

Comparative Analysis of AI Adoption Strategies Between Manufacturing Firms and Solution Providers

Dongsu Lee*, Young-Geun Park*, Gitaek Oh*, Hanjin Lee**

*Ph.D, Department of Digital Management, Korea University, Sejong, Korea

**Professor, School of Creative Convergence Education, Handong Global University, Pohang, Korea

[Abstract]

This study investigates the key factors influencing the adoption intention of AI solutions among small and medium-sized enterprises (SMEs), with a focus on the differences in perception between demand-side firms (manufacturers) and supply-side firms (solution providers). The research model incorporates information quality, system quality, and organizational environment as independent variables; perceived usefulness and trust as mediators; and adoption intention as the dependent variable. The empirical findings reveal that supply-side tend to exhibit more optimistic perceptions regarding system quality and reliability, whereas demand-side show higher levels of concern related to costs and uncertain returns on investment. Moreover, the two groups demonstrate distinct priorities for AI application and concerns during implementation. This study offers theoretical contributions and provides practical insights for SMEs.

▶ **Key words:** Artificial Intelligence, SMEs, System Quality, Adoption Intention, AI Adoption

[요 약]

본 연구는 중소기업을 대상으로 인공지능(AI) 솔루션 구축의도에 영향을 미치는 요인을 실증적으로 분석하고, 수요기업(제조기업)과 공급기업(솔루션 제공기업) 간 인식 구조의 차이를 규명하고자 한다. 정보품질, 시스템품질, 조직환경을 독립변수로 설정하고, 인지된 유용성과 신뢰성을 매개변수로, 구축의도를 종속변수로 하여 구조적 관계를 검증하였다. 분석 결과, 공급기업은 전반적으로 높은 인식 수준을 보였으며, 수요기업은 비용 및 ROI에 대한 우려가 크다는 점에서 AI 도입에 보수적인 태도를 취하고 있음을 확인했다. 또한, AI 활용 우선순위와 구축 시 우려사항 측면에서도 기업 유형 간 뚜렷한 차이를 보였다. 본 연구는 중소기업의 AI 도입 전략 수립을 위한 정책적·실무적 시사점을 제공하며, 기술수용이론과 정보시스템 성공모형을 접목한 분석틀의 확장 가능성을 제시한다.

▶ **주제어:** 인공지능, 중소기업, 시스템 품질, 구축의도, AI도입

- First Author: Dongsu Lee, Corresponding Author: Hanjin Lee
- *Dongsu Lee (leedongsu.kr@gmail.com), Department of Digital Management, Korea University
- *Young-Geun Park (fl9871@naver.com), Department of Digital Management, Korea University
- *Gitaek Oh (rlxorgkfn@naver.com), Department of Digital Management, Korea University
- **Hanjin Lee (cus@handong.edu), School of Creative Convergence Education, Handong Global University
- Received: 2025. 08. 25, Revised: 2025. 09. 22, Accepted: 2025. 10. 08.

I. Introduction

디지털 기술의 발전은 제조업의 구조적 변화를 이끌고 있으며, 특히 인공지능(AI)은 생산 자동화, 예측 정비, 품질 검사 등 다양한 분야에서 핵심 기술로 자리잡고 있다 [1]. 이러한 기술의 확산은 단순한 효율성 향상을 넘어 기업 경쟁력 강화와 경영 전략의 전환을 촉진하고 있다[2].

중소기업 역시 이러한 변화 속에서 중요한 역할을 기대 받고 있으나, 재정과 인력, 인프라 측면의 제약으로 인해 AI 도입에 소극적인 경향을 보인다[3]. 특히 중소 제조기업은 비용 대비 실효성을 중시하며, 이는 기술 수용 과정에서 중요한 변수로 작용한다. 정부는 스마트공장 구축과 AI 활용 지원 등 다양한 정책을 통해 중소기업의 디지털 전환을 촉진하고 있으나, 현장 수요와의 괴리를 해소하지 못할 경우 실질적 효과는 제한적일 수 있다[4]. 따라서 정책 수립에 앞서 현장의 인식 구조와 기술 도입 결정요인을 정밀하게 파악하는 것이 필요하다.

요컨대 AI 기술의 수요자(제조기업)와 공급자(솔루션기업) 간 인식 차이는 기술 수용의 장애요인이 될 수 있다 [5]. 공급자는 기술적 성능과 확장성에 중점을 두는 반면, 수요자는 사용 편의성과 유지관리, 비용 부담을 중요하게 고려한다. 이로 인해 동일한 기술에 대해 기대효과나 우선순위에 대한 인식 차이가 발생하며, 이는 구축 의사결정의 비대칭성과 실패 가능성을 높인다[6].

기존 연구는 대기업 중심이거나 성공 사례에 치우쳐 있으며[5,6], 중소 제조기업을 대상으로 한 실증적 접근은 부족한 실정이다. 특히 수요자와 공급자 간 인식 차이를 비교한 연구는 드물다. 본 연구는 기술수용모형(TAM), 정보시스템 성공모형(ISSM), 기술-조직-환경(TOE) 프레임워크를 기반으로 AI 구축의도에 영향을 미치는 요인을 다면적으로 분석하고[7], 기업 유형 간 인식 차이를 실증적으로 비교하고자 한다.

이에 본 연구 목적은 다음과 같다. 첫째, 정보품질, 시스템품질, 조직환경이 인지된 유용성과 신뢰성에 미치는 영향을 분석하고, 이들 요인의 간접적 영향력을 검증한다. 둘째, 기업 유형 간 연구모형의 변수 차이를 통해 AI 구축 의사결정에 미치는 영향을 분석한다. 셋째, 도입 우선순위와 우려사항의 차이를 비교하여 유형별 전략 수립의 필요성을 제시한다. 논문은 총 4부분으로 구성되며, 이론적 배경과 선행연구(II), 실증분석 결과(III), 결론 및 시사점(IV)을 순차적으로 다룬다.

II. Preliminaries

1. Definition and Economic Role of Small and Medium Enterprises (SMEs)

1.1 Concept and Scope of SMEs

중소기업은 「중소기업기본법」에 따라 일정 기준 이하의 매출, 자산, 종업원 수를 갖춘 독립 경영체로 정의된다[4]. 구체적으로 업종별 매출 기준은 제조업의 경우 최대 1,500억 원 이하이며, 자산 총액은 5,000억 원 미만이어야 하고, 대기업의 자회사와 같은 종속적 구조가 아닌 독립적인 지배구조를 유지해야 한다[8].

중소기업은 경제 전체에서 차지하는 비중이 매우 높으며, 2022년 기준 전체 기업 수의 99.9%를 차지하고 있고, 고용 면에서도 전체 종사자의 약 81%가 중소기업에 근무하고 있다[6]. 제조업 분야에서도 약 18%의 종사자가 중소 제조기업에 종사하고 있으며, 이는 국가 산업 생태계에서 중소기업의 기초적 역할을 명확히 보여준다.

1.2 Economic Significance of Small and Medium Enterprises (SMEs)

중소기업은 단순한 규모상 열위 기업이 아니라, 산업 공급망에서 핵심 부품 및 서비스를 제공하고, 기술 개발과 고용 창출에 기여하는 전략적 경제 주체다[8]. 일례로, 자동차 한 대를 생산하기 위해 약 3만 개 이상의 부품이 필요한데, 그 부품 대부분은 중소기업이 공급한다. 이러한 구조는 대기업의 경쟁력이 사실상 중소기업의 기술력과 품질 관리에 의존하고 있음을 의미한다[9].

아울러 중소기업은 지역경제 활성화, 창업 생태계 육성, 산업 다변화의 기반으로 기능하며, 코로나19 팬데믹과 같은 외부 충격에서도 산업 탄력성을 제공하는 역할을 수행하였다. 이러한 측면에서 중소기업의 경쟁력 강화는 곧 국가경제의 지속가능성 확보와 직결된다.

2. Digitalization of SMEs and the Promotion of Smart Factories

2.1 Level of Digitalization and the Digital Divide

중소기업의 정보화 수준은 지속적으로 향상되고 있으나, 대기업 대비 여전히 일정한 격차가 존재한다. 2024년 기준 중소기업의 정보화 수준은 평균 73.77점으로, 대기업을 100으로 보았을 때 약 90.3% 수준에 해당한다[4]. 특히 제조업 부문은 평균 71.7점으로, 전체 중소기업 평균보다도 다소 낮게 나타나고 있다. 이러한 격차는 인공지능, IoT, 클라우드 등 최신 디지털 기술 도입에 있어 중소기업

이 구조적으로 불리한 위치에 있음을 보여준대[6]. 정보 시스템의 부재, IT 인력 부족, 초기 투자비용 부담 등의 문제로 인해 실제 기술 수용 및 운영능력이 제한되는 경우가 많다[8].

2.2 Smart Factory Policies and Support for SMEs

정부는 이러한 문제를 해소하기 위해 다양한 스마트공장 지원 정책을 추진 중이다. 중소벤처기업부는 2023년 1,462억 원, 2024년 1,621억 원을 스마트제조 혁신 예산으로 편성하였다. 더불어 ERP, MES, SCM, QMS 등 정보 시스템 기반 솔루션 도입을 지원하고 있다[4]. 스마트공장 수준은 크게 5단계로 구분되는데, 대부분의 중소기업은 Level 1,2 수준(식별 및 모니터링)에 머무르고 있다[2]. 반면, Level 4,5(최적화, 자율화)는 설비, 데이터 기반의 의사결정, AI 예측 기능 등이 필수적이며, 상당한 재정 및 기술 역량을 요구한다[9].

스마트공장 구축 기업 중 다수(75.5%)가 기초단계에 머물고 있으며, 기업의 규모가 클수록 스마트화 수준이 향상되는 경향을 보였다. 지능형(스마트)공장 도입 범위는 부분 도입이 99.8%로 파악되며, 규모별로 중간 이상 수준의 비율을 살펴보면, 중견기업이 40.3%로 가장 높았고, 중소기업이 29.0%, 소기업이 22.6%로 나타나 기업 규모가 클수록 상대적으로 중간 이상 수준의 비율이 높은 경향을 보였다[4,6,8].

제조 현장의 디지털 전환을 실현하기 위해 정부는 맞춤형 컨설팅, AI 도입 로드맵, 데이터 기반 경영 분석 도구를 포함한 종합 패키지를 마련하고 있으나, 여전히 솔루션 도입과 운영 간 괴리를 해소하는 데 한계가 있다. 이는 단순한 시스템 도입보다 조직 내 인식 전환, 디지털 문화 형성, 실무자의 수용 태도 등 비기술적 요인의 중요성을 시사한다[10,11].

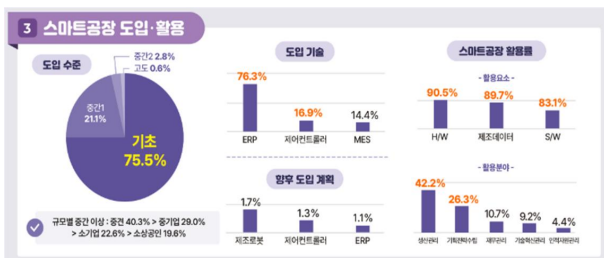


Fig.1. Implementation and Utilization of Smart Factory[4]

Statista의 설문조사에 따르면 인더스트리 4.0 기술 중 기업에 가장 큰 영향을 미칠 것으로 예상되는 기술로 IoT(74%)를 꼽은 응답자 비중이 가장 높게 나타났다[12].

산업용 IoT(IIoT)는 제조 공정에 대한 가시성과 제어를 크게 향상시켜 실시간 점검, 예측 분석 및 자원 관리 효율화를 가능하게 한다. 물론 인공지능의 발전으로 지능형 로봇과 자동화시스템이 고도화되어 더 복잡하고 정밀한 작업도 가능하다[13].

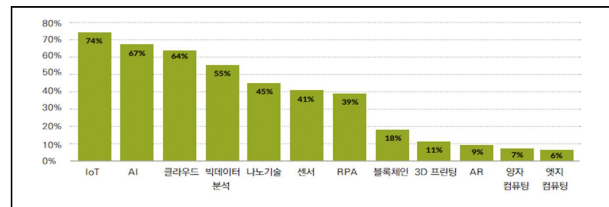


Fig. 2. Forecast of Impacts by Industry 4.0 Tech[11]

3. Application of Manufacturing AI Systems

3.1 Key Functions of Manufacturing AI

IDC의 전망에 따르면, 아시아 태평양 지역에서 2028년까지 인공지능 및 생성형 AI(GenAI)에 대한 지출 규모가 1,100억 달러에 달할 것으로 예상된다. 이와 같은 AI 기술의 확산 흐름 속에서, 실질적인 수익 창출이 가능하고 명확한 비즈니스 효과와 수익 구조로 연결되는 AI 기반 비즈니스 모델의 전환이 핵심 시장 동력으로 부각되고 있다[13].

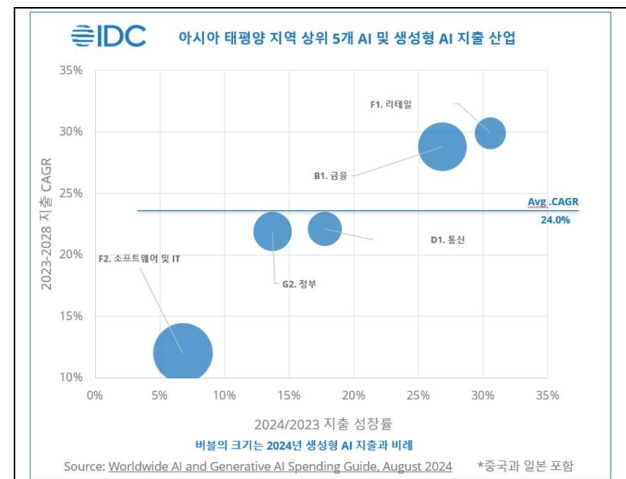


Fig. 3. AI and Generative AI Spending in the Asia-Pacific Region in 2024 [13]

제조업에서 인공지능은 기계학습, 딥러닝, 패턴인식 등의 기술을 기반으로 생산성 향상, 품질 개선, 공정 자동화를 실현할 수 있는 지능형 시스템을 의미한다. 특히 다음과 같은 분야에서 활용도가 높다.

- 1) 품질 검사 및 불량 감지: 이미지 기반 비전 시스템을 통한 실시간 검사,
- 2) 예지 정비: 설비 데이터를 기반으로 고장 가능성 사전 예측,
- 3) 수요 예측 및 자재 계획: 빅데

이터 기반 AI 분석을 통한 수요 시뮬레이션, 4) 생산 공정 최적화: 실시간 의사결정 지원 시스템과 연동된 공정 제어 등. 이러한 기술은 단일 기능 중심에서 벗어나, 스마트공장의 핵심 구성요소로 확장되고 있으며, 기존 IT 시스템(ERP, MES 등)과 통합되어 보다 전략적인 경영 의사결정을 가능하게 한다[14].

최근에는 단순한 정보 제공을 넘어 실제 행동을 수행할 수 있는 실행 중심의 인공지능 기술에 대한 수요가 확대되고 있다. 예측 기능만으로는 현실적인 문제 해결에 한계가 존재하기 때문에, 향후에는 문제를 인식하고 직접 조치를 취할 수 있는 실행형 인공지능(AI Agent)이 핵심 기술로 부상할 것으로 전망된다[15].

3.2 Current Status of AI Utilization in Small and Medium Manufacturing Enterprises

현재 중소기업의 AI 활용은 매우 제한적인 수준에 머무르고 있다. 2024년 조사에 따르면, 제조 중소기업의 47.9%는 일부 데이터만 수집하고 있으며, AI를 실제 운영에 적용하지 못하는 경우가 대부분이다. 또한 약 44.6%의 기업은 데이터 수집조차 하지 않는 것으로 나타났다[10].

이러한 현실은 단순한 기술 접근성의 문제가 아니라, ROI(투자 대비 수익)에 대한 신뢰 부족, 전문 인력 부재,

조직 내 디지털 수용 태도 등 복합적 제약 요인에 기인한다. 특히, AI 기술을 도입하더라도 실제로 기대한 성과를 체감하지 못하는 사례가 많아, 기술의 도입보다는 운영 안정성과 결과 신뢰성에 대한 우려가 확산되고 있다[4].

국내 인공지능 지원사업의 내용은 Table 1.과 같이 제시하였다.

3.3 Differences in perspectives between technology providers and consumers

솔루션 공급기업은 기술 성능, 정확도, 시스템 확장성 등을 강조하지만, 수요자인 제조기업은 비용 대비 효과, 운용 안정성, 사용자 편의성을 보다 중요하게 고려한다[16]. 이러한 관점의 불일치는 AI 기술의 확산과 수용에 있어 주요 저해요인으로 작용하며, 상호 간 신뢰 부족과 커뮤니케이션 미스매치로 이어질 수 있다.

따라서 AI 기술의 확산을 위해서는 기술적 우수성뿐 아니라 수요자 중심의 문제 해결 관점, 즉 '현장 중심의 적용성'을 동시에 고려하는 접근이 필요하다[17,18]. 특히, 기술 도입이 단순히 '있는 것'이 아니라, 실제로 '사용되는 것'이 되기 위해서는 인식 기반의 분석이 병행되어야 한다[19].

Table 1. Domestic AI Support Programs in Korea [4,9]

Program Name	Purpose	Support Details	Application Period	Additional Support
AI Voucher Support Program	Support for AI solution adoption by SMEs and mid-sized firms	Up to KRW 200 million for AI solution purchase	Every March 2025	Support for Cloud AI Solutions Using AI Semiconductors
Cloud AI Solution Using AI Semiconductors	Support for development of hyper-scale AI services	Development of public sector services using hyper-scale AI	~ May 2025	Expanded support for public institutions
High-Performance Computing Resource Support	Provide computing resources for AI development	GPU/NPU-based computing resources and development environments	~ June 2025	Additional support for AI research institutions
AI-Based Industrial Innovation Support	Promote industrial innovation through AI	Support for product development and innovative technologies using AI	~ December	Includes support for AI data acquisition and utilization
AI Startup Support Program	Support growth of AI startups	Office space, investment attraction, global expansion assistance	~ October 2025	Additional support for commercialization of AI technologies
AI R&D Funding Support	Support R&D for AI technology innovation	Funding for research institutions and companies	~ July 2025	Expanded support for AI research projects
AI Education & Talent Development Program	Nurture AI experts and skilled professionals	AI courses, mentoring, internship programs	~ November 2025	Support for AI workforce development and employment linkage
AI Commercialization Support	Support for commercialization of AI technologies	Technical development and testing for commercialization	~ September 2025	Expanded support for AI products and services
AI Data Acquisition & Utilization Support	Support for securing and utilizing AI data	Data collection, processing, and refinement support	~ June 2025	Support for building AI data sharing and utilization platforms

III. The Proposed Scheme

1. Research Model and Research Design

1.1 Theoretical Foundation of the Research

본 연구는 인공지능(AI) 기술의 도입 여부와 관계없이 관련 의사결정에 관여하는 중소기업 실무자를 대상으로, AI 솔루션 구축의도에 영향을 미치는 주요 요인을 실증적으로 분석하고자 한다. 이를 위해 정보시스템 성공모형(ISSM), 기술수용모형(TAM), 기술-조직-환경(TOE) 프레임워크를 통합하여 분석 틀을 구성하였다.

ISSM은 정보품질과 시스템품질이 사용자 만족 및 성과에 미치는 영향을 설명하며, 본 연구에서는 이 두 요소를 핵심 독립변수로 채택하였다[20]. TAM은 사용자의 기술 수용에 영향을 미치는 인지된 유용성 개념을 중심으로 도입의도를 설명하며[21], TOE는 조직환경이 기술 수용에 미치는 영향을 강조한다[1]. 이에 따라 본 연구는 조직환경을 추가 독립변수로 설정하였다.

특히 본 연구는 수요기업과 공급기업 간의 인식 차이를 분석함으로써, 동일 기술에 대한 기업 유형별 관점 차이를 실증적으로 규명하고자 한다.

1.2 Formulation of Research Hypotheses

이론적 기반을 바탕으로 총 9개의 연구가설을 설정하였다. 정보품질(H1), 시스템품질(H2), 조직환경(H3)은 인지된 유용성에 긍정적 영향을 미칠 것으로 가정하였으며, 동일한 세 변수(H4~H6)가 신뢰성에도 영향을 줄 것으로 예측하였다.

인지된 유용성(H7)과 신뢰성(H8)은 구축의도에 직접적인 영향을 미치는 요인으로 설정되었으며, 기업 유형에 따라 각 변수에 대한 인식 수준이 통계적으로 유의미한 차이를 보일 것(H9)이라는 가설을 추가하였다.

1.3 Conceptual Diagram of the Research Model

연구모형은 정보품질, 시스템품질, 조직환경이라는 세 가지 독립변수가 인지된 유용성과 신뢰성이라는 매개변수를 통해 구축의도에 영향을 미치는 구조로 설계되었다. 본 모형은 단순한 직선적 경로가 아닌 매개효과를 포함한 구조적 관계를 강조하며, 기업 유형 및 스마트공장 수준에 따른 경로 차이 분석이 가능하도록 구성되었다.

1.4 Operational Definitions of Variables and Measurement Instruments

각 변수는 선행연구를 기반으로 조작적 정의되었으며, 총 48개 문항으로 구성된 7점 리커트 척도를 통해 측정되었다 (Table 2). 정보품질은 데이터의 정확성, 적시성, 일관성으로 구성되며, 시스템품질은 사용 용이성, 응답 속도, 안정성 등을 포함한다.

Table 2. Survey Item Overview

Variable	Sub-Factors	Items
Information Quality	Expertise, Fairness, Explainability	12
System Quality	Ease of Use, Perceived Security, Operational Usefulness	12
Organizational Environment	Top Management Support, Organizational Innovativeness, Technological Readiness	12
Perceived Usefulness	-	4
Reliability	-	4
Adoption Intention	-	4

조직환경은 경영진의 지원, 협업 구조, 기술수용 분위기 등으로 정의되며, 인지된 유용성은 시스템이 업무 성과에 기여할 것이라는 기대 수준을 반영한다. 신뢰성은 시스템 및 공급자에 대한 신뢰를 포함하며, 구축의도는 실제 도입 의지를 의미한다.

기업 형태는 수요기업과 공급기업으로 구분되며, 스마트공장 수준은 '초기구축', '운영기반 구축', '고도화 구축'의 세 단계로 정의된다.

1.5 Research Subjects and Data Collection

조사대상은 국내 중소기업의 실무 종사자 중 AI 기술 관련 의사결정에 관여하는 인원을 중심으로 선정하였다. 수요기업(제조업)과 공급기업(AI 솔루션 제공업체)으로 구성된 응답자에게 총 500부의 설문지를 배포하였으며, 이 중 452부가 유효 응답으로 분석에 활용되었다.

자료 분석은 SPSS 28.0을 활용하여 탐색적 요인분석(EFA), 신뢰도 분석(Cronbach's α), 상관관계 및 다중공선성 진단(VIF)을 실시하였고, 주요 가설 검증은 다중회귀 분석을 통해 수행하였다. 기업 유형 간 인식 차이는 독립표본 t-검정을 통해, 스마트공장 수준에 따른 차이는 일원 분산분석(ANOVA)을 통해 분석하였으며, 매개효과의 유의성은 Sobel test를 통해 검증하였다.

Table 3. Demographic Characteristics of the Sample

Items	Classification	Samples		Total Composition (%)
		Manufacturer	Software	
Gender	Male	177	199	376(83.2)
	Female	42	34	76(16.8)
Age Group	20s	33	36	69(15.3)
	30s	105	69	133(29.4)
	40s	77	73	150(33.2)
	50s and above	45	55	100(22.1)
Organization Size	Less than 50	144	143	287(63.5)
	50~100	58	63	121(26.7)
	100~300	17	27	44(9.7)
Total		219	233	452(100.0)

2. Comparative Analysis of Research Model Variables Between AI Solution Providers and Manufacturing Firms

응답자가 중소 제조기업 소속인지, 솔루션 공급기업 소속인지에 따라 연구모형의 독립변수, 매개변수, 종속변수의 차이를 분석하기 위해 SPSS 28.0 통계 프로그램을 활용하여 독립표본 t-검정을 실시하였다. 먼저, 정보품질 특성간의 차이를 확인하고자 독립표본 t-검정을 진행한 결과, $t=8.372, p<.001$ 로 나타나 통계적으로 유의한 차이가 있는 것으로 확인되었다. 인공지능 솔루션의 정보품질 특성에 대해 솔루션기업은 평균 5.048로 중소 제조기업의 평균 4.421 보다 더 높게 인식하는 것으로 나타났다.

다음으로 시스템 품질 특성에 차이가 있는지를 확인한 결과, $t=5.256, p<.001$ 로 통계적으로 유의한 것으로 나타났다. 인공지능 솔루션의 시스템 품질 특성을 솔루션기업은 평균 4.751로, 중소 제조기업은 평균 4.408 보다 통계적으로 유의한 수준에서 더 높게 인식하는 것으로 분석되었다.

나아가 조직환경 특성의 차이를 검증한 결과, $t=4.588, p<.001$ 로 통계적으로 유의한 것으로 나타났다. 조직환경 특성에 대해 솔루션기업은 평균 4.790으로, 제조기업의 평균 4.442 보다 더 높게 인식하는 것으로 분석되었다.

Table 4. Perceived Usefulness by Business Type

구분	Perceived Usefulness			t(p)	
	N	Mean (M)	Standard Deviation (SD)		
Type	Manufacturer	219	4.452	1.503	-8.588(<.001)***
	Solution Provider	233	5.567	1.263	

* $p<.05$, ** $p<.01$, *** $p<.001$

Table 5. Reliability across business type

구분	Reliability			t(p)	
	N	Mean (M)	Standard Deviation (SD)		
Type	Manufacturer	219	4.694	1.401	-11.774(<.001)***
	Solution Provider	233	6.085	1.078	

* $p<.05$, ** $p<.01$, *** $p<.001$

아울러 Table 4.와 같이 매개변수인 인지된 유용성의 차이를 검증한 결과, $t=-8.588, p<.001$ 로 나타나 통계적으로 유의한 차이가 있는 것으로 확인되었다. 인공지능 솔루션의 인지된 유용성에 대해 솔루션기업은 평균 5.567로, 제조기업의 평균 4.452 보다 유의한 수준에서 더 높게 인식하는 것으로 확인되었다. Table 5. 와 같이 다른 매개변수인 신뢰성의 차이를 검증한 결과, $t=-11.774, p<.001$ 로 나타나 통계적으로 유의한 차이가 있는 것으로 확인되었다.

한편 인공지능 솔루션의 신뢰성에 대해 솔루션기업은 평균 6.085로 중소 제조기업의 평균 4.694 보다 유의하게 더 높은 것으로 나타났다. 마지막으로, 구축의도의 차이를 검증한 결과, $t=-25.728, p<.001$ 로 나타나 통계적으로 유의한 차이가 있는 것으로 확인되었다. 솔루션기업의 평균 6.561, 중소 제조기업의 평균 4.116으로 솔루션기업이 제조기업보다 구축의도가 유의한 수준에서 더 높은 것으로 나타났다.

Table 6. Analysis of Variable Differences According to Type

Item	Manufacturer (219)		Solution Provider(233)		t(p)	Results
	Mean (M)	Standard Deviation (SD)	Mean (M)	Standard Deviation (SD)		
Information Quality Attributes	4.421	.815	5.048	.774	-8.372 (<.001)***	Accept ¹⁾
System Quality Attributes	4.408	.693	4.751	.696	-5.256 (<.001)***	Accept
Organizational Environment	4.442	.843	4.790	.769	-4.588 (<.001)***	Accept
Perceived Usefulness	4.452	1.503	5.567	1.263	-8.588 (<.001)***	Accept
Reliability	4.694	1.401	6.085	1.078	-11.774 (<.001)***	Accept
Adoption Intention	4.116	1.313	6.561	.518	-25.728 (<.001)***	Accept

* $p<.05$, ** $p<.01$, *** $p<.001$

1) "Accept = 유형 간 평균차(t-test)가 통계적으로 유의함을 의미"

기업형태(제조기업 vs 솔루션기업)에 따른 변수(정보 품질, 시스템 품질, 조직 환경, 인지된 유용성, 신뢰성, 구축 의도)들의 차이를 확인한 결과를 정리하면, 솔루션기업이 제조기업보다 인공지능 솔루션에 대해 더 긍정적으로 인식하고, 조직 환경 측면에서도 더 우호적이며, 더 높은 구축의도를 보이고 있다.

수요기업에 해당하는 제조기업의 경우, 모든 변수 평균 값이 5.0 이하로 나타나 전반적으로 솔루션 공급기업에 비해 유의하게 낮은 수준임을 확인하였다. 제조기업들의 인공지능 솔루션 구축에 대한 기대치가 상대적으로 낮은 데 기인한 것으로 해석된다[9]. 따라서 제조기업의 인공지능 구축 의사결정을 유도하기 위해서는, 도입 이후 실질적인 성과를 입증할 수 있는 성공 사례를 제시하고, ROI 제고를 위한 전략적 방안을 마련하는 것이 중요하다.

3. Analysis of Differences in AI Utilization Priorities

중소기업 종사자를 대상으로 제조기업과 솔루션기업의 인공지능 솔루션 구축 우선 분야를 1순위부터 3순위까지 구분하여 체계적으로 조사하였다. 국내 중소 제조기업의 선도 사례에서 제시된 핵심 업무 영역을 토대로, 생산원가 절감과 생산성 향상에 직결되는 품질·검사관리 분야를 따로 분류하였다. 이는 제조기업 실무자와의 심층 인터뷰를 통해 해당 업무가 타 영역과는 구별되는 전략적 중요성을 지니는 것으로 인식되고 있음을 반영한 결과이다.

인공지능 구축 또는 예정분야에 대해 1, 2, 3순위로 조사한 결과는 Table 7.과 같다.

Table 7.에 제시된 인공지능 구축 분야 우선순위 분석 결과, 제조기업과 솔루션기업 모두 유사한 우선순위 분포를 보이는 것으로 나타났다.

일반 사무업무(예: 회계, 인사, 마케팅, 위험 관리 등)보다 품질·검사, 제품 개발, 제조 관련 업무(예: 생산공정, 물류, 설비 등)와 같이 생산 활동과 직접적으로 연관된 영역에 대한 인공지능 구축 수요가 상대적으로 높음을 시사한다. 이러한 경향은 Fig. 4.을 통해서도 명확히 확인할 수 있으며, Fig. 5.에 제조기업의 경우, 핵심 업무 중 하나인 품질 분야에 인공지능 솔루션을 구축하고자 하는 의도가 상대적으로 높게 나타났으며, 솔루션기업보다 더 높은 수준의 구축 의도를 보였다.

Table 7. Priority Areas for AI Implementation

Domain	Manufacturer				Solution Provider				Total	
	1st	2nd	3rd	Sum	1st	2nd	3rd	Sum	Quantity	%
Quality & Inspection Management	57	37	35	129	39	46	38	123	252	19.3
Product & Service Development	49	37	31	117	40	49	29	118	235	18.0
Production Process Optimization	29	26	31	83	36	29	38	103	199	15.2
Inventory, Logistics & Supply Chain	22	25	36	83	29	36	31	96	179	13.7
Equipment Predictive Maintenance	25	23	31	79	37	26	30	93	172	13.1
IT Tasks (Development & Security)	13	15	23	51	10	13	26	49	100	7.6
Order & Sales Optimization	3	10	7	20	11	11	9	31	51	3.9
Customer Support & Service	6	8	8	22	9	7	11	27	49	3.7
Finance, Accounting & Strategic Management	5	11	6	22	8	5	4	17	39	3.0
Marketing, Sales & Promotion	6	9	3	18	1	5	6	12	30	2.3
Recruitment & HR Management	0	6	7	13	6	4	5	15	28	2.1
Risk Management	4	2	1	7	7	2	6	15	22	1.7
Total	219	219	219	657	233	233	233	699	1,356	100

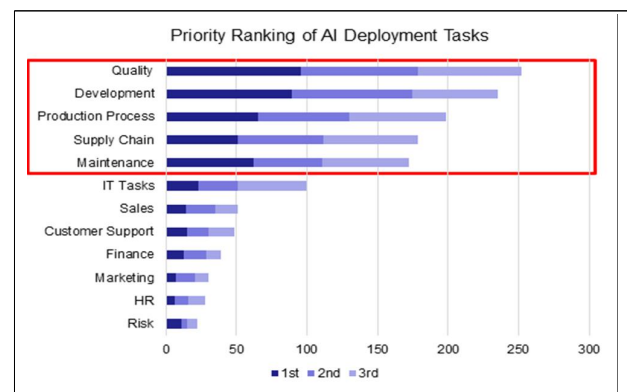


Fig. 4. Priority Ranking of AI Deployment Tasks

이러한 경향은 이미지 처리 장비 기술의 발전과 인공지능 기반 이미지 분석 기능의 고도화에 따른 기대감이 반영된 결과로 해석된다[22]. 특히, 제조 중소기업의 경우 매출 및 비용에 직접적인 영향을 미치는 품질 불량으로 인한 손실 비용이 높은 현실을 고려할 때, 품질·검사 관리 업무에 대한 우선적인 AI 적용 수요가 강하게 나타난 것으로 보인다.

아울러 반복적 기술 정보의 활용과 고비용 인건비가 수반되는 신제품 개발 업무, 그리고 자동화된 공정에서 공정 조건을 지속적으로 관리해야 하는 엔지니어링 업무 등도 인공지능 구축의 우선 적용 대상으로 인식되고 있는 것으로 확인되었대[23].

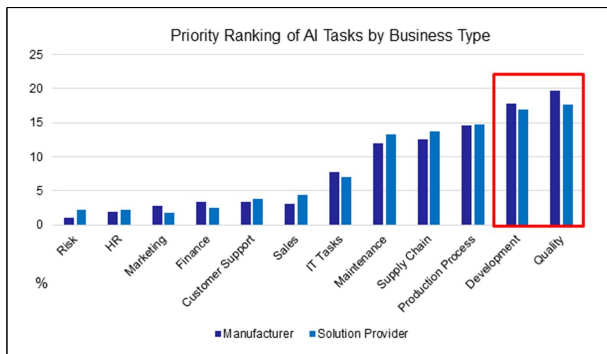


Fig. 5. Priority Ranking of AI Tasks by Business Type

제조기업과 솔루션기업 모두 인공지능의 활용 우선순위가 ‘품질·검사 관리’, ‘제품·서비스 개발’, ‘생산 공정 최적화’ 순으로 나타났다. 특히 제조기업의 경우, 품질 분야 업무에 대한 인공지능 솔루션 구축 의도가 가장 높은 것으로 확인되었으며, 이는 품질 관리가 중소 제조기업의 생산성과 직결되는 핵심 영역임을 반영하는 것으로 해석된다[24].

제조기업은 불량률 감소와 비용 절감 효과를 기대할 수 있는 품질·검사 분야에 대해 명확한 우선순위를 보인 것으로 나타났다. 솔루션기업 역시 제품 개발 및 생산 공정 최적화 분야에 높은 관심을 보였으나, 품질 분야에 대한 구축 의도는 제조기업에 비해 다소 낮은 수준이었다.

한편, 재무, 회계, 인사 등 일반적인 경영지원 업무에 대한 인공지능 활용 의도는 전반적으로 매우 낮게 나타났으며, 이는 실질적인 생산성과 직결되는 업무 영역에 대한 우선 구축 의지를 반영하는 것으로 해석된다. 이러한 결과는 특히 이미지 처리 기반 AI 기술의 발전과 해당 기술이 품질관리 업무에서 제공하는 높은 비용 대비 효율성이 중소기업의 인식과 구축 의도에 실질적 영향을 미치고 있음을 시사한다.

이러한 결과는 기존 선행 조사 및 연구에서는 제품·서비스 개발이 주요 인공지능 활용 분야로 가장 높은 응답률을 보였으며, 금융 산업에서는 신용평가, 챗봇, 위험 관리 등이 핵심 적용 영역으로 확인된 바 있다. 반면, 본 연구에서는 중소 제조기업 특유의 현실적 요구가 반영되어 품질 관리 분야가 가장 높은 우선순위로 부각되었다. 이는 인공지능 구축의 주요 동기가 불량률 저감을 통한 비용 절감이라는 실용적 관점에서 비롯된 것임을 보여준다.

Table 8. Core Results of Artificial Intelligence Applications

Applicable domain	Manufacturer	Solution Provider	Distribution %
Quality & Inspection Management	129 (1st: 57)	123 (1st: 39)	19.3%
Product & Service Development	117	118	18.0%
Production Process Optimization	83	103	15.2%
Inventory, Logistics & Supply Chain	83	96	13.7%
Equipment Predictive Maintenance	79	93	13.1%
Others (e.g., IT operations, marketing, risk management)	≒ 21%	≒ 23%	-

4. Comparative Analysis of Concerns in AI Development

중소 제조기업 및 솔루션기업을 대상으로 인공지능 솔루션 구축 시 우려되는 요소를 1순위부터 3순위까지 구분하여 조사하였다. 이에 대한 구체적인 조사 결과는 Table 9에 제시하였다.

Table 9. Risks Associated with AI Development

Type	Manufacturer				Solution Provider				Total	
	1st	2nd	3rd	Sum	1st	2nd	3rd	Sum	Quantity	%
Low Data Quality	42	22	29	93	43	45	36	124	217	16.0
Solution Complexity	47	36	23	106	31	42	33	106	212	15.6
High Investment Cost	34	22	40	96	38	32	42	112	208	15.3
Talent Shortage	20	31	23	74	20	29	25	74	148	10.9
Uncertain Results	16	27	26	69	19	17	29	65	134	9.9
Data Security Risks	15	26	14	55	24	14	28	66	121	8.9
Regulatory Compliance	14	17	19	50	15	20	11	46	96	7.1
IT Integration Issues	9	11	16	36	17	15	8	40	76	5.6
Change Resistance	13	17	14	44	12	9	11	32	76	5.6
AI Misuse	9	10	15	34	14	10	10	34	68	5.0
합계	219	219	219	657	233	233	233	699	1,356	100

제시된 인공지능 구축 시 우려사항에 대한 순위 분석 결과, 전체적으로는 ‘고품질 데이터의 부족’, ‘적절한 인공지능 기술이나 솔루션의 부재’, ‘기술 개발 등 초기 투자비용 부담’ 순으로 나타났다. 이러한 결과를 시각적으로 제시한 통합 그래프는 Fig. 6에 제시되어 있다.

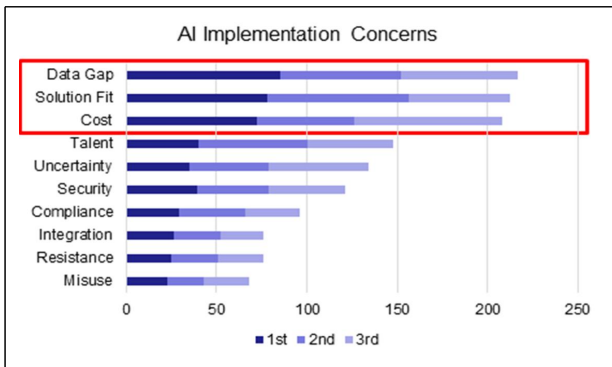


Fig. 6. Ranking of AI Implementation Concerns

기업 유형별로 살펴보면, 제조기업은 1순위로 ‘적절한 인공지능 기술이나 솔루션을 찾기 어려움’, 2순위로 ‘기술 개발 등 초기 투자비용 부담’, 3순위로 ‘고품질 데이터의 부족’을 우려사항으로 응답하였다. 반면, 솔루션기업의 경우 1순위로 ‘고품질 데이터의 부족’, 2순위로 ‘기술 개발 등 초기 투자비용 부담’, 3순위로 ‘적절한 인공지능 기술이나 솔루션의 부재’를 들었다.

이는 제조기업이 실제 제조현장에 적합한 AI 기술 또는 솔루션을 확보하는 데에 어려움을 겪고 있으며, 동시에 기술 개발 및 구축 초기 단계에서의 비용 부담에 대한 우려가 존재함을 시사한다. 또한, 제조기업의 응답에서 ‘고품질 데이터의 부족’이 3순위로 나타난 점은, 데이터 확보의 중요성에 대한 인식이 점차 확산되고 있음을 보여준다.

솔루션기업인 소프트웨어(SW) 기업은 제조기업이 고품질 데이터를 충분히 확보하지 못하고 있으며, 인공지능 구축을 위한 초기 투자비용에 대한 부담을 크게 느끼고 있음을 인지하고 있는 것으로 나타났다. 이에 따라 솔루션기업은 제조기업의 현실적인 제약을 해소할 수 있는 맞춤형 AI 솔루션의 필요성을 인식하고, 이를 개발하기 위한 노력을 지속하고 있는 것으로 확인되었다.

반면, 수요자인 제조기업은 데이터의 양적·질적 부족과 함께 인공지능 솔루션 구축에 따른 비용 부담으로 인해 구축을 유보하고 있는 경향이 확인되었다. Fig.7은 제조기업(219명)과 솔루션기업(233명) 간 응답 수의 차이를 보정하기 위해 각 항목을 백분율(%)로 환산하여 제시한 결과이다.

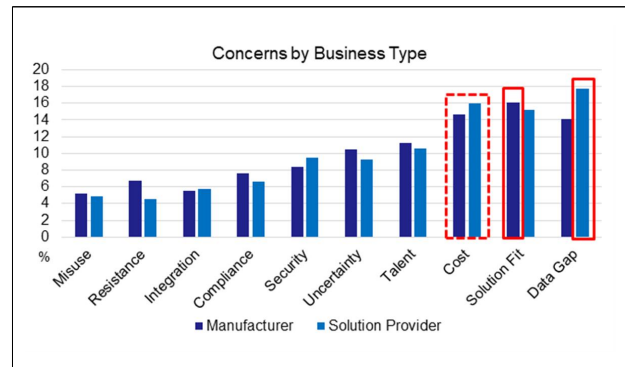


Fig. 7. Concerns by Business Type

시각화된 그래프에서 나타난 바와 같이, 솔루션기업은 제조기업의 데이터 부족 문제를 가장 큰 우려 요인으로 인식하고 있으며, 제조기업은 구축을 위한 기업의 솔루션이 없음을 가장 우려하였으며, 구축비용 및 투자 부담을 장애 요소로 지적하였다. 이러한 결과는 양측의 인식 차이를 반영하며, 제조기업의 인공지능 구축 활성화를 위해서는 성공사례를 구축을 위한 정책과 데이터 인프라 확충과 함께 초기 비용에 대한 실질적 지원정책 마련이 절실함을 시사한다.

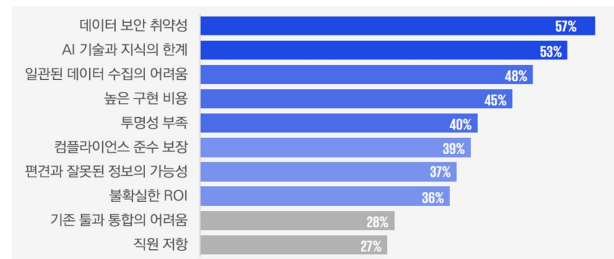


Fig. 8. Key Concerns When Implementing AI

마지막으로 Fig. 8. 23개국의 재무 임원 2,900명을 대상으로 실시한 인공지능 활용 실태 조사에 따른 데이터 신뢰 부족이 인공지능 솔루션 구축의 주요 장애요소 중 하나로 작용하고 있다는 동일한 결과를 나타냈으나, 제조기업이 느끼는 솔루션 부재의 문제는 솔루션기업이 눈여겨 보아야 할 것이다[17].

IV. Conclusions

1. Research Summary and Major Findings

본 연구는 인공지능(AI) 기술의 확산과 함께 점차 그 중요성이 커지고 있는 중소기업의 AI 솔루션 도입을 주제로, 수요기업(제조업체)과 공급기업(솔루션 제공자) 간의 인식

구조 및 구축의도 차이를 분석하였다. 특히 정보품질, 시스템품질, 조직환경이라는 독립변수가 인지된 유용성과 신뢰성을 매개로 구축의도에 어떠한 영향을 미치는지를 실증적으로 분석하였으며, 기업 유형에 따라 이러한 인식과 평가가 어떻게 달라지는지를 심층적으로 비교하였다.

분석 결과, 첫째, 공급기업은 전반적인 품질 특성(정보, 시스템, 조직)에 대해 수요기업보다 긍정적으로 인식하고 있었으며, 인지된 유용성과 신뢰성 수준 역시 더 높게 평가하였다. 이는 공급자의 입장에서 기술에 대한 자신감과 경험이 상대적으로 풍부하다는 점을 시사하며, 반대로 수요기업은 기술 도입에 있어 불확실성과 부담을 크게 느끼고 있음을 반영한다.

둘째, 인공지능 활용 분야에 대한 우선순위에서도 차이가 나타났다. 수요기업은 '생산관리'와 '품질검사' 등 공정 중심의 활용을 선호한 반면, 공급기업은 '고객지원' 및 '제품·서비스 개발'과 같이 고객 접점에서의 AI 적용에 더 높은 관심을 보였다. 이는 각 기업의 비즈니스 목표와 내부 역량의 차이에 따른 전략적 선택의 차이로 해석된다.

셋째, 인공지능 구축 시 우려사항에 대한 인식에서도 양 집단 간 상이한 양상이 나타났다. 수요기업은 도입 비용 부담, 내부 역량 부족, ROI 불확실성 등을 주된 저해 요인으로 지적하였고, 공급기업은 수요 예측의 어려움, 기술 유지보수, 데이터 보안 등 외부적 불확실성에 대한 우려가 상대적으로 높았다.

이러한 결과는 동일한 기술을 두고도 기업의 위치와 역할에 따라 전혀 다른 인식 구조가 형성될 수 있음을 시사하며, 단일한 정책이나 전략으로는 양측을 모두 만족시키기 어렵다는 현실을 보여준다.

2. Theoretical and Practical Implications

본 연구는 다음과 같은 학술적·실무적 시사점을 제시한다. 우선 본 연구는 정보시스템 성공모형(ISSM), 기술수용모형(TAM), TOE 프레임워크를 통합하여 인공지능 도입 맥락에 적합한 복합적 분석틀을 특히 기존 연구들이 주로 대기업 혹은 단일 산업군을 중심으로 진행되었던 것에 비해, 본 연구는 중소기업이라는 현실 기반 위에서, 수요와 공급 양측을 모두 포괄한 구조적 비교를 시도함으로써 학문적 기여도를 높였다.

다음으로, 인지된 유용성과 신뢰성을 이중 매개변수로 설정함으로써, AI 도입 의사결정에 있어 단순한 기술적 평가가 아닌 인지적·심리적 요인의 영향력을 정교하게 설명하였다. 특히 수요기업의 경우, 유용성 인식보다는 신뢰형성이 더욱 강력한 구축의도 결정 요인으로 작용함이 확

인되어, 기술 자체보다도 공급자 신뢰 확보와 관계 관리가 전략적으로 중요함을 시사한다.

세번째로, 실무적으로는 중소 제조기업이 여전히 인공지능 도입에 있어 비용과 역량의 한계, 성과에 대한 불확실성을 주요한 장벽으로 인식하고 있다는 점이 확인되었다. 따라서 정책적으로는 비용보조 중심의 단기적 지원보다는 ROI 실증사례 제공, 전문인력 양성, 장기적 유지보수 체계 마련 등 실질적인 역량강화를 위한 맞춤형 정책설계가 요구된다.

마지막으로, 공급기업의 경우 고객사의 도입 의지와 역량 부족으로 인해 시장 불확실성이 커지는 구조적 한계에 직면하고 있다. 이에 따라 정부와 산업계는 수요-공급 간 지속적인 커뮤니케이션 채널 구축, 표준화된 솔루션 제공, 초기 PoC(Proof of Concept) 지원 프로그램 활성화 등을 통해 시장 불확실성을 해소할 수 있는 생태계 조성이 필요하다.

3. Limitations and Future Research Directions

물론 본 연구는 다음과 같은 한계점을 지닌다. 먼저 연구 대상이 국내 중소기업에 국한되어 있어 산업 규모, 국가별 기술 수용도 차이를 반영하는 데 한계가 있다. 향후 연구에서는 다국적 비교 분석 또는 산업별 특화 분석을 통해 보다 일반화 가능한 이론 모델을 구축할 필요가 있다.

게다가 변수 측정이 모두 자기보고식 설문에 기반하고 있어 사회적 바람직성 편향(Social Desirability Bias)이 개입되었을 가능성을 배제할 수 없다. 이에 따라 실제 행동 데이터나 객관적 성과 지표와의 결합 분석을 통해 이중검증이 요구된다. 또한 구조방정식 다중 모형을 활용하지 못한 한계를 가지고 있으며, 추후 보다 정교한 연구 설계에 의한 구조방정식 다중 모형의 활용을 권장한다.

끝으로, 본 연구는 구축의도를 중심으로 분석을 수행하였으나, 실제 구축 여부, 도입 이후 성과지표, 활용 지속성에 이르는 종단적 관점의 연구는 이루어지지 않았다. 향후 연구에서는 도입 전후의 변화 과정을 추적할 수 있는 패널 데이터나 사례 연구 기반의 종단적 분석이 이루어질 필요가 있으며, 이는 정책 설계의 적합성과 실행 가능성을 높이는 데 중요한 기초 자료가 될 수 있다.

이상으로, 본 연구는 AI 솔루션 도입에 대한 인식 차이를 실증적으로 확인하고, 기업 유형에 따른 구축의도 결정 요인을 구조적으로 비교함으로써 중소기업의 디지털 전환 전략 수립에 실질적인 기여를 할 수 있는 기초를 제공하였다. 향후 이를 기반으로 보다 정교한 업종별 분과 사례에 대한 결과를 결합한 연구가 이루어지기를 기대하며, 정책 설계 및 산업 생태계 조성 논의가 확장되기를 기대한다.

REFERENCES

- [1] M. Muro, S. Methkupally, and M. Kinder, "Geographic labor market impacts of generative AI," Brookings Institution, Feb. 19, 2025. Available: www.brookings.edu/articles/the-geography-of-generative-ais-workforce-impacts-will-likely-differ-from-those-of-previous-technologies/
- [2] K. Bong, "An empirical study on the factors influencing AI adoption in enterprises: Using Korean corporate data," *Informatization Policy*, vol. 31, no. 3, pp. 34-47, 2024. <https://doi.org/10.22693/NIAIP.2024.31.3.034>
- [3] IDC Korea, "Domestic AI analytics market outlook, 2023-2027," *The Korea IT Times*, 2023. Available: www.koit.co.kr/news/articleView.html?idxno=112323
- [4] Ministry of SMEs and Startups, 2024 Survey on the Status of Smart Manufacturing Innovation, Manufacturing Innovation Division, Apr. 2024. Available: www.mss.go.kr/site/smba/ex/bbs/View.do?cbIdx=86&bcIdx=1058493
- [5] ITWORLD, "Korean AI market annual growth rate 14.9%... Forecast to reach KRW 4.46 trillion by 2027," *Korea IDC*, ITWORLD, Apr. 27, 2023. Available: www.itworld.co.kr/article/3549863
- [6] K. Bong, 2024 Survey on the Informatization Level of SMEs, TIPA (Korea Technology & Information Promotion Agency for SMEs), Policy Statistics Report, pp. 1-132, 2023. Available: www.tipa.or.kr/s0103_board/file_down/id/19105
- [7] E. Jo and H.-J. Lee, "Analysis and Design of AI-based Real-time Gait and HAI Interaction Feedback System," *The Journal of The Institute of Internet, Broadcasting and Communication*, vol. 25, no. 3, pp. 101-110, Jun. 2025. <https://doi.org/10.7236/JIIBC.2025.25.3.101>
- [8] C. Kim, A study on the factors of AI adoption in enterprises: Focused on SMEs, Ph.D. dissertation, Dept. of MIS e-Business, Graduate School, Dong-Eui University, 2023.
- [9] H. Kim, H. Huh, J. Kang, J. Boo, "A Study on Factors Influencing the Introduction of Smart Factory: Focusing on Small and Medium-sized Enterprises in Korea," *Journal of Society of Korea Industrial and Systems Engineering*, vol. 42, no. 3, pp. 252-261, 2019, <https://doi.org/10.11627/jkise.2019.42.3.252>
- [10] S. Kim, "Utilization status of AI technology in the manufacturing sector and its impact on employment: Based on FGI results," *Korea Employment Information Service, Regional Industry and Employment*, no. 15, Spring 2025, pp. 8-21. Available: www.keis.or.kr/keis/ko/proj/119/pblc/rpt/detail.do?reportIdx=6588
- [11] Smart Manufacturing Policy Brief-2030, Global manufacturing outlook and digital transformation, issue no. 2025-11, p. 6, Smart Factory Management System, 2025. Available: www.smart-factory.kr/usr/np/pd/ma/pdicalDtl?bbsCd=00000059&bbsSn=150&bizClsfCd=DM6003
- [12] Deloitte Research Center for Energy & Industrials, 2025 Manufacturing Industry Outlook, 2024. Available: www.deloitte.com/us/en/insights/industry/manufacturing-industrial-products/manufacturing-industry-outlook.html
- [13] IDC Korea, "ICT investment and AI spending trends in the Asia-Pacific region," *F.A VISION*, vol. 24, no. 3, pp. 46-49, 2024. Available: <https://my.idc.com/getdoc.jsp?containerId=prA52764224>
- [14] I. Kim, "A study on deriving core policy tasks for manufacturing AI to strengthen competitiveness of SMEs," *Journal of the Korean Society for Quality Management*, vol. 50, no. 4, pp. 647-664, 2022. <https://doi.org/10.7469/JKSQM.2022.50.4.647>
- [15] W. Hwang, D. Min, J. Kim, and H. Lee, "Study on Automation of Comprehensive IT Asset Management," *Journal of Information Technology Services*, vol. 23, no. 1, pp. 1-10, Feb. 2024. <https://doi.org/10.9716/KITS.2024.23.1.001>
- [16] NIPA, "Major Project Announcements," National IT Industry Promotion Agency, 2025. Available: <https://www.nipa.kr/>
- [17] Samjong KPMG, ACI Monthly Newsletter, Audit Committee Institute, Jun. 2025. Available: <https://kpmg.com/kr/ko/home/services/aci/publications/aci-monthly-newsletter-2023.html>
- [18] H. Seo, "An exploratory discussion on AI policy decision-making in the era of the Fourth Industrial Revolution," *Informatization Policy*, vol. 26, no. 3, pp. 3-35, 2019. <https://doi.org/10.22693/NIAIP.2019.26.3.003>
- [19] D. Sim and D. Ko, "Exploring changes in industrial labor demand due to AI adoption," *Korean Journal of Innovation Studies*, vol. 17, no. 1, pp. 85-103, 2022. <https://doi.org/10.46251/INNOS.2022.2.17.1.85>
- [20] B. Chai, D. Min, and H. Lee. "Research to Improve the Quality of Non-Contact Education Systems." *The Society of Convergence Knowledge Transactions*, vol. 11, no. 1, pp. 89-100, 2023. <https://doi.org/10.22716/sckt.2023.11.1.008>
- [21] H. Lee, Y. G. Park, and D. Min, "Analysis of Factors Affecting the Continuance Intention to Use Mobile Grocery Shopping," *The Journal of Information Systems*, vol. 29, no. 2, pp. 95-110, Jun. 2020. <https://doi.org/10.5859/KAIS.2020.29.2.95>
- [22] S. Lee, J.-S. Kim, J.-H. Kim, and H. Lee, "Research on Improving the Performance of Image based Web Structure Similarity: Combining SSIM and ORB algorithms," *Journal of Korea Computer Information Society*, vol. 29, no. 11, pp. 1-10, 2024. <https://doi.org/10.9708/jksci.2024.29.11.001>
- [23] McKinsey, The state of AI in 2023: Generative AI's breakout year, 2023. Available: www.mckinsey.com/
- [24] D. Lee, Intention to Implement AI Systems in Manufacturing SMEs, Ph.D. dissertation, Dept. of Digital Management, Graduate School, Korea University, 2025.

Authors



Dongsu Lee received Ph.D. degrees in Digital Management, Korea University, 2025. He is a Director of the Network Center and Research Professor at Gachon University School of Medicine and Science.

His main interests are the AI Adoption, AI Solution for SMEs, Technology Acceptance Model (TAM), Information Systems Success Model (ISSM).



Young-Geun Park received Ph.D. degrees in Digital Management, Korea University, 2025. He holds a bachelor's degree in International Trade and Logistics, a master's degree in Marketing from Korea University's Graduate

School of Business. His areas of interest include online food sales strategies, distribution innovation, and digital marketing.



Gitaek Oh received Master degree in Digital Management, Korea University, 2025. Also He is preparing to advance graduate school in DDM. He is steadily building his career in the fields of international development at

POSCO. His main interests are the AI Transformation, ESG, Sustainability, Green Technology and Climate Technology in ASEAN, and International Cooperation in Cultural Industry.



Hanjin Lee received the B.S. in Sociology, M.S. degree in Communication from Yonsei University, Korea in 2006 and 2011. Furthermore he received the Ph.D. degrees in Digital Management, Korea University, 2021.

Dr. Lee's research interests are focused on AI biz innovation, as well as the intersection between user behavior and digitalization. He has gained 16 years experience in the e-Commerce industry (Naver, eBay, and Coupang Corp.)