Check for updates

JFMSE, 38(5), pp. 1087~1100, 2026.
수산해양교육연구, 제38권 제5호, 통권143호, 2026.
www.ksfme.or.kr
https://doi.org/10.13000/JFMSE.2026.10.38.5.1087

국내 제조 사업체의 디지털 전환 수준에 따른 잠재프로파일 유형화와 결정 요인 및 성과 검증

조 윤 성†
†현대해상 인재개발파트(책임연구원)

Latent Profiles of Digital Transformation in Korean Manufacturing Establishments: Determinants and Performance Outcomes

Yunseong Jo†
†Hyundai Insurance(senior researcher)

Abstract

This study identified latent profiles of digital transformation among Korean manufacturing establishments and examined their predictors and outcomes. Data were drawn from the 10th wave of the Workplace Panel Survey, and the analytic sample comprised 659 manufacturing establishments in which at least one of five production processes was automated. Latent profile analysis was conducted using four indicators: process automation, the industrial robot share within automated processes, ICT integration, and production-process smartization. The R3STEP and BCH procedures were used to examine predictors and distal outcomes, respectively. Four profiles were identified: Information-led (17.45%), Equipment-intensive (6.53%), Automation-smartization (13.20%), and Low-level (62.82%). Establishment size was associated with membership in all three non-low profiles, whereas establishment age was not. Union presence was associated only with the Information-led and Automation-smartization profiles. Several performance indicators were higher in one or more of the three non-low profiles than in the Low-level profile, while no consistent differences emerged among the three non-low profiles, suggesting a threshold rather than a dose-response pattern. Workload differences were found for managerial staff, production supervisors, and elementary labor, with the Information-led profile generally reporting greater reductions. These findings show that operational and information technologies are not uniformly developed within establishments and that establishments differ in how these technologies are combined.

Key words : Digital transformation, Latent profile analysis, Manufacturing establishments, Workforce impact

I. 서 론

디지털 전환은 디지털 기술이 촉발하는 환경 변화에 대응하여 조직이 가치 창출 방식 자체를 재편하는 과정이며 오늘날 기업에게 선택이 아닌 필수 과제로 자리매김하였다(Vial, 2019). 특히 제조업에서는 이러한 전환이 Industrie 4.0이라는 지배적 패러다임으로 구체화되어 왔다(Kagermann and Wahlster, 2022). 제조업의 디지털 전환이 주목받는 이유는 그 효과가 개별 사업체의 공정 개선에만 머물지 않기 때문이다. 제조업의 디지털 전환을 성공적으로 이행할 경우 국제 경쟁력을 높이고 자국 제조업 기반을 지켜낼 수 있을 것으로 전망되면서 제조업의 디지털화는 국가 차원의

† Corresponding author : 02-3701-3273, jopry@hanmail.net

과제로 규정되었다(Kagermann et al., 2013).

이러한 중요성을 반영하듯 정부는 2014년 이후 중소·중견기업을 대상으로 스마트팩토리 보급 사업을 추진하여 2022년 말까지 30,144개 업체를 지원한 바 있다. 그러나 양적 확대에 주로 초점을 두게 되면서 상당수 사업체가 제조실행시스템(Manufacturing execution system)과 전사적 자원관리 시스템(Enterprise resource planning) 등 기초적인 시스템 구축에 머물렀다는 진단이 제기되었다. 이에 정부는 지원의 초점을 양적 확대에서 질적 고도화로 전환하고 있다(Lee et al., 2025). 실제로 정부는 2022년 양적 보급 목표(3만 개) 달성 이후 2024년 「지능형(스마트)제조혁신 생태계 고도화 방안」을 발표하여 전문 기업 육성과 고도화 중심의 지원체계 개편을 구체화하였다(MSS, 2024).

그러나 디지털 전환의 양적 확대와 고도화 지원이 이루어지고 있음에도 실제 제조 사업체의 전환 형태가 모두 동일한 것은 아니다(Frank et al., 2019). 따라서 이러한 이질성을 고려하지 않은 채 디지털 전환을 하나의 수준이나 단계로 파악할 경우 사업체별로 필요한 지원을 구체화하기 어렵다. 이러한 사업체별 전환 형태의 차이는 필요한 지원의 차이뿐 아니라 디지털 전환의 결과에서도 서로 다른 양상으로 나타날 수 있다. 디지털 기술의 도입은 생산성과 품질 등 조직성과뿐 아니라 현장에서 수행되는 업무와 인력의 역할에도 변화를 가져올 수 있기 때문이다(Kim and Nam, 2023; Autor et al., 2003). 따라서 제조 사업체의 디지털 전환을 하나의 수준이나 단계로 전제하기보다 사업체별 기술 도입과 활용의 이질성을 구체적으로 확인할 필요가 있다.

이와 관련하여 국내 중소 제조기업을 대상으로 한 연구에서는 스마트팩토리 도입을 위한 핵심 기술 요인을 다섯 가지로 구분한 바 있으며(Kwon and Yang, 2020), 스마트 기술의 경영성과 효과 역시 사업체가 처한 조건에 따라 다르게 나타나는 것으로 보고되었다(Nho and No, 2022). 그러나 기존 연구는 개별 기술의 효과나 특정 조건에 따른 효과 차이를 검증하는 데 주로 초점을 두어, 여러 기술 요소가 개별 사업체에서 어떠한 수준으로 결합되어 나타나는지는 충분히 다루지 않았다. 제조 현장의 디지털화가 복수의 기술 요소로 구성된다는 점을 고려하면(Kwon and Yang, 2020), 디지털 전환 수준을 사업체별 하나의 평균적인 값으로 파악하기보다는 사업체별 기술 결합 양상을 구분하여 살펴볼 필요가 있다.

제조업의 디지털 전환은 생산설비를 직접 제어하는 운영기술(Operational technology) 차원과 그로부터 생성되는 정보를 연계·활용하는 정보기술(Information technology) 차원으로 구분되며, 두 차원을 어떻게 결합하는가가 디지털 전환의 핵심 과제로 논의되어 왔다(Venanzi et al., 2026). 운영기술 차원에는 공정의 자동화와 산업용 로봇의 도입과 같은 설비·자동화 요소가 포함되며, 정보기술 차원에는 공정 정보의 통합과 생산공정의 스마트화와 같은 정보·연계 요소가 포함된다.

이상의 두 차원은 서로 구별되지만 정보기술의 활용이 설비 도입에 그치지 않고 정보 흐름과 업무 방식의 재설계를 수반한다는 점에서 함께 고려될 필요가 있다. 기술 도입과 조직 변화의 결합에 주목한 상보성 논의가 이를 뒷받침한다. Milgrom and Roberts(1990)는 제조업의 여러 관행과 자원이 개별적으로 도입될 때보다 상호 보완적으로 결합할 때 더 큰 가치를 창출한다는 상보성 개념을 제시하였다. Brynjolfsson and Hitt(2000)도 IT 투자의 생산성 효과가 업무 재설계와 인적자본, 업무 관행 및 조직 구조와 같은 조직적 보완 자산에 의해 좌우된다는 사실을 주장하였다.

다만 실제 사업체에서는 운영기술과 정보기술이 반드시 유사한 수준으로 갖추어지는 것은 아니다. 국내 스마트팩토리 보급 과정에서 솔루션과 연동 설비의 구축이 폭넓게 지원되었으나 상당수 사업체가 MES·ERP 등 기초적인 단계에 머물러 정보의 연계와 활용은 그에 미치지 못했다는 지적이 제기되었다(Lee et al., 2025). 또한 같

은 연구에서는 스마트팩토리 고도화 도입 의도에 경영자의 의지와 ICT 활용 역량이 유의한 영향을 미친 반면 재정 능력은 유의하지 않은 것으로 나타났다. 이는 스마트팩토리의 고도화가 설비 투자뿐 아니라 기술을 활용하고 조직 내에 정착시키는 내부 역량과도 관련될 수 있으며 이러한 조건의 차이에 따라 사업체별 기술 결합 양상이 서로 다르게 나타날 가능성을 시사한다.

따라서 중요한 것은 개별 기술의 도입이나 보유 여부가 아니라 여러 기술요소가 어떠한 수준으로 결합되어 있는가이다. 이에 본 연구는 기술 간의 매개경로나 인과적 관계를 검증하기보다는 국내 제조 사업체의 운영기술과 정보기술이 도입·운영되는 수준을 바탕으로 디지털 전환 유형을 구분하고 각 유형별 특성을 살펴보았다.

한편 국내 제조 사업체의 디지털 전환 유형과 사업체의 구조적 특성 간 관계도 확인할 필요가 있다. 이를 파악함으로써 어떤 사업체가 왜 특정 유형에 속하게 되는지를 설명할 수 있으며 이는 유형 간 차이를 단순한 기술 도입 수준의 차이가 아니라 사업체가 처한 구조적 조건의 차이로 이해하는 데 기여할 수 있기 때문이다. 특히 제조기업의 기술 도입과 관련하여 전환에 투입할 수 있는 자원 동원 여력, 기존 관행과 시스템의 축적, 작업방식 변경을 둘러싼 합의 구조와 같은 조건이 검토되어 왔다(Buer et al., 2021; Doeringer and Piore, 1971; Van Ta et al., 2024; Wu et al., 2024). 이에 본 연구에서는 이러한 조건을 반영하는 사업체 특성으로 규모, 업력 및 노동조합 유무를 살펴보았다.

다음으로 디지털 전환 유형의 차이가 실제 사업체에 어떠한 결과와 관련되는지를 확인할 필요가 있다. 이에 본 연구에서는 조직성과와 직군별 업무량 변화를 결과 변인으로 선정하였다. 실제로 선행 연구에서는 ICT와 생산공정의 융합 수준이 품질·원가·납기·생산성 등 조직의 운영 성과와 관련이 있음을 밝혔다(Kim and Nam, 2023). 한편 디지털 전환의 고용효과에 관한 논의는 대체(displacement)와 보완(augmentation)의 구분을 중심으로 전개되어 왔다. 예컨대 Autor et al.(2003)는 정보기술 도입이 규칙적으로 수행할 수 있는 일상적(routine) 인지·수작업 과업을 대체하는 한편 비일상적 문제해결과 복합적 의사소통 과업은 보완한다고 주장하였으며, Acemoglu and Restrepo (2020)는 로봇의 도입이 고용 인구 비율과 임금을 감소시킨다는 실증연구 결과를 제시하였다. 그러나 기존 논의는 다음과 같은 측면에서 일정한 한계를 지닌다. 첫째, 디지털 기술의 고용효과에 관한 연구는 주로 지역 또는 국가 수준에서 고용과 임금의 변화를 분석해 왔기 때문에 사업체 수준에서 직군별 업무량의 차이를 구분하여 살펴보는 데에는 한계가 있다. 둘째, 디지털화 기술이 성과에 미치는 영향 관계를 규명해 온 연구들은 기술 도입 수준을 단일한 연속형 변수로 다루는 변인중심(Variable-centered)으로 초점을 두면서 사업체 간에 존재할 수 있는 상이한 기술 결합 유형을 구분하지 못했다(Kim and Nam, 2023).

이러한 논의를 종합하여 본 연구는 사람중심(Person-centered) 접근인 잠재프로파일 분석(Latent profile analysis)을 적용하였다. 여기서 사람은 실제 개인이라기보다 분석의 대상이 되는 개체를 의미하며 본 연구에서는 개별 사업체가 이에 해당한다. 잠재프로파일 분석은 혼합모형(Mixture model)의 하나로서 여러 지표에서 유사한 값을 보이는 개체들을 유형화하여 몇 개의 프로파일로 구분하는 기법이며(Nylund et al., 2007), 전체 개체를 단일한 평균값으로 환원하지 않고 서로 다른 특성을 지닌 하위집단을 구분해 낼 수 있다. 다음으로 도출된 잠재프로파일의 선행변인 및 결과 변인을 실증하기 위해 분류 오차를 모형에 반영하는 3단계 접근법을 적용하였다(Asparouhov and Muthén, 2014). 이를 통해 본 연구는 디지털 전환을 단일한 연속적 척도가 아니라 질적으로 구분되는 유형으로 재개념화함으로써 운영기술과 정보기술이 사업체별로 어떠한 결합 양상을 보이는지를 확인하고자 하였다. 이를 위해 본 연구는

다음의 연구문제를 설정하였다.

첫째, 제조 사업체의 운영기술과 정보기술의 결합은 어떠한 잠재프로파일로 유형화되는가?

둘째, 제조 사업체의 디지털 전환 잠재프로파일 유형과 사업체 규모, 업력, 노동조합 여부는 유의하게 관련되는가?

셋째, 제조 사업체의 디지털 전환 잠재프로파일에 따라 조직성과와 직군별 업무량은 유의하게 차이가 나는가?

Ⅱ. 연구 방법

1. 분석 대상

본 연구는 한국노동연구원이 실시하는 사업체패널조사(WPS) 중 가장 최근에 공개된 10차년도 자료를 분석하였다. WPS는 전국 상용근로자 30인 이상 사업체를 표본으로 격년 실시되는 국가승인통계조사(승인번호 336003)이다. 사업체의 고용구조와 노동수요, 인적자원 개발과 투자 등 노동시장 정책 수립에 필요한 기초자료를 제공하기 위해 수행된 추적조사 자료이며, 10차년도는 민간부문 2,273개, 공공부문 96개 기관을 대상으로 본조사가 완료되었다(KLI, 2026). 해당 조사는 일부 산업을 제외하고 산업과 사업체 규모 등을 고려하여 표본을 설계하였다. 본 연구는 이 가운데 제조업에 해당하고 공장을 보유하며 5개 생산공정 중 최소 1개 이상에서 자동화가 이루어진 659개 사업체를 선정하였다. 따라서 본 연구의 659개 사업체를 국내 제조업 전체를 대표하는 표본으로 보기에는 일정한 제한이 있다.

분석 대상은 제조업 중분류 24개 업종에 모두 분포하였으며 지역별로는 경상권 253개(38.4%), 수도권 213개(32.3%), 충청권 111개(16.8%), 호남권 64개(9.7%), 강원권 18개(2.7%)였고 평균 종업원 수는 약 232명(SD=421.9), 평균 업력은 35.9년(SD=14.6)이었다. 노동조합이 있는 사업체는 216개(32.8%), 없는 사업체는 443개(67.2%)였다. 5개 공정의 평균 자동화율은 24.3%(SD=19.3%), 로봇 활용 비율은 평균 18.3%(SD=26.7%)로 나타나 사업체 간 편차가 큰 것으로 확인되었다.

2. 분석 변인

가. 잠재프로파일 구성변인

본 연구에서는 제조 사업체의 디지털 전환을 운영기술과 정보기술의 두 차원에서 파악하고자 하였다. 이를 위해 운영기술 차원의 공정 자동화 수준과 로봇 비율, 정보기술 차원의 ICT 활용 정보 통합 수준과 생산공정 스마트화 수준 등 총 4개의 지표를 활용하였다. 이러한 구성은 사업체패널조사가 자동화 및 스마트팩토리 관련 문항을 '생산방식 및 자동화(ICT002_0)'와 'ICT 활용 및 스마트 공장(ICT020_0)'의 두 영역으로 구분하여 조사하고 있다는 점과도 부합한다. '생산방식 및 자동화' 영역에서는 공정별 자동화 수준과 제조용 로봇 비율을, 'ICT 활용 및 스마트 공장' 영역에서는 ICT 활용 정보통합 수준과 생산공정 스마트화 실행 수준을 조사하고 있으며, 관련 기초분석 보고서에서도 이러한 지표들을 구분하여 제시하고 있다(Lee et al., 2024). 또한 사업체패널조사를 활용한 국내 선행 연구에서도 생산공정 스마트화 수준과 ICT 활용 정보통합 수준을 서로 구별되는 스마트팩토리 수준으로 분석한 바 있다(Lee and Kim, 2024).

먼저 운영 기술 중 공정 자동화는 사업장에서 5개 공정(자재 투입, 생산, 조립, 검수, 포장)에 대하여 자동화된 비율의 평균을 활용하였다. 로봇 비율은 자동화된 공정 전체를 100이라 했을 때 제조용 로봇이 차지하는 비율을 의미한다. 다음으로 정보기술 중 ICT 활용 정보 통합 수준은 업무 과정에서 발생하는 정보가 ICT를 통해 어느 범위까지 연계되어 있는지를 의미하며, 1점(연계 없음), 2점(부서 내 연계), 3점(부서 간 실시간 단방향 연계), 4점(부서 간 실시간 쌍방향 연계), 5점(업무 관련 모든 정보 연계) 중 응답한 값을

활용하였다. 생산공정 스마트화 수준은 생산 현장의 정보 활용과 운영이 어느 정도 고도화되어 있는지를 의미하며, 1점(없음: 수기 관리), 2점(점검: 전산 기록 및 단순 계획 수립), 3점(모니터링: 생산 이력 추적), 4점(제어: 실시간 감지 및 원격 제어), 5점(최적화: 빅데이터 기반 공정 최적화), 6점(자율운영: 인간 개입이 거의 없는 자율 제어) 중 응답한 값을 활용하였다. 즉 정보기술 중 전자는 정보시스템 간 정보연계의 범위와 방향을, 후자는 생산현장 운영의 고도화 정도를 측정한다는 점에서 구별된다.

나. 잠재프로파일 예측변인

선행 연구에 따르면 국내 디지털 전환 관련 연구의 경우 주로 개인의 기술 수용 의도 분석에 집중되어 있어 조직(사업체) 차원의 결정요인 규명이 필요함을 지적하고 있다(Lee and Kim, 2022). 이에 본 연구에서는 사업체의 기본적인 구조적 특성 가운데 규모, 업력 및 노동조합 유무를 잠재프로파일의 예측변인으로 선정하였다.

먼저 사업체 규모는 제조기업의 디지털화 및 디지털 전환 수준과 관련되는 것으로 보고되어 왔다(Buer et al., 2021; Wu et al., 2024). 규모가 큰 사업체일수록 신기술 도입에 필요한 자원과 이를 운용할 인력을 확보할 여력이 크기 때문이다. 사업체 업력은 조직 생애주기 관점에서 신기술 채택을 설명하는 특성으로 다루어져 왔으며, 업력이 높을수록 굳어진 관행과 낡은 시스템으로 인해 신기술 도입에 어려움을 겪는다는 결과가 보고된 바 있다(Chatjuthamard et al., 2026). 그러나 규모와 업력을 함께 검토한 다른 연구에서는 기업 특성과 Industry 4.0 기술 채택 간에 명확한 연관이 확인되지 않아(Van Ta et al., 2024), 관련 선행연구 결과는 비일관적인 것으로 나타난다. 노동조합 유무의 경우 이중노동시장 이론(Doeringer and Piore, 1971)에서 제시하는 근로조건 협상 구조와 관련되며 신기술 도입 과정에서 고용안정성 협상이나 작업방식 변경에 대한 노사 합의 절차에 영향을 미칠 수 있다. 실제로 노동조합을 포함한 사업장 내 근로자 대표기구의 존재는 첨단 디지털기술 도입 확률과 도입 기술의 다양성을 유의하게 높이는 것으로 보고된 바 있다(Berton et al., 2025).

다. 잠재프로파일 결과변인

사업체 디지털 전환 유형에 따른 결과변인으로 조직성과와 직군별 업무량 변화를 선정하였다. 먼저 조직성과는 공정 자동화 및 스마트 공장 전환에 따른 총 6개 성과 지표(제품 불량품, 납품 기한, 제조 리드타임, 제조원가, 공장 가동률, 생산성)를 선정하였다. 이는 중소벤처기업부가 스마트팩토리 보급사업 성과분석을 통해 공식적으로 발표한 생산성·품질·원가·납기 등 핵심 성과지표와도 대응된다(MSS, 2019). 특히 조직성과 6개 지표 중 제품 불량품, 납품 기한, 제조 리드타임 및 제조원가는 원척도에서 점수가 높을수록 해당 항목이 증가하는 방향으로 측정되어 있어 성과 해석의 방향을 일치시키기 위해 역코딩하였다. 그 결과 분석에 사용된 6개 조직성과 지표는 모두 점수가 높을수록 성과가 개선된 것을 의미한다. 따라서 이후 표와 본문에서는 각 지표를 불량품 감소, 납품 기한 단축, 리드타임 단축, 원가 절감 등 성과가 개선되는 방향으로 표기하였다.

다음으로 직군별 업무량 변화는 신기술 도입 및 전환이 모든 근로자에게 동일하게 영향을 미치는 것이 아니라 과업의 정형성에 따라 차별적으로 영향을 미친다는 근거를 바탕으로 선정하였다(Autor et al., 2003). 이를 통해 자동화·로봇화를 포함한 제조업 디지털 전환이 특정 직군(예: 관리·조정 기능)에 집중적으로 영향을 미치는지 혹은 생산직 전반에 걸쳐 나타나는지를 실증적으로 파악하고자 하였다. 이상으로 본 연구에서 활용한 변인을 종합하면 다음 <Table 1>과 같다.

3. 분석 방법

본 연구는 한국노동연구원의 사업체패널 10차

년도 자료를 바탕으로 혼합모형에 기반한 3단계 접근법을 적용하였다. 이를 통해 국내 제조 사업체의 디지털 전환 유형을 나타내는 잠재프로파일을 도출하고 이를 결정하는 예측 변인 및 결과 변인과의 관계를 검증하였다. 이상의 분석을 위해 본 연구는 Mplus 8.6을 이용하였다. 분석 단계별 구체적인 분석 방법은 다음과 같다.

<Table 1> Description of study variables

Category	Item description	Variable treatment
Indicators	Process automation	Mean of 5 processes
	Robot ratio	0-100%
	ICT integration	1-5
	Smartization	1-6
Predictors	No. of employees	Log-transformed
	Years of operation	continuous (9-91)
	Union presence	0=none, 1=union
Outcomes	Organizational performance	6 items, 1-5
	Workload change by occupational group	6 items, 1-5

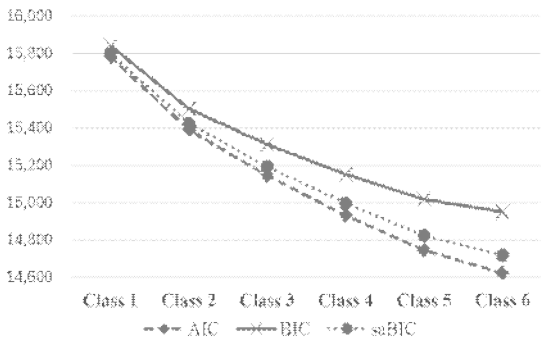
먼저 국내 제조업 사업체의 디지털 전환 유형을 체계적으로 도출하고자 잠재프로파일을 확인하였다. 이를 위해 최적의 잠재프로파일 수를 결정한 후 도출된 각 잠재프로파일 유형의 특성을 규명하였다. 최적의 잠재프로파일 수 결정은 1개부터 6개까지 하나씩 프로파일 수를 증가시키며 AIC·BIC·saBIC 등의 정보지수, 모형 간 적합도를 비교하는 LMR-LRT 유의성 검증, 분류질 지수인 Entropy, 계층별 표본 비율 등을 종합적으로 검토하였다.

잠재프로파일 결정 이후에는 R3STEP과 BCH 방법을 이용하여 예측 변인 및 결과 변인과의 관계를 검증하였다. R3STEP은 공변량 투입에 따라 프로파일 분류가 변화하지 않도록 고정한 상태에서 예측 변인 한 단위 증가에 따라 준거 프로파일 대비 비교 프로파일에 속할 가능성의 증감을 검증하는 다항로지스틱 회귀분석이다(Jo and Kim, 2022). BCH는 결과 변인을 모형에 포함하였을 때 잠재프로파일 간 결과 변인의 평균 차이를 카이제곱 검증을 통해 확인하는 방법으로 본 연구와 같이 결과 변인이 연속형 변수인 경우에 권고된다(Asparouhov and Muthén, 2014).

Ⅲ. 연구 결과

1. 잠재프로파일 수 결정

국내 제조 사업체의 특성을 적절히 반영하는 디지털 전환 잠재프로파일 수를 결정하고자 잠재프로파일 수를 하나씩 증가시키며 정보지수를 살펴보았다. 정보지수는 값이 작을수록 모형 적합도가 상대적으로 좋음을 의미한다(Jung and Wickrama, 2008). 그러나 일반적으로 많은 프로파일을 가진 모형은 적은 프로파일을 가진 모형에 비해 데이터가 더 잘 적합하다. 즉 프로파일 수가 증가할수록 정보지수가 일률적인 단조 감소를 보이기 때문에 정보지수가 낮은 모형을 선택하되 정보지수 감소 폭이 둔해지는 지점의 잠재프로파일 수를 선택하게 된다. 프로파일별 정보지수 분석 결과는 [Fig. 1]과 같다.



[Fig. 1] Changes in information criteria by number of latent profiles.

그래프를 살펴보면 잠재프로파일 수가 증가할수록 AIC, BIC, saBIC 모두 감소하는 경향을 보였으나, 특히 1개에서 4개까지는 정보지수가 비

교적 큰 폭으로 감소하였고 4개 이상일 때부터 이러한 감소폭이 다소 완만해지는 것으로 확인되었다. 따라서 정보지수 차원에서 적절한 잠재프로파일은 잠정적으로 4개 또는 5개로 판단했다.

분류의 질 지수, 모형비교 지수 및 표본 비율을 분석한 결과는 다음 <Table 2>와 같다. 해당 표를 살펴보면, 먼저 Entropy 지수의 경우 모든 경우에 0.9를 상회하는 것으로 나타났다. Entropy는 1에 가까울수록 좋은 분류 정확성을 나타내며 반대로 0에 가까울수록 분류의 정확성이 낮다고 판단하는데, 0.4 이하를 낮은 분류 수준, 0.6 이상을 적당한 분류 수준, 0.8 이상을 높은 분류 수준으로 해석한다(Clark and Muthén, 2009). 이상의 기준을 보았을 때 2개 프로파일부터 6개 프로파일까지 모두 적절한 분류의 질을 나타내었다.

<Table 2> Model fit and classification indices by number of profiles

Profile	Classification quality	Model comparison	Smallest class(%)
	Entropy	LMR-LRT p-value	
1	–	–	100.00
2	.936	.256	18.50
3	.944	<.001	8.60
4	.965	<.001	6.59
5	.991	.710	4.28
6	.938	1.000	3.83

다음으로 모형 비교 지수는 서로 다른 수의 잠재프로파일을 가진 모형의 적합도를 직접적으로 비교하는 데 참고할 수 있는 결과이며 대표적으로 LMR-LRT(Lo-Mendell-Rubin adjusted Likelihood Ratio Test; Lo et al., 2001)이 있다. LMR-LRT에서 값이 유의하게 도출된 것은 해당 모형(K)이 프로파일이 한 개 적은 직전 모형(K-1)보다 유의한 수준에서 더 나은 적합도를 가졌음을 의미한다. 이상의 내용을 바탕으로 결과를 해석하면, 프로파일 수가 3개 및 4개까지는 기존 직전 모형에 비해 통계적으로 유의한 수준에서 더 나은 모형 적합도를 보였으나, 5개인 경우부터 유의하지 않는 것으로 나타났다. 즉 5개의 잠재프로파일은 4개의 잠재프로파일보다 유의미한 수준에서 더 나은 모형 적합도를 보이지 못한 것이다. 따라서 모형비교 적합도 차원에서 가장 적절한 잠재프로파일 수는 4개로 확인되었다.

마지막으로 잠재프로파일 내 최소 표본 수의 비율을 참고하였다. 지나치게 작은 프로파일은 소수 사례의 특성에 민감하여 모수 추정과 프로파일 재현의 안정성이 낮아질 수 있으므로 잠재프로파일 수를 결정할 때 집단별 표본 비율을 함께 고려할 필요가 있다. 이와 관련하여 한 프로파일에 배정된 사례가 전체의 5% 이상이 되는지를 참고 기준으로 활용하는 것이 일반적이다(Roesch et al., 2010). 본 연구에서는 4개 프로파일 모형까지 최소 프로파일의 비율이 6.59%로, 5% 이상 유지되었으나, 5개 프로파일 모형에서는 4.28%로 나타나 5% 미만 소표본 사례가 발생하였다.

정리하자면 5개 프로파일 모형은 LMR-LRT가 유의하지 않았고(p=.710) 최소 프로파일의 비율도 4.28%로 감소하였다. 한편 4개 프로파일 해의 경우 공정 자동화와 로봇 운영으로 나타나는 운영기술 차원과 ICT 정보통합 및 생산공정 스마트화로 나타나는 정보기술 차원이 서로 상이하게 결합된 양상이 확인되어 두 차원이 사업체마다 다른 수준으로 결합될 수 있다는 본 연구의 개념적 논의와 부합하였다. 이에 통계적 기준과 이론적·실질적 해석가능성을 종합하여 국내 제조업 사업체의 디지털 전환 유형을 설명하기에 적합한 프로파일 수를 4개로 확정하였다.

2. 잠재프로파일별 특징

국내 제조 사업체의 디지털 전환 구성 항목에 따라 도출된 4개의 잠재프로파일을 특성이 가장 잘 드러나는 방식으로 명명하였다(<Table 3>).

먼저 저수준형(Low-level, 62.82%)은 전체 사업체의 3분의 2에 가까운 가장 큰 집단이다. 공정 자동화율 21.28%, 로봇 비율 1.87%로 운영기술

자동화가 가장 낮았으며, ICT 통합 1.98점, 스마트화 2.20점으로, 정보화 수준 역시 네 유형 중 가장 낮았다. 즉 디지털 전환의 어느 축에서도 아직 본격적인 진전이 나타나지 않은 상황이며 전반적으로 수준이 낮은 유형이었다.

다음으로 정보화우선형(Information-led, 17.45%)은 로봇 비율이 24.25%로 낮은 편이지만 ICT 통합이 2.87점으로 네 유형 중 가장 높았다. 이는 부서 간 정보를 실시간으로 주고받는 단계에 가장 근접해 있는 유형이다. 즉 운영기술 수준에 비해 기존 공정의 정보연계 수준이 상대적으로 높은 특성이 반영된 것으로 이해된다.

<Table 3> Characteristics of the latent profiles

	Information-led	Equipment-intensive	Automation-smartization	Low-level
Process automation(%)	27.02	31.74	31.66	21.28
Robot ratio(%)	24.25	91.43	53.04	1.87
ICT integration(1-5)	2.87	2.70	2.53	1.98
Smartization (1-6)	2.96	2.71	3.00	2.20
n	115	43	87	414
%	17.45	6.53	13.20	62.82

자동화-스마트화 병행형(Automation-smartization, 13.20%)은 공정 자동화율 31.66%, 로봇 비율 53.04%로 운영기술 자동화가 상위권에 속하면서 스마트화도 3.00점으로 가장 높았다. 이 수준은 생산 이력을 확인하고 추적할 수 있는 모니터링 단계에 해당하였다. 다만 ICT 정보통합은 2.53점으로 정보화우선형(2.87)과 설비집중형(2.70)보다 낮았다. 즉 이 유형에서 정보기술은 전환을 주도하는 요소라기보다 자동화된 공정을 뒷받침하는 형태에 가까웠다.

마지막으로 설비집중형(Equipment-intensive, 6.53%)은 자동화된 공정 중 제조용 로봇이 담당하는 비율이 91.43%로 네 유형 중 압도적으로 높고, 자동화율도 31.74%로 상위 수준이다. 반면 ICT 통합 2.70점, 스마트화 2.71점으로 정보화는 중간 수준에 머물렀다. 즉 설비 수준에 비해 정보인프라 수준이 상대적으로 낮은 유형이었다.

네 유형을 함께 놓고 보면 같은 제조 사업체라도 운영기술 자동화와 정보화가 반드시 같은 수준으로 나타나지 않는다는 점이 확인되었다. 실제로 로봇 비율이 가장 높은 설비집중형의 스마트화 수준(2.71점)은 로봇 비율이 그 절반 수준인 자동화-스마트화 병행형(3.00점)보다 낮았다. 반대로 로봇 비율이 낮은 편에 속하는 정보화우선형은 ICT 통합에서 가장 앞섰다. 이는 사업체마다 설비와 정보 관련 지표가 서로 다른 상대적 수준으로 나타나고 있음을 보여주는 결과이다.

한편 정보화의 전반적 수준은 네 유형 모두 초기 단계에 머물렀다. 스마트화가 가장 높은 자동화-스마트화 병행형도 평균 3.00점으로 생산 이력 추적이 가능한 모니터링 단계에 해당하였다. 이는 국내 제조 사업체의 경우 전반적으로 공정의 스마트화 수준이 아직 낮은 수준에 머물러 있음을 나타낸다.

3. 잠재프로파일별 결정 요인

다음으로 사업체가 어떤 디지털 전환 유형에 속하게 되는지를 결정하는 요인을 확인하였다. 이를 위해 디지털 전환이 낮은 유형인 저수준형을 준거집단으로 설정하고, 규모와 업력, 노조 유무가 나머지 세 유형에 속할 가능성을 어떻게 바꾸는지 살펴보았다. 분석 결과는 <Table 4>와 같다.

<Table 4> Predictors of latent profile membership

Predictor	Information-led		Equipment-intensive		Automation-smartization	
	(vs. Low-level)					
	B	*OR*	*B*	*OR*	*B*	*OR*
Size	.262**	1.299	.323*	1.381	.429***	1.536
Years of operation	.010	1.010	-.003	0.997	-.001	0.999
Union presence	.560*	1.751	.185	1.203	.567*	1.763

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

먼저 사업체 규모의 경우 저수준형에 비해 나머지 세 유형 모두에서 유의한 결정요인으로 나타났다. 즉 종업원 수가 많을수록 정보화우선형(*B*=.262, *OR*=1.30, *p*<.01), 설비집중형(*B*=.323, *OR*=1.38, *p*<.05), 자동화-스마트화 병행형(*B*=.429, *OR*=1.54, *p*<.001) 등 어느 쪽으로든 해당 유형에 속할 가능성이 높았다. 즉 사업체 규모가 클수록 저수준형보다 나머지 세 유형에 속할 가능성이 높다는 의미이다.

다음으로 사업체 업력은 세 유형 어디에서도 유의하지 않았다(*B*=-.003~.010, *OR*=0.997~1.010, n.s.). 즉 오래된 사업체라고 해서 디지털 전환에 더 적극적이지도, 더 소극적이지도 않은 것으로 나타났다. 노조 유무는 유형에 따라 다르게 작용하였다. 노조가 있는 사업체는 없는 사업체에 비해 정보화우선형(*B*=.560, *OR*=1.75, *p*<.05)과 자동화-스마트화 병행형(*B*=.567, *OR*=1.76, *p*<.05)에 속할 가능성이 약 1.8배 높았다. 반면 설비집중형에서는 노조 유무에 따른 차이가 나타나지 않았다(*B*=.185, *OR*=1.20, *p*=.590). 즉 노동조합 유무와 유형 소속의 관련성은 모든 디지털 전환 유형에서 일관되게 나타나지 않았다. 이상의 내용을 종합하면 사업체 규모는 세 유형 모두에서 유의한 관련을 보여 가장 일관된 결과를 나타냈으며, 업력은 어떤 유형과도 유의한 관련을 보이지 않았고, 노조 유무는 정보화가 동반되는 두 유형에서만 유의한 관련이 확인되었다.

4. 잠재프로파일별 성과 차이 검증

디지털 전환 프로파일 유형에 따라 조직성과와 직군별 업무량이 어떻게 달라지는지를 분석하였으며 결과는 다음 <Table 5>와 같다.

먼저 조직성과에서는 뚜렷한 경계가 관찰되었다. 불량품 감소와 납품 기한 단축에서는 정보화우선형, 설비집중형, 자동화-스마트화 병행형이 모두 저수준형보다 높았다. 리드타임 단축과 원가 절감의 경우는 정보화우선형이 저수준형보다 높았으며, 생산성에서는 정보화우선형과 자동화-스마트화 병행형이 저수준형보다 높았다. 반면 저수준형을 제외한 나머지 세 유형 사이에서는 어느 지표에서도 차이가 확인되지 않았다.

<Table 5> Distal outcomes across latent profiles

Outcome	Latent profile				χ^2	Post-hoc
	Information-led (1)	Equipment-intensive(2)	Automation-smartization(3)	Low-level (4)		
Organizational performance						
Defect reduction	3.77	3.70	3.82	3.48	42.97***	1, 2, 3 > 4
Delivery time reduction	3.64	3.65	3.61	3.41	21.58***	1, 2, 3 > 4
Lead time reduction	3.57	3.60	3.55	3.41	11.02*	1 > 4
Cost reduction	3.51	3.46	3.47	3.33	11.20*	1 > 4
Factory utilization	3.25	3.42	3.25	3.16	5.89	-
Productivity	3.47	3.49	3.50	3.28	11.61**	1, 3 > 4
Workload change by occupational group						
Managerial staff	2.69	2.98	2.85	2.95	15.77**	1 < 2, 4
Professional staff	2.73	2.98	2.85	2.79	3.60	-
Office staff	2.86	2.93	2.93	2.93	1.30	-
Production supervisors	2.40	2.62	2.64	2.62	9.70*	1 < 3, 4
Frontline operators	2.36	2.45	2.48	2.48	2.40	-
Elementary labor	2.38	2.48	2.61	2.58	7.88*	1 < 3, 4

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

즉 로봇 비율이 24.25%인 정보화우선형과 91.43%인 설비집중형 간에도 통계적으로 유의한 차이가 확인되지 않았다. 공장 가동률은 유일하게 유형 간 차이가 확인되지 않은 지표였다. 가동률이 설비 투자보다 수주 물량이나 생산계획에 좌우된다는 점을 고려하면 디지털 전환 수준만으로는 설명되지 않는 결과로 이해된다.

다음으로 직군별 업무량 결과를 살펴보았다. 업무량 변화는 1점(크게 감소)에서 5점(크게 증가)에 이르는 척도로 측정되었으며, 3점이 변화 없음에 해당한다. 분석 결과, 여섯 개 직군의 평균은 2.36점에서 2.98점 사이로 모두 3점을 밑돌아, 어떤 유형에 속하든 업무량이 감소한 방향으로 응답한 것으로 나타났다.

유형 간 차이가 확인된 직군은 관리직, 생산조반장, 단순직 세 직군이었고 전문직과 사무직, 일선 작업자에서는 차이가 나타나지 않았다. 특히 일선 작업자에서는 유형에 따른 유의한 차이가 확인되지 않았으며 유형별 업무량 변화 응답도 유사한 수준으로 나타났다.

차이가 확인된 세 직군에서는 모두 정보화우선형의 업무량 감소폭이 가장 컸다. 관리직에서 정보화우선형은 2.69점으로 설비집중형(2.98점) 및 저수준형(2.95점)보다 낮았고, 생산조 반장(2.40점)과 단순직(2.38점)에서도 자동화-스마트화 병행형 및 저수준형보다 낮은 수준이었다. 로봇을 가장 많이 도입한 설비집중형이 아니라 정보 연계를 먼저 정비한 유형에서 업무량 감소가 두드러졌다는 점이 주목된다.

결과를 종합하면 조직성과는 저수준형과 나머지 세 유형 사이에서 갈렸고, 업무량 감소는 정보화가 앞선 유형에서 관리·감독 직군을 중심으로 나타났다. 이는 운영기술과 정보기술이 서로 다른 영역에 영향을 미치고 있음을 보여주는 결과이다.

Ⅳ. 결 론

본 연구는 사업체패널조사 10차년도 자료를 활용하여 국내 제조 사업체의 디지털 전환 양상을 잠재프로파일로 유형화하고, 유형을 결정하는 조직 요인과 유형에 따른 조직성과 및 직군별 업무량 변화를 검증하였다. 분석 결과 네 개의 유형이 도출되었으며 유형에 따라 성과와 일부 직군의 업무량 변화가 상이하게 나타났다. 자세한 결과 및 결론은 다음과 같다.

첫째, 제조 사업체의 디지털 전환 관련 지표는 동일한 수준으로 나타나지 않았다. 로봇 비율이 91.43%로 가장 높은 설비집중형의 스마트화 수준은 로봇 비율이 그 절반 수준인 자동화-스마트화 병행형보다 낮았고, 로봇 비율이 낮은 축에 속하는 정보화우선형은 ICT 통합에서 가장 앞섰다. 이는 생산공정의 디지털 전환 과정에서 운영기술과 정보기술 관련 지표가 반드시 동일한 수준으로 나타나는 것이 아니라 사업체에 따라 서로 다른 상대적 수준으로 결합될 수 있음을 보여준다. 따라서 제조 사업체의 디지털 전환을 단일한 발전단계로 파악하기보다 여러 기술 차원의 결합 양상을 함께 고려할 필요가 있다.

둘째, 디지털 전환 유형을 가르는 가장 일관된 조직 요인은 사업체 규모였다. 종업원 수가 많을수록 디지털 전환이 가장 낮은 저수준형보다 다른 세 전환 유형 어느 쪽으로든 속할 가능성이 높았다. 이는 규모가 큰 제조기업일수록 디지털 전환 수준이 높게 나타난다는 선행연구 결과(Buer et al., 2021; Wu et al., 2024)와 부합한다. 반면 사업체 업력은 어떤 유형과도 연결되지 않아, 업력이 신기술 채택의 주요 조직 특성으로 다루어져 왔음에도 그 효과가 일관되게 확인되지 않는다는 기존 실증연구의 양상(Van Ta et al., 2024)이 국내 제조 사업체에서도 재현되었다.

노조 유무는 정보화가 동반되는 두 유형에서만 유의한 관련을 보였고 로봇으로 공정 대부분을 대체하는 유형에서는 관련이 확인되지 않았다.

이는 정보 연계의 재편이 작업 방식과 정보 접근 구조의 변화를 수반하기 때문으로 볼 수 있다. 다만 로봇 비율이 두드러진 유형에서 노조와의 관련이 확인되지 않은 이유는 로봇 투자의 기술적 특성에서 찾을 수 있다. Nho and Kim(2022)은 로봇 운전원의 직무내용과 숙련요건이 로봇의 기술적 특성과 적용 공정의 특성에 따라 달라질 수 있음을 보고하였다. 자동화가 반복적 과업을 대체하기 용이하다는 점(Autor et al., 2003)을 고려하면, 설비집중형의 높은 로봇 비율은 근로자의 숙련을 일률적으로 대체하기보다 특정 공정의 반복적 과업을 중심으로 이루어졌을 가능성이 있다. 실제로 설비집중형에서도 일선 작업자의 업무량은 다른 유형과 유의하게 다르지 않았다. 다만 본 연구는 과업 특성과 노사협의 수준을 직접 측정하지 않았으므로 이는 가능한 해석으로 제한된다.

셋째, 조직성과는 전환 수준의 높낮이가 아니라 전환에 착수했는지 여부에 따라 갈렸다. 불량품 감소와 납품 기한 단축에서는 저수준형을 제외한 세 유형 모두 저수준형보다 높은 성과를 보고하였다. 리드타임 단축과 원가 절감에서는 정보화우선형만, 생산성에서는 정보화우선형과 자동화-스마트화 병행형이 저수준형보다 유의하게 높은 성과를 보고하였다. 반면 저수준형을 제외한 세 유형 사이에서는 어떤 지표에서도 유의한 차이가 확인되지 않았다. 로봇 비율이 24.25%인 정보화우선형과 91.43%인 설비집중형 간에도 유의한 차이가 확인되지 않았다는 점은 성과 형성에 일종의 문턱이 존재할 가능성을 보여준다. 이는 설비 도입 규모를 늘리는 방식의 지원이 일정 수준을 넘어서면 추가적인 성과로 이어지지 않을 수 있음을 함의한다.

넷째, 직군별 업무량 변화의 경우, 유형 간 차이가 확인된 직군은 관리직과 생산조 반장, 단순직이었으며, 세 직군 모두에서 정보화우선형의 업무량 감소폭이 가장 컸다. 반면 로봇이 직접 대체하는 일선 작업자에서는 유형 간 차이가 나타나지 않았다. 이는 과업의 규칙성과 반복성이 대체 여부를 결정한다는 일상업무편향 기술변화 이론(Autor et al., 2003)을 사업체 내부 수준에서 부분적으로 지지하는 결과이다. 다만 거시자료를 통해 로봇의 고용 감소 효과를 보고한 선행연구(Acemoglu and Restrepo, 2020)와 달리 유형 간 차이는 현장 작업자보다 관리·감독 직군에서 뚜렷하였다는 점에서 로봇의 고용효과는 분석 수준에 따라 다르게 관측될 수 있다.

이상의 결과를 바탕으로 다음과 같은 실천적 시사점을 도출할 수 있었다. 첫째, 디지털 전환에 따른 재교육 및 재배치 설계의 우선 대상은 통념과 달리 생산 현장 인력에 국한되지 않는다. 관리직과 생산조 반장의 업무량 변화가 두드러졌다는 점은 정보시스템이 취합·보고·조정 기능을 흡수하면서 이들 직군의 역할 재정의가 요구됨을 시사하며 데이터 해석과 공정 개선 기획을 중심으로 직무를 재설계하는 접근이 필요하다. 구체적으로는 공정 데이터를 해석하고 이상 원인을 판단하는 데이터 리터러시 교육과 정보시스템이 흡수한 취합·보고 기능을 대신할 공정 개선 기획 역량 교육이 요구된다.

둘째, 업무량 변화가 정보화우선형에 집중되었다는 점을 고려하면 교육훈련 수요는 설비를 도입하는 시점이 아니라 정보 연계가 정비되는 시점에 발생할 가능성이 높다. 전환 유형에 따라 교육 개입의 시점과 내용을 차등화하는 설계가 요구된다.

정책적으로도 본 연구는 지원 초점의 재조정을 시사한다. 정부 지원이 기초단계 사업체의 설비와 정보시스템 구축을 중심으로 이루어져 왔고 최근 그 초점을 고도화로 옮기고 있는 상황에서(Lee et al., 2025), 성과가 전환 착수 여부에서 차이가 나고 전환의 강도에서는 차이가 나지 않았다는 결과는 아직 전환에 착수하지 못한 사업체에 대한 지원도 함께 고려될 필요가 있음을 시사한다. 특히 전체 표본의 62.82%가 저수준형에 속했다는 점은 진입 지원의 잠재적 대상이 여전히

광범위함을 보여준다. 아울러 생산공정 스마트화 수준이 가장 높은 자동화-스마트화 병행형도 평균 3.00점으로 모니터링 단계에 해당하였다는 점을 고려하면 고도화 지원에서도 설비 확충과 정보시스템 통합이 함께 설계될 필요가 있다.

본 연구는 다음과 같은 한계를 갖는다. 첫째, 본 연구는 사업체패널조사 10차년도 단일 시점 자료를 활용하였으므로 유형과 성과 간의 관계를 인과적으로 해석하거나 동일 사업체의 디지털 전환 전후 변화를 종단적으로 추적한 것으로 해석하는 데에는 한계가 있다. 특히 직군별 업무량 결과는 응답 시점에서 보고된 업무량 변화에 대한 유형 간 차이로 해석할 필요가 있다. 후속 연구에서는 패널의 종단적 구조를 활용한 검증이 요구된다. 둘째, 조직성과와 업무량 변화가 모두 사업체 응답자의 주관적 평정에 기초하고 있어 객관적 지표와의 대조가 이루어지지 못하였다. 셋째, 설비집중형의 사례 수가 43개로 상대적으로 적어 이 유형과 관련된 결과의 해석에는 제한이 따른다. 넷째, 운영기술과 정보기술의 수준은 동일한 제조업 내에서도 생산하는 제품의 특성에 따라 달라질 수 있다. 예컨대 자동화가 상대적으로 용이한 표준화된 제품을 생산하는 사업체와 다품종 소량생산 방식의 제품을 다루는 사업체는 디지털 전환의 결합 양상 자체가 다르게 나타날 가능성이 있다. 그러나 본 연구가 활용한 사업체패널조사는 구체적인 생산 품목까지는 측정하지 않아, 이러한 제품 특성에 따른 이질성을 반영하지 못하였다. 아울러 본 연구가 활용한 네 개 지표는 생산공정을 중심으로 한 디지털 전환을 측정한 것으로, 제품 및 서비스의 디지털화나 공급망 연계 등 디지털 전환의 다른 국면은 포함하지 못하였다. 다섯째, 본 연구에서는 예측변인을 사업체 규모, 업력, 노동조합 유무 세 가지 특성으로 한정하였다. 향후에는 기술역량과 인적자원 특성, 생산방식 등 사업체패널조사가 제공하는 다양한 조직 변인을 포함한 확장 모형의 검증이 필요하다. 그럼에도 본 연구는 전국 단위의 사업체패널자료를 활용하여 제조업 디지털 전환의 이질적 결합 유형을 조직 수준에서 유형화하고 그 유형이 조직성과와 직군별 업무량에 관련되는 양상을 실증적으로 규명하였다는 점에서 의의를 갖는다.

References

Acemoglu D and Restrepo P(2020). Robots and jobs: Evidence from US labor markets. Journal of Political Economy, 128(6), 2188~2244. https://doi.org/10.1086/705716

Asparouhov T and Muthén B(2014). Auxiliary variables in mixture modeling: Three-step approaches using Mplus. Structural Equation Modeling, 21(3), 329~341. https://doi.org/10.1080/10705511.2014.915181

Autor DH, Levy F and Murnane RJ(2003). The skill content of recent technological change: An empirical exploration. Quarterly Journal of Economics, 118(4), 1279~1333. https://doi.org/10.1162/003355303322552801

Berton F, Dughera S and Ricci A(2025). Advanced digital technologies in unionized firms. Italian Economic Journal, 11(3), 1015~1040. https://doi.org/10.1007/s40797-024-00276-4

Brynjolfsson E and Hitt LM(2000). Beyond computation: Information technology, organizational transformation and business performance. Journal of Economic Perspectives, 14(4), 23~48. https://doi.org/10.1257/jep.14.4.23

Buer SV, Strandhagen JW, Semini M and Strandhagen JO(2021). The digitalization of manufacturing: Investigating the impact of production environment and company size. Journal of Manufacturing Technology Management, 32(3), 621~645. https://doi.org/10.1108/JMTM-05-2019-0174

Chatjuthamard P, Jiraporn P, Chintrakarn P and Wattanatorn W(2026). The AI workforce and firm maturity: Old firms, new tech. Journal of Business Economics, 1~45. https://doi.org/10.1007/s11573-026-01271-0

Clark S and Muthén B(2009). Relating latent class

analysis results to variables not included in the analysis. Retrieved from https://www.statmodel.com/download/relatinglca.pdf

Doeringer PB and Piore MJ(1971). Internal labor markets and manpower analysis. Heath Lexington Books, Lexington.

Frank AG, Dalenogare LS and Ayala NF(2019). Industry 4.0 technologies: Implementation patterns in manufacturing companies. International Journal of Production Economics, 210, 15~26. https://doi.org/10.1016/j.ijpe.2019.01.004

Jo YS and Kim R(2022). Examining determinant and outcome factors of the labor quality of the employed youth in Korea. Journal of Vocational Education & Training, 25(3), 55~96. https://doi.org/10.36907/krivet.2022.25.3.55

Jung T and Wickrama KAS(2008). An introduction to latent class growth analysis and growth mixture modeling. Social and Personality Psychology Compass, 2(1), 302~317. https://doi.org/10.1111/j.1751-9004.2007.00054.x

Kagermann H and Wahlster W(2022). Ten years of Industrie 4.0. Sci, 4(3), 26. https://doi.org/10.3390/sci4030026

Kagermann H, Wahlster W and Helbig J(2013). Recommendations for implementing the strategic initiative INDUSTRIE 4.0: Final report of the Industrie 4.0 Working Group. Forschungsunion, acatech.

Kim J and Nam H(2023). The effects of ICT investment on non-financial operational performance of the manufacturing industry under environmental uncertainty of competition intensity and market demand: Mediating effect of ICT smartization. Journal of the Korean Production and Operations Management Society, 34(3), 391~411. https://doi.org/10.32956/kopoms.2023.34.3.391

KLI(2026). Integrated questionnaire for Workplace Panel Survey waves 1‐10 (Version 1.91). Korea Labor Institute.

Kwon SI and Yang JG(2020). A study on the structural relationship among technological determinants, manufacturing operations, and performances for implementing a smart factory in small businesses. Journal of Korea Academia-Industrial Cooperation Society, 21(11), 650~661. https://doi.org/10.5762/KAIS.2020.21.11.650

Lee C and Kim OH(2024). Smart factory and labor demand: Workload changes by smartification level and occupation. Journal of Technology Innovation, 32(2), 1~24. https://doi.org/10.14386/SIME.2024.32.2.59

Lee KC and Kim B(2022). Literature review and research agenda on Smart Factory technology adoption researches in Korea. Management & Information Systems Review, 41(3), 79~103. https://doi.org/10.29214/damis.2022.41.3.005

Lee KH, Kim JW, Kim KM and Kim HA(2024). Basic analysis report on the 6th‐9th waves of the Workplace Panel Survey. Workplace Panel 2024-01, Korea Labor Institute, Sejong.

Lee S, Yoon M and Cho I(2025). Exploring factors influencing the intention to introduce advanced smart factory: Focused on technology, organization, environment framework. Journal of the Korean Production and Operations Management Society, 36(1), 93~112. https://doi.org/10.32956/kopoms.2025.36.1.93

Lo Y, Mendell NR and Rubin DB(2001). Testing the number of components in a normal mixture. Biometrika, 88(3), 767~778. https://doi.org/10.1093/biomet/88.3.767

Milgrom P and Roberts J(1990). The economics of modern manufacturing: Technology, strategy, and organization. American Economic Review, 80(3), 511~528.

MSS(2019). Productivity of smart factory-adopting SMEs increased by 30%, employment increased by 3 persons (4.2%). Press release. Ministry of SMEs and Startups.

MSS(2024). Announcement of the plan for advancing the intelligent (smart) manufacturing innovation ecosystem. Press release. Ministry of SMEs and Startups.

Nho Y and Kim MR(2022). What affects job contents and skills requirement of automation operators? The case of robots. Korean Journal of Labor Studies, 28(1), 169~200.

Nho Y and No S(2022). Firm performance effects of smart technology in SMEs. Korean Journal of Labor Studies, 28(1), 135~168.

Nylund KL, Asparouhov T and Muthén BO(2007).

Deciding on the number of classes in latent class analysis and growth mixture modeling: A Monte Carlo simulation study. Structural Equation Modeling, 14(4), 535~569. https://doi.org/10.1080/10705510701575396

Roesch SC, Villodas M and Villodas F(2010). Latent class/profile analysis in maltreatment research: A commentary on Nooner et al., Pears et al., and looking beyond. Child Abuse & Neglect, 34(3), 155~160. https://doi.org/10.1016/j.chiabu.2010.01.003

Van Ta C, Jin BE and Cho HJ(2024). Examining the relationship between firm characteristics and Industry 4.0 technology adoption in Vietnam's apparel industry. International Journal of Fashion Design, Technology and Education, 17(3), 404~419. https://doi.org/10.1080/17543266.2024.2326937

Venanzi M, Di Modica G, Foschini L and Bellavista P(2026). Towards IT/OT integration in industry digitalization: A comprehensive survey. Journal of Network and Computer Applications, 245, 104373. https://doi.org/10.1016/j.jnca.2025.104373

Vial G(2019). Understanding digital transformation: A review and a research agenda. Journal of Strategic Information Systems, 28(2), 118~144. https://doi.org/10.1016/j.jsis.2019.01.003

Wu CH, Chou CW, Chien CF and Lin YS(2024). Digital transformation in manufacturing industries: Effects of firm size, product innovation, and production type. Technological Forecasting and Social Change, 207, 123624. https://doi.org/10.1016/j.techfore.2024.123624

• Received : 24 July, 2026
• Revised : 25 August, 2026
• Accepted : 31 August, 2026