 http://dx.doi.org/10.17287/kmr.2025.54.6.1459

경영학계 AI 학술 연구의 공백 탐색: 산업 트렌드 기반 비교 분석*
Exploring Academia Research Gaps in Management Studies on Artificial Intelligence: An Industry-Based Comparative Analysis

윤민범(주저자) · 김재희(공저자) · 김희웅(교신저자)
Minbeom Yoon(First Author) · Jaehui Kim(Co-Author) · Hee-Woong Kim(Corresponding Author)

연세대학교 정보대학원 석사과정 Master's Student, Graduate School of Information, Yonsei University, Korea(*minbeom_y@yonsei.ac.kr*)
연세대학교 정보대학원 박사과정 Ph.D. Student, Graduate School of Information, Yonsei University, Korea(keemjaehee@yonsei.ac.kr)
연세대학교 정보대학원 교수 Professor, Graduate School of Information, Yonsei University, Korea(*kimhw@yonsei.ac.kr*)

본 연구는 산업계와 경영학계에서 다루는 인공지능(AI) 연구 주제를 비교 분석하여, 경영학 분야의 연구 공백을 탐색하고 향후 연구 방향을 제시하는 것을 목적으로 한다. 이를 위해 2020년 1월부터 2025년 5월까지 수집된 AI 관련 산업 기사 14,032건과, 동 기간 경영학 논문 26,086편의 초록 중 AI 관련 초록 1,130편을 분석 대상으로 삼았다. 연구 방법으로는 BERTopic 기반 토픽모델링과 키워드 공출현 네트워크 분석을 활용하였다. 분석 결과, 첫째, BERTopic 토픽 비교를 통해 경영학계에서 상대적으로 주목하지 않았던 산업계 중심의 주요 토픽들을 식별하였다. 둘째, 키워드 공출현 네트워크 분석에서 산업계는 'AI'를 중심으로 한 허브 앤 스포크(Hub-and-Spoke)형 구조를 보인 반면, 경영학계는 여러 주제가 분산된 다중심적(Polycentric) 구조를 나타내며 이는 초기 연구 단계의 특성으로 해석되었다. 본 연구는 이렇게 도출된 산업계 중심 토픽을 한국경영학회 '경영학연구'의 9개 세부 트랙과 연결하여, 경영학 분야의 구체적인 미래 연구 주제를 제안한다. 본 연구는 학계와 산업계 간의 간극을 실증적으로 분석하고 경영학 AI 연구의 실무적 · 학문적 확장 방향을 제시한다는 점에서 의의가 있다.

주제어: BERTopic, 키워드 공출현 네트워크 분석, AI, 산업 중심 토픽

This study aims to explore research gaps and suggest future research directions in the field of business administration by comparatively analyzing artificial intelligence (AI) research topics in industry and academia. For this purpose, the analysis subjects include 14,032 AI-related industry articles collected from January 2020 to May 2025, and 1,130 AI-related abstracts selected from 26,086 business administration paper abstracts from the same period. BERTopic-based topic modeling and keyword co-occurrence network analysis were employed as analytical methods. The analysis results revealed, first, that a comparison of topics via BERTopic identified key industry-focused topics that have been relatively overlooked in business administration academia. Second, the keyword co-occurrence network analysis showed that the industry exhibits a hub-and-spoke structure centered on 'AI', whereas academia displays a polycentric structure, interpreted as a characteristic of an early research stage. This study proposes specific future research

최초투고일: 2025. 09. 30 수정일: (1차: 2025. 11. 05) 게재확정일: 2025. 11. 25
* 이 논문은 2023년 대한민국 교육부와 한국연구재단의 공동연구지원사업의 지원을 받아 수행된 연구임 (NRF-2023S1A5A2A03084147).

Copyright 2025 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.

themes for the business administration field by connecting these derived industry-focused topics with the 9 detailed tracks of the Korean Management Review (published by the Korean Academic Society of Business Administration). This research is significant as it empirically analyzes the gap between academia and industry and suggests practical and academic directions for the expansion of AI research in business administration.

Keyword: AI, Keyword Co-occurrence Network Analysis, BERTopic, Industry-Specific Topics

Ⅰ. 서 론

최근 인공지능(AI)은 산업과 학술 분야 전반에서 혁신을 주도하는 핵심 기술로 자리 잡았다. 특히 산업 현장에서는 AI 기술의 활용 범위가 급속히 확대되며, 금융, 제조, 헬스케어 등 다양한 산업 분야에서 생산성 향상과 경쟁력 강화를 주도한다(Samsung SDS Insight Report, 2024). 이에 따라 글로벌 AI 시장 규모는 2024년 6,382억 달러에서 2034년에는 약 3조 6,804억 달러에 이를 것으로 전망된다(Precedence Research, 2025).

이러한 산업적 변화에 발맞춰 학계에서도 AI에 관한 연구가 활발히 이루어지고 있다. Stanford Institute for Human-Centered AI(2024)에 따르면 전 세계 AI 관련 출판물은 2010년 약 88,000편에서 2022년 약 242,000편으로 약 3배 가까이 증가하였다. 특히 AI 관련 저널 논문은 2022년에만 232,000편 이상 발표되는 등 급격한 증가세를 보인다.

경영학계에서도 AI에 대한 관심은 지속적으로 증가하고 있다. 이는 AI의 도입이 기업의 전략, 조직구조, 의사결정 및 인간 행동 등을 근본적으로 변화시키며, 이러한 변화는 기존 경영 이론으로 설명하기 어려운 새로운 조직 현상을 발생시키기 때문이다(Raisch and Krakowski, 2021). 또한, 전통적인 가설 검증에서 데이터 기반 예측, 시뮬레이션, 기계학습 중심의 접근법으로 연구 패러다임이 변화하고 있으며, 이는 경영학 연구자들에게 새로운 분석 도구와 윤리 기준을 요구한다(George et al., 2014).

그러나 경영학계 AI 연구의 추세를 살펴봤을 때, 산업계 담론 형성 속도에 비해 시간적, 내용적 지체를 보이는 것으로 나타났다. 본 연구의 2020년부터 2025년까지의 학술 논문 및 산업 기사의 주제 변화 분석 결과에 따르면, 생성형 AI가 산업에서 주요 담론으로 자리 잡은 시점은 2022년이지만, 경영학계에서 본격적인 학술 논의가 등장한 시점은 2024년으로 약 2년의 시차가 존재했다. 이러한 시차는 일반적으로 산업이 신기술을 빠르게 수용하고 적용하는 반면, 학계는 현상이 충분히 나타난 이후에 이를 관찰하고 실증적 근거를 제공하는 절차적 특성에서 비롯되었다고 해석할 수 있다(Cristofaro and Giardino, 2025). 하지만 생성형 AI는 산업적 패러다임을 빠르고 광범위하게 재편하고 있으며, 그에 따라 학계와 실무 간의 격차(gap)는 점차 심화되고 있다. 이러한 격차는 단순한 '연구 축적 속도'의 문제를 넘어, 학술 연구가 실무 변화와 동떨어진 상태로 진행될 경우 발생할 수 있는 Relevance Gap, 즉 경영학이 제공해야 할 핵심 가치인 실무적 연관성(relevance)과 사회적 정당성(legitimacy)의 약화 문제로 이어질 수 있다(Van de Ven and Johnson, 2006).

이러한 간극을 해소하기 위해 경영학계에서는 AI 연구의 흐름을 정리하고 향후 방향을 제시하는 시도

가 이루어지고 있다(Helo and Hao, 2021; Gupta et al., 2025; Ramaul et al., 2025). 그러나 기존 연구들은 다음과 같은 두 가지 주요 한계를 보인다. 첫째, 연구의 초점이 주로 경영학 내 세부 분야에 머물러 있어 경영학 전반의 학제 간 연구 흐름을 종합적으로 분석하지 못한다. 즉, AI가 미치는 기술적, 조직적 파급력이 경영학 내 여러 영역에서 다면적으로 나타나는데, 이를 총체적으로 이해하기 보다 개별적 시각에서 접근하는 경향이 있다. 둘째, 주로 학계 내부 관점에서 연구 동향을 검토하는 접근은 빠르게 진화하는 산업의 현실과 보조를 맞추며 발전하기 위한 방법론적 토대를 제공하는 데 한계를 가진다. AI라는 기술과 그로 인한 현상을 기반으로 학계의 연구 공백을 포착하기 위해서는 최신 기술의 적용 가능성, 향후 발전 방향을 함께 고려할 필요가 있으나, 기존 연구에서는 이러한 시도가 제한적으로 이루어져 왔다.

따라서 본 연구는 산업계와 학계 양 측면에서 다뤄지는 AI 관련 주제를 비교 분석함으로써, 경영학계에서 상대적으로 탐색되지 않은 AI 연구 주제를 발굴하고자 한다. 이를 위해 최근 6년간(2020-2025)의 산업계 및 경영학계 AI 관련 대규모 텍스트 데이터를 수집하고, Bidirectional Encoder Representations from Transformers Topic Modeling(BERTopic)과 키워드 공출현 네트워크 분석을 활용하여 각 영역의 주요 주제와 그 상호 관계를 파악한다. 이를 통해 산업계에서는 활발히 다루어지나 경영학계에서는 탐구가 미비한 주제를 식별하고, 이를 한국경영학회 경영학연구 9개의 트랙과 연결하여 적절한 연구 방향과 제안을 제시한다.

특히 본 연구는 산업계와 경영학계의 AI 담론을 비교함으로써 경영학계에서 상대적으로 간과된 연구 공백을 식별하고, 경영학 전반의 연구 흐름을 체계적으로 조망했다는 점에서 학술적 의의가 있다. 더불어, 본 연구 결과는 경영학 연구자들이 실제 산업 현장의 이슈를 반영한 연구 설계를 수행하도록 돕고, 기업 및 정책 차원에서 활용 가능한 구체적 연구 의제를 제시한다는 점에서 실무적 의의를 가진다.

Ⅱ. 개념적 배경

2.1 BERTopic

최근 대규모 텍스트 데이터에 내재된 주제 구조를 효과적으로 분석하기 위해 비지도 학습 기반의 토픽 모델링 기법인 BERTopic이 주목받고 있다. 기존의 전통적 방법인 Latent Dirichlet Allocation(LDA)는 문서 내 단어의 확률 분포를 기반으로 해당 문서가 어떤 주제를 가지고 있는지 추정하는 확률적 토픽 파악 모형이다(류정원 외, 2021; 정다현 외, 2023). 그러나 LDA는 문맥적 의미를 충분히 반영하지 못하는 한계가 있다(이용구&김선욱, 2024). 이러한 한계를 보완하는 BERTopic은 Transformer 기반 사전 학습 언어모델을 활용하며, (1) 문서 임베딩을 통해 의미적 유사성을 벡터 공간에 투영하고, (2) Uniform Manifold Approximation and Projection (UMAP)으로 차원을 축소하며, (3) Hierarchical Density-Based Spatial Clustering of Applications with Noise(HDBSCAN)으로 밀도 기반 군집화를 수행한 뒤, (4) class-based Term Frequency-Inverse Document Frequency(c-TF-IDF)로 토픽별 대표 키워드를 추출하는 단계로 구성된다(Kim et al., 2024).

이러한 방법을 활용하여 주제 구조를 분석한 연구

는 다음과 같다. Wang et al.(2024)은 문헌정보학 분야의 학술 데이터 내 단어의 문맥 정보를 반영하기 위해 BERTopic 기반의 프레임워크를 적용하여, 학제간 연구 주제를 식별하고 진화 과정을 분석하였다. Kim et al.(2024)은 텍스트의 맥락적 지식을 고려하여 네트워크 중심성 분석과 BERTopic을 결합해, 성장 잠재력이 높은 신흥 학제간 융합 토픽을 효과적으로 식별하는 통합 프레임워크를 제안하였다.

이처럼 BERTopic은 문맥적 의미를 직접 반영하여 더 정교한 주제 분석이 가능하다는 강점을 가진다(이용구&김선욱, 2024). 따라서 해당 모델은 복잡한 의미 구조를 파악하고 연구 동향을 체계적으로 분석하는 연구에 적합한 기법으로 평가된다.

2.2 키워드 공출현(co-occurrence) 네트워크 분석

키워드 공출현 네트워크 분석(Keyword Co-occurrence Network Analysis)은 텍스트 또는 학술 문헌 내 주요 용어 간의 관계를 시각적·구조적으로 파악하기 위한 분석 기법이다. 이 방법은 각 키워드를 노드로, 동일 문서 내에서의 동시 출현 빈도를 엣지로 간주하여 네트워크 형태로 표현한다. 이를 통해 주제 간 연관성과 구조적 중심성을 효과적으로 탐색할 수 있다(Ozek et al., 2023; 이선녕&윤상혁, 2025). 특히 키워드 네트워크를 통해 특정 주제의 중심성, 연결 밀도, 클러스터 구조 등을 도출할 수 있으며, 연구 분야의 핵심 이슈와 구조를 이해하는 데 유용하다.

이러한 방법론을 적용하여 키워드 간 구조를 규명한 선행 연구는 다음과 같다. 오민정(2019)은 키워드 네트워크 분석을 통해 시기별 고령 연구의 핵심 주제어들 간의 구조적 연결성을 확인하고, 연결 중심성 지표를 활용하여 주제어 간의 영향력 관계를 파악하였다. 또한, Ozek et al.(2023)은 통증 관련 학술 문헌을 대상으로 키워드 동시 출현 네트워크를 구축하여, 연구 분야 내 지식 구조와 시기별 트렌드의 부상 및 쇠퇴를 규명하고 주제 간의 구조적 시너지 관계를 파악하였다.

따라서 본 연구에서는 키워드 공출현 네트워크 분석을 통해 산업계와 경영학계의 AI 연구 주제 간 구조적 관계를 시각화하고, 양자의 담론 구조적 특성을 비교·탐색하고자 한다.

2.3 경영학계 AI관련 선행연구 동향

인공지능(AI)은 기업의 전략 수립부터 조직 운영, 의사결정에 이르기까지 경영 활동 전반에 걸쳐 그 영향력을 확대하고 있다. 이에 따라 학계에서도 AI 현상을 경영학적으로 해석하려는 연구가 꾸준히 축적되었으며, 주로 사례 분석, 문헌 검토, 서지 분석 등의 접근이 활용되었다. 이러한 연구들은 마케팅, 운영관리, 조직이론 등 다양한 영역에서 AI의 가능성과 주요 쟁점을 조망해 왔다(〈표 1〉 참조).

Gupta et al.(2025)은 AI 기술이 마케팅 전략을 변화시키는 주요 수단으로 부상하는 현상을 조명하였다. 이 연구는 AI가 소비자 맞춤형 경험을 제공하고 마케팅 효율성을 높이는 도구로 활용되며, 특히 국경을 초월한 마케팅 전략 수립과 고객 참여 증진에 기여함을 강조하였다. 그러나 이러한 기술 발전이 데이터 윤리, 프라이버시, 규제 준수 등 다양한 윤리적 문제를 동반한다는 점에서, 책임 있는 AI 사용의 중요성을 부각하였다.

Dogru and Keskin(2020)은 운영관리 및 공급망 관리 분야에서의 AI 활용 사례를 포괄적으로 검토하였다. 이들은 헬스케어, 제조, 유통 산업을 중심으로 AI가 실제 비즈니스 운영에 미치는 영향을 분석하고, 사례를 바탕으로 산업별 응용 가능성과 도전 과제를

〈표 1〉 선행 연구

Author	Methodology	Key Features	Domain Comprehensive[1]	Industry Comparison[2]
Our Study	BERTopic, Keyword Network Analysis	AI research gaps across management domains; industry-academia topic comparison using BERTopic	O	O
Gupta et al. (2025)	Text mining (word cloud)	Focus on AI in marketing, ethics, cross-border campaigns	X	X
Dogru and Keskin(2020)	Literature Review, case-based	AI in supply chain, retail, healthcare; trust, digital twin, blockchain	X	X
Helo and Hao (2021)	Exploratory Qualitative Multiple Case Study	AI in Operations & Supply Chain; real-world applications, business value, strategic models	X	X
Ramaul et al. (2025)	Problematizing Review	Problematizing rationality & anthropomorphism, guiding future theory	X	X
Ruiz-Real et al.(2021)	Bibliometric analysis (VOSviewer)	AI in business/economics; 11 thematic clusters; Scopus & WoS data	O	X
Yang et al. (2022)	Bibliometric analysis (WoS, VOSviewer)	1,024 articles (1966-2020); keyword clusters; author, journal, country analysis	O	X

제시하였다. AI 기술이 생산성 향상과 맞춤형 서비스 구현에 기여함과 동시에, 데이터 윤리, 인적자원 재조정, 법적 책임성 등의 문제를 수반함을 지적하며, 운영관리 연구자들이 이러한 기술적·사회적 이슈를 함께 다룰 필요성을 강조하였다.

Helo and Hao(2021)의 연구는 인공지능 기술이 운영관리 및 공급망 관리 분야를 혁신하는 주요 수단으로 부상하는 현상을 탐색적인 사례 연구를 통해 조명한다. 이 연구는 동적인 시장 환경과 급변하는 고객 요구에 대응하기 위한 AI의 필요성을 역설하며, AI가 전통적인 IT 시스템의 한계를 넘어 SCM 전반(계획, 스케줄링, 최적화, 운송 등)에서 지능적인 의사 결정을 지원함을 강조하였다.

Ramaul et al.(2025)은 조직경영이론 분야가 인공지능을 이론화하는 과정에서 나타나는 핵심 쟁점들을 비판적 문헌 연구를 통해 조명한다. 해당 연구는 조직경영이론이 AI를 '합리성'과 '인격화'라는 상충하는 가정에 의존하는 문제점을 지적하며, 기존 기술 이론의 한계를 넘어 조직경영이론 고유의 새로운 이론적 논의가 필요함을 강조하였다.

Ruiz-Real et al.(2021)은 문헌 데이터베이스에 수록된 초기 기록부터 2018년까지의 경영 및 경제 분야 AI 관련 논문을 분석하여, 인공지능 연구의 구조적 경향성과 연구 주제의 진화를 파악하였다. AI 기술이 지속가능성, 혁신, 성과관리 등과 같은 주제와 결합되는 양상을 계량적으로 분석하였으며, AI의 지속적인 기술 발전과 함께 비즈니스 전반에 걸친 통합 및 윤리적, 사회적 측면에 대한 미래 연구가 필

1) 경영학 주요 연구 트랙 전반에서 인공지능(AI) 관련 주제를 포괄적으로 다루고 있는지 여부를 의미한다.
2) 산업 데이터와 학술 데이터를 비교·분석하여 공백(gap)을 탐색하는지 여부를 의미한다.

요함을 강조하였다.

Yang et al.(2022)은 1966년부터 2020년까지 발표된 1,024편의 논문을 대상으로 경영 · 경제 분야에서의 AI 연구 흐름을 서지 분석하였다. 이 연구는 AI 관련 경영학 연구가 2017년 이후 급격히 증가했으나, 아직까지 협업 연구가 제한적이며 연구 주제가 기술 중심에 머물고 있다고 지적하였다. 또한 AI가 경영 이론 발전보다는 머신러닝, 자동화, 빅데이터 등 기술적 측면에 집중되어 있어 조직 · 전략 · 시장과 같은 전통 경영학 주제와의 접목은 상대적으로 부족함을 강조하였다.

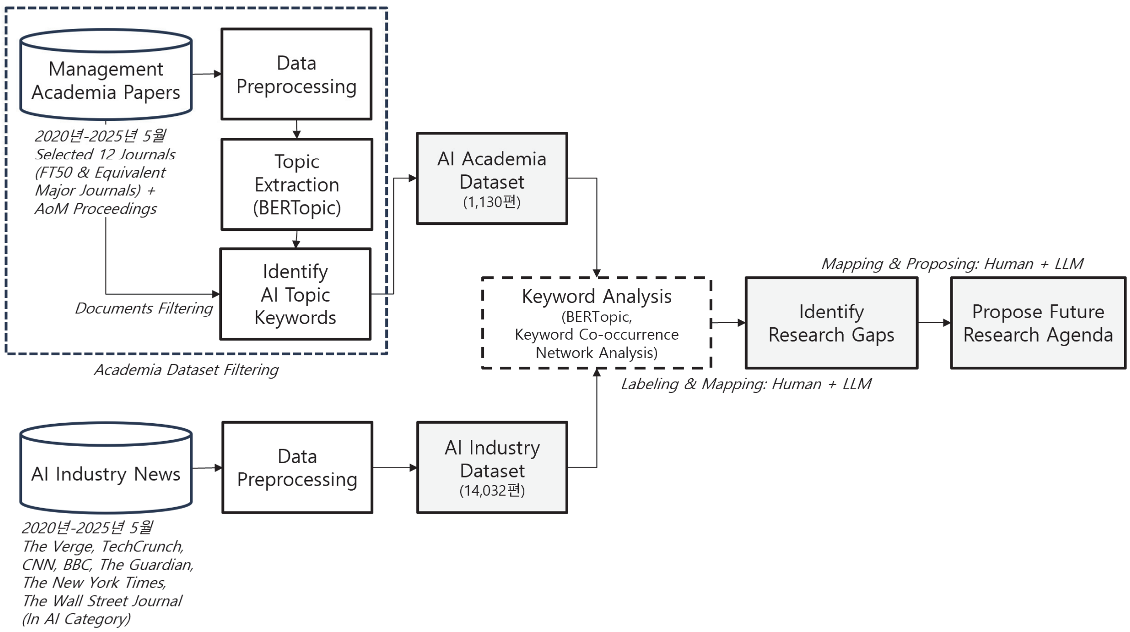
선행 연구들은 경영학의 다양한 기능 영역에서 AI의 적용과 함의를 다루어왔으나, 다음과 같은 명확한 한계를 지닌다. 첫째, 대부분의 연구가 운영관리, 마케팅 등 특정 도메인에 편중되어, 경영학 전반의 관점에서 AI 현상에 대한 탐색은 부족하다(Dogru and Keskin, 2020; Helo and Hao, 2021; Gupta et al., 2025; Ramaul et al., 2025). 둘째, 기존 연구는 학술 데이터 기반으로 수행되어, 실제 산업계 AI 트렌드와의 비교 분석이 부재하다(Ruiz-Real et al., 2021; Yang et al., 2022). 이러한 연구 공백을 메우기 위해, 본 연구는 산업계와 경영학계의 AI 연구 주제를 비교 · 분석하여 연구 격차를 확인하고 경영학계에서 탐색되지 않은 AI 관련 연구 기회를 탐색하고자 한다.

Ⅲ. 연구 방법론

3.1 데이터 수집 및 분석 절차

본 연구는 크게 데이터 수집, 데이터 전처리, 데이터 분석 단계로 나뉘며 연구 절차는 〈그림 1〉과 같다. (1) 2020년 1월부터 2025년 5월까지 경영학계와 산업계 데이터 수집, (2) 결측값 처리 · 컬럼 통합 · 불용어 제거를 통한 데이터 전처리, (3) 경영학계 데이터셋에서 BERTopic 기반 키워드로 AI 논문 초록 1,130편 선별, (4) 경영학계 · 산업계 데이터 각각 BERTopic 분석 후 키워드 공출현 네트워크 실시, (5) Large Language Model(LLM)을 활용한 초기 분류를 기반으로 연구자가 토픽 라벨 재정의 · 통합, (6) 산업계 대비 경영학계에서 미진한 AI 주제 도출 및 향후 경영학 AI 연구 주제 제안 순서로 진행된다.

(1) 경영학계와 산업계의 AI 관련 연구 주제를 비교 · 분석하기 위해 두 개의 상이한 텍스트 데이터셋을 수집하였다. 경영학계 데이터(Academia Dataset)는 경영학 분야의 대표 저널 목록인 FT50과 이에 준하는 주요 저널에서 기술 영역을 포함하며 경영학 전반을 대표할 수 있는 12개 저널(Academy of Management Review, Academy of Management Journal, Management Science, Information Systems Research, MIS Quarterly, Organization Science, Journal of Management, International Journal of Information Management, Journal of Service Research, Journal of Business Venturing, Journal of Management Studies, Journal of Operations Management)을 선정하였다. 여기에 정기 저널 발간 주기의 시차를 보완하고자 Academy of Management Proceedings를 추가로 포함하여 총 26,086편의 초록을 확보하였다. 산업계 데이터(Industry Dataset)는 미국의 대표적인 기술 산업 뉴스 사이트인 The Verge, TechCrunch와 일반 언론 기사인 CNN, BBC, The Guardian, The New York Times, The Wall Street Journal



〈그림 1〉 연구 절차

에서 AI 카테고리에 해당하는 14,032건의 기사 데이터를 수집하였다. 경영학계 데이터는 제목, 저자, 초록, 연도, 키워드, 저널명 및 사이트명 등의 메타데이터를 수집하였다. 산업계 데이터는 기사 제목, 본문, 키워드, 연도, 사이트명 등의 메타데이터를 확보하였다. 데이터 수집 기간은 2020년 1월부터 2025년 5월까지로 설정하였다. 이 기간은 산업계와 학계 모두에서 AI 기술과 관련 담론이 구조적으로 확산된 시기이다. 구체적으로, 산업계에서는 팬데믹을 기점으로 원격 근무, 온라인 소비, 비대면 서비스 확산을 계기로 전 세계 기업의 디지털 전환이 가속화되었으며(World Economic Forum, 2021), 학계에서도 같은 기간 AI 관련 학술 연구가 기하급수적으로 증가하였다(Adadi et al., 2022).

(2) 데이터 수집은 Selenium과 BeautifulSoup을 활용한 크롤링 방식을 통해 자동화하였으며, 수집된 텍스트는 BERTopic 모델링 적용을 위한 전처리 과정을 거쳤다. 먼저, 데이터 정제 단계에서는 title, content, keywords 컬럼에 결측값이 존재할 경우 빈 문자열로 대체하였다. 이후 세 개의 컬럼을 하나의 text 컬럼으로 통합하여 분석 텍스트를 구성하였다. 텍스트 정제 및 정규화 과정에서는 소문자 통일, URL 및 특수문자 제거, 불용어 제거 및 사전 구축을 통해 노이즈를 제거하였다. 이러한 전처리 결과로 생성된 정제 텍스트는 BERTopic 모델의 입력 데이터로 활용되었다.

(3) 본 연구의 분석 대상인 AI 관련 문헌을 선별하기 위해, 먼저 핵심 검색 키워드를 도출했다. 전체 경영학계 데이터를 대상으로 BERTopic 모델링을 적용하여 총 18개의 토픽을 식별하고, 이 중 AI와 가장 관련성이 높은 토픽에서 상위 키워드 10개('artificial intelligence', 'intelligence ai', 'artificial

intelligence ai', 'generative ai', 'machine learning', 'ai adoption', 'use ai', 'ai technologies', 'ai technology', 'ai robots')를 추출했다. 이후 인공지능(AI)의 학술적 정의와 기술적 계층 구조에 관한 선행 연구(Sarker, 2022)를 검토하고, 연구자 2인의 합의를 통해 키워드를 정제하였다. Sarker(2022)는 딥러닝(Deep Learning)을 머신러닝(Machine Learning)의 하위 영역으로, 머신러닝을 다시 인공지능(AI)의 하위 영역으로 정의하고 있으며, 이러한 계층적 관계를 근거로 AI의 핵심 하위 분야인 'deep learning'을 추가하였다. 또한, BERTopic 결과에서 중복되거나 의미가 유사한 용어를 통합 · 제외하여, 최종적으로 'ai', 'artificial intelligence', 'machine learning', 'deep learning' 4개 키워드를 확정하였다. 이후 문헌의 제목(title), 초록(abstract), 키워드(keywords)를 통합하고 전처리를 진행하여 text 컬럼을 생성하였다. 해당 컬럼을 대상으로 네 가지 핵심 키워드를 OR 조건으로 검색을 진행하여 누락 오류(false negative)를 최소화하였다. 추가적으로, 검색의 일관성을 확보하고자 'machine-learning', 'deep-learning' 등 변형 표현은 정규표현식 기반 전처리를 통해 대표 키워드로 표준화했다.

다음으로, 1차 선별된 문헌을 대상으로 생성형 AI 기반의 의미 분석을 실시했다. 이를 통해 각 초록의 내용이 AI 관련 연구 주제에 부합하는지를 검증하여, 키워드 기반 검색에서 발생할 수 있는 오탐 오류(false positive)를 최소화했다.

이러한 과정을 통해 전체 데이터셋에서 총 1,130편의 경영학 분야 AI 관련 연구 초록을 최종적으로 선별하였다. 본 연구의 데이터 선별 접근법은 'artificial intelligence'라는 특정 키워드 유무에만 의존했던 기존 연구 방식에서 벗어나, AI 관련 연구의 누락을 최소화하고 데이터의 포괄성을 높였다는 점에서 차별점을 가진다.

(4) 산업계 데이터와 선별된 경영학계 데이터를 각각 BERTopic으로 분석하였다. 산출된 토픽의 해석 가능성을 높이기 위해 주요 하이퍼파라미터(n-gram range, number of topics, minimum topic size 등)를 조정하며 반복적인 실험을 수행하였으며, 각 실험 결과는 섀넌 엔트로피(Shannon Entropy) 값으로 정량적으로 평가하였다(식 (1)).

$$(1)\ H_{\{d\}} = -\sum_{k=1}^{K} p_{\{dk\}} \log_{\{2\}}\left(p_{\{dk\}} + \varepsilon\right)$$

$$(2)\ H_{norm\{d\}} = \frac{H_{\{d\}}}{\log_{\{2\}}(K)}$$

해당 엔트로피는 문서별 토픽 분포의 불확실성을 측정하는 지표로, 값이 낮을수록 문서 - 토픽 배정이 명확함을 의미한다. 최종적으로, 연구자 2인이 정규화된 엔트로피 지표(식 (2))와 토픽별 대표 키워드의 정성적 해석을 종합적으로 검토하여, 분류가 안정적이고 의미 있는 토픽 구조를 제시하는 모델을 채택하였다.

도출된 토픽별 주요 키워드를 바탕으로 각 토픽 내 핵심 키워드 간의 공출현 관계를 분석하여 네트워크를 시각화하였다. 이를 통해 키워드 간 연결 구조를 파악하고, 중심성 및 클러스터 밀집도를 평가함으로써 주제 분포의 구조적 특징을 확인하였다.

(5) 양측에서 도출된 토픽은 LLM을 활용하여 초기 라벨링을 진행한 후, 연구자가 직접 수작업으로 토픽 라벨을 재정의하고 두 영역을 비교하였다.

(6) 이러한 비교 분석을 기반으로 산업계에서는 활발히 논의되나 경영학계에서는 상대적으로 간과되거나 미진하게 다루어진 AI 관련 주제를 도출하였다. 또한, 이들 주제가 향후 어떤 경영학 하위 전공으로

확장 가능한지 구조적으로 검토하고 향후 경영학 AI 연구 주제를 제안하였다.

Ⅳ. 연구 결과

4.1 연도별 TF-IDF 탐색 결과

본격적인 토픽모델링 및 네트워크 분석에 앞서, 산업계와 경영학계 간 AI 연구 주제의 시차적 차이가 존재하는지를 직관적으로 확인하기 위해 연도별 Term Frequency-Inverse Document Frequency (TF-IDF) 분석을 실시하였다. 그 결과, 산업 데이터에서는 2022년 'dall(DALL-E)' 키워드가 'art', 'artist', 'language', 'text' 등과 함께 해당 시기에 상위 키워드로 도출되며, 이미지 생성형 AI가 예술・콘텐츠 영역으로 논의되기 시작한 초기 징후가 나타났다. 이어 2023년에는 'generative'라는 일반 개념어가 명시적으로 출현하여, 산업 내 담론이 구체적 모델 중심에서 개념적 수준으로 발전하는 흐름이 관찰되었다. 반면 경영학계 데이터에서는 이러한 'generative' 계열 키워드가 2024년에야 확인되어, 산업에서 생성형 AI 관련 담론이 상대적으로 조기에 형성・확산되었을 가능성을 시사한다. 보다 구체적인 연도별 주요 키워드 목록은 부록 〈표 A1〉, 〈표 A2〉에 제시하였다.

4.2 BERTopic 분석 결과

본 연구에서는 산업계 데이터에 내재된 주요 토픽을 식별하기 위해 BERTopic 모델을 적용하였다. 최적의 토픽 모델을 도출하고자 주요 하이퍼파라미터인 n-gram range, minimum topic size, number of topics에 대한 조정을 수행하였다.

최적 모델은 정량적・정성적 평가를 종합하여 선정하였다. 정량적으로는 문서・토픽 배정의 안정성을 나타내는 평균 H_norm 지표를 활용하였으며, 정성적으로는 2인의 연구자가 독립적으로 각 모델이 도출한 토픽의 핵심 키워드와 대표 문서를 검토하여 토픽의 해석 가능성을 평가하였다. 그 결과, n-gram range (1, 1), minimum topic size 30, number of topics 21로 설정된 모델의 평균 정규화 엔트로피(H_norm)는 약 0.24로 안정적인 분류 결과를 보였으며, 이 모델을 기반으로 최종 20개의 주요 토픽을 확정하였다. 추가적으로 토픽 수 변화에 따른 모델 안정성을 검증하기 위해 Normalized Mutual Information(NMI)과 Adjusted Rand Index(ARI)를 활용하였다. NMI는 두 클러스터링 간의 정보 공유량을, ARI는 우연 일치에 대한 보정을 거친 쌍 기반 유사도를 측정하는 대표적인 척도로, 클러스터링 비교 및 유효성 검증에 널리 사용된다(Vinh et al., 2010). number of topics 파라미터를 16, 19, 21, 23, 26으로 변경하며 NMI와 ARI 값의 변화를 관찰하였다. 그 결과, 파라미터가 19(NMI＝0.977, ARI＝0.964) 및 23(NMI＝0.991, ARI＝0.996)일 때 모델이 매우 안정적으로 수렴함을 확인하였다. 하지만 파라미터 값이 16으로 부족할 경우 과소분할로 인해 성능이 크게 하락하였고(NMI＝0.860, ARI＝0.594), 26으로 과도할 경우 과대분할로 성능이 일부 저하되었다(NMI＝0.945, ARI＝0.857). 이러한 결과는 number of topics를 21로 설정하여 최종 20개의 토픽을 도출한 본 연구의 결정이 모델의 구조적 안정성 측면에서도 타당함을 보여준다.

산업계 데이터의 토픽모델링 결과는 크게 네 가지 흐름으로 정리된다. IT0, IT2, IT7, IT9, IT12는

AI 기술 발전과 산업 경쟁을 중심으로 도출되었고, IT1, IT4, IT5, IT6, IT11, IT15, IT16은 다양한 산업 영역에서의 응용을 보여주었다. IT3, IT10, IT17은 법적·저작권 관련 갈등을 반영하며, IT8, IT13, IT14, IT18, IT19는 사회적 규제와 정치·국제적 논의와 연결되어 있었다(<표 2> 참조).

경영학계 데이터의 토픽 모델링 역시 산업계 데이터 분석과 동일하게 BERTopic 모델을 적용하였다. 산업계와 학계 간의 차이를 동일한 기준으로 일관되게 분석하기 위해 토픽의 개수(number of topics)는 산업계 데이터와 동일한 20개로 고정하였다(Wang and Zhang, 2022). 이에 따라 또 다른 하이퍼파라미터인 n-gram range, minimum topic size는 최적의 성능을 보이는 수치인 각각 (1, 1)과 5로 설정했다. 해당 모델의 평균 정규화 엔트로피(H_norm)는 약 0.16으로, 문서·토픽 배정이 매우 안정적임을 보여주며, 이에 따라 도출된 토픽 구조의 해석 가능성이 높음을 시사한다. 나아가, 20개 토픽 구조의 안정성을 추가적으로 검증하기 위해 입력 파라미터 number of topics를 16, 19, 21, 23, 26으로 변화시키며 NMI와 ARI를 산출하였다. 그 결과, number of topics가 19일 때(NMI=0.968, ARI=0.966)와 23일 때(NMI=0.990, ARI=0.995) 매우 높은 수준을 유지하여 토픽 구조가 안정적으로 수렴함을 확인하였다. 반면 number of topics가 16에서는 과소분할(under-clustering)로 인해 성능이 저하되

<표 2> 산업계 토픽모델링 결과

Topic	Label	Keywords
IT0	AI Assistance	ai, model, image, video, voice, chatbot, language
IT1	Education	ai, technology, students, tech, school, data, worker
IT2	Startup Innovation	ai, companies, startup, investors, market, billion
IT3	Organization Conflict	ai, board, legal, court, lawsuit, model, ceo
IT4	Healthcare	patients, cancer, medical, ai, doctor, data, healthcare
IT5	Autonomous Robotics	robotics, vehicles, car, autonomous, selfdriving
IT6	Energy Shortage	energy, power, data, electricity, nuclear, ai, centers
IT7	Hardware Competition	china, chip, beijing, companies, technology, ai
IT8	Face Surveillance	facial, image, recognition, ai, abuse, technology
IT9	On-Device	phone, device, ai, app, pin, windows, galaxy, ios
IT10	Music Copyright	music, artist, ai, voice, audio, musicians, copyright
IT11	Marketing	shopping, product, customer, ai, item, brand, retailer
IT12	Hardware Market	chip, ai, nvidias, gpus, billion, amd, market, pc
IT13	Domestic Governance	government, council, minister, tax, prime, committee
IT14	Disinformation	ukraine, war, russia, military, gaza, israel, drones
IT15	XR	glasses, ar, headset, reality, smart, lenses, ai
IT16	Sports Prediction	sports, players, ai, game, gambling, league
IT17	Creative Rights	actors, studios, sagaftra, hollywood, film, streaming
IT18	Policy & Investment	ai, summit, france, macron, investment, european
IT19	Diplomacy & Regulation	saudi, uae, arabia, trump, gulf, ai, deal

었고(NMI=0.806, ARI=0.493), 26에서는 과대 분할(over-clustering)로 인한 구조 변화가 관찰되었다(NMI=0.953, ARI=0.907). 이러한 결과는 number of topics를 21로 설정하여 최종 20개 토픽을 도출한 본 연구의 모델이 구조적 안정성 측면에서도 가장 타당함을 보여주며, 이는 산업계의 모델 구조 안정성 검증 결과와도 일관된 경향이다.

경영학계 데이터의 토픽모델링 결과는 크게 세 가지 흐름으로 정리된다. 첫째, AT0, AT5, AT13, AT18은 조직 내 인간·사회적 요인을 중심으로 도출되었다. 둘째, AT1, AT8, AT11, AT12, AT14, AT15, AT19는 신기술 기반의 혁신과 그에 따른 연구 패러다임·비즈니스 모델 및 제도적 대응을 다루었다. 특히 AT19는 기술 발전에 필연적으로 동반되는 규제 논의를 포착하고 있었다. 셋째, AT2, AT3, AT4, AT6, AT7, AT9, AT10, AT16, AT17은 다양한 영역에서 AI의 구체적인 응용을 보여주었다(〈표 3〉 참조).

4.3 BERTopic 매핑 결과

본 연구는 산업계-경영학계 간 AI 주제의 간극을 분석하고자, 두 데이터 영역의 토픽들을 넓은 의미에서 유사한 주제 영역에 속하고 핵심 키워드의 유사성

〈표 3〉 경영학계 토픽모델링 결과

Topic	Label	Keywords
AT0	Organizational Behavior	ai, human, work, algorithm, organization, employee
AT1	Innovation	ai, firm, innovation, startup, entrepreneurship
AT2	AI Assistance	service, customer, ai, chatbot, agent, human
AT3	Healthcare	digital, healthcare, ai, covid19, platform, data
AT4	Financial Forecast	learning, stock, financial, forecast, deep, machine
AT5	Diversity Analytics	firm, diversity, csr, corporate, learning, innovation
AT6	Review Analytics	media, reviews, social, customer, online, data, model
AT7	Facial/Leader Analytics	ceo, personality, facial, leader, machine, learning
AT8	Big Data Theory	big, data, analytics, smart, systems, research, studies
AT9	Predictive Modeling	optimization, problem, learning, machine, algorithm
AT10	Emotion Analysis	emotion, affective, social, humor, crowdfunding
AT11	Mechanism Design	renegotiation, monitor, auction, algorithm, incentive
AT12	Marketing	consumers, purchases, sales, ad, search, email, tv
AT13	Gender	gender, masculine, female, sexism, women, equality
AT14	Blockchain	blockchain, fintech, traceability, oscm, business
AT15	Inclusive Finance	lending, financial, loan, borrowers, credit, disaster
AT16	Social Recommendation	social, recommendation, platform, sharing, features
AT17	Education	modeling, learning, skills, design, elearning, tip
AT18	Categorical Identity	cultural, distinctiveness, producers, categories, artist
AT19	AI Regulation	privacy, gdpr, data, risks, enforcement, information

을 보이는 토픽들을 기준으로 매핑했다(Wang and Zhang, 2022). 매핑은 2인의 연구자와 사전 학습된 LLM을 프롬프트를 통해 활용하는 방식으로 진행되었다. 연구자 1과 LLM 간 독립적인 N:N 매핑 결과 Percent Agreement는 0.825, Jaccard 유사도는 0.845로 높은 일치율을 보였다. 이후 연구자 2가 조율자로서 최종 매핑을 확정하였다(〈그림 2〉 참조).

토픽 매핑 결과, 산업계에서는 활발히 논의되지만 경영학계에서는 연구가 미진한 고유 주제들이 발견되었다. 구체적으로 Autonomous Robotics(IT5), Energy Shortage(IT6), Hardware Competition (IT7), On-Device(IT9), Hardware Market(IT12), Disinformation(IT14), Extended Reality(XR, IT15) 총 일곱 개의 토픽은 경영학계 토픽과 매핑되지 않았다.

이러한 주제들은 기존 경영학의 전통적인 연구 패러다임과는 다소 결을 달리하기에, 학계의 관심사에서 벗어나 있었다는 대안적 해석이 가능하다. 그러나 본 연구는 AI 기술이 전 산업의 비즈니스 모델을 근본적으로 변화시키는 현 상황에서, 이 토픽들이 경영학계가 새롭게 주목하고 확장해야 할 '미래 연구 범위'를 제시한다고 판단할 수 있다. 즉, 이 주제들은 AI의 실제 적용 및 사회적 파급과 밀접하게 연관되어 산업 담론에서 이미 중요한 위치를 차지하고 있다. 따라서 본 연구는 이를 단순히 '탐색이 부족한 영역'을 넘어, AI 시대에 경영학 연구가 포괄해야 할 '산업 중심 토픽(Industry-Specific Topics)'으로 정의하며, 해당 주제들이 향후 경영학계의 중요한 연구 확장 지점이 될 수 있음을 제시한다.

Industry Topics

Topic	Label	Keywords
IT0	AI Assistance	model, image, video, chatbot
IT1	Education	technology, data, school, student
IT2	Startup Innovation	startup, investors, market, companies
IT3	Organization Conflict	ceo, lawsuit, court, legal
IT4	Healthcare	healthcare, doctor, medical, data
IT5	Autonomous Robotics	autonomous, selfdriving, vehicles, car
IT6	Energy Shortage	energy, electricity, power, data, centers
IT7	Hardware Competition	china, chip, companies, technology
IT8	Face Surveillance	facial, image, recognition, technology
IT9	On-Device	phone, device, app, ios, galaxy
IT10	Music Copyright	copyright, voice, music, artist
IT11	Marketing	shopping, product, customer, retailer
IT12	Hardware Market	chip, gpus, nvidias, amd
IT13	Domestic Governance	government, minister, tax, prime
IT14	Disinformation	ukraine, russia, war, israel, drones
IT15	XR	ar, glasses, headset, reality
IT16	Sports Prediction	sports, game, players, league
IT17	Creative Rights	sagaftra, actors, film, hollywood
IT18	Policy & Investment	summit, investment, european
IT19	Diplomacy & Regulation	saudi, uae, gulf, deal

Academia Topics

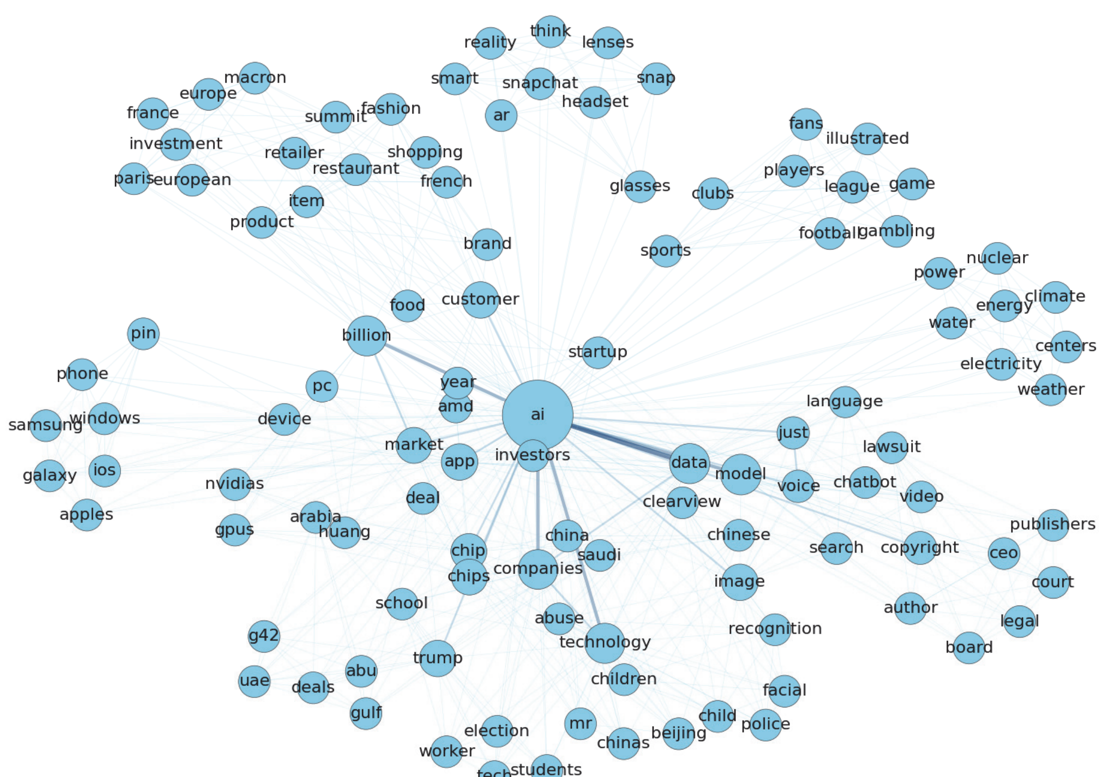
Topic	Label	Keywords
AT0	Organizational Behavior	employee, algorithm, organization
AT1	Innovation	innovation, startup, firm, entrepreneurship
AT2	AI Assistance	service, customer, chatbot, agent
AT3	Healthcare	digital, healthcare, platform, data
AT4	Financial Forecast	learning, deep, stock, financial
AT5	Diversity Analytics	diversity, csr, corporate, innovation
AT6	Review Analytics	media, reviews, data, customer
AT7	Facial/Leader Analytics	leader, facial, personality, machine, learning
AT8	Big Data Theory	big, data, analytics, research, studies
AT9	Predictive Modeling	optimization, machine, learning, decision
AT10	Emotion Analysis	emotion, crowdfunding, social, affective
AT11	Mechanism Design	renegotiation, algorithm, monitor
AT12	Marketing	consumers, purchases, sales, ad
AT13	Gender	gender, sexism, equality, women
AT14	Blockchain	fintech, business, blockchain, oscm
AT15	Inclusive Finance	lending, loan, credit, disaster
AT16	Social Recommendation	social, recommendation, platform, sharing
AT17	Education	modeling, skills, elearning, learning
AT18	Categorical Identity	cultural, distinctiveness, categories
AT19	AI Regulation	privacy, gdpr, data, enforcement

〈그림 2〉 산업계와 경영학계 토픽 매핑

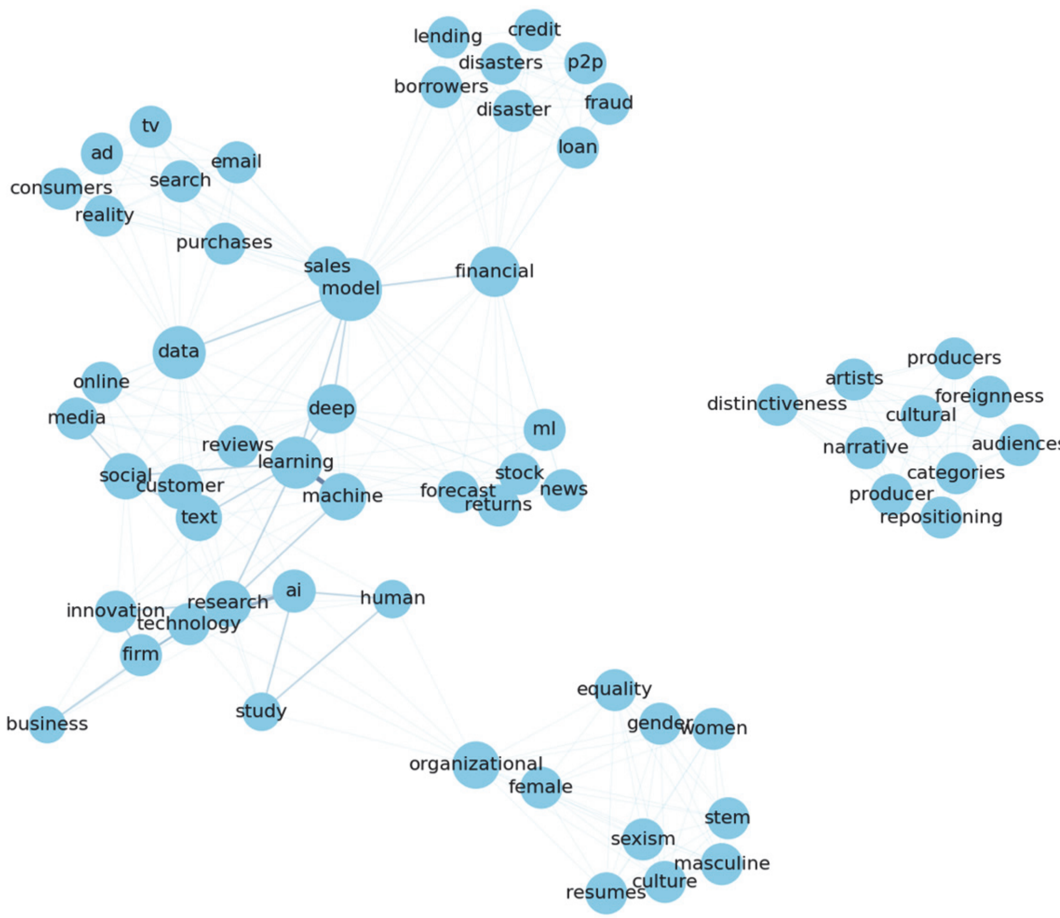
4.4 키워드 공출현(co-occurrence) 네트워크 분석 결과

본 연구는 BERTopic으로 도출된 산업계 및 경영학계 각각 20개 토픽의 대표 키워드를 바탕으로 키워드 공출현 네트워크를 구축하였다. 네트워크는 키워드 간 공출현 빈도를 기반으로 하였으며, 전체 엣지(edge) 중 가중치 상위 150개만을 분석에 사용하여 복잡도를 완화하고 핵심 구조를 파악하고자 했다. 노드(node) 크기는 각 키워드의 연결 중심성(Degree Centrality)을 기준으로 설정하였고, Spring Layout 알고리즘을 활용하여 키워드 간 연관 구조를 시각화하였다(<그림 3>, <그림 4> 참조). 중심성 분석은 연결 정도를 나타내는 '연결 중심성(Degree)', 네트워크 내 매개 역할을 측정하는 '매개 중심성(Betweenness)', 그리고 전체 구조 내 영향력을 평가하는 '고유벡터 중심성(Eigenvector)'을 함께 산출하였다. 다만 본 연구의 목적인 네트워크의 시각적 구조 비교를 위해, 연결 패턴이 가장 명확히 드러나는 연결 중심성을 기준으로 시각화를 제시하였다. 다른 중심성 지표에서도 상위 노드 구성은 유사한 패턴을 보여(부록 <표 A3>, 부록 <표 A4> 참조), 구조적 해석의 일관성을 확보하였다.

네트워크 분석 결과, AI에 관한 산업계와 경영학



<그림 3> 산업계 네트워크 분석



〈그림 4〉 경영학계 네트워크 분석

계의 담론은 구조적으로 뚜렷한 차이를 보였다. 부록 〈표 A5〉의 구조적 지표 비교는 이러한 차이를 양적으로 뒷받침한다. 두 네트워크의 밀도, 군집계수, 모듈성은 유사한 수준을 보였으나, 중심화 지수에서는 산업계(0.499)가 경영학계(0.248)보다 월등히 높게 나타났다. 이는 산업계 네트워크가 허브 앤 스포크(Hub-and-Spoke) 구조를 형성하는 반면, 경영학계는 여러 중심 키워드가 병존하는 다중심적(Polycentric) 구조를 가짐을 시사한다. 또한, 중심성 상위 20개 키워드의 중복도(Top-20 overlap)는 0.25로 나타나, 두 네트워크의 핵심 키워드 구성에 차이가 있음을 보여주었다.

산업계 네트워크는 'ai' 키워드가 강력한 단일 허브(Hub)로 기능하는 명확한 구조를 나타냈다. 네트워크의 핵심부에서는 'ai'가 companies, data, technology, chip, market, app 등과 같은 핵심 비즈니스 · 기술 키워드들과 밀접하게 연결되어 있었다. 이러한 핵심 연결은 다시 반도체 · 하드웨어, XR ·

On-Device, 에너지·기후, 저작권·법률, 정치·사회, 글로벌 규제 등 다수의 구체적인 주제 클러스터로 확장되는 형태를 나타냈다. 이 구조는 산업 담론에서 AI가 이미 단일 기술을 넘어, 기업 전략, 기술개발, 사회적 논의 등 광범위한 영역을 통합하는 핵심 패러다임으로 자리 잡았음을 시사한다. 즉, 산업계의 다양한 하위 주제들이 모두 AI를 중심으로 재편되고 있음을 의미한다.

반면, 경영학계 네트워크는 'ai'가 단일 허브로 기능하는 대신 여러 중심축이 병존하는 다중심적(Polycentric) 구조를 나타냈다. 네트워크는 data - model - machine - learning - ai를 중심으로 한 기술·방법론 클러스터, organizational - gender - equality로 이루어진 조직·사회적 이슈 클러스터, credit - loan - fraud - financial을 중심으로 한 금융·리스크 클러스터, consumer - sales - purchase로 연결된 마케팅 클러스터 등 다양한 주제군이 약한 연결성을 유지하며 독립적으로 형성되어 있었다.

이러한 다중심적 구조는 특정 학문 분야가 성숙하기 전 초기 단계에서 나타나는 전형적인 특징이다. 연구 분야의 초기에는 핵심 축이 확립되지 않아 여러 주제가 독립적으로 탐색되는 경향이 있다(Liu et al., 2016). 이는 경영학계의 AI 연구가 아직 단일 패러다임으로 수렴되지 않은 채 다양한 하위 주제들이 탐색되는 초기 발전 단계에 있음을 시사한다.

Ⅴ. 토의 및 시사점

5.1 결과 토의 및 향후 연구 주제 제안

본 연구는 산업계에서 활발히 논의되는 AI 주제와 경영학계의 연구 관심사 간 간극을 해소하고, 이를 바탕으로 실질적인 미래 연구 방향을 제시하는 데 중점을 두었다. 앞선 네트워크 분석을 통해 경영학계의 AI 연구가 아직 초기 발전 단계임을 확인하였으며, 이에 산업계에서만 주로 논의되는 주제를 학문적 논의와 연결하고자 하였다. 이를 위해 산업계-경영학계 토픽 비교를 통해 도출된 7개의 '산업 중심 토픽'을 바탕으로 6개의 핵심 라벨(Autonomous Robotics, Energy Shortage, Hardware, On-Device, Disinformation, XR)을 정의하였다. 이후, 해당 라벨들을 한국경영학회가 제시하는 9개의 연구 트랙(경영전략, 경영정보, 국제경영, 마케팅, 생산계량, 인사조직, 재무관리, 회계, 융합)에 체계적으로 매핑하여 산업 트렌드와 경영학 연구의 연계 가능성을 평가하고 구체적인 연구 주제를 제안하였다.

매핑 과정의 신뢰도와 타당도를 확보하기 위해 다음과 같은 절차를 수행하였다. 우선, 6개의 라벨 각각에 3개의 경영학 트랙을 할당할 수 있는 조건으로 매핑을 진행하였다. 매핑은 경영학 분야 배경지식을 보유한 연구자 2명과 사전 학습된 LLM이 참여하는 방식으로 진행되었다. 연구자 1과 LLM이 독립적으로 수행한 매핑 결과에 대한 신뢰도를 검증하기 위해 Percent Agreement와 Jaccard 유사도를 측정하였다. 그 결과, 일치율은 약 0.72(Percent Agreement)와 0.62(Jaccard 유사도)로 산출되어 신뢰도가 확보되었음을 확인하였다. 이후 연구자 2가 조율자로서 불일치 항목을 검토하고 두 결과를 통합하여 최종 매핑을 확정하였다(〈표 4〉 참조).

본 연구는 매핑된 결과를 바탕으로 각 라벨별로 3개씩 총 18개의 연구 주제를 제안하였다. 먼저 각 라벨에 해당하는 산업계 데이터셋을 검토하여, 산업 현장에서 주목하는 핵심 이슈와 최신 동향을 파악하였다. 이어, LLM 기반 학술 탐색 도구(e.g., SciSpace)

〈표 4〉 산업계 AI 주제별 경영학 연구 제안

Label	Topic	연관 트랙	향후 경영학 연구주제 제안
Autonomous Robotics	IT5	생산계량	에너지 제약 하에서 다중 자율주행 로봇의 작업·충전 스케줄 최적화를 통한 생산성 및 운영비용 분석
		경영전략	자율주행 로봇 기술 도입의 전략적 의사결정이 기업의 산업 내 포지셔닝 및 지속가능 경쟁우위에 미치는 영향
		융합	자율주행 로봇 도입이 물류조직의 작업설계와 직무정체성에 미치는 영향: 기술 수용도와 조직 변화역량의 매개효과
Energy Shortage	IT6	생산계량	인공지능 활용 확산에 따른 데이터센터 및 연산 자원의 증가가 기업 단위 생산함수의 에너지 제약 구조에 미치는 영향
		경영정보	AI 서비스 운영 과정에서 발생하는 신규 전력수요 변수를 반영한 전력수요 예측 및 자원 관리 전략
		재무관리	전력 공급망 병목이 고성능 AI 반도체 설비 기업의 부채 조달 비용과 프로젝트 파이낸싱 조건에 미치는 영향
Hardware	IT7, IT12	생산계량	AI 가속기 칩 중심의 맞춤형 생산 시스템이 반도체 fab의 생산 효율성과 재고 회전율에 미치는 영향
		국제경영	AI 패권 경쟁 속 글로벌 반도체 공급망의 지역화 전략과 다국적 기업의 운영 모델 변화
		재무관리	AI 반도체 fab 투자와 자본 구조 전략: 초대규모 설비 투자가 재무 레버리지, 자금조달 방식, 기업가치에 미치는 구조적 영향
On-Device	IT9	마케팅	On-Device AI 기반 실시간 제품 추천이 소비자 참여도와 브랜드 충성도에 미치는 영향
		경영정보	On-Device AI의 자동화된 데이터 처리와 설명 가능성 수준이 사용자 수용도 및 프라이버시 민감도에 미치는 영향
		회계	On-Device AI 도입이 개인정보 보호 통제 및 회계감사 효율성에 미치는 영향: 개인정보보호법 준수 수준의 조절 효과
Disinformation	IT14	융합	AI 기반 허위정보 확산이 기업 평판과 소비자 신뢰에 미치는 영향: 플랫폼 대응전략과 기업 대응역량의 조절효과
		경영전략	AI 기반 여론조작 리스크가 기업의 위기대응 전략 수립에 미치는 영향
		인사조직	AI 기반 허위정보 노출이 조직 신뢰와 직원 윤리적 판단에 미치는 영향: 정보 리터러시와 리더 커뮤니케이션의 조절 효과
XR	IT15	마케팅	XR 기반 가상 테스트베드 활용이 신제품 시장 적합성 평가와 초기 소비자 수용도에 미치는 영향
		융합	XR 기반 가상 환경에서의 제품 윤리성 시뮬레이션이 소비자 ESG 감수성과 브랜드 신뢰 형성에 미치는 영향
		인사조직	XR 기반 가상훈련이 직원의 학습효과와 조직 몰입에 미치는 영향: 심리적 안전과 디지털 수용성의 조절 효과

를 활용하여 관련 경영학 선행 연구를 검토하고, 산업계의 주요 관심사를 기반으로 잠재적 연구 주제를 도출하였다. 도출된 주제들은 2인의 연구자가 26,086편 규모의 자체 경영학계 데이터셋 및 Google Scholar를 통해 선행 연구와의 중복 여부를 검증하였으며, 이 검증 과정을 통해 18개의 연구 주제가 최종적으로 선정되었다.

먼저 'Autonomous Robotics(IT5)' 라벨과 관련하여, 산업계에서는 물류・창고 자동화를 위한 자율주행 로봇 활용과 기술 기반의 경쟁우위 확보 전략에 대한 관심이 증대되고 있다(TechCrunch, 2025; The Verge, 2024). 이를 바탕으로 생산계량 분야에서는 '에너지 제약 하에서 다중 자율주행 로봇의 작업・충전 스케줄 최적화가 생산성 및 운영비용에 미치는 영향 분석'을, 경영전략 분야에서는 '자율주행 로봇 기술 도입 관련 전략적 의사결정이 기업의 산업 내 포지셔닝 및 지속가능 경쟁우위에 미치는 영향 연구'를, 융합 분야에서는 '자율주행 로봇 도입이 물류조직의 작업설계와 직무정체성에 미치는 영향: 기술 수용도와 조직 변화역량의 매개효과'를 제안한다.

'Energy Shortage(IT6)'의 경우, AI 기술이 고도화됨에 따라 데이터센터 등의 전력 소비가 급증하면서 전력 부족 문제가 산업계의 핵심 현안으로 부상하고 있다(BBC, 2025). 이에 생산계량 분야에서는 'AI 활용 확산에 따른 데이터센터 및 연산 자원의 증가가 기업 단위 생산함수의 에너지 제약 구조에 미치는 영향 분석'을, 경영정보 분야에서는 'AI 서비스 운영 과정에서 발생하는 신규 전력수요 변수를 반영한 수요 예측 및 자원 관리 전략 연구'를, 재무관리 분야에서는 '전력 공급망 병목이 고성능 AI 반도체 설비 기업의 부채 조달 비용과 프로젝트 파이낸싱 조건에 미치는 영향 연구'를 제안할 수 있다.

'Hardware(IT7, IT12)' 라벨에서는 AI 가속기 칩 중심의 맞춤형 생산 시스템 구축과 지정학적 리스크에 대응하기 위한 반도체 공급망의 지역화 전략이 주요 관심사로 떠오르고 있다(The Verge, 2023; The New York Times, 2023). 이를 반영하여 생산계량 분야에서는 'AI 가속기 칩 중심의 맞춤형 생산 시스템이 반도체 fabrication plant(fab)의 생산 효율성 및 재고 회전율에 미치는 영향 연구'를, 국제경영 분야에서는 'AI 패권 경쟁 속 글로벌 반도체 공급망의 지역화 전략과 다국적 기업의 운영 모델 변화에 관한 연구'를, 재무관리 분야에서는 'AI 반도체 fab 투자와 자본 구조 전략: 초대규모 설비 투자가 재무 레버리지, 자금조달 방식, 기업가치에 미치는 구조적 영향 분석'을 제안한다.

'On-Device(IT9)' 분야에서는 개인정보 보호를 강화하면서도 초개인화된 경험을 제공하기 위해 On-Device AI를 활용한 개인 맞춤형 추천 및 의사결정 지원 기술에 대한 관심이 증가하고 있다(The Verge, 2024). 이에 마케팅 분야에서는 'On-Device AI 기반 실시간 제품 추천이 소비자의 참여도와 브랜드 충성도에 미치는 영향 분석'을, 경영정보 분야에서는 'On-Device AI의 자동화된 데이터 처리와 설명가능성 수준이 사용자 수용도 및 프라이버시 민감도에 미치는 영향 연구'를, 회계 분야에서는 'On-Device AI 도입이 개인정보 보호 통제 및 회계감사 효율성에 미치는 영향: 개인정보보호법 준수 수준의 조절효과'를 제안한다.

'Disinformation(IT14)' 이슈의 경우, AI를 활용한 허위 정보나 여론 조작이 사회적 문제로 대두되고 있다(The Guardian, 2023). 이에 융합 분야에서는 'AI 기반 허위정보 확산이 기업 평판과 소비자 신뢰에 미치는 영향: 플랫폼 대응전략과 기업 대응역량의 조절효과'를, 경영전략 분야에서는 'AI 기반 여론 조작 리스크가 기업의 위기 커뮤니케이션 및 이

해관계자 관리 전략 수립에 미치는 영향 분석’을, 인사조직 분야에서는 ‘AI 기반 허위정보 노출이 조직 신뢰와 직원 윤리적 판단에 미치는 영향: 정보 리터러시와 리더 커뮤니케이션의 조절 효과’를 제안한다.

마지막으로 ‘XR(IT15)’ 분야에서는 Augmented Reality(AR)와 Virtual Reality(VR) 기반 가상 테스트베드를 통해 신제품의 시장 적합성과 소비자 반응을 미리 평가하려는 관심이 확인된다(TechCrunch, 2022). 이를 반영하여 마케팅 분야에서는 ‘XR 기반 가상 테스트베드 활용이 신제품의 시장 적합성 평가 정확도와 초기 소비자 수용도에 미치는 영향 연구’를, 융합 분야에서는 ‘XR 기반 가상 환경에서의 제품 윤리성 시뮬레이션이 소비자 ESG 감수성과 브랜드 신뢰 형성에 미치는 영향’을, 인사조직 분야에서는 ‘XR 기반 가상훈련이 직원의 학습효과와 조직 몰입에 미치는 영향: 심리적 안전과 디지털 수용성의 조절 효과’를 제안한다.

5.2 학술적 및 실무적 시사점

본 연구는 산업계와 경영학계의 AI 관련 담론을 체계적으로 비교 분석함으로써 다음과 같은 학술적 시사점을 제시한다.

첫째, 본 연구는 최신 토픽 모델링 기법인 BERTopic을 적용하여 기존 연구의 방법론적 확장을 제시한다. 단어의 순서나 문맥적 의미를 반영하지 못하는 LDA의 한계와 달리(이용구&김선욱, 2024), BERTopic은 Transformer 기반 언어모델을 통해 문맥 정보를 압축한 문서 임베딩을 생성한다. 이후 UMAP과 HDBSCAN을 통해 주제 구조를 도출하고 c-TF-IDF로 핵심 키워드를 추출하는 과정을 거쳐, 단어의 동시 출현 빈도에만 의존하는 LDA보다 정밀하고 유연한 주제 분석을 수행하였다. 이러한 특성은 방대한 비정형 텍스트에 내재된 의미 구조를 탐색해야 하는 본 연구의 목적에 부합하였으며, 향후 다양한 학문 분야의 탐색적 연구에도 유용한 방법론적 대안을 제공한다는 점에서 중요한 의의를 가진다.

둘째, 경영학계 전반의 AI 연구 흐름을 체계적으로 탐색하고, 분야별 후속 연구의 토대를 마련하였다. 대부분의 선행 연구가 운영관리, 마케팅 등 특정 도메인 내 분석에 머물렀던 것과 달리(Dogru and Keskin, 2020; Helo and Hao, 2021; Gupta et al., 2025; Ramaul et al., 2025), 본 연구는 경영학 전반을 아우르는 포괄적인 분석을 수행하였다. 이를 통해 단일 분야 연구에서는 파악하기 어려운 학문 분야별 연구 현황을 조망하고, 향후 필요한 후속 연구 방향을 구체적으로 제시했다는 점에서 의의를 가진다.

셋째, 산업계 트렌드와 경영학계의 연구를 비교하여 경영학계에서 논의되지 않은 새로운 연구 기회를 제안하였다. 기존 연구들이 학술 데이터 기반의 내적 분석에 치중했던 한계를 보완하기 위해(Ruiz-Real et al., 2021; Yang et al., 2022), 본 연구는 산업 현장의 주요 토픽을 경영학적 관점에서 재해석하였다. 이 과정을 통해 실무적으로는 중요성이 높으나 아직 경영학계에서 충분히 탐색되지 않은 연구 격차를 식별하고, 실증 가능한 미래 연구 주제를 도출하였다.

본 연구의 실무적 시사점은 다음과 같다. 첫째, 산업계의 AI 트렌드를 경영학 연구에 연결함으로써, 경영학 연구자들이 학문적 논의에 머무르지 않고 실제 산업 현장의 문제를 반영한 연구 설계를 수행할 필요성을 제기한다. 둘째, 경영학계와 산업계 간 주제적 간극을 가시화함으로써, 연구와 실무 간 연결 고리를 강화하고 산업계와의 활발한 교류를 기반으로 한 후속 협력 연구 기회를 마련한다. 특히 본 연구에

서 도출된 AI 관련 핵심 이슈들은 실무 적용 가능성이 높은 연구 의제를 발굴하는 데 활용될 수 있으며, 향후 기업 및 정책 담당자와의 협업을 통해 산업의 AI 활용과 경영학 연구를 연계하는 중요한 출발점이 될 수 있다.

나아가 AI 기술이 산업 전반에 빠르게 확산되면서 데이터 전력 부족 관리, 허위 정보 확산으로 인한 기업 리스크 관리 등 다양한 수준의 사회적 리스크가 누적될 수 있다. 본 연구에서 확인한 '연구–실무 간 격차'는 이러한 위험에 대하여 제도적 대응과 규제 마련이 지연될 수 있음을 시사한다. 특히 'Disinformation'과 같이 기술적·사회적 영향이 동시에 작동하는 영역은 학계·산업·정부 간 다학제적 협력이 요구되며, 이는 경영학 연구의 윤리적·공익적 역할을 재정립하는 기반이 된다.

5.3 연구 한계 및 향후 연구 방향

본 연구는 산업계에서 부상하는 AI 관련 주제들을 경영학적 맥락에서 분석하고, 이를 경영학 주요 하위 전공과 연결 가능성을 검토함으로써 실증 연구로의 확장을 시도하였다. 그러나 다음과 같은 세 가지 한계가 존재한다.

첫째, 산업계 데이터의 정보 깊이 한계이다. 본 연구의 산업계 데이터는 기술 전문 미디어와 일반 미디어의 기사 데이터를 중심으로 산업 동향을 분석하였다. 이러한 데이터는 최신 기술 트렌드를 신속히 반영한다는 장점이 있으나, 일반적으로 기술 소개나 표면적 이슈에 집중되어 있어 실제 기업의 AI 도입 배경, 실행 과정, 성과 등 현장 기반의 심층 정보를 충분히 담지 못한다.

둘째, 본 연구에 사용된 경영학계 데이터의 범위에 따른 한계가 존재한다. 본 연구는 경영학의 9개 트랙을 포괄하기 위해 Academy of Management Proceedings와 FT50 및 이에 준하는 주요 저널 중 12개를 분석 데이터로 활용하였으나, 각 트랙을 대표하는 모든 전문 저널을 포함하지는 못했다. 특히 국제경영, 마케팅, 재무관리, 회계 분야의 경우, 해당 분야의 연구 동향은 본 분석에서 과소 대표되었다.

셋째, 제시된 경영학적 연구 주제들은 탐색적 수준을 넘어 어느 정도의 구조화를 이루었음에도, 각 주제가 지닌 이론적 정당성과 실증적 실행 가능성에 대한 구체적인 검토는 미흡했다. 따라서 제안된 연구 주제들이 실제 학술 연구로서 가치를 가지는지에 대한 추가적인 검증이 필요하다. 특히, 제안된 연구 주제들이 실제로 어떠한 방식으로 이론적 기여를 할 수 있는지, 그리고 이를 검증하기 위한 실증 연구 설계가 현실적으로 가능한지에 대한 논의가 후속 연구를 통해 이루어져야 한다.

이러한 한계를 보완하기 위해 다음과 같이 향후 연구 방향을 제안한다. 첫째, 산업 보고서 및 컨설팅 자료 등 보다 심층적인 2차 자료를 추가적으로 활용한다. 뉴스 미디어는 다양한 이슈를 폭넓게 다루는 경향이 있어 정보의 깊이가 부족할 수 있으므로, 보다 전문적이고 분석 중심의 자료를 함께 활용함으로써 AI 기술의 도입 배경, 실행 과정, 산업별 확산 양상 등 기업 현장의 실제 적용 맥락을 정교하게 파악할 수 있을 것이다.

둘째, 향후 연구에서는 경영학 각 트랙을 대표하는 전문 저널을 추가적으로 포함할 필요가 있다. 예를 들어 국제경영(Journal of International Business Studies), 마케팅(Journal of Marketing), 재무관리(Journal of Finance), 회계(Journal of Accounting Research)와 같은 FT50 저널들을 추가로 데이터에 반영한다면, 경영학 전반의 AI 연구 동향을 더욱 균형 있고 정밀하게 파악할 수 있을

것이다. 이러한 확장은 학문적 일반화 가능성을 높이는 동시에, 산업계와의 비교 분석을 한층 더 심화하여 실무적 적용성과 정책적 활용 가능성을 강화하는 데 기여할 것으로 기대된다.

셋째, 학제 간 협업을 통한 연구 주제의 구체화가 요구된다. 제안된 연구 주제들이 실제 경영학 연구로 확장 가능한지 판단하기 위해서는 향후 경영학연구 9대 트랙 전문가들과의 학제 간 협업이 필수적이다. 산업적 맥락에서 도출된 주제가 경영학의 이론적 틀 안에서 타당성을 가지는지, 그리고 실증적 접근이 가능한지를 검토하는 과정이 필요하며, 이를 통해 더욱 구체적이고 실행 가능한 연구로 발전할 수 있을 것이다.

참고문헌

김영욱. "업무 특화형 AI의 부상: 범용 AI를 넘어선 새로운 혁신," Samsung SDS 인사이트 리포트, https://www.samsungsds.com/kr/insights/the-rise-of-business-specific-artificial-intelligence.html, 2025년 9월 접속.

(Kim, Y. W. "The Rise of Task-Specific AI: A New Innovation Beyond General-Purpose AI," Samsung SDS Insight Report, https://www.samsungsds.com/kr/insights/the-rise-of-business-specific-artificial-intelligence.html, retrieved September 2025.)

류정원, 한상린, 박태영 (2021). "혼합연구방법을 통한 프로모션 참여 요인의 탐색적 연구: 커피전문점 프로모션 사례를 중심으로," **경영학연구**, 제50권 5호, pp.1381-1400.

(Ryu, J. W., Han, S. L., and Park, T. Y. (2021). "An Exploratory Study of the Engagement Factors in Promotion Using Mixed Methods: Focusing on the Special Promotion of Coffee Company," *Korean Management Review*, 50(5), pp.1381-1400.)

오민정 (2019). "23년간(1996~2018) 국내학술연구의 '고령' 키워드로 살펴본 빅데이터 분석," **경영학연구**, 제48권 2호, pp.515-532.

(Oh, M. J. (2019). "A Topic Modeling Analysis from the 'Aging' Keyword of Domestic Academic Research," *Korean Management Review*, 48(2), pp.515-532.)

이선녕, 윤상혁 (2025). "레스토랑 예약 앱 사용자 리뷰의 시계열적 감성 및 주제 반응 탐색: 정교화 가능성 모델 관점에서의 실증 분석," **경영학연구**, 제54권 5호, pp.1437-1455.

(Lee, S. N. and Yoon, S. H. (2025). "Temporal Analysis of Sentiment and Topic Responses in Restaurant Reservation App User Reviews: An Empirical Study from the Perspective of the Elaboration Likelihood Model," *Korean Management Review*, 54(5), pp.1437-1455.)

이용구, 김선욱 (2024). "LDA, Top2Vec, BERTopic 모형의 토픽모델링 비교 연구: 국외 문헌정보학 분야를 중심으로," **한국문헌정보학회지**, 제58권 1호, pp.5-30.

(Lee, Y. G. and Kim, S. W. (2024). "A Comparative Study on Topic Modeling of LDA, Top2Vec, and BERTopic Models Using LIS Journals in WoS," *Journal of the Korean Society for Library and Information Science*, 58(1), pp.5-30.)

정다현, 김희웅, 윤상혁 (2023). "메타버스 이용자 경험요인이 만족도에 미치는 영향: 텍스트 마이닝과 계량분석 혼합방법론," **정보시스템연구**, 제32권 3호, pp.19-39.

(Jeong, D. H., Kim, H. W., and Yoon, S. H. (2023). "Unraveling the relationship between the dimensions of user experience and user satisfaction in metaverse: A Mixed-methods Approach," *The Journal of Information Systems*, 32(3), pp.19-39.)

Adadi, A., Lahmer, M. and Nasiri, S. (2022). "Artificial Intelligence and COVID-19: A systematic umbrella review and roads ahead," *Journal of King Saud University – Computer and Information Sciences*, 34(8), pp.5898-5920.

Adams, L. "AI experts warn electricity costs may stunt growth," BBC News, https://www.bbc.com/news/articles/c20g3dr4n4no, retrieved September 2025.

Cristofaro, M. and Giardino, P. L. (2025). "Surfing the AI waves: The historical evolution of artificial intelligence in management and organizational studies and practices," *Journal of Management History*, Advance online publication.

Dogru, A. K. and Keskin, B. B. (2020). "AI in operations management: Applications, challenges and opportunities," *Journal of Data, Information and Management*, 2(2), pp.67-74.

George, G., Haas, M. R., and Pentland, A. (2014). "Big data and management: From the editors," *Academy of Management Journal*, 57(2), pp.321-326.

Gupta, S., Wang, Y., Patel, P., and Czinkota, M. (2025). "Navigating the future of AI in marketing: AI integration across borders, ethical considerations, and policy implications," *International Journal of Information Management*, 82, 102871.

Hawkins, A. J. "Waymo explores using Google's Gemini to train its robotaxis," The Verge, https://www.theverge.com/2024/10/30/24283516/waymo-google-gemini-llm-ai-robotaxi, retrieved September 2025.

Heater, B. "Nvidia details Mega, a fleet manager for warehouse robots," TechCrunch, https://techcrunch.com/2025/01/06/nvidia-details-mega-warehouse-robot-fleet-management-simulator, retrieved September 2025.

Helo, P. and Hao, Y. (2021). "Artificial Intelligence in Operations Management and Supply Chain Management: An Exploratory Case Study," *Production Planning & Control*, 33(16), pp.1573-1590.

Kim, K., Kogler, D. F., and Maliphol, S. (2024). "Identifying interdisciplinary emergence in the science of science: Combination of network analysis and BERTopic," *Humanities and Social Sciences Communications*, 11(1), Article 603.

Liu, Y., Li, H., Goncalves, J., Kostakos, V., and Xiao, B. (2016). "Fragmentation or Cohesion? Visualizing the Process and Consequences of Information System Diversity, 1993-2012," *European Journal of Information Systems*, 26(5), pp.509-533.

Lu, Y. "Intel Moves Forward With $25 Billion Chip Plant Expansion in Israel," The New York Times, https://www.nytimes.com/2023/12/27/world/middleeast/intel-israel-factory-expansion.html, retrieved September 2025.

Ozek, B., Lu, Z., Pouromran, F., Radhakrishnan, S., and Kamarthi, S. (2023). "Analysis of pain research literature through keyword co-occurrence networks," *PLOS Digital Health*, 2(9), e0000331.

Perez, S. "Snap and Amazon Partner on AR Shopping in the Snapchat App, Initially for Eyewear," TechCrunch, https://techcrunch.com/2022/

11/02/snap-and-amazon-partner-on-ar-shopping-in-the-snapchat-app-initially-for-eyewear/, retrieved September 2025.

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

Ramaul, L., Ritala, P., Kostis, A., and Aaltonen, P. (2025). "Rethinking How We Theorize AI in Organization and Management: A Problematizing Review of Rationality and Anthropomorphism," *Journal of Management Studies*, Advance online publication.

Reynolds, K. "COVID-19 increased the use of AI. Here's why it's here to stay," World Economic Forum, https://www.weforum.org/stories/2021/02/covid-19-increased-use-of-ai-here-s-why-its-here-to-stay/, retrieved September 2025.

Robins—Early, N. "Disinformation reimagined: how AI could erode democracy in the 2024 US elections," The Guardian, https://www.theguardian.com/us-news/2023/jul/19/ai-generated-disinformation-us-elections, retrieved September 2025.

Ruiz-Real, J. L., Uribe-Toril, J., Torres, J. A., and De Pablo, J. (2021). "Artificial intelligence in business and economics research: Trends and future," *Journal of Business Economics and Management*, 22(1), pp.98-117.

Sarker, I. H. (2022). "AI-Based Modeling: Techniques, Applications and Research Issues Towards Automation, Intelligent and Smart Systems," *SN Computer Science*, 3, Article 158.

Shakir, U., "Here's how Apple's AI model tries to keep your data private," The Verge, https://www.theverge.com/2024/6/13/24175985/apple-intelligence-ai-model-local-cloud-privacy-how-it-works, retrieved September 2025.

Stanford Institute for Human-Centered Artificial Intelligence (2024). *The AI Index 2024 annual report*. https://hai.stanford.edu/ai-index/2024-ai-index-report

Van de Ven, A. H., and Johnson, P. E. (2006). "Knowledge for theory and practice," *Academy of Management Review*, 31(4), pp.802-821.

Vinh, N. X., Epps, J., and Bailey, J. (2010). "Information Theoretic Measures for Clusterings Comparison: Variants, Properties, Normalization and Correction for Chance," *The Journal of Machine Learning Research*, 11, pp.2837-2854.

Wang, X., & Zhang, M. M. (2022). "Sharing the same bed with different dreams: Topic modeling the research-practice gap in public relations 2011-2020," *Journal of Marketing Communications*, 30(4), pp.413-437.

Wang, Z., Chen, J., Chen, J. and Chen, H. (2024). "Identifying interdisciplinary topics and their evolution based on BERTopic," *Scientometrics*, 129, pp.7359-7384.

Weatherbed, J., "TSMC delays Arizona factory that will eventually build chips for iPhones and AI," The Verge, https://www.theverge.com/2023/7/20/23802107/tsmc-arizona-chip-factory-delay-q2-earnings-report, retrieved September 2025.

Yang, D., Zhao, W. G., Du, J., and Yang, Y., (2022), "Approaching Artificial Intelligence in business and economics research: A bibliometric panorama (1966-2020)," *Technology Analysis & Strategic Management*, 36(3), pp.563-578.

Zoting, S. "Artificial Intelligence (AI) market size, share, and trends 2025 to 2034," Precedence Research, https://www.precedenceresearch.com/artificial-intelligence-market, retrieved September 2025.

• 저자 윤민범은 연세대학교 정보대학원 석사과정에 재학 중이다. 주요 관심분야는 데이터마이닝, 데이터 애널리틱스, 디지털 비즈니스, Generative AI 등이다.

• 저자 김재희는 연세대학교 정보대학원에서 박사과정을 진행 중이며, 디지털 서비스 연구실에서 Design Science using AI 연구를 진행 중이다. 주요 관심분야는 AI based Social Science, Design Science, LLM 등이다.

• 저자 김희웅은 National University of Singapore 정보시스템학과에서 근무한 후, 현재 연세대학교 정보대학원 교수로 재직 중이다. 주요 연구분야는 디지털 비즈니스, 정보시스템 관리 및 활용 등이다. 관련 연구들은 MIS Quarterly, Information Systems Research, Journal of Management Information Systems 등에 60여 편의 논문이 게재되었다. MIS Quarterly의 Associate Editor로 활동해왔다.

〈부 록〉

본 연구의 부록에서, 〈표 A1〉은 산업계 데이터에 대해 연도별 TF-IDF 상위 20개 키워드를 정리한 것이며, 〈표 A2〉는 경영학계 데이터에 대해 연도별 TF-IDF 상위 20개 키워드를 정리한 것이다. 이어서, 〈표 A3〉과 〈표 A4〉는 각각 산업계와 경영학계 네트워크의 중심성 지표별 상위 키워드를 나타낸다. 마지막으로, 〈표 A5〉는 산업계와 경영학계 네트워크의 구조 지표 비교 결과를 제시한다.

〈표 A1〉 산업계 데이터셋 연도별 TF-IDF

2020	2021	2022	2023	2024	2025
technology	data	robot	model	model	model
data	technology	data	technology	data	trump
robot	robot	model	data	technology	data
human	human	technology	generative	app	app
machine	customer	human	app	generative	technology
app	startup	startup	chatbot	startup	government
learning	model	customer	human	human	agent
algorithm	machine	language	language	chatbot	chinese
model	app	app	startup	election	chatbot
startup	learning	machine	text	information	research
recognition	research	text	customer	government	human
research	software	robotics	information	trump	startup
robotics	business	research	think	safety	chips
government	robotics	art	tool	market	think
business	algorithm	learning	business	think	business
facial	based	software	government	text	president
firm	government	business	going	research	power
customer	firm	dall	research	business	market
software	digital	based	create	customer	information
based	market	artist	based	language	access

〈표 A2〉 경영학계 데이터셋 연도별 TF-IDF

2020	2021	2022	2023	2024	2025
learning	human	technology	human	human	employee
firm	learning	firm	technology	employee	human
decision	machine	human	firm	firm	research
human	technology	learning	learning	technology	information
technology	algorithm	research	decision	research	study
machine	data	data	algorithm	innovation	technology
research	firm	digital	model	study	engagement
data	decision	machine	data	model	collaboration
algorithm	research	social	study	learning	customer
work	study	algorithm	employee	data	social
innovation	organization	service	research	generative	adoption
social	based	work	machine	performance	data
design	social	decision	work	work	hype
service	use	study	innovation	organization	based
theory	model	organization	based	decision	generative
organizational	customer	model	organization	algorithm	service
management	management	based	knowledge	service	organizational
organization	digital	organizational	information	business	work
digital	performance	use	organizational	machine	genai
using	systems	employee	use	organizational	systems

〈표 A3〉 산업계 중심성 상위 키워드

Keyword	degree	betweenness	eigenvector
ai	0.7640	0.6060	0.5152
technology	0.2050	0.1025	0.1577
data	0.1988	0.0200	0.1866
model	0.1553	0.0071	0.1612
billion	0.1491	0.0057	0.1520
companies	0.1429	0.0090	0.1628
mr	0.1118	0.0922	0.0835
customer	0.1056	0.0025	0.1177
copyright	0.1056	0.0021	0.0998
app	0.1056	0.0025	0.1006

〈표 A4〉 경영학계 중심성 상위 키워드

Keyword	degree	betweenness	eigenvector
data	0.3464	0.2630	0.2837
learning	0.3007	0.1813	0.2671
research	0.2549	0.1360	0.2634
social	0.2157	0.1164	0.2020
model	0.2092	0.1077	0.1708
technology	0.2092	0.1011	0.1806
machine	0.2092	0.0460	0.2070
ai	0.2026	0.0462	0.2012
algorithm	0.1765	0.0757	0.1799
privacy	0.1176	0.0113	0.0951

〈표 A5〉 산업계 및 경영학계 네트워크 구조 지표 비교

지표	산업계	경영학계
Density	0.067	0.074
Clustering	0.943	0.911
Modularity	0.667	0.635
Centralization	0.499	0.248
Top-20 Overlap	0.25	