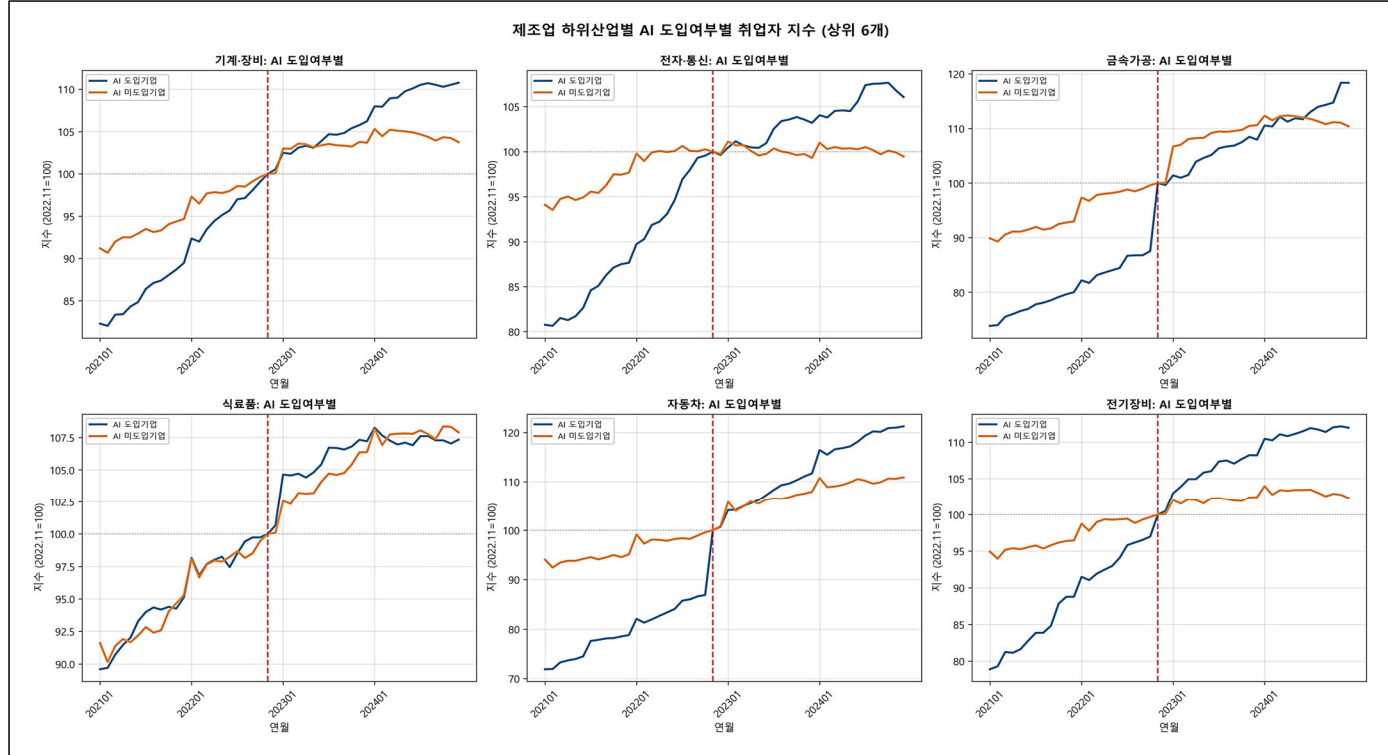
판매 종사자에서는 일부 예외적인 패턴이 관찰된다. AI 도입기업의 판매직 고용은 2021년부터 2022년 말까지 증가세를 보이다가, 2023년을 기점으로 증가세가 멈추고 정체 상태에 접어들었다. 반면 미도입기업의 판매직은 지속적인 증가세를 유지하고 있다. 이는 AI 도입기업들이 생성형 AI 기술을 활용하여 고객 응대, 상담, 영업 지원 등 판매직의 일부 업무를 자동화하기 시작했을 가능성을 시사한다. 특히 챗봇, 가상 비서, 자동 응답 시스템 등 생성형 AI 기반 고객 서비스 도구의 확산이 판매직 인력 수요에 실질적인 영향을 미치기 시작한 것으로 해석된다. 이는 생성형 AI가 특정 직종에서 고용에 미치는 영향이 가시화되기 시작한 사례로 볼 수 있다.

[그림 2-18]은 제조업 하위업종별 AI 도입 여부별 고용 추이를 나타낸다. 대부분의 하위업종에서 AI 도입기업의 고용이 미도입기업보다 가파르게 증가하는 패턴을 보인다. 석유화학, 금속가공, 식료품, 자동차 등 다양한 업종에서 AI 도입기업은 2021년부터 지속적인 고용 증가세를 보이며, 이는 AI 도입 여력이 있는 성장 기업들의 특성을 반영하는 것으로 보인다.

기계장비 업종에서는 특징적인 패턴이 관찰된다. AI 도입기업은 꾸준한 증가세를 보이는 반면, 미도입기업은 2021년부터 지속적으로 정체 상태에 머물러 있다. 이는 기계장비 업종에서 AI를 도입하지 못한 기업들이 구조적인 어려움에 직면해 있으며, 추가 고용 여력이 없는 상황임을 시사한다.

전자통신업은 매우 주목할 만하며 해석에 주의가 요구된다. AI 도입기업의 경우 2021년부터 2022년 말까지는 가파른 증가세를 보이다가, 2022년 11월 기준점 이후 고용 증가세가 확실히 꺾이면서 정체 또는 소폭 감소하는 양상으로 전환되었다. 반면 미도입기업은 이미 그 이전부터 정체 상태에 있었다. 이는 앞서 [그림 2-7a]와 [그림 2-10]에서 관찰된 전자통신업의 패턴과 일관되는 결과이다. 전자통신업은 제조업 내에서 AI 도입률이 가장 높고 (약 56%), 동시에 고노출 직종 비중이 높은 업종이다. 따라서 이 업종에서 2022년 11월 이후 관찰되는 고용 추세의 변화는 생성형 AI가 실제로 고용에 미치기 시작한 영향을 포착한 중요한 사례로 해석될 수 있다.

[그림 2-18] 하위업종별 AI 도입 여부별 취업자 지수(2022년 11월=100) : 제조업



자료 : 숙련 수요와 공급 데이터를 가공하여 저자 작성.

제5절 소 결

1. 요약

이 장에서는 AI 기술이 제조업 고용에 미치는 영향을 측정하기 위해 새로운 방법론을 적용하였다. 한국숙련사전의 6,558개 숙련 목록에 대해 GPT-4 기반 전문가 패널 시뮬레이션을 활용하여 AI 노출도를 측정하고, 이를 개별 직종과 사업장에 연결하여 2021년부터 2024년까지의 고용 변화를 추적하였다.

분석 결과, 제조업은 전 산업과 비교할 때 AI 기술 확산과 고용 변화 측면에서 차이를 보였다. 첫째, 제조업의 AI 도입률은 약 23%로 전 산업 평균인 32%보다 낮은 수준이다. 정보통신업(61.6%), 금융보험업(47.4%), 사업시설관리, 사업지원및임대서비스업(28.4%) 등 지식집약적 산업의 AI 도입률이 높은 것과 대조적이다. 이는 제조업이 이미 산업용 로봇을 통한 물리적 자동화가 세계 최고 수준으로 진행되어 있는 상황에서, 소프트웨어 기반의 생성형 AI 도입은 상대적으로 지체되고 있음을 보여준다.

둘째, AI 노출도와 고용 변화의 관계에서 제조업은 전 산업과 매우 다른 패턴을 나타냈다. 전 산업에서는 AI 노출도가 낮은 직종의 고용이 더 빠르게 증가한 반면, 제조업에서는 AI 노출도가 높은 직종의 고용이 더 빠르게 증가하는 양상을 보였다. 이러한 차이는 AI와 로봇의 작업시간 절감 효과가 서로 보완적인 영역에서 작동하기 때문으로 해석된다. AI는 정보처리, 의사결정, 분석 등 인지적 업무에서 높은 효율성을 발휘하는 반면(관리지원 70%, 정보기술 60% 이상의 시간 절감률), 로봇은 조립, 가공, 운반 등 물리적 작업에서 강점을 가진다(제조생산 55~60%의 시간 절감률). 제조업은 이 두 기술 모두에서 높은 노출도를 보이지만, 이미 로봇 자동화가 고도로 진전된 상황에서 생성형 AI의 추가적인 영향은 아직 제한적인 것으로 보인다.

셋째, AI 도입 기업과 미도입 기업 간 숙련 수요 구조에서 극명한 양극화

가 관찰되었다. AI 도입 제조기업은 정보기술 숙련(21.4%)과 제조생산 숙련(19.9%)을 거의 대등한 비중으로 요구하는 하이브리드 인력 구조를 보이는 반면, 미도입 기업은 제조생산 숙련(35.9%)에 압도적으로 의존하며 정보기술은 3.7%에 불과했다. 이는 제조업 내에서 소수의 선도 기업이 디지털 전환을 추진하는 가운데, 대다수의 기업은 여전히 전통적 제조 방식에 머물러 있는 이중 구조를 시사한다.

생성형 AI의 영향은 평균적으로는 제한적이지만 특정 업종과 집단에서는 뚜렷하게 나타나서 그 영향이 선별적임을 시사한다. 2022년 11월 ChatGPT 출시를 기준으로 전후 고용 추이를 비교한 결과, 전반적으로는 뚜렷한 추세적 전환이 관찰되지 않았다. 제조업과 전 산업 모두에서 대부분의 집단은 2022년 11월 이전부터 형성된 고용 패턴을 그대로 유지하였다. 이는 생성형 AI의 등장 아직까지는 전체 고용 규모에 광범위한 영향을 미치지 못하고 있음을 의미한다.

특정 업종과 집단에서는 주목할 만한 변화 징후가 포착되었다. 가장 두드러진 사례는 전자통신업이다. 이 업종은 제조업 내에서 AI 도입률이 가장 높고(약 56%), AI 고노출 직종 비중이 높은 특성을 가진다. 전자통신업의 고노출 직종은 2021년부터 2022년 말까지 지속적으로 증가하던 직종이었으나, 2023년을 기점으로 증가세가 완전히 멈추고 정체 상태에 접어들었다. 이는 생성형 AI가 실제로 특정 직종의 고용에 영향을 미치기 시작했음을 보여주는 중요한 증거이다.

분석 결과에서 가장 주목해야 할 발견은 청년층(15~29세)이 AI 기술 확산으로 인해 고용에 부정적인 영향을 받을 수 있다는 점이다. 중년층(30~54세)과 고령층(55세 이상)의 경우 AI 노출도 분위나 기업의 AI 도입 여부와 무관하게 안정적인 고용 패턴을 유지한 반면, 청년층은 극명하게 분화된 양상을 보였다.

전 산업 차원에서 청년층은 AI 저노출 직종에서는 고용이 증가한 반면, 고노출 직종에서는 정체 또는 소폭 감소하는 양상을 나타냈다. 제조업에서도 저노출 직종에서는 기존의 증가 추세가 유지되었으나, 고노출 직종에서는 2023년을 기점으로 그동안 지속되던 고용 증가세가 완전히 멈추었다.

기업 차원의 분석에서도 유사한 패턴이 확인되었다. AI 도입 기업의 청년

고용은 제조업에서 2021년부터 꾸준히 증가하다가 2022년 말부터 정체 또는 소폭 감소하는 양상으로 전환되었으며, 전 산업에서는 2023년을 기점으로 거의 정체 상태에 접어들었다. 반면 AI 미도입 기업의 청년 고용은 상대적으로 완만하지만 안정적인 증가세를 유지하였다.

청년층은 노동시장 진입 단계에 있어 신규채용을 통해 일자리를 얻어야 하는 집단이다. 기업이 AI 기술을 도입하여 특정 직무를 자동화하거나 효율화할 경우, 가장 먼저 영향을 받는 것은 해당 직무의 신규채용이다. 이미 고용되어 있는 중장년층 근로자는 상대적으로 고용 안정성이 높지만, 아직 노동시장에 진입하지 못한 청년층은 줄어든 채용 기회에 직접적으로 노출된다.

더욱 우려스러운 점은 이러한 변화가 청년층의 직업 선택과 경력 개발에 장기적인 영향을 미칠 수 있다는 것이다. AI 고노출 직종과 AI 도입 기업에서의 청년 채용이 감소하면, 청년들은 상대적으로 AI 도입이 늦은 기업이나 저노출 직종으로 경력을 시작할 수밖에 없다. 이는 장기적으로 청년층의 기술 숙련 축적과 임금 상승 기회를 제약할 가능성이 있다.

2. 정책적 시사점

본 연구의 발견은 AI 기술이 노동시장에 미치는 영향이 전체적이고 획일적인 것이 아니라, 업종, 직종, 연령 집단에 따라 매우 차별적으로 나타난다는 점을 명확히 보여준다. 특히 제조업의 경우 이미 로봇 자동화가 고도화된 상황에서 생성형 AI의 추가적 영향은 아직 제한적이지만, 전자통신업과 같은 특정 업종과 청년층과 같은 특정 연령 집단에서는 이미 실질적인 영향이 나타나기 시작했다.

따라서 정책 대응은 일률적인 접근보다는 취약 집단과 고위험 직종에 초점을 맞춘 선별적 개입이 필요하다. 특히 청년층을 위한 정책적 관심이 시급하다. AI 시대에 적합한 새로운 숙련을 습득할 수 있도록 교육·훈련 체계를 재설계하고, 청년들이 AI 도입 기업에서도 경쟁력을 갖출 수 있도록 디지털 역량과 AI 활용 능력을 강화하는 프로그램이 필요하다. 또한 노동시장 진입이 어려워진 청년들을 위한 맞춤형 취업 지원과 경력 개발 지원도 강화되

어야 한다.

제조업의 경우, 단순히 AI 도입률을 높이는 것만이 아니라 AI와 로봇의 융합을 통한 스마트 제조 혁신을 추진하되, 이 과정에서 발생하는 인력 수요 변화에 선제적으로 대응해야 한다. 특히 전통적인 제조생산 숙련뿐만 아니라 정보기술 숙련을 함께 갖춘 하이브리드 인재 양성이 중요하며, 기존 근로자들의 재숙련(reskilling)과 숙련 향상(upskilling)을 위한 체계적인 지원이 필요하다.

마지막으로, AI 기술의 영향을 지속적으로 모니터링할 수 있는 시스템 구축이 필요하다. 본 연구에서 개발한 숙련 기반 AI 노출도 측정 방법론은 실시간으로 변화하는 노동시장의 동향을 파악하는 데 유용한 도구가 될 수 있다. 이를 활용하여 정기적으로 직종별, 업종별, 집단별 영향을 평가하고, 새로운 취약 집단이나 고위험 직종이 발견될 경우 신속하게 정책적 개입을 할 수 있는 체계를 마련해야 할 것이다.

〈부표 2-1〉 숙련분류체계

대분류	중분류
건축및건설	건설관리
건축및건설	일반건설및건설노동
건축및건설	토목및건축공학
농업/원예및조경업	농업
농업/원예및조경업	원예및조경업
관리및지원	사무자동화
관리및지원	일반관리및사무업무
경영	리더십및의사소통
경영	운영및관리
경영	인적자원관리
경영	전략및분석
고객및클라이언트지원	고객관리및모니터링
고객및클라이언트지원	고객지원
디자인	공간디자인
디자인	그래픽및시각디자인
디자인	기타디자인
디자인	산업디자인
디자인	서비스디자인
디자인	영상및3D그래픽
에너지	발전
에너지	에너지과학및기술
에너지	지속가능에너지
엔지니어링	설계
엔지니어링	엔지니어링일반
엔지니어링	측정및시험
정책및사회과학	분과지식
정책및사회과학	정책분석과연구및개발
교육및훈련	교육서비스
교육및훈련	교육지원
교육및훈련	교육콘텐츠

〈부표 2-1〉의 계속

대분류	중분류
교육및훈련	기타교육
교육및훈련	직업교육
교육및훈련	학생지원및서비스
환경	컴플라이언스
환경	환경과학및기술
환경	환경및자원관리
금융과회계	금융서비스
금융과회계	금융시장및거래
금융과회계	기업금융
금융과회계	대출및신용
금융과회계	리스크관리및규제
금융과회계	보험및연금
금융과회계	세무및법규
금융과회계	자산및부동산
금융과회계	재무보고및분석
금융과회계	투자및자산관리
금융과회계	회계및감사
금융과회계	회계시스템
금융과회계	회계실무
정부및공공행정	안보
정부및공공행정	정부서비스
접객및식품서비스	식품서비스
접객및식품서비스	접객
접객및식품서비스	행사및시설
정보기술	IT전략및거버넌스
정보기술	네트워크및클라우드인프라
정보기술	데이터관리및분석
정보기술	소프트웨어개발및엔지니어링
정보기술	신흥기술
정보기술	엔터프라이즈솔루션

〈부표 2-1〉의 계속

대분류	중분류
정보기술	인공지능및머신러닝
정보기술	하드웨어및IoT
언어	언어교육
언어	언어역량
언어	언어통역및번역
법/규제및컴플라이언스	법률지원
법/규제및컴플라이언스	법집행및형사사법
법/규제및컴플라이언스	컴플라이언스
홍보마케팅	기획
홍보마케팅	디지털마케팅
홍보마케팅	마케팅
홍보마케팅	채널관리
홍보마케팅	콘텐츠마케팅
홍보마케팅	홍보
유지보수/수리및시설서비스	기기및차량
유지보수/수리및시설서비스	시설관리
유지보수/수리및시설서비스	장비관리
유지보수/수리및시설서비스	청소및관리
의료및건강관리	공중보건및질병예방
의료및건강관리	관리및운영
의료및건강관리	보조의료검사및기술
의료및건강관리	의료기기
의료및건강관리	일반의료검사및기술
의료및건강관리	제약
제조및생산	생산관리
제조및생산	제조및생산
제조및생산	제품관리
제조및생산	조립및포장등수작업
미디어와글쓰기	엔터테인먼트및음악
미디어와글쓰기	연극및공연예술

〈부표 2-1〉의 계속

대분류	중분류
미디어와글쓰기	영상
미디어와글쓰기	출판
미디어와글쓰기	콘텐츠개발및관리
개인돌봄서비스	돌봄
개인돌봄서비스	미용서비스
개인돌봄서비스	피트니스
공공안전및국가안보	보안
공공안전및국가안보	환경안전보건관리
영업및판매	B2B(기업간)영업
영업및판매	B2C영업
영업및판매	마케팅및판촉
영업및판매	영업프로세스
영업및판매	전문영업역량
영업및판매	특수영업
영업및판매	판매채널
사회및인적서비스	종교연구및서비스
사회및인적서비스	커뮤니티및사회사업
과학연구	기초과학
과학연구	연구방법론
과학연구	의료과학및연구
과학연구	화학및생명공학
소프트스킬	개인내적역량
소프트스킬	대인관계역량
소프트스킬	신체적역량
소프트스킬	인지적역량
운송및공급망과물류	관리및운영
운송및공급망과물류	물류
운송및공급망과물류	배달및운송

자료 : 한국숙련사전; 장지연 외(2025)에서 재인용.

〈부표 2-2〉 SkillAIAssessment 코드

```

class SkillAIAssessment:
    def __init__(self, api_key: str, model: str = "gpt-4-turbo"):
        """
        AI 기반 시간 절감율 평가 클래스

        Args:
            api_key: OpenAI API 키
            model: 사용할 GPT 모델 (기본값: gpt-4-turbo-preview)
        """
        self.client = OpenAI(api_key=api_key)
        self.model = model
        self.prompt_template = """다음 단일 숙련(skill)에 대해 5인 전문가 패널로
"AI 기반 시간 절감율(%)을 3라운드 합의로 산정하라.

[평가기준]
- 복잡판단 필요성 / 반복·규칙성 / 자동화 구조화 용이성
- 점수: 0~100 점수. (0~20: 어려움 / 20~50: 일부 보조 / 50~80: 대폭 보조 /
80~100: 전면 자동화)
- 각 라운드에서 expertiser1..5가 score를 내고, 서로의 이전 의견을 반영해 조
정한다.
- 각 코멘트는 토론의 내용을 이해할 수 있도록 적당히 상세하게 작성한다.

[합의 산정]
- consensus.method = "mean_of_round3"
- consensus.score_pct = round(mean(round3의 5개 점수))
- consensus.range_pct = [min(round3), max(round3)]

[반드시 이 JSON만 출력하라. 추가 텍스트·설명 금지.]

{{
    "skill": "{skill_name}",
    "rounds": {{

```

〈부표 2-2〉의 계속

```

"round1": {
  "expertiser1": {"score_pct": <int>, "comment": "<<=200자>"},
  "expertiser2": {"score_pct": <int>, "comment": "<<=200자>"},
  "expertiser3": {"score_pct": <int>, "comment": "<<=200자>"},
  "expertiser4": {"score_pct": <int>, "comment": "<<=200자>"},
  "expertiser5": {"score_pct": <int>, "comment": "<<=200자>"},
},
"round2": {
  "expertiser1": {"score_pct": <int>, "comment": "<<=200자>"},
  "expertiser2": {"score_pct": <int>, "comment": "<<=200자>"},
  "expertiser3": {"score_pct": <int>, "comment": "<<=200자>"},
  "expertiser4": {"score_pct": <int>, "comment": "<<=200자>"},
  "expertiser5": {"score_pct": <int>, "comment": "<<=200자>"},
},
"round3": {
  "expertiser1": {"score_pct": <int>, "comment": "<<=200자>"},
  "expertiser2": {"score_pct": <int>, "comment": "<<=200자>"},
  "expertiser3": {"score_pct": <int>, "comment": "<<=200자>"},
  "expertiser4": {"score_pct": <int>, "comment": "<<=200자>"},
  "expertiser5": {"score_pct": <int>, "comment": "<<=200자>"},
}
},
"consensus": {
  "method": "mean_of_round3",
  "score_pct": <int>,
  "range_pct": [<int>, <int>],
  "summary": "<<=200자>"
},
"meta": {
  "skill_id": "<slug(소문자-하이픈)>",
  "version": "v1.0",
  "created_at": "<ISO-8601: YYYY-MM-DDTHH:MM:SS+09:00>",

```

〈부표 2-2〉의 계속

```

    "language": "ko"
    }
    }"""

def call_gpt_api(self, skill_name: str, max_retries: int = 3) -> Dict[str, Any]:
    """
    GPT API 호출하여 스킬 평가 수행

    Args:
        skill_name: 평가할 스킬 이름
        max_retries: 최대 재시도 횟수

    Returns:
        API 응답 JSON 객체
    """
    prompt = self.prompt_template.format(skill_name=skill_name)

    for attempt in range(max_retries):
        try:
            response = self.client.chat.completions.create(
                model=self.model,
                messages=[
                    {"role": "system", "content": "You are an expert panel
evaluating AI automation potential. Always respond with valid JSON only."},
                    {"role": "user", "content": prompt}
                ],
                temperature=0.7,
                response_format={"type": "json_object"} # JSON 모드 활성화
            )

            # 응답에서 JSON 파싱
            result = json.loads(response.choices[0].message.content)

```

〈부표 2-2〉의 계속

```

        return result

    except json.JSONDecodeError as e:
        print(f"JSON 파싱 오류 (시도 {attempt + 1}/{max_retries}): {e}")
        if attempt == max_retries - 1:
            raise

    except Exception as e:
        print(f"API 호출 오류 (시도 {attempt + 1}/{max_retries}): {e}")
        if attempt == max_retries - 1:
            raise
        time.sleep(2 ** attempt) # 지수 백오프

    return None

def process_dataframe(self,
                      df: pd.DataFrame,
                      skill_column: str = 'skill_name',
                      output_dir: str = 'ai_assessment_results',
                      batch_size: int = 5,
                      delay_seconds: int = 1) -> pd.DataFrame:
    """
    데이터프레임의 모든 스킬에 대해 평가 수행

    Args:
        df: 스킬 목록이 포함된 데이터프레임
        skill_column: 스킬 이름이 포함된 열 이름
        output_dir: 결과 JSON 파일을 저장할 디렉토리
        batch_size: 배치 처리 크기 (API 레이트 리밋 관리)
        delay_seconds: API 호출 간 지연 시간

    Returns:

```

〈부표 2-2〉의 계속

```

AI 평가 결과가 추가된 데이터프레임
"""
# 결과 저장 디렉토리 생성
os.makedirs(output_dir, exist_ok=True)

# 결과를 저장할 리스트
results = []
all_discussions = {}

# 진행률 표시를 위한 tqdm 사용
skills = df[skill_column].tolist()

print(f"총 {len(skills)}개 스킬 평가 시작...")

for i, skill in enumerate(tqdm(skills, desc="스킬 평가 진행")):
    try:
        # GPT API 호출
        result = self.call_gpt_api(skill)

        if result:
            # 합의 점수와 범위 추출
            consensus_score = result['consensus']['score_pct']
            score_range = result['consensus']['range_pct']
            summary = result['consensus']['summary']

            # 결과 저장
            results.append({
                'skill_name': skill,
                'ai_time_saving_pct': consensus_score,
                'ai_score_min': score_range[0],
                'ai_score_max': score_range[1],
                'ai_assessment_summary': summary
            })
    except Exception as e:
        print(f"Skill {skill} evaluation failed: {e}")

```

〈부표 2-2〉의 계속

```

    })

    # 전체 토론 내용 저장
    all_discussions[skill] = result

    # 개별 JSON 파일로도 저장
    skill_filename = self._create_filename(skill)
    with open(os.path.join(output_dir, f'{skill_filename}.json'), 'w',
              encoding='utf-8') as f:
        json.dump(result, f, ensure_ascii=False, indent=2)

else:
    print(f"경고: {skill}에 대한 평가 실패")
    results.append({
        'skill_name': skill,
        'ai_time_saving_pct': None,
        'ai_score_min': None,
        'ai_score_max': None,
        'ai_assessment_summary': None
    })

# API 레이트 리밋 관리
if (i + 1) % batch_size == 0:
    time.sleep(delay_seconds * 2) # 배치 완료 후 추가 대기
else:
    time.sleep(delay_seconds)

except Exception as e:
    print(f"오류 발생 - {skill}: {e}")
    results.append({
        'skill_name': skill,
        'ai_time_saving_pct': None,

```

〈부표 2-2〉의 계속

```

        'ai_score_min': None,
        'ai_score_max': None,
        'ai_assessment_summary': f"평가 오류: {str(e)}"
    ))

    # 전체 토론 내용을 하나의 JSON 파일로 저장
    with open(os.path.join(output_dir, 'all_discussions.json'), 'w',
encoding='utf-8') as f:
        json.dump(all_discussions, f, ensure_ascii=False, indent=2)

    # 결과를 데이터프레임으로 변환
    results_df = pd.DataFrame(results)

    # 원본 데이터프레임과 병합
    df_with_ai = df.merge(results_df, left_on=skill_column,
right_on='skill_name', how='left')

    # 중복 열 제거 (skill_name이 이미 있는 경우)
    if 'skill_name' in df_with_ai.columns and skill_column != 'skill_name':
        df_with_ai = df_with_ai.drop('skill_name', axis=1)

    # 결과 요약 출력
    print(f"\n평가 완료!")
    print(f"- 성공: {results_df['ai_time_saving_pct'].notna().sum()}개")
    print(f"- 실패: {results_df['ai_time_saving_pct'].isna().sum()}개")
    print(f"-          평균          AI          시간          절감율:
{results_df['ai_time_saving_pct'].mean():.1f}%")
    print(f"- 결과 저장 위치: {output_dir}/")

    return df_with_ai

def _create_filename(self, skill_name: str) -> str:

```

〈부표 2-2〉의 계속

```

"""
스킬 이름을 파일명으로 변환 (slug 형식)

Args:
    skill_name: 원본 스킬 이름

Returns:
    파일명으로 사용 가능한 문자열
"""

import re
# 한글은 유지하되, 특수문자는 하이픈으로 변경
filename = re.sub(r'[^\\w가-힣\s-]', '', skill_name)
filename = re.sub(r'[-\s]+', '-', filename)
return filename.lower()

```

자료 : 장지연 외(2025: 193~200).

〈부표 2-3〉 AI 속련 리스트

기계 번역 시스템 개발하기, 신경망 기계 번역 구현하기, 음성 기술 활용하기, 음성 비서 기술 개발하기, 음성 사용자 인터페이스 개발하기, 음성 상호작용 인터페이스 개발하기, 음성 인식 기술 개발하기, 음성 인식 소프트웨어 활용하기, 음성 처리 기술 구현하기, 음성 텍스트 변환 기술 구현하기, 음성 합성 기술 구현하기, 음성 향상 기술 적용하기, 텍스트 음성 변환(TTS) 기술 구현하기, 3D 재구성 기술 구현하기, 4족 보행 로봇 개발하기, AI KIBIT 시스템 활용하기, AI 기술 활용하기, AI 데이터 분석하기, AI 도구 활용하기, AI 분석 수행하기, AI 역량 검사 수행하기, AI 챗봇 개발하기, AIOps(인공지능 IT 운영) 구현하기, ANTLR 파서 활용하기, Actions on Google 구현하기, AdaBoost(적응형 부스팅) 알고리즘 적용하기, Adam 최적화 알고리즘 구현하기, Amazon Comprehend 서비스 활용하기, Amazon Lex 서비스 활용하기, Amazon Polly 서비스 활용하기, Amazon Textract 서비스 활용하기, Amazon Web Services 활용하기, Anaconda 소프트웨어 활용하기, Apache MADlib 라이브러리 활용하기, Apache MXNet 프레임워크 활용하기, Apache Mahout 라이브러리 활용하기, Apache SINGA 프레임워크 활용하기, Apache Spark 머신러닝 구현하기, Apertium 기계 번역 도구 활용하기, AtScale 소프트웨어 활용하기, Azkaban 워크플로우 스케줄러 활용하기, Azure Databricks 서비스 활용하기, BERT(자연어 처리 모델) 활용하기, Baidu AI 플랫폼 활용하기, Brownboost 알고리즘 적용하기, C++ 프로그래밍 언어 활용하기, CUDNN 라이브러리 활용하기, Caffe 딥러닝 프레임워크 활용하기, Caffe2 딥러닝 프레임워크 활용하기, Chainer 딥러닝 프레임워크 활용하기, Clarabridge 소프트웨어 활용하기, Cortana 음성 비서 기술 활용하기, DBSCAN 알고리즘 적용하기, Dask 소프트웨어 활용하기, DeepSpeech 음성 인식 모델 활용하기, Deeplearning4j 프레임워크 활용하기, Dialogflow 서비스 활용하기, Disguise.One 플랫폼 활용하기, Distinguo 시스템 활용하기, Dlib C++ 라이브러리 활용하기, Epic Bridges 시스템 활용하기, GAN(생성적 적대 신경망) 구현하기, GPU 기반 범용 컴퓨팅 구현하기, Google AutoML 서비스 활용하기, Google Cloud ML 엔진 활용하기, Google Cloud 머신러닝 플랫폼 활용하기, Google Kubernetes Engine(GKE) 활용하기, Greenplum 데이터베이스 활용하기, Gremlin 그래프 쿼리 언어 활용하기, H2O 소프트웨어 활용하기, HDInsight 서비스 활용하기, Hortonworks Sandbox 활용하기, Hugging Face Transformers 라이브러리 활용하기, Hypertable 데이터베이스 활용하기, IBM Watson 서비스 활용하기, IP Soft Amelia AI 플랫폼 활용하기, Java 프로그래밍 언어 활용하기, Jupyter 노트북 활용하기, K-평균 군집화 알고리즘 적용하기, KNN(K-

〈부표 2-3〉의 계속

최근접 이웃) 알고리즘 구현하기, Kaldi 음성 인식 도구킷 활용하기, Keras 신경망 라이브러리 활용하기, LIBSVM 라이브러리 활용하기, LP 부스트 알고리즘 적용하기, LSTM(장단기 메모리) 신경망 구현하기, Lambda 아키텍처 구현하기, Lexalytics 텍스트 분석 도구 활용하기, LiDAR(라이다) 기술 활용하기, LightGBM 프레임워크 활용하기, Logitboost 알고리즘 적용하기, MADlib 라이브러리 활용하기, ML 프레임워크 활용하기, ML(머신러닝) 기술 활용하기, MLOps(머신러닝 운영) 프로세스 구현하기, MLPACK C++ 라이브러리 활용하기, MLPY 라이브러리 활용하기, MLflow 플랫폼 활용하기, Mahout 프레임워크 활용하기, MapR 빅데이터 플랫폼 활용하기, MapReduce 구현 및 활용하기, Microsoft Azure AI 서비스 활용하기, Microsoft LUIS 서비스 활용하기, Microsoft 인지 도구킷(CNTK) 활용하기, MoSes 시스템 활용하기, ND4J 소프트웨어 활용하기, NLTK 자연어 처리 분석 도구 활용하기, ONNX(개방형 신경망 교환) 표준 활용하기, OmniPage OCR 소프트웨어 활용하기, OpenAI Gym 환경 활용하기, OpenCV 라이브러리 활용하기, OpenNLP 라이브러리 활용하기, OpenTSDB 시계열 데이터베이스 활용하기, OpenVINO 툴킷 활용하기, Opensearch 검색 엔진 활용하기, Oracle 빅데이터 솔루션 활용하기, PaddlePaddle 프레임워크 활용하기, Pandas 파이썬 패키지 활용하기, PredictionIO 프레임워크 활용하기, PyBrain 라이브러리 활용하기, PySpark 프레임워크 활용하기, PyTorch 머신러닝 라이브러리 활용하기, PyTorch 프레임워크 활용하기, Python 프로그래밍 언어 활용하기, R 마크다운 활용하기, R 프로그래밍 언어 활용하기, RStudio 통계 소프트웨어 활용하기, Rankboost 알고리즘 적용하기, RapidMiner 도구 활용하기, RealSense 기술 활용하기, Reshape2 R 패키지 활용하기, Root 프레임워크 활용하기, SLAM 알고리즘(동시적 위치추정 및 지도작성) 구현하기, Scikit-learn 라이브러리 활용하기, Scikit-learn 머신러닝 라이브러리 활용하기, Seq2Seq 모델 구현하기, Spark Core 기능 활용하기, Spark 데이터프레임 활용하기, Spark 프레임워크 활용하기, SparkR 라이브러리 활용하기, Splunk 데이터 분석 플랫폼 활용하기, Sqoop 데이터 전송 도구 활용하기, Syman 시스템 활용하기, SyntaxNet 파서 활용하기, TensorBoard 시각화 도구 활용하기, TensorFlow 프레임워크 활용하기, Theano 소프트웨어 활용하기, Tidyverse 라이브러리 활용하기, Torch 머신러닝 프레임워크 활용하기, TorchServe 서빙 시스템 활용하기, TotalBoost 알고리즘 적용하기, Vowpal Wabbit 라이브러리 활용하기, Watson Conversation 서비스 활용하기, Watson Studio 환경 활용하기, Watson 인공지능 플랫폼 활용하기, Weka 머신러닝 도구 활용하기, Wit.ai 자연어 처리 플랫폼 활용하

〈부표 2-3〉의 계속

기, XGBoost 라이브러리 활용하기, YOLO(You Only Look Once) 객체 탐지 알고리즘 구현하기, iThink 소프트웨어 활용하기, 가상 비서 시스템 구현하기, 가상 에이전트 개발하기, 가우시안 프로세스 모델링하기, 가우시안 혼합 모델 적용하기, 감성 분류 모델 개발하기, 감성 분석 수행하기, 감정 인식 시스템 개발하기, 강화 학습 모델 개발 및 구현하기, 강화 학습 알고리즘 적용하기, 개념적 데이터 모델링 수행하기, 재미 군집 최적화 알고리즘 구현하기, 개방형 신경망 교환(ONNX) 표준 구현하기, 객체 감지 모델 개발하기, 객체 인식 시스템 구현하기, 객체 추적 알고리즘 개발하기, 경로 분석 수행하기, 경로 탐색 알고리즘 구현하기, 계산 지능 시스템 개발하기, 계층적 군집화 수행하기, 고급 대화형 다차원 모델링 시스템(AIMMS) 활용하기, 고차원 공간 분석하기, 고차원 데이터 분석하기, 고차원 모델 개발하기, 고차원 시스템 설계하기, 고차원 입력 처리하기, 고차원 특성 추출하기, 관계형 온라인 분석 처리(ROLAP) 구현하기, 관계형 학습 방법론 구현하기, 광학 문자 인식(OCR) 시스템 개발하기, 군집 분석 수행하기, 군집 지능 시스템 개발하기, 군집 최적화 알고리즘 적용하기, 궤적 계획 알고리즘 개발하기, 궤적 추적 시스템 구현하기, 규칙 기반 학습 시스템 개발하기, 규칙 학습 알고리즘 구현하기, 그라디언트 부스팅 알고리즘 적용하기, 그라디언트 트리 부스팅 구현하기, 그래프 알고리즘 구현하기, 그래픽 모델 개발하기, 극한 머신러닝 기법 적용하기, 근사 문자열 매칭 알고리즘 구현하기, 기계 지능 시스템 개발하기, 기대값 최대화 알고리즘 구현하기, 기술적 분석 수행하기, 풀벌 군집 알고리즘 적용하기, 나이브 베이즈 분류기 구현하기, 나이브 베이즈 알고리즘 구현하기, 뇌-컴퓨터 인터페이스 개발하기, 뉴로모픽 컴퓨팅 기술 연구하기, 다리 달린 로봇 개발하기, 다목적 진화 알고리즘 적용하기, 다목적 최적화 알고리즘 구현하기, 다중 레이블 분류 모델 개발하기, 다중 센서 융합 시스템 개발하기, 다중 에이전트 시스템 구축하기, 다층 퍼셉트론 구현하기, 다카기-스게노 퍼지 시스템 구현하기, 다항 나이브 베이즈 분류기 구현하기, 단어 임베딩 모델 구현하기, 단일 연결 군집화 수행하기, 대량 데이터 가져오기 수행하기, 대화 시스템 개발하기, 대화형 키오스크 개발하기, 데이터 과학 방법론 적용하기, 데이터 레이어 구현하기, 데이터 마이닝 방법론 적용하기, 데이터 마이닝 수행하기, 데이터 마이닝을 위한 산업 간 표준 프로세스(CRISP-DM) 적용하기, 데이터 변환 처리하기, 데이터 분류 작업 수행하기, 데이터 분석 수행하기, 데이터 블렌딩 기법 적용하기, 데이터 사이언스 방법론 적용하기, 데이터 선택 작업 수행하기, 데이터 수익화 전략 구현하기, 데이터 수집 프로세스 구현하기, 데이터 엔지니어링 수행하기, 데이터 요소 정의하기, 데이터 융합 기술

〈부표 2-3〉의 계속

적용하기, 데이터 인텔리전스 활용하기, 데이터 전처리 작업 수행하기, 데이터 정제 작업 수행하기, 데이터 조작 작업 수행하기, 데이터 축소 기법 적용하기, 데이터 캡처(SQL) 수행하기, 데이터 큐브 구현하기, 데이터 파이프라인 구축하기, 데이터 파티셔닝 수행하기, 데이터베이스 프로그래머 도구킷 활용하기, 독립 성분 분석 수행하기, 동시적 위치추정 및 지도작성 기술 구현하기, 동작 계획 알고리즘 개발하기, 동작 분석 수행하기, 디지털 디커플링 전략 구현하기, 딥 뉴럴 네트워크 구현하기, 딥러닝 기술 구현하기, 딥러닝 기술 활용하기, 딥러닝 모델 평가하기, 딥러닝 프레임워크 활용하기, 랜덤 포레스트 모델 개발하기, 랜덤 포레스트 알고리즘 구현하기, 랜덤 포레스트 알고리즘 적용하기, 랜덤 필드 모델링하기, 러프 집합 이론 적용하기, 로봇 시스템 개발하기, 로봇 시스템 구축하기, 로봇 액체 처리 시스템 운영하기, 로봇 운영 시스템 개발하기, 로봇 운영 체제 구현하기, 로봇 자동화 소프트웨어 활용하기, 로봇 프레임워크 활용하기, 로봇 프로그래밍 수행하기, 마르코프 체인 모델링하기, 마르코프 체인 몬테카를로 방법론 적용하기, 마르코프 프로세스 분석하기, 매개변수 방법론 적용하기, 맥락적 이미지 분류 수행하기, 머신러닝 기반 CADD(컴퓨터 지원 약물 설계) 개발하기, 머신러닝 기술 활용하기, 머신러닝 및 딥러닝 알고리즘 구현하기, 머신러닝 알고리즘 개발하기, 머신러닝 알고리즘 구현하기, 머신러닝 파이프라인 구축하기, 메타 학습 방법론 적용하기, 메타데이터 관리하기, 모듈식 오디오 인식 프레임워크(MARF) 활용하기, 목적 함수 최적화하기, 몬테카를로 방법론 적용하기, 무인 항공 기체 프로그래밍하기, 무인 항공 시스템(UAS) 개발하기, mim형 알고리즘 구현하기, 바퀴 달린 모바일 로봇 개발하기, 반감독 학습 방법론 적용하기, 반딧불이 알고리즘 구현하기, 방향성 비순환 그래프 활용하기, 범용 인공지능 연구하기, 베이지안 알고리즘 적용하기, 베이지안 네트워크 구현하기, 베이지안 학습 방법론 적용하기, 벡터 머신 알고리즘 구현하기, 변분 추론 알고리즘 구현하기, 보행자 감지 알고리즘 개발하기, 복잡성 이론 분석하기, 볼록 최적화 알고리즘 구현하기, 부스팅 알고리즘 구현하기, 부스팅 알고리즘 적용하기, 분류 및 회귀 트리(CART) 알고리즘 적용하기, 분류기 모델 개발하기, 블라인드 신호 분리 기술 구현하기, 비구조화 정보 관리 아키텍처(UIMA) 구현하기, 비음수 행렬 분해 수행하기, 비즈니스 인텔리전스 시스템 구현하기, 비지도 학습 방법론 적용하기, 빅데이터 분석하기, 빌드 파이프라인 구축하기, 사람이 읽을 수 있는 형식 구현하기, 사이버-물리 시스템 개발하기, 사전 학습 기법 적용하기, 산업용 로봇 프로그래밍하기, 생성적 적대 신경망 개발하기, 서보모터 제어 시스템 구현하기, 서비스 로봇 개발하기, 서포트 벡터 머신 구현하기, 서포트

〈부표 2-3〉의 계속

벡터 머신(SVM) 모델 개발하기, 서포트 벡터 회귀 분석 수행하기, 센서 데이터 융합 기술 구현하기, 센서 융합 시스템 개발하기, 소셜 로봇 개발하기, 소프트웨어 컴퓨팅 기법 적용하기, 소프트웨어 개발 방법론 적용하기, 소프트웨어 공학 원리 활용하기, 수학적 모델링 수행하기, 순환 신경망(RNN) 구현하기, 스노우플레이크 스키마 설계하기, 스크린 리더 소프트웨어 개발하기, 스타 스키마 설계하기, 스택 일반화 기법 적용하기, 스트림 처리 시스템 구현하기, 시각 서빙 기술 개발하기, 시간차 학습 알고리즘 적용하기, 시계열 모델링 구현하기, 시계열 분석 및 예측 수행하기, 시선 추적 기술 구현하기, 신경 튜링 기계 구현하기, 신경망 구축하기, 신경망 모델 개발 및 구축하기, 신기술 탐색 및 활용하기, 신뢰 지역 정책 최적화 알고리즘 적용하기, 실시간 데이터 처리하기, 심층 신뢰 네트워크 구현하기, 심층 합성곱 신경망 개발하기, 앙상블 방법론 구현하기, 앙상블 학습 방법론 적용하기, 애자일 방법론 적용하기, 어휘 습득 시스템 개발하기, 어휘 의미론 분석하기, 언어 식별 시스템 개발하기, 얼굴 검출 알고리즘 개발하기, 얼굴 인식 시스템 구현하기, 역전파 알고리즘 구현하기, 연관 규칙 학습 알고리즘 적용하기, 예측 관리 시스템 구축하기, 예측 모델링 수행하기, 예측 분석 소프트웨어 활용하기, 예측 분석 수행하기, 오토인코더 구현하기, 온톨로지 구축하기, 요인 분석 수행하기, 원격 감지 기술 활용하기, 웹 마이닝 기법 적용하기, 유도 항법 및 제어 시스템 개발하기, 유전 알고리즘 구현하기, 유전 프로그래밍 기법 적용하기, 은닉 마르코프 모델 구현하기, 음성 인식 시스템 개발하기, 의사결정 모델 개발하기, 의사결정 트리 모델 구축하기, 의사결정 트리 학습 및 적용하기, 이미지 패턴 인식 기술 구현하기, 이족 보행 로봇 개발하기, 인간 인식 인공지능 개발하기, 인간 행동 인식 모델 개발하기, 인간 활동 인식 시스템 구현하기, 인간-로봇 상호작용 시스템 개발하기, 인공 꿀벌 군집 알고리즘 적용하기, 인공 신경망 구현하기, 인공지능 개발하기, 인공지능 기술 개발하기, 인공지능 마크업 언어(AIML) 활용하기, 인공지능 시스템 개발하기, 인공지능 시스템 구축하기, 인공지능 응용 프로그램 개발하기, 인과 추론 분석하기, 인수분해 머신 알고리즘 구현하기, 인스턴스 기반 학습 방법론 적용하기, 인지 로봇공학 개발하기, 인지 모델링 수행하기, 인지 자동화 시스템 구현하기, 인지 컴퓨팅 기술 활용하기, 인코딩 기법 적용하기, 임베딩 기법 구현하기, 입자 군집 최적화 알고리즘 구현하기, 자기 조직화 구조 개발하기, 자기 조직화 맵 구현하기, 자기회귀 모델 구현하기, 자동 음성 인식(ASR) 시스템 개발하기, 자동화 시스템 구현하기, 자동화된 머신러닝 구현하기, 자세 추정 알고리즘 개발하기, 자연 구매 알고리즘 적용하기, 자원 기술 프레임워크(RDF) 구현하기, 자

〈부표 2-3〉의 계속

울 시스템 구축하기, 자율 주행 차량 개발하기, 자율 컴퓨팅 시스템 개발하기, 자율 크루즈 제어 시스템 개발하기, 잠재 디리클레 할당 알고리즘 적용하기, 잠재 변수 모델링하기, 잠재 의미 분석 수행하기, 장단기 딥러닝 모델 개발하기, 장단기 메모리(LSTM) 신경망 구현하기, 적대적 신경망 구현하기, 전문가 시스템 개발하기, 전산 병리학 분석하기, 전산 언어학 연구 및 활용하기, 전이 학습 방법론 적용하기, 정규화 프로세스 구현하기, 정규화 프로세스 적용하기, 정렬 알고리즘 구현하기, 정보 검색 시스템 구현하기, 정보 공학 기술 활용하기, 정보 과학 원리 적용하기, 정보 처리 시스템 개발하기, 정보 추출 시스템 개발하기, 정보 통합 프로세스 구현하기, 정보학 원리 적용하기, 정성적 데이터 분석 소프트웨어 활용하기, 정책 그래디언트 방법론 적용하기, 제3정규형 데이터베이스 설계하기, 제스처 인식 시스템 개발하기, 준지도 학습 방법론 적용하기, 중력 검색 알고리즘 적용하기, 중의성 해소 알고리즘 구현하기, 지능형 가상 비서 개발하기, 지능형 기하학적 컴퓨팅 구현하기, 지능형 분류기 구현하기, 지능형 소프트웨어 비서 개발하기, 지능형 소프트웨어 에이전트 개발하기, 지능형 시스템 구축하기, 지능형 에이전트 개발하기, 지능형 인프라 구축하기, 지능형 제어 시스템 개발하기, 지도 학습 방법론 적용하기, 지식 그래프 구축하기, 지식 기반 구성 시스템 개발하기, 지식 기반 시스템 구축하기, 지식 발견 프로세스 수행하기, 직관적 퍼지 집합 이론 적용하기, 진화 알고리즘 구현하기, 진화 연산 기법 적용하기, 진화 프로그래밍 수행하기, 질의응답 시스템 개발하기, 집계 함수 활용하기, 차원 축소 기법 적용하기, 챗봇 개발하기, 첨단 로봇공학 기술 개발하기, 첨단 운전자 보조 시스템 개발하기, 최근접 이웃 알고리즘 구현 및 활용하기, 최근접 이웃 알고리즘 적용하기, 최단 경로 문제 해결하기, 추론 시스템 개발하기, 추론 엔진 개발하기, 추천 시스템 개발하기, 추천 엔진 구축하기, 충돌 방지 시스템 개발하기, 카이제곱 자동 상호작용 감지(CHAI) 기법 적용하기, 커널 메소드 활용하기, 커널 방법론 적용하기, 커널 학습 기법 구현하기, 컴퓨터 과학 원리 활용하기, 컴퓨터 비전 시스템 개발하기, 타입 변환 작업 수행하기, 테스트 데이터 관리하기, 테스트 데이터셋 구축하기, 텐서 연산 처리하기, 통계적 관계형 학습 방법론 적용하기, 통계적 언어 습득 모델 개발하기, 통합 데이터베이스(UDB) 관리하기, 트랜스포머 모델 구현하기, 특성 공학 수행하기, 특성 선택 작업 수행하기, 특성 추출 기법 적용하기, 특성 학습 방법론 구현하기, 패턴 마이닝 수행하기, 패턴 인식 시스템 개발하기, 퍼셉트론 알고리즘 구현하기, 퍼지 C-평균 알고리즘 적용하기, 퍼지 논리 시스템 구현하기, 퍼지 숫자 개념 활용하기, 퍼지 시스템 개발하기, 퍼지 집합 이론 적용하기, 표정 인

〈부표 2-3〉의 계속

식 시스템 개발하기, 품사 태깅 시스템 개발하기, 필기 인식 시스템 개발하기, 하이퍼파라미터 최적화 수행하기, 학습 오토마타 구현하기, 합성곱 신경망 구축하기, 합성곱 신경망 구현하기, 행동 인식 알고리즘 개발하기, 행렬 분해 기법 적용하기, 헤비안 학습 알고리즘 구현하기, 협업 필터링 알고리즘 구현하기, 형상 최적화 알고리즘 적용하기, 혼동 행렬 분석하기, 확률적 경사 하강법 적용하기, 확률적 그래디언트 알고리즘 구현하기, 확장성 시스템 설계하기, 환경 지능 시스템 구현하기, 활동 인식 기술 개발하기, 훈련 데이터셋 구축하기, 휴머노이드 로봇 개발하기, GluonNLP 라이브러리 활용하기, HuggingFace(NLP 프레임워크) 활용하기, MXNet 프레임워크 활용하기, NLP 기술 활용하기, 개체명 인식 시스템 개발하기, 다국어 NLP 시스템 개발하기, 자연 프로그래밍 기법 적용하기, 자연어 사용자 인터페이스 구현하기, 자연어 생성 기술 구현하기, 자연어 이해 시스템 개발하기, 자연어 처리 기술 구현하기, 자연어 처리 기술 활용하기, 자연어 처리 도구킷 활용하기, 자연어 처리 도구킷(NLTK) 활용하기, 자연어 처리 시스템 개발하기, 자연어 프로그래밍 구현하기, HALCON 머신 비전 라이브러리 활용하기, OpenCV 등 2D 이미지 프로세싱 개발하기, 객체 검출 모델 개발하기, 광학 문자 인식 기술 구현하기, 머신 비전 시스템 구축하기, 문서 인식 시스템 개발하기, 얼굴 인식 기술 구현하기, 영상 인식 시스템 개발하기, 이미지 검색 시스템 구축하기, 이미지 매칭 알고리즘 구현하기, 이미지 분류 모델 개발하기, 이미지 분할 기술 구현하기, 이미지 인식 시스템 개발하기, 이미지 처리 기술 적용하기, 이미지 처리 기술 활용하기, 컴퓨터 비전 기술 구현하기, 팔레트 인식 시스템 개발하기, BERT 모델 활용하기, Word2Vec 모델 구현하기, Word2Vec 모델 활용하기, 구문 분석 수행하기, 시맨틱 웹 기술 구현하기, 음성 인식을 위한 의미 해석 시스템 개발하기, 의미 검색 시스템 개발하기, 의미 기반 감산 군집화 방법(SDSCM) 적용하기, 의미 분석 수행하기, 의미 파싱 시스템 구현하기, 텍스트 조작 기법 적용하기, 텍스트 처리 시스템 개발하기, 텍스트 추출 기능 개발하기, 토큰화 과정 구현하기, AI 기획 업무 수행하기, AI 바우처 사업 관리하기, AI 서비스 개발하기, AI 시스템 도입하기, AI 프로젝트 관리하기, AI 플랫폼 구축하기, AI 활용 전략 수립하기, 상품 추천 시스템 개발하기, 자율 주행 기술 개발하기, 자율 주행 로직 개발하기, 챗봇 시스템 개발하기, 추천 시스템 구축하기

제 3 장

제조업 연구개발인력의 AI 활용 실태

제1절 도입

1. 문제의 제기

AI 기술의 개발과 활용이 확산되면서 AI가 미치는 영향에 대한 논의도 무성하다. 대체로 AI가 기존 인력의 노동을 대체할 것이라는 논의가 주류를 이루는 가운데 거꾸로 어떤 직업이 살아남을 것인가에 대한 관측을 제기하는 논의도 적지 않다. 이에 대해 Acemoglu & Johnson(2023)은 AI를 주로 개발하는 실리콘밸리의 빅테크를 정치적, 사회적으로 통제하는 것이 중요하다고 주장한다. 나아가 이들은 AI가 인간 노동과 조화를 이루는 것이 중요하며, 인간노동의 대체효과보다는 보완효과를 겨냥해서 개발해야 한다고 주장한다.

그렇다면 우리나라 경제의 골간인 제조업에서는 어떤 변화가 일어나고 있을까? 제조업은 기술발전의 추동자이자 수요자이며, 고용과 무역수지를 좌우하기 때문에 매우 중요한 산업이다. 특히 내수 기반이 작아서 수출주도로 성장해온 우리나라의 경우 앞으로도 제조업의 중요성은 계속 강조될 것이다. 이러한 제조업은 AI 시대에 어떤 변화를 겪게 될 것인가? 일부 언론에서 제기하듯 공장이 거의 완전 자동화되면서 생산직 일자리의 상당수가 사

라지게 될까? 그렇게 노동비용을 절감하면 우리나라 제조업의 국제경쟁력은 유지될 것인가? 보다 근본적으로 제조업의 경쟁력 향상에 AI가 도움이 될까? 도움이 된다고 하더라도 투자한 만큼 효과가 있을까? 효과는 언제쯤 나타날까?

본고의 관심은 이러한 제조업의 기술경쟁력을 받치고 있는 엔지니어들이 어떤 생각을 갖고 있고, AI와 관련하여 어떤 준비 혹은 활동을 하고 있는지를 파악하는 데 있다. 즉, AI를 마치 순수한 기술 공간의 논의인 것처럼 논의하기보다는 사람, 즉 AI 기술을 다루고 응용하는 역할을 담당하는 엔지니어들, 특히 기술연구소 등에 근무하는 연구개발(R&D) 인력을 대상으로 그들의 인식과 활동을 조사하고, 이를 토대로 AI 시대의 연구개발인력에 대한 정책과 AI 기술 개발 및 보급에 대한 시사점을 얻고자 한다.

본고는 특히 전통적 구분인 철강, 화학, 자동차, 전자 등의 업종 특수적 지식(domain knowledge)을 갖춘 엔지니어들이 새로 부상하는 범용 기술로서의 AI, IT, 소프트웨어 기술 및 기술자와 어떻게 융합 혹은 경합하는지에 대해 큰 관심을 갖고 있다. 왜냐하면 미국의 경우 제조업 경쟁력을 이미 많이 상실하여 이른바 피지컬 AI 분야에서는 한국과의 협력이 불가피한 데서 알 수 있듯이 제조업의 기존 경쟁력을 유지한 상태에서 AI와의 조화를 모색하는 것이 중요하다고 보기 때문이다.

보다 구체적인 연구 과제로서 우리는 AI의 등장과 보급으로 엔지니어 노동의 양과 질에 미치는 영향을 종합적으로 살펴볼 필요가 있다. 엔지니어에 대한 노동수요는 줄어들 것인가? 얼마나? 언제? 엔지니어 노동에 질적 변화가 있을 것인가? 도메인 지식 담지자와 AI/IT 기술 담지자 간의 관계는 어떠한가?

이러한 엔지니어를 중심으로 기술혁신 문제를 다룬 연구로는 조성재·김동배(2013), 조성재 외(2022; 2023) 등을 들 수 있다. 그중 조성재 외(2022)는 AI가 이미 확산되기 시작하던 시점에서 “(여러 사례 대상 기업들은) 도메인 지식의 중요성을 더욱 강조하였으며, AI나 정보통신기술이 필요하면 우선은 외주를 통해 조달하거나 첨단 인재를 선발하여 도메인 지식을 익히도록 한다(p.105)”고 서술한 바 있다. 이제 빠른 기술발전 시대에 다시 3년여의 시간이 흘렀는데, ‘첫째, 정말 도메인 지식이 AI 범용기술보다 중요할까?

둘째, AI, IT 기술이 빠르게 발전하는 상황에서 외주로 조달하거나 첨단 인재를 선발하여 도메인 지식을 익히도록 하면 기술 트렌드를 따라잡는 것이 가능할까? 또는 실제로 기업들이 이렇게 대응하고 있을까? 라는 의문을 제기해볼 수 있을 것이다.

또한, 조성재 외(2022)에서는 “연구직의 직무 역량은 연구업무를 수행하면서 연구원이 주도적으로 개발한다는 전반적인 방향은 사례 대상 연구소 모두 거의 공통적으로 관찰되었다(p.104)”고 적고 있는데, 이러한 상향식(bottom-up) 전략은 AI 기술에도 타당할까? AI 역량은 개인별로 분산적, 파편적으로 발전할까 혹은 조직의 전략이 중요할까? 여하튼 조성재 외(2022)에서는 AI의 중요성을 인정하면서도 도메인 지식의 축적에 걸리는 오랜 시간을 강조하면서 유행처럼 첨단 학과를 신설하는 방식의 교육 정책에 대한 비판적 시각을 드러낸 바 있다. 기타 엔지니어 노동시장의 수급 상황과 계층화 현상, 그리고 업종별 특성의 영향을 논의한 바 있다.

이러한 선행연구들을 참조하면서 본 장에서는 기술의 담지자인 연구개발인력, 즉 제품개발 엔지니어라는 프리즘을 통해 AI 시대를 진단해보고자 한다. 이를 통해 우리나라 제조업이 AI 시대에 어떻게 변화해 나갈 것인지 추론해볼 수 있을 것으로 기대한다. 따라서, 본 장은 민간 기업 기술연구소의 엔지니어들을 주 대상으로 하며, 공장 등의 생산영역은 주요 관심은 아니다.

2. 조사 방법

조사 방법에서도 기존의 조성재 외(2022) 등 양적, 질적 조사방법을 모두 사용한 연구들을 주로 참조하였다. 우선, AI의 보급과 확산에 대한 논의가 무성하지만, AI 변화는 아직까지 중소기업으로 널리 확산되기에는 이르다는 판단이다. 따라서, 본고는 제조업 매출액 순위 200대 기업을 대상으로 설문조사와 심층인터뷰를 진행하였다.

설문조사는 2025년 11월 10일부터 12월 5일까지 약 한 달간 진행되었는데, 연구개발 부문에 종사하는 엔지니어 식별이 가능한 전문 조사업체를 이용하였다. 조사에 들어가기 전 응답자는 다음의 조건들을 충족해야 진행하도록 하였다. 1) 귀사는 현재 제품 연구개발에 인공지능을 사용하고 있는지,

2) 귀하는 순수 연구개발 업무에 종사하는지(인사, 총무, 회계, 실험도구 구매 등 연구지원 업무만 수행하는 인력 배제), 3) 현재 귀하가 연구개발 업무에 AI를 활용하고 있는지, 4) 과장급 이상 직책을 갖고 있는지, 5) 같은 회사의 응답자가 3명 이하일 것.

이 같은 조건을 충족하는 인원으로 선별하여 최종적으로 90부를 회수하였다. 그중 47명은 한 회사당 1명씩 추출되었으며, 11개 기업에서 두 명씩 응답, 7개 기업은 3명씩 응답하였다. 결국 총 65개 회사, 90명의 엔지니어가 응답한 결과를 얻었다. 한 회사에서 복수의 인원이 응답하더라도 200대 기업이기 때문에 부서가 다르면 다소 다른 방침과 관행이 발달했을 것으로 전제할 수 있다. 예를 들어 삼성전자의 휴대폰 사업부와 반도체 사업부는 다른 회사처럼 취급될 수 있다는 것이다.

설문조사 표본의 특성은 <표 3-1>과 같다. 여기서 볼 수 있듯이 15,000인 이상의 종업원을 갖고 있는 초대형 기업도 20개가 포착되었으며, 응답자들이 속한 기술연구소나 부서의 경우 절반 이상이 별도 조직으로 분리되어서 연구개발 활동에 집중하고 있는 것으로 추정할 수 있으며, 남성과 석사를 중심으로 조직이 구성되었고, 업종에서는 경공업이 다소 적지만 이는 모집단 자체의 분포를 반영한다고 볼 수 있고, 화학의약품, 기계금속, 전기전자 업종에서는 고루 표집되었다. 연령대는 회사 전체의 방침과 기술 트렌드를 이해할 수 있는 과장급 이상 간부직을 대상으로 했기 때문에 40대가 가장 많고, 담당업무에서는 선행연구나 후속/파생 모델 개발자보다 통상의 신제품 개발 업무 담당자가 40% 이상 응답하였다. 이로부터 대체로 우리나라 대기업 제조업 엔지니어들의 특성을 고루 반영한 것으로 간주할 수 있을 것이다. 분석 결과는 제2절에서 소개할 것이다.

그러나, 양적 분석 방법은 내적 메커니즘이나 변수 간 관계, 동태적 변화를 충분히 담아내기 어렵다. 이를 보완하기 위하여 본 장은 심층 인터뷰를 병행하였다. <표 3-2>에서 보는 바와 같이 설문지 작성을 위한 사전 인터뷰를 3건 실시하고, 설문조사가 끝나가는 시점에 맞추어 4건을 추가로 실시함으로써, 설문조사 내용과의 보완효과를 겨냥하였다. 즉, 이번 연구는 양적, 질적 분석 방법을 혼용하여 삼각 추론(triangulation)을 실시한 셈이다.

인터뷰 대상자 중 사후 대상자는 설문 작성자 중에서 선택하였으며, 사전

〈표 3-1〉 설문조사 표본 특성

		빈도	비율			빈도	비율
규모	1,000인-	9	10.0	업종	경공업	13	14.4
	3,000인-	18	20.0		화학의약품	27	30.0
	5,000인-	22	24.4		기계금속	25	27.8
	15,000인-	21	23.3		전기전자	25	27.8
	15,000인+	20	22.2	성별	남성	85	94.4
연구소 독립성	별도조직 공간분리	47	52.2		여성	5	5.6
	별도조직 본사함께	27	30.0	연령대	30대	35	38.9
	부서처럼 운영	11	12.2		40대	41	45.6
	다른팀과 차이없음	5	5.6		50대	14	15.6
학력	학사	32	35.6	담당 업무	선행연구	22	24.4
	석사	36	40.0		신제품개발	38	42.2
	박사	22	24.4		후속모델개발	30	33.3
전 체		90	100.0	전 체		90	100.0

자료 : 제조업의 인공지능 활용 실태조사 자료를 가공하여 저자 작성.

〈표 3-2〉 심층면접자 명단

	이명	업종	인터뷰 일시(2025년)
설문지 작성 준비	A	자동차부품(기계)	10. 17.
	B	제약	10. 29.
	C	전자	10. 31.
설문지 해석	D	식품	12. 1.
	E	석유정제	12. 4.
	F	자동차부품(전기)	12. 12.
	G	조선	12. 12.

자료 : 제조업의 인공지능 활용 실태조사 자료를 가공하여 저자 작성.

대상자는 조사업체를 통한 의사 타진 후 실시하였다. 7명의 선별에서 가장 중요한 기준은 업종이었다. 이근(2014) 등의 연구에 따르면 단주기(short cycle) 산업과 장주기(long cycle) 산업은 기술혁신에 커다란 영향을 미치며, 그밖에 글로벌 경쟁환경, 기회의 창(window of opportunity), 후발자의 이

득, 지식의 종류 등에 따라 다른 혁신 전략이 채택되는데, 이것은 AI 기술이
나 AI 기술과 도메인 지식의 결합에도 마찬가지로의 영향을 미칠 것이라고 가
정할 수 있기 때문이다.

인터뷰는 모두 온라인 줌회의를 통해 1시간 반 정도씩 이루어졌는데, 이
는 기술연구소의 여건상 외부인의 출입이 자유롭지 않은 상황을 고려한 것
이다. 피면접자의 동의하에 인터뷰 내용이 녹음되었으며, 3절에서 보듯이
추후 이를 재정리하는 과정을 통해 공통 개념을 도출하고 개념 간의 관계를
설명하고자 한다.

제2절 설문조사 결과

1. 조직 수준 응답 분석

응답자들이 속한 기업에서 경영의 어떤 분야에서 인공지능을 활용하고
있는지에 대한 응답 결과를 우선 살펴보자. <표 3-3>에서 볼 수 있듯이 전혀
사용하지 않음 1점, 매우 많이 사용함을 4점으로 한 4점 척도에서 연구개발
부문이 2.99점으로 가장 높은 수치를 나타냈다. 이것이 엔지니어를 대상으
로 한 설문이라서 그런지는 분명치 않으나, 엔지니어들이더라도 경영의 다
른 부문과 소통하고 협력하고 있다는 점을 고려하면, 역시 우리나라 제조
대기업들은 연구개발 부문에서 인공지능 기술을 가장 많이 활용하고 있는
것으로 보인다. 다음으로는 제조공정이 2.49점으로 거의 중간값을 나타냈는
데, 이는 생산현장의 인공지능 기술 적용이 대기업이더라도 아직은 보편적
으로 이루어지고 있지 않다는 것으로 해석된다. 그 밖의 사업계획(2.32), 물
류관리(2.22), 마케팅(2.11), 정보보안(2.17)은 물론 고객관리, 회계재무, 인
사관리 등 전형적 화이트칼라의 업무들에서 아직은 인공지능이 본격적으로
적용되고 있지는 않다고 응답하였다. 기업규모별로 보면 대체로 15,000명
이상의 초대형기업으로 갈수록 연구개발 부문에서 인공지능 활용이 늘어나
는 것으로 보이지만, 의외로 1,000인 미만 기업에서 3.33점으로 가장 높은

〈표 3-3〉 소속 기업의 인공지능 사용 분야(4점 척도)

	1,000인-	3,000인-	5,000인-	15,000인-	15,000인+	전 체	표준 편차
사업계획	2.44	2.33	2.27	2.29	2.35	2.32	0.78
마케팅	2.44	2.11	2.05	1.90	2.25	2.11	0.73
물류관리	2.56	2.06	2.09	2.10	2.50	2.22	0.79
고객관리	2.11	1.78	2.05	2.05	2.45	2.09	0.79
정보보안	1.89	2.28	2.00	2.19	2.35	2.17	0.89
회계재무	2.11	2.00	1.91	1.76	2.15	1.97	0.77
연구개발	3.33	2.44	3.09	3.19	3.00	2.99	0.79
제조공정	2.44	2.00	2.32	2.67	2.95	2.49	0.88
인사관리	1.89	1.72	1.95	1.76	2.05	1.88	0.72
기타	1.00	1.39	1.41	1.62	1.55	1.44	0.77

자료 : 제조업의 인공지능 활용 실태조사 자료를 가공하여 저자 작성.

값을 나타내기도 하였다.

다음으로 소속 기업의 AI 도입 전략에 대해 “경영진·본사 주도로 AI를 설계하고 각 부문에 내리는 방식”을 1점(하향식 전략), “현장(직원·부서)이 필요를 인식해 AI를 자발적으로 실험하고 확산하는 방식”을 5점(상향식 전략)으로 하여 평균을 구해본 결과가 〈표 3-4〉이다. 이에 따르면 전체 평균은 2.87점으로 중간값을 상회하고 있기 때문에 하향식, 즉 톱다운 전략이 다소 우세한 것으로 나타났다. 기업 규모별로는 뚜렷한 경향을 발견하기 어려웠으며, 4대 업종 분류에서는 경공업이 가장 수치가 높아서 상향식 전략이 뚜렷한 것으로 나타났고, 상대적으로 화학의약품이 가장 낮은 값을 보여 하향식 전략이 상대적으로 더 많이 시행되고 있는 것으로 풀이된다.

다음으로 연구개발업무에 대한 AI 기술 적용과 관련하여 소속 기업의 방침에 대한 응답을 살펴보자. 〈표 3-5〉에서 우선 규모별로 살펴보았는데, 1,000인 미만 기업을 제외하면 대체로 기업규모가 클수록 “시대의 흐름이므로 빨리 적용하려 하고 많은 투자를 한다”에 응답하였다. 그렇지만, 전체 평균이 더 높은 것은 “AI 기술을 빨리 적용하려 하지만, 투자에 대해서는 소극적이다”로서 전체의 약 절반(48.9%)이 이를 선택하였다. 역시 1,000인 미만 기업을 예외로 하면 대체로 기업규모가 작을수록 높은 수치를 나타냈다.

〈표 3-4〉 AI 도입 전략(top down(1점) vs. bottom up(5점))

	N	평균	표준편차		N	평균	표준편차
1,000인-	9	3.22	1.09	경공업	13	3.08	0.76
3,000인-	18	2.67	1.33	화학의약품	27	2.70	1.20
5,000인-	22	3.05	1.13	기계금속	25	2.96	1.02
15,000인-	21	2.62	1.07	전기전자	25	2.84	1.28
15,000인+	20	2.95	0.95	전 체	90	2.87	1.11

자료 : 제조업의 인공지능 활용 실태조사 자료를 가공하여 저자 작성.

〈표 3-5〉 규모별 AI 기술 관련 귀사의 방침

	1,000인-	3,000인-	5,000인-	15,000인-	15,000인+	전 체
시대의 흐름이므로 빨리 적용하려 하고 많은 투자	4 44.4%	5 27.8%	7 31.8%	9 42.9%	11 55.0%	36 40.0%
AI 기술을 빨리 적용하려 하지만, 투자에 대해서는 소극적	4 44.4%	10 55.6%	11 50.0%	11 52.4%	8 40.0%	44 48.9%
AI 기술 적용이 그다지 급하거나 중요하다고 생각하지 않지만, 최소한의 투자	1 11.1%	3 16.7%	4 18.2%	1 4.8%	1 5.0%	10 11.1%
전 체	9 100.0%	18 100.0%	22 100.0%	21 100.0%	20 100.0%	90 100.0%

자료 : 제조업의 인공지능 활용 실태조사 자료를 가공하여 저자 작성.

이번에는 같은 응답 내용을 업종별로 재정리해 본 것이 〈표 3-6〉이다. 이에 따르면 기계금속 업종의 경우 “시대의 흐름이므로 빨리 적용하려 하고 많은 투자를 한다”는 응답이 28.0%에 불과하고, 투자에 대해 소극적이라는 응답이 64.0%에 달하였다. 이에 비하면 경공업의 경우 AI 기술 도입이나 관련 투자에서 보다 적극적인 것으로 나타났다. 한편, 전기전자 업종의 경우 “AI 기술 적용이 그다지 급하거나 중요하다고 생각하지 않지만, 최소한의 투자를 하고 있다”에 대한 응답 비중이 상대적으로 높았다.

많은 기업들은 이렇게 많은 적든 AI 기술에 대한 투자를 실시하고 있는

〈표 3-6〉 업종별 AI 기술 관련 귀사의 방침

	경공업	화학 의약품	기계 금속	전기 전자	전 체
시대의 흐름이므로 빨리 적용하려 하고 많은 투자	6 46.2%	12 44.4%	7 28.0%	11 44.0%	36 40.0%
AI 기술을 빨리 적용하려 하지만, 투자에 대해서는 소극적	7 53.8%	11 40.7%	16 64.0%	10 40.0%	44 48.9%
AI 기술 적용이 그다지 급하거나 중요하다고 생각하지 않지만, 최소한의 투자	0 0.0%	4 14.8%	2 8.0%	4 16.0%	10 11.1%
전 체	13 100.0%	27 100.0%	25 100.0%	25 100.0%	90 100.0%

자료 : 제조업의 인공지능 활용 실태조사 자료를 가공하여 저자 작성.

데, 가장 먼저 문제로 다가서는 것이 보안 이슈이다. 특히 엔지니어들이 근무하고 있는 기술연구소들의 경우 신기술이나 신상품과 관련한 정보가 새어나가는 것에 매우 민감할 수밖에 없다. 따라서, 이와 관련하여 AI 기술과 보안 대책에 대한 질문을 해보았다. 〈표 3-7〉에서 볼 수 있듯이 보안 문제 때문에 AI 기술 활용에 애로가 있다는 응답이 46.7%로 나타났으며, 1,000인 미만 기업을 제외하면 규모가 작은 기업일수록 이러한 보안 문제 애로에 높게 응답하였다. 반면 1,000인 미만 기업과 5,000~15,000인 기업들의 경우 “보안 문제를 매우 중시하여 적절한 대응책을 마련”하였다는 응답 비중이 상대적으로 높았다. 또한, 보안 문제 때문에 AI 기술 도입에 소극적이라는 응답도 15,000인 이상 기업에서 20.0%나 나타나, 이하 사례조사 대상 G조선 등을 떠올리게 하였다.

그렇다면 기업들은 언제부터 AI 기술을 도입했을까? 〈표 3-8〉에 따르면 2023~2025년 최근 3년간 도입한 기업이 3/4에 달하고 있다. 이는 최근의 생성형 AI의 보급과 무관치 않아 보인다. 그렇지만, 2020년 이전에 도입한 기업도 9개에 달하는데, 이는 챗GPT가 등장하기 훨씬 이전에 이미 머신러닝이나 딥러닝, 빅데이터 처리 등과 관련하여 AI 기술을 활용하고 있던 기업들도 존재함을 의미한다. 그렇지만, 다수가 2024년(36.7%) 등 최근여야 조직적으로 AI 기술을 연구개발 활동에 활용하고 있는 것으로 보인다.

〈표 3-7〉 AI 보안 문제에 대한 대응

	1,000인-	3,000인-	5,000인-	15,000인-	15,000인+	전 체
보안 문제를 매우 중시하여 적절한 대응책을 마련	4 44.4%	4 22.2%	9 40.9%	9 42.9%	7 35.0%	33 36.7%
보안 문제 때문에 AI 기술 활용에 애로	2 22.2%	10 55.6%	12 54.5%	10 47.6%	8 40.0%	42 46.7%
보안 문제 때문에 AI 기술 도입에 소극적	0 0.0%	3 16.7%	1 4.5%	2 9.5%	4 20.0%	10 11.1%
전사적 보안 대책은 최소화하고 개인이나 팀의 판단	3 33.3%	1 5.6%	0 0.0%	0 0.0%	1 5.0%	5 5.6%
전 체	9 100.0%	18 100.0%	22 100.0%	21 100.0%	20 100.0%	90 100.0%

자료 : 제조업의 인공지능 활용 실태조사 자료를 가공하여 저자 작성.

〈표 3-8〉 조직 차원 AI 기술 도입연도

	빈도	비율	누적 비율
2025	18	20.0	20.0
2024	33	36.7	56.7
2023	19	21.1	77.8
2022	8	8.9	86.7
2021	3	3.3	90.0
2020	5	5.6	95.6
2019	1	1.1	96.7
2017	2	2.2	98.9
2010	1	1.1	100.0
전 체	90	100.0	

자료 : 제조업의 인공지능 활용 실태조사 자료를 가공하여 저자 작성.

전사적 차원에서 AI와 관련하여 어느 정도 제도화가 이루어졌는지에 대해서 〈표 3-9〉를 통해 살펴보기로 하자. 우선 AI 교육이 정기적으로 이루어진다는 지문에 대해서는 3.23점으로 보통보다 높은 수준을 나타냈다. 각 기업들은 AI 시대를 맞이하여 교육에 어느 정도 나서고 있는 것으로 보이나,

〈표 3-9〉 규모별 AI 관련 조직 분위기(5점 척도)

	1,000인-	3,000인-	5,000인-	15,000인 -	15,000인 +	전체	표준편차
AI교육정기적	2.89	3.11	3.36	3.00	3.60	3.23	0.93
AI운영표준업무절차	2.00	2.56	2.68	2.81	3.30	2.76	0.95
부서간AI협업체계	2.44	2.56	2.64	3.05	3.40	2.87	0.99
AI성과실패사례공유	2.56	2.72	3.05	2.95	3.45	3.00	1.18
AI장려조직분위기	4.00	3.89	3.86	3.76	3.80	3.84	0.83

자료 : 제조업의 인공지능 활용 실태조사 자료를 가공하여 저자 작성.

이것이 어느 정도의 적절성과 유효성이 있는지는 알 수 없다. 다음으로 AI 시스템 운영에 대한 표준업무절차(SOP)가 마련되어 있느냐는 질문과 IT·생산·품질 부서 간 AI 협업체계가 구축되어 있느냐는 질문에 대해서는 모두 3.0 미만의 평균값을 보여, 조직 내에 AI가 체계적으로 적용되고 있는 수준은 아닌 것으로 보인다. 다만, AI 활용을 장려하는 조직 분위기가 조성되어 있다는 지문에 대해서는 가장 높은 3.84점을 나타내, 제조 대기업들이 AI 활용에 대해서는 개방성과 적극성을 보이고 있는 것으로 판단된다. 다만, AI 관련 성과와 실패 사례가 조직 내 공유된다는 지문에 대해서는 중간값인 3.0에 머물러 아직은 그러한 조직 학습의 단계로까지 진행되지 않는 것으로 보인다. 한편, 규모별로 보면 AI 장려 조직 분위기 측면에서만 1,000인 미만 기업이 높은 수치를 나타냈으며, 다른 항목에서는 모두 15,000인 이상 기업이 높은 수치를 나타내, 역시 초대형기업을 중심으로 AI에 대한 활용과 교육이 이루어지고 있는 것으로 판단된다.

〈표 3-10〉에서는 앞선 질문과 달리 디지털기술과 관련한 전사적 교육훈련 실시 여부에 대한 설문 결과를 왼쪽 컬럼 위에서 보여주는데, 이에 따르면 94.4%의 기업이 디지털 교육을 전사적으로 실시한다고 응답하였다. 그리고 그 대상이 으른편에 나타나 있는데, 복수 응답에서 사무직 일반이 88.9%로 가장 높게 나타났으며, 다음으로는 부서장·팀장, IT/AI 전담 인력의 순이었고, 경영진과 생산직에 대한 디지털 교육은 1/4 내외 수준에 머물렀다. 이렇듯 대기업을 중심으로 AI 교육이 정기적으로 이루어진다면, 그리고 조직적으로 AI 활용이 장려된다면 이를 인사관리와 연결시키고 있을까? 〈표

3-10>의 왼쪽 컬럼에서 볼 수 있듯이 AI 관련 역량의 인사평가 항목 포함 여부, AI 교육수료나 운영성과 근로자에 승진 기회 제공, AI 운영성과 근로자에 인센티브 등 보상 제공에서 모두 1/3 정도가 그렇다고 응답하여 아직은 인사관리에 AI 활용도나 능력이 본격적으로 적용되고 있지는 않지만, 적지 않은 기업이 이를 인사관리에 활용하고 있는 것도 사실인 것으로 보인다.

연구개발인력에 대한 AI 기술 교육과 관련하여 <표 3-11>에서 볼 수 있듯이 응답자들 중 1/4 정도가 “매우 중요하므로 사내외 교육훈련을 크게 강화

<표 3-10> AI 교육실시와 인사 반영 정도

교육실시와 반영(예/아니요)			교육대상(복수응답)		
질문	빈도	비율	대상	빈도	비율
디지털교육실시여부	85	94.4	경영진	26	28.9
AI역량인사평가포함	30	33.3	부서장팀장	52	57.8
AI승진기회제공	31	34.4	사무직일반	80	88.9
AI운영성과인센티브	34	37.8	생산직	22	24.4
전 체	90	100.0	IT/AI전담	43	47.8

자료 : 제조업의 인공지능 활용 실태조사 자료를 가공하여 저자 작성.

<표 3-11> AI 기술교육 방침

	1,000인-	3,000인-	5,000인-	15,000인-	15,000인+	전 체
사내외 교육훈련 크게 강화	1 11.1%	1 5.6%	5 22.7%	8 38.1%	7 35.0%	22 24.4%
강조, 단, 실제 교육훈련 투자 지출 작음	5 55.6%	12 66.7%	12 54.5%	7 33.3%	7 35.0%	43 47.8%
개인이나 팀 차원	3 33.3%	5 27.8%	5 22.7%	6 28.6%	5 25.0%	24 26.7%
아직 교육훈련할 때 아님	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	1 5.0%	1 1.1%
전 체	9 100.0%	18 100.0%	22 100.0%	21 100.0%	20 100.0%	90 100.0%

자료 : 제조업의 인공지능 활용 실태조사 자료를 가공하여 저자 작성.

했다”고 응답한 반면, 절반에 가까운 응답자는 “교육훈련을 강조하지만, 실제 교육훈련 시간이나 투자 지출은 크지 않다”를 선택하였다. 또한, 26.7%의 응답자는 “AI 기술 습득은 개인이 알아서 하거나 팀 차원에서 해결할 수 있다고 본다”에 표기하여 조직 차원의 AI 교육훈련에 대한 체감도는 제조 대기업의 연구개발 인력들 사이에서 그다지 높지 않은 것으로 판단된다. 규모별로 보면 대체로 큰 기업일수록 AI 기술 교육을 적극적으로 실시하고 있는 것으로 나타났다.

그렇다면 우리나라 제조 대기업들은 교육훈련을 넘어서 AI 기술능력 관련하여 사내 자격제도를 운영하고 있을까? <표 3-12>에서 볼 수 있듯이 현재 운영 중이라는 기업은 16.7%에 머물렀으며, 60%의 기업이 검토도 아직 하고 있지 않은 것으로 나타났다. 대기업들일지라도 아직은 인사관리나 교육, 사내자격으로까지 이어지는 능력 개발 시스템을 갖춘 것으로 보이지 않는다.

다음으로 AI 기술을 연구개발업무에 적용함에 따라 어떠한 변화가 있었는지에 대한 응답 결과를 <표 3-13>에서 살펴보자. 우선 연구개발에 소요되는 시간이 늘어남 1점, 거의 변화 없음 2점, 다소 줄어들음 3점, 크게 줄어들음 4점의 비대칭 4점 척도로 설문한 결과 평균 2.87로 나타나 다소나마 연구개발 소요시간이 줄어든 것으로 나타났다. 특히 3,000~5,000인 규모와 경공업

<표 3-12> AI 사내 자격제도 운영

	1,000인-	3,000인-	5,000인-	15,000인-	15,000인+	전 체
현재 운영 중	0 0.0%	2 11.1%	4 18.2%	0 0.0%	9 45.0%	15 16.7%
도입 검토 중	2 22.2%	2 11.1%	7 31.8%	5 23.8%	5 25.0%	21 23.3%
검토 아직 없음	7 77.8%	14 77.8%	11 50.0%	16 76.2%	6 30.0%	54 60.0%
전 체	9 100.0%	18 100.0%	22 100.0%	21 100.0%	20 100.0%	90 100.0%

자료 : 제조업의 인공지능 활용 실태조사 자료를 가공하여 저자 작성.

에서 줄어들었다는 응답 비중이 높았다. 연구개발 업무의 노동강도에 대해서는 2.71로 역시 다소간 줄어든 것으로 나타났으나, 그 정도는 소요 시간 감소만큼은 되지 않았다.

다음으로 연구개발된 제품의 품질, 그리고 연구개발 활동의 전반적 생산성에 대한 질문에 대해서도 나빠짐(1점), 거의 변화 없음(2점), 다소 좋아짐(3점), 크게 좋아짐(4점)의 비대칭 척도로 물어보았는데, 평균 2.79와 2.84점으로 대체로 좋아진 것으로 확인된다. 이는 AI 활용을 채택하게 되면 여하튼 연구개발 활동의 생산성과 품질은 높아질 것이라 기대해도 좋다는 것으로 풀이된다. 마지막으로 내가 속한 팀이 수행하는 업무의 범위와 관련해서는 2.59점으로 다른 업무보다 동의의 정도가 낮았는데, 아직은 AI 기술이 개인이나 팀의 업무 범위를 조정할 정도에까지는 이르지 않았음을 의미하는 것으로 보인다. 다만, 1,000인 미만 기업에서는 2.89점으로 낮지 않은 수치를 나타내, 상대적으로 작은 기업을 중심으로 업무의 재편이 일부 일어나고 있는 것으로 나타났다.

한편, 많은 사람들이 궁금해하는 AI 적용 후 연구개발 인력 수 변화에 대

〈표 3-13〉 AI 기술 적용 후 연구개발 업무의 변화(4점 척도)

		연구개발 시간 축소	노동강도 완화	연구개발 품질 개선	연구개발 생산성 향상	팀의 업무 범위 확대
규모	1,000인-	2.78	2.56	3.11	3.00	2.89
	3,000인-	2.78	2.50	2.67	2.78	2.61
	5,000인-	3.00	2.86	2.68	2.86	2.32
	15,000인-	2.86	2.90	2.95	2.81	2.71
	15,000인+	2.85	2.60	2.70	2.85	2.60
업종	경공업	3.00	2.77	2.92	2.92	2.54
	화학의약품	2.81	2.74	2.78	2.85	2.70
	기계금속	2.92	2.76	2.80	2.84	2.56
	전기전자	2.80	2.60	2.72	2.80	2.52
전 체		2.87	2.71	2.79	2.84	2.59
표준편차		0.60	0.62	0.59	0.58	0.78

자료 : 제조업의 인공지능 활용 실태조사 자료를 가공하여 저자 작성.

한 응답 결과는 <표 3-14>에서 볼 수 있다. 5점 척도에서 전체 평균이 3.13 점으로 오히려 다소나마 증가한 것으로 나타났다. 이는 다른 요인들을 통제하지 않은 상태의 결과로서, 해당 기업이 성장세이거나 호경기를 맞이한 효과와 구분되지 않기 때문에 해석에 주의를 요한다. 여하튼 있는 그대로의 결과를 살펴보면 1,000~3,000인, 5,000~15,000인, 15,000인 이상 기업에서 연구개발인력이 다소간 늘어났다고 응답하였으며, 경공업의 증가 응답 비중이 상대적으로 조금 높았다. 이로써, 적어도 표면적으로는 AI 도입 이후 연구개발인력이 감소하지는 않은 것으로 보인다.

다음으로는 제조 대기업 연구소들의 채용 관련 트렌드에 대해 살펴보자. 설문은 AI 기술에 특화된 인재가 필요한지, AI 기술 능력과 업종 특수적 지식(Domain Knowledge)을 모두 갖춘 인재를 원하는지, 아니면 업종 특수적 지식을 갖춘 인재를 뽑아서 AI 기술을 가르치는 것이 중요하다고 보는지, 아니면 그때그때 아웃소싱이나 대학과의 협업 등으로 해결할 수 있는지를 4개의 지문으로 제시하고 응답을 구하였다. 그 결과 <표 3-15>에서 볼 수 있듯이 AI 기술에 특화된 인재가 필요하다는 응답이 40%로 가장 높게 나타났으며, 특히 경공업과 전기전자 업종에서 이 응답 비중이 높았다. 다음으로는 도메인 지식과 AI 기술의 결합 혹은 도메인 지식 위주라고 응답한 비중이 각각 1/4 이상을 차지하였다. AI 기술보다 도메인 지식이 중요하다는 응답은 특히 기계금속 업종에서 높게 나타나, 앞선 <표 3-6>의 결과와 일관성을 보여주었다.

<표 3-15>의 첫 번째와 두 번째 응답은 결국 AI 인재가 필요하다는 것으

<표 3-14> AI 적용 이후 연구개발인력 수 변화(5점 척도)

규모	N	평균	표준편차	업종	N	평균	표준편차
1,000인-	9	3.00	0.50	경공업	13	3.23	0.73
3,000인-	18	3.33	0.59	화학의약품	27	3.11	0.75
5,000인-	22	2.95	0.49	기계금속	25	3.12	0.60
15,000인-	21	3.19	0.60	전기전자	25	3.12	0.44
15,000인+	20	3.15	0.81	전 체	90	3.13	0.62

자료 : 제조업의 인공지능 활용 실태조사 자료를 가공하여 저자 작성.

로서, 이 응답자 60명을 모수로 하여 AI 인재 채용 경로를 물어본 결과가 <표 3-16>에 나타나 있다. 주로 경력직으로 뽑는다는 응답이 63.3%나 차지하였으며, 경력자건 신규 학졸자건 무관하다는 응답도 26.7%에 달하여 AI, IT 엔지니어 노동시장의 유동성을 잘 보여주었다. 주로 신규 학졸자를 뽑는다는 응답 비중은 10%에 불과하여 대기업 공채의 종말을 확인해주었다. 업종별로는 기계금속 업종과 경공업에서 주로 경력직을 뽑는다는 비율이 높게 나타났다.

<표 3-15> 인력 채용 시 AI 기술과 도메인 지식과의 관계

	경공업	화학의약품	기계금속	전기전자	전 체
AI 기술 특화 인재 필요	7 53.8%	8 29.6%	9 36.0%	12 48.0%	36 40.0%
AI 기술 + Domain Knowledge	4 30.8%	11 40.7%	5 20.0%	4 16.0%	24 26.7%
AI 기술보다 Domain Knowledge	2 15.4%	7 25.9%	9 36.0%	7 28.0%	25 27.8%
아웃소싱/대학과협력	0 0.0%	1 3.7%	2 8.0%	2 8.0%	5 5.6%
전 체	13 100.0%	27 100.0%	25 100.0%	25 100.0%	90 100.0%

자료 : 제조업의 인공지능 활용 실태조사 자료를 가공하여 저자 작성.

<표 3-16> AI 인재 채용 경로

	경공업	화학의약품	기계금속	전기전자	전 체
주로 경력직	8 72.7%	12 63.2%	11 78.6%	7 43.8%	38 63.3%
주로 신규 학졸자	2 18.2%	1 5.3%	1 7.1%	2 12.5%	6 10.0%
경력 신규 무관	1 9.1%	6 31.6%	2 14.3%	7 43.8%	16 26.7%
전 체	11 100.0%	19 100.0%	14 100.0%	16 100.0%	60 100.0%

자료 : 제조업의 인공지능 활용 실태조사 자료를 가공하여 저자 작성.

그렇다면 각 기업은 AI 인재 채용 시 어떤 애로를 느끼고 있을까? 인사담당자들의 응답은 아니지만, 같은 기술연구소나 연구개발 부문에 근무하면서 인력의 들고남을 보고 있는 엔지니어들이 실태를 올바르게 알고 있을 것이라고 짐작해볼 수 있다. <표 3-17>에 따르면 AI 인력의 임금이 높다는 점과 AI 신규 학졸자의 능력이 부족하다는 점에 대해서는 3.3 내외의 수치를 나타내, 다소 그런 현상이 있는 것으로 풀이된다. 이보다 높은 3.53 수치를 보인 것은 AI 인력 채용 정보 부족으로서, 유능한 AI 인재를 뽑아오려 하나, 역시 개인의 능력이나 인성에 대한 정보가 부족한 것이 가장 큰 애로인 것으로 나타났다. 인성에 대해서는 평판 조회를 할 수 있는 다른 방안을 개발해야 하겠지만, 중요한 AI 능력과 관련해서는 국가 단위의 자격증 제도에 대해서 강구할 필요가 있을 것이다.⁵⁾

다음으로 연구개발 부문에 종사하는 제품개발 엔지니어들은 AI 기술의 총괄적 상대평가에 대해 어떻게 생각하는지를 설문해보았다. <표 3-18>에

<표 3-17> AI 인재 채용 시 애로의 정도(5점 척도)

		AI인력 임금 높아	AI인력 채용 정보 부족	AI신규학졸자 능력 부족
규모	1,000인-	3.25	3.25	2.50
	3,000인-	3.92	3.75	3.17
	5,000인-	3.17	3.50	3.25
	15,000인-	3.06	3.62	3.31
	15,000인+	3.31	3.38	3.69
업종	경공업	3.36	3.18	3.09
	화학의약품	3.32	3.68	3.26
	기계금속	3.14	3.71	3.36
	전기전자	3.50	3.44	3.50
전 체		3.33	3.53	3.32
표준편차		0.705	0.724	0.77

자료 : 제조업의 인공지능 활용 실태조사 자료를 가공하여 저자 작성.

5) 전자신문(2025. 10. 23.) 보도에 의하면 과학기술정보통신부는 정부 주도 인공지능 자격증 제도 마련에 착수했다고 한다. 민간 AI 자격증이 500개가 넘지만, 2024년 기준 연간 1만 명 이상 응시 시험은 1개, 1,000명 이상은 두 개뿐이라고 한다.

〈표 3-18〉 AI 기술의 수준에 대한 상대평가(5점 척도)

		국내 경쟁사	미국	중국
규모	1,000인-	2.78	2.33	2.33
	3,000인-	2.78	2.17	2.17
	5,000인-	2.41	2.00	2.23
	15,000인-	2.62	2.24	2.29
	15,000인+	3.10	2.35	2.30
업종	경공업	2.92	2.31	2.62
	화학의약품	2.81	2.37	2.37
	기계금속	2.60	2.04	2.04
	전기전자	2.64	2.12	2.16
전 체		2.72	2.20	2.26
표준편차		0.91	1.02	0.99

자료 : 제조업의 인공지능 활용 실태조사 자료를 가공하여 저자 작성.

서 볼 수 있듯이 국내 경쟁사에 비해서는 2.72점으로 다소 뒤쳐져 있는 것으로 응답하였는데, 미국과 중국에 대해서는 공히 2.2점 정도로서 뒤쳐진 정도가 적지 않은 것으로 나타났다. 이를 통해 볼 때 국내 엔지니어들은 미국과 중국의 AI 기술력을 비슷한 수준으로 평가하면서, 우리의 수준이 크게 뒤쳐져 있음을 인식하고 있는 것으로 보인다. 특히 15,000인 이상의 기업들도 국내 경쟁사에 비해서는 3.1점으로 조금이라도 앞서고 있는 것으로 응답하였으나, 미국과 중국에 대해서는 2.3점대를 보여 초대형 기업들의 연구개발 인력들조차도 우리의 수준을 낮게 평가하고 있는 것으로 확인된다.

2. 개인 수준 응답 분석

앞서 설명한 바와 같이 AI 기술과 도메인 지식과의 결합은 대단히 중요하다. 우선, 응답자의 엔지니어로서의 정체성이 AI/IT/SW 기술자인지, 아니면 원래는 업종특화 엔지니어였으나 이제 AI 기술도 능숙하게 다룰 수 있게 된 건지, 아니면 업종특화 엔지니어로서 아직 AI 기술에 익숙지 않은지를 구분하여 질문하였다. 그 결과 〈표 3-19〉에서 볼 수 있듯이 절반 이상이 업종전

〈표 3-19〉 부문별 AI 전문가와 업종특화 엔지니어의 분포(귀하의 정체성)

		AI기술 IT/ SW 전문가	업종전문가+ AI기술	업종전문가+ AI취약	전 체
AI도입 시기 (조직)	1년	1 5.6%	5 27.8%	12 66.7%	18 100.0%
	2년	3 9.1%	9 27.3%	21 63.6%	33 100.0%
	3년	1 5.3%	10 52.6%	8 42.1%	19 100.0%
	4년	0 0.0%	2 25.0%	6 75.0%	8 100.0%
	5~6년	2 25.0%	5 62.5%	1 12.5%	8 100.0%
	7년 이상	1 25.0%	2 50.0%	1 25.0%	4 100.0%
업종	경공업	3 23.1%	4 30.8%	6 46.2%	13 100.0%
	화학의약품	1 3.7%	11 40.7%	15 55.6%	27 100.0%
	기계금속	1 4.0%	10 40.0%	14 56.0%	25 100.0%
	전기전자	3 12.0%	8 32.0%	14 56.0%	25 100.0%
연령	30대	3 8.6%	12 34.3%	20 57.1%	35 100.0%
	40대	5 12.2%	16 39.0%	20 48.8%	41 100.0%
	50대	0 0.0%	5 35.7%	9 64.3%	14 100.0%
전 체	빈도	8	33	49	90
	비율	8.9%	36.7%	54.4%	100.0%

자료 : 제조업의 인공지능 활용 실태조사 자료를 가공하여 저자 작성.

문가로서 아직은 AI 기술에 능숙하지는 않은 것으로 나타났다. 특히 조직에서 AI를 도입하기로 한 지 1, 2년에 불과한 기업에서 이러한 응답 비중이 높아, 역시 조직 차원의 AI 도입 전략이 중요할 것임을 시사해주고 있다. 업종 차원의 도메인 지식과 AI 기술 모두 능통한 응답자 비중은 36.7%에 이르는 가운데, 특히 AI 도입 기간이 5년 이상인 조직에서 이 비중이 높은 것으로 확인되었다. 또한, 순수한 AI/IT 전문가의 비중도 AI 도입 시기가 오랜 조직에서 높게 나타났으며, 경공업과 40대에서 이 비중이 상대적으로 높은 것으로 나타났다. 이를 통해 볼 때 전반적으로 금번 설문에서 순수 AI/IT 전문가의 비중은 10% 이내인 가운데, 오히려 도메인 지식을 갖춘 업종 특화 엔지니어 가운데 절반이 못 되는 인력들이 AI 기술도 익숙하게 다룰 수 있게 된 것으로 보인다.

그렇다면, AI 기술에 특화된 IT, 소프트웨어, 빅데이터 전문가들은 업종 특화 지식을 잘 익히고 있을까? <표 3-20>에 따르면 8명 가운데 업무 수행

<표 3-20> AI특화 IT/SW 전문가의 업종특화 지식 습득 정도

		처음에는 익숙지 않았으나, 이제는 업무수행에 지장 없음	다른 <업종 특화 엔지니어들>과 협업하여 문제를 해결	<업종 특수 지식>이 복잡하여 업무 수행에 여전히 애로	전 체
연령	30대	2 66.70%	1 33.30%	0	3 100.00%
	40대	4 80.00%	1 20.00%	0	5 100.00%
학력	학사	0 0.00%	1 100.00%	0	1 100.00%
	석사	3 75.00%	1 25.00%	0	4 100.00%
	박사	3 100.00%	0 0.00%	0	3 100.00%
전체	빈도 비율	6 75.00%	2 25.00%	0	8 100.00%

자료 : 제조업의 인공지능 활용 실태조사 자료를 가공하여 저자 작성.

에 애로를 겪고 있다는 응답은 아무도 하지 않았으며, 6명은 이제 업무수행에 지장이 없을 정도로 충분히 익혔다고 응답하였다. 여전히 다른 도메인 지식 보유 엔지니어와 협업하여 문제를 해결한다는 응답은 2명이었다. 이는 응답자 수는 얼마 되지 않지만, AI 기술 보유 인력에게 도메인 지식을 가르치는 것이 가능할 것임을 보여주는 결과이다. 그렇지만, 이하의 인터뷰 결과에 의하면 여러 기업에서 도메인 지식 중심으로 연구개발 활동을 꾸리고, AI 인력을 보조적으로 채용하려는 것으로 나타나기도 하였다. 결국 이에 대해서는 꾸준한 추적 관찰이 필요할 것이다.

〈표 3-21〉은 귀하가 사용하는 AI 기술의 종류에 대해서 복수응답으로 설문한 결과이다. 챗지피티, 코파일럿 등 LLM(Large Language Model)을 활용한다는 응답은 92.2%로 대다수가 생성형 AI를 활용하는 것으로 나타났으며, 머신러닝(딥러닝) 도구들, AI 에이전트, 기타 빅데이터 처리 등과 관련한 응답이 각각 1/3 정도를 차지하였다. 이로써, 최근 AI 기술은 연구개발부문에서도 생성형 AI 중심으로 전개되고 있으며, 일부에서 선도적으로 AI 에이전트 등을 활용(이하 사례 대상 C전자)하고 있는 것으로 보인다.

제1절에서 서술한 바와 같이 본 설문은 AI 기술을 활용하고 있다는 연구

〈표 3-21〉 귀하가 사용하는 AI 기술의 종류(복수응답)

	챗지피티 등 LLM	LLM 이외 머신러닝 도구	AI 에이전트	기타 빅데이터 등	전 체
경공업	12 92.3%	7 53.8%	4 30.8%	6 46.2%	13 100.0%
화학 의약품	23 85.2%	7 25.9%	8 29.6%	8 29.6%	27 100.0%
기계금속	24 96.0%	7 28.0%	7 28.0%	7 28.0%	25 100.0%
전기전자	24 96.0%	9 36.0%	6 24.0%	8 32.0%	25 100.0%
전 체	83 92.2%	30 33.3%	25 27.8%	29 32.2%	90 100.0%

자료 : 제조업의 인공지능 활용 실태조사 자료를 가공하여 저자 작성.

개발부문의 엔지니어들만을 대상으로 했는데, 이들이 AI 기술을 활용한 기간은 어느 정도나 될까? <표 3-22>에 따르면 조직 내 도입 시기가 최근이면 개인의 활용 기간도 1~3년으로 짧고, 그 반대도 성립하여 대체로 비례적인 관계를 보여주었다. 즉, 조직의 활용 방침이 개인의 AI 활용 여부와 기간에 큰 영향을 미친다는 것이다. 수행업무의 종류별로 보면 선행연구보다는 신제품개발을 하는 부문에서 AI 활용이 좀 더 오래된 것으로 나타났는데, 이는 딥러닝 등의 도구를 신제품개발을 위해 활용할 것이라는 추론을 뒷받침해 준다. 반면 선행연구 단계에서는 공학 논문의 검색이나 정리 등을 위해 생

<표 3-22> AI 기술 활용 기간

		1년 이내	1~2년	2~3년	3~5년	5년 이상	전 체
조직 내 도입 시기	1년	8 44.4%	6 33.3%	3 16.7%	1 5.6%	0 0.0%	18 100.0%
	2년	6 18.2%	19 57.6%	3 9.1%	0 0.0%	5 15.2%	33 100.0%
	3년	2 10.5%	10 52.6%	6 31.6%	1 5.3%	0 0.0%	19 100.0%
	4년	0 0.0%	4 50.0%	4 50.0%	0 0.0%	0 0.0%	8 100.0%
	5~6년	1 12.5%	1 12.5%	3 37.5%	2 25.0%	1 12.5%	8 100.0%
	7년 이상	0 0.0%	0 0.0%	1 25.0%	1 25.0%	2 50.0%	4 100.0%
수행업무 종류	선행연구	5 22.7%	11 50.0%	3 13.6%	3 13.6%	0 0.0%	22 100.0%
	신제품 개발	7 18.4%	15 39.5%	10 26.3%	0 0.0%	6 15.8%	38 100.0%
	후속모델 개발	5 16.7%	14 46.7%	7 23.3%	2 6.7%	2 6.7%	30 100.0%
전 체	빈도	17	40	20	5	8	90
	비율	18.9%	44.4%	22.2%	5.6%	8.9%	100.0%

자료 : 제조업의 인공지능 활용 실태조사 자료를 가공하여 저자 작성.

성형 AI를 활용할 가능성이 있는 것으로 해석되는데, 이는 인터뷰 결과에서도 뒷받침되는 바이다(F전기). 여하튼 전체적으로 보았을 때 조직 차원과 마찬가지로 개인 차원에서도 AI 활용 기간은 그다지 길지 않아서, 최근의 현상임을 알 수 있게 된다.

이제 기업 및 개인 특성에 따른 AI 활용 정도에 대해 알아보기로 하자. <표 3-23>은 현재 담당하고 있는 업무에서 AI 기술 활용 정도를 개인적으로 약간 사용(1점), 업무에서 종종 사용(2점), 업무에서 빈번하게 사용(3점), 내 업무에 거의 항상 활용(4점)의 유사 4점 척도로 측정한 결과이다. 이에 따르면 전체 평균 2.38점으로 중간값에 약간 미치지 못하여 업무에서 빈번하게 사용하는 정도에도 미치지 못함을 알 수 있다. 그러나 조직 내 도입 시기가 오래면 이 수치도 높아졌으며, 남성과 박사, 40대, 경공업의 활용 정도가 상

<표 3-23> 기업 및 개인 특성에 따른 AI 활용 정도(4점 척도)

		N	평균	표준 편차			N	평균	표준 편차
종업 원수 규모	1,000인-	9	2.67	0.87	업종	경공업	13	2.69	1.03
	3,000인-	18	2.56	0.78		화학의약품	27	2.37	0.84
	5,000인-	22	2.14	0.83		기계금속	25	2.32	0.90
	15,000인-	21	2.33	0.86		전기전자	25	2.28	0.74
	15,000인+	20	2.40	0.94		톱다운 전략	10	2.00	0.94
도입 시기	1년	18	2.11	0.68	AI 도입 전략	위에 근접	24	2.25	0.79
	2년	33	2.18	0.88		중간	32	2.44	0.95
	3년	19	2.47	0.77		아래에 근접	16	2.62	0.72
	4년	8	2.63	0.52		바텀업 전략	8	2.50	0.76
	5~6년	8	2.75	1.04	담당 업무	선행연구	22	2.36	0.95
	7년 이상	4	3.50	1.00		신제품개발	38	2.26	0.80
성별	남성	85	2.40	0.85		후속모델개발	30	2.53	0.86
	여성	5	2.00	1.00					
연령					학력	학사	32	2.22	0.79
	30대	35	2.34	0.80		석사	36	2.42	0.81
	40대	41	2.41	1.00		박사	22	2.55	1.01
	50대	14	2.36	0.50	전 체	90	2.38	0.86	

자료 : 제조업의 인공지능 활용 실태조사 자료를 가공하여 저자 작성.

대적으로 높은 것으로 나타났다. 조직의 AI 도입 전략이 톱다운(하향식)보다는 바텀업(상향식)일 때 활용 정도가 높은 것으로 나타났는데, 이는 생성형 AI를 비롯하여 최근의 AI 활용이 개인 수준의 자발적 시도나 시행 착오에 보다 의존하고 있음을 시사해준다. 담당 업무별로 보면 파생상품이나 후속모델 개발 등에 종사하는 엔지니어들의 AI 활용 정도가 다른 업무들보다 다소 높게 나타났다. 이는 이미 개발된 제품의 지식이 사내외에 축적되어 AI 활용이 가능하게 되었기 때문일 수 있다.

연구개발업무에 AI 기술을 적용함에 따라 동료 혹은 상사와의 협업은 어떻게 변화했을까? 이는 앞선 포괄적 생산성이나 업무시간 단축에 대한 질문에 비하여 업무 구성이나 절차, 사회적 숙련의 필요성 변화 정도를 측정하기 위한 것이다. <표 3-24>에 의하면 전체 평균이 3.02로서, AI가 조직 내 협업 관계를 변화시키고 있는 것으로 보이지 않는다. 다만, 부문별로 보았을 때 자신의 업무에서 순수 연구개발 비중이 높을수록 동료나 상사와의 협업이 늘어났다고 응답한 정도가 높아서, 순수 연구개발 인력의 경우 AI를 활용하게 되면 조직 내 협업이 늘고, 사회적 숙련에 대한 필요성이 높아진다고 판단할 수 있을 것이다. 혼자서 문제 해결을 하기보다는 AI를 활용하는 과정

<표 3-24> 부문별 동료 및 상사와의 협업 관계 변화(5점 척도)

		N	평균	표준 편차			N	평균	표준 편차
순수 연구 개발 업무 비중	20% 미만	17	2.88	0.70	조직 AI 도입 기간	1년	18	2.83	0.71
	20~40%	21	3.00	0.55		2년	33	3.00	0.83
	40~60%	23	3.04	1.02		3년	19	3.05	0.78
	60~80%	17	3.00	0.79		4년	8	2.75	0.46
	80% 이상	12	3.25	0.87		5~6년	8	3.38	0.92
AI기술 활용 정도	개인적약간	13	2.85	0.56		7년 이상	4	3.75	0.96
	종종사용	39	2.90	0.64		연령	30대	35	2.91
	빈번사용	29	2.93	0.80	40대		41	3.07	0.79
	항상활용	9	4.11	0.93	50대		14	3.14	0.77
전 체		90	3.02	0.79	전 체		90	3.02	0.79

자료 : 제조업의 인공지능 활용 실태조사 자료를 가공하여 저자 작성.

에서 동료 및 상사와의 업무 조정이나 아이디어 공유가 더 필요해질 수 있음을 시사하는 것이다. 이는 특히 AI 기술 활용 정도가 높은 그룹에서 4.11로 매우 높은 수치가 나온 것에서도 확인할 수 있는 바이다. 즉, AI를 내 업무에 거의 항상 활용하는 엔지니어들은 동료 및 상사와의 협업이 크게 증가한 것이다. 또한, 조직 내 AI 도입 기간이 길수록, 그리고 30대에 비해 50대에서 이러한 협업 증가 정도가 높았다. 이로부터 AI 기술이 조직 내에서, 그리고 개인별로 많이 활용될수록 업무는 개별화, 파편화되기보다 오히려 사회적 성격이 강화될 것임을 짐작해볼 수 있다.

그렇다면 응답자들은 AI를 다룰 수 있는 능력에 대해 어떻게 자기평가를 하고 있을까? ‘1점 최소한의 수준이다, 2점 제법 쓸 줄 안다, 3점 AI 관련 업

〈표 3-25〉 AI 능력 자기 평가(5점 척도)

		N	평균	표준 편차			N	평균	표준 편차
종업원 수 규모	1,000인-	9	1.67	0.71	업종	경공업	13	2.15	0.90
	3,000인-	18	1.94	1.11		화학의약품	27	2.07	1.07
	5,000인-	22	1.91	0.75		기계금속	25	1.84	0.99
	15,000인-	21	1.90	0.70		전기전자	25	1.80	0.71
	15,000인+	20	2.15	1.23		틈다운전략	10	1.90	0.88
도입 시기	1년	18	1.67	0.84	AI 도입 전략	위에근접	24	1.79	0.78
	2년	33	1.76	0.94		중간	32	1.91	0.96
	3년	19	2.05	0.52		아래에근접	16	2.13	0.96
	4년	8	1.75	0.71		바탕업전략	8	2.25	1.28
	5~6년	8	2.75	1.17	담당 업무	선행연구	22	1.82	1.05
	7년 이상	4	3.00	1.41		신제품개발	38	1.95	0.84
성별	남성	85	1.96	0.94		후속모델개발	30	2.03	0.96
	여성	5	1.60	0.55		학력	학사	32	1.84
연령	30대	35	1.86	0.88	석사		36	1.94	0.89
	40대	41	2.05	1.02	박사		22	2.09	1.11
	50대	14	1.86	0.77	전 체	90	1.94	0.93	

자료 : 제조업의 인공지능 활용 실태조사 자료를 가공하여 저자 작성.

무 수행에 아무런 지장이 없다, 4점 남을 가르칠 수 있는 수준이다, 5점 거의 최고 수준이다'의 5점 척도로 설문한 결과 <표 3-25>에서 보듯이 전체 평균은 1.94점으로서 예상보다 낮은 수준인 것으로 나타났다. 부문별로 보면 기업 규모가 클수록, 도입 시기가 오래될수록, 남성, 40대, 박사의 경우가 상대적으로 높은 수치를 보여주었으며, 경공업 종사 엔지니어들의 AI 자기 능력에 대한 평가가 좋게 나타났다. 또한, AI 도입 전략이 오랜 조직일수록 자기 능력 평가가 높았으며, 담당업무에서는 앞서 <표 3-23>의 AI 활용 정도와 마찬가지로 후속·파생 모델을 개발하는 응용 파트의 활용 자신감이 높은 것으로 확인되었다.

그렇다면 개인들의 AI 기술역량에 영향을 미친 요인들은 무엇일까? <표 3-26>은 이와 관련하여 본인 주도 학습이 다른 요인에 비하여 압도적으로 중요한 영향을 미치고 있음을 보여준다. 특히 부문별로 살펴보아도 어떤 부

<표 3-26> AI 기술역량에 미친 요인(5점 척도)

		회사제공 교육훈련	본인주도 학습	직장선후배 상사	이전 직장 부서 경험	대학(원) 교육	공공/ 해외 정보
종업 원수 규모	1,000인-	3.00	4.11	3.00	2.67	2.89	3.44
	3,000인-	3.00	4.28	2.83	2.83	2.83	3.11
	5,000인-	3.05	3.64	2.86	2.82	3.00	3.18
	15,000인-	3.29	3.86	2.76	2.95	2.81	3.14
	15,000인+	3.20	3.85	2.95	2.85	2.90	3.20
업종	경공업	3.23	3.92	3.15	3.23	2.77	3.15
	화학의약품	3.33	4.00	3.04	2.81	2.56	3.19
	기계금속	3.04	3.88	2.84	2.84	2.92	3.08
	전기전자	2.92	3.84	2.56	2.68	3.28	3.32
학력	학사	3.16	3.78	2.91	2.84	2.81	3.22
	석사	3.17	3.94	3.03	3.00	3.06	3.28
	박사	3.00	4.05	2.55	2.59	2.73	3.00
전체 평균		3.12	3.91	2.87	2.84	2.89	3.19
표준편차		1.06	0.82	0.96	0.96	1.14	1.00

자료 : 제조업의 인공지능 활용 실태조사 자료를 가공하여 저자 작성.

문에서도 가장 큰 영향을 미치고 있음을 알 수 있다. 이밖에 1,000인 미만 기업이나 전기전자 업종에서는 공공이나 해외 정보가 유용하다는 응답 비중이 높았다. 본인 주도 학습 이외에 중요한 영향 요인은 공공 및 해외 정보 이외에도 회사 제공 교육훈련인 것으로 나타났으며, 직장 선후배, 이전 직장이나 부서의 경험, 대학(원) 교육은 5점 척도에서 3점에 다소 미치지 못하였다. 이로부터 AI 기술역량에는 회사 제공 교육훈련 이외에 본인 주도 학습이 가장 중요한 것으로 확인되는데, 결국 스스로 다양한 시도를 해보고, 시행착오 경험을 공유하도록 하는 정책이나 전략이 가장 필요하다는 시사점을 도출하게 된다.

기술연구소나 연구개발인력이라고 하더라도 순수하게 연구개발 업무만 수행할 수는 없으며, 대개 행정이나 관리 업무를 병행하게 된다. 연구개발 업무 이외의 관리, 행정, 연구지원 업무 등은 AI 도입으로 어떻게 되었을가에 대해 설문한 결과는 <표 3-27>에서 볼 수 있다. 전체 평균값이 5점 척도에서 2.83점으로 다소간 줄어든 것으로 나타나, AI가 번거로운 행정 업무를 일부 대신해 줄 수 있는 것으로 보인다. 다만, 아직은 그 정도가 널리 퍼졌다고 말하기는 어려운 수준인 것으로 판단된다. 그런데, 자신의 업무 중 순수 개발업무의 비중이 높은 엔지니어들일수록 오히려 관리, 행정 업무 등이 늘었다고 응답한 비중이 높은 것으로 나타났다. 이는 앞서 <표 3-24>에서 본 대로 순수 연구개발 업무 비중이 높을수록 동료 및 상사와 협업이 늘었다는 응답과 일관된다. 즉, AI 도입은 동료 및 상사와의 협력을 증가시킬 뿐 아니

<표 3-27> AI 도입 이후 관리, 행정, 지원업무 증감(5점 척도)

		N	평균	표준편차
순수 연구개발 업무 비중	20% 미만	17	2.82	0.88
	20~40%	21	2.48	0.87
	40~60%	23	2.87	0.82
	60~80%	17	2.94	0.66
	80% 이상	12	3.25	0.97
전 체		90	2.83	0.85

자료 : 제조업의 인공지능 활용 실태조사 자료를 가공하여 저자 작성.

〈표 3-28〉 직장 이동성 지표들

		첫 번째 직장 여부		전 체	첫 번째 직장이 아닐 경우 몇 번째 직장인지	
		예	아니요		평균	표준편차
업종	경공업	5 38.5%	8 61.5%	13 100.0%	2.38	0.74
	화학의약품	9 33.3%	18 66.7%	27 100.0%	2.67	1.14
	기계금속	10 40.0%	15 60.0%	25 100.0%	2.80	0.86
	전기전자	12 48.0%	13 52.0%	25 100.0%	2.77	0.60
규모	1,000인-	3 33.3%	6 66.7%	9 100.0%	3.00	0.89
	3,000인-	4 22.2%	14 77.8%	18 100.0%	2.71	1.14
	5,000인-	9 40.9%	13 59.1%	22 100.0%	2.46	0.66
	15,000인-	8 38.1%	13 61.9%	21 100.0%	2.77	0.93
	15,000인+	12 60.0%	8 40.0%	20 100.0%	2.63	0.74
연령	30대	12 34.3%	23 65.7%	35 100.0%	2.57	0.79
	40대	15 36.6%	26 63.4%	41 100.0%	2.69	0.74
	50대	9 64.3%	5 35.7%	14 100.0%	3.20	1.79
학력	학사	11 34.4%	21 65.6%	32 100.0%	2.67	0.73
	석사	15 41.7%	21 58.3%	36 100.0%	2.76	0.83
	박사	10 45.5%	12 54.5%	22 100.0%	2.58	1.24
성별	남성	33 38.8%	52 61.2%	85 100.0%	2.71	0.89
	여성	3 60.0%	2 40.0%	5 100.0%	2.00	0.00
전 체		36 40.0%	54 60.0%	90 100.0%	2.69	0.89

자료 : 제조업의 인공지능 활용 실태조사 자료를 가공하여 저자 작성.

라, 오히려 관리 및 행정 업무를 늘리는데, 이는 순수 연구개발업무가 용이해짐에 따른 상대적 변화일 수도 있고, 절대적으로는 업무의 폭과 깊이가 넓어짐에 따른 동반 현상일 수도 있다. 이 질문만으로는 어떤 요인이 더 큰 것인지 알기 어렵지만, 적어도 AI 도입 이후 연구개발 업무 과정의 일정한 변화를 수반하고 사회적 숙련을 더 많이 요구하게 되는 것만은 틀림없는 사실인 것으로 보인다.

한편, 조성재 외(2022)와 그 이전인 조성재·김동배(2013)에서는 엔지니어 인력들의 노동시장 내 유동성이 적지 않음을 보고하고 있는데, AI는 이와 관련하여 어떤 영향을 미치고 있을까? <표 3-28>은 이와 관련하여 우선 현재의 직장이 첫 번째 직장인지를 묻고 있다. 그 결과 40%만이 “예”라고 응답하여 60%는 이미 한 번 이상의 이동 경험을 갖고 있는 것으로 나타났다. 첫 번째 직장이라는 응답 비중이 높은 부문은 전기전자 업종, 15,000인 이상 기업, 50대, 박사급, 여성 인력인 것으로 나타났다. 즉, 제조업 대기업들의 경우 연령이 오랜 직원일수록 첫 직장에 여전히 다니고 있지만, 특히 젊은 인력을 중심으로 직장 이동이 활발히 이루어지고 있음을 확인하게 된다.

그렇다면 이동을 경험한 60%의 응답자는 몇 번째 직장이라고 응답하였을까? <표 3-28>의 오른쪽 컬럼에서 볼 수 있듯이 전체 평균이 2.69회로서 한 두 번 이동한 경우가 평균적인 것으로 보이는데, 기계금속 업종과 1,000인 미만 기업, 그리고 석사 및 남성 인력의 이동성이 높은 것으로 나타났다. 연령별로는 50대가 가장 많이 직장을 이동한 것으로 나타났으나, 이는 연령 효과와 중첩된 것이기 때문에 해석에 주의를 요한다.

그렇다면 이렇게 직장을 이동할 때 AI 기술이 영향을 미쳤을까? <표 3-29>에서 볼 수 있듯이 이전 직장에서도 AI 기술을 활용했는가에 대한 질문에 대해 54명 중 10명만이 그렇다고 응답하여 역시 AI 기술이 최근의 현상이기 때문에 아직 이직에까지 영향을 미친다고 보기는 어려운 것으로 해석된다. 다만, 이전 직장의 AI 활용이 이직에 도움이 되었는가라는 질문에 대해서 10명 중 6명이 그렇다고 응답하여 최근에 이직한 인력들은 AI를 자신의 능력을 보여주는 지표 중 하나로 활용하고 있을 가능성을 제기한다.

다음 <표 3-30>은 앞으로의 이직 의도를 확인하기 위한 질문이다. 현 직장에서 계속 근무할 의향이 있다는 응답은 73.3%로 역시 대기업들이기 때

〈표 3-29〉 직장 이동 시 AI 기술의 영향

		빈도	백분율			빈도	백분율
이전 직장에서도 AI 활용?	예	10	18.5	이전 직장 AI 활용이 이직에 도움?	예	6	60.0
	아니요	44	81.5		아니요	4	40.0
전 체		54	100.0	전 체		10	100.0

자료 : 제조업의 인공지능 활용 실태조사 자료를 가공하여 저자 작성.

문에 직장에 대한 정착성이 높은 것으로 나타났다. 그렇지만, 3년 이내에 이직이나 창업을 할 것이라는 응답(15.6%)과 3년 후 언젠가는 이직/창업을 할 것이라는 응답(11.1%)을 합치면 적은 숫자는 아니어서, 앞서 설명한 대로 엔지니어 노동시장의 유동성은 여기서도 확인된다고 할 것이다. 특히 부문별로 보았을 때 기계계속이나 전기전자 업종 엔지니어들, 그리고 업종 특화 엔지니어와 남성, 40대, 차장급의 정착성이 다소 높은 것으로 나타난 반면에 경공업, AI/IT/SW 업무, 그리고 30대의 이직 의사가 더 높은 것으로 나타났다. 결국 AI/IT/SW 인력은 범용 기술에 가깝기 때문에 도메인 지식을 갖춘 엔지니어들에 비하여 좀 더 유동성이 높다는 세간의 상식을 확인시켜준다고 할 것이다.

마지막으로 〈표 3-31〉에는 주당 노동시간에 대한 응답 결과를 보여주고 있다. 전체의 절반 가까이가 지난 6개월 평균으로 주 40~44시간 정도 일한 것으로 나타나는데, 주 52시간 일했다는 응답도 90명 중 7명에 달하여 일부 기업 연구소에서는 상당한 정도로 장시간 노동이 이루어지고 있음을 짐작케 한다. 이러한 노동시간에 대한 응답 결과를 앞서 분석한 AI로 인한 업무 소요 시간 감소 및 전반적 생산성 향상 효과(각 4점 척도)와 교차해서 분석해본 결과가 〈표 3-31〉의 아랫부분에 나타나 있다. 수치의 차이가 그다지 크지 않은 가운데, 높은 수치가 주 36~40시간 구간과 주 48~52시간, 주 52시간 이상의 구간에서 쌍봉 형태로 나타났다. 이는 인과관계를 뚜렷이 구분하기 어려운 가운데, AI의 도움으로 일부 노동시간이 감소한 사업장이 있는 반면에, 장시간 노동을 하는 엔지니어들의 일부가 AI를 통해 노동시간 감축을 시도하고 있다고 풀이할 수도 있을 것이다. 다만, 이 분석만으로는 확인하기 어렵다는 점은 분명해 보인다.

〈표 3-30〉 부문별 이직 의도

		현 직장 계속 근무	3년 이내 이직/창업	3년 후 언젠가 이직	전 체
업종	경공업	8 61.5%	3 23.1%	2 15.4%	13 100.0%
	화학 의약품	19 70.4%	6 22.2%	2 7.4%	27 100.0%
	기계금속	19 76.0%	1 4.0%	5 20.0%	25 100.0%
	전기전자	20 80.0%	4 16.0%	1 4.0%	25 100.0%
AI 관련 담당 업무 특성	AI/IT/SW	5 62.5%	2 25.0%	1 12.5%	8 100.0%
	업종특화 엔지니어+AI	24 72.7%	6 18.2%	3 9.1%	33 100.0%
	업종특화 엔지니어	37 75.5%	6 12.2%	6 12.2%	49 100.0%
성별	남성	63 74.1%	13 15.3%	9 10.6%	85 100.0%
	여성	3 60.0%	1 20.0%	1 20.0%	5 100.0%
연령	30대	24 68.6%	7 20.0%	4 11.4%	35 100.0%
	40대	32 78.0%	4 9.8%	5 12.2%	41 100.0%
	50대	10 71.4%	3 21.4%	1 7.1%	14 100.0%
직급	과장급	24 72.7%	4 12.1%	5 15.2%	33 100.0%
	차장급	23 76.7%	5 16.7%	2 6.7%	30 100.0%
	부장임원급	19 70.4%	5 18.5%	3 11.1%	27 100.0%
전 체	빈도	66	14	10	90
	백분율	73.3%	15.6%	11.1%	100.0%

자료 : 제조업의 인공지능 활용 실태조사 자료를 가공하여 저자 작성.

〈표 3-31〉 노동시간 실태와 AI 적용의 효과

		주 36~40	주 40~44	주 44~48	주 48~52	주 52 이상	전체
업종	경공업	0 0.0%	8 61.5%	3 23.1%	1 7.7%	1 7.7%	13 100.0%
	화학의약품	1 3.7%	14 51.9%	4 14.8%	7 25.9%	1 3.7%	27 100.0%
	기계금속	0 0.0%	13 52.0%	6 24.0%	3 12.0%	3 12.0%	25 100.0%
	전기전자	1 4.0%	7 28.0%	9 36.0%	6 24.0%	2 8.0%	25 100.0%
	전체 빈도수	2	42	22	17	7	90
	백분율	2.2%	46.7%	24.4%	18.9%	7.8%	100.0%
AI 적용 효과 (4점)	업무 소요 시간 감소	3.00	2.88	2.68	3.06	2.86	2.87
	전반적 생산성 향상	3.00	2.83	2.95	2.59	3.14	2.84

자료 : 제조업의 인공지능 활용 실태조사 자료를 가공하여 저자 작성.

제3절 심층 면접조사 결과

제1절에서 소개한 바와 같이 심층면접 의향이 있는 7명을 설문조사 실시 전후로 배치하여 양적 분석과 질적 분석을 병행하여 실시하였다. 이 절에서는 이러한 질적 조사 내용에 대하여 소개하고자 한다.

우선 피면담자는 어느 부서에 소속되어 어떤 일을 하고 있는지와 소속 기업의 전반적 AI 기술 도입 전략은 어떠한지에 대해 살펴본 결과가 〈표 3-32〉에 요약되어 있다. 제1절에서 설명한 대로 특정 업종에 몰리지 않고 다양한 업종을 다루고자 하였으며, 소속 부서까지 통제하기는 어려웠지만, 대체로 AI 기술과의 연관성이 높은 부서에서 중간인 부서까지 고르게 표집되었다.

〈표 3-32〉 피면담자의 소속 부서와 회사의 AI 도입 전략

업체명	소속팀/부서	AI 전략 및 주요 기능
A기계	전기차용 감속기 개발팀	- 설계자동화 및 최적화 기술에 역점, 내부 AI모델 개발
B제약	제제팀(제형화)	- 초기단계, 보안 우려로 시범 적용 수준 - 생산공정도 생명안전 규제 등 때문에 공정요소 변경 시 허가 필요(제조 공정 전체의 AI자동화는 해외업체도 곤란) - 임상전 단계는 AI 활용으로 기간 단축 가능, but 임상단계는 규제와 안전 문제로 단축 곤란
C전자	DX센터	- DX 넘어 AX 논의 중 - AI에이전트 활용, 제조, 연구개발, 기획, 지원 부문 전반의 업무 효율화 추진
D식품	데이터 이노베이션팀	- 2018년경부터 AI 강조, 디지털혁신센터 신설
E석유 정제	기반기술팀(분석, 시뮬레이션, AI)	- 공정최적화, 에너지절감, 트러블 대응 등에서 AI 수요, 2019년경부터 머신러닝/딥러닝 본격화
F전기	친환경설계팀 선행파트(2024년 신설)	- 보안 이슈로 챗GPT 금지, 코파일럿만 사용
G조선	자율운항연구센터 그룹장	- 생성형 AI는 보안 문제로 차단 - 이미 오래전부터 자율운항 및 객체인식 기술, 안전/감시분야, 디지털트윈, AR/VR 활용(주로 교육 분야 활용) - AI는 보조적 수단

자료 : 제조업의 인공지능 활용 실태조사 자료를 가공하여 저자 작성.

전기차용 감속기를 개발하는 업무를 담당하는 A씨의 경우 설계 업무 중 일부가 상당히 자동화되고 있음을 설명하였으며, A기계는 이러한 방침을 갖고 AI에 대한 교육훈련을 다양하게 제공할 뿐 아니라, 자체적으로 축적된 설계도면 등을 쉽게 찾을 수 있도록 내부 AI 모델을 개발하는 데 주력하고 있다고 설명하였다.

C전자는 이들 업체 중 가장 적극적이고 선도적으로 AI 기술을 개발, 적용하고 있는 것으로 나타났으며, 그 수준도 AI 에이전트를 널리 개발, 보급하는 전략을 채택하고 있었다. 면접 대상인 C씨의 경우 빅데이터 등 다양한 업무를 수행한 경험을 갖고서 이러한 회사의 방침을 수행하는 데 적극적인 역

할을 하고 있는 것으로 나타났다. 특히 AI 에이전트 등을 활용해 연구개발 부문뿐 아니라, 기획, 지원부서, 생산부서 등과의 협력도 촉진하고 있다고 응답하였다.

이들에 비하면 B제약과 F전기는 생성형 AI를 조심스럽게 활용하는 정도이며, 따라서 AI 도입 초기인 것으로 보인다. 이들 피면접자들은 자발적으로 챗GPT 등을 활용해보면서 그 잠재성에 주목한 경우인데, 다만, 전사 차원에서서는 보안 문제 등 때문에 코파일럿 등을 일괄 활용하도록 하는 것으로 나타났다.

반면 D식품, E석유정제, G조선의 경우 생성형 AI 등장 이전부터 머신러닝, 딥러닝 등을 통하여 AI의 효용성을 경험한 업체들이며, 피면접자들은 여기에 다시 생성형 AI를 접목시키고 있었다.

이로부터 200대 기업 내에서도 업종과 규모에 따라 AI 도입 전략에 상당한 차이를 보인다는 것을 알 수 있다. 이러한 차이는 우수한 인적자원을 보유한 조직역량의 차이 때문일 수도 있지만, 각 업종이 처한 각종 규제の影響도 큰 것으로 나타났다. B제약의 경우 식약처의 세세한 감독에 처해있는데, 생명을 다루는 업종상 이는 모든 국가들의 특징이다. 물론 그럼에도 불구하고 초대형 글로벌 제약사들의 경우 신약 개발 등에 AI를 적극 활용하여 개발 기간을 단축할 수 있다고 알려져 있는데, B씨의 경우 상대적으로 후선부서인 제제팀에 근무하기 때문에 이러한 동향을 정확히 설명하지 않았으며, K-MELLODDY(연합학습 기반 신약개발 가속화 프로젝트 사업단)이라는 정부 주도의 AI 신약 개발 프로젝트를 소개하는 데 머물렀다. 여하튼 신약 개발이 AI 기술을 적용하여 단축된다고 하더라도, 생산공정의 하나하나, 그리고 시간이 많이 소요되는 2상, 3상 실험 등 각종 규제에 인하여 전반적인 혁신 환경은 녹록한 편은 아니다.

마찬가지로 G조선의 경우도 소형 선박은 자율운항 기술을 개발, 응용하는 것에 제약이 적으나, 국제항로를 다녀야 하는 대형 선박의 경우 국제적인 규제가 존재하기 때문에 AI 기술 적용에 오랜 시간이 걸릴 것으로 관측하였다. 특히 대형 선박의 경우 AI 기술의 확률 모형과는 달리 품질문제가 제로에 달해야 하는 아날로그 방식이 여전히 유효하다고 설명하였다.

요컨대, 피면담자의 소속 기업의 전략, 해당 업종의 기술적·제도적 특성,

피면담자가 속한 부서의 담당 업무 성격 등이 모두 AI 기술 채택과 확산에 영향을 미치고 있는 것으로 나타났다. 이로부터 AI 기술의 제조업 내 적용이 아직 일반화되지는 않았으며, 여전히 전통 기술(legacy tech.)과 도메인 지식의 중요성이 유지되고 있는 것으로 보인다. 다만, 초대형 기업인 A기계와 C전자의 경우 매우 적극적으로 AI 기술을 도입하려 하고, 현재 그 수준도 매우 높은 단계에 올라 있는 것으로 나타나, 선도 부문의 변화에 대해서 예의 주시할 필요가 있음을 보여주었다.

다음으로 <표 3-33>은 AI의 활용 정도와 업무에 미친 영향을 정리해본 것이다. 여기서 알 수 있듯이 선도부문인 C전자와 A기계의 경우 상당한 수준에서 조직적으로 AI 기술을 활용하고 있는 것으로 나타났다. A기계의 경우 예전에는 일일이 실험을 해야 했던 개발 시 시작품 제작을 가상화 모델로 전환함으로써, 더 많은 실험을 전개하면서도 기초 설계기간은 3~4개월에서 1주로 대폭 단축하게 되었다고 설명하였다. 또한, 감속기의 효율과 주행 품질도 향상되는 성과를 보여 생산성과 효과성 모두를 크게 제고할 수 있었다고 한다. C전자의 경우도 이러한 연구개발 활동의 효율화에 대해 설명하였는데, C전자의 특징은 이 과정에서 AI 에이전트를 적극적으로 활용한다는 것이고, 그에 따라 다기능, 융합형 업무구조로 전환 중이라고 설명하였다. 이에 따라 체감 노동시간은 감소하였으나, 다른 한편으로는 타 부문과의 협력 관계가 증가하였다고 설명하였는데, 이는 앞선 설문조사 결과와 일치한다.

여기서 연구개발 업무의 성격을 탐색, 실험, 설계 및 품질 확보, 생산 연계 등으로 구분해본다면, 생성형 AI를 활용하여 신기술, 신소재 조사 시 논문 및 자료 검색을 효과적으로 수행하고 있는 F전기의 경우 탐색 부문에서 주로 활용하고 있으며(피면접자는 선행연구 담당), 반복적 실험 업무를 AI를 이용하여 효율화한 것은 A, B, E 등에 해당한다. G조선의 경우 데이터 라벨링을 통해 정돈된 자료를 이용하여 자율운항 기술을 개발하기 때문에 실험, 설계 및 품질 확보에 해당하며, D식품도 양돈에 데이터와 AI를 적극 활용하는 점에서 품질 확보에 해당하지만, 생물에 대한 적용에는 다소 한계점도 있다는 점을 설명하였다. 이에 비하면 본 장의 주요 주제는 아니지만, 생산 연계와 관련해서는 D식품의 사료 공장 사례에 해당한다. 마지막으로 C전자의 경우 이들을 아울러서 부문 간 연계를 강화하는 AI 에이전트 전략을 채택

〈표 3-33〉 AI의 활용 정도와 업무에 미친 영향

업체명	AI 활용과 성과
A기계	- 기초 설계기간 3~4개월 → 1주일로 단축, 가상화모델 사용하여 10~100만 케이스 검증(생성형 AI로 코딩 70%, 인간은 30%만) - 감속기 효율향상 + 주행품질(NVH) 향상
B계약	- 코퍼아일렛 내부망 기반, 제한적 사용(글로벌 제약사들은 머신러닝 자체 개발) - 반복적 실험업무 자동화 가능성, 실험 수행자에서 설계·검증·해석 중심으로 - 품질관리도 인력 감축 가능성 낮음 - 식약처는 실제 실험 데이터 제출 요구, AI 단독 수행 곤란, 품질안전 책임은 사람이
C전자	- 단순 개발·분석 업무 비중 감소, 다기능·융합형 업무구조로 이동 중 - 체감 노동시간 감소/but AI에이전트 구축·운영 과정, 추가적 설명·조율 증가
D식품	- 사료공장엔 강화학습 모델로 자동제어로 나아가, 운전직 역할 감시·설비 대응 - 양돈·축산 데이터 활용: 환경-생산성 관계 모델링, but 생물은 변수 많아 - LLM 활용: 화이트칼라 생산성 급증/보안 문제로 챗GPT 차단, 구글WS 이용
E석유정제	- 연구자들의 실험 줄여줌, 그러나 대체라기보다는 탐색 범위 좁혀줘 효율 향상 - 연구개발의 질 향상, 노동시간 단축은 인력 감축될까봐 언급 자제
F전기	- 신기술, 신소재 조사 시 논문 및 자료 검색 시간 대폭 단축
G조선	- 소형선박 자율운항 가능, 대형선박은 완전자율 불가능(아날로그와 안전 중심, 국제 규제 존재)

자료: 제조업의 인공지능 활용 실태조사 자료를 가공하여 저자 작성.

한 것으로 구분할 수 있을 것이다.

요컨대, AI 활용 정도는 업종, 업체, 개인 이력, 업무 종류가 모두 영향을 미치고 있는 가운데, 각종 국내외 규제를 받고 있는 업체 혹은 부서의 AI 확산 속도가 더딜 수밖에 없는 것으로 나타났다. 이에 비하면 탐색 단계에서 생성형 AI가 큰 도움을 준다는 것은 여러 피면접자들이 공통적으로 응답하였으며, 가장 효과가 큰 것은 A기계에서 전형적으로 나타난 실험 단계의 개

발 기간 단축이다. 실제 실험에 소요되는 시간, 비용, 공간, 인력을 크게 절감함으로써, 현재까지 연구개발 부문에 가장 큰 영향을 미친 것으로 보인다. 그렇지만, 앞서 분류한 바와 같이 연구개발 활동은 설계 확정 이전의 실험에만 국한되지 않으며, 탐색, 설계도면 작성, 품질 확보, 조달업체 선정, 생산 연계, 규제 충족 등 여러 업무와 연계되기 때문에 한 가지 영역의 효율 확보가 연구개발 활동 모두를 대변할 수는 없다. 그러한 점에서 여전히 도메인 지식이 중요하다고 볼 수 있을 것이다. 한편, 연구개발 활동의 각 영역을 AI 에이전트를 통해 연결함으로써 연구개발뿐 아니라, 경영의 전 부문의 협력과 효율화를 모색하고 있는 C전자의 성과가 어떻게 나타날지 귀추가 주목되는 시점이다.

그렇다면, 이렇게 AI 기술의 도입, 채택, 응용, 확산이 이루어지는 과정에서 범용 기술인 AI와 기존의 도메인 지식과의 관계는 어떻게 설정되는가? 이를 엔지니어들이 성공적으로 소화하고 있는가? 인력의 수에는 어떤 영향이 있는가? 인력의 AI 역량은 어떻게 확보되는가? 이러한 역량을 제고하기 위한 조직 차원의 교육훈련은 효과적으로 실시되고 있는가? 이 질문들 가운데 일부는 앞서 설문조사 결과를 참조할 수 있을 것이다. 여기서는 <표 3-34>와 같이 그중 7개 사례에서 나타난 특성들을 설명해보고자 한다.

우선 모든 피면접자들은 도메인 지식과 AI 지식의 결합과 보완을 강조하였다. A, B, C, D, G 등은 AI/IT 전문가로 채용되고 담당 업무가 AI 기술의 적용과 확산임에도 불구하고 그러한 필요성을 강조하였다. E, F는 기존 연구개발 활동의 연장선에 있으면서 AI 기술을 접목한 경우로서 대체로 도메인 지식과 기존 업무 프로세스의 중요성을 강조하였다. 그러함에도 불구하고 E, F를 비롯하여 거의 모든 피면접자들은 자신의 부서에서 최근 1~3년간 AI, IT 인력 채용이 늘어났다고 응답하였다. 이는 각사가 AI 기술에 대해 적극적 전략을 펼친 데 따른 당연한 결과인 것으로 보인다. 따라서, 적어도 연구개발 부문에서 AI 도입으로 인원이 감소한 곳은 C전자 이외에는 없는 것으로 보인다. C전자의 경우 연례적으로 명예퇴직을 실시해왔는데, 최근 그 폭이 커졌으며, 신규채용에는 매우 신중한 것으로 나타났다.

여하튼 피면접자들은 모두 자신의 출신 직무와 무관하게 도메인 지식과 AI 기술의 결합이 비교적 성공적으로 이루어지고 있다고 응답하였다. 이 과

〈표 3-34〉 AI와 도메인 지식과의 관계, 인력에 미친 영향, 교육 방침

업체명	AI 전략 및 주요 기능
A기계	- 회사 차원 역량 강화 프로그램 : 소프트웨어(파이썬, 매트랩 등) + 생성형 AI - 내부 S/W 인증제도(마스터 인증 시 인센티브)
B제약	- 신약 합성 파트 등에서 소규모로 AI 인력 신규채용 - 약사 채용 감소, 화학/화공 출신 증가, 복합역량 요구 증대 - 인력 감축 가능성 매우 낮음
C전자	- 도메인 지식 인력이 AI 기술과 결합할 경우 성과 높음. 개인의 학습 의지 중요 - 최근 채용은 소규모(신입 · 저경력 인력의 진입 경로 축소), 선별적/대학원 출신 혹은 즉시 투입 가능 인력(문제해결 능력, AI 도구 활용 능력, 데이터 이해도 중요) - 단기적으로 급격한 엔지니어 감소 없으나, 중장기적으로 감소 전망. 해외출장 및 주재원 감소, 국내 핵심인력의 역할이 글로벌로 확장
D식품	- LLM 적용으로 생산성 향상, but 채용 축소 없음, 오히려 AI 인력 수요 증, 석박사 채용 비중 상승, 도메인 전문가와 상시 협업 구조 - 현장직 데이터 분석 교육 시도했지만, 3년 만에 실패, 전문 인력 중심 체제로
E석유정제	- 화공 전공 실험 · 분석 중심에서 AI · 시뮬레이션 기반 분석 · 최적화로 - 연구소 200명 중 IT전문가 6명, AI전문직 증가 예상, but 대규모는 아님 (향후 컴공 출신자 채용은 약간 확대될 것), 기존 인력 감축은 없을 것 - 사내 AI 교육 의무화, 내부 역량 업스킬 추진
F전기	- 품질검증 중요, 품질 책임은 여전히 사람이 담당해야 - 최근 2~3년간 연구소 인원 50~100명 증가, 주로 S/W 인력 - 코파일럿과 PDF 연계활용에 실무교육 중점 - AI 관련 전문성은 내부 IT 부서에서 해결 혹은 외부 솔루션 도입 후 내부학습 - 설계 · 모델링 업무 특성상 노동시간 단축 효과 제한적
G조선	- 조선분야는 극히 낮은 오차 허용범위, 확률기반의 AI와 맞지 않아, 도메인 기술인력의 역할과 중요성 유지 - AI 전문 인력은 그룹 내 20~30%, 채용은 어려움 - AI, S/W 교육은 강화(기존 인력의 전환 케이스도)

자료 : 제조업의 인공지능 활용 실태조사 자료를 가공하여 저자 작성.

정에서 위에 설명한 대로 연구개발 부문의 인력이 오히려 늘어난 곳(F전기 등)이 많지만, 중장기적으로는 연구개발 인력이 감소할 수 있다는 점에 대

해서는 대부분 동의하였다. 단기적으로 우선 노동시간이 감소할지에 대해서는 모두 부정적으로 답변하였는데, 일이 편해지거나 여유가 생긴다는 정도이며, 가상 실험 등 일부 업무의 AI 대체 혹은 효율화가 있지만, 엔지니어가 꼭 직접 해야 하는 품질 체크나 규제 충족 등의 이유로 전반적인 노동시간 감소는 나타나지 않는다고 응답하였다.

AI 기술 역량과 관련해서는 많은 피면접자들이 스스로의 노력과 시행착오 끝에 일정한 수준에 올랐다는 점을 공통적으로 강조하여 앞서 설문조사 결과와 일치된 결과를 얻었다. LLM을 비롯하여 AI 기술 자체가 불확정적이고 탐색적인 성격을 갖기 때문에 시도와 시행착오를 즐기는 탐색적 성격을 지닌 엔지니어에서 적합한 기술일 수 있다. 즉 열린 가능성을 제대로 포착하고 파고드는 엔지니어들이 이러한 변화를 주도할 수 있다는 것이다. 물론 사례 대상이 모두 대기업들이기 때문에 회사 차원의 방침과 교육훈련 실시가 큰 도움이 된 것은 사실이다. 그렇지만, 일부 AI 교육은 도움이 되지 않는 표피적, 형식적인 것(G조선)이었다는 설명도 있었던 데서 알 수 있듯이 부문 적합적 교육훈련은 AI에서도 쉽지 않다. 따라서, 종합적, 체계적인 역량 확충과 교육훈련 계획을 작성할 필요가 있을 것이다.

이때 교육훈련과 AI 자격제도를 연계하는 것은 앞서 자기 학습을 강화하도록 하는 좋은 인센티브가 될 수 있다. A기계, C전자, G조선의 경우 이러한 사내 자격제도를 갖추고 있다고 하였으나, 인센티브는 아직은 폭이 크지 않은 것으로 나타났다. 한편, D식품의 경우 현장직(생산직)에도 데이터 분석을 비롯한 교육을 3년간 실시하였으나, 효과가 없는 것으로 나타나 중단하였다고 한다. AI 교육 대상을 어떻게 선정할 것인지, 특히 직종이나 연령과 관련한 검토가 필요할 것으로 보인다. 50대 연구개발인력에 대한 AI 기술 습득 가능성에 대한 질문에 대하여 대부분 자기 노력을 통해 트렌드를 쫓아 가는 것이 가능하다고 응답하였으나, E씨의 경우 그러한 가능성을 부정하였다.

앞서 소개하였듯이 C전자의 경우 새로운 융합 기술능력을 갖춘 인재를 육성하려 하는데, B씨의 경우도 지금까지의 약사 중심의 제약 산업이 최근 화학·화공 전공자와 AI, IT 전문가를 대거 채용하면서 새로운 인재상이 형성되고 있다고 응답하였다. 그러나, 새로운 인재상의 경우도 기존 도메인 지

식의 대체가 아니라 AI가 보조적 역할을 효율적으로 수행하는 관계가 형성될 것이라고 강조하였는데, 이는 대부분의 피면접자들이 동의한 바이기도 하다.

한편, 생산 연계와 관련하여 B제약의 경우 생산직의 경우도 증기적으로도 감소 가능성이 별로 없다고 응답하였으나, 대부분의 피면접자들의 경우 증기와 장기에 걸쳐서는 생산 현장의 인력은 감소를 피하기 어려울 것이라고 전망하였다. 그러나, 모든 피면접자들은 아직까지 생산직 인력의 변화는 없었으며, 단기적으로는 AI의 영향이 미미할 것이라는 데 의견이 모아졌다.

이제까지의 논의를 업종의 특성에 초점을 맞추어 다시 정리한 것이 <표 3-35>이다. 여기서 볼 수 있듯이 개인의 특성과 더불어 업종의 특성이 AI 기술 도입과 확산에 큰 영향을 미치고 있는 것으로 보인다. B제약, E석유정제, G조선 모두 규제 산업으로서 전통적 도메인 지식의 체계 내에서 점진적 변화를 추구하고 있는 것으로 보인다. D식품의 경우 사료 생산의 경우 적극적인 AI 기술 적용이 시도되어 온 데 비하여 생물을 다루어야 하는 양돈 등 축산에서는 여전히 제약이 많이 따르고 있는 것으로 보인다. 이에 비하면 전

<표 3-35> 업종별 영향 종합

업체명	AI 전략 및 주요 기능
A기계	- 빠르게 적용, 확산되어 갈 것
B제약	- 대체보다 보조 중심, 핵심 업무인 품질, 안전 책임은 사람이 할 수밖에(규제 산업)
C전자	- AI는 노동의 전면적 대체가 아니라 업무 방식과 노동구조의 재편 초래 - 요구되는 역량 복합화, 고도화, 노동시간은 감소
D식품	- 축산, 사료, 가공 전반이 데이터기반 산업으로 변환 중 - 적극적 AI 투자, 단, 아직은 매출 효과로 연결되지 않음
E석유정제	- 과점 산업, 보수적 운영(기술체계, 시장 모두)
F전기	- AI는 엔지니어의 생산성을 보조하는 도구, 단 품질·설계 책임에서는 보조, 도메인 지식 여전히 중요
G조선	- 조선해양산업은 점진적, 혼합적 방식으로 진행(전통적 도메인 지식 중요)

자료 : 저자 작성.

자산업(C)과 전기차용 감속기(A사)와 전기차용 전기부품(와이어하네스 등)을 생산하는 F사의 경우 치열한 국제경쟁과 기술개발 전쟁이 전개되는 상황에서 하루라도 빨리 첨단기술을 도입, 효율화하고자 하는 열의가 강한 것으로 나타났다. 그러나, 상대적으로 200대 기업 내에서도 규모가 작은 F사의 투자는 작은 규모에 머물고 있는 것으로 보이며, 초대형 기업인 A, C사를 중심으로 프런티어가 형성되어 있는 것으로 보인다.

이렇게 전반적으로 AI와 관련한 대중적 논의와는 달리 투자가 적극적이지 않은 이유는 앞서 설명한 대로 일정한 법, 제도, 내부 규칙 등이 강한 영향을 미치기 때문이며, 또 다른 이유로는 AI, IT에 투자한 효과를 아직은 뚜렷이 체감하고 있지 못하기 때문일 수 있다. 이는 D씨의 인터뷰에서 직접적으로 표출되었다. 그렇다면 투자에 적극적인 A, C사의 경우는 어떠한가? 이에 대해서는 피면접자들이 뚜렷한 성과를 설명하지는 못했고, 또 부서별로 평가가 다를 수 있기 때문에 앞서 논의한 대로 조금 더 상황을 지켜볼 필요가 있을 것이다.

이상의 질적 인터뷰 내용은 피면접자가 어느 부서, 누구인가에 따라 다소의 편향이 존재할 수 있다는 점은 단점으로 부각된다. 결국 2절의 설문조사와 결합하여 종합 해석을 내릴 필요가 있을 것이다.

제4절 해석과 토론

이상으로 AI 시대를 맞이하는 연구개발 부문 엔지니어들의 존재 양태와 AI가 연구개발 활동과 기업 전반에 미친 영향 등에 대해 양적 분석과 질적 분석을 통하여 종합적으로 살펴보았다. 그 결과 200대 제조 대기업이라고 하더라도 AI 도입과 활용 수준은 아직은 높지 않은 것으로 나타났다. 주로 생성형 AI를 중심으로 상향식(bottom-up) 확산 실태가 나타나고 있었으며, 오히려 기업들은 이에 대해 보안 문제 때문에 다소 소극적인 모습을 보이기도 하였다. 그러나, 챗GPT 등장 이전부터 머신러닝, 딥러닝, 빅데이터 처리 등에서 앞서 가던 업체와 그에 속한 엔지니어들은 생성형 AI 등장으로 한층

더 고도화된 기술 능력을 갖게 된 것으로 보인다. 특히 사례 대상 A기계나 C 전자와 같은 초대형 기업들을 중심으로 조직적 확산 전략을 채택한 것으로 나타났으며, 이들은 내부적으로 체계적이고 다양한 AI 관련 교육을 실시하고, 일부 이를 사내 자격제도 및 인센티브 제도로 연결하고 있었다.

AI에 대한 호들갑이나 일자리가 대거 없어질 것이라는 공포 마케팅이 장기적으로는 타당할 수 있으나, 아직은 연구개발 인력을 비롯하여 일자리의 양에 미친 영향은 C전자 이외에는 뚜렷하게 확인되지 않았다. 그보다는 연구개발 부문에서는 기존의 업종 특수적 지식, 즉 도메인 지식과 범용 기술로서의 AI 기술을 어떻게 접목시킬 것인가가 대단히 중요한 과제인 것으로 확인되었다. AI 기술이 생명, 안전, 환경 등 기존의 업종들과 업체들이 적응해 왔던 규칙이나 규제, 국제 규범 등을 단번에 넘도록 해주는 것은 아니다. 더욱이 오랜 시간에 걸쳐 축적되어온 해당 업종의 도메인 지식이나 노하우, 누적된 숙련을 단번에 쓸모없는 것으로 만들 수 있는 것도 아니다. 우리에게 필요한 것은 기존의 도메인 지식을 첨단 기술과 어떻게 결합시킬 수 있는가 하는 점이다. 사례 대상 기업들에서 오히려 고용이 증가한 것으로 나타난 기업들은 AI 기술에 의한 인력 대체 효과는 불분명한 가운데, 성장으로 인한 고용 창출 효과가 큰 기업들이었다. 이는 시장에서 유효한 종합경쟁력을 갖추어야 함을 시사한다.

이 대목에서 우리는 설문조사나 사례조사에서 공통적으로 나타나고 있는 일부 경공업 업체들의 사례에 주목할 필요가 있다. 경공업은 흔히 노동집약적이어서 개도국으로 넘기고, 우리는 중화학공업이나 첨단산업, 심지어 제조업을 포기하고 서비스산업에 특화해야 한다는 주장까지 간헐적으로 대두되지만, AI와 같은 첨단기술을 도메인 지식과 결합함으로써 경공업이 업그레이드될 수 있다는 점에 주목해야 한다. 조성재 외(2022)의 경우도 이미 3년 전에 조사 결과를 토대로 동일한 주장을 한 바 있는데, 이는 한계 산업이 존재하는 것이 아니라 한계기업이 있을 뿐이며, 외관상 한계산업으로 보일지라도 첨단기술의 적용 및 결합을 통하여 성장 기업으로 얼마든지 변신할 수 있음을 의미한다. 이러한 변신에 본 장의 주요 연구 대상인 연구개발인력, 즉 엔지니어들이 중추적 역할을 할 수 있도록 사회적 위상을 제고하고, 기업은 충분한 보상과 인센티브를 제공할 필요가 있다.

한편, 설문조사 결과, AI 기술이 탐색적 성격을 지니기 때문에 개인들의 자기학습 의지와 노력이 중요하다는 점이 부각되었다. AI 시대에는 부단한 새로운 시도와 실패 경험의 축적이 새로운 방식들을 발굴하는 데 결정적인 것으로 보인다. 따라서, 기존 지식을 따라잡는(catch up) 방식의 도메인 지식 습득 방식과 다른, 탈추격(post catch up) 시대의 교육훈련 시스템을 개발해야 한다. 현재 AI 기술의 적용으로 노동시간이 현저히 줄어들기보다는 업무 수행의 여유가 다소 증가한 것으로 파악되는데, 이러한 여유를 과거와 같이 인력 감소로 바로 연결시키기보다는 오히려 새로운 시도와 실험을 할 수 있는 기회를 제공하는 여지로 활용해야 한다. 또한, 설문조사 결과 AI로 인하여 사회적 숙련이 더 중요해진다는 분석 결과는 엔지니어들에게 요구되는 숙련의 구성과 성격이 변화한다는 것을 의미하기 때문에, 특히 AI 에이전트 시대에는 새로운 의사소통 방식과 경영 전반에 대한 이해, 그리고 인문학적 소양 증진을 위한 교육에 역점을 둘 필요가 있다.

AI 기술의 확대 적용 추세에도 불구하고 아직은 연구개발 인력이 크게 감소했다는 보고는 쉽게 발견하기 어렵다. C전자에서 아마도 인력이 감소하고 있을 것으로 짐작되나, 기업 내부 자료를 획득하는 것은 쉽지 않다. 이를 제외하면 설문조사나 면접 조사 모두 연구개발 인력이 아직까지는 크게 감소한 것으로 보이지 않으며, 오히려 AI, IT 전문 인력의 채용이 도드라진다. 그렇지만, AI, IT 인력은 도메인 지식을 갖춘 기존 인력들에 비하여 노동시장 내 유동성이 높은 편이다. 이렇게 내부노동시장보다는 자유롭게 경력자 시장을 넘나드는 것을 선호하는 인력들과 기업이 상생하는 방안은 없을까? 이에 대해 일부 대기업이 채택하고 있는 AI 자격제도를 좀 더 공적인 성격을 가미하는 쪽으로 수정할 필요가 있다. 정부는 AI 기술을 비롯하여 엔지니어들의 역량을 측정하고 평가하고 자격으로 외화시키며, 적절한 보상을 받을 수 있는 방안을 강구해야 한다. 전통적인 노동시장 정책의 대상이 아니었기 때문에 엔지니어에 대한 노동시장 제도는 매우 미흡하다. 그러나, 이미 15년여 전부터 엔지니어 내부노동시장의 약화가 나타났다는 조성재·김동배(2013) 등의 연구를 고려하면, 오히려 이동성을 보장하면서도, 그들의 기업 내 생산성을 담보할 수 있는 인적자원관리와 노동시장 제도에 대해 좀 더 많은 정책적 관심과 투자가 이루어질 필요가 있다.

또한, 설문조사 결과 AI 부문의 기술 경쟁력이 미국이나 중국에 비하여 크게 뒤지고 있다는 엔지니어들의 인식을 정면으로 직시해야 한다. AI 기술에 대한 급변 조사를 계기로 AI뿐 아니라 도메인 지식 전반에 걸친, 그리고 엔지니어 인력 정책 전반에 걸친 재평가와 성찰이 이루어지길 기대해본다.

제 4 장

제조업 생산현장의 AI 활용 실태

제1절 문제제기

인공지능(AI) 기술은 제조업 생산공정 전반에 빠르게 확산되고 있다. 품질 관리, 설비 유지보수, 생산계획 수립, 공정 자동화 등 다양한 영역에서 인공지능 기술이 적용되고 있으며, 특히 데이터 기반 의사결정과 실시간 공정 제어가 가능해지면서 제조업의 생산성 제고와 비용 절감에 대한 기대가 커지고 있다. 이러한 변화는 제조업 경쟁력 강화를 위한 핵심 수단으로 주목받고 있다.

제조업은 자동화가 오랜 기간에 걸쳐 확산되어 온 대표적인 산업이다. 제품 특성과 공정 구조에 따라 자동화 수준에는 차이가 존재하지만, 단순하고 반복적인 과업을 중심으로 PLC, 센서, 산업용 로봇, 컨베이어 등을 활용한 자동화가 지속적으로 도입되어 왔다. 컴퓨터 자동화와 로봇 기술의 확산은 1970년대부터 본격화되었으며, 이 시기를 기점으로 산업용 로봇의 도입이 확대되었다. 당시의 자동화는 정해진 순서와 조건에 따라 설비가 작동하는 방식으로, 사전 프로그래밍 기반 자동화가 핵심이었다. 이러한 자동화 시스템은 특정 제품이나 공정에 맞추어 설비와 공정 순서가 사전에 설계되며, 상대적으로 변화가 적은 구조를 특징으로 한다.⁶⁾

6) Types of Automation Systems in Manufacturing, <https://www.eaminc.com/blog>

1990년대 이후에는 센서, 로봇 등 생산 설비에 생산관리시스템(MES), 전사적자원관리시스템(ERP)과 같은 정보시스템이 결합되면서 공정 간 통합 자동화로 발전하였다. 이를 통해 생산, 품질, 설비 관련 데이터가 실시간으로 수집·관리되기 시작하였으며, 이러한 흐름은 ‘스마트 팩토리’라는 개념으로 확산되었다. 자동화의 범위는 개별 설비 수준을 넘어 공정 전체 수준으로 확대되었고, 생산 시스템 전반의 가시성과 관리 효율성이 제고되었다.⁷⁾

2010년대 후반부터는 인공지능을 활용한 지능형 자동화 시스템이 본격적으로 확산되고 있다. 기계학습(머신러닝) 기반 인공지능 기술은 사람이 설계한 알고리즘을 바탕으로 정형 데이터를 학습하여 패턴을 도출하고, 이를 통해 분류 및 예측 기능을 제공한다. 이러한 기술은 주로 불량 여부 판별, 수요 예측, 설비 고장 예측 등 비교적 정형화된 문제 해결에 활용되어 왔다. 최근 2~3년 사이 생성형 AI 기술이 등장하면서 제조업 자동화의 새로운 전환점이 형성되고 있다. 생성형 AI는 이미지나 텍스트 등 비정형적이고 복합적인 데이터를 학습하여, 단순한 실행이나 예측을 넘어 새로운 결과를 생성하고 판단을 지원할 수 있다. 이를 통해 자동화의 범위는 기존의 공정 제어 수준을 넘어 운영, 기획, 설계 영역까지 확장되고 있다.⁸⁾

이와 같은 자동화의 확대는 근로자의 역할에 변화를 초래하는 동시에 고용의 양에도 영향을 미쳐 왔다. 기술 발전이 일자리를 전면적으로 소멸시키지 않는다는 역사적 경험이 축적되어 왔음에도 불구하고, 산업용 로봇과 같은 자동화 설비가 제조업 전반에 확산되면서 기술 실업에 대한 논쟁은 본격화되었다. 제조업 생산현장에서 노동자는 직접적인 손노동을 통해 제품을 생산하는 역할에서 점차 벗어나, 기계를 설정·운영하고 이를 유지·보수하며 감시하는 역할로 전환되기 시작하였다. 이후 IT를 비롯한 디지털 기술이 생산공정에 접목되면서, 노동자에게는 단순한 설비 조작을 넘어 공정의

/types-of-automation-systems-in-manufacturing/; The Evolution of Industrial Automation, <https://biai.ca/the-evolution-of-industrial-automation/>

7) The Evolution of Automation in Manufacturing, <https://www.met-eg.org/post/the-evolution-of-automation-in-manufacturing>

8) SIEMENS(2025. 2. 27.), “AI in manufacturing: Transforming engineering, production and supply chains”, <https://blogs.sw.siemens.com/tecnomatix/ai-in-manufacturing-transforming-engineering-production-and-supply-chains/>

상태를 분석하고 상황에 따라 판단을 내리는 역할이 점차 부여되었다.

최근 인공지능 기술의 확대는 이러한 변화를 한층 가속화하고 있다. AI 기반 자동화 환경에서 생산현장의 근로자는 데이터를 해석하고 시스템을 관리하며, 공정 전반의 효율성과 안정성을 제고하기 위한 개선 방안을 모색하는 문제해결자로서의 역할을 요구받고 있다.

이와 같이 자동화와 인공지능 기술의 확산은 제조업 생산현장에서 근로자의 역할과 고용 구조 전반에 변화를 야기하고 있다. 그러나 이러한 변화가 실제 현장에서 어느 정도로 나타나고 있는지, 그리고 자동화와 AI 활용 수준에 따라 근로자의 업무 내용과 고용에 어떠한 차이가 발생하고 있는지에 대해서는 실증적 분석이 충분하지 않은 상황이다. 이에 본 장에서는 한국의 대표적인 제조기업을 대상으로 설문조사를 실시하여, 제조업 생산공정에서의 AI 활용 실태를 살펴보고, 이러한 기술 도입이 생산 인력의 역할 변화와 고용에 미치는 영향을 분석하고자 한다.

제2절 연구방법

앞서 제4장과 마찬가지로 제조업 매출액 순위 200대 기업을 대상으로 설문조사와 심층인터뷰를 진행하였다.

먼저, 설문조사를 보면, 매출 순위 200대 기업의 리스트를 만들고 이들에게 조사에 응해 달라고 요청하였다. 업종, 기업 규모, 지역 등의 표본 할당은 하지 않았다. 생산기술을 포함한 제조와 직접적인 관련이 있는 부서의 과장급 이상의 직책을 가진 응답자들을 접촉하였다.

조사를 통해 제조공정에 인공지능이 활용되는 양상을 파악하기 위하여 다음의 조건을 사전에 조사하여 응답 사업체와 응답자를 제한하였다. 첫째, 제품 제조공정에 인공지능을 사용하고 있는지, 둘째, 응답자가 제품 제조공정에 인공지능을 도입하는 과정에 관여하는 업무를 수행하고 있는지 등을 사전질문으로 구성하였다.

설문조사는 2025년 11월 10일부터 12월 5일까지 약 한 달간 진행되었다.

최종적으로 사업장 단위로 102개 표본을 확보하였다. 앞서 연구개발 조사와 마찬가지로 예를 들어 삼성전자의 휴대폰 사업부와 반도체 사업부는 다른 회사처럼 취급하였다.

이어서 사례조사를 보면, 조사는 설문조사 응답자에게 인터뷰를 진행할 의사가 있는지 물었고, 그 결과 24개의 회사가 인터뷰에 응하겠다고 응답하였다. 인터뷰 요청을 한 결과, 수락한 기업을 대상으로 사례조사를 시행하였고 7개의 회사를 조사하여 분석하였다.

제3절 설문조사 분석 결과

1. 응답 표본 특성

분석에 사용한 표본은 총 102개이며, 업종별 분포는 <표 4-1>과 같다. 화학공업이 33.3%로 가장 많았으며, 경공업 11.8%, 기계금속 23.5%, 전기전자정밀 31.4%로 표본은 구성되었다. 이어서 기업규모별 분포를 보면, 1,000~3,000인 미만 사업체가 30.4%로 가장 많았고, 500인 미만 사업체가 3.9%, 500~1,000인 미만 12.7%, 3,000~5,000인 미만 15.7%, 5,000~7,000인 미만 2%, 7,000~10,000인 미만 5.9%, 10,000~15,000인 미만 5.9%, 15,000인 이상이 23.5%로 구성되었다.

<표 4-1> 표본의 업종별 분포

(단위: 개, %)

	사업체 수	비중
경공업	12	11.8
화학공업	34	33.3
기계금속	24	23.5
전기전자정밀	32	31.4
전 체	102	100.0

자료: 제조업의 인공지능 활용 실태조사 자료를 가공하여 저자 작성.

〈표 4-2〉 표본의 기업규모별 분포

(단위: 개, %)

	사업체 수	비중
500인 미만	4	3.9
500~1,000인 미만	13	12.7
1,000~3,000인 미만	31	30.4
3,000~5,000인 미만	16	15.7
5,000~7,000인 미만	2	2.0
7,000~10,000인 미만	6	5.9
10,000~15,000인 미만	6	5.9
15,000인 이상	24	23.5
전 체	102	100.0

자료: 제조업의 인공지능 활용 실태조사 자료를 가공하여 저자 작성.

2. 분석 결과

가. 인공지능 기술 활용 현황

사업체에서 어떠한 분야에 인공지능을 사용하고 있는지 조사하였다(표 4-3). 우선 본 조사의 주요 관심 대상인 제조공정에 인공지능을 사용하고 있는지 살펴보면, 조금 사용한다는 사업체가 46.1%로 가장 많고, 다음으로 전혀 사용하지 않는다는 사업체가 28.4%로 확인되었다.

이어서 제조공정의 인공지능 사용 활성화 수준을 다른 분야와 비교해 보았다. 사업체에서 인공지능을 가장 활용하지 않는 분야는 인사관리(4점 만점의 2.01)인 것으로 나타났다. 반면, 가장 활발하게 사용하는 분야는 제조공정(4점 만점의 2.69)이며, 이어서 제품 및 서비스 연구개발(2.44), 공급망 및 물류관리(2.35)에서 인공지능을 활발하게 사용하고 있는 것으로 확인된다. 제조업에서 인공지능은 제조공정에서 가장 활발하게 사용되고 있다고 볼 수 있다.

AI 기술을 테스트, 시범 운행 등이 아닌 실제 업무에 사용하기 시작한 시기를 물었다(표 4-4). 응답 사업체 중 64.4%가 2023년부터 AI 기술을 제조공

〈표 4-3〉 분야별 인공지능 활용 정도(4점 척도)

(단위: 개, %)

	평균	표준 편차	전혀 사용하지 않음		조금 사용함		꽤 사용함		매우 많이 사용함	
			N	%	N	%	N	%	N	%
			제조공정	2.69	0.67	0	0	44	43.1	46
사업기획	2.24	0.80	16	15.7	53	52.0	26	25.5	7	6.9
마케팅	2.18	0.76	18	17.6	52	51.0	28	27.5	4	3.9
공급망 및 물류관리	2.35	0.83	14	13.7	47	46.1	32	31.4	9	8.8
고객 관리	2.23	0.79	17	16.7	51	50.0	28	27.5	6	5.9
정보 보안	2.27	0.87	19	18.6	45	44.1	29	28.4	9	8.8
회계 및 재무관리	2.04	0.83	29	28.4	44	43.1	25	24.5	4	3.9
제품 및 서비스 연구개발 등	2.44	0.83	11	10.8	46	45.1	34	33.3	11	10.8
인사관리	2.01	0.81	29	28.4	47	46.1	22	21.6	4	3.9

자료: 제조업의 인공지능 활용 실태조사 자료를 가공하여 저자 작성.

〈표 4-4〉 AI 활용 시작 시기

(단위: 개, %)

	N	%
2000	1	1.0
2010	1	1.0
2015	3	3.0
2016	1	1.0
2018	2	2.0
2019	4	4.0
2020	7	6.9
2021	5	5.0
2022	12	11.9
2023	24	23.8
2024	25	24.8
2025	16	15.8
전 체	101	100.0

자료: 제조업의 인공지능 활용 실태조사 자료를 가공하여 저자 작성.

정에 사용하기 시작하였다고 응답하였다. 자세하게 보면, 2023년 23.8%, 2024년 24.8%, 2025년 15.8%이며, 응답 사업체 중 다수의 사업체가 2023년부터 본격적으로 AI를 제조공정에 사용하였다고 볼 수 있다. 업종별로 구분하여 살펴봐도 업종 간 차이는 없으며, 2023년부터 본격적으로 AI를 제조공정에 사용하고 있는 것으로 나타난다.

사업체에 AI 도입 전략을 물었다(표 4-5). 전략은 크게 두 가지로 볼 수 있다. 하나는 하향식(top-down) 전략으로 경영진과 본사 주도로 AI를 설계하고 각 부분에 내리는 방식으로 진행이고, 또 하나는 상향식(bottom-up) 전략으로 현장의 근로자나 부서 단위에서 필요를 인식해서 AI를 자발적으로 실험하고 확산하는 방식이다. 이 중 어떠한 전략에 가까운지 물었고, 5점 척도를 기준(1점은 하향식 전략에 가까운, 5점은 상향식 전략에 가까운)으로 2.75 값이 확인되었다. 이는 사업체들이 하향식 전략을 사용하고 있는 것을 의미한다. 업종별로 보면, 경공업(2.50)과 화학공업(2.59), 전기·전자·정밀(2.78)은 하향식 전략에 가까운 것으로 확인되며, 이와 달리 기계·금속(3.08)은 상향식 전략을 지향하고 있는 것으로 나타난다.

경공업과 화학공업, 전기·전자·정밀 업종은 공정의 표준화 수준이 높고, 대량생산 체계가 비교적 안정적으로 구축되어 있는 경우가 많다. 특히 화학공업은 연속공정 중심의 장치산업적 성격을 가지며, 전기·전자·정밀 업종 역시 공정 간 연계성이 강하고 품질 관리의 일관성이 중요하다. 이러

〈표 4-5〉 AI 도입 전략(5점 척도)

(단위: 개, %)

		N	최소	최대	평균	표준편차
전 체		102	1	5	2.75	1.13
업종	경공업	12	1	5	2.50	1.09
	화학공업	34	1	5	2.59	1.26
	기계금속	24	1	5	3.08	0.88
	전기전자정밀	32	1	5	2.78	1.16

자료: 제조업의 인공지능 활용 실태조사 자료를 가공하여 저자 작성.

한 업종에서는 생산공정 전반의 최적화와 안정적 운영이 핵심 과제로 작용하기 때문에, 기업 차원의 전략적 판단에 따라 AI나 자동화 기술을 일괄적으로 도입·확산하는 하향식 접근이 상대적으로 용이하다. 또한 대규모 설비 투자와 시스템 통합이 필수적인 특성상, 현장 단위의 자율적 실험보다는 경영진 주도의 계획적 도입이 선호되는 경향이 있다.

반면, 기계·금속 업종은 다품종 소량생산, 주문 맞춤형 생산 비중이 높고, 공정 구성과 작업 방식이 제품과 고객 요구에 따라 유연하게 변화하는 특성을 지닌다. 개별 공정과 작업자의 숙련도가 생산성과 품질에 미치는 영향이 상대적으로 크며, 공정 표준화 수준도 업종 전반에서 상대적으로 낮은 편이다. 이러한 환경에서는 현장 작업자가 공정의 문제를 인식하고 개선 아이디어를 제안하는 방식의 기술 도입이 효과적으로 작동할 가능성이 크다. 이에 따라 기계·금속 업종에서는 현장 중심의 문제 해결과 점진적 개선을 중시하는 상향식 전략이 보다 적합한 선택으로 나타난 것으로 해석된다.

종합하면, 공정의 표준화·연속성이 높은 업종일수록 하향식 전략이, 공정의 다양성과 유연성이 큰 업종일수록 상향식 전략이 상대적으로 선호되는 경향이 확인되며, 이는 업종별 생산구조와 기술 도입 여건의 차이를 반영한 결과로 볼 수 있다.

사업체에서 직접적으로 구성원의 디지털 기술 활용 역량을 높이기 위하여 교육을 제공하는지 알아보았다(표 4-6). 대상별로 살펴보면, 가장 활발하게 교육을 제공하는 대상은 사무일반직(42%)인 것으로 나타났으며, 이어서 부서장, 팀장(28.2%)과 IT인력(25.5%)에게 교육을 제공하는 것으로 나타났다. 반면, 생산직에게 교육을 제공하는 사업체는 13.3% 정도 밖에 되지 않는데, 다른 대상과 비교하여 디지털 기술 활용 역량 교육이 가장 제한적으로 이루어진다고 볼 수 있다. 업종별로 보면, 생산직을 대상으로 디지털 기술 활용 역량 교육을 가장 많이 제공하는 업종은 전기·전자·정밀(41.7%)인 것으로 나타났으며, 다음으로 화학공업(29.2%)에서 생산직을 대상으로 하는 역량 향상 교육이 진행되고 있다고 볼 수 있다.

전기·전자·정밀 업종은 공정 자동화 수준이 높고, 설비와 시스템의 복잡성이 큰 산업이다. 그래서 생산 과정에서 디지털 기술과 정보시스템의 활용도가 매우 높은 특징을 가진다. 이로 인해 생산직 근로자 역시 설비의 단

〈표 4-6〉 디지털 기술 활용 역량 교육 대상(복수응답)

(단위: 개, %)

		경영진		부서장, 팀장		사무 일반직		생산직		IT 인력	
		N	%	N	%	N	%	N	%	N	%
전 체		30	16.6	51	28.2	76	42	24	13.3	46	25.5
업종	경공업	5	16.7	7	13.7	10	13.2	3	12.5	4	8.7
	화학공업	9	30.0	20	39.2	24	31.6	7	29.2	17	37.0
	기계금속	4	13.3	7	13.7	16	21.1	4	16.7	7	15.2
	전기전자정밀	12	40.0	17	33.3	26	34.2	10	41.7	18	39.1

자료: 제조업의 인공지능 활용 실태조사 자료를 가공하여 저자 작성.

순 조작을 넘어 공정 데이터 확인, 이상 징후 인식, 디지털 인터페이스 활용 등의 역량이 필요하다. 현장 근로자의 디지털 기술 활용 역량은 생산성뿐만 아니라 품질 안정성과 직결되기 때문에 기업 차원에서 체계적인 교육 제공의 필요성이 다른 업종과 비교하여 상대적으로 크게 나타난 것으로 볼 수 있다. 화학공업 역시 연속공정과 대규모 장치 설비를 기반으로 운영되는 산업으로, 공정 안전성과 안정적 운영이 핵심 과제이다. 센서와 제어 시스템을 통해 실시간으로 수집되는 공정 데이터를 해석하고, 이상 상황에 대응하는 능력이 생산직 근로자에게 중요하게 요구된다. 이에 따라 디지털 시스템에 대한 이해와 활용 능력을 제고하기 위한 교육이 일정 수준 이상 제공되고 있는 것으로 해석된다. 다만 공정의 변화 가능성이 상대적으로 제한적이라는 특성으로 인해, 교육 제공 비중은 전기·전자·정밀 업종보다는 다소 낮게 나타난 것으로 볼 수 있다.

AI와 관련한 조직의 분위기를 알아보자(표 4-7). 첫째, AI 활용을 장려하는 분위기 조성은 3.81점으로 AI 활용을 장려하는 분위기가 어느 정도 조성되어 있다고 볼 수 있다. 둘째, AI 관련 교육이 정기적으로 이루어지는지는 3.20점으로 수준이 높지 않지만 교육훈련이 이루어지는 편이라고 볼 수 있다. 셋째, IT, 생산, 품질 부서 간 AI 협업 체계가 구축되어 있는 정도는 3.03점으로 부서 간의 AI 기술을 바탕으로 하는 생산이 이루어지기 위한 협업체계는 아직 구축되어 있다고 보기 어렵다. 넷째, AI 관련 성과와 실패 사례 조

〈표 4-7〉 조직문화(5점 척도)

(단위: 개, %)

문화	평균	표준 편차	전혀 그렇지 않음		그렇지 않음		보통		그려함		매우 그려함	
			N	%	N	%	N	%	N	%	N	%
AI 관련 교육이 정기적으로 이루어진다.	3.20	1.00	6	5.9	14	13.7	46	45.1	26	25.5	10	9.8
AI 시스템 운영에 대한 표준업무절차가 마련되어 있다.	2.75	1.00	11	10.8	28	27.5	43	42.2	15	14.7	5	4.9
IT, 생산, 품질 부서 간 AI 협업체계가 구축되어 있다.	3.03	0.90	7	6.9	32	31.4	36	35.3	26	25.5	1	1.0
AI 관련 성과와 실패 사례가 조직 내 공유된다.	2.82	0.93	7	6.9	32	31.4	36	35.3	26	25.5	1	1.0
AI 활용을 장려하는 분위기가 조성되어 있다.	3.81	0.93	3	2.9	3	2.9	28	27.5	44	43.1	24	23.5

자료: 제조업의 인공지능 활용 실태조사 자료를 가공하여 저자 작성.

직 내 공유는 2.82점으로 사업체들에서 AI에 관한 서로의 경험이 잘 공유되고 있다고 볼 수 없다. 다섯째, AI 시스템 운영에 대한 표준업무절차 마련은 2.75점으로 사업체들에서 AI를 체계적이고 안정적으로 사용하기 위한 준비는 아직 되어 있지 않다고 볼 수 있다.

종합하여 보면, 현재 기업들은 전반적으로 AI 활용에 대한 인식과 수용도는 일정 수준에 도달하였다고 볼 수 있다. 그러나 이를 뒷받침할 수 있는 조직적 기반은 아직 구축되어 있지 않다고 볼 수 있다. AI 활용을 장려하는 분위기는 비교적 형성되어 있으나, 정기적인 교육훈련, 부서 간 협업 체계, 성과 및 실패 사례의 공유, 표준화된 운영 절차 등은 상대적으로 낮은 수준에 머물러 있기 때문이다.

특히 AI 활용의 효과가 생산공정 전반으로 확산되기 위해서는 개별 부서나 담당자 중심의 활용을 넘어, 조직 내 협업 구조와 학습 메커니즘이 함께

구축될 필요가 있다. 그러나 본 조사 결과는 AI 관련 지식과 경험이 조직 내부에서 체계적으로 축적·공유되기보다는, 제한된 범위에서 단편적으로 활용되고 있음을 보여준다. 이는 향후 AI 도입의 성과가 일시적이거나 특정 부서에 국한될 가능성을 내포한다. 향후 제조업 현장에서 AI 활용을 실질적으로 확산시키기 위해서는 기술 도입 자체뿐만 아니라, 교육훈련 체계 강화, 부서 간 협업 촉진, 운영 절차의 표준화, 그리고 실패 경험을 포함한 학습 문화의 정착을 함께 고려하는 정책적·조직적 지원이 요구된다.

제조공정을 구분하여 인공지능을 어느 공정에 적용하고 있고, 어떠한 수준으로 AI를 사용하고 있는지 조사하였다(표 4-8). 먼저, 인공지능을 많이 적용하고 있는 공정은 품질검사 및 불량예측, 로봇 등 자동화 기기 제어, 기계, 설비, 장비 예지보전이라고 볼 수 있다. 이와 반대로 인공지능을 적용하지 않는 공정은 작업자 성과관리(33.3%), 작업자 위험 감지 등 안전보건 관리(22.5%), 에너지 관리 및 최적화(20.6%), 원자재, 부품 수급관리(19.6%) 등으로 나타났다.

인공지능을 적용하고 있는 공정을 중심으로 AI 활용 수준을 살펴보면, 품질검사 및 불량예측 공정에서는 데이터를 분석·예측하여 의사결정을 지원하는 단계에 있는 사업체가 39.2%로 가장 많았으며, 다음으로 데이터 수집 및 시각화 단계에 있는 사업체가 38.2%로 많이 확인되었다. 로봇 등 자동화 기기 제어 공정의 경우, 데이터 수집 및 시각화 단계에 있는 사업체가 44.1%로 가장 많았고, 데이터를 분석·예측하여 의사결정을 지원하는 단계에 있는 사업체도 30.4%로 나타났다. 기계·설비·장비의 예지보전 공정에서는 전체 사업체의 48.0%가 데이터 수집 및 시각화 단계에 있는 것으로 확인되었다. 한편, 품질검사 및 불량예측 공정의 경우 AI가 스스로 판단·실행하고 피드백 학습을 수행하는 단계에 있는 사업체가 12.7%, 여러 AI가 상호 협력하여 공정 전체를 최적화하는 단계에 있는 사업체가 3.9%로 확인되었다. 이를 종합하면, 제조공정 중 품질검사 및 불량예측 공정에서 AI 활용의 빈도와 수준이 가장 높다고 볼 수 있다.

이와 함께 향후 3년 이내 인공지능 활용 수준의 확대 가능성을 살펴보았다(표 4-9). 현재(2025년)와 향후 3년 내 인공지능 활용 수준을 비교한 결과, 모든 공정에서 AI 활용 수준이 전반적으로 상향될 것으로 예상되고 있다. 현

〈표 4-8〉 현재(2025년) 인공지능 사용 분야와 수준(사용하지 않음 제외, 4점 척도)

(단위: 개, %)

	평균	표준 편차	AI 사용하지 않음		데이터 수집 및 시각화		데이터 분석 및 예측하여 의사결정 지원		AI 스스로 판단, 실행, 피드백 학습 수행		여러 AI가 상호 협력하여 공정 전체 최적화	
			N	%	N	%	N	%	N	%	N	%
품질검사 및 불량예측	1.8	0.8	6	5.9	39	38.2	40	39.2	13	12.7	4	3.9
생산계획 및 스케줄링	1.5	0.7	19	18.6	49	48.0	28	27.5	5	4.9	1	1.0
기계, 설비, 장비 예지보전	1.5	0.6	12	11.8	49	48.0	36	35.3	5	4.9	0	0
원자재, 부품 수급관리	1.4	0.6	20	19.6	57	55.9	22	21.6	2	2.0	1	1.0
로봇 등 자동화 기기 제어	1.7	0.9	11	10.8	45	44.1	31	30.4	10	9.8	5	4.9
물류, 재고관리	1.5	0.7	18	17.6	51	50.0	26	25.5	5	4.9	2	2.0
에너지 관리 및 최적화	1.6	0.7	21	20.6	44	43.1	31	30.4	4	3.9	2	2.0
작업자 위험 감지 등 안전보건 관리	1.6	0.7	23	22.5	44	43.1	25	24.5	9	8.8	1	1.0
작업자 성과 관리	1.4	0.6	34	33.3	41	40.2	25	24.5	1	1.0	1	1.0

자료: 제조업의 인공지능 활용 실태조사 자료를 가공하여 저자 작성.

〈표 4-9〉 전체 향후 3년 내 인공지능 사용 분야와 수준(4점 척도)

(단위: 개, %)

	평균	표준 편차	데이터 수집 및 시각화		데이터 분석 및 예측하여 의사결정 지원		AI 스스로 판단, 실행, 피드백 학습 수행		여러 AI가 상호 협력하여 공정 전체 최적화	
			N	%	N	%	N	%	N	%
품질검사 및 불량예측	2.6	0.8	6	5.9	39	38.2	42	41.2	15	14.7
생산계획 및 스케줄링	2.5	0.8	10	9.8	45	44.1	38	37.3	9	8.8
기계, 설비, 장비예지보전	2.5	0.8	11	10.8	38	37.3	44	43.1	9	8.8
원자재, 부품 수급관리	2.4	0.9	14	13.7	43	42.2	34	33.3	11	10.8
로봇 등 자동화 기기 제어	2.6	0.9	12	11.8	38	37.3	31	30.4	21	20.6
물류, 재고관리	2.5	0.9	13	12.7	38	37.3	36	35.3	15	14.7
에너지 관리 및 최적화	2.5	0.9	13	12.7	34	33.3	41	40.2	14	13.7
작업자 위험 감지 등 안전보건 관리	2.5	0.8	11	10.8	43	42.2	38	37.3	10	9.8
작업자 성과 관리	2.3	0.9	20	19.6	43	42.2	31	30.4	8	7.8

자료: 제조업의 인공지능 활용 실태조사 자료를 가공하여 저자 작성.

재는 다수의 공정에서 데이터 수집 및 시각화 단계 또는 데이터 분석·예측을 통한 의사결정 지원 단계에 사업체가 집중되어 있으나, 향후에는 보다 고도화된 활용 단계로의 이동이 뚜렷하게 나타난다. AI가 스스로 판단·실행하고 피드백 학습을 수행하는 수준으로의 고도화뿐만 아니라, 여러 AI가 상호 협력하여 공정 전체를 최적화하는 수준으로의 발전에 대해서도 공정별 차이는 존재하나, 상당히 높은 수준의 확대가 이루어질 것으로 예상하고 있는 것으로 볼 수 있다. 그리고 현재 AI를 사용하지 않거나 또는 데이터 수집 및 시각화 정도 수준의 공정들에서도 데이터 분석 및 예측하여 의사결정을 지원하는 수준으로 AI가 활용될 것이라는 응답이 확인되어, 3년 이내 제조공정에서 AI 기술은 굉장히 빠른 속도로 발전할 것으로 볼 수 있다.

이어서 업종별로 구분하여 인공지능을 어느 공정에 적용하고 있고, 어떠한 수준으로 AI를 사용하고 있는지 조사하였다. 현재 경공업에서 어떠한 분야에 인공지능을 어떠한 수준에서 사용하고 있는지 살펴보자(표 4-10). 대부분 분야에서 인공지능을 사용하고 있지만, 작업자 성과관리(50%), 작업자 위험 감지 등 안전보건 관리(33.3%), 에너지관리 및 최적화(33.3%)에 인공지능을 사용하지 않는 사업체가 있는 것으로 확인되었다.

인공지능을 적용하고 있는 공정을 중심으로 AI 활용 수준을 살펴보면, 대부분의 분야에서 데이터가 수집되고 시각화되는 단계에 있는 것으로 나타났다. 몇몇 분야의 경우 AI 활용 수준이 좀 더 높게 확인되는데, 기계, 설비, 장비 예지보전의 경우 AI가 과거 데이터를 분석하고 예측하여 사람의 의사결정을 지원하고 있는 수준인 것으로 나타났다(50%). 그리고 품질검사 및 불량예측(16.7%)과 로봇 등 자동화 기기제어(25%) 분야에서 AI가 스스로 판단하고 실행하며, 피드백 학습을 수행하는 수준까지 AI를 사용하고 있는 것으로 나타났다.

분석 결과를 종합하면, 현재 경공업에서 인공지능 기술은 전반적인 생산 공정에 걸쳐 부분적으로 도입되고 있으나, 활용 범위와 수준 모두에서 아직 초기 단계라고 볼 수 있다. 그러나 설비를 가지고 주로 생산하는 경공업의 경우 설비의 안정성과 제조업의 기본인 품질 관리와 같은 생산성과 직결되는 핵심 분야를 중심으로 점진적으로 AI 기술 활용의 고도화가 이루어지고 있다고 볼 수 있다.

〈표 4-10〉 경공업 인공지능 사용 분야와 수준

(단위 : 개, %)

	AI 사용하지 않음		데이터 수집 및 시각화		데이터 분석 및 예측하여 의사결정 지원		AI 스스로 판단, 실행, 피드백 학습 수행		여러 AI가 상호 협력하여 공정 전체 최적화	
	N	%	N	%	N	%	N	%	N	%
품질검사 및 불량예측	2	16.7	5	41.7	3	25.0	2	16.7	0	0.0
생산계획 및 스케줄링	2	16.7	6	50.0	4	20.6	0	0.0	0	0.0
기계, 설비, 장비 예지보전	3	25.0	3	25.0	6	50.0	0	0.0	0	0.0
원자재, 부품 수급관리	2	16.7	8	66.7	8	16.7	0	0.0	0	0.0
로봇 등 자동화 기기 제어	3	25.0	4	33.3	2	16.7	3	25.0	0	0.0
물류, 재고관리	2	16.7	6	50.0	4	33.3	0	0.0	0	0.0
에너지 관리 및 최적화	4	33.3	5	41.7	2	16.7	1	8.3	0	0.0
작업자 위험 감지 등 안전보건 관리	4	33.3	5	41.7	3	25.0	0	0.0	0	0.0
작업자 성과 관리	6	50.0	2	16.7	3	25.0	1	8.3	0	0.0

자료 : 제조업의 인공지능 활용 실태조사 자료를 가공하여 저자 작성.

향후 3년 이내 인공지능 활용 수준의 확대 가능성도 살펴보았다(표 4-11). 현재(2025년)와 향후 3년 내 인공지능 활용 수준을 비교해 보면, 모든 공정에서 AI 활용 수준이 전반적으로 상향될 것으로 예상된다. 현재는 다수의 공정에서 데이터 수집 및 시각화 단계에 집중되어 있으나, 모든 분야에서 3년 이내에 여러 AI가 상호 협력하여 공정 전체를 최적화하는 수준까지 발전할 것이라는 예상이 확인된다.

현재 화학공업에서 어떠한 분야에 인공지능을 어떠한 수준에서 사용하고 있는지 살펴보자(표 4-12). 대부분 분야에서 인공지능을 사용하고 있지만, 작업자 성과관리(35.3%), 작업자 위험 감지 등 안전보건 관리(29.4%), 에너

〈표 4-11〉 경공업 향후 3년 내 인공지능 사용 분야와 수준

(단위: 개, %)

	데이터 수집 및 시각화		데이터 분석 및 예측하여 의사결정 지원		AI 스스로 판단, 실행, 피드백 학습 수행		여러 AI가 상호 협력하여 공정 전체 최적화	
	N	%	N	%	N	%	N	%
품질검사 및 불량예측	0	0.0	5	41.7	5	41.7	2	16.7
생산계획 및 스케줄링	0	0.0	6	50.0	4	33.3	2	16.7
기계, 설비, 장비 예지보전	1	8.3	4	33.3	5	41.7	2	16.7
원자재, 부품 수급관리	1	8.3	6	50.0	3	25.0	2	16.7
로봇 등 자동화 기기 제어	2	16.7	5	41.7	2	16.7	3	25.0
물류, 재고관리	1	8.3	3	25.0	6	50.0	2	16.7
에너지 관리 및 최적화	2	16.7	3	25.0	5	41.7	2	16.7
작업자 위험 감지 등 안전보건 관리	1	8.3	6	50.0	3	25.0	2	16.7
작업자 성과 관리	3	25.0	3	25.0	5	41.7	1	8.3

자료: 제조업의 인공지능 활용 실태조사 자료를 가공하여 저자 작성.

지 관리 및 최적화(23.5%)에 인공지능을 사용하지 않는 사업체가 있는 것으로 확인되었다.

인공지능을 적용하고 있는 공정을 중심으로 AI 활용 수준을 살펴보면, 대부분의 분야에서 데이터가 수집되고 시각화되는 단계에 있는 것으로 나타났다. 몇몇 분야의 경우 AI 활용 수준이 좀 더 높게 확인되는데, 품질검사 및 불량예측의 경우 AI가 과거 데이터를 분석하고 예측하여 사람의 의사결정을 지원하고 있는 수준인 것으로 나타났다(41.2%). 그리고 품질검사 및 불량예측(8.8%)과 로봇 등 자동화 기기제어(8.8%) 분야에서 AI가 스스로 판단하고 실행하며, 피드백 학습을 수행하는 수준까지 AI를 사용하고 있는 것으로 나타났다.

〈표 4-12〉 화학공업 인공지능 사용 분야와 수준

(단위 : 개, %)

	AI 사용하지 않음		데이터 수집 및 시각화		데이터 분석 및 예측하여 의사결정 지원		AI 스스로 판단, 실행, 피드백 학습 수행		여러 AI가 상호 협력하여 공정 전체 최적화	
	N	%	N	%	N	%	N	%	N	%
품질검사 및 불량예측	3	8.8	12	35.3	14	41.2	3	8.8	2	5.9
생산계획 및 스케줄링	9	26.5	17	50.0	7	20.6	1	2.9	0	0.0
기계, 설비, 장비 예지보전	5	14.7	15	44.1	12	35.3	2	5.9	0	0.0
원자재, 부품 수급관리	10	29.4	18	52.9	5	14.7	1	2.9	0	0.0
로봇 등 자동화 기기 제어	6	17.6	17	50.0	7	20.6	3	8.8	1	2.9
물류, 재고관리	9	26.5	19	55.9	5	14.7	0	0.0	1	2.9
에너지 관리 및 최적화	8	23.5	16	47.1	8	23.5	0	0.0	2	5.9
작업자 위험 감지 등 안전보건 관리	10	29.4	11	32.4	7	20.6	6	17.6	0	0.0
작업자 성과 관리	12	35.3	16	47.1	6	17.6	0	0.0	0	0.0

자료 : 제조업의 인공지능 활용 실태조사 자료를 가공하여 저자 작성.

분석 결과를 종합하면, 앞서 경공업과 마찬가지로 화학공업에서 인공지능 기술은 전반적인 생산공정에 걸쳐 부분적으로 도입되고 있으나, 활용 범위와 수준 모두에서 아직 초기 단계라고 볼 수 있다. 화학공업은 연속공정과 대규모 장치 설비를 중심으로 운영되는 산업으로, 공정 안정성과 설비 신뢰성이 무엇보다 중요하기 때문에 기술 도입에 좀 더 보수적인 특성을 보인다고 볼 수 있다.

향후 3년 이내 인공지능 활용 수준의 확대 가능성도 살펴보았다. 현재 (2025년)와 향후 3년 내 인공지능 활용 수준을 비교해 보면, 모든 공정에서 AI 활용 수준이 전반적으로 상향될 것으로 예상된다. 현재는 다수의 공정에서 데이터 수집 및 시각화 단계에 집중되어 있으나, 모든 분야에서 3년 이내

〈표 4-13〉 화학공업 향후 3년 내 인공지능 사용 분야와 수준

(단위: 개, %)

	데이터 수집 및 시각화		데이터 분석 및 예측하여 의사결정 지원		AI 스스로 판단, 실행, 피드백 학습 수행		여러 AI가 상호 협력해 공정 전체 최적화	
	N	%	N	%	N	%	N	%
품질검사 및 불량예측	3	8.8	11	32.4	13	38.2	7	20.6
생산계획 및 스케줄링	5	14.7	16	47.1	11	32.4	2	5.9
기계, 설비, 장비 예지보전	7	20.6	9	26.5	16	47.1	2	5.9
원자재, 부품 수급 관리	9	26.5	11	32.4	11	32.4	3	8.8
로봇 등 자동화 기기 제어	7	20.6	12	35.3	7	20.6	8	23.5
물류, 재고관리	7	20.6	13	38.2	10	29.4	4	11.8
에너지 관리 및 최적화	5	14.7	10	29.4	13	38.2	6	17.6
작업자 위험 감지 등 안전보건 관리	5	14.7	11	32.4	14	41.2	4	11.8
작업자 성과 관리	9	26.5	14	41.2	8	23.5	3	8.8

자료: 제조업의 인공지능 활용 실태조사 자료를 가공하여 저자 작성.

에 여러 AI가 상호 협력하여 공정 전체를 최적화하는 수준까지 발전할 것이라는 예상이 확인되며, 특히, 품질검사 및 불량예측(20.6%), 로봇 등 자동화 기기 제어(23.5%) 등 분야에서 AI 수준이 꾸준히 높아질 것으로 볼 수 있다.

현재 기계금속 업종에서 어떠한 분야에 인공지능을 어떠한 수준에서 사용하고 있는지 살펴보자(표 4-14). 대부분 분야에서 인공지능을 사용하고 있지만, 생산계획 및 스케줄링(20.8%), 작업자 위험 감지 등 안전보건관리(20.8%), 작업자 성과 관리(25%)에 인공지능을 사용하지 않는 사업체가 있는 것으로 확인되었다.

인공지능을 적용하고 있는 공정을 중심으로 AI 활용 수준을 살펴보면, 절

〈표 4-14〉 기계금속 인공지능 사용 분야와 수준

(단위 : 개, %)

	AI 사용하지 않음		데이터 수집 및 시각화		데이터 분석 및 예측하여 의사결정 지원		AI 스스로 판단, 실행, 피드백 학습 수행		여러 AI가 상호 협력하여 공정 전체 최적화	
	N	%	N	%	N	%	N	%	N	%
품질검사 및 불량 예측	1	4.2	8	33.3	11	45.8	3	12.5	1	4.2
생산계획 및 스케줄링	5	20.8	11	45.8	5	20.8	2	8.3	1	4.2
기계, 설비, 장비 예지보전	1	4.2	16	66.7	7	29.2	0	0.0	0	0.0
원자재, 부품 수급관리	3	12.5	14	58.3	7	29.2	0	0.0	0	0.0
로봇 등 자동화 기기 제어	1	4.2	11	45.8	10	41.7	1	4.2	1	4.2
물류, 재고관리	3	12.5	11	45.8	7	29.2	3	12.5	0	0.0
에너지 관리 및 최적화	3	12.5	9	37.5	11	45.8	1	4.2	0	0.0
작업자 위험 감지 등 안전보건 관리	5	20.8	7	29.2	11	45.8	1	4.2	0	0.0
작업자 성과 관리	6	25.0	7	29.2	11	45.8	0	0.0	0	0.0

자료 : 제조업의 인공지능 활용 실태조사 자료를 가공하여 저자 작성.

반 정도의 분야에서 데이터가 수집되고 시각화되는 수준에 있는 것으로 확인되며, 나머지 분야에서 과거 데이터를 분석 및 예측하여 의사결정을 지원하고 있는 것으로 나타났다. 과거 데이터를 분석하고 이를 바탕으로 예측하여 의사결정을 지원하는 분야는 품질검사 및 불량예측(45.8%), 로봇 등 자동화 기기 제어(41.7%), 에너지관리 및 최적화(45.8%), 작업자 위험 감지 등 안전보건 관리(45.8%), 작업자 성과 관리(45.8%) 등이다.

결과를 종합하여 보면, 다른 업종과 마찬가지로 AI 기술은 전반적인 생산 공정 전반에 걸쳐 일정 수준 도입되고 있다고 볼 수 있다. 그러나 분야별 AI 활용 수준의 차이가 나타나는데, 이는 업종의 특성이 반영된 결과라고 볼 수

있다. 생산계획 및 스케줄링이나 작업자 성과 관리 분야의 경우 이는 기계·금속 업종이 다품종 소량생산과 주문 맞춤형 생산 비중이 높고, 공정 구성과 작업 방식이 제품별로 상이하다는 특성과 관련된 결과로 해석할 수 있다. 이러한 환경에서는 표준화된 알고리즘 기반의 계획·관리 시스템을 일괄적으로 적용하는 데 제약이 존재할 수 있다. 그리고 몇몇 분야에서 과거 데이터를 분석하고, 이를 바탕으로 예측을 수행하여 사람의 의사결정을 지원하는 수준까지 활용이 진전된 것으로 나타나, 현장 의사결정을 보조하는 역할을 수행하고 있는 것으로 확인된다. 이는 기계·금속 업종에서 인공지능이 전면적인 자동화 수단으로 활용되기보다는, 현장 작업자의 판단과 숙련을 보완하는 보조적 도구로 도입되고 있음을 의미한다. 공정의 다양성과 불확실성

〈표 4-15〉 기계금속 향후 3년 내 인공지능 사용 분야와 수준

(단위: 개, %)

	데이터 수집 및 시각화		데이터 분석 및 예측하여 의사결정 지원		AI 스스로 판단, 실행, 피드백 학습 수행		여러 AI가 상호 협력하여 공정 전체 최적화	
	N	%	N	%	N	%	N	%
품질검사 및 불량예측	2	8.3	13	54.2	8	33.3	1	4.2
생산계획 및 스케줄링	3	12.5	11	45.8	9	37.5	1	4.2
기계, 설비, 장비 예지보전	1	4.2	13	54.2	8	33.3	2	8.3
원자재, 부품 수급관리	2	8.3	11	45.8	7	29.2	4	16.7
로봇 등 자동화 기기 제어	1	4.2	12	50.0	6	25.0	5	20.8
물류, 재고관리	3	12.5	8	33.3	7	29.2	6	25.0
에너지 관리 및 최적화	4	16.7	7	29.2	9	37.5	4	16.7
작업자 위험 감지 등 안전보건 관리	2	8.3	11	45.8	9	37.5	2	8.3
작업자 성과 관리	4	16.7	11	45.8	8	33.3	1	4.2

자료: 제조업의 인공지능 활용 실태조사 자료를 가공하여 저자 작성.

이 높은 업종 특성상, AI의 역할은 자율적 판단·실행보다는 현장 중심의 문제 해결과 의사결정을 지원하는 방향으로 형성되고 있는 것으로 볼 수 있다.

향후 3년 이내 인공지능 활용 수준의 확대 가능성도 살펴보았다(표 4-15). 현재(2025년)와 향후 3년 내 인공지능 활용 수준을 비교해 보면, 다른 업종과 비교하여 기계금속 업종에서의 인공지능 사용 분야와 수준의 확대는 크지 않다고 볼 수 있다. 모든 분야에서 여러 AI가 상호 협력하여 공정 전체 최적화 수준까지 갈 것이라고 예상하는 사업체들이 존재하지만 다른 업종과 비교하여 그 수가 많지 않으며, 다소 현재의 수준에 머물 것이라고 예상한다고 볼 수 있다.

〈표 4-16〉 전기전자정밀 인공지능 사용 분야와 수준

(단위: 개, %)

	AI 사용하지 않음		데이터 수집 및 시각화		데이터 분석 및 예측하여 의사결정 지원		AI 스스로 판단, 실행, 피드백 학습 수행		여러 AI가 상호 협력하여 공정 전체 최적화	
	N	%	N	%	N	%	N	%	N	%
품질검사 및 불량예측	0	0.0	14	43.8	12	37.5	5	15.6	1	3.1
생산계획 및 스케줄링	3	9.4	15	46.9	12	37.5	2	6.3	0	0.0
기계, 설비, 장비 예지보전	3	9.4	15	46.9	11	34.4	3	9.4	0	0.0
원자재, 부품 수급관리	5	15.6	17	53.1	8	25.0	1	3.1	1	3.1
로봇 등 자동화 기기 제어	1	3.1	13	40.6	12	37.5	3	9.4	3	9.4
물류, 재고관리	4	12.5	15	46.9	10	31.3	2	6.3	1	3.1
에너지 관리 및 최적화	6	18.8	14	43.8	10	31.3	2	6.3	0	0.0
작업자 위험 감지 등 안전보건 관리	4	12.5	21	65.6	4	12.5	2	6.3	1	3.1
작업자 성과 관리	10	31.3	16	50.0	5	15.6	0	0.0	1	3.1

자료: 제조업의 인공지능 활용 실태조사 자료를 가공하여 저자 작성.

기계·금속 업종에서 향후 3년 이내 인공지능 활용 확대가 다른 업종에 비해 제한적으로 전망되는 것은 다품종 소량생산과 주문 맞춤형 생산 중심의 산업 구조, 그리고 현장 숙련에 대한 높은 의존도와 관련이 있다. 공정과 작업 방식이 제품별로 상이해 표준화와 데이터 구조화가 어렵고, 이에 따라 여러 AI 시스템을 연계한 공정 전체 최적화에는 제약이 존재한다. 또한 숙련 노동자의 판단이 생산성과 품질에 중요한 역할을 하는 환경에서는 AI가 자율적으로 공정을 제어하기보다는 의사결정을 보조하는 수준에 머무는 경향이 나타나며, 이로 인해 기업들은 AI 고도화의 기대 효과보다 도입 비용과 운영·적용상의 부담을 더 크게 인식하고 있는 것으로 해석할 수 있다.

현재 전기전자정밀 업종에서 어떠한 분야에 인공지능을 어떠한 수준에서 사용하고 있는지 살펴보자(표 4-16). 대부분 분야에서 인공지능을 사용하고

〈표 4-17〉 전기전자정밀 향후 3년 내 인공지능 사용 분야와 수준

(단위: 개, %)

	데이터 수집 및 시각화		데이터 분석 및 예측하여 의사결정 지원		AI 스스로 판단, 실행, 피드백 학습 수행		여러 AI가 상호 협력해 공정 전체 최적화	
	N	%	N	%	N	%	N	%
품질검사 및 불량예측	1	3.1	10	31.3	16	50.0	5	15.6
생산계획 및 스케줄링	2	6.3	12	37.5	14	43.8	4	12.5
기계, 설비, 장비 예지보전	2	6.3	12	37.5	15	46.9	3	9.4
원자재, 부품 수급관리	2	6.3	15	46.9	13	40.6	2	6.3
로봇 등 자동화 기기 제어	2	6.3	9	28.1	16	50.0	5	15.6
물류, 재고관리	2	6.3	14	43.8	13	40.6	3	9.4
에너지 관리 및 최적화	2	6.3	14	43.8	14	43.8	2	6.3
작업자 위험 감지 등 안전보건 관리	3	9.4	15	46.9	12	37.5	2	6.3
작업자 성과 관리	4	12.5	15	46.9	10	31.3	3	9.4

자료: 제조업의 인공지능 활용 실태조사 자료를 가공하여 저자 작성.

있으며, 작업자 성과 관리(31.3%)에서 인공지능을 사용하지 않는 사업체가 많은 것으로 확인된다.

AI 활용 수준을 살펴보면, 전반적으로는 데이터 수집과 시각화 단계에 머물러 있는 사업체가 가장 많지만, 동시에 다수의 사업체에서 과거 데이터를 분석하고 이를 바탕으로 예측을 수행하여 의사결정을 지원하는 수준까지 AI 활용이 진전된 것으로 확인된다. 이는 전기·전자·정밀 업종이 공정 데이터의 축적과 활용 여건이 비교적 잘 갖추어져 있어, 분석·예측 중심의 AI 활용이 다른 업종에 비해 용이하다는 점을 반영한 결과로 볼 수 있다. 특히 로봇 등 자동화 기기 제어 분야에서는 일부 사업체에서 여러 인공지능 시스템이 상호 협력하여 공정 전체를 최적화하는 수준까지 AI를 활용하고 있는 사례(9.4%)도 확인된다. 이는 고정밀·고속 생산과 자동화 설비의 연계가 중요한 전기·전자·정밀 업종의 특성상, 인공지능 기반의 지능형 자동화가 가장 앞서 시도되고 있는 업종 중 하나임을 시사한다.

〈표 4-18〉 업종별·분야별 수준 변화

	경공업		화학공업		기계금속		전기전자정밀	
	현재	3년 후	현재	3년 후	현재	3년 후	현재	3년 후
품질검사 및 불량예측	1.70	2.75	1.84	2.71	1.87	2.33	1.78	2.78
생산계획 및 스케줄링	1.40	2.67	1.36	2.29	1.63	2.33	1.55	2.63
기계, 설비, 장비 예지보전	1.67	2.67	1.55	2.38	1.30	2.46	1.59	2.59
원자재, 부품 수급관리	1.20	2.50	1.29	2.24	1.33	2.54	1.48	2.47
로봇 등 자동화 기기 제어	1.89	2.50	1.57	2.47	1.65	2.63	1.87	2.75
물류, 재고관리	1.40	2.75	1.32	2.32	1.62	2.67	1.61	2.53
에너지 관리 및 최적화	1.50	2.58	1.54	2.59	1.62	2.54	1.54	2.50
작업자 위험 감지 등 안전보건 관리	1.38	2.50	1.79	2.50	1.68	2.46	1.39	2.41
작업자 성과 관리	1.83	2.33	1.27	2.15	1.61	2.25	1.36	2.38

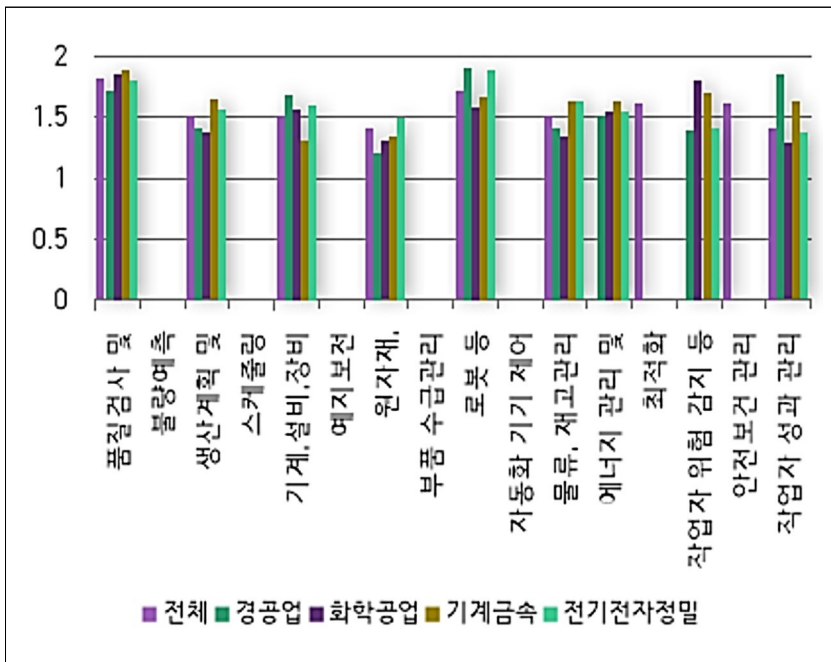
자료: 제조업의 인공지능 활용 실태조사 자료를 가공하여 저자 작성.

향후 3년 이내 인공지능 활용 수준의 확대 가능성도 살펴보았다(표 4-17). 현재(2025년)와 향후 3년 내 인공지능 활용 수준을 비교해 보면, 다른 업종과 마찬가지로 인공지능 사용 분야와 수준의 확대는 계속해서 일어날 것으로 볼 수 있으며, 대부분 분야에서 AI가 스스로 판단하고 실행하며 피드백 학습을 수행하는 수준으로 발전할 것이라는 예상이 확인된다.

마지막으로, 분야별 기술 활용 수준의 변화를 업종별로 비교하여 한 표로 나타내었으며(표 4-18), 현재 인공지능 수준과 향후 3년 내 인공지능 활용 수준 변화는 [그림 4-1] 및 [그림 4-2]와 같다.

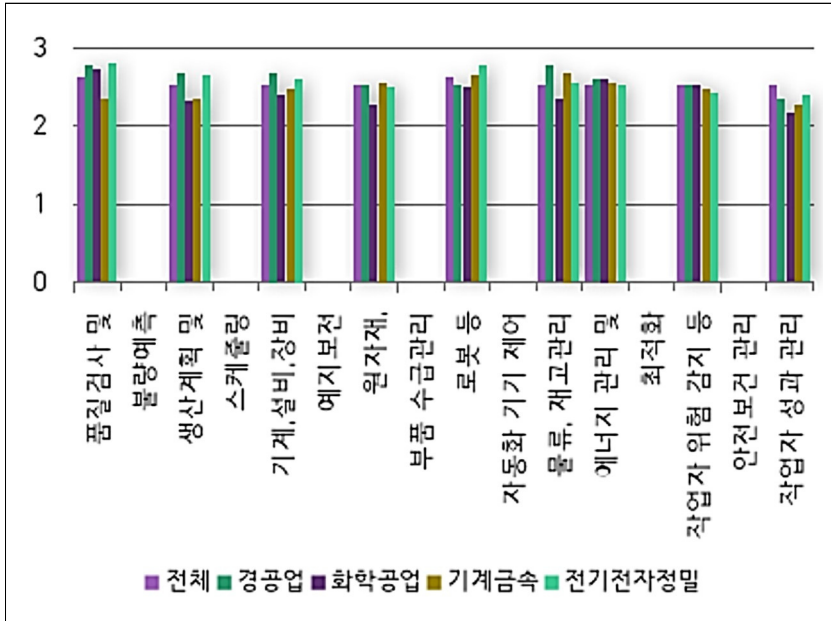
사업체들이 제조공정에 인공지능을 활용하기 위해 어느 정도 투자하고 있는지 살펴보았다. 2025년 기준 응답 사업체의 매출액 대비 인공지능 투자 규모는 5.26%인 것으로 나타났다. 매출액 대비 인공지능 투자 규모는 계속해서 증가하고 있다고 볼 수 있다. 그러나 사업체마다 편차는 적게는 2%에서 많게는 10% 이상 확인된다.

[그림 4-1] 현재 인공지능 사용 분야와 수준



자료 : 제조업의 인공지능 활용 실태조사 자료를 가공하여 저자 작성.

[그림 4-2] 향후 3년 내 인공지능 사용 분야와 수준



자료: 제조업의 인공지능 활용 실태조사 자료를 가공하여 저자 작성.

〈표 4-19〉 매출액 대비 인공지능 투자 규모

(단위: %, 매출액대비 비율)

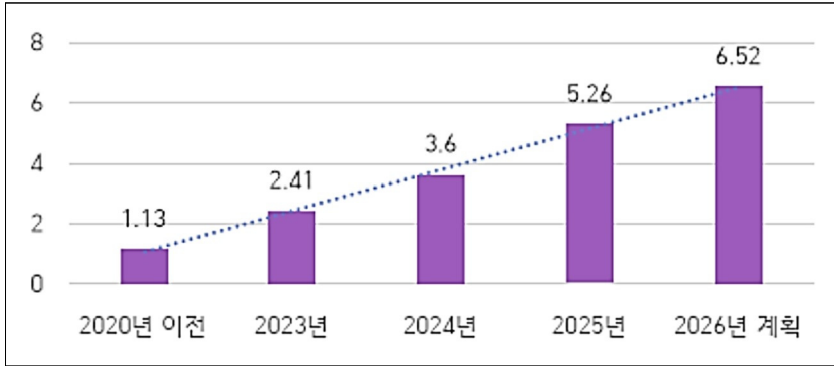
시기	최소	최대	평균	표준편차
2020년 이전	0.00	20.00	1.13	2.84
2023년	0.00	20.00	2.41	4.38
2024년	0.00	30.00	3.60	6.23
2025년	0.00	50.00	5.26	9.28
2026년 계획	0.00	60.00	6.52	10.74

자료: 제조업의 인공지능 활용 실태조사 자료를 가공하여 저자 작성.

제조공정에 AI 기술을 적용하는 방침을 보면(표 4-20), 빨리 적용하려 하지만, 투자에는 소극적인 사업체가 46.1%로 가장 많이 확인되었으며, 다음으로 빨리 적용하려고 많은 투자를 하는 사업체가 38.2%로 확인되었다. 이는 제조공정에 대한 인공지능 적용 전략이 사업체마다 큰 차이를 보이는 결과이다. 업종별로 보면, 경공업, 화학공업은 인공지능을 빨리 적용하려고 하

[그림 4-3] 투자 규모 변화

(단위 : %, 매출액대비 비율)



자료 : 제조업의 인공지능 활용 실태조사 자료를 가공하여 저자 작성.

<표 4-20> 제조공정의 AI 기술 적용 방침

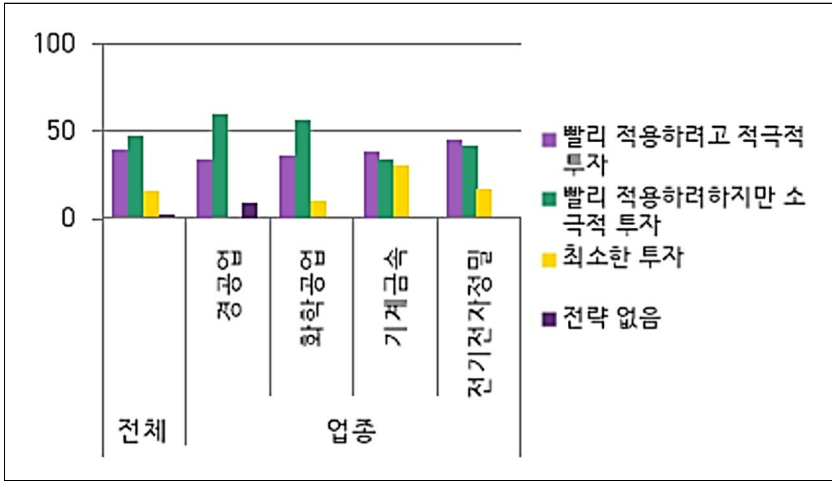
(단위 : 개, %)

		빨리 적용하려고 많은 투자를 함		빨리 적용하려 하지만, 투자에 대해서는 소극적		급하거나 중요하지 않고, 최소한 투자		전략 없음	
		N	%	N	%	N	%	N	%
전 체		39	38.2	47	46.1	15	14.7	1	1.0
업 종	경공업	4	33.3	7	58.3	0	0.0	1	8.3
	화학공업	12	35.3	19	55.9	3	8.8	0	0.0
	기계금속	9	37.5	8	33.3	7	29.2	0	0.0
	전기전자정밀	14	43.8	13	40.6	5	15.6	0	0.0

자료 : 제조업의 인공지능 활용 실태조사 자료를 가공하여 저자 작성.

지만, 투자에 대해서는 소극적인 사업체가 가장 많은 것으로 확인되어 전체와 경향은 유사하다고 볼 수 있다. 이와 달리 기계금속 업종(37.5%)과 전기전자정밀 업종(43.8%)은 빨리 적용하려고 하며, 많은 투자를 하는 사업체가 약간 더 많은 것으로 나타난다. 이는 앞서 살펴본 분야별 인공지능 도입 수준 결과를 설명하는 것으로 기계금속과 전기전자정밀 업종의 경우 많은 투자를 하려는 적용 방침에 따라 인공지능 투자를 하고 있으며, 이것이 각 분야별 높은 수준의 결과로 나타나고 있다고 볼 수 있다.

[그림 4-4] 업종별 AI 적용 방침



자료: 제조업의 인공지능 활용 실태조사 자료를 가공하여 저자 작성.

제조공정에 AI 기술을 확대하는 방향을 보면(표 4-21), 기존 AI 기술을 생산계획, 품질관리, 공급망 등 다른 공정으로 심화(기술 수직전개)하고 있는 사업체가 34.3%로 가장 많았고, 이어서 특정 공정에서 성과를 낸 AI 기술을 다른 부서, 라인, 제품군으로 확대 적용(기술 수평전개)하고 있는 사업체가 30.4%로 확인되었다. 기술의 적용 범위를 확장하고 공정 간 연계를 동시에 추진하는 전략적 고도화 단계(수직전개+수평전개)에 있는 사업체도 14.7%로 확인되었다. 그러나 전개 전략에 대한 명확한 방향 설정이 없는 사업체도 20.3%로 나타났다. 업종별로 보면, 기술의 수평 전개 경향이 확인되는 업종은 경공업(41.7%)이고, 기술의 수직 전개 경향이 확인되는 업종은 화학공업(35.3%), 전기전자정밀(37.5%)인 것으로 나타났다.

결과를 종합하면, 제조업 내 인공지능 기술 확대 속도는 업종별로 뚜렷한 차이를 보이는 것으로 평가할 수 있다. 경공업은 특정 공정에서 성과를 낸 인공지능 기술을 다른 부서나 라인, 제품군으로 빠르게 확산하는 수평적 전개 비중이 높아 단기적인 적용 범위 확대 속도는 비교적 빠른 편으로 나타난다. 반면 화학공업과 기계금속 업종은 생산계획, 품질관리 등 공정 흐름을 따라 인공지능을 점진적으로 심화하는 수직적 전개가 중심을 이루고 있어, 기술 확산 속도는 상대적으로 완만하지만 공정 통합의 안정성과 지속성

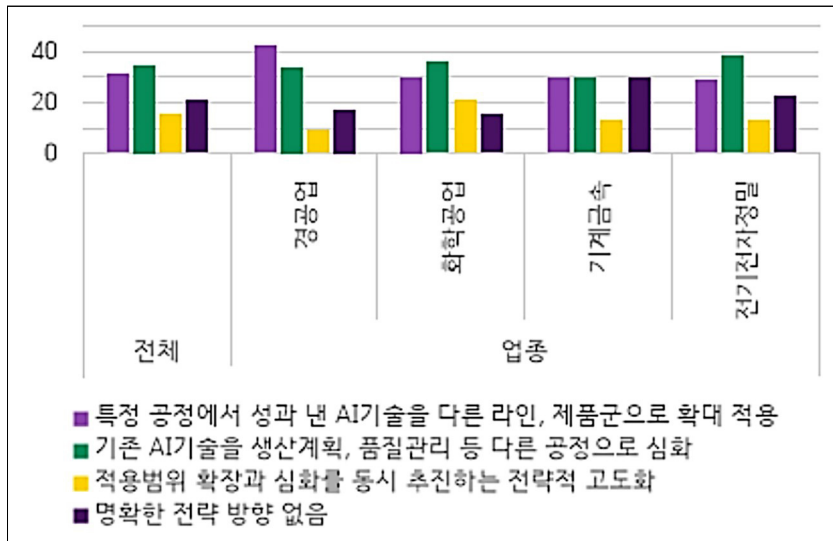
〈표 4-21〉 제조공정의 AI 기술 확대 방향

(단위 : 개, %)

		특정 공정에서 성과 낸 AI 기술을 다른 라인, 제품군으로 확대 적용		기존 AI 기술을 생산계획, 품질관리 등 다른 공정으로 심화		적용 범위 확장과 심화를 동시 추진하는 전략적 고도화		명확한 전략 방향 없음	
		N	%	N	%	N	%	N	%
전 체		31	30.4	35	34.3	15	14.7	21	20.3
업 종	경공업	5	41.7	4	33.3	1	8.3	2	16.7
	화학공업	10	29.4	12	35.3	7	20.6	5	14.7
	기계금속	7	29.2	7	29.2	3	12.5	7	29.2
	전기전자정밀	9	28.1	12	37.5	4	12.5	7	21.9

자료 : 제조업의 인공지능 활용 실태조사 자료를 가공하여 저자 작성.

[그림 4-5] 업종별 AI 확대 방향



자료 : 제조업의 인공지능 활용 실태조사 자료를 가공하여 저자 작성.

은 높은 특징을 보인다. 전기전자정밀 업종은 수직적 전개 비중이 높고 전략적 고도화 단계에 진입한 사업체도 확인되어, 인공지능 기술 확대 속도와 고도화 가능성이 가장 높은 업종으로 평가된다. 다만 전개 전략이 명확하지

않은 사업체도 일정 비중 존재하는 만큼, 업종 전반의 인공지능 확산 속도는 기업 간 이질성을 함께 고려할 필요가 있다.

제조공정에 사용하는 AI 기술의 수준을 평가하였다. 제조업에 AI를 통한 혁신을 강조하고 있는 중국과 미국을 기준으로 업계의 AI 기술 수준을 평가하였다. 먼저, 미국과 기술 수준을 비교해 보면, 47.1%의 사업체들이 제조공정에 사용하는 AI 기술이 미국 제조업과 비교하여 다소 뒤쳐져 있다고 평가하였으며, 23.5% 사업체가 매우 뒤쳐져 있다고 평가하였다. 업종별로도 전체와 응답 경향은 유사하다. 이어서 중국과 기술 수준을 비교해 보면, 42.2%의 사업체들이 제조공정에 사용하는 AI 기술이 중국 제조업과 비교하여 다소 뒤쳐져 있다고 평가하였으며, 22.5% 사업체가 매우 뒤쳐져 있다고 평가하였다. 업종별로 보면, 기계금속을 제외하고 응답 경향이 유사하다. 기계금속의 경우 제조공정에 사용하는 AI 기술이 중국과 유사하다는 응답이 33.3%로 가장 많이 확인된다.

종합하면, 국내 제조업은 미국과 중국에 비해 전반적으로 AI 기술 수준이 뒤쳐져 있다고 인식하는 경향이 우세한 것으로 나타난다. 특히, 중국의 결과를 주목할 필요가 있다. 중국은 최근 제조업 전반에서 인공지능과 디지털 기술을 적극적으로 도입하며 빠른 추격을 보이고 있는데, 국내 기업들이 이러한 변화를 체감하고 있음을 의미한다. 특히 다수의 사업체가 중국과의 기술 격차 역시 존재한다고 인식하고 있다는 점은, 국내 제조업이 글로벌 AI 경쟁

〈표 4-22〉 제조공정의 AI 기술 미국과 비교

(단위: 개, %)

		매우 뒤쳐져 있음		다소 뒤쳐져 있음		유사함		다소 앞서 있음		매우 앞서 있음	
		N	%	N	%	N	%	N	%	N	%
전 체		24	23.5	48	47.1	19	18.6	7	6.9	4	3.9
업종	경공업	5	41.7	4	33.3	3	25.0	0	0.0	0	0.0
	화학공업	9	25.7	18	51.4	3	8.6	3	8.6	2	5.7
	기계금속	6	31.6	7	36.8	2	10.5	4	21.1	0	0.0
	전기전자정밀	4	12.5	19	59.4	7	21.9	0	0.0	2	6.3

자료: 제조업의 인공지능 활용 실태조사 자료를 가공하여 저자 작성.

〈표 4-23〉 제조공정의 AI 기술 중국과 비교

(단위: 개, %)

		매우 뒤처져 있음		다소 뒤처져 있음		유사함		다소 앞서 있음		매우 앞서 있음	
		N	%	N	%	N	%	N	%	N	%
전 체		23	22.5	43	42.2	20	19.6	13	12.7	3	2.9
업 종	경공업	6	50.0	5	41.7	1	8.3	0	0.0	0	0.0
	화학공업	7	20.6	18	52.9	5	14.7	3	8.8	1	2.9
	기계금속	5	20.8	6	25.0	8	33.3	5	20.8	0	0.0
	전기전자정밀	5	15.6	14	43.8	6	18.8	5	15.6	2	6.3

자료: 제조업의 인공지능 활용 실태조사 자료를 가공하여 저자 작성.

구도 속에서 압박을 받고 있음을 시사한다. 국내 제조업이 AI 기술을 도입·활용하고 있음에도 불구하고, 글로벌 선도국 대비 기술 수준과 활용 성숙도 측면에서 앞서고 있지 못하는 현실을 보여주는 결과이다.

나. 인공지능 기술 활용으로 인한 노동시장의 변화

제조공정에 AI를 도입하는 분야의 과업들이 어떠한 특성을 가지고 있는지 살펴보았다. 제조공정에 AI를 도입하는 분야의 과업 특성을 살펴본 결과, 인공지능은 노하우와 경험이 중요한 과업에 가장 많이 활용되고 있는 것으로 나타났으며(2.75점), 이어서 고도의 인지능력과 문제해결력을 요구하는 과업에 주로 활용되고 있는 것으로 나타났다(2.73점). 이와 달리 인공지능을 가장 활용하지 못하는 과업은 육체적 노동강도가 높은 과업(2.53점)인 것으로 나타났다.

AI 활용은 전통적으로 인간의 경험과 숙련에 의존해 온 영역을 중심으로 이루어지고 있는 것으로 나타난다. 인공지능이 암묵적 지식의 일부를 정형화하고 표준화하는 도구로 활용되고 있음을 나타내며, 이는 숙련 노동자의 경험에 근거한 판단과 의사결정을 인공지능이 대신하는 방향으로 기술이 도입되고 있다는 것을 의미한다. 그리고 고도의 인지능력과 문제해결력을 요구하는 과업에서도 인공지능 활용이 상대적으로 높게 나타나는데, 이는

AI 기술은 단순 반복 작업을 넘어 공정 이상 탐지, 원인 분석, 최적화 제안 등 보다 복합적인 판단 영역에서 활용이 가능하다는 것을 의미한다. 종합하면, 제조공정에서 인공지능은 육체적 노동을 직접 대체하기보다는 숙련과

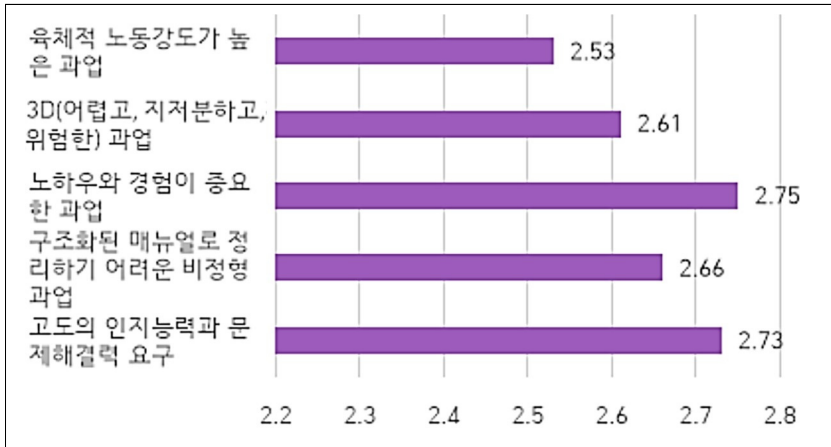
〈표 4-24〉 과업 특성(5점 척도)

(단위: 개, %)

	평균	표준 편차	전혀 그렇지 않음		그렇지 않음		그려함		매우 그려함	
			N	%	N	%	N	%	N	%
고도의 인지능력과 문제해결력 요구	2.73	0.65	2	2.0	33	32.4	58	56.9	9	8.8
구조화된 매뉴얼로 정리하기 어려운 비정형 과업	2.66	0.71	6	5.9	31	30.4	57	55.9	8	7.8
노하우와 경험이 중요한 과업	2.75	0.76	5	4.9	30	29.4	52	51.0	15	14.7
3D(어렵고, 지저분하고, 위험한) 과업	2.61	0.79	9	8.8	32	31.4	51	50.0	15	14.7
육체적 노동강도가 높은 과업	2.53	0.85	14	13.7	30	29.4	48	47.1	10	9.8

자료: 제조업의 인공지능 활용 실태조사 자료를 가공하여 저자 작성.

〔그림 4-6〕 인공지능 도입 분야의 과업 특성



자료: 제조업의 인공지능 활용 실태조사 자료를 가공하여 저자 작성.

경험, 인지적 판단이 요구되는 과업을 중심으로 인간 노동을 보완·지원하는 방식으로 활용된다고 볼 수 있다.

인공지능 도입 전과 비교하여 근로자가 수행하던 과업을 인공지능이 어느 정도 대체하는지 분야별로 확인하였다(표 4-25). 전반적으로 모든 분야에서 인공지능은 근로자가 수행하던 과업을 10% 이하 대체하는 것으로 나타났다으며, 다음으로는 11~30% 이하 과업을 대체하는 것으로 나타났다. 이 중 인공지능으로 인한 과업 대체 정도가 높은 분야는 품질검사 및 불량예측인 것으로 나타났다.

이어서 인공지능 도입 전과 비교하여 일하던 근로자 수는 어느 정도 감소하였는지 확인하였다(표 4-26). 전반적으로 모든 분야에서 인공지능 도입으로 인해 근로자 수 변화는 10% 이하 감소가 가장 많이 확인되었으며, 이어

〈표 4-25〉 과업 대체 정도(6점 척도)

(단위: 개, %)

	평균	표준 편차	0%		10% 이하		11~30% 이하		31~50% 이하		51~80% 이하		81~100%	
			N	%	N	%	N	%	N	%	N	%	N	%
			품질검사 및 불량예측	2.2	1.1	1	1.0	38	37.3	32	31.4	14	13.7	8
생산계획 및 스케줄링	2.1	1.1	5	4.9	38	37.3	21	20.6	13	12.7	5	4.9	1	1.0
기계, 설비, 장비 예지보전	2.1	1.0	5	4.9	39	38.2	28	27.5	7	6.9	9	8.8	2	2.0
원자재, 부품 수급관리	2.0	1.0	4	3.9	44	43.1	20	19.6	9	8.8	4	3.9	1	1.0
로봇 등 자동화 기기 제어	2.2	1.1	7	6.9	34	33.3	29	28.4	12	11.8	5	4.9	4	3.9
물류, 재고관리	2.1	1.0	5	4.9	35	34.3	24	23.5	17	16.7	1	1.0	2	2.0
에너지 관리 및 최적화	2.1	1.0	4	3.9	41	40.2	18	17.6	12	11.8	2	2.0	4	3.9
작업자 위험 감지 등 안전보건 관리	2.1	1.0	9	8.8	35	34.3	18	17.6	12	11.8	3	2.9	2	2.0
작업자 성과 관리	2.2	1.1	5	4.9	33	32.4	18	17.6	7	6.9	3	2.9	2	2.0

자료: 제조업의 인공지능 활용 실태조사 자료를 가공하여 저자 작성.

〈표 4-26〉 과업 대체로 인한 근로자 수 감소 정도

(단위: 개, %)

	평균	표준 편차	0%		10% 이하		11~30% 이하		31~50% 이하		51~80% 이하		81~100%	
			N	%	N	%	N	%	N	%	N	%	N	%
품질검사 및 불량예측	3.0	1.1	24	23.5	41	40.2	20	19.6	8	7.8	2	2.0	1	1.0
생산계획 및 스케줄링	2.7	1.1	23	22.5	41	40.2	10	9.8	5	4.9	3	2.9	1	1.0
기계, 설비, 장비 예지보전	2.8	1.1	23	22.5	40	39.2	21	20.6	4	3.9	1	1.0	1	1.0
원자재, 부품 수급관리	2.6	1.0	24	23.5	38	37.3	15	14.7	3	2.9	1	1.0	1	1.0
로봇 등 자동화 기기 제어	2.8	1.2	23	22.5	44	43.1	13	12.7	7	6.9	2	2.0	2	2.0
물류, 재고관리	2.8	1.0	23	22.5	43	42.2	12	11.8	3	2.9	2	2.0	1	1.0
에너지 관리 및 최적화	2.7	1.2	24	23.5	39	38.2	11	10.8	5	4.9	-	-	2	2.0
작업자 위험 감지 등 안전보건 관리	2.6	1.1	21	20.6	40	39.2	10	9.8	6	5.9	-	-	2	2.0
작업자 성과 관리	2.6	1.1	16	15.7	34	33.3	12	11.8	3	2.9	1	1.0	2	2.0

자료: 제조업의 인공지능 활용 실태조사 자료를 가공하여 저자 작성.

서 감소가 전혀 없는 것으로 나타났다. 앞서와 마찬가지로 이 중 인공지능으로 인한 근로자 수 감소 정도가 가장 높은 분야는 품질검사 및 불량예측인 것으로 나타났다.

현재 제조업에서 인공지능 도입은 과업 대체와 고용 감소를 동반하고 있으나 그 수준은 전반적으로 제한적이며, 특정 공정을 중심으로 선택적으로 나타나고 있다. 이는 인공지능이 제조업 고용을 전면적으로 축소시키기보다는, 공정별 특성에 따라 점진적이고 차별적인 영향을 미치고 있음을 시사한다.

그러나 현재의 결과를 조심스럽게 볼 필요는 있다. 전반적으로 제조공정에서 인공지능 활용 수준이 데이터 수집과 시각화 단계에 머물러 있다는 점은, 인공지능 도입에도 불구하고 근로자 수 감소가 제한적으로 나타난 이유

를 설명하는 중요한 요인이다. 데이터 수집 및 시각화 단계의 인공지능은 공정의 상태를 가시화하고 정보를 제공하는 역할에 주로 머물며, 실제 판단과 의사결정, 실행은 여전히 근로자가 담당하는 구조를 유지한다. 이러한 활용 방식에서는 인공지능이 근로자의 과업을 직접적으로 대체하기보다는, 업무 수행을 지원하는 보조적 도구로 기능하기 때문에 인력 수요의 변화가 크지 않게 나타날 가능성이 높다.

이어서 인력 감소가 일어났을 때 어떠한 조치를 하였는지 조사하였다(표 4-27). 47.5% 사업체가 동일한 사업장에서 타 부서로 전환하여 다른 업무 수행으로 고용을 유지한다고 응답하였다. 그다음 순위 응답도 고용을 유지한다는 답변이 확인된다. 그러나 7.3% 사업체는 권고사직이나 명예퇴직, 정리해고 등으로 감축을 진행하였다고 응답하였다.

앞서 살펴본 바와 같이, 제조공정에서 인공지능 활용 수준이 주로 데이터 수집과 시각화 단계에 머물러 있는 상황에서는 인력 감소가 전반적으로 제한적으로 나타난다. 이러한 맥락에서 인력 감소가 발생한 경우에 기업들이 어떠한 방식으로 대응하고 있는지를 살펴보면, 다수의 사업체가 고용을 유지하는 방향으로 대응하고 있음을 확인할 수 있다. 또한 전환 배치 외에도 고용을 유지하는 방식의 대응이 다수 확인되었는데, 이는 인공지능 도입이 단기적으로 인력 감축보다는 업무 재배치와 역할 조정을 동반하는 방향으로 이루어지고 있음을 시사한다. 즉, 기업들은 인공지능 도입으로 발생하는

〈표 4-27〉 감소 인력 조치(복수응답)

(단위: 개, %)

	N	%
동일한 사업장 내 타 부서 전환	39	47.6
동일한 사업장 내 이전과 동일한 업무수행으로 고용유지	19	23.8
같은 회사 내 타 사업장으로 전환배치	15	18.3
권고사직이나 명예퇴직, 정리해고 등 감축	6	7.3
기 타	3	3.7
전 체	82	100.0

자료: 제조업의 인공지능 활용 실태조사 자료를 가공하여 저자 작성.

일부 과업 축소를 인력 감축으로 직접 연결하기보다는, 기존 인력을 활용한 내부 조정을 통해 흡수하고 있는 것으로 해석할 수 있다. 그러나 이는 인공 지능 활용이 아직 초기 단계에 머물고 있기 때문으로도 볼 수 있다.

일부 사업체에서는 권고사직, 명예퇴직, 정리해고 등 인력 감축을 선택한 사례도 확인되었다. 비중은 상대적으로 낮지만, 이는 인공지능 도입이 특정 공정이나 과업을 중심으로 실제 고용 조정으로 이어질 가능성이 존재함을 보여준다.

이어서 기업들이 신입사원 채용은 어떻게 진행하고 있는지 살펴보았다(표 4-28). 우선, 전반적으로 70% 이상 기업에서 생산공정에 관련한 직종들의 신입채용을 진행한 것으로 나타났다. 채용을 진행하지 않은 직종을 보면, 품질검사원(32.4%)과 생산관리(34.3%)로 확인된다.

채용 규모의 변화를 보면, 전반적으로 2024년과 비교하여 신입직원 채용 규모는 감소하는 경향을 보인다고 볼 수 있다. 가장 많은 감소 정도가 확인되는 직종은 생산라인 작업자(매우 감소+감소=58.8%)와 설비조작운전원(매우 감소+감소=57.8%), 품질검사원(매우 감소+감소=50%)이며, 감소 정도가 가장 작은 직종은 품질관리(45.1%)이다.

종합하면, 기업들은 생산·설비 조작 인력의 신규 유입을 중심으로 채용 규모를 가장 적극적으로 조정하고 있는 것으로 보인다. 반면 품질검사 과정

〈표 4-28〉 신입직원 채용

(단위: 개, %)

	채용합		채용하지 않음		2024년 대비 채용규모							
					매우감소		감소		증가		매우 증가	
	N	%	N	%	N	%	N	%	N	%	N	%
생산라인 작업자	79	77.5	23	22.5	11	10.8	49	48.0	17	16.7	2	2.0
설비조작운전원	76	74.5	26	25.5	9	8.8	50	49.0	16	15.7	1	1.0
품질검사원	69	67.6	33	32.4	7	6.9	44	43.1	17	16.7	1	1.0
품질관리	73	71.6	29	28.4	10	9.8	36	35.3	26	25.5	1	1.0
생산기술	77	75.5	25	24.5	8	7.8	43	42.2	23	22.5	3	2.9
생산관리	67	65.7	35	34.3	8	7.8	41	40.2	17	16.7	1	1.0

자료: 제조업의 인공지능 활용 실태조사 자료를 가공하여 저자 작성.

에서 인공지능 활용이 확대됨에 따라 직접 품질 검사인원은 감소하지만, 여전히 품질 리스크 관리와 규제 및 고객 요구에 대한 대응의 중요성은 높다는 점에서 단순한 직접 검사 업무보다는 데이터 기반의 품질 분석과 해석 역량의 중요성이 오히려 강화되고 있다고 볼 수 있다. 직접 현장에서 육체적 노동을 요구하는 업무보다 이를 관리하는 업무의 중요성이 아직은 높다고 볼 수 있다.

기업이 인공지능을 활용하기 위해 AI 운영 인력의 중요성이 높아지고 있다. AI 운영 인력은 AI 시스템이 현장에서 제대로 돌아가도록 설계·관리·감독·개선하는 근로자라고 볼 수 있다. AI 운영 인력이 하는 일을 구분하여 각각 기업은 어떻게 인력을 공급하고 있는지 살펴보았다. 분야마다 차이는 있지만, 전반적으로 기업들은 AI 운영 인력을 내부에서 육성하고 있다고 볼 수 있다. 그러나 사업체 간 편차는 상당히 존재하는 것을 알 수 있다.

AI 운영 인력이 어디서 공급되는지 살펴보면, 생산현장 근로자인 라인 작업자(83.3%)와 설비 오퍼레이터(74.5%)가 AI 운영 인력으로 전환되는 경우는 높지 않다고 볼 수 있다.

우선 한 가지 해석은 앞선 분석에서 확인된 바와 같이, 다수의 기업에서 인공지능 활용 수준이 아직 데이터 수집·시각화 단계에 머물러 있는 상황에서는, 현장 근로자가 직접 AI를 운영·관리할 필요성이 상대적으로 크지 않다. 이에 기업들은 생산직 인력을 재교육하여 AI 운영 인력으로 전환하기 보다는 기존 IT·기술 인력이나 외부 전문 인력을 중심으로 AI 운영을 담당하도록 하는 경향을 보이고 있을 가능성이 있다.

〈표 4-29〉 AI 운영 인력 공급(100% 기준)

(단위 : %)

	외부 채용		내부 육성	
	평균	표준편차	평균	표준편차
데이터 수집 및 분석	23.7	32.4	76.3	32.4
AI 모델 개선	27.3	33.5	72.7	33.5
AI 학습	21.3	31.4	78.7	31.4
AI 활용법 매뉴얼 작성, 교육	31.5	40.1	68.6	40.1

자료 : 제조업의 인공지능 활용 실태조사 자료를 가공하여 저자 작성.

〈표 4-30〉 AI 운영 인력 전환 사례

(단위: 개, %)

	예		아니요	
	N	%	N	%
라인 작업자	17	16.7	85	83.3
설비 오퍼레이터	26	25.5	76	74.5

자료: 제조업의 인공지능 활용 실태조사 자료를 가공하여 저자 작성.

그리고 AI 운영 인력이 생산현장의 라인 작업자나 설비 오퍼레이터로부터 충분히 전환되지 않고 있는 이유는 인공지능 운영에 요구되는 역량과 기존 생산직 직무 간의 간극이 있기 때문이다. AI 운영 업무는 시스템 설정과 모니터링, 데이터 해석, 오류 진단, 공정 개선 제안 등 비교적 높은 수준의 디지털 이해와 분석 역량을 요구하는 반면, 생산현장 작업자와 설비 오퍼레이터의 기존 직무는 물리적 설비 조작과 공정 수행에 초점이 맞추어져 있는 경우가 많다. 이러한 직무 특성의 차이는 생산직 인력이 단기간 내 AI 운영 인력으로 전환되는 데 구조적 제약으로 작용할 가능성이 크다.

AI 운영 인력의 확보 정도를 보면, 응답 사업체 중 50%가 AI 운영 인력이 다소 부족한 편이라고 응답하였으며, 이어서 매우 부족하다고 응답한 사업체는 35.3% 확인된다. 업종별로 구분하여 살펴보면 전체와 응답 경향은 유사하다.

앞서 확인한 바와 같이, 제조업 현장에서 AI 활용은 점차 확대되고 있으나, 그 수준은 주로 데이터 수집·시각화 단계에 머물러 있고, 생산직 근로자가 AI 운영 인력으로 전환되는 비중 또한 낮게 나타났다. 이러한 상황에서 다수의 사업체가 AI 운영 인력이 부족하다고 인식하고 있다는 점은, AI 도입 속도에 비해 내부 인력의 재교육과 전환, 전문 인력 양성이 충분히 이루어지지 못하고 있음을 의미한다. 이는 향후 AI 활용 수준을 고도화하는 과정에서 인력 병목 현상이 발생할 가능성을 시사한다.

기업이 신입사원을 채용할 때 AI 관련한 역량 평가를 진행하는지 조사하였다(표 4-32). 품질관리(32.4%), 생산기술(42.2%), 생산관리(30.4%) 직종의 채용 시 AI 관련 역량 평가를 하는 사업체는 30% 이상이며, 이와 달리 생산라인 작업자(17.6%), 설비조작운전원(16.7%), 품질검사원(19.6%) 채용 시 AI

〈표 4-31〉 AI 운영 인력 부족 정도

(단위: 개, %)

		매우 부족함		다소 부족한 편임		적당함		다소 많은 편임		매우 많음	
		N	%	N	%	N	%	N	%	N	%
전 체		36	35.3	51	50.0	12	11.8	2	2.0	1	1.0
업종	경공업	4	33.3	7	58.3	1	8.3	0	0.0	0	0.0
	화학공업	12	35.3	16	47.1	4	11.8	2	5.9	0	0.0
	기계금속	8	33.3	12	50.0	4	16.7	0	0.0	0	0.0
	전기전자정밀	12	37.5	16	50.0	3	9.4	0	0.0	1	3.1

자료: 제조업의 인공지능 활용 실태조사 자료를 가공하여 저자 작성.

〈표 4-32〉 신입직원 채용 시 평가 항목

(단위: 개, %)

	AI 관련 역량 평가		평가하지 않음	
	N	%	N	%
생산라인 작업자	18	17.6	84	82.4
설비조작운전원	17	16.7	85	83.3
품질검사원	20	19.6	82	80.4
품질관리	33	32.4	69	67.6
생산기술	43	42.2	59	57.8
생산관리	31	30.4	71	69.6

자료: 제조업의 인공지능 활용 실태조사 자료를 가공하여 저자 작성.

관련 역량 평가를 하는 사업체는 20%도 되지 않는 것으로 나타났다.

이어서 직종을 구분하여 AI 인력 전환과 활용 가능성을 살펴보았다. 먼저, 직접 생산직 근로자들에 대해서 보면, AI 교육 필요성을 인식하는지에 보통이다 37.3%, 그렇다 33.3%가 확인된다. 그리고 AI 교육을 통해 직무 발전이나 승진 가능성을 기대하는지에 그렇다 35.3%, 보통이다 28.4%가 확인된다. 이와 달리 데이터 분석, 모델 해석 능력을 갖추고 있는지에 그렇지 않다 34.3%로 확인된다.

다음으로 간접 생산 근로자에 대하여 보면, AI 교육 필요성을 인식하는지

〈표 4-33〉 직접 생산 근로자의 AI 인력 전환과 활용 가능성

(단위 : 개, %)

	전혀 그렇지 않다		그렇지 않다		보통이다		그렇다		매우 그렇다	
	N	%	N	%	N	%	N	%	N	%
AI 교육 필요성을 인식하고 있다	4	3.9	15	14.7	38	37.3	34	33.3	11	10.8
AI 교육을 통해 직무 발전이나 승진 가능성을 기대하고 있다	8	7.8	27	26.5	29	28.4	36	35.3	2	2.0
데이터 분석·모델 해석 능력을 갖추고 있다	13	12.7	35	34.3	29	28.4	23	22.5	2	2.0

자료 : 제조업의 인공지능 활용 실태조사 자료를 가공하여 저자 작성.

〈표 4-34〉 간접 생산 근로자의 AI 인력 전환과 활용 가능성

(단위 : 개, %)

	전혀 그렇지 않다		그렇지 않다		보통이다		그렇다		매우 그렇다	
	N	%	N	%	N	%	N	%	N	%
AI 교육 필요성을 인식하고 있다	4	3.9	12	11.8	33	32.4	47	46.1	6	5.9
AI 교육을 통해 직무 발전이나 승진 가능성을 기대하고 있다	9	8.8	15	14.7	37	36.3	36	35.3	5	4.9
데이터 분석·모델 해석 능력을 갖추고 있다	7	6.9	20	19.6	42	41.2	26	25.5	7	6.9

자료 : 제조업의 인공지능 활용 실태조사 자료를 가공하여 저자 작성.

에 그렇다 46.1%, 보통이다 32.4%가 확인된다. 그리고 AI 교육을 통해 직무 발전이나 승진 가능성을 기대하는지에 보통이다 36.3%, 그렇다 35.3%가 확인된다. 데이터 분석, 모델 해석 능력을 갖추고 있는지에 보통이다 41.2%, 그렇다 25.5%로 확인된다.

결과를 해석하여 보면, AI 교육에 대한 인식과 동기는 존재하지만, 실제 AI 운영이나 활용으로 전환되기 위한 기초 역량은 충분히 축적되지 못한 상태임을 보여준다. 이러한 결과는 직접 생산직 근로자가 AI 인력으로 전환되

는 데 있어 가장 큰 제약 요인이 역량 격차에 있음을 시사한다고 볼 수 있다. 이에 반해 간접 생산 근로자는 이미 업무 과정에서 데이터와 정보시스템을 활용하는 경험을 축적해 왔다고 볼 수 있으며, 이로 인해 직접 생산 근로자보다 AI 인력 전환의 가능성이 좀 더 높다고 볼 수 있다.

종합하여 보면, 직접 생산직과 간접 생산직 모두 AI 교육의 필요성과 직무 발전 가능성에 대해서는 일정 수준의 공감대를 형성하고 있으나, 실제 AI 인력으로서의 전환 가능성은 간접 생산직에서 상대적으로 더 높게 나타난다. 이는 AI 운영 인력 부족 문제가 단순한 교육 의지의 문제가 아니라, 직종별로 상이한 역량 기반과 직무 특성에서 기인하고 있음을 시사하며, 향후 AI 인력 전환 정책과 교육훈련 설계 시 직종별 차별화된 접근이 필요함을 의미한다.

마지막으로, AI 사용 이전과 비교하여 사용 이후 기업에 어떠한 변화가 있었는지 살펴보았다(표 4-35). AI를 활용하여 생산하면서 기업이 느끼는 가장 큰 효과는 제품 품질 개선(3.76점)이며, 다음으로는 설비 생산성(3.73점), 노동 생산성(3.68점)이 확인된다. 전반적으로 인공지능 도입 전과 비교하여 악화되었다는 평가가 지배적인 항목은 없었지만, 도입 전과 비교하여 변화가 없다는 항목을 보면, ROI(변화 없음 46.1%), 납기 준수율(52.9%), 인력 부족률(55.9%), 인건비(47.1%), 근로시간(49%) 등이 확인된다.

인공지능 도입 전후의 변화를 종합적으로 살펴보면, 현재 제조업에서의 AI 활용은 기업 성과를 전반적으로 개선하는 방향으로 작용하고 있으나, 그 효과는 주로 생산성과 품질 측면에 집중되어 있는 것으로 해석할 수 있다. 특히 제품 품질 개선, 설비 생산성, 노동 생산성에서 비교적 높은 평가가 나타난 것은 인공지능이 공정 관리의 정밀도를 높이고, 불량 감소와 설비 운영 효율 향상에 기여하고 있음을 시사한다. 이는 AI가 생산 현장의 운영 효율성과 결과 품질을 개선하는 도구로 인식되고 있음을 보여준다.

반면 투자 대비 수익(ROI), 납기 준수율, 인건비 개선, 인력 수급 문제 해소 등 경영 여건 변화와 직접적인 관계가 아직은 없는 것으로 확인된다. 이는 현재 단계의 인공지능 활용이 생산 공정의 효율성과 품질 개선에는 일정한 성과를 내고 있으나, 비용 구조 개선에서 효과는 한계적이라는 것을 의미한다. 종합하면, 인공지능 도입의 효과는 단기적으로는 공정 품질과 생산

〈표 4-35〉 AI 성과 평가(5점 척도)

(단위: 개, %)

	평균	표준 편차	매우 악화		다소 악화		변화 없음		다소 개선		매우 개선	
			N	%	N	%	N	%	N	%	N	%
ROI	3.42	0.70	1	1.0	6	5.9	47	46.1	45	44.1	3	2.9
제품 품질	3.76	0.57	0	0	1	1.0	28	27.5	67	65.7	6	5.9
고객 만족도	3.58	0.59	0	0	1	1.0	45	44.1	52	51.0	4	3.9
납기 준수율	3.48	0.67	0	0	3	2.9	54	52.9	38	37.3	7	6.9
노동 생산성	3.68	0.65	0	0	4	3.9	31	30.4	61	59.8	6	5.9
설비 생산성	3.73	0.71	0	0	5	4.9	28	27.5	59	57.8	10	9.8
인력 부족률	3.29	0.71	0	0	10	9.8	57	55.9	30	29.4	5	4.9
근로자 육체적 노동강도	3.53	0.61	0	0	3	2.9	45	44.1	51	50.0	3	2.9
근로자 안전	3.58	0.70	0	0	4	3.9	43	42.2	47	46.1	8	7.8
인건비	3.52	0.59	0	0	2	2.0	48	47.1	49	48.0	3	2.9
근로시간	3.55	0.67	0	0	2	2.0	50	49.0	42	41.2	8	7.8

자료: 제조업의 인공지능 활용 실태조사 자료를 가공하여 저자 작성.

성 개선에 집중되어 나타나고 있으며, 투자 수익성이나 노동 조건 개선과 같은 성과는 아직 확인되지 않지만, 중장기적인 활용 수준 고도화 이후에 본격적으로 나타날 가능성이 크다.

제4절 사례조사 분석 결과

설문조사 분석 결과에 대한 이해를 돕기 위해서 사례조사를 실시하였다. 제조공정의 차이를 확인하기 위하여 경공업, 화학공업, 기계금속, 전기전자 정밀 업종을 모두 포함하여 사례조사를 실시하였으며, 최종 분석에 사용한 대상은 〈표 4-36〉과 같다.

〈표 4-36〉 사례조사 대상

		업종	제품	피면접자 소속	인터뷰 일시
1	A사	전자부품, 컴퓨터, 영상·음향 및 통신장비 제조업	디스플레이	IT혁신그룹	10/29
2	B사	전자부품, 컴퓨터, 영상·음향 및 통신장비 제조업	백색가전	생산기술원	10/23
3	C사	식품품 제조업	식품	품질관리팀	10/21
4	D사	전자부품, 컴퓨터, 영상·음향 및 통신장비 제조업	반도체	설비기술 연구소	12/26
5	E사	화학물질 및 화학제품 제조업	의료약품	품질기획부	12/24
6	F사	기타 운송장비 제조업	LNG선	LNG선 제작	12/24
7	G사	자동차 및 트레일러 제조업	자동차 부품	사업기획	12/24

자료: 저자 작성.

〈표 4-37〉은 주요 제조업체들이 생산 및 운영 과정에서 AI를 어떠한 영역에 활용하고 있는지를 보여준다. 전반적으로 AI는 품질 관리, 공정 최적화, 설비 운영 효율화 등 제조 공정의 핵심 기능을 보완·대체하는 수단으로 활용되고 있는 것으로 나타난다. 먼저 A사는 AI를 품질 수율 예측, 원재료 및 공정 품질 검사에 활용하고 있으며, 대규모 공정 파라미터 데이터를 AI와 결합하여 최적의 공정 조건을 도출하는 데 주력하고 있다. 이는 공정의 안정성을 높이고 불량 발생 가능성을 사전에 관리하기 위한 활용으로 볼 수 있다.

B사는 자재 수요 예측, 비전 검사, 스팟 용접 공정 등에 AI를 적용하고 있다. 특히 수요 예측과 생산 공정 자동화에 AI를 활용함으로써 생산 효율성과 운영의 정확성을 제고하는 데 중점을 두고 있다.

C사의 경우 AI 활용은 품질 관리와 설비 운영에 집중되어 있다. 원자재 이물 검사와 포장 불량 검사에 AI 비전 기술을 적용하고 있으며, 설비 예지보전 분야에서도 AI를 활용해 생산 중단 위험을 사전에 관리하고 있다. 이는 식품 제조업의 특성상 안전과 위생 관리가 중요한 과제로 작용하고 있음을 반영한다.

D사는 초기 불량 식별과 예측 등 최종 제품 품질 검사에 AI를 활용하고

있으며, 설비 유지보수 영역에서도 AI를 도입하고 있다. 이러한 활용은 대규모 생산 체계에서 품질 안정성과 설비 신뢰성을 확보하기 위한 전략으로 볼 수 있다.

E사는 AI를 공정 관리뿐 아니라 안전 및 의사결정 지원 영역까지 확대하여 활용하고 있다. GPT-4 기반 생성형 AI를 활용한 안전·위험성 평가 시스템을 구축해 작업 계획 수립 시 잠재적 위험요인을 자동으로 제안하고 있으며, 머신러닝을 통해 공정 이상 징후를 조기에 탐지하고 있다. 이와 함께 생산계획 및 인력 배치 최적화, 비전 검사 및 이물 판별 등 공정 전반에 AI를 적용하고 있다.

F사는 AI를 로봇 자동화와 디지털 생산 관리에 적극적으로 활용하고 있다. 자동 용접 로봇, 철판 가공 공정의 AI 기반 자동화, LNG선 보온재 투입 작업의 로봇화가 대표적이며, 디지털 생산센터를 통해 선박 건조 현황과 야드 관리를 수행하고 있다. 또한 스마트 시운전 센터를 통해 선박 운항 정보를 실시간으로 모니터링하고 원격으로 선박 상태를 진단·지원하는 등 AI 활용 범위를 생산 이후 단계까지 확장하고 있다.

G사는 AI를 품질 검사와 공정 안정화에 중점적으로 활용하고 있다. 어쿠스틱 AI 기반 품질 검사 시스템과 AI 비전 시스템을 통해 미세 결함을 감지하고 있으며, 공정 이상을 자동으로 탐지해 설비 정지 및 알림 기능을 수행하는 등 공정 신뢰성을 강화하고 있다.

종합하면, AI는 공통적으로 품질 검사 자동화, 공정 이상 탐지, 설비 운영 효율화 등 제조 공정의 안정성과 생산성 제고를 목적으로 활용되고 있는 것으로 나타난다. 그러나 AI 활용의 구체적 내용과 적용 범위는 산업 특성에 따라 차별적으로 나타난다. 전자·디스플레이 산업에서는 미세 결함 감지와 수율 개선 등 고정밀 품질 관리 중심의 활용이 두드러지는 반면, 식료품 산업에서는 이물 검사와 포장 불량 감지 등 안전·위생 관리 중심의 활용이 강조된다. 화학 산업은 안전·위험성 평가와 생산계획 최적화 등 관리·의사결정 지원 영역에서 AI 활용이 확대되고 있으며, 조선 산업의 경우 로봇 자동화와 디지털 생산 관리, 원격 모니터링 등 대규모·고위험 공정의 효율적 운영을 위한 활용이 중심을 이룬다. 이는 AI 기술 도입이 획일적으로 진행되기보다는 각 산업의 공정 구조와 위험 요인, 생산 방식에 대응하는 형

〈표 4-37〉 AI 전략과 주요 활용 분야

업체명	주요 AI 활용 분야
A사	- 품질 수율 예측, 원재료 품질, 공정품질 검사 - 설비의 조건을 잡기 위해 파라미터 대용량 데이터를 가지고 AI에 접목 시켜서 최적의 공정 조건 제시
B사	- 자재 수요 예측 - 비전 검사 - 스팟 용접
C사	- 원자재 이물 검사 AI 활용 - 포장 불량 검사 - 설비 예지보전 AI 적용
D사	- 초기 불량 식별, 예측 등 최종품 품질 검사 - 설비 유지보수
E사	- AI 기반 안전, 위험성 평가: GPT-4 기반 생성형 AI를 적용한 '위험성 안전 평가(SHE) 시스템'을 구축해, 작업 계획 입력 시 과거 사고·사례·규정 데이터를 학습한 AI가 잠재 위험요인을 자동 추천·제안 - 공정 이상 징후 조기 탐지: 머신러닝 통해서 온도, 압력, 습도 평소와 다른 징후 확인해서 예측 - 어드밴스 & 플래닝: 최적의 생산계획을 뽑아내고, 인력 배치도 제안 - 비전 검사, 이물 판단 등
F사	- 자동용접로봇: 야외 용접 탑재 론지 로봇, 경사로 용접 무레일 주행로봇 - 골절하고 철판 밴딩하는 과정에서 AI 공정화 - LNG선 보온재 투입 작업 로봇화 - 디지털 생산센터: 배 건조 현황 모니터링 등 야드 관리 - 선박운항 정보 모니터링 스마트시운전센터: 건조하는 시운전 선박의 장비별 성능, 연료 소모량, 문제점 등 모든 운항 정보를 수집해 실시간 모니터링, 기술 인력이 승선하지 않더라도 육상의 시운전센터에서 원격으로 선박 상태를 진단·대처 지원
G사	- 어쿠스틱 AI 기반 품질 검사 시스템 도입 - AI 기반 공정 최적화 솔루션 - AI 비전 시스템: 영상 센서와 AI 비전 알고리즘을 연동한 비디오 분석 시스템을 적용하여 미세 결함 감지 - 공정 이상을 자동으로 감지하고 설비 정지·알림

자료: 저자 작성.

태로 선택적으로 이루어지고 있기 때문이라고 볼 수 있다.

〈표 4-38〉은 제조업체들이 AI를 도입한 이후 나타난 성과를 정리한 것으로, AI 활용이 공정 효율성, 품질 개선, 생산량 증가 등 다양한 성과로 연결되고 있음을 보여준다. 다만 성과의 수준과 가시성은 기업별·산업별로 상이하게 나타난다.

A사는 AI 도입을 통해 전체 제조공정 시간이 대폭 단축되었으며, 전량 자동 검사 체제로 전환함에 따라 불량 및 결함 감지 정확성이 향상된 것으로 나타났다. 또한 공정 데이터 분석을 통한 수율 예측을 통해 라인 가동 시간이 증가하고 수율이 개선되는 성과를 거둔 것으로 보고되었다. 이는 AI 활

〈표 4-38〉 AI 활용과 성과

업체명	AI 활용과 성과
A사	- 전체 제조공정 시간 대폭 단축 - 전량 자동 검토택 체제 전환으로 불량, 고정 감지 정확성 향상 - 공정 데이터 분석 통한 수율 예측으로 라인 가동시간 증가, 수율 개선
B사	- 제품 불량률 20% 감소 - 검사 공정 시간 30% 단축 - 설비 이상으로 인한 라인 중단 횟수 크게 감소
C사	- 머신러닝 기반의 예측형 AI 성과 크지 않음 - 완제품 출하 소요시간 35분 수준으로 단축 - 600만 개 이상 생산으로 생산 물량 증가 - 생성형 AI 사용해서 불량 발생률 0.4ppm로 감소
D사	- 보안 문제 등의 우려로 최근 2~3년 사이 사용 확대 - 투자 비용 많이 들어 수익성 높다고 아직 판단하지 않음 - LLM 활용이 확산되면, 누구나 개발할 수 있고 활용할 수 있어서 효율성 개선될 것으로 기대
E사	- 가시적 성과 아직 없음 - 피지컬 AI가 되어야 효과 날 것으로 예상
F사	- 로봇 작업 속도 사람과 비교하여 작업속도 1/3 정도 한계 있음 - 용접 공정 경우 기존 대비 3배 수준 효율성 확보 - 5~10% 정도 생산량 증가
G사	- 1초에 1대 전수검사 실시로 검사 처리 속도와 정확성 증가 - 설비 가동률 증가

자료 : 저자 작성.

용이 공정 효율성과 품질 개선을 동시에 달성하는 데 기여하고 있음을 보여준다.

B사는 AI 도입 이후 제품 불량률이 약 20% 감소하고, 검사 공정 시간이 30% 단축되는 등 품질 및 공정 효율 측면에서 비교적 명확한 성과를 보였다. 아울러 설비 이상으로 인한 라인 중단 횟수가 크게 감소한 것으로 나타나, AI 활용이 생산 안정성 제고에도 기여하고 있는 것으로 평가된다.

C사의 경우 머신러닝 기반 예측형 AI의 성과는 제한적인 것으로 나타났으나, 생산 및 출하 공정에서는 일정 수준의 성과가 확인된다. 완제품 출하 소요 시간이 약 35분 수준으로 단축되었고, 생산 물량이 600만 개 이상으로 증가하였다. 특히 생성형 AI를 활용한 품질 관리에서 불량 발생률이 0.4ppm 수준으로 감소한 점은 식품 산업에서 AI 활용의 효과가 품질 관리 영역에서 보다 두드러질 수 있음을 시사한다.

D사는 최근 2~3년 사이 AI 활용을 확대하고 있으나, 보안 문제에 대한 우려와 높은 투자 비용으로 인해 아직까지 수익성이 높다고 판단하지는 않는 것으로 나타났다. 이는 대규모·고도화된 생산 환경에서 AI 도입 효과가 단기적으로 가시화되기 어려울 수 있음을 보여준다.

E사는 현재까지 AI 도입에 따른 가시적인 성과가 뚜렷하게 나타나지 않은 것으로 응답하였다. 이는 안전·위험성 평가 등 중장기적 효과가 기대되는 영역에서 AI가 활용되고 있어 단기간에 성과를 정량적으로 확인하기 어려운 특성과 관련된 것으로 해석된다.

F사의 경우 로봇 기반 작업의 속도는 여전히 사람 대비 약 1/3 수준에 머물러 있는 한계가 있으나, 용접 공정에서는 기존 대비 약 3배 수준의 효율성을 확보하였고, 전체적으로는 5~10% 정도의 생산량 증가가 나타난 것으로 보고되었다. 이는 조선업과 같이 대형·복합 공정이 중심인 산업에서는 AI 활용 성과가 공정별로 상이하게 나타날 수 있음을 보여준다.

G사는 AI 기반 전수 검사 체계를 통해 1초에 1대 수준의 검사 처리가 가능해졌으며, 검사 처리 속도와 정확성이 동시에 향상되고 설비 가동률도 증가한 것으로 나타났다. 이는 AI가 품질 검사 공정의 병목을 완화하고 생산 설비의 운영 효율을 제고하는 데 효과적으로 작용하고 있음을 보여준다.

AI 활용 성과에는 몇 가지 공통적인 경향이 확인된다. AI는 검사 공정 자

동화, 공정 시간 단축, 설비 운영 효율 제고 등을 통해 생산 과정의 효율성과 안정성을 높이는 방향으로 성과가 나타나고 있다. 다수의 기업에서 불량률 감소, 검사 속도 향상, 라인 가동률 증가와 같은 성과가 보고되었으며, 이는 AI가 제조 공정의 병목을 완화하고 품질 관리의 정밀도를 제고하는 데 기여하고 있음을 보여준다.

〈표 4-39〉는 AI 활용이 기업의 인력 운영 방식에 어떠한 변화를 초래하고 있는지를 보여준다. 전반적으로 AI 도입은 인력의 감축보다는 직무 구조의 변화, 인력 재배치, 신규 직무의 등장 등 다양한 형태로 인력 운영에 영향을 미치고 있는 것으로 나타난다.

A사는 AI 도입 이후 기술이 도입된 품질공정의 직접 검사인력의 90%가 감소하였다. 이와 달리 생산기술 인력의 비중이 증가하였으며, 기존 사원을 대상으로 한 양성교육을 통해 생산기술 직무로의 전환을 시도하고 있다. AI가 도입되는 공정에서는 인력이 감소하기 때문에 현장직 근로자의 신규채용은 제한적으로 운영되고 있으며, 내부 인력 재배치를 통해 인력 수요에 대응하는 방식이 중심을 이루고 있다.

B사는 다른 사례들과 비교하여 AI 도입의 인력 영향이 비교적 크게 나타난 사례로, 사무직과 생산직 모두에서 인원 감소가 확인된다. 특히 생산직의 경우 AI가 도입된 공정에서 인력이 80% 이상 감소한 것으로 나타났다. 동시에 AI 운영 인력 채용은 활발하게 이루어지고 있는데, 주로 경력자 중심의 채용으로 AI에 대한 이해를 가진 인력을 채용하고 있다.

C사는 품질 공정에서 약 10명의 인력이 감소하였으나, 감소 규모는 크지 않다. AI 운영 인력으로서의 전환은 쉽지 않은 상황으로, 전체 인력 중 실제로 AI를 운영할 수 있는 인력은 극히 제한적인 것으로 보고 있다.

D사의 경우 설비 관리 현장 인력 규모는 유지되고 있으나, 현장 인력이 증가하는 속도는 둔화한 것으로 나타났다. 이는 AI 활용이 기존 인력을 대체하기보다는 신규 인력 수요의 증가를 억제하는 방식으로 작용하고 있음을 보여준다. 그리고 D사는 전 직원을 대상으로 AI 활용 역량 향상을 위한 교육훈련을 제공하고 있다. 회사는 도메인 지식을 가진 사람이 AI 지식을 습득해야 회사가 필요한 부분에 AI를 적용하여 활용할 수 있다고 보고 있다. 그래서 회사는 내부에서 AI 운영 인력을 50% 정도 육성하고 동시에 AI에 대한

<표 4-39> AI 활용이 인력 운영에 미치는 영향

업체명	AI 활용과 인력 운영
A사	<ul style="list-style-type: none"> - 생산기술 인력 증가 - 기존 사원 양성교육 통해 생산기술로 전환 시도 중 - 신규채용 하지 않음 - 직접 검사 인력 90% 감소
B사	<ul style="list-style-type: none"> - 사무직, 생산직 모두 인원 감소 있음. 생산직 기준 AI 도입 공정의 인력 80% 이상 감소 - 사원이 하던 일 줄어들음 - AI 관련 인력 채용 활발. 주로 경력자 위주 채용 - AI 운영 직무 증가 예상 - 직접 제조 현장직은 디지털 전환 교육하지 않음
C사	<ul style="list-style-type: none"> - 품질공정에 10명 감소하였지만, 인력 감소 눈에 띄는 정도 아님 - AI 운영 인력으로 전환 쉽지 않음. 120명 중 1~2명 코딩할 줄 알고 AI 운영 가능
D사	<ul style="list-style-type: none"> - 설비 관리 인력 수는 그대로 - 현장 인력 증가하는 비율 감소 - 현장 기술직 AI 운영 인력으로 전환 노력 - 모든 근로자에 대한 전사 차원의 디지털 역량 향상 교육 진행 - 도메인 지식 가진 인력에게 AI 전문 인력 매칭 통한 멘토링 제공
E사	<ul style="list-style-type: none"> - 현장직 그대로 - 사무관리직의 과업 수 감소하고 있음 - 향후 생산관리, 품질관리 등 관련 사무관리직 고용규모 큰 폭으로 감소 예상 - 모든 근로자에 대한 전사 차원의 디지털 역량 향상 교육 진행 - 사례 중심으로 AI 활용 사례 확산 - AI 리터러시가 높은 사람들만 모아 프론티어 조직 신설 - 공정에 맞춘 전문화 장비이기 때문에 AI가 완벽하게 적용되기는 어려움
F사	<ul style="list-style-type: none"> - 뚜렷한 인력 감소 없음 - 작업환경이 워낙 좋지 않아서 로봇을 이용한 작업을 강조하고 있고, 전체 중 5% 정도 미세 작업만 사람이 수행하고 있음 - 작업환경 나아짐 - 현장 작업자들에게 디지털 교육 제공하지 않음 - 제안 제도 운영하여 공정 자동화에 대한 의견 개선 기회 제공
G사	<ul style="list-style-type: none"> - 직접 검사 업무 비중 줄어들고, 분석 업무 비중 증가 - 유후 인력 발생하지만 전환배치 시행

자료 : 제조업의 인공지능 활용 실태조사 자료를 가공하여 저자 작성.

이해가 높은 인력을 채용하고 있다. 멘토링 제도를 통해 도메인 지식을 아는 기존 인력이 AI 전문 인력과의 매칭을 통해 기술에 대하여 학습할 수 있게 기회를 제공하고 있다. 이와 함께 사업주 간의 AI 활용 노하우를 공유한다.

E사는 현장직 인력에는 큰 변화가 없으나, 사무관리직의 과업 수가 감소하는 특징을 보인다. 특히 생산관리, 품질관리 등 관련 사무관리 직무에서 향후 고용 규모가 큰 폭으로 감소할 가능성이 제기되고 있다. 이는 AI가 관리·지원 기능을 중심으로 인력 수요에 영향을 미치고 있음을 보여준다.

E사는 AI 활용 확산을 강조하고 있으며, 도메인 지식을 중심으로 AI를 일에 적용하여 개별 성공사례를 확산하고 있다. 이를 위해 AI 리터러시가 높은 인력을 선발하여 프론터에 조직을 신설하였고, 이들을 중심으로 일하는 과정에 AI 적용을 사례 중심으로 시도하고 있다. F사는 AI와 로봇 활용에도 불구하고 뚜렷한 인력 감소는 나타나지 않았다. 다만 작업 환경이 열악한 공정을 중심으로 로봇 활용이 강조되고 있으며, 전체 작업 중 약 5% 수준의 미세 작업만 사람이 수행하고 있는 것으로 나타나 작업환경 개선 효과가 확인된다.

G사는 AI 도입으로 직접 검사 업무의 비중이 감소하고, 데이터 분석 및 관리 업무의 비중이 증가한 것으로 나타났다. 이 과정에서 일부 유희 인력이 발생하였으나, 전환 배치를 통해 인력 구조 조정을 추진하고 있다.

AI 활용은 공통적으로 단순·반복적 업무의 비중을 축소하고, 분석·운영·관리 중심의 직무로 인력 수요를 이동시키는 방향으로 작용하고 있다. 인력 감축의 정도와 대응 방식에는 기업 간 차별성이 뚜렷하다. B사 사례를 보면 B사는 생산공정에 AI를 다양하게 활용하고 있고 그 수준도 높게 확인된다. 그 결과 뚜렷한 인력 감소 결과도 확인된다. 그리고 공통적으로 모든 업종과 기업에서 AI 운영 인력의 필요성은 높아지는 것으로 확인된다. 그러나 AI 운영 인력의 양성과 전환배치는 업종별로 차이가 나며, 이는 업종에 따라 기존 인력의 숙련구조가 다르기 때문이라고 볼 수 있다. 예를 들어, D사를 보면, 설비 관리하던 인력을 AI 운영 인력으로 전환하려 한다. D사의 현장직은 기술직이라고 명칭을 바꾸었을 만큼 기능이 아닌 기술을 가지고 설비를 운영하고 관리하던 인력들이다. 이들이 하던 일은 단순하고 반복적인 일이 아닌 데이터를 모니터링하고 이를 바탕으로 설비 운영 의사결정을 돕던 인

력들이다. 이러한 점에서 회사는 이들을 AI 운영 인력으로 전환하고자 한다. 이와 달리 다른 업종과 기업의 경우 기존에 현장직 근로자들을 AI 운영 인력으로 전환하려는 노력과 시도는 확인되지 않는다. 현장직의 경우 하던 일이 변화하지 않으며, 일하는 방식 정도의 변화가 예상된다.

제5절 결과 종합 및 시사점

설문조사 결과와 사례조사 결과를 종합하면 다음과 같다. 먼저, 국내 제조업에서 인공지능(AI)은 다른 경영 기능에 비해 제조공정을 중심으로 가장 활발히 활용되고 있는 것으로 나타났다. 연구개발과 공급망·물류관리 분야가 그 뒤를 이었고, 인사관리나 회계·재무 분야에서는 상대적으로 활용이 제한적인 것으로 확인되었다. AI 도입 시기를 살펴보면, 다수의 기업이 2023년 이후부터 제조공정에 AI를 실제 업무에 적용하기 시작한 것으로 나타났다. 업종 간 도입 시점의 차이는 크지 않았다. 최근 2~3년 사이 제조업 전반에서 AI 도입이 본격화되고 있음을 보여준다. 그리고 AI 도입 전략과 관련해서는 전반적으로 경영진 주도의 하향식(top-down) 전략이 우세하게 나타났으며, 특히 공정의 표준화와 연속성이 높은 업종일수록 이러한 경향이 강화되는 것으로 확인되었다.

AI 활용 공정을 보면, 품질검사 및 불량예측 공정에서 AI 활용이 가장 활발하게 이루어지고 있으며, 해당 공정에서 AI 활용 수준 또한 다른 공정에 비해 상대적으로 높게 나타났다. 그리고 이어서는 공정 이상 탐지 등 설비 운영 효율화에 AI가 활용되고 있다. 그러나 기술 수준은 높지 않은데, AI가 스스로 공정을 제어하기보다는 근로자가 판단할 수 있도록 근거를 제시하고 있다. 이 외 공정에서도 AI 활용은 확인된다. 그러나 활용 수준은 데이터 수집·시각화 단계가 다수이고, 일부 데이터 분석·예측을 통한 의사결정 지원 단계에 머물러 있으며, AI가 자율적으로 판단·실행하거나 공정 전체를 최적화하는 수준에 도달한 사례는 제한적으로 확인된다. 그러나 향후 3년 이내에는 모든 공정에서 AI 활용 수준이 전반적으로 고도화될 것이라는

기대가 공통적으로 확인되었다.

AI 도입의 성과를 살펴보면, 기업들은 제품 품질 개선과 설비 생산성, 노동 생산성 향상에서 비교적 뚜렷한 효과를 체감하고 있는 것으로 나타났다. 사례에서도 AI를 활용하여 불량률 감소, 검사 시간 단축, 라인 가동률 증가, 생산량 확대 등의 성과를 확인할 수 있다. 이는 AI가 공정 관리의 정밀도를 높이고 불량 감소와 설비 운영 효율 향상에 기여하고 있음을 보여준다. 반면 투자 대비 수익성(ROI), 인건비 절감, 근로시간 감소 등 경영 여건과 직접적으로 연계된 성과는 아직 뚜렷하게 나타나지 않은 것으로 확인되어, AI 도입의 효과가 단기적으로는 품질과 생산성 중심으로 제한되어 있음을 시사한다.

고용 측면에서 보면, AI 도입은 전반적으로 인력 감축보다는 직무 구조의 변화에 영향을 주고 있다. AI 도입은 직무(Job)가 아닌 과업(Task)을 대체하며, 대체하는 수준은 10% 정도라고 볼 수 있다. 예를 들어, 품질관리를 보면, AI 활용이 확대되면서 직접 검사와 같은 반복 업무의 비중은 감소하고, 분석, 운영 등 관리 중심의 과업은 유지되거나 증가한다. 그리고 실제로 인력 감소가 발생한 경우에도 다수의 기업은 해고보다는 동일 사업장 내 타 부서 전환이나 전환배치를 통해 고용을 유지하는 방식을 선택하고 있는 것으로 나타났다. 그리고 이와 동시에 신규인력 수급의 규모는 줄이고 있어 기업 내 인력 규모는 줄어들 것으로 볼 수 있다.

인력 양성 측면에서는 AI 운영 인력의 중요성이 부각되고 있다. 이는 업종, 기업규모와 무관하게 확인된다. 그러나 문제는 이에 대한 대응이 충분하지 않다는 것이다. 기업들이 AI 운영 인력을 육성하는 방식은 주로 내부 육성이지만, 이에 대한 체계적인 교육훈련을 제공하는 사례는 다수가 아닌 것으로 확인된다. 특히 생산직 근로자를 대상으로 한 디지털·AI 역량 교육은 매우 제한적으로 이루어지고 있으며, 업종별로도 큰 격차가 존재한다. 전기·전자·정밀 및 화학 업종에서는 생산직 교육 비중이 상대적으로 높게 나타난 반면, 다른 업종에서는 교육 제공이 미흡한 실정이다. 그래서 기업은 계속해서 AI 운영 인력이 부족하다고 인식하고 있다. 또한 직접 생산직과 간접 생산직 모두 AI 교육의 필요성과 직무 발전 가능성에 대해서는 일정 수준의 공감대를 형성하고 있으나, 실제 데이터 분석이나 AI 운영 역량은 충분

히 축적되지 못한 것으로 나타났다. 이는 AI 운영 인력 부족 문제가 단순한 교육 의지의 문제가 아니라, 직종 간 직무 구조와 역량 기반의 차이에서 비롯된 구조적 문제임을 시사한다.

제5장 결론

제1절 AI는 제조업을 혁신할 수 있는가?

본 절은 설문조사, 사례조사, 그리고 숙련 기반 AI 노출도 분석 결과를 종합하여, 인공지능(AI) 기술의 확대가 제조업을 혁신하고 있는지를 검토한다. 여기서 제조업 혁신이란 단순한 기술 도입을 넘어, 공정 운영 방식의 구조적 변화, 생산성과 품질의 지속적 개선, 그리고 직무·숙련 체계의 재구성을 포함하는 개념으로 정의한다. 이러한 기준에서 볼 때, AI는 제조업에 일정한 변화를 유발하고 있으나, 이를 전면적인 의미의 '제조업 혁신'으로 평가하기에는 아직 분명한 한계가 존재한다.

우선, 한국 제조업의 AI 도입률은 전 산업 평균보다 낮은 수준에 머물러 있다. 또한 AI는 생산 과정 전반이 아니라 품질 검사, 불량 예측, 공정 이상 탐지 등 일부 공정을 중심으로 활용되고 있으며, 활용 수준 역시 제한적이다. 공정 전반을 자율적으로 제어하거나 통합적으로 최적화하는 단계에 도달한 사례는 매우 제한적으로 확인된다. 제조업은 이미 산업용 로봇을 통해 물리적 자동화가 상당 부분 진전된 상태이나, 인공지능과 같은 소프트웨어 기반 기술의 도입은 이에 비해 상대적으로 지체되고 있다. 특히 최근 시장 변화를 주도하고 있는 생성형 AI의 도입과 그로 인한 현장 변화는 제조업에서 아직 뚜렷하게 관찰되지 않는다. 현재까지 확인되는 변화는 공정 효율성

개선과 일부 직무 재편에 국한되어 있으며, 산업 전반의 구조적 전환으로 확산되기에는 제약이 크다고 볼 수 있다.

고용 구조 측면에서 살펴보면, AI 도입은 전반적으로 인력 감축보다는 직무 구조와 과업 구성의 변화로 나타나고 있다. AI는 직무(Job) 단위가 아니라 과업(Task) 단위로 영향을 미치며, 반복적·표준화된 업무의 비중은 감소하는 반면 분석·운영·관리 중심의 과업은 유지되거나 확대되는 경향이 확인된다. 숙련 기반 분석 결과에서도 생산직 근로자의 뚜렷한 감소는 확인되지 않은 반면, AI 운영 인력과 생산 관련 사무관리직 인력의 증가는 충분히 가능성이 시사된다. 다만 이러한 변화는 기존 인력을 대체하기보다는 신규 채용을 억제하는 방식으로 나타나고 있으며, 그 영향이 특히 청년층의 신규 채용 감소라는 형태로 먼저 나타나고 있다는 점이 주목된다.

청년층은 AI 기술 확산의 영향을 가장 먼저 받는 집단으로 확인된다. 중장년층과 고령층의 고용은 비교적 안정적으로 유지되는 반면, 제조업과 전 산업 모두에서 AI 노출도가 높은 직종과 AI 도입 기업을 중심으로 청년 고용이 정체 또는 감소하는 양상이 관찰된다. 이는 AI 도입이 기존 근로자의 일자리를 즉각적으로 대체하기보다는 신규채용을 축소하는 방식으로 작동하고 있음을 의미한다. 그리고 장기적으로는 청년층의 경력 형성과 숙련 축적 경로에 부정적인 영향을 미칠 가능성을 시사한다.

한편, 기업의 AI 도입은 기업 경쟁력 제고뿐 아니라 장기적으로 노동시장에도 긍정적인 영향을 미칠 잠재력을 지닌다. AI 도입은 생산성과 효율성을 제고하는 동시에, 양질의 일자리를 창출할 가능성도 내포하고 있다. 스마트 공장 확산 시기를 분석한 선행연구에 따르면, 디지털 기술의 도입은 임금 상승 등 일자리 질 개선으로 이어진 것으로 나타난다(방형준 외, 2023). 그러나 본 연구 결과에 따르면, 제조업 내부에서는 AI 도입 기업과 미도입 기업 간의 격차가 확대되는 이중 구조가 뚜렷하게 확인된다. AI 도입 기업은 정보 기술 숙련과 제조생산 숙련을 동시에 요구하는 하이브리드 인력 구조로 전환되고 있는 반면, 미도입 기업은 여전히 전통적인 제조생산 숙련에 크게 의존하고 있다. 이는 AI가 제조업 전반을 균질하게 혁신하기보다는 일부 선도 기업과 특정 업종을 중심으로 선택적으로 혁신을 촉진하고 있음을 보여주며, 그 결과 청년층이 양질의 일자리로 진입할 수 있는 경로가 제한될 가능

성이 있음을 시사한다.

AI는 제조업을 혁신할 잠재력을 분명히 지니고 있으나, 이러한 혁신은 자동적으로 발생하지 않는다. AI는 기존의 도메인 지식과 숙련을 무력화하는 기술이 아니라, 이를 전제로 결합될 때 비로소 효과를 발휘한다. 실제로 사례조사에서 성과가 확인된 기업들은 공정에 대한 이해와 같은 도메인 지식을 보유한 인력과 AI 기술 인력을 동시에 양성하고, 이들 간의 교류를 통해 상호 이해를 증진하는 방향으로 인력 양성 전략을 수립하고 있다. 반대로 이러한 조건이 충족되지 않은 경우, AI 도입은 제한적인 성과에 머물거나 가시적인 효과를 확인하기 어려웠다.

그렇다면 현재 제조업이 가진 한계는 무엇인가? 첫째, AI 활용이 공정 단위에 머물러 있으며, 제조 시스템 전체의 혁신으로 확장되지 못하고 있다. AI는 주로 품질 검사, 불량 예측, 공정 이상 탐지, 설비 운영 효율화 등 개별 공정의 성능을 개선하는 데 활용되고 있다. 이러한 활용은 불량률 감소나 검사 시간 단축과 같은 가시적인 성과로 이어지고 있으나, 공정 간 연계나 자율적 제어, 전사적 최적화 수준에 도달한 사례는 제한적이다. 다수의 기업에서 AI는 여전히 근로자의 판단을 대체하기보다는 판단을 보조하는 의사결정 지원 도구로 기능하고 있으며, 이는 제조업 혁신이 아직 '부분 최적화' 단계에 머물러 있음을 의미한다.

둘째, AI 도입이 제조업 전반에 균질하게 확산되지 못하고, 일부 업종과 기업에 편중되어 있다. 숙련 수요 구조 분석 결과, AI 도입 기업은 정보기술 숙련과 제조생산 숙련을 동시에 요구하는 하이브리드 인력 구조로 전환되고 있는 반면, 미도입 기업은 여전히 전통적인 제조생산 숙련에 크게 의존하고 있다. 이는 제조업 내부에서 디지털 전환을 선도하는 소수 기업과 그렇지 못한 다수 기업 간 격차가 확대되고 있음을 의미하며, AI가 산업 전체의 경쟁력을 끌어올리기보다는 일부 기업 중심의 '선별적 혁신'으로 작동하고 있음을 시사한다.

셋째, AI가 기존의 물리적 자동화를 대체하기보다는 보완하는 수준에 머물고 있다. 제조업은 이미 산업용 로봇을 통한 물리적 자동화가 고도로 진전된 산업으로, 소프트웨어 기반 생성형 AI의 추가적 효과는 아직 제한적으로 나타나고 있다. AI와 로봇은 서로 다른 영역에서 상호 보완적으로 작동하고

있으나, 이러한 결합이 생산 방식 자체를 근본적으로 전환할 만큼의 혁신으로 이어지고 있다고 보기는 어렵다. 이는 제조업에서 AI 혁신이 다른 지식집약 산업에 비해 상대적으로 완만하게 나타나는 구조적 배경으로 작용한다.

넷째, 고용 구조 측면에서 혁신이 '직무 재편'에 머물러 있으며, 새로운 성장 경로로 충분히 연결되지 못하고 있다. AI 도입은 반복적 업무의 비중을 줄이는 대신 분석·운영 중심의 과업을 확대하는 방향으로 작동한다. 그러나 이러한 변화는 기존 인력을 대체하기보다는 신규채용을 억제하는 방식으로 나타나고 있으며, 특히 청년층의 노동시장 진입 기회를 축소시키는 결과로 이어지고 있다. 이는 AI가 고용의 질을 개선하는 방향으로 충분히 작동하지 못하고 있음을 보여준다.

다섯째, AI 운영 인력 양성과 숙련 전환 체계가 제조업 혁신을 뒷받침할 만큼 충분히 구축되지 못하고 있다. 조사 결과, 모든 업종과 기업에서 AI 운영 인력의 필요성은 공통적으로 제기되고 있다. 그러나 이를 체계적으로 양성하는 사례는 매우 제한적으로 확인된다. 특히 생산직 근로자를 대상으로 한 디지털·AI 교육은 매우 부족하며, 이로 인해 AI 운영 인력 부족이 지속적으로 지적되고 있다. 그러나 기업들은 AI를 통한 혁신을 위해서는 도메인 지식이 우선시되어야 하며, 더 나아가 도메인 지식과 AI 역량의 결합이 필요하다고 주장한다. 그러나 지금의 인력 양성 체계는 제조업 혁신의 핵심 조건인 '도메인 지식과 AI 역량의 결합'을 구조적으로 어렵게 하고 있다.

종합하면, 현재까지의 결과는 AI가 제조업에 변화를 가져오고 있음에도 불구하고, 그 변화가 부분적이고 선별적이며 점진적 수준에 머물러 있음을 분명하게 보여준다. 제조업 혁신의 한계는 AI 기술 자체의 문제가 아니라 공정 구조, 인력 전환, 고용 조정 방식, 그리고 기업 간 역량 격차가 동시에 작용하는 구조적 제약에서 비롯되고 있다. 이러한 조건이 개선되지 않는 한 AI는 제조업을 근본적으로 전환하는 혁신의 수단이라기보다는 기존 시스템을 보완하는 기술로 머물 가능성이 크다.

제2절 정책 대안: 위기를 기회로 만들기 위한 조건

한국의 산업정책과 노동정책은 모두 인공지능과 디지털 전환을 국가 경쟁력의 핵심 축으로 상정하고 있으나, 양자의 연계성은 여전히 부분적·초기 단계에 머물러 있다. 현 정부의 AI 산업정책의 핵심은 제조 분야 AI 활용이다. AI 3강(G3) 도약을 목표로 GPU 5만 개 이상 확보, 국가 AI 데이터센터 등과 같은 대규모 인프라 투자를 강조하고 있다. 이와 함께 인공지능기본법 하위 법령을 정비하는 등 AI 활용에 안전성을 기반으로 확대될 수 있도록 정책을 전개하고 있다.⁹⁾

국내 AI 기술에 대한 제조업 대응 전략은 산업 정책과 노동·고용 정책 간의 연계가 충분하지 않다는 한계를 지닌다. 글로벌 네오-르네상스 국면에서 주요국들이 제조업 재건을 산업·기술·인력 전략을 통합한 국가 전략으로 추진하고 있는 것과 달리, 국내에서는 여전히 정책 영역 간 분절성이 강하게 나타난다. 기술 도입 속도에 비해 노동자의 학습과 재훈련 속도가 이를 따라가지 못할 경우 디지털 격차가 발생할 가능성이 높으며, 이는 오히려 생산성 향상의 효과를 제약하는 요인으로 작용할 수 있다. 그럼에도 불구하고 현재의 제조업 혁신 정책은 기술 투자에 비해 인력 재교육, 직무 전환, 고용 안정에 대한 고려가 제한적이며, 노동정책 역시 산업정책과 유기적으로 결합되어 설계·추진되고 있다고 보기는 어렵다. 이러한 구조에서는 기술 혁신의 성과가 고용의 질 개선이나 지속 가능한 산업 경쟁력으로 연결되기 어렵다.

이와 같은 문제 인식은 국내외 선행연구에서도 반복적으로 지적되고 있다. OECD-KLI(2025) 연구는 한국의 AI·디지털 전환 전략을 분석하여 산업통상부(산업통상자원부)의 AI·스마트제조 정책과 고용노동부의 직업훈련

9) 유니콘팩토리(2025. 6. 4.), 「R&D 대폭 증액·전 국민 AI 무료 공급... 이재명 시대 과학기술 방향은」, <https://www.unicornfactory.co.kr/article/2025060407183841461>; ITdongA.(2025. 6. 11.), 「새로운 AI 시대' 예고한 이재명 정부 전략 살펴보기」, <https://it.donga.com/107076/>

· 고용안전망 정책 간에 중장기 로드맵을 공동으로 설계하려는 노력이 부족하고, 부처별 개별 사업이 병렬적으로 추진되는 경향이 강하다고 지적한다. Chang et al.(2025) 역시 한국의 AI 대응이 기술·인프라 투자는 공격적인 반면, 전환기 노동시장 충격을 흡수할 재교육, 이동성 지원, 소득 보전 장치는 상대적으로 취약하다고 평가한다. 또한 송단비 외(2024)는 정부의 AI·스마트공장·디지털 전환 지원이 주로 설비·시스템 도입과 R&D에 집중되어 있으며, 동일한 대상 기업과 업종에 대해 전직·재교육, 전환 지원, 지역 고용 대책을 패키지로 연계하려는 시도는 제한적이라고 지적한다.

고용노동부는 2026년을 목표로 인공지능(AI) 전환에 대응하는 일자리정책 로드맵 발표를 준비하고 있다. 해당 로드맵에는 AI 전환이 노동시장에 미치는 영향 분석, AI 역량을 갖춘 인재 양성 전략, 업종·직종별 맞춤형 전환 지원, 사회안전망 체계 구축 등 중장기 정책 과제가 포함될 예정이다. 이를 위해 산업현장, 학계, 연구기관의 전문가들이 참여하여 AI 기술 발전 현황과 노동시장 영향, 직무 전환과 일자리 대체·고용 감소 대응 방안, AI 활용 기업 및 행정 사례, 인사·노무관리 과정의 법적 쟁점, AI 기반 디지털 공공 고용서비스 등 다양한 주제를 논의하였다. 이러한 논의를 바탕으로 고용노동부는 정책의 핵심 방향을 AI와 공존하는 '노동이 있는 대전환'으로 설정하고, 기술 변화에 취약한 계층에 대한 보호를 강화하는 동시에 AI 산업 인력 양성을 통해 양질의 일자리를 창출하는 선순환 구조를 구축하겠다는 입장을 밝히고 있다(고용노동부, 2025).¹⁰⁾

그러나 이와 같은 정책 방향이 실질적인 성과로 이어지기 위해서는 산업정책과의 연계가 전개되어야 한다. AI 전환에 따른 전환 지원, 인재 양성, 사회안전망 강화가 산업통상부나 중소벤처기업부의 AI 관련 산업 정책과 유기적으로 결합되기를 기대할 수 있으나, 지금까지의 산업정책과 노동정책 간 관계를 고려할 때 이러한 연계가 자동적으로 이루어질 것이라고 속단하기는 어렵다. AI를 포함한 디지털 전환이 기업의 생산성 제고를 넘어 사회 전반에 긍정적인 효과를 창출하기 위해서는 노동정책이 산업정책과 분리된 보완 장치가 아니라, 전환 과정 전반을 함께 설계하는 핵심 요소로 가능해

10) 고용노동부 보도자료(2025. 12. 27.), 「「인공지능(AI) 산업전환과 일자리」 포럼 최종보고회 개최」.

야 한다. 재교육, 직무 전환 지원, 사회보호를 포함한 노동정책이 병행되지 않을 경우, AI 기반 성장 전략은 고용 불안, 불평등, 세대 간 갈등을 심화시키는 방향으로 작동할 가능성도 배제할 수 없다.

그렇다면, 제조업의 경쟁력을 높이기 위해서 어떠한 노동정책이 필요할까? AI와 로봇 도입이 고속련·고임금 일자리를 보완하지만, 이와 달리 중간숙련·루틴 업무에 대한 대체 압력을 키워 임금 격차와 고용 불안을 심화시킬 위험이 반복적으로 제기된다. 그리고 AI 도입이 단기적으로 전체 고용을 급격히 줄이지는 않지만, 신규채용을 줄이고 비정규·시간제 노동을 축소하는 방식으로 노동 수요를 조정하는 경향이 관찰된다(OECD-KLI, 2025). 이러한 맥락에서 노동정책은 고용안정 장치가 되어야 하며, 더 나아가 기술 전환의 분배 효과를 관리하여 청년·고령자·중소기업 노동자 등과 같은 특정계층에 전환의 충격이 집중되는 것을 완충하는 핵심 수단이 되어야 한다(Chang et al., 2025).

이와 관련하여 다음과 같은 두 가지 정책을 제안한다. 첫째, 신규채용 축소에 대응하여 청년층 노동시장 진입 경로를 보완해야 한다. AI 도입이 단기적으로 해고보다는 신규채용 축소를 통해 노동 수요를 조정하는 경향을 보인다는 점에서, 노동정책은 청년층의 노동시장 진입 경로를 보완하는 데 보다 적극적으로 개입할 필요가 있다. 제조업 AI 도입 기업을 중심으로 청년층이 현장 경험을 축적할 수 있는 채용 연계형 훈련, 프로젝트 기반 근무, 전환형 인턴십 등을 확대하여, 기술 전환 과정에서 발생하는 ‘첫 진입의 단절’을 완화해야 한다. 이는 단순한 고용 유지 정책이 아니라, AI 확산 환경에서도 청년층이 숙련을 형성하고 경력을 축적할 수 있는 구조적 경로를 마련하는 정책으로서 의미도 가진다.

둘째, 기술 전환의 분배 효과를 완충하기 위해 고용 안정과 이동성에 대한 지원을 강화해야 한다. AI와 로봇 도입의 효과가 특정 기업, 직종, 계층에 집중될 가능성이 높다. 그래서 노동정책은 기술 전환의 분배 효과를 관리하는 핵심 수단으로 기능해야 한다. 이를 위해 고용보험, 전직 지원 서비스, 직업훈련, 그리고 소득 보전 제도를 연계하여 전환기 노동자의 이동성을 보장하는 종합적인 고용안전망을 강화할 필요가 있다. 특히 중간숙련 근로자, 중간년 근로자 등과 같이 전환 충격에 취약한 집단을 대상으로 한 맞춤형 전

직·재취업 지원과 소득 보전 장치를 확대하여 기술 혁신의 비용이 특정 집단에 과도하게 집중되지 않도록 해야 한다. 이러한 정책은 고용 안정 자체를 넘어, 노동자들이 기술 변화에 대응하여 이동하고 재배치될 수 있는 여건을 조성함으로써 장기적으로 제조업 경쟁력 유지에도 기여할 수 있다.

이와 함께 과업(Task) 기반의 직무 전환을 지원하기 위해 재교육과 전환 훈련 체계를 강화할 필요가 있다. 이는 단순히 개별 근로자의 노동시장 내 지위 유지를 위한 조치가 아니라, 기업의 경쟁력을 제고하고 나아가 국가 경쟁력을 강화하기 위한 핵심적인 정책 과제이다. 이와 관련하여 다음과 같은 세 가지 정책을 제안한다.

첫째, 제조업 종사자를 재교육 및 전환훈련의 우선 대상 집단으로 설정하여 집중적으로 지원할 필요가 있다. 자동화와 지능화의 확산은 제조업 내 중간숙련·루틴 업무에 대한 대체 압력을 높이고 있으며, 이에 따라 직무 재편과 숙련 전환이 불가피하게 요구되고 있다. 이러한 변화에 선제적으로 대응하지 못할 경우 기술 도입의 효과는 제한되는 반면, 고용 불안과 숙련 격차는 오히려 확대될 가능성이 크다. 이는 제조업 재교육·전환훈련이 단순한 노동시장 보호 수단이 아니라, 기술 전환의 비용을 관리하고 생산성 향상을 실현하기 위한 핵심 정책 수단임을 시사한다.

이에 따라 제조업 재직자를 중심으로 교육훈련을 제공하고, AI 운영 인력으로서의 전환을 명확히 목표로 설정할 필요가 있다. 즉, 도메인 지식을 보유한 근로자들이 AI를 단순히 사용하는 수준을 넘어, 이를 운영하고 결과를 해석하며 공정 개선으로 연결할 수 있도록 하는 방향의 교육이 요구된다. 이러한 교육훈련은 온라인 또는 집체식 교육을 통한 기존 지식 습득도 병행하되, 궁극적으로는 실제 작업 현장에서 AI를 적용해 보고 성과를 창출할 수 있는 현장 프로젝트형 방식으로 운영되어야 한다. 더 나아가 AI 현장 코디네이터 또는 네비게이터와 같은 코치·멘토를 매칭하여, 기업 단위의 여건과 공정 특성을 반영한 맞춤형 인재 육성이 이루어질 수 있도록 할 필요가 있다.

둘째, 전환훈련과 기업 내 전환배치가 연계될 수 있도록 의무를 부여하고 이에 대한 인센티브 제공을 검토할 필요가 있다. 재교육과 전환훈련이 실질적인 직무 전환으로 이어지기 위해서는 기업 차원의 전환배치가 함께 이루어

어져야 한다. 이를 위해 AI·스마트공장·디지털 전환 관련 지원 사업에 참여하는 기업을 대상으로, 전환훈련 계획, 현장 적용 과제(불량·이상탐지·예지보전 등), 전환배치 계획(직무기술서/JD 변경 포함)을 제출할 것을 의무화하고, 전환훈련 이수자에 대한 전환배치 실적을 정책 성과 지표로 반영하고, 이에 따른 재정적·행정적 인센티브를 제공하는 방안을 검토할 필요가 있다. 이는 기업이 기술 도입과 인력 전환을 동시에 추진하도록 유도하는 정책적 수단으로 기능할 수 있다.

셋째, 기업 단위에서 사용자와 근로자가 함께 미래 인력 수요를 예측하고 장기적인 훈련계획을 수립하는 경우, 이에 대한 인센티브 제공을 검토할 필요가 있다. 독일의 경우 기업과 노동조합이 자발적으로 인력 개발 로드맵을 수립하고 협약을 체결할 경우, 세제 혜택을 제공하고 로드맵 이행을 지원하기 위해 보조금 수준을 확대하는 등 다양한 인센티브를 부여하고 있다. 이러한 사례를 참고할 때, 국내에서도 기업이 노사 간 단체협약 또는 사용자와 근로자가 공동으로 참여하는 방식으로 미래 인력 수요를 전망하고 이에 기반한 교육·훈련 계획을 수립하는 경우, 정부가 재정적 또는 제도적 인센티브를 제공할 필요가 있다.

마지막으로, AI가 노동시장에 미치는 영향에 대한 기업 차원의 책임 의식이 필요하다. AI 도입에 따른 일자리 규모 감소와 청년 고용 감소를 기술 변화의 불가피한 결과로만 설명하는 접근에는 한계가 있다. 기업은 AI 도입의 핵심 의사결정 주체로서 생산성과 효율성 향상을 추구하는 동시에, 그 사회적 영향에 대해서도 일정한 책임을 부담해야 한다. 특히 제조업에서 AI 도입은 대규모 해고보다는 신규채용 축소와 비정규·시간제 고용 감소를 통해 노동 수요를 조정하는 경향이 강하게 나타나고 있으며, 그 결과 청년층의 노동시장 진입 기회가 구조적으로 약화되고 있다. 이러한 변화는 기업의 인력 전략과 밀접하게 연관되어 있으며, AI 도입의 편익이 기업 내부에 집중되는 반면 고용 조정의 비용은 사회와 특정 세대에 전가되는 구조를 형성하고 있다는 점에서 기업의 사회적 책임을 명확히 인식할 필요가 있다.

특히 청년 고용 감소는 단기적인 고용 지표 악화에 그치지 않고, 장기적인 숙련 축적과 경력 형성 경로의 단절로 이어질 수 있다는 점에서 더욱 심각하다. 기업이 AI 도입 과정에서 기존 인력의 재배치와 효율화에만 초점을

맞추고 신규 채용과 인력 양성을 축소할 경우, 미래 인력 기반 자체가 약화될 위험이 크다. 따라서 기업은 AI 도입에 따른 고용 구조 변화를 정부 정책에만 의존할 것이 아니라, 재직자 재교육과 직무 전환을 적극적으로 지원하고, 청년층을 위한 채용 연계형 훈련과 현장 경험 기회를 유지·확대하는 역할을 수행해야 한다. 이는 단순한 도덕적 책임을 넘어, 기업이 기술 혁신의 수혜자로서 산업과 노동시장의 지속 가능성을 함께 책임지는 사회적 책무이자 장기적 경쟁력 확보를 위한 전략적 선택이라 할 수 있다.

참고문헌

- 고용노동부 보도자료(2025. 12. 27.), 「「인공지능(AI) 산업전환과 일자리」 포럼 최종보고회 개최」.
- 방형준 · 노용진(2019), 「기계 분야 스마트공장 도입 촉진에 따른 고용변화」, 『고용영향브리프』 2019-2, 한국노동연구원.
- 산업통상자원부 보도자료(2024. 3. 7.), 「제조업에 인공지능을 입혀 산업대 전환 착수」.
- 서영선 · 민경희(2024), 「뉴스 데이터를 활용한 AI 이슈분석」, 『SGI BRIEF』 24, 대한상공회의소.
- 송단비 · 민순홍 · 최민철 · 조재한(2024), 「산업별 인공지능 도입의 노동시장 영향과 정책과제」, 이슈페이퍼 2024-10, 산업연구원.
- 송단비 · 조재한(2024), 「AI Adoption and Firm Productivity」, 발제자료, 산업연구원.
- 심동택 · 고동환(2022), 「인공지능(AI) 기술도입에 따른 산업별 노동수요변화 탐색」, 『한국혁신학회지』 17(1).
- 유니콘팩토리(2025. 6. 4.), 「「R&D 대폭 증액 · 전 국민 AI 무료 공급」… 이재명 시대 과학기술 방향은」.
- 이 근(2014), 『경제추격론의 재창조』, 오래.
- 장영재(2025), 「제조 피지컬 AI기반 대한민국 신산업 전략」, 『피지컬 AI 시대 제조경쟁력 강화를 위한 정책토론회』, 국회미래연구원.
- 장지연 · 전병유 · 정준호 · 이철승 · 심지환 · 안성준(2024), 『인공지능 발전의 고용효과』, 한국노동연구원.
- 장지연 · 심지환 · 정준호 · 이철승 · 전병유(2025), 『인공지능 시대의 숙련』, 한국노동연구원.
- 정준호 · 조형재(2025), 「The Effects of Artificial Intelligence and Robotics on Employment and Wages in Korean Manufacturing Firms,」

Weizenbaum Journal of Digital Society 5(2), pp.1~38.

조성재 · 김동배(2013), 『연구개발인력의 인적자원관리 실태와 발전방향』, 한국노동연구원.

조성재 · 김동배 · 정준호 · 이상준(2022), 『제조업 엔지니어의 인적자원관리와 역량증진 방안』, 한국노동연구원.

조성재 · 정준호 · 김정우 · 김기민 · 김미희(2023), 『제조업의 직종간 차이와 협력』, 한국노동연구원.

중소벤처기업부 보도자료(2025. 1. 3.), 「중소제조업의 인공지능 활용을 촉진할 전담 TF 가동!」.

한국고용정보원(2024), 『디지털 기반 기술혁신과 인력수요 구조 변화』.

한요셉(2023), 『인공지능으로 인한 노동시장의 변화와 정책방향』, 한국개발연구원.

황경인(2021), 「한국제조업 경쟁력, 코로나19 경제위기의 버팀목」, 『I-KIET 산업경제이슈』, 산업연구원.

연합뉴스TV(2023. 9. 18.), 「제조업 취업자 비중 15.5% 그쳐… 10년 만에 최저」, <https://www.yonhapnewstv.co.kr/news/MYH20230918004400641>

전자신문(2025), 「정부 주도 AI 역량평가 나온다… 과기정통부, 내년 목표로 준비」, <https://www.etnews.com/20251022000243>(검색일 : 2025. 10. 23.).

ChosunBIZ(2025. 7. 27.), “Korea ranks second in OECD manufacturing share, faces potential U.S. tariff impac”, <https://biz.chosun.com/en/en-policy/2025/07/27/IPX5K3VXQVCA5G6VALNTI7KR6I/>

ITdongA.(2025. 6. 11.), 「‘새로운 AI 시대’ 예고한 이재명 정부 전략 살펴보니」.

KBS뉴스(2025. 7. 27.), 「한국 제조업 비중 OECD 2위, 독일·일본보다 높아」, <https://news.kbs.co.kr/news/pc/view/view.do?ncd=8314445>

Acemoglu, D. and P. Restrepo(2019), “Automation and New Tasks: How

- Technology Displaces and Reinstates Labor,” IZA Institute of labor Economics.
- Acemoglu, Daron, and Simon Johnson(2023), *Power and Progress: Our Thousand-Year Struggle Over Technology and Prosperity*, 김승진 옮김(2023), 『권력과 진보 - 기술과 번영을 둘러싼 천년의 쟁투』, 생각의 힘.
- Aghion, P., C. Antonin, S. Bunel, and X. Jaravel(2022), “The Effects of Automation on Labor Demand: A Survey of the Recent Literature,” *Robots and AI*.
- Autor, D.(2015), “Why Are There Still So Many Jobs? The History and Future of Workplace Automation,” *Journal of Economic Perspectives* 29(3), pp.3~30.
- Babina, T., A. Fedyk, A. X. He, and J. Hodson(2020), “Artificial Intelligence, Firm Growth, and Industry Concentration,” SSRN Scholarly Paper ID 3651052, *Social Science Research Network*, Rochester, NY.
- Chang, Soo Jung, Hamin Lee, Sumin Lee, Samil Oh, Zexi Sun and Xin Cindy Xu(2025), “Transforming the Future - The Impact of Artificial Intelligence in Korea”, IMF.
- Dai, Z., Y. Niu, H. Zhang, and X. Niu(2022), “Impact of the transforming and upgrading of China’s labor-intensive manufacturing industry on the labor market,” *Sustainability* 14(21), 13750.
- Eloundou, T., S. Manning, P. Mishkin, and D. Rock(2023), “Gpts are gpts: An early look at the labor market impact potential of large language models,” arXiv preprint arXiv:2303.10130.
- Gmyrek, P., J. Berg, and D. Bescond(2023), “Generative AI and jobs: A global analysis of potential effects on job quantity and quality,” *ILO Working Paper* 96.
- Huo, Q., J. Ruan, and Y. Cui(2024), ““Machine replacement” or “job creation”: How does artificial intelligence impact employment patterns in China’s manufacturing industry?,” *Frontiers in Artificial*

Intelligence 7, 1337264.

IFR(2024. 11. 20.), “Global Robot Density in Factories Doubled in Seven Years”, <https://ifr.org/ifr-press-releases/news/global-robot-density-in-factories-doubled-in-seven-years>

Josten, C. and G. Lordan(2020), “The Accelerated Value of Social Skills in Knowledge Work and the COVID-19 Pandemic,” *LSE Public Policy Review* 1(4), pp.1~10.

OECD · KLI(2025), *Artificial Intelligence and the Labour Market in Korea*, OECD Publishing: Paris,

◆ 執筆陣

- 노세리(한국노동연구원 선임연구위원)
- 장지연(한국노동연구원 선임연구위원)
- 조성재(한국노동연구원 선임연구위원)

AI 기반 제조업 혁신과 고용

- | | |
|------------|--|
| ▪ 발행연월일 | 2026년 1월 26일 인쇄
2026년 1월 30일 발행 |
| ▪ 발 행 인 | 허 재 준 |
| ▪ 발 행 처 | 한국노동연구원
☎ 3 0 1 4 7 세종특별자치시 시청대로 370
세종국책연구단지 경제정책동
☎ 대표 (044) 287-6081 Fax (044) 287-6089 |
| ▪ 조 판 · 인쇄 | 거목정보산업(주) (044) 863-6566 |
| ▪ 등 록 일 자 | 1988년 9월 13일 |
| ▪ 등 록 번 호 | 제2015-000013호 |

© 한국노동연구원 2026 정가 7,000원

ISBN 979-11-260-0850-6

KLI
한국노동연구원

한국노동연구원

30147 세종특별자치시 시청대로 370 경제정책동
TEL : 044-287-6083 <http://www.kli.re.kr>

