2011 경영학연구 제55권 제5호 2026년 10월(pp.2011~2045) http://dx.doi.org/10.17287/kmr.2026.55.5.2011

구성원의 AI 스킬이 기술사업화역량으로 전환되는 조건: 전략적 유연성의 조절효과와 위험관리의 조절된 매개효과

How Human AI Skills Translate into Technology Commercialization Capability: A Moderated Mediation Model of Risk Management and Strategic Flexibility

김현정(주저자) · 김재명(교신저자)
Hyun-Jung Kim(First Author) · Jae-myung Kim(Corresponding Author)

칼빈대학교 Calvin University(*khj@calvin.ac.kr*)
경희대학교 국제대학원 Graduate School of Pan-Pacific International Studies, Kyung Hee University(kjm@khu.ac.kr)

기업의 AI 투자는 급증하고 있으나 그 역량이 실제 사업 성과로 전환되는 정도는 기업마다 큰 편차를 보인다. 본 연구는 이 격차에 주목하여 구성원의 AI 스킬이 위험관리를 매개로 조직의 기술사업화역량으로 전환되는 경로가 전략적 유연성이라는 조건에 의해 어떻게 활성화되는지, 그리고 이 메커니즘이 IT기업과 제조업 사이에서 어떻게 달라지는지를 규명하였다. 분석 결과, 구성원의 AI 스킬은 기술사업화역량에 강한 직접 효과를 보였으나, 위험관리로의 전환은 무조건적 주효과가 유의하지 않았고, 전략적 유연성이 임계 수준 이상일 때 비로소 활성화되었다. 이는 AI 역량이 성과로 이어지는 문제를 역량의 '보유' 여부가 아니라 그것이 '언제, 어떤 조건에서 활성화되는가'의 문제로 전환하는 반증적 발견이다.
산업별 분석에서 이 조건부 경로는 제조업 표본에서만 유의하였으나, 측정동일성 확보 후 산업 간 차이를 직접 검정한 결과 유의한 차이는 확인되지 않았다. 이는 AI 역량이 조직 성과로 전환되는 과정이 선형적·보편적이지 않고 조직의 전략적 유연성이라는 경계조건에 조건화됨을 실증한 것으로 AI 시대의 역량 전이에 관한 이론과 실무에 새로운 시사점을 제공한다. 다만 모든 변수가 단일 응답자의 자기 보고로 측정되어, 결과는 구성원이 지각한 조직 특성 간 관계로 해석할 필요가 있다.

주제어: AI 스킬, 기술사업화역량, 위험관리, 전략적 유연성, 다중집단 분석

Corporate investment in AI is surging, yet firms differ sharply in how far that capability translates into business outcomes. Addressing this gap, this study examines how human AI skills of employees convert into a firm′s technology commercialization capability (TCC) through risk management, and how this conversion is activated by the boundary condition of strategic flexibility. Human AI skills exert a strong direct effect on TCC, yet their conversion into risk management does not occur unconditionally: it is activated only when strategic flexibility exceeds a critical threshold. This absence of an unconditional main effect, coupled with a significant conditional pathway, reframes the question of AI capability from one of mere possession to one of when and under what condition it is activated. Notably, although the conditional pathway was significant only in the manufacturing sample, a direct test conducted after establishing measurement invariance showed no significant industry difference, underscoring that a within-group effect in one industry is not equivalent to a difference between industries. By showing that

최초투고일: 2026. 07. 07 수정일: (1차: 2026. 08. 18) 게재확정일: 2026. 09. 02

Copyright 2026 THE KOREAN ACADEMIC SOCIETY OF BUSINESS ADMINISTRATION
This is an open access article distributed under the terms of the Creative Commons Attribution License 4.0, which permits unrestricted, distribution, and reproduction in any medium, provided the original work is properly cited.

the transfer of AI-based human capital into organizational outcomes is neither linear nor universal but conditioned by organizational flexibility, this study advances theory and practice on capability transfer in the AI era. Because all variables were self-reported by a single respondent, the findings should be interpreted as relationships among perceived organizational characteristics.

Keyword: Human AI Skills, Technology Commercialization Capability, Risk Management, Strategic Flexibility, Multi-group Analysis

Ⅰ. 서 론

인공지능(Artificial Intelligence: AI)에 대한 기업의 투자는 유례없는 속도로 확대되고 있다. 2025년 전 세계 기업의 AI 투자는 전년 대비 두 배 이상 증가하였고 조직 차원의 AI 도입률은 88%에 이르렀다(Stanford HAI, 2026). 그러나 이러한 폭발적 투자와 도입에도 불구하고 AI 역량이 실제 사업 성과로 전환되는 정도는 기업마다 현저한 편차를 보인다. 기술적 역량의 발전과 이를 성과로 전환하는 조직적 준비도 사이에는 간극이 존재하며, 기술은 도약하는 반면 그것을 흡수하는 사람과 프로세스의 변화는 훨씬 더디게 이루어지기 때문이다(Stanford HAI, 2026; Wamba-Taguimdje et al., 2020). 실제로 AI 기반 전환 프로젝트의 실질적 가치는 기술의 도입 그 자체가 아니라 도입에 수반되는 과정을 관리하는 조직 역량에 달려 있으며(Wamba-Taguimdje et al., 2020), AI 역량이 성과로 전환되는 경로는 조직의 맥락적 조건에 따라 차별적으로 실현된다(Wamba, 2022). 이 간극은 AI 역량의 보유만으로는 성과를 설명할 수 없으며, 역량이 성과로 전환되는 경로와 그 경로를 규정하는 조건에 주목해야 함을 시사한다.

인공지능 기술의 급속한 발전은 기업의 경쟁 구도와 가치 창출 방식을 근본적으로 재편하고 있다(Raisch and Krakowski, 2021). 특히 생성형 AI와 초거대 언어모델의 상용화는 조직 내 지식 창출과 의사결정의 속도를 기하급수적으로 가속화하였으며(Feuerriegel et al., 2024), 이에 따라 내부 지식 자산을 신속히 시장 가치로 전환하는 기업의 기술사업화역량(Technology Commercialization Capability: TCC)은 지속 가능한 경쟁우위 확보의 핵심 요건으로 부각되고 있다(Chen, 2009; Markman et al., 2008). 기업이 보유한 아이디어와 원천 기술을 어떠한 경로로 시장 가치로 전환하는가는 생존과 성장을 좌우하는 전략 과제이며(Gans and Stern, 2003), 이러한 사업화 역량의 체계적 구축이 경쟁우위의 지속성을 결정한다(Barney, 1991).

이와 같은 AI 대전환의 국면에서 최근 연구들이 공통적으로 주목하는 것은, 조직의 AI 활용 성과가 기술 그 자체가 아니라 이를 실무에 내재화하는 구성원의 인적 역량, 즉, 구성원의 AI 스킬(Human AI Skills)에 결정적으로 의존한다는 점이다(An et al., 2024; Mikalef and Gupta, 2021). 자원기반관점(Resource-Based View)에 따르면 타인이 쉽게 모방하거나 대체할 수 없는 조직 고유의 인적 역량이야말로 지속 가능한 경쟁우위의 본질적 원천이며(Barney, 1991), AI가 업무 배분과 의사결정

구조를 재편하는 알고리즘 기반 환경에서는 이러한 인적 역량이 조직 경쟁력의 미시적 기반으로 더욱 부각된다(Kellogg et al., 2020; Teece, 2007). 구성원의 AI 스킬은 데이터 과학자나 엔지니어가 알고리즘을 직접 구현하는 기술적 스킬과, 경영진이 AI 프로젝트를 전략적으로 기획하고 조직 자원을 조율하는 관리적 스킬로 구체화되며(An et al., 2024), 이러한 개인 수준의 인적 자원이 조직 차원의 동적역량으로 응집 및 변형되는 과정은 구성원 간의 조직적 상호작용 메커니즘을 통해 실현된다. 개별 구성원의 AI 스킬은 그 자체로 곧바로 조직의 시스템이 되는 것이 아니다. 개인이 AI 활용 과정에서 포착한 기술적 불확실성이나 알고리즘 편향 등의 위험 인지는, 구성원 간의 반복적인 지식 공유와 협업을 거쳐 조직 내 '공유된 위험 대응 절차'로 집약된다. 이것이 전담 조직이나 상시 모니터링 체계 등 구조화된 프로세스로 '제도화(Institutionalization)'될 때 비로소 조직 차원의 실행 역량인 위험관리 루틴으로 정착하게 된다(Teece, 2007; Felin et al., 2012). 따라서 개인 수준의 역량이 조직 수준의 루틴으로 상향 전이되는 중간 과정에는 조직의 구조적 맥락이 결정적인 영향을 미치게 된다.

구성원의 AI 스킬은 기술사업화역량을 직접적으로 향상시키는 핵심 인적 자원으로 기능할 수 있다. 그러나 AI 역량이 사업화 성과에 기여하는 경로가 이러한 직접 효과에 국한된다고 보기는 어렵다. AI 기술이 고도화될수록 알고리즘 편향, 데이터 프라이버시 침해, 시스템적 불확실성 등 기술 내재적 위험이 동반 급증하며(Dwivedi et al., 2023), 기술사업화 프로세스 자체도 시장 수용의 불확실성, 경쟁사의 신속한 모방, 초기 기술적 실패 가능성이 상존하는 대표적 고위험 경로이기 때문이다(Markman et al., 2008). 이에 개인 수준의 AI 역량이 사업화 성과로 온전히 전환되기 위해서는, 직접적 기여와 더불어 기술 도입에 수반되는 다층적 위험을 체계적으로 통제하는 실행 메커니즘을 경유하는 간접 경로가 함께 작동할 것으로 예상된다(Wamba-Taguimdje et al., 2020). 본 연구는 그러한 실행 메커니즘으로, 조직이 위험 요인을 체계적으로 식별·평가·통제·모니터링하는 전략적 지향성인 위험관리(Risk Management)에 주목한다(Eichholz et al., 2024; Hoyt and Liebenberg, 2011). 통념적으로 AI 역량이 뛰어난 조직일수록 방대한 위험 신호를 정교하게 포착하여 위험관리 체계를 고도화할 것으로 기대되며(Mikalef and Gupta, 2021), 이는 구성원의 AI 스킬이 위험관리를 경유하여 기술사업화역량으로 이어지는 매개 경로를 상정하게 한다.

그러나 이 경로는 겉보기만큼 자명하지 않다. 개인이 보유한 AI 스킬이 곧바로 조직에 제도화된 위험관리 시스템—전담 조직, 상시 모니터링 프로세스, 비상 전략 체계—으로 전환된다는 보장은 없다. 오히려 확장된 위험 정보를 전략적으로 해석하고 자원을 탄력적으로 재배치하는 조직적 역량이 뒷받침되지 않으면, AI 스킬의 축적은 위험 정보의 과부하를 야기하거나 기존 위험관리 루틴과 충돌하여 그 효과가 상쇄될 수 있다(Galbraith, 1974; Wamba-Taguimdje et al., 2020). 조직정보처리이론(Organizational Information Processing Theory)의 관점에서, AI 역량은 조직의 정보처리 용량을 확장하는 동시에 처리해야 할 위험 신호의 다양성 자체를 증폭시키기 때문이다(Galbraith, 1974). 이러한 논거는 구성원의 AI 스킬이 위험관리로 전환되는 과정이 무조건적 인과가 아니라, 조직이 자원과 전략을 얼마나 탄력적으로 재구성할 수 있는가—즉, 전략적 유연성(Strategic Flexibility)—라는 조건에 의해 규정되는 조건부 경로일 가능성을 시사한다

(Brozović, 2018; Zhou and Wu, 2010). 지금까지의 AI 역량 연구가 AI 역량이 조직 성과에 미치는 직접 경로에 집중해 온 것과 달리(Mikalef and Gupta, 2021; Wamba, 2022), AI 역량이 어떠한 실행 메커니즘을 통해, 그리고 어떠한 경계조건 아래에서 기술사업화 성과로 전환되는지에 대한 이해는 여전히 제한적이다(Roberts and Candi, 2024).

나아가 본 연구는 이러한 조건부 메커니즘이 산업 맥락에 따라 상이하게 작동할 것으로 예측한다. 디지털 인프라가 성숙하고 AI가 이미 일상적 운영에 내재화된 IT기업에서는 구성원의 AI 스킬이 별도의 매개 메커니즘 없이도 기술사업화역량으로 직접 전이되는 경향이 강한 반면(Chakravarty et al., 2013), 표준화된 자산과 강한 조직 관성을 지닌 전통 제조업에서는 전략적 유연성이 AI 역량을 위험관리 역량으로 전환시키는 데 상대적으로 더 중요하게 작용할 수 있다(Benner and Tushman, 2015; Zhang et al., 2023). 그러나 기존 연구들은 이질적 산업이 혼재된 단일 표본에서 결론을 도출하는 경우가 많아, 집단 간 차이가 실질적 산업 맥락의 차이인지 측정 편향에 기인하는지를 구분하기 어려웠다(Putnick and Bornstein, 2016). 이에 본 연구는 측정동일성 검증에 기반한 다중집단 분석을 통해 IT기업과 제조기업 간 경로 기제의 차이를 엄밀하게 규명하고자 한다.

이상의 문제의식에 따라 본 연구가 규명하고자 하는 핵심 질문은 다음과 같다. 첫째, 구성원의 AI 스킬은 위험관리를 매개로 기술사업화역량에 어떻게 영향을 미치는가. 둘째, 구성원의 AI 스킬이 위험관리를 매개로 기술사업화역량에 이르는 경로는 전략적 유연성에 의해 어떻게 조절되는가. 셋째, 이러한 조건부 매개 메커니즘은 IT기업과 제조업 사이에서 어떻게 달라지는가.

이러한 질문에 답함으로써 본 연구가 지향하는 학술적 기여의 핵심은, 지금까지 AI 역량 연구를 암묵적으로 지배해 온 하나의 가정에 균열을 내는 데 있다. 기존 연구들은 AI 역량이 성과에 미치는 직접적·선형적 효과에 초점을 두거나(Han et al., 2025; Wamba-Taguimdje et al., 2020), AI 역량이 조직 민첩성 등 실행 메커니즘을 매개로 성과에 이르는 경로를 규명해 왔다(Mikalef and Gupta, 2021; Wamba, 2022). 그러나 전자는 AI 역량과 성과의 관계를 조건에 무관하게 성립하는 것으로 상정하였고, 후자 역시 매개 경로의 존재를 확인하는 데 초점을 두었을 뿐, 그 경로가 '언제, 어떤 조건에서' 활성화되는지를 규정하는 경계조건에는 상대적으로 주목하지 못하였다. 본 연구는 AI 역량이 조직의 실행 역량으로 전환되는 과정이 무조건적으로 발현되는 것이 아니라, 전략적 유연성이라는 명시적 경계조건에 의해 활성화 여부 자체가 결정되는 조건부 과정임을 이론적·실증적으로 규명함으로써 기존 논의를 확장한다. 구체적으로 본 연구는 구성원의 AI 스킬이 위험관리로 전환되는 경로가 전략적 유연성이라는 경계조건에 의해 조건부로 활성화됨을 규명하고, 나아가 이 조건부 구조가 산업 맥락에 따라 달라지는지를 측정동일성에 기반한 다중집단 분석과 직접 검정으로 검토하고자 한다. 특히 디지털 인프라가 성숙한 IT기업에서는 AI 스킬이 별도의 매개 메커니즘 없이 사업화 성과로 직접 전이될 것으로 예상되는 반면, 표준화된 자산과 강한 조직 관성을 지닌 제조업에서는 오히려 전략적 유연성이 결여된 상태에서 AI 역량이 기존 위험관리 체계와 마찰을 일으킬 가능성이 있으며, 전략적 유연성이 바로 이 관계를 생산적 방향으로 전환하는 데 기여할 수 있는지를 탐색적으로 검토한다는 점에 주목한다. 이는

AI 역량의 성과 전환이 조직의 유연성과 산업 맥락에 조건화되는 비대칭적·비선형적 현상임을 시사한다.

이를 통해 본 연구는 다음 세 측면에서 기여를 목표로 한다. 첫째, 구성원의 AI 스킬(잠재 역량)→위험관리(실행 역량)→기술사업화역량(전략적 성과)으로 이어지는 역량 전이 경로를 동적역량이론의 틀 안에서 통합적으로 실증하되, 이 전이가 무조건적으로 성립하지 않는 조건부 과정임을 밝힘으로써 AI 시대 역량 형성 이론에 경계조건의 관점을 도입한다. 둘째, 전략적 유연성을 단순한 성과 촉진 요인이 아니라 AI 역량이 위험관리로 전환되는 관계의 활성화 여부를 규정하는 구조적 경계조건으로 재개념화한다. 셋째, 측정동일성 확보와 조절변수 직접 투입을 통한 산업 간 차이의 엄밀한 검정을 병행함으로써, 다중집단 연구에서 흔히 관찰되는 '집단별 유의성 비교'만으로는 산업 맥락의 실질적 조절효과를 확증하기 어렵다는 방법론적 함의를 AI-기술사업화 연계 연구에 제시한다.

Ⅱ. 이론적 배경 및 가설 설정

2.1 구성원의 AI 스킬과 기술사업화역량

2.1.1 구성원의 AI 스킬

구성원의 AI 스킬은 조직이 인공지능 기술을 성공적으로 도입·내재화·고도화하여 혁신적 성과를 창출하는 데 요구되는 인적 자원의 종합적 역량으로, 기술적 AI 스킬과 관리적 AI 스킬의 두 하위 차원으로 구성된다(An et al., 2024). 기술적 AI 스킬은 데이터 과학자와 IT담당자가 머신러닝·자연어처리·딥러닝 등의 기술을 직접 구현하고 데이터 처리와 보안 시스템을 통제하는 실행 능력을 의미한다. 생성형 AI와 거대언어모델의 급속한 확산이 조직의 지식 창출과 의사결정 방식을 근본적으로 변화시키는 가운데(Dwivedi et al., 2023), 이를 유연하게 다루는 기술적 AI 스킬은 조직의 기술적 민첩성을 강화하는 핵심 기반으로 기능한다(김근아&김상현, 2015; An et al., 2024). 반면 관리적 AI 스킬은 관리자들이 비즈니스 문제를 명확히 이해하고 AI 이니셔티브를 전략적으로 지시하며, 데이터 과학자·직원·고객 등 다양한 이해관계자와 협력하여 AI의 잠재적 기회를 포착하고 조직 내 AI 활동을 리더십으로 조율하는 역량을 의미한다(An et al., 2024).

동적역량 관점에서 관리자의 역량은 단순한 기술 수용을 넘어 비즈니스 모델을 혁신하고 지속 가능한 경쟁우위를 창출하는 전략적 통찰력과 직결되며(Teece, 2018), AI가 인간의 노동을 대체하기보다 상호보완적 시너지를 창출하도록 업무 프로세스를 재설계하고 구성원의 저항을 관리하는 변화 관리 역량을 포함한다(Raisch and Krakowski, 2021). 결과적으로 두 하위 차원은 독립적으로 존재하는 것이 아니라 상호작용하며 시너지를 발휘하는 보완적 자산의 성격을 지닌다. 기술적 AI 스킬이 AI 자산의 유효성과 안정성을 담보하는 실행 기반을 형성한다면(Gupta and George, 2016), 관리적 AI 스킬은 이를 차별화된 비즈니스 성과로 전환하는 촉매 역할을 수행한다(Mikalef and Gupta, 2021).

2.1.2 기술사업화역량

기술사업화역량(TCC)은 기업이 내부 R&D를 통해 확보한 원천 기술 지식을 시장 지향적 제품 및 상

업적 성과로 신속하게 전환하는 조직 수준의 동적 역량으로 개념화된다(Chen, 2009; Kim et al., 2011). Chen(2009)은 TCC를 사업화 속도 · 시장 범위 · 기술 범위의 세 하위 차원으로 구성된 통합 프레임워크로 제안하였다. 사업화 속도는 신기술 아이디어를 적시에 제품화하여 시장 선점 우위를 확보하는 역량이며, 시장 범위는 다변화된 인구통계학적 · 지리적 수요에 대응하는 시장 적응력을, 기술 범위는 다양한 기술 자산을 확보 · 통합하여 기존 제품을 개선하거나 신제품을 창출하는 역량을 의미한다(Chen, 2009; Markman et al., 2008).

TCC의 이론적 토대는 지식기반관점과 동적역량 이론에 깊이 내재되어 있다. 지식기반관점에서는 인적 자본과 조직적 자본의 통합적 발현이 혁신역량의 고도화를 이끌며(Subramaniam and Youndt, 2005), 동적역량 관점에서 TCC는 고정된 자산이 아니라 인적자원의 역동성에 의해 끊임없이 진화하는 역량으로 이해된다(Teece et al., 1997). 외부 환경의 불확실성이 높을수록 자원 베이스를 상시 변혁하는 동적 제어 프로세스가 기술사업화의 성패를 좌우하며(Eisenhardt and Martin, 2000), 최근 연구는 빅데이터 분석 역량과 AI 활용이 동적역량을 매개로 사업화 성과를 견인함을 실증한 바 있다(Cai et al., 2022; Gao et al., 2025). 이러한 흐름은 TCC가 조직 구성원의 역량 수준에 결정적으로 영향받는 인적자원 의존적 동적 역량임을 시사한다(Roberts and Candi, 2024).

2.1.3 구성원의 AI 스킬과 기술사업화역량의 관계

자원기반관점에 따르면 인적자원의 질적 수준은 기술 자원을 시장 가치로 전환하는 조직적 메커니즘의 근간을 형성하며(Barney, 1991), 구성원의 AI 스킬은 TCC의 세 하위 차원 전반에 걸쳐 작용하는 핵심 선행 요인으로 기능할 것으로 예상된다. 기술적 AI 스킬을 보유한 구성원들은 머신러닝과 자연어 처리 기술을 활용하여 시장 수요와 기술 트렌드를 실시간으로 분석함으로써 제품 개발 사이클을 단축하고 기술 아이디어를 적시에 제품화하는 능력을 고도화하며, 이는 사업화 속도의 향상으로 이어진다(An et al., 2024; Gao et al., 2025). 관리적 AI 스킬은 글로벌 시장에서 AI가 창출하는 비즈니스 기회를 선제적으로 포착하고 다양한 수요에 대응하는 제품 전략을 설계하는 데 기여함으로써 시장 범위의 확장을 견인한다(Ameen et al., 2024; Teece, 2018). 나아가 기술적 · 관리적 AI 스킬의 통합적 발현은 구성원의 지식 통합 역량을 강화하여 이종 기술 자산을 효과적으로 결합함으로써 기술 범위의 확장으로 귀결된다(김영조, 2005; Katila and Ahuja, 2002; Mikalef and Gupta, 2021). 이러한 논의를 바탕으로 다음의 가설을 설정한다.

가설 1. 구성원의 AI 스킬은 기술사업화역량에 정(+)의 영향을 미칠 것이다.

2.2 위험관리의 매개효과

2.2.1 위험관리

전사적 위험관리(Enterprise Risk Management)는 기업 가치를 유의미하게 향상시키는 전략적 조직 역량으로 실증된 바 있으며(Hoyt and Liebenberg, 2011), 조직이 내 · 외부 환경의 다양한 위험 요인을 체계적으로 식별 · 평가 · 통제 · 모니터링하는 사전적이고 제도화된 지향성으로서 조직의 탄력성과 경쟁우위를 결정짓는 핵심 선행 기제로 부각되고 있다

(Eichholz et al., 2024). Eichholz et al.(2024)은 위험관리를 지속적 위험 모니터링, 위험 평가 문화의 장려, 위험관리 활동에 대한 조직적 지원, 위험관리의 전략적 중요성 부여, 중대 위험에 대한 비상전략 수립, 전담 위험관리 인력·팀의 상시 운영이라는 여섯 요소로 범주화하였다.

자원기반관점에서 위험관리는 단순한 위험 회피가 아니라 조직이 보유한 전략적 자원을 불확실성 속에서 효과적으로 보호·배치·조정하는 조직 수준의 동적역량으로 재개념화된다(Barney, 1991). 본 연구는 위험관리와 전략적 유연성을 모두 동적역량의 범주에 속하는 개념으로 다루되 이론적으로는 구분한다. 매개변수인 위험관리는 AI 스킬이 포착한 위험 신호를 모니터링, 평가, 비상계획이라는 구체적 행동으로 전환하는 실행 메커니즘으로서 '어떻게(how)' 그 효과가 발생하는지를 설명하는 반면, 조절변수인 전략적 유연성은 그러한 실행이 가능해지는 조직적 전제조건으로서 '언제(when), 어떤 조직에서(for whom)' 해당 관계가 강화되는지를 규정한다는 점에서 개념적 위계가 다르다(Busse, Kach, and Wagner, 2017). 유효한 위험관리 시스템은 경쟁자가 모방하기 어려운 조직적 루틴과 암묵적 지식을 축적하게 하며, 이는 가치 있고 희소하며 모방·대체가 불가능한 지속 가능한 경쟁우위의 원천으로 기능한다(Barney, 1991). 특히 AI 기반 시스템이 조직 전반에 통합되면서 기술 실패, 데이터 프라이버시 침해, 알고리즘 편향, 모델 불투명성에 따른 의사결정 오류 등 전통적 체계로는 대응이 어려운 복합 위험이 급증하고 있어(Wamba-Taguimdje et al., 2020), 위험관리의 전략적 중요성은 한층 증대되고 있다.

2.2.2 구성원의 AI 스킬과 위험관리의 관계

구성원의 AI 스킬은 조직의 위험관리 역량을 강화하는 잠재적 선행요인으로 기능할 수 있다. 조직정보처리이론에 따르면 환경 불확실성이 증가할수록 조직이 처리해야 하는 정보의 양과 복잡성이 증가하며, 이에 상응하는 정보처리 역량의 확보가 조직 성과를 결정한다(Galbraith, 1974). 기술적 AI 스킬 측면에서 데이터 과학자와 IT 담당자들은 머신러닝·딥러닝 기술을 활용하여 이상 징후를 실시간으로 탐지하고 위험 발생 확률을 사전에 예측함으로써, Eichholz et al.(2024)이 강조한 지속적 위험 모니터링 프로세스를 구현하는 기술적 토대를 형성한다(An et al., 2024). 관리적 AI 스킬 측면에서 관리자들은 탐지된 위험 신호를 전략적 맥락에서 해석하고 우선순위를 정하여 조직 전반의 위험 대응 체계를 설계·조율함으로써 위험관리의 제도화를 촉진한다(An et al., 2024; Eichholz et al., 2024).

그러나 이러한 전환 효과가 무조건적으로 발현된다고 보기는 어렵다(Wamba, 2022). 개인이 보유한 AI 스킬이 조직에 제도화된 위험관리 시스템으로 전환되기 위해서는, AI가 생성하는 복잡한 위험 신호를 전략적으로 해석하고 자원을 탄력적으로 재배치하는 조직 역량이 전제되어야 한다(한상린 & 정형석, 2007; Brozović, 2018; Zhou and Wu, 2010). 조직이론 관점에서 개인 수준의 인적 자원이 조직 수준의 안정적인 시스템으로 체화되는 과정(Social Construction Process)은 고도의 조직적 조율을 필요로 한다. 구성원이 AI 스킬을 통해 다층적인 위험 신호를 감지하더라도, 조직이 이를 수용하여 자원을 탄력적으로 재배치하는 '전략적 유연성'을 갖추지 못한다면 개인의 위험 인지는 전사적 위험관리 시스템으로 전환되지 못하고 병목현상을 겪

게 된다(Galbraith, 1974; Benner and Tushman, 2015). 반면 전략적 유연성이 높은 조직은 구성원이 감지한 위험 정보를 실제 전사적 위험관리 시나리오와 연계하여 신속하게 시스템화하므로, 개인 역량의 조직적 전환 효율성이 극대화된다. 즉, 개인-조직 수준 간 역량 전환은 무조건적으로 성립하는 인과 관계가 아니라, 조직의 전략적 유연성이라는 전제조건에 의해 규정되는 조건부 과정이다(Busse et al., 2017).

다시 말해, 조직적 역량이 결여된 환경에서는 AI 스킬의 축적이 오히려 위험 정보의 과부하를 야기하거나 기존 위험관리 루틴과 충돌하여(Benner and Tushman, 2015), 정보처리 용량의 확장이 실질적 위험관리 성과로 이어지지 못할 수 있다(Galbraith, 1974; Wamba-Taguimdje et al., 2020). 즉, 구성원의 AI 스킬이 위험관리로 전환되는 경로는 조직의 정보처리 요구와 정보처리 역량이 균형을 이루는 조건, 곧 전략적 유연성이 뒷받침되는 조건에서 비로소 활성화되는 조건부 효과로 발현될 가능성이 크다(Galbraith, 1974). 이에 본 연구는 구성원의 AI 스킬이 위험관리에 미치는 영향을 무조건적 주효과로 상정하기보다, 전략적 유연성 수준에 조건화되는 조건부 효과로 이해한다. 이러한 조건부 관계의 구체적 형태는 2.3절에서 전략적 유연성의 조절효과 가설로 정식화한다.

2.2.3 위험관리와 기술사업화역량의 관계

위험관리는 기술사업화역량을 강화하는 핵심 요인으로 기능할 것으로 예상된다. 기술사업화 과정은 본질적으로 고위험 · 고불확실성의 연속적 프로세스로, 기술 실패 · 시장 수용 불확실성 · 경쟁자의 기술 모방 · 규제 환경 급변 등 다층적 위험 요인이 상시 발생한다(Markman et al., 2008). 위험관리 지향성이 높은 기업은 조직 탄력성의 적응 능력과 계획 능력이 동시에 향상되어 기술사업화 실행의 안정성을 구조적으로 높이며, 지속적 위험 모니터링과 비상 전략의 사전 수립은 잠재적 문제를 조기에 포착하여 사업화 속도를 유지하게 한다(Eichholz et al., 2024). 또한 체계적 위험 평가 메커니즘을 보유한 기업은 미진입 시장이 내포하는 위험을 정량화하고 관리 가능한 수준으로 통제함으로써 시장 범위 확장의 진입 장벽을 극복하며(Zahra and Nielsen, 2002), 다학제적 기술 통합 과정에서 발생하는 기술 간 불호환성이나 핵심 인재 이탈과 같은 위험을 사전에 관리함으로써 기술 범위 확장을 뒷받침한다(Katila and Ahuja, 2002). 체계적 위험관리가 부재한 조직은 사업화 과정에서 법적 · 윤리적 위험에 노출되어 성과가 저해될 수 있으며(Roberts and Candi, 2024), 이는 위험관리가 기술사업화역량 실현의 필수 요인임을 보여준다. 이러한 논의를 바탕으로 다음의 가설을 설정한다.

가설 2. 위험관리는 기술사업화역량에 정(+)의 영향을 미칠 것이다.

2.2.4 위험관리의 매개효과

앞선 논의를 종합하면, 구성원의 AI 스킬이 기술사업화역량에 미치는 영향에서 위험관리가 실행 메커니즘으로서 매개 역할을 수행할 것으로 예상된다. 동적역량이론의 다층적 구조 관점에 따르면 조직 역량은 잠재 역량→실행 역량→전략적 성과로 이어지는 계층적 경로를 형성한다(Teece et al., 1997). 이 틀에서 구성원이 보유한 AI 스킬이라는 잠재 역량이 실질적 성과로 실현되기 위해서는 역량의 구

성·조율·활용을 가능하게 하는 체계적 프레임워크가 필요하며(Akter et al., 2023), 이 중간 실행 메커니즘의 부재는 잠재 역량이 전략적 성과로 전환되지 못하는 핵심 장애요인으로 작용한다. AI 역량을 보유한 구성원들은 예측 분석 기술을 기반으로 위험 모니터링 시스템의 설계·운용에 기여하고, AI 역량을 갖춘 관리자들은 데이터 기반 위험 평가 문화를 조직 전반에 내면화함으로써 개별 구성원의 AI 스킬이 조직 수준의 위험관리 역량으로 전환되는 토대를 형성한다(An et al., 2024; Eichholz et al., 2024). 이렇게 체계화된 위험관리 역량은 기술사업화 과정 전반의 불확실성을 감소시켜 사업화 속도·시장 범위·기술 범위를 동시에 향상시키는 순차적 경로를 성립시킨다(Chen, 2009). 한편 기존 연구에서 AI 역량이 매개변수를 경유하지 않고도 혁신 성과에 직접 영향을 미칠 수 있음이 실증된 바(Gao et al., 2025), 본 연구는 위험관리가 구성원의 AI 스킬과 기술사업화역량의 관계를 부분매개할 것으로 예상한다. 지식통합이나 조직학습과 같은 인지적 흡수 메커니즘이 아닌 위험관리를 매개변수로 채택한 것은, 기술사업화 과정 자체가 시장 수용의 불확실성과 기술 실패 위험을 내재한 고위험 경로이기 때문이다(Markman et al., 2008). AI 스킬이 지식으로 축적되는 경로보다 그 지식이 사업화 과정의 위험을 통제하는 구체적 행동으로 전환되는 경로가 본 연구의 이론적 방향과 더 부합한다. 이러한 논의를 바탕으로 다음의 가설을 설정한다.

가설 3. 위험관리는 구성원의 AI 스킬과 기술사업화역량의 관계를 매개할 것이다.

2.3 전략적 유연성의 조절효과와 조절된 매개효과

2.3.1 전략적 유연성

전략적 유연성은 불확실하고 급변하는 경쟁 환경에서 기업이 보유한 마케팅·생산·조직 자원을 신속하게 재배치하고 전략적 방향성을 유연하게 재정의함으로써 다양한 선택 가능성을 유지하는 조직 수준의 핵심역량이다(Sanchez, 1995). 기술 역량이 혁신 성과로 전환되는 경로의 강도는 기업이 보유한 전략적 유연성 수준에 따라 유의미하게 달라지며, 이는 전략적 유연성이 역량–혁신 연계 과정의 핵심 경계조건으로 기능함을 의미한다(Zhou and Wu, 2010). 전략적 유연성은 단순한 환경 반응적 적응을 넘어 미래 전략 행동의 선택 가능성을 구조적으로 확장하는 실질적 옵션의 성격을 지니며, 환경 불확실성이 고도화될수록 그 가치 창출 효과가 증폭된다(Brozović, 2018). 전략적 유연성의 선행요인·결과·경계조건에 관한 메타분석 역시 조직 역량 수준과 환경 동태성이 전략적 유연성의 성과 효과를 조절하는 핵심 상황 요인임을 확인하였다(Herhausen et al., 2021). 동적역량이론의 관점에서 전략적 유연성은 기업이 감지·포착·재구성의 순환 과정을 통해 자원 기반을 지속적으로 혁신하는 동적 역량 발현의 핵심 조건으로 기능한다(Teece, 2007; Eisenhardt and Martin, 2000).

2.3.2 전략적 유연성의 조절효과

앞서 논의한 바와 같이 구성원의 AI 스킬은 위험관리 역량을 강화할 잠재력을 보유하지만, 이 잠재력이 실제 성과로 전환되기 위해서는 이를 수용하고 조직 자원과 연결하는 구조적 역량이 뒷받침되어야

한다. 조직정보처리이론(Galbraith, 1974)의 관점에서 AI 기술은 위험 신호를 실시간으로 탐지하는 정보처리 역량을 확장하는 동시에, 처리해야 할 복합적 위험 신호의 다양성 역시 함께 증폭시킨다(Wamba-Taguimdje et al., 2020). 즉, 구성원의 AI 스킬은 조직의 정보처리 역량을 끌어올리는 동시에 새로운 차원의 정보처리 요구를 발생시키므로, AI 역량이 실질적 위험관리 체계로 전환되기 위해서는 확장된 정보를 전략적으로 수용하고 자원을 탄력적으로 재배치할 수 있는 전략적 유연성이 경계조건으로 기능할 수 있다.

전략적 유연성이 높은 조직은 환경 변화에 맞춰 자원을 탄력적으로 재배치하는 역량을 갖추며(Zhou and Wu, 2010), 이러한 유연성은 AI 스킬을 보유한 인력이 탐지한 위험 신호를 조직 전략에 신속히 반영하고 자원 배분을 조정하여 위험관리 시스템을 효과적으로 구축·운영하는 토대가 된다. 반면 전략적 유연성이 낮은 기업은 미래 전략 행동의 선택 가능성이 구조적으로 제한되어(Brozović, 2018), 구성원의 AI 스킬이 우수하더라도 위험 탐지 역량이 실질적 위험관리 성과로 전환되는 효과가 반감될 수 있다. IT 역량과 조직 민첩성의 결합이 기업 성과 향상에 활성화와 촉진의 이중 역할을 수행함을 실증한 연구(Chakravarty et al., 2013)는 역량-성과 전환 과정에서 유연성 기반 조직 자산이 필수적 경계조건으로 작용한다는 본 연구의 논거를 뒷받침한다. 이러한 논의를 바탕으로 다음의 가설을 설정한다.

가설 4. 전략적 유연성은 구성원의 AI 스킬과 위험관리의 관계를 조절하여, 전략적 유연성이 높을수록 구성원의 AI 스킬이 위험관리에 미치는 정(+)의 영향이 강화될 것이다.

2.3.3 전략적 유연성의 조절된 매개효과

구성원의 AI 스킬이 위험관리를 경유하여 기술사업화역량으로 이어지는 매개 경로(가설 3)의 초기 전이 과정이 전략적 유연성에 의해 조절된다면(가설 4), 위험관리를 경유하는 간접효과의 크기 자체가 전략적 유연성 수준에 따라 달라지는 조절된 매개효과가 발생할 것으로 예상된다. 이는 매개효과와 조절효과의 병렬적 공존이 아니라, 전략적 유연성이 역량 전이 경로 전체의 효율성을 규정하는 단일한 조건적 인과 구조로 이해되어야 한다. 동적역량이론에 따르면 조직 역량은 잠재 역량(구성원의 AI 스킬)→실행 역량(위험관리)→전략적 성과(기술사업화역량)의 위계적 전이 경로를 통해 실현되며(Teece, 2007; Teece et al., 1997), 이 전이 과정의 효율성은 조직이 자원과 전략을 얼마나 탄력적으로 재구성할 수 있는가에 달려 있다(Eisenhardt and Martin, 2000).

구성원의 고도화된 AI 스킬은 잠재적 위험 신호를 선제적으로 감지하는 원천이 되지만, 조직 관성이 강하고 구조적으로 경직된 기업에서는 이러한 경고 신호가 기존 보고 라인에 가로막혀 공식적 위험관리 메커니즘으로 내재화되지 못할 수 있다. 반면 전략적 유연성이 높은 조직은 탐지된 위험 정보를 실제 위험 대응 시나리오와 실행 계획으로 신속하게 변환하며, 불확실성이 높은 기술사업화 과정에서 요구되는 자원의 급격한 재배치를 통해 사업화의 단절 없는 실행력을 유지한다(Sanchez, 1995). 결과적으로 전략적 유연성이 결여된 기업은 위험관리가 경직된 방어적 작동에 머물러 사업화 성과로의 연결이 약화되는 반면, 유연성이 높은 기업은 위험을 기회로 전환하여 기술사업화역량을 극대화하는 비대칭적 패턴을 보인다(Brozović, 2018). 이처럼 전략적

유연성이 AI 스킬과 위험관리의 관계를 조건화하여 기술사업화역량으로의 전환을 좌우하는 조절된 매개 구조는, 기술역량이 혁신 성과로 전환되는 경로가 전략적 유연성에 따라 달라짐을 실증한 연구(Zhou and Wu, 2010)와 AI 수용 역량의 성과 전환이 조직 민첩성이라는 맥락 요인에 의해 차별적으로 실현됨을 확인한 연구(Wamba, 2022)에 의해 간접적으로 지지된다. 이러한 논의를 바탕으로 다음의 가설을 설정한다.

가설 5. 전략적 유연성은 구성원의 AI 스킬이 위험관리를 매개하여 기술사업화역량에 미치는 간접효과를 정(+)의 방향으로 강화할 것이다.

2.4 산업 유형에 따른 차이: IT기업과 제조업

산업 유형은 기업의 전략적 행동과 조직 역량의 발현 방식을 규정하는 핵심 맥락 변수로 기능한다. IT기업과 제조업은 디지털 인프라의 성숙도, 조직 관성의 수준, AI 활용 방식 측면에서 구조적으로 상이한 특성을 지니며(Chakravarty et al., 2013; Wamba, 2022), 이러한 이질성은 구성원의 AI 스킬이 위험관리를 경유하여 기술사업화역량으로 전환되는 경로의 효율성과 강도를 차별적으로 결정한다(Benner and Tushman, 2015; Zhang et al., 2023).

지식·기술 집약적인 IT기업은 이미 고도화된 디지털 인프라와 민첩한 조직 문화를 기반으로 AI 기술을 사업화 과정에 직접 통합하는 역량을 내재화하고 있어(Chakravarty et al., 2013), 구성원의 AI 역량이 별도의 매개 메커니즘 없이도 기술사업화역량으로 직접 전이되는 경향이 강하다. 특히 전략적 유연성이 AI 역량과 함께 이미 일상적 운영 역량으로 공동 내재화된 성숙 단계의 IT기업에서는, 전략적 유연성을 외생적 조절변수로 설정할 때 집단 내 분산이 구조적으로 제한되어 추가적 조절효과의 발현 여지가 협소해지는 역량 포화 현상이 나타날 수 있다(Benner and Tushman, 2015).

반면 전통적 제조업은 고도로 표준화된 자산과 운영 프로세스, 강한 조직 관성으로 인해 디지털 역량이 조직 성과로 전환되는 과정에서 구조적 마찰과 병목을 겪는다(Zhang et al., 2023). Zhang et al.(2023)은 전통 제조기업을 포함한 표본에서 디지털 기술 활용이 비즈니스 모델 혁신으로 이어지는 경로가 전략적 유연성에 의해 강화됨을 실증하였으며, 이는 조직 관성이 강한 환경일수록 전략적 유연성이 디지털 역량의 유효성을 실현하는 중요한 조건으로 작용할 수 있음을 뒷받침한다. Wamba(2022) 역시 AI 수용 역량의 성과 전이 효과가 조직의 디지털 성숙도와 민첩성 수준에 따라 차별적으로 발현됨을 확인하였다. 따라서 디지털 내재화 수준이 낮고 조직 경직성이 높은 제조업에서는 전략적 유연성이 AI 스킬→위험관리→기술사업화역량으로 이어지는 간접 경로를 견인하는 조절된 매개효과가 IT기업에 비해 더욱 뚜렷하게 나타날 것으로 예상된다. 이러한 산업 간 경로 기제의 차이는 측정동일성 검증에 기반한 다중집단 분석을 통해 엄밀히 검증한다(Putnick and Bornstein, 2016; Vandenberg and Lance, 2000). 이상의 논의를 바탕으로 다음의 가설을 설정한다.

가설 6. 구성원의 AI 스킬이 위험관리를 매개하여 기술사업화역량에 미치는 조절된 매개효과(전략적 유연성의 조절)는 IT기업보다 제조업에서 더 강하게 나타날 것이다.

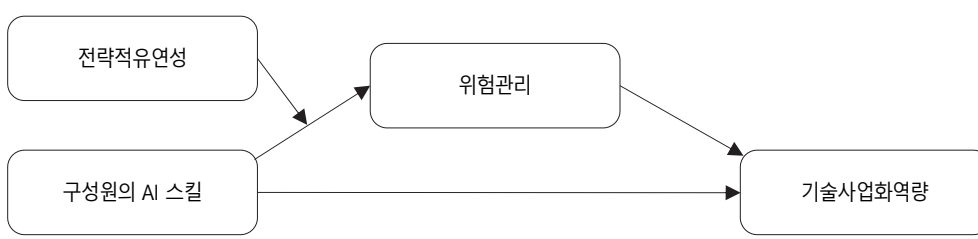
Ⅲ. 연구방법

3.1 연구모형

본 연구의 연구모형 〈그림 1〉은 구성원의 AI 스킬이 기술사업화역량에 직접 영향을 미치는 동시에, 위험관리를 경유하여 간접적으로도 영향을 미치는 구조를 상정한다. 이때 구성원의 AI 스킬과 위험관리 간 경로가 전략적 유연성에 의해 조절됨으로써, 전체적으로 조절된 매개효과가 발생한다. 이 모형은 전체 표본(N=423)을 대상으로 검증한 후, 확인적 요인분석에 기반한 측정동일성을 확인하고 IT기업(N=209)과 제조업(N=214)의 다중집단 비교 분석을 수행하였다.

3.2 연구대상 및 자료수집

본 연구의 데이터는 전문 패널 조사기관에 의뢰하여 2025년 10월 22일부터 24일까지 온라인 패널 방식으로 수집되었다. 전문 패널 방식은 응답자가 사전에 스크리닝된 구성원으로 구성되어 단기간 수집에도 표본의 질적 수준이 유지되는 장점이 있으나, 단기 수집에 따른 시점 특이성은 연구의 잠재적



〈그림 1〉 연구모형

〈표 1〉 표본의 특성

구 분		빈도	비율(%)	구 분		빈도	비율(%)
성별	남성	305	72.1	직무	관리(인사, 재무)	76	17.9
	여성	118	27.9		연구(연구, 개발)	120	28.4
연령	20대	25	5.9		기술(생산, 기술)	115	27.2
	30대	130	30.7		영업직	31	7.3
	40대	138	32.7		기타	81	19.2
	50대이상	130	30.7	직책	사원	35	8.3
학력	고졸	20	4.7		대리	67	15.8
	전문대졸	32	7.6		과장	116	27.4
	대졸	296	70.0		차장	85	20.1
	석사이상	75	17.7		부장이상	120	28.4
산업	IT기업	209	49.4	근무연수	2년이내	21	5.0
	제조업	214	50.6		2년이상~5년미만	59	13.9
직급	직원	321	75.9		5년이상~10년미만	66	15.6
	관리자	102	24.1		10년이상	277	65.5
합계		423	100	합계		423	100

한계로 인정한다. 〈표 1〉의 응답자의 인구통계학적 특성은 성별에서 남성 305명(72.1%), 여성 118명(27.9%)이었고, 연령은 40대(32.7%), 30대(30.7%), 50대 이상(30.7%) 순이었다. 학력은 대졸이 70.0%로 가장 많았으며, 산업 유형은 IT기업 49.4%, 제조업 50.6%로 균등하게 구성되었다. 직무는 연구·개발(28.4%), 생산·기술(27.2%), 관리(17.9%) 등으로 분포하였다.

3.3 변수의 측정

본 연구는 구성원의 AI 스킬, 기술사업화역량, 위험관리, 전략적 유연성을 리커트 5점 척도(1=전혀 아니다 ~ 5=매우 그렇다)로 측정하였다(Likert, 1932). 구성원의 AI 스킬은 An et al.(2024)의 척도를 활용하여 기술적 AI 스킬 7문항과 관리적 AI 스킬 7문항으로 측정하였다. 기술사업화역량은 Chen(2009)의 척도를 활용하여 사업화 속도 3문항, 시장 범위 4문항, 기술 범위 4문항의 총 11문항으로 측정하였다. 위험관리는 Eichholz et al.(2024)의 척도를 활용하여 지속적 위험 모니터링, 위험 평가 문화 장려, 위험관리 활동 지원, 위험관리의 전략적 중요성, 비상 전략 수립, 전담 위험관리팀 운영의 6문항으로 측정하였다. 전략적 유연성은 Zhou and Wu(2010)의 6문항 척도를 사용하여 마케팅·생산 자원의 유연한 배치, 제품 설계 유연성, 제품 전략 재정의, 자원 체인 재구성, 조직 자원 재배치를 측정하였다.

한편 본 연구의 네 구성개념은 이론적으로 조직 수준의 현상을 대상으로 하나, 조직 특성에 대해 충분한 정보 접근성을 지닌 구성원을 핵심 응답자(key informant)로 하여 그들의 지각을 통해 측정하였다. 이는 조직 수준 변수를 조직을 잘 아는 구성원의 인식으로 대리 측정하는 조직연구의 일반적 관행에 따른 것이다(Kumar, Stern, and Anderson, 1993). 다만 이러한 측정 구조상 본 연구의 결과는 조직의 객관적 실체 간 관계가 아니라 구성원이 지각한 조직 특성 간의 관계로 해석되어야 하며, 이하의 분석 결과 역시 이러한 지각 수준의 관계라는 전제 아래 서술한다. 특히, 독립, 매개, 조절, 종속변수가 모두 동일 응답자의 연속된 응답에 기반하고 있어, 관찰된 변수 간 관계가 구성개념 고유의 관계인지 혹은 응답자의 전반적인 인상이 여러 문항에 걸쳐 일관되게 투영되는 후광효과(Halo Effect)를 부분적으로 반영한 것인지를 완전히 분리하기는 어렵다는 한계가 있다(Podsakoff, Podsakoff, Williams, Huang, and Yang, 2024).

Ⅳ. 실증분석

4.1 측정모형 분석

측정모형의 타당도를 검증하기 위해 AMOS 30.0을 활용한 확인적 요인분석을 실시하였다. 구성원의 AI 스킬과 기술사업화역량은 2차 요인 구조를, 위험관리와 전략적 유연성은 1차 요인 모형을 적용하였으며(Fornell and Larcker, 1981; Hair et al., 2019), 신뢰도 분석을 위해 SPSS 30.0을 활용하여 내적 일관성을 확인하였다.

먼저 구성원의 AI 스킬은 기술적 AI 스킬 7문항과 관리적 AI 스킬 7문항으로 구성된 2차 요인 모형으로 검증하였다. 〈표 2〉와 같이 모형 적합도는 $\chi^2(74)=173.323$, CMIN/DF=2.342, GFI=.942, AGFI=.918, IFI=.977, TLI=.972, CFI=.977,

〈표 2〉 구성원의 AI 스킬의 2차 확인적 요인분석과 신뢰도 분석 결과

잠재변수	하위요인	측정변수	Std.E	Variances	Se	t	AVE	CR	Cronbach's α
구성원의 AI 스킬	기술적 AI 스킬	기술적AI스킬1	.759	.337	-	-	.649	.928	.907
		기술적AI스킬2	.790	.306	.063	16.785			
		기술적AI스킬3	.758	.274	.056	15.992			
		기술적AI스킬4	.695	.383	.061	14.476			
		기술적AI스킬5	.742	.337	.061	15.644			
		기술적AI스킬6	.769	.311	.061	16.284			
		기술적AI스킬7	.806	.242	.058	17.197			
	관리적 AI 스킬	관리적AI스킬1	.781	.296	-	-	.700	.942	.935
		관리적AI스킬2	.782	.306	.052	19.720			
		관리적AI스킬3	.814	.317	.063	18.444			
		관리적AI스킬4	.813	.316	.063	18.419			
		관리적AI스킬5	.823	.304	.063	18.713			
		관리적AI스킬6	.855	.223	.058	19.660			
		관리적AI스킬7	.866	.251	.064	19.992			

$\chi^2(74)=173.323$, CMIN/DF=2.342, GFI=.942, AGFI=.918, IFI=.977, TLI=.972, CFI=.977, RMSEA=.056

〈표 3〉 기술사업화역량의 2차 확인적 요인분석과 신뢰도 분석 결과

잠재변수	하위요인	측정변수	Std.E	Variances	Se	t	AVE	CR	Cronbach's α
기술 사업화 역량	사업화 속도	사업화속도1	.817	.265	-	-	.722	.886	.864
		사업화속도2	.833	.254	.054	19.644			
		사업화속도3	.822	.274	.055	19.278			
	기술 범위	기술범위1	.829	.270	-	-	.745	.921	.909
		기술범위2	.831	.263	.049	20.451			
		기술범위3	.874	.205	.048	22.063			
		기술범위4	.849	.242	.049	21.105			
	시장 범위	시장범위1	.800	.273	-	-	.754	.924	.903
		시장범위2	.862	.196	.054	20.197			
		시장범위3	.826	.235	.054	19.059			
		시장범위4	.856	.210	.054	19.984			

$\chi^2(41)=78.416$, CMIN/DF=1.913, GFI=.969, AGFI=.950, IFI=.990, TLI=.986, CFI=.990, RMSEA=.047

RMSEA=.056[90% CI: .046, .067]으로 우수한 수준을 보였다(Hu and Bentler, 1999). 기술적 AI 스킬(AVE=.649, CR=.928)과 관리적 AI 스킬(AVE=.700, CR=.942)의 평균분산추출지수와 개념신뢰도가 기준치인 AVE .50 이상, CR .70 이상을 충족하여 수렴타당도가 확보되었으며(Fornell and Larcker, 1981), 두 하위요인의 Cronbach's α 값도 각각 .907과 .935로 기준치 .70을 상회하여 신뢰도에 문제가 없는 것으로 판단하였다(Cronbach, 1951).

〈표 3〉과 같이 기술사업화역량은 사업화 속도 3문항, 시장 범위 4문항, 기술 범위 4문항으로 구성된

2차 요인 모형으로 검증하였다. 모형 적합도는 χ^2 (41)=78.416, CMIN/DF=1.913, GFI=.969, AGFI=.950, IFI=.990, TLI=.986, CFI=.990, RMSEA=.047[90% CI: .031, .062]으로 우수하였다(Hu and Bentler, 1999). 사업화 속도(AVE=.722, CR=.886), 기술 범위(AVE=.745, CR=.921), 시장 범위(AVE=.754, CR=.924)의 평균분산추출지수와 개념신뢰도가 기준치를 모두 충족하여 수렴타당도가 확보되었다(Fornell and Larcker, 1981). 세 하위요인의 Cronbach's α 값 역시 각각 .864, .909, .903으로 기준치 .70을 상회하여 신뢰도에 문제가 없는 것으로 판단하였다(Cronbach, 1951).

〈표 4〉는 구성원의 AI 스킬, 기술사업화역량, 위험관리, 전략적 유연성을 포함한 전체 측정모형의 확인적 요인분석 결과이다. 모형 적합도는 χ^2 (113)=234.091, CMIN/DF=2.072, GFI=.938, AGFI=.916, IFI=.975, TLI=.969, CFI=.975, RMSEA=.050[90% CI: .041, .060]으로 수용 기준을 우수하게 충족하였다(Hu and Bentler, 1999).

각 요인의 수렴타당도를 검토한 결과, 구성원의 AI 스킬은 2차 요인 구조를 채택하였으므로 2차 요인 수준의 AVE를 두 하위요인(기술적 AI 스킬, 관리적 AI 스킬)의 요인부하량 제곱 평균으로 산출하였으며(Hair et al., 2019), 그 값(AVE=.874)과 개념신뢰도(CR=.933)가 기준치를 상회하였다. 기술사업화역량(AVE=.833, CR=.937), 위험관리(AVE=.640, CR=.914), 전략적 유연성(AVE=.687, CR=.929) 모두 판정 기준인 AVE .50 이상, CR .70 이상을 상회하여 수렴타당도가 확보되었다(Fornell and Larcker, 1981). 또한 측정 도구의 신뢰도 분석 결과, 구성원의 AI 스킬(.951), 기술

〈표 4〉 확인적 요인분석 및 신뢰도 분석 결과

요인	측정변수	Std.E	Variances	Se	t	AVE	CR	Cronbach's α
구성원의 AI스킬	기술적AI스킬	.870	.115	-	-	.874	.933	.951
	관리적AI스킬	.908	.112	.052	23.281			
기술사업화역량	사업화속도	.840	.174	-	-	.833	.937	.947
	기술범위	.887	.144	.049	23.221			
	시장범위	.885	.139	.048	23.148			
위험관리	위험관리1	.616	.314	-	-	.640	.914	.866
	위험관리2	.702	.341	.112	11.688			
	위험관리3	.771	.236	.107	12.484			
	위험관리4	.786	.250	.115	12.648			
	위험관리5	.770	.272	.115	12.469			
	위험관리6	.683	.358	.111	11.443			
전략적 유연성	전략적유연성1	.764	.300	-	-	.687	.929	.903
	전략적유연성2	.772	.289	.061	16.607			
	전략적유연성3	.769	.303	.062	16.520			
	전략적유연성4	.785	.268	.060	16.931			
	전략적유연성5	.792	.257	.059	17.104			
	전략적유연성6	.797	.246	.059	17.236			

χ^2(113)=234.091, CMIN/DF=2.072, GFI=.938, AGFI=.916, IFI=.975, TLI=.969, CFI=.975, RMSEA=.050

〈표 5〉 판별타당도 검증(HTMT)

변수	구성원의 AI 스킬	기술사업화역량	위험관리	전략적유연성
구성원의 AI 스킬	-			
기술사업화역량	.785	-		
위험관리	.580	.596	-	
전략적 유연성	.773	.870	.653	-

사업화역량(.947), 위험관리(.866), 전략적 유연성(.903)의 Cronbach's α 값이 수용 기준치인 .70을 모두 충족하여 내적 일관성 및 신뢰도에 문제가 없는 것으로 판단하였다(Cronbach, 1951).

판별타당도는 HTMT(heterotrait-monotrait ratio) 기준으로 검증하였다(Henseler et al., 2015). 〈표 5〉와 같이 구성개념 간 HTMT 값이 모두 .90 이하로 나타나 판별타당도가 확보되었다(Kline, 2023). 특히 기술사업화역량과 전략적 유연성 간 HTMT 값(.870)이 상대적으로 높게 나타났으나, 이는 두 개념이 모두 동적역량의 상위 범주에 속한다는 이론적 근접성을 반영하는 것으로, 전략적 유연성은 자원의 탄력적 재배치라는 조직의 잠재적 대응 역량을 포착하는 반면 기술사업화역량은 그러한 역량이 시장 지향적 성과로 실현된 결과를 포착한다는 점에서 개념적으로 구분된다(Sanchez, 1995; Chen, 2009). 두 개념의 HTMT 값 또한 판정 기준(.90)을 밑돌아 판별타당도는 통계적으로도 확보되었다.

4.2 상관관계 및 기술통계

본 연구 모형에 포함된 주요 변수들의 전반적인 경향성과 변수 간의 선형적 관련성을 파악하기 위해 기술통계 분석 및 피어슨(Pearson) 상관관계 분석을 실시하였다. 분석 결과는 다음의 〈표 6〉과 같다. 먼저 각 변수의 기술통계 현황을 살펴보면, 위험관리의 평균이 3.74(SD=.613)로 가장 높게 나타났으며, 기술사업화역량이 3.46(SD=.730)으로 그 뒤를 이었다. 구성원의 AI 스킬과 전략적 유연성은 각각 3.44(SD=.705), 3.44(SD=.690)의 평균값을 보여 전반적으로 중간 이상의 점수를 기록하였다. 주요 변수 간의 상관관계를 분석한 결과, 모든 변수 간의 관계에서 통계적으로 유의한 양(+)의 상관관계가 나타났다(p〈.01). 구체적으로, 기술사업화역량과 전략적 유연성 간의 상관계수가 r=.805로 가장 높은 정적 상관관계를 보였으며, 구성원의 AI 스킬과 기술사업화역량 간의 관계(r=.747), 구성원의 AI 스킬과 전략적 유연성 간의 관계(r=.717) 역시 매우 밀접한 정적 상관성이 있음을 확인하였다.

〈표 6〉 주요 변수의 상관관계와 기술통계

변수	M	SD	1	2	3	4
구성원의 AI 스킬	3.44	.705	1			
기술사업화역량	3.46	.730	.747**	1		
위험관리	3.74	.613	.526**	.538**	1	
전략적유연성	3.44	.690	.717**	.805**	.577**	1

p 〈0.05*, p 〈 0.01**

또한, 위험관리는 기술사업화역량(r=.538), 구성원의 AI 스킬(r=.526), 전략적 유연성(r=.577)으로 통계적으로 유의한 양의 상관관계를 나타냈다. 이러한 결과는 본 연구의 주요 구성개념들이 서로 독립적이면서도 유기적인 밀접성을 지니고 있음을 시사하며, 향후 가설 검증을 위한 구조모형 분석을 진행하기에 적합한 조건임을 뒷받침한다.

4.3 동일방법편의

단일 응답자 설문의 잠재적 동일방법편의를 검증하기 위해, 자료 수집 단계에서 설문 문항을 무작위로 배치하는 사전적 조치를 취하고 통계적으로 Harman 단일요인검증과 공통잠재요인(CLF) 분석을 적용하였다(Podsakoff et al., 2003). Harman 단일요인검증 결과 첫 번째 요인의 설명력이 48.946%로

〈표 7〉 기준모형과 CLF 모형 비교

잠재변수	하위요인	측정변수	Std.E	CLF	Δ
구성원의 AI 스킬	기술적 AI 스킬	기술적AI스킬1	.750	.642	.108
		기술적AI스킬2	.754	.601	.153
		기술적AI스킬3	.697	.572	.125
		기술적AI스킬4	.655	.552	.103
		기술적AI스킬5	.661	.507	.154
		기술적AI스킬6	.706	.501	.205*
		기술적AI스킬7	.758	.589	.169
	관리적 AI 스킬	관리적AI스킬1	.797	.615	.182
		관리적AI스킬2	.794	.615	.179
		관리적AI스킬3	.801	.648	.153
		관리적AI스킬4	.792	.689	.103
		관리적AI스킬5	.802	.690	.112
		관리적AI스킬6	.817	.679	.138
		관리적AI스킬7	.820	.707	.113
기술 사업화 역량	사업화 속도	사업화속도1	.776	.771	.005
		사업화속도2	.780	.746	.034
		사업화속도3	.787	.750	.037
	기술 범위	기술범위1	.812	.817	-.005
		기술범위2	.796	.812	-.016
		기술범위3	.838	.836	.002
		기술범위4	.828	.836	-.008
	시장 범위	시장범위1	.724	.637	.087
		시장범위2	.780	.687	.093
		시장범위3	.721	.638	.083
		시장범위4	.763	.686	.077
전략적 유연성		전략적유연성1	.764	.721	.043
		전략적유연성2	.772	.668	.104
		전략적유연성3	.768	.695	.073
		전략적유연성4	.785	.665	.120
		전략적유연성5	.792	.671	.121
		전략적유연성6	.798	.686	.112

Δ = |기준 λ − CLF λ|. *는 Δ≥.200 기준 초과 항목(Chin et al., 2012)

총분산의 절반 미만이었다(Harman, 1976). CLF 분석은 2차 요인 구조와 CLF를 동시에 투입할 때 발생할 수 있는 비수렴·식별 문제를 피하기 위해 1차 측정모형을 대상으로 실시하였다(Liang et al., 2007; Richardson et al., 2009). 그 결과 기준 모형 대비 적합도가 유의하게 악화되지 않았으며(기준 모형 CFI=.930, RMSEA=.056; CLF 투입 모형 CFI=.931, RMSEA=.057), 개념 수준의 평균 부하량 변화가 구성원의 AI 스킬(MΔ=.144), 기술사업화역량(MΔ=.035), 전략적 유연성(MΔ=.093) 모두 Chin et al.(2012)의 기준(Δλ≥.200)을 밑돌았다. 문항 수준에서도 31개 지표 중 1개 문항만 기준을 근소하게 상회하였을 뿐(Δλ=.205) 나머지는 모두 기준을 충족하여, 동일방법편의가 연구 결과를 왜곡할 수준이 아님을 확인하였다.

한편 위험관리 문항은 CLF 분석에서 다른 구성개념에 비해 상대적으로 큰 부하량 변화를 보였다(〈표 8〉 참조). 이는 위험관리의 기준 부하량이 중간 수준이어서 Δ값이 인위적으로 확대되는 현상일 수 있으므로, 위험관리에 대해서는 Liang et al.(2007)의 분산분해 절차를 추가로 적용하여 정밀하게 검증하였다. 이 방법은 각 측정 문항의 총 설명 분산을 이론적 구성개념에 귀속되는 실질분산(λ^2)과 CLF에 귀속되는 방법분산(CLF^2)으로 분해하여, 방법분산 비율($CMV\% = CLF^2/(\lambda^2+CLF^2)\times100$)을 산출한다. 〈표 8〉에 나타낸 것과 같이 분석 결과 위험관리 문항의 방법분산 비율은 19.2%~30.9% 범위로 나타났으며, 실질분산의 평균($M\lambda^2=.524$)이 방법분산의 평균($MCLF^2=.163$)을 일관되게 상회하였다. 이는 일부 위험관리 문항이 Δ≥.200 기준을 초과한 것이 실제 동일방법편의라고 하기보다, 중간 수준의 기준 부하량($M\lambda=.721$)으로 인해 Δ값이 확대된 인위적 현상에 가까움을 시사한다(Richardson et al., 2009). 따라서 동일방법편의가 연구 결과의 구조적 관계를 심각하게 왜곡할 수준은 아니라고 판단하였으며, 다만 이 점은 향후 연구에서 보완이 필요한 잠재적 측정 이슈로 인정한다(Liang et al., 2007).

Harman 단일요인검증, CLF 분석, 그리고 위험관리에 대한 분산분해 결과를 종합하면, 동일방법편의가 본 연구의 구조적 관계를 심각하게 왜곡할 수준은 아닌 것으로 판단된다. 다만 단일 응답자 설계에 내재한 잠재적 한계는 존재하므로, 향후 연구에서는 마커변수법이나 ULMC(unmeasured latent method construct) 등을 병행 적용하여 이를 보완할 필요가 있다(Podsakoff et al., 2003).

〈표 8〉 위험관리 분산분해 분석

잠재변수	측정변수	Std.E	CLF	Δ	실질분산λ 2	방법분산CLF 2	CMV%
위험관리	위험관리1	.616	.412	.204*	.379	.170	30.9%
	위험관리2	.702	.380	.322*	.493	.144	22.7%
	위험관리3	.771	.388	.383*	.594	.151	20.2%
	위험관리4	.786	.411	.375*	.618	.170	21.5%
	위험관리5	.770	.484	.286*	.593	.234	28.3%
	위험관리6	.682	.332	.350*	.465	.110	19.2%

$\Delta = |$기준 $\lambda - CLF\ \lambda|$. λ^2 = 기준 표준화적재량의 제곱(실질분산), CLF^2 = CLF 적재량의 제곱(방법분산), $CMV\% = CLF^2/(\lambda^2+CLF^2)\times100$. *는 Δ≥.200 기준 초과 항목(Chin et al., 2012).

Ⅴ. 가설검증

5.1 가설검증

본 연구는 SPSS 30.0과 Hayes(2022)의 PROCESS Macro Model 7을 활용하여 주효과, 매개효과, 조절효과 및 조절된 매개효과를 검증하였다. 간접효과의 유의성은 부트스트랩 백분위 신뢰구간(반복 10,000회, 95% 신뢰구간)으로 검증하였으며(Hayes and Preacher, 2014), 성별·연령·학력·직급·직무·직책·근무연수의 7개 통제변수를 모든 모델에 투입하였다. 앞서 밝힌 바와 같이 본 연구의 구성개념은 핵심 응답자의 지각을 통해 측정되었으므로, 이하에서 보고하는 변수 간 관계는 모두 응답자가 지각한 수준에서의 관계임을 전제한다. 주효과 검증 결과는 〈표 9〉와 같다.

가설 1의 경우 구성원의 AI 스킬이 기술사업화역량에 미치는 영향은 β=.662(t=17.164, p〈.001), 95% 신뢰구간 〔.586, .737〕로 유의한 정(+)의 관계를 보였으며 설명력은 R^2=.598이었다. 따라서 가설 1은 지지되었다.

가설 2의 경우 위험관리가 기술사업화역량에 미치는 영향은 β=.228(t=5.190, p〈.001), 신뢰구간 〔.142, .315〕로 유의한 정(+)의 관계를 보여 지지되었다.

한편 구성원의 AI 스킬이 위험관리에 미치는 무조건적 주효과는 β=-.079(t=-.590, p=.555), 신뢰구간 〔-.343, .185〕로 유의하지 않았다. 이는 구성원의 AI 스킬이 위험관리로 전환되는 경로가 무조건적으로 발현되는 것이 아님을 시사하며, 그 조건부 활성화 여부는 뒤의 가설 4(전략적 유연성의 조절효과)에서 정식으로 검증한다.

가설 3의 검증을 위해 〈표 10〉과 같이 위험관리의 매개효과를 분석하였다. 전략적 유연성의 중간 수준(50번째 백분위, SF=3.500)에서 위험관리를 경유하는 간접효과는 .052(95% 부트스트랩 신뢰구간 〔.025, .083〕)로 통계적으로 유의하였다. 여기서 보고한 간접효과는 독립변수(AI 스킬)가 매개변수(위험관리)에 미치는 무조건적 주효과의 유의성에 전적으로 의존하는 고전적 매개효과가 아니라, 조절변수인 전략적 유연성의 수준에 따라 산출되는 조건부 간접효과(conditional indirect effect)이며, 이는 조절된 매개(PROCESS Macro Model 7)의 분

〈표 9〉 연구가설(주효과) 검증 결과

가설 (경로)	coeff	se	t	LLCI	ULCI	R^2
가설1 (구성원의 AI스킬 → 기술사업화역량)	.662	.039	17.164**	.586	.737	.598
가설2 (위험관리 → 기술사업화역량)	.228	.044	5.190**	.142	.315	.598
참고 (구성원의 AI스킬 → 위험관리)	-.079	.134	-.590	-.343	.185	.378

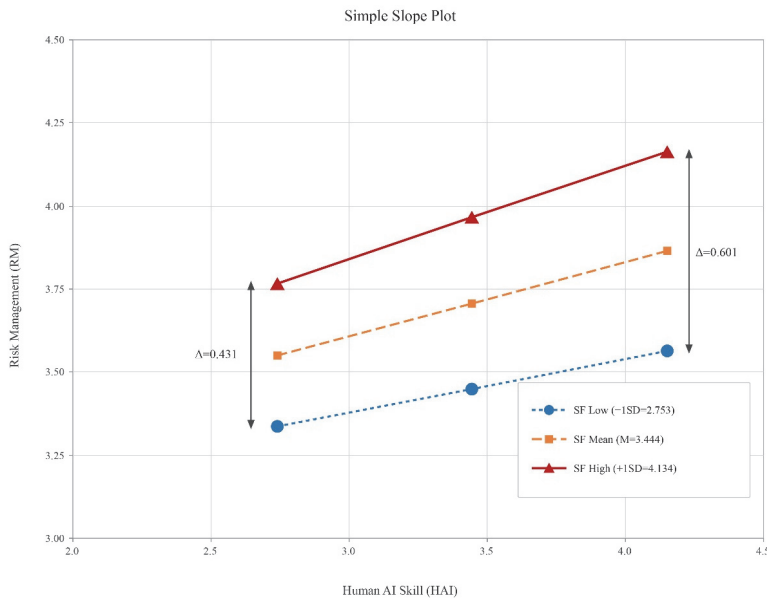
p 〈 0.05 *, p 〈 0.01 **

〈표 10〉 위험관리의 매개효과

가설 (경로)	Direct Effect	Indirect Effect	BootSE	BootLLCI	BootULCI
가설3 (구성원의 AI스킬 → 위험관리 → 기술사업화역량)	.662**	.052	.015	.025	.083

〈표 11〉 조절효과 검증 결과

가설 (경로)	coeff	se	t	LLCI	ULCI
가설4 (구성원의 AI스킬×전략적유연성)	.087	.038	2.282*	.012	.163
R^2=.378, F=25.018 (p=.000)					



주: SF Low/Mean/High는 전략적 유연성의 평균±1SD(2.753/3.444/4.134) 기준. Δ는 각 AI 스킬 수준에서 전략적 유연성 상·하 집단 간 위험관리 격차.

〈그림 2〉 전략적 유연성의 조절효과

석 프레임워크에 따른 것이다(Hayes, 2022).

위험관리 투입 후에도 구성원의 AI 스킬의 직접효과(β=.662, p〈.001)가 유지되어, 직접 효과와 조건부 간접효과가 같은 방향으로 공존한다는 점에서 위험관리는 조건부 간접효과에 기반한 보완적(complementary) 매개로 기능하는 것으로 해석된다. 다만 이는 무조건적 a경로에 기반한 고전적 부분매개와 구분되며, 전략적 유연성이 충분한 조건에서만 성립하는 조건부 매개임에 유의할 필요가 있다(Zhao et al., 2010; Hayes, 2022). 따라서 가설 3은 지지되었다.

가설 4 검증을 위해 구성원의 AI 스킬과 전략적 유연성의 상호작용항(HAI×SF)을 투입하여 조절효과를 분석하였다. 〈표 11〉과 같이 상호작용항의 계수가 유의하였으며(coeff=.087, t=2.282, p=.023), 95% 신뢰구간 [.012, .163] 역시 0을 포함하지 않아, 전략적 유연성이 구성원의 AI 스킬과 위험관리의 관계를 유의하게 조절하는 것으로 확인되었다.

〈그림 2〉를 보면, 전략적 유연성 수준에 따라 구성원의 AI 스킬이 위험관리에 미치는 기울기가 뚜렷하게 달라진다. 단순기울기 분석 결과, 전략적 유연성이 낮은 수준(−1SD)에서는 그 효과가 β=.161(p=.002)로 완만한 반면, 높은 수준(+1SD)에서는 β=.282(p〈.001)로 더 가팔라져, 전략적 유연성이 높을수록 AI 스킬의 위험관리 전환 효과가 강화됨을 보여준다. 이는 〈그림 2〉에서 구성원의 AI 스킬이 낮은 구간에서는 전략적 유연성 상·하 집단 간 위험관리 격차가 Δ=0.431에 그치는 반면, AI 스킬이 높은 구간에서는 그 격차가 Δ=0.601로 확대되는 패턴과 일치한다. 아울러 Johnson-Neyman 분석 결과 전략적 유연성이 2.292 이상인 구간(표본의 93.85%)에서 해당 효과가 통계적으로 유의하였다. 따라서 가설 4는 지지되었다.

기술사업화역량의 총체적 효과를 2차 요인 총점으로 통합하여 가설 5를 검증한 결과는 〈표 12〉와 같다. 이를 살펴보면 조절변수인 전략적 유연성의 세 백분위 수준(16%, 50%, 84%)에서 조건부 간접효과가 .038→.052→.065로 점진적으로 증가하였으며 모든 신뢰구간이 0을 포함하지 않았다. 조절된 매개지수(IMM)는 .020(95% 신뢰구간 〔.002, .039〕)으로 유의하였다. 따라서 가설 5는 지지되었다.

한편, 기술사업화역량의 하위차원별로 메커니즘이 다르게 작동할 가능성을 고려하여 추가로 분석을 실시하였으며, 그 결과는 〈표 13〉과 같다. 분석 결과, 전략적 유연성의 조절된 매개효과는 시장 범위(Index = .019)와 기술 범위(Index = .027) 차원에서 유의하게 나타난 반면, 사업화 속도(Index = .011) 차원에서는 95% 신뢰구간 〔-.001, .027〕이 0을 포함하여 통계적으로 유의하지 않았다. 이는 위험관리를 매개로 한 성과 창출 과정이 단기적인 속도 개선보다는 사업 영역과 기술 스펙트럼의 확장(범위) 측면에서 강하게 발현됨을 시사한다.

5.2 다중집단 분석

산업 유형에 따른 경로 기제의 차이를 검증하기 위해, 동일 측정 도구가 집단 간 동등하게 기능하는

〈표 12〉 부트스트랩 방법에 따른 조절된 매개효과 결과

가설 (경로)	전략적유연성	Indirect Effect	BootSE	BootLLCI	BootULCI
가설5 (구성원의 AI스킬→위험관리→기술사업화역량)	2.833(16%)	.038	.014	.013	.069
	3.500(50%)	.052	.015	.025	.083
	4.167(84%)	.065	.018	.033	.102
조절된 매개지수(IMM): .020			.009	.002	.039

〈표 13〉 전략적 유연성의 조절된 매개효과: 기술사업화역량 하위차원

하위차원	변수	Index	BootSE	BootLLCI	BootULCI	판정
사업화 속도	TC	.011	.007	-.001	.027	유의하지 않음
시장 범위	TM	.019	.010	.002	.040	유의
기술 범위	TT	.027	.012	.003	.053	유의
총점(2차요인)	TCC	.020	.009	.002	.039	유의

〈표 14〉 측정동일성 검증 단계별 적합도 지수

모형	χ^2	df	CFI	RMSEA	$\Delta\chi^2(\Delta df)$	Δp	ΔCFI	판정
형태 동일성 모형	374.546	226	.969	.040	–	–	–	기준
측정 동일성 모형	397.379	239	.967	.040	22.833(13)	.044*	−.002	충족
구조 동일성 모형	406.471	249	.967	.039	9.092(10)	.523 (n.s.)	.000	충족
스칼라 동일성 모형	448.069	266	.962	.040	41.598(17)	.001***	−.005	충족

지를 우선 확인한 후 구조적 경로의 차이를 검정하였다(Putnick and Bornstein, 2016; Vandenberg and Lance, 2000). 형태 · 측정 · 구조 · 스칼라 동일성의 4단계 위계적 검증을 시행하였으며, 표본 크기에 덜 민감한 |ΔCFI|〈.010 기준을 주된 판단 기준으로 적용하였다(Cheung and Rensvold, 2002).

본 연구는 산업유형(IND)을 IT기업(1), 제조업(2)로 명목 코딩하여 분석에 활용하였다. 이항 범주형 변수의 상호작용항 검정은 코딩 값의 크기가 아닌 두 집단 간 회귀 기울기 차이를 검정하는 것으로, 코딩방식을 변경하더라도 검정 통계량(t값, p값)은 동일하게 유지된다(Aiken and West, 1991; Cohen, Cohen, West, and Aiken, 2003; Dawson, 2014).

형태 동일성 모형의 적합도는 $\chi^2(226)=374.546$, CFI=.969, RMSEA=.040으로 양호하였다. 측정동일성 모형은 형태 동일성 대비 |ΔCFI|=.002, 구조 동일성 모형은 |ΔCFI|=.000($\Delta\chi^2=9.092$, p=.523), 스칼라 동일성 모형은 |ΔCFI|=.005로 모두 기준을 충족하여, 완전 측정동일성이 확보되었다. 이로써 두 산업 집단 간 경로계수의 차이를 측정 편향이 아닌 실질적 산업 맥락의 차이로 해석할 수 있는 기반이 마련되었다(Millsap, 2011; Byrne et al., 1989).

측정동일성 확보 후 PROCESS Macro Model 7을 전체 표본, IT기업, 제조업에 각각 적용하여 경로계수와 조절된 매개효과를 〈표 15〉와 같이 비교하였다. 구성원의 AI 스킬이 기술사업화역량에 미치는 직접 효과는 전체(β=.662), IT기업(β=.781), 제조업(β=.624) 모두에서 강하게 유의하였으며, IT기업의 직접 경로가 더 강하게 나타났다. 위험관리가 기술사업화역량에 미치는 효과는 전체(β=.228), IT기업(β=.132, p=.021), 제조업(β=.270, p〈.001) 모두에서 유의하였고, 제조업 계수가 IT기업의 약 2.05배로 나타나 제조업에서 위험관리의 실행 역량이 사업화 성과에 더 결정적으로 기여함이 확인되었다(Eichholz et al., 2024).

핵심적인 산업 간 차이는 〈표 16〉과 같이 전략적 유연성의 조절효과와 조절된 매개효과에서 드러났다. 전략적 유연성의 조절효과는 IT기업에서 유의하지 않은 반면(β=.071, p=.254), 제조업에서 유의하였다(β=.107, p=.029). 이에 상응하여 조절된 매개지수(IMM) 역시 IT기업은 비유의(.009, 95% 신뢰구간 [-.006, .030]), 제조업은 유의(.029, 95% 신뢰구간 [.000, .059])하게 나타났다. 다만 제조업의 IMM 신뢰구간 하한이 0에 인접하여 다소 경계적(marginal)인 수준으로, 이 결과는 표본의 크기에 민감할 수 있어 향후 연구에서 표본 확대를 통한 재검증이 권장된다. 제조업 표본에서 Johnson- Neyman 분석 결과 전략적 유연성 3.034가 유의성 전환점으로 확인되어, 전략적 유연성이 보통 수준 이상인 표본의 72.43%에서 구성원의 AI 스킬이 위험관리를 유의하게 강화하는 반면 낮은 수준(27.57%)에서는 그 효과가 비유의하였

〈표 15〉 경로계수 비교: 전체 vs. IT기업 vs. 제조업

경로	전체(n=423)		IT기업(n=209)		제조업(n=214)		집단 간 차이
	β	p	β	p	β	p	
구성원의 AI 스킬 → 위험관리 (주효과)	−.079	.555 (n.s.)	.032	.878 (n.s.)	−.193	.277 (n.s.)	양 집단 모두 비유의
구성원의 AI스킬×전략적유연성 → 위험관리 (상호작용)	.087	.023*	.071	.254 (n.s.)	.107	.029*	제조업만 유의
구성원의 AI스킬 → 기술사업화역량 (직접 효과)	.662	.000***	.781	.000***	.624	.000***	두 집단 모두 유의
위험관리 → 기술사업화역량	.228	.000***	.132	.021*	.270	.000***	제조업 계수 더 큼

〈표 16〉 전략적 유연성 수준별 조건부 간접효과: IT기업 vs. 제조업 비교

구분	전체(n=423) [95% CI]	IT기업(n=209) [95% CI]	제조업(n=214) [95% CI]	비고
조건부 간접효과: HAI → RM → TCC				
16th	.038[.013, .069] 유의	.031 [.002, .070] 유의	.030 [−.011, .079] 비유의	제조업 비유의
50th	.052 [.025, .083] 유의	.037 [.004, .077] 유의	.049 [.010, .098] 유의	모든 집단 유의
84th	.065 [.033, .102] 유의	.042 [.004, .086] 유의	.069 [.022, .125] 유의	모든 집단 유의
조절된 매개지수(IMM)				
IMM Index	.020 [.002, .039] 유의	.009 [−.006, .030] 비유의	.029 [.000, .059] 유의	제조업 유의
HAI×SF 상호작용				
(R^2-chng)	.008 (p=.023) 유의	.004 (p=.254) 비유의	.014 (p=.029) 유의	제조업 유의

다. 이러한 개별 집단 내 유의성 패턴의 차이가 실질적인 산업 맥락의 차이를 반영하는지 확인하기 위해, 측정동일성이 확보된 기반 위에서 산업 간 차이에 대한 직접 검정을 두 단계에 걸쳐 실시하였다(〈표 17〉 참조). 첫째, 전략적 유연성이 구성원의 AI 스킬과 위험관리 간 관계(전반부 경로)를 조절하는 정도의 산업 간 차이를 산업 유형을 2차 조절변수로 투입한 PROCESS Macro Model 11로 검정한 결과, 전략적 유연성의 조절된 매개효과가 산업에 따라 달라지는지를 나타내는 이중 조절된 매개지수(index of moderated moderated mediation, IMMM)는 .006(95% 부트스트랩 신뢰구간 [-.031, .040])으로 유의하지 않았으며, AI스킬×전략적 유연성×산업 3원상호작용 역시 유의하지 않았다(R^2-chng=.000, F=.126, p=.723). 둘째, 위험관리가 기술사업화역량으로 이어지는 후반부 경로 자체의 산업 간 차이를 위험관리 × 산업 상호작용항으로 직접 검정한 결과 역시 유의하지 않았다(coeff=.094, se=.099, t=.951, p=.342). 즉, 모형의 전반부 조절 효과와 후반부 매개 효과 모두에서 산업 간 유의한 차이가 통계적으로 확인되지 않았다. 이는 개별 집단 분석에서 관찰된 유의성 패턴의 차이(제조업 유의, IT기업 비유의)가 실질적인 산업 맥락의 차이라기보다, 전체 표본(N=423)을 두 집단으로 분할함에 따른 통계적 검정력(Statistical Power) 손실에서 기인했을 가능성을

〈표 17〉 산업 간 차이 직접검정 결과

검정 단계	방법	통계치	판정
① 전반부 경로 조절의 산업 차이	PROCESS Model 11 (전략적 유연성 · 산업 이중조절) Index of moderated moderated mediation 이중 조절된 매개지수(IMMM)	Index=.006, BootSE=.018 95% CI[-.031, .040]	비유의
② 전반부 경로 삼원상호작용	AI스킬×SF×산업 (Model 11 1단계식)	R^2-chng=.000, F=.126, p=.723	비유의
③ 후반부 경로의 산업 차이	PROCESS Model 1 (X=위험관리, W=산업) 위험관리×산업 상호작용	coeff=.094, se=.099, t=.951, p=.342	비유의

주: 세 검정 모두 비유의하여, 전반부 · 후반부 어느 경로에서도 산업 간 차이가 통계적으로 뒷받침되지 않는다. 이에 근거하여 가설 6은 기각되었다(측정동일성은 별도로 확보되어 유지됨(〈표 14〉 참조)).

시사한다. 완전 측정동일성이 확보되어 측정 편향의 가능성은 배제되었으나, 구조적 경로 차이에 대한 직접 검정 결과가 이를 뒷받침하지 않으므로 가설 6은 최종적으로 기각되었다.

산업 간 차이를 개별 집단 결과의 병렬적 비교뿐 아니라 직접적인 통계적 검정으로 재확인하기 위해, 〈표 17〉의 세 가지 검정을 실시하였다.

구성원의 AI 스킬이 위험관리에 미치는 주효과의 방향이 IT기업(β=.032, n.s.)과 제조업(β=-.193, n.s.)에서 상반되게 나타난 점은 탐색적 관찰로서 주목할 만하다. 두 계수 모두 통계적 유의성에는 이르지 못하였으나, 제조업에서의 음(-)의 방향은 고도로 표준화된 운영 프로세스와 강한 조직 관성을 지닌 환경에서 AI 역량이 오히려 기존 위험 평가 체계와 마찰을 일으키거나 위험 신호를 과부하시킬 가능성을 시사할 수 있다(Wamba-Taguimdje et al., 2020). 이 방향성은 전략적 유연성의 조절효과가 제조업에서만 유의하게 나타난 결과와 맥락적으로 일치하며, 제조업에서 전략적 유연성이 이 관계를 정(+)의 방향으로 전환하는 조건으로 기능함을 시사한다. 다만 해당 계수가 비유의하므로 이 해석은 후속 연구를 통한 검증이 요구되는 탐색적 논의임을 밝힌다.

Ⅵ. 결론 및 시사점

6.1 연구결과 요약

본 연구는 구성원의 AI 스킬이 위험관리를 매개로 기술사업화역량에 이르는 경로가 전략적 유연성에 의해 어떻게 조건화되며, 그 조건부 메커니즘이 IT기업과 제조업 사이에서 어떻게 달라지는지를 규명하였다. 전체 표본 423명(IT기업 209명, 제조업 214명)을 대상으로 분석한 결과는 다음과 같이 요약된다. 본 연구가 확증한 핵심 기여는 산업 간 차이의 규명이 아니라, AI 인적역량이 그 자체로 성과를 담보하지 않으며—무조건적 주효과가 부재한 가운데—전략적 유연성이라는 경계조건이 충족될 때 비로소 위험관리를 경유해 기술사업화역량으로 전환된다는 조건부 활성화 메커니즘에 있다. 이는 AI 역량을 '보유'의 문제로 다루어 온 기존 관점을 '활성화 조건'의 문제로 재정립한다.

첫째, 구성원의 AI 스킬은 기술사업화역량에 유의한 정(+)의 직접 효과를 보였고(가설 1), 위험관리 역시 기술사업화역량을 유의하게 높였다(가설 2). 나아가

위험관리는 구성원의 AI 스킬과 기술사업화역량의 관계를 보완적으로 부분매개하였다(가설 3). 이는 구성원의 AI 스킬(잠재 역량)이 위험관리(실행 역량)를 경유하여 기술사업화역량(전략적 성과)으로 전환되는 역량 전이 경로가 실증적으로 성립하되, 직접 효과와 간접 효과가 공존하는 형태로 나타남을 보여준다.

둘째, 이 전이 경로의 초기 단계인 구성원의 AI 스킬→위험관리 관계는 무조건적으로 발현되지 않았다(가설 4). 무조건적 주효과는 유의하지 않았으나 전략적 유연성의 조절효과가 유의하였으며, Johnson-Neyman 분석 결과 전략적 유연성이 임계 수준 이상일 때 비로소 AI 스킬의 위험관리 강화 효과가 활성화되었다. 조절된 매개효과 역시 유의하여(가설 5), 전략적 유연성이 높을수록 위험관리를 경유하는 간접효과가 강화됨이 확인되었다. 이는 AI 인적역량의 성과 전환이 조직의 유연성이라는 경계조건에 조건화됨을 실증한다.

셋째, 이러한 조절된 매개 메커니즘이 산업 맥락에 따라 다르게 작동하는지를 검토하였다(가설 6). 완전 측정동일성이 확보된 상태에서 IT기업과 제조업을 개별적으로 분석한 결과, IT기업에서는 조절된 매개효과가 유의하지 않았던 반면(IMM=.009, n.s.) 제조업에서는 유의하게 나타나(IMM=.029, 신뢰구간 하한이 0에 근접), 두 집단 내 유의성 패턴에 차이가 관찰되었다. 그러나 이 차이 자체를 산업을 조절변수로 직접 투입하여 검정한 결과, 전반부 경로(HAI→RM)를 경유하는 조절된 매개효과의 산업 간 차이(IMMM=.006, 95% CI[-.031, .040])와 b경로(RM→TCC)의 산업 간 차이(coeff=.094, p=.342) 모두 통계적으로 유의하지 않았다. 측정동일성 확보라는 엄격한 절차를 거쳤음에도 구조적 경로의 산업 간 차이가 직접 검정에서 확인되지 않았으므로, 본 연구는 가설 6을 기각한다. 이는 개별 집단별 유의성 비교에 의존하는 다중집단 분석의 해석에 신중을 기해야 함을 시사하는 결과이기도 하다.

6.2 이론적 시사점

본 연구의 이론적 기여는, 지금까지 AI 역량 연구를 지배해 온 선형적·보편적 가정에 대한 반증적 발견을 중심으로 세 가지로 정리된다.

첫째, 본 연구는 AI 인적역량이 조직 역량으로 전환되는 과정이 무조건적 인과가 아니라 경계조건에 의해 활성화 여부가 결정되는 조건부 과정임을 규명하였다. 기존 AI 역량 연구는 AI 역량이 성과에 미치는 직접효과를 강조하거나(Han et al., 2025; Wamba-Taguimdje et al., 2020), AI 역량과 성과 간의 매개 경로를 규명해 왔으나(Mikalef and Gupta, 2021; Wamba, 2022), 그 관계 또는 매개 경로 자체가 특정 조건에서만 활성화되는지에 대한 경계조건 차원의 검토는 상대적으로 제한적이었다. 본 연구는 구성원의 AI 스킬이 위험관리에 미치는 무조건적 효과가 유의하지 않은 반면, 전략적 유연성이 임계 수준 이상일 때 비로소 그 효과가 활성화됨을 확인함으로써 이러한 공백을 보완하였다. 이는 AI 역량의 효과를 "있다/없다"의 문제로 다루어 온 관점에서 벗어나, "언제, 어떤 조건에서 발현되는가"라는 경계조건의 관점으로 전환할 필요를 제기한다. 특히 무조건적 주효과가 부재한 가운데 조건부 효과가 표본의 대부분에서 유의하게 나타난 결과는, 전략적 유연성이 단순한 성과 촉진 요인이 아니라 역량 전이 경로의 활성화 자체를 규정하는 구조적 조건임을 보여주며, 환경 불확실성이 증가할수록 전략적 유연성의 가치가 증폭된다는 명제(Brozović, 2018)를 AI 역량 맥락에서 경험적으로 확장한다. 나아가 조직정보처리이론(Galbraith, 1974)의 관점에서,

구성원의 AI 스킬이 조직의 정보처리 용량을 확장하는 동시에 처리해야 할 위험 신호의 다양성을 증폭시키며 전략적 유연성이 이 수요-역량 균형을 결정하는 경계조건으로 기능한다는 논리를 실증함으로써, 조직정보처리이론의 AI 시대 적용 범위를 확장하였다.

둘째, 본 연구는 산업 간 비교에 앞서 CFA 기반의 단계적 측정동일성 검증을 통해 형태 · 측정 · 구조 · 스칼라 동일성을 모두 확보함으로써, 이후의 산업 간 비교가 최소한 측정 편향에서는 자유로운 기반 위에서 이루어졌음을 담보하였다(Putnick and Bornstein, 2016; Vandenberg and Lance, 2000). 그러나 완전 측정동일성의 확보가 곧 실질적 경로 차이의 존재를 보장하지는 않는다는 점에 주목할 필요가 있다. 산업별 개별 추정 결과는 제조업에서만 조절된 매개효과가 유의한 패턴을 보였으나(IT기업 IMM=.009, n.s.; 제조업 IMM=.029), 산업을 조절변수로 직접 투입하여 이 차이 자체를 검정한 결과(IMMM=.006, 95% CI[-.031, .040]; 삼원상호작용 p=.723) 및 위험관리→기술사업화역량 경로 자체의 산업 간 차이 검정(위험관리×산업 상호작용, coeff=.094, p=.342) 모두에서 통계적으로 유의한 차이는 확인되지 않았다. 이는 다수의 선행 다중집단 연구가 채택해 온 '집단별 유의성 비교'가 실제로는 표본 분할에 따른 검정력 손실을 산업 맥락의 실질적 차이로 오인할 위험을 안고 있음을 실증적으로 보여준 것으로, 완전 측정동일성 확보와 더불어 조절변수의 직접 투입을 통한 차이 검정이 병행되어야 함을 방법론적으로 제기한다(Busse, Kach, and Wagner, 2017). 다만 앞서 밝힌 바와 같이 산업 간 조절된 매개효과 차이에 대한 직접 검정에서 가설 6이 기각되었으므로, 이하의 논의는 확증된 산업 간 차이가 아니라 제조업 표본 내부에서 관찰된 경향에 국한된 탐색적 해석임을 다시 한번 밝힌다.

셋째, 본 연구는 전략적 유연성이 AI 역량과 위험관리 간 관계를 단순히 강화하는 것을 넘어, 그 관계의 방향을 전환하는 촉매(conversion catalyst)로 기능할 가능성을 탐색적으로 제시하였다. 제조업 표본에서 구성원의 AI 스킬이 위험관리에 미치는 주효과가 음(-)의 방향으로 관찰된 점은—비록 통계적으로 유의하지 않아 신중한 해석이 요구되나—고도로 표준화된 운영과 강한 조직 관성을 지닌 환경에서 AI 역량의 축적이 오히려 기존 위험 평가 체계와 마찰을 일으키거나 위험 신호를 과부하시킬 수 있다는 가능성을 시사한다(Wamba-Taguimdje et al., 2020). 그리고 이 관계는 전략적 유연성이 낮은 수준에서는 비유의하거나 부정적이다가 전략적 유연성이 높아질수록 유의한 정(+)의 방향으로 강화되는 패턴을 보였다. 이는 전략적 유연성이 부재할 때 AI 역량이 조직에 마찰을 일으키다가, 유연성이 확보될 때 비로소 생산적 역량으로 전환되는 비대칭적 구조를 시사한다. 기존 연구가 조직 역량을 대체로 성과에 대한 단조적 촉진 요인으로 다루어 온 것과 달리(Zhou and Wu, 2010), 본 연구는 경계조건이 관계의 강도뿐 아니라 방향까지 규정할 가능성을 제기함으로써 조절효과 연구에 새로운 논의의 단초를 제공한다. 다만 이 전환 촉매 논의는 비유의한 계수에 기반한 탐색적 해석이므로, 후속 연구를 통한 엄밀한 검증이 반드시 요구된다.

6.3 실무적 시사점

본 연구 결과는 다음의 실무적 함의를 제공한다. 첫째, 기술사업화역량 향상을 위해서는 AI 기술 인프라 도입에 앞서 혹은 이와 병행하여 구성원의 AI 스킬 고도화에 투자해야 한다. 데이터 과학자의 기

술적 AI 스킬과 관리자의 관리적 AI 스킬을 동시에 강화하는 이중 역량 개발 체계가 요구된다(An et al., 2024). 둘째, 위험관리는 단순한 리스크 방어 장치가 아니라 AI 역량과 기술사업화를 연결하는 전략적 실행 인프라로 구축되어야 한다. 산업별 개별 추정에서는 위험관리→기술사업화역량 경로 계수가 제조업(β=.270)에서 IT기업(β=.132)보다 약 2배 크게 나타났으나, 이 차이를 직접 검정한 결과(위험관리×산업 상호작용, coeff=.094, p=.342) 통계적으로 유의하지 않았다. 따라서 이 경로는 산업을 막론하고 위험관리를 기술사업화 로드맵의 핵심 거버넌스로 공식화해야 할 근거로 해석하는 것이 타당하며, 제조업에 특화된 함의로 한정할 근거는 충분하지 않다(Eichholz et al., 2024). 셋째, 산업 유형에 따른 실무적 함의는 잠정적으로만 제시한다. 직접 경로(가설 1)는 IT기업(β=.781)과 제조업(β=.624) 모두에서 강하게 유의하였으므로, 두 산업 모두 구성원의 AI 스킬 고도화가 우선적인 실무 과제이다. 다만 조절된 매개효과의 산업 간 차이를 직접 검정한 결과가 유의하지 않았으므로(가설 6 기각), '제조업만 전략적 유연성 확보가 필요하다'는 이분법적 처방은 근거가 충분하지 않다. 오히려 위험관리→기술사업화역량 경로(가설 2)가 산업 구분 없이 유의했던 결과를 고려할 때, 산업 구분 없이 전략적 유연성 확보와 위험관리 체계 고도화를 병행하는 것이 보다 안전한 실무적 제언이다. 제조업 표본에서 관찰된 조절 패턴(Benner and Tushman, 2015; Zhang et al., 2023)은 후속 연구를 통한 재검증 이후 산업별 처방으로 발전시킬 필요가 있다. 넷째, 산업을 막론하고 위험관리→기술사업화역량 경로가 유의하게 확인된 만큼, AI 기반 기술사업화를 추진하는 조직이라면 전담 위험관리 인력 확보와 위험 평가 문화의 제도화를 사업화 전략의 핵심 요소로 삼아야 한다(Eichholz et al., 2024).

6.4 연구의 한계 및 향후 연구과제

본 연구는 다음의 한계를 지니며, 이는 향후 연구과제로 이어진다. 첫째, 본 연구는 단일 시점의 횡단 설문 데이터를 활용하여, 구성원의 AI 스킬→위험관리→기술사업화역량으로 이어지는 인과 경로를 이론적으로 논증하였으나 통계적으로 시간적 선행성을 보장하지는 못한다. 특히 위험관리 체계가 잘 갖춰진 조직일수록 AI 도입과 활용이 촉진되어 AI 스킬이 축적되는 역방향의 관계, 또는 세 변수가 서로를 강화하는 상호 순환적 관계도 이론적으로 배제하기 어렵다. 다만 본 연구가 상정한 이론적 방향성은 잠재 역량(구성원의 AI 스킬)이 실행 역량(위험관리)을 거쳐 전략적 성과(기술사업화역량)로 전개된다는 동적역량이론의 위계적 전이 논리(Teece et al., 1997)에 근거한 것으로, 인과의 방향 자체는 이론적으로 지지된다. 그럼에도 통계적 확증을 위해서는 향후 연구에서 최소 2개 시점 이상의 종단 패널이나 시차(time-lagged) 설계를 적용하고, 가능하다면 준실험적 설계나 도구변수를 활용하여 역인과 가능성을 통계적으로 통제할 필요가 있다(Podsakoff et al., 2003; Teece et al., 1997).

둘째, 본 연구의 주요 구성개념은 이론적으로 조직 수준의 현상을 대상으로 하나 개인 응답자 1인의 인식으로 측정되어, 응답자의 직급·직무·정보 접근성에 따라 동일 기업 내에서도 인식 편차가 발생할 수 있는 구조적 한계를 내재한다. 또한 동일 응답자가 독립변수와 종속변수를 함께 보고하는 단일 설문 구조로 인한 동일방법편의의 가능성도 존재한다. 본 연구는 Harman 단일요인검증, 공통잠재요인(CLF) 분석, 위험관리에 대한 분산분해 절차를 병

행하여 그 영향이 연구 결과의 구조적 관계를 심각하게 왜곡할 수준이 아님을 확인하였으나, 이러한 사후적 통계 기법만으로 동일방법편의를 완전히 배제할 수는 없다. 따라서 향후 연구에서는 기업당 복수 응답자 데이터를 수집하여 응답자 간 신뢰도(예: rwg, ICC)를 확보한 뒤 합의 기반 집계 절차를 적용하고, 구성원의 AI 스킬은 HR 데이터로, 기술사업화역량은 특허·신제품 출시 등의 객관적 지표로 측정하는 다원화된 설계를 통해 다층 모형으로 개인·조직 수준의 효과를 분리할 필요가 있다.

셋째, 산업별 개별 추정에서 관찰된 제조업의 조절된 매개효과(IMM=.029)는 95% 신뢰구간의 하한이 0에 근접하여(하한=.000) 다소 경계적(marginal) 수준에 머물렀으며, 이는 본 연구가 산업 간 차이를 직접 검정한 결과(가설 6 기각, 〈표 17〉)와도 부합한다. 즉, 두 산업 집단으로 표본을 분할함에 따라 집단별 표본 크기(IT기업 209명, 제조업 214명)가 상호작용항과 조절된 매개효과를 안정적으로 추정하기에 충분히 크지 않았을 가능성이 있으며, 조절된 매개효과 추정치가 표본 크기와 구성에 민감할 수 있음을 시사한다. 이러한 통계적 불안정성은 산업 간 비대칭 구조를 확정적 결론으로 제시하기보다, 가설 6을 기각으로 판단한 본 연구의 결론을 뒷받침하는 근거로 해석하였다. 아울러 향후 연구에서는 극단치 제거 전후의 재추정과 통제변수 투입 유무에 따른 계수 안정성 비교 등 민감도 분석을 병행하여, 본 연구가 도출한 경로계수와 조절된 매개효과의 견고성을 체계적으로 확인할 필요가 있다.

넷째, 본 연구의 표본은 전문 조사기관 패널을 통한 편의 표집으로 수집되어 IT기업과 제조업 전체를 대표한다고 보기 어려우며, 기업 규모에 대한 통제가 이루어지지 않아 대기업과 중소기업 간 역량 전이 경로의 이질성이 혼입되었을 가능성이 있다. 특히 기업 규모는 산업 유형과 체계적으로 상관되는 경향이 있어(Damanpour, 1992), 산업 간 경로 차이를 직접 검정한 본 연구의 결과(가설 6 기각)에는 기업 규모의 잠재적 교란 효과가 이미 부분적으로 반영되어 있을 가능성이 있다. 향후 연구에서는 기업 규모를 통제변수 또는 조절변수로 명시적으로 포함하여 산업 효과와 규모 효과를 분리해 검증할 필요가 있다. 또한 자료가 2025년 10월의 단기간에 수집되어 특정 시점의 AI 도입 국면이 반영되었을 수 있다는 시점 특이성도 존재한다. 아울러 층화 무작위 표집을 적용하고 수집 시점을 분산하여 결과의 일반화 가능성을 제고할 필요가 있다(Hair et al., 2019).

다섯째, 본 연구는 AI 기술 전반을 포괄하는 통합 개념으로 구성원의 AI 스킬을 측정하여 생성형 AI와 전통적 예측형 AI 스킬의 차별적 효과를 분리하지 못하였다. 생성형 AI는 기존 예측형 AI와 질적으로 상이한 정보처리 방식을 통해 조직 의사결정에 새로운 영향을 미칠 수 있으므로(Feuerriegel et al., 2024), 향후 연구에서는 두 유형을 구분한 측정 도구를 개발하여 그 차별적 경로를 탐색할 가치가 있다.

마지막으로 본 연구는 IT기업과 제조업의 이분법적 비교에 한정되었으며 한국이라는 단일 국가 맥락을 대상으로 하였다. 서비스업·금융업·바이오 등으로 산업 범위를 확장하고 국가 간 비교 연구를 수행하면 조절된 매개효과의 맥락별 차이를 보다 세밀하게 규명할 수 있을 것이다(Wamba, 2022; Zhang et al., 2023).

참고문헌

김근아, 김상현(2015), "적응형 기업 내에서의 비즈니스 프로세스 민첩성에 대한 정보기술 역량의 관점," **경영학연구**, 제44권 1호, pp.185-213.

(Kim, K. A. and Kim, S. H.(2015), "An Information Technology Capability Perspective on Business Process Agility in Adaptive Enterprises," *Korea Management Review*, 44(1), pp.185-213.)

김영조(2005), "기술협력 활동이 중소기업의 기술혁신 성과에 미치는 영향: 지식흡수능력(Absorptive Capacity)의 조절효과를 중심으로," **경영학연구**, 제34권 5호, pp.1365-1390.

(Kim, Y. J.(2005), "The Effects of Technological Collaboration on Technological Innovation Performance in SMEs: Focusing on the Moderating Role of Absorptive Capacity," *Korea Management Review*, 34(5), pp.1365-1390.)

한상린, 정형석(2007), "산업재 거래관계에서 유연성(flexibility)의 역할에 관한 연구: 선행요인의 구성 및 관계성과에 미치는 영향," **경영학연구**, 제36권 2호, pp.385-413.

(Han, S. L. and Jung, H. S.(2007), "A Study on the Role of Flexibility in Industrial Buyer-Seller Relationships: The Composition of Antecedents and Their Effects on Relationship Performance," *Korea Management Review*, 36(2), pp.385-413.)

Aiken, L. S., and West, S. G.(1991), *Multiple regression: Testing and interpreting interactions*, Sage Publications.

Akter, S., Hossain, M. A., Sajib, S., Sultana, S., Rahman, M., Vrontis, D., and McCarthy, G.(2023), "A framework for AI-powered service innovation capability: Review and agenda for future research," *Technovation*, 125, pp.102768.

Ameen, N., Tarba, S., Cheah, J. H., Xia, S., and Sharma, G. D.(2024), "Coupling artificial intelligence capability and strategic agility for enhanced product and service creativity," *British Journal of Management*, 35(4), pp.1916-1934.

An, M., Lin, J., and Luo, X. R.(2024), "The impact of human AI skills on organizational innovation: The moderating role of digital organizational culture," *Journal of Business Research*, 182, pp.114786.

Barney, J. B.(1991), "Firm resources and sustained competitive advantage," *Journal of Management*, 17(1), pp.99-120.

Benner, M. J., and Tushman, M. L.(2015), "Reflections on the 2013 Decade Award—"Exploitation, exploration, and process management: The productivity dilemma revisited" ten years later," *Academy of Management Review*, 40(4), pp.497-514.

Brozović, D.(2018), "Strategic flexibility: A review of the literature," *International Journal of Management Reviews*, 20(1), pp.3-31.

Busse, C., Kach, A. P., and Wagner, S. M. (2017), "Boundary conditions: What they are, how to explore them, why we need them, and when to consider them," *Organizational Research Methods*, 20(4), pp.574-609.

Byrne, B. M., Shavelson, R. J., and Muthén, B. (1989), "Testing for the equivalence of factor covariance and mean structures: The issue of partial measurement invariance," *Psychological Bulletin*, 105(3),

pp.456-466.

Cai, L., Lu, S., and Chen, B.(2022), "Constructing technology commercialization capability: The critical role of user engagement and big data analytics capability," *Journal of Organizational and End User Computing*, 34(9), pp.1-21.

Chakravarty, A., Grewal, R., and Sambamurthy, V.(2013), "Information technology competencies, organizational agility, and firm performance: Enabling and facilitating roles," *Information Systems Research*, 24(4), pp.976-997.

Chen, C.-J.(2009), "Technology commercialization, incubator and venture capital, and new venture performance," *Journal of Business Research*, 62(1), pp.93-103.

Cheung, G. W., and Rensvold, R. B.(2002), "Evaluating goodness-of-fit indexes for testing measurement invariance," *Structural Equation Modeling*, 9(2), pp.233-255.

Chin, W. W., Thatcher, J. B., and Wright, R. T.(2012), "Assessing common method bias: Problems with the ULMC technique," *MIS Quarterly*, 36(3), pp.1003-1019.

Cohen, J., Cohen, P., West, S. G., and Aiken, L. S.(2003), *Applied multiple regression/ correlation analysis for the behavioral sciences* (3rd ed.), Lawrence Erlbaum Associates.

Cronbach, L. J.(1951), "Coefficient alpha and the internal structure of tests," *Psychometrika*, 16(3), pp.297-334.

Damanpour, F.(1992), "Organizational size and innovation," *Organization Studies*, 13(3), pp.375-402.

Dawson, J. F.(2014), "Moderation in management research: What, why, when, and how," *Journal of Business and Psychology*, 29(1), pp.1-19.

Dwivedi, Y. K., Kshetri, N., Hughes, L., Slade, E. L., Jeyaraj, A., Kar, A. K., … and Ahuja, M.(2023), "Opinion paper: "So what if ChatGPT wrote it?" Multidisciplinary perspectives on opportunities, challenges and implications of generative conversational AI for research, practice and policy," *International Journal of Information Management*, 71, pp.102642.

Eichholz, J., Hoffmann, N., and Schwering, A.(2024), "The role of risk management orientation and the planning function of budgeting in enhancing organizational resilience and its effect on competitive advantages during times of crises," *Journal of Management Control*, 35(1), pp.17-58.

Eisenhardt, K. M., and Martin, J. A.(2000), "Dynamic capabilities: What are they?," *Strategic Management Journal*, 21(10-11), pp.1105-1121.

Felin, T., Foss, N. J., Heimeriks, K. H., and Madsen, T. L.(2012), "Microfoundations of routines and capabilities: Individuals, processes, and structure," *Journal of Management Studies*, 49(8), pp.1351-1374.

Feuerriegel, S., Hartmann, J., Janiesch, C., and Zschech, P.(2024), "Generative AI," *Business & Information Systems Engineering*, 66(1), pp.111-126.

Fornell, C., and Larcker, D. F.(1981), "Evaluating structural equation models with unobservable variables and measurement error," *Journal of Marketing Research*, 18(1), pp.39-50.

Galbraith, J. R.(1974), "Organization design: An

information processing view," *Interfaces*, 4(3), pp.28-36.

Gans, J. S., and Stern, S.(2003), "The product market and the market for "ideas": Commercialization strategies for technology entrepreneurs," *Research Policy*, 32(2), pp.333-350.

Gao, Y., Liu, S., and Yang, L.(2025), "Artificial intelligence and innovation capability: A dynamic capabilities perspective," *International Review of Economics & Finance*, 98, pp.103923.

Gupta, M., and George, J. F.(2016), "Toward the development of a big data analytics capability," *Information & Management*, 53(8), pp.1049-1064.

Hair, J. F., Black, W. C., Babin, B. J., and Anderson, R. E.(2019), *Multivariate data analysis* (8th ed.), Cengage.

Han, S., Zhang, D., Zhang, H., and Lin, S.(2025), "Artificial intelligence technology, organizational learning capability, and corporate innovation performance: Evidence from Chinese specialized, refined, unique, and innovative enterprises," *Sustainability*, 17(6), pp.2510.

Harman, H. H.(1976), *Modern factor analysis*, University of Chicago Press.

Hayes, A. F.(2022), *Introduction to mediation, moderation, and conditional process analysis: A regression-based approach* (3rd ed.), Guilford Press.

Hayes, A. F., and Preacher, K. J.(2014), "Statistical mediation analysis with a multicategorical independent variable," *British Journal of Mathematical and Statistical Psychology*, 67(3), pp.451-470.

Henseler, J., Ringle, C. M., and Sarstedt, M.(2015), "A new criterion for assessing discriminant validity in variance-based structural equation modeling," *Journal of the Academy of Marketing Science*, 43(1), pp.115-135.

Herhausen, D., Morgan, R. E., Brozović, D., and Volberda, H. W.(2021), "Re-examining strategic flexibility: A meta-analysis of its antecedents, consequences and contingencies," *British Journal of Management*, 32(2), pp.435-455.

Hoyt, R. E., and Liebenberg, A. P.(2011), "The value of enterprise risk management," *Journal of Risk and Insurance*, 78(4), pp.795-822.

Hu, L., and Bentler, P. M.(1999), "Cutoff criteria for fit indexes in covariance structure analysis: Conventional criteria versus new alternatives," *Structural Equation Modeling*, 6(1), pp.1-55.

Katila, R., and Ahuja, G.(2002), "Something old, something new: A longitudinal study of search behavior and new product introduction," *Academy of Management Journal*, 45(6), pp.1183-1194.

Kellogg, K. C., Valentine, M. A., and Christin, A.(2020), "Algorithms at work: The new contested terrain of control," *Academy of Management Annals*, 14(1), pp.366-410.

Kim, S. K., Lee, B. G., Park, B. S., and Oh, K. S.(2011), "The effect of R&D, technology commercialization capabilities and innovation performance," *Technological and Economic Development of Economy*, 17(4), pp.563-578.

Kline, R. B.(2023), *Principles and practice of*

structural equation modeling (5th ed.), Guilford Press.

Kumar, N., Stern, L. W., and Anderson, J. C.(1993), "Conducting interorganizational research using key informants," *Academy of Management Journal*, 36(6), pp.1633-1651.

Liang, H., Saraf, N., Hu, Q., and Xue, Y.(2007), "Assimilation of enterprise systems: The effect of institutional pressures and the mediating role of top management," *MIS Quarterly*, 31(1), pp.59-87.

Likert, R.(1932), "A technique for the measurement of attitudes," *Archives of Psychology*, 22(140), pp.1-55.

Markman, G. D., Siegel, D. S., and Wright, M.(2008), "Research and technology commercialization," *Journal of Management Studies*, 45(8), pp.1401-1423.

Mikalef, P., and Gupta, M.(2021), "Artificial intelligence capability: Conceptualization, measurement calibration, and empirical study on its impact on organizational creativity and firm performance," *Information & Management*, 58(3), pp.103434.

Millsap, R. E.(2011), *Statistical approaches to measurement invariance*, Routledge.

Podsakoff, P. M., MacKenzie, S. B., Lee, J.-Y., and Podsakoff, N. P.(2003), "Common method biases in behavioral research: A critical review of the literature and recommended remedies," *Journal of Applied Psychology*, 88(5), pp.879-903.

Podsakoff, P. M., Podsakoff, N. P., Williams, L. J., Huang, C., and Yang, J.(2024), "Common method bias: It's bad, it's complex, it's widespread, and it's not easy to fix," *Annual Review of Organizational Psychology and Organizational Behavior*, 11, pp.17-61.

Putnick, D. L., and Bornstein, M. H.(2016), "Measurement invariance conventions and reporting: The state of the art and future directions for psychological research," *Developmental Review*, 41, pp.71-90.

Raisch, S., and Krakowski, S.(2021), "Artificial intelligence and management: The automation-augmentation paradox," *Academy of Management Review*, 46(1), pp.192-210.

Richardson, H. A., Simmering, M. J., and Sturman, M. C.(2009), "A tale of three perspectives: Examining post hoc statistical techniques for detection and correction of common method variance," *Organizational Research Methods*, 12(4), pp.762-800.

Roberts, D. L., and Candi, M.(2024), "Artificial intelligence and innovation management: Charting the evolving landscape," *Technovation*, 136, pp.103081.

Sanchez, R.(1995), "Strategic flexibility in product competition," *Strategic Management Journal*, 16(S1), pp.135-159.

Stanford Institute for Human-Centered Artificial Intelligence (HAI)(2026), *The 2026 AI Index report*, Stanford University. https://hai.stanford.edu/ai-index/2026-ai-index-report

Subramaniam, M., and Youndt, M. A.(2005), "The influence of intellectual capital on the types of innovative capabilities," *Academy of Management Journal*, 48(3), pp.450-463.

Teece, D. J.(2007), "Explicating dynamic capabilities: The nature and microfoundations of (sustainable) enterprise performance," *Strategic Management Journal*, 28(13), pp.1319-1350.

Teece, D. J.(2018), "Business models and dynamic capabilities," *Long Range Planning*, 51(1), pp.40-49.

Teece, D. J., Pisano, G., and Shuen, A.(1997), "Dynamic capabilities and strategic management," *Strategic Management Journal*, 18(7), pp.509-533.

Vandenberg, R. J., and Lance, C. E.(2000), "A review and synthesis of the measurement invariance literature: Suggestions, practices, and recommendations for organizational research," *Organizational Research Methods*, 3(1), pp.4-70.

Wamba, S. F.(2022), "Impact of artificial intelligence assimilation on firm performance: The mediating effects of organizational agility and customer agility," *International Journal of Information Management*, 67, pp.102544.

Wamba-Taguimdje, S.-L., Fosso Wamba, S., Kala Kamdjoug, J. R., and Tchatchouang Wanko, C. E.(2020), "Influence of artificial intelligence (AI) on firm performance: The business value of AI-based transformation projects," *Business Process Management Journal*, 26(7), pp.1893-1924.

Zahra, S. A., and Nielsen, A. P.(2002), "Sources of capabilities, integration and technology commercialization," *Strategic Management Journal*, 23(5), pp.377-398.

Zhang, F., Yang, B., and Zhu, L.(2023), "Digital technology usage, strategic flexibility, and business model innovation in traditional manufacturing firms: The moderating role of the institutional environment," *Technological Forecasting and Social Change*, 194, pp.122726.

Zhao, X., Lynch, J. G., Jr., and Chen, Q.(2010), "Reconsidering Baron and Kenny: Myths and truths about mediation analysis," *Journal of Consumer Research*, 37(2), pp.197-206.

Zhou, K. Z., and Wu, F.(2010), "Technological capability, strategic flexibility, and product innovation," *Strategic Management Journal*, 31(5), pp.547-561.

• 저자 김현정은 현재 칼빈대학교 글로벌문화경영학과 조교수로 재직 중이다. 연세대학교에서 석사 학위를 취득한 후 JW홀딩스 인재경영팀에서 근무하였으며, 이후 경희대학교에서 박사 학위를 취득하였다. 주요 연구분야는 인공지능(AI)이 조직 역량과 경쟁 전략에 미치는 영향으로, 협력적 경쟁(coopetition)과 구성원의 기술 역량이 기업의 기술사업화로 이어지는 조건에 관심을 두고 있다.

• 저자 김재명은 경희대학교에서 경영학 석사 및 국제경영학 박사 학위를 취득하였으며, 현재 경희대학교 국제대학원 겸임교수로 재직 중이다. 주요 연구 분야는 AX(AI 전환) 전략, 조직행동, 애자일 경영, 리더십 코칭 등이며, AI 에이전트 및 전략적 위험관리가 조직 혁신에 미치는 메커니즘을 탐구하고 있다.

부록. 설문 측정 문항

1. 구성원의 AI 스킬 (Human AI Skills)

No.	측정 문항
기술적 AI 스킬 (Technical AI Skills)	
1	우리 회사는 AI 업무를 지원하는 데 필요한 올바른 기술적 역량을 가진 내부 및 외부 인재에 접근할 수 있다.
2	우리 회사 IT담당자들은 AI 기술(예: 머신러닝, 자연어처리, 딥러닝)을 매우 잘 활용할 수 있다.
3	우리 회사 IT담당자들은 그들의 업무를 성공적으로 수행할 올바른 역량을 가지고 있다.
4	우리 회사 IT담당자는 데이터 분석, 처리 및 보안에 효과적이다.
5	우리 회사 IT담당자들에게는 AI 애플리케이션을 다루는 데 필요한 교육이 제공된다.
6	우리 회사는 우리 회사가 찾고 있는 AI 역량을 가진 IT담당자를 채용하고 있다.
7	우리 회사 IT담당자들은 그들의 업무를 수행할 적합한 업무 경험을 가지고 있다.
관리적 AI 스킬 (Managerial AI Skills)	
8	우리 회사 관리자들은 비즈니스 문제를 이해하고 이를 해결하기 위해 AI 이니셔티브를 지시할 수 있다.
9	우리 회사 관리자들은 데이터 과학자, 다른 직원 및 고객과 협력하여 AI가 우리 조직에 가져올 수 있는 기회를 판단할 수 있다.
10	우리 회사 관리자들은 AI를 어디에 적용해야 할지에 대한 좋은 감각을 가지고 있다.
11	우리 회사 AI 기능의 총괄 관리자는 강력한 리더십 역량을 가지고 있다.
12	우리 회사 관리자들은 기능별 관리자, 공급업체 및 고객의 미래 비즈니스 니즈를 예측하고 이러한 니즈를 지원하기 위한 AI 솔루션을 선제적으로 설계할 수 있다.
13	우리 회사 관리자들은 조직, 공급업체 및 고객을 지원하는 방식으로 AI 관련 활동을 조정할 능력이 있다.
14	우리 회사는 AI 이니셔티브를 지원할 강력한 리더십을 갖추고 있으며, 관리자들은 AI 프로젝트에 대한 주인의식과 헌신을 보여준다.

2. 위험관리 (Risk Management)

No.	측정 문항
1	우리 회사에는 지속적인 위험 모니터링 프로세스가 존재한다.
2	우리 회사는 기업 문화 내에서 위험 평가 활동이 장려된다.
3	우리 회사는 위험 관리/통제 활동에 대한 지원이 이루어지고 있다.
4	우리 회사는 위험 관리에 높은 중요성을 부여하고 있다.
5	우리 회사는 중대한 위험에 대한 구체적인 회사 비상 전략이 존재한다.
6	우리 회사는 위험 관리를 담당하는 정규직 직원/팀이 존재한다.

3. 기술사업화역량 (Technology Commercialization Capability)

No.	측정 문항
사업화 속도 (Commercialization Speed)	
1	우리 회사는 제품 아이디어를 적시에 구체화할 수 있는 역량을 보유하고 있다.
2	우리 회사는 제품을 적시에 개발할 수 있는 역량을 보유하고 있다.
3	우리 회사는 제품을 적시에 시장에 출시할 수 있는 역량을 보유하고 있다.
시장 범위 (Market Scope)	
4	우리 회사는 다양한 인구통계학적 시장에 맞춰 기존 제품을 개선하는 데 매우 능숙하다.
5	우리 회사는 다양한 지리적 시장에 맞춰 기존 제품을 개선하는 데 매우 능숙하다.
6	우리 회사는 다양한 인구통계학적 시장을 위한 신제품을 창출하는 데 매우 능숙하다.
7	우리 회사는 다양한 지리적 시장을 위한 신제품을 창출하는 데 매우 능숙하다.
기술 범위 (Technology Scope)	
8	우리 회사는 기존 제품을 개선하기 위한 기술을 확보하는 역량을 보유하고 있다.
9	우리 회사는 신제품을 창출하기 위한 기술을 확보하는 역량을 보유하고 있다.
10	우리 회사는 기존 제품을 개선하기 위한 기술을 통합하는 역량을 보유하고 있다.
11	우리 회사는 신제품을 창출하기 위한 기술을 통합하는 역량을 보유하고 있다.

4. 전략적 유연성 (Strategic Flexibility)

No.	측정 문항
1	우리 회사는 다양한 제품군을 마케팅할 수 있도록 마케팅 리소스(광고, 프로모션 및 유통 리소스 포함)를 유연하게 배치한다.
2	우리 회사는 광범위하고 다양한 제품을 제조할 수 있도록 생산 리소스를 유연하게 할당한다.
3	우리 회사는 광범위한 잠재적 제품 응용 분야를 지원할 수 있도록 제품 설계에 유연성을 발휘한다(예: 모듈식 제품 설계).
4	우리 회사는 어떤 제품을 제공하고 어떤 시장 부문을 공략하려고 하는지의 관점에서 제품 전략을 재정의한다.
5	우리 회사는 의도한 제품을 개발·제조 및 표적 시장에 제공하는 데 사용할 수 있는 리소스 체인을 재구성한다.
6	우리 회사는 의도한 제품 전략을 지원하는 데 적합하도록 조직 리소스를 효과적으로 재배치한다.