

RESEARCH ARTICLE

Patent-Based Trend Analysis of Research on Promising Technologies: A PATC Framework Approach

Han-Sung Noh^{1,2}, Dong-Hun Noh^{1,3}, Taejoong Kim⁴

¹Ph.D. Candidate, Department of Intellectual Property Convergence, Chungnam National University, Republic of Korea

²Head of IP KIPONet Operating Dept., Korea Institute of Patent Information, Republic of Korea

³Head of IP Information Management Dept., Korea Institute of Patent Information, Republic of Korea

⁴Professor, School of Business, Chungnam National University, Republic of Korea

Corresponding Author: Taejoong Kim (tjkim006@cnu.ac.kr)

ABSTRACT

This study examines research trends in patent data-based forecasting of promising technologies, using academic publications indexed in the Web of Science from 2004 to 2024. To systematically classify and review methodological developments, the study proposes and applies the PATC analytical framework, which includes Preprocessing & Representation, Analysis Algorithms, Technology Insight, and Context to Action. The analysis covers 268 papers, reviewed in depth by period, methodological approach, and network structure.

The analysis shows a sharp increase in related studies after the 2010s, with a significant rise between 2018 and 2024. Early studies mainly used statistical and network-based analyses, while recent research increasingly uses AI-driven techniques such as text mining, topic modeling, embedding, and deep learning. The co-occurrence network centrality analysis of PATC sub-classifications identifies text processing, statistical analysis, and network analysis as key methodological hubs. In addition, the betweenness-centrality analysis highlights the intermediary roles of new technology detection, vacant technology exploration, and dimensionality reduction techniques. These findings show that patent-based forecasting studies are moving from traditional analytical methods to AI-based approaches, leading to greater methodological diversity. This research offers both academic and practical value by providing an empirical basis for the development of technology forecasting research and for the creation of national policy and corporate R&D strategies.

Open Access

Received: September 16, 2025

Revised: October 20, 2025

Accepted: December 03, 2025

Published: December 30, 2025

Funding: The author received manuscript fees for this article from Korea Institute of Intellectual Property.

Conflict of interest: No potential conflict of interest relevant to this article was reported.

© 2025 Korea Institute of Intellectual Property



This is an Open Access article distributed under the terms of the Creative Commons Attribution-NonCommercial-NoDerivatives 4.0 (<https://creativecommons.org/licenses/by-nc-nd/4.0/>) which permits use, distribution and reproduction in any medium, provided that the article is properly cited, the use is non-commercial and no modifications or adaptations are made.

KEYWORDS

Patent, Promising Technologies, PATC Framework, Research Methodology Trends, Bibliometric Analysis, Network Analysis

원저

특허 데이터 기반 유망기술 연구 동향 분석: PATC 기반 분석을 중심으로

노한성^{1,2}, 노동훈^{1,3}, 김태중⁴

¹충남대학교 지식재산융합학과 박사과정

²한국특허정보원 특허넷운영실장

³한국특허정보원 IP정보관리실장

⁴충남대학교 경영학부 교수

교신저자: 김태중(tjkim006@cnu.ac.kr)

차례

1. 서론
2. 이론적 배경과 선행연구 고찰
 - 2.1. 유망기술의 개념
 - 2.2. 특허데이터 기반 분석 방법 및 유망기술 선행연구 동향
3. 연구절차 및 방법
 - 3.1. 데이터 수집 및 분석대상 선정
 - 3.2. 연구 방법 추출 및 범주화
 - 3.3. 분석 시기
 - 3.4. PATC 분석 프레임워크
4. 연구결과
 - 4.1. 특허데이터 기반 유망기술 연구 논문 수 추이
 - 4.2. PATC 대분류 기준 분석
 - 4.3. PATC 세부분류 기준 분석
 - 4.4. 핵심 연구 방법 기준 분석
 - 4.5. 전통적 연구 방법 vs 최신 연구 방법의 확장성 비교
 - 4.6. 네트워크 분석을 통한 연구동향 분석
5. 결론 및 제언
 - 5.1. 결론
 - 5.2. 제언

Appendix 1. 연구 방법의 범주화를 위한 분류 체계 및 매핑 테이블

Appendix 2. 연구 방법 분석 대상 논문

국문초록

본 연구는 2004년부터 2024년까지 Web of Science에 등재된 학술연구를 대상으로, 특허데이터 기반 유망기술 연구의 동향을 분석하였다. 이를 위해 선행연구를 검토하고, 연구 방법론을 체계적으로 분류 및 분석하기 위해 PATC 분석 프레임워크(Preprocessing & Representation - Analysis algorithms - Technology Insight - Context to action)를 제안·적용하였다. 총 268편의 논문을 수집하여 시기별, 방법론별, 네트워크 구조를 중심으로 심층 분석을 수행하였다. 분석 결과, 연구는 2010년대 이후 급격히 증가했으며 특히 2018~2024년 사이 관련 연구가 급증하였다. 초기에는 통계분석과 네트워크 분석이 주를 이루었으나, 최근에는 텍스트 마이닝, 토픽 모델링, 임베딩, 딥러닝 등 인공지능 기반 방법론의 활용이 두드러졌다. PATC 세부 분류에 대한 공출현 네트워크 연결 중심성 분석을 통해 텍스트 처리, 통계분석, 네트워크 분석 연구 방법이 중심 허브 역할을 하는 것과, 매개중심성 기반 분석에서는 신기술 탐지, 공백기술 탐색, 차원축소 연구 방법이 중개적 역할을 하고 있음을 확인하였다. 본 연구는 특허 데이터 기반 유망기술 연구가 전통적 방법론에서 AI 기반 분석과 같은 최신 연구 방법과 접목되거나 전환되고 있으며 그로 인해 연구 방법의 다양성이 증가하고 있음을 실증적으로 확인하였으며, 향후 기술 예측 연구의 확장과 국가 정책·기업 전략 수립에 중요한 기초자료를 제공한다는 점에서 학문적이며 실무적 의의를 가진다.

주제어

특허, 유망기술, PATC 프레임워크, 연구 방법 동향, 서지 분석, 네트워크 분석

1. 서론

4차 산업혁명, 디지털 전환, 기후위기 대응 등 급격한 변화 속에서 신기술의 등장은 가속화되고 있다. 이에 따라 국가 R&D 전략, 기업 혁신, 학문 연구 모두에서 유망기술(Promising technology)의 조기 식별과 가치 평가가 핵심 과제로 부상하고 있다.

유럽, 미국, 일본 등 주요국에서는 미래 유망기술 발굴 및 연구를 지원하는 프로세스를 정립하고 있다. 미국의 국가정보위원회(National Intelligence Council)는 4년마다 향후 20년간의 주요 트렌드와 불확실성을 분석하는 ‘Global Trends’ 보고서를 발간하여 신임 대통령의 정책 수립 방향을 효과적으로 지원하고 있으며¹⁾, 일본의 과학기술정책연구소(NSTEP)는 1971년부터 5년 주기로 과학기술예측조사를 실시하여 국가 과학기술 발전 방향을 체계적으로 예측하고 있다.²⁾

미래예측의 핵심적 가치는 다가올 위험과 기회를 사전에 포착하고 미래의 변화에 대한 선제적인 대응 전략을 수립하는 데 있다. 또한 미래예측은 정책결정자들에게 다양한 미래 시나리오를 제시함으로써 정책의 유연성과 적응성을 높이는 데도 기여하고 있으며, 국가의 혁신역량을 강화하고 새로운 성장 동력을 발굴하는 전략적 도구로서 그 중요성이 더욱 커지고 있다.³⁾

국내에서도 1994년부터 5년마다 과학기술예측조사를 실시하고 있으며, 12개 핵심 신기술을 공식 확정하면서 “초격차 전략기술 확보”를 국가 생존의 중심으로 인식하고, 범부처 전략기술정책 이행력 제고를 위한 종합적 접근을 추진하고 있다. 또한 AI 등 급변하는 기술 환경과 반도체 수출통제, 글로벌 정책 환경 변화에 선제적으로 대처할 수 있는 체계적인 모니터링 및 대응 시스템이 필요하며, 국가적으로 중대한 기술패권 대응을 위해서는 기술·정책·외교 상황의 변화를 조기에 인지하고, 전략적 중요성에 따라 차세대 국가전략기술을 빠르게 선정·대응하는 체계 구축이 필요한 상황이다.⁴⁾

그러나 기존의 유망기술 예측 방법들은 빅데이터 분석, 델파이 기법, 시나리오 분석, 기술 로드맵 분석 등이 정량적 접근 또는 정성적 접근 중 어느 한쪽으로 편향된 분석의 한계가 있으며, R&D 기획에 직접 활용할 수 있는 실제 기술적용이 가능한 실질적·객관적 관점의 유망기술 분야 도출과 이를 위한 유망기술 분야 발굴 방법론의 다원화가 절대적으로 필요하다는 주장이 있어 왔다.⁵⁾

이러한 현실적 요구에도 불구하고, 기술의 유망성을 확인하거나 유망기술 예측에 관한 다양한 접근 방식과 적용된 연구 방법에 대해 종합적으로 검토한 연구는 여전히 부족하다. 본 연구는 이를 보완하기 위해 Web of Science에 수록된 2004년 이후 약 20년간 출판된 특허 데이터 분석을 기반으로 유망기술을 예측하거나 기술의 유망성을 확인하기 위한 연구들을 종합적으로 분류·메타분석함으로써, 연구 방법론 간 상호작용과 기술 예측 패러다임의 변화를 분석하였다. 이러한 접근은 향후 기술예측 연구자와 정책결정자에게 연구 설계 및 전략 수립의 기초 자료를 제공함으로써 국가 R&D 정책 및 기업의 기술 혁신전략 수립에 기여하고자 한다.

1) National Intelligence Council, “Global Trends 2040: A More Contested World”, Office of the Director of National Intelligence / Cosimo Reports, 2021, pp. 1-144.
<https://www.dni.gov/files/ODNI/documents/assessments/GlobalTrends_2040.pdf>

2) Urashima Kuniko, “An Overview of the 11th Foresight Survey in Japan”, *Innovation and Development Policy*, Vol. 3(2021), pp. 79-90.

3) Peter De Smedt et al., “Future scenarios to inspire innovation”, *Technological Forecasting and Social Change*, Vol.80 No.3(2013), pp. 432-443.

4) 김진용 외 3인, “국가전략기술 조기분석·예측 시스템 및 융복합 성과창출 방안 연구”, 한국과학기술기획평가원, 2025, 1-100면.

5) Gabjo Kim & Jinwoo Bae, “A Novel Approach to Forecast Promising Technology Through Patent Analysis”, *Technological Forecasting and Social Change*, Vol.117 (2017), pp. 228-237.

2. 이론적 배경과 선행연구 고찰

2.1. 유망기술의 개념

유망기술은 다양한 연구에서 서로 다른 관점으로 정의되어 왔다. Van Lente와 Rip (1998)은 유망기술을 기술적 약속(Technological Promise)과 연관 지어, 아직 실현되지 않았지만 미래 비전과 가능성을 통해 연구자와 자원을 끌어들이는 사회적 장치로 설명하였다.⁶⁾ Borup et al.(2006)은 이를 “기술적 이야기(Technological Narratives)”로 규정하며, 사회적 기대와 기술적 비전이 상호작용하면서 기술의 진화를 이끈다고 보았다.⁷⁾

또한, 유망기술은 종종 신흥기술(Emerging Technology)의 맥락에서 이해되었다. Konrad (2006)는 신흥기술이 실용화와 시장화 단계로 접어들며 사회적 기대와 경제적 잠재력을 기반으로 실제 성과를 만들어가는 과정을 강조하였다.⁸⁾ Rotolo et al. (2015)는 신흥 기술은 기술 발전의 초기 단계에서부터 상용화가 이루어지거나 상용화 가능성이 있는 기술로, 시장과 사회에서 빠르게 확산되고 있는 기술로 설명하였다.⁹⁾

기술적 영향과 가치 관점에서 Song et al.(2018)은 유망기술을 “다른 기술에 상당한 영향을 미치면서 동시에 시장의 요구에 대응할 수 있는 기술”로 정의하였고,¹⁰⁾ Kim and Geum(2024)은 이를 “급속한 성장과 높은 사회적이고 상업적 가치를 창출하는 핵심 기술(Key Technology)”로 다양한 연구에서 정의되고 있음을 설명하였다.¹¹⁾

일부 연구는 기술 융합과 공백의 측면에 주목한다. Cavaggioli.(2016)는 상이한 영역 간 경계를 허물며 나타나는 융합기술(Converging Technology)을 유망기술로 보았으며,¹²⁾ Cai et al.(2024)는 특정 기술 분야에서 미래 수요를 충족할 잠재력과 높은 기술 공백(Vacancy)을 특징으로 하는 기술을 유망기술로 정의하였다.¹³⁾ Jun et al.(2012) 역시 미래에 필요하지만 아직 개발되지 않은 기술을 “공백기술(Vacant Technology)”로 설명하였다.¹⁴⁾

유망기술의 다양한 개념과 정의가 그간의 연구에서 여러 가지로 혼재되어 왔고, Jee et al.(2022)는 유망기술에 대한 그간의 연구들을 분석하여 “Emerging, Converging, New, Key, Vacant, Outlier” 관점에서 정리한 바 있다.¹⁵⁾

6) Harro Van Lente & Arie Rip, “The rise of membrane technology: From rhetorics to social reality”, *Social Studies of Science*, Vol.28 No.2(1998), pp. 221-254.

7) Mads Borup et al., “The sociology of expectations in science and technology”, *Technology Analysis & Strategic Management*, Vol.18 No.3-4(2006), pp. 285-298.

8) Kornelia Konrad, “The social dynamics of expectations: The interaction of collective and actor-specific expectations on emerging technologies”, *Technology Analysis & Strategic Management*, Vol.18 No.3-4(2006), pp. 429-444.

9) Daniele Rotolo et al., “What is an emerging technology?”, *Research Policy*, Vol.44(2015), pp. 1827-1843.

10) Kisik Song et al., “Identifying promising technologies using patents: A retrospective feature analysis and a prospective needs analysis on outlier patents”, *Technological Forecasting and Social Change*, Vol.128(2018), pp. 118-132.

11) Jinhong Kim & Youngjung Geum, “Identifying promising technologies considering technology convergence: A patent-based machine-learning approach”, *IEEE Transactions on Engineering Management*, Vol.71(2024), pp. 15096-15109.

12) Federico Cavaggioli, “Technology fusion: Identification and analysis of the drivers of technology convergence”, *Technological Forecasting and Social Change*, Vol.109(2016), pp. 38-48.

13) Zhiguo Cai et al., “Patent Analysis for Identifying Core Technology and Forecasting Promising Technology in Medical Imaging Equipment”, *IEEE Transactions on Engineering Management*, Vol.71(2024), pp. 14375-14386.

14) Sunghae Jun et al., “Technology forecasting using matrix map and patent clustering”, *Industrial Management & Data Systems*, Vol.112 No.5(2012), pp. 786-807.

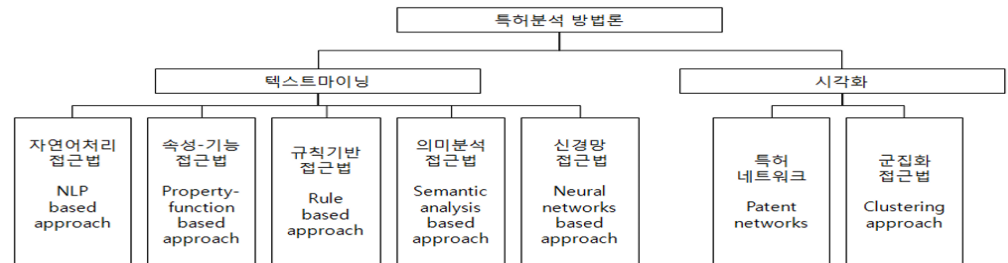
15) Jeonghun Jee et al., “Six different approaches to defining and identifying promising technology

이와 같이 유망기술은 불확실성 속의 성장 잠재성, 기술 간 융합성, 산업·사회적 파급력, 미래 필요성 등을 포괄하는 다차원적 개념으로 진화해왔다. 본 연구는 이러한 논의를 종합하여, 유망 기술을 “조기 식별 가능하며, 높은 불확실성을 지니면서도 성장성과 사회·경제적 파급력이 기대되는 기술”로 정의하고자 한다.

2.2. 특허 데이터 기반 분석 방법 및 유망기술 선행연구 동향

지식재산처(舊 특허청)는 2020년 지식재산연구원을 통해 “지식재산 빅데이터 분석 기반 조성 연구”를 수행하였으며, 해당 연구에서 특허 분석방법론을 크게 서지정보분석과 기술정보분석으로 나누어 소개하였으며, 특허 빅데이터 분석의 개선방향으로 특허의 사전정보(Ex ante information)로 예측기반 분석을 수행하여 특허의 미래 유망성을 예측하는 연구 동향과 사례를 소개하였고, 향후 AI기술의 발전에 따라 특허 빅데이터 분석 방법이 고도화할 것으로 예상하였다.¹⁶⁾

<그림1 특허분석 방법론의 분류, Abbas et al.(2014)>



출처: 지식재산 빅데이터 분석 기반 조성 연구(2020)

또한 특허 분석 방법론의 분류에 대해 <그림1>과 같이 크게 텍스트 마이닝 기법과 시각화 기법으로 분류한 Abbas et al.(2014)의 연구내용을 소개하였다.¹⁷⁾ Lin and Chou(2025)는 ‘AI Technique-Analytical Task Matrix’를 제시하여, AI 방법론과 특허 분석 과제의 대응 관계를 체계적으로 매핑하였고, 서지분석과 BERT 기반 임베딩·클러스터링을 적용하여 11개의 주제 영역을 도출한 바 있다.¹⁸⁾

특허 데이터 기반 유망기술 연구는 지난 20여 년간 데이터 활용의 확장과 분석방법의 고도화를 거치며 세 단계의 진화 과정을 보여왔다. 각 시기별 연구들은 활용 데이터의 성격과 분석기법의 발전 수준에 따라 서로 다른 접근 방식을 취해왔다. 다만, 외부 기술환경의 변화가 연구대상의 범위와 수준, 연구 방법 적용을 위한 환경구성의 용이성 등에 따라 일정한 시차를 두고 실제 연구 방법에 적용되어 왔음을 알 수 있다.

첫 번째 시기(2004~2011)는 통계·시계열 및 네트워크 분석이 정립된 시기로, 특허서지 및 인용정보를 활용하여 유망기술을 계량적으로 식별하려는 초기 시도가 이루어졌다. Daim et

through patent analysis”, *Technology Analysis & Strategic Management*, Vol.34 No.8(2022), pp. 961-973.

16) 정찬식·김혁준, “지식재산 빅데이터 분석 기반 조성 연구”, 한국지식재산연구원, 2020, 1-103면.

17) Assad Abbas et al., “A literature review on the state-of-the-art in patent analysis”, *World Patent Information*, Vol.37(2014), pp. 3-13.

18) Tzu-Yu Lin & Li-Chieh Chou, “A systematic review of artificial intelligence applications and methodological advances in patent analysis”, *World Patent Information*, Vol.82(2025), Article No. 102383.

al.(2006)은 특허 분석과 서지계량 데이터를 통합하여 연료전지, 식품안전, 광저장 기술을 사례로 성장곡선, 시나리오 기법, 유추 분석 등을 결합한 기술예측 프레임워크를 제시하였다. 이 연구는 기술 생애주기의 등장 및 확산 단계를 조기에 식별할 수 있는 통합적 접근법의 유용성을 실증적으로 제시하였다.¹⁹⁾ Cozzens et al.(2010)은 Emerging Technology의 개념을 계량적으로 정의하고, 논문·특허·연구비 데이터를 활용해 신흥기술을 조기에 식별하는 방법론을 제시하였다.²⁰⁾ 이 시기의 연구들은 특허데이터의 계량적 예측 가능성을 보여주었으나, 개별 기법 중심의 접근이 주를 이루어 서로 다른 분석방법 간의 구조적 연계나 다층적 분석체계로 발전한 사례는 상대적으로 드물었고, 특허데이터 분석의 정태적 계량분석 시기로 볼 수 있다.

두 번째 시기(2012-2017)는 특허 텍스트 데이터를 가공 및 활용하는 수준이 단어수준을 넘어 문장 및 구조적 분석을 위한 자연어처리(NLP)가 본격적으로 사용되고, 머신러닝과 군집화 기법이 결합된 연구 방법이 본격적으로 사용된 시기이다. Yoon & Kim(2012)은 자연어 처리기술을 활용하여 SAO(주어-행위-목적어) 구조를 추출한 뒤, 시맨틱 분석과 이상치 탐지(Outlier Detection)를 결합하여 신흥기술 신호를 자동 식별하였고,²¹⁾ Segev & Kantola (2012)는 특허를 벡터화(TF-IDF/문맥추출)하고 비지도 학습방법인 Self-Organizing Map(SOM)과 결합하여 특허 간 유사성 매핑 및 기술 트렌드를 식별하였다.²²⁾ 이들 연구는 2012년을 기점으로 텍스트의 구조분석 및 의미화와 비지도학습 기반 분석이 본격적으로 활용된 대표적 사례들로 평가되며 이 시기의 연구들은 통계·네트워크 중심 분석에서 발전하여 의미기반·동적탐지(Semantic and Dynamic Detection)로 전환된 단계라 할 수 있다.

세 번째 시기(2018-2024)는 딥러닝과 트랜스포머 기반 언어모델의 확산으로, 특허 문헌의 문맥적 의미를 반영한 지능형 분석이 본격적으로 시도된 시기이다. 기존 통계 또는 네트워크 분석이나 단어 수준의 기술 분석 접근에서 벗어나, 딥러닝 기법을 본격적으로 사용하고 문맥적 의미 분석을 통한 정교한 유망기술 탐지로 연구가 확장되는 시기로 볼 수 있다. Lee et al.(2018)은 특허지표를 활용하여 신흥기술을 조기에 식별하기 위한 신경망 기반 접근을 제시하였다. 이 연구는 다층 퍼셉트론(Multilayer feed-forward neural network)을 사용하여 특허지표 간의 비선형 관계를 학습한 연구로써 딥러닝 연구 방법의 도입 초기 시도로 볼 수 있다.²³⁾ 언어모델의 대중화를 이끈 GPT와 BERT가 2018년 공개되었음에도 불구하고, 본 연구 대상 논문에서는 언어모델을 연구 방법에 적용한 최초의 사례는 Kim et al.(2022) 연구로, 특허의 정량정보와 텍스트를 DeepInsight 알고리즘으로 이미지화하고 BERT 임베딩과 CNN 기반 학습모형을 결합한 기술이전 예측 모델을 제시하였다.²⁴⁾ 뒤이어 Song et al.(2023)은 특허 문헌의 문맥적 의미 정보를 보다 정밀하게 분석하기 위해 트랜스포머 기반 언어모델 BERT를 활용하고, 이를 이용해 기술 특성을 의미 기반의 벡터로 변환하고 기술간 유사도를 계산한 뒤 유망 기술 주제를 자동 식별하는 프레임워크를 제안하였다.²⁵⁾ 이와 같이 특허 데이터 기반 유망기술 연구에서는 언

19) Tugrul U. Daim et al., "Forecasting emerging technologies: Use of bibliometrics and patent analysis", *Technological Forecasting and Social Change*, Vol.73 No.8(2006), pp. 981-1012.

20) Susan Cozzens et al., "Emerging technologies: quantitative identification and measurement", *Technology Analysis & Strategic Management*, Vol.22 No.3(2010), pp. 361-376.

21) Janghyeok Yoon & Kwangsoo Kim, "Detecting signals of new technological opportunities using semantic patent analysis and outlier detection", *Scientometrics*, Vol.90 No.2(2012), pp. 445-461.

22) Aviv Segev & Jussi Kantola, "Identification of trends from patents using self-organizing maps", *Expert Systems with Applications*, Vol.39 No.18(2012), pp. 13235-13242.

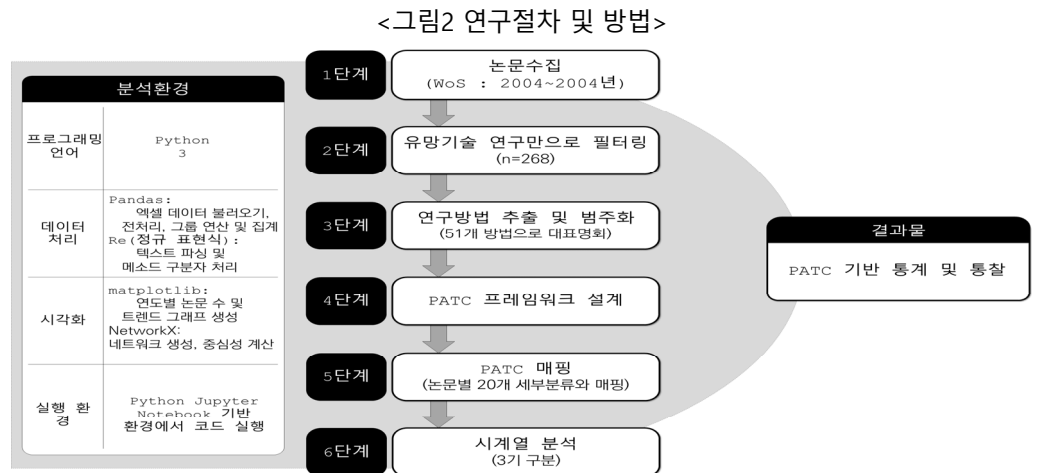
23) Changyong Lee et al., "Early identification of emerging technologies: A machine learning approach using multiple patent indicators", *Technological Forecasting and Social Change*, Vol.127(2018), pp. 291-303.

24) Youngho Kim et al., "Technology commercialization activation model using imagification of variables", *Applied Sciences*, Vol.12 No.16(2022), Article No. 7994.

어모델 기반 연구기법이 실제 분석 방법으로 확산되기까지 약 3~4년의 시차가 존재하였다. 이는 특허텍스트의 도메인 특화 언어(Domain-specific language)와 긴 문장구조, 전문용어의 복잡성 및 적합한 연구환경 구축 등으로 인해 사전학습 언어모델의 적용에 어려움이 있었기 때문으로 판단된다. 결국, 딥러닝 및 언어모델 기반의 연구 방법의 출현은 기존의 통계·네트워크 중심 분석에서 벗어나, 비정형 특허텍스트의 문장 수준 의미를 반영한 의미기반 탐지로 확장되었으며, 기술 예측 연구가 AI 기반 통합 분석 단계로 전환되고 있음을 보여준다.

3. 연구절차 및 방법

본 연구에서 수행한 연구 절차 및 방법은 <그림2>와 같다.



3.1. 데이터 수집 및 분석대상 선정

본 연구에서는 특허 데이터 분석 기반의 유망기술 연구의 글로벌 동향을 파악하기 위해 Web of Science에서 아래와 같은 검색식을 통해 2004년부터 2024년까지 논문을 수집하였다.(검색 및 데이터 다운로드 일자 : 2025. 4. 30)

patent and (forecasting or identifying or predicting) and ("promising technolog*" or "emerging technolog*" or "new technolog*" or "key technolog*" or "vacant technolog*" or "outlier technolog*" or "converg* technolog*") (제목) or patent and (forecasting or identifying or predicting) and ("promising technolog*" or "emerging technolog*" or "new technolog*" or "key technolog*" or "vacant technolog*" or "outlier technolog*" or "converg* technolog*") (초록) and Article (문서 유형)

“제목”과 “초록”은 연구의 핵심 주제와 연구 목적이 명시적으로 드러나는 대표 필드로써 연구 주제가 특허를 활용한 유망기술 연구임이 명확하게 제목 또는 초록에 기재한 논문만을 수집하였고, 이에 해당되지 않는 논문은 제외하였다.

25) Bowen Song et al., “Identification of emerging technology topics (ETTs) using BERT-based model and sematic analysis: A perspective of multiple-field characteristics of patented inventions (MFCOPIs)”, *Scientometrics*, Vol.128 No.11(2023), pp. 5883-5904.

이에 따라, 특허데이터 분석 기반을 전제로 하는 “patent” 키워드와 더불어 유망기술을 나타내는 주요 개념어를 2.1절의 선행연구 고찰을 통해 선정한 키워드(“promising”, “emerging”, “key”, “vacant”, “outlier”, “converging”)와 기술예측을 나타내는 행위어(“forecasting”, “identifying”, “predicting”)를 OR 연산으로 조합하여 “제목” 및 “초록” 필드에 적용하였다.

1차 검색을 통해 출판된 382편의 논문을 수집한 뒤, 2명의 연구자가 직접 연구의 핵심 목적과 주제가 “특허 데이터를 활용한 유망기술 확인 또는 예측”에 해당하는 논문인지를 직접 판별하여 연구 관련성이 높은 268편을 분석 대상으로 최종 선정하였다.

3.2. 연구 방법 추출 및 범주화

본 연구는 분석 대상 268편 논문의 연구 방법 단락을 대상으로 연구 방법(Method), 사용목적(Objective), 사용데이터(Data)를 체계적으로 추출하였다. 초기 단계에서는 연구자마다 상이한 방식의 연구 방법 표기 등으로 인해 텍스트 마이닝 기법을 적용하여 연구 방법 관련 구문 및 표현을 후보군으로 식별하였으나, 자동화 절차만으로는 연구 방법 분류의 완전성과 정확성을 확보하기 어려웠다. 이에 따라 1차 텍스트 마이닝된 결과를 연구자들이 전수 검토(Full manual validation) 및 교차검증과 합의 절차를 거쳐 각 논문의 연구 방법·목적·사용데이터를 직접 확인하고 10개 분야 51개 대표 연구 방법 명칭에 매핑하였고, 그 결과는 <표1>과 같다. 이때 유사 연구 방법(예: “text mining”, “data mining”, “text feature mining”)을 하나의 대표적 명칭(“Text Processing & Mining”)으로 매핑하되, 해당 방법군의 목적과 기능을 포함하면서 타 방법론과 명확히 구분 가능한 명칭을 채택하였다. 이러한 명칭은 표현의 일반성과 방법론의 구분 가능성 간의 균형을 고려하여 구성하였으며, 가급적 선행연구 등에서 사용한 명칭과 유사하게 부여하여 연구자들이 쉽게 이해할 수 있도록 하였다. 이러한 과정을 통해 향후 연구 방법 분석의 용이성과 데이터의 신뢰성 및 일관성을 확보하고자 하였다.

<표1 연구 방법 명칭에 대한 분류 및 대표연구방법명>

분야	대표연구방법명
텍스트 처리 및 마이닝 분야	Text Processing & Mining, Semantic Analysis, Keyword Term Extraction, N-gram Linguistic Analysis, Term Frequency Analysis, Co-occurrence Word Network Analysis
토픽 모델링 및 임베딩 분야	Topic Modeling - Latent Methods, Topic Modeling - Advanced Methods, Word Embedding Vector Methods, Transformer-based Language Models, Natural Language Processing Techniques
네트워크 분석 분야	Citation Network Analysis, Bibliometric Network Analysis, Social Network Analysis, Network Centrality Structure Analysis, Network Community & Modularity Analysis, Knowledge Graph Advanced Network
기계학습 및 딥러닝 분야	Traditional Machine Learning, Tree-based Ensemble Methods, Ensemble Learning Techniques, Deep Learning Neural Networks
클러스터링 및 차원축소 분야	Clustering - Partitioning Methods, Clustering - Density Hierarchical, Clustering - General Text, Similarity Distance Metrics, Dimensionality Reduction - Linear, Dimensionality Reduction - Nonlinear, Self-Organizing Topographic Maps
회귀분석 및 통계분야	Regression - Linear Models, Regression - Generalized Models, Regression - Advanced Models, Time Series Analysis & Forecasting, Statistical Hypothesis Testing, Statistical Methods

의사결정 및 전문가 평가 분야	Multi-Criteria Decision Analysis, Weighting Scoring Methods, Expert-Based Research Methods
기술분석 및 예측 분야	Technology Growth Diffusion Models, Patent-Specific Classification Analysis, Patent Performance Quality Analysis, Technology Management Roadmapping, Technology Assessment Forecasting
기회발견 및 특화분석 분야	Innovation Opportunity Analysis, Cross-Impact Convergence Analysis, Technology Opportunity Mapping, Visualization Mapping Techniques, Patent Trend Landscape Analysis, Outlier Detection Novelty Analysis, Main Path Citation Flow Analysis
연관규칙 및 시뮬레이션 분야	Association Rule Mining Methods, Simulation-based Analysis

* 상세내용은 Appendix 1(연구 방법의 범주화를 위한 분류체계 및 매핑 테이블) 참조

논문의 연구 방법을 대표 연구 방법명으로 매핑하고 정제한 뒤, 분석을 위한 PATC 프레임워크 분류들과의 매핑은 Python 기반의 자동화된 방식을 사용하여 매핑-검증과 분석을 진행하였으며, PATC 세부 분류를 부여할 경우 한 논문에는 동일한 세부 분류를 한번만 부여하였다.

3.3. 분석 시기

본 연구에서는 분석 대상 논문들을 기술적 패러다임의 변화와 연구 방법론의 발전 양상을 종합적으로 고려하여 기준으로 세 개의 시기로 구분하였다.

첫째, 1기(2004~2011)는 통계 및 네트워크 분석이 주요 연구 방법으로 활용된 시기로, 초기 빅데이터 개념이 학계에 부상하던 시기이다. 이 시기 연구들은 주로 기술 동향 파악과 지식 구조 탐색을 위해 통계적 기법과 네트워크 분석 도구를 적용하였으며, 데이터 기반 분석의 기반을 마련하였다.

둘째, 2기(2012~2017)는 머신러닝 및 임베딩 기법이 본격적으로 도입되면서 자연어 처리 기법의 적용이 가속화된 시기이다. AlexNet(2012)과 Word2Vec(2013)의 등장은 딥러닝과 자연어 처리 기술도입을 가속화 하였고, 특히 단어 임베딩(Word embedding)과 같은 표현 학습 기법이 연구 방법론에 통합되면서 특허 및 문헌 텍스트의 의미적 분석이 가능해졌다. 이로 인해 기존 빈도 중심 분석에서 벗어나, 문맥 기반 의미 추론과 군집화가 가능해졌다는 점에서 중요한 전환기를 이룬다.

셋째, 3기(2018~2024)는 2018년 GPT와 BERT를 시작으로 트랜스포머 기반의 언어모델이 본격적으로 공개·사용되기 시작한 시기로써, 본격적인 특허 데이터의 다양한 맥락을 언어모델로 해석하고 활용하며 기술 전략적 인사이트가 확산된 시기이다. 딥러닝 신경망(Deep Learning Neural Networks)과 트랜스포머(Transformer)-기반 언어모델은 자연어 처리 성능을 비약적으로 향상시켜, 대규모 특허 데이터에서 정교한 기술 예측, 트렌드 분석, 전략적 의사결정 지원이 가능해졌다. 이에 따라 연구 방법론은 단순 분석을 넘어, 산업 및 정책 차원의 전략 수립에 기여하는 방향으로 진화하였다.

시기별 연구 방법의 구분은 본 연구가 다루는 분석 대상의 특성을 더욱 명확히 이해할 수 있게 하며, 기술 변화와 연구 방법론 간의 상호작용을 체계적으로 고찰하는 기반을 제공한다.

3.4. PATC 분석 프레임워크

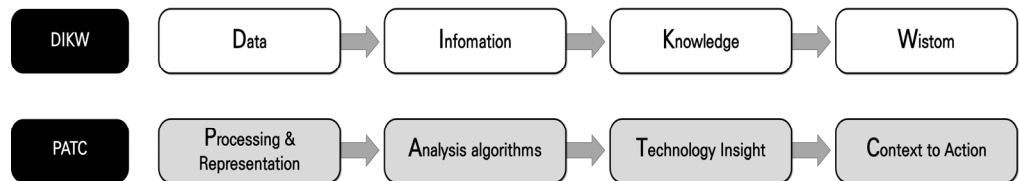
3.4.1. PATC 분석 프레임워크의 타당성

다음단계로 연구 방법을 체계적으로 분류하고 시대별 기술 흐름을 분석·비교하기 위해, 본 연구에서는 PATC 분석 프레임워크를 제안한다.

PATC 분석 프레임워크는 특히 데이터 기반의 유망기술 연구 방법을 데이터 처리-분석-통찰-실행의 단계로 체계화하기 위해 고안되었다. 이 프레임워크의 이론적 정당성은 다음과 같은 학술적 기반에 의해 뒷받침된다.

Ackoff(1989)에 의해 명확히 제시된 바 있는 DIKW 모델(Data-Information-Knowledge-Wisdom)은 정보과학과 지식경영 분야에서 이론 틀로 활용되어 왔다. DIKW는 원천 데이터(Raw data)가 맥락을 갖춘 정보(Information)로 조직되고, 이를 토대로 의미 있는 지식(Knowledge)과 실천적 지혜(Wisdom)로 발전한다는 가치 상승 구조를 설명한다.²⁶⁾ PATC의 P(Preprocessing & Representation), A(Analysis algorithms), T(Technology Insight), C(Context to action)는 각각 DIKW의 Data, Information, Knowledge, Wisdom, 단계와 구조적으로 대응한다. Shaik et al.(2024)은 스마트 헬스케어에서 다중 모드 의료 데이터 융합을 위한 DIKW 모델 기반의 포괄적인 접근 방식을 제시한 바 있고,²⁷⁾ Xiaomin Shen 등(2023)은 간세포암(HCC) 진단에서 인공지능(AI)의 활용을 DIKWH(Data, Information, Knowledge, Wisdom, and Health) 프레임워크로 확장하여 기존 연구들을 분류 비교하였다.²⁸⁾

<그림3 연구절차 및 방법>



또한, KDD (Knowledge Discovery in Databases) 프로세스(Fayyad et al., 1996)는 데이터 선택, 전처리, 변환, 마이닝, 평가 단계를 거쳐 지식을 발견하는 과정을 규정하였다.²⁹⁾ KDD가 지식 발견까지를 다루는 과정은 PATC의 P-A-T까지 과정과 유사하나, PATC는 기술예측 및 정책적 활용(Context to action)까지 다루고 있다.

<표2 DIKW vs PATC 비교>

구분	DIKW	PATC
설계 목적	정보 흐름 또는 지식 발견 프로세스 일반화	특허 기반 기술연구 방법론의 구조화
적용 대상	일반 데이터 처리 또는 데이터베이스 기반 지식 발굴	특허 텍스트, 네트워크, 기계학습 등 복합 연구 방법

26) Russel L. Ackoff, "From Data to Wisdom: Presidential Address to ISGSR", *Journal of Applied Systems Analysis*, Vol.16 No.1(1989), pp. 3-9.

27) Thanveer Shaik et al., "A survey of multimodal information fusion for smart healthcare: Mapping the journey from data to wisdom", *Information Fusion*, Vol.102(2024), pp. 1-18.

28) Xiaomin Shen et al., "Revisiting artificial intelligence diagnosis of hepatocellular carcinoma with DIKWH framework", *Frontiers in Genetics*, Vol.14(2023), pp. 1-12.

29) Usama Fayyad et al., "Knowledge Discovery and Data Mining: Towards a Unifying Framework", *KDD*, Vol.96(1996), pp. 82-88.

분류 체계	데이터→정보→지식→행동	전처리(P)→분석(A)→기술통찰(T)→실행전략(C)
세부 분류	없음	총 20개의 세부 연구 방법(Sub-category) 포함
확장성	지식관리의 일반론적 사용 가능	최신 기술 반영과 기술기획, 전략수립, 정책지원 등 실무 활용가능

<그림3>과 <표2>를 통해 DIKW와 KDD를 PATC와 비교. 분석하면 단순한 임의의 분류체계가 아니라, DIKW의 인지적 구조와 KDD의 데이터 마이닝 절차와 같은 기존 학술적 논의에 근거를 둔 체계임을 알 수 있다. 따라서 본 연구가 제안하는 PATC 프레임워크는 특히 데이터 기반 연구의 실제 분석 흐름에 맞게 이 과정을 기능적으로 재구조화하였으며, DIKW의 4가지 지식 생성 단계를 넘어 AI, 임베딩 등 최신 기법까지 아우르는 20개의 세부 분류를 통해 보다 구체적인 특허 데이터 기반 유망기술 연구에 특화된 분석체계이다.

3.4.2. PATC 분석 프레임워크 구조

PATC는 Preprocessing & Representation(P)-Analysis Algorithms(A)-Technology Insight(T)-Context to action(C)의 네 단계로 구성되며, 데이터에서 전략적 실행에 이르는 분석의 전 과정을 포괄하도록 설계하였다. 각 단계는 분석 목적, 데이터 처리 수준, 산출물의 성격에 따라 구분되며, 이러한 기준은 서로 유사한 기법 간에도 명확한 역할 상의 차이를 갖도록 하였다.

첫째, P (Preprocessing & Representation) 단계는 특허 데이터를 분석 가능한 형태로 가공하는 과정이다. 텍스트 정제, 키워드 추출, 토픽 모델링, 임베딩 등 전처리 기법을 통해 비정형 특허 데이터를 구조화된 분석 대상으로 변환한다. 이 단계는 데이터의 형태적 표현을 변환하는 목적을 가지며, 텍스트 처리(P-TXT), 임베딩(P-VEC), 분류기반(P-CODE), 의미기반(P-SEMT), 차원축소(P-REDU) 등 데이터 표현 방식의 차이를 기준으로 세분화된다.

둘째, A (Analysis Algorithms) 단계는 가공된 데이터에 통계, 네트워크 분석, 머신러닝, 자연어처리 등 다양한 알고리즘을 적용하는 과정이다. 이 단계의 구분 기준은 분석 목적과 계산 구조에 있다. 예를 들어, 네트워크 분석(A-NET)은 요소 간 관계구조의 연결성 분석을, 군집화 분석(A-CLST)은 데이터 간 유사성 기반의 집단화를 목표로 한다. 또한, 최신 연구동향을 반영하여 학습 기반 예측기법(A-ML, A-DL)을 전통적 분석기법(A-STAT, A-NET, A-CLST)과 구분하였다.

셋째, T (Technology Insight) 단계는 분석 결과를 종합해 기술적 의미를 해석·모델화하는 단계이다. 본 단계의 세부분류는 연구 방법의 통찰 초점에 따라 구분되었다. 예를 들어, 신기술(T-NEW)은 새롭게 부상하는 기술혁신을 탐지하는 것을, 기술공백(T-VAC)은 기술발전의 미개척 영역을 탐색하는 것을 목적으로 한다. 즉, 두 분석은 데이터 입력 형태가 유사하더라도 탐색의 방향성이 다르다. 이 밖에도 기술연계(T-LINK), 기술경쟁력(T-IND), 경로분석(T-PATH)은 분석의 대상(관계·성과·경로) 차이에 따라 구분된다.

넷째, C (Context to action) 단계는 기술적 통찰을 정책적·전략적 맥락에 적용하는 단계로, 분석 결과가 실제 의사결정과 행동전략으로 전환되는 것을 목표로 한다.

본 단계는 활용 목적의 범위를 기준으로, 기술조망(C-DESC), 기술기회포착(C-MAP), 의사결정지원(C-DECIS), 기술로드맵(C-PLAN)으로 구분하였다.

마지막으로, 시각화 도구(V-VMT)는 P-A-T-C 어느 단계에도 속하지 않는 독립적 보조 기능으로, 분석 결과를 직관적으로 표현하고 패턴 인식을 지원하는 목적에서 별도의 세부분류로

구분하였다. 이러한 분류 체계는 분석기법 간 유사성을 최소화하고, 각 연구 방법이 유망기술 예측 프로세스 내에서 담당하는 역할적 차이를 명확히 하는 것을 목표로 한다.

<표3 PATC 프레임워크>

축	세부분류	연계 대표연구방법명
P – Preprocessing & Representation (Data: 원시 특허 데이터를 분석 가능한 표현으로 변환)	P-TXT (텍스트 처리)	Keyword Term Extraction, N-gram Linguistic Analysis, Natural Language Processing Techniques, Term Frequency Analysis, Text Processing Mining, Topic Modeling - Latent Methods, Topic Modeling - Advanced Methods,
	P-VEC (임베딩 분석)	Transformer-based Language Models, Word Embedding Vector Methods
	P-CODE (분류코드 분석)	Patent-Specific Classification Analysis
	P-SEMT (의미기반 분석)	Co-occurrence Word Network Analysis, Knowledge Graph Advanced Network, Semantic Analysis
	P-REDU (차원축소)	Dimensionality Reduction - Linear, Dimensionality Reduction - Nonlinear
A – Analysis Algorithms (Information: 가공된 데이터에 적용하는 핵심 기법)	A-STAT (통계 분석)	Regression - Advanced Models, Regression - Generalized Models, Regression - Linear Models, Statistical Hypothesis Testing, Statistical Methods, Technology Growth Diffusion Models, Time Series Analysis Forecasting
	A-NET (네트워크 분석)	Bibliometric Network Analysis, Citation Network Analysis, Network Centrality Structure Analysis, Network Community Modularity Analysis, Social Network Analysis
	A-ML (머신러닝)	Ensemble Learning Techniques, Traditional Machine Learning, Tree-based Ensemble Methods
	A-DL (딥러닝)	Deep Learning Neural Networks
	A-CLST (군집화 분석)	Clustering - Density Hierarchical, Clustering - General Text, Clustering - Partitioning Methods, Self-Organizing Topographic Maps, Similarity Distance Metrics
T – Technology Insight (Knowledge: 기술적 의미 해석·분석 모델화)	T-NEW (신기술)	Outlier Detection / Novelty Analysis
	T-VAC (공백기술)	Innovation Opportunity Analysis
	T-LINK (기술연계성)	Association Rule Mining Methods, Cross-Impact Convergence Analysis
	T-IND (기술경쟁력)	Patent Performance Quality Analysis
	T-PATH (기술경로)	Main Path Citation Flow Analysis

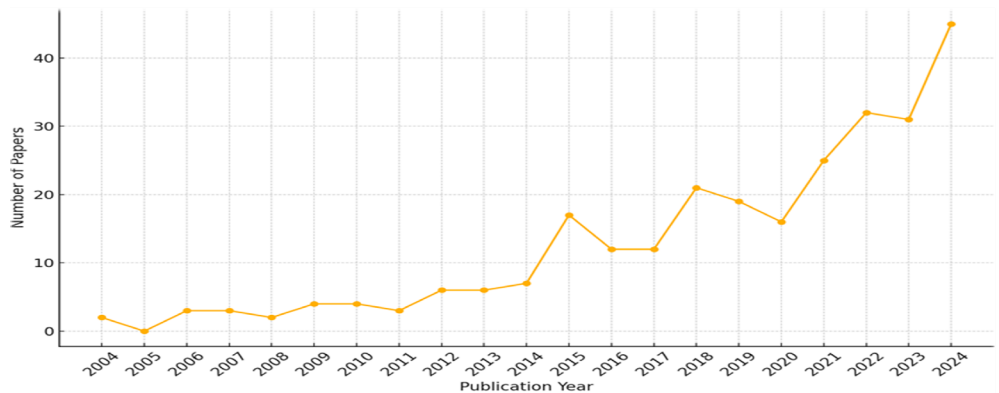
C – Context to Action (Wisdom : 결과의 의도된 사용 및 전략실행)	C-DESC (기술조망)	Patent Trend Landscape Analysis, Technology Assessment Forecasting
	C-MAP (기술기회포착)	Technology Opportunity Mapping
	C-DECIS (의사결정지원)	Expert-Based Research Methods, Multi-Criteria Decision Analysis, Simulation-based Analysis, Weighting Scoring Methods
	C-PLAN (기술로드맵)	Technology Management Roadmapping
Visualization (시각화 도구)	V-VMT (시각화)	Visualization Mapping Techniques

4. 연구결과

4.1. 특허데이터 기반 유망기술 연구 논문 수 추이

<그림4>는 특허 데이터 기반의 유망기술 연구에 관한 논문 268건에 대한 출판연도별 동향을 나타낸다. 초기에는 관련 연구가 미미하였으나, 2015년을 기점으로 논문 수가 급격히 증가하는 추세를 보이고 있다. 특히 2021년 이후에는 매년 25편 이상의 논문이 발표되어 특허 기반의 기술 분석에 대한 학술적 관심이 증대되고 있는 것으로 판단된다.

<그림4 연도별 논문 수>



<표4 시기별 논문 수 및 비중>

시기	논문 수	비중(%)
1기(2004-2011)	20	7.46
2기(2012-2017)	60	22.38
3기(2018-2024)	188	70.15

이를 본 연구의 분석기준 시기에 맞춰 비중과 함께 표로 나타내면 <표4>와 같다. 1기는 통계 분석이 주를 이루던 시기로 관련 연구의 수가 상대적으로 낮은 비중을 나타내고 있으며 특허 기반 데이터를 단순 통계와 네트워크 지표를 통해 구조적으로 파악하는 초기 단계의 접근이 중심이었다. 2기에는 특허텍스트에 대한 정량적 분석이 본격적으로 확산되는 시기로, 머신러닝 등 기계학습적 방법이 결합되면서 특허 데이터로부터 의미 있는 그룹화와 패턴 발견을 시도하는

연구가 활발히 전개되었고 이로 인한 연구의 확산이 나타났다. 3기에는 토픽 모델링 등 분석기법이 본격적으로 확산되고, Transformer 기반의 언어 모델과 최신 자연어처리 기법의 발전과 맞물려 단순 기술동향 파악을 넘어 전략적인 기술 인사이트 도출에 관한 연구가 본격화한 것으로 이해할 수 있다.

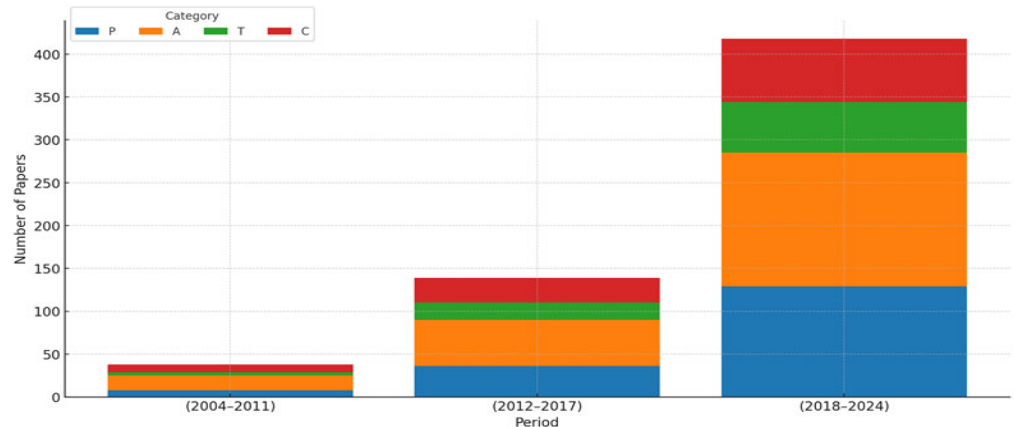
4.2. PATC 대분류 기준 분석

분석대상 논문 268편의 연구 방법을 본 연구의 분석 프레임워크인 PATC 프레임워크에 맞춰 매핑하고, 시기별 연구 방법의 변화를 살펴보면 <표5>와 <그림5>와 같다.

<표5 PATC 대분류 기준 시기별 논문 수>

시기	P 논문 수	A 논문 수	T 논문 수	C 논문 수
1기(2004-2011)	8	17	4	9
2기(2012-2017)	36	54	20	29
3기(2018-2024)	129	156	59	74

<그림5 PATC 대분류기준 시기별 연구 방법 추세>



분석 결과, PATC 프레임워크의 대분류 축인 P(Preprocessing & Representation), A(Analysis Algorithms), T(Technology Insight), C(Context-to-action)의 활용 양상은 세 시기를 거치며 뚜렷한 변화를 보였다.

1기(2004-2011)에서는 A와 C의 활용 비중이 상대적으로 높게 나타났으며, 이는 특허데이터의 전처리를 통한 다양한 해석보다는 소량의 데이터를 특정한 목적에 맞추어 알고리즘으로 분석하고, 그 결과를 활용한 것을 의미한다. 이 시기에는 특허 데이터에 대한 전처리(P)가 단순 키워드 추출에 머물러 있었으며, 분석 결과 역시 산업·기술 동향 파악 수준에 국한되었다.

2기(2012-2017)에는 P와 A가 모두 큰 폭으로 증가하였다. 특히 텍스트 마이닝과 임베딩 기법의 활용이 확산되면서, 데이터 표현 단계에서의 고도화가 이루어졌다. 동시에 머신러닝 기반 분석과 군집화 기법이 보편화되어, 특허 데이터를 통한 구조적 패턴 발견과 예측이 연구의 주요 흐름으로 자리 잡은 것으로 파악된다.

3기(2018-2024)에 들어서는 P와 A가 압도적으로 증가하였으며, T와 C 역시 꾸준히 성장세를 보였다. 특히, 트랜스포머 기반 언어모델을 활용한 고도화된 전처리와 토픽 모델링 및 딥러

닝 기반 분석이 확산되는 것으로 분석된다. 이 시기 연구는 단순 동향 분석을 넘어 정책적·산업적 의사결정 지원을 목표로 하면서, 전략적 인사이트 도출 관련 연구 방법의 사용이 증가하고 있음을 확인할 수 있다.

종합적으로, PATC 대분류 기준에서 ‘P(전처리·표현)’와 ‘A(분석)’의 급격한 확대는 연구 방법론의 기술적 성숙을 반영하며, T(기술통찰)와 C(전략적 활용)의 동반 성장은 연구 결과가 학문적 차원을 넘어 실제 기술 전략과 정책 결정 과정에 기여에 관한 연구가 증가하고 있음을 보여준다.

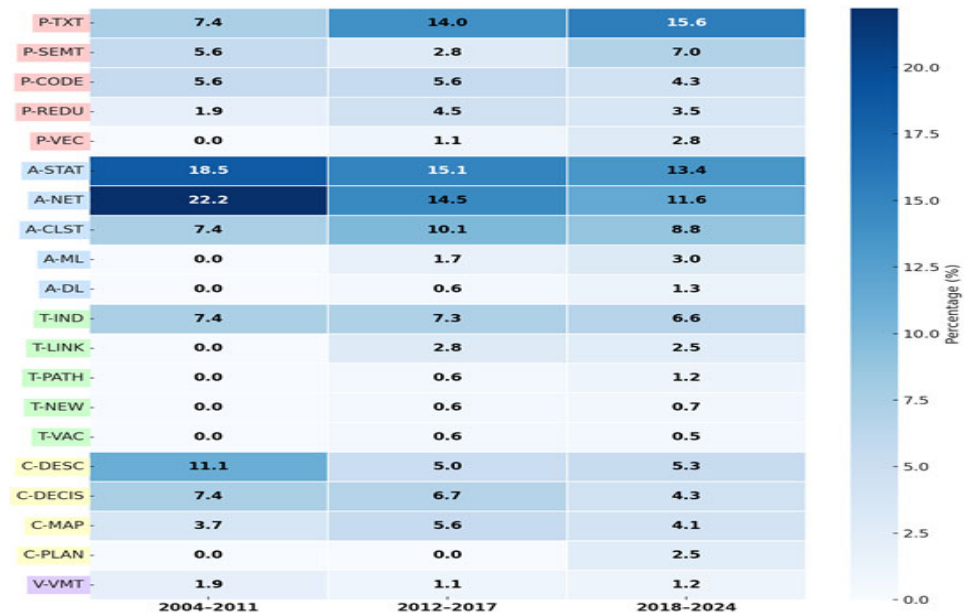
4.3. PATC 세부분류 기준 분석

시기별 연구 방법의 변화와 추세를 상세적으로 분석하기 위해서 PATC 분석 프레임워크의 20개 세부 분류(Sub-category) 기준에 따라, 시기별로 연구 방법이 논문에서 사용한 횟수와 기간별 비중을 분석하면 <표6>과 같고 이를 히트맵으로 나타내면 <그림6>과 같다. 각 시기별 연구는 데이터 전처리, 분석 알고리즘, 기술 인사이트, 실행 맥락으로 이어지는 PATC 과정에서 시기별 특징 및 발전 경향을 나타내었다.

<표6 PATC 세부분류 기준 시기별 논문 비중 및 논문 수>

PATC 세부분류	1기(2004-2011)		2기(2012-2017)		3기(2018-2024)	
	비중(%)	논문수	비중(%)	논문수	비중(%)	논문수
P-TXT	7.41%	4	13.97%	25	15.56%	94
P-SEMT	5.56%	3	2.79%	5	6.95%	42
P-CODE	5.56%	3	5.59%	10	4.30%	26
P-REDU	1.85%	1	4.47%	8	3.48%	21
P-VEC	0.00%	0	1.12%	2	2.81%	17
A-STAT	18.52%	10	15.08%	27	13.41%	81
A-NET	22.22%	12	14.53%	26	11.59%	70
A-CLST	7.41%	4	10.06%	18	8.77%	53
A-ML	0.00%	0	1.68%	3	2.98%	18
A-DL	0.00%	0	0.56%	1	1.32%	8
T-IND	7.41%	4	7.26%	13	6.62%	40
T-LINK	0.00%	0	2.79%	5	2.48%	15
T-PATH	0.00%	0	0.56%	1	1.16%	7
T-NEW	0.00%	0	0.56%	1	0.66%	4
T-VAC	0.00%	0	0.56%	1	0.50%	3
C-DESC	11.11%	6	5.03%	9	5.30%	32
C-DECIS	7.41%	4	6.70%	12	4.30%	26
C-MAP	3.70%	2	5.59%	10	4.14%	25
C-PLAN	0.00%	0	0.00%	0	2.48%	15
V-VMT	1.85%	1	1.12%	2	1.16%	7

<그림6 PATC 세부분류 시기별 논문 비중, 히트맵>



1기(2004-2011)는 A-NET(네트워크, 22.2%)과 A-STAT(통계, 18.5%)이 가장 높은 비중을 차지하였으며, 이는 통계적 기법과 네트워크 분석에 기초한 연구가 해당 시기 특허 분석의 주류를 이루었음을 보여준다. 또한 C-DESC(기술조망, 11.1%)와 T-IND(기술경쟁력, 7.4%)가 상대적으로 높은 비중을 차지하여, 연구가 주로 기술 현황 설명과 기술 동향 파악에 집중되었음을 확인할 수 있다.

반면, 데이터 전처리(P) 관련 기법은 P-TXT(텍스트처리, 7.4%)와 P-SEMT(의미기반, 5.6%) 및 P-CODE(분류, 5.6%)가 주로 사용되고, 텍스트 마이닝이나 임베딩과 같은 고도화된 표현 기법은 아직 본격적으로 도입되지 않은 초기 단계였음을 시사한다.

2기(2012-2017)에는 여전히 A-STAT(통계, 15.1%)과 A-NET(네트워크, 14.5%)이 주요 분석 방법으로 활용되었으나, P-TXT(텍스트처리, 14.0%)와 A-CLST(군집화, 10.1%)의 비중이 증가하면서, 텍스트 마이닝과 군집화 기반 분석이 본격화되었다. 동시에 A-ML(머신러닝, 1.7%)과 P-VEC(임베딩, 1.1%)이 등장하여 임베딩 기반 기법과 머신러닝 연구 방법의 초기 적용이 확인되었다. 이 시기 연구는 단순한 기술 설명을 넘어, 특허 데이터의 구조적 패턴 발견과 그룹화에 초점이 맞추어졌다. C-MAP(기술기회, 5.6%)과 같은 지표 기반 분석의 확대는 분석 결과를 다양한 지표를 활용하여 기술에 대한 경쟁력을 분석하려는 시도가 강화되었음을 보여준다.

3기(2018-2024)는 PATC 세부 분류 전반에서 새로운 전환점을 보여준다. P-TXT(텍스트처리, 15.6%)와 함께 P-SEMT(의미기반, 6.9%) 및 P-VEC(임베딩, 2.8%)의 비중이 증가하여, 전처리 단계에서 트랜스포머 기반 임베딩 및 의미기반 분석이 본격적으로 도입되었음을 알 수 있다. 분석 알고리즘 측면에서는 A-STAT(통계, 13.4%)과 A-NET(네트워크, 11.7%)이 여전히 중요한 역할을 유지하는 가운데, A-ML(머신러닝, 3.0%)과 A-DL(딥러닝, 1.3%)이 새로운 연구 패러다임에 맞춰 성장하고 있다. 또한 C-PLAN(기술로드맵, 2.5%)의 증가는 연구 결과가 단순 동향 분석에 머무르지 않고 정책 수립과 기업 전략으로의 전환(Context-to-action)에 기여하기 시작했음을 보여준다. 더불어 2기에 이어 T-IND(기술경쟁력, 6.6%)와 T-LINK(기술연계)(2.6%)는 신기술 탐지 및 기술경쟁력 분석 등 기술 인사이트에 비중이 유지되고 있고 관련

연구에 대한 수요가 꾸준함을 설명한다.

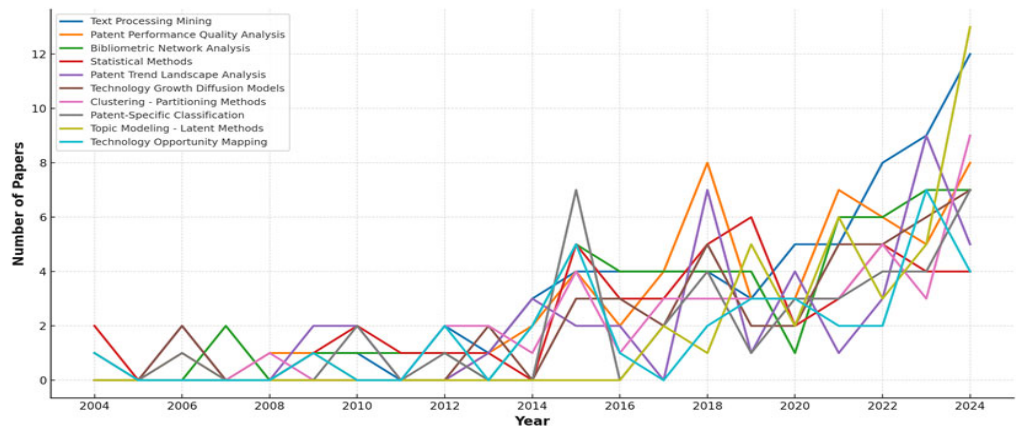
종합적으로, PATC 세부분류의 시기별 변화는 초기(1기)에는 통계·네트워크 기반 탐색 연구 → 중기(2기)에는 텍스트 마이닝과 군집화의 확산 → 최근(3기)에는 딥러닝·트랜스포머 기반 전처리와 전략적 실행으로의 전환이라는 일련의 진화 경로를 보여준다. 이는 특허 기반 기술 분석 연구가 단순한 기술 동향 파악을 넘어, 기술 인사이트와 정책적 실행을 지원하는 전략적 지식 인프라로 발전해가고 있음을 의미한다.

4.4. 핵심 연구 방법 기준 분석

<표7 연구 방법 Top 10>

대표연구방법명	논문 수	1기 (2004-2011)	2기 (2012-2017)	3기 (2018-2024)
Text Processing Mining	67	3	18	46
Patent Performance Quality Analysis	57	4	13	40
Bibliometric Network Analysis	56	5	16	35
Statistical Methods	48	6	13	29
Patent Trend Landscape Analysis	44	6	8	30
Technology Growth Diffusion Models	44	2	10	32
Clustering - Partitioning Methods	43	1	13	29
Patent-Specific Classification	39	3	10	26
Topic Modeling - Latent Methods	37	0	2	35
Technology Opportunity Mapping	35	2	10	23

<그림7 Top 10 연구 방법의 연도별 논문 사용 건수 추이>



<표7>, <그림7>은 연구 방법의 세부적인 변화와 추세를 분석하기 위해서 본 연구에서 범주화한 대표 연구 방법을 기준으로 상위 10개의 연구 방법을 추출하고 시기별 변화 추이를 분석한 것이다. 이를 통해 분석기법의 도입 시기, 연구기법의 확산 양상 및 활용도 변화 등 시기별 특징을 확인하였다.

데이터 과학 및 분석기술의 발전 흐름을 반영한 시기별 상위 연구 방법의 변화 양상을 보면 다음과 같은 특징이 도출된다.

우선, Text Processing Mining과 Patent Performance Quality Analysis는 세 시기 모두

에서 가장 활용도가 높은 기법으로 나타났다. 이들은 키워드 및 텍스트 기반 정보 추출, 특허 인용과 같은 정량 지표의 분석을 통해 기술의 외연과 질적 가치를 측정하는 데 핵심적인 역할을 해왔다. 특히 최근에는 텍스트 임베딩 및 정교한 성능 지표 통합을 통해 전략 기술군을 도출하는 데 중요한 분석 프레임으로 활용되고 있다.

Bibliometric Network Analysis는 기술 및 학술 간 관계 구조를 파악하기 위한 기법으로, 초기에는 단순한 인용망 분석 중심이었으나, 이후 중심성 분석, 커뮤니티 탐지, 기술 지식 흐름 추적(Main Path Analysis) 등으로 고도화되며, 전략적 기술맵을 구축하는 도구로 꾸준히 활용되고 있다.

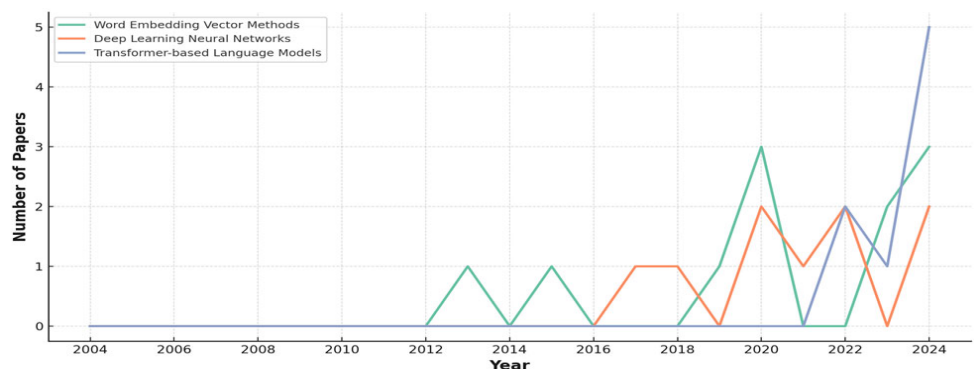
Clustering 및 Topic Modeling 기법은 2기 이후 빠르게 확산되었으며, 특히 최근에는 BERT 기반 시맨틱 임베딩을 활용한 고차원 텍스트 군집화 방식으로 진화하고 있다. 이러한 기법들은 기술 간 유사성 기반 구조를 명확히 하고, 숨겨진 기술 영역을 식별하는 데 탁월한 성능을 보이며, 기술의 클러스터링 및 융합 탐색에 필수적인 도구로 활용된다.

Patent Trend Landscape Analysis와 Technology Growth Diffusion Models 및 Technology Opportunity Mapping은 3기에서 그 활용도가 급격히 상승한 기법이다. 이는 특허를 통한 기술을 조망하고, 단순한 기술 추적을 넘어 기술 수명주기 예측 및 잠재 기술 식별을 위한 전략 분석 도구로 이들의 중요성이 확대되고 있음을 시사한다.

Statistical Methods와 Patent-Specific Classification은 초기부터 존재하던 분석 기법들이며, 최근에는 머신러닝 기법과 통합되어 예측 정확도를 높이기 위한 기반 기술로 지속 활용되고 있다.

이상의 결과는 유망기술 예측 연구에서 분석 기법이 단순 통계적 방법에서 시작하여, 네트워크 분석, 군집화 분석 등의 활용이 증가하며, 전략적 통찰 도출로 점진적으로 진화하고 있음을 실증적으로 보여준다. 하지만, 사용 빈도가 높은 Top 10 연구 방법의 경우 최근 연구 방법으로 중요하게 부상하고 있는 워드 임베딩, 딥러닝 및 트랜스포머 기반의 언어모델을 활용한 연구 방법의 동향 분석이 누락되어, 이를 보완하고자 워드 임베딩 기법(Word Embedding Vector Methods), 딥러닝 신경망 기법(Deep Learning Neural Networks), 트랜스포머 기반 언어모델 기법(Transformer-based Language Models)의 연구 방법 사용에 대해 별도 분석을 수행하여 최신 AI기반 연구 방법의 연도별 활용 추세를 살펴봄으로써, 최근 연구 지형에서의 연구 기법에 관한 기술적 변화를 조망하였고 결과는 <그림8>과 같다.

<그림8 AI기반 연구 방법의 시기별 논문 수>



분석 결과, 워드 임베딩 기법은 2013년에 Word2Vec의 공개된 시기와 맞물려 2013년부터

연구 방법으로 사용된 바 있으며, Word2Vec, GloVe와 같은 워드 임베딩 기법을 중심으로 기술 분석에 활용되었다. 2020년 이후에는 임베딩 기법이 다시 증가세를 보이고 있으며, 이는 BERT와 같은 언어모델에 필요한 하위 표현 방식으로써 임베딩이 의미기반의 전략적 분석 과정에 필수적인 구성요소로 자리매김하고 있음을 의미한다. 딥러닝 신경망 기법은 2017년부터 등장하여 점차 활용이 증가하였다. 초기에는 이미지 분석이나 단순 분류 중심으로 제한적으로 적용되었으나, 최근에는 특허 텍스트 분석과 성능 예측 모형에도 적극적으로 활용되며, 기존 통계 및 머신러닝 기반 분석과의 융합 경향을 보인다. 한편, 트랜스포머 기반 언어모델은 2018년 BERT의 출현과 함께 본격적으로 학계 및 산업계에 확산되기 시작하였으나, 본 연구의 분석에서 해당 기법은 2022년부터 활용이 측정되며, 2024년에는 급격한 증가세를 나타냈다. 이는 특허 데이터를 포함한 대규모 비정형 텍스트 분석에 있어 언어모델 기반 접근법이 부상하고 있음을 시사한다.

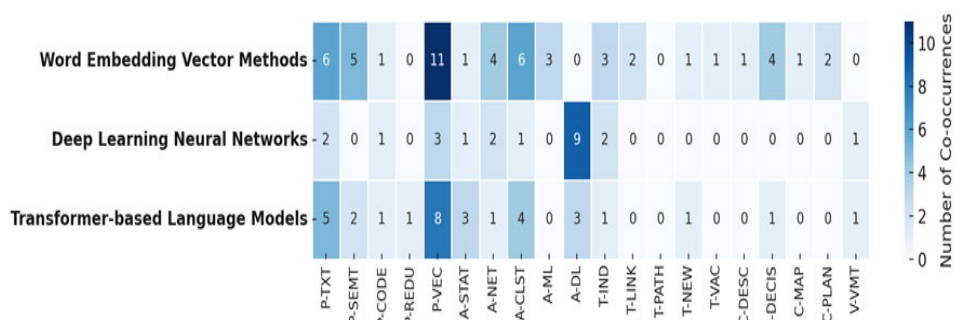
이상의 결과는 AI 기반 기법이 기존의 전통적 연구 방법을 대체하기보다는, 보완적·융합적 성격으로 연구 현장에 확산되고 있음을 보여준다. 즉, 통계·네트워크·클러스터링과 같은 기존 연구 방법이 여전히 분석의 뼈대를 제공하는 한편, 딥러닝과 트랜스포머와 같은 최신 AI 기법이 결합되면서 분석의 정밀도와 전략적 해석력이 점차 강화되고 있는 것으로 판단된다.

이러한 융합적 추세는 향후 유망기술 예측 연구의 방법론적 패러다임이 “전통적인 연구 방법 + AI 기반 심층 분석”의 복합적인 연구 방법 적용으로 자리잡아 갈 가능성을 강하게 시사한다.

4.5. 전통적 연구 방법 vs 최신 연구 방법의 확장성 비교

4.4에서 분석한 결과를 바탕으로 예측한 향후 연구 방법론의 패러다임이 “전통 기법 (Coventional Methods)과 AI 기반의 최신 기법(Advnced Methods)”의 결합된 복합적인 연구 방법으로 변화 가능성을 구체적으로 확인하고자, PATC 세부 분류와의 <그림9>의 히트맵 분석 결과, AI 기반 연구 방법들은 고유한 분류 범주(A-DL, P-VEC)에 국한되지 않고, 다양한 전통적 PATC 세부분류와 결합하여 활용되는 경향을 보였다.

<그림9 AI기반 연구 방법과 PAC-ACT 세부분류 연관성 히트맵>



워드 임베딩(Word Embedding Vector Methods)은 고유 영역인 P-VEC(벡터 임베딩)을 제외하면, P-TXT(텍스트처리), A-CLST(군집화), A-NET(네트워크), A-ML(머신러닝), C-DECIS(의사결정지원), T-IND(기술경쟁력) 등 다양한 범주와 함께 나타났다. 특히 의사결정 및 기술산업 지표와의 결합은, 임베딩 기법이 단순 언어 표현 학습을 넘어 전략적 인사이트 도출 도구로 확장되고 있음을 보여준다.

딥러닝 신경망(Deep Learning Neural Networks)은 고유 영역인 A-DL(딥러닝)을 제외하

면, P-VEC(임베딩), P-TXT(텍스트처리), A-CLST(군집화), A-NET(네트워크), T-IND(기술 경쟁력)와 결합되는 사례가 확인되었다. 이는 딥러닝이 단독 분석 도구로 사용되기보다, 기존 클러스터링 및 네트워크 기법을 보완하는 역할로 활용되고 있음을 시사한다.

트랜스포머 기반 언어모델(Transformer-based Language Models)은 고유 영역인 P-VEC을 제외하면, P-TXT(텍스트처리), A-CLST(군집화분석), A-DL(딥러닝), A-STAT(통계분석), A-NET(네트워크 분석)과 결합되는 양상이 두드러졌다. 이는 트랜스포머 모델을 이용한 연구 방법 또한 특정 분석 단계에 국한되지 않고, 텍스트 처리·통계·네트워크·군집 분석 등 기존 방법론 전반을 심층·보완하는 분석 도구로 활용되고 있음을 보여준다.

다음으로는 전통적인 연구 방법만을 사용한 논문들과 AI기반 최신 연구 방법들을 사용한 논문들을 PATC 세부 분류기준으로 나누어 연구 방법의 확장성을 살펴보았다. PATC 세부 분류에서 P-VEC(임베딩), A-ML(머신러닝), A-DL(딥러닝)을 최신 연구 방법으로 정의하고 이러한 연구 방법이 전통적인 연구 방법들과 복합적으로 쓰인 논문(Conventional Methods Label Only, 이하 CML Only)와 최신 연구 방법인 포함된 연구논문(Advanced Methods Label, 이하 AML)로 나누어 해당 논문들의 연구 방법 다양성에 관한 분포도를 분석 하였다.

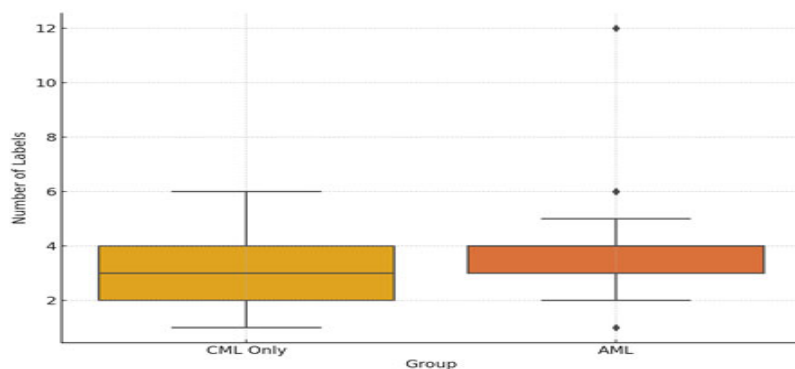
연구 방법의 확장성을 PATC 세부분류 다양성으로 측정한 결과는 <표8>과 <그림10>과 같다. 전통적 연구 방법만을 활용한 논문(CML Only)과 최신 연구 방법(AML)을 포함한 그룹 사이에 뚜렷한 차이가 확인되었다.

<표8 전통연구와 최신연구의 분류 수 분포 비교>

그룹	논문 수	평균분류 수*	중앙값	최대분류 수	표준편차*
전통연구(CML only)	225	3.00	3	6	1.04
최신연구(AML)	43	3.74	4	12	1.79

*소수점 셋째 자리에서 반올림하여 표시.

<그림10 전통연구와 최신연구의 분류 수 분포 비교(Box Plot)>



논문 수의 분포에서는 전통적 기법이 적용된 연구가 225편으로 다수를 차지하였으며, 최신 기법이 포함된 연구는 43편으로 상대적으로 소수였다. 그러나 방법론 다양성 지표에서는 최신 기법 포함 논문이 전통적 기법 논문을 전반적으로 상회하였다.

구체적으로, 평균 세부 분류 수는 전통 연구 그룹이 3개인 반면, 최신 연구 그룹은 3.74개로 더 높은 수준을 보였다. 중앙값 역시 전통적 논문은 3개였으나 최신 기법 포함 논문은 4개로, 방법론 조합이 보다 복합적인 양상을 나타냈다. 최대 세부분류 수에서도 전통 연구 그룹이 6개에

그런 반면, 최신 연구 그룹은 12개에 달해, 일부 최신 연구 그룹은 매우 다양한 분석기법을 동시에 활용하고 있음을 보여주었다. 마지막으로 표준편차는 전통연구 그룹에서 1.04였던 것에 비해 최신연구 그룹은 1.79로 더 크게 나타나, 최신 기법이 포함된 연구에서 방법론적 다양성의 분산이 크다는 점도 확인되었다.

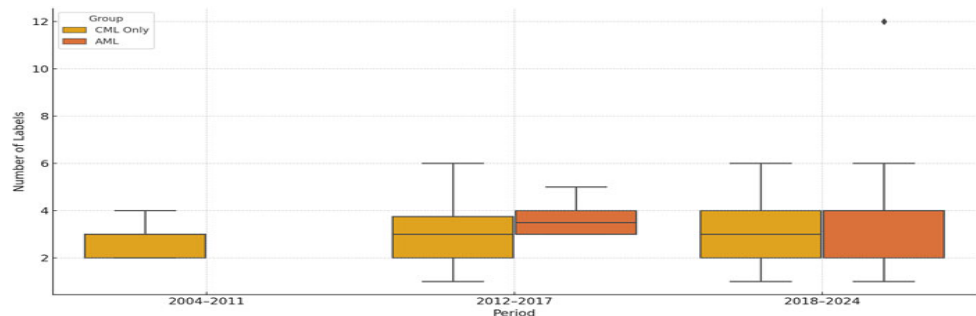
추가적으로 시기별 연구 방법의 다양성과 확정성을 분석하기 위해 PATC 세부 분류 개수로 측정하여 비교한 결과 <표9>와 <그림11>과 같은 결과가 도출되었다.

<표9 시기별 전통연구와 최신연구의 분류 수 분포 비교>

기간	전통연구 논문 수	전통연구 평균*	전통연구 중앙값	전통연구 최대	전통연구 표준편차*	최신연구 논문 수	최신연구 평균*	최신연구 중앙값*	최신연구 최대	최신연구 표준편차*
1기	20	2.70	3	4	0.73	-	-	-	-	-
2기	54	2.91	3	6	1.07	6	3.67	3.50	5	0.82
3기	151	3.08	3	6	1.06	37	3.76	4.00	12	1.91

*소수점 셋째 자리에서 반올림하여 표시.

<그림11 시기별 전통연구와 최신연구의 분류 수 분포 비교(Box Plot)>



1기(2004-2011)에서는 해당 시기에 현재와 같은 AI기술이 출현하지 않은 시기로, 최신 연구 방법의 논문이 존재하지 않았으며, 이는 해당 시기 전통적인 연구 방법론을 중심으로 유망기술 연구가 이루어진 것이 확인된다.

2기(2012-2017)에 들어서면서 최신 연구 방법이 적용된 논문이 출현하기 시작하여 6편에 이르렀고, 평균 세부분류 수(3.67)가 전통연구 그룹(2.91)을 상회하였고 최대 세부분류는 5개로 전통연구 그룹 6개와 비슷하였다. 최신 연구 방법이 전통적 기법과 결합되어 보다 복합적인 분석 틀을 구성하기 시작했음을 보여준다. 이는 Word2Vec을 활용하고 LDA와 같은 토픽모델링 기법에 키워드 뿐만아니라 임베딩 데이터를 사용되기 시작한 시기로 최신 연구 방법과의 복합적인 연구 방법의 적용이 시작된 시기로 볼 수 있다.

3기에서는 최신 연구 그룹 논문 수가 크게 증가하여 37편에 달했으며, 평균 세부분류 수와 중앙값 모두 전통적 논문을 상회하였다. 특히 최대 세부분류 수는 12개에 이르러, 일부 연구에서 매우 다양한 분석기법이 동시에 활용되는 다층적 프레임워크가 형성되고 있음을 보여준다. 이는 단어 임베딩 기법과 더불어 BERT와 같은 트랜스포머 기반 언어모델을 비롯한 심층학습 기법이 기존 분석 틀과 융합되며, 방법론적 확장성이 극대화된 결과로 해석할 수 있다. 이러한 결과는 최신 연구 방법(P-VEC, A-ML, A-DL)의 도입이 단순히 새로운 분석기법을 추가하는 수준에 머무르지 않고, 기존 전통적 기법과의 복합적 결합을 촉진하여 분석의 확장성과 다층성을 강화하고 있음을 의미한다. 따라서 향후 유망기술 예측 연구는 전통적 기법 단독 활용에서

벗어나, 전통 기법과 AI 기반 최신 기법이 상호 보완적으로 작동하는 융합적 방법론 체계로 점차 발전해 갈 가능성이 높다고 판단된다.

이와 관련하여, Zhou et al. (2021)은 전통적 특허 계량지표(인용·패밀리·청구항 등 11개)를 기반으로, 딥러닝(Deep Neural Network) 모델을 활용하여 기술적·사회적 영향력 간의 관계를 학습함으로써 대규모 이상특허(Outlier Patent)에서 유망기술을 조기 식별하는 프레임워크를 제시하였다.³⁰⁾ 또한 Kim and Sohn (2020)은 특허의 IPC, 인용, 출원인 등 전통적 계량지표를 기반으로 하되, 딥러닝 기반 의미분석(Word2Vec/Doc2Vec)을 통해 기술 간 의미적 유사도를 계산하고 이를 머신러닝(Random Forest 등)에 결합하여 신규 기술 융합을 예측하였다. 이는 특허의 정량적 가치와 텍스트 의미 정보를 동시에 활용한 전통 + AI 융합형 방법론으로, 기술 예측 분석에서 두 접근법의 보완적 활용을 실증적으로 보여준다.³¹⁾

이러한 결과를 종합하면 AI 기반 연구 방법이 독자적으로 기존 방법론을 대체해 나가는 것이 아니라, 전통적인 연구 방법들과의 결합을 통해 분석의 심층화와 전략적 해석력을 강화하는 방식으로 자리 잡아가고 있음을 확인할 수 있다.

4.6. 네트워크 분석을 통한 연구동향 분석

본 연구는 각 논문에 부여된 PATC 세부 분류를 노드로 하여 공출현(Co-occurrence) 패턴을 분석하고, 네트워크 기반 중심성 지표인 가중 연결 중심성(Weighted Degree Centrality)을 적용하여 핵심 연구 방법을 도출하였다. 이 지표는 각 연구 방법이 다른 연구 방법들과 얼마나 자주 결합되었는지를 가중치로 반영함으로써, 연구 방법 간의 상호연계성 및 통합적 활용 수준을 정량적으로 평가한다.

<그림12 가중연결중심성(Weighted Degree Centrality) 공식>

$$C_D^w(v) = \sum_{u \in N(v)} w_{vu}$$

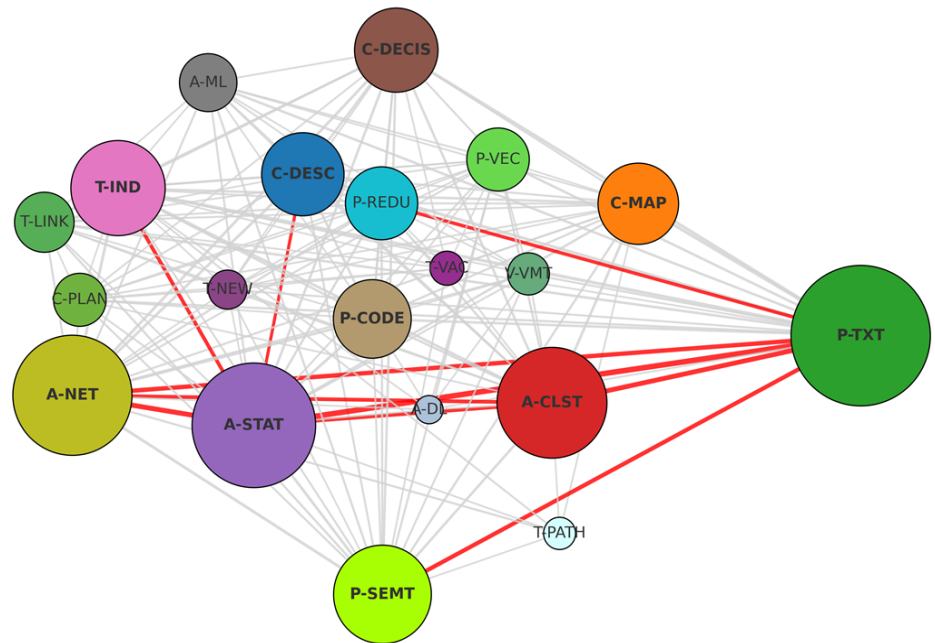
- $C_D^w(v)$: 노드 v 의 Weighted Degree Centrality
- $N(v)$: 노드 v 와 연결된 모든 이웃 노드 집합
- w_{vu} : 노드 v 와 이웃 노드 u 간의 간선 가중치(weight)

분석 결과는 <그림13>, <표10>과 같다.

30) Yuan Zhou et al., "A deep learning framework to early identify emerging technologies in large-scale outlier patents: An empirical study of CNC machine tool", *Scientometrics*, Vol.126 No.2(2021), pp. 969-994.

31) Tae San Kim & So Young Sohn, "Machine-learning-based deep semantic analysis approach for forecasting new technology convergence", *Technological Forecasting and Social Change*, Vol.157(2020), Article No. 120095.

<그림13 PATC 세부분류 공출현 네트워크(가중연결중심성)>



P-TXT(텍스트처리)는 전체 중심성 값 323로 최상위를 기록하며, 다양한 PATC 분석 프레임워크에서 가장 빈번하게 활용된 중심 기법으로 나타났다. 이는 유망기술 예측 분야에서 특히 데이터를 텍스트 수준에서 구조화하고 해석하는 작업이 핵심적인 역할을 하고 있음을 시사한다.

다음으로, A-STAT(통계), A-NET(네트워크), A-CLST(군집화) 등 전통적인 데이터 마이닝 기법이 상위권을 차지하였으며, 이들은 각각 254, 236, 201의 중심성을 보여 다양한 기법들과 결합되어 복합적으로 활용되고 있는 것으로 분석된다.

<표10 PATC 세부분류 공출현 네트워크-가중연결중심성 상위분류>

PATC 세부분류	가중 연결 중심성	해석
P-TXT	323	텍스트 처리 방법이 가장 많은 논문에서 다양한 연구 방법과 함께 활용됨
A-STAT	254	통계 분석은 핵심 허브 역할 수행
A-NET	236	네트워크 분석은 특허분석의 핵심 기법
A-CLST	201	군집 분석은 강력한 보조 허브
P-SEMT	159	의미기반 분석은 최근 연구에서 활용성 증가
T-IND	148	기술 경쟁력 분석을 위해 다양한 연구 방법과 결합
C-DECIS	116	기술 해석 및 전략수립에서 통합적으로 활용
C-DESC	113	
C-MAP	108	기술 기회 식별 및 포지셔닝 분석 수행
P-CODE	101	분류기반의 공통된 기준으로 활용

한편, P-SEMT(의미기반), T-IND(기술경쟁력) 등의 기법은 약 150 정도의 중심성을 기록하며 중간 수준의 연결성을 가지는 것으로 나타났다. 이는 특정 목적(예: 의미 분석, 영향도 측정)에 특화된 기법들이 중심 분석 방법과 결합되어 활용됨을 나타낸다.

C-DECIS(의사결정지원)와 C-DESC(기술조망)가 각각 116, 113의 중심성을 나타내며, 전통적인 기술 해석 및 전략 수립 과정에서 지속적으로 다양한 분석기법과 함께 통합적으로 활용되고 있음을 보여준다. 특히 C-DESC(기술조망)는 특허 텍스트 기반의 기술 개념 구조화를 통해 후속 분석에 필요한 정보를 생성하고 의사결정을 지원하는 데 중요한 역할을 하고 있다. C-MAP(기술기회)은 텍스트 분석, 클러스터링, 산업지표, 시맨틱 분석과의 결합을 통해, 단순 시각화가 아닌 기술 기회 식별 및 포지셔닝의 역할을 수행하고, P-CODE(분류코드)는 IPC 등 분류체계를 기반으로 기술 영역을 정량적으로 구분하는 기법으로 이는 다양한 기술 분야를 아우르는 분석에서 공통된 기준으로 활용되며, 분석의 일관성과 비교 가능성을 높이는 기능을 수행함을 의미한다.

이러한 결과는 유망기술 예측 연구가 점차적으로 텍스트 기반 정량분석 + 전통적 통계 및 네트워크 기법 중심으로 구조화되고 있으며, 일부 의미 기반 해석과 영향력 중심 기법이 그 구조를 보완하는 방향으로 발전하고 있음을 시사한다. 특히 중심성이 높은 기법일수록 다른 기법과 복합적으로 사용되는 경향이 강하게 나타남을 확인할 수 있다.

추가적으로 PATC 세부 분류간의 공출현 네트워크에서 매개중심성(Betweenness Centrality)을 활용하여 각 세부 분류가 네트워크 내에서 수행하는 중개자(Bridge)로서의 역할을 분석하였다. 매개중심성은 네트워크 분석에서 노드가 전체 그래프 내 최단 경로의 중간 지점으로 등장하는 빈도를 측정하는 지표이다. 이 값이 높을수록, 해당 노드는 다양한 노드 간의 정보 흐름을 중개하거나, 중요한 연결 통로 역할을 수행한다고 간주된다.

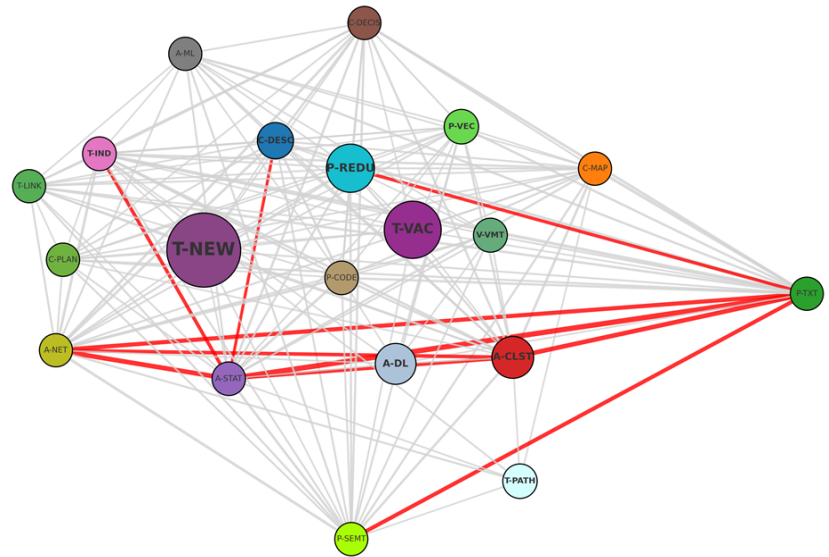
<그림14 매개중심성(Betweenness Centrality) 공식>

$$C_B(v) = \sum_{s \neq v \neq t} \frac{\sigma_{st}(v)}{\sigma_{st}} \cdot C_B(v)$$

• $C_B(v)$: 노드 v 의 Betweenness Centrality
 • σ_{st} : 노드 s 와 t 사이의 모든 최단 경로 수
 • $\sigma_{st}(v)$: 그 중 노드 v 를 경유하는 최단 경로 수

분석 결과는 <그림15>, <표11>과 같다. T-NEW(신기술), T-VAC(기술공백) 같은 기술 탐색 및 기회 분석 계열 세부분류들이 높은 값을 나타내며, 네트워크 내 지식 흐름의 핵심 경로를 연결하는 중간 다리 역할을 하고 있음을 보여주었다. 특히, T-NEW(신기술)는 전체 네트워크에서 가장 높은 매개 중심성을 기록하며, 다양한 기술 전략 및 예측 기반 분석 사이에서 관계 연결의 핵심 역할을 수행하는 것으로 나타났다.

<그림15 PATC 세부분류 공출현 네트워크(매개중심성)>



<표11 PATC 세부분류 공출현 네트워크-매개중심성 상위분류>

PATC 세부분류	매개중심성*	해석
T-NEW	0.284	새로운 기술 탐지방법으로 다양한 연구방법 사이에서 핵심 중개 역할
T-VAC	0.192	기술 공백 탐지방법으로 중심 중개자
P-REDU	0.139	텍스트 처리-분석-예측 간 중개자 역할
A-CLST	0.099	군집분석으로 핵심기법들과 연계성 높음
A-DL	0.091	딥러닝 방법으로 최신 연구 방법과 전통연구 방법 간의 중개역할
C-DESC	0.053	다양한 분석방법간의 중간 노드 역할
P-VEC	0.034	임베딩 방법으로 NLP 기반 분석에서 핵심 중개 역할
T-PATH	0.033	기술 경로분석으로 특허와 기술 조망에 있어 중개 역할
V-VMT	0.025	시각화 방법으로 보조적.제한적 연계
T-IND	0.022	기술 지표 분석으로 중개 역할은 제한적

*소수점 넷째 자리에서 반올림하여 표시.

P-REDU(차원축소)는 기술 예측을 위한 특허 데이터 전처리 과정에서 핵심 필터링 기술로 자주 활용되며, 이는 분석 프레임워크의 다양한 단계(C단계의 기술 분류, A단계의 기법 적용 등)와 폭넓게 연계되어 사용되고 있다. 실제로 P-REDU(차원축소)는 P-TXT(텍스트처리), A-CLST(군집화), A-STAT(통계) 등의 주요 연구 방법과 함께 다수의 경로상에서 중심적으로 위치하여, 다양한 분석 방법을 연결하는 정보 흐름의 경유지로 기능하고 있다.

A-CLST(군집화)는 A-STAT(통계), P-VEC(임베딩), A-DL(딥러닝) 등과도 연결되며, 기법 간 중개역할을 수행함으로써 분석방법론의 확장성과 상호운용성 측면에서 중요한 위치를 차지하고 있다.

반면, 최신 연구 방법들인 A-DL(딥러닝), P-VEC(임베딩) 등 AI 기반 분석기법들은 비록 전체 네트워크에서는 상대적으로 낮은 연결성을 보이지만, 전통 분석기법과의 복합적 연계에서 중요한 경로상의 연결 고리로 성장하고 있는 것으로 해석된다. 이러한 결과는 유망기술 예측 연구가 기존의 통계·클러스터링 기반 분석을 중심으로 구축된 구조 위에, AI 기반 분석기법이 점

진적으로 확산되며 네트워크 내 중요성을 확대하고 있는 전환기적 특성을 보여준다.

결론적으로, 매개중심성 분석을 통해 기술 예측 분석에서의 중심 세부 분류뿐 아니라, 관계적 연결성과 전략적 위치 측면에서의 중요 분석기법을 도출할 수 있었으며, 이는 향후 분석방법론 간 상호작용을 기반으로 어떤 연구 방법이 더 많이 사용되고 연계될 가능성이 높은지에 대한 중요한 시사점을 제공한다.

5. 결론 및 제언

5.1. 결론

본 연구는 2004년부터 2024년까지 20년간 Web of Science에 수록된 268편의 특허데이터 기반 유망기술 연구 논문을 대상으로, 기존의 과학지도(Science mapping) 또는 서지계량 분석이 주로 연구 주제 간 관계구조에 초점을 맞춘 반면, 연구 방법론 자체의 진화 양상을 계량적으로 실증하기 위해 PATC 분석 프레임워크를 제안하고 이를 적용하였다. 분석 결과를 통해 도출된 주요 결론은 다음과 같다.

첫째, 특허 기반 유망기술 연구의 양적·질적 성장

특허 데이터 기반 유망기술 연구는 2015년을 기점으로 급격한 성장세를 보였으며, 특히 3기(2018-2024)에는 전체 논문의 약 70%에 해당하는 188편이 발표되어 해당 분야에 대한 학술적 관심이 크게 증대되었음을 확인하였다. 이는 4차 산업혁명, 디지털 전환, 기후위기 대응 등 급변하는 기술 환경에서 유망기술 조기 식별의 중요성이 부각된 결과로 해석된다.

둘째, 연구 방법론의 진화적 발전 패턴

PATC 프레임워크 제안 및 이를 활용한 분석을 통해 연구 방법론이 3단계의 진화적 발전 패턴을 보임을 실증적으로 확인하였다. 1기(2004-2011)는 통계분석 중심의 탐색적 연구 단계로 A-NET(네트워크)과 A-STAT(통계)이 주도하였으며, 2기(2012-2017)는 본격적인 텍스트처리 방법의 발전 단계로 P-TXT(텍스트처리)와 A-CLST(군집화)의 활용이 이전 시기보다 확산되었다. 3기(2018-2024)는 딥러닝·트랜스포머 기반 전략적 인사이트 도출 단계로 A-ML(머신러닝), P-VEC(임베딩), A-DL(딥러닝) 등 AI 기반 기법이 본격적으로 도입되었고, C-PLAN(기술로드맵) 등 정책적 활용 연구가 증가하였다.

셋째, 연구 방법론의 허브(Hub)-브리지(Bridge) 구조 형성

네트워크 중심성 분석을 통해 특허 기반 유망기술 연구에서 연결 중심성에서는 P-TXT(텍스트처리), A-STAT(통계), A-NET(네트워크)이 핵심 허브(Hub) 역할을 수행하였고, 매개 중심성에서는 T-NEW(신기술), T-VAC(공백기술), P-REDU(차원축소)가 서로 다른 연구 방법들을 연결하는 브리지(Bridge) 역할을 담당하는 구조적 특성을 규명하였다. 이는 텍스트 처리와 통계분석이 연구의 기반을 제공하는 한편, 신기술 탐지와 기술공백 분석이 다양한 방법론 간 융합을 촉진하는 핵심 연결 고리로 기능함을 의미하고 향후 이러한 연계 중심성이 높은 연구 방법의 활용·확산이 주목된다.

넷째, AI 기반 방법론의 융합적 확산

AI 기반 최신 연구 방법들이 기존 전통적 방법론을 대체하는 것이 아니라 융합적 결합을 통한 확장성 강화 패턴을 보임을 확인하였다. 최신 기법을 포함한 논문의 평균 세부분류(3.74개)가 전통적 기법만 활용한 논문(3개)보다 높게 나타났으며, 워드 임베딩, 딥러닝, 트랜스포머 기반 언어모델이 다양한 세부 연구 방법들과 결합하여 활용되는 양상을 보였다. 이는 향후 연구 방법론이 “전통적 기법 + AI 기반 심층 분석”의 복합적 패러다임으로 발전할 가능성을 시사한다.

다섯째, 분석 프레임워크의 전략적 가치 확인

본 연구에서 제안한 PATC 프레임워크가 특히 기반 유망기술 연구의 방법론적 분류와 동향 분석에 유효한 도구임을 입증하였다. Pre-processing & Representation(P), Analysis Algorithms(A), Technology Insight(T), Context to action(C)의 4차원 분류 체계를 통해 연구 방법의 목적과 기능적 연계성을 체계적으로 규명할 수 있었으며, 이는 향후 관련 연구의 방법론적 표준화에 기여할 수 있을 것으로 기대된다.

5.2. 제언

본 연구는 특히 기반 유망기술 연구 분야에서 다음과 같은 학술적 기여를 제공한다. 첫째, 방법론적 메타분석을 통한 연구 지형 구조화이다. 기존 연구들이 개별 사례나 특정 기술 분야에 국한되어 수행된 한계를 극복하고, 268편의 논문을 대상으로 한 체계적 분석을 통해 연구 방법론의 진화 패턴과 구조적 특성을 규명하였다. 둘째, PATC 프레임워크의 개발과 검증을 통해 특히 분석 연구 방법의 분류 및 평가를 위한 이론적 틀을 제시하였다. 셋째, 네트워크 기반 중심성 분석의 적용을 통해 연구 방법 간 상호연계성과 융합 패턴을 정량적으로 분석하는 새로운 접근 방식을 제안하였다.

실무적 관점에서 본 연구는 국가 R&D 전략 수립과 기업의 기술혁신 정책에 다음과 같은 시사점을 제공한다. 첫째, 방법론적 다원화 전략의 필요성이다. 단일 연구 방법에 의존하기보다는 P-TXT(텍스트처리), A-STAT(통계), A-NET(네트워크) 등 핵심 방법론을 중심으로 다양한 기법을 융합적으로 활용하는 접근이 필요하다. 둘째, AI 기반 기법의 적극적 도입이다. 본 연구는 시기별 연구 방법의 진화 경로(통계·네트워크 → 비지도학습·군집화 → 딥러닝·언어모델)를 분석함으로써, AI 기법의 확산이 단순한 기술적 추세가 아니라 기존 방법론의 한계를 극복하기 위한 구조적 진화 과정임을 실증적으로 확인하였다. 이러한 결과는 향후 연구에서 딥러닝 및 트랜스포머 기반 언어모델 등 최신 AI 기법의 도입이 필연적임을 시사한다. 특히 복잡한 특허문헌의 의미 해석 한계를 완화하고, 전통적 연구 방법과 결합함으로써 분석의 신뢰성과 해석력을 동시에 확보하는 통합 전략이 효과적일 것으로 판단된다.

셋째, 기술의 유망성을 식별하고 판단하기 위해서는 T-NEW(신기술), T-VAC(공백기술) 등 매개중심성이 높은 브리지 역할 방법론을 통해 기술의 전략적 인사이트를 도출을 목표로 서로 다른 분석 접근법 간 연계성을 강화할 필요가 있고, 다양한 기술분야에 대한 적용과 더불어 새로운 방법론 개발이 필요하다.

본 연구의 활용에 있어서 정책결정자는 PATC 분석체계를 활용하여 국가 R&D 전략 수립 시 기술 예측 방법론 간 균형을 점검할 수 있고, 연구자는 특정 시기별 분석기법의 확산 구조를 파악하여 새로운 메타연구를 설계할 수 있으며, 기업 실무자는 기술기획 및 포트폴리오 관리에서 분석방법 선택 전략을 수립할 수 있을 것이다.

본 연구는 다음과 같은 한계점을 가진다. 첫째, Web of Science 데이터베이스에 국한된 논문 수집으로 인해 다른 국내외 학술 데이터베이스나 회색문헌(Grey literature)에 포함된 연구들이 분석에서 제외되었다. 둘째, 연구 방법 분류와 매핑 과정은 표준화된 절차와 방법명이 존재하지 않고 주관적 해석의 개입을 완전히 배제한 결과를 도출하기 어렵지만, 본 연구는 텍스트 마이닝을 거친 1차 결과물에 대해 연구자들의 추가적인 교차검증과 합의 절차를 통해 신뢰성을 확보하였다. 셋째, 정량적 분석의 한계로 인해 연구 방법의 질적 특성이나 맥락적 요인들이 충분히 반영되지 못했을 가능성이 있다.

향후 연구에서는 다음과 같은 방향으로 연구 범위와 깊이를 확장할 것을 제안한다. 첫째, 다

중 데이터베이스 기반 포괄적 분석을 통해 Web of Science 외에 추가적인 국내외 학술 데이터 등을 포함한 확장된 문헌 수집으로 분석의 품질과 객관성을 제고해야 한다. 둘째, 질적 연구 방법의 병행 적용을 통해 주요 연구자들과의 심층 인터뷰나 델파이 조사 등을 실시하여 분석 체계의 추가적인 정교함과 확장성을 확보하고, 정량적 분석 결과를 보완하는 연구가 필요하다. 셋째, 연구 동향 모니터링 시스템 구축을 통해 연구 방법론의 변화를 지속적으로 추적하고 예측할 수 있는 동적 분석 체계 개발이 요구된다. 넷째, 특정 기술 분야별 심층 분석을 통해 인공지능, 바이오테크놀로지, 신재생에너지 등 개별 기술 영역에서의 연구 방법론 특성과 차이점을 규명하는 후속 연구가 필요하다. 마지막으로, 국제 비교 연구를 통해 국가별 또는 지역별 특허 기반 유망기술 연구의 방법론적 특성과 차이점을 분석하여 글로벌 연구 생태계에서의 우리나라 연구의 위치와 발전 방향을 모색하는 연구가 필요하다.

이러한 연구들을 통해 특허 기반 유망기술 연구 분야의 학문적 발전과 실무적 활용성 제고에 지속적으로 기여할 수 있을 것으로 기대된다.

참고문헌

학술지(서양)

- Assad Abbas et al., "A literature review on the state-of-the-art in patent analysis", *World Patent Information*, Vol.37(2014).
- Aviv Segev & Jussi Kantola, "Identification of trends from patents using self-organizing maps", *Expert Systems with Applications*, Vol.39 No.18(2012).
- Bowen Song et al., "Identification of emerging technology topics (ETTs) using BERT-based model and semantic analysis: A perspective of multiple-field characteristics of patented inventions (MFCOPIs)", *Scientometrics*, Vol.128 No.11(2023).
- Changyong Lee et al., "Early identification of emerging technologies: A machine learning approach using multiple patent indicators", *Technological Forecasting and Social Change*, Vol.127(2018).
- Daniele Rotolo et al., "What is an emerging technology?", *Research Policy*, Vol.44(2015).
- Federico Caviggioli, "Technology fusion: Identification and analysis of the drivers of technology convergence", *Technological Forecasting and Social Change*, Vol.109(2016).
- Gabjo Kim & Jinwoo Bae, "A Novel Approach to Forecast Promising Technology Through Patent Analysis", *Technological Forecasting and Social Change*, Vol. 117 (2017).
- Harro Van Lente & Arie Rip, "The rise of membrane technology: From rhetorics to social reality", *Social Studies of Science*, Vol.28 No.2(1998).
- Janghyeok Yoon & Kwangsoo Kim, "Detecting signals of new technological opportunities using semantic patent analysis and outlier detection", *Scientometrics*, Vol.90 No.2(2012).
- Jeonghun Jee et al., "Six different approaches to defining and identifying promising technology through patent analysis", *Technology Analysis & Strategic Management*, Vol.34 No.8(2022).
- Jinhong Kim & Youngjung Geum, "Identifying promising technologies considering technology convergence: A patent-based machine-learning approach", *IEEE Transactions on Engineering Management*, Vol.71(2024).
- Kisik Song et al., "Identifying promising technologies using patents: A retrospective feature analysis and a prospective needs analysis on outlier patents", *Technological Forecasting and Social Change*, Vol.128(2018).
- Kornelia Konrad, "The social dynamics of expectations: The interaction of collective and actor-specific expectations on emerging technologies", *Technology Analysis & Strategic Management*, Vol.18 No.3-4(2006).
- Mads Borup et al., "The sociology of expectations in science and technology", *Technology Analysis & Strategic Management*, Vol.18 No.3-4(2006).
- Peter De Smedt et al., "Future scenarios to inspire innovation", *Technological Forecasting and Social Change*, Vol.80 No.3(2013).
- Russel L. Ackoff, "From Data to Wisdom: Presidential Address to ISGSR", *Journal of Applied Systems Analysis*, Vol.16 No.1(1989).
- Sunghae Jun et al., "Technology forecasting using matrix map and patent clustering", *Industrial Management & Data Systems*, Vol. 112 No. 5(2012).
- Susan Cozzens et al., "Emerging technologies: quantitative identification and measurement", *Technology Analysis & Strategic Management*, Vol.22 No.3(2010).
- Tae San Kim & So Young Sohn, "Machine-learning-based deep semantic analysis approach for forecasting new technology convergence", *Technological Forecasting and Social Change*, Vol.157(2020).
- Thanveer Shaik et al., "A survey of multimodal information fusion for smart healthcare: Mapping the journey from data to wisdom", *Information Fusion*, Vol.102(2024).
- Tugrul U. Daim et al., "Forecasting emerging technologies: Use of bibliometrics and patent analysis"

- s”, *Technological Forecasting and Social Change*, Vol.73 No.8(2006).
- Tzu-Yu Lin & Li-Chieh Chou, “A systematic review of artificial intelligence applications and methodological advances in patent analysis”, *World Patent Information*, Vol.82(2025).
- Urashima Kuniko, “An Overview of the 11th Foresight Survey in Japan”, *Innovation and Development Policy*, Vol. 3(2021).
- Usama Fayyad et al., “Knowledge Discovery and Data Mining: Towards a Unifying Framework”, *KDD*, Vol.96(1996).
- Xiaomin Shen et al., “Revisiting artificial intelligence diagnosis of hepatocellular carcinoma with DIKWH framework”, *Frontiers in Genetics*, Vol.14(2023).
- Youngho Kim et al., “Technology commercialization activation model using imagification of variables”, *Applied Sciences*, Vol. 12 No.16(2022)
- Yuan Zhou et al., “A deep learning framework to early identify emerging technologies in large-scale outlier patents: An empirical study of CNC machine tool”, *Scientometrics*, Vol.126 No.2(2021).
- Zhiguo Cai et al., “Patent Analysis for Identifying Core Technology and Forecasting Promising Technology in Medical Imaging Equipment”, *IEEE Transactions on Engineering Management*, Vol.71(2024).

연구보고서

- 김진용 외 3인, “국가전략기술 조기분석·예측 시스템 및 융복합 성과창출 방안 연구”, 한국과학기술기획평가원, 2025.
- 정찬식·김혁준, “지식재산 빅데이터 분석 기반 조성 연구”, 한국지식재산연구원, 2020.
- National Intelligence Council, “Global Trends 2040: A More Contested World”, Office of the Director of National Intelligence / Cosimo Reports, 2021.

Appendix 1. 연구 방법의 범주화를 위한 분류 체계 및 매핑 테이블

분야	대표연구방법명	원본연구방법명 예시
텍스트 처리 및 마이닝 분야	Text Processing & Mining (특히 텍스트데이터를 전처리·가공하여 분석 가능한 형태로 변환하는 기초단계)	Text Mining, Datatext mining, Text Feature Mining, Patent Mining, Content Analysis, Qualitative Analysis, Patent Data Mining, Data Mining
	Semantic Analysis (텍스트의 의미와 밀접한 관련성을 분석하여 주제·기술 핵심어를 식별)	SAO Analysis, SAox Analysis, SAO Extraction, SAO Technique, SAO semantic analysis, SAO-PP semantic analysis, Semantic Analysis (SAO), Subject-Action-Object (SAO), Named Entity Recognition (NER), Semantic Similarity Analysis, Sentiment Analysis, Semantic Pattern Mining, Opinion Mining, Document Vector Analysis, Natural Language Processing (NLP) SAO Extraction, Semantic Expansion, Ontology Engineering, Property-Function
	Keyword Term Extraction (핵심어·키워드·용어를 자동추출하여 주제·기술 핵심어를 식별)	Key Phrase Extraction, Keyword Extraction, Keyword Extraction (YAKE), Keywords analysis, RAKE Keyword Extraction, RAKE, Key Term Extraction, TF-IDF Keyword Extraction
	N-gram Linguistic Analysis (언어학·언어정보를 분석하여 연관도와 구조적 관계를 파악)	Bigram Analysis, N-gram Analysis, Trigram Analysis, Word Correlation Analysis, Concordance Analysis
	Term Frequency Analysis (용어빈도 기반으로 중요도를 산출하고 주요 개념을 선별)	c-TF-IDF, c-TF-IDF Analysis, Term Frequency/Inverse Document Frequency (TF-IDF), Term Frequency/Inverse Document Frequency, TF-IDF, TF-IDF algorithm, TF-IDF Analysis, Keyword Trend Analysis
토크 모델링 및 임베딩 분야	Co-occurrence Word Network Analysis (용어간 동시출현관계를 분석하여 의미네트워크를 구축)	Co-occurrence Analysis, Co-occurrence network map analysis, Co-word analysis, Co-Occurrence Matrix Analysis, Pointwise Mutual Information (PMI), Multiple Co-occurrence Analysis
	Topic Modeling - Latent Methods (잠재요인 기반으로 잠재주제를 식별하고 문서집합의 주제 구조를 추론)	LDA, LDA Topic Model, LDA Topic Modeling, LDASTM Topic Modeling, Latent Dirichlet Allocation, Latent Dirichlet Allocation (LDA), Improved LDA Topic Modeling, Hierarchical Dirichlet Process
	Topic Modeling - Advanced Methods (딥러닝·고급통계기법을 활용해 복잡주제구조를 정밀 추출)	BERTopic, Cross-Collection Mixture Model (CCMM), Correlated Topic Model (CTM), Dynamic Topic Modeling (DTM), Hierarchical Topic Tree (HTT), HDP
	Word Embedding Vector Methods (단어·문서를 벡터로 변환하여 의미적 유사성을 계산)	Doc2Vec, Doc2Vec (FV-UM), Word Embedding, Word Embedding Fastext, Word2Vec, Word2Vec (FAM), Word2Vec(skip-gram), Citation Vector Construction
	Transformer-based Language Models (Transformer 아키텍처 기반 언어모델을 활용해 고차원 의미표현 생성)	BERT, BERT Embedding, BERT Feature Encoding, BERT-based Feature Vectorization, Bidirectional Encoder Representations from Transformers (BERT), PatentSBERTa, LLM-based Topic Labeling
네트워크 분석 분야	Natural Language Processing Techniques (자연어 처리 기반 기술로 개념 추출·구분분석·의미해석 수행)	Natural Language Processing, Natural Language Processing (NLP), NLP, NLP-based Functional Verb-Effect Extraction
	Citation Network Analysis (인용관계를 기반으로 기술·지식 흐름을 분석)	Citation Analysis, Citation Count Hazard Rate Modeling, Citation Lag Adjustment, Patent Citation Analysis, Citation Network Analysis, Patent Citation Network Analysis, Patent-citation network analysis, Citation network modeling, Patent Citation Lag Analysis, Self-Citation Filtering, Nested Citation Analysis
	Bibliometric Network Analysis (서지메트릭스 연관관계를 분석하여 학문·기술간 연관성 파악)	Bibliographic Coupling, Bibliographic Coupling Network Analysis, Co-Citation Analysis, Co-citation Network Analysis, Horizontal Network Mapping, Two-mode Network
	Social Network Analysis (사회·기술네트워크 구조를 분석하여 핵심노드와 관계패턴 식별)	Network Analysis, SNA, Social Network Analysis, Social Network Analysis (SNA), Social Network Centrality Analysis, Technological Network Analysis, Dynamic Network Analysis, Egocentric Network Analysis, Patent Technology Network Analysis, Two-mode Network Analysis, Temporal Network Analysis, Network Analysis
	Network Centrality & Modularity Analysis (네트워크 중심성과 구조적 특성을 측정해 영향력·연결 특성을 평가)	Betweenness Centrality, Centrality Analysis, Closeness Centrality, Degree Centrality, Eigenvector Centrality, Centrality Measures, Structural Hole Analysis, Brokerage Analysis, Reinforced Structural Holes, Structural Holes Effective Size, Constraint, Node Removal Simulation, Network Centrality Analysis, Network Concentration Analysis, Node Analysis, SPNP Centrality, Key Player Analysis, Network Concentration Analysis
기계학습 및 딥러닝 분야	Knowledge Graph Advanced Network (지식그래프 및 고급그래프 모델을 활용해 복잡한 관계망을 분석)	Community Detection, Community detection Fast Unfolding, Girvan-Newman Clustering, Louvain Algorithm, Louvain Clustering, Modularity Optimization, Network Modularity Analysis, Community analysis
	Traditional Machine Learning (전통적인 통계·머신러닝 기법을 활용해 예측·분류·회귀를 수행)	Heterogeneous Graph Transformer (HGT), Translation on Hyperplane Model (TransH), Unified Information Extraction (UIE), Knowledge Graph Analysis, Knowledge Flow Network Analysis, Graph Convolution Network (GCN), Link Prediction, Link Prediction (ML), Network Embedding, Formal Concept Analysis (FCA), Vertical Interlayer Linking
	Tree-based Ensemble Methods (트리구조 기반 앙상블기법으로 예측정확도를 향상)	Machine Learning, Naive Bayes, SVM, Support Vector Machine (SVM), Active Learning, Semi-supervised Learning, Supervised Learning, Feature Selection, KM-SVC, SMOTE Sampling, Collaborative Classifier
	Ensemble Learning Techniques (여러모델을 결합해 분류·예측정확도를 향상시키는 기법)	Random Forest, Random Forest (RF), Random Forest Classifier, XGBoost, AdaBoost, Ensemble Modeling, Gradient Boosting, Decision Tree
	Deep Learning Neural Networks (딥신경망 구조 기반으로 복잡한 패턴과 관계를 학습·예측)	Voting Classifier, Bagging, Boosting, Stacking, Ensemble Learning
클러스터링 및 차원 축소 분야	Clustering - Partitioning Methods (데이터를 사전에 정의한 개수의 군집으로 분할하는 비계층적 군집기법)	Ri-LSTM, CNN, Deep Learning (DNN), Deep Neural Network (DNN), GAN, Generative Adversarial Network (GAN), LSTM, Long Short-Term Memory (LSTM), Neural Network, Back Propagation Neural Network (BPNN), Dual-Attention Model, Dynamic Multi-Context Attention Networks (DMA-Net), Sequence-to-Sequence (Seq2Seq), Hierarchical Dynamic Attention, Graph-Based Learning
	Clustering - Density Hierarchical (데이터 밀도 기반 또는 계층적 구조를 활용한 군집을 형성)	K-Means Clustering, Clustering Analysis, Spherical k-means, K-medoids Clustering, Partitioning Around Medoids (PAM), PAM Clustering, Clustering+MDS
	Clustering - General Text (텍스트 데이터를 유사도 기반으로 군집화하여 주제구조를 파악)	DBSCAN, HDBSCAN, Density-based Analysis, Hierarchical Clustering, Bayesian Clustering, Dynamic Hierarchical Clustering Method (DHCM)
	Similarity Distance Metrics (데이터간 유사도 또는 거리척도를 계산해 관계를 분석)	Cluster Analysis, Clustering, Text Clustering
	Dimensionality Reduction - Linear (선형변환을 통해 데이터차원을 축소해 시각화·분석 효율을 높임)	Cosine Similarity Analysis, Jaccard Similarity, Euclidean Distance, Pearson's Correlation Analysis
회귀분석 및 통계분석 분야	Dimensionality Reduction - Nonlinear (비선형 변환을 통해 복잡한 데이터구조를 저차원 공간으로 매핑)	Principal Component Analysis, Principal Component Analysis (PCA), Functional PCA, PCA
	Self-Organizing Topographic Maps (신경망 기반의 자기 조직화법으로 데이터 패턴을 시각화)	MDS, Multidimensional Scaling, Multidimensional Scaling (MDS), UMAP, Correspondence Analysis
	Regression - Linear Models (종속변수와 독립변수간의 선형관계를 분석)	Self-Organizing Maps (SOM), Self-Organizing Map (SOM), SOM, GTM, Generative Topographic Mapping (GTM), SGTm, Sparse Generative Topographic Mapping (SGTM)
	Regression - Generalized Models (로지스틱·포아송 등 비선형분포를 따르는 확률적 회귀분석)	Linear Regression, Multiple Linear Regression, OLS Regression, Polynomial Regression, Least Absolute Deviation (LAD) Estimation
	Regression - Advanced Models (고급통계·회귀기법으로 특수데이터구조를 모델링)	Logistic Regression, Poisson Regression, Negative Binomial Regression, Hurdle Poisson, SMOTE Sampling, Zero-inflated Negative Binomial Model, Interaction Term Modeling
의사결정 및 전문가 평가 분야	Regression - Advanced Models (고급통계·회귀기법으로 특수데이터구조를 모델링)	Cox Proportional Hazards Model (Cox PHM), Cox Proportional Hazards Model, Panel Data Regression, Econometric Regression, Regression Model Log-Linear, Non-linear Curve Fitting, Nonlinear Least Squares (NLS) Estimation, Patent-level Regression, Regression Analysis, Regression Modeling, Duration Model
	Time Series Analysis & Forecasting (시계열 데이터를 분석해 미래값을 예측)	ARIMA, ARIMA Forecasting, ARIMA Time Series, Exponential Smoothing, Temporal Analysis, Time Series Analysis, Time Series Analysis(ARIMA), Time Series Regression, Dynamic Time Warping (DTW), First/Second Derivative Analysis, Vector Autoregression (VAR), Pattern Recognition Methods, Auto-correlation Mapping
	Statistical Hypothesis Testing (표본데이터를 통해 모집단특성에 대한 가설을 검정)	MannWhitney U-test, MannWhitney's U Test, MannWhitney Test, ANOVA, Analysis of Variance, One-way ANOVA, T-test, Student t-test, Mann-Whitney U Test, Comparative Analysis
	Statistical Methods (데이터분석 단계에 활용되는 다양한 통계 기법)	Chi-square Test, Correlation Analysis, Factor Analysis, Discriminant Analysis, Survival Analysis, Reliability Analysis, Granger Causality Test, I-MR Control Chart, Technological Distance Calculation, Geographical analysis, Organization analysis, Technological Development Coefficient (TDC), Technological Correlation (TEC), Descriptive quantitative analysis, Gini Index, Silhouette coefficient analysis, Gray relational analysis, Entropy-Based Ranking, Association analysis, Empirical Analysis, Matrix Analysis, Net Effect Analysis, Spearman Correlation Analysis, Statistical Analysis, Patent Bibliometric Analysis, Z-Score Analysis, Graphical Causal Modeling
	Multi-Criteria Decision Analysis (복수의 평가기준을 고려해 최적의 대안을 도출하는 의사결정기법)	Analytical Hierarchy Process (AHP), AHP Analysis, Network Process, CRITIC, DEA Window Analysis, Fuzzy analytic hierarchy process Fuzzy (AHP), TOPSIS, Analytic Network Process (ANP), Data Envelopment Analysis (DEA), CRITIC Method, Fuzzy AHP, Quality Function Deployment (QFD), Fuzzy QFD, House of Quality (HOQ), Game theory modeling, SWOT Matrix Analysis, Two-dimensional Quadrant Analysis, Black-Litterman Model, Spillover Index (Pave)
기술분석 및 예측 분야	Weighting Scoring Methods (평가항목에 가중치를 부여해 점수를 산출하는 기법)	Entropy Weighting Method (EWM), Entropy-Weight Method, Entropy Weight Method, Scoring Model, Cluster Scoring
	Expert-Based Research Methods (전문가 의견을 체계적으로 수집·분석하여 의사결정을 지원)	Delphi Survey, Expert Judgment, Expert Panel Evaluation, Expert Review, Expert-based keyword analysis, Grey Literature Review, SWOT Analysis, Literature-Based Innovation Methods
	Technology Growth Diffusion Models (기술 확산·성숙과정을 수학적 모델로 분석·예측)	Bass Diffusion Model, Extended Bass Diffusion Model, Fisher-Pry Substitution Model, Growth Curve Analysis, Logistic Curve, Logistic Growth Model S-curve, S-curve Modeling, Technology Growth Curve, Growth Curve Plotting, Growth Curve Modeling, S-curve Analysis, Technology Maturity Analysis (S-curve), Life Span Analysis, Innovation Cycle Analysis, Gompertz or logistic curves, Exponential Growth Modeling
	Patent-Specific Classification Analysis (특허분류체계 기반으로 기술 구조와 범위를 분석)	Co-classification analysis, CPC Mapping, IPC Co-classification Analysis, IPC-Industry Mapping, Patent Co-classification Analysis, CPC classification analysis, Technology Co-Classification Analysis, Patent Co-occurrence Analysis
	Patent Performance Quality Analysis (특허성과·유효지표를 활용해 기술경쟁력을 평가)	Patent Family Analysis, Patent Quality Analysis, Technology Quality Analysis, Patent Landscape Analysis, Patent Licensing Analysis, Cross-country Patent Analysis, Patent Indicator Analysis, Patent-based indicator modeling, PFS, Patent Quality Index(PQI), Promising Index (PI), Patent Risk Index(PRI), Patent Diffusion Analysis, Hot-Patent Detection, Dual-Index Theme Lifecycle Analysis, Patent Value Analysis, Technology Specialization Advantage (TSA), Patent Activity Analysis, Patent Stock Analysis, Patent Lifecycle Analysis, Patent Index Analysis, Technology Competitiveness (TC) Analysis, Patent Share and Increase Rate, Technology Condition Modeling
기술발전 및 특허분석 분야	Technology Management Roadmapping (기술·시장·제품개발계획을 시각적으로 로드맵 형태로 표현)	Technology Roadmapping (TRM), Technology roadmapping, Technology-driven TRM, TRM
	Technology Assessment Forecasting (기술의 현재 상태와 미래 발전 가능성을 평가·예측)	Technology Evolution Analysis, Patent Evolution Analysis, Scenario Analysis, Technology Maturity Analysis, Hype Cycle Analysis, Technology Assessment, Innovation Readiness Level Analysis, Innovation Assessment, Technology Substitution Analysis, Technical efficacy analysis, Technology Evolution Law(TEL)
	Innovation Opportunity Analysis (기술·시장내 새로운 기회를 발굴하는 분석 단계)	Technology Opportunity Analysis, White Space Analysis, Technology Convergence Analysis, Morphology Analysis, TRIZ Analysis, Competitive Intelligence Analysis, Competitive Intelligence Mapping, Idealization analysis, Analogical design, Innovation Drivers Analysis, Assignee Mapping, Input-Output Analysis
	Cross-Impact Convergence Analysis (기술간 영향 관계와 융합 가능성을 분석)	Convergence Coefficient Calculation, Cross-Impact Analysis, Cause-Effect Analysis
	Technology Opportunity Mapping (발굴된 기회를 위치와 상태에 따라 매핑)	Technology Opportunity Analysis Map, Vacancy Evaluation Metrics (VoT), State of Technology (SoT), Cycle of Technology (CoT), Life Time Cycle (LTC), Opportunity-Technology Correlation (OTC), Gap Analysis, Gaps Analysis
연관규칙 및 시뮬레이션 분야	Visualization Mapping Techniques (기술·가치·네트워크 등 시각화 기법)	Matrix Map, Overlay mapping, Patent Map Analysis, Patent Mapping, Technology Mapping, Technology Mapping Analysis, Competitive Intelligence Mapping, Portfolio Mapping, Portfolio Analysis, Strategic Mapping, Knowledge Mapping, Matrix Mapping, Trend Lane Diagram, Heat Mapping, Micro-Patent Analysis, Technology Function Matrix (TFM), LT dimension mapping, Effect mapping, Visualization Analysis
	Patent Trend Landscape Analysis (특허·기술 동향 및 전개 상황 분석)	Patent Trend Analysis, Trend Analysis, Patent Analysis, Macro-Patent Analysis, Descriptive Patent Analysis, Descriptive Analysis, Competitive Landscape Analysis, Quantitative Analysis, Competitive Landscape Analysis, Bibliometric Analysis, Scientometric Approach
	Outlier Detection Novelty Analysis (비정상·이상치 패턴을 통한 신기술 탐색)	Outlier Detection, Density-based Outlier Detection (LOF), LOF, Local Outlier Factor (LOF), Novelty Exploration, Novelty Validation
	Main Path Citation Flow Analysis (인용 네트워크 기반 핵심 경로 추론)	Forward-Citation Full Path (FCFP) Algorithm, Key-Route Search, KP-based Hierarchical Main Path Analysis, Main Path Analysis (MPA), Source Path Link Count, Technology Prospecting, SPLC Information Flow, Sequential Patent Mining
	Association Rule Mining Methods (연관 규칙을 기반으로 핵심 경로를 추출)	ARM, Apriori Algorithm, Association Rule Mining, Association Rule Mining (ARM), FP-growth Algorithm, Weighted Association Rule Mining (WARM), OS-Matrix Analysis, Technology Knowledge Structure (TKS) Visualization
시뮬레이션 분야	Simulation-based Analysis	System Dynamics, Monte Carlo Simulation, Heat Balance Analysis, Time Series/Bubble Chart Visualization

Appendix 2. 연구 방법 분석 대상 논문

구분	분석대상
1	Silva, R. G. C., Ferreira, T. F., & Borges, E. R. (2020). Identification of potential technologies for 1, 4-Butanediol production using prospecting methodology. <i>Journal of Chemical Technology & Biotechnology</i> .
2	Kim, K. H., Han, Y. J., Lee, S., Cho, S. W., & Lee, C. (2019). Text mining for patent analysis to forecast emerging technologies in wireless power transfer. <i>Sustainability</i> , 11(22), 6240.
3	Yun, S., Song, K., Kim, C., & Lee, S. (2021). From stones to jewellery: Investigating technology opportunities from expired patents. <i>Technovation</i> , 103, 102235.
4	Kyeabam, M., Cheng, G., Huang, Y., He, C., & Zhang, Z. (2017). Forecasting emerging technologies: A supervised learning approach through patent analysis. <i>Technological Forecasting and Social Change</i> .
5	Lee, Y. J. (2024). Mapping the technological landscape of green smart buildings: A patent analytics of key topics, leading companies, and technology gaps. <i>Journal of Building Engineering</i> , 98, 111020.
6	Chun, E., Jun, S., & Lee, C. (2021). Identification of promising smart farm technologies and development of technology roadmap using patent map analysis. <i>Sustainability</i> , 13(19), 10709.
7	Yu, J., Hwang, J. G., Hwang, J., Jun, S. C., Kang, S., Lee, C., & Kim, H. (2020). Identification of vacant and emerging technologies in smart mobility through the GTM-based patent map development.
8	Breizman, A., & Thomas, P. (2015). The Emerging Clusters Model: A tool for identifying emerging technologies across multiple patent systems. <i>Research policy</i> , 44(1), 195–205.
9	Yoon, B., & Park, Y. (2007). Development of new technology forecasting algorithm: Hybrid approach for morphology analysis and conjoint analysis of patent information. <i>IEEE transactions on engineering</i> .
10	Lee, C., Kwon, O., Kim, M., & Kwon, D. (2018). Early identification of emerging technologies: A machine learning approach using multiple patent indicators. <i>Technological Forecasting and Social Change</i> , 127, 291–
11	Cho, Y., Han, Y. J., Hwang, J., Yu, J., Kim, S., Lee, C., ... & Yi, K. P. (2021). Identifying technology opportunities for electric motors of railway vehicles with patent analysis. <i>Sustainability</i> , 13(5), 2424.
12	Noh, S. H. (2022, September). Predicting Future Promising Technologies Using LSTM. In <i>Informatics (Vol. 9, No. 4, p. 77)</i> . MDPI.
13	Lin, Y., & Zhou, Y. (2024). Identification of Hydrogen-Energy-Related Emerging Technologies Based on Text Mining. <i>Sustainability</i> , 16(1), 147.
14	Waßenhoven, A., Rennings, M., Laibach, N., & Bröring, S. (2023). What constitutes a “Key Enabling Technology” for transition processes: Insights from the bioeconomy’s technological landscape. <i>Technological</i>
15	Chang, S. H. (2019). Revealing development trends and key 5G photonic technologies using patent analysis. <i>Applied Sciences</i> , 9(12), 2525.
16	Jun, S., Sung Park, S., & Sik Jang, D. (2012). Technology forecasting using matrix map and patent clustering. <i>Industrial Management & Data Systems</i> , 112(5), 786–807.
17	Li, S., Garces, E., & Daim, T. (2019). Technology forecasting by analogy-based on social network analysis: The case of autonomous vehicles. <i>Technological Forecasting and Social Change</i> , 148, 119731.
18	Kwon, K., & So, J. (2023). Future smart logistics technology based on patent analysis using temporal network. <i>Sustainability</i> , 15(10), 8159.
19	Chang, S. H. (2022). Technological structure network analysis to explore the hotspots of academic patents in international technology transfer. <i>Science and Public Policy</i> , 49(1), 98–114.
20	Zhou, Y., Dong, F., Liu, Y., & Ran, L. (2021). A deep learning framework to early identify emerging technologies in large-scale outlier patents: An empirical study of CNC machine tool. <i>Scientometrics</i> , 126(2), 969–
21	Coccia, M., & Roshani, S. (2024). Evolutionary phases in emerging quantum technologies: general theoretical and managerial implications for driving technological evolution. <i>IEEE Transactions on Engineering</i>
22	Lee, J., Shin, H., Kim, C., & Lee, S. (2022). Six different approaches to defining and identifying promising technology through patent analysis. <i>Technology Analysis & Strategic Management</i> , 34(8), 961–973.
23	Li, X., Xie, Q., Jiang, J., Zhou, Y., & Huang, L. (2019). Identifying and monitoring the development trends of emerging technologies using patent analysis and Twitter data mining: The case of perovskite solar cell
24	Chang, S. H. (2023). Technology network and development trends of government-funded patents. <i>International Journal of Innovation Science</i> , 15(2), 329–346.
25	Song, K., Kim, K., & Lee, S. (2018). Identifying promising technologies using patents: A retrospective feature analysis and a prospective needs analysis on outlier patents. <i>Technological Forecasting and Social</i>
26	Nikulchev, E., & Ilin, D. (2024). Generation of Topical Educational Content by Estimation of the Number of Patents in the Digital Field. <i>International Journal of Advanced Computer Science & Applications</i> , 15(5).
27	Choi, J. Y., Jeong, S., & Jung, J. K. (2018). Evolution of technology convergence networks in Korea: Characteristics of temporal changes in R&D according to institution type. <i>Plos one</i> , 13(2), e0192195.
28	Cho, H. P., Lim, H., Lee, D., Cho, H., & Kang, K. I. (2018). Patent analysis for forecasting promising technology in high-rise building construction. <i>Technological Forecasting and Social Change</i> , 128, 144–153.
29	Park, R., & Hwang, S. H. (2012). A study on the identification of cutting-edge ICT-based converging technologies. <i>Etri Journal</i> , 34(4), 602–612.
30	Yoon, J., Jeong, B., Lee, W. H., & Kim, J. (2018). Tracing the evolving trends in electronic skin (e-skin) technology using growth curve and technology position-based patent bibliometrics. <i>Institute of Electrical</i>
31	Li, X., Xie, Q., & Huang, L. (2019). Identifying the development trends of emerging technologies using patent analysis and web news data mining: The case of perovskite solar cell technology. <i>IEEE Transactions on</i>
32	Park, S., Lee, S. J., & Jun, S. (2015). A network analysis model for selecting sustainable technology. <i>Sustainability</i> , 7(10), 13126–13141.
33	Daim, T. U., Rueda, G., Martin, H., & Gerdson, P. (2006). Forecasting emerging technologies- Use of bibliometrics and patent analysis. <i>Technological forecasting and social change</i> , 73(8), 981–1012.
34	Song, K., Kim, K. S., & Lee, S. (2017). Discovering new technology opportunities based on patents: Text-mining and F-term analysis. <i>Technovation</i> , 60, 1–14.
35	Kim, J., & Geum, Y. (2024). Identifying promising technologies considering technology convergence: A patent-based machine learning approach. <i>IEEE Transactions on Engineering Management</i> .
36	Zhou, Y., Dong, F., Liu, Y., Li, Z., Du, J., & Zhang, L. (2020). Forecasting emerging technologies using data augmentation and deep learning. <i>Scientometrics</i> , 123(1), 1–29.
37	Noh, H., & Lee, S. (2020). What constitutes a promising technology in the era of open innovation? An investigation of patent potential from multiple perspectives. <i>Technological Forecasting and Social Change</i> , 157,
38	Kwon, K., Jun, S., Lee, Y. J., Choi, S., & Lee, C. (2022). Logistics technology forecasting framework using patent analysis for technology roadmap. <i>Sustainability</i> , 14(9), 5430.
39	Roh, T., Jeong, Y., Jang, H., & Yoon, B. (2019). Technology opportunity discovery by structuring user needs based on natural language processing and machine learning. <i>PLoS one</i> , 14(10), e0223404.
40	Lee, S., Choi, J., & Sawng, Y. W. (2019). Foresight of promising technologies for healthcare-IoT convergence service by patent analysis. <i>J Sci Ind Res</i> , 78(8), 489–494.
41	Shin, J., & Man Kim, C. (2013). Risk-adjusted performance forecasting of future key technology. <i>Technology analysis & strategic management</i> , 25(2), 147–161.
42	Cai, Z., Zhou, Y., Xu, Y., & Liu, Z. (2024). Patent Analysis for Identifying Core Technology and Forecasting Promising Technology in Medical Imaging Device. <i>IEEE Transactions on Engineering Management</i> .
43	Hua, Z., & Dai, T. (2023). Research on key cobalt technologies based on patent analysis. <i>Frontiers in Energy Research</i> , 10, 1005720.
44	Someda, H., Akagi, T., & Kajikawa, Y. (2022). An analysis of the spillover effects based on patents and inter-industrial transactions for an emerging blockchain technology. <i>Scientometrics</i> , 127(8), 4299–4314.
45	Choi, S. W., You, Y. Y., & Na, K. S. (2014). Forecasting promising technology using analysis of patent information: Focused on next generation mobile communications. <i>Journal of central south university</i> , 21(11),
46	Choi, S., & Jun, S. (2014). Vacant technology forecasting using new Bayesian patent clustering. <i>Technology Analysis & Strategic Management</i> , 26(3), 241–251.
47	Lai, K. K., Bhatt, P. C., Kumar, V., Chen, H. C., Chang, Y. H., & Su, F. P. (2021). Identifying the impact of patent family on the patent trajectory: A case of thin film solar cells technological trajectories. <i>Journal of</i>
48	Viet, N. T., & Kravets, A. G. (2022). The new method for analyzing technology trends of smart energy asset performance management. <i>Energies</i> , 15(18), 6613.
49	Cho, T. S., & Shih, H. Y. (2011). Patent citation network analysis of core and emerging technologies in Taiwan: 1997–2008. <i>Scientometrics</i> , 89(3), 795–811.
50	Kim, J., & Lee, S. (2017). Forecasting and identifying multi-technology convergence based on patent data: The case of IT and BT industries in 2020. <i>Scientometrics</i> , 111(1), 47–65.
51	Coccia, M., & Bontempi, E. (2023). New trajectories of technologies for the removal of pollutants and emerging contaminants in the environment. <i>Environmental Research</i> , 229, 115938.
52	Yoon, J., & Kim, K. (2012). Detecting signals of new technological opportunities using semantic patent analysis and outlier detection. <i>Scientometrics</i> , 90(2), 445–461.
53	Lee, Y. J., Han, Y. J., Kim, S. S., & Lee, C. (2024). Identifying the Technology Opportunities and the Technology Taxonomy for Railway Static Inverters With Patent Data Analytics. <i>IEEE Access</i> , 12, 17389–17403.
54	Song, B., Luan, C., & Liang, D. (2023). Identification of emerging technology topics (ETTs) using BERT-based model and semantic analysis: A perspective of multiple-field characteristics of patented inventions
55	Joung, J., & Kim, K. (2017). Monitoring emerging technologies for technology planning using technical keyword based analysis from patent data. <i>Technological Forecasting and Social Change</i> , 114, 281–292.
56	Aldering, L. J., Leker, J., & Song, C. H. (2019). Analysis of technological knowledge stock and prediction of its future development potential: The case of lithium-ion batteries. <i>Journal of cleaner production</i> , 223,
57	Hu, R., Bao, Z., Jia, J., & Lv, K. (2024). Identification of Emerging Technological Hotspots from a Multi-Source Information Perspective: Case Study on Blockchain Financial Technology. <i>Information (2078-2489)</i> .
58	Park, I., Park, G., Yoon, B., & Koh, S. (2016). Exploring promising technology in ICT sector using patent network and promising index based on patent information. <i>Etri Journal</i> , 38(2), 405–415.
59	Wang, C., Geng, H., Sun, R., & Song, H. (2022). Technological potential analysis and vacant technology forecasting in the graphene field based on the patent data mining. <i>Resources Policy</i> , 77, 102636.
60	Wang, Y. H., & Hsieh, C. C. (2018). Explore technology innovation and intelligence for IoT (Internet of Things) based eyewear technology. <i>Technological forecasting and social change</i> , 127, 281–290.
61	Lee, S., Yoon, B., & Park, Y. (2009). An approach to discovering new technology opportunities: Keyword-based patent map approach. <i>Technovation</i> , 29(6–7), 481–497.
62	Hsu, P. Y., Cheng, M. S., Wen, C. H., & Ko, Y. H. (2021). Identifying Cross Section Technology Application through Chinese Patent Analysis. <i>Intelligent Automation & Soft Computing</i> , 27(1).
63	Choi, Y., Park, S., & Lee, S. (2021). Identifying emerging technologies to envision a future innovation ecosystem: A machine learning approach to patent data. <i>Scientometrics</i> , 126(7), 5431–5476.
64	Jeong, Y., Park, I., & Yoon, B. (2016). Forecasting technology substitution based on hazard function. <i>Technological Forecasting and Social Change</i> , 104, 259–272.
65	Park, I., Trulzi, G., & Magee, C. L. (2022). Tracing the emergence of new technology: A comparative analysis of five technological domains. <i>Technological Forecasting and Social Change</i> , 184, 122014.
66	Chang, C. K., & Breitzman, A. (2009). Using patents prospectively to identify emerging, high-impact technological clusters. <i>Research evaluation</i> , 18(3), 357–364.
67	Arts, S., Hou, J., & Gomez, J. C. (2021). Natural language processing to identify the creation and impact of new technologies in patent text: Code, data, and new measures. <i>Research policy</i> , 50(2), 104144.
68	Miao, H., Wang, Y., Li, X., & Wu, F. (2020). Integrating technology-relationship-technology semantic analysis and technology roadmap mapping method: A case of elderly smart wear technology. <i>IEEE Transactions</i>
69	Kim, C., Jeon, J. H., & Kim, M. S. (2015). Identification and Management of opportunities for technology-based services: A patent-based portfolio approach. <i>Innovation</i> , 17(2), 232–249.
70	Kim, C., & Lee, H. (2020). A patent-based approach for the identification of technology-based service opportunities. <i>Computers & Industrial Engineering</i> , 144, 106464.
71	Ma, J., & Porter, A. L. (2015). Analyzing patent topical information to identify technology pathways and potential opportunities. <i>Scientometrics</i> , 102(1), 811–827.
72	Oliveira, B. S. D., Milanez, D. H., Leiva, D. R., Faria, L. I. L. D., Botta, W. J., & Kiminami, C. S. (2017). Thermal spraying processes and amorphous alloys: macro-indicators of patent activity. <i>Materials</i>
73	Motohashi, K., & Zhu, C. (2023). Identifying technology opportunity using dual-attention model and technology-market concordance matrix. <i>Technological Forecasting and Social Change</i> , 197, 122916.
74	Choi, J., Lee, C., & Yoon, J. (2023). Exploring a technology ecology for technology opportunity discovery: A link prediction approach using heterogeneous knowledge graphs. <i>Technological Forecasting and Social</i>
75	Gustafsson, R., Kuusi, O., & Meyer, M. (2015). Examining open-endedness of expectations in emerging technological fields: The case of cellulosic ethanol. <i>Technological Forecasting and Social Change</i> , 91, 179–
76	Ju, Y., & Sohn, S. Y. (2015). Patent-based OFD framework development for identification of emerging technologies and related business models: A case of robot technology in Korea. <i>Technological Forecasting</i>
77	Barilari, A., Agard, B., & Beaudry, C. (2013). Discovering and assessing fields of expertise in nanomedicine: a patent co-citation network perspective. <i>Scientometrics</i> , 94(3), 1111–1136.
78	Wang, J., & Hsu, T. Y. (2023). Early discovery of emerging multi-technology convergence for analyzing technology opportunities from patent data: the case of smart health. <i>Scientometrics</i> , 128(8), 4167–4196.
79	Noh, H., Song, Y. K., & Lee, S. (2016). Identifying emerging core technologies for the future: Case study of patents published by leading telecommunication organizations. <i>Telecommunications Policy</i> , 40(10–11),
80	Kang, J. N., Wei, Y. M., Liu, L. C., & Wang, J. W. (2021). Observing technology reserves of carbon capture and storage via patent data: Paving the way for carbon neutral. <i>Technological Forecasting and Social</i>
81	Lee, Y. J., Han, Y. J., Kim, S. S., & Lee, C. (2022). Patent data analytics for technology forecasting of the railway main transformer. <i>Sustainability</i> , 15(1), 278.
82	Yun, S., Cho, W., Kim, C., & Lee, S. (2022). Technological trend mining: Identifying new technology opportunities using patent semantic analysis. <i>Information Processing & Management</i> , 59(4), 102993.
83	Nam, D., & Choi, G. (2023). The Identification of Emerging Technologies of Automotive Semiconductor. <i>KSI Transactions on Internet & Information Systems</i> , 17(2).
84	Kim, G., & Bae, J. (2017). A novel approach to forecast promising technology through patent analysis. <i>Technological Forecasting and Social Change</i> , 117, 228–237.
85	Yu, J., Han, Y. J., Yang, H., Lee, S., Kim, G., & Lee, C. (2022). Promising technology analysis and patent roadmap development in the hydrogen supply chain. <i>Sustainability</i> , 14(21), 14210.
86	Feng, L., Liu, K., Wang, J., Lin, K. Y., Zhang, K., & Zhang, L. (2022). Identifying promising technologies of electric vehicles from the perspective of market and technical attributes. <i>Energies</i> , 15(20), 7617.
87	Marr, I. P., McMahon, C., Lowenberg, M., & Sharma, S. (2019). Identifying the mode and impact of technological substitutions. <i>IEEE Access</i> , 7, 58286–58306.
88	Choi, J., Lee, S., & Sawng, Y. W. (2019). The dynamics of industry convergence in the automotive industry: a technological perspective analysis using patent data. <i>Journal of Scientific and Industrial Research</i> ,
89	Li, T., He, X., & Gao, P. (2021). Analysis of offshore LNG storage and transportation technologies based on patent informatics. <i>Cleaner Engineering and Technology</i> , 5, 100317.
90	Jun, S., & Sung Park, S. (2013). Examining technological innovation of Apple using patent analysis. <i>Industrial Management & Data Systems</i> , 113(6), 890–907.
91	Manohar, M., Lathabai, H. H., George, S., & Prabhakaran, T. (2018). Wire-free electricity: Insights from a techno-futuristic exploration. <i>Utilities Policy</i> , 53, 3–14.
92	Capponi, G., Martinelli, A., & Nuvolari, A. (2022). Breakthrough innovations and where to find them. <i>Research Policy</i> , 51(1), 104376.
93	Pilkington, A. (2004). Technology portfolio alignment as an indicator of commercialisation: an investigation of fuel cell patenting. <i>Technovation</i> , 24(10), 761–771.
94	Yoon, B., & Magee, C. L. (2018). Exploring technology opportunities by visualizing patent information based on generative topographic mapping and link prediction. <i>Technological Forecasting and Social Change</i> ,
95	Chang, P. L., Wu, C. C., & Lau, H. J. (2010). Using patent analyses to monitor the technological trends in an emerging field of technology: a case of carbon nanotube field emission display. <i>Scientometrics</i> , 82(1),
96	Segev, A., & Kantola, J. (2012). Identification of trends from patents using self-organizing maps. <i>Expert systems with applications</i> , 39(18), 13235–13242.
97	Ishii, C., Asatani, K., & Sakata, I. (2022). Obtaining directions among science, technology, and research policy for developing an innovation strategy: A case study of supercapacitors. <i>Heliyon</i> , 8(9).
98	Mun, C., Yoon, S., Kim, Y., Raghavan, N., & Park, H. (2019). Quantitative identification of technological paradigm changes using knowledge persistence. <i>Plos one</i> , 14(8), e0220819.
99	Luan, C., Deng, S., Porter, A. L., & Song, B. (2021). An approach to construct technological convergence networks across different IPC hierarchies and identify key technology fields. <i>IEEE Transactions on</i>

구분	본석대상
101	Ampongpan, P., & Tongngam, S. (2020). Exploring technology influencers from patent data using association rule mining and social network analysis. <i>Information</i> , 11(6), 333.
102	Comb, M., & Martin, A. (2024). Mining digital identity insights: patent analysis using NLP. <i>EURASIP Journal on Information Security</i> , 2024(1), 21.
103	Wang, X. (2010). Worldwide patent analysis and mapping of combine harvester innovation. <i>African Journal of Agricultural Research</i> , 5(24), 3493-3499.
104	Pan, D., Ren, X., Zhang, L., Song, Z., Nie, Y., Zhang, L., ... & Han, D. (2023). A Disruptive Technology Identification Method for New Power Systems Based on Patent Evolution Analysis. <i>Electronics</i> , 12(9), 2045.
105	Lee, W. S., Choi, H. S., & Sohn, S. Y. (2018). Forecasting new product diffusion using both patent citation and web search traffic. <i>PloS one</i> , 13(4), e0194723.
106	Wei, T., Feng, D., Song, S., & Zhang, C. (2024). An extraction and novelty evaluation framework for technology knowledge elements of patents. <i>Scientometrics</i> , 129(11), 7417-7442.
107	Ezrurumlu, S. S., & Pachamanova, D. (2020). Topic modeling and technology forecasting for assessing the commercial viability of healthcare innovations. <i>Technological Forecasting and Social Change</i> , 156, 119999.
108	An, H. J., & Ahn, S. J. (2016). Emerging technologies—beyond the chasm: Assessing technological forecasting and its implication for innovation management in Korea. <i>Technological Forecasting and Social Change</i> , 109, 10483.
109	Jiang, M., Yang, S., & Gao, Q. (2024). Multidimensional indicators to identify emerging technologies: Perspective of technological knowledge flow. <i>Journal of Informetrics</i> , 18(1), 101483.
110	Wang, J., Ding, Z., Liu, Z., & Feng, L. (2024). Technology opportunity discovery based on patent analysis: a hybrid approach of subject-action-object and generative topographic mapping. <i>Technology Analysis & Strategic Management</i> , 36(3), 367-380.
111	Barbosa, N. B., Nunes, D. D. G., Santos, A. Á. B., & Machado, B. A. S. (2023). Technological advances on fault diagnosis in wind turbines: A patent analysis. <i>Applied Sciences</i> , 13(3), 1721.
112	Kuusi, O., & Meyer, M. (2007). Anticipating technological breakthroughs: Using bibliographic coupling to explore the nanotubes paradigm. <i>Scientometrics</i> , 70(3), 759-777.
113	Lee, H. J., & Oh, H. (2020). A study on the deduction and diffusion of promising artificial intelligence technology for sustainable industrial development. <i>Sustainability</i> , 12(14), 5609.
114	Chang, S. H. (2017). Key technology network model for the industrialization of research output: A university patent perspective. <i>Social Science Information</i> , 56(4), 640-661.
115	Choi, S., Affaddini, M., & Seo, W. (2022). A supervised learning-based approach to anticipating potential technology convergence. <i>IEEE Access</i> , 10, 19284-19300.
116	Abd, S., Ktsara, I., Hawley, M. S., & De Witte, L. P. (2021). Emerging technologies and their potential for generating new assistive technologies. <i>Assistive Technology</i> , 33(sup1), 17-26.
117	Choi, J. (2018). The rise of 3D printing and the role of user firms in the US: evidence from patent data. <i>Technology Analysis & Strategic Management</i> , 30(10), 1195-1209.
118	Jun, S. (2024). Technology Keyword Analysis Using Graphical Causal Models. <i>Electronics</i> , 13(18), 3670.
119	Kim, Y. G., Suh, J. H., & Park, S. C. (2008). Visualization of patent analysis for emerging technology. <i>Expert systems with applications</i> , 34(3), 1804-1812.
120	Petralia, S. (2020). Mapping general purpose technologies with patent data. <i>Research Policy</i> , 49(7), 104013.
121	Shin, J., Coh, B. Y., & Lee, C. (2013). Robust future-oriented technology portfolios: B lack-L itterman approach. <i>R&D Management</i> , 43(5), 409-419.
122	Lee, C. W., Tao, F., Ma, Y. Y., & Lin, H. L. (2022). Development of Patent Technology Prediction Model Based on Machine Learning. <i>Axioms</i> , 11(6), 253.
123	Daim, T. U., & Intarad, N. (2009). A framework for technology assessment: Case of a Thai building material manufacturer. <i>Energy for Sustainable Development</i> , 13(4), 280-286.
124	Shin, H., Woo, H. G., Sohn, K. A., & Lee, S. (2023). Comparing research trends with patenting activities in the biomedical sector: The case of dementia. <i>Technological Forecasting and Social Change</i> , 195, 122790.
125	Jeon, D., Ahn, J. M., Kim, J., & Lee, C. (2022). A doc2vec and local outlier factor approach to measuring the novelty of patents. <i>Technological Forecasting and Social Change</i> , 174, 121294.
126	Nylund, P. A., Brem, A., & Aganwal, N. (2022). Enabling technologies mitigating climate change: The role of dominant designs in environmental innovation ecosystems. <i>Technovation</i> , 117, 102271.
127	Fankhauser, M., Moser, C., & Nyfeler, T. (2018). Patents as early indicators of technology and investment trends: analyzing the microbiome space as a case study. <i>Frontiers in bioengineering and biotechnology</i> , 9, 233-245.
128	Wang, A. P., Hou, C. E., & Hung, S. W. (2018). Exploration of the evolution of nanotechnology from a patent co-classification perspective. <i>Nanotechnology Reviews</i> , 7(3), 233-245.
129	Grand, G. de Silva, L. F., Gonzalez, EDRS. (2022). A Patent Analysis on Big Data Projects. <i>International Journal of Business Analytics</i> 9(1).
130	Canongia, C., Antunes, A., & Pereira, M. D. N. F. (2004). Technological foresight—the use of biotechnology in the development of new drugs against breast cancer. <i>Technovation</i> , 24(4), 299-309.
131	Alharasees, O., Kale, U., Rohacs, J., Rohacs, D., Eva, M. A., & Boros, A. (2024). Green building energy: Patents analysis and analytical hierarchy process evaluation. <i>Heliyon</i> , 10(8), 103888.
132	San Kim, T., & Sohn, S. Y. (2020). Machine-learning-based deep semantic analysis approach for forecasting new technology convergence. <i>Technological Forecasting and Social Change</i> , 157, 120095.
133	Wang, B., Liu, Y., Zhou, Y., & Wen, Z. (2018). Emerging nanogenerator technology in China: A review and forecast using integrating bibliometrics, patent analysis and technology roadmapping methods. <i>Nano</i> , 10, 103952.
134	Bengisu, M., & Nekhili, R. (2006). Forecasting emerging technologies with the aid of science and technology databases. <i>Technological Forecasting and Social Change</i> , 72(7), 835-844.
135	Wang, J., & Lee, J. J. (2023). Predicting and analyzing technology convergence for exploring technological opportunities in the smart health industry. <i>Computers & Industrial Engineering</i> , 182, 109352.
136	Li, K., Shan, T., Wu, H., Zou, Z., Huang, R., Chang, R., & Shrestha, A. (2024). Technology opportunity discovery linking artificial intelligence and construction technologies: A graph convolution network-based
137	Cui, Y., Zhao, B., & Xie, F. (2022). Technology Opportunity Recognition Algorithm and Decision Assistance for Non-Drug Antidepressant Field in China. <i>Mathematical problems in engineering</i> , 2022(1), 7256959.
138	Chen, C., Fang, W., & Hsu, S. S. (2016). A study on technological trajectory of light emitting diode in Taiwan by using patent data. <i>International Journal of Technology Management</i> , 72(1-3), 83-104.
139	Shin, J., & Park, Y. (2007). Building the national ICT frontier: The case of Korea. <i>Information Economics and Policy</i> , 19(2), 249-277.
140	Liu, P., Zhou, W., Feng, L., Wang, J., Lin, K. Y., Wu, X., & Zheng, D. (2024). Mapping and comparing the technology evolution paths of scientific papers and patents: an integrated approach for forecasting
141	Kim, C., & Lee, J. (2024). Discovering patterns and trends in customer service technologies patents using large language model. <i>Heliyon</i> , 10(14), 103888.
142	Lin, G., Jeong, Y., & Yoon, B. (2015). Technology-driven roadmaps for identifying new product/market opportunities: Use of text mining and quality function deployment. <i>Advanced Engineering Informatics</i> , 29(1), 103888.
143	Jeong, B., & Yoon, J. (2017). Competitive intelligence analysis of augmented reality technology using patent information. <i>Sustainability</i> , 9(4), 497.
144	Ji, T., Self, N., Fu, K., Chen, Z., Ramakrishnan, N., & Lu, C. T. (2024). Citation Forecasting with Multi-Context Attention-Aided Dependency Modeling. <i>ACM Transactions on Knowledge Discovery from Data</i> , 18(4), 103888.
145	Reitenmeier, M., Schilling, N. J., Möller, M., & Sauer, A. (2024). Laser-based disassembly of end-of-life automotive traction batteries: A systematic patent analysis. <i>World Patent Information</i> , 79, 103222.
146	Li, X., Xie, Q., Daim, T., & Huang, L. (2019). Forecasting technology trends using text mining of the gaps between science and technology: The case of perovskite solar cell technology. <i>Technological Forecasting</i>
147	Huang, L., Hou, Z., Fang, Y., Liu, J., & Shi, T. (2023). Evolution of CCUS technologies using LDA topic model and derwent patent data. <i>Energies</i> , 16(6), 2556.
148	Lai, K. K., Chen, H. C., Chang, Y. H., Kumar, V., & Bhatt, P. C. (2021). A structured MPA approach to explore technological core competence, knowledge flow, and technology development through social network
149	Lee, S. L., Chen, P. C., Chen, W. C., & Hung, S. W. (2015). A three-stage decision-making model for selecting electric vehicle battery technology. <i>Transportation Planning and Technology</i> , 38(7), 761-776.
150	Seo, W. (2022). A patent-based approach to identifying potential technology opportunities realizable from a firm's internal capabilities. <i>Computers & Industrial Engineering</i> , 171, 108395.
151	Segev, A., Jung, S., & Choi, S. (2014). Analysis of technology trends based on diverse data sources. <i>IEEE Transactions on Services Computing</i> , 8(6), 903-915.
152	Fareli, S., Aprea, R., Mulas, V., & Alonso, R. (2023). The worker profiler: Assessing the digital skill gaps for enhancing energy efficiency in manufacturing. <i>Technological Forecasting and Social Change</i> , 196, 122790.
153	Cozens, S., Gatchair, S., Kang, J., Kim, K. S., Lee, H. J., Ordóñez, G., & Porter, A. (2010). Emerging technologies: quantitative identification and measurement. <i>Technology Analysis & Strategic Management</i> , 22(3), 367-380.
154	Liu, H., Li, Z., Zhang, R., Liu, Y., & Ha, Y. (2024). A Novel Method for Technology Roadmapping: Nanorobots. <i>Applied Sciences</i> , 14(22), 10606.
155	Pazhouhan, M., Karimi Mazraeashahi, A., Jahanbakhsh, M., Rezaei, K., & Rohban, M. H. (2024). Wave and tidal energy: A patent landscape study. <i>Journal of Marine Science and Engineering</i> , 12(11), 1967.
156	Santoso, H. B., Baroroh, D. K., & Darmawan, A. (2021). Future application of multisensory mixed reality in the human cyber—Physical system. <i>South African Journal of Industrial Engineering</i> , 32(4), 44-56.
157	Son, C., Suh, Y., Jeon, J., & Park, Y. (2012). Development of a GTM-based patent map for identifying patent vacuums. <i>Expert systems with applications</i> , 39(3), 2489-2500.
158	Xu, X., & Gui, M. (2021). Applying data mining techniques for technology prediction in new energy vehicle: a case study in China. <i>Environmental Science and Pollution Research</i> , 28(48), 68300-68317.
159	Wang, Y. H. (2024). Exploring Technology-Driven Technology Roadmaps (TRM) for Wearable Biosensors in Healthcare. <i>Irbm</i> , 45(3), 100305.
160	Hu, R., Cai, T., & Xu, W. (2024). Exploring the technology changes of new energy vehicles in China: Evolution and trends. <i>Computers & Industrial Engineering</i> , 191, 110178.
161	Winnik, J. J., Tijssen, R. J., & van Raan, A. F. (2016). Theory-changing breakthroughs in science: The impact of research teamwork on scientific discoveries. <i>Journal of the Association for Information Science</i>
162	Han, F., Yoon, S., Raghavan, N., Yang, B., & Park, H. (2024). Technological trajectory in fuel cell technologies: A patent-based main path analysis. <i>International Journal of Hydrogen Energy</i> , 50, 1347-1361.
163	Ryu, S., & Lee, S. (2024). Development of a technology tree using patent information. <i>Advanced Engineering Informatics</i> , 59, 102277.
164	Ma, T., Zhou, X., Liu, J., Lou, Z., Hua, Z., & Wang, R. (2021). Combining topic modeling and SAO semantic analysis to identify technological opportunities of emerging technologies. <i>Technological Forecasting and</i>
165	Zhu, H., Du, Z., Wu, J., & Sun, Z. (2022). Innovation environment and opportunities of offshore wind turbine foundations: Insights from a new patent analysis approach. <i>World Patent Information</i> , 68, 102092.
166	Kim, Y. J., & Lee, D. H. (2023). Technology convergence on automotive lightweight materials: Evidence from South Korea. <i>Technology Analysis & Strategic Management</i> , 35(3), 286-301.
167	Jiao, J., Zhang, A., Zhe, J., & Li, J. (2023). Technological opportunity identification of cement kiln co-processing based on the gap between science and technology. <i>Journal of Material Cycles and Waste</i>
168	Singh, S., & Vijay, T. S. (2024). Technology roadmapping for the e-commerce sector: A text-mining approach. <i>Journal of Retailing and Consumer Services</i> , 81, 103977.
169	Altuntas, S., & Abo, S. (2022). Technology forecasting of unmanned aerial vehicle technologies through hierarchical S curves. <i>Defence Science and Technology</i> , 72(1), 18-29.
170	Wustmans, M., Haubold, T., & Bruens, B. (2021). Bridging trends and patents: Combining different data sources for the evaluation of innovation fields in blockchain technology. <i>IEEE Transactions on Engineering</i>
171	Lee, J., Kang, J. H., Jun, S., Lim, H., Jeng, D., & Park, S. (2018). Ensemble modeling for sustainable technology transfer. <i>Sustainability</i> , 10(7), 2278.
172	Jui, C. W., Trappey, A. J., & Fu, C. C. (2018). Discover patent landscape of two-photon polymerization technology for the production of 3D nano-structure using claim-based approach. <i>Recent Patents on</i>
173	de Paulo, A. F., & Porto, G. S. (2018). Evolution of collaborative networks of solar energy applied technologies. <i>Journal of cleaner production</i> , 204, 310-320.
174	Caviglioli, F. (2016). Technology fusion: Identification and analysis of the drivers of technology convergence using patent data. <i>Technovation</i> , 55, 22-32.
175	Tan, C., Zhang, J., Liu, D., Wang, Q., & Lin, S. (2024). Technological topic analysis of standard-essential patents based on the improved Latent Dirichlet Allocation (LDA) model. <i>Technology Analysis & Strategic</i>
176	Cho, J. H., Lee, J., & Sohn, S. Y. (2021). Predicting future technological convergence patterns based on machine learning using link prediction. <i>Scientometrics</i> , 126(7), 5413-5429.
177	Cho, I., & Ju, Y. (2023). Text mining method to identify artificial intelligence technologies for the semiconductor industry in Korea. <i>World patent information</i> , 74, 102212.
178	Andersson, D. E., La Mele, M., & Tell, F. (2024). Family first: Defining, constructing, and applying historical patent families. <i>Explorations in economic history</i> , 94, 101627.
179	Silva, J., Távora, G., & Mendonça, S. (2023). Reconfiguring the battery innovation landscape. <i>Foresight and STI Governance</i> , 17(1), 34-50.
180	Trappey, C. V., Wang, T. M., Hoang, S., & Trappey, A. J. (2013). Constructing a dental implant ontology for domain specific clustering and life span analysis. <i>Advanced Engineering Informatics</i> , 27(3), 346-357.
181	Strumsky, D., & Lobo, J. (2015). Identifying the sources of technological novelty in the process of invention. <i>Research Policy</i> , 44(8), 1445-1461.
182	Marcus, H. J., Hughes-Hallett, A., Kwasnicki, R. M., Darzi, A., Yang, G. Z., & Nandi, D. (2015). Technological innovation in neurosurgery: a quantitative study. <i>Journal of neurosurgery</i> , 123(1), 174-181.
183	Harrigan, K. R., Di Guardo, M. C., Marku, E., & Velez, B. N. (2017). Using a distance measure to operationalise patent originality. <i>Technology Analysis & Strategic Management</i> , 29(9), 988-1001.
184	James, T. L., Cook, D. F., Conlon, S., Keeling, K. B., Collignon, S., & White, T. (2015). A framework to explore innovation at SAP through bibliometric analysis of patent applications. <i>Expert systems with</i>
185	Zhao, J., Dong, Z., Yao, X., & X. X. (2024). Optimizing collaboration decisions in technological innovation through machine learning: identify trend and partners in collaboration-knowledge interdependent networks.
186	Ulrich, C., Frieske, B., Schmid, S. A., & Friedrich, H. E. (2022). Monitoring and forecasting of key functions and technologies for automated driving. <i>Forecasting</i> , 42(2), 477-500.
187	Mutlu, N., & Altuntas, S. (2021). Monitoring technological changes with statistical control charts based on patent data. <i>Journal of the Faculty of Engineering and Architecture of Gazi University</i> , 36(4),
188	De Clercq, D., Wen, Z., & Song, Q. (2019). Innovation hotspots in food waste treatment, biogas, and anaerobic digestion technology: A natural language processing approach. <i>Science of the total environment</i> ,
189	Lee, C., Jeon, D., Ahn, J. M., & Kwon, O. (2020). Navigating a product landscape for technology opportunity analysis: A word2vec approach using an integrated patent-product database. <i>Technovation</i> , 36,
190	Wu, M., Kozanoglu, D. C., Min, C., & Zhang, Y. (2021). Unraveling the capabilities that enable digital transformation: A data-driven methodology and the case of artificial intelligence. <i>Advanced Engineering</i>
191	Zanella, G., Liu, C. Z., & Choo, K. K. R. (2021). Understanding the trends in blockchain domain through an unsupervised systematic patent analysis. <i>IEEE Transactions on Engineering Management</i> , 70(6), 1991-
192	Yuan, X., & Li, X. (2021). The evolution of the industrial value chain in China's high-speed rail driven by innovation policies: a patent analysis. <i>Technological Forecasting and Social Change</i> , 172, 121054.
193	Shao, P., Tan, R., Peng, Q., Yang, W., & Liu, F. (2023). An integrated method to acquire technological evolution potential to stimulate innovative product design. <i>Mathematics</i> , 11(3), 619.
194	Jeong, Y., Park, I., & Yoon, B. (2019). Identifying emerging Research and Business Development (R&BD) areas based on topic modeling and visualization with intellectual property right data. <i>Technological</i>
195	Kim, K., Park, K., & Lee, S. (2019). Investigating technology opportunities: The use of SAOX analysis. <i>Scientometrics</i> , 118(1), 45-70.
196	Trappey, A. J., Lin, G. B., Chen, H. K., & Chen, M. C. (2023). A comprehensive analysis of global patent landscape for recent R&D in agricultural drone technologies. <i>World Patent Information</i> , 74, 102216.
197	Barragán-Ocaña, A., de los Angeles Olvera-Treviño, M., & Silva-Borjas, P. (2023). Technological innovation for sustainable development: Is agricultural and food nanotechnology a viable alternative?. <i>World Patent</i>
198	Bontempo, J. V., Alves, F. C., Souza, C. G., & Boloy, R. A. M. (2022). Biomass feeding in cellulosic ethanol projects: An underestimated issue?. <i>Alexandria Engineering Journal</i> , 61, 10233-10244.
199	Feng, L., Zhang, H., Wang, J., Lin, K. Y., & Li, J. (2023). Innovation technology opportunity identification of civil aircraft mechanical connections based on generative topographic mapping. <i>PloS one</i> , 18(10),
200	Yeh, H. Y., Lo, C. W., Chang, K. S., & Chen, S. H. (2018). Using hot patents to explore technological evolution: a case from the orthopaedic field. <i>The Electronic Library</i> , 36(1), 159-171.

구분	분석대상
201	Liu, L., Gong, Y., Miao, Y., Guo, J., Long, H., Feng, Q., & Chen, Y. (2023). New trends in pollution prevention and control technology for healthcare and medical waste disposal in China. <i>Processes</i> , 12(1), 7.
202	Park, I., & Yoon, B. (2018). Technological opportunity discovery for technological convergence based on the prediction of technology knowledge flow in a citation network. <i>Journal of Informetrics</i> , 12(4), 1199–1203.
203	Sharifzadeh, M., Triulzi, G., & Magee, C. L. (2019). Quantification of technological progress in greenhouse gas (GHG) capture and mitigation using patent data. <i>Energy & Environmental Science</i> , 12(9), 2789–2805.
204	Evangelista, A., Ardito, L., Boccaccio, A., Fiorentino, M., Petruzzelli, A. M., & Uva, A. E. (2020). Unveiling the technological trends of augmented reality: A patent analysis. <i>Computers in Industry</i> , 118, 103221.
205	Feng, L., Niu, Y., & Wang, J. (2020). Development of morphology analysis-based technology roadmap considering layer expansion paths: application of TRIZ and text mining. <i>Applied Sciences</i> , 10(23), 8498.
206	Wang, M. Y., Fang, S. C., & Chang, Y. H. (2015). Exploring technological opportunities by mining the gaps between science and technology: Microalgal biofuels. <i>Technological Forecasting and Social Change</i> , 92, 207–219.
207	Zhou, X., Huang, L., Zhang, Y., & Yu, M. (2019). A hybrid approach to detecting technological recombination based on text mining and patent network analysis. <i>Scientometrics</i> , 121(2), 699–737.
208	Jun, S., Han, S. H., Yu, J., Hwang, J., Kim, S., & Lee, C. (2021). Identification of promising vacant technologies for the development of truck on freight train transportation systems. <i>Applied Sciences</i> , 11(2), 499.
209	Zhou, X., Huang, L., Porter, A., & Vicente-Gomila, J. M. (2019). Tracing the system transformations and innovation pathways of an emerging technology: Solid lipid nanoparticles. <i>Technological Forecasting and Social Change</i> , 144, 119894.
210	Ma, T., Porter, A. L., Guo, Y., Reedy, J., Xu, C., & Gao, L. (2014). A technology opportunities analysis model: applied to dye-sensitized solar cells for China. <i>Technology Analysis & Strategic Management</i> , 26(1), 211.
211	Clarke, N. S., Jürgens, B., & Herrero-Solana, V. (2020). Blockchain patent landscaping: An expert based methodology and search query. <i>World Patent Information</i> , 61, 101964.
212	Lei, J., & Xiaofan, W. (2024). Innovation development trends of ceramic technology based on patent analysis. <i>Journal of Ceramic Processing Research</i> , 904–909.
213	Blomkvist, K., Kappen, P., & Zander, I. (2010). Quo vadis? The entry into new technologies in advanced foreign subsidiaries of the multinational enterprise. <i>Journal of International Business Studies</i> , 41(9), 1525–1538.
214	Laibach, N., & Bröring, S. (2022). The emergence of genome editing—Innovation network dynamics of academic publications, patents, and business activities. <i>Frontiers in Bioengineering and Biotechnology</i> , 10, 1173–1189.
215	Wang, Y. H., & Lin, G. Y. (2023). Exploring AI-healthcare innovation: natural language processing-based patents analysis for technology-driven roadmap. <i>Kybernetes</i> , 52(4), 1173–1189.
216	Zhao, X., Wu, W., & Wu, D. (2024). Technological trajectory analysis in lithium battery manufacturing: Based on patent claims perspective. <i>Journal of Energy Storage</i> , 98, 112894.
217	Xi, X., Zhao, J., Yu, L., & Wang, C. (2024). Exploring the potentials of artificial intelligence towards carbon neutrality: Technological convergence forecasting through link prediction and community detection.
218	Mueller, S. C., Sander, P. G., & Welpe, I. M. (2015). Monitoring innovation in electrochemical energy storage technologies: A patent-based approach. <i>Applied Energy</i> , 137, 537–544.
219	Shokouhyar, S., Maghsoudi, M., Khezandeh, S., & Jorfi, S. (2024). Analyzing supply chain technology trends through network analysis and clustering techniques: A patent-based study. <i>Annals of Operations Research</i> , 371, 105117.
220	Huerteler, J., Ossentrink, J., Schmidt, T. S., & Hoffmann, V. H. (2016). How a product's design hierarchy shapes the evolution of technological knowledge—Evidence from patent-citation networks in wind turbines. <i>Technological Forecasting and Social Change</i> , 83, 170–182.
221	Choi, J., & Hwang, Y. S. (2014). Patent keyword network analysis for improving technology development efficiency. <i>Technological Forecasting and Social Change</i> , 83, 170–182.
222	Zhang, T., Chen, J., & Jie, X. (2015). Identification of the key fields and their key technical points of oncology by patent analysis. <i>Plos one</i> , 10(11), e0143573.
223	Jiang, Z. (2024). Patent competition and value for wireless technologies: in case of intelligent media. <i>Wireless Networks</i> , 30(7), 6589–6602.
224	Chang, S. H. (2021). Technical trends of artificial intelligence in standard-essential patents. <i>Data Technologies and Applications</i> , 55(1), 97–117.
225	Kim, E., Cho, Y., & Kim, W. (2014). Dynamic patterns of technological convergence in printed electronics technologies: Patent citation network. <i>Scientometrics</i> , 98(2), 975–998.
226	Park, J. Y. (2014). The evolution of waste into a resource: Examining innovation in technologies reusing coal combustion by-products using patent data. <i>Research Policy</i> , 43(10), 1816–1826.
227	Dehghanmadr, M., Shirmohammadi, R., Ahmadi, A., Aslani, A., & Khalilpour, K. R. (2022). Mapping the development of various solar thermal technologies with hype cycle analysis. <i>Sustainable Energy</i> , 18, 105117.
228	Yoon, J., Choi, S., & Kim, K. (2011). Invention property-function network analysis of patents: a case of silicon-based thin film solar cells. <i>Scientometrics</i> , 86(3), 687–703.
229	Matolcsy, Z. P., & Wyatt, A. (2008). The association between technological conditions and the market value of equity. <i>The Accounting Review</i> , 83(2), 479–518.
230	Spreafico, C., Landi, D., & Russo, D. (2023). A new method of patent analysis to support prospective life cycle assessment of eco-design solutions. <i>Sustainable production and consumption</i> , 38, 241–251.
231	Demishis, A. G. (2020). System Cryogenic Supply Cryomagnetic Complex KMK-1000 on the Basis of Micro-Cryogenic Systems of Closed Cycle. <i>Science and Innovation</i> , 16(4), 11–21.
232	Apreda, R., Bonaccorsi, A., dell'Orletta, F., & Fantoni, G. (2016). Functional technology foresight: A novel methodology to identify emerging technologies. <i>European Journal of Futures Research</i> , 4(1), 13.
233	Dalton, D. M., Burke, T. P., Kelly, E. G., & Curtin, P. D. (2016). Quantitative analysis of technological innovation in knee arthroplasty: using patent and publication metrics to identify developments and trends. <i>The Journal of Arthroplasty</i> , 31(1), 117–124.
234	Rodríguez-Salvador, M., Río-Belver, R. M., & Garechana-Anacabe, G. (2017). Scientometric and patentometric analyses to determine the knowledge landscape in innovative technologies: The case of 3D printing. <i>Technological Forecasting and Social Change</i> , 144, 119894.
235	Wei, Y. M., Kang, J. N., Yu, B. Y., Liao, H., & Du, Y. F. (2017). A dynamic forward-citation full path model for technology monitoring: An empirical study from shale gas industry. <i>Applied Energy</i> , 205, 769–780.
236	Erdi, P., Makovi, K., Somogyvári, Z., Strandburg, K., Tobochnik, J., Volf, P., & Zalányi, L. (2013). Prediction of emerging technologies based on analysis of the US patent citation network. <i>Scientometrics</i> , 95(1), 237–250.
237	Yoon, B., & Song, B. (2014). A systematic approach of partner selection for open innovation. <i>Industrial Management & Data Systems</i> , 114(7), 1068–1093.
238	Seo, W., Yoon, J., Park, H., Coh, B. Y., Lee, J. M., & Kwon, O. J. (2016). Product opportunity identification based on internal capabilities using text mining and association rule mining. <i>Technological Forecasting and Social Change</i> , 104, 119–124.
239	Naumanen, M., Uusitalo, T., Huttunen-Saari, E., & van der Have, R. (2019). Development strategies for heavy duty electric battery vehicles: Comparison between China, EU, Japan and USA. <i>Resources</i> , 18, 105117.
240	Lai, K. K., Chang, Y. H., Kumar, V., Wei, T. Y., Al Owad, A., & Singh, S. (2024). Exploring the technological position and role of vehicle navigation companies by using patent citation network. <i>Asia Pacific Journal of Marketing</i> , 30(1), 1–15.
241	Dahooie, J. H., Mohammadi, M., Yalcin, H., & Daim, T. (2024). Identifying core IoT technologies using ARM and FCM: A comprehensive data-driven method. <i>World Patent Information</i> , 78, 102296.
242	He, Z. L., Lim, K., & Wong, P. K. (2006). Entry and competitive dynamics in the mobile telecommunications market. <i>Research Policy</i> , 35(8), 1147–1165.
243	Klongthong, W., Muangsin, V., Gowanit, C., & Muangsin, N. (2021). A patent analysis to identify emergent topics and convergence fields: A case study of chitosan. <i>Sustainability</i> , 13(16), 9077.
244	Choi, J., Jeong, B., Yoon, J., Coh, B. Y., & Lee, J. M. (2020). A novel approach to evaluating the business potential of intellectual properties: A machine learning-based predictive analysis of patent lifetime.
245	Neves, R. F., Chiarello, M. D., Lima, L. A., & Ghesti, G. F. (2023). Forecasting study of food-related patents protected by the University of Brasília, Brazil: Case study. <i>Heliyon</i> , 9(6), 105117.
246	Lim, J., & Hwang, J. (2024). Exploring knowledge management technologies to enhance sustainability and mitigate technostress from a collaborative perspective. <i>Journal of Knowledge Management</i> , 28(1), 105117.
247	Colombo, B., Gaiardelli, P., Dotti, S., Carotto, F., & Coletta, G. (2021). Recycling of waste fiber-reinforced plastic composites: A patent-based analysis. <i>Recycling</i> , 6(4), 72.
248	Jun, S. P. (2012). A comparative study of hype cycles among actors within the socio-technical system: With a focus on the case study of hybrid cars. <i>Technological Forecasting and Social Change</i> , 79(8), 1413–1424.
249	Huang, Y., Zhu, F., Porter, A. L., Zhang, Y., Zhu, D., & Guo, Y. (2020). Exploring technology evolution pathways to facilitate technology management: From a technology life cycle perspective. <i>IEEE Transactions on Technology Management</i> , 18(1), 1–15.
250	Song, C. H., Elvers, D., & Leker, J. (2017). Anticipation of converging technology areas—A refined approach for the identification of attractive fields of innovation. <i>Technological Forecasting and Social Change</i> , 144, 119894.
251	Fernández-Ribas, A., & Shapira, P. (2009). Technological diversity, scientific excellence and the location of inventive activities abroad: The case of nanotechnology. <i>The Journal of Technology Transfer</i> , 34(3), 286–295.
252	Rincón-López, J., Almanza-Arjona, Y. C., Rascos, A. P., & Rojas-Aguirre, Y. (2021). When cyclodextrins met data science: Unveiling their pharmaceutical applications through network science and text-mining.
253	Wang, F., Tan, R., Wang, K., Cen, S., & Peng, Q. (2024). Innovative product design based on radical problem solving. <i>Computers & Industrial Engineering</i> , 189, 109941.
254	Park, I., & Yoon, B. (2018). Identifying promising research frontiers of pattern recognition through bibliometric analysis. <i>Sustainability</i> , 10(11), 4055.
255	Kim, J. M., Kim, N. K., Jung, Y., & Jun, S. (2019). Patent data analysis using functional count data model. <i>Soft computing</i> , 23(18), 8815–8826.
256	Jun, J., Kim, J., Lee, S., Lee, H., & Park, E. (2024). Exploring Digital Technologies for Addressing Risk Factors of Solitary Death in South Korea. <i>Applied Sciences</i> , 14(17), 7439.
257	Kim, Y., Park, S., & Kang, J. (2022). Technology commercialization activation model using imputation of variables. <i>Applied Sciences</i> , 12(16), 7994.
258	Santos, A. A. B., Neves, P. R. F., Oliveira, F. O., Nunes, D. D. G., & Machado, B. A. S. (2022). Patent Analysis of the Development of Technologies Applied to the Combustion Process. <i>Applied Sciences</i> , 12(12), 7994.
259	Zhang, T., Chen, J., Lu, Y., Yang, X., & Ouyang, Z. (2022). Identification of technology frontiers of artificial intelligence-assisted pathology based on patent citation network. <i>Plos one</i> , 17(8), e0273355.
260	Wang, T., Yu, C., Huang, J., & Su, H. N. (2024). Robust networks, pivotal patents: Identifying and assessing key technological influencers. <i>IEEE Transactions on Engineering Management</i> , 71, 105117.
261	Jeong, S., Kim, J. C., & Choi, J. Y. (2015). Technology convergence: What developmental stage are we in? <i>Scientometrics</i> , 104(3), 841–871.
262	Kim, K., Jung, S., Hwang, J., & Hong, A. (2019). A dynamic framework for analyzing technology standardisation using network analysis and game theory. <i>Technology Analysis & Strategic Management</i> , 30(5), 841–871.
263	Liu, J., & Cai, W. (2024). Identify the digitalization technology opportunity of low-carbon energy technologies: Using the patent data and collaborative filtering. <i>Plos one</i> , 19(9), e0309420.
264	Li, X., Wang, Y., Huang, L., Gao, N., & Huang, X. (2024). A novel integrated approach for roadmapping disruptive technologies from a technology convergence perspective. <i>IEEE Transactions on Engineering Management</i> , 71, 105117.
265	Jiang, Q., & Luan, C. (2018). Diffusion, convergence and influence of pharmaceutical innovations: a comparative study of Chinese and US patents. <i>Globalization and Health</i> , 14(1), 92.
266	Zhou, L. (2024). Analysis of bottleneck technology identification and development characteristics in the electronic manufacturing industry. <i>Plos one</i> , 19(12), e0310176.
267	Park, S., Kim, J., Lee, H., Jang, D., & Jun, S. (2016). Methodology of technological evolution for three-dimensional printing. <i>Industrial Management & Data Systems</i> , 116(1), 122–146.
268	Ryu, S., Kim, J., & Park, N. (2023). Study on Trends and predictions of convergence in Cybersecurity Technology using machine learning. <i>Journal of Internet Technology</i> , 24(3), 709–725.