

연구보고서 2021-12

기업의 인공지능 활용과 생산성 연구

송단비 · 조재한 · 최민철 · 김한훤

머리말

인공지능과 같은 신기술의 활용은 미래 경제 성장을 견인하는 핵심 요소 중 하나로 언급되고 있으며, 이에 따라 기술 개발 및 활용을 촉진하기 위한 정책 논의가 각국에서 이루어지고 있습니다. 하지만 새로운 기술 도입이 기업의 생산성 향상과 경제 성장으로 이어질 것이라는 일반적인 기대와는 달리, 최근의 인공지능 연구 결과에서는 신기술 활용과 성장의 연결에 대한 증거가 명확하게 관찰되진 않습니다. 따라서 인공지능 활용이 실제 기업 성과 증대로 이어지는지, 과장된 믿음에 지나지 않는지 파악할 필요가 있습니다.

본 연구는 인공지능의 생산성 증대 효과를 분석하여 경제 성장 동인으로서 인공지능의 가능성을 논의합니다. 이를 위하여 국내 기업 전반의 인공지능 활용 현황을 분석하고, 기업 사례를 통해 기술 적용 방식과 성과 메커니즘을 파악합니다. 이를 바탕으로 도출한 인공지능의 생산성 증대 효과 가설을 실증분석과 실태조사를 통하여 검증하여, 인공지능이 실제로 어떠한 특성을 가진 기업에서 생산성 증대 동인으로 작용하는지에 관한 연구 결과를 제공합니다. 본 연구 결과는 국내 제조업의 생산성 증대를 위한 인공지능 정책 운영에 시사점을 제공할 수 있을 것으로 기대됩니다. 예를 들어, 정책 방향 설정, 대상, 지원 방식 및 기간 등을 기업 특성에 따른 이질적 생산성 효과를 고려한 신기술 활용 촉진 방안 마련이 그것입니다.

본 보고서는 산업연구원의 송단비 부연구위원, 조재한 연구위원, 최민철 부연구위원, 김한희 연구원, 김인철 선임연구위원이 공동 연구하고 집필하였습니다. 본 보고서의 인공지능 활용과 생산성에 관한 다양

한 분석 결과는 우리 경제의 새로운 성장 동력으로서 인공지능 기술을 효과적으로 활용하는 데 기초 자료와 시사점을 제공해줄 것으로 기대합니다.

아울러 본 보고서의 초안을 검토하면서 유익한 논평과 의견을 주신 산업연구원의 유진근 박사, 서동혁 박사, 박성근 박사, 그리고 연세대학교 심명규 교수, 대외경제정책연구원 김효상 박사, 숭실대학교 우진희 교수를 포함한 원내외 여러 연구자분께 감사의 말씀을 드립니다.

끝으로 본 보고서의 내용과 주장은 보고서 참여진의 견해이며 산업연구원의 공식 견해가 아님을 밝힙니다.

2021년 10월
산업연구원장 주현

차례

머리말	3
요약	13
제1장 서론	17
1. 연구의 필요성	17
(1) 신기술과 경제 성장	17
(2) 인공지능 기술의 활용	19
(3) 인공지능 기술과 기업 성과 선행연구	23
2. 연구 목적과 구성	26
제2장 제조업 인공지능 활용 현황 및 사례분석	29
1. 인공지능 활용 현황	29
(1) 전 산업 현황	30
(2) 제조업 현황	35
2. 제조업 인공지능 활용 사례	39
(1) 인공지능 활용 기술: 공정 지능화	40
(2) 인공지능 활용 기술: 디지털 트윈	44
(3) 인공지능 활용 사례: 국내 기업	48
(4) 인공지능 활용 사례: 해외 기업	62
3. 소결	66
제3장 기업의 인공지능 활용과 생산성 실증분석	69
1. 분석 자료와 주요 변수	70

2. 실증분석	74
(1) 제조업 인공지능 활용 기업의 특성	74
(2) 제조업 인공지능 기술 활용과 기업 생산성	77
(3) 인공지능 활용 성과 기업 내 사업체 간 생산성 격차 변화	84
3. 소결	90
제4장 제조업 인공지능 활용의 경제적 영향 실태분석	92
1. 조사 개요	92
2. 조사 결과	95
(1) 인공지능 활용 동기 및 현황	95
(2) 인공지능 활용의 경제적 기대 효과와 실제	101
(3) 인공지능 활용 애로 및 정책 지원	111
3. 소결	112
제5장 국내 인공지능 정책 현황	115
1. 부문별 인공지능 정책 현황	115
(1) 인공지능 기술 정책	115
(2) 인공지능 인력 정책	118
(3) 인프라 지원 및 기존 제도 정비	121
(4) 산업 내 인공지능 활용 촉진 정책	134
2. 제조업 내 인공지능 활용 촉진 정책 현황: 사업 단위 예시	137
(1) 스마트공장	137
(2) 인공지능 융합 선도 프로젝트	139
(3) 산업 디지털 전환 6대 선도 R&D 사업	141
3. 소결	143
제6장 결론	145
1. 주요 연구 결과	145

(1) 현황분석 결과	145
(2) 사례분석 결과	147
(3) 실증분석 결과	148
(4) 설문조사 결과	149
(5) 정책조사 결과	151
2. 시사점	151
(1) 인공지능과 생산성 실증분석의 학술적 기여	151
(2) 정책 시사점	154
참고문헌	156
부록	161
Abstract	180

표 차례

〈표 1-1〉 인공지능 기술 활용 예시	20
〈표 1-2〉 주요국의 인공지능 관련 주요 정책	23
〈표 2-1〉 국내 산업별 인공지능 도입 기업 현황(기업 수)	31
〈표 2-2〉 국내 산업별 인공지능 도입 기업 현황(도입률)	32
〈표 2-3〉 제조 영역별 활용 가능한 인공지능의 주요 기술 특성	41
〈표 2-4〉 중소·중견 제조기업 인공지능 적용 사례 정리	43
〈표 2-5〉 디지털 트윈의 주요 활용 부문 및 기대 효과	47
〈표 2-6〉 포스코 인공지능 제철소 사례 요약	50
〈표 2-7〉 제조기업 품질분석 플랫폼 구축 사례 요약	55
〈표 2-8〉 두산중공업 디지털 트윈 기반 풍력 발전소 사례 요약	59
〈표 2-9〉 론민(Lonmin)의 백금 생산역량 최적화 사례 요약	63
〈표 2-10〉 GE Aviation 디지털 트윈 기반 항공 정비 및 운항 사례 요약	65
〈표 3-1〉 4차 산업혁명 기술 조사표 예시	70
〈표 3-2〉 주요 변수 정의	72
〈표 3-3〉 주요 변수 기술통계량	74
〈표 3-4〉 인공지능 활용 기업의 특성	76
〈표 3-5〉 인공지능 활용의 생산성 효과(전체 샘플)	81
〈표 3-6〉 인공지능 활용의 생산성 효과(복수사업체)	83
〈표 3-7〉 복수사업체 보유 여부에 따른 기업 특성	86
〈표 3-8〉 인공지능 활용 기업과 생산성 격차	89
〈표 4-1〉 인공지능 활용 실태조사 항목	93
〈표 4-2〉 실태조사 응답자 특성	94
〈표 5-1〉 국내 주요 인공지능 기술 정책	117
〈표 5-2〉 국내 주요 인공지능 인력 정책	120
〈표 5-3〉 국내 주요 인공지능 인프라 지원 및 관련 기존 제도 정비(1)	123
〈표 5-4〉 국내 주요 인공지능 인프라 지원 및 관련 기존 제도 정비(2)	126

〈표 5-5〉 국내 주요 인공지능 인프라 지원 및 관련 기존 제도 정비(3)	130
〈표 5-6〉 국내 주요 인공지능 인프라 지원 및 관련 기존 제도 정비(4)	133
〈표 5-7〉 국내 주요 산업 내 인공지능 활용 촉진 정책	136
〈표 5-8〉 제조업 내 인공지능 활용 촉진 사업(1)	139
〈표 5-9〉 제조업 내 인공지능 활용 촉진 사업(2)	140
〈표 5-10〉 제조업 내 인공지능 활용 촉진 사업(3)	143
〈부표 1〉 인공지능 활용의 고용 영향	164
〈부표 2〉 2019년 매출액	165
〈부표 3〉 2020년 매출액	168
〈부표 4〉 근로자 수(2020년 12월 기준)	171

그림 차례

<그림 1-1> 인공지능 도입과 수익 변화	21
<그림 1-2> 인공지능 도입과 비용 변화	21
<그림 1-3> 인공지능 기술의 이미지 및 음성 인식 정확도	22
<그림 2-1> 인공지능 활용 기업 산업별 비중	33
<그림 2-2> 산업별 AI 기술·서비스 이용	34
<그림 2-3> 산업별 대·중소기업 AI 도입·활용(2018년, 2019년)	34
<그림 2-4> 제조업 세부 업종별 도입·활용	35
<그림 2-5> 제조업 기업 규모별 인공지능 활용 현황	36
<그림 2-6> 제조업 업력별 인공지능 활용 현황	37
<그림 2-7> 제조업 인공지능 활용 분야	38
<그림 2-8> 제조업 기술 활용에 따른 생산성	39
<그림 2-9> 제조공정 디지털 트윈 모델과 디지털 트윈 개념 구조	45
<그림 2-10> 포스코의 스마트 제조공정 현황	53
<그림 2-11> 스마트 품질분석 플랫폼	56
<그림 2-12> 두산중공업 디지털 트윈 프레임워크	60
<그림 2-13> 통합 디지털 모델 기반 데이터 시각화 과정	61
<그림 3-1> 단일사업체 기업과 복수사업체 기업	85
<그림 4-1> 인공지능 기술 활용 여부	96
<그림 4-2> 인공지능 기술을 활용하지 않는 이유	96
<그림 4-3> 인공지능 기술 주요 활용 분야	97
<그림 4-4> 인공지능 기술 활용 이유	98
<그림 4-5> 인공지능 기술 도입 경로	99
<그림 4-6> 인공지능 기술의 적용 수준	100
<그림 4-7> 인공지능 도입 이후 실제 성과 발생 여부	101
<그림 4-8> 성과 실현 소요 기간	102
<그림 4-9> 인공지능 이용 성과가 나타난 원인	103

〈그림 4-10〉 인공지능 이용 성과가 나타나지 않은 원인	105
〈그림 4-11〉 향후 인공지능 기술 투자 지속 계획	106
〈그림 4-12〉 향후 인공지능 기술 투자 시작 계획	106
〈그림 4-13〉 인공지능 투자 계획 이유	107
〈그림 4-14〉 인공지능 투자 계획이 없는 이유	108
〈그림 4-15〉 인공지능을 하나의 사업체에서만 이용하는 이유	109
〈그림 4-16〉 기업이 대부분의 사업체에 인공지능을 도입하여 기대하는 효과 ...	110
〈그림 4-17〉 인공지능 적용 사업체 확산에 필요한 기간	110
〈그림 4-18〉 인공지능 기술 적용 애로사항	111
〈그림 4-19〉 인공지능 활용 촉진을 위한 지원 분야	112
〈부도 1〉 2019년 매출액	163
〈부도 2〉 2020년 매출액	167
〈부도 3〉 근로자 수(2020년 12월 기준)	170

요약

최근 국내 산업의 성장 둔화 우려 속에 새로운 경제 성장의 동인으로 4차 산업혁명 기술에 대한 기대가 높아지고 있다. 이에 따라 관련된 신 기술을 기반으로 산업 디지털화와 생산성 증대 가능성이 논의되고 있으며, 다양한 관련 정책을 마련하려는 노력이 강구되고 있다. 그러나 최신 기술 활용이 가져오는 경제적 성과가 기대에 비해 미흡하다는 연구들이 등장하면서, 기대 성과의 과대 추산, 활용과 성과 실현 간 시차, 초기 신 기술 수준의 한계 등이 다양한 원인으로 거론되고 있다. 언급된 각 원인에 따라 경제 주체가 신기술 활용을 통해 얻을 수 있는 성과와 파급효과 또한 달라질 수 있어, 신기술 활용으로 인한 경제 성과에 대한 심층적 이해가 긴요한 시점이다. 이러한 배경에서 본 연구는 여러 신기술 중 인공지능 활용의 생산성 효과를 종합적으로 분석할 목적으로, 현황 및 사례 분석, 실증분석, 실태조사, 그리고 관련 정책 리뷰를 수행하였다.

먼저, 본문의 제2장 1절에서는 국내 제조업의 인공지능 활용 현황을 산업 및 기업 특성에 따라 분석 제시하였다. 국내 기업의 인공지능 활용은 점점 확산 추세를 보이고 있으나, 아직은 초기 도입 단계의 낮은 활용

률을 보이고 있다. 이는 인공지능 도입이 기업 성과에 긍정적일 경우, 국내 제조업에서 해당 기술 활용 촉진과 확산이 필요함을 시사한다. 또한 기업 업력 또는 규모에 따라 활용률에 차이를 보이는 등 기업에 따라 이질적 도입 현상이 관찰되는데, 이러한 결과는 인공지능 확산 정책 마련 시 기업 특성에 대한 고려가 필요함을 시사한다.

한편 실질적인 인공지능 기술의 활용이 최근 본격적으로 시작되었고, 본 연구에서 주로 사용한 단기 시계열 자료의 한계로 인해 기업이 활용하는 구체적 기술의 종류, 적용 방식과 목적, 관련 성과 등 기술 활용 요인을 파악하는 데 어려움이 있다. 따라서 제2장 2절에서는 인공지능을 활용 중인 기업의 사례분석으로 현황분석의 한계점을 보완하고자 하였다. 그 결과, 개별 기업의 인공지능 활용 목적에 따른 구체적 기술 선택과 적용 부문, 이를 통한 성과 달성 메커니즘을 파악할 수 있었다. 이는 인공지능의 경제적 영향에 관한 최근 선행연구가 일관된 결과를 보이지 못하는 상황에서, 국내 제조업 기업의 인공지능 활용의 생산성 증대 효과를 위한 메커니즘을 제공한다.

제3장에서는 2장의 사례분석에서 파악한 인공지능의 경제적 성과 가능성과 메커니즘을 국내 제조업 실증분석을 통해 검증하였다. 분석 결과, 국내 제조업에서 인공지능 활용과 생산성의 관계가 통계적으로 유의미하지는 않았으나, 추가분석에서 복수사업체 보유 기업과 같이 기업 특성에 따라 생산성 증대 효과가 관찰됨을 확인하였다. 실증분석 결과는 기술 도입 초기 단계에서 인공지능 활용 효과가 미진할 수 있으므로 정책 지원을 통한 촉진책 마련이 필요하며, 일괄적인 인공지능 활용 촉진보다는 복수사업체와 같은 기업 특성을 고려한 정책 접근으로 생산성 효과를 달성할 수 있음을 시사한다.

본 연구는 추가적으로 복수사업체 기업 내 사업체 간 생산성 수렴 효과

와 같은 구체적 생산성 증대 동인을 실증분석을 통하여 도출하였다. 이는 제4장의 설문조사에서 복수사업체 기업이 전사적 인공지능 활용으로 소속 사업체 전반의 생산성 및 사업체 간 효율성 증대를 추구한다는 응답과 맥락을 같이한다. 즉, 복수사업체가 보유 사업체 전반에 인공지능 기술을 확대 적용할 수 있는 방안 마련을 통한 성과 확대 필요성을 시사한다.

또한 본 실증분석은 기존 연구와 달리 기업활동조사에서 제공하는 인공지능 활용 여부에 대한 직접 측정치를 사용함으로써, 인공지능 활용의 변수 측정 편의를 최소화하였으며, 동시에 도구변수를 고려하여 내생성 문제 완화를 노력하였다. 따라서 기존 연구에서 서로 다른 인공지능 정의와 대응치를 사용하여 발생하였던 문제점을 보완하였다는 점에서 본 연구의 학술적 기여도가 높다고 평가된다. 추가적으로 국내 기업의 인공지능 기술 활용과 생산성 간의 실증연구 결과는 정책 수립의 기초 자료로의 활용을 기대할 수 있다.

제4장에서는 설문조사를 통해 국내 기업의 인공지능 도입 동기, 이용 현황, 도입 방식, 활용 기술 수준, 비용과 성과, 투자 계획, 사업체 적용 방식과 애로사항 및 지원 사업 인식 등 산업 현장의 구체적인 현황을 제시하였다. 본 설문조사 결과를 이용하여 3장의 실증분석 모형의 타당성을 지지할 수 있으며, 실증분석 결과에 대한 추가적인 정성적 설명을 제공하고 있다. 예를 들어 설문조사 결과 제조업의 첫 번째 인공지능 활용 동기가 경쟁 기업 대비 인공지능 활용 경쟁력 확보로 나타났다. 이는 제3장의 실증분석 모형에서 동종 기업과의 기술 활용 경쟁이 인공지능 활용을 결정하는 데 높은 상관관계를 보일 것이라는 가정을 기반으로 도구변수로 활용한 동종업 인공지능 활용률 변수의 타당성을 지지한다. 또한 활용 중인 인공지능 기술의 수준이 초기 단계이며 활용 시점으로부터 성과 발생까지 일정 시간이 소요된다는 응답을 통해, 실증분석에서

생산성 향상 효과를 발견하지 못한 원인이 활용 기술의 미성숙 또는 활용과 성과 발생 시점의 시차가 원인일 수 있음을 예상할 수 있다. 추가적으로 인공지능 미도입 기업 또는 활용 성과를 경험하지 못한 기업의 인공지능 투자 계획이 낮은 결과는, 기업 간 기술 활용 및 관련 성과 불평등 확대 가능성을 보여준다. 이는 기업 간 신기술 활용의 격차 확대를 방지하기 위해서 기술 확산 초기 단계부터 산업 내 인공지능 활용 확산을 위한 정책 지원이 필요함을 시사한다.

마지막으로 제5장에서는 인공지능 관련 기술, 인력, 인프라, 산업 활용 등 부문별 국내 정책을 검토하였다. 특히, 제조업의 인공지능 활용 촉진과 연관된 정책을 사업 단위 예시를 통해 살펴봄으로써, 제조업의 인공지능 기술 확산을 위한 정책 운영 현황을 이해하고 효과적 정책 방향에 관한 시사점을 제시하였다. 먼저, 인공지능 활용 초기 단계에서 성과를 경험하는 데 시차 또는 추가 자원 투입이 필요하다는 연구 결과는 향후 기업 간, 산업 간, 국가 간 기술 도입 격차 및 이로 인한 성과 격차 확대에 대응하기 위해 초기 인공지능 활용에서 기업의 적극적 기술 활용을 지원할 수 있는 정책이 필요함을 나타낸다. 또한 기업 특성에 따른 성과 발생의 차이는 기업의 인공지능 활용이 궁극적으로 산업의 합계 생산성 증대 효과로 연결되려면 기업별 특성을 고려한 세밀한 정책 설계가 필요함을 시사한다. 예를 들어 기업이 인공지능 기술을 전사적으로 확산 도입하는 경우 확연한 성과 증대 효과가 있음에도 불구하고, 이를 위한 자금 및 인력 부족으로 미도입하거나 일부 사업체의 부분적 활용 형태를 채택하여 비용 대비 미진한 효과를 경험하는 기업이 나타날 수 있다. 이러한 기업은 추가 투자에 소극적이라는 점에서 기업의 인공지능 활용 촉진을 위해서는 실제 성과를 경험하고 미래 투자의 선순환으로 이어질 수 있도록 일정 규모 이상의 지원이 필요하다.

제1장 서론



1. 연구의 필요성

(1) 신기술과 경제 성장

4차 산업혁명 시대의 도래와 함께 기업의 신기술 도입을 통한 디지털화는 미래 성장을 견인할 주 요인의 하나로 언급되고 있으며, 관련 인력 양성, R&D, 투자 등을 뒷받침하기 위한 정책 논의가 각국에서 이루어지고 있다. 특히, 우리나라는 2010년 이후 생산성 성장이 확연히 둔화됨에 따라 새로운 성장 동력의 확보가 긴요한 상황으로 이에 따른 신기술 활용과 그 성과에 대한 관심이 높아지고 있다.¹⁾

하지만 새로운 기술 도입이 기업의 생산성 향상을 가져오고 경제 성

1) 송단비(2020)에 따르면 2011년 이후 국내 기업체 생산성 성장 둔화가 확연히 나타났으며, 김민호(2017)의 사업체 생산성 분석에서도 유사하게 2010~2013년 사업체 생산성 증가율이 이전 기간 대비 하락한 결과를 보였다. 이러한 현상은 경제 성장률 변화에서도 유사하게 관찰되는데, 정선영·이솔빈(2021)은 우리나라의 연평균 GDP 성장률이 2000~2007년 5.0%에서 2010~2019년 2.9%로 하락함을 보였다.

장을 견인할 것이라는 일반적 기대와는 달리, 최근 연구에서는 디지털화로 인한 생산성 증대와 경제 성장의 결과를 실증적으로 관찰하기 어려운 것으로 나타났다(OECD, 2019; Brynjolfsson et al., 2019). 새로운 기술의 발전과 도입이 경제 성장과 동행하지 않는 현상에 대해서 다음과 같이 다양한 관점이 있다(Brynjolfsson et al., 2019).

첫째로, 예상 대비 느린 신기술 습득 및 확산 속도로 인한 시차 현상 가능성이 있다. 예를 들어 인공지능 기술의 경우, 로봇 또는 자동화 설비 등의 단순 자동화 단계가 아닌 기계학습(Machine Learning) 또는 심화학습(Deep Learning)을 바탕으로 한 고수준 단계의 기술이기 때문에 활용 효과가 나타나기까지 일정 기간의 정착 및 내재화가 필요할 수 있다. 또한 잠재적 적용 대상과 범위가 넓은 특징을 가진 최선의 범용기술(General Purpose Technology)의 경우 경제 전체로의 합계 파급효과가 크게 예상되나, 초기 도입 시작으로부터 실제 기대 크기의 경제적 효과가 관찰되기까지 상당한 시간이 소요될 수 있다.

둘째로, 소수 기업에 기술 활용과 관련된 이익이 집중되어 합계 생산성 증대 효과는 낮을 가능성이 존재한다. OECD(2019)는 디지털화를 통한 생산성 증대 효과는 일부 기업에만 집중되고, 전체 경제의 성장 효과는 감소할 가능성을 제기하였다. 실제로 인공지능, 5G, VR/AR과 같은 최신 디지털 기술은 대규모 연구개발 투자, 고급 인력 및 기술 인프라 수요를 필요로 하는 특징이 있다. 즉, 고수준 기술은 기업 특성과 역량에 따라 활용 능력과 기대 성과에 차이가 존재할 수 있으며, 이에 따른 소수 기업의 기술 효과 전유를 가져올 수 있다. 예를 들어 인력풀이 넓고 고용 자산과 기술력, 생산성이 이미 높은 특성의 기업 위주로 초기 디지털화가 이루어지고, 산업 내에서 기술 장벽 및 진입 배제 효과를 통해 해당 기업으로의 성과 집중화 가능성이 존재한다.

그러므로 새로운 기술을 통한 기업의 생산성 향상과 경제 성장 달성을 위해서는 (i) 고도의 디지털화를 이끄는 신기술 활용이 생산성에 미치는 영향과 활용 주체의 특성을 파악하고 (ii) 해당 기술 활용 초기 단계부터 체계적 접근을 통한 생산성 효과의 확산 노력이 필요하다. 이러한 관점에서 본 연구는 신기술 중 인공지능에 초점을 두고, 국내 기업의 생산성 증대 동인으로서 인공지능 기술의 역할과 성과를 분석한다.

(2) 인공지능 기술의 활용²⁾

산업의 디지털 전환을 주도할 새로운 경제 성장 동력으로 주목받고 있는 최신의 인공지능 기술은, 제조, 국방, 보안, 의료, 헬스케어 등 여러 산업 분야에서 광범위하게 적용할 수 있는 대표적인 범용 목적 기술로 고려된다. 구체적인 인공지능에 대한 정의는 다양하게 이루어지고 있으나, 본 연구는 주요 분석 자료인 ‘기업활동조사’의 정의에 따라 인간의 학습 능력과 추론 능력, 지각 능력, 자연언어의 이해 능력 등을 컴퓨터 프로그램으로 실현한 기술로 정의하였다.³⁾ 즉, 단순 자동화 또는 로봇 등의 기술 단계를 넘어, 기계학습(Machine learning) 또는 심화학습(Deep learning) 등을 기반으로 인간의 지적 능력을 실현하여 스스로 상황을 인지하고 분석(analysis), 예측(prediction), 판단(judgment)하여 적절한 반응을 결정할 수 있는 역량을 갖춘 기술을 말한다(Agrawal et al., 2018a). 따라서 기업의 최신 인공지능 활용은 데이터 분석부터 예측 및 판단의 과정에서 발생하는 비용은 줄이고 속도와 정확성은 높임으로써

2) 본 연구에서는 인공지능과 AI(Artificial Intelligence)가 동일한 의미를 나타내며, 혼용하여 사용함.

3) 통계청(2020b), “2019년 기업활동조사 결과(잠정)”.

활용 기업의 생산성 향상을 가져올 수 있다(Agrawal et al., 2018b). 또한 인공지능의 범용 목적 기술적 특성은 <표 1-1>의 예시와 같이 제품 및 서비스의 개발, 생산, 판매, 사후 관리 등 비즈니스 전 과정에서 인공지능 적용을 가능하게 하므로 다양한 부문의 인공지능 활용 가능성과 그로 인한 파급효과를 기대할 수 있다.

<표 1-1> 인공지능 기술 활용 예시

	제조/생산	서비스
활용 예시	<ul style="list-style-type: none"> 인공지능 탑재 로봇(물류, 보안 경비 등) 데이터 분석 기술을 활용한 생산공정(장비 고장 및 교체 예측, 기계 점검 일정 최적화 등) 제조/물류 최적화(리드타임, 트래픽 최소화 등) 시각/음성 센서를 활용한 품질 관리 디지털 트윈 활용한 시뮬레이션(가상 제품 제조 및 설계, 공정 및 시제품 테스트 등) 	<ul style="list-style-type: none"> 통·번역/법률/세무·회계 등 인공지능 기반 소프트웨어 디지털 비서 서비스(삼성 빅스비, 애플 시리, 구글 나우, 아마존 알렉사 등) 인공지능이 적용된 클라우드 시스템(ERP, CRM 등) 데이터 분석 기술을 활용한 실시간 수요 예측 및 판매 사후 관리, 맞춤형 광고 및 정보 제공 등

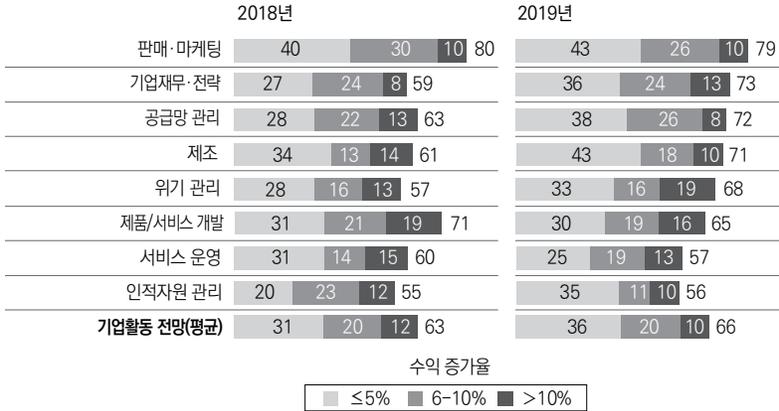
자료: 과학기술정보통신부·한국정보화진흥원(2020), 「2020 정보화통계조사 조사지침서」와 본 연구 2장 2절의 사례분석 결과를 취합하여 저자 정리.

이러한 배경에서 실제 인공지능 활용을 통한 생산성 향상 가능성을 다양한 보고서와 실태조사에서 보고하고 있다. Bughin et al.(2018)은 인공지능을 통한 각국의 GDP 성장 가능성을 추정하였으며, 2017년부터 2030년까지 매년 스웨덴 약 1.7%, 한국 약 1.6%, 영국 약 1.6%, 미국 약 1.5% 순으로 인공지능으로 인한 성장 증가를 예상하였다.⁴⁾ 또한 McKinsey & Company(2020)의 인공지능 활용 글로벌 기업 대상 설문조사에 의하면, 2019년 기준 인공지능 활용 기업의 약 66%가 수익 증가, 40%가 비용

4) Bughin et al.(2018), “Notes form the AI frontier: modelling the impact of AI on the world economy”, Mckinsey Global Institute, p. 36.

절감 효과를 응답한 것을 볼 수 있다(〈그림 1-1〉, 〈그림 1-2〉 참고).

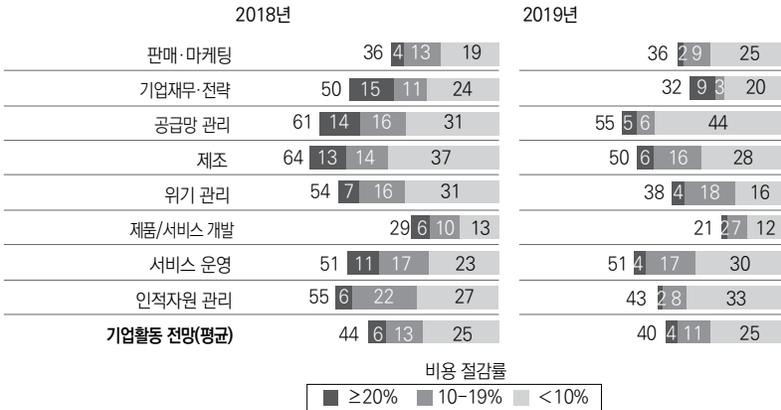
〈그림 1-1〉 인공지능 도입과 수익 변화



자료: McKinsey & Company(2020), "Global survey: The state of AI in 2020".

주: 전년 대비 인공지능 도입으로 인한 수익 증가율(응답률 1%당 증가율).

〈그림 1-2〉 인공지능 도입과 비용 변화

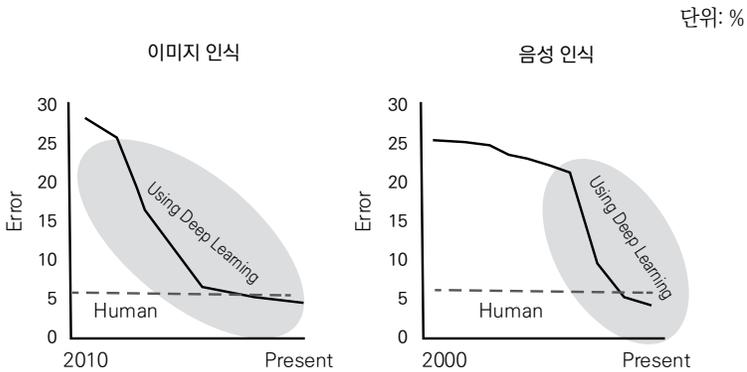


자료: McKinsey & Company(2020), "Global survey: The state of AI in 2020".

주: 전년 대비 인공지능 도입으로 인한 비용 절감률(응답률 1%당 감소율).

이외에도 인공지능 서비스 제공 기업인 Intel(2018)은 인공지능 활용으로 기업 운영 프로세스 효율화에 따른 처리 시간 및 비용 감소로 생산성 증대를 기대할 수 있다고 주장하였다.⁵⁾ 예를 들어 <그림 1-3>과 같이 심화학습을 기반으로 하는 최근의 인공지능은 인간의 이미지/음성 인식 정확도를 넘어서고 있으며, 이는 제조공정의 불량 및 오작동 인식, 보안 업무의 이상행동 추적 등 다양한 부문에서 높은 정확도와 빠른 속도의 업무 처리를 가능하게 하므로 생산성이 증대할 것으로 예상하였다.⁶⁾

<그림 1-3> 인공지능 기술의 이미지 및 음성 인식 정확도



자료: Intel communities website(2020).

이처럼 인공지능 활용 성과에 대한 기대와 향후 인공지능 기술이 가져올 경제적 파급효과에 관한 관심이 높아지는 가운데, 주요국에서는 인공지능 개발 및 활용 촉진 정책을 추진하고 있다(<표 1-2> 참고).

5) Intel(2018), "Artificial Intelligence Reduces Costs and Accelerates Time to Market", White Paper, IT@INTEL.

6) Intel communities website(2020), "The Difference Between Artificial Intelligence, Machine Learning and Deep Learning", Series of AI 101 post, <https://www.intel.com/content/www/us/en/artificial-intelligence/posts/difference-between-ai-machine-learning-deep-learning.html>(접속일: 2021. 4. 7).

〈표 1-2〉 주요국의 인공지능 관련 주요 정책

국가	정책	발표	주요 내용 요약
미국	American AI Initiative	2019. 2	- 인공지능 관련 기술 개발과 인력 양성을 위한 정부 투자 지원으로 민간 부문의 자생적 경쟁력 제고 추구
중국	차세대 인공지능 발전계획	2017. 7	- 데이터 산출 및 수집 관리, 대규모 투자와 인력 양성, 산업별 맞춤형 플랫폼 육성 등 인공지능 경쟁력 확보를 위한 정책 추구
일본	AI 전략 2019	2019. 3	- 인공지능 기술 혁신 가속화 및 관련 인재 양성을 통한 산업 경쟁력 제고 및 사회문제 솔루션 추구
영국	AI Sector Deal	2018. 4	- 인공지능 기술 기반 글로벌 기업 유치 및 관련 인재 양성, 산업 환경 조성을 통한 산업 생산성 제고 추구

자료: 최민철 외(2021) 인용.

주: AI(Artificial Intelligence)는 본 연구의 인공지능 용어와 동일한 의미.

(3) 인공지능 기술과 기업 성과 선행연구

앞서 언급한 바와 같이 인공지능의 생산성 증대 효과에 대해 설문조사 및 관련 논문과 보고서 등을 통해 다양한 논의가 이루어지고 있으나, 정형화된 데이터를 이용한 실증연구는 부족한 상황이다. 즉, 기업 단위 자료를 이용한 엄밀한 실증연구를 통해 기업의 인공지능 활용이 실질적으로 어떤 특징과 결과를 가져오는지 파악할 필요가 있음에도 불구하고 관련 연구가 부족하며 일관된 결과를 보이지 못하고 있다(Raj and Seamans, 2018).

이러한 한계는 우선 기업의 인공지능 활용 여부 측정이 어렵다는 데 있다. 인공지능에 관한 국가 통계 또는 공인 기관의 기업 단위 데이터 부재로 기존의 인공지능 연구들은 자동화 시스템 또는 로봇, 인공지능 관련 특허권 또는 노동 수요 변화 등 다양한 대용치를 기업의 인공지능 도입과 활용 변수로 사용하였다. 그러나 이러한 대용치는 최신 인공지능

기술 측정에 적합성이 떨어지는 한계점이 있으며, 대용치 선택에 따라 일관되지 않은 결과가 도출되는 단점이 있다. 예를 들어 자동화 시스템 또는 로봇을 인공지능 기술로 정의한 경우, 기계/심화학습을 적용한 범용기술로서의 최신 인공지능 기술 정의에 부합하지 않는 측정치를 사용한 결과를 도출할 수 있다. 관련된 연구로, Graetz and Michaels(2018)는 1993~2007년 17개 국가 패널을 이용하여 GDP 성장률 증가에 대한 로봇 도입의 영향을 분석하였으며, Acemoglu and Restrepo(2019)는 1990~2007년 미국의 로봇 도입으로 인한 임금 및 고용 감소를 분석하였다. 하지만, 두 연구의 결과는 자동화 로봇에 의한 영향이며, 데이터 인식부터 분석, 예측, 판단에 학습 알고리즘이 반영된 최신 인공지능의 효과로 보기 어렵다.

또한 인공지능 기술 관련 특허 보유 여부로 기업의 인공지능 활용을 측정한 경우, 기업의 인공지능 기술 개발 여부와는 연관성이 높으나 관련 서비스 대여, 구매, 또는 아웃소싱을 통한 활용을 배제할 가능성이 높다(Damioli et al., 2021; Alderucci et al., 2020; Foster et al., 2021). 예를 들어 Foster et al.(2021)은 인공지능 관련 특허를 이용하여 2000~2016년 인공지능 기업의 지역 및 산업 분포를 분석하였다. 그 결과, 인공지능 특허군(AI patent family)은 2013년부터 증가하여 2015~2016년 급증하였고, 소프트웨어업과 전기전자제품 제조업에 집중적으로 나타났으며, 지역 분포는 중국, 일본, 한국, 미국 순으로 증가가 확인되었다. 이와 같은 결과는 인공지능 개발 기업의 활성화 시기와 지역적·산업적 분포 특징을 나타낸 것으로, 일반적인 기업의 인공지능 도입 또는 활용을 나타내기에는 한계가 있다. 즉, 자체 개발보다는 서비스 활용 위주인 기업은 배제되는 결과를 나타낸다. 이외에도 인공지능 관련 능력을 요구하는 채용 포스팅의 비율 등 기업의 인공지능 관련 노동 수요 변화를 통해 인공지

능 활용 정도를 간접적으로 추정하는 방식이 활용되고 있다(Alekseeva et al., 2021; Babina et al., 2021; Baruffaldi et al., 2020).

추가적으로 기존의 인공지능 연구는 주로 미시적 단위가 아닌 국가, 산업 등의 경제적 상위 단위에 미치는 영향에 초점을 두어 인공지능과 연관된 구체적 동인에 관한 연구가 미흡하다. 효과적인 관련 정책 수립을 위해서는 인공지능이라는 새로운 기술이 경제에 미치는 영향을 함께 단위뿐만 아니라 기업의 미시적 단위를 기준으로 한 구체적 영향 요인 파악이 필수적이다. 예를 들어 인공지능 기술 투자 또는 활용에 적극적인 기업의 특성, 인공지능으로 인한 기업의 실제 성과, 고용 변화, 그러한 변화가 관찰되는 기업의 유형 등 다양한 미시적 요인을 파악함으로써 인공지능의 효과적 확산을 위한 정책 수립 시 지원 대상, 지원 규모, 지원 기간 등 구체적 방안 마련이 가능하다.

이에 따라 최근 기업 단위 연구의 필요성에 대한 논의와 함께 기업 자료를 이용한 인공지능의 성과 연구가 이루어지고 있으나, 언급한 바와 같이 인공지능 측정 이슈와 자료 문제 등으로 일관된 결과를 도출하는데 어려움이 있다(Raj and Seamans, 2018). Alderucci et al.(2020)은 인공지능 관련 특허권 유무를 설명변수로 활용하여 1997~2016년 미국 자료를 분석하였는데, 전 산업 분석에서는 약 4.15%의 생산성 증가를 확인하였으나 제조업에서는 추정 방법에 따라 약 8.9% 증가 또는 유의미하지 않은 값이 나타나는 등 일관된 결과를 도출하지 못하였다. 반면에 Babina et al.(2021)은 미국 기업의 인공지능 기술 관련 잡포스팅 정보와 인공지능 관련 기존 인력 정보를 바탕으로 인공지능 투자변수를 추정한 후, 2010~2018년 차이 값을 활용하여 인공지능 투자의 생산성 영향을 분석하였으나 유의미한 결과를 발견하지 못하였다. Damioli et al.(2021)은 2000~2016년 인공지능 관련 특허 이력이 있는 전 세계 5,257개 기업

을 대상으로 인공지능의 생산성 영향을 분석하였으며, 기업 특성 또는 산업에 따라 상이한 결과를 확인하였다. 즉, 기업 규모가 작은 기업에서는 생산성 증가가 관찰되었으나 큰 기업에서는 영향이 없었으며, 서비스업은 생산성 증가 영향이 있지만 제조업에서는 통계적으로 유의미한 영향이 없었다.

이처럼 인공지능의 생산성 효과에 관한 실증분석 연구는 간접적 방식의 인공지능 측정 문제, 집계 성과 위주의 분석, 데이터 및 연구 방법에 따라 혼재된 결과 등 한계점을 지니고 있다. 따라서 본 연구에서는 통계청이 국내 기업을 대상으로 인공지능 활용 여부를 직접 설문한 자료를 활용하여 인공지능의 경제적 효과를 분석함으로써 기존 연구의 한계점을 보완한 연구 자료 제공과 학술적 공헌을 기대한다.

2. 연구 목적과 구성

본 연구는 인공지능의 생산성 증대 효과를 다각도로 분석하여 국내 제조업의 성장 동인으로서 인공지능의 가능성과 특징에 대한 이해를 높이는 것을 목적으로 한다. 이를 위하여 국내 제조업의 인공지능 활용 현황 및 기업 사례분석을 수행하며, 이를 기반으로 인공지능 활용으로 인한 성과 향상 가설을 도출하고 실증분석을 통해 검증함으로써 인공지능 활용 기업의 특성, 인공지능 활용의 생산성 증대 효과, 생산성 증가가 나타나는 기업의 특성 등 성과 발생 메커니즘에 대한 미시적 요인을 밝힌다. 또한 실태조사를 통해 현장에서 체감하는 인공지능 활용의 성과와 애로사항을 확인함으로써 정책 시사점을 도출한다.

구체적인 장별 목적과 연구 구성은 다음과 같다. 제1장에서는 인공지

능 기술 활용의 경제 성과와 관련된 주요 논의를 선행연구를 중심으로 검토하였다. 이 과정에서 선행연구의 한계점을 보완할 수 있는 인공지능 직접 측정치를 사용한 우리나라의 인공지능 활용에 관한 분석의 필요성을 확인하였다.

제2장에서는 인공지능 활용 현황분석을 통해 초기 신기술 도입 단계의 특징을 이해하고, 도입 초기 관찰되는 데이터 분석의 한계를 보완하기 위해 실제 기업 사례를 분석하였다. 구체적으로 인공지능 활용 현황을 업력, 규모, 성과 등 기업 고유 특성과 산업 특성을 중심으로 제시하였으며, 실제 인공지능을 활용 중인 기업 사례를 통해 제조업에서 사용되는 구체적인 인공지능 기술과 적용 방식, 적용 부문 및 목적, 그에 따른 성과 발생 메커니즘을 파악하였다. 2장의 사례분석으로 인공지능이 생산성에 영향을 미치는 메커니즘을 도출함으로써 3장 실증분석의 검증 가설 설정에 활용할 수 있었다.

제3장에서는 기업체와 기업 내 사업체 매칭 미시 자료를 이용하여 인공지능을 활용하는 기업의 특성 요인을 파악하고, 기업 간(external) 및 기업 내(internal) 생산성 격차에 미치는 영향을 검증하였다. 이를 바탕으로 인공지능 활용으로 인한 생산성 효과 여부, 성과가 발생하는 기업의 특성과 구체적 성과 동인이 무엇인지 추가분석을 수행하였다.

제4장에서는 설문조사를 통해 국내 제조업의 인공지능 활용 동기, 활용 부문 및 기술 수준 등 전반적 활용 현황, 경제적 성과와 애로사항 등, 기업의 인공지능 활용에 관한 심층적인 정보를 바탕으로 현재의 인공지능 촉진 정책에 대한 시사점을 도출한다. 또한 본 설문조사 결과는 앞장의 현황분석 및 사례조사, 실증분석 결과를 상당 부분 보완 설명하였다. 예를 들어 설문조사의 응답은 국내 기업이 활용 중인 인공지능이 초기 수준의 기술이며, 활용 시점으로부터 성과 발생까지 일정 시간이 소요

된다는 사실을 보여준다. 이를 통해 3장의 실증분석 결과에서 생산성 향상 효과를 발견하지 못한 원인이, 기술이 미성숙함에 따라 충분한 성과가 발생하기 어렵고 활용과 성과 사이에 시차가 발생하기 때문이라고 추측할 수 있다.

제5장에서는 인공지능 관련 정책 조사를 통해 제조업의 인공지능 활용 촉진을 위해 추진 중인 정책 현황을 검토한다. 이를 위해 인공지능 관련 기술, 인력, 인프라, 활용 촉진 정책을 정리하고, 제조업에서의 활용 촉진과 연관된 정책을 주요 사업 예시를 통해 제공한다.

제6장에서는 본문의 내용을 요약하고 관련 시사점을 도출한다. 현황 및 사례분석, 실증분석과 실태조사 결과를 바탕으로 생산성 증대를 위한 인공지능의 역할을 이해하고 기업 특성에 따른 성과 발생 차이를 통해 향후 인공지능 활용과 성과 확산을 위한 시사점을 도출한다. 또한 인공지능 관련 국내 정책 검토를 바탕으로 업계에서 필요로 하는 보완점을 파악함으로써 경제 성장에 영향을 미칠 수 있는 기술 활용을 효과적으로 촉진하는 산업 정책적 시사점을 도출한다.

제2장

제조업 인공지능 활용 현황 및 사례분석

본 장에서는 산업별, 기업 특성별 인공지능 활용 현황을 분석하여 국내 산업의 인공지능 활용 수준과 분야, 활용 기업의 규모, 업력 등 특성 요인을 파악한다. 이를 바탕으로 향후 인공지능 기술을 통해 성장 모멘텀을 확보하기 위한 시사점을 도출한다.

또한 제조업을 중심으로 인공지능을 활용하는 기업의 사례를 살펴봄으로써, 제조업에서 사용되는 구체적인 인공지능 기술에 따른 기대성과 실제 효과를 분석하여 인공지능 활용의 성과 확산 메커니즘을 파악한다.

1. 인공지능 활용 현황

본 연구는 인공지능 활용 기업에 대한 자료를 통계청의 기업활동조사를 이용하여 분석하고 있다. 기업활동조사는 2017년부터 4차 산업혁명 기술의 도입 활용 항목을 추가하여, 사물인터넷, 클라우드, 빅데이터,

5G, 인공지능, 블록체인, 3D 프린팅, 로봇공학, 가상증강현실 등 주요 신기술 개발 활용 여부를 조사한다. 이 중 인공지능은 인간의 학습 능력과 추론 능력, 지각 능력, 자연언어의 이해 능력 등을 컴퓨터 프로그램으로 실현한 기술로 정의하고 있다. 이에 기초한 조사 결과에 따르면 인공지능 기술을 개발 또는 활용하고 있는 기업은 조사가 시작된 2017년부터 2019년까지 지속 증가하고 있으나 여전히 낮은 값을 보인다.⁷⁾

〈표 2-1〉과 〈표 2-2〉에 의하면 전체 산업 기준 인공지능 활용 기업은 2017년 174개에서 2019년 409개로 증가하였다. 전체 조사 기업 대비 활용률 또한 2017년 1.38%에서 2019년 3.09%로 증가하였으나 전반적으로 낮은 인공지능 활용을 보인다.

(1) 전 산업 현황

먼저, 산업별, 기업 규모별 인공지능 활용 기업 분포와 특성을 중심으로 국내 인공지능 활용 현황을 분석한다. 특히, 산업별 차이 분석을 통해 산업에 따른 활용 정도를 파악하여 각 산업 내 확산 수준을 가늠하고, 산업별로 이질적인 활용 기업 규모 분포를 제시함으로써 향후 활용 활성화를 위한 시사점 도출을 위한 기초 자료로 사용한다.

1) 산업별 현황

대분류 기준 산업별 차이를 살펴보면, 대부분의 산업에서 매년 사용

7) 기업활동조사는 인공지능 기술의 개발과 활용을 구분하지 않고 조사하고 있다. 본 연구 또한 두 활동을 구분하지 않고 사용한다. 이는 4장 실태조사 결과, 제조업 내 인공지능 기술의 원천이 자체 개발이 주를 이루는 특성을 보여, 국내 제조업 자료 분석 시 인공지능 기술 개발과 활용을 구분하지 않는 것이 큰 차이를 가져오지 않을 것으로 판단하였다.

기업 수가 증가하는 가운데 정보통신업과 금융보험업이 연도별 1위, 2위를 차지하며 높은 활용률을 보인다. 반면 농림어업, 숙박음식점업, 부동산업은 약 0% 수준의 매우 낮은 값을 보인다. 이와 같은 이질적인 산업별 활용률은 선행연구에서도 유사하게 나타난다(Babina et al., 2021).

〈표 2-1〉 국내 산업별 인공지능 도입 기업 현황(기업 수)

단위: 개

산업 대분류	2017			2018			2019		
	전체 기업	4차 산업혁명 기술	인공지능	전체 기업	4차 산업혁명 기술	인공지능	전체 기업	4차 산업혁명 기술	인공지능
전 산업	12,579	1,014	174	13,144	1,500	355	13,255	1,711	409
농림어업	26	0	0	30	2	0	31	0	0
제조업	6,106	408	48	6,273	627	109	6,330	692	114
전기가스증기업	59	9	2	62	10	2	67	14	5
건설업	543	28	2	567	49	9	578	46	15
도소매업	1,401	94	13	1,512	137	34	1,480	152	26
운수·창고업	715	22	1	755	31	3	747	34	5
숙박 및 음식점업	323	19	2	347	14	2	346	17	0
정보통신업	1,047	265	71	1,101	420	139	1,124	500	173
부동산업	327	3	20	252	6	0	270	11	0
기타 서비스업	246	114	0	1,875	127	26	1,902	164	33
금융보험업	1,773	52	15	357	77	31	370	81	38

자료: 통계청(2018, 2019, 2020a), 2017~2019년 기업활동조사.

주: 1) 기업활동조사는 국내 회사법인 중 상용근로자 50인 이상이면서 자본금 3억 원 이상 회사법인을 대상으로 함.

2) 4차 산업혁명 기술: 사물인터넷, 클라우드, 빅데이터, 5G, 인공지능, 블록체인, 3D 프린팅, 로봇, 가상증강현실(AR/VR)을 주요 4차 산업혁명 기술로 포함.

3) 본 표에서 광업은 제외하였으며, 기타 서비스업은 한국표준산업분류상 E(수도, 하수 및 폐기물 처리, 원료 재생업), M(전문, 과학 및 기술 서비스업), N(사업시설 관리, 사업 지원 및 임대 서비스업), P(교육 서비스업), Q(보건업 및 사회복지 서비스업), R(예술, 스포츠 및 여가 관련 서비스업), S(협회 및 단체, 수리 및 기타 개인 서비스업).

〈표 2-2〉 국내 산업별 인공지능 도입 기업 현황(도입률)

단위: %

산업 대분류	2017		2018		2019	
	4차 산업혁명 기술	인공지능	4차 산업혁명 기술	인공지능	4차 산업혁명 기술	인공지능
전 산업	8.06	1.38	11.41	2.70	12.91	3.09
농림어업	0.00	0.00	6.67	0.00	0.00	0.00
제조업	6.68	0.79	10.00	1.74	10.93	1.80
전기가스증기업	15.25	3.39	16.13	3.23	20.90	7.46
건설업	5.16	0.37	8.64	1.59	7.96	2.60
도소매업	6.71	0.93	9.06	2.25	10.27	1.76
운수·창고업	3.08	0.14	4.11	0.40	4.55	0.67
숙박 및 음식점업	5.88	0.62	4.03	0.58	4.91	0.00
정보통신업	25.31	6.78	38.15	12.62	44.48	15.39
부동산업	0.92	6.12	2.38	0.00	4.07	0.00
기타 서비스업	46.34	0.00	6.77	1.39	8.62	1.74
금융보험업	2.93	0.85	21.57	8.68	21.89	10.27

자료: 통계청(2018, 2019, 2020a), 2017~2019년 기업활동조사.

주: 1) 기업활동조사는 국내 회사법인 중 상용근로자 50인 이상이면서 자본금 3억 원 이상 회사법인을 대상으로 함.

2) 4차 산업혁명 기술: 사물인터넷, 클라우드, 빅데이터, 5G, 인공지능, 블록체인, 3D 프린팅, 로봇, 가상증강현실(AR/VR)을 주요 4차 산업혁명 기술로 포함.

3) 본 표에서 광업은 제외하였으며, 기타 서비스업은 한국표준산업분류상 E(수도, 하수 및 폐기물 처리, 원료 재생업), M(전문, 과학 및 기술 서비스업), N(사업시설 관리, 사업 지원 및 임대 서비스업), P(교육 서비스업), Q(보건업 및 사회복지 서비스업), R(예술, 스포츠 및 여가 관련 서비스업), S(협회 및 단체, 수리 및 기타 개인 서비스업).

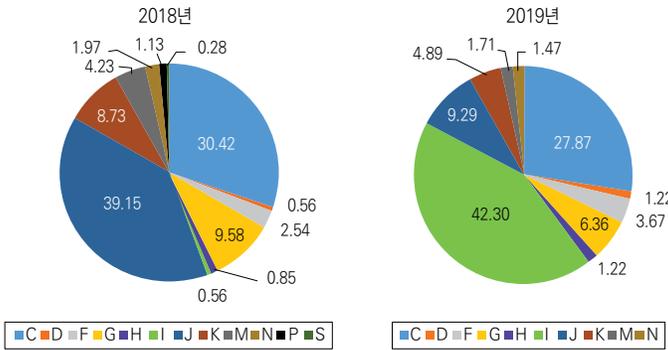
제조업의 인공지능 활용은 2017년 48개, 2018년 109개, 2019년 114개로 증가하였으며, 도입률은 2017년 0.79%, 2018년 1.74%, 2019년 1.80%로 전체 산업 평균보다 낮은 것으로 나타났다(〈표 2-1〉과 〈표 2-2〉참고). 특히 2019년 기준에 따르면 도입률 상위 산업인 정보통신업

(15.39%), 금융보험업(10.27%), 전기가스증기업(7.46%) 대비 제조업은 상대적으로 매우 낮은 도입 수준을 보인다.

하지만 <그림 2-1>의 인공지능 도입 기업 내 산업별 분포를 살펴보면 2018년, 2019년 모두 제조업이 약 30%로 2위를 기록하였다. 이는 제조업 내 인공지능을 활용하는 기업 수는 많으나 산업 내 확산은 초기 단계임을 알 수 있다.

<그림 2-1> 인공지능 활용 기업 산업별 비중

단위: %



자료: 통계청(2019, 2020a), 2018~2019년 기업활동조사.

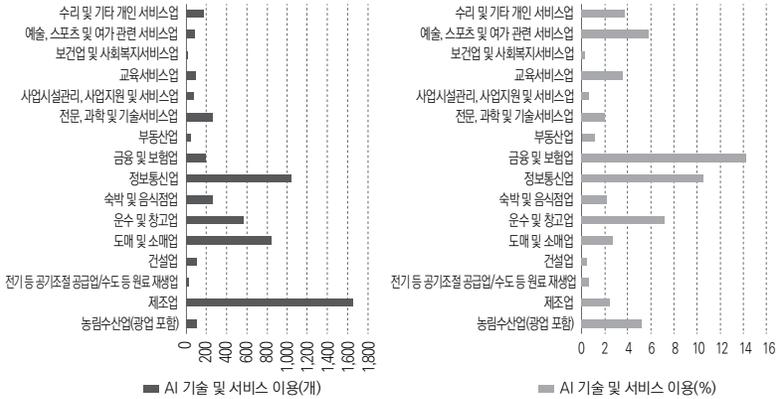
주: 1) 양 연도 0인 업종 제외: 음료 제조업, 담배 제조업, 가죽, 가방 및 신발 제조업, 펄프, 종이 및 종이제품 제조업, 기타 제품 제조업.

2) C 제조업, D 전기·가스·열·증기업, F 건설업, G 도소매업, H 운수·창고업, I 숙박·음식점업, J 정보통신업, K 금융·보험업, M 전문·과학기술서비스업, N 사업·시설관리서비스업, P 교육서비스업, S 협회 및 단체, 수리 및 기타 개인 서비스업.

기업활동조사의 기초통계 결과는 다른 조사에서도 유사하게 관찰된다. 예를 들어 국내 기업의 인공지능 이용에 관한 조사인 2019년 정보화 통계조사에 따르면, 기업활동조사의 결과와 유사하게 낮은 인공지능 활용률이 나타난다. 인공지능 기술 및 서비스 이용이 전 산업 기준 2.49%, 제조업 기준 2.31%를 보였다(<그림 2-2> 참고).

〈그림 2-2〉 산업별 AI 기술·서비스 이용

단위: 개, %



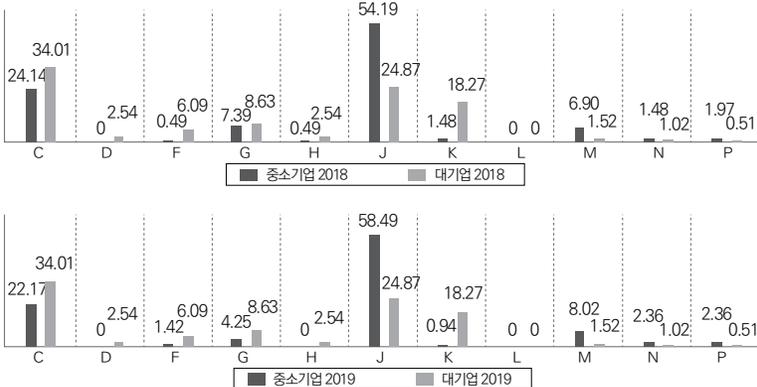
자료: 과학기술정보통신부(2020), 「2019 정보화통계조사」.

주: 종사자 수 10인 이상 민간 부문 기업체(통계청, 2019년 3분기 기준 통계기업등록부) 대상.

2) 기업 규모별 현황

〈그림 2-3〉 산업별 대·중소기업 AI 도입·활용(2018년, 2019년)

단위: %



자료: 통계청(2019, 2020a), 2018~2019년 기업활동조사.

주: C 제조업, D 전기등공급업, F 건설업, G 도소매업, H 운수창고업, I 숙박음식점업, J 정보통신업,

K 금융보험업, L 부동산업, M 전문과학기술서비스업, N 사업시설관리서비스업, P 교육서비스업.

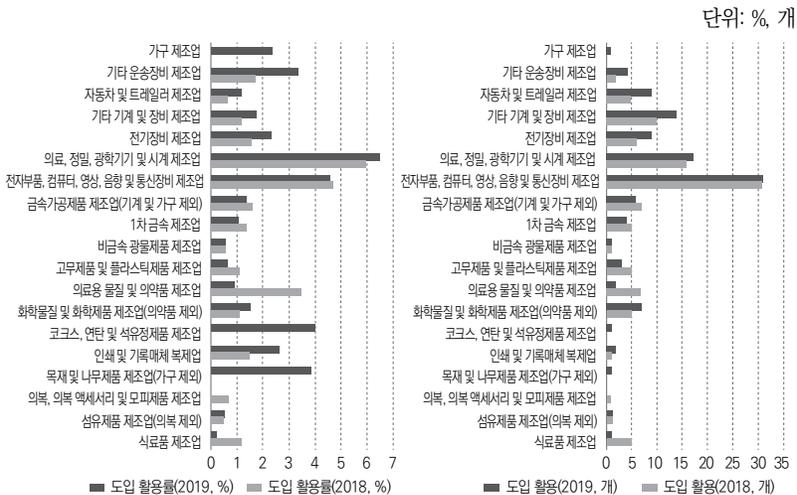
산업에 따라 기업 규모별 인공지능 활용 특성 또한 다르게 나타난다. <그림 2-3>에 따르면 가장 높은 도입률을 보이는 정보통신업의 경우 중소기업의 도입 비중이 높으나, 다음으로 높은 도입률을 보이는 제조업의 경우 대기업 중심으로 도입하는 모습을 보이고 있다.

(2) 제조업 현황

2절에서는 본 연구의 주요 대상인 제조업의 인공지능 활용에 초점을 맞추어, 세부 업종, 규모, 업력 등 인공지능 활용 기업 특성과 제조업에서의 주요 활용 부문을 살펴본다.

1) 제조업 세부 업종별 차이

<그림 2-4> 제조업 세부 업종별 도입 · 활용



자료: 통계청(2019, 2020a), 2018~2019년 기업활동조사.

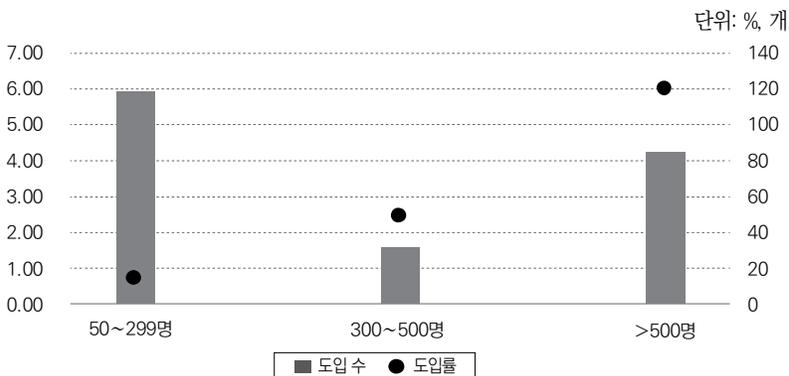
주: 양 연도 0인 업종 제외: 음료 제조업, 담배 제조업, 가죽, 가방 및 신발 제조업, 펄프, 종이 및 종이제품 제조업, 기타 제품 제조업.

대분류 산업 간 인공지능 활용률이 이질적으로 나타난 것과 같이, 제조업 내부에서도 세부 업종에 따라 상이한 인공지능 활용을 보이고 있다. 예를 들어 의료, 정밀, 광학기기 및 시계 제조업과, 전자부품, 컴퓨터, 영상, 음향 및 통신장비 제조업에서 인공지능 활용 기업 개수와 비중이 모두 높은 것으로 조사되었으며 음료 제조업, 담배 제조업, 가죽, 가방 및 신발 제조업, 펄프, 종이 및 종이제품 제조업, 기타 제품 제조업의 경우 상대적으로 미진한 것으로 나타났다.

2) 제조업 규모별 인공지능 활용 현황

〈그림 2-5〉에 따르면, 제조업에서 기업 규모 증가에 따라 인공지능 활용률이 증가하는 형태를 보인다. 제조업 내 기업 규모에 따른 인공지능 활용률의 차이는 다른 통계조사에서도 유사하게 관찰된다. 예를 들어, 2019년 과학기술정보통신부의 정보화통계조사에 따르면 기업 규모별 인공지능 기술 및 서비스 이용률이 10인 이상 49인 이하 1.09%, 50인 이

〈그림 2-5〉 제조업 기업 규모별 인공지능 활용 현황



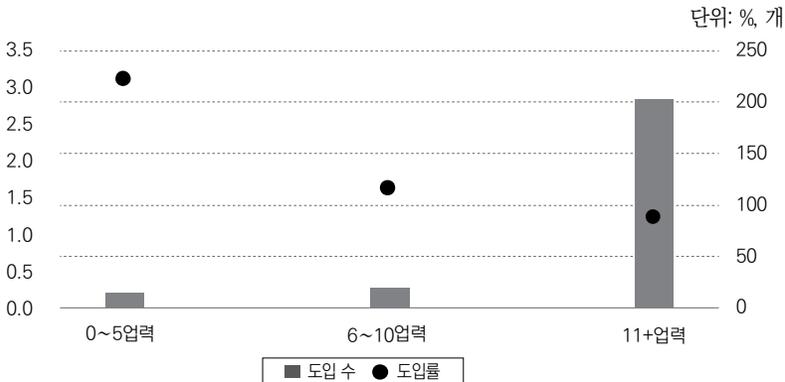
자료: 통계청(2020a), 2019년도 기업활동조사 제조업 자료를 활용하여 저자 작성.

상 249인 이하 7.02%, 250인 이상 21.21%로 규모에 따른 격차를 확인할 수 있다. 다만 <그림 2-5>에 나타난 인공지능 활용 기업 수의 경우, 기업 규모 300인 미만에서 가장 높았으며 500인 초과 기업과 300인 이상 500인 이하 기업 순으로 확인되었다.

3) 제조업 업력별 인공지능 활용 현황

국내 제조업에서 인공지능 활용 기업의 숫자는 오래된 기업에서 높으나, 인공지능 활용률은 업력 증가에 따라 감소한다(<그림 2-6> 참고). 이는 신생기업이 상대적으로 최신의 인공지능 기술 도입에 적극적임을 시사한다.

<그림 2-6> 제조업 업력별 인공지능 활용 현황



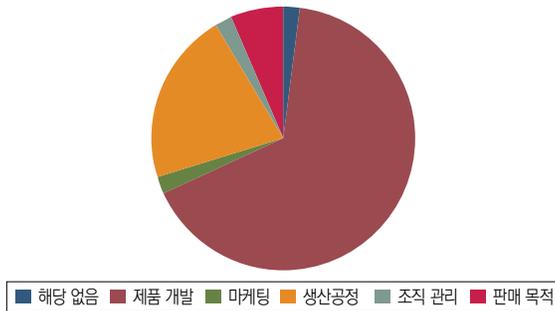
자료: 통계청(2020a), 2019년도 기업활동조사 제조업 자료를 활용하여 저자 작성.

4) 제조업 인공지능 활용 주요 부문

인공지능의 활용 부문은 제품 개발이 주를 이루며 생산공정에서의 활용이 그다음으로 나타났다. 이는 2장 2절의 사례분석에서 제조업의 주

요 인공지능 활용 부문을 (i) 공정 지능화 기술을 활용한 생산공정 효율 개선과 (ii) 디지털 트윈 기술을 활용한 제품 개발 및 설계, 시제품 테스트 등 구체적인 적용 기술에 따라 분류한 것과 유사하다. 또한 이러한 결과는 4장 실태조사에서 주요 인공지능 기술 활용 분야가 제품 개발 및 테스트, 생산공정 생산성 개선 순으로 나타난 응답과도 일치한다.

〈그림 2-7〉 제조업 인공지능 활용 분야



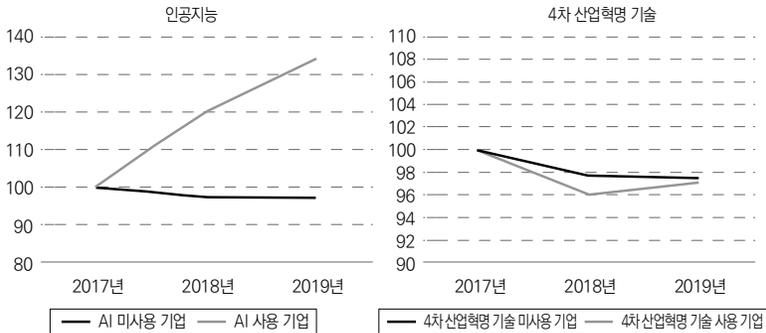
자료: 통계청(2020a), 2019년 기업활동조사, 제조업.

주: 2019년 4차 산업혁명 관련 기술 활용 분야: (1) 해당사항 없음, (2) 제품(서비스) 개발, (3) 마케팅 전략, (4) 생산공정, (5) 조직 관리, (6) 판매 목적.

5) 제조업 인공지능 활용과 생산성

인공지능 활용 기업은 미사용 기업 대비 이질적인 생산성 변화를 보인다. 즉, 〈그림 2-8〉에서 인공지능 활용 기업의 연도별 평균 생산성은 2017년 이후 증가 형태를 보이는 반면, 미사용 기업은 2017년 생산성 수준에서 정체된 것을 확인할 수 있다. 이러한 결과는 일반적인 4차 산업혁명 기술의 활용 여부를 기준으로 구분한 기업별 평균 생산성 비교와 차이가 있다.⁸⁾ 4차 산업혁명 기술의 사용 여부에 따른 평균 생산성은 인공지능의 경우와 달리 유사한 형태를 보인다.

〈그림 2-8〉 제조업 기술 활용에 따른 생산성



자료: 통계청(2018, 2019, 2020a), 2017~2019년 기업활동조사, 제조업.

주: 1) 기업활동조사의 4차 산업혁명 기술은 9가지(IoT, Cloud, Bigdata, 5G, AI, Blockchain, 3D printing, Robot, AR/VR) 기술을 포괄.

2) 각 생산성은 명목 노동생산성의 단순평균값으로, 2017년을 100으로 하여 표준화.

2. 제조업 인공지능 활용 사례

본 절에서는 실제 인공지능 기술을 활용하고 있는 기업 사례를 분석하여 앞 절의 현황분석을 통해 파악하기 어려운 구체적인 인공지능 활용 방식, 적용 부문, 연관 성과 등에 대한 이해를 높이고자 한다.

앞 절의 현황분석에서 나타난 것과 같이, 제조업의 인공지능 활용이 사실상 최근 시작되어 축적된 자료 기간이 짧은 가운데, 사례 기반 분석은 실질적인 연구 방법의 하나로서 역할이 크다고 생각된다. 또한 인공지능의 생산성 효과에 대한 선행연구 결과가 일관되지 않은 상황에서, 사례분석을 통한 인공지능의 생산성 영향 메커니즘 파악은 3장 실증분석의 검증 가설 설정에 필요한 과정으로 판단된다. 따라서 본 연구는 제

8) 기업활동조사의 4차 산업혁명 기술은 9가지(IoT, Cloud, Bigdata, 5G, AI, Blockchain, 3D printing, Robot, AR/VR) 기술을 포괄.

조업에서 활용되는 구체적 인공지능 기술을 공정 지능화와 디지털 트윈으로 구분하여 각각의 핵심 특징을 이해하고, 관련 국내외 기업 사례를 분석하여 이를 바탕으로 인공지능 활용으로 인한 성과 발생 메커니즘을 파악한다.

(1) 인공지능 활용 기술: 공정 지능화

1) 공정 지능화 정의

통계청(2020a) 기업활동조사의 정의에 따르면, 인공지능은 인간의 학습, 추론, 지각 및 자연언어 이해 능력 등을 컴퓨터 프로그램을 통해 실현하는 기술로, 방대한 데이터를 단기간에 학습할 수 있어 제조 현장에서 발생하는 데이터를 분석 및 추론하여 최적의 의사결정을 지원할 수 있다. 본 연구에서는 이와 같은 특성의 인공지능을 제조업의 생산·제조 공정에 적용하는 것을 공정 지능화 또는 제조 지능화로 정의하였다 (Zhong et al., 2017).⁹⁾

공정 지능화는 생산·제조공정 상태의 감지, 진단, 예측 및 최종 조치 등 전 주기에 걸쳐 적용 가능하며, 단순 로봇 또는 자동화 시스템과 구별된다. 예를 들어 제조설비 및 기기에 부착된 산업용 인터넷은 데이터를 수집하고, 인공지능은 해당 데이터의 패턴을 감지해 상태를 파악하며, 에지(Edge)¹⁰⁾ 또는 클라우드 기술과의 연동을 통해 이상 징후에 관한 진단과 예측 후 공정에 필요한 조치를 수행하게 된다.¹¹⁾

9) 본 연구에서는 공정 지능화와 제조 지능화를 동일한 의미로 사용함.

10) 에지 컴퓨팅은 사용자 또는 데이터 소스의 물리적인 위치나 그 위치와 가까운 곳에서 컴퓨팅을 수행하는 것을 의미함.

11) 이은서 외(2020).

2) 공정 지능화 기술 특성과 활용 분야

공정 지능화를 위한 인공지능 기술은 다양한 특성을 보유하고 있어 제조 영역에 따라 적합한 기술 적용이 가능하다. 구체적으로 인공지능 기술의 핵심 특성은 이상 탐지(Anomaly Detection), 지능형 설비(Intelligent Manufacturing Facility), 스마트 작업대(Smart Workbench), 제너레이티브 디자인(Generative Design)으로 구분 가능하다(〈표 2-3〉 참고).¹²⁾ 이은서 외(2020)에 따르면, 이상 탐지 기술은 품질 관리 활동에서 품질 저하 요인 및 이상 징후 탐지에 활용되며, 지능형 설비 기술은 신속한 설비

〈표 2-3〉 제조 영역별 활용 가능한 인공지능의 주요 기술 특성

제조 영역	인공지능 주요 기술
품질 관리	<ul style="list-style-type: none"> • 이상 탐지(Anomaly Detection) - 제조공정상의 이상 작동 또는 품질 저하 요인을 평균 수율 범위를 기준으로 탐지 - 정상 데이터 분석 후 이를 기반으로 이상 상황 탐지
설비 운용	<ul style="list-style-type: none"> • 지능형 설비(Intelligent Manufacturing Facility) - 생산 현장에서 발생하는 다양한 동적 상황에 대한 신속한 자율 대응 - 미션 인지, 공정 자동 계획, 제조라인 자율 구성 등 분산 자율 협업 제조
작업 환경	<ul style="list-style-type: none"> • 스마트 작업대(Smart Workbench) - 안전한 작업 환경 제공 및 작업자 맞춤형 최적 작업 계획 및 할당 - 최적 인간-로봇 협업을 통한 생산성 향상 및 노동 피로도 감소 - 지능형 실감 인터랙션 가이드(Real-Sense Interaction Guide) 기술 - 작업자 숙련도 향상을 위한 AR/VR/XR 기반 작업 증강 시스템 - 실감 작업 가이드를 통한 작업 숙련 시간 단축 및 제품 불량률 감소
제품 디자인 및 설계	<ul style="list-style-type: none"> • 제너레이티브 디자인(Generative Design) - 사용자가 원하는 요구사항에 맞는 제품 디자인 자동 생성 및 추천 - 제품 설계 전 주기의 지능화, 자동화를 통한 설계 비용 및 시간 절감

자료: 이은서 외(2020).

12) 이은서 외(2020).

운용과 실시간 설비제어를 가능하게 한다. 스마트 작업대 기술은 작업의 안정성 및 노동자의 숙련도와 업무 효율 향상을 지원한다. 마지막으로 제너레이티브 디자인 기술은 기업이 맞춤형 제품 생산과 제품 설계 전 주기의 지능화, 자동화에 활용되며, 기업의 설계 비용과 시간 절감을 돕는다.

3) 공정 지능화 활용 목적과 적용 범위

제조업 현장에서는 인공지능을 예지 보전, 품질 검사, 공정 최적화 목적 순으로 활용하고 있다.¹³⁾ 즉, 예지 보전과 외부 요인 파악을 통해 공정의 단절 최소화 및 운영의 최적화를 추구한다. 불량 점검, 공급 체인과 원자재 및 재고 관리 최적화에 활용함으로써 부산물 절감과 품질 향상 효과를 기대하며, 데이터 통합 관리 시스템 구축과 같이 전 공정의 최적화를 목적으로 공정 지능화를 활용할 수 있다.¹⁴⁾

또한 인공지능은 적용 대상과 범위, 방식을 달리하여 활용 가능한 특징이 있다. 따라서 구체적 업종 및 공정 특성에 따라 상이한 이슈가 존재하여 일률적인 기술 적용이 어려운 경우, 인공지능을 통한 성과 추구가 생산성 증대에 효과적 요인일 것으로 예상된다. 예를 들어, <표 2-4>에 의하면 국내에서 인공지능은 화학, 자동차, 광학렌즈 등 서로 다른 제조업종에서 활용되고 있으며, 단일 공정부터 다수의 공정까지 적용 범위가 다양하고, 각기 다른 공정별 이슈(예: 공정 소음 및 진동 원인 파악, 생산품 정밀도 예측 등) 해결을 위해 사용되고 있다. 성과 측면에서 인공지능 활용 기업은 생산량 증가, 불량률 감소, 생산원가 절감, 공정 능력

13) 권요안(2020).

14) 권요안(2020).

향상, 납기일 단축 등 궁극적으로 생산성 증대와 직결된 요인의 향상을 기대하고 있는 것으로 나타났다.¹⁵⁾

〈표 2-4〉 중소·중견 제조기업 인공지능 적용 사례 정리

기업	(주)고원금속	(주)한국몰드	(주)캠프	(주)인터로조	정밀화학 'K'사
활용 목적	<ul style="list-style-type: none"> • 공정 데이터 수집/분석 • 고장 징후 사전 감지 	<ul style="list-style-type: none"> • 공정 데이터 분석 및 공정 자율화 	<ul style="list-style-type: none"> • 공정 데이터 수집/ 불량 예측 	<ul style="list-style-type: none"> • 공정조건 최적화/ 불량률 최소화 	<ul style="list-style-type: none"> • 공정조건 최적화/불량률 최소화
제조 업종	<ul style="list-style-type: none"> • 단조프레스 • 소성가공 • 냉간단조 	<ul style="list-style-type: none"> • 사출성형: 자동차 차체 및 트레일러 제조업 • 사출성형기 	<ul style="list-style-type: none"> • 화학: 일반용 도료 및 관련 제품 제조업 • 도금기 	<ul style="list-style-type: none"> • 사출성형: 광학렌즈 및 광학요소 제조업 • 사출성형기 	<ul style="list-style-type: none"> • 화학: 기타 기초 유기화학물질 제조업
적용 공정	<ul style="list-style-type: none"> • 냉간단조 공정 	<ul style="list-style-type: none"> • 사출 공정 12라인 (대상 제품 25종) 	<ul style="list-style-type: none"> • 도금 공정 	<ul style="list-style-type: none"> • 사출성형 공정 	<ul style="list-style-type: none"> • 정밀화학제품 공정 2라인(대상 제품 2종)
주요 문제	<ul style="list-style-type: none"> • 현장에서 발생하는 단조프레스 이상 소음과 진동 원인 파악 어려움 	<ul style="list-style-type: none"> • 공정불량발생 생산성, 품질, 공정 비가동 원인 분석 및 개선 어려움 	<ul style="list-style-type: none"> • 공정 불량 발생, 생산성, 품질, 공정 비가동 원인 분석 및 개선 어려움 	<ul style="list-style-type: none"> • 사출성형기 공정 조건 설정값에 따라 생산 되는 Contact Lens의 도수 예측 문제 	<ul style="list-style-type: none"> • 생산공정 불량률 증가로 생산성 저하, 품질 관리 비용 증가 문제
기술 활용	<ul style="list-style-type: none"> • IoT 무선진동센서 기반 단조프레스 설비의 공정 데이터 수집/ 분석 • 인공지능 기술을 통한 고장징후 사전감지 	<ul style="list-style-type: none"> • 실시간 공정 데이터 수집 후 분석해 PQCD 향상, 인공지능 지식 자산화, 자율 공정 운영 인공지능 구축 	<ul style="list-style-type: none"> • 실시간 공정 데이터 수집· 분석으로 공정 현황, 불량 예측, 공정별 공정식 산출 	<ul style="list-style-type: none"> • 목표 Lens 도수에 부합하는 사출성형기의 공정조건을 찾아 Contact Lens 도수 불량률 최소화 	<ul style="list-style-type: none"> • 실시간 공정 데이터 수집· 분석으로 불량률 최소화, 최적 생산 조건, 인공지능 지식 자산화

(계속)

15) 인공지능 중소벤처 제조 플랫폼(KAMP), "Use-Case: 중소·중견 제조기업에 AI를 적용한 우수 기업사례", <https://www.kamp-ai.kr/front/usecase/usecase-list.jsp>(검색일: 2021. 7. 1).

기업	(주)원금속	(주)한국몰드	(주)캠프	(주)인터로조	정밀화학 'K'사
기대 효과	현재 대비 생산성 15% 향상	시간당 생산량 38UPH→43UPH	시간당 생산량 2KPD→3.5KPD	현재 대비 제품 수율 5% 향상	생산량 증가 6.6 S/H → 7.6 S/H
	현재 대비 불량률 10% 감소	완제품 불량률 4% → 1%	완제품 불량률 40% → 5%	Lens 도수 적중률 70% → 75%	불량률 감소 23% → 7%
	생산원가 1.5억 원 절감(수리비 1.2억 원+인건비 0.3억 원)	현재 대비 제품 원가 5% 감소	공정능력지수 (CpK) 0.75 → 1.01	현재 대비 완제품 재고 15% 감소	
	현재 대비 납기 12% 단축	납기 단축 3일 → 2.5일	납기 단축 3일 → 2.5일	현재 대비 납기 준수율 20% 향상	

자료: 인공지능 중소벤처 제조 플랫폼(KAMP), "Use-Case: 중소·중견 제조기업에 AI를 적용한 우수 기업사례"를 참고해 저자 정리.

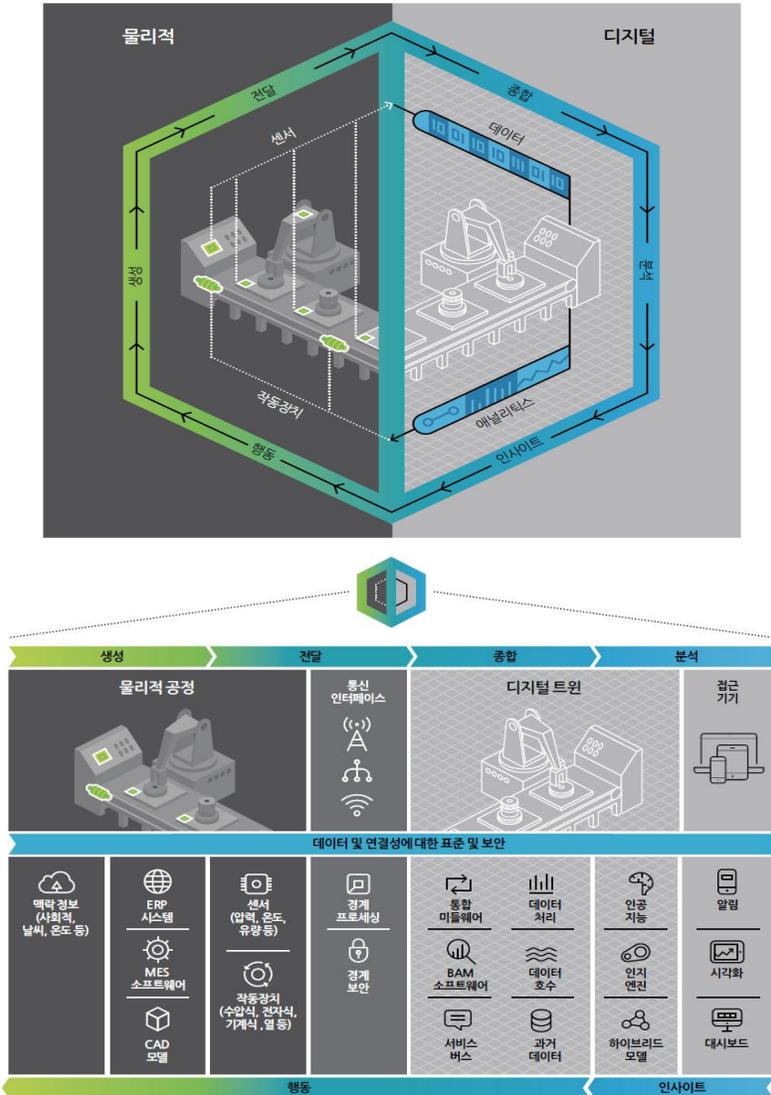
(2) 인공지능 활용 기술: 디지털 트윈

1) 디지털 트윈의 기술적 특성

인공지능 기술의 효용성은 다양한 기술과의 연계를 통해 확장할 수 있다. 대표적 예로서 인공지능의 지능적 의사결정 역량은 실제 사물 혹은 프로세스를 디지털 이미지로 실시간 구현하는 기술인 디지털 트윈(Digital Twin)과의 결합을 통해 극대화된다.

디지털 트윈에 관한 공통된 정의는 없으나, 제조업 관점에서는 디지털 트윈을 “물리세계의 제조 자원(Machine, Material 등)을 가상공간에 모사하고, 실시간 연결하여 가상공간에서 제품의 설계, 생산, 유지보수 등에 요구되는 다양한 시뮬레이션을 수행하여 의사결정을 가능하게 하는 지능화 융합기술”¹⁶⁾로 이해할 수 있다. 이에 따라 본 연구에서는 디

〈그림 2-9〉 제조공정 디지털 트윈 모델과 디지털 트윈 개념 구조



자료: Parrott and Warshaw(2017)을 활용한 Parrott and Warshaw(2021) 재인용.

16) 박중현 외(2021).

지텔 트윈을 인공지능, 센서/IoT 기기, 데이터 저장 기술 등의 연계를 바탕으로 가상의 쌍둥이 모델 구축 및 활용 가능한 기술로서, 제조공정에 서 적용할 수 있는 인공지능 기술의 한 형태로 정의하였다.

제조공정의 디지털 트윈 모델을 도식화하면 <그림 2-9>와 같으며 물리적 환경을 복제한 디지털 환경은 통신 인터페이스를 기반으로 실시간으로 제공되는 현장 데이터를 통해 형성된다(생성). 물리적 활동에서 발생하는 모든 데이터는 센서를 통해 취합되어 디지털 환경으로 전달되며(전달), 전달된 데이터는 디지털 환경에서 종합 데이터로 재형성되고(종합) 해당 데이터를 기반으로 도출된 인사이트는(분석) 물리적 환경의 작동 장치에 행동을 명령함으로써 디지털 기반의 지능형 제어 및 관리가 이루어진다.¹⁷⁾ 이와 같은 디지털 트윈의 핵심 활동인 생성, 전달, 종합, 분석을 수행하기 위해서는 다양한 기술의 융합이 필요하다. 먼저, 물리적 공정에서는 ERP 시스템, MES 소프트웨어, CAD 모델이 주요 소프트웨어 기술로 작용한다. 핵심 하드웨어에는 데이터를 취합하는 센서와 명령을 수행하는 작동 장치가 있다. 반면, 디지털 공정에는 통합 미들웨어, BAM 소프트웨어, 서비스 버스 등이 주요 소프트웨어로 활용되며, 인공지능이 데이터 분석을 통한 인사이트 도출에 핵심 역할을 한다.

2) 디지털 트윈 활용 분야와 기대 효과

디지털 트윈을 제조 부문에서 활용하는 가장 큰 이점은 가상의 쌍둥이 모델을 기반으로 시뮬레이션이 가능하다는 것이다. 중후장대한 설비와 대규모 비용 투입이 요구되는 산업에서는 설계 및 운영 최적화가 필

17) Parrott and Warshaw(2021).

수인데, 디지털 기반의 시뮬레이션은 여기서 정교한 거대 설비 구축을 가능하게 하며 예측 및 사전 테스트를 통해 잠재적 실패 및 비용 발생 가능성 최소화에 일조한다.¹⁸⁾ 따라서 일반 제조 외에도, 항공, 부동산, 인프라 산업 등에서 적극적으로 활용되고 있다. 예를 들어 디지털 트윈 솔루션을 제공하는 대표 기업 중 하나인 Microsoft의 주요 고객에는 GE

〈표 2-5〉 디지털 트윈의 주요 활용 부문 및 기대 효과

활용 분야	주요 기대 효과	주요 내용
품질 관리	• 품질 향상	- 전반적 품질 향상 - 품질 경향 예측, 결함 발견 소요 시간 단축 - 품질 기준 이탈 통제, 품질 문제의 원인 규명 가능
	• 품질 보증 비용 절감 • 사후 서비스 개선	- 현장 장비 활용 방식에 대한 이해를 기반으로 효율적 서비스 제공 - 보증 및 불만 관련 문제에 대한 사전 파악 역량 강화 - 전반적인 품질보증 비용 절감 및 고객 경험 개선
	• 기록 보존, 직렬화를 통한 품질 관리 체계화	- 리콜 및 품질 보증 체계 구축을 위해 직렬화(serialization) 된 부품 및 원재료의 디지털 기록 활용 - 불만 관리 역량 향상 및 추적 관리 의무화 요건 충족
신제품 개발 및 출시	• 신제품 도입 비용 절감 • 리드타임 단축	- 신제품 출시 소요 기간 및 제조 비용 감축 - 리드타임이 긴 부품과 공급사슬 영향에 대한 인지 및 대응력 향상
운영 및 판매	• 운영 비용 절감	- 제품 설계 및 엔지니어링 변경 실행 개선 - 제조 장비 성능 개선 - 공정 운영 변동성 축소
	• 매출 성장 기회 확보	- 업그레이드 제품 출시 준비 여부 파악 용이 - 서비스 제품의 효율성 향상 및 비용 절감

자료: Parrott and Warshaw(2017)을 인용한 Parrott and Warshaw(2021)를 참고해 저자 재정리.

18) Microsoft 홈페이지, “고객 사례-두산중공업”, <https://customers.microsoft.com/en-us/story/1350347876013302576-doosan-energy-azure-ko-korea>(검색일: 2021. 7. 2).

에이비에이션, 유니레버, 보쉬, 벤틀리, 티센크루프 등 대규모 설비와 투자가 요구되는 기업이 포함된다.¹⁹⁾

제조 부문에서 디지털 트윈의 활용 분야 및 기대 효과는 앞서 살펴본 인공지능과 유사하다. 디지털 트윈은 품질 관리, 신제품 개발 및 출시, 운영과 판매에 주로 활용되고 있다. <표 2-5>에 따르면 기업은 디지털 트윈이 품질 향상 및 품질 보증 비용 절감과 더불어 기록 보존 및 직렬화를 통한 품질 관리 체계화와 사후 서비스 개선을 가져올 것으로 기대하고 있다. 또한 기업은 디지털 트윈이 제공하는 시뮬레이션 모델을 활용해 신제품 도입에 드는 비용과 리드타임을 줄일 수 있고, 제품 업그레이드 또한 비교적 용이하여 시의적절한 제품 개선을 통해 매출 성장 기회 또한 확보할 수 있다.

(3) 인공지능 활용 사례: 국내 기업

1) 포스코 인공지능 제철소: 공정 지능화²⁰⁾

① 사례 개요

포스코(POSCO)는 우리나라 최초의 일관제철소로 연간 4,100만 톤의 조강 생산체제를 갖추고 있는 대표 철강 기업이다.²¹⁾ 포스코는 단일 공장 수준의 제조혁신을 추진해 현재는 연속 공정용 스마트공장 플랫폼을

19) Microsoft 홈페이지, “MS Azure-디지털트윈 기업 사례”, https://customers.microsoft.com/en-us/search?sq=%22Azure%20Digital%20Twins%22&ff=&p=0&so=story_publish_date%20desc (검색일: 2021. 7. 2).

20) 포스코 뉴스룸(2020), “한눈에 보는 AI @ POSCO”를 참고해 해당 사례 정리, <https://newsroom.posco.com/kr/%eb%94%94%ec%a7%80%ed%84%b8-%ec%a0%9c%ec%b2%a0%ec%86%8c-%ea%b7%b8-%ec%9d%b4%ec%83%81-ai-posco/>(검색일: 2021. 7. 8).

21) 포스코 뉴스룸(2020).

기반으로 20개 공장을 통합 제어 및 관리하고 있다. 포스코의 제조혁신 사례는 디지털 기술이 공정별로 상이한 이슈 해결에 어떻게 활용되고, 제조공정에 어떠한 성과를 가져오는지를 보여준다. 철강 생산을 위한 주요 공정은 생산계획-제선-제강-열연-도금-출하 순으로 이루어진다. 공정별 작업 유형과 핵심 요소가 상이하므로, 공정의 효율성 향상을 위해서는 주요 이슈 및 요인에 적합한 첨단 기술 적용이 중요하다. 포스코는 제조혁신을 위해 생산단계별 주요 애로사항을 파악하고, 해당 문제 해결에 적합한 기술을 활용하고 시스템을 구축했다.

② 주요 이슈와 기술 활용

공정별 핵심 이슈와 활용 기술을 살펴보면 다음과 같다.

㉠ 생산계획

먼저 생산계획 단계에서는 소Lot²²⁾ 주문 생산 관리의 비효율성 해결을 위해 인공지능 기반의 자동주문 설계 시스템을 도입하였다. 소Lot 주문이란 최소 주문량에 미달하는 주문을 말하며, 해당 주문은 최소 주문량 기준을 충족하기 위해 다른 소Lot 주문과 결합해 생산발주를 한다. 포스코는 인공지능을 통해 평균 12시간이 소요되던 소Lot 주문 생산 관리를 대폭 개선하였다.²³⁾ 인공지능은 축적된 소Lot 주문 데이터를 분석하고 소Lot 주문의 12개 핵심 영향 요인을 도출해 스스로 주문을 판단할 수 있도록 학습했다. 인공지능 기반의 소Lot 주문 자동설계시스템을 도입한 결과 담당자는 97%의 정확도로 1시간 이내에 소Lot 주문을 판단할 수 있게 되었다. 또한, 인공지능 기술이 최적의 제작 사이즈를 99.9%의 정확도로 설계하여 원가 절감 효과가 나타났다.²⁴⁾

22) 소Lot란 제철소에서 요구하는 최소 주문량에 미달하는 주문임.

23) 포스코 뉴스룸(2020).

㊤ 제선

생산계획 이후 본격적인 철강 생산공정이 시작된다. 가장 먼저 이루어지는 제선 공정은 원료야드 재고 관리, 소결 공정, 고로 제어 과정으로 나누어 살펴본다. 첫째로, 기존에 사람이 직접 관리하고 조사하던 원료야드 재고 관리 방식은 드론 도입을 통해 정밀성이 대폭 향상되었다. 약 2.73km²에 달하는 포항과 광양 원료야드는 사람이 직접 관리해 왔으며 재고 측정(1시간 20분)과 분석(4시간)에 총 5시간 20분이 소요되었다.²⁵⁾

〈표 2-6〉 포스코 인공지능 제철소 사례 요약

공정 단계	주요 이슈	기술 활용	성과
생산계획	소Lot 주문 처리에 장시간 소요	인공지능 기반 소Lot 자동주문 시스템 도입	소요시간 단축 (12시간 → 1시간)
제선	원료야드	원료 재고 분석에 드론 활용	소요시간 단축 (4시간 → 1시간)
	소결	인공지능 기반 소결 공정 자동화	연료비 절감(연 19억 원)
	고로	인공지능 용광로	쇳물 추가 생산 (연간 8만 5,000톤)
제강	담당자의 건별 처리 방식으로 숙련도와 집중력에 따른 품질 편차 발생	출강 자동화 시스템	성분 이상률 0%
열연	별도의 권취공정 운전실로 인한 작업 비효율성	열연 전 공정(가열, 압연, 권취) 스마트공장 통합 운전실 구축	- 세계 최초 열연 전 공정 통합운전실 구축 사례 - 열연재 증산(연간 9만톤)
도금	최적 도금량 구현 어려움	인공지능 기반 초정밀 도금 제어	도금량 제어 적중률 향상 (89% → 99%)
시스템	개별 공장 단위 운영으로 인한 관리 어려움	스마트공장 플랫폼 (PosFrame)	포항 및 광양 제철소 내 분산된 20개 공장 통합 관리

자료: 포스코 뉴스룸(2020), “한눈에 보는 AI @ POSCO”를 참고해 저자 정리.

24) 포스코 뉴스룸(2020).

25) 포스코 뉴스룸(2020).

포스코는 재고 분석을 위한 데이터 처리 알고리즘을 자체 개발하고 드론을 도입해 재고 측정과 재고 분석에 걸리는 시간을 각각 20분, 1시간으로 대폭 단축했다.²⁶⁾ 둘째로, 인공지능을 기반으로 소결 공정을 자동화하여 연료비를 절감했다. 소결 공정은 철의 원료인 철광석을 용광로 투입 전 균일한 크기와 성분의 소결광으로 만드는 작업이다. 철광석과 코크스는 입자가 작아 육안으로 판별하기 어려워 소결광의 품질이 작업자의 숙련도와 노하우에 의해 좌우된다. 품질 편차 개선을 위해 스마트 센서가 작업자의 육안을 대신하고, 이를 데이터화하여 딥러닝을 통해 자동으로 제어하는 방식으로 변경하였다. 도입 결과 조업 편차가 60% 개선되었으며, 약 3%의 연료비가 절감되어 매년 19억 원의 비용이 절감될 전망이다.²⁷⁾ 마지막으로 소결 공정을 거친 작업물은 고로에 넣어 제철 공정을 거친다. 해당 작업에서는 높이가 110m, 내부 온도가 최대 2,300℃인 거대한 용광로 제어가 필수적이므로 설비 제어에 어려움이 있었다.²⁸⁾ 설비 제어를 위해 포스코는 인공지능을 도입하였으며 인공지능은 성분 및 용광로 상태를 체크하고 조업 결과를 선제적으로 예측해서, 다음 조업 조건을 미리 자동제어하고 있다. 포항과 광양에 총 4기의 스마트 고로를 구축 및 가동한 결과, 1기당 연간 8만 5,000톤의 품질 편차가 적은 최고의 산출물(쇳물)을 추가 생산하고 있다.²⁹⁾

㊤ 제강

고로의 쇳물(용선)은 전로에 받아 정련한 다음 깨끗한 쇳물(용강)만 분리하는 출강 공정을 거친다. 출강 작업 또한 작업자가 수십 차례의 출강 작업을 건별로 관리했는데 작업자의 숙련도와 집중력에 따라 미세한 품

26) 포스코 뉴스룸(2020).

27) 포스코 뉴스룸(2020).

28) 포스코 뉴스룸(2020).

29) 포스코 뉴스룸(2020).

질 편차가 나타났다. 고온과 고열의 작업 환경에서 작업자의 안전사고 발생 위험 또한 높아 포스코는 제강 공정에 스마트 기술을 도입했다. 2020년 5월 국내 최초 출강 공정 자동화 시스템이 구축되면서 작업자는 조작실에서 고열의 출강 조업을 원격으로 제어하고 있다. 작업자가 PC를 통해 출강 공정에 필요한 일곱 가지 절차를 자동으로 제어하면서 성분 이상률은 0%를 기록하고 있다.³⁰⁾

㉔ 열연

열연 공정에서는 기존의 권취 공정의 운전실 분리로 발생하는 작업의 비효율성 문제를 세계 최초로 열연 전 공정(가열, 압연, 권취³¹⁾) 통합운전실을 통해 해소했다. 인공지능 기술을 활용해 가열 공정 내 품질 편차를 줄이고 조업 상황에 맞는 최적의 압연량을 자동 설정해 제품 손실을 크게 줄였다. 전 공정 스마트화를 추진해 통합운전실을 갖춘 포항 열연부에서는 연 9만 톤의 열연재가 증산될 전망이다.³²⁾

㉕ 도금

앞의 공정을 통해 생산한 강재의 일부분은 도금 공정을 거친다. 도금 공정은 열처리한 강재를 용융아연 욕조에 담갔다 꺼낸 후 강판 표면의 아연이 응고되기 전에 Air knife로 미세하게 깎아내어 도금량을 제어하는 작업이다.³³⁾ 기존에는 숙련된 작업자가 해당 작업을 담당했으나, 아연이 완전히 응고된 이후에야 정확한 도금량 측정이 가능해 최적의 도금량 구현이 어려웠다. 포스코는 최적의 도금량 구현을 위하여 인공지능 초정밀 도금 제어 기술을 개발하였으며, 현재는 인공지능을 기반으로 제품의 강종, 조업 조건, 폭, 두께, 목표 도금량을 스스로 학습해 자동제

30) 포스코 뉴스룸(2020).

31) 권취는 압연된 소재를 두루마리 형태로 돌돌 말아주는 공정임.

32) 포스코 뉴스룸(2020).

33) 포스코 뉴스룸(2020).

〈그림 2-10〉 포스코의 스마트 제조공정 현황



자료: 포스코 뉴스룸(2020), “한눈에 보는 AI @ POSCO”.

어하고 있다. 포항, 광양제철소의 모든 도금공장에 해당 기술을 적용했으며 89% 수준에 머물렀던 도금량 제어 적중률이 현재 99%로 완벽에 가까운 제어가 구현되고 있다.³⁴⁾

㉞ 시스템

마지막으로 포스코는 제철소에서 가장 핵심인 연속 공정 제어를 위하여 전 공정을 아우르는 통합 시스템을 구축하였다. 포스코는 세계 최초 연속 제조공정용 스마트공장 플랫폼(포스프레임)을 개발하였다.³⁵⁾ 해당 시스템은 다수의 공장에서 발생하는 다양한 특성의 데이터를 유기적으로 수집, 저장, 관리하고 있다. 포스프레임은 현재 포스코 제철소 내 20개 공장을 통합 관리하고 있으며 전 공정에 대한 데이터를 기반으로 전체 공정상의 불량 원인 추적과 예지 보전이 가능하다.³⁶⁾

③ 인공지능 성과

포스코의 기술 도입 사례는 인공지능 및 디지털 기술 도입을 통한 작업의 효율성과 생산성 향상 성과를 보여준다. 과거 작업자가 수작업으로 하던 작업을 인공지능이 대체함으로써 해당 공정에 투입되던 시간 및 원료가 대폭 절감되었으며, 작업자의 기술 및 역량에 좌우되던 품질을 데이터를 기반으로 제어함으로써 품질 관리의 정교성 및 체계화를 도모하는 등 인공지능의 다양한 활용 형태 및 성과를 살펴볼 수 있는 제조혁신 사례이다.

34) 포스코 뉴스룸(2020).

35) 포스코 뉴스룸(2020).

36) 포스코 뉴스룸(2020).

2) 국내 어셈블리(Assembly) 제조기업 품질분석 플랫폼: 공정 지능화³⁷⁾

① 사례 개요

국내 전자 조립 제조사인 A기업은 어셈블리(Assembly) 제조³⁸⁾기업으로 다수의 부품사에서 제품을 구매한 후 최종 조립해 판매한다. 어셈블리 제조 방식은 시장에 출하된 제품 품질의 하자가 기업의 신뢰성 하락과 더불어 손해 비용으로 직결되므로 품질 관리가 매우 중요하다. A기업

〈표 2-7〉 제조기업 품질분석 플랫폼 구축 사례 요약

공정 단계	주요 이슈	기술 활용	성과
전체 공정*	<ul style="list-style-type: none"> 어셈블리 제조업 특성으로 인한 품질 관리 어려움 다수의 부품사를 통한 제품 입고 제조 및 출하 과정에서 사고성 불량 예측 및 사전 대응의 어려움 고질 불량 발생 메커니즘 규명의 어려움 불량 발생 시에도 출하 Gate 통제의 어려움 시장 출하 제품의 품질 하자 → 기업의 신뢰성 및 비용 직결 	<ul style="list-style-type: none"> AI 플랫폼 기반 품질 관리 체계 구축 부품-제조-시장 통합품질 추적 및 관리 표준화 	<ul style="list-style-type: none"> 정량적 <ul style="list-style-type: none"> 24시간 내 품질상의 이상 원인 분석 가능 사고성 불량 선제 대응 및 경시성 불량 출하 통제력 강화 데이터 기반 불량 발생 메커니즘 분석 및 분석 시간 단축 지속적 품질 비용 절감 가능한 혁신 체계 마련 정성적 <ul style="list-style-type: none"> 전자 품질 데이터웨어 하우스 구축을 통한 데이터 거버넌스 체계 구현 시장 불량 1차 원인 분석 및 레포팅 자동화를 통한 업무 효율화

자료: 삼성 SDS 홈페이지, “고객사례-국내 전자조립 제조사”를 참고해 저자 정리.

주: 전체공정: 부품사-입고-제조-출하-시장.

37) 삼성 SDS 홈페이지. “고객사례-국내 전자조립 제조사”를 참고해 해당 사례 정리, <https://www.samsungsds.com/kr/case-study/index.html>(검색일: 2021. 7. 11).

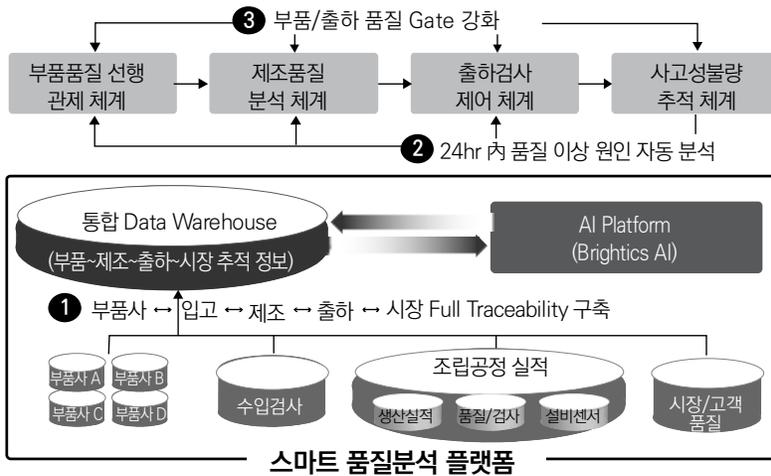
38) 어셈블리 제조: 부품을 다른 전문업자나 하청업자에게 맡겨 제조하거나, 시판 부품을 구매해 상품을 최종 조립하는 것.

의 기술 활용 사례를 기반으로 어셈블리 제조기업의 특성과 일련의 제조 과정을 추적하고 관리하는 데 인공지능 플랫폼이 하는 역할을 파악할 수 있다.

② 주요 이슈와 기술 활용

A기업은 부품사-입고-제조-출하-시장으로 이어지는 일련의 과정에서 품질 관리의 어려움을 겪고 있었다. 특히 해당 기업은 다수의 업체에서 부품을 입고하고 제조 및 출하하는 과정에서 발생하는 불량 대응에 어려움을 겪었다. 고질 불량이 발생하는 단계와 불량 발생의 메커니즘을 파악할 수 없었고, 경미한 불량 발생을 감지한 때에도 출하 통제가 어려워 인공지능을 통한 품질 관리 체계화를 추진하였다.³⁹⁾

〈그림 2-11〉 스마트 품질분석 플랫폼



자료: 삼성 SDS 홈페이지, 고객사례-국내 전자조립 제조사.

39) 삼성 SDS 홈페이지, “고객사례-국내 전자조립 제조사”.

A기업은 품질 관리 표준화를 위해 부품사-입고-제조-출하-시장에서 발생하는 품질 데이터를 확보했다. 수집된 데이터는 통합 데이터 웨어하우스(Data Warehouse)를 통해 관리 및 저장되며, 인공지능 플랫폼에서 전사적 품질분석이 이루어진다. 인공지능 기술은 품질의 선행 관제와 공정 이탈 제품에 대하여 원인을 분석하며, 품질은 출하 검사 엄격도 분석 결과를 기반으로 제어된다. 해당 인공지능 기반의 스마트 품질분석 플랫폼은 시장 불량 발생 추이를 상시 모니터링하고, 시장 불량 원인을 자동으로 분석해 보고하는 체계를 갖추고 있다.

③ 인공지능 성과

A기업은 해당 스마트 품질분석 플랫폼을 기반으로 제조 프로세스의 추적 및 제어가 가능하게 되면서 전반적 품질 향상 성과가 나타났다. 해당 기술 도입의 정량적 성과는 24시간 내 품질상의 이상 원인 분석이 가능해졌다는 점과 사고성 불량 선제 대응 및 경시성 불량 출하 통제력 강화를 통한 품질 비용 절감, 데이터 기반 불량 발생 메커니즘 분석 및 분석 검사 소요 시간(TAT, Turn Around Time) 단축, 지속적인 품질 비용 절감이 가능한 혁신 체계 구축 등이다. 정성적 효과로는 전사 품질 데이터 웨어하우스 구축을 통한 데이터 거버넌스 체계 구현과 시장 불량 1차 원인 분석 및 레포팅 자동화를 통한 업무 효율화가 있다.⁴⁰⁾

40) 삼성 SDS 홈페이지, “고객사례-국내 전자조립 제조사”.

3) 두산중공업 디지털 트윈 기반 풍력 발전소: 디지털 트윈⁴¹⁾

① 사례 개요

두산중공업은 엔지니어링, 조달, 건설, 중공업, 발전, 담수화 사업을 선도하는 기업으로, 재생 에너지 생산 분야를 개척하면서 창원 해안에 풍력 발전기를 건설하고 운용 중이다. 해당 풍력 발전기 관련 설비 및 공정의 최적화를 위하여 풍력 터빈 효율성 향상과 에너지 사용 범위 확장을 목적으로 디지털 트윈 기술을 활용하고 있다.

② 주요 이슈와 기술 활용

풍력 발전의 에너지 생산은 해양에 설치된 거대 설비를 통해 이루어진다. 풍력 발전 설비는 매우 정교한 설계가 필요하며, 해양 구조물 설치 과정에서도 고도의 기술이 요구되고 비용이 발생한다. 풍력 터빈 O&M(Operation & Maintenance, 운영 및 정비) 사업의 경우 날씨 및 풍향에 따른 최적화가 필수적이므로 환경 요인 파악이 중요하다.⁴²⁾ 생산 부문에서는 전력망 운영 인력 부족난을 겪고 있으며, 기상 조건에 따른 풍력 발전소의 에너지 생산량 추이를 예측해 인력을 배치하고 있다. 소수의 인력으로 운영을 최적화하기 위해서는 방대한 데이터를 기반으로 에너지 생산량 변화를 예측해야 하는데 담당자가 실시간 대응책을 마련하기는 불가능했다. 해당 이슈 해결을 위해 두산중공업은 디지털 트윈 도입을 결정했으며, 정교한 설계와 해양에 설치된 풍력 설비 운영 최

41) Microsoft 홈페이지의 “고객 사례-두산중공업”과 Microsoft Korea 유튜브의 “Azure Every where Day 1 | #7 두산중공업: 마이크로소프트 Digital Twins 솔루션 및 두산중공업 적용 사례”를 참고해 해당 사례 정리.

42) Microsoft Korea 유튜브, “Azure Everywhere Day 1 | #7 두산중공업: 마이크로소프트 Digital Twins 솔루션 및 두산중공업 적용 사례”, <https://www.youtube.com/watch?v=DcFWLawafGc>(검색일: 2021. 7. 11).

〈표 2-8〉 두산중공업 디지털 트윈 기반 풍력 발전소 사례 요약

공정 단계	주요 이슈	기술 활용	성과
설계·구축	<ul style="list-style-type: none"> - 구조물 해양 설치의 어려움 - 날씨 및 풍향에 대한 환경적 고려가 필수적 - 정교한 설계와 대규모 비용 투입 필요 	<ul style="list-style-type: none"> - IoT 센서를 통해 축적된 데이터를 3D, 4D CAD 모델과 연계 - 시뮬레이션 기반 설계 및 최적 제조 솔루션 구축 	<ul style="list-style-type: none"> - 비용 및 시간 단축 - 차기 제품 설계 개선 - 설계 정교성 향상 - 에너지 생산량 극대화
생산·운영	<ul style="list-style-type: none"> - 전력망 운영 인력 부족 - 기상 조건에 따른 풍력 발전소의 에너지 생산량 파악 어려움 	<ul style="list-style-type: none"> - 각 풍력 터빈의 전력 생산량 예측에 사물인터넷(IoT), 물리학 기반 모델, 머신러닝 모델 활용 	<ul style="list-style-type: none"> - 유지보수 비용 절감 - 수명 예측, 기반 설비 관리 - 조기 이상 감지, 예지 정비 - 정비 시간 단축 - 시각화 애플리케이션을 통한 실시간 모니터링 - 데이터 기반 실시간 제어

자료: Microsoft 홈페이지. “고객 사례-두산중공업”을 참고해 저자 정리.

적화에 해당 기술을 활용하고 있다.⁴³⁾

두산중공업은 Microsoft 및 Bentley Systems와 협력하여 풍력 발전소를 모델링한 디지털 트윈을 개발했다. 두산중공업이 개발한 디지털 트윈의 프레임워크는 ‘지능’, ‘실행’, ‘시각화’를 세 가지 핵심 요소로 한다.⁴⁴⁾ 데이터 디자인과 운용을 담당하는 IoT 인프라는 세 가지 핵심 동기반을 제공한다(〈그림 2-12〉 참고). 지능(Think)은 데이터를 기반으로 해석, 예측, 추론하는 활동으로 인공지능 알고리즘을 통한 데이터 분석을 통해 이루어진다. 시뮬레이션 도구가 공학적 해석을 기반으로 기기를 운용하고 설비 방향을 결정하기도 한다. 실행(Do)은 서비스 제공 단계로 핵심성과지표(KPI)를 기반으로 명확한 비즈니스 목표 수립을 지원

43) Microsoft 홈페이지, “고객 사례-두산중공업”, <https://customers.microsoft.com/en-us/story/1350347876013302576-doosan-energy-azure-ko-korea>(검색일: 2021. 7. 2).

44) Microsoft Korea 유튜브, “Azure Everywhere Day 1 | #7 두산중공업: 마이크로소프트 Digital Twins 솔루션 및 두산중공업 적용 사례” 발표 자료.

한다. 시각화(SEE)는 설계 틀을 연동해 설계를 수행할 수 있는 고도화된 시뮬레이션 환경을 제공한다.⁴⁵⁾

디지털 트윈 기술 프레임워크를 기반으로 데이터가 시각화되는 과정은 아래와 같다. 풍력 터빈에 부착된 IoT 센서는 대량의 운영 데이터를 수집하고 해당 데이터는 모델링 과정을 거쳐 시각화된다. 작업자는 단기간에 시각화된 방대한 데이터를 통해 직관적인 운영 현황 파악과 에너지 효율, 인프라 계획 및 배치 등을 지속해서 모니터링할 수 있다.⁴⁶⁾

데이터 분석 및 기술 간 결합은 설계·구축, 생산·운영 등 주요 공정의 특성에 맞게 이루어진다. 설계·구축 부문은 경우 설계 최적화 솔루션이 활용되며 IoT 센서를 통해 축적된 데이터는 3D, 4D CAD 모델과

〈그림 2-12〉 두산중공업 디지털 트윈 프레임워크

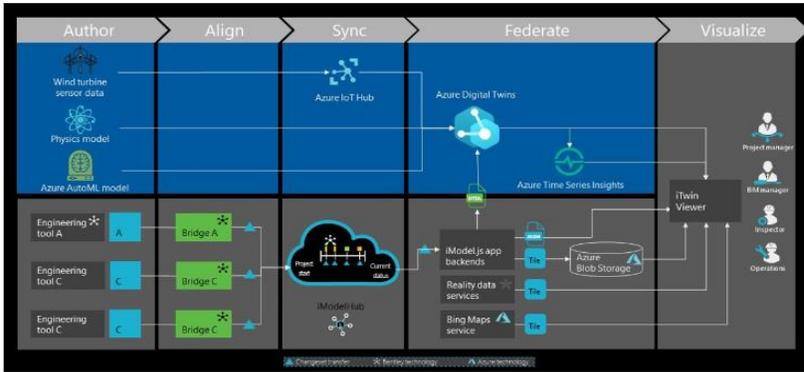
Framework			주요 내용	솔루션
SEE	시각화		3D 시각화	<ul style="list-style-type: none"> 설계 톨과 연동 3D MS Holo-Lenz
DO	서비스	KPI based New Service	명확한 비즈니스 목표 정의	
THINK	해석/예측/추론	 <ul style="list-style-type: none"> 공학적 해석 AI 활용 	<ul style="list-style-type: none"> 기기 해석 AI, 데이터 분석 	<ul style="list-style-type: none"> 해석 도구 시뮬레이션 도구 AI 알고리즘
	데이터 구조		디지털 트윈을 고려한 데이터 설계	<ul style="list-style-type: none"> 데이터 모델
IoT Infrastructure: Design & Operation Data				

자료: Microsoft Korea 유튜브, “Azure Everywhere Day 1 | #7 두산중공업: 마이크로소프트 Digital Twins 솔루션 및 두산중공업 적용 사례” 발표 자료(검색일: 2021. 7. 11).

45) Microsoft Korea 유튜브, “Azure Everywhere Day 1 | #7 두산중공업: 마이크로소프트 Digital Twins 솔루션 및 두산중공업 적용 사례” 발표 자료.

46) Microsoft 홈페이지, “고객 사례-두산중공업”.

〈그림 2-13〉 통합 디지털 모델 기반 데이터 시각화 과정



자료: Microsoft 홈페이지, “고객 사례-두산중공업”.

연계된다. 데이터와 가상현실 모델을 연계할 경우 인프라 프로젝트 설계와 구축 및 운영 방식을 가상으로 시뮬레이션할 수 있어 완벽한 설계 및 최적의 제조 솔루션을 도출할 수 있다.

생산·보수는 생산량 모니터링 솔루션을 통해 실시간으로 관리된다. 풍력 발전소의 디지털 트윈은 실시간 사물인터넷(IoT) 데이터와 기타 풍력 발전소 및 날씨 데이터를 물리학 기반의 모델 및 머신러닝 모델과 연계하여 각 풍력 터빈의 전력 생산량을 정확히 예측한다. 실제와 예상 생산량 비교가 가능해 발전소 운영을 위한 인력 배치 최적화와 생산량 극대화 및 유지보수 일정 수립에 활용한다.

③ 인공지능 성과

디지털 트윈 도입 후 발전소 운영과 풍력 에너지 생산 효율성이 향상되었다. 가장 큰 성과는 기존에 사람이 수행하기 힘들었던 방대한 데이터 관리 및 분석이 디지털 트윈을 통해 실시간으로 가능하다는 점이다. 작업자는 시각화 애플리케이션을 통해 실시간으로 풍력 발전소 내 다양

한 기기 운용 현황 및 생산을 확인한다. 모델링 및 시뮬레이션을 통한 설계 최적화가 가능해지면서 비용과 시간이 단축되었으며, 차기 제품 설계 개선 또한 가능해 설계의 정교성이 강화될 것으로 기대된다. 또한, 시뮬레이션은 운영 최적화를 가능하게 해 이상 징후를 조기에 탐지하고 예지 정비할 수 있게 한다. 두산중공업은 수명 예측 기반의 설비 관리를 통해 정비 시간을 단축했고, 실시간 운영 및 환경 데이터를 기반으로 최적의 제어 명령을 실행한다. 두산중공업은 디지털 트윈 기술을 통해 풍력 발전소의 특성으로부터 기인하는 어려움을 타개했으며, 이는 에너지 생산량 극대화 및 유지보수 비용 절감 및 차세대 풍력 터빈의 설계 개선 등 긍정적인 효과로 나타나고 있다.⁴⁷⁾

본 사례는 풍력 발전의 두 가지 핵심 활동인 설계·구축과 생산·운영에서 디지털 트윈 기술의 효용과 이를 기반으로 나타난 인력 활용 및 작업 능률 향상의 성과를 보여준다.

(4) 인공지능 활용 사례: 해외 기업

1) 론민(Lonmin) AI 기반 백금 생산역량 최적화⁴⁸⁾

① 사례 개요

론민(Lonmin, 이하 론민)은 세계에서 세 번째로 큰 백금족 원소(platinum groups metal, PGM)⁴⁹⁾ 생산업체이다. 론민은 백금 가격의 상

47) Microsoft 홈페이지, “고객 사례-두산중공업”.

48) GE Digital의 “고객 사례-Lonmin(론민)”을 참고해 해당 사례 정리, <https://www.ge.com/digital/customers/lonmin-improves-recovery-and-increases-smelter-throughput-proficiency-csense>(검색일: 2021. 7. 7).

49) 루테튬, 로듐, 파라듐, 오스뮴, 이리듐, 백금의 6 원소를 말함.

승 대응 전략으로 생산량 극대화를 위해 제련 과정의 병목 현상 해결에 인공지능 기술을 도입하였다.

② 주요 이슈와 기술 활용

론민은 운영 관리 혁신을 위해 인공지능을 도입했다. 머신러닝 기반의 인공지능 기술은 전 과정의 제조 프로세스 데이터 수집 및 결합을 통해 신속한 문제 파악과 원인 규명을 가능하게 하였다.⁵⁰⁾ 또한 병목 현상 완화를 통한 효율성 향상을 목적으로 제련 공정상의 필터 및 건조 부문에 인공지능 알고리즘을 선제 적용하였으며, 이후 슬래그와 가스 세정 공정, 제어 시스템 모니터링 등 추가 공정에 인공지능 기술을 확대 적용하였다.

〈표 2-9〉 론민(Lonmin)의 백금 생산역량 최적화 사례 요약

공정 단계	주요 이슈	기술 활용	성과
필터 및 건조 부문 + 제련 공정 전반	<ul style="list-style-type: none"> • 생산역량 최대화 • 필터 및 건조 부문 병목 현상 해결 	인공지능 기반 데이터 수집 및 운영 자동화	<ul style="list-style-type: none"> • 성과와 처리량 최적화를 통한 매출 증대 - 필터 및 건조 부문의 처리량 10% 이상 증가 - 슬래그 부문 공급량 변화폭 25% 감소 - 사이클론 공급 압력 변화폭 45% 감소 - 슬래그 공장의 회수율 1.5% 향상 - 가스 세정 공장 흡수기 내 pH조절 안정화 PID⁵¹⁾(기저 계층) 제어 성능 최적화

자료: GE Digital 홈페이지, “고객 사례-Lonmin(론민)”.

50) GE Digital 홈페이지, “proficy-csense 활용 기업사례”, <https://www.ge.com/digital/applications/proficy-csense>(검색일: 2021. 7. 7).

51) 안성모·서승택(2012), PID는 비례(P, proportional), 적분(I, integral), 미분(D, derivative)의 보정 파라미터를 통해서 원하는 설정치를 유지하기 위해 밸브를 조작하게 된다. 간단한 파라미터 조작으로 제어 성능을 유지할 수 있는 장점이 있어 산업계에서 널리 사용되고 있다.

③ 인공지능 성과

인공지능 활용으로, 공장과 제조 현장 및 포트폴리오의 성능과 처리량 최적화를 통해 매출과 수익 증가가 나타났다. 예를 들어 필터 및 건조 부문의 처리량은 10% 이상 증가하였으며, 슬래그 부문의 공급량과 사이클론 공급 압력 변화폭은 각각 25%, 45% 감소, 슬래그 공장의 회수율은 1.5% 향상, 세정 공장 흡수기 내 pH 조절 안정화 PID(기저 계층) 제어 성능 향상이 나타났다.⁵²⁾ 즉, 론민은 백금 가격의 상승에 대응해 단기간 내 생산량 증대를 위하여 인공지능을 통한 제조 공정 효율성 향상을 추구하였으며, 실제 공정 성능과 처리량 최적화를 통해 매출 증대 효과를 경험하였다.

2) GE Aviation 항공 정비 및 운항⁵³⁾

① 사례 개요

GE Aviation은 1900년대 초 최초의 슈퍼차저 항공기 제작부터 새로운 연료 효율 표준 수립 등 항공산업 혁신을 이끄는 기업이다.⁵⁴⁾ 현재 GE Aviation은 제트 및 터보 프로펠러 엔진을 공급하고 있으며 데이터 스트림 통합과 디지털 기반의 항공기 유지보수 혁신 서비스를 활용 및 제공하고 있다. GE Aviation의 디지털 트윈 기술 활용 사례는 운항 안정성과 항공기 정비 관리의 기반이 되는 정비 운항 기록 디지털화를 통해 데이터 추적성을 향상시키고 항공기 자산 관리의 효율성을 높인 사례이다.

52) GE Digital의 “고객 사례 - Lonmin(론민)”.

53) Microsoft 홈페이지의 “고객 사례 - GE Aviation”을 참고해 해당 사례 정리, <https://customers.microsoft.com/en-us/story/846315-ge-aviation-manufacturing-azure>

54) Microsoft 홈페이지의 “고객 사례 - GE Aviation”.

〈표 2-10〉 GE Aviation 디지털 트윈 기반 항공 정비 및 운항 사례 요약

공정 단계	주요 이슈	기술 활용	성과
정비·운항	<ul style="list-style-type: none"> • 종이 기반의 정비 기록 디지털화 및 관리 • 자산 이력 추적 및 관리 어려움 	<ul style="list-style-type: none"> • 인공지능 기술 기반의 데이터 수집 및 운영 자동화 • 개별 기체와 동일한 디지털 모델을 생성, 실시간 관리·제어 	<ul style="list-style-type: none"> • 운항 및 정비 기록 디지털 레코드화 및 검색 속도 향상 • 항공기에 대한 완전한 추적성 부여로 유지보수 비용, 운항 중단 위험 감소

자료: Microsoft 홈페이지, “고객 사례-GE Aviation”.

② 주요 이슈

항공산업에서 부품과 비행 관련 데이터를 관리하고 추적하는 업무는 항공기의 신뢰성과 운항 안정성에 매우 중요하기 때문에 GE 또한 항공 운항 관련 데이터 통합과 항공기 유지보수에 많은 인력과 시간을 투입하고 있었다. 항공기 부품의 경우 매일 교체 또는 수리되기 때문에 매일 새로운 기록이 생성되어 체계적인 관리가 필요하며, 항공기를 폐기할 경우에도 관련 부품이 새로운 항공기에 사용되는 경우가 있으므로 추적 가능한 기록 관리가 중요하다. 이와 같은 항공기 정비 기록이 종이 형태로 작성되어 수행된 작업의 시기와 상세한 자필 정보를 담고 있는 경우가 존재하여 디지털화 작업에 어려움이 있었다.

③ 기술 활용

이러한 상황에서 GE Aviation은 데이터 관리 및 추적성 향상을 위해 인공지능 기술을 도입하여 수많은 항공기 유지 관리 기록을 관리하고 추적하고 있다. 즉, 인공지능 vision 기술 기반의 OCR(Optical Character Recognition, 광학 문자 인식) 기능을 활용해 지면의 유지 관리 기록을 신속하게 디지털 형식으로 변환하고, 이렇게 디지털화된 기록은 유지보

수 데이터와 EMS 비행 성능 데이터와 결합함으로써 실시간 운항 관리 및 유지보수가 가능해졌다. 또한 해당 데이터가 디지털 트윈 기술과 접목되면서 개별 물리적 항공 기체와 동일한 디지털 모델을 생성해 실시간 관리·제어하고 있다.⁵⁵⁾

④ 인공지능 성과

운항 및 정비 관련 데이터의 디지털화는 안전한 운항에 요구되는 항공기 정비와 기록 관리의 효율성 향상을 가져왔으며, 디지털 트윈 기술이 항공기 전체에 대한 완전한 추적성을 부여해 유지보수 부담과 예기치 못한 운항 중단 가능성이 감소하였다. 실시간 모니터링 결과, 연비 향상, 유지 관리 비용 감소, 비행 효율성과 안정성 향상이 나타났다. 안전, 연료 효율성 및 환경 표준의 준수 여부 또한 모니터링이 이루어지고 있어 생산성 측면의 향상뿐 아니라 환경 및 안전과 직결된 요소에 대한 모니터링에도 디지털 기술이 활용되고 있다.

3. 소결

본 장에서는 국내 기업의 인공지능 활용 현황을 산업, 규모, 업력 등 다양한 산업 및 기업 특성에 따라 분석하였으며, 인공지능 기술을 활용하고 있는 주요 기업의 사례를 통해 제조업에서 활용하고 있는 인공지능 기술 및 핵심 성과를 정리하였다. 이에 따른 주요 현황분석 및 사례분석 결과와 시사점은 다음과 같다.

55) Microsoft 홈페이지의 “고객 사례 - GE Aviation”.

현황분석 결과, 국내 인공지능 활용률은 산업 전반에서 증가세를 보이고 있으나, 활용률 수치는 정보통신업과 금융보험업 외에는 10% 이하(2019년 기준)의 낮은 값을 보이는 등 대부분의 산업에서 인공지능 활용이 일부 기업에 국한된 것으로 나타났다. 이를 통해 국내 기업의 인공지능 활용이 시작 단계임을 추측할 수 있다. 또한 산업에 따라 이질적인 활용률이 나타난 동시에 산업별로 기업 규모에 따라 인공지능 활용 비중에 차이가 있었다. 정보통신업에서는 중소기업의 활용 비중이 높은 반면 제조업은 대기업 중심의 활용을 보였다. 이와 같은 산업별 활용률 격차 및 핵심 활용 주체의 특성 차이는 산업별 특성 및 여건에 따라 인공지능 활용 격차가 다양한 부분에서 존재할 수 있음을 의미한다. 따라서 인공지능 활용 촉진을 위한 정책 마련 시 이에 대한 고려가 필요함을 시사한다.

사례분석 결과, 공정 지능화 위주의 인공지능 기술은 적용 대상과 범위에 따라 적용 유연성이 높아 다양한 제조업 세부 업종에서 활용이 가능하며, 단일 공정부터 다수 연계 공정까지 적용 범위의 제한이 적은 특성이 나타났다. 또한 예지 보전, 품질 검사, 공정의 최적화 등 다양한 제조공정 개선 관련 목적을 위해 활용되고 있었다. 공정 지능화는 각기 다른 공정에서 발생하는 이슈 해결에 용이할 뿐만 아니라, 해당 공정 개선 과정에서 원가 절감, 불량 감소, 설비 및 장비 운영 효율화, 물류 이동 개선, 납기일 단축 등 궁극적으로 생산성 증대와 직결된 요인의 향상을 기대하고 있는 것을 확인하였다. 디지털 트윈의 경우 가상의 쌍둥이 모델을 활용한 시뮬레이션을 통해 제품 개발 및 설계, 시제품 테스트에 활용되며 신제품 도입 비용과 리드타임 최소화, 제품 교체 불확실성 완화 및 관련 비용 감축 효과를 기대할 수 있었다. 이러한 특성으로 특히 제조업 중에서도 대규모 비용이 예상되는 설비의 설계 및 운영 최적화에 효과

적인 것으로 나타났다. 즉, 적시 제품 개선 및 잠재적 실패의 최소화를 통해 생산성 향상 및 매출 성장 가능성을 시사하였다.

요약하면, 사례분석을 통해 기업의 인공지능 활용으로 생산성 증대를 기대할 수 있는 다양한 제조공정 개선 및 생산 전 주기에 걸친 효율성 증대 효과를 확인할 수 있었다. 이와 같은 결과는 현재 초기 도입 단계인 최신의 인공지능 기술이 향후 생산성 증대를 위한 기술로서 중요성을 시사하며, 이에 대한 심층 연구가 필요함을 시사한다.

제3장

기업의 인공지능 활용과 생산성 실증분석



제2장에서는 기업의 인공지능 활용 현황분석을 통해 현재 국내 기업의 인공지능 활용 참여가 초기 단계임을 살펴보았다. 또한 인공지능 기술을 실제 적용한 제조업 기업 사례를 분석함으로써 인공지능 활용이 생산공정, 제품 개발 과정 등에 실제 적용되는 형태를 파악하고 이를 통해 생산성 향상을 기대하는 메커니즘을 도출하였다.

본 장은 앞장에서 사례를 통해 도출한 인공지능 활용으로 인한 생산성 증가가 실제 산업 현장에서 나타나는지, 기업 데이터를 이용한 실증분석을 통해 검증하는 것을 목적으로 한다. 이를 위하여 먼저 ① 인공지능 도입 기업의 특성을 파악하고, 실증분석을 통해 국내 제조업의 ② 인공지능 활용이 실제 기업 생산성 증대로 이어지는지, 생산성 증대 효과가 나타난다면 어떠한 특성의 기업에서 두드러지는지 등을 중점 분석한다. 또한 그러한 생산성 변화를 가져오는 보다 구체적 동인 이해를 위하여 ③ 인공지능 활용 성과가 나타난 기업에 대하여 보유 사업체 간 생산성 격차 변화를 살펴본다.

1. 분석 자료와 주요 변수

실증분석에 앞서, 분석 대상 자료의 특성을 살펴봄으로써 연구의 범위를 정의한다. 분석 자료는 2017~2019년 기업활동조사 대상 기업에 광업제조업조사의 사업체 단위 정보를 결합하여 사용하였으며, 분석 대상 기업은 기업체 기준 제조업으로 한정하였다.⁵⁶⁾

기업활동조사는 2017년부터 4차 산업혁명 기술의 개발·활용, 활용 분야, 개발 방식 등에 관한 조사 결과를 제공하고 있다. 4차 산업혁명 기술은 사물인터넷, 클라우드, 빅데이터, 모바일, 인공지능, 블록체인, 3D 프린팅, 로봇공학, AR/VR로 조사가 이루어지고 있으며, 본 연구는 이 중 인공지능 조사 결과를 활용한다. 구체적인 조사 방식은 <표 3-1>에 제시된 관련 문항을 활용하여 직접 조사 형태로 이루어진다.

<표 3-1> 4차 산업혁명 기술 조사표 예시

2	현재 귀사는 4차 산업혁명 관련 기술을 개발 또는 활용하고 있습니까?		
① 예 → ② 아니오 → 3으로 이동			
(2-1) 현재 귀사에서 개발 또는 활용하고 있는 기술은? (해당항목에 모두 ✓표시)	(2-2) 해당 기술을 활용하고 있는 분야는? (주된 활용 단계 택1) * 개발 중인 경우는 2-3번으로 이동	(2-3) 해당 기술을 자체 또는 위탁 개발의 경우(수탁 제외) 주된 개발 방법은? (택1)	
⑤ 인공지능(A.I.)	① 해당없음 ② 제품(서비스)개발 ③ 마케팅 전략 ④ 생산공정 ⑤ 조직 관리 ⑥ 판매 목적	① 해당없음 ② 자체	③ 국내위탁 ④ 국외위탁

자료: 통계청 마이크로데이터 통합서비스, 2019년 기준 기업활동조사표.

주: (2-1) 원 항목은 4차 산업혁명 관련 기술로 사물인터넷, 클라우드, 빅데이터, 모바일, 인공지능, 블록체인, 3D프린팅, 로봇공학, 가상증강현실을 포함.

56) 해당 기간 기업활동조사는 전 산업 내 상용근로자 50인 이상 및 자본금 3억 원 이상의 기업체를 대상으로 하며 광업제조업조사는 광업 또는 제조업 내 5인 이상 사업체를 대상으로 한다.

즉, 본 연구는 이와 같이 직접 질문조사를 통해 기술 활용 여부를 측정 한 변수를 사용함으로써 기존의 선행연구에서 기업의 인공지능 사용 측정을 위하여 관련 특허 또는 구인광고 비중을 통해 간접적인 방식으로 인공지능 활용을 측정하였던 한계점을 완화한 장점이 있다. 예를 들어, 인공지능 관련 특허의 경우 기업이 해당 기술을 구입하거나 서비스 제공업체 아웃소싱을 통해 활용한 경우 등을 배제하게 되며, 활용 자체보다는 기술 개발 정도를 측정하는 데 적합한 한계점이 있다(Damioli et al., 2021; Alderucci et al., 2020). 또한 구인 요건의 인공지능 관련 기술(skill) 요구 비중으로 기업의 인공지능 도입 활용을 측정할 경우, 인공지능에 대한 기업의 인력 수요 증감을 확인할 수는 있으나 해당 기술 개발에 관한 수요인지, 활용을 위한 수요인지, 관련 기술 파악 등 도입을 위한 준비 과정에서 발생한 수요인지 구분이 어렵다. 이러한 한계로, 기업의 실제 인공지능 기술 활용 여부가 명확하게 구분되지 않는다(Alekseeva et al., 2020, 2021; Babina et al., 2021).

단, 기업활동조사는 <표 3-1>의 예시와 같이 문항이 인공지능의 개발과 활용을 포괄하고 있으므로 응답 기업이 인공지능을 개발하는 것인지, 활용에 초점을 두고 있는지 명확히 구분하기 어렵다. 이때, 인공지능 기술 개발을 통해 타 기업에 관련 제품/서비스를 대여·판매하는 기업의 경우 기술 개발 활동과 활용 활동의 영역이 다르므로 개발과 활용의 포괄적 인식은 분석에서 문제가 될 수 있다. 하지만 본 연구의 관심 산업인 제조업의 경우, 기업 활동 방식이 제조·생산이 주를 이루며 기술 개발 또한 해당 제조를 지원하기 위한 활동일 가능성이 높다고 판단된다. 실제로 본 연구 4장의 실태조사 결과에서 제조업에서 활용 중인 인공지능 기술 원천으로 기업의 자체 개발이 주를 이루고 있는 것으로 나타나, 제조업 분석 시에는 개발과 활용의 포괄적 인식으로 인한 편의 위험이

적다고 판단된다. 따라서 기업활동조사의 동 항목을 인공지능 활용의 측정에 사용하였다.

그 외 기업 특성을 나타내는 변수로, 기업활동조사가 제공하는 기업 재무 자료 및 현황 자료를 이용하며, 해당 자료를 기준으로 관련 사업체 별 부가가치, 고용 등 광업제조업조사에서 제공하는 성과 추정에 관련된 정보를 매칭한다. 즉, 광업제조업조사의 경우, 사업체 단위(plant-level)의 생산 활동 관련 지표를 제공하므로 기업활동조사의 기업체 단위(firm-level) 자료와 매칭해 각 기업체별 소속 사업체 간의 성과 격차를 측정·비교할 수 있다. 실증분석에 최종 사용된 주요 변수는 <표 3-2>와 같다. 인공지능 관련 비용 부담 능력에 영향을 미칠 수 있는 재무 기반 변수, 원활한 최신 기술 도입을 가능하게 하는 기반 기술 역량을 나타내는 기술 기반 변수, 인공지능 기술 활용에 대해 외부 압력으로 작용 가능한 산업 경쟁도 및 산업 내 인공지능 기술 노출도, 그리고 기타 기업의 고유 특성인 규모, 업력, 지배 구조, 기업 내 사업체 구성 특성 등을 포함하였다(<표 3-2> 참고).

<표 3-2> 주요 변수 정의

	변수명	정의
인공지능 활용	AI	인공지능 활용 여부: 기업이 인공지능을 개발 또는 활용한 경우 1, 그렇지 않으면 0인 터미변수
재무 기반	lnSales	매출액: 매출액(로그변수)
	cash_assets	현금성 자산 비중: 현금 자산/총자산
	ROS	매출액 수익률: 당기순이익/매출액
생산성	lnLP	노동생산성: 부가가치/종업원 수(로그변수)
규모	lnLa	고용: 종업원 수(로그변수)

(계속)

	변수명	정의
지배 구조	foreign	외국인 지분: 외국인 지분율이 50% 이상이면 1, 그렇지 않으면 0인 더미변수
	group	대규모 기업 집단: 대규모 기업 집단 소속이면 1, 그렇지 않으면 0인 더미변수
업력	lnage	업력: 업력(로그변수)
기술 기반	lnPatent	연구개발 능력: 보유 특허권 수(로그변수)
	BIM	4차 산업혁명 기술 인프라: 4차 산업혁명 기술 중 Big data, IoT, Mobile 기사용 시 1, 그렇지 않으면 0
경쟁 노출도	HHI	산업의 경쟁도: 산업 경쟁도 측정을 위한 허핀달 인덱스
인공지능 기술 노출도	ai_ratio	산업의 인공지능 활용도: 동종 산업 내 인공지능 도입률
사업체 보유 구조	multiplants	복수사업체 보유 여부: 기업이 사업체를 2개 이상 보유 시 1, 그렇지 않으면 0인 더미변수
산업	Industry FE	KSIC 중분류 기준 더미변수
연도	Year FE	연도더미변수

자료: 저자 작성.

먼저, 기술통계량을 통해 인공지능 활용 기업과 미활용 기업의 평균적인 차이를 확인하였다. <표 3-3>에 따르면, 외국인 지분 변수를 제외한 모든 변수가 인공지능 활용 기업에서 높은 값을 보이는 가운데 인공지능 활용 기업의 매출액, 고용, 특허 및 4차 산업혁명 기술 인프라 보유, 복수사업체 보유 변수가 특징적으로 높은 경향이 있다. 이는 그룹 간 평균 비교 시, 인공지능 기업이 평균적인 미국 기업 대비 고용, 업력, 복수사업체 비중이 높은 특징을 보인 선행연구와 일치한다(Alderucci et al., 2020).⁵⁷⁾

57) Alderucci et al.(2020)에서 인공지능 기업은 인공지능 관련 특허의 1개 이상 보유 유무로 정의하였다.

〈표 3-3〉 주요 변수 기술통계량

Variable	인공지능 사용 기업		인공지능 미사용 기업	
	Mean	Std. Dev.	Mean	Std. Dev.
AI	1	-	0	-
lnSales	12.320	2.087	10.816	1.204
cash_assets	0.355	0.170	0.329	0.168
ROS	0.007	0.225	-0.001	0.401
lnLa	6.116	1.673	4.942	0.820
foreign	0.160	0.367	0.198	0.398
group	0.176	0.382	0.032	0.175
lnLP	4.691	0.739	4.427	0.632
lnage	3.081	0.741	3.075	0.563
lnPatent	3.908	2.268	2.122	1.452
BIM	0.660	0.475	0.044	0.204
HHI	0.087	0.094	0.061	0.071
ai_ratio	0.028	0.019	0.014	0.014
multiplants	0.727	0.446	0.537	0.499

자료: 저자 작성.

주: 2017~2019년 기업활동조사의 제조업 해당 기업을 광업제조업조사의 관련 사업체와 매칭한 후, 기업체 기준 기업 특성 변수 사용이 가능한 자료로 한정.

2. 실증분석

(1) 제조업 인공지능 활용 기업의 특성

본 절에서는 기업의 인공지능 활용과 생산성 분석에 앞서, 기업의 인공지능 활용 여부에 차이를 가져오는 기업 특성 요인을 파악한다.

1) 추정 모형

〈표 3-3〉의 기술통계량 비교 결과를 바탕으로, 규모가 크고 사업체 구성이 복잡한 기업에서 인공지능 기술을 활용하여 공정/운영 효율화를 추구할 가능성이 높을 것으로 추측할 수 있다. 또한 이를 위해서는 일정 수준 이상의 기술 기반과 인공지능 활용에 수반되는 비용을 부담할 수 있는 재무 기반이 높은 기업에서 인공지능 활용이 나타날 것으로 예상할 수 있다. 이에 대한 실증적 검토를 위하여, 인공지능 활용과 기업의 재무, 운영 관련 특성의 상관관계를 다음의 프로빗 모형을 통해 살펴본다.

$$\Pr(AI_{i,t} = 1) = \beta X_{i,t} + \delta_j + \eta_t + \epsilon_{i,t} \dots\dots\dots \text{식 (1)}$$

식 (1)은 기업 i , 연도 t , 산업 j 에 대하여, 종속변수로 인공지능 도입 여부를 나타내는 터미변수 $AI_{i,t}$, 독립변수로 기업 및 산업 특성변수벡터 $X_{i,t}$, 산업 고정변수 δ_j , 연도 고정변수 η_t 로 구성되어 있다. 기업 및 산업 특성변수벡터는 재무 기반(매출액, 현금성 자산 비중, 매출액 수익률), 생산성(노동생산성), 규모(종업원 수), 지배구조(외국인 지분, 대규모 기업 집단), 업력, 기술 기반(연구개발 능력, 4차 산업혁명기술 인프라), 경쟁 노출도, 사업체 보유 구조 변수를 포함하며, 각 변수의 정의는 본 장의 1절 〈표 3-2〉를 따른다.

2) 분석 결과: 인공지능 활용 기업 특성

분석 결과, 국내 제조업에서는 매출 규모가 크고 기술 기반이 있는 기업에서 인공지능 활용 가능성이 높은 것으로 나타나 예상 방향 및 선행

〈표 3-4〉 인공지능 활용 기업의 특성

VARIABLES	Probit	Marginal Effect
lnLP	-0.0552 (0.0630)	-0.0017 (0.0019)
lnSales	0.269*** (0.0679)	0.0081*** (0.0021)
cash_assets	0.145 (0.232)	0.0043 (0.0070)
ROS	-0.127 (0.0960)	-0.0038 (0.0029)
lnLa	0.0308 (0.0800)	0.0009 (0.0024)
foreign	-0.00439 (0.0988)	-0.00013 (0.0030)
group	-0.173 (0.144)	-0.00522 (0.0044)
lnage	-0.139** (0.0656)	-0.0042*** (0.0020)
lnPatent	-0.000562 (0.0287)	-0.0002 (0.0009)
HHI	-2.107 (7.978)	-0.0636 (0.2410)
multiplants	-0.00512 (0.0799)	-0.00015 (0.0024)
BIM	1.361*** (0.0741)	0.4108*** (0.0029)
Constant	-5.941*** (0.632)	
Industry FE	Y	
Year FE	Y	
	12,071	
Pseudo R2	0.339	

주: 1) Robust standard errors in parentheses, *** p<0.01, ** p<0.05, * p<0.1

2) 분석 모형은 산업고정효과(Industry FE), 연도고정효과(Year FE)를 포함한 결과임.

연구와 유사한 결과를 보였다(Babina et al., 2021; Alekseeva et al., 2020). 또한 통계적으로 유의하지는 않았으나 현금성 자산 비중과 매출액 수익률의 부호 방향이 선행연구와 일치하였다. 앞서 인공지능 활용 기업과 미활용 기업의 단순 평균 비교에서 활용 기업의 평균 업력이 높았던 것과는 달리, 기업 특성 및 산업, 연도 변수를 통제한 후 두 변수의 상관관계는 음의 관계를 보였다. 이는 국내 제조업에서 신생기업일수록 최신의 인공지능 기술을 유연하게 받아들일 가능성이 높다는 2장의 현황분석 결과와 일치한다.

(2) 제조업 인공지능 기술 활용과 기업 생산성

앞 절에서 논의한 인공지능 활용 기업의 특성에 대한 이해를 바탕으로, 본 절에서는 인공지능 활용 기업에서 실제로 성과가 발생하는지를 생산성을 중심으로 분석한다.

다양한 성과 추정 보고서, 실태조사, 서비스 제공 기업 안내서 등에서 인공지능 활용이 기업의 수익 증대, 비용 감소, 이를 통한 경제 성장 등 경제적 파급효과를 가져올 것을 나타내고 있다. 또한 이러한 기대와 생산성 둔화 타개를 위한 최신 기술의 역할에 대한 논의가 맞물리면서 각국에서 인공지능 개발 및 활용 촉진 정책을 통해 인공지능 기술 확산을 지원하고 있다. 하지만 성과 향상이 존재할 것이라는 기대와는 달리, 실증분석을 통한 최근의 선행연구 결과는 명확한 결론이 없는 상황이다. 연구 결과에 따라, 인공지능이 기업의 생산성을 증가한다는 결과와 오히려 감소한다는 결과, 그리고 영향이 없다는 결과 등 혼재된 모습을 보이고 있다. 따라서 국내 기업의 인공지능 활용 영향에 대해 실증적으로 분석하고 이를 바탕으로 구체적인 정책 제언을 제시할 필요성이 높다.

이에 본 절에서는 2장에서 사례분석을 통해 파악한 제조업의 인공지능 기술 활용을 통한 생산성 향상 메커니즘이 데이터를 이용한 실증분석에서도 동일한 효과를 보이는지 검증한다.

1) 추정 모형

먼저, 식 (2)의 회귀 모형을 활용하여 인공지능 활용이 생산성에 미치는 영향을 추정한다.⁵⁸⁾

$$Y_{i,t} = \alpha AI_{i,t} + \beta X_{i,t} + u_j + v_t + \varepsilon_{it} (\text{기업 } i, \text{ 산업 } j, \text{ 연도 } t) \cdots \text{식 (2)}$$

식 (2)의 종속변수 $Y_{i,t}$ 는 기업의 생산성을 나타내며, 구체적으로 개별 기업의 부가가치를 종업원 수로 나눈 노동생산성으로 측정한다. 노동생산성 측정치를 이용할 경우, 인공지능 활용을 통한 생산성 증대 효과를 보다 직관적으로 확인 가능한 장점이 있다. 예를 들어, 식(2)에서 기업 특성 중 고용 규모를 통제한 후에도 노동생산성의 증가, 즉 단위당 부가가치 증가가 인공지능을 통해 발생하는지 확인함으로써 새로운 기술 도입을 통한 생산 전 주기(제품 개발, 생산, 관리, 물류, 판매 등) 효율 증대 효과를 노동생산성을 통해 직관적으로 확인할 수 있다. 또한 TFP와 달리, 노동생산성은 인공지능 측정 방식에 따른 민감도가 낮으므로 인공지능 도입으로 인한 생산성 증대 가설 검증에 용이하다(Brynjolfsson et al., 2019).⁵⁹⁾ 추가적으로, 인공지능 기술이 노동생산성에 미치는 영향에

58) 본 식은 일반적인 콤퍼글러스 생산함수를 로그 변환하고 노동변수로 나누어 도출하였다 (Alderucci et al., 2020; Damoli et al., 2021).

59) Brynjolfsson, E., D. Rock, & C. Syverson(2019), "1. Artificial Intelligence and the Modern Productivity Paradox: A Clash of Expectations and Statistics", *The Economics of Artificial Intelligence*, University of Chicago Press, pp. 23-60.

대한 선행연구들과의 비교에 용이하다(Alderucci et al., 2020; Babina et al., 2021; Damioli et al., 2021). 설명변수 $AI_{i,t}$ 는 기업활동조사 결과 인공지능 활용 여부를 나타내는 더미변수를 나타낸다. 그 외 종속변수에 영향을 미칠수 있는 통제변수로 기업 및 산업 특성변수벡터 $X_{i,t}$, 산업 고정변수 δ_j , 연도 고정변수 η_t 를 사용한다. 관련 변수의 구체적 정의는 본장의 1절 <표 3-2>를 따르며, 통제변수의 경우 재무 기반(매출액, 현금성 자산 비중, 매출액 수익률), 규모(종업원 수), 지배 구조(외국인 지분, 대규모 기업 집단), 업력, 연구개발 능력, 경쟁 노출도, 사업체 보유 구조 변수를 포함한다.⁶⁰⁾

2) 식별 전략

인공지능 기술과 생산성 간의 내생성 문제로 인해 식 (2)의 OLS 결과에 편의를 야기할 수 있다. 즉, 생산성이 높은 기업이 인공지능을 적극적으로 활용하였을 가능성 또는 생산성이 낮은 기업이 효율 증대를 위해 인공지능 기술을 선택하였을 가능성과 같이 두 변수 사이에 역인과(reverse causality) 가능성이 있다. 뿐만 아니라 인공지능과 생산성 모두에 영향을 미치는 제3의 변수(unobservables) 가능성 또한 존재한다. 예를 들어 기술 인프라가 잘 구축된 기업이 생산성도 높고 최신의 인공지능도 활용할 가능성이 존재하며, 이런 경우 인공지능 활용 기업의 생산성 변화는 관찰되지 않은 제3의 변수로 인한 결과일 가능성이 있다.

이와 같은 내생성 문제 완화를 위하여 본 절의 분석에서는 도구변수(IV, Instrumental Variable)를 고려해, ① 산업의 인공지능 활용도와 ②

60) 참고로 본 절의 모형에서 <표 3-2>의 변수 중 인공지능 기술 노출도와 4차 산업혁명 기술 인프라 변수는 도구변수로 활용함.

4차 산업혁명 기술 인프라 보유 변수를 사용하였다. 구체적인 도구변수의 정의는 <표 3-4>를 따르며, 각각의 타당성을 검토하면 다음과 같다.

첫째로, 역인과 가능성 완화를 위한 도구변수로 산업의 인공지능 활용도를 고려하였다. 이는 기업 i 가 속해 있는 산업의 타 기업들(- i)의 인공지능 활용 정도를 나타낸다. 다른 기업들의 인공지능 활용률이 높아 질수록 개별 기업 입장에서는 새로운 기술 도입에 대한 압력 및 관련 지식 정도가 커지고, 이로 인해 기업 i 가 인공지능 기술 활용을 적극적으로 검토할 가능성이 높아짐을 추측할 수 있다. 따라서 본 도구변수와 인공지능 활용 간의 강한 연관성이 예상 가능하다. 한편, 산업 자체의 경쟁도에 의한 생산성 영향을 통제한 상황에서 타 기업들의 특정 기술 활용이 기업 i 의 생산성에 직접적으로 영향을 미칠 가능성은 낮을 것이라고 예상할 수 있다. 다시 말해서 산업의 인공지능 활용도가 기업 i 의 인공지능 활용에 영향을 미치고, 그를 통한 인공지능 활용 결정이 다시 생산성에 영향을 주는 간접 경로가 아닌, 다른 기업의 인공지능 활용률 자체가 기업의 생산성에 직접 영향을 줄 가능성은 낮다고 판단된다.

둘째로, 4차 산업혁명 기술 인프라 보유 변수를 도구변수로 활용하여 인공지능 활용과 생산성 두 변수에 동시에 영향을 미칠 수 있는 제3의 변수 가능성을 완화하고자 하였다. 선행연구에 따르면 9가지 종류의 4차 산업혁명 기술(IoT, Cloud, Bigdata, 5G, AI, Blockchain, 3D printing, Robot, AR/VR)들은 단독 사용보다는 조합을 이루어 활용되는 경향성이 높으며, 이 중 인공지능과 클라우드, 빅데이터, IoT의 연관성이 높게 나타났다(Cho et al., 2021). 즉, 클라우드, 빅데이터, IoT와 같은 연관(기반) 기술 보유 여부를 도구변수로 활용할 경우, 인공지능 활용과의 강한 상관관계를 예상할 수 있다. 또한 해당 연관 기술의 인프라 기술로서의 특징을 고려하였을 때, 각 기술의 직접 생산성의 영향 가능성이 낮고

인공지능 기술과 결합을 통한 간접적 생산성 증감 효과 가능성이 높을 것을 추측할 수 있다. 따라서 두 변수를 타당한 도구변수로서 판단하였다.

3) 분석 결과 1: 인공지능과 생산성

〈표 3-5〉의 회귀분석 결과에 따르면 인공지능 변수와 노동생산성과의 관계는 그 추정 결과가 통계적으로 유의하지 않은 것으로 나타났다. 이

〈표 3-5〉 인공지능 활용의 생산성 효과(전체 샘플)

VARIABLES	OLS	IV 1st stage	IV 2nd stage
AI	-0.00606 (0.0315)		-0.0262 (0.114)
ai_firm_ratio1		0.994*** (0.234)	
bim		0.156*** (0.0130)	
Constant	0.959*** (0.0621)	-0.0933*** (0.0171)	0.956*** (0.0647)
Controls	Y	Y	Y
Industry FE	Y	Y	Y
Year FE	Y	Y	Y
Observations	12,599	12,782	12,599
F-stat		72.59	
R-squared	0.511	0.128	0.511

주: 1) 도구변수는 (i) 인공지능 도입률, (ii) 4차 산업혁명 기술(Big Data, IoT, 5G) 도입 여부가 사용됨.

2) Robust standard errors in parentheses, *** p<0.01, ** p<0.05, * p<0.1

3) 분석 모형은 통제변수(Controls)와 산업고정효과(Industry FE), 연도고정효과(Year FE)를 포함한 결과임.

러한 결과는 제조업에서 인공지능이 생산성에 영향이 없는 것으로 나타난 Damoli et al.(2021)의 연구 결과와 일치한다. Babina et al.(2021) 또한 인공지능의 생산성 영향을 발견하지 못하였는데, 이에 대해 인공지능이라는 새로운 기술이 기업의 매출 증가를 가져오는 반면 일반적인 예상과 달리 고용의 감소가 아닌 증가를 보인 것과 연관성이 있을 것이라 추측하였다. 추가적으로 본 연구의 경우, 분석 기간이 2017~2019년으로 단기에 국한되어 있으며 현재 국내 제조업의 인공지능 기술 활용률과 기술 수준이 모두 낮은 초기 단계이기 때문에 생산성 파급효과가 미진할 가능성을 예상할 수 있다.⁶¹⁾ 실제로 Brynjolfsson et al.(2019)은 새로운 기술이 생산성 성장으로 이어지지 않는 현상이 단기기간의 시차 효과일 가능성이 있다고 지적하였다. 특히 최신 인공지능 기술의 수준이 높고 확산 속도는 빠르지 않아, 기업이 인공지능을 완전히 숙지하여 활용하기까지 장기간이 소요될 수 있으며, 단기 생산성 증가로 이어지지 않을 가능성이 있다고 언급하였다.

4) 분석 결과 2: 인공지능의 생산성 효과가 나타나는 기업의 특성

제조업 전체와 달리, 제조업 내 기업의 특성을 복수사업체 보유를 기준으로 구분하였을 때에는 인공지능 활용의 생산성 효과를 확인할 수 있었다. 즉, 복수사업체를 보유한 기업에서 인공지능 활용으로 인한 생산성 증대 효과가 관찰되었으며, 이는 기업 특성에 따라 인공지능 활용 성과가 단기간 내 발생할 수 있음을 의미한다.

〈표 3-6〉은 인공지능 변수와 복수사업체 변수의 교호항을 활용한 분

61) 2장 현황분석에서 제조업의 활용률은 2019년 기준 약 1.8%, 4장 설문조사에서 제조업에서 적용 중인 인공지능 기술 수준은 약 63.6%가 낮다고 응답하였다.

석 결과로, 복수사업체 여부의 더미변수를 활용한 모형(1)과 복수사업체 개수의 연속변수를 활용한 모형(2) 모두에서 교호항은 통계적으로 유의하였다. 해당 결과를 통해 복수사업체 보유 기업에서 인공지능으로 인한 약 15%의 생산성 증가를 관찰할 수 있다.⁶²⁾

〈표 3-6〉 인공지능 활용의 생산성 효과(복수사업체)

VARIABLES	(1)		(2)	
	OLS	IV	OLS	IV
AI	-0.0980 (0.0759)	-0.596*** (0.299)	-0.0846* (0.0496)	-0.251 (0.189)
AI*multi	0.126 (0.0814)	0.743** (0.302)	0.0565*** (0.0198)	0.151** (0.0654)
multi	-0.0100 (0.00909)	-0.0172* (0.00943)	-0.00551 (0.00609)	-0.00908 (0.00636)
Constant	0.961*** (0.0621)	0.961*** (0.0646)	0.959*** (0.0648)	0.957*** (0.0669)
Controls	Y	Y	Y	Y
Industry FE	Y	Y	Y	Y
Year FE	Y	Y	Y	Y
Observations	12,599	12,599	12,599	12,599
R-squared	0.511	0.508	0.511	0.511

주: 1) ① 인공지능 도입 여부 더미변수와 복수사업체 여부 더미변수의 교호항(interaction) 사용, 1st stage의 도구변수 모두 통계적으로 유의한 +값을 보였으며 F-stat(AI)=36.55, F-stat(AI*multi)=33.59, ② 인공지능 도입 여부 더미변수와 사업체 수 변수의 교호항(interaction) 사용, 사업체 수 변수는 n)1, 1st stage의 도구변수 모두 통계적으로 유의한 + 값을 보였으며 F-stat(AI)=38.85, F-stat(AI*multi)=27.44
 2) 도구변수는 (i) 인공지능 도입률, (ii) 4차 산업혁명 기술(Big Data, IoT, 5G) 도입 여부 사용.
 3) Robust standard errors in parentheses, *** p<0.01, ** p<0.05, * p<0.1
 4) 분석 모형은 통제변수(Controls)와 산업고정효과(Industry FE), 연도고정효과(Year FE)를 포함한 결과임.

62) 〈표 3-6〉에 나타난 통계적으로 유의미한 추정값을 통해 계산하면, 복수사업체 보유 기업의 인공지능 활용을 통한 생산성 효과는 (i) 복수사업체 보유 유무 기준: $-0.596+0.743=0.147$, (ii) 복수사업체 보유 수 기준: 0.151로 나타남.

추가적으로, <표 3-6>에 나타난 복수사업체 보유 기업의 인공지능과 생산성의 관계가 고용 감소로부터 발생하는 것인지, 혹은 부가가치 증가에서 기인한 것인지에 대해 추가 논의가 필요하다. 즉, 인공지능으로 인한 일자리 감소 가능성을 검토하여 노동생산성의 증가가 단순한 고용 감소로 인한 것이 아님을 확인하고자 하였다. 이에 따라, 기업의 인공지능 활용이 전기 대비 당기의 고용 증가율에 영향을 미치는지 간단한 회귀분석을 수행하였으며, 유의미한 영향이 없음을 확인하였다.⁶³⁾ 실제로 인공지능 기술의 고용 영향에 관한 최근의 선행연구를 살펴보면, 단순 자동화 기술 또는 로봇이 아닌 기계학습·심화학습을 특징으로 하는 최신 인공지능 기술의 일자리 증감 영향은 일관된 결과가 도출되지 않은 가운데, 일자리 파급효과가 유의미하지 않거나 증가 방향일 가능성 또한 제기되고 있다. 예를 들어 인공지능 기술은 일자리 수 영향보다는 일자리의 재구성(job redesign)에 영향을 미칠 수 있으며(Brynjolfsson et al., 2018; Agrawal et al. 2019), 인공지능 관련 전문인력의 고용을 수반하면서 기업 전체의 고용 증감을 상쇄하거나 증가시킬 가능성이 있다(AlphaBeta, 2019; 본 연구의 4장 실태조사). 즉, 선행연구와 실증분석에서 고용 감소 영향이 명확하지 않은 가운데, 본 절의 고용을 통제한 생산성 분석의 노동생산성 증가는 부가가치 증가를 통한 생산성 증가로 해석 가능하다.

(3) 인공지능 활용 성과 기업 내 사업체 간 생산성 격차 변화

본 절에서는 복수사업체 보유 기업에서 인공지능의 생산성 효과가 나

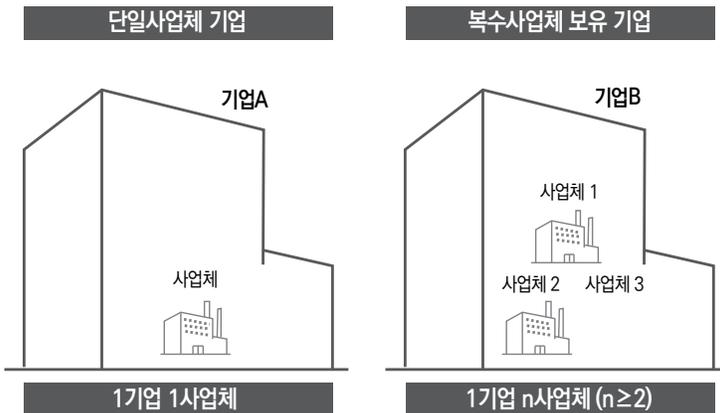
63) 부록의 <부표 1> 참고.

타나는 구체적인 메커니즘을 이해하기 위하여 ① 복수사업체 기업의 특성과 ② 인공지능 활용으로 인한 해당 기업 내 사업체 간 생산성 변화를 분석한다.

1) 복수사업체 보유 기업

먼저 본 연구에서 복수사업체 기업은 개별 기업이 두 개 이상의 사업체를 포괄하는 경우를 말한다. 이를 간단히 표현하면 <그림 3-1>과 같으며, 그림의 기업B와 같이 본점, 지점, 분점, 공장 등 여러 개로 분리된 사업체를 포괄한 형태를 띠는 기업을 복수사업체 보유 기업으로 정의하였다.

<그림 3-1> 단일사업체 기업과 복수사업체 기업



자료: 저자 작성.

먼저, 복수사업체 보유 기업에서 인공지능 활용과 생산성의 관계가 관찰되는 것을 이해하기 위하여 <표 3-7>에 나타난 복수사업체의 특징

을 살펴본다. 복수사업체 보유 기업과 단일사업체 기업의 주요 변수 평균 비교 시, 복수사업체 보유 기업의 매출액, 고용, 생산성, 업력, 특허 및 인공지능 관련 4차 산업혁명 기술 보유도가 높은 것을 확인할 수 있다. 이는 복수사업체 보유 기업이 단일사업체 기업 대비 매출 기준 및 고용 기준 규모가 크고, 인공지능 연계 기술 또는 특허 보유를 통해 측정된 기술 인프라 수준이 높은 특징을 보여준다.

〈표 3-7〉 복수사업체 보유 여부에 따른 기업 특성

Variable	복수사업체 기업		단일사업체 기업	
	Mean	Std. Dev.	Mean	Std. Dev.
AI	0.018	0.133	0.008	0.089
lnSales	11.21	1.319	10.40	0.952
cash_assets	0.326	0.162	0.332	0.175
ROS	0.008	0.303	-0.010	0.488
lnLa	5.211	0.948	4.660	0.585
foreign	0.185	0.389	0.211	0.408
group	0.045	0.207	0.021	0.142
lnage	3.172	0.565	2.961	0.546
lnPatent	2.370	1.571	1.858	1.311
HHI	0.059	0.067	0.064	0.075
BIM	0.063	0.243	0.039	0.194
lnLP	4.507	0.643	4.340	0.612

자료: 저자 정리.

앞장의 사례조사에서 논의된 대표적인 복수사업체 보유 제조업 기업인 포스코의 인공지능 도입 사례를 통해 생산성 증대 효과가 나타나는 메커니즘을 다음과 같이 추측할 수 있다.⁶⁴⁾ 포스코의 주 생산품인 철강

64) 구체적인 포스코 사례는 2장 참고.

생산은 다양한 공정 작업이 다수의 공장에서 이루어지는 특성이 있다. 이에 따라 ① 인공지능을 활용한 공정 지능화를 통해 생산계획부터 제선, 제강, 열연, 도금 공정을 거쳐 출하까지 이어지는 주요 공정별 원재료 및 물류 관리, 리드타임 단축, 품질관리 개선 등 생산의 효율화를 추구하고 있으며, 동시에 ② 인공지능을 적용한 20개 공장 통합 제어 시스템을 구축함으로써 단일 공장 수준의 관리 효율화를 추진하고 있다. 즉, 인공지능 활용으로 개별 공정 또는 사업체 부문별 효율 개선이 가능하며, 동시에 전사적 통합 관리 시스템 운영을 통해 보유 사업체 전반을 총괄하는 운영 효율 개선이 가능하여, 궁극적으로 해당 기업의 합계 생산성 향상을 예상할 수 있다.

따라서 본 절에서는 인공지능 활용으로 생산성 효과가 나타나는 복수 사업체 기업에 대하여 보유 사업체 간 생산성 변화를 분석함으로써, 생산성 증가 메커니즘을 사업체 단위 생산성 변화를 중심으로 확인하고자 한다. 즉, 사업체 간 생산성 변화가 수렴하는지, 격차 증대로 나타나는지에 따라 인공지능의 활용과 생산성 증가의 주요 동인을 추측할 수 있다.

2) 추정 모형

다음의 회귀모형을 활용하여 사업체 간 생산성 격차에 인공지능 활용이 미치는 영향을 분석하였다.

$$Gap_{i,t} = \alpha AI_{i,t} + \beta X_{i,t} + u_j + v_t + \varepsilon_{it} \dots\dots\dots \text{식 (3)}$$

식 (3)은 기업 i, 연도 t, 산업 j에 대하여, 종속변수로 사업체 간 생산성 격차($Gap_{i,t}$)를 사용하였으며 이는 기업 i 소속 사업체들의 노동생산성

최댓값과 최솟값의 차이로 측정하였다. 설명변수로는 기업 i 의 인공지능 활용 여부를 나타내는 더미변수 $AI_{i,t}$, 통제변수로는 기업 및 산업 특성변수벡터 $X_{i,t}$, 그 밖에 산업 고정변수 δ_j , 연도 고정변수 η_t 를 사용하였다. 통제변수의 경우 재무 기반(매출액, 현금성 자산 비중, 매출액 수익률), 규모(종업원 수), 지배 구조(외국인 지분, 대규모 기업 집단), 업력, 연구개발 능력, 경쟁 노출도, 사업체 보유 구조 변수를 포함한다.⁶⁵⁾

3) 분석결과

분석 결과, 인공지능 활용으로 사업체 간 생산성 격차 감소가 관찰되었다. 이는 앞 절의 분석에서 인공지능의 활용으로 인해 복수사업체 보유 기업의 생산성 증가가 관찰된 가운데, 해당 기업 내부의 사업체 간 생산성 격차가 작은 것을 의미한다. 본 결과로 개별 사업체의 생산성 변화 방향 파악은 어려우나, 적어도 사업체 간 생산성 격차가 줄어들 것으로서 얻는 기업체 수준의 합계 효과가 존재함을 추측할 수 있다.⁶⁶⁾ 따라서 인공지능 도입으로 저생산성 사업체의 생산성 증가 효과가 고생산성 사업체의 생산성 증감 변화보다 크며, 저생산성 사업체의 개선 효과 크기에 따라 고생산성 사업체의 생산성이 일부 감소하는 경우에도 기업 수준에서는 전반적인 생산성 증가가 가능함을 시사한다.

65) 각 변수의 정의는 <표 3-2> 참고.

66) 사업체별 인공지능 활용 여부 등 사업체 단위 자료의 부재로 인해 이에 대한 추가 실증분석은 현재 어려운 관계로, 미래의 연구로 남긴다. 다만, 기업체 기준 생산성 증가 상황에서 관찰되는 사업체 간 생산성 격차의 수렴 현상을 통해, 사업체가 2개이며 두 사업체의 생산성 합계가 기업의 생산성을 나타내는 간단한 상황을 가정하였을 때 저생산성 사업체의 생산성 개선(+) 기술기 크기가 고생산성 사업체의 생산성 증감 기술기 절댓값을 상회할 것으로 추측할 수 있다.

〈표 3-8〉 인공지능 활용 기업과 생산성 격차

VARIABLES	DV(사업체 간 생산성 격차)
AI	-0.248*** (0.0776)
Constant	-2.442*** (0.182)
Controls	Y
Industry FE	Y
Year FE	Y
Observations	10,239
R-squared	0.426

주: 1) 종속변수는 소속 사업체 간 노동생산성 격차(max-min).
 2) Robust standard errors in parentheses, *** p<0.01, ** p<0.05, * p<0.1
 3) 분석 모형은 통제변수(Controls)와 산업고정효과(Industry FE), 연도고정효과(Year FE)를 포함한 결과임.

다만, 사업체 단위의 자료 부족으로 인하여 개별 사업체의 인공지능 활용 여부를 알 수 없으므로, 인공지능을 직접 활용 중인 사업체들의 생산성 증감 효과로 인한 결과인지, 아니면 일부 사업체의 활용과 그로 인한 다른 사업체에 대한 확산(spillover) 효과인지 명확한 구분은 어렵다. 실제로 4장 실태조사에 따르면 약 40%의 기업이 전사적 적용을 통해 생산성 향상을 기대하고 약 10%의 기업은 일부 사업체 우선 활용으로 최신 기술 시범 운영 또는 저생산성 사업체 개선을 통해 생산성 향상을 추구하는 등, 복수사업체 보유 기업의 인공지능 활용이 사업체 적용 범위에서 차이가 존재하는 것으로 나타났다.

3. 소결

본 장에서는 국내 기업의 인공지능 활용과 성과의 관계를 제조업을 대상으로 검증하였다. 실증분석을 통해 인공지능 활용 기업의 특성 요인을 파악하고 인공지능 활용이 가져오는 기업 생산성 증대 효과를 도구변수 모형을 이용하여 분석하였으며, 실제 인공지능 활용으로 생산성 증가를 보이는 기업에 대하여 인공지능 활용이 성과를 가져오는 구체적 메커니즘에 대한 기초 분석 결과를 제시하였다.

분석의 주요 결과를 요약하면 다음과 같다. 먼저, 전체 샘플을 대상으로 한 분석에서 인공지능 활용을 통한 유의미한 생산성 증대 효과가 나타나지 않았다. 앞장의 현황분석에 따르면 국내 제조업의 인공지능 도입은 초기 단계로, 실제 성과로 연결되기까지 시차가 존재하여 나타난 결과일 가능성이 있다. 이는 최신 인공지능은 고수준의 기술로, 기업이 성과를 발생시킬 만큼 충분히 활용할 수 있기까지 상당한 기간이 소요되기 때문일 수 있으며 초기 도입 비용 규모가 크기 때문일 수 있다. 이와 같은 결과는 기업이 인공지능 활용을 위한 비용 투입으로부터 성과 실현까지의 기간을 단축하고 성과를 경험함으로써 적극적인 추가 활용이 가능하도록 활용 초기 인공지능 활용 확산을 위한 정책적 대응 필요성을 시사한다.

또한, 전체 샘플의 결과와는 달리 복수사업체 보유 기업에서 인공지능을 통한 생산성 증대 효과가 관찰되었다. 이러한 결과는 2장 기업 사례 분석에서 포스코와 같이 기업이 다수의 공장을 보유한 경우, 제조 과정 개선을 위한 제조공정 부문별 인공지능 적용에 더하여 보유 공장에 대한 인공지능 기반 실시간 통합 관리 시스템을 구축함으로써 단일 공장 수준의 전사적 효율화를 추구한 것과 유사한 결과이다. 즉, 국내 제조

업 인공지능 도입이 초기 단계임에도 복수사업체 보유 기업에서 성과가 나타남으로써, 인공지능 활용이 규모의 경제 효과 또는 시간 및 공간 제약을 줄이는 통합 운영 시스템의 효과가 존재함을 예상할 수 있다. 이러한 결과는 향후 인공지능 활용 촉진 정책 마련 시, 활용 기업에게 효과적으로 성과 증대를 가져올 수 있도록 지원 대상에 따라 지원 내용과 규모를 고려할 필요성을 시사한다.

추가적으로 생산성 증가 효과가 관찰된 복수사업체 보유 기업을 대상으로 한 추가 분석 결과, 이들 기업 내부 사업체 간 생산성 격차 감소가 관찰되었다. 인공지능 활용으로 사업체 간 생산성 격차가 감소하는 가운데 개별 사업체 생산성의 종합 형태인 기업 생산성이 증가하는 것을 바탕으로, 사업체 생산성의 상승 수렴을 추측할 수 있다. 즉, 사업체 전반의 생산성 증가 또는 저생산성 사업체의 개선을 예상할 수 있다.

제4장

제조업 인공지능 활용의 경제적 영향 실태분석



제4장에서는 기업의 인공지능 활용 실태조사를 통하여 국내 기업의 인공지능 도입, 적용, 경제적 영향을 분석함으로써, 국내 기업의 인공지능 도입과 활용 촉진을 위한 산업 정책 시사점을 도출한다. 실태조사는 국내 인공지능 도입 동기, 이용 현황, 도입 방식, 활용 단계, 비용과 성과, 향후 투자 계획, 사업체 적용 방식과 애로사항 및 정책 지원에 대한 조사 항목 등으로 구성해, 국내 기업의 인공지능 활용 현황에 대한 구체적 파악을 그 목적으로 한다. 특히 인공지능의 도입 및 활용 단계는 앞서 실증 분석에서 활용한 통계청 자료에서 관찰할 수 없는 보다 구체적인 현황을 제공한다. 또한 설문조사에서 고려되는 기업의 인공지능 도입 비용과 성과 그리고 사업체 적용 방식 등에 대한 조사는 앞서 기업의 인공지능 활용과 생산성 관계를 실증분석한 결과를 보다 구체적으로 보완한다.

1. 조사 개요

본 조사는 인공지능 분야 실무진을 대상으로 기업의 인공지능 도입

〈표 4-1〉 인공지능 활용 실태조사 항목

	항 목
기업 일반 현황	<ul style="list-style-type: none"> • 설립연도, 소재지, 주 업종/서비스, 주요 생산품/서비스, 조직 형태, 보유 사업장 수, 2019년 매출액, 2020년 매출액, 근로자 수(정규직/비정규직)
인공지능 도입 동기 및 이용 현황	<ul style="list-style-type: none"> • 인공지능 기술 이용 여부 • 인공지능 기술 미이용 이유 • 인공지능 기술 이용 분야 • 인공지능 기술 이용 이유
인공지능 도입 방식과 활용 단계	<ul style="list-style-type: none"> • 인공지능 기술 도입 경로 • 인공지능 기술 적용 수준
인공지능 활용으로 인한 비용과 성과	<ul style="list-style-type: none"> • 인공지능 이용에 지출한 비용_초기 투자 금액 • 인공지능 이용에 지출한 비용_연도별 유지보수 및 운영 비용 • 총매출 대비 인공지능 투자 지출 비율_2020 • 총매출 대비 인공지능 투자 지출 비율_2019 • 인공지능 도입 당시 기대 성과_매출 • 인공지능 도입 당시 기대 성과_비용 • 인공지능 도입 당시 기대 성과_이익 • 인공지능 도입 이후 실제 성과 • 성과 실현 소요 기간 • 성과 달성 예상 소요 기간 • 기대한 성과 달성 정도_매출 증대 • 기대한 성과 달성 정도_비용 감축 • 기대한 성과 달성 정도_이익 증대 • 인공지능 이용 성과가 나타난 원인 • 인공지능 이용 성과가 나타나지 않은 원인
향후 인공지능 활용 및 투자 계획	<ul style="list-style-type: none"> • 향후 인공지능 기술 투자 지속 계획 • 향후 인공지능 기술 투자 실행 계획 • 인공지능 투자 계획 이유 • 인공지능 투자 계획이 없는 이유
인공지능 기술의 전사적 적용과 일부 사업체 적용 방식 이해	<ul style="list-style-type: none"> • 기업 내 인공지능 확산 현황 • 인공지능 기술을 하나의 사업체에서만 이용하는 이유 • 일부 사업체 인공지능 기술 도입으로 기대하는 효과 • 대부분 사업체에서 인공지능 기술 도입으로 기대하는 효과 • 적용한 사업체 범위 확산에 필요한 기간
인공지능 활용 관련 애로사항 및 정책 지원	<ul style="list-style-type: none"> • 제조업 인공지능 기술 적용 애로사항 • 제조업 인공지능 활용 촉진 위한 필요 지원 분야

자료: 저자 작성.

〈표 4-2〉 실태조사 응답자 특성

단위: 개, %

전체		503	100
주 업종	화학물질 및 화학제품 제조업; 의약품 제외	46	9.1
	의료용 물질 및 의약품 제조업	30	6.0
	고무 및 플라스틱제품 제조업	47	9.3
	1차 금속 제조업	41	8.2
	금속가공제품 제조업; 기계 및 가구 제외	47	9.3
	전자부품, 컴퓨터, 영상, 음향 및 통신장비 제조업	52	10.3
	의료, 정밀, 광학기기 및 시계 제조업	36	7.2
	전기장비 제조업	47	9.3
	기타 기계 및 장비 제조업	60	11.9
	자동차 및 트레일러 제조업	60	11.9
	조선 기타 운송	37	7.4
조직 형태	개인사업체	22	4.4
	회사법인	481	95.6
보유 사업장 수	1개	432	85.9
	2개이상	71	14.1
2019년 매출액	120억 미만	132	26.2
	120억~1,000억 미만	287	57.1
	1,000억 이상	75	14.9
	무응답	9	1.8
2020년 매출액	120억 미만	138	27.4
	120억~1,000억 미만	281	55.9
	1,000억 이상	75	14.9
	무응답	9	1.8
종사자 규모	50~249인	367	73.0
	250인 이상	135	26.8
	무응답	1	0.2

자료: 저자 작성.

및 적용, 그리고 이를 통한 경제적 영향분석을 위한 설문조사로 산업 현장의 실제 인공지능 활용 현황을 파악하고 산업별로 필요한 정책 대응 방향 도출을 위하여 수행되었다.⁶⁷⁾ 실태조사는 2021년 8~9월에 수행되었으며, 사업체별 업종 대분류 종사자 수 규모를 고려하여 샘플링한 약 500개 제조업 분야 기업을 대상으로 온라인 조사(일부 email, fax 조사 병행)를 수행하였다. 조사 항목은 기업 일반 현황, 인공지능 도입 동기 및 이용 현황, 인공지능 도입 방식과 활용 단계, 인공지능 활용으로 인한 비용과 성과, 향후 인공지능 활용 및 투자 계획, 인공지능 기술의 전사적 적용과 일부 사업체 적용 방식 이해, 인공지능 활용 관련 애로사항 및 정책 지원 등으로 구성되었다. 구체적인 조사 항목과 응답자 특성은 <표 4-1>, <표 4-2>와 같다.

2. 조사 결과⁶⁸⁾

(1) 인공지능 활용 동기 및 현황

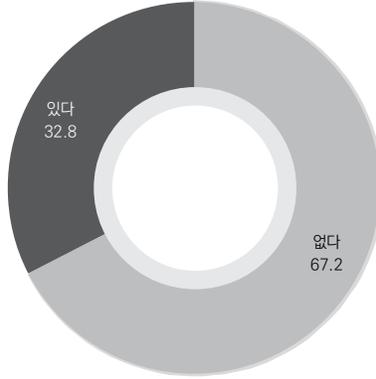
실태조사 대상 기업 중 약 3분의 1 기업이 인공지능 기술을 활용하는 것으로 나타났다. <그림 4-1>에 따르면, 설문 대상 기업 중 제품 또는 서비스 생산 과정에서의 인공지능 기술 활용 여부에 대한 응답에서 32.8% 기업이 인공지능 기술을 활용하고 있다고 답변하였다. 이는 제3장에서 살펴본 통계청 조사의 기업 인공지능 활용에 비하여 상당히 높은 수치

67) 설문조사 응답자는 해당 분야와 관련한 기업체의 전반적 현황에 대한 답변이 가능한 자로, 경영지원팀, 연구개발팀, 시스템정보팀 등 대리급 이상을 대상으로 수행.

68) 본 실태조사의 기업 일반에 관한 결과는 <부록> 참고.

〈그림 4-1〉 인공지능 기술 활용 여부

단위: %, N=503

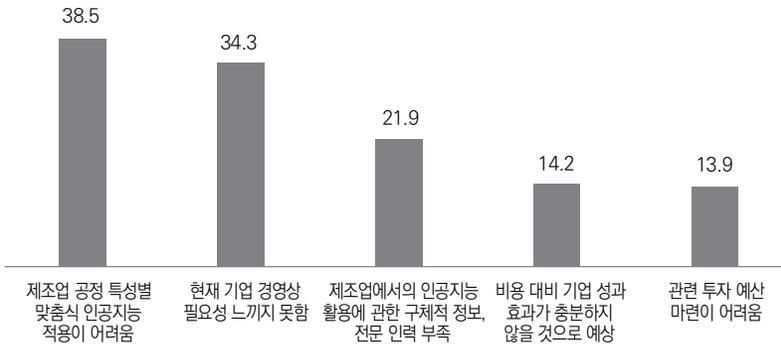


자료: 실태조사.

이다. 하지만, 이러한 결과는 본 실태조사가 인공지능 활용에 관한 구체적인 현황 파악에 그 목적이 있어 설문 과정에서 일정 수준 이상의 인공지능 활용 기업을 설문 대상에 포함한 것에 기인한다.

〈그림 4-2〉 인공지능 기술을 활용하지 않는 이유

단위: %



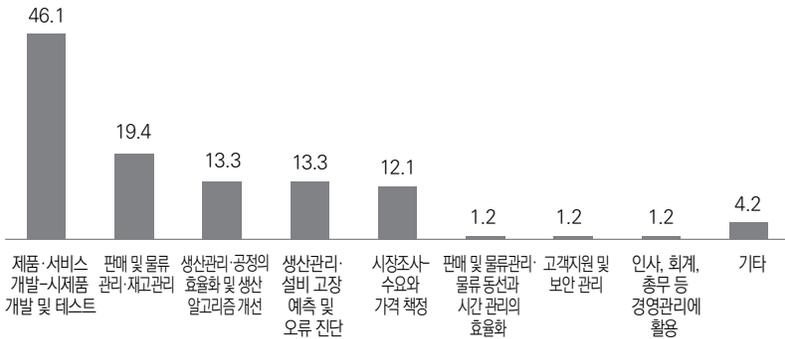
자료: 실태조사.

주: AI 미활용 기업, n=338, 중복응답.

기업이 인공지능을 활용하지 않는 이유로는 제조업 공정에 맞춤형 인공지능 적용이 어려운 경우의 비중이 가장 높은 것으로 나타났다. 인공지능 기술을 활용하지 않는 기업을 대상으로 활용하지 않은 이유를 조사한 <그림 4-2>에 따르면, 제조업 공정 특성별 맞춤형 인공지능 적용이 어려움에 응답한 비율이 38.5%로 가장 높게 나타났다. 이는 여전히 기업들이 현재의 생산공정을 고려하였을 때, 해당 공정에 부합하는 인공지능 기술 도입에 애로사항이 있음을 시사한다. 다음으로는 현재 기업경영상 필요성을 느끼지 못함의 비율(34.3%)이 높게 나타나 여전히 많은 기업들이 인공지능의 필요성을 체감하지 못하는 것으로 나타났다. 또한 제조업에서의 인공지능 활용에 관한 구체적 정보, 전문 인력 부족(21.9%) 응답 또한 높게 나타나 현장에서 인공지능 기술에 대한 정보 및 인력 부족이 있는 것을 추측할 수 있다.

<그림 4-3> 인공지능 기술 주요 활용 분야

단위: %



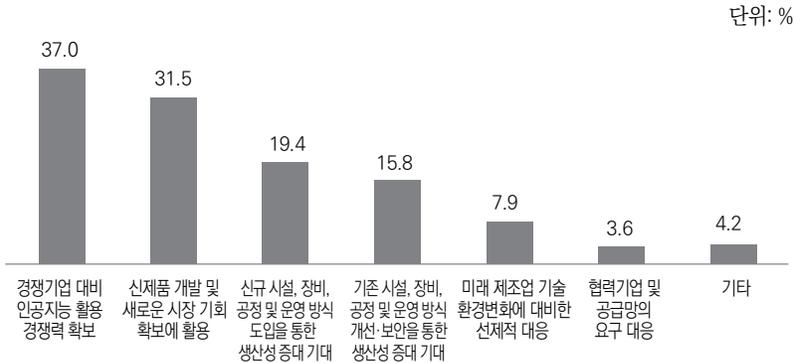
자료: 실태조사.

주: AI 활용 기업, n=165, 중복응답.

인공지능 기술을 활용하는 주요 분야에서는 제품·서비스 개발을 위

한 시제품 개발 및 테스트에 가장 많이 활용하는 것으로 나타났다. <그림 4-3>의 인공지능 기술 주요 활용 분야 조사 결과에 따르면, 제품·서비스 개발-시제품 개발 및 테스트 비율이 46.1%로 가장 높게 나타났다. 이어서 판매 및 물류관리·재고관리(19.4%), 생산관리·공정의 효율화 및 생산 알고리즘 개선(13.3%), 생산관리·설비 고장 예측 및 오류 진단(13.3%), 시장조사-수요와 가격 책정(12.1%) 등의 순으로 나타났다. 기타 답변까지 고려할 경우, 기업의 인공지능 활용은 특정 분야에 많이 집중되어 있으나, 경영 과정에서 그 활용 분야는 다양한 업무에 활용되고 있는 것을 알 수 있다.

<그림 4-4> 인공지능 기술 활용 이유



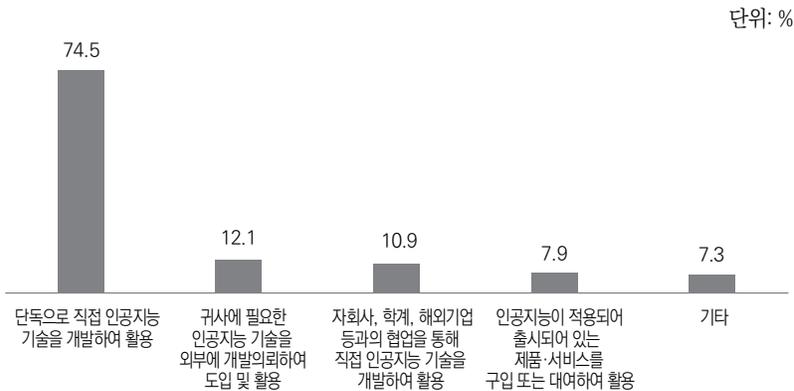
자료: 실태조사.

주: AI 활용 기업, n=165, 중복응답.

제조업 내 기업의 인공지능 활용 이유는 경쟁 기업과 대비하여 인공지능 활용에 경쟁력을 확보하기 위한 비율이 가장 높게 나타났다. <그림 4-4>의 인공지능 기술을 활용하고 있는 기업의 활용 이유를 조사한 결과, 경쟁 기업 대비 인공지능 활용 경쟁력 확보 비율이 37.0%로 가장 높

게 나타났다. 이어 신제품 개발 및 새로운 시장 기회 확보에 활용(31.5%), 신규 시설, 장비, 공정 및 운영 방식 도입을 통한 생산성 증대 기대(19.4%), 기존 시설, 장비, 공정 및 운영 방식 개선·보완을 통한 생산성 증대 기대(15.8%), 미래 제조업 기술 환경 변화에 대비한 선제적 대응(7.9%) 등의 순으로 나타났다. 이러한 결과는 기업의 인공지능 활용에서 경쟁 기업과의 경쟁에서 우위를 차지하기 위한 도입 이유가 가장 높다는 점을 보여준다. 즉, 기업의 인공지능 도입과 활용에서 동일한 산업 내 경쟁 기업과의 경쟁이 중요한 요소로 작용함을 시사한다.

〈그림 4-5〉 인공지능 기술 도입 경로



자료: 실태조사.

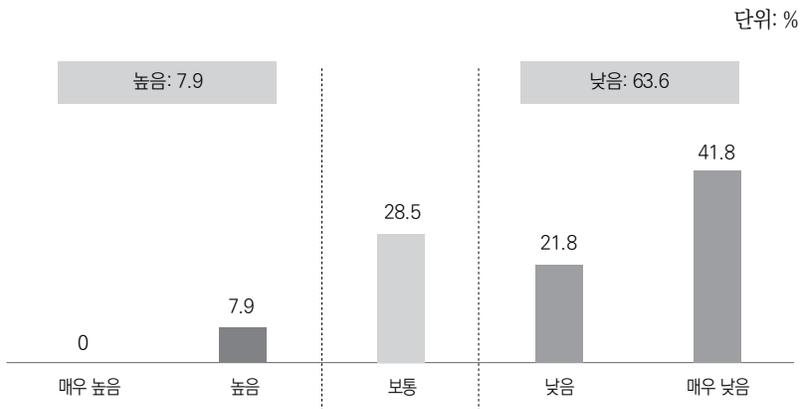
주: AI 활용 기업, n=165.

인공지능 기술 도입과 관련하여 기업은 해당 기술을 주로 자체적인 기술 개발을 통하여 활용하는 것으로 나타났다. 〈그림 4-5〉의 인공지능 기술 도입 경로에 따르면, 단독으로 직접 인공지능 기술을 개발하여 활용 비율이 74.5%로 가장 높게 나타났다. 이러한 결과는 통계청의 기업활동조사를 활용한 Cho et al.(2021)에서도 나타나는 바와 같이 현재 대부

분의 인공지능 활용 기업들이 자체적인 인공지능 개발을 통하여 신기술을 도입하는 것을 알 수 있다. 일부 기업의 경우 귀사에 필요한 인공지능 기술을 외부에 개발 의뢰하여 도입 및 활용(12.1%) 하거나 인공지능이 적용되어 출시되어 있는 제품·서비스를 구입 또는 대여하여 활용(7.9%)하는 것으로 나타났다. 하지만 자회사, 학계, 해외기업 등과의 협업을 통해 직접 인공지능 기술 개발하여 활용(10.9%)까지 고려할 경우, 사실상 85% 이상의 기업은 자체적인 기술 개발을 통해 인공지능을 활용하는 것을 알 수 있다.

인공지능 기술을 도입한 기업이 체감하는 기술의 적용 수준은 전반적으로 낮은 것으로 나타났다. 인공지능 기술을 활용하고 있는 기업을 대상으로 그 수준을 조사한 결과인 <그림 4-6>에 따르면, 적용 수준을 ‘낮음’ (낮음/매우 낮음 포함)이라고 응답한 기업은 63.6%로 나타났다. 반면 인공지능 기술을 적용 수준을 ‘높음’ (높음/매우 높음 포함)이라고 응답한

<그림 4-6> 인공지능 기술의 적용 수준



자료: 실태조사.

주: AI 활용 기업, n=165.

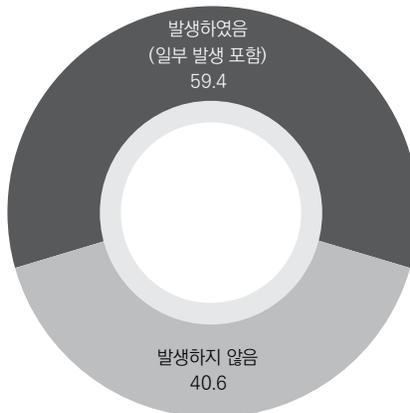
기업은 7.9%이며, 기업이 적용하고 있는 인공지능 기술의 수준은 적용 수준이 낮은 초기 단계로 추측할 수 있다.

(2) 인공지능 활용의 경제적 기대 효과와 실제

설문조사에 따르면, 인공지능을 도입한 기업들의 도입 당시 기대 성과는 평균적으로 약 25% 수준이며, 응답한 대부분의 기업들이 25% 미만 또는 25~50% 미만 수준으로 응답하였다. 인공지능 도입 당시 기대 매출 성과는 평균 25.1%로, 대부분 기업이 25% 미만(50.3%)과 25~50% 미만(46.1%)으로 응답하였다. 비용 절감 성과에 대해서도 유사하게 평균 24.2%의 기대 성과를 보였으며, 다수의 기업이 25% 미만(53.3%)과 25~50% 미만(43.0%)의 비용 절감을 기대한다고 응답하였다. 마지막으로 인

〈그림 4-7〉 인공지능 도입 이후 실제 성과 발생 여부

단위: %



자료: 실태조사.

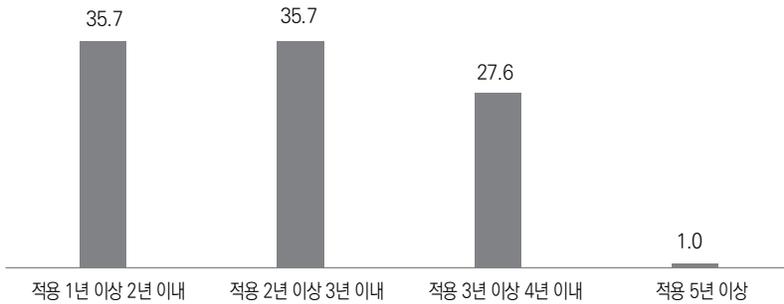
주: AI 활용 기업, n=165.

공지능 도입에 따른 이익 증가도 평균 25.5%로 응답하였는데, 기업 대부분이 25% 미만(49.1%)과 25~50% 미만(46.7%)의 이익 증가를 기대한 것으로 응답하였다.

하지만 인공지능 도입 이후 실제 성과 발생 여부에서는 절반이 조금 넘는 기업에서만 실제 성과가 발생한 것으로 나타났다. 인공지능 기술을 활용하는 기업을 대상으로 실제 도입 성과를 조사한 결과인 <그림 4-7>에 따르면, 성과가 발생하였다고 응답한 기업의 비율은 59.4%로 절반이 조금 넘는 것으로 나타났다. 앞서 다수의 기업이 인공지능 도입에 따른 성과를 기대한 것과 달리 여전히 많은 기업에서 기대한 성과가 발생하지 않은 것을 추측할 수 있다.

<그림 4-8> 성과 실현 소요 기간

단위: %



자료: 실태조사.

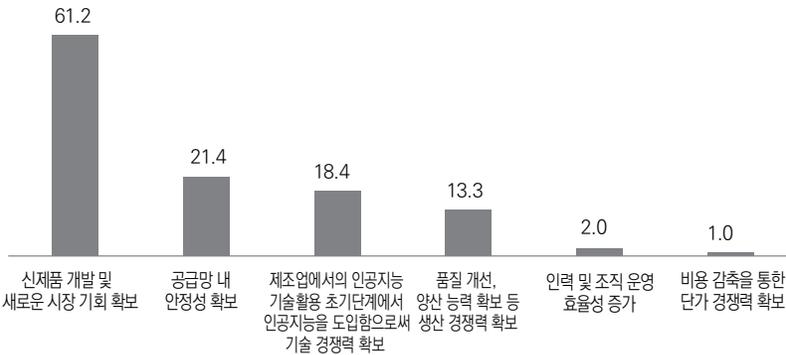
주: 성과 발생 기업, n=98.

기업의 인공지능 도입 이후에 성과 실현에도 어느 정도 시간이 소요 되는 것으로(대체로 4년 이내) 나타났다. <그림 4-8>은 인공지능 기술 도입 후 성과가 발생했다고 응답한 기업을 상으로 성과 실현 소요 기간을

조사한 결과이다. 조사 결과에 따르면, 적용 1년 이상 2년 이내와 적용 2년 이상 3년 이내의 비율이 각각 35.7%로 가장 높게 나타났다. 이어서 적용 3년 이상 4년 이내 응답 비율이 27.6%로 높게 나타났다. 대부분의 응답 기업이 적용 4년 이내에 성과 실현이 된다고 응답한 것에 비추어, 인공지능 도입과 성과 실현 사이의 시차는 존재하나 그 시차가 4년 이내로 그리 길지 않음을 추측할 수 있다.

〈그림 4-9〉 인공지능 이용 성과가 나타난 원인

단위: %



자료: 실태조사.

주: 성과 발생 기업, n=98, 중복응답.

인공지능의 이용 성과가 나타난 이유로는 신제품 개발 및 새로운 시장 기회 확보를 통한 신시장 진출이 주요한 원인으로 나타났다. 인공지능 이용 성과가 나타난 원인을 조사한 결과인 〈그림 4-9〉에 따르면, 신제품 개발 및 새로운 시장 기회 확보에 대한 응답이 61.2%로 가장 높게 나타났다. 이어 성과가 나타난 이유로 공급망 내 안정성 확보(21.4%), 제조업의 인공지능 기술 활용 초기 단계에서 인공지능을 도입함으로써 기술 경쟁력 확보(18.4%), 품질 개선, 양산 능력 확대 등 생산 경쟁력 확보

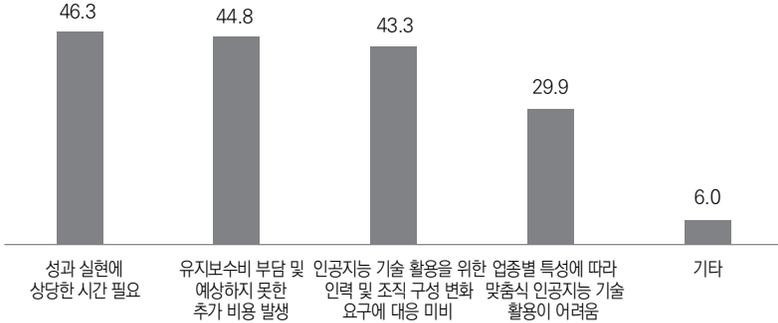
(13.3%), 인력 및 조직 운영 효율성 증가(2.0%), 비용 감축을 통한 단기 경쟁력 확보(1.0%) 순으로 나타났다. 이는 현재 주로 인공지능 도입을 통한 성과가 신제품 또는 신시장 진출을 통하여 나타나고 있지만, 성과의 요인 자체는 공급망 안정성, 기술 경쟁력, 생산 경쟁력, 운영 효율성 등 다양한 방식으로 나타나고 있음을 시사한다. 또한 이러한 성과의 요인의 경우 의료용 물질 및 의약품 제조업은 신제품 개발 및 새로운 시장 확보를, 자동차 및 트레일러 제조업은 품질 개선, 양산 능력 확대 등 생산 경쟁력 확보가 높게 응답되는 등 업종별 이질성이 관찰되었다.

반면, <그림 4-7>에서 약 60% 기업이 성과가 발생하였다고 응답하였으나, 성과가 나타난 기업들도 그 성과의 수준은 앞서 기대 수준에 미치지 못하는 것으로 나타났다. 설문 결과에 따르면, 인공지능 도입으로 실제 성과가 발생하였다고 응답한 기업들의 기대한 성과 달성 정도는 도입 당시 기대와 비교하여 낮은 수준을 보이는 것으로 나타났다. 인공지능 도입 이후 성과가 발생한 기업을 대상으로 매출 증대 효과는 20% 미만 비율이 61.2%로 높게 관찰되었다. 비용 감축 정도와 이익 증대 또한 20% 미만을 선택한 비율이 각각 64.3%와 55.1%로 가장 높게 나타났다. 이러한 결과는 앞서 기업이 인공지능을 도입할 당시에 기대하던 성과와 비교하여 실제 성과가 발생한 기업의 경우에도 그 성과 정도가 도입 당시 기대한 성과에는 미치지 못하는 것을 시사한다.

인공지능 도입의 성과가 나타나지 않은 이유에는 성과 실현에 필요한 시간, 예상치 못한 추가 비용, 인력 및 조직 구성 대응 미비 등 다양한 요인이 언급되었다. 성과가 나타나지 않은 기업에게 그 원인을 조사한 결과인 <그림 4-10>에 따르면, 성과 실현에 상당한 시간 필요라는 응답이 46.3%로 가장 높게 나타났다. 또한 유지보수비 부담 및 예상하지 못한 추가 비용 발생과 인공지능 기술 활용을 위한 인력 및 조직 구성 변화 요

〈그림 4-10〉 인공지능 이용 성과가 나타나지 않은 원인

단위: %



자료: 실태조사.

주: 성과 미발생 기업, n=67, 중복응답.

구에 대응 미비에 대한 응답 비율도 각각 44.8%와 43.3%로 높게 관찰되었다. 이어서 업종별 특성에 따른 이질성의 어려움을 나타내는 업종별 특성에 따라 맞춤형 인공지능 기술 활용이 어려움이라는 응답 또한 29.9%로 비교적 높게 나타났다.

향후 인공지능 기술의 활용과 투자 계획에서는 기업 간 격차가 확대될 것으로 예상된다. 인공지능 기술 도입 후 성과가 발생한 기업을 대상으로 향후 관련 투자에 대한 계획을 조사한 결과 과반의 기업이 투자를 지속할 것으로 응답하였다. 〈그림 4-11〉에 따르면 향후 인공지능 기술 투자 지속 계획에서 투자 유지·증대 예정이라고 응답한 기업은 60.2%로 나타났다. 반면 인공지능을 미활용한 기업이나 성과가 발생하지 않은 기업을 대상으로 향후 인공지능 투자 시작 계획을 조사한 결과 기업 대다수는 투자 계획이 없는 것으로 나타났다. 〈그림 4-12〉에 따르면, 응답 기업의 96.5%가 향후 인공지능 기술 투자 시작 계획에 투자 계획 없음으로 응답한 것으로 나타났다. 이러한 원인으로 인공지능을 활용하고

〈그림 4-11〉 향후 인공지능 기술 투자 지속 계획

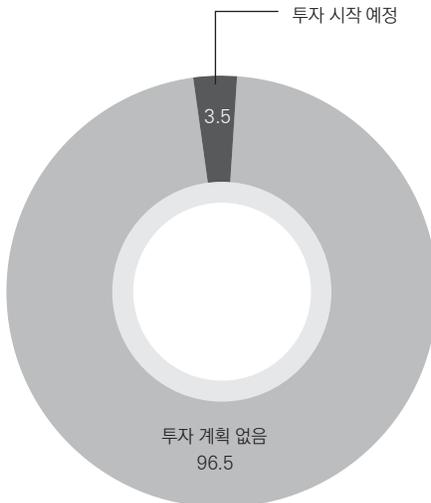
단위: %



자료: 실태조사.
주: 성과 발생 기업, n=98.

〈그림 4-12〉 향후 인공지능 기술 투자 시작 계획

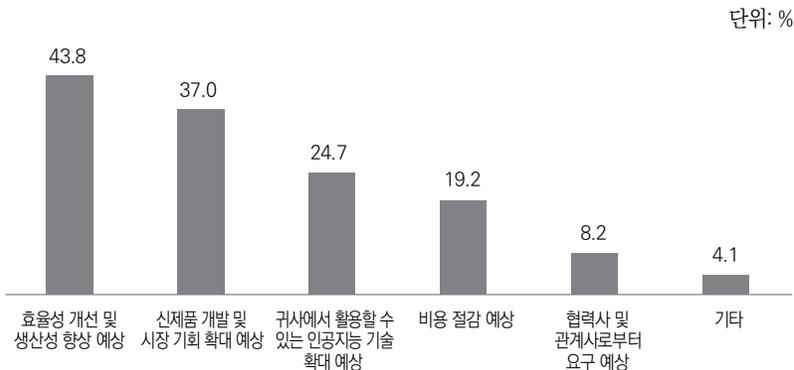
단위: %



자료: 실태조사.
주: AI 미활용 기업 및 성과 미발생 기업, n=405.

성과를 내고 있는 기업의 경우는 효율성 개선 및 생산성 향상(43.8%), 신제품 개발 및 시장 기회 확대(37.0%) 등 다양한 기업 경영 개선을 기대하지만, 반대로 도입하지 않거나 성과가 없었던 기업의 경우 생산성 향상에 도움이 되지 않거나(29.5%) 기업 운영과 무관할 것(29.3%)으로 예상하는 인식의 차이가 존재한다. 이러한 차이는 향후 인공지능 기술의 투자 기업 또는 성과를 보이는 기업과 미도입 기업 또는 성과를 보이지 못하는 기업 간의 기술 활용 격차가 커질 수 있음을 시사한다. 또한 인공지능 투자 계획이 없는 기업의 상당 부분이 인공지능 기술을 위한 투자 및 운영 자금이 부족하다는 점에서 이를 개선하기 위한 정책 지원이 필요하다고 판단된다.

〈그림 4-13〉 인공지능 투자 계획 이유



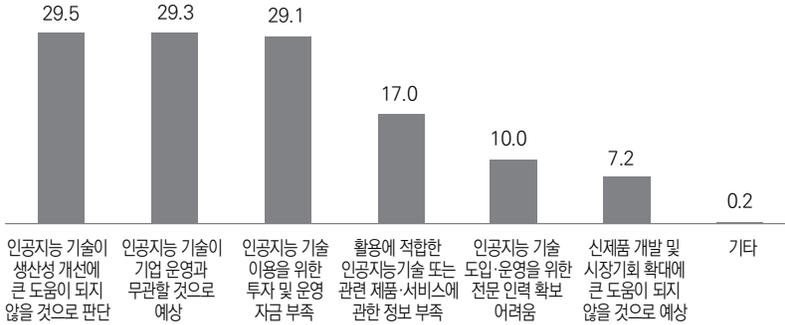
자료: 실태조사.

주: 인공지능 기술투자 지속·시작 예정 기업, n=73.

기업 내 인공지능 기술의 확산 현황과 관련해서, 다수의 기업이 1개의 사업체에서만 우선적으로 기술을 활용하고 있는 것으로 나타났다. 인공지능을 활용하는 보유 사업장 2개 이상 기업 69개 중, 1개 사업체만 인

〈그림 4-14〉 인공지능 투자 계획이 없는 이유

단위: %



자료: 실태조사.

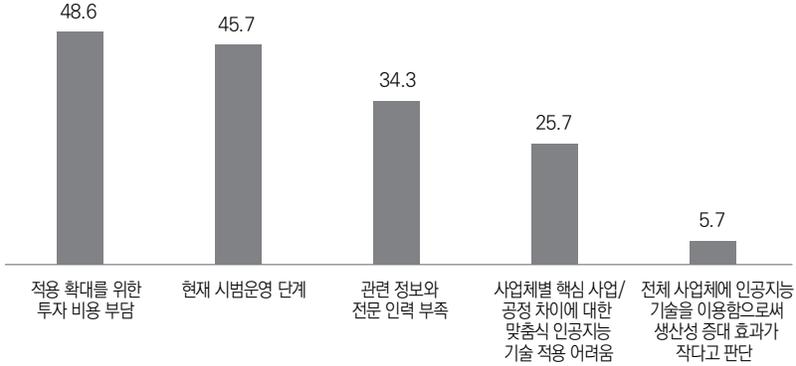
주: 인공지능 기술투자 지속·시작 미예정 기업, n=430, 중복응답.

공지능 기술을 이용하고 있는 경우가 50.7%로 나타났다. 반면, 나머지 절반 기업의 경우 37.7% 기업은 대부분의 사업체에서 전사적으로 활용하고 있지만, 11.6% 기업은 일부의 사업체에서 활용하고 있는 것으로 나타났다.

기업이 인공지능을 하나의 사업체에서 부분적으로 이용하는 이유로는 전사적인 적용의 비용 부담과 인공지능 기술의 적용에서 단계적 어려움에 기인하는 것으로 나타났다. 〈그림 4-15〉에 따르면 기업이 인공지능을 하나의 사업체에서만 이용하는 이유로 적용 확대를 위한 투자 비용 부담이 48.6%로 가장 높게 나타났다. 또한 관련 정보와 전문 인력 부족 또한 34.3%로 높게 응답되었다. 반면 현재 시범운영 단계(45.7%)와 사업체별 핵심 가입/공정 차이에 대한 맞춤형 인공지능 기술 적용 어려움(25.7%) 등 전반적인 사업체에 적용하는 단계에서 발생하는 애로사항 또한 기업 내 인공지능 기술의 전사적인 이용을 가로막는 요인으로 나타났다.

〈그림 4-15〉 인공지능을 하나의 사업체에서만 이용하는 이유

단위: %



자료: 실태조사.

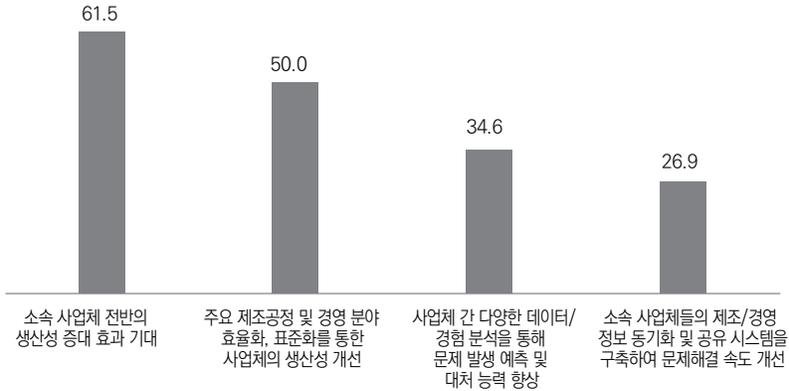
주: 보유 사업장 수 2개 이상 기업 중 인공지능을 활용하고, 1개 사업체에서 활용 중인 기업, n=35.

반면 이미 전사적으로 인공지능을 활용하는 기업의 경우 이를 통한 소속 사업체 전반의 생산성 증대 효과를 기대하는 것으로 나타났다. 〈그림 4-16〉에 따르면 대부분 사업체에서 인공지능 기술을 도입한 기업이 기대하는 효과에서 소속 사업체 전반의 생산성 증대 효과 기대가 61.5%로 가장 높게 나타났다. 다음으로는 주요 제조공정 및 경영 분야 효율화, 표준화를 통한 사업체의 생산성 개선 또한 50.0%로 높게 나타났다. 이는 기업이 인공지능 기술 도입으로 사업체 간 효율성 제고를 기대할 수 있음을 시사한다.

기업이 인공지능을 사업체 전반으로 확산하는 데에는 일정 기간이 필요한 것으로 나타났다. 2개 이상의 사업장을 운영하는 기업을 대상으로 사업체 범위 확산에 필요한 기간을 조사한 결과, 적용 1년 이상 2년 이내라고 응답한 기업 비율이 39.1%로 가장 높게 나타났다. 다음으로, 적용 2년 이상 3년 이내(30.4%), 적용 3년 이상 4년 이내(18.8%) 등의 순으로

〈그림 4-16〉 기업이 대부분의 사업체에 인공지능을 도입하여 기대하는 효과

단위: %

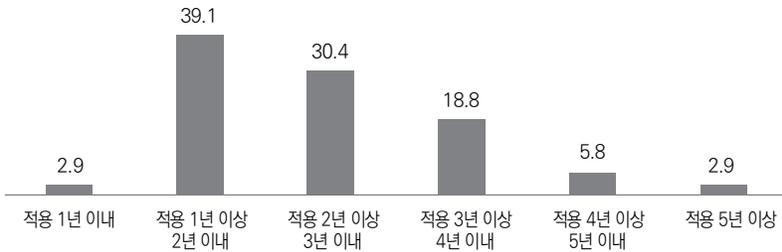


자료: 실태조사.

주: 보유 사업장 수 2개 이상 기업 중 인공지능을 활용하고, 대부분의 사업체에서 활용 중인 기업, n=26.

〈그림 4-17〉 인공지능 적용 사업체 확산에 필요한 기간

단위: %



자료: 실태조사.

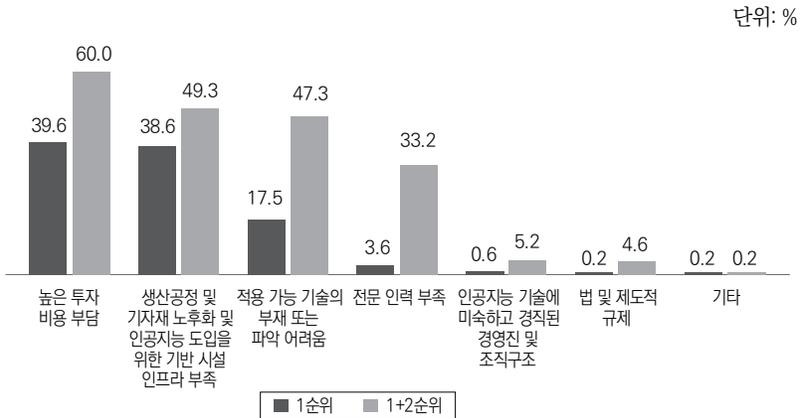
주: 보유 사업장 수 2개 이상 기업 중 인공지능 활용 기업, n=69.

나타났다. 이러한 실태조사의 결과는 사업체 전반으로 인공지능 기술을 확산하는 데 1년 이상의 기간이 필요한 것으로 나타났으나, 대부분의 기술 적용이 5년 이하에 완료될 수 있음을 의미한다.

(3) 인공지능 활용 애로 및 정책 지원

기업의 인공지능 활용의 애로사항으로는 높은 투자 비용 부담이 가장 높은 것으로 나타났다. <그림 4-18>에 따르면 인공지능 기술 적용 애로 사항 1순위로 높은 투자 비용 부담이 39.6%로 가장 높게 조사되었으며, 1+2순위 중복에서도 60.0%로 가장 높은 비율을 보였다. 이어서 인공지능 도입을 위한 생산공정 및 기자재 등 기반 시설 인프라 부족, 적용 가능 기술의 부재 및 획득의 어려움, 전문 인력 부족 등이 인공지능을 활용하는 데 어려움으로 언급되었다.

<그림 4-18> 인공지능 기술 적용 애로사항

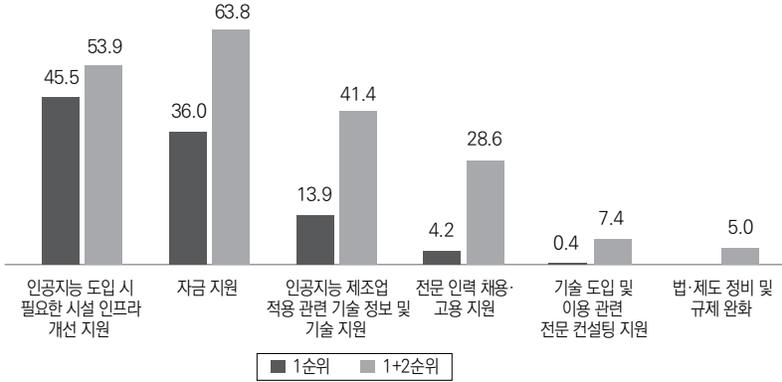


자료: 실태조사.

인공지능 활용을 촉진하기 위한 정부의 지원 분야로는 인공지능 도입을 위한 시설 인프라 개선과 자금 지원이 가장 많이 언급되었다. <그림 4-19>에 따르면, 인공지능 활용 촉진을 위한 필요 지원 분야에서 1순위로 인공지능 도입 시 필요한 시설 인프라 개선 지원(45.5%)이 가장 높은

〈그림 4-19〉 인공지능 활용 촉진을 위한 지원 분야

단위: %



자료: 실태조사.

비율로 응답되었다. 반면 1+2순위 합계에서는 자금 지원(63.8%)이 가장 높은 비율로 응답되었으며, 다음으로 인공지능 도입 시 필요한 시설 인프라 개선 지원(53.9%)이 가장 높게 응답되었다. 다음으로는 인공지능을 적용하기 위한 기술 정보와 기술적 지원, 그리고 전문 인력 및 교육 지원 등이 언급되었다. 이러한 결과는 국내 제조업 분야에 인공지능 활용을 촉진하기 위한 우선 지원 분야로서 관련 인프라 개선, 자금, 기술, 인력 지원 등 실질적인 활용을 위한 정부의 지원 체계 구축이 필요하다는 점을 시사한다.

3. 소결

본 장에서는 국내 제조업 내 기업을 대상으로 인공지능 활용 현황 설문조사 결과를 논의하였다. 설문조사에서는 국내 기업의 인공지능 활용

동기 및 성과 등에 관한 다양한 문항을 통하여, 기업의 인공지능 활용에 관한 심층적인 정보를 제공하였다.

실태조사에서 관찰된 주요 결과는 제3장의 결과를 상당 부분 보완하는 것으로 나타났다. 우선 실태조사 기업인 제조업 내 적용 인공지능 기술 수준은 아직 초기 수준으로 나타났다. 또한 실태조사 결과 상당수 기업에서 인공지능 기술 도입에 따른 성과가 관찰되지 않았으며, 실제 성과가 나타난 기업의 경우에도 도입 당시의 기대보다는 일부 성과가 낮은 것으로 나타났다. 이러한 실태조사의 결과는 도입 초기에는 기업의 생산성 효과가 상당 부분 미진할 수 있으며, 현재 국내 제조업 분야 기업의 인공지능 도입에 따른 성과가 크지 않을 수 있다는 점을 시사한다. 이는 앞서 수행한 인공지능 활용과 생산성 간의 실증분석 결과에서도 그 효과가 통계적으로 관찰되지 않은 결과와 일치한다.

또한 실태조사의 결과는 앞서 실증분석 모형의 타당성을 지지하고 있다. 우선 실증분석에서 인공지능 활용과 관련한 도구변수에서 동종업계 인공지능 도입률을 활용하였는데, 이러한 도구변수의 활용에 대한 타당성을 실태조사를 통하여 확인할 수 있다. 실태조사에서 제조업의 인공지능 활용 동기의 첫 번째가 경쟁 기업 대비 인공지능 활용 경쟁력 확보에 있다는 점에서, 기업이 인공지능을 활용하는 데 동종 기업과의 경쟁이 중요한 요인이라는 앞서 실증분석에서 사용한 도구변수가 적절하다는 점을 확인할 수 있다. 또한 실태조사에 따르면 기업의 인공지능 적용 기술은 주로 직접 개발을 통하여 이루어짐을 확인하였다. 이러한 실태조사의 결과는 앞서 실증분석에서 기업의 인공지능 기술 개발과 활용을 명확히 구분하지 않은 데이터 한계가 실증분석의 결과를 왜곡시킬 가능성이 낮다는 점을 확인해주었다.

실태조사에서는 복수사업체 기업도 전사적인 인공지능의 활용 여부

에서 그 차이를 보였다. 실제 복수사업체 기업 중 절반이 하나의 사업체에만 인공지능을 활용하는 것으로 나타났다. 앞서 실증분석에서 복수사업체의 인공지능 활용이 생산성을 높이는 결과가 나타났는데, 이러한 결과는 복수사업체 전반에 대한 인공지능 기술 활용 여부에 따라 일부 과소 추정된 결과일 가능성을 보여준다. 특히 설문조사에서 보았듯 인공지능의 전사적인 도입을 통하여 소속 사업체의 전반적인 생산성 증대 및 사업체 간 효율화를 통한 생산성 개선 효과가 기대된다는 점에서 향후 인공지능 도입 시 복수사업체가 사업체 전반으로 빠르게 신기술을 확대 적용할 수 있는 방안이 고려되어야 할 것이다.

인공지능 활용 촉진을 위한 지원에서는 기업이 신기술을 활용할 수 있는 시설 인프라 개선, 자금, 기술, 인력 지원 등이 우선으로 고려되어야 할 것이다. 특히 실태분석에 따르면, 인공지능을 이미 활용하고 성과를 확인한 기업의 투자는 확대될 것으로 예상되나, 인공지능을 아직 도입하지 않았거나 활용하였으나 성과를 확인하지 못한 기업의 투자 계획은 현저하게 낮은 것으로 나타났다. 이는 향후 기업 간 인공지능 도입과 활용에 관한 불평등이 더욱 확대될 것으로 예상되는바, 전반적인 인공지능 활용 확대를 위한 정부 차원의 정책 대응이 필요하다.



본 장에서는 국내 인공지능 정책 현황을 부문별(기술, 인력, 인프라 지원, 산업 내 활용 촉진)로 파악하고 산업 내 인공지능 활용 촉진을 위한 정책을 사업 단위에서 살펴봄으로써 인공지능의 주도권을 확보하기 위한 국내 정책 대응 현황을 진단한다.

1. 부문별 인공지능 정책 현황

1절에서는 국내 인공지능 정책을 ① 기술 ② 인력 ③ 인프라 지원 ④ 산업 내 활용 촉진 정책으로 나누어 살펴본다.

(1) 인공지능 기술 정책

2018년 5월 과학기술정보통신부는 인공지능 기술, 인재, 기반 분야의 현 상황을 종합 분석하고 인공지능 기술력을 조기에 확보하기 위한 전

전략 추진을 목표로 하는 “I-KOREA 4.0 실현을 위한 인공지능(AI) R&D 전략”(이하 AI R&D 전략)을 발표하였다(과학기술정보통신부, 2018. 5). AI R&D 전략은 후속으로 발표된 인공지능 정책들의 기술 관련 세부 추진 전략을 대부분 포괄할 정도로 다양하고 세부적인 인공지능 기술 정책을 포함하고 있다. 구체적인 내용은 다음과 같다.

첫째, 언어 이해, 비전 인식, 상황 판단과 같은 인공지능 관련 핵심 기술을 조기에 확보하는 것을 목표로 하는 인공지능 대형 공공특화프로젝트 추진을 들 수 있다. 공공특화프로젝트는 국방, 의료, 안전 분야를 중심으로 핵심 기술과 응용 기술 개발을 종합적으로 추진하며 추후 환경, 교육, 에너지 등의 다양한 분야로 대상을 확대할 계획이다. 관련하여 2020년부터 2024년까지 5년간 총 2,000억 원 규모로 예비타당성 조사를 추진 중에 있다.

둘째, 차세대 핵심 인공지능 기술(전이 학습 및 비지도 학습 AI 등)을 전략적으로 확보하는 것을 목표로, ‘AI R&D 챌린지’ 대회(현행)를 AI 그랜드 챌린지로 확대·개편하는 안을 들 수 있다. 기존의 개별·단편적인 문제 제시 방식과 대조적으로, 최종 목표 달성에 적합한 단계별 목표를 설정하고, 단계별 기술 축적을 유도하는 것이 AI 그랜드챌린지의 특징이다.

셋째, 딥러닝과 같은 혁신 기술이 반영되지 않은 기존 인공지능 국가 전략 프로젝트 개발 과제의 목표를 변경(기술·환경 변화 반영)하여 재구조화를 추진하는 방안을 들 수 있다. 딥러닝 방식 적용, 통합 엔진 개발과 같이 급변하는 환경에 실효적으로 대응하기 위해 목표를 상향 조정 하고, 이를 통해 전반적인 기술 고도화와 기술 활용을 촉진하는 것이 핵심이다.

넷째, 대규모 데이터의 병렬 처리 최적화 반도체·컴퓨팅 시스템 개발 계획을 들 수 있다. 이 계획에서는 2020년부터 2029년까지 10년간 약 1조

원 규모의 예산으로 대규모 병렬 신호 처리를 통해 비정형 데이터 학습이 가능한 인공지능 반도체 기술 개발 예타 추진과 지능형 반도체 원천 기술 개발(모바일용 딥러닝 프로세서, 자율주행차용 프로세서 등)을 병행하며 대용량 데이터를 처리하는 데 필요한 컴퓨팅 파워(페타급) 역량 관련 핵심 기술 개발을 추진한다.

〈표 5-1〉 국내 주요 인공지능 기술 정책

정책	주요 내용	세부 내용
AI R&D 전략	AI 핵심 기술 조기 확보	- AI 핵심 기술(비전 인식, 상황 판단 등) 조기 확보를 위한 AI 대형 공공특화프로젝트를 국방, 의료, 안전 등 국가 안보와 국민 생활에 직결되는 분야를 중심으로 환경, 교육, 에너지 등으로 확대
	차세대 AI 기술 전략적 확보	- 기존의 개별·단편적인 문제 제시 방식을 AI 그랜드챌린지로 확대·개편 - 최종 목표 달성에 적합한 단계별 목표 설정, 단계별 기술 축적 유도
	전반적 기술 고도화, 활용 촉진	- 딥러닝과 같은 혁신 기술이 반영되지 않은 기존 인공지능 국가전략 프로젝트 개발 과제의 목표를 변경(기술·환경 변화 반영)하여 재구조화
	AI HW 개발	- 대규모 데이터 병렬 처리 최적화 반도체·컴퓨팅 시스템 개발 - 지능형 반도체 원천 기술 개발(모바일용 딥러닝 프로세서, 자율주행차용 프로세서 등) 병행 - 대용량 데이터를 처리하는 데 필요한 컴퓨팅 파워(페타급) 역량 관련 핵심 기술 개발
	차세대 AI 기술 확보	- 계산수학 기반 뇌 모형화 연구에 대한 지원 확대 - 뇌-기계 인터페이스(BMI) 기반 인간-기계 양방향 초연결 기술(신체·인지기능 복원·증강) 개발 - AI 관련 기초과학(데이터사이언스, 물리, 수학 등) 분야에서 기초과학연구원(IBS)을 통한 연구 수행 추진 계획

자료: 과학기술정보통신부(2018. 5)를 참고하여 저자 정리.

다섯째, 차세대 인공지능 기술 확보를 위한 관련 기초과학 연구 지원 계획을 들 수 있다. 여기에는 현재 인공지능 기술 한계 돌파를 목표로 하는 뇌과학 연구 강화 계획이 포함된다. 구체적으로 인간 뇌신경망 정보

를 이용한 차세대 인공지능 알고리즘 개발을 목표로 계산수학 기반 뇌 모형화 연구에 대한 지원을 확대하고, 뇌-기계 인터페이스(BMI) 기반 인간-기계 양방향 초연결 기술(신체·인지기능 복원·증강)을 개발하는 계획으로 구성된다. 또한, 자율적 학습이 가능한 신경망 기반 인공지능 컴퓨팅 아키텍처 연구 추진과 기초과학연구원(IBS)을 통한 인공지능 관련 기초과학 분야(기계학습 관련 이론, 비정형 데이터 모델링 방법론, 심층학습 알고리즘 등)에서의 연구 수행 추진 계획이 포함된다.

(2) 인공지능 인력 정책

AI R&D 전략(과학기술정보통신부, 2018. 5)은 후속 발표된 인공지능 정책의 기술 정책뿐만 아니라 인력 정책 내용 역시 포괄하고 있다. 여기에 포함된 인공지능 인력 정책의 구체적인 내용은 다음과 같다.

첫째, 인공지능 대학원 신설을 들 수 있다. 2022년까지 인공지능 석박사급 연구자 350명 양성을 목표로 하는 대학원 선정(인공지능 전문 교수 10명(전임 70%) 이상, 대학원생 참여 조건(연 50명 수준)을 충족)을 통해 인공지능 인재를 집중 양성을 하는 것이 주된 목표이다. 구체적으로, 인공지능 핵심 기술을 개발할 수 있는 연구 인력을 양성할 수 있는 인공지능 커리큘럼 마련 조건 부여, 해외 연구자 초빙 우대, 글로벌 역량 강화(국제 공동 연구 추진, 글로벌 기업 인턴십 등), 기업의 수요를 반영한 연구 개발, 현장 문제 해결에 최적화된 석박사급 인재 양성을 목표로 한 산학 협력 활동 강화를 골자로 한다.

둘째, 실무형 인공지능 인재 조기 양성을 위해 글로벌 인공지능 선도 기업, 기관 레지던시 프로그램 중심의 글로벌 ICT 인재 양성(2022년까지 100여 명 참가 지원 목표) 정책을 들 수 있다. 구체적으로 리얼 데이

터 기반 인공지능 연구 집중 지원을 골자로, 프로그래밍 능력(최신 딥러닝/AI 관련 논문 구현 능력), 이론적 지식(확률론, 정보이론, 선형대수 등) 등을 기준으로 선발한다.

셋째, 해외 기관과의 연구 협력에 기반하여 국내 인공지능 인재의 역량 향상(2022년까지 50여 명)을 목표로 하는 국제 공동 연구 지원 정책을 들 수 있다. 미국, 중국, 프랑스 등에 인공지능 관련 공공연구센터 또는 교육프로그램을 마련하는 국내 대학들을 우선적으로 지원하고 국내 기업들의 원천기술 확보와 인공지능 기술 강국으로의 진출을 촉진하기 위해 공동 연구 협력 국가를 확대하는 것을 주 내용으로 한다.

넷째, 2022년까지 870여 명의 석박사급 인력 양성을 목표로 대학연구센터의 인공지능 분야 지원을 확대하는 대학연구센터 활용 고급 인재 양성 정책을 들 수 있다. 세부적으로 인공지능 분야에서 대학 ICT 연구센터(ITRC) 확대, 소프트웨어 스타랩 지원 확대, '선도연구센터' 신규 지원 및 관련 분야 확대 등의 계획을 포함한다.

다섯째, 인공지능 프로젝트형 교육 정책을 들 수 있다. 인공지능 분야 6개월 집중 교육 훈련으로 2021년까지 600여 명의 산업 맞춤형 청년 인재 양성을 목표로 하며, 졸업예정자와 취업준비생을 대상으로 한 전문가 멘토링을 통해 인공지능 프로젝트 수행과 응용 분야 교육을 병행하는 것이 특징이다. 또한 참여 기업 수요의 교육 과정 반영, 수료생 일부 참여 기업 채용 조건 부여 등의 취업 연계 강화 방안을 포함한다.

여섯째, 인공지능 실무 인력 교육 정책을 들 수 있다. 기술 수준별 교육 과정과 인공지능 특화 비즈니스 모델 개발 과정 운영을 통해 창업 인력 양성(매년 300~750명 수준)을 목표로 하며, 인공지능 관련 창업자 및 재직자의 역량 강화를 위한 인공지능 기술 수준별 교육 과정 운영과 민간 액셀러레이터와의 협력에 기반한 인공지능 특화 비즈니스 모델(제품

〈표 5-2〉 국내 주요 인공지능 인력 정책

정책	주요 내용	세부 내용
AI R&D 전략	세계적 연구자 양성	- 대학원 선정(AI 전문 교수 10명(전임 70%) 이상, 대학원생 참여 조건(연 50명 수준)을 충족), AI 커리큘럼 마련 조건 부여 - 국제 공동 연구 추진, 글로벌 기업 인턴십 - 기업 수요를 반영한 연구 개발, 현장 문제 해결에 최적화된 석·박사급 고급 인재 양성을 목표로 한 산학 협력 활동 강화
	실무형 AI 인재 조기 양성	- 리얼 데이터 기반 AI 연구 집중 지원
	국내 AI 인재 역량 향상	- 미국, 중국, 프랑스 등에 AI 관련 공공연구센터 또는 교육프로그램을 마련하는 국내 대학들을 우선적으로 지원
	석박사급 고급 인력 양성	- 인공지능 분야 대학 ICT 연구센터(ITRC) 확대 - 인공지능 분야 소프트웨어 스타랩 지원 확대 - 인공지능 분야 '선도연구센터' 신규 지원 및 관련 분야 확대
	산업 맞춤형 청년 인재 양성	- 졸업예정자와 취업준비생을 대상으로 한 최고 전문가 멘토링을 통해 AI 프로젝트 수행과 응용 분야 교육 병행
	창업 인력 양성	- 인공지능 관련 스타트업 창업자 및 재직자의 역량 강화를 위한 인공지능 기술 수준별 교육 과정 운영 - 민간 액셀러레이터와의 협력에 기반한 인공지능 특화 비즈니스 모델 교육 과정 운영
디지털 기반 산업 혁신 성장 전략	산업 현장 AI 활용 특화 인재 육성	- 업종 전문성을 보유한 재직자 중심의 AI·빅데이터 교육 강화를 통한 산업 현장 중심의 AI·빅데이터 전문 인력 양성 - 변하는 무역·통상 환경에 대응하기 위해 디지털 통상 교육 과정의 개설과 운영

자료: 과학기술정보통신부(2018. 5), 관계부처 합동(2020. 8)을 참고하여 저자 정리.

및 서비스) 교육 과정 운영을 주요 내용으로 한다.

마지막으로, AI R&D 전략의 후속 인공지능 정책 중 산업 전반에 인공지능 관련 기술을 접목하여 산업 밸류체인 혁신 및 고부가가치화를 목표로 하는 디지털 기반 산업 혁신성장 전략(관계부처 합동, 2020. 8)에 포함된 것으로, 산업 현장의 인공지능 활용에 특화된 인재 관련 정책을

들 수 있다. 구체적으로, 제조 분야 디지털 전환을 선도할 업종 전문성과 인공지능·빅데이터 활용 역량을 보유한 인력 양성을 목표로, 업종 전문성을 보유한 재직자 중심의 인공지능·빅데이터 교육을 강화해 산업 현장 중심의 인공지능·빅데이터 전문 인력 양성 계획, 변하는 무역·통상 환경에 대응하기 위한 디지털 통상 교육 과정의 개설과 운영 등의 내용으로 구성된다.

(3) 인프라 지원 및 기존 제도 정비

1) AI R&D 전략(과학기술정보통신부, 2018. 5)

AI R&D 전략은 다수의 인프라 지원 정책 및 기존 제도 정비 방안을 포함한다. 구체적인 내용은 다음과 같다.

첫째, 국내외 연구자 결집, 대학 중심의 기업·연구소 협력 기반 인공지능 브레인랩 조성을 통한 인공지능 기술 혁신 창출 지원 정책을 들 수 있다. 이는 지역 거점대학을 중심으로 권역별로 인공지능 브레인랩을 지정하고 운영하는 것을 주요 골자로, 랩당 최대 7년간의 지원을 통한 인공지능 기술의 축적과 활용의 촉진, 그리고 우수 인재 육성을 목표로 하며 인공지능을 지역 전략산업(로봇, 헬스케어 등)에 접목한 분야에 대한 집중 지원을 계획하고 있다.

둘째, 민간의 자율적인 경쟁을 기반으로 인공지능 기술 분야에서의 경제·사회문제에 대한 도전적·창의적 문제 해결의 장을 마련하는 챌린지 플랫폼 구축을 들 수 있다. 우수 성과자, 문제 해결사 등 고급 인공지능 인재 순위를 실시간으로 공개하고 관리함으로써 취업과 창업 자금 지원을 연계하고, 인공지능 학습용 데이터 확보 과정에 존재하는 애로

사항을 해소하기 위해 인공지능 데이터 거래소 운영과 연계하여 인공지능 챌린지 활성화를 유도한다.

셋째, 데이터·컴퓨팅 파워·알고리즘 등 인공지능 기술 개발 핵심 인프라를 온라인으로 원스톱 지원하는 인공지능 오픈 이노베이션 허브 확대와 전 산업으로의 인공지능 활용 확산 추진 계획을 들 수 있다. 구체적으로 2022년까지 약 1억 6,000만 건의 기계학습용 데이터를 구축하고 변환 지원하며(바우처 600건), 한국어 말뭉치(152억 7,000만 어절) 구축 및 개방을 추진한다. 또한 산·학·연의 인공지능 연구 및 인공지능 제품·서비스 개발에 필요한 컴퓨팅 자원 지원 대상을 2018년 20개 기관에서 2022년 400개 기관으로 확대하는 계획과 공공 인공지능 연구 개발 사업의 성과물을 민간에서 자유롭게 활용할 수 있도록 2022년까지 열린 API 형태로 제공하는 목표를 포함한다.

마지막으로, AI R&D 전략에는 성능 평가 기준 마련, 윤리적 인공지능 기술, 모니터링 기술 확보와 같은 기존 제도 정비 방안이 다수 포함되어 있다. 구체적으로 포상금 제도 도입을 통해 새로운 R&D 방식 적용 검토, 인공지능 시스템의 성능(안정성, 정확도, 투명성 등)의 평가 기준 마련 등의 방안을 들 수 있다. 또한 '윤리적 인공지능을 위한 아키텍처의 설계'와 관련된 연구를 추진하고 있으며, 이는 인공지능의 도덕적 기준 알고리즘화 방식 도출과 '지능정보사회 윤리 가이드라인' 보급 등의 내용을 포함한다. 그리고 자가학습 인공지능의 통제 불능을 미연에 방지하기 위해 자가 진단·수리·정지 기술 등에 대한 중장기적 R&D 프로젝트와 글로벌 연구기관과의 협력을 추진 중에 있다. 마지막으로, 개방·협력형 R&D 생태계 조성을 목표로, 연구 종료 후 소스코드를 단순 공개하는 현행 방식을 연구 시작 단계부터 오픈소스 SW 방식을 적용하도록 개선하는 오픈소스 SW 확산 방안 역시 주목할 필요가 있다.

〈표 5-3〉 국내 주요 인공지능 인프라 지원 및 관련 기존 제도 정비(1)

정책	주요 내용	세부 내용
AI R&D 전략	AI 브레인랩 조성	- 지역 거점대학 중심 AI 브레인랩 지정 및 운영 - 랩당 최대 7년간의 지원을 통한 인공지능 기술 축적·활용의 촉진 및 우수 인재 육성 - 인공지능을 지역 전략산업에 접목한 분야에 대한 집중 지원
	도전적·창의적 문제 해결의 장 마련	- 고급 인공지능 인재 순위 실시간 공개 및 관리를 통한 취업과 창업 자금 지원 연계 - 인공지능 학습용 데이터 확보 과정에 존재하는 애로사항 해소를 위해 데이터 거래소 운영과 연계한 AI 챌린지 활성화
	AI 기술 개발 핵심 인프라 온라인 원스톱 지원	- 2022년까지 약 1억 6,000만 건의 기계학습용 데이터를 구축하고 변환 지원(바우처 600건), 한국어 말뭉치 구축·개방(152억 7,000만 어절) - 산·학·연의 인공지능 연구 및 관련 제품과 서비스의 개발에 필요한 컴퓨팅 자원 지원 대상 확대 - 공공 인공지능 연구 개발 사업 성과물을 민간에서 자유롭게 활용할 수 있도록 Open API 형태 제공
	제도 개선	- 포상금 제도 도입을 통한 새로운 R&D 방식 적용 검토 - 인공지능 시스템의 성능 평가 기준 마련 - 인공지능의 통제 불능 상태를 미연에 방지하기 위한 자가 진단·수리·정지 기술 개발 - 오픈소스 SW 확산 방안

자료: 과학기술정보통신부(2018. 5)를 참고하여 저자 정리.

2) 데이터·AI경제 활성화 계획(관계부처 합동, 2019. 1)

2019년 1월 관계부처 합동으로 데이터·인공지능 선도국가로의 도약을 위한 “데이터·AI경제 활성화 계획(‘19~’23년)”이 발표되었다. 본 계획은 인공지능 활용 촉진 및 인프라 지원에 초점이 맞추어져 있으며, 세부 내용 중 AI R&D 전략과 중복되지 않는 사항은 다음과 같다.

첫째로, 데이터 가치사슬 전 주기 활성화를 목표로 한 체계적 데이터 축적과 개방 확대 정책을 들 수 있다. 공공·민간 분야(금융, 교통, 에너지 등)별 다양한 데이터를 수집하고 제공하는 빅데이터 센터 및 양질의

데이터 결합과 유통을 통해 새로운 서비스를 창출하는 빅데이터 플랫폼을 구축하는 것이 주요 골자이다. 또한 연구 데이터의 공유와 활용 체계를 구축하는 방안을 포함하는데, 정부 지원 연구 개발 사업에서 축적되는 데이터의 체계적 관리와 공유 및 적절한 활용을 목적으로 국가연구데이터플랫폼을 구축하고, 데이터 집약형 분야(바이오, 미래소재, 대형연구장비 등)에서 연계 체계를 강화하며, 기존 구축 플랫폼을 고도화하는 것이 주된 내용이다. 그리고 공공 데이터를 전수조사하여 데이터맵을 구축하고, 신산업, 안전 분야 등의 고수요 데이터를 국가중점데이터로 지정하고 개방하는 방안을 포함한다.

둘째로, 데이터 가치사슬의 전 주기 활성화를 목표로 하는 양질의 데이터 유통 기반 구축 정책을 들 수 있다. 중소·벤처기업이 데이터 기반 신 서비스를 개발할 수 있도록 데이터 구매와 가공에 소요되는 비용을 지원하는 바우처 사업을 확대 추진(2019년 1,640개에서 2023년 8,000개)하는 방안을 포함한다. 또한 안전한 데이터 거래 기반 조성을 위한 거래 지원 체계(데이터 거래의 법제도, 표준, 가치 평가 등) 연구 추진, 데이터 품질과 관련된 핵심 기술의 개발과 표준화(데이터 전처리 및 정제, 개방형 유통 플랫폼, 자동확보 등) 추진 계획을 포함한다.

셋째, 데이터 가치사슬 전 주기 활성화를 목표로 하는 데이터 활용(개인·기업·사회) 확대 정책을 들 수 있다. 구체적으로 금융·통신과 같은 대국민 활용성이 높은 분야를 중심으로 마이데이터 활용(정보 주체 중심의 데이터 활용) 사업을 확대한다. 또한 혁신서비스 창출을 위한 중소기업 활용 지원과 전통 중소기업의 빅데이터 활용 지원을 위해 빅데이터 전문 컨설팅 지원 사업을 확대 추진하며, 제조 현장 데이터의 기업 간 공유를 통해 제조공정 혁신(설계 최적화, 오류 최소화, 공정 간 리드타임 단축 등)을 지원한다. 그리고 빅데이터 분석에 기반하여 사회 현안

을 해결하고 생산성을 제고하는 선도 시범 서비스 사업을 확대한다.

넷째, 인공지능 허브 구축 정책을 들 수 있다. 이는 구체적으로 민간의 수요를 중심으로 이미지, 말뭉치, 상식 등의 기계학습용 범용 데이터와 산업별(법률, 금융 등) 특화 데이터를 단계적으로 구축하고 개방하는 계획으로 구성된다. 또한 우수 인공지능 알고리즘 발굴·개발 지원 방안으로서 연구자 간의 자율경쟁에 기반한 개방형 온라인 플랫폼 구축과 스타트업·중소기업을 대상으로 인공지능 연구 및 인공지능 제품·서비스 개발에 필요한 자원을 지원하는 방안을 추진한다.

다섯째, 데이터·인공지능 융합 촉진을 위한 인공지능 융합 클러스터 조성 정책을 들 수 있다. 구체적으로 데이터·인공지능 관련 산·학·연 간 연계·협력 활동을 촉진하고 이를 통해 시너지 효과를 창출해내는 인공지능 융합 클러스터 조성을 계획하며, 과기특성화대학과 지자체를 중심으로 지역 주력산업과 연계한 데이터·인공지능 기반 신사업을 창출하는 창업단지 조성을 추진 중이다.

마지막으로, 데이터·인공지능 경제 활성화 계획에 포함된 제도 정비 방안으로는 제도적·인적 융합 정책을 들 수 있다. 지능정보화 촉진을 위한 법제도 정비를 주요 골자로 하며, 구체적으로 데이터와 인공지능 중심의 지능정보기술에 기반한 국가 시스템과 산업, 그리고 사회 전반의 혁신 촉발을 위해 국가정보화기본법과 전자정부법을 전면 개정하고 데이터 이용 제도 개선을 위해 개인정보보호법 시행령을 개정(가명처리 정의, 가명정보 안전조치 의무 등이 포함)할 계획이다.

〈표 5-4〉 국내 주요 인공지능 인프라 지원 및 관련 기존 제도 정비(2)

정책	주요 내용	세부 내용
데이터 · AI 경제 활성화 계획	데이터 축적· 개방 확대	- 공공·민간 분야(금융, 교통, 에너지 등)별 빅데이터 센터 설립 - 양질 데이터의 결합·유통을 통해 새로운 서비스를 창출하는 빅데이터 플랫폼 구축 - 정부 지원 연구 개발 사업 수행 과정에서 축적되는 데이터의 체계적 관리 국가연구데이터플랫폼 구축, 데이터 집약형 분야 중심으로 연계 체계 구축 - 공공 데이터 기반 데이터맵 구축, 고수요 데이터(안전, 신산업 등)를 국가중점데이터로 지정 및 개방
	양질 데이터 유통 기반 구축	- 중소·벤처기업 대상으로 데이터 구매와 가공에 소요되는 비용을 지원하는 바우처 사업을 확대 - 안전한 데이터 거래 기반 조성을 위한 거래 지원 체계(가치 평가, 법 제도, 데이터 거래 표준 등) 연구 추진 - 데이터 품질과 관련된 핵심 기술의 개발과 표준화(데이터 전처리 및 정제, 개방형 유통 플랫폼, 자동화 등) 추진
	개인· 기업· 사회 데이터 활용 확대	- 정보 주체가 중심이 되는 데이터 활용 사업 확대(마이데이터) - 빅데이터 전문 기업의 컨설팅·분석 지원 사업 지역별 확대 추진 - 제조 현장에서 수집되는 데이터를 기업 간 공유하여 제조공정 혁신(설계 최적화, 오류 최소화, 공정 간 리드타임 단축 등) 지원 - 빅데이터 분석에 기반하여 사회 현안을 해결하고 생산성을 제고하는 선도 시범 서비스 사업 확대
	AI 허브 구축	- 기계학습용 범용 데이터와 산업별 특화 데이터의 단계적 구축·개방 - 연구자 간의 자율경쟁에 기반한 개방형 온라인 플랫폼 구축 - 스타트업·중소기업 대상 AI 연구 및 관련 제품과 서비스의 개발에 필요한 자원 지원
	AI 융합 클러스터 조성	- 데이터·인공지능 관련 산·학·연 간 연계·협력 활동을 촉진하고 이를 통해 시너지 효과를 창출해내는 인공지능 융합 클러스터 조성 - 과기특성화대학과 지자체를 중심으로 지역 주력산업과 연계한 데이터·인공지능 기반 신사업을 창출하는 창업단지 조성
	법제도 정비	- 국가정보화기본법, 전자정부법 전면 개정 - 개인정보보호법 시행령 개정

자료: 관계부처 합동(2019. 1)을 참고하여 저자 정리.

3) AI 국가전략(관계부처 합동, 2019.12)

“인공지능 국가전략”에는 기존 정책보다 구체화된 인공지능 관련 인

프라 지원 및 제도 개선 방안이 포함되어 있다. 그중 이전에 발표된 인공지능 관련 정책과 중복되지 않는 내용은 다음과 같다.

첫째, 공공과 민간 사이의 데이터 지도 연계 강화 방안을 들 수 있다. 구체적으로 국가·사회의 전 분야에 걸쳐 데이터 생산·유통·활용을 종합적으로 지원할 수 있도록 공공과 민간 사이의 데이터 지도 연계 강화를 목표로, 범정부 데이터 플랫폼과 각 분야별 민간 데이터 지도를 구축하고, 국가 데이터 지도와 연계 강화를 추진한다.

둘째, 유망 인공지능 스타트업에 대한 투자 및 자금 지원 확대 정책을 들 수 있다. 정부는 인공지능 스타트업 중 창업 플랫폼을 활용한 우수 스타트업을 발굴·육성하는 프로그램을 추진하고 있으며, 여기에는 2020년 인공지능 투자펀드 조성, 오픈스퀘어-D(공공 데이터 활용 창업 플랫폼)를 활용한 데이터 기반의 인공지능 스타트업 발굴·지원, K-Startup(정부 합동 창업경진대회)에 지자체 리그와 민간 리그를 신설하여 우수한 스타트업을 발굴할 기회 확대, TIPS(Tech Incubator Program for Startup)의 운영사 선정 과정에서 인공지능·빅데이터 분야 전문 투자회사 우대, 인공지능 스타트업 활성화를 위한 기반 확충, 인공지능 분야 전문가와 스타트업 간에 기술·노하우를 교류할 수 있는 프로그램인 '인공지능 밋업' 개최, 인공지능 분야 예비 창업자 대상으로 초기 사업화에 소요되는 자금 최대 1억 원 바우처 지원 등이 포함된다. 또한 혁신적 인공지능 기술 보유 기업에 대한 기술 보증 비율을 85%에서 95% 수준으로 우대하며 보증료를 0.3%포인트 감면할 계획이고, 중소기업창업지원법을 전면 개정함으로써 스타트업의 기술 창업을 촉진하고 민·관 협력과 글로벌 진출 지원 강화를 추진 중이다. 그리고 'AI 올림픽'(전 세계 인공지능 스타트업의 경쟁과 교류의 장) 개최를 통해 글로벌 인공지능 메카로의 도약을 목표로 하고 있으며, 그 밖에 AI를 활용한 중소기업·소상

공인 혁신 지원, 인공지능·빅데이터 기반 사전 진단을 통한 스마트 서비스 지원, 소상공인 제품·서비스 혁신 등의 다양한 지원 프로그램을 추진하고 있다.

셋째, 관련 법제 개혁 및 규제 완화 방안이다. 우선 인공지능 기반 혁신 서비스 창출 촉진을 위해 ‘선(先)허용-후(後)규제’의 기본 방향하에 인공지능 분야에 대한 ‘포괄적 네거티브 규제 로드맵’ 수립이 대표적이다. 또한 신속한 법령 정비(규제 샌드박스에서의 임시허가 승인 사례와 실증 결과 관련 법령 개정이 요구되는 사항 위주)를 통해 혁신 사례 확산을 도모한다. 대학 운영 관련 규제 개선으로는 결손 인원 활용 인공지능 관련학과 신·증설 허용, 국립대 증원 추진(학과의 추가적인 신설 수요가 인정되는 경우에 한정), 인공지능 관련 학과 교원의 기업 겸직 허용을 통한 민간의 인공지능 전문가를 교수 요원으로 유치 등을 들 수 있다. 그리고 인공지능과 타 전공 간의 융합 전공 학과 개설 활성화를 목표로 대학 설립 운영 규정을 개정하는(입학 모집단위와 무관하게 융합 전공 학과를 신설하며 대학이 소속 계열을 자율적으로 선택) 방안이 포함된다. 또한 인공지능 시대 국가적 대응 방향을 제시하는 기본 이념 및 원칙과 역기능 방지 시책 등을 중심으로 제시하는 기본 법제 마련 방안에도 주목할 만하다. 이와 더불어 정부는 범국가적 역량을 총동원하여 각 분야별로 법제도를 선제적으로 정비할 목적으로 ‘AI 미래사회 대비 법제정비단(가칭)’(각 부처, 기업, 학계, ICT 전문 기관 등이 참여) 발족을 계획하고 있다. 나아가 OECD AI 권고안의 후속 조치 마련 등 인공지능 윤리 관련 국제적 논의를 선도하고 국제기구·주요국 등의 인공지능 윤리 규범 관련 동향에 대한 분석을 통해 글로벌 규범과 정합하는 인공지능 윤리 기준 확립 및 실천 방안을 제시하여 향후 이용자를 보호하기 위한 중장기적 관점의 정책 수립 지원 체계를 마련할 계획이다. 그 외로 인공지능의

바탕인 소프트웨어산업 성장을 위한 제도 개선을 목표로 소프트웨어산업진흥법 전면 개정, 공공 부문의 클라우드 전환, 소프트웨어 사업 활성화 및 개발자 보호를 위한 표준계약서 마련 및 확산, 공공 분야 정보화 사업을 수주한 소프트웨어 회사를 대상으로 한 하도급 서면실태조사 실시 등의 방안을 추진한다.

넷째로, 인공지능으로 인한 고용 형태 다변화에 대응하기 위한 제도 개선 방안이다. 정부는 특수형태근로종사자 증가 등 인공지능으로 인한 고용 형태 다변화에 대응한 고용 안전망의 선제적 강화를 목표로, 다양한 유형의 노동자(특고·예술인 등) 보호를 위해 사회보험 적용 범위를 확대하고 보험 대상을 기존의 '근로자'에서 '피보험자'로 변경할 계획이다. 또한 고용 안전망 사각지대 해소를 목표로 '국민취업지원제도'를 도입하여 취업 취약 계층(저소득 구직자와 폐업 영세사업자 등)에 대한 취업 지원 서비스를 제공하고, 소득 지원 강화(구직 활동을 전제)를 목표로 한다. 나아가 인공지능·직무 빅데이터에 기반한 국가일자리정보플랫폼을 고도화하고, 일자리 매칭 시스템을 구축하며 신기술 분야 직업 훈련을 제공하여 구직자의 '고용 가능성'을 제고하는 방안을 마련하고 있다. 그리고 국민의 평생 고용 보장 추진을 목표로 구직·전직 지원을 위한 신기술(인공지능·핀테크 등) 직업 훈련 비중 대폭 확대, 직업 훈련 교·강사를 대상으로 첨단 신산업 분야 역량 강화 지원, 미래 유망 분야를 중심으로 국가직무능력표준 지속 개발과 나아가 민간 훈련 기관·직업계 고등학교로의 확산 계획 등을 추진한다. 또한, 평생 직업 능력 개발 기회 제공을 목표로 모든 국민에게 '국민내일배움카드'를 제공하여 직업 훈련 대상(현재 실업자·중소기업 재직자 위주)을 일반 국민으로 전면 확대, 실전적 교육 플랫폼 전국 확대, 스마트 훈련 플랫폼에 기반한 다양한 콘텐츠 제공 등을 추진한다.

〈표 5-5〉 국내 주요 인공지능 인프라 지원 및 관련 기존 제도 정비(3)

정책	주요 내용	세부 내용
AI 국가 전략	공공·민간 데이터 지도 연계 강화	- 데이터 범정부 플랫폼 구축 - 분야별로 민간 데이터 지도 구축 - 국가 데이터 지도와 연계 강화
	우수 AI 스타트업 발굴·육성	- AI 투자펀드 조성 - 공공 데이터 활용 창업 플랫폼을 활용한 데이터 기반의 AI 스타트업 발굴·지원, K-Startup에 지자체 리그와 민간 리그 신설 - AI·빅데이터 분야 전문 투자회사의 TIPS 운영사 선정 우대 - ‘AI 밋업’ 개최 - 인공지능 관련 예비 창업자 대상으로 초기 사업화 자금 최대 1억 원 바우처 지원, AI 기술 보유 기업 대상 기술 보증 우대, 보증료 감면(0.3%포인트) - 중소기업창업지원법의 전면 개정 - ‘AI 올림픽’ 개최를 통해 글로벌 AI 메카로 도약
	미래지향적 법·제도 정립	- ‘先허용-後규제’의 기본 방향하 인공지능 분야의 ‘포괄적 네거티브 규제 로드맵’ 수립 - 국가적 대응 방향(AI 시대 기본 이념 및 원칙과 역기능 방지 시책 등)을 제시하는 기본 법제 마련 - 소프트웨어산업진흥법 전면 개정, 공공 부문의 클라우드 전환, SW사업 활성화 및 SW 개발자 보호를 위해 표준계약서 마련 등
	고용 형태 다변화 대응 제도 개선	- 고용 안전망의 선제적 강화를 목표로 다양한 유형의 노동자(특고·예술인 등) 보호를 위한 사회보험 적용 확대, 고용 안전망 사각지대 해소를 위한 국민취업지원제도, 인공지능·직무 빅데이터에 기반한 국가일자리정보플랫폼을 고도화하고 일자리 매칭 시스템 구축 등
정보 보호 제도 개선	- 지능형 기술을 기반으로 하는 사이버 침해 사고에 대한 탐지·분석·대응 체계 구축 - AI 기반 정보 보호 기술 개발 - 인공지능 활용 제품 및 서비스의 신뢰성과 안전성을 검증하는 품질 관리 체계 구축	

자료: 관계부처 합동(2019. 12)을 참고하여 저자 정리.

마지막으로, 인공지능 기술 도입 확대에 따른 정보 보호를 위한 제도 개선 방안이다. 정부는 지능형 기술을 기반으로 하는 사이버 침해 사고에 대한 탐지·분석·대응 체계 구축을 목표로 위협 정보 탐지 및 침해

사고 대응 과정 전반에 특수형태근로종사자 증가 등 기술을 적용할 계획이다. 또한 관련 인공지능 기반 정보 보호 기술 개발(기기와 네트워크의 취약점에 대한 자동분석, 암호의 안전성 검증 등)을 계획하고 있다. 나아가 ‘정보 보호 AI 학습 지원 센터’ 구축을 통한 민간의 정보 보호 인공지능 머신에 대한 종합적인 검증 및 컨설팅 제공, 인공지능 기술의 발전에 기인한 새로운 서비스 분야의 개발, 인공지능의 역기능을 방지하기 위한 R&D 추진, 관련하여 종합적 범부처 협업 체계를 마련하며 인공지능 기술 활용 제품과 서비스의 신뢰성과 안전성을 검증하는 품질 관리 체계 구축을 추진하고 있다.

4) 디지털 기반 산업 혁신성장 전략(관계부처 합동, 2020. 8)

“디지털 기반 산업 혁신성장 전략”에는 산업에서의 인공지능 활용 촉진과 관련한 인프라 지원 정책이 다수 포함되어 있다.

첫째, 산업 데이터 활용 촉진 정책을 들 수 있다. 문제 해결형 산업 데이터 플랫폼(업종별 데이터 특성과 협업 유형을 고려)을 구축·확대하여 업종별 산업 데이터 수집·활용을 촉진하는 것이 대표적인 계획이며, 전략 분야(전기차, 소재 등)를 중심으로 성공 사례를 조기에 창출하고 나아가 성공 사례를 타 산업·분야 등으로 확산하는 것을 목표로 한다. 또한 공공 산업 데이터 개방·공유 확대를 목표로 표준·특허 등 공공 데이터 활용과 인공지능 기반 지능형 서비스 제공을 통해 신제품 및 서비스의 시험, 인증 및 지적권 확보를 지원하고 신비즈니스 창출을 촉진하는 방안이 포함되어 있다.

둘째, 데이터에 기반한 소재 및 부품 개발을 촉진하고, 장치산업(조선·철강 등) 고도화와 에너지 생산 효율성 제고와 안정성 확보를 목표로 하

는 전략 분야의 생산공정 혁신 방안이다. 소재·부품 분야에서는 금속·화학·세라믹·섬유 분야의 빅데이터 플랫폼 구축을 통한 소재 개발환경 개선과 소요 비용 및 시간 절감을 목표로 한다. 장치산업·에너지 분야에서는 생산과 발전의 모든 공정에 디지털 기술의 접목을 추진한다. 제품·서비스 창출 부문에서는 3대 축(자율제어, 고객 맞춤형, 제조 기반 서비스)을 중심으로 지능형 신제품·신서비스를 창출하는 것이 목표이다. 지능형 유통·물류 시스템 구축 부문에서는 유통 데이터 활용에 기반한 신서비스 창출과 지능형 물류 공급망의 구축이 주요 과업이다. 무역 지원 시스템 고도화 부문에서는 무역 빅데이터(수출입 거래, 해외 시장·바이어 등)를 활용하여 맞춤형으로 해외 진출 지원 서비스를 제공하는 것이 주된 내용이다.

셋째, 디지털 기반 산업 지원 체계 구축 방안이다. '산업 지능화 펀드'(4,000억 원 규모)의 선도기업 집중투자(60% 이상)와 유망 프로젝트에 사업화 패키지 지원, 기술평가·거래 부문에서는 기존 기술 거래·평가 시스템(국가기술훈행 등)을 지능형 플랫폼으로 업그레이드하는 것이 주요 과업이다.

넷째, 수월한 데이터 확보를 위한 개방형 국제통상 전략을 들 수 있다. 구체적으로 디지털 통상협정(DPA) 본격화를 통한 해외 데이터의 수집 및 활용과 데이터에 기반한 신산업의 해외 진출 촉진과 디지털 협력사업 발굴 및 추진 방안 등이 여기에 포함된다.

마지막으로, 디지털 기반 산업 혁신 전략에는 산업과 인공지능의 융합에 특화된 법령 및 제도 정비 방안이 포함되어 있다. 먼저 디지털 기반의 산업혁신성장 촉진법 제정 혹은 산업융합촉진법 개정 등을 통해 산업 전반에서 디지털 전환을 가속 및 촉진하기 위한 실효성 있는 지원 체계를 구축하고 관련 법령을 정비할 계획이다. 또한 산업 유형별 데이터

〈표 5-6〉 국내 주요 인공지능 인프라 지원 및 관련 기존 제도 정비(4)

정책	주요 내용	세부 내용
디지털 기반 산업 혁신성 장 전략	적시·적 절 데이터 확보 지원	- 문제 해결형 산업 데이터 플랫폼 구축·확대 - 전략 분야(전기차, 소재 등) 중심 성공 사례 조기 창출, 이후 성공 사례를 타 산업·분야 등으로 확산 - 공공 데이터 지능형 서비스 제공을 통한 신제품과 서비스의 시험·인증·지재권 확보에 대한 지원, 새로운 비즈니스 창출 촉진
	전략 분야 생산공정 혁신	- 금속·화학·세라믹·섬유 분야 중심 빅데이터 플랫폼 구축을 통한 소재 개발 환경 개선 및 소요 비용·시간 절감 - 장치산업·에너지 분야에서는 대규모 설비를 사용, 전 공정에 디지털 기술 접목 - 제품·서비스 창출 부문 지능형 신제품·신서비스 창출 - 무역 빅데이터(수출입 거래, 해외 시장·바이어 등) 활용에 기반한 맞춤형 해외 진출 지원 서비스 제공
	디지털 기반 산업 지원 체계 구축	- '산업 지능화 펀드(4,000억)'의 선도기업 집중 투자(60% 이상), 유망 프로젝트에 대한 사업화 패키지 지원 - 기존 기술 거래·평가 시스템을 지능형 플랫폼으로 업그레이드
	개방형 국제통상 전략	- 디지털 통상협정(DPA) 본격화 - 디지털 협력 사업 발굴·추진
	지원 체계 구축·관 련 법령 정비	- '디지털 기반의 산업혁신성장촉진법' 제정 혹은 '산업융합촉진법' 개정 - 산업 유형별 데이터 포맷 표준화와 상호 운용성 인증 추진, 산업 전반의 데이터 거래 가이드라인 정립, 규제 샌드박스, 규제 혁파 로드맵 등

자료: 관계부처 합동(2020. 8)을 참고하여 저자 정리.

포맷 표준화와 상호 운용성 인증을 추진하며, 데이터 수집과 활용과 관련된 규제 발굴 및 신속한 개선(규제 샌드박스, 산업 전반의 데이터 거래 가이드라인 정립, 규제 혁파 로드맵 등)을 추진 중이다.

(4) 산업 내 인공지능 활용 촉진 정책

1) AI R&D 전략(과학기술정보통신부, 2018. 5)

AI R&D 전략에 포함된 산업 내 인공지능 활용 촉진 정책은 다음과 같다.

첫째, 2022년까지 100개의 인공지능 전문 기업을 육성하는 것을 목표로 산업응용 분야(의료, 금융 등)에 인공지능 기술 접목 및 신규 서비스 창출 본격화를 골자로 하는 인공지능+산업응용 정책을 들 수 있다. 구체적으로 인공지능 관련 중소기업의 경쟁력 제고가 수월한 분야(의료영상진단, 음성·언어 이해 등)에 대한 투자를 품목 지정의 자유 공모 형태로 추진한다. 또한 인공지능 제품·서비스의 수요 기관과 공급 기업 간 컨소시엄에 대해 투자를 확대(자유 공모)하며 중소 제조업과 서비스업 내 인공지능 활용을 통한 제품 및 서비스의 고부가가치화 추진을 목표로 한다.

둘째, 성공 시 파급효과가 큰 분야(신약, 미래소재 등)를 중심으로 선도적 AI 활용 추진을 목표로 하는 인공지능+타 기술 분야 혁신 계획을 들 수 있다. 구체적으로 신약 후보물질 탐색 기간을 5년에서 1년으로, 개발주기를 15년에서 7년으로 단축하기 위해 인공지능 활용 차세대 신약·소재 개발 플랫폼을 구축한다. 또한 소재 개발 기간 및 비용을 절반 수준으로 감축하기 위해 2022년까지 10개 소재 분야에 인공지능 활용 소재 개발 플랫폼 구축을 추진하는 내용을 포함한다. 그 외 의료 전 주기(예방-진단-치료-사후 관리 등) 사람 중심 인공지능 헬스케어 적용과 인공지능을 활용한 무인·지능형 스마트팜 구축 및 개인 건강 맞춤형 식물 생산을 위해 10년간 8,000억 원 예타 추진의 내용을 포함한다.

2) AI 국가전략(관계부처 합동, 2019. 12)

2019년 12월 그간 발표된 인공지능 관련 정책을 토대로 범국가적 전략을 제시하는 “인공지능 국가전략”에는 기존 정책보다 구체화된 산업 내 인공지능 활용 촉진 방안이 포함되어 있다. 그중 이전에 발표된 정책과 중복되지 않는 내용으로는 인공지능과 산업의 융합 촉진 정책을 들 수 있다. 이 정책안 중 대표적인 것은 인공지능과 데이터를 기반으로 한 스마트공장 고도화 방안을 들 수 있다. 구체적으로 제조 데이터 센터 및 플랫폼(스마트공장 데이터 축적, 공정·품질 분석 지원) 구축, 고성능컴퓨팅 인프라에 기반한 제품 시뮬레이션 및 원격진단, 제조 인공지능 활용(설비 예지 보전 등) 지원 방안 마련, 인공지능을 활용한 디지털 데이터 분석을 통해 공정 최적화를 달성하는 인공지능 기반 스마트공장 구축(2022년 100개에서 2030년 2,000개 수준으로 확대) 방안으로 구성되어 있다. 나아가 ‘산업 지능화’(인공지능과 산업의 융합)를 통해 제조르네상스 실현을 목표로 업종별 비즈니스 모델을 기반으로 하는 데이터 수집과 인공지능 응용 서비스가 결합된 문제 해결 중심의 산업 데이터 플랫폼 구축 및 확산, 산업 내 인공지능 활용을 위해 ‘산업AI 프로젝트’(업종별로 특성화된 표준 산업 인공지능 모듈 개발 등) 추진, 업종별로 글로벌 경쟁력을 보유한 인공지능 융합 제품 개발 및 상용화 추진 방안이 포함된다.

3) 디지털 기반 산업 혁신성장 전략(관계부처 합동, 2020. 8)

산업 전반에 인공지능 관련 기술을 접목하여 산업 밸류체인 혁신 및 고부가가치화를 목표로 하는 “디지털 기반 산업 혁신성장 전략”에서는

〈표 5-7〉 국내 주요 산업 내 인공지능 활용 촉진 정책

정책	주요 내용	세부 내용
AI R&D 전략	100개의 AI 전문 기업 육성	- 인공지능 관련 중소기업의 경쟁력 제고가 수월한 분야(의료영상 진단, 음성·언어 이해 등) 투자를 품목 지정의 자유 공모 형태로 추진 - AI 제품 및 서비스의 수요 기관과 공급 기업 간 컨소시엄에 대해 투자 확대(자유 공모) - 중소 제조업과 서비스업의 인공지능 활용을 바탕으로 하는 제품(서비스) 고부가가치화 추진
	파급효과가 큰 분야를 중심으로 선도적 AI 활용 추진	- 신약 후보물질 탐색 기간을 5년에서 1년으로, 개발 주기를 15년에서 7년으로 단축하기 위해 AI 활용 차세대 신약·소재 개발 플랫폼 구축 - 소재 개발 기간 및 비용을 절반 수준으로 감축을 목표로 AI 활용에 기반한 소재 개발 플랫폼 구축
AI 국가전략	AI와 산업의 융합 촉진	- 제조 데이터 센터와 플랫폼 구축 - 제조 AI 활용 지원 방안 마련 - AI 활용 디지털 데이터 분석에 기반하여 공정 최적화를 달성하는 AI 기반 스마트공장 구축
디지털 기반 산업 혁신 성장 전략	산업 AI 진흥을 위한 R&D 지원 체계 마련	- 데이터·AI를 활용하여 지능형 디자인 설계 고도화 플랫폼 구축 - 산업 연구 개발 전 단계에 지능화 방법론 적용, 제조 기반 새로운 서비스 창출이 유망한 10대 전략 분야의 발굴 및 지원, 대규모 통합형 연구 개발 추진, 디자인(색상·소재·마감) 및 Q&M·엔지니어링 데이터를 수집 및 제공하는 플랫폼 구축

자료: 과학기술정보통신부(2018. 5), 관계부처 합동(2019. 12), 관계부처 합동(2020. 8)을 참고하여 저자 정리.

산업에서의 인공지능 활용 촉진을 목표로 산업 인공지능 진흥을 위한 연구 개발 지원 체계 마련을 추진한다. 데이터·인공지능을 활용하여 지능형 디자인설계 고도화 플랫폼을 구축하는 것이 주 목표이며, 구체적으로 산업 연구 개발의 전 단계에 지능화 방법론을 적용, 제조 기반 새로운 서비스 창출이 유망한 10대 전략 분야의 발굴 및 지원, 대규모 통합형 연구 개발 추진, 디자인(색상·소재·마감), Q&M, 엔지니어링 데이터를 수집 및 제공하는 플랫폼 구축을 통한 지능화 구현 등을 포함한다.

2. 제조업 내 인공지능 활용 촉진 정책 현황: 사업 단위 예시

2절에서는 1절에서 살펴본 부문별 인공지능 정책 중 제조업 내 인공지능 활용과 관련된 사업에 초점을 맞추어 분석한다.

(1) 스마트공장

스마트공장은 제품 기획과 설계, 제조와 공정, 유통 및 판매 등 제조의 전 과정에 정보통신 기술을 접목하여 효율적으로 고객 맞춤형 제품을 생산하는 공장을 뜻하며(관계부처 합동, 2015. 3), 스마트공장 사업은 대표적인 제조업 내 인공지능 활용 촉진 사업이라고 할 수 있다. 스마트공장 보급 확대를 추진하는 사업은 2014년 산업통상자원부가 발표한 “제조업 혁신 3.0 전략”(산업통상자원부, 2014. 6)에서 시작되었다. 본 전략에서는 제조업과 타 산업(정보통신, 소프트웨어, 서비스 등)의 융복합 확산과 3D 프린팅과 스마트공장 등의 다품종·유연 생산 방식 등장과 같은 세계적인 제조 패러다임 변화에 대응하여 새로운 제조업 창출과 주력 산업 핵심 역량의 강화, 그리고 제조 혁신 기반 고도화의 3대 전략을 추진하며, 그중 정보통신·소프트웨어 기반 공정 혁신 전략의 일환으로 스마트공장 사업을 포함한다. 후속으로 발표된 “제조업 혁신 3.0 전략 실행대책”(관계부처 합동, 2015. 3)에서는 중소·중견기업을 중심으로 한 스마트공장 확산(2020년까지 1만 개), 8대 스마트 제조 기술(사이버 물리시스템, 에너지 절감, 스마트센서, 3D프린팅, 사물인터넷, 클라우드, 빅데이터, 홀로그램) 개발 등의 사업 방향을 제시하고 있다. 스마트공장 사업은 그간의 디지털 전환 관련 정책 성과를 중간 점검하고 질적 개선을 시도하는 차원에서 2017년에 발표된 “스마트 제조혁신 비전

2025”(산업통상자원부, 2017. 4)를 통해 2025년까지 3만 개 규모로 확장되었다.

스마트공장 사업은 이후 지속적인 정책 대응을 통해 이어진다. 2018년 3월 발표된 “스마트공장 확산 및 고도화 전략”(4차산업혁명위원회·관계부처 합동, 2018. 3)은 그간 스마트공장 사업 성과에 대한 평가와 추후 진행 방향을 제시하고 있다. 2014년부터 2017년까지 4년간 5,003개 중소기업이 스마트공장 사업을 통해 지원을 받았으며, 스마트공장 구축이 완료된 기업은 생산성 향상(30%), 불량률 감소(45%), 원가 절감(15%) 등의 성과를 창출하였음을 진단하였다. 나아가 스마트 제조 혁신에 기반한 중소기업 중심 경제 실현을 목표로 2022년에 3곳 중 1곳에 스마트 공장을 보급하는 것으로 목표를 확대하였다. 2018년 12월 발표된 “중소기업 스마트 제조 혁신 전략”(관계부처 합동, 2018. 12)에서는 이 목표를 제조 중소기업의 50% 스마트화 달성으로 상향 조정하고, 전국 단위로 제조 데이터 수집·분석·활용이 가능한 빅데이터 플랫폼을 구축하여 스마트공장 공급 기업을 육성하는 계획과 산업단지를 스마트 제조 혁신의 거점으로 육성하는 스마트산단 선도 프로젝트를 발표하였다. 2020년 7월 발표된 “AI·데이터 기반 중소기업 제조혁신 고도화 전략”(관계부처 합동, 2020. 7)에서는 스마트공장 사업을 통해 2019년까지 1만 2,660개의 스마트공장이 보급되었으며, 생산성 30% 향상, 산재 18% 감소 등의 성과가 창출되었음을 진단하였다. 또한 기존 사업을 통해 제조데이터 활용 기반은 마련되었으나 여전히 개별 중소기업의 데이터와 인공지능 활용에 전문 인력 부족, 인프라 미비 등의 애로사항이 존재하고 공급 기업이 실제로 활용 가능한 데이터가 부족한 상황임을 밝혔다. 이러한 진단에 기반하여 첨단 기술(5G 네트워크, 가상물리시스템 등)과 융합하여 공정상 문제를 자율적으로 해결하고 최적화하는 최첨단 5G+인공지능

〈표 5-8〉 제조업 내 인공지능 활용 촉진 사업(1)

사업	주요 내용	세부 내용
스마트 공장	스마트 공장 직접 지원	- 중소·중견기업을 중심으로 한 스마트공장 확산 - 8대 스마트 제조 기술(사이버물리시스템, 에너지 절감, 스마트센서, 3D프린팅, 사물인터넷, 클라우드, 빅데이터, 홀로그래프) 개발
	스마트 공장 간접 지원	- 전국 단위 빅데이터 플랫폼을 구축 - 산업단지를 스마트 제조 혁신의 거점으로 육성하는 스마트산단 선도 프로젝트 - 첨단 기술(5G 네트워크, 가상물리시스템 등)과 융합하여 공정을 최적화하고 공정상 문제를 자율적으로 해결하는 최첨단 5G+AI 스마트공장을 구현하고 1000개 구축 - 가치사슬 내 기업 간 연계 강화를 위하여 클러스터 방식의 스마트공장 보급 지원 - 제조 분야 특화 AI 전문 인력과 스마트공장 구축 공급 기업 전문 인력 양성

자료: 4차산업혁명위원회·관계부처 합동(2018. 3), 관계부처 합동(2015. 3, 2018. 12, 2020. 7), 산업통상자원부(2014. 6, 2017. 4)를 참고하여 저자 정리.

스마트공장을 구현하고 1000개를 구축하는 목표를 제시하였다. 또한 기존 개별 기업 위주 스마트공장 보급에서 나아가 가치사슬 내 기업 간 연계 강화를 위하여 클러스터 방식의 스마트공장 보급 지원 계획을 제시하였다. 또한 제조 분야에 특화된 인공지능 전문 인력과 스마트공장 구축 공급 기업의 전문 인력 양성 방안을 함께 제시하였다.

(2) 인공지능 융합 선도 프로젝트

2019년 1월 과학기술정보통신부에서 발표한 인공지능 융합 선도 프로젝트(과학기술정보통신부, 2019. 1)는 인공지능과 다양한 산업 간의 접목(AI+X)을 바탕으로 한 기술 혁신 촉진, 생산성 향상, 새로운 제품과 서비스의 창출로 산업 경쟁력을 제고하기 위해 추진하는 사업이다.

구체적으로 본 사업은 지역별로 거점대학을 중심으로 ‘인공지능융합

연구센터’를 지정하고 운영하는 것을 주 내용으로 한다. 인공지능 기술 적용 시 생산성 향상, 혁신 제고, 사회·경제적 파급효과가 큰 분야를 중심으로 2022년까지 총 5개 센터를 선정하여 3년간 지원(2020~2021년 사이 각 센터당 15억 이내 지원)하며, 대학을 주관 기관으로, 연구소, 기업, 지자체를 참여 기관으로 하여 인공지능 도입이 필요한 기업에 대한 기술 지원 및 핵심 역량 강화를 목적으로 한다. 인공지능융합연구센터의 주요 기능은 대학 연구 역량에 기반하여 제조·유통·의료·농업 등 각 산업에 인공지능 적용을 통해 산업별로 특화된 인공지능 기술의 연구 개발과 사업화를 추진하는 것이다. 그 외 다양한 산업별 인공지능 활용 수요에 대해 맞춤형으로 관련 컨설팅을 제공하고, 인공지능 적용 수요 분야와 개발 기업 간 중개를 통해 산업 내 문제 해결과 국내 인공지능 시장 성장에 기여하며 필요시 각 산업체의 핵심 공정에 대한 인공지능 적용을 위한 개발 역량을 지원한다.

〈표 5-9〉 제조업 내 인공지능 활용 촉진 사업(2)

사업	주요 내용	세부 내용
인공지능융합선도 프로젝트	인공지능융합 연구센터 운영	<ul style="list-style-type: none"> - 산업 활용에 특화된 인공지능 기술 연구 개발 및 사업화 - 다양한 산업별 수요(AI 활용 기반 생산성 제고, 안전성 제고, 리스크 감소 등) 맞춤형 지원의 원활한 제공을 위한 인공지능 적용 방안 관련 컨설팅 제공 - 산업 분야와 인공지능 개발 기업 간 연결을 통해 각 분야 문제 해결 및 국내 인공지능 시장 확대 - 핵심 공정에 인공지능 기술을 활용하는 데 필요한 개발 역량 지원
	산업 응용 분야의 AI 제품·서비스 개발 지원	<ul style="list-style-type: none"> - 전 분야(제조, 에너지, 금융, 의료 등)를 대상으로 인공지능 기술에 기반한 기업의 제품 및 서비스 개발 지원 - 각 산업별 데이터에 기반하여 인공지능 기술의 적용을 통한 기업의 혁신과 생산성 제고에 기여할 수 있는 제품 및 서비스 개발 선정·지원

자료: 과학기술정보통신부(2019. 1)를 참고하여 저자 정리.

본 사업의 다른 주요 목적으로는 제조, 에너지, 금융, 의료 등의 다양한 산업 응용 분야에서 인공지능 제품 및 서비스 개발을 지원하여 인공지능 전문 기업을 육성하고, 초기 시장 창출을 지원하는 것을 들 수 있다. 중소·중견 기업을 대상으로 자유 공모 방식으로 인공지능 활용 제품 및 서비스 개발 과제를 제안받고, 실제 수요 반영, 사업화 가능성, 해외 진출 가능성 등을 기준으로 기업을 선정하여 인공지능 기반 제품 및 서비스 개발을 지원한다.

(3) 산업 디지털 전환 6대 선도 R&D 사업

산업통상자원부는 2020년 8월에 발표한 “디지털 기반 산업 혁신성장 전략”(관계부처 합동, 2020. 8)과 그 구체적 추진 방안인 “산업 디지털 전환 확산 전략(디지털 BIG-PUSH)”(산업통상자원부, 2021. 4) 추진의 일환으로 주력 산업의 디지털 전환을 목표로 하는 6대 선도 R&D 사업(산업통상자원부, 2021. 5)을 발표하였다. 구체적으로 조선·해운, 미래차, 가전·전자, 유통·물류, 철강, 헬스케어 등 6대 분야에 3년간 총 279억 원(국비 228억 원, 민간 투자 51억 원)을 투입하여 주력 산업과 신산업에 디지털 기술을 접목하여 밸류체인 공통 문제 해결과 혁신 성장을 도모하는 사업이다. 그중 제조업 분야(조선·해운, 미래차, 가전전자, 철강) 사업의 세부 내용은 다음과 같다.

조선·해운 분야에서는 디지털 전환의 일부인 데이터 확보·활용 측면에서 통합 및 표준화 필요성이 제기되어 이에 대한 대응을 중심으로 사업을 실시한다. 본 사업에서는 조선, 해운, 기자재 관련 12개 기관과 기업의 협업을 통해 스마트선박과 관제센터에서 생성 및 축적되는 데이터를 표준화하고, 이를 수집, 공유 및 활용할 수 있는 플랫폼을 구축하여

스마트선박 고도화, 주요 부품(엔진 등) 예지 보전, 탄소 배출의 저감과 전반적인 연료 절감을 위한 운항 지원 서비스 창출 등을 추진한다. 이를 통해 최종적으로는 항만, 보험, 금융 등이 종합적으로 연계된 새로운 비즈니스 창출을 목표로 한다.

미래차 분야에서는 전기차 전환 과정에서 새로 형성되는 제품 밸류체인 생산성을 조기에 확보하고 품질 관리 관련 문제 발생 시 즉각적으로 대응할 수 있도록 준비하는 사업을 실시한다. 본 사업에서는 부산 미래차 부품단지(전기차 파워트레인 제조업체를 비롯한 20여 개 협력사 입주)에 생산·품질·비용·배송 데이터의 흐름을 저장하는 디지털 플랫폼을 개발하고 구축하여 밸류체인 생산성 향상을 도모한다. 또한 품질 정보의 디지털화를 통해 품질 불량에 대한 공동 대응 체계 마련을 추진한다.

가전·전자 분야에서는 급변하는 고객 니즈와 제품·서비스 향상에 대한 수요 확대에 대한 대응을 중심으로 사업을 실시한다. 본 사업에서는 6개의 기업과 기관 간의 협업을 통해 생활가전 제품 전 주기(제조·사용·A/S 등) 데이터를 수집하고 활용할 수 있도록 하는 플랫폼을 구축한다. 구축된 플랫폼을 활용하여 신제품 개발, 고장 진단, 제품 성능 제고, A/S 기간 단축, 부품 수명 예측 등을 도모한다.

철강 분야에서는 철강 가공회사(하부 스트림)의 디지털 전환 수준이 상부 스트림의 철강회사에 비해 부진한 문제에 대한 대응을 중심으로 사업을 추진한다. 본 사업에서는 5개 기업·기관의 협업을 통해 철강 소재물성 데이터와 공정 데이터를 연결한 디지털 플랫폼을 구축하여 최적 공정을 도출하고, 나아가 장비·공정별로 모니터링 및 불량 진단·처리가 가능한 인공지능 기반 솔루션을 개발하여 업계 활용 확산을 추진한다.

〈표 5-10〉 제조업 내 인공지능 활용 촉진 사업(3)

사업	주요 내용	세부 내용
산업 디지털 전환 6대 선도 R&D 사업	선박 제조·운영 스마트화	<ul style="list-style-type: none"> - 데이터를 표준화하여 수집, 공유 및 활용하는 플랫폼 구축 - 운항 지원 서비스 창출 - 항만·보험·금융 등이 종합 연계된 새로운 비즈니스 창출
	전기차 전환 과정에서 제품 밸류체인의 생산성 조기 확보	<ul style="list-style-type: none"> - 디지털 플랫폼 개발·구축을 통한 밸류체인 생산성 향상 - 품질 정보 디지털화를 통한 품질 불량 문제 발생에 대한 공동 대응 체계 마련
	가전·전자 분야 고객 니즈, 제품 성능·서비스 향상 수요에 대한 대응	<ul style="list-style-type: none"> - 전 주기 데이터를 수집 및 활용할 수 있도록 하는 플랫폼 구축 - 관련 서비스 전반(신제품 개발, 성능 제고, 고장 진단, A/S 기간 단축, 부품 수명 예측 등) 개선에 활용
	철강 가공회사(선재·판재·강관 생산)의 디지털 전환	<ul style="list-style-type: none"> - 기업·기관 협업을 통해 철강 소재물성 데이터와 공정 데이터를 연계한 디지털 플랫폼 구축 - AI 기반 솔루션(최적 공정 도출, 장비·공정별 모니터링 및 불량 진단·처리 등) 개발과 업계 활용 확산

자료: 산업통상자원부(2021. 5)를 참고하여 저자 정리.

3. 소결

우리나라는 인공지능 주도권 확보 경쟁에 대응하기 위해 기술, 인력, 인프라 지원, 제도 개선, 산업 내 활용 촉진 등 다양한 분야에 걸친 종합적인 대응책 마련을 추진하고 있다. 기술 분야에서는 핵심 기술 조기 확보, 차세대 기술 전략적 확보, 전반적 기술 고도화 등 종합적인 기술 역량 강화를 위해 노력 중이며, 인력 분야에서는 석박사급 고급 인력 (high-skilled) 양성, 실무형 인재 조기 양성, 국내 인재 양성 등 인적 역

량 강화에 매진하고 있다. 또한 산·학·연 협력 강화와 데이터 활용 환경 개선, 데이터 활용 관련 기존 법제도 정비 등을 주요 골자로 하는 인프라 지원 및 제도 개선을 통해 인공지능 개발·활용 환경 고도화를 추진 중이다.

특히 인공지능 기술과 산업 융합을 통한 산업 경쟁력 강화를 위하여 스마트공장, 인공지능 융합 선도 프로젝트, 디지털 전환 선도 R&D 사업 등 구체적인 사업을 진행하고 있다. 해당 사업들은 제조업의 인공지능 기술 활용 촉진과 연관되며, 제조업 생산성 증대를 위해 지속적으로 관련 정책을 개선하고 및 운영할 필요가 있다. 실제로 대부분의 기술, 인력, 인프라, 산업 내 활용 촉진 등 인공지능 관련 정책은 최근에서야 시작되었다. 따라서 인공지능 경쟁에서의 주도권 확보, 산업 고도화 및 경쟁력 강화를 위해서는 현재 준비된 다수의 종합적 정책을 차질 없이 추진해나가면서 추후 그간의 정책 성과를 바탕으로 새로운 정책 방향과 대응 체계를 마련해나가는 것이 중요하다.



본 연구는 인공지능 활용과 기업 생산성의 관계를 규명하기 위하여 국내 기업의 인공지능 활용 현황과 사례를 조사하였으며, 통계 방법론을 통하여 기업의 인공지능 활용과 생산성 간의 관계를 실증적으로 분석하였다. 또한 국내 제조업 내 기업의 인공지능 활용에 관한 설문조사와 국내 정책 현황 조사를 통하여 향후 인공지능 활용과 성과 확대에 관한 시사점 도출을 시도하였다. 연구의 마지막 장인 제6장에서는 지금까지 논의한 주요 연구 결과를 요약하고, 본 연구의 학술적 기여도와 주요 정책 시사점을 논의한다.

1. 주요 연구 결과

(1) 현황분석 결과

- ① 국내 기업의 인공지능 활용률은 산업 전반에서 점차 증가세를 보

이고 있으나, 대부분 산업에서 낮은 수준이며 국내 기업의 인공지능 활용이 시작 단계임을 추측할 수 있다.

② 산업에 따라 인공지능 활용률에 차이가 존재하며, 산업별 주 활용 기업의 특성에도 차이가 있었다. 예를 들어 인공지능 활용률이 가장 높은 정보통신업에서는 중소기업의 활용 비중이 높지만, 낮은 도입률을 보이는 제조업은 대기업 중심의 활용을 보였다. 이와 같은 산업별 활용률 격차 및 핵심 활용 주체 차이는 산업에 따라 인공지능 활용 격차가 이질적인 형태로 존재할 수 있음을 시사한다.

③ 제조업의 경우 제품 개발과 생산공정 부문에 인공지능 기술을 가장 많이 활용하고 있으며, 기업 규모가 크고 신생기업일수록 인공지능 활용 가능성이 높은 특징을 보였다. 즉, 기업 특성에 따른 인공지능 활용 차이를 보이며, 활용 촉진 정책 마련 시 이에 대한 고려가 필요함을 시사한다.

④ 인공지능 기술 활용 기업은 미활용 기업 대비 이질적인 생산성 변화를 보였다. 즉, 인공지능 활용 기업의 평균 생산성이 2017년 대비 2019년까지 증가한 반면, 미활용 기업은 큰 변화가 관찰되지 않았다. 이는 기업 간 불균형한 인공지능 기술 활용이 미래 성과의 불평등으로 이어질 가능성을 시사하며, 이는 산업의 기술 활용 초기 단계에서부터 기업별 도입 촉진을 통한 격차를 줄이는 노력이 필요함을 보여준다.

(2) 사례분석 결과

사례분석에서는 제조업에서 활용되는 구체적 인공지능 기술을 공정 지능화와 디지털 트윈으로 구분하여 각각의 핵심 특징을 이해하고, 관련 국내외 제조업의 기업 사례를 분석함으로써 인공지능 활용의 목적, 적용 부문과 기술 선택, 성과 발생의 메커니즘을 다음과 같이 파악하였다.

① 먼저, 공정 지능화는 활용 유연성이 높아 적용 대상과 범위에 따른 제한이 적다. 따라서 예지 보전, 품질 검사, 공정의 최적화 등 각기 다른 목적을 위해 활용되고 있으며, 관련 공정 개선 과정에서 원가 절감, 불량 감소, 설비 및 장비 운영 효율화, 물류 이동 개선, 납기일 단축 등의 성과가 발생, 생산성 증대를 가져옴을 확인하였다.

② 또한 디지털 트윈은 가상의 쌍둥이 모델을 활용한 시뮬레이션이 가능하여 신제품 개발 및 테스트, 대규모 구조 설비 설계 등의 목적에 활용되며, 이 과정에서 제품 개발 비용과 리드타임 최소화, 잠재적 실패 최소화 등을 통한 생산성 및 매출 증대를 확인하였다.

③ 인공지능의 활용으로 제조공정의 부문별 비효율에 대한 개선뿐만 아니라, 인공지능 기반의 통합 관리 시스템을 적용함으로써 전사적 운영 효율성 증대 또는 생산 전 주기에 걸친 효율성 증대 효과를 통해 인공지능의 경제적 성과를 확대할 수 있음을 확인하였다.

(3) 실증분석 결과

① 국내 제조업에서는 매출 규모가 크고 기술 기반이 있는 기업에서 인공지능 활용 가능성이 크며, 신생기업일수록 최신 인공지능 기술을 유연하게 받아들일 가능성이 컸다.

② 국내 제조업에서 인공지능 활용과 생산성의 관계는 통계적으로 유의미하지 않았다. 현황분석과 결합한 해석에서 국내 제조업의 인공지능 도입은 초기 단계로, 기술 도입 초기 단계에서 인공지능 활용 효과가 미진할 수 있으므로 정책 지원을 통한 촉진책 마련이 필요하다. 즉, 기업에서 활용 중인 기술 수준이 기업이 성과를 발생시킬 만큼 충분해지기까지 상당한 기간이 소요될 수 있기 때문이며, 초기 도입 비용 규모가 커 비용 투입으로부터 성과 실현까지의 기간이 길어지기 때문일 수 있다. 따라서 기업의 인공지능 활용 확산을 위해서는 조기에 성과를 경험함으로써 적극적 추가 활용을 촉진하는 정책 대응 필요성이 있다.

③ 기업 특성을 고려한 추가분석에서 복수사업체 보유 기업의 경우 인공지능 활용을 통한 생산성 증대 효과가 관찰됨을 확인하였다. 이는 포스코 사례와 같이, 개별 공정 개선 효과뿐만 아니라, 인공지능 활용이 규모의 경제 효과 또는 시간 및 공간 제약을 줄이는 통합 운영 시스템의 효과를 가져옴을 시사한다. 이는 인공지능 활용 촉진 정책 마련 시, 일괄적인 인공지능 활용 촉진보다는 기업 특성을 고려한 정책 접근으로 생산성 증대 효과를 추구할 수 있음을 시사한다.

④ 생산성 증대 효과가 관찰된 복수사업체 보유 기업에서 기업 내부

사업체 간 생산성 격차 감소를 확인함으로써 구체적 생산성 증대 동인을 실증적으로 보였다. 즉, 인공지능 활용으로 사업체 간 생산성 격차가 감소하는 가운데 함께 생산성 형태인 기업 생산성이 증가함으로써, 사업체 생산성의 상승 수렴을 추측할 수 있다. 즉, 사업체 전반의 생산성 증가 또는 저생산성 사업체의 개선을 예상할 수 있다. 이는 설문조사에서 복수사업체 기업이 전사적 인공지능 활용으로 소속 사업체 전반의 생산성 및 사업체 간 효율성 증대 효과를 추구한다는 응답과 맥락을 같이하며, 정책적으로는 복수사업체가 보유 사업체 전반에 인공지능 기술을 확대 적용할 수 있는 방안 마련을 통한 성과 확대의 필요성을 시사한다.

(4) 설문조사 결과

본 설문조사 결과를 이용하여 실증분석 모형의 타당성과 실증분석 결과를 보완 설명할 수 있다.

① 먼저, 기업이 활용 중인 인공지능 기술 수준이 초기 단계로, 활용 시점으로부터 성과 발생까지 일정 시간이 소요된다는 설문조사 응답은, 실증분석에서 생산성 향상 효과를 발견하지 못한 원인이 활용 기술의 미성숙 또는 활용과 성과 발생 시점의 시차 효과 가능성을 시사한다.

② 제조업의 첫 번째 인공지능 활용 동기가 경쟁 기업 대비 인공지능 기술 경쟁력 확보로 나타나, 동종업 내 기술 활용 경쟁이 개별 기업의 인공지능 도입 여부를 결정하는 것과 높은 상관관계가 있음을 의미한다. 이는 실증분석에서 상관관계 가정을 통해 동종업 인공지능 활용률을 도구변수로 사용한 것에 대한 타당성을 보여준다.

③ 인공지능 기술의 주요 도입 경로 조사 결과, 국내 제조업에서는 직접 개발을 통한 활용이 단독 개발 및 외부 협업을 포함하여 85%가 넘는 결과를 보였다. 이는 본 연구 전반에서 제조업이 인공지능 개발과 활용을 구분하지 않고 사용하고 있는 것에 대한 타당성을 시사한다.

④ 복수사업체 기업 대상 설문 결과, 복수사업체 기업의 약 40%는 인공지능의 전사적인 적용을 통하여 소속 사업체의 전반적인 생산성 증대 및 사업체 간 효율화를 통한 생산성 효과를 기대하는 것으로 나타났다. 이는 복수사업체 보유 기업이 인공지능을 활용할 경우, 전사적 기술 확대 적용을 지원함으로써 효과적으로 생산성 증대 효과를 기대할 수 있음을 시사한다.

⑤ 위와는 반대로 복수사업체 기업의 절반이 하나의 사업체에만 인공지능을 활용한다는 응답은, 실증분석에서 복수사업체 보유 기업의 인공지능 활용이 생산성을 높이는 결과가 복수사업체 기술 활용 여부에 따라 일부 과소 추정된 결과일 가능성을 보여준다.

⑥ 미래 투자 계획을 설문한 결과, 인공지능 미도입 기업 또는 활용 성과를 경험하지 못한 기업의 인공지능 투자 계획이 저조하였다. 이를 통해 기업 간 기술 활용 및 관련 성과 불평등 확대 가능성이 있음을 예상할 수 있다. 즉, 기술 확산 초기 단계에서 시차 효과 등으로 인공지능 활용 성과를 경험하지 못한 경우, 인공지능 기술의 성과 가능성에도 불구하고 조기에 활용을 포기할 위험이 있으며 미래 성과 격차로 이어질 가능성이 있다. 따라서 기술 활용 초기 단계에서부터 산업 내 인공지능 활용 확산을 위한 정책 지원이 필요함을 시사한다.

⑦ 인공지능 활용 애로사항과 정책 지원에 관한 설문 결과, 공통적으로 인프라 개선, 자금, 기술, 인력 지원 등 실질적인 활용을 위한 지원체계 구축 필요성이 나타났다.

(5) 정책조사 결과

최근 국가 경쟁력 강화를 위한 인공지능 정책이 마련되고 있으며, 특히 산업 경쟁력 강화를 목적으로 기술과 산업의 융합을 추구하는 정책 부문에서 제조업의 활용 촉진과 연관성이 높은 사업 과제들이 발표되고 있다. 본 연구 결과에 의하면, 초기 활용 확산을 위한 지원책이 필요하며, 이때 세부 산업 및 기업 특성에 대한 고려가 효과적인 정책 운영에 중요하다.

2. 시사점

(1) 인공지능과 생산성 실증분석의 학술적 기여

본 연구는 최근 본격적으로 시작된 인공지능과 생산성에 관한 연구와 비교하여 이전의 선행연구와 차별화되는 새로운 실증분석 결과를 제공함으로써 그 학술적 기여도가 높을 것으로 예상된다. 최근 인공지능 활용과 기업의 생산성 관계에 관한 연구가 활발하게 태동하는 상황에서 본 연구는 실증분석에서 선행연구의 다양한 한계를 해결하고 인공지능 활용과 기업의 생산성 관계를 실증적으로 규명하였다.

① 본 연구는 기업의 인공지능 활용 여부에 따른 생산성 효과가 기업의 복수사업체 보유 여부와 특성에 따라 어떠한 메커니즘을 통하여 발생하는지에 대하여 규명하였다. 최근 몇몇 선행연구에서 인공지능 기술과 생산성의 효과에 관한 분석을 시도하였으나, 연구에 따라 그 결과가 명확하지 않거나 생산성 증감 여부가 상반된 결과로 도출되었다. 본 연구에서도 국내 기업의 인공지능 활용과 생산성의 관계가 통계적으로 유의미하지 않아 선행연구의 결과와 유사한 결론을 도출하였다. 하지만, 본 연구에서는 기업의 사업체 특성을 고려하여 복수사업체의 경우 인공지능 활용이 생산성을 증가시킨다는 것을 추가로 규명함으로써, 기업의 특성에 따라 그 효과가 차별화된다는 보다 심층적인 결과를 도출하였다. 또한 추가로 복수사업체의 경우 인공지능 활용이 사업체 간 생산성의 격차를 줄인다는 것을 실증적으로 보였다. 해당 실증분석 결과는 인공지능과 생산성의 관계에 대해 이전의 연구 결과에서 다루지 못한 보다 심층적인 분석 결과로 학술적 기여가 높다고 판단된다.

② 본 연구의 실증분석은 인공지능과 기업의 성과의 실증분석 규명에서 발생할 수 있는 내생성 문제를 도구변수를 활용하여 효과적으로 통제하였다. 일반적으로 기업 활동의 변화와 그 성과 관계를 규명할 때 내생성에 따른 추정값의 왜곡 문제가 발생하며, 엄밀한 추정을 위해서는 도구변수를 통한 내생성 문제의 해결이 필요하다. 이는 생산성이 기업 활동의 변화에 역으로 영향을 미칠 수 있는 경우와 추정 과정에서 기업 활동의 변화를 추동하는 요인 등 고려하지 못한 요인이 있는 경우에 발생한다. 본 연구에서는 설문조사와 선행연구의 결과를 활용하여 동일 산업 내 인공지능 활용 기업의 비중과 인공지능 외 신기술을 도구변수로 활용하여 기업의 인공지능 활용과 생산성 관계를 추정하는 과정에서

발생할 수 있는 내생성 문제를 고려하였다. 본 연구의 도구변수 활용은 향후 인공지능 활용과 생산성 효과 분석에서 내생성 문제를 통제할 수 있는 기준을 제공할 것으로 기대한다.

③ 본 연구에서는 기업의 인공지능 활용 여부 조사 결과를 이용하여 기업의 실제 해당 신기술 활용에 따른 생산성의 효과를 직접 추정하였다. 선행연구의 경우 인공지능의 특허 또는 인공지능 관련 인력을 통하여 기업의 인공지능 활용 여부를 간접적으로 통제하였으나, 이는 기업의 실제 생산 과정에서 인공지능 기술 활용 여부에 대한 대리변수로 일부 차이가 존재한다. 그러므로 본 연구의 실증분석 결과는 보다 직관적·직접적인 기업의 활동에서 인공지능 활용 여부와 생산성의 관계를 규명하였다. 하지만, 본 연구의 실증분석에서 기업에 대한 인공지능 활용 여부는 기업의 생산 과정에서의 활용을 직접 관측할 수 있는 장점이 있지만, 활용 여부에 대한 더미변수로 인공지능 활용의 정도 또는 질적 차이를 반영할 수 없다는 한계도 존재한다. 이에 따라 선행연구가 간접적으로 추정한 연구 결과와 상호 보완적인 결과로 해석되어야 할 것이다.

④ 본 연구의 실증분석 결과는 국가 공인 통계를 활용한 일정 규모 이상의 대단위 샘플을 활용한 분석이라는 점에서도 그 학술적 기여가 높다고 판단된다. 최근 이슈가 되기 시작한 인공지능 신기술의 경우 아직 정형화된 데이터 구축에 한계가 있으며, 이에 다수의 인공지능과 생산성에 관한 연구가 특정 산업 및 소수 그룹의 설문조사에 의하여 진행된다. 본 연구의 경우 제조업 내 전체 산업들을 고려한 결과이며, 일정 규모 이상의 기업 샘플을 대상으로 한 통계 자료를 활용하였다. 본 연구의 인공지능과 기업 성과에 대한 대단위 데이터를 활용한 실증분석 결과와

연구 방법론은 향후 활발하게 진행될 것으로 예상되는 후속 연구에 활용될 것으로 보인다.

(2) 정책 시사점

본 연구의 실증분석 결과, 기업 사례조사 및 설문조사는 향후 기업의 인공지능 활용과 성과 확산을 위한 정책 설계에 기초 자료로 활용될 것으로 기대된다. 본 연구에서 국내 인공지능 관련 정책조사 결과에 따르면, 최근 인공지능 기술의 관심과 함께 정부도 다양한 인공지능 관련 정책을 활발히 추진하고 있다. 이러한 배경에서 본 연구의 다양한 분석 결과는 아래와 같은 정책 시사점을 제공한다.

① 기업의 인공지능 활용 확대와 관련하여 정부 정책은 향후 발생할 수 있는 인공지능 활용 기업 간 불평등 확대를 반드시 고려해야 한다. 기업의 인공지능 활용이 빠르게 확산되고 있으나, 여전히 국내 기업의 인공지능 활용은 일부 기업에 한정되어 있다. 또한 초기 단계인 인공지능 기술과 기업의 적용으로 인하여, 기업의 인공지능 활용에 따른 그 성과에 불확실성이 존재하는 것으로 나타났다. 반면, 기업의 인공지능 기술 투자 계획에 따르면, 인공지능 기술을 활용해본 기업, 그리고 해당 인공지능 기술을 활용하여 성과를 거둔 기업이 향후 미래에 대한 투자계획도 높은 것으로 나타났다. 이는 향후 인공지능 활용과 관련 기술의 투자에서 인공지능 기술을 경험한 기업이나 성과를 거둔 기업과 활용하지 않은 기업 간의 격차가 더욱 커질 수 있음을 시사한다. 이에 따라 정부는 인공지능 초기 활용 확산을 위한 지원과 신규 도입 기업의 성과로 빠르게 연결되는 지원 방안에 초점을 맞춰야 할 것이다.

② 인공지능 활용에 따른 기업의 성과가 기업의 특성에 따라 다르게 나타나는데, 인공지능 활용 촉진 정책 마련 시 일괄적인 인공지능 활용 촉진보다는 기업의 특성을 고려한 세밀한 정책이 필요할 것이다. 예를 들어 복수사업체의 경우 기업 내 사업체의 전사적인 활용에 따른 그 효과가 큰 것으로 예상되어, 이러한 기업의 경우 인공지능 도입 이후에 사업체 전반의 확산에 초점을 맞춘 정책 지원이 필요하다. 반면, 단일사업체의 경우 인공지능 도입에 따른 생산성 증대의 효과가 명확하지 않다는 점에서 도입에 따른 리스크와 성과를 높이는 방안에 초점을 맞춰야 할 것이다. 또한 개별 기업 사례에서도 볼 수 있듯이 인공지능 활용에 따른 성과는 그 활용 방식이나 성과 유형도 기업별로 다양한 형태로 나타나는바, 산업별·기업별 이질성을 고려한 세밀한 정책 지원과 관련 사업을 위해 노력해야 할 것이다.

③ 인공지능 활용을 위한 정책 지원으로는 실제 활용을 확대할 수 있는 실질적인 지원이 필요하다. 설문조사에 따르면 기업의 인공지능 활용 애로사항과 정책 지원으로 인프라 개선, 자금, 기술, 인력 지원 등 실질적이고 다양한 요소의 지원이 응답되었다. 이는 여전히 인공지능 기술이 도입 초기 단계에 있고, 다수의 기업이 도입 시에 대부분의 분야에서 애로사항이 존재하며 정책 지원의 필요성을 느끼는 것을 시사한다. 그러므로 기업이 실제 인공지능 기술을 과감하게 도입할 수 있도록 지원 체계 구축이 시급하다.

참고문헌

- 과학기술정보통신부(2018. 5), “I-KOREA 4.0 실현을 위한 인공지능(AI) R&D 전략”.
- _____(2019. 1), “인공지능 융합선도프로젝트 등 인공지능(AI) 분야 주요 사업 안내”.
- _____(2020), “2019 정보화통계조사”.
- 과학기술정보통신부 · 한국정보화진흥원(2020), “2020 정보화통계조사 지침서”.
- 관계부처 합동(2015. 3), “제조업 혁신 3.0 전략 실행대책”.
- _____(2018. 12), “중소기업 스마트 제조혁신 전략”.
- _____(2019. 1), “데이터 · AI경제 활성화 계획(19~23년)”.
- _____(2019. 12), “인공지능 국가전략”.
- _____(2020. 7), “AI · 데이터 기반 중소기업 제조혁신 고도화 전략”.
- _____(2020. 8), “디지털 기반 산업 혁신성장 전략”.
- 권요안(2020), “스마트 제조 분야의 최근 D.N.A 동향”, 『ICT Spot Issue』, 14, 정보통신기획평가원.
- 김민호(2017), 「자원분배와 생산성: 한국 제조업의 역동성과 시사점」, 한국개발연구원.
- 박종현 외(2021), “디지털 트윈 기술 보고서”, 한국전자통신연구원 지능화융합연구소.
- 산업연구원(2021), 설문 조사, “기업의 인공지능 활용 실태조사 결과 보고서”.
- 산업통상자원부(2014. 6), “제조업 혁신 3.0 전략”.
- _____(2017. 4), “스마트 제조혁신 비전 2025”.
- _____(2021. 4), “산업 디지털 전환 확산 전략(디지털 BIG-PUSH)”.
- _____(2021. 5), “산업 디지털 전환 6대 선도 R&D 사업”.
- 송단비(2020), 「저성과기업(Laggard Firms) 결정요인 분석」, 산업연구원.
- 안성모 · 서승택(2012), “지상강좌: 화학 공정의 최적화 솔루션 소개”, 『NICE (News & Information for Chemical Engineers)』, 30(1), 한국화학공학회.

- 이은서 외(2020), 「미래 스마트 제조를 위한 인공지능 기술동향」, ETRI.
- 인공지능 중소벤처 제조 플랫폼(KAMP), “Use-Case: 중소·중견 제조기업에 AI를 적용한 우수 기업사례”, <https://www.kamp-ai.kr/front/usecase/usecase-list.jsp>(검색일: 2021. 7. 1).
- 정선영·이슬빈(2021), “우리나라의 생산성 둔화요인과 개선방안”, 「이슈노트」, 2021-3, 한국은행.
- 최민철·송단비·조재한(2021), 「기업의 AI 도입 및 활용 확대를 위한 정책과제」, 「I-KIET산업경제이슈」, 105, 산업연구원.
- 통계청(2018), “2017년 기업활동조사”.
- _____(2019), “2018년 기업활동조사”.
- _____(2020a), “2019년 기업활동조사”.
- _____(2020b), “2019년 기업활동조사 결과(잠정)”, 보도자료, 12월 15일.
- 4차산업혁명위원회·관계부처 합동(2018. 3), “스마트공장 확산 및 고도화 전략”.

- Acemoglu, D. & P. Restrepo(2019), “8. Artificial Intelligence, Automation, and Work”, *In the Economics of Artificial Intelligence*, University of Chicago Press, 197-236.
- Agrawal, A., J. Gans, & A. Goldfarb(2018a), “Prediction, judgment and complexity: A Theory of Decision Making and Artificial Intelligence”, National Bureau of Economic Research.
- _____(2018b), *Prediction machines: the simple economics of artificial intelligence*, Harvard Business Review Press.
- _____(2019), “Artificial intelligence: the ambiguous labor market impact of automating prediction”, *Journal of Economic Perspectives*, 33(2), 31-50.
- Alderucci, D. et al.(2020), “Quantifying the impact of AI on productivity and labor demand: Evidence from US census microdata”, In Allied Social Science Associations—ASSA 2020 Annual Meeting.
- Alekseeva, L. et al.(2020), “AI Adoption and Firm Performance: Management

versus IT”, Available at SSRN 3677237.

- Alekseeva, L. et al.(2021), “The demand for AI skills in the labor market”, *Labour Economics*, 71(102002).
- Babina, T. et al.(2021), “Artificial Intelligence, Firm Growth, and Industry Concentration”, Available at SSRN, <https://ssrn.com/abstract=3651052> or <http://dx.doi.org/10.2139/ssrn.3651052>(Accessed 2021. 5. 7).
- Baruffaldi, S. et al.(2020), “Identifying and measuring developments in artificial intelligence: Making the impossible possible”, *OECD Science, Technology and Industry Working Paper*, 2020(5).
- Brynjolfsson, E., T. Mitchell, & D. Rock(2018, May), “What can machines learn, and what does it mean for occupations and the economy?”, *AEA Papers and Proceedings*, 108, 43-47.
- Brynjolfsson, E., D. Rock, & C. Syverson(2019), “1. Artificial Intelligence and the Modern Productivity Paradox: A Clash of Expectations and Statistics”, *In the Economics of Artificial Intelligence*, University of Chicago Press, 23-60.
- Bughin, J. et al.(2018), “Notes from the AI frontier: Modeling the impact of AI on the world economy”, McKinsey Global Institute.
- Cho, J. et al.(2021), “What determines AI adoption?”, Working Paper, Economics of Artificial Intelligence Conference, Fall 2021, National Bureau of Economic Research.
- Damioli, G., V. Van Roy, & D. Vertesy(2021), “The impact of artificial intelligence on labor productivity”, *Eurasian Business Review*, 11(1), 1-25.
- Foster, L. et al.(2021), “Innovation, productivity dispersion, and productivity growth”, *Measuring and Accounting for Innovation in the 21st Century*, University of Chicago Press.
- Graetz, G. & G. Michaels(2018), “Robots at work”, *The Review of Economics and Statistics*, 100(5), 753-768.

- Intel(2018), “Artificial Intelligence Reduces Costs and Accelerates Time to Market”, White Paper, IT@INTEL.
- McKinsey & Company(2020), “Global survey: The state of AI in 2020”.
- OECD(2019), “Digitalisation and productivity: A story of complementarities”, OECD Economic Outlook, 2019(1), OECD Publishing, Paris.
- Parrott, A. & L. Warshaw(2017), Deloitte University Press, “Industry 4.0 and the digital twin: Manufacturing meets its match”, https://www2.deloitte.com/content/dam/Deloitte/kr/Documents/insights/deloitte-newsletter/2017/26_201706/kr_insights_deloitte-newsletter-26_report_02_en.pdf
- Raj, M. & R. Seamans(2019), “Artificial intelligence, labor, productivity, and the need for firm-level data”, *In the Economics of Artificial Intelligence*, University of Chicago Press, 553-565.
- Zhong, R. Y. et al.(2017), “Intelligent manufacturing in the context of industry 4.0: a review”, *Engineering*, 3(5), 616-630.
- 삼성 SDS 홈페이지, “고객사례-국내 전자조립 제조사”, <https://www.samsungds.com/kr/case-study/index.html>(검색일: 2021. 7. 11).
- 통계청 마이크로데이터 통합서비스, “2019년 기준 기업활동조사표”, <https://mdis.kostat.go.kr/ofrData/selectOfrDataDetail.do?survId=81&itmDiv=1&nPage=3&itemId=2010&itemName=%EA%B2%BD%EC%A0%9C%EC%9D%BC%EB%B0%98%C2%B7%EA%B2%BD%EA%B8%B0/%EA%B8%B0%EC%97%85%EA%B2%BD%EC%98%81>(검색일: 2021. 1. 12)
- 포스코 뉴스룸(2020), “한눈에 보는 AI @POSCO”, <https://newsroom.posco.com/kr/%eb%94%94%ec%a7%80%ed%84%b8-%ec%a0%9c%ec%b2%a0%ec%86%8c-%ea%b7%b8-%ec%9d%b4%ec%83%81-ai-posco/>(검색일: 2021. 7. 8).
- AlphaBeta(2019), “Preparing for AI: the implications of artificial intelligence for jobs and skills in Asian economies”, <https://news.microsoft.com/>

wp-content/uploads/prod/sites/43/2019/08/MS_Report_R2-1-pg-view-002.pdf(검색일: 2021. 11. 1).

- Intel communities website(2020), “The Difference Between Artificial Intelligence, Machine Learning and Deep Learning”, series of AI 101 post, <https://www.intel.com/content/www/us/en/artificial-intelligence/posts/difference-between-ai-machine-learning-deep-learning.html>(검색일: 2021. 4. 7).
- Microsoft 홈페이지, “고객 사례-두산중공업”, <https://customers.microsoft.com/en-us/story/1350347876013302576-dosan-energy-azure-ko-korea>(검색일: 2021. 7. 7).
- Microsoft 홈페이지, “고객 사례-GE Aviation”, <https://customers.microsoft.com/en-us/story/846315-ge-aviation-manufacturing-azure>(검색일: 2021. 7. 7).
- Microsoft 홈페이지, “MS Azure-디지털트윈 기업사례”, https://customers.microsoft.com/en-us/search?sq=%22Azure%20Digital%20Twins%22&ff=&p=0&so=story_publish_date%20desc(검색일: 2021. 7. 2).
- Microsoft Korea 유튜브, “Azure Everywhere Day 1 | #7 두산중공업: 마이크로소프트 Digital Twins 솔루션 및 두산중공업 적용 사례”, <https://www.youtube.com/watch?v=DcFWLawafGc>(검색일: 2021. 7. 11).
- GE Digital 홈페이지, “proficy-csense 활용 기업사례”, <https://www.ge.com/digital/applications/proficy-csense>(검색일: 2021. 7. 7).
- GE Digital 홈페이지, “고객 사례-Lonmin(론민)”, https://www.ge.com/digital/sites/default/files/download_assets/lonmin-increases-smelter-throughput-customer-story.pdf(검색일: 2021. 7. 7).
- Parrott, A. & L. Warshaw(2017), “인더스트리 4.0과 디지털 트윈: 제조업이 천생연분을 만나다”, 『Deloitte Anjin Review』, 9. Deloitte Anjin.



부 록

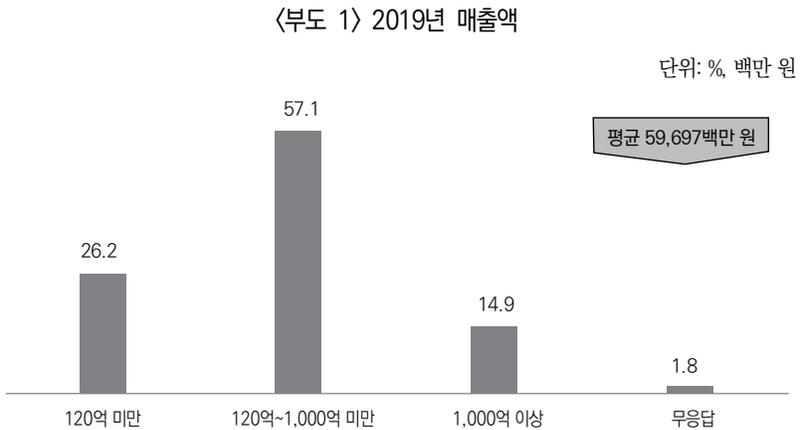
1. 실태조사(기업 일반)
2. 설문 조사표



1. 실태조사(기업 일반)

(1) 2019년 매출액

- 조사에 참여한 503개 사업체의 2019년 평균 매출액은 59,697백만 원으로 나타남.
- 120억~1,000억 원 미만 57.1% > 120억 원 미만 26.2% > 1,000억 원 이상 14.9% 순임.



주: N=503.

〈부표 1〉 인공지능 활용의 고용 영향

VARIABLES	(1)		(2)	
	OLS	IV	OLS	IV
AI	-0.0158 (0.0123)	-0.0127 (0.0430)	-0.00637 (0.0254)	0.0409 (0.0890)
ai_multip			-0.0129 (0.0286)	-0.0713 (0.0944)
lnSales	-0.0371*** (0.00381)	-0.0372*** (0.00381)	-0.0372*** (0.00381)	-0.0373*** (0.00382)
cash_assets	0.0802*** (0.0129)	0.0802*** (0.0129)	0.0801*** (0.0129)	0.0797*** (0.0129)
ROS	0.0579*** (0.0130)	0.0579*** (0.0130)	0.0579*** (0.0130)	0.0581*** (0.0130)
lnLa	0.0879*** (0.00572)	0.0879*** (0.00575)	0.0880*** (0.00573)	0.0883*** (0.00576)
foreign	-0.00844* (0.00507)	-0.00844* (0.00506)	-0.00846* (0.00507)	-0.00855* (0.00506)
group	-0.0324** (0.0136)	-0.0325** (0.0137)	-0.0323** (0.0136)	-0.0320** (0.0137)
lnage	-0.0310*** (0.00366)	-0.0310*** (0.00366)	-0.0310*** (0.00366)	-0.0310*** (0.00366)
lnPatent	-0.00549*** (0.00147)	-0.00551*** (0.00149)	-0.00548*** (0.00147)	-0.00549*** (0.00149)
HHI	-0.128 (0.192)	-0.129 (0.192)	-0.128 (0.192)	-0.126 (0.192)
multiplants	-0.00262 (0.00391)	-0.00261 (0.00390)	-0.00247 (0.00392)	-0.00176 (0.00406)
Constant	0.0443* (0.0238)	0.0447* (0.0245)	0.0441* (0.0238)	0.0441* (0.0245)
Observations	12,430	12,430	12,430	12,430
R-squared	0.062	0.062	0.062	0.062

주: 1) 종속변수는 고용증가율로, (당기종업원 수-전기종업원 수)/전기종업원 수로 정의하고: 고용증감 계산 시 2016년 데이터 포함하여 산출.

2) 인공지능활용과 고용증가율 분석을 위해 OLS 및 IV 추정치를 모형(1) 분석을 통해 제시

3) 모형(2)는 복수사업체에서 인공지능의 고용증가율 영향 확인을 위하여 인공지능*복수사업체 여부의 교호항(ai_multip)을 사용함.

4) 고용증감 계산 시 2016년 데이터 포함하여 산출.

5) Robust standard errors in parentheses, *** p<0.01, ** p<0.05, * p<0.1

〈부표 2〉 2019년 매출액

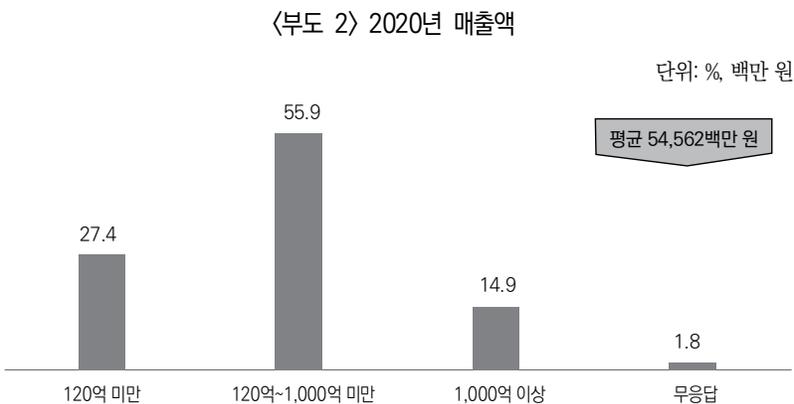
		사례 수	120억 미만	120억~1,000억 미만	1,000억 이상	무응답	평균 [백만]
전 체		(503)	26.2	57.1	14.9	1.8	59,0
주 업 종	화학물질 및 화학제품 제조업; 의약품 제외	(46)	21.7	47.8	30.4	0.0	129,5
	의료용 물질 및 의약품 제조업	(30)	30.0	53.3	16.7	0.0	50,5
	고무 및 플라스틱제품 제조업	(47)	19.1	70.2	10.6	0.0	48,3
	1차 금속 제조업	(41)	9.8	70.7	19.5	0.0	81,1
	금속가공제품 제조업; 기계 및 가구 제외	(47)	6.4	74.5	19.1	0.0	59,1
	전자부품, 컴퓨터, 영상, 음향 및 통신장비 제조업	(52)	25.0	67.3	7.7	0.0	49,2
	의료, 정밀, 광학기기 및 시계 제조업	(36)	55.6	27.8	13.9	2.8	44,9
	전기장비 제조업	(47)	25.5	61.7	12.8	0.0	44,1
	기타 기계 및 장비 제조업	(60)	58.3	20.0	10.0	11.7	37,8
	자동차 및 트레일러 제조업	(60)	6.7	80.0	13.3	0.0	56,9
	조선 기타 운송	(37)	35.1	48.6	13.5	2.7	55,0

		사례 수	120억 미만	120억~1,000억 미만	1,000억 이상	무응답	평균 [백만]
전 체		(503)	26.2	57.1	14.9	1.8	59,69
조직 형태	개인사업체	(22)	50.0	40.9	4.5	4.5	37,09
	회사법인	(481)	25.2	57.8	15.4	1.7	60,70
보유 사업장 수	1개	(432)	26.4	58.3	13.2	2.1	53,92
	2개 이상	(71)	25.4	49.3	25.4	0.0	94,08
2019년 매출액	120억 미만	(132)	100.0	0.0	0.0	0.0	3,76
	120억~1,000억 미만	(287)	0.0	100.0	0.0	0.0	38,04
	1,000억 이상	(75)	0.0	0.0	100.0	0.0	241,0
	무응답	(9)	0.0	0.0	0.0	100.0	-
2020년 매출액	120억 미만	(138)	89.9	10.1	0.0	0.0	4,96
	120억~1,000억 미만	(281)	2.5	95.0	2.5	0.0	41,44
	1,000억 이상	(75)	1.3	8.0	90.7	0.0	228,7
	무응답	(9)	0.0	0.0	0.0	100.0	-
종사자 규모	50~249인	(367)	34.1	58.0	6.0	1.9	35,72
	250인 이상	(135)	4.4	54.8	39.3	1.5	125,0
	무응답	(1)	100.0	0.0	0.0	0.0	153

- 업종별로 살펴보면, 평균 매출액은 화학물질 및 화학제품 제조업이 가장 높게 나타났으며, 기타 기계 및 장비 제조업이 가장 낮게 나타남.
- 조직 형태로 살펴보면, 개인사업체보다 회사법인의 평균 매출액이 더 높게 나타남.
- 보유 사업장 수가 더 많은 사업체의 평균 매출액이 더 높게 나타났으나, 최댓값은 사업장이 1개인 사업체로 조사됨.

(2) 2020년 매출액

- 조사에 참여한 503개 사업체의 2020년 평균 매출액은 54,562백만 원으로 나타남.
- 120억~1,000억 원 미만 55.9% > 120억 원 미만 27.4% > 1,000억 원 이상 14.9% 순임.



주: N=503.

〈부표 3〉 2020년 매출액

		사례 수	120억 미만	120억~1,000억 미만	1,000억 이상	무응답
전 체		(503)	27.4	55.9	14.9	1.8
주 업 종	화학물질 및 화학제품 제조업; 의약품 제외	(46)	23.9	47.8	28.3	0.0
	의료용 물질 및 의약품 제조업	(30)	36.7	50.0	13.3	0.0
	고무 및 플라스틱제품 제조업	(47)	17.0	72.3	10.6	0.0
	1차 금속 제조업	(41)	9.8	70.7	19.5	0.0
	금속가공제품 제조업; 기계 및 가구 제외	(47)	6.4	74.5	19.1	0.0
	전자부품, 컴퓨터, 영상, 음향 및 통신장비 제조업	(52)	26.9	61.5	11.5	0.0
	의료, 정밀, 광학기기 및 시계 제조업	(36)	55.6	25.0	16.7	2.8
	전기장비 제조업	(47)	21.3	63.8	14.9	0.0
	기타 기계 및 장비 제조업	(60)	60.0	16.7	11.7	11.7
	자동차 및 트레일러 제조업	(60)	6.7	80.0	13.3	0.0
	조선 기타 운송	(37)	45.9	45.9	5.4	2.7

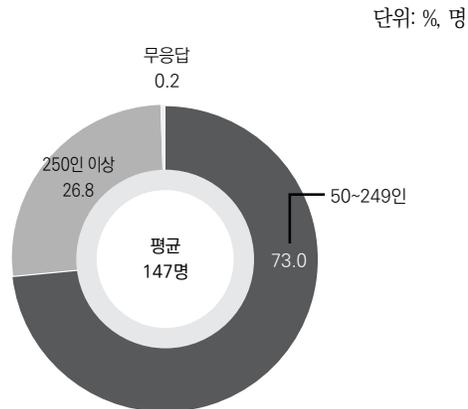
		사례 수	120억 미만	120억~1,000억 미만	1,000억 이상	무응답	평균 [백만]
전 체		(503)	27.4	55.9	14.9	1.8	54.5
조직 형태	개인사업체	(22)	50.0	40.9	4.5	4.5	39.0
	회사법인	(481)	26.4	56.5	15.4	1.7	55.2
보유 사업장 수	1개	(432)	27.5	57.4	13.0	2.1	49.0
	2개 이상	(71)	26.8	46.5	26.8	0.0	87.6
2019년 매출액	120억 미만	(132)	93.9	5.3	0.8	0.0	6.1
	120억~1,000억 미만	(287)	4.9	93.0	2.1	0.0	37.0
	1,000억 이상	(75)	0.0	9.3	90.7	0.0	206.8
	무응답	(9)	0.0	0.0	0.0	100.0	-
2020년 매출액	120억 미만	(138)	100.0	0.0	0.0	0.0	4.6
	120억~1,000억 미만	(281)	0.0	100.0	0.0	0.0	37.0
	1,000억 이상	(75)	0.0	0.0	100.0	0.0	212.2
	무응답	(9)	0.0	0.0	0.0	100.0	-
종사자 규모	50~249인	(367)	35.7	56.7	5.7	1.9	31.8
	250인 이상	(135)	4.4	54.1	40.0	1.5	116.4
	무응답	(1)	100.0	0.0	0.0	0.0	26.0

- 업종별로 살펴보면, 평균 매출액은 2019년과 동일하게 화학물질 및 화학제품 제조업이 가장 높게 나타났으며, 조선 기타 운송이 가장 낮게 나타남.
- 조직 형태로 살펴보면, 개인사업체보다 회사법인의 평균 매출액이 더 높게 나타남.
- 2019년과 동일하게 보유 사업장 수가 더 많은 사업체의 평균 매출액이 더 높게 나타났으나, 최댓값은 사업장이 1개인 사업체로 조사됨.

(3) 근로자 수(2020년 12월 기준)

- 조사에 참여한 503개 사업체의 2020년 평균 근로자 수 평균은 147명으로 나타남.
- 50~249인 73.0% > 250인 이상 26.8% 순임.

〈부도 3〉 근로자 수(2020년 12월 기준)



주: N=503.

〈부표 4〉 근로자 수(2020년 12월 기준)

		사례 수	50~249인	250인 이상	무응답
전 체		(503)	73.0	26.8	0.2
주 업 종	화학물질 및 화학제품 제조업; 의약품 제외	(46)	71.7	28.3	0.0
	의료용 물질 및 의약품 제조업	(30)	66.7	33.3	0.0
	고무 및 플라스틱제품 제조업	(47)	76.6	23.4	0.0
	1차 금속 제조업	(41)	70.7	29.3	0.0
	금속가공제품 제조업; 기계 및 가구 제외	(47)	78.7	21.3	0.0
	전자부품, 컴퓨터, 영상, 음향 및 통신장비 제조업	(52)	65.4	34.6	0.0
	의료, 정밀, 광학기기 및 시계 제조업	(36)	72.2	27.8	0.0
	전기장비 제조업	(47)	70.2	29.8	0.0
	기타 기계 및 장비 제조업	(60)	76.7	21.7	1.7
	자동차 및 트레일러 제조업	(60)	75.0	25.0	0.0
	조선 기타 운송	(37)	75.7	24.3	0.0
	조직 형태	개인사업체	(22)	72.7	22.7
회사법인		(481)	73.0	27.0	0.0

		사례 수	50~249인	250인 이상	무응답
전 체		(503)	73.0	26.8	0.2
보유 사업장 수	1개	(498)	73.1	26.7	0.2
	2개 이상	(5)	60.0	40.0	0.0
2019년 매출액	120억 미만	(132)	94.7	4.5	0.8
	120억~1,000억 미만	(287)	74.2	25.8	0.0
	1,000억 이상	(75)	29.3	70.7	0.0
	무응답	(9)	77.8	22.2	0.0
2020년 매출액	120억 미만	(138)	94.9	4.3	0.7
	120억~1,000억 미만	(281)	74.0	26.0	0.0
	1,000억 이상	(75)	28.0	72.0	0.0
	무응답	(9)	77.8	22.2	0.0
종사자 규모	50~249인	(367)	100.0	0.0	0.0
	250인 이상	(135)	0.0	100.0	0.0
	무응답	(1)	0.0	0.0	100.0

주: 1) 업종별로 봤을 때 평균 근로자 수는 의료, 정밀, 광학기기 및 시계 제조업이 가장 많으며 금속가공제품 제조업이 가장 적게 나타남.

2) 조직 형태로 살펴보면 회사법인인 경우가 근로자 수의 평균값과 최댓값 모두가 높게 나타남.

3) 사업장이 여러 개일 때 근로자 수의 평균값이 더 높지만 최댓값은 사업장이 1개인 경우가 더 높은 것으로 나타남.

A4. 인공지능 기술을 이용하는 이유는 무엇입니까? (해당사항을 모두 선택해 주십시오.)

- ① 신규 시설, 장비, 공정 및 운영 방식 도입을 통한 생산성 증대 기대
- ② 기존 시설, 장비, 공정 및 운영 방식 개선·보완을 통한 생산성 증대 기대
- ③ 협력기업 및 공급망의 요구 대응
- ④ 미래 제조업 기술 환경 변화에 대비한 선제적 대응
- ⑤ 경쟁기업 대비 인공지능 활용 경쟁력 확보
- ⑥ 신제품 개발 및 새로운 시장 기회 확보에 활용
- ⑦ 기타(적어주십시오 :)

PART B - 인공지능 도입 방식과 활용 단계

B1. 현재 이용 중인 인공지능 기술의 도입 경로는 어떠한가요? (해당사항을 모두 선택해 주십시오.)

- ① 단독으로 직접 인공지능 기술을 개발하여 활용
- ② 자회사, 학계, 해외기업 등과의 협업을 통해 직접 인공지능 기술 개발하여 활용
- ③ 귀사에 필요한 인공지능 기술을 외부에 개발의뢰(아웃소싱)하여 도입 및 활용
- ④ 인공지능이 적용되어 출시되어 있는 제품·서비스(기계, 설비·장비, 소프트웨어 등)를 구입 또는 대여하여 활용
- ⑤ 기타(적어주십시오 :)

B2. 현재 이용 중인 인공지능 기술의 적용 수준은 어느 정도입니까?

인공지능 적용수준	①	②	③	④	⑤
	(기초단계)	(도입단계)	(정착단계)	(활산단계)	(고도화단계)
	매우 낮음	낮음	보통	높음	매우 높음

PART C - 인공지능 활용으로 인한 비용과 성과

C1. 귀사가 인공지능 이용을 위해 지출한 비용 및 투자한 금액은 얼마입니까? (만원 단위로 응답해 주시기 바랍니다.)

인공지능 투자 금액	C1-1. 초기 투자 비용 총액 ¹⁾	C1-2. 연도별 유지보수 및 운영비용 ²⁾
		_____만원 (연도·기간 관계없이 지출된 총금액 합)

1) 인공지능이 적용된 기계·장비·시설·소프트웨어 등의 구입 투자 비용, 관련 시스템 구축 비용, 기술 개발 비용 등
 2) 인공지능 관련 설비 및 시스템 운영을 위한 대여비용, 인력 비용, 유지보수 비용, 컨설팅 비용 등

C2. 해당 비용은 평균적으로 총매출 대비 어느 정도 비율(투자지출비용 / 총매출)을 차지합니까?

총매출 대비 인공지능이용 투자	C1-1. 2020년 총매출 대비 인공지능 이용 투자지출 비율	C1-2. 2019년 총매출 대비 인공지능 이용 투자지출 비율
		_____ %

E3. [문1 [1]에서 ② 응답 시] 일부 사업체에서 인공지능 기술을 사용함으로써 기대하는 효과는 무엇입니까?
 [해당사항을 모두 선택해 주십시오.]

- ① 해당 사업체의 낮은 생산성, 효율성 개선
- ② 신기술 기반의 최신 생산공정과 운영방식을 우선 적용한 사업체 운영
- ③ 해당 사업체에서 인공지능 기술 효과를 검증한 이후, 전사적 이용 확산 여부 결정
- ④ 기타(적어주십시오 : _____)

E4. [문1 [1]에서 ③ 응답 시] 대부분의 사업체에서 인공지능 기술을 사용함으로써 기대하는 효과는 무엇입니까? [해당사항을 모두 선택해 주십시오.]

- ① 주요 제조공정 및 경영분야 효율화 표준화를 통한 저성과 사업체의 생산성 개선
- ② 소속 사업체 전반의 생산성 증대 효과 기대
- ③ 소속 사업체들의 제조/경영 정보 동기화 및 공유 시스템을 구축하여 문제 해결 속도 개선
- ④ 사업체 간 다양한 데이터/경험 분석을 통해 문제 발생 예측 및 대처 능력 향상
- ⑤ 기타(_____)

E5. 적용 사업체 범위 확산에 필요한 기간은 어느 정도입니까?

- ① 적용 1년 이내
- ② 적용 1년 이상 2년 이내
- ③ 적용 2년 이상 3년 이내
- ④ 적용 3년 이상 4년 이내
- ⑤ 적용 4년 이상 5년 이내
- ⑥ 적용 5년 이상

PART F - 인공지능 활용 관련 애로사항 및 정책지원

F1. 제조업의 인공지능 기술 적용 시 애로사항이 있다면 2순위까지 응답하여 주십시오.

1순위 2순위

- ① 생산공정 및 기자재 노후화 및 인공지능 도입을 위한 기반 시설 인프라 부족
- ② 높은 투자 비용 부담
- ③ 적용 가능 기술의 부재 또는 파악 어려움
- ④ 전문 인력 부족
- ⑤ 법 및 제도적 규제
- ⑥ 인공지능 기술에 미숙하고 경직된 경영진 및 조직구조
- ⑦ 기타(적어주십시오 : _____)

F2. 제조업 인공지능 활용 촉진을 위한 정부 지원 정책 중 수혜를 받았거나 알고 계신 정책이 있습니까?
 아래 칸에 작성 부탁드립니다. [대략적 시기와 사업명 작성 가능, 예시 참조]

연도	사업명	지원내역
(예시)2020년	AI 바우처 사업	품질 경쟁 적용을 위한 인공지능(AI) 기술 구입비용 8천만원 지원금 수령
(예시)2021년	인공지능 스마트공장 구축사업	수혜는 없었으나 알고 있음



Abstract

Artificial Intelligence and Firm Productivity

Song Danbee et al.*

Amid a slowdown in productivity growth in South Korea, expectations are rising that new Fourth Industrial Revolution(4IR) technologies may emerge has new drivers of economic growth. Discussions are now underway on the possibility of increasing productivity through industrial digitalization, as are efforts to design policies that promote productivity growth through new technology.

However recent studies have found that the economic performance of such technologies has failed to match the hype. The literature has offered various explanations as potential causes, positing that performance of new technologies has merely been exaggerated, that there exists a time lag between utilization and the realization of performance gains, and that there are limitations to the impact of first-generation new technologies.

* dsong@kiet.re.kr

Depending on what has been judged to have caused a performance gap, what any given economic entity is capable of achieving through the use of new technologies will inevitably vary. And so it is important come to an in-depth understanding of the economic performance of these technologies.

In this study we expand on this subject through a comprehensive analysis of the effects of new technology on productivity, with a focus on the latest in artificial intelligence technologies. It comprises case studies, an empirical analysis, and an analysis of the results of a fact-finding survey in addition to a roundup and review of related policies.

First, we surveyed the overall status of artificial intelligence utilization in the domestic manufacturing industry, grouping the subjects of analysis by industrial or corporate characteristics. We found that companies have gradually come to use more AI-related tech over time, but very slowly, and adoption rates remain low. If AI does indeed effectively stimulate corporate growth, it follows that an active promotional policy targeting the domestic manufacturing industry is necessary. We also found a degree of heterogeneity in the adoption of AI tech in terms of corporate characteristics. For example, adoption rates were higher at start-ups and large companies, and so corporate traits must be taken into account in any AI diffusion policy.

It is however worth keeping in mind that our analysis was limited by the scope of data available. Commercial applications of advanced AI tech are recent phenomena, and only short time-series data are available. Hence it is difficult for a data-driven analysis to ascertain a handful of crucial specifics, including the time of specific technology

used by companies, the method of its application, the purpose of its application, and related performance metrics.

Given the limitations to our broad survey of corporate AI use, we supplemented our findings with studies of corporate AI use cases.

Through these we were able to better grasp the specific technologies selected, the areas in which they were applied, how they fit individual companies' AI goals, and the mechanism by which they contributed to performance.

The findings of these case studies suggest that domestic manufacturers may also be able to expect productivity gains through a similar mechanism, given the current environment in which extant studies have come to inconsistent conclusions.

Our empirical analysis sought to verify the economic performance and productivity gains of artificial intelligence first identified in the use case analyses.

We found the relationship between the use of artificial intelligence and productivity in the domestic manufacturing industry was not statistically significant.

However in a supplementary analysis we confirmed that the increased productivity effect was related to firm characteristics, for example, firms with multiple plants or facilities.

In addition, we found evidence for specific drivers of productivity growth, such as the effect of convergent productivity between plants within a firm.

These results suggest that the effects of artificial intelligence on productivity may be insignificant in the early stages of its adoption, so it is necessary to prepare policy promotion measures through policy

support. Productivity increases might only be achieved through a diversified approach that takes unique corporate characteristics fully into account.

The findings of the preceding analytical sections of this report are consistent with the results of a survey conducted for this study. To wit, we found that companies with multiple subsidiaries or affiliates will seek to increase productivity and efficiency among their holdings by promoting the enterprise-wide use of artificial intelligence.

This necessitates the creation of a plan that supports parent firms in their efforts to apply artificial intelligence technologies across their holdings. It is here worth noting that unlike previous studies, this empirical analysis used a direct measure of the use of artificial intelligence provided by Statistics Korea (the national statistical agency of the Korean government), and in particular Survey of Business Activities data.

Doing so ensured that we employed the very latest definition of artificial intelligence, and minimized bias from the indirect measures. At the same time, we tried to alleviate the endogeneity problem by considering instrumental variables.

To summarize, this study contributes to the existing body of scholarship by using a unified, categorical and data-based definition of AI where previous studies had relied on proxies or alternative definitions. At the same time, we have through original research obtained real data on domestic firms that can be referenced in the policy design process.

The survey revealed a great deal about the specifics of AI adoption by domestic firms. Firms were surveyed on AI use, the method of

adoption, utilization levels, cost and performance, investment, how they used AI, challenges faced, and whether or not they were aware of public programs supporting AI adoption.

The results of this survey broadly serve to validate and supplement the findings of our empirical analysis. For example, the survey found that the principle motivation for adopting and utilizing artificial intelligence among manufacturing firms was to secure competitiveness in AI use over competitors.

This survey finding supports our choice to include the utilization rate of AI in the same industry as an instrumental variable, a choice we made based on an assumption that competition over the use of technology between firms in the same industry will show a high correlation with the use of artificial intelligence.

In addition, responses to the survey showed that the of AI tech currently used by companies is still in its infancy, and that it will take some time until adopted AI techs produce notable increases in performance. This furthermore implies that failure of our empirical model to find productivity improvements owes to the fact that AI technologies remain immature at the early adoption stage, or that there may be a time lag until performance becomes manifest.

In addition, the survey indicates that companies that have not yet adopted AI technologies and firms that have not recorded any notable performance gains from the use of AI do not have plans to dedicate significant investment resources toward artificial intelligence. This raises the possibility that the gap between firms in terms of AI utilization and AI-induced performance gains will continue to expand as the technology matures. This is all to say that policy support is

needed to spread the use of AI within industry from the initial stages of diffusion.

Finally, we reviewed AI policies related to technology, labor, infrastructure, and industrial utilization. In particular, for this study we examined policies that promote the use of AI in the manufacturing industry, focusing on the specific projects such as smart factory promotion plans and the six main R&D projects for the industrial digital transformation. Following a thorough overview of the existing policy suite aimed at stimulating AI use in manufacturing, we described the implications for effective policy carried by the results of our analyses.

연구진

연구책임자 **송단비** 산업연구원 부연구위원
참여연구진 **조재한** 산업연구원 연구위원
최민철 산업연구원 부연구위원
김한훤 산업연구원 연구위원

기타 기여자

설문조사 (주)서던포스터

연구보고서 2021-12

기업의 인공지능 활용과 생산성 연구

발행일 2021년 10월 10일
발행인 주현
발행처 산업연구원
등록 1983년 7월 7일 제2015-000024호
주소 30147 세종특별자치시 시청대로 370
세종국책연구단지 경제정책동
전화 044-287-3114
팩스 044-287-3333
문의 044-287-3215
인쇄처 (주)남북장애인교류협회인쇄사업부

값 9,000원

ISBN 979-11-91589-49-8 93320

내용의 무단 복제와 전재 및 역재를 금합니다.