

중소제조업체의 디지털 전환을 위한 ICT 요소기술 융합 채택 경로에 대한 연구

김경일

국립한국교통대학교 사회과학대학 융합경영학과 교수

A Study on the Adoption Path of ICT Element Technology Convergence for Digital Transformation of Small and Medium-Sized Manufacturers

Kyung-Ihl Kim

Professor, Dept. of Convergence Management, Korea National University of Transportation

요약 본 연구는 국내 중소기업의 디지털 전환 채택 경로를 분석하여 디지털 전환 방향을 제시함에 목적이 있다. 구조방정식 모델과 필요조건분석을 통하여 디지털 환경에서 중소기업이 따르는 구현 경로를 테스트하여 디지털 전환과 관련된 제반 기술을 융합 적용할 수 있는 성공요인과 촉진요인을 규명하고자 한다. 연구목적을 달성하고자 PLS-SEM 모델을 연산하여 디지털 기술의 각 계층이 상위 계층과 관련된 기술의 구현 정도에 얼마나 기여하는지 평가하였고 NCA를 사용하여 하위 계층과 관련된 기술이 상위 계층과 관련된 기술을 구현할 수 있는지 테스트하였다. 연구 결과 디지털 전환 기술은 데이터 수집, 조합, 처리 및 활용을 위한 센서, 통합, 지식 및 반응의 네 가지 계층적 계층으로 분류될 수 있으며 하위 계층이 상위 계층의 채택을 가능하게 하고 향상시키기 때문에 계층적 구현이 독립적으로 실행하는 방법보다 효과적이라는 것을 증거하였다. 연구결과, 하위 계층인 센서 등을 통한 데이터 수집 단계의 선행적 고도화가 이루어질 때 통합과 지능, 응답계층의 상위계층의 고도화가 이루어질 수 있는 상호운용성이 확보될 수 있다는 점을 규명하였다.

주제어 : 디지털전환, ICT 융합, 채택경로, 필요조건 분석, 계층적 구현

Abstract The purpose of this study is to analyze the digital transformation adoption path of domestic small and medium-sized manufacturers and to suggest the direction of digital transformation. Through structural equation modeling and necessary condition analysis, we test the implementation path followed by small and medium-sized manufacturers in a digital environment to identify the success factors and facilitating factors that can integrate and apply various technologies related to digital transformation. To achieve the research purpose, we computed the PLS-SEM model to evaluate how much each layer of digital technology contributes to the degree of implementation of technologies related to the upper layer, and used NCA to test whether technologies related to lower layers can implement technologies related to the upper layer. The results of the study showed that digital transformation technologies can be classified into four hierarchical layers: sensors for data collection, combination, processing, and utilization, integration, knowledge, and response, and that hierarchical implementation is more effective than independent implementation because lower layers enable and enhance the adoption of upper layers. The results of the study showed that when the data collection stage through lower layers such as sensors is advanced in advance, interoperability that enables the advancement of upper layers of integration, intelligence, and response layers can be secured.

Key Words : Digital Transformation, ICT Convergence, Adoption Path, Necessity Analysis, Hierarchical Implementation

*This was supported by Korea National University of Transportation in 2024

*Corresponding Author : Kyung-Ihl Kim(kikim@ut.ac.kr)

Received October 31, 2024

Accepted December 20, 2024

Revised December 8, 2024

Published December 30, 2024

1. 서론

최근 들어 중소기업체들은 스마트공장이라는 타이틀로 시작한 제조데이터의 활용 관심은 공정데이터를 IoT로 서버와 연계하는 스마트공장 초기 모습을 지나 현재와 미래에서는 데이터를 활용하여 데이터 기반의 의사결정을 할 수 있는 지능형 제조현장을 구현하는 추세이다.

CPS와 같은 최상위 디지털전환 기술을 적용함에 있어 데이터 수집, 데이터 통합, 지능형 데이터 분석과 통제로 이루어지는 각 과정에서 이질적인 기술로 인하여 중소기업체는 디지털 전환의 어려움에 봉착하게 된다.

본 연구는 서로 다른 디지털 기술들을 효과적으로 융합하여 제조업체가 직면한 불확실한 경영환경 요인들에 대응할 수 있는 물리적 인프라를 구축함으로써 정보화 수준을 향상시킬 수 있다는 전제에서 출발하였다.

연구 목적은 제조업체에서 채택한 디지털 기술 적용의 실제 구현 경로를 분석하여 디지털 변화 프로세스와 관련된 각 기술이 갖는 성공요인과 촉진요인을 찾아 국내 중소기업체 디지털전환 성공률을 향상시키고자 함에 있다.

연구목적인 디지털 기술의 채택 경로를 분석하기 위해 중소벤처기업부 스마트공장지원사업에 참여한 421개 제조 중소기업을 대상으로 설문 조사를 수행했다. 수집한 데이터는 두 가지 보완적 접근 방식방법으로 부분최소자승 구조방정식모델링(PLS-SEM) 및 필요조건 분석(NCA)을 통해 디지털 환경에서 중소기업체가 따르는 구현 경로를 테스트하였다. 구체적으로 PLS-SEM 모델을 연산하여 디지털 기술의 각 계층이 상위 계층과 관련된 기술의 구현 정도에 얼마나 기여하는지 평가하였고 NCA를 사용하여 하위 계층과 관련된 기술이 상위 계층과 관련된 기술을 구현할 수 있는지 테스트하였다.

2. 선행연구검토 및 가설수립

2.1 디지털 전환을 위한 이질적 기술의 효과적인 조합

경영학계에서는 디지털 전환이 고객지향적인 제품 및 서비스 개발을 지원하고 회사의 협업 네트워크를 강화하여 비용 절감과 시간 및 기타 자원 사용 최적화를 통해 회사의 경쟁 우위를 유지하는 방법에 대해 논의해 왔다[1]. 이는 산업용 사물인터넷, 수평 및 수직 시스템

통합, 빅데이터분석, 자율로봇과 같은 Industry 4.0과 관련된 기술로 다양한 디지털기술을 구현함으로써 가능하다. Industry 4.0 기술들의 결합은 디지털전환을 위한 필수 인프라를 제공하고 다른 보완적인 인적 자원 및 조직 자원과 함께 회사의 정보 처리 능력 개발에 필요한 자원을 파악할 수 있다[2].

자원기반 관점에 따르면 디지털 전환 인프라는 가치 있고, 희귀하고 모방하기 어려우며 다른 자원으로 대체할 수 없는 경우에만 단순한 자산이 아닌 자원으로 간주될 수 있다[3]. 정보시스템 분석에 맞춰 본다면, 인더스트리 4.0 기술 구현으로 인한 인프라는 기존의 대체 기술보다 기업운영을 개선할 수 있기 때문에 가치있고 대체불가능한 것으로 간주될 수 있다. 이러한 기술의 희소성 및 모방 가능성은 일반적으로 회사가 내부적으로 개발하기보다는 시장에서 구매하기 때문에 제한적인 것으로 보이기도 한다. 다양한 인더스트리 4.0 기술이 시장에 출시되어 있지만 그 구현과 기술의 조합은 각 회사의 특정 요구 사항, 제약 및 기능을 고려하여 정확하게 맞춤화되어야 한다[4]. 따라서 맞춤형 구현의 필요성은 인더스트리 4.0 기술의 결합으로 인한 인프라의 희소성 뿐만 아니라 기업이 구현한 채택 경로에 관한 정보가 외부 행위자에게 쉽게 접근할 수 없기 때문에 모방 불가능성을 증가시킬 수 있다.

인더스트리 4.0 기술의 기반에 대한 영향은 주로 관련성, 정확성, 시의적절성을 가진 데이터의 수집, 해석 및 통합을 지원하는 회사의 정보처리능력 향상에서의 역할과 관련이 있다[5]. 정보처리능력은 산업용 사물 인터넷, 클라우드 컴퓨팅, 빅데이터 및 분석, 사이버 보안 및 로봇 공학의 방식으로 데이터를 수집, 통합, 처리 또는 사용하는 효과적인 방법을 가능하게 할 수 있다. 그러나 회사의 정보처리능력과 인더스트리 4.0 기술 간의 관계에 관한 문헌은 주로 단일 기술 분석에 초점을 맞추고 있다[6].

급진적으로 발전하는 기술들이 독립적으로 구현될 수 있더라도 적절한 조합을 통해서만 기능의 완전한 활용이 가능하다[7]. 실제로 센서 연결 및 상호운용이 가능한 데이터 공유를 기반으로 이러한 기술을 체계적으로 구현하는 경우에만 회사의 정보처리능력을 향상시킬 수 있다는 연구 결과도 있다[8]. 서로 다른 Industry 4.0 기술 간의 적절한 융합의 관련성은 디지털 및 신뢰할 수 있는 데이터 측면에서 필요한 입력을 제공하는

기본 기술이 있을 때만 디지털 제조 기술의 적절한 기능을 활성화할 수 있는 것을 강조하는 것이다.

서로 다른 인더스트리 4.0 기술의 융합된 구현에 대한 필요성은 특히 중소기업의 디지털 전환 기회를 상실케하는 요인이 될 수도 있다[9]. 실제로 중소기업에서 이러한 기술의 적절한 조합에 대한 필요성이 대기업에 비해 제한된 재정적, 물질적, 인적 자원으로 인해 저해 요인이 되는 것이다. 특히, 생산 시설에서 신기술을 효과적으로 결합하는 중소기업의 역량은 인적 자원의 고급 제조 기술 사용 경험이 부족하여 위험요인이 될 수 있다[10]. 경영학계에서는 중소기업을 대상으로 하는 성숙도 모델의 제안과 함께 중소기업 기술 구현 경로에 제한된 관심을 기울여 왔지만 성숙도 모델은 특정 기술의 구현 정도로서 중소기업의 디지털 전환에 대한 식별된 차원 간의 관계를 연구하지는 않았다. 따라서 중소기업에서 다양한 Industry 4.0 기술의 구현 및 융합에 대한 분석은 최근 Frank 등이 강조한 것처럼 여전히 숙제로 남아 있다[11].

인더스트리 4.0 기술의 융합을 지원하려면 회사 전체 디지털화에서 각 기술의 역할을 이해해야 하기에 각 기술을 특정 계층에 할당할 뿐만 아니라 서로 다른 계층 간의 관계를 지정하는 다양한 분류를 제안하여 기술을 체계적으로 구현하는 것이 중요하다. Frank 등은 회사의 최종 애플리케이션 목적을 가진 프러트 엔드 기술과 첫 번째 계층에 연결성과 인텔리전스를 제공하는 기본 기술을 구분했다[11]. Lu와 Weng가 제안한 분류는 조직 데이터 관리에서 각 기술의 역할을 기반으로 한다[12]. 그들은 Industry 4.0 기술을 센서, 통합, 지능형 및 응답 계층의 4개 계층으로 그룹화했다. 센서 계층에는 조직 환경을 스캔하고 관련 데이터를 수집하는 센서, 모니터링 및 측정 기술이 포함된다. 통합 계층에는 다양한 형식과 구조로 특징지어질 수 있는 센서 계층에서 수집한 데이터의 통합을 가능하게 하는 기술이 포함된다. 지능형 계층은 주로 센서 계층에서 수집한 데이터와 통합 계층에서 병합한 데이터에서 지식과 예측을 추출할 수 있는 데이터 처리 기술을 기반으로 한다. 마지막으로 응답 계층에는 센서 및 통합 계층에서 수집한 데이터와 지능형 계층에서 수행한 계산 결과를 사용하여 일부 작업을 자동화하고 인력을 지원하여 조직 운영을 개선하는 애플리케이션 및 서비스가 포함된다. Table 1에서 각 계층과 관련된 주요 기술 목록을

제시하였다.

Table 1. List of the main technologies associated with each other

Technological layer	Technology item
Sensor layer	Precision sensors; environment sensors; biometric sensors; RFID; module online monitoring; identification and measurement technology; vehicle tracking; digital data collection (including sales, production, purchasing).
Integration layer	Horizontal and vertical system integration (e.g. integration of machine tools, sensors, equipment, components, devices); industrial Internet of Things.
intelligent layer	Big data analysis; artificial intelligence; analysis or forecasting of operational and market data.
Response layer	Decision making platform; enterprise resource planning (ERP); manufacturing execution system; production scheduling optimization; simulation systems; autonomous robots; smart manufacturing factory; collaborative planning, forecasting and replenishment integrated system; supply chain collaboration software; warehouse management systems

Lu와 Weng이 제안한 아키텍처는 일련의 기술 개발을 여러 개발 시퀀스가 제안된 기술 로드맵으로 예측하였다. 본 연구는 정보 처리 능력은 4개의 계층과 관련된 기술의 구현 정도에 달려 있다고 가정하는 Lu와 Weng의 아키텍처에서 벗어나 하위 계층과 관련된 기술의 채택이 상위 계층과 관련된 기술의 구현에 어떤 영향을 미칠 수 있는지 테스트하기 위해 Lu와 Weng의 아키텍처를 기반으로 기술 간의 "기여" 관계와 "필수" 관계를 모두 확인하고자 한다. 즉, 특정 계층이 연속 계층에 대하여 기여할 수 있는 기여기술과 연속 계층을 활성화할 수 있는 필수기술로 작용할 수 있는지 여부를 확인하였다. 첫 번째 경우, 한 계층의 기술이 채택되는 강도가 높을수록 프레임워크의 연속 계층에 속하는 기술을 활용할 가능성이 높아지는 것으로 기여기술이라 정의한다. 후자의 경우 대신 한 계층의 기술이 필요조건이 되는데, 이는 주어진 수준에서 구현되지 않으면 기업이 후속 계층에 속한 일부 수준의 기술을 채택할 수 없음을 의미하며 이것을 필요기술이라고 칭한다. 하위 계층과 상위 계층 간의 관계를 명확히 하고자 이 관계가 기여 및 필요성 논리에 따라 어떻게 해석될 수 있는지 알아보려고 한다.

2.2 상위계층에 대한 기여요인으로서의 하위계층

센서기술은 제조 공정의 모든 단계와 관련된 데이터를 지속적으로 수집할 수 있는 프로그램 가능 논리 컨트롤러(PLC) 덕분에 기계에 내장되는 경우가 많다. 이

러한 데이터는 회사가 제품 품질을 개선하고 결함을 줄이며 유연성과 생산성을 높이는 데 적용할 수 있는 자원이다. 제조공정에서 발생하는 보다 많은 양과 다양한 데이터의 가용성은 데이터의 올바른 통합, 처리 및 사용을 보장하는 기술을 구현하는 제조현장의 촉진을 증가시킬 수 있다[13].

이러한 이유로 다음과 같이 가설을 설정한다.

H1a. 센서 계층 기술의 채택 수준이 높을수록 통합 계층 기술의 채택 정도에 긍정적인 영향을 미친다.

H1b. 센서 계층 기술의 채택 수준이 높을수록 지능형 계층 기술의 채택 정도에 긍정적인 영향을 미친다.

H1c. 센서 계층 기술의 채택 정수준이 높을수록 응답 계층 기술의 채택 정도에 긍정적인 영향을 미친다.

H2a. 통합 계층 기술의 채택 수준이 높을수록 지능형 계층 기술의 채택 정도에 긍정적인 영향을 미친다.

H2b. 통합 계층 기술의 채택 수준이 높을수록 응답 계층 기술의 채택 정도에 긍정적인 영향을 미친다.

특히 센서 기술의 채택 수준이 높아지면 통합 기술의 채택 정도에 긍정적인 영향을 미칠 수 있다. 실제로 디지털 변환을 채택한 회사에서 데이터는 일반적으로 극도로 상이한 다양한 자원으로부터 수집되어진다. 센서 기술을 통해 수집된 데이터는 통합 기술에 의해 결합되지 않는 한 그 자체로는 의미가 없는 별개의 사건 집합인 독립적인 역할을 하는 것으로 그치게 된다[14]. 가상세계와 물리적세계의 결합 및 통합은 새로운 방식으로 데이터를 제공하여 생산 프로세스에 대한 실시간 정보를 수집할 수 있다[13]. 이러한 이유로 다음과 같이 가설을 설정한다.

H3. 지능형 계층 기술의 채택 정도가 높을수록 응답 계층 기술의 채택 정도에 긍정적인 영향을 미친다.

2.3 상위계층에 필요한 요소인 하위계층

앞에서 하위 계층과 관련된 기술의 더 높은 수준의 구현이 상위 계층과 관련된 기술의 보다 진보된 채택을 자극할 수 있는 방법에 대해 논의했다. 이 관점에서 하위 계층과 관련된 기술은 기업 정보 처리 능력을 강화시킬 수 있는 필수요소로 간주된다. 상위 계층과 관련된 기술을 높은 수준으로 구현함으로써 데이터의 우수한 통합, 처리 및 사용을 지원할 수 있기 때문이다. 두 번째로 하위 계층과 관련된 기술을 채택하지 않고는 상위 계층과 관련된 기술을 제대로 구현할 수 없는지 살

펴봄으로써 하위 계층을 기업의 정보 처리 능력의 필수 요소로 가정하고자 한다.

통합 계층과 관련된 기술은 데이터 정리, 결합 및 기록화를 담당하기 때문에 형식과 구조 측면에서 특정한 다양성을 갖는 데이터를 수집하는 센서 계층 기술의 존재에 의해서만 채택 동기가 부여될 수 있다. 예를 들어, 공급망의 다양한 요구에 따른 다양한 센서를 구현함에 따라 운영하는 데이터의 충분한 표준화 및 상호 운용성을 보장할 수 있는 기술을 채택해야 했다[15]. 이와 같은 배경에 의하여 다음과 같이 가설을 설정한다.

H4a. 센서계층 기술의 도입은 통합계층 기술의 도입을 위한 필요조건이다.

마찬가지로 지능형 계층과 관련된 기술, 특히 빅 데이터 및 분석의 구현은 센서기술로 제공되는 엄청난 양의 데이터를 처리해야 하는 필요성에 의해 동기 부여될 수 있다. 이러한 의미에서 센서와 지능형 기술 간의 상호 의존성은 이러한 센서가 수집한 방대한 양의 데이터를 처리할 수 있는 빅 데이터 및 분석의 채택과 사물인터넷 솔루션의 구현을 결합해야 하는 것이다[16]. 이는 아래와 같은 가설 설정의 근거가 된다.

H4b. 센서 계층 기술의 도입은 지능계층 기술의 도입을 위한 필요조건이다.

다음은 센서 기술이 응답 계층과 관련된 기술에 대한 그 연관성을 파악하고자 한다. 응답 계층은 신뢰할 수 있는 운영 데이터의 지속적인 흐름에 의해 지원되는 경우에만 적절하게 작동할 수 있기 때문이다. 예를 들어, 창고 관리에서 작동하는 로봇의 구현은 레이저 센서가 수집한 실시간 데이터에 의해 지원되어야 한다[17]. ERP 시스템을 완전히 구현하려면 적절한 센서로 보장할 수 있는 생산 시스템의 실시간 업데이트 수집이 필요하다. 따라서 아래와 같은 가설 설정을 수립한다.

H4c. 센서계층 기술의 도입은 응답계층 기술의 도입을 위한 필요조건이다.

통합 기술은 조직 데이터를 정보로 변환하는 역할이 CPS 개발에 필수적이기 때문에 디지털 전환을 위한 필수조건으로 인식되고 있다[18]. 센서기술이 매우 다양하기 때문에 수집된 데이터를 처리 및 사용하기 전에 표준화하고 결합해야 한다.

특히, 빅 데이터 및 분석과 같은 지능형 기술의 구현은 무수한 소스를 통해 수집된 조직 데이터의 본질적인 복잡성과 관련된 중요한 문제를 해결할 수 있기 때문에

자동화 피라미드 수준뿐만 아니라 CPS의 수명 주기, 전체 가치 사슬 및 가치 네트워크에 따라 서로 다른 데이터를 결합하는 통합기술의 구현을 필요로 하게 된다 [13]. 따라서 다음과 같이 가설을 수립한다.

H5a. 통합계층 기술의 도입은 지능계층 기술의 도입을 위한 필요조건이다.

통합 기술은 운영을 지원하거나 자동화하기 위해 조직 데이터를 사용하는 응답 계층과 관련된 기술을 구현하는 데에도 필수적이다. 이러한 의미에서 작업 현장의 서로 다른 물리적 장비 간의 통합뿐만 아니라 전체 디지털 트윈의 개발을 보장하는 사물 인터넷을 채택하면 공장의 완전하고 최신 모습의 시뮬레이션과 같은 응답 기술을 구현할 수 있으므로 다음과 같이 가설을 수립한다.

H5b. 통합계층 기술의 도입은 응답계층 기술의 도입을 위한 필요조건이다.

지능형 계층은 통합 및 센서 계층에서 정보를 가져 오고 부가가치 분석을 사용하여 문제를 해결할 수 있다. 지능형 계층과 관련된 기술은 이미 존재하는 조직 지식을 기반으로 하여 수집되고 결합된 데이터의 개념화를 통해 새로운 지식 생성을 지원할 수 있다.

데이터 처리 활동의 결과는 인공 지능을 활용하여 운영 문제를 해결하고 고객 경험을 개선할 수 있는 응답 계층과 관련된 기술에 필요한 투입요소이다. 데이터 분석은 통합 및 센서 계층에서 오는 모든 데이터를 이해할 수 있으므로 실시간으로 의사 결정을 지원할 수 있다. 예를 들어, 데이터 분석의 사용은 스마트 제조 시스템 및 작업 현장의 공정 매개변수를 최적화하는 것을 목표로 하는 응답기술의 구현에 필수적이므로 다음과 같이 가설을 설정한다.

H6. 지능계층 기술의 도입은 응답계층 기술의 도입을 위한 필요조건이다.

3. 연구방법

국내 중소제조업체가 디지털 혁신을 구현하는 방법을 알아보기 위해 2019년부터 2023년까지 중소기업제조혁신추진단이 주관하는 스마트공장지원사업에 참여한 중소제조업체를 대상으로 설문조사를 실시하였다. 수집한 자료는 Lu 등이 제안한 4개 계층과 관련된 기술의 구현 정도에 대한 지표로 사용하였다. 마지막으로 가설검증을 위하여 PLS-SEM 및 NCA를 채택하였다.

설문지는 분석 중인 다양한 디지털 기술의 중소제조

업체 채택 수준에 따라 폐쇄형 5점 척도 항목으로 구성되었다. Table 2.에서 설문에 참여한 중소제조업체들의 기술통계량을 제시하였다.

잠재적인 무응답 편향을 최소화할 수 있도록 초기 응답자와 후기 응답자의 차이여부를 확인하고 종업원 수와 네 가지 구조에 대한 차이를 t-검정으로 검증한 바, 답변의 차이로 인한 영향도가 크지 않다는 것을 증거하였다. 총 421개의 완료된 응답을 수집하여 15.36%의 응답률로 표본을 수집하였다.

Table 2. Characteristics of the samples

Sector	%
- Apparel and other finished products made from fabrics and similar materials	51
-Chemicals and allied products	5
-Industrial and commercial machinery and computer equipment	23
-Jewellery, silverware, and plated ware	5
-Paper and allied products	5
-Ship and boat building and repairing; furniture and fixtures	11
Size	%
Microenterprise (≤10 employees)	22
Small enterprise (≤50 employees)	61
Medium enterprise (≤250 employees)	17
Age	%
≤10 years	14
≤50 years	81
≤90 years	5

선행 연구를 참조하여 NCA와 PLS-SEM을 각각 사용하여 인더스트리 4.0 기술의 계층이 기여 요소와 필수 요소로 서로 연결되어 있는지 평가했다. 보다 특정화할 수 있도록 하위 계층이 활성화되고 상위 계층의 더 높은 값으로 이어지는지 테스트할 수 있는 보완적인 방법을 추가하였다.

먼저, 하위 계층과 관련된 기술이 상위 계층과 관련된 기술로 이어지는지 여부를 평가하기 위해 경로 및 회귀 분석을 기반으로 한 구조 방정식 모델링 기법인 PLS-SEM을 사용했다.

둘째, NCA를 채택하여 하위 계층과 관련된 기술이 상위 계층과 관련된 기술에 대한 필수 요소인지 평가했다. 필수요소로 선정된다면 하위 계층과 관련된 기술의 부재는 다른 요인으로 보상할 수 없으므로 상위 계층과 관련된 기술의 구현을 방해하게 된다. 본 연구에서 분석된 4개 레이어와 관련된 기술 간에 필요한 조건을 평

가하기 위해 모든 레이어와 관련된 잠재 변수 점수에 대해 NCA를 수행하고 PLS-SEM으로 계산했다.

이상에서 설명한 연구방법을 요약하여 연구모형을 Fig.1과 같이 표현하였다.

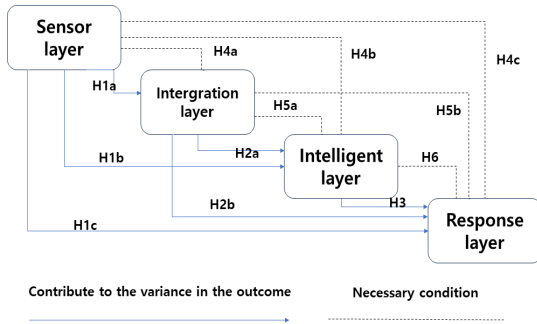


Fig. 1. Research Model

4. 분석결과

NCA와 PLS-SEM을 모두 적용하여 가설을 테스트함으로써 4개 계층과 관련된 기술 간의 관계를 명확히 밝히고자 하였다.

4.1 PLS-SEM 분석 결과

Confirmatory Composite Analysis를 사용하여 수렴 타당도, 지표 다중 공선성, 지표 가중치의 크기 및 유의성에 대한 형성 측정 모델을 테스트했다. 지표 가중치의 크기와 중요도를 Table 3.에 제시한 바, 본 연구에서 모든 지표 가중치는 부트스트래핑을 사용할 때 5% 수준에서 통계적으로 유의한 것으로 나타났다.

구조모형의 다중공선성은 구성간 VIF를 계산하여 살펴보았다. Table 4.에서 제시한 바와 같이 형성지표의 경우 제시된 수준은 3.0 이하이며, 임계치에 매우 근접한 경우를 제외하고는 이 기준을 완전히 만족하고 있다. (3.091). 임계값에 대한 근접성을 고려할 때 이 결과가 양호하다고 판단된다.

Fig 2.와 Table 5.는 전체 샘플에 대한 구조 모델의 결과를 나타낸다. 5000개의 리샘플을 사용한 부트스트랩 유효성 검사를 사용하여 분석 결과, 센서 계층은 통합(H1a 확인), 지능형(H1b 확인) 및 응답 계층(H1c 확인)에 대한 중요한 예측 변수로 나타났으며 통합 계층은 지능형 계층(H2a는 확인됨) 및 응답 계층(따라서 H2b가 확인됨)에 대하여 유효한 것으로 나타나고 마지

막으로 H3도 확인되었다. 따라서 계층의 구현 수준이 높을수록 응답 계층의 채택 정도에 긍정적인 영향을 미치는 것으로 밝혀졌다.

Table 3. Formative Measurement

Construct	Items	VIF	weight	Loadings
Sensor	Sensor01	1.268	0.111**	0.368
	Sensor02	1.531	0.130**	0.565
	Sensor03	1.606	0.301***	0.668
	Sensor04	1.457	0.161**	0.491
	Sensor05	1.111	0.144***	0.362
	Sensor07	1,142	0.097*	0.222
	Sensor08	1,290	0.124**	0.481
	Sensor09	1.270	0.199***	0.444
	Sensor10	1.210	0.151***	0.372
	Sensor11	1,268	0.272***	0.617
	Sensor12	2,299	0.169**	0.617
			2,150	0.102*
Integration	Integ01	1.289	0.351***	0.700
	Integ02	0.249	0.149***	0.527
	Integ03	1.209	0.090**	0.434
	Integ04	1.571	0.342***	0.776
	Integ05	1.232	0.159***	0.382
	Integ06	1.233	0.216***	0.492
	Integ07	1.677	0.129**	0.577
	Integ08	1.356	0.122**	0.471
	Integ09	1.749	0.1278**	0.571
Intelligent	Intel01	1.410	0.403***	0.782
	Intel02	1.402	0.115**	0.523
	Intel03	1.619	0.189***	0.698
	Intel04	1.460	0.214***	0.665
	Intel05	1.336	0.085*	0.506
	Intel06	1.523	0.351***	0.782
	Intel07	1.267	0.086*	0.388
Response	Resp01	1.296	0.057*	0.461
	Resp02	1.567	0.150***	0.659
	Resp03	1.636	0.177***	0.674
	Resp04	1.666	0.174***	0.707
	Resp05	1.636	0.239***	0.746
	Resp06	1.070	0.097**	0.245
	Resp07	1.260	0.134***	0.534
	Resp08	1.440	0.064**	0.517
	Resp09	1.791	0.130***	0.676
	Resp10	1.690	0.131**	0.676
	Resp11	1.369	0.069**	0.483
	Resp12	1.818	0.161***	0.725

Significance level: * p<0.05, ** p<0.01,*** p>0.001

Table 5.는 통합 계층에 대한 센서의 효과 크기와 지능 및 응답 계층에 대한 통합의 효과 크기가 큰 것으로 간주될 수 있음을 나타낸다. 또한 반응 및 지능 레이어에 대한 센서의 영향은 중간 효과로 간주할 수 있다. 큰 효과와 중간 효과에 대한 f^2 의 컷오프 값은 각각 0.35와 0.15인 것으로 나타났다. 마지막으로 연구모델에 따르면 센서계층은 지능 및 반응계층에도 간접적으

로 영향을 미치는 것으로 나타났다.

Table 4. Structural model collinearity(VIF)

	Sensor	Integration	Intelligent
Intelligent	2.328	2.328	
Response	2.710	3.091	2.960

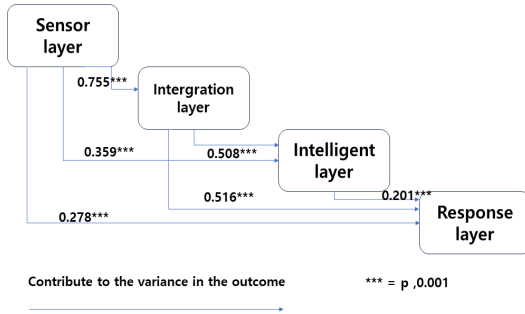


Fig. 2. Results of the structural model estimation (***) = p < 0.001

Table 5. Estimation of the structural model- Contribute to the variance in the outcome.

	Integration layer	Intelligent layer	Response layer
CE-FDH			
sensor	0.433***	0.337***	0.439***
Integration	-	0.220***	0.263***
Intelligent	-	-	0.314***
CE-FDH			
sensor	0.411***	0.313***	0.420***
Integration	-	0.201***	0.236***
Intelligent	-	-	0.312***

4.2 NCA 분석 결과

PLS-SEM에 의해 계산된 모든 레이어는 Table 6.에 제시되어 있다. 특히 Du에 따르면 효과크기 $d < 0.1$ 은 작은 효과, $0.1 \leq d < 0.3$ 은 중간 효과, $0.3 \leq d < 0.5$ 는 큰 효과, $d \geq 0.5$ 는 매우 큰 효과를 나타낸다는 주장에 따라 연구 결과는 센서 계층이 모든 상위 계층에 대한 큰 촉진인자임을 보여준다. 통합 계층은 지능형 및 응답 계층 모두를 위한 중간 촉진인자인 것으로 보인다.

마지막으로 지능형 계층은 응답 계층을 위한 큰 촉진인자인 것으로 판명되었다. 요컨대, NCA는 센서 계층이 모든 상위 계층에 포함된 기술을 활성화하여

H4a, H4b 및 H4c를 지지한다는 증거가 되며 응답 계층과 관련된 기술은 H6에 따라 지능형 계층에 의해 더욱 활성화된다고 할 수 있다. 통합 계층만 지능형 및 응답 계층 모두에 더 작은 효과를 나타내므로 중간 효과가 있는 경우에도 H5a 및 H5b를 지지한다.이 결과는 데이터 처리 및 사용 기술이 통합 계층과 관련된 기술에 의해 결합될 필요가 없는 동종 소스에서 수집된 데이터를 기반으로 하는 경우가 많다는 것을 나타내는 것으로 보인다.

4.3 사후분석과 로버스트 검증

여기에서는 모델을 확장하고 보완 방법을 실행하여 구조 모델 매개변수의 견고성을 테스트한 결과, 일반 요인이 측도의 총 분산의 27%를 설명한다는 것을 보여 주면서 Table 4.에 제시한 PLS-SEM 모델의 전체 공선성은 공통 방법 편향이 없음을 나타낸다.

모든 모델에서 부호의 변화나 의미의 손실이 발견되지 않았으며 본 연구에서 내생성을 제거할 수는 없지만 결과에 크게 영향을 미치지 않는 것으로 확인되었다.

Table 7.의 테스트 결과는 PLS-SEM의 경로 추정치에서 18개의 쌍별 비교 중 단 하나의 중요한 차이가 있기 때문에 경로 계수 추정치가 샘플의 섹터 전체에서 거의 변하지 않는다는 것을 보여준다.

동일한 접근 방식을 사용하여 중소기업의 규모를 고려하여 PLS-SEM 모델의 경로 계수를 비교했다. Table 8.의 이 테스트 결과는 PLS-SEM의 경로 추정치에서 18개의 쌍별 비교에서 유의미한 차이가 없기 때문에 경로 계수 추정치가 크기에 따라 거의 변하지 않는다는 것을 보여주고 있다.

5. 연구 결과

PLS-SEM 분석 결과 센서 계층과 관련된 기술의 채택률이 높을수록 통합, 지능 및 응답 계층과 관련된 기술의 구현이 증가하여 H1a, H1b 및 H1c를 완벽하게 지지하는 것으로 나타났다. 또한 NCA 분석결과 Sensor 계층과 관련된 기술은 Integration, Intelligent, Response 계층 기술을 도입하기 위한 필요조건으로 나타나 H4a, H4b, H4c를 지지하였다.

마찬가지로 통합 계층 기술의 채택률이 높을수록 지

능형 및 응답 계층이 모두 증가하여 H2a 및 H2b를 지원한다는 사실을 발견했다. 또한 통합 계층은 지능형 계층과 응답 계층 모두의 병목 현상이기도 하다. 결과적으로 H5a와 H5b가 모두 지지되어진다.

마지막으로 지능형 계층의 채택률이 높을수록 H3에 따라 응답 계층 기술이 증가하며 지능형 계층은 응답 계층의 필요 조건이므로 H6을 지지한다.

요약하면, 이러한 결과는 하위 계층과 관련된 기술이 수행하는 필수요인 및 촉진요인 역할을 확인할 수 있다. 그러한 구현은 상위 계층과 관련된 기술을 채택하는 데 필요한 조건이며 하위 계층도 상위 계층의 분산에 크게 기여한다. 견고성 검사에서 알 수 있듯이 이러한 결과는 다양한 부문에서 운영되고 다양한 규모로 특징지어지는 중소기업 모두에서 안정적인 것으로 보인다.

6. 결론

본 연구는 디지털 전환에 필요한 다양한 기술 간의 관계를 조사하여 인더스트리 4.0 기술을 효과적으로 통합하고 결합해야 하는 필요성에 따라 디지털 전환에 기여하는 다양한 기술 간의 실제 관계를 명확히 함으로써 구현 경로에 대한 보다 현실적인 관점을 제공하여 기존 성숙도 모델의 한계를 극복하고자 하였다. 연구결과는 하위 계층이 상위 계층의 채택을 가능하게 하고 향상시키기 때문에 이러한 계층의 구현이 독립 실행형 접근 방식을 기반으로 하지 않는다는 것을 확인할 수 있고 사후 분석에서 알 수 있듯이 다양한 부문에서 운영되고 다양한 규모로 특징지어지는 중소기업 모두에서 안정적으로 적용할 수 있을 것으로 보인다. 따라서 서로 다른 부문 및 규모로 특징지어지는 중소기업은 디지털 전환에 대한 독특한 성향이 있을지라도 서로 다른 기술 계층의 채택 정도 간의 관계 측면에서 동일한 구현 경로를 갖는다.

자원기반 관점과 정보처리 관점에 기반한 이전 연구에서는 이미 일부 Industry 4.0 기술이 어떻게 중요한 리소스를 나타내는지 논의했지만 단일 기술 또는 같은 조직에서 더 많은 기술의 단순한 공존에 대한 분석에 초점을 맞추고 있으며, 기술이 구현되고 서로 결합되는 방법을 고려하지 않다. 반면 본 연구는 중소기업이 조직 데이터 관리의 고유한 기능을 특징으로 하는 디지털 기술을 적절하게 결합하여 정보 처리 능력을 향상시킬

수 있는 방법을 제시하였다. 특히 센서 계층과 관련된 기술은 특히 전체 효과를 고려할 때 모든 상위 계층에 대한 중요한 활성화 및 향상 역할을 하게 된다. PLS-SEM은 센서 기술이 통합 계층에 더 큰 직접적인 영향을 미친다는 것을 보여주는데 이는 데이터 수집을 위한 고급 기술의 채택이 통합 기술에 대한 SME의 투자 성향을 향상시킨다는 것을 나타낸다. PLS-SEM 모델에 의해 추정된 지능형 및 응답 계층에 대한 직접 효과 간의 비교는 센서 기술보다 더 높은 수준의 통합에 의해 구현이 더 촉진됨을 시사하지만 반면에 NCA 결과는 통합 계층과 관련된 기술이 지능형 및 응답 기술의 중간 필수요인임을 보여주므로 부분적으로 모순되는 결과를 나타낸다는 점이 특이사항이라고 할 수 있다.

연구결과, 제조업체가 디지털 전환을 고려할 때 우선적으로 설비 투자를 선행하고 설비를 DX 기술에 접합하는 것이 현행의 모습이나 본 연구 결과를 토대로 한다면 설비의 선정과정에서 데이터 연계, 수집된 데이터로 통합하여 지능화된 DX의 모습을 갖기 위하여는 설비제조업체에서는 AAS, OPC-UA와 같은 표준을 적용할 수 있는 데이터 수집 장치를 함께 설계하여 애플리케이션에 연계할 수 있는 융합기술이 필요하다는 점을 제안한다. 최하단의 센서 레이어에서 이러한 문제가 해결되지 않으면 DX전환의 마지막 모습이라고 할 수 있는 디지털 트윈과 인공지능 적용 단계에서 문제가 발생하는 바, 이는 수입설비의 PLC를 제작사가 열어주지 않음으로 인하여 발생된 제조데이터 활용 불가의 사례를 줄일 수 있을 것이다[19]. 스마트제조혁신 촉진법이 발효되어 디지털 전환을 정부 주도하에 정부지원사업을 수행함에 있어 중소벤처기업부, 중소기업스마트제조혁신 추진단 등의 정책기관은 스마트공장 지원 사업 선정과정에서 특정 공정에서의 디지털 전환이 아닌 제조현장 전체의 센서 레이어부터 지능화 레이어에 이르는 전과정에서의 기술융합의 가능성을 판단하는 선택과 집중의 지원 정책이 이루어져야 할 것이다.

Table 6. Effect size of the necessary conditions between the technologies associated with the four layers

Relationship	Different effect		Indirect effect		Total effect		f^2	R^2	Hypothesis
	β	P	β	P	β	P			
Effect on Integration sensor	0.755	< 0.001			0.755	<0.001	1.328	0.570	H1a
Effect on Intelligent Sensor	0.039	< 0.001	0.383	< 0.001	0.743	< 0.001	0.164	0.662	H1b
Integration	0.508	< 0.001			0.508	< 0.001	0.328		H2a
Effect on Response Sensor	0.278	< 0.001	0.539	< 0.001	0.817	< 0.001	0.184	0.845	H1c
Integration	0.516	< 0.001	0.102	< 0.001	0.618	< 0.001	0.555		H2b
Intelligent	0.201	< 0.001			0.201	< 0.001	0.088		H3

Table 7. Estimation of the PLS-SEM structural model by sectors.

Relationship	Sector A	Sector B	Sector C	Different A-B	Different A-C	Different B-C
	β	β	β			
Effect on Integration						
Sensor	0.785***	0.726***	0.695***	0.059	0.090	0.031
Effect on Intelligent						
Sensor	0.447***	0.264 **	0.403 **	0.183	0.044	-0.139
Integration	0.433***	0.639***	0.512***	-0.206	-0.079	0.127
Effect o Response						
Sensor	0.286***	0.186 *	0.333 **	0.101	-0.046	-0.149
Integration	0.549***	0.387 **	0.308 *	0.162	0.242	0.080
Intelligent	0.149 *	0.426***	0.367 **	-0.278*	-0.218	0.059

Table 8. Estimation of the PLS-SEM structural model by size.

Relationship	Micro(A)	Small(B)	Medium(C)	Different A-B	Different A-C	Different B-C
	β	β	β			
Effect on Integration sensor	0.752***	0.730***	0.777***	0.022	-0.025	-0.047
Effect on Intelligent						
Sensor	0.393***	0.356***	0.398***	0.037	-0.005	-0.042
Integration	0.510***	0.496***	0.509***	0.014	0.001	-0.013
Effect on Response						
Sensor	0.393 *	0.313***	0.177	-0.010	0.126	0.136
Integration	0.541***	0.486***	0.583***	0.056	-0.041	-0.097
Intelligent	0.150	0.200***	0.215	-0.050	-0.065	-0.015

REFERENCES

[1] Rojas, R. A. (2020). Implementation of industrial internet of things and cyber-physical systems in SMEs for distributed and service-oriented control. *Industry 4.0 for SMEs: Challenges, Opportunities and Requirements*, pp. 73-103. DOI : 10.1007/978-3-030-25425-4_3

[2] Tao, F., Qi, Q., Liu, A., & Kusiak, A. (2018). Data-driven smart manufacturing. *In Journal of Manufacturing Systems*. 48(C), 157-169. DOI : 10.1016/j.jmsy.2018.01.006

[3] Bharadwaj, A. S. (2000). A resource-based perspective on information technology capability

and firm performance: an empirical investigation. *MIS Quarterly*. 24(1), 169-196. DOI : 10.2307/3250983

[4] Rauch, E., Dallasega, P., & Unterhofer, M. (2019). Requirements and barriers for introducing smart manufacturing in small and medium-sized enterprises. *Engineering Management Review, IEEE*. 47(3), 87-94. DOI : 10.1109/EMR.2019.2931564

[5] Tushman, M. L., & Nadler, D. A. (1978). Information processing as an integrating concept in organizational design. *Academy of Management Review*. 3(3), 613-624. DOI : 10.5465/AMR.1978.4305791

- [6] Kim, K. I. (2021), Experimental Implementation of Digital Twin Simulation for Physical System Optimization, *Journal of Convergence for Information Technology*, 11(4), 19-25, DOI:10.22156/CS4SMB.2021.11.04.019
- [7] Zhobakhloo, M., & Ching, N. T. (2019). Adoption of digital technologies of smart manufacturing in SMEs. *Journal of Industrial Information Integration*, 16, 100107. DOI : 10.1016/j.jii.2019.100107.
- [8] Culot, G., Nassimbeni, G. Orzes, & Sartor, G. M.(2020). Behind the definition of Industry 4.0: analysis and open questions. *International Journal of Production Economics*, August, 226. DOI : 10.1016/j.ijpe.2020.107617
- [9] Masood, T., & Sonntag, P. (2020). Industry 4.0: adoption challenges and benefits for SMEs. *Computers in Industry*, 121, DOI : 10.1016/j.compind.2020.103261
- [10] Mittal, S., Khan, M. A., Purohit, J. K. , Menon, K., Romero D., & Wuest, T. (2020). A smart manufacturing adoption framework for SMEs. *International Journal of Production Research*, 58 (5), 1555-1573. DOI : 10.1080/00207543.2019.1661540
- [11] Frank, A., Dalenogare, L., & Ayala, N. (2019). Industry 4.0 technologies: implementation patterns in manufacturing companies. *International Journal of Production Economics*, 210, 15-26. DOI : 10.1016/j.ijpe.2019.01.004
- [12] Lu, H. P., & Weng, C. I. (2018). Smart manufacturing technology, market maturity analysis and technology roadmap in the computer and electronic product manufacturing industry. *Technology Forecasting & Social Change*, 133, 85-94. DOI : 10.1016/j.techfore.2018.03.005
- [13] Matt, D. T., & Rauch, E. (2020). SME 4.0: the role of small-and medium-sized enterprises in the digital transformation. *Industry 4.0 for SMEs: Challenges, Opportunities and Requirements*, 3-36. DOI : 10.1007/978-3-030-25425-4
- [14] Davenport, T. H., & Lucker, J. (2015). Running on data: activity trackers and the internet of things. *Deloitte Review*, 16, 5-15.
- [15] Spitzhirn, M., Gartner, C., & Fritzsche, A. (2023). Digital planning of ability-appropriate and productive human-robot interactions in production. *2023 IEEE International Conference on Advanced Robotics and Its Social Impacts (ARSO) Advanced Robotics and Its Social Impacts (ARSO)*,166-171. DOI : 10.1109/ARSO56563.2023.10187520
- [16] Jeong, Y. S. (2024). Blockchain-based Important Information Management Techniques for IoT Environment, *Advanced Industrial Science*, 3(1), 30-36. DOI : 10.23153/AI-Science.2024.3.1.030
- [17] Zhang, D. Pee, L. G., & Cui, L. (2021). Artificial intelligence in E-commerce fulfillment: a case study of resource orchestration at Alibaba's Smart Warehouse. *International Journal of Information Management*, 57, DOI : 10.1016/j.ijinfomgt.2020.102304
- [18] Lee, J., Lapira, E., Bagheri, B., & Kao, H. A. (2013). Recent advances and trends in predictive manufacturing systems in big data environment. *Manufacturing Letters*, 1(1), 38-41.
- [19] Kim, K. I., & Lee, S. H. (2024). Impact of Supply Chain Digital Transformation on Corporate Performance, *Advanced Industrial Science*, 3(3), 1-7. DOI : 10.23153/AI-Science.2024.3.3.001

김 경 일(Ktung-Ihl Kim)

[중신회원]



- 1983년 2월 : 명지대학교 경영학과 (경영학사)
- 1987년 2월 : 명지대학교 경영학과 (경영학석사)
- 1995년 2월 : 명지대학교 경영학과 (경영학박사)

- 1993년 4월 ~ 현재 : 한국교통대학교 융합경영학과 교수
- 관심분야 : 회계정보시스템, 디지털 트윈, RPA, 정보시스템 도입
- E-Mail : kikim@ut.ac.kr