

중소 제조기업의 경쟁력 강화를 위한 제조AI 핵심 정책과제 도출에 관한 연구

김일중[†] · 김우순^{**} · 김준영^{***} · 채희수^{****} · 우지영^{*****} · 도경민^{*****} ·
임성훈^{*****} · 신민수^{*****} · 이지은^{*****} · 김홍남^{*****}

* 한국과학기술원(KAIST) 제조AI빅데이터센터 책임교수/센터장

** 중소벤처기업부 국장

*** SK 증권 신기술투자2팀 팀장

**** 한양대학교 일반대학원 경영대학 박사과정

***** 한국과학기술원(KAIST) 제조AI빅데이터센터 연구원

***** 울산과학기술원(UNIST) 산업공학과 교수

***** 한양대학교 경영대학 교수/학과장

***** 한양사이버대학교 경영정보·AI비즈니스학과 교수

***** 한국과학기술원(KAIST) K-Industry4.0 추진본부 교수/본부장

Discovering Essential AI-based Manufacturing Policy Issues for Competitive Reinforcement of Small and Medium Manufacturing Enterprises

Kim, Il Jung[†] · Kim, Woo Soon^{**} · Kim, Joon Young^{***} · Chae, Hee Su^{****} · Woo, Ji Yeong^{*****} ·
Do, Kyung Min^{*****} · Lim, Sung Hoon^{*****} · Shin, Min Soo^{*****} · Lee Ji Eun^{*****} ·
Kim, Heung Nam^{*****}

* Professor, Head of Manufacturing AI Bigdata Centre, Korea Advanced Institute of Science and
Technology

** Director General, Ministry of SMEs and Startups

*** Team Manager, New Technology Investment Team 2, SK Securities

**** Ph.D. Candidate, Department of Business Administration, Hanyang University

***** Researcher, Department of Manufacturing AI Bigdata Centre, Korea Advanced Institute of Science and
Technology

***** Professor, Department of Industrial Engineering, Ulsan National Institute of Science and Technology

***** Professor, Department of Business Administration, Hanyang University

***** Professor, Department of MIS and AI Business, Hanyang Cyber University

***** Professor, K-Industry4.0 Headquarters, Korea Advanced Institute of Science and Technology

● Received 4 November 2022, 1st revised 22 November 2022, accepted 28 November 2022

† Corresponding Author(dreamup@kaist.ac.kr)

© 2022, Korean Society for Quality Management

This is an Open Access article distributed under the terms of the Creative Commons Attribution Non-Commercial License (<http://creativecommons.org/licenses/by-nc/3.0>) which permits unrestricted non-Commercial use, distribution, and reproduction in any medium, provided the original work is properly cited.

ABSTRACT

Purpose: The purpose of this study is to derive major policies that domestic small and medium-sized manufacturing companies should consider to maximize productivity and quality improvement by utilizing manufacturing data and AI, and to find priorities and implications.

Methods: In this study, domestic and international issues and literature review by country were conducted to derive major considerations such as manufacturing AI technology, manufacturing AI talent, manufacturing AI data and manufacturing AI ecosystem. Additionally, the questionnaire survey targeting 46 experts of manufacturing data and AI industry were conducted. Finally, the major considerations and detailed factors importance were derived by applying the Analytic Hierarchy Process (AHP).

Results: As a result of the study, it was found that 'manufacturing AI technology', 'manufacturing AI talent', 'manufacturing AI data', and 'manufacturing AI ecosystem' exist as key considerations for domestic manufacturing AI. After empirical analysis, the importance of the four key considerations was found to be 'manufacturing AI ecosystem (0.272)', 'manufacturing AI data (0.265)', 'manufacturing AI technology (0.233)', and 'manufacturing AI talent (0.230)'. The importance of the derived four viewpoints is maintained at a similar level. In addition, looking at the detailed variables with the highest importance for each of the four perspectives, 'Best Practice', 'manufacturing data quality management regime', 'manufacturing data collection infrastructure', and 'manufacturing AI manpower level of solution providers' were found.

Conclusion: For the sustainable growth of the domestic manufacturing AI ecosystem, it should be possible to develop and promote manufacturing AI policies in a balanced way by considering all four derived viewpoints. This paper is expected to be used as an effective guideline when developing policies for upgrading manufacturing through domestic manufacturing data and AI in the future.

Key Words: Manufacturing AI Policy, Manufacturing Competitiveness, Manufacturing SMEs, Manufacturing Data, Digital Transformation

1. 서 론

최근 전통적 제조강국인 독일, 미국, 일본은 제조데이터, 인공지능(AI, Artificial Intelligence) 기술을 기반으로 제조업 혁신을 촉진하고 있다. 중국, 인도 등의 신흥국 또한 기술격차를 극복하고, 자국의 경쟁력 확보를 위해 제조데이터 및 인공지능 기술을 적극 활용하고 있다. 세계경제포럼(WEF, World Economic Forum)에서는 매년 '등대공장(Lighthouse factory)'을 선정한다. 등대공장은 어두운 밤바다에서 등대가 불을 밝혀 힘든 항로를 안내하듯, 4차 산업혁명의 핵심기술을 현장공장에 도입하여 세계 제조업의 미래를 이끌 수 있는 대표 혁신공장을 뜻한다. 세계경제포럼은 2020년 1월 10일 스위스 제네바 회의결과, 18개의 새로운 등대공장을 발표하였다. 선정된 등대공장은 3천만 달러의 가치 창출, 30% 이상의 비용절감, 노동생산성 28% 향상, R&D 주기 20% 이상의 성과를 달성하였다. 등대공장으로 선정된 모든 제조기업은 제조데이터와 AI를 도입하여 성과를 창출하였다. 이렇듯 양질의 제조데이터를 축적하고 빅데이터, AI 기술을 활용해 고성능을 창출하는 것은 제조업 혁신의 새로운 패러다임으로 자리잡고 있다. 이러한 시대적 상황 속에 국내 제조업은 독일, 미국, 일본 등의 선발국과 중국, 인도와 같은 추격국 사이에서 넷크래커 상황에 직면하고 있다. 이를 극복하기 위하여 제조데이터와 AI 기술을 활용한 새로운 도전이 시급한 시점이다. 2022

년 중소벤처기업부가 발표한 통계자료에 따르면 국내 제조 생태계는 기업 수 기준 97.9%가 중소기업으로 구성되어 있다. 국내 제조생태계의 대부분을 차지하는 국내 중소 제조기업에 제조데이터, AI 기술이 도입 및 활성화된다면 국내 제조 생태계 혁신이 창출되고 전반적인 국가 제조 경쟁력 강화를 견인할 수 있다. 현실적으로 중소 제조기업은 대기업에 비해 자본과 인력적 제약이 존재한다. 그러므로 제조데이터·AI 기반 중소 제조기업 육성을 지원하기 위한 체계적이고 지속적인 스마트 제조혁신 전략 및 지원 정책이 필요한 시점이다. 그러나 현재 중소 제조기업의 경쟁력 강화를 위한 제조데이터, AI 기반 핵심정책을 도출하는 체계적이고 정량적인 정책연구가 부족한 실정이다. 따라서 본 연구의 목적은 제조데이터, AI를 활용하여 국내 중소 제조현장의 제조혁신 가속화를 위한 핵심정책과 세부요소의 중요도를 도출하는 것이다. 정략적 우선순위 분석을 위해 국내 중소 제조기업, 제조데이터·AI 솔루션 공급기업, 학계, 연구기관 정책전문가를 대상으로 AHP(Analytic Hierarchy Process) 방법론을 적용하며 분석결과에 대한 함의를 도출하고자 한다. 본 논문은 향후 국내 스마트제조 빅데이터, AI를 통한 질적 고도화를 위한 정책 수립 시 실효성 있는 가이드라인으로 작용할 것으로 판단된다.

2. 이론적 배경

2.1 제조 경쟁력 개념 및 국내 제조 경쟁력 현황

제조 경쟁력(manufacturing competitiveness)이란 제조기업이 질 높은 재화와 서비스를 제공하기 위해 생산(Product), 품질(Quality), 원가(Cost), 납기(Delivery) 측면에서 지속적인 경쟁우위를 확보하는 힘과 영향력을 의미한다(Newall, 1992; Gai et al., 2021). 유엔산업개발기구(UNIDO, United Nations Industrial Development Organization)에서는 매년 글로벌 제조업 경쟁력 지수(CIP, Competitive Industrial Performance Index)를 발표한다. 글로벌 제조업 경쟁력 지수는 인적자원, 혁신정책과 인프라, 가격경쟁력, 에너지 정책, 산업기반 시설, 법·규제 6가지 평가지표를 기준으로 각각 점수의 합산을 통해 국가별 제조업 경쟁력 순위를 선정한다. 2022년 UNIDO는 2020년 국가별 CIP 지수를 발표하였다. 국내 제조업 경쟁력은 독일(0.42), 중국(0.37), 아일랜드(0.35), 일본(0.32)에 이어 5위(0.32)를 기록하였다. 또한 국내 제조 경쟁력 순위의 변동은 2016년 5위(0.37)에서 2017년 3위(0.38)로 상승했으나, 2019년 5위(0.35)로 다시 하락하였다. 이는 독일, 일본 등 제조 선진국의 독주와 중국을 중심으로 한 개발도상국 사이에서 제조 경쟁이 심화되고 있음을 알 수 있다.

2.2 제조데이터·AI 개관

제조데이터(manufacturing data)란 제조현장인 공장에서 제품 생산과정에서 생성·수집된 디지털 데이터를 의미한다(Tao et al., 2018). 제조데이터는 제조장비에 내재된 임베디드 시스템과 필요시 추가적인 센서를 부착하여 수집하며 제조AI 분석을 수행하기 위해서는 수집된 센서별 속성이 명시되어 있는 제조AI데이터셋으로 관리되어야 한다(Ghahramani et al., 2020). 제조데이터는 분석목적에 따라 숫자, 이미지, 동영상, 소리 등 다양한 형태가 존재한다. 또한 제조데이터는 실시간성, 규모, 다양성 측면에서 처리량이 많은 빅데이터적 특성을 내포하기 때문에 제조데이터 분석을 위해 그래픽 처리 장치(GPU, Graphic Processing Unit), 중앙 처리 장치(CPU, Central Processing Unit), 저장장치(storage), 메모리(memory) 등의 고성능 인프라가 필요하다. 제조AI란 제조데이터를 기반으로 스스로 제조현장에서 의사결정을 할 수 있는 소프트웨어를 의미한다(Arinez et al., 2020). 제조AI는 제조현장의 공정관

리, 생산관리, 품질관리, 설비보전, 재고관리, 수요예측, 공급망관리를 목적으로 활용되며 그 결과 생산성 및 품질 향상을 견인한다(Egger and Masood, 2020). 기존에 장인의 감에 의한 분석이 아닌 제조현장인 공장에서 발생하는 현상을 기술통계, AI를 통해 도출된 정량적인 수치 기반으로 양한 공정을 과학적으로 운영할 수 있게 한다는 장점이 있다.

2.3 국내 제조AI 이슈

국내 제조AI 분야의 대표적인 이슈는 첫째, 열악한 근무환경 및 육체노동 한계 둘째, 제조AI 지식 부재로 인한 제조현장에 AI 적용 기회 부족 셋째, 제조 AI·빅데이터 교육체계 부재 넷째, 제조장인의 고령화에 따른 디지털 전환에 대한 요구 증대가 존재한다. 특히 스마트공장 도입기업의 89%가 고도화를 위해 제조데이터와 AI를 적용하고자 하였다(중소기업중앙회, 2020). 이러한 국내 중소 제조기업이 제조AI 적용을 위해 갖추기 어려운 제약사항을 해결하고자 중소벤처기업부, 스마트제조혁신추진단, 한국과학기술원의 협력하에 2020년 12월 14일 인공지능 중소벤처 제조 플랫폼(KAMP, Korea AI Manufacturing Platform)이 출범되었다. KAMP는 출범 후 약 2년이 지난 2022년 10월까지 가입자 수 6,400명을 돌파하였고, 28,000건의 제조AI데이터셋 유통 실적을 달성하였다. 이제는 보다 많은 중소 제조기업들이 활용할 수 있도록 확장성을 고려할 시점이다. 따라서 다양한 국내 제조AI 생태계 이해관계자들의 의견을 수용하고 KAMP를 통한 제조AI 생태계 활성화의 선순환 구조를 만들기 위해 중소 제조기업을 지원하는 중장기적 제조AI 정책 개발과 체계적 대안 발굴의 필요성이 대두되고 있다.

2.4 제조정책과 경쟁력 강화에 대한 선행연구

제조정책의 방향성은 국가의 선순환 생태계 구축과 제조기업의 경쟁력에 영향을 미치는 주요 요인으로 작용한다(Victor and Kayang, 2019). Celikok and Saatcioglu(2020)는 독일과 터키의 국가 정책이 제조 경쟁력에 미치는 영향에 대해 분석하고 시기별 제조업의 수출 경쟁력을 비교하였다. Wilson(2020)은 개발도상국의 산업 정책과 제조 경쟁력의 상관성 및 인과성을 분석하여 제조 경쟁력 강화에 국가 정책 개입의 필요성을 강조하였다. Yu(2016)는 국내 제조업 경쟁력 강화를 위한 방안으로 리쇼어링(reshoring) 정책에 대해 독일, 미국, 중국, 일본의 리쇼어링 정책에 대해 분석하고 국내외 리쇼어링 사례를 기반으로 국내 리쇼어링 육성 정책을 제안하였다. Kim(2020)은 제조 경쟁력 강화를 위해 한국과 독일의 스마트공장 정책 및 성공사례를 비교 분석하여 정책적 시사점을 도출하였다. Kim and Bae(2021)는 DEA(자료포락분석, Data Envelopment Analysis) 방법론을 적용하여 중소기업 지원 정책이 중소기업 경쟁력 향상 및 성과 창출에 직접적인 영향을 미치는 것을 확인하였다. Choi and Myung(2020)은 제조 경쟁력 강화 및 스마트제조 생태계의 지속 가능한 성장을 위해 스마트제조 공급기업 인력육성 정책에 대한 연구를 수행하였다. 선행연구를 종합하면 제조 선진국들의 정책을 조사하고 국가 정책 방향성이 제조 경쟁력 향상에 중요한 요인임을 확인한 후 제조 경쟁력 강화 정책의 시사점을 제안하였다. 또한, 제조 경쟁력 강화를 위한 정책적 방향에 대해 기술, 인력, 생태계 측면에서 분절적으로 연구가 진행되었다.

2.5 제조AI 정책수립을 위한 주요 고려사항

본 연구에서는 4차 산업혁명 패러다임에 국내 중소 제조기업의 경쟁력 강화에 긍정적 영향을 미칠 수 있는 주요 고려사항을 도출하기 위해 중소 제조기업의 AI 적용 시 주요 고려사항에 대한 기관 및 국가별 문헌조사를 수행하였다. 유럽연합집행위원회는 AI 적용을 위해 2020년 1월부터 3월까지 총 9,640개 기업을 대상으로 조사한 결과, 다섯

가지 KPI로 AI 인식, AI 채택, AI 소싱, 외부 및 내부 장애물에 대한 개선이 필요함을 제시하였다. 내부 장벽으로는 AI 기술을 갖춘 신규직원을 고용하는데 어려움, 채택비용, 운영 프로세스 조정비용, 기업의 잠재적 손상, 데이터 표준화(data standardization)에 대한 책임과 외부 장벽으로는 불필요한 규제를 적시하였다(EC, European Commission, 2020). 세계경제포럼은 제조기업이 첨단 AI 기술을 활용해 어떻게 경쟁력, 생산성, 지속가능성 향상을 제조AI의 목적함수로 설정할 수 있는지에 대한 가이드라인을 제시하였다. 그리고 제조업의 생산 시스템에 있어 가장 큰 잠재력을 지닌 4차 산업혁명 기술로 제조AI를 제시한다. WEF가 선정한 전 세계 등대공장을 통해 주요 제조AI 주요 고려요인을 살펴보면 크게 manufacturing sites와 value chain으로 구분한다. manufacturing sites에서는 4차 산업혁명 기술, 측정 가능한 제조데이터 및 분석에 의한 향상된 운영능력, 폐기물 온실가스 배출량 감소를 통한 환경 지속가능성 그리고 value chain 섹터에서는 공동의 목표로 한 제조 네트워크, 제조데이터 및 AI의 공통적용을 고려한 확장성이 있다(WEF, 2021). 독일은 총리 주도로 제조AI 산업 정책을 수립하고 있다. 특히, 독일연방경제에너지부(BMWi, Federal Ministry for Economic Affairs and Energy)에서는 Industry4.0 발전을 위해 노력하고 있으며 추진조직으로 Platform Industry4.0을 출범하였다. 2021년 발표한 보고서에 따르면 제조업을 위한 디지털 플랫폼은 크게 기술적 관점(technical perspective)과 비즈니스 관점(business perspective) 모두를 고려해야 하며 이를 기반으로 제조데이터 에코시스템의 오케스트레이팅을 언급하였다. 일본은 2016년 제조AI 추진을 위해 총리 산하 컨트롤타워로 ‘인공지능전략회의체’를 발족하고 2017년 ‘AI 연구개발 목표 및 산업화 로드맵을 발표하였다(經濟産業省, 2021). 2019년에는 AI 전략 2019를 발표하고 경제산업성 주도로 현재까지 중소 제조기업의 디지털 전환(DX·Digital Transformation)을 장려하고 있다. 제조AI에 대한 주요 고려요인으로 선진사례집, IoT 스마트 SME 서포터, 제조AI 고도화 지원사업, 교육, 클라우드를 제시하였다(經濟産業省, 2020). 미국은 독립적인 연방기관인 인공지능 국가 안보위원회(NSCAI, National Security Commission on Artificial Intelligence)를 두어 첨단제조에서 미국의 AI 기반 기술경쟁 승리를 촉진하고 있다. 제조AI와 관련하여 제조AI기술위원회, 리더쉽, 양자컴퓨팅, 공급망 복원력, 인재양성(AI talent), 5G 네트워크, 제조AI 결과물에 대한 지적재산 관리, R&D투자, AI 협력을 핵심전략으로 제시했다(NSCAI, 2020). 중국은 2015년 5월부터 중국을 제조업 강국으로 변모하기 위해 ‘중국제조 2025 (中国制造 2025)’ 핵심분야 정책 로드맵의 발표 후 본격적으로 제조AI 정책을 발표 및 추진했다. 이를 위해 48명의 학자, 400명 이상의 전문가 및 기업의 고위 경영진이 참가한 ‘국가제조강국건설전략자문위원회’를 두어 제조AI의 세계 선두 방향을 제시한다. 제조AI와 관련한 고려사항으로 제조 빅데이터·AI 기반 산업확장, 기초 제조AI 플랫폼 정립, 제조AI 기업육성, 제조AI 인재 창출, 생태계 조성을 제시하였으며(国家制造强国建设战略咨询委员会, 2015) 2021년에는 ‘2035 경제계획보고서’를 통해 장기적 계획과 함께 제조업에 AI 지원을 아끼지 않고 있다(中华人民共和国, 2021). 한국은 중소벤처기업부를 중심으로 AI·제조데이터 기반 중소기업 제조혁신 고도화 전략을 수립하고 있다. 특히 인공지능 중소벤처 제조 플랫폼(KAMP, Korea AI Manufacturing Platform)을 통해 3년간 중소 제조현장에 300개 기업에 제조AI 접목을 수행하였다. 중소벤처기업부는 제조AI 정책에 대한 주요 고려사항으로 마이제조데이터, 5G+ 제조AI, AI·제조데이터 인력양성, 제조데이터 거래, 제조AI 컨설팅·실증지원, 디지털클러스터, R&D, 실증인프라, 제조혁신 법률제정을 제시하였다(비상경제 중앙 대책본부, 2020).

Table 1. Key considerations for manufacturing AI policy establishment

구분	국가/기관	제조AI 적용 주요정책 및 고려사항	출처
기관	유럽연합 집행위원회 (EC·European Commission)	제조AI 적용 KPI - AI 인식, AI 채택, AI 소싱, 외부장애물, 내부장애물 - (내부장애물) AI 인력 고용, 채택비용, 운영 프로세스 조정, 잠재적 손상, 데이터 표준화 - (외부장애물) 규제	EC(2020)
	세계경제 포럼 (WEF·World Economic Forum)	제조AI적용을 통한 Advanced manufacturing - (manufacturing sites) 4IR technology(IIoT, Cloud-computing platform, 디지털트윈), 향상된 생산능력(디지털 생산관리, 품질관리, 지속가능성), 기후변화·환경위기 대응력(eco-efficiency) - (value chain) 제조AI공통적용 솔루션, 네트워크 내 제조데이터 통합 AI 분석, AI기반 계약검토	WEF(2021)
국가	독일 (독일연방경제 에너지부)	Platform Industry4.0 - (Technical perspective) 제조기업의 기술개발 지원, 제조데이터 보호, IIoT, 네트워크, 3D모델, 클라우드 - (Business perspective) 플랫폼 기반의 가치 네트워크(value network), 시장참가자간 기술, 비즈니스 상호작용, 디지털 에코시스템, 제조데이터 기반 서비스	BMW(2021)
	일본 (경제산업성)	중소 제조기업 지원 AI 시책 - 선진 사례집(先進事例集), IoT, 스마트 SME 서포터(スマートSMEサポーター), 로봇, 제조AI 고도화 지원사업, 제조AI스킬 습득 강화인정제도 (인적자본), 클라우드 기술, 클라우드	經濟産業省 (2021, 2020),
	미국	제조AI 전략 - 제조AI기술위원회, 리더쉽, 고성능컴퓨팅, 공급망 복원력, 인재양성, 5G네트워크, 제조AI결과물에 대한 지적재산 관리, R&D투자, AI협력	NSCAI(2020)
	중국	중국제조 2025(中国制造2025), 2035경제계획 - 제조빅데이터·AI기반 산업확장, 기초 제조AI플랫폼 정립, 제조AI 기업육성, 제조AI인재 창출, 생태계 조성	中华人民共和国 (2021),
	한국	제조데이터·AI기반 중소기업 제조혁신 고도화 전략 - 마이제조데이터, 5G+ 제조AI, AI·제조데이터 인력양성, 제조데이터 거래, 제조AI컨설팅·실증지원, 디지털클러스터, R&D, 실증인프라, 제조혁신 법률제정	비상경제중양대책본부(2020)

본 연구에서는 선행 문헌연구를 바탕으로 제조AI 적용을 위한 주요 고려사항을 종합적으로 고려한 결과, 중소기업에 AI를 적용하기 위한 핵심 고려사항으로 1. 제조AI 기술, 2. 제조AI 인재, 3. 제조AI 데이터, 4. 제조AI 생태계의 4가지 주요변수를 도출하였다. 주요 고려사항에 대한 정의는 다음과 같다.

Table 2. Main Considerations for Applying Manufacturing AI

No	주요 고려사항	정의	출처
A	제조AI 기술 (Manufacturing AI Technology)	제조공장의 생산성 및 품질향상을 레버리지하기 위해 제조데이터 기반으로 스스로 결정을 내릴 수 있는 지능형 소프트웨어 및 기반시설	Mantravadi et al.(2019), Fisher et al. (2018), Seo et al. (2021)
B	제조AI 인재 (Manufacturing AI Talent)	제조기업의 목적달성을 위해 AI 기술을 적용·활용할 수 있는 인적자원	Chatterjee et al.(2018), Kuhn and Lucke(2021)
C	제조AI 데이터 (Manufacturing AI data)	제조AI 분석을 목적으로 제조AI 모델의 파라미터 별로 수집된 제조데이터 집합체(훈련, 검증, 시험용으로 구분)	Arinez et al. (2020), Kumar et al.(2021)
D	제조AI 생태계 (Manufacturing AI ecosystem)	제조데이터, AI를 둘러싼 혁신 주체들과 신규사업자, 인력양성에 필요한 유기적 활동 환경	Belhadi et al. (2021), Harris and Caudle (2019), Chong et al. (2020)

본 연구에서 사용된 주요 고려사항에 대한 세부요소는 아래 표와 같다.

Table 3. Main considerations and Detailed Elements for Applying Manufacturing AI

주요 고려사항	세부요소	정의	출처	
A 제조AI 기술 (Manufacturing AI Technology)	1A	제조AI 알고리즘	제조현장 문제를 AI로 풀기 위해 컴퓨터 언어를 사용해 만든 머신러닝/딥러닝 코드	Mantravadi et al. (2019)
	2A	제조특화 클라우드 플랫폼	제조데이터, 제조AI 솔루션 운영을 위한 포털 및 GPU 기반 컴퓨팅 시스템(IaaS, PaaS, SaaS)	Fisher et al. (2018)
	3A	제조데이터 수집 인프라	제조데이터 수집을 위한 IoT센서, 게이트웨이, 5G 네트워크, 데이터베이스 시스템	Xu et al. (2020)
	4A	AR, VR, XR 기반 디지털 트윈	제조데이터, AI 및 AR, VR, XR기술을 활용한 Cyber Physical Systems(CPS) 및 메타버스 가상공장	Wang et al. (2022)
	5A	사이버 보안 (cyber security)	제조기업의 핵심 노하우가 담긴 제조데이터의 무단 유출 및 액세스 방지 기술	Bagheri et al. (2020)
B 제조AI 인재 (Manufacturing AI Talent)	1B	현장공장 제조 AI 인력수준 (Education 4.0)	제조현장 내부직원의 제조데이터, AI의 활용 정도	Chatterjee et al. (2018)
	2B	솔루션 공급기업 제조 AI 인력수준	제조AI 솔루션 공급기업 프로젝트관리자, 개발자의 제조AI 기술 정도	Kuhn and Lucke (2021)
	3B	제조 AI 교육 컬리큘럼	제조AI 인력양성을 목적으로 교육되는 정규 및 특수과정	Promyoo et al. (2019)
	4B	제조AI 교육지원 정부사업	제조업의 디지털 전환을 위한 정부지원 제조AI 융합 교육	Bundesregierung (2020)
	5B	제조AI 대학 연계체계	제조AI 관련 대학간 정보교류 네트워크	Samuel et al. (2016)

주요 고려사항		세부요소		정의	출처
C	제조AI 데이터 (Manufacturing AI Data)	1C	제조데이터 품질관리체계	제조AI 분석 정확도 향상을 위한 제조데이터 품질관리 프레임워크	Arinez et al. (2020)
		2C	제조데이터 표준	제조데이터 수집·저장·분석·활용을 위한 표준체계	Cerquitelli et al. (2021)
		3C	제조데이터 상호호환성	제조데이터의 수직·수평 통합 AI분석을 위한 동일, 이기종 시스템간 상호 연결성	Fan et al. (2021)
		4C	제조AI데이터셋	제조AI 분석 목적으로 수집·저장된 제조데이터의 집합	Kumar et al.(2021)
		5C	제조데이터 전처리	제조AI 분석을 수행하기 위한 제조데이터 특성 추출, 이상치/결측치 처리, 제조데이터 증강 기법	Dogan and Birant (2021),
D	제조AI 생태계 (Manufacturing AI Ecosystem)	1D	제조AI·value network	새로운 가치 네트워크를 통해 공동의 목표 기반, 제조AI혁신을 추구하는 기업 및 기관 간 군집체계	Belhadi et al. (2021)
		2D	공급사슬 최적화	제조AI를 활용해 최소비용으로 정확한 수량, 장소, 시간에 제조물의 생산 및 유통을 보장하는 공급 프로세스	Riahi et al.(2021)
		3D	제조AI데이터·기술 거래	가격이 책정되어있는 양질의 제조데이터 및 고품질 제조AI기술을 팔고 사는 행위	Kinkel et al.(2022)
		4D	정부주도 산학연 협의체	AI 기반 제조혁신을 위한 산학연 협력 체계	Harris and Caudle (2019)
		5D	모범사례 (Best Practice)	제조AI의 현장적용을 통해 생산성과 품질 향상을 견인한 우수사례	Sagodi et al. (2022)

3. 연구방법과 분석결과

3.1 연구 모델

본 연구에서는 제조데이터·제조AI의 개념, 국내 중소 제조 생태계의 제조AI 이슈, 주요기관별·국가별 제조AI 도입 시 주요정책을 살펴보고 국내 중소 제조의 환경과 제조데이터·AI 전문가의 가치판단을 종합적으로 고려하여 4차 산업혁명 시대에 부합할 수 있는 중소 제조기업에 실효성 있는 제조데이터·제조AI에 관한 주요정책 및 우선순위를 제안하고자 한다. 이를 위해 본 연구에서는 앞서 문헌연구에서 도출한 주요 고려사항과 세부요소에 대해서 계층화 분석법(AHP, Analytic Hierarchy Process)을 활용해 우선순위를 도출한다. AHP는 1970년대 Pittsburgh 대학의 Thomas Saaty 교수에 의해 개발되었으며 복잡한 의사결정 문제를 계층적으로 표현하고, 우선순위를 정량화하는 다기준 의사결정 모형이다(Satty, 1980). AHP는 인간의 의사 결정체계와 유사한 접근 방법론으로 문제를 구조화하고 분석해서 다양한 이해관계자로부터의 결정사안의 상대적 중요도와 선호도의 상대적 가중치를 확인할 수 있으므로

의사결정 방법론으로 널리 활용되고 있다(Ignaccolo et al., 2017). 본 연구는 Zahedi(1986)가 제시한 AHP 모형 설계방안을 적용하여 제조AI 주요·세부 고려사항별 계층화, 고려사항별 쌍대비교, 고유벡터법(eigenvectors)을 적용한 가중치 산출 후 최종적으로 고려사항별 중요도 종합화 및 우선순위를 확인한다.

3.2 연구 방법

AHP 방법론을 활용한 연구는 해당 업종의 도메인 지식 보유 전문가, 정책추진 의사 결정자의 결정을 통해 변수별 중요도 평가가 수행된다(Kim and Ha, 2022). 이에 본 연구는 제조데이터·AI 기반 중소 제조기업의 질적 고도화를 목적으로 정부가 추진해야 할 전략적 우선순위 도출을 위해 제조데이터·AI 기획 및 수행 경험을 보유한 솔루션 공급 기업, 제조기업, 대학교, 연구기관 전문가 및 고위 공무원을 대상으로 설문을 배포하고 회수하는 방법으로 자료를 수집하였다. 설문조사를 통해 전체 55부의 설문지를 배포하여 51부의 설문지를 회수하였으며 답변의 일관성이 결여된 5부를 제외하고 총 46부의 전문가 샘플을 대상으로 분석하였다. 분석도구는 AHP 분석을 위해 가장 널리 활용되는 SUPER DECISIONS 2.2,6 프로그램을 활용하였다. 도출한 정량적 결과를 바탕으로 4차 산업혁명 시대의 변화된 국내 중소 제조 생태계에 실효성 있는 제조데이터·AI 정책에 대한 탐색과 시사점을 제시하고자 한다.

3.3 데이터 신뢰성 검증

AHP는 복잡한 의사결정의 최적안을 도출함에 있어 연구분야 도메인 전문가의 판단에 의해 수행된다. 이에 본 연구에서는 제조데이터, AI 업종 내 46명의 전문가 설문데이터를 분석에 활용하였다. 설문에 참가한 피설문자는 스마트공장 관련 실무경력이 평균 17년이며 제조데이터·AI 솔루션 개발, 플랫폼, 교육, 기획 및 운영, 제조장비, IoT센서 개발, 유·무선 통신, 제조공장 운영 제조기업에 종사하고 있어 본 연구를 위한 전문성과 동시에 제조AI정책 도출을 위한 다양한 이해관계자의 의견이 수렴된 것으로 판단된다. 본 연구에서는 AHP 적용시 전문가 설문 후 집계된 분석 데이터의 신뢰성 검증을 위해 Saaty and Ramanujam(1983)이 제시한 일관성 비율(CR, Consistency Ratio)을 적용하였다. CR는 쌍대비교 매트릭스에서 분석용 데이터의 편차(deviation)범위를 확인하여 데이터의 분석 신뢰성을 검증하는 지표이다. AHP는 CR값이 0.1미만의 값일 때 데이터가 일관성 및 신뢰성이 확보된 것으로 판단한다. 본 연구에서 CR는 0.013로 분석을 위한 신뢰도가 확보된 것을 확인하였다. 조사 대상의 인구통계학적 특성은 아래와 같다.

Table 4. Demographic Characteristics of Survey Targets

특성	집단	인원(명)	비율(%)
성별	남성	39명	84.8%
	여성	7명	15.2%
	합계	46명	100.0%
나이	20대	2명	4.3%
	30대	12명	26.1%
	40대	14명	30.4%
	50대	12명	26.1%
	60대 이상	6명	13.0%
	합계	46명	100.0%

특성	집단	인원(명)	비율(%)
제조데이터·AI 업종	제조공장 운영 제조기업·수요기업	8명	20.0%
	제조데이터·AI 솔루션 개발	7명	18.4%
	제조데이터·AI 교육	6명	15.8%
	제조데이터·AI 기획 및 운영	6명	15.8%
	제조장비	6명	15.8%
	제조데이터·AI 플랫폼	3명	7.9%
	유·무선 통신	3명	7.9%
	IoT센서 개발	3명	7.9%
	기타	4명	10.5%
	합계	46명	100.0%
기관규모	대기업 및 소속연구소	5명	10.9%
	중소기업 및 소속연구소	24명	52.2%
	공공기관 및 소속연구소	14명	30.4%
	정부	1명	2.2%
	협단체	2명	4.3%
	합계	46명	100.0%
총 근무년수	10년 미만	10명	21.7%
	10년 이상	13명	28.3%
	20년 이상	15명	32.6%
	30년 이상	7명	15.2%
	40년 이상	1명	2.2%
	합계	46명	100.0%
해당 산업분야 근무년수	10년 미만	15명	32.6%
	10년 이상	17명	37.0%
	20년 이상	12명	26.1%
	30년 이상	1명	2.2%
	40년 이상	1명	2.2%
	합계	46명	100.0%

3.4 AHP 분석결과

3.4.1 대분류(제조AI 정책 핵심 고려사항 중요도)

본 연구에서는 국내 스마트제조 데이터, AI를 통한 질적 고도화를 위한 실효성 있는 정책 수립을 위해 핵심 고려사항을 문헌연구를 통해 ‘제조AI 기술’, ‘제조AI 인재’, ‘제조AI 데이터’, ‘제조AI 생태계’로 도출하였다. 분석결과 ‘제조AI 생태계’가 0.272로 가장 높은 중요도를 갖는 것으로 나타났으며, ‘제조AI 데이터(0.265)’, ‘제조AI 기술(0.233)’, ‘제조AI 인재(0.230)’ 순으로 4가지 핵심 고려사항의 상대적 중요도가 평가되었다.

Table 5. Relative importance and priority(Major Policy Consideration)

요인명	중요도	우선순위
제조AI 생태계	0.272	1
제조AI 데이터	0.265	2
제조AI 기술	0.233	3
제조AI 인재	0.230	4

C.I = 0.012, R.I = 0.90 , C.R = 0.013

3.4.2 세부요인(고려사항별 세부요소 중요도)

핵심 고려사항의 세부요소간 중요도 순위는 다음과 같이 나타났다. 첫 번째, ‘제조AI 생태계’의 세부요소는 ‘모범 사례(Best Practice)’가 0.416로 가장 높은 중요도를 나타냈고, ‘제조AI·value network(0.170)’, ‘공급사슬 최적화(0.158)’, ‘제조AI데이터·기술 거래(0.141)’, ‘정부주도 산학연 협의체(0.115)’ 순으로 분석되었다.

Table 6. Relative importance and priority(Manufacturing AI ecosystem)

세부요인명	중요도	우선순위
모범사례(Best Practice)	0.416	1
제조AI·value network	0.170	2
공급사슬 최적화	0.158	3
제조AI데이터·기술 거래	0.141	4
정부주도 산학연 협의체	0.115	5

C.I = 0.003, R.I = 1.12, C.R = 0.003

두 번째, ‘제조AI 데이터’의 세부요소는 ‘제조데이터 품질 관리체계’이 0.263으로 가장 높은 중요도가 나타났으며, ‘제조AI데이터셋(0.239)’, ‘제조데이터 전처리(0.178)’, ‘제조데이터 표준(0.164)’, ‘제조데이터 상호호환성(0.156)’ 순으로 중요도가 높은 것으로 나타났다.

Table 7. Relative importance and priority(Manufacturing AI Data)

세부요인명	중요도	우선순위
제조데이터 품질 관리체계	0.263	1
제조AI데이터셋	0.239	2
제조데이터 전처리	0.178	3
제조데이터 표준	0.164	4
제조데이터 상호호환성	0.156	5

C.I = 0.017, R.I = 1.12, C.R = 0.015

세 번째, 제조AI 기술의 세부요소는 ‘제조데이터 수집 인프라’가 0.348으로 가장 높은 중요도가 도출되었으며, ‘제조AI 알고리즘(0.259)’, ‘사이버 보안(0.151)’, ‘제조 특화 클라우드 플랫폼(0.150)’, ‘AR, VR, XR 기반 디지털 트윈(0.092)’ 순으로 중요도가 높은 것으로 나타났다.

Table 8. Relative importance and priority(Manufacturing AI Technology)

세부요인명	중요도	우선순위
제조데이터 수집 인프라	0.348	1
제조AI 알고리즘	0.259	2
사이버 보안	0.151	3
제조특화 클라우드 플랫폼	0.150	4
AR, VR, XR 기반 디지털 트윈	0.092	5

C.I = 0.017 , R.I = 1.12, C.R = 0.015

마지막으로 ‘제조 AI 인재’의 세부요소는 ‘솔루션 공급기업 제조AI 인력수준(0.253)’, ‘현상공장 제조AI 인력수준(0.227)’, ‘제조AI 교육지원 정부사업(0.217)’, ‘제조AI 교육 커리큘럼(0.202)’, ‘제조AI 대학 연계체계(0.101)’ 순으로 나타났다.

Table 9. Relative importance and priority(Manufacturing AI Talent)

세부요인명	중요도	우선순위
솔루션 공급기업 제조AI 인력수준	0.253	1
현상공장 제조AI 인력수준	0.227	2
제조AI 교육지원 정부사업	0.217	3
제조AI 교육 커리큘럼	0.202	4
제조AI 대학 연계체계	0.101	5

C.I = 0.019, R.I = 1.12, C.R = 0.017

제조 AI 주요정책 고려사항과 각 세부요인의 AHP 분석결과를 종합하여 중요도와 우선순위를 정리하면 표 10과 같다.

Table 10. Priorities of Major Policy Considerations and Detailed Factors in Manufacturing AI

주요 고려사항			세부요인		
고려사항	가중치	우선순위	요인명	가중치	우선순위
제조AI 생태계	0.272	1	모범사례(Best Practice)	0.416	1
			제조AI·value network	0.170	2
			공급사슬 최적화	0.158	3
			제조AI데이터·기술 거래	0.141	4
			정부주도 산학연 협의체	0.115	5
제조AI 데이터	0.265	2	제조데이터 품질 관리체계	0.263	1
			제조AI데이터셋	0.239	2
			제조데이터 전처리	0.178	3
			제조데이터 표준	0.164	4
			제조데이터 상호호환성	0.156	5

주요 고려사항			세부요인		
고려사항	가중치	우선순위	요인명	가중치	우선순위
제조AI 기술	0.233	3	제조데이터 수집 인프라	0.348	1
			제조AI 알고리즘	0.259	2
			사이버 보안	0.151	3
			제조특화 클라우드 플랫폼	0.150	4
			AR, VR, XR 기반 디지털 트윈	0.092	5
제조AI 인재	0.230	4	솔루션 공급기업 제조 AI 인력수준	0.253	1
			현상공장 제조 AI 인력수준	0.227	2
			제조AI 교육지원 정부사업	0.217	3
			제조AI 교육 컬리큘럼	0.202	4
			제조AI 대학 연계체계	0.101	5

4. 논의

본 연구는 기존 문헌연구와 전문가 기반 실증분석을 통하여 제조데이터, AI 기반 중소 제조기업 혁신을 위해 추진되어야 할 핵심정책을 도출하고자 하였다. ‘제조AI 기술’, ‘제조AI 인재’, ‘제조AI 데이터’, ‘제조AI 생태계’의 네 가지 주요 고려사항과 세부변수에 대한 우선순위를 분석하였다.

클러스터 간 비교를 살펴보면 ‘제조AI 생태계(0.272)’, ‘제조AI 데이터(0.265)’, ‘제조AI 기술(0.233)’, ‘제조AI 인재(0.230)’ 순으로 중요도가 나타났다. 이는 4차 산업혁명 시대에 부합하는 제조데이터, AI 기반 중소 제조기업의 핵심정책을 구축할 때, 모범사례(Best Practice)를 기반으로 중소 제조기업의 제조AI 접목을 위한 중소 제조기업의 인식개선이 선결되어야 함을 시사한다. 동시에 이는 제조AI 기술의 도입의지가 있어 연구·개발(R&D), 제조AI 현장 실증(PoC, Proof of Concept)에 성공한 혁신기업이 자금조달 및 시장확장의 어려움을 겪어 데스밸리(Death Valley)에 빠지는 위험을 제거해주는 것이 핵심정책 수립과정의 주안점을 의미한다. 즉, 다양한 참고사례의 축적과 단기와 장기 모두를 지원할 수 있는 제조AI 정책이 고려되었을 때 제조AI 효과의 증분확대를 견인하는 양질의 제조AI데이터셋 확보 및 AI 기술 고도화가 달성될 수 있다는 것을 뜻한다. 그리고 제조현장에서 제조데이터·AI의 활용도를 높이고 이를 운영하고 또한 AI 솔루션 개발의 고도화를 견인할 수 있는 실무형 제조AI 인재를 육성 및 확보할 수 있다고 해석할 수 있다.

각 클러스터에 포함된 세부변수 사이의 중요도 비교는 다음과 같다. 첫째, 가장 중요도가 높게 나타난 ‘제조AI 생태계’ 고려사항에서는 ‘모범사례(Best Practice)(0.416)’, ‘제조AI value network(0.170)’, ‘공급사슬 최적화(0.158)’ 순으로 상위 3개의 변수 중요도가 도출되었다. 분석결과 특이사항으로 ‘모범사례’ 요인의 중요도가 타 요인보다 2배 이상 높게 나타났다. 이는 아직까지 현장공장 내 어떤 제조AI 기능이 구현되어 생산성과 품질이 향상될 수 있는지 알기가 어렵기에 업종별 AI 기술 보고서 형태로 알려주는 것이 제조AI 혁신생태계 활성화에 가장 중요한 것을 시사한다. 그리고 두 번째로 높게 나타난 ‘제조AI value network’는 제조AI 기술은 실제 4차 산업혁명 융합기술의 통합화로 실현되며 이를 위해 여러 요소기술(IoT, Cloud, AI 알고리즘, GPU 등)에 가치가 있고, 이를 통합화하여 하나의 완성된 가치로 제조기업에게 제공해야 수행성과의 효율성이 보장될 수 있다는 것을 뜻한다. 그 다음 제조AI value

network 안에서 제조업체의 필수자재 공급, 비용절감, 리스크 회복탄력성 증진을 위한 공급사슬 최적화가 필요함을 제시한다.

중요도가 두 번째로 높게 나타난 ‘제조AI 데이터’ 고려사항에서는 ‘제조데이터 품질(0.263)’, ‘제조AI데이터셋(0.239)’, ‘제조데이터 전처리(0.178)’ 순으로 상위 3개의 변수 중요도가 도출되었다. 분석결과는 AI기반 제조기업의 혁신을 위해서 우선, 제조AI를 위한 유의미한 고품질의 제조데이터의 현장 확보방안이 제조AI 데이터 정책수립의 핵심이라는 것을 시사한다. 그다음 고품질의 데이터를 데이터 필드와 형식에 맞게 제조AI데이터셋으로 정리할 수 있어야 한다. 그리고 실제 제조AI 모델의 정확도를 향상하기 위해 제조AI데이터셋 내 전처리를 수행해야 한다. 중소 제조기업의 경우, 생산공정 자동화로 다양한 현장데이터를 실시간으로 생산하는 경우라도 AI 분석목적에 맞는 양질의 제조데이터 수집체계를 갖추지 못한 경우가 다수 존재하므로 업종별, 수준별로 체계적인 가이드라인 지원이 필요하다.

중요도가 세 번째로 높게 나타난 ‘제조AI 기술’ 고려사항에서는 ‘제조데이터 수집 인프라(0.348)’, ‘제조AI 알고리즘(0.259)’, ‘사이버 보안(0.151)’ 순으로 상위 3개의 변수 중요도가 도출되었다. 분석결과는 제조AI 기술 관련 정책 기획 시, 우선 스마트공장에서 발생하는 다양한 제조데이터를 활용한 AI 분석을 위해 확보할 수 있는 하드웨어단의 수집·저장 인프라 구축을 우선하여 고려해야 한다는 점을 제시한다. 장비로부터 센서가 부착되어 있지만 제조데이터가 휘발적으로 생성되어 실제 AI 분석에서 활용할 제조데이터가 없는 경우가 종종 존재한다. 그러므로 방대한 양의 제조데이터를 손실없이 저장·관리할 수 있는 DSMS(Data Stream Management System)에 대한 기술적 지원이 필요하다. 이후 양질의 제조 빅데이터를 정확도 높게 처리할 수 있는 제조AI 알고리즘 또한 축적 및 고도화되어야 함을 시사한다. 그리고 제조데이터는 제조기업의 사활을 결정지을 수 있는 품질 노하우가 내포되어 있다. 이에 제조AI 알고리즘을 안전하게 활용하기 위해 보안기술의 중요성이 확인되었다.

마지막으로 중요도가 네 번째로 높게 나타난 ‘제조AI 인재’ 고려사항에서는 ‘솔루션 공급기업 제조AI 인력수준(0.253)’, ‘현장공장 제조AI 인력수준(0.227)’, ‘제조AI 교육지원 정부사업(0.217)’ 순으로 상위 3개의 변수 중요도가 도출되었다. AI 기반 중소 제조 생태계의 전반적인 디지털 혁신을 위해서는 솔루션 공급기업의 제조AI 인력수준을 향상함과 동시에 현장공장 내 AI 인력수준을 함께 향상해야 함을 시사한다. 그리고 더욱 체계적인 제조AI 교육과 국가 경쟁력 향상을 위해 정부의 제조AI 사이언티스트 육성사업을 수행하는 것이 필요함을 제시한다. 이를 통해 현장공장 인력의 제조데이터 및 AI 활용도 증진을 견인할 수 있다.

5. 결 론

최근 세계적으로 4차 산업혁명 패러다임의 가속화와 함께 제조 선진국에서는 디지털 전환(digital transformation)을 통한 지속적인 경쟁우위 확보 및 강화방안을 모색하고 있다. 이를 위해 제조데이터와 AI의 현장적용 및 고도화를 강조하고 있다. 이에 따라 국내에서도 제조AI 기반 스마트 제조혁신 전략 및 정책지원 모색이 그 어느 때 보다 필요한 시점이다. 본 연구에서는 국내 제조 생태계에서 기업 수 기준 97% 이상을 차지하는 중소 제조기업을 대상으로 제조데이터·AI 기반 정책수립 시 핵심 고려사항 및 세부요인을 도출하였다. 또한, AHP 방법론을 활용하여 핵심 고려사항 및 세부요인별 정량적 우선순위와 그 함의를 제시하였다. 우선, 국내 제조AI 핵심 고려사항으로 ‘제조AI 기술’, ‘제조AI 인재’, ‘제조AI 데이터’, ‘제조AI 생태계’가 존재하는 것으로 나타났다. 다음으로 실증분석 결과, 4가지의 핵심 고려사항의 중요도는 ‘제조AI 생태계(0.272)’, ‘제조AI 데이터(0.265)’, ‘제조AI 기술(0.233)’, ‘제조AI 인재(0.230)’로 나타났다. 이는 도출된 4가지 관점의 중요도가 비슷한 수준을 유지하고 있으므로 균형있는 제조AI

정책을 개발 및 추진할 수 있어야 함을 의미한다. 4가지 관점별로 가장 중요도가 높은 세부변수를 살펴보면 ‘제조AI 생태계’ 관점에서는 모범사례(Best Practice), ‘제조AI 데이터’ 관점에서는 제조데이터 품질 관리체계, ‘제조AI 기술’ 관점에서는 제조데이터 수집 인프라, ‘제조AI 인재’ 관점에서는 ‘솔루션 공급기업의 제조AI 인력수준’이 나타났다. 이러한 분석결과를 종합하면 국내 중소 제조기업을 위한 ‘제조AI 기술’은 생태계를 형성하는 초기 단계에서 이제 막 성장기 단계에 들어섰다고 분석된다. 결과적으로 국내 ‘제조AI 생태계’의 지속 가능한 성장을 위해서는 본 연구결과와 같이 제조현장에 AI 적용 경험을 보유한 혁신 제조기업의 모범사례를 지렛대로 중소 제조기업의 AI 사업모델을 적용·강화할 기회를 제공하고, 양질의 제조데이터 수집, 저장, 분석을 위한 핵심 인프라 구축, 그리고 제조AI 도입기업의 실효성을 보장할 수 있는 제조AI 솔루션 공급기업 인력 육성을 입체적으로 반영할 수 있는 정책이 수립되어야 한다. 본 연구는 국내 제조기업 현장 이슈 및 주요국의 정책보고서를 기반으로 이론적 관점을 마련하고 전문가 기반 실증분석을 거쳤다는 점에서 이론 및 실무적 의미가 있다고 할 수 있다. 아울러 국내 중소 제조기업을 위한 AI정책 로드맵을 개발 및 개선 시 본 연구결과가 도움이 될 것으로 기대된다. 본 연구는 핵심 고려사항 간 계층적 독립성 기반의 AHP 방법론을 적용하여 핵심정책 간 관계를 설명할 수 없는 한계점이 존재한다. 후속연구에서 ANP(Analytic Network Process) 방법론을 적용하여 핵심정책 간 네트워크 구조 및 피드백을 반영한다면 정책별 상호작용 효과까지 파악할 수 있는 더욱 발전된 연구결과를 도출할 수 있을 것이다.

REFERENCES

- Arinez, J. F., Chang, Q., Gao, R. X., Xu, C., and Zhang, J. 2020. Artificial intelligence in advanced manufacturing: Current status and future outlook. *Journal of Manufacturing Science and Engineering* 142(11):110804.
- Bagheri, B., Rezapoor, M., and Lee, J. 2020. A unified data security framework for federated prognostics and health management in smart manufacturing. *Manufacturing Letters* 24:136-139.
- Belhadi, A., Kamble, S., Fosso Wamba, S., and Queiroz, M. M. 2021. Building supply-chain resilience: an artificial intelligence-based technique and decision-making framework. *International Journal of Production Research* 60(14):4487-4507
- Bundesregierung, D. 2020. Strategie Künstliche Intelligenz der Bundesregierung. Fortschreibung.
- Celikok, K. and Saatcioglu, C. 2020. Effects of German-Turkish industrial policies on manufacturing industry competitiveness. *Sakarya İktisat Dergisi* 9(4):405-434.
- Cerquitelli, T., Pagliari, D. J., Calimera, A., Bottaccioli, L., Patti, E., Acquaviva, A., and Poncino, M. 2021. Manufacturing as a data-driven practice: methodologies, technologies, and tools. *Proceedings of the IEEE* 109(4):399-422.
- Chatterjee, S., Rana, N. P., Dwivedi, Y. K., and Baabdullah, A. M. 2021. Understanding AI adoption in manufacturing and production firms using an integrated TAM-TOE model. *Technological Forecasting and Social Change* 170:120880.
- Choi, Yun-Hyeok and Myung, Jaekyu. 2019. The Exploratory Study on the Manpower Training Plans by Smart Manufacturing Technology Level. *Journal of Practical Engineering Education* 11(2):269-282.
- Chong, Hye Ran, Bae, Kyoung Han, Lee, Min Koo, Kwon, Hyuck Moo and Hong, Sung Hoon. 2020. Quality Strategy for Building a Smart Factory in the Fourth Industrial Revolution. *Journal of the Korean Society for Quality Management* 48(1):87-105.
- Dogan, A., and Birant, D. 2021. Machine learning and data mining in manufacturing. *Expert Systems with Applications*

166:114060.

- Fan, Y., Yang, J., Chen, J., Hu, P., Wang, X., Xu, J., and Zhou, B. 2021. A digital-twin visualized architecture for Flexible Manufacturing System. *Journal of Manufacturing Systems* 60:176–201.
- Fisher, O., Watson, N., Porcu, L., Bacon, D., Rigley, M., and Gomes, R. L. 2018. Cloud manufacturing as a sustainable process manufacturing route. *Journal of Manufacturing Systems* 47:53–68.
- Harris, G., and Caudle, L. 2019. A systems approach to establishing an advanced manufacturing innovation institute. *Systems* 7(3):41.
- Holroyd, C. 2022. Technological innovation and building a ‘super smart’ society: Japan’s vision of society 5.0. *Journal of Asian Public Policy* 15(1):18–31.
- Ignaccolo, M., Inturri, G., García-Melón, M., Giuffrida, N., Le Pira, M., and Torrisi, V. 2017. Combining Analytic Hierarchy Process (AHP) with role-playing games for stakeholder engagement in complex transport decisions. *Transportation Research Procedia* 27:500–507.
- Kim, Ik-Seung. 2020. A Study on the Success Cases of the German Automated Smart Factories, a key research subject to the Fourth Industrial Revolution, and the Introduction of Smart Factories to Korea: Proposal of Policies and Strategies for the Construction of Smart Factories in Korea. *Asia-Europe Perspective Association* 17(3):189–213.
- Kim, In-Seong and Bae, Kheesu. 2021. An analysis of Efficiency on the SME support policies and management performance. *Journal of the Korean Entrepreneurship Society* 16(5):43–69.
- Kim, K., Kang, G., Kim, J., Oh, T., Lee, H., and Son, W. 2019. Innovative Growth Strategy in the US, Europe, and Japan. *Korea Institute for International Economic Policy Research Report* 15(1).
- Kim, Young Hyun and Ha, Jin Shik. 2022. A Study on the Development and Institutionalization Plan of a Quantitative Evaluation Model of Defense Quality. *Journal of the Korean Society for Quality Management* 50(2):183–197.
- Kinkel, S., Baumgartner, M., and Cherubini, E. 2022. Prerequisites for the adoption of AI technologies in manufacturing—Evidence from a worldwide sample of manufacturing companies. *Technovation* 110:102375.
- Kuhn, C., and Lucke, D. 2021. Supporting the digital transformation: a low-threshold approach for manufacturing related higher education and employee training. *Procedia CIRP* 104:647–652.
- Kumar, A. 2021. National AI Policy/Strategy of India and China: A Comparative Analysis.
- Mantravadi, S., Chen, L. I., and Møller, C. 2019. Multi-agent Manufacturing Execution System (MES): Concept, architecture & ML algorithm for a smart factory case. In *21st International Conference on Enterprise Information Systems, ICEIS 2019:477–482*.
- Promyoo, R., Alai, S., and El-Mounayri, H. 2019. Innovative digital manufacturing curriculum for industry 4.0. *Procedia Manufacturing* 34:1043–1050.
- Riahi, Y., Saikouk, T., Gunasekaran, A., and Badraoui, I. 2021. Artificial intelligence applications in supply chain: A descriptive bibliometric analysis and future research directions. *Expert Systems with Applications* 173:114702.
- Saaty, T. L., and Ramanujam, V. 1983. An objective approach to faculty promotion and tenure by the analytic hierarchy process. *Research in Higher Education* 18(3):311–331.
- Sagodi, A., Engel, C., Schniertshauer, J., and Van Giffen, B. 2022. Becoming Certain About the Uncertain: How AI Changes Proof-of-Concept Activities in Manufacturing—Insights from a Global Automotive Leader. In *Proceedings of the 55th Hawaii International Conference on System Sciences*.
- Samuel, J., Spackman, C., Ruff, L., Crucetti, J. J., Chiappone, S., and Schadler, L. 2016. A research university and community college collaboration model to promote micro-manufacturing education: preliminary findings. *Procedia Manufacturing* 5:1168–1182.

- Satty, T. L. 1980. The Analytic Hierarchy Process-Planning, Priority Setting, Resource Allocation. McGraw-Hill: Basel; p 287.
- Seo, Jaehong, Park, Junsung, Yoo, Joonwoo and Park, Heejun. 2021. Anomaly Detection System in Mechanical Facility Equipment: Using Long Short-Term Memory Variational Autoencoder. Journal of the Korean Society for Quality Management 49(4):581-594.
- Tao, F., Qi, Q., Liu, A., and Kusiak, A. 2018. Data-driven smart manufacturing. Journal of Manufacturing Systems 48:157-169.
- Ulnicane, I. 2022. Artificial Intelligence in the European Union: Policy, ethics and regulation. In The Routledge Handbook of European Integrations. Taylor & Francis.
- Victor, O. E., and Kayang, K. K. 2019. Technology, Innovation and National Manufacturing Competitiveness. European Journal of Business and Management Technology 11(4):1-8.
- Vladimirovna, N. E., and Zayed, N. M. 2021. Digital Industrialization: Entrepreneurial Features of Advanced Nations Innovation Policies During Industrial Revolution 4.0. Academy of Entrepreneurship Journal 27(6):1-9.
- Wang, B., Zheng, P., Yin, Y., Shih, A., and Wang, L. 2022. Toward human-centric smart manufacturing: A human-cyber-physical systems (HCPS) perspective. Journal of Manufacturing Systems 63:471-490.
- WEF. 2021. Global Lighthouse Network: Unlocking Sustainability through Fourth Industrial Revolution Technologie.
- Wilson, S. 2020. Building apparel manufacturing competitiveness through policy—a system dynamics approach. Journal of Fashion Marketing and Management. An International Journal 24(2):277-302.
- Xu, K., Li, Y., Liu, C., Liu, X., Hao, X., Gao, J., and Maropoulos, P. G. 2020. Advanced data collection and analysis in data-driven manufacturing process. Chinese Journal of Mechanical Engineering 33(1):1-21.
- Yu, Kwang-Hyun. 2016. A Study on the Effective Reshoring Policy for Uplift Manufacturing Competitiveness in Domestic Manufacturing. Journal of International Trade & Commerce 12(3):431-447.
- Zahedi, F. 1986. The analytic hierarchy process-A survey of the method and its applications. Interfaces 16(4):96-108.

저자소개

- 김일중** 한양대학교에서 경영정보시스템(MIS) 박사학위를 취득하였다. 현재 한국과학기술원(KAIST) 제조AI빅데이터센터의 책임교수 및 센터장으로 재직 중이다. 주요 관심분야는 Digital Convergence Technology, Smart Factory, Manufacturing data & AI analysis, Platform, Human-computer Interaction, Social Innovation 등이다.
- 김우순** 충남대학교에서 특허법무 석사학위를 취득하였으며 현재 중소벤처기업부에서 국장으로 재직 중이다. 주요 관심분야는 중소 제조기업과 소상공인의 경쟁력을 높이기 위한 데이터와 AI의 활용 등이다.
- 김준영** 한국과학기술원(KAIST)에서 항공우주공학 박사학위를 취득하고 현재 SK 증권 신기술투자2팀 팀장으로 재직 중이다. 주요 관심분야는 스마트 제조, 신재생 에너지, 차세대 모빌리티, 친환경 소재 등이다.
- 채희수** 현재 한양대학교 경영학과 박사과정 중이며, 한국과학기술원(KAIST) 제조AI빅데이터센터의 선임연구원으로 재직 중이다. 주요 관심분야는 Smart Factory, Big Data Analysis, Manufacturing data Analysis, Manufacturing AI, Knowledge Management 등이다.
- 우지영** 현재 충남대학교 경영학과에서 석사과정 중이며, 한국과학기술원(KAIST) 제조AI빅데이터센터의 연구원으로 재직 중이다. 주요 관심분야는 AI Manufacturing Use-Case, Education manufacturing AI-Bigdata 등이다.

- 도경민** 한밭대학교 정보통신공학 석사학위를 취득하였으며, 현재 한국과학기술원(KAIST) 제조AI빅데이터센터의 연구원으로 재직 중이다. 주요 관심분야는 AI Manufacturing Process Analysis and Data Standard 등이다.
- 임성훈** 미국 Pennsylvania State University에서 산업공학 박사학위를 받았다. 현재 울산과학기술원(UNIST)에서 산업지능화연구소 연구소장과 산업공학과 부교수로 재직중이다. 주요 관심분야는 산업인공지능과 스마트제조/스마트공장 등이다.
- 신민수** 영국 Cambridge University에서 제조경영 및 의사결정 박사학위를 취득하고 현재 한양대학교 경영대학 교수로서 그리고 한양대학교 경영대학 비즈니스 인포매틱스 학과장으로 재직 중이다. 주요 관심분야는 빅데이터 분석 및 전략, 기계학습, 제조 최적화, ICT 산업 분석 및 전략 등이다.
- 이지은** 한양대학교 정보기술경영학과 박사학위를 취득하고, 현재 한양사이버대학교 경영정보·AI비즈니스학과에 부교수로 재직하고 있다. 주요 관심분야는 인공지능/빅데이터, 기술경영, 인력양성 등이다.
- 김홍남** 미국 Pennsylvania State University에서 전산학 박사학위를 취득하고 한국전자통신연구원 원장을 역임하였다. 현재 KAIST K-Industry4.0 추진본부장(부총장급)으로 재직 중이다. 주요 관심분야는 Technology of the 4th Industrial Revolution, Smart Factory, Manufacturing data & platform, AI, Business Process, Embeded SW 등이다.