

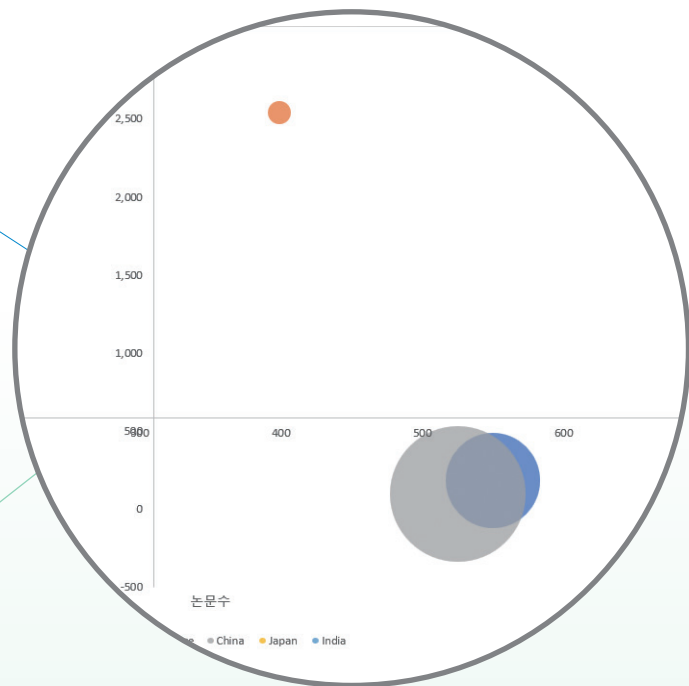
지능형 에이전트 기술의 글로벌 연구·특허 통합분석

한 혁 | 노경란 | 최봉기 | 김상국

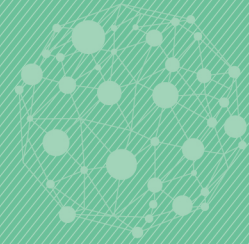


DATA

INSIGHT



지능형 에이전트 기술의 글로벌 연구·특허 통합분석



한 혁 | 노경란 | 최봉기 | 김상국

목 차

✓ 제1장	서론 및 방법론	04
✓ 제2장	시계열 분석	08
✓ 제3장	수행 주체 분석	11
✓ 제4장	키워드 분석	14
✓ 제5장	인용 및 영향력 분석	16
✓ 제6장	지리적 분포 분석	17
✓ 제7장	LLM 에이전트 특화 분석	25
✓ 제8장	응용분야 분석	44
✓ 제9장	종합적 고찰	51
	참고문헌	53

지능형 에이전트 기술의 글로벌 연구·특허 통합분석

한 혁, 노경란, 최봉기, 김상국

2025. 11. 30.

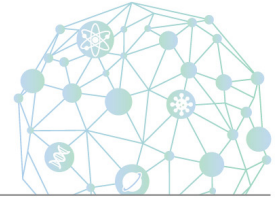


요약

- 지능형 에이전트 기술은 최근 연구 현장과 산업계 전반에서 매우 빠르게 확산되고 있으며, 본 보고서는 이러한 변화를 체계적으로 이해하기 위해 2023년부터 2025년까지의 논문 및 특허 데이터를 종합적으로 분석한 결과를 담고 있다. 분석 대상은 대규모 언어모델(LLM) 기술과 이를 기반으로 동작하는 AI 에이전트 기술이며, 특히 AI 에이전트에 특화된 내용을 중심으로 세부 내용을 포함하여 정리하였다.
- 본 보고서는 각 분석을 통해 LLM 기반 AI 에이전트 기술의 현황과 발전 추세를 다각적으로 조망하였다. 먼저, 시계열 분석에서는 논문 출판 및 특허 출원을 연도별로 비교하여 기술이 얼마나 빠르게 성장하고 있는지를 살펴보았다. 수행 주체 분석에서는 학계와 산업계를 포함한 주요 기관들의 현황이 어떠한지를 분석하였으며, 키워드 분석을 통해 연구자들이 집중하고 있는 핵심 키워드를 제시하였다.
- 또한 인용 및 영향력 분석을 통해 논문의 영향도와 지식 확산 구조를 살폈고, 지리적 분석에서는 주요 국가 또는 권역이 연구와 특허에서 각각 어떤 경쟁 구도를 보이는지 확인하였다. 아울러, 에이전트 아키텍처와 기능, 다중 에이전트 시스템, 프레임워크 등 에이전트 기술 자체를 심층적으로 분석한 내용에서는 기술의 핵심 구성 요소들이 연구 문헌 측면에서 얼마나 다루어지고 있는지를 분석하였다. 마지막으로, 주요 응용 분야에 대한 분석을 위해 응용 도메인별 연구 개발 현황을 분석하고, 이를 기반으로 종합적 분석 결과를 제시하였다.
- 이와 같은 분석을 통해 본 보고서는 LLM 기반 AI 에이전트 기술이 매우 빠른 속도로 발전하고 있으며, 다양한 응용 분야에서 실질적으로 확대 중이라는 점을 종합적으로 제시하고자 하였다.
- 본 보고서는 총 9개의 주요 Part로 구성되어 있으며, 각 Part는 LLM 기반 AI 에이전트 기술을 다각적으로 분석하기 위한 논리적 흐름에 따라 배열하였다. 가장 먼저 1장에서는 연구의 배경과 목적을 설명하고, 데이터 수집 방법 및 분석 방법을 소개한다. 이어지는 2장에서는 2023년부터 2025년까지의 연구와 특허 데이터를 기반으로 시계열적 변화 양상을 살펴보고, 논문 출판량과 특허 출원량의 추이를 분석한다.

- 3장은 해당 분야를 주도하고 있는 주요 연구기관 및 특허 출원기관을 분석하여, 연구 생태계와 산업 생태계의 중심축을 규명한다. 4장에서는 논문의 저자 키워드를 바탕으로 핵심 키워드의 등장 패턴과 연구자들의 관심 영역을 도출한다.
- 5장에서는 상위 영향력 논문을 중심으로 인용 현황을 분석하고, 백분위 기반의 확장 영향력 평가를 통해 연구의 분포를 파악한다. 6장은 국가 및 권역별 연구·특허 활동을 비교하여 지리적 경쟁 구도를 제시하고, 연구와 IP 측면에서의 리더십과 주요 국가 및 권역의 집중도를 분석한다.
- 이후 7장에서는 에이전트 아키텍처, 기능, 다중 에이전트 구조, 프레임워크 및 도구, 평가 방식 등 LLM 기반 AI 에이전트 기술 자체를 다루어 기술적 구현과 활용 분야를 폭넓게 설명한다.
- 8장은 에이전트의 응용분야별 연구개발 현황을 분석하기 위하여 주요 응용분야를 정의하고 각 분야별 논문과 특허의 정량적 현황을 제시한다. 마지막으로 9장에서는 전체 분석의 핵심 사항을 정리하고, 기술·정책·산업에서 적용 가능한 전략적 시사점을 제시한다.

✓ 제 1 장 서론 및 방법론



1.1 연구 배경 및 목적

➤ 1.1.1 기술적 배경

대규모 언어모델(LLM: Large Language Model)을 기반으로 한 AI 에이전트 기술은 2023년 이후 인공지능 분야에서 가장 빠르게 발전하고 있는 영역 중 하나이다. 특히 ChatGPT의 등장 이후 LLM의 활용 범위는 단순한 텍스트 생성이나 이해 수준을 넘어, 실제 문제 상황에서 복잡한 의사결정을 수행하고 다양한 도구를 활용하며, 여러 단계를 스스로 계획·실행하는 자율적인 지능형 에이전트의 형태로 진화하고 있다.

➤ 기술적 진화 과정

2022년 말 ChatGPT가 발표되면서 AI 기술은 구조적 전환점을 맞이했다. 과거의 언어모델이 단일 기능 중심의 자연어 처리 성능 향상에 머물렀다면, GPT-3.5와 GPT-4, 그리고 이후 GPT-5에 이르는 신형 모델들은 대규모 학습 데이터를 기반으로 한 높은 일반화 능력, 수십억~수조 개에 이르는 파라미터 규모 확장을 통해 복잡한 관계를 학습하고, 인간 피드백 기반 강화학습(RLHF)를 통해 인간의 선호도와 맥락에 더 가까운 행동을 수행할 수 있게 되었다.

이러한 기술적 진보는 다음과 같은 핵심 요소들의 발전에서 기인한다.

- 대규모 학습 데이터: 대규모의 토큰으로 학습된 모델들이 광범위한 지식과 패턴을 내재화
- 파라미터 규모 확장: 수백억~수조 개의 파라미터를 통한 복잡한 관계 학습
- 인간 피드백 기반 강화학습(RLHF): 인간의 선호도를 반영한 모델 정렬
- 프롬프트 엔지니어링: 효과적인 지시를 통한 작업 수행 능력 극대화

➤ 이에 기반하여 발전 중인 LLM 기반 AI 에이전트는 아래와 같은 핵심 특징들을 갖고 있다.

1. 자율성 (Autonomy): 최소한의 인간 개입으로 목표 지향적 작업 수행
 - 주어진 목표를 세부 단계로 분해하고 순차적으로 실행
 - 중간 결과를 평가하고 필요시 계획 수정
 - 실패 시 대안 경로 탐색 및 재시도
2. 추론 능력 (Reasoning): 복잡한 문제를 단계적으로 분해하고 해결

- Chain-of-Thought(CoT) 프롬프팅을 통한 단계별 사고
- 논리적 추론과 수학적 계산 수행
- 인과관계 파악 및 결과 예측

3. 도구 활용 (Tool Use): 외부 API, 데이터베이스, 검색 엔진 등 다양한 도구 활용

- 웹 검색을 통한 최신 정보 획득
- 코드 편집 및 실행 도구 등 전문 도구 활용
- API 호출을 통한 외부 서비스 통합
- 데이터베이스 쿼리 및 정보 검색

4. 메모리 (Memory): 장단기 메모리를 통한 컨텍스트 유지 및 학습

- 단기 메모리: 대화 컨텍스트 유지 (수천~수만 토큰)
- 장기 메모리: 벡터 데이터베이스를 통한 지식 저장 및 검색
- 작업 메모리: 현재 작업 상태 및 중간 결과 관리

5. 협업 (Collaboration): 다중 에이전트 간 협업 및 역할 분담

- 전문 에이전트들의 역할 기반 협력
- 태스크 분할 및 병렬 처리
- 에이전트 간 통신 및 정보 공유
- 집단 지성을 통한 문제 해결

▶ 응용 분야의 확장

LLM 기반 AI 에이전트는 다음과 같은 다양한 분야에서 혁신을 주도하고 있으며 적용 분야를 확대해나가고 있다.

- 고객 서비스: 24/7 자동화된 고객 지원, 복잡한 문의 처리
- 교육: 개인화된 학습 도우미, 자동 과제 평가, 교육 콘텐츠 생성
- 연구 지원: 문헌 조사, 실험 설계, 데이터 분석 지원
- 소프트웨어 개발: 코드 생성, 버그 수정, 코드 리뷰 자동화
- 의료: 임상 의사결정 지원, 의료 기록 분석, 환자 모니터링
- 비즈니스 분석: 시장 조사, 경쟁 분석, 전략 수립 지원

▶ 1.1.2 연구 목적

본 보고서는 다음 목적을 달성하기 위하여 2023-2025년 기간 동안 발표된 LLM 기반 AI 에이전트 관련 연구논문과 특허를 통합적으로 분석하였다.

▶ 주요 목적:

1. 연구 및 특허 동향의 시계열 분석

- 2. 글로벌 경쟁 구도 파악
- 3. LLM 에이전트 상세 분석
- 4. 화이트스페이스 영역 분석

➤ 1.1.3 분석 범위

➤ 시간적 범위

- 분석 기간: 2023년 1월 ~ 2025년 9월 (33개월)(특하는 2025년 8월)
- 시계열 : 연도별 분석(총 기간 2.75년)

➤ 기술적 범위

- LLM (Large Language Model) 기술
- AI Agent (자율적 지능형 에이전트) 기술
- 관련 응용 분야: 자연어처리, 대화 시스템, 작업 자동화, 다중 에이전트 협업 등

1.2 데이터 소스 및 수집 방법

➤ 1.2.1 논문 데이터 (Web of Science)

➤ 데이터 소스: Clarivate Web of Science (WoS) Core Collection

➤ 수집 방법

- 검색 필드: 제목, 초록, 저자 키워드, Keywords Plus
- 수집 기간: 2023-01 ~ 2025-09
- 수집 건수: 1,529개 논문

➤ 주요 필드

- 서지정보: 제목, 저자, 출판연도, DOI, 학술지명
- 내용정보: 초록, 저자 키워드, Keywords Plus
- 인용정보: WoS 피인용 횟수, 참고문헌 수
- 기타

➤ 1.2.2 특허 데이터

➤ 데이터소스: KIPRIS 특허 해외(영문)

➤ 수집방법:

- 검색필드: 발명의 명칭, 요약, 청구범위 등
- 수집기간: 2023-01 ~ 2025-08
- 수집 건수 : 3,873건 특허

➤ 주요 필드:

- 기본정보: 발명의 명칭, 출원/공개번호, 출원인, 발명자, 국가
- 기술분류: IPC/CPC 코드
- 텍스트필드: 요약, 청구범위

1.3 분석 방법론 개요

➤ 1.3.1 분석 모듈

본 보고서는 아래와 같이 총 7개의 분석을 수행하였다.

Module 01: 시계열 분석

Module 02: 수행 주체 분석

Module 03: 키워드 분석

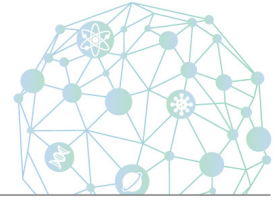
Module 04: 인용 및 영향력 분석

Module 05: 지리적 분포 분석

Module 06: LLM 에이전트 특화 분석

Module 07: 응용분야 분석

✓ 제 2 장 시계열 분석



2.1 연구 출판 동향

➤ 2.1.1 출판량 추이

본 분석에서는 2023년 1월부터 2025년 9월까지 총 2년 8개월 동안의 논문 데이터를 분석하였다. 이를 통해 연구 동향의 양적 변화를 포착하기 위하여 시계열 분석을 수행하였다.

- 연도별 논문 출판량 : 2023년 179건, 2024년 425건, 2025년 925건
- 성장률 분석 : 2024년 137.4%, 2025년 117.6%

➤ 2.1.2 시계열 분석

LLM 기반 AI 에이전트 기술의 논문 출판은 2023년부터 2025년까지 지속적인 성장세를 보이고 있다.

1. 2023년 : 기반 구축 단계
 - 총 179편의 논문 출판
 - ChatGPT 출시 직후 초기 연구 활동 시작
2. 2024년 : 폭발적 성장 단계
 - 총 425편의 논문 출판 (전년 대비 137% 증가)
 - 산업계 및 학계의 본격적인 관심 집중
3. 2025년 : 성장 가속화 단계 (1-9월)
 - 9개월간 925편 출판 (연간 1,200편 이상 예상)
 - 다양한 분야로 연구 확산

➤ 2.1.3 출판 증가율

➤ 연도별 증가율 : 2024년 : 137.4%, 2025년 : 117.6%

》 분석 결과

- 2023년 대비 2024년 증가율이 가장 높으며, 2025년도 또한 3분기까지 부분적으로 집계되었으나, 전반적으로 급성장 추세가 유지되고 있다.

2.2 특허 출원 동향

본 분석에서는 2023년 1월부터 2025년 8월까지 총 2년 7개월 동안의 특허 데이터를 분석하였다. 이를 통해 특허 출원의 양적 변화를 포착하기 위하여 시계열 분석을 수행하였다.

- 연도별 특허 출원량 : 2023년 130건, 2024년 926건, 2025년 2,817건(1~8월)
- 증가율 분석 : 2024년 612.3%, 2025년 204.2%

》 분석 결과 :

- 특허도 논문과 동일하게 2023년 대비 2024년 성장률이 가장 높으며,
- 2025년도 8월까지 특허 출원이 전년 대비 200%를 초과하여 지속적인 성장이 이루어지고 있다.

2.3 성장 추이

본 절에서는 2023년부터 2025년 9월까지 집계된 총 1,529편의 논문 데이터를 기반으로 LLM 기반 AI 에이전트 기술의 성장률, 성장 가속도를 분석하였다.

➤ 2.3.1 성장률 (Growth Rate) 분석

성장률은 '(해당 연도 출판량-전년도 출판량) / 전년도 출판량 × 100'의 공식을 적용하여 계산하였다.

》 계산 공식

$$\text{growth_rate} = (Y_t - Y_{(t-1)}) / Y_{(t-1)} \times 100$$

》 2024년 성장률

2024년도 성장률은 $(425-179)/179 \times 100 = 137.4\%$ 로 계산되었다. 이는 ChatGPT와 GPT-4 출시 이후 학계가 빠르게 대응하면서 연구가 폭발적으로 증가했음을 보여준다.

▶ 2025년 성장률

2025년 9월까지의 성장률은 $(925-425)/425 \times 100 = 117.6\%$ 이며, 이러한 추세가 유지될 경우 2025년 연말까지는 약 1,200편 수준으로 확대될 것으로 예상된다. 부분 집계만으로도 여전히 높은 성장세를 유지하고 있다는 점이 특징이다.

<표 1> 연도별 논문 출판 추이

연도	논문 수	전년 대비 증가	증가율
2023	179편	-	-
2024	425편	+246편	+137.4%
2025	925편	+500편	+117.6%
합계	1,529편	-	-

▶ 2.3.2 성장 가속도 분석

성장 가속도는 ‘해당 연도 성장률-직전 연도 성장률’로 계산된다.

▶ 계산 공식

$$\text{acceleration} = \text{growth_rate_t} - \text{growth_rate_}(t-1)$$

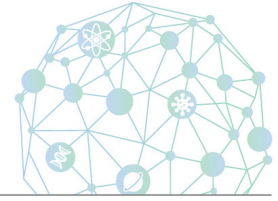
- 양수(+): 성장률 증가 (가속) → 기술이 더 빠르게 확산
- 음수(-): 성장률 감소 (감속) → 성장세가 안정화
- 현재 (-19.9%p): 안정적 성장세

▶ 가속도 계산

$$\text{acceleration} = \text{growth_2025} - \text{growth_2024} = 117.6 - 137.4 = -19.8\text{p}$$

2025년의 성장 가속도는 -19.8%로 나타났다. 이는 성장률이 전년 대비 소폭 감소했다는 뜻이며, “감속” 상태로 분류되지만 전체적으로는 여전히 안정적 확장 단계에 있음을 의미한다. 또한, 2025년 연말 기준으로 예상되는 논문 출판량을 약 1,200편 수준으로 조정할 경우 성장 가속도는 약 +44.9%p 수준까지 회복될 것으로 추정되며, 이는 기술 확산이 지속적으로 가속화할 가능성이 높다는 해석을 가능하게 한다.

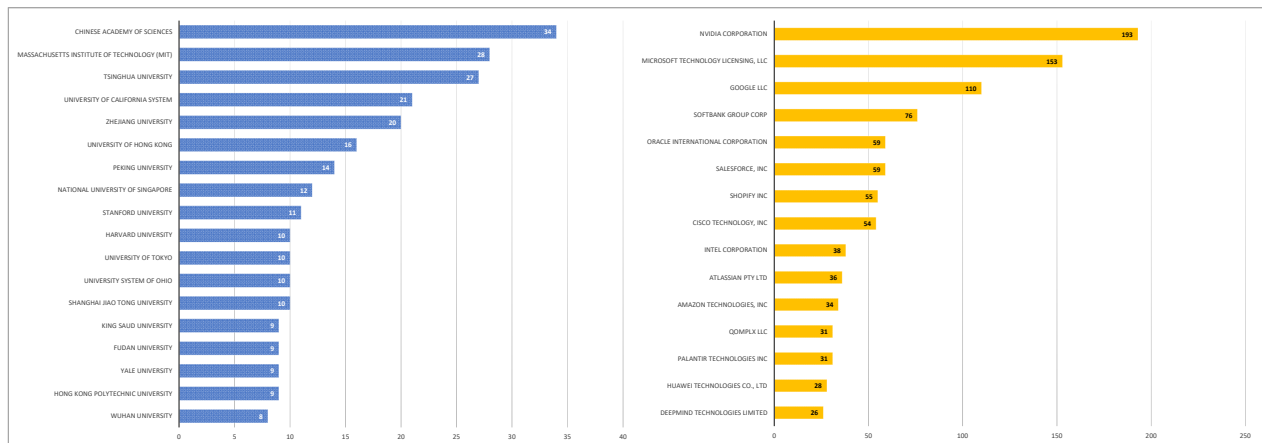
제 3 장 수행 주체 분석



3.1 상위 연구기관 분석

본 분석에서는 전 세계적으로 연구와 특허 분야에서 LLM 기반 AI 에이전트 연구에 참여하는 주요 기관들의 분포를 제시하였다.

<그림 1> 논문 및 특허 상위 기관 분포



분석 결과

<표 2> 상위 연구 기관(논문 수 기준)

순위	기관명	논문 수 (단위 :건)
1	Chinese Academy of Sciences	34
2	Massachusetts Institute of Technology (MIT)	28
3	Tsinghua University	27
4	University of California System	21
5	Zhejiang University	20
6	University of Hong Kong	16
7	Peking University	14
8	National University of Singapore	12

순위	기관명	논문 수 (단위 :건)
9	Stanford University	11
10	Shanghai Jiao Tong University	10
10	University System of Ohio	10
10	University of Tokyo	10
10	Harvard University	10
14	Hong Kong Polytechnic University	9
14	Yale University	9
14	Fudan University	9
14	King Saud University	9
18	Wuhan University	8

- 분석 결과, 미국, 중국, 일본 등 글로벌 주요 연구 중심지가 분포되어 있으며, 중국의 주요 기관 및 대학(CAS, Tsinghua University 등)과 미국 주요 대학(MIT, Univ of California, Stanford University, Harvard University 등) 등이 상대적으로 활발한 연구를 수행 중인 것으로 분석되었다.

3.2 상위 출원 기관 분석

» 총 특허 출원 법인 수

LLM 기반 AI 에이전트 특허 경쟁은 총 1,518개 기관 중 상위 15개 법인이 전체 출원 건수의 약 25%를 차지하며 시장 주도권을 확보하고 있으나, 전반적으로는 비교적 경쟁적인 구조를 가지고 있다.

» 분석 결과

<표 3> 상위 특허 출원 기관

순위	출원인	출원 건수	점유율
1	NVIDIA CORPORATION	193건	5.0%
2	MICROSOFT TECHNOLOGY LICENSING, LLC	153건	4.0%
3	GOOGLE LLC	110건	2.8%
4	SOFTBANK GROUP CORP	76건	2.0%
5	SALESFORCE, INC	59건	1.5%
6	ORACLE INTERNATIONAL CORPORATION	59건	1.5%
7	SHOPIFY INC	55건	1.4%
8	CISCO TECHNOLOGY, INC	54건	1.4%
9	INTEL CORPORATION	38건	1.0%

순위	출원인	출원 건수	점유율
10	ATLASSIAN PTY LTD	36건	0.9%
11	AMAZON TECHNOLOGIES, INC	34건	0.9%
12	PALANTIR TECHNOLOGIES INC	31건	0.8%
13	QOMPLX LLC	31건	0.8%
14	HUAWEI TECHNOLOGIES CO., LTD	28건	0.7%
15	DEEPMIND TECHNOLOGIES LIMITED	26건	0.7%
합계		983	25.4

- 분석 결과, 특허 부문에서는 글로벌 빅테크와 통신 기업이 함께 상위권을 형성하고 있으며 방위 부문의 기관도 포진하고 있는 것으로 분석되었다.

○ 특허 집중도

<표 4> 특허 집중도

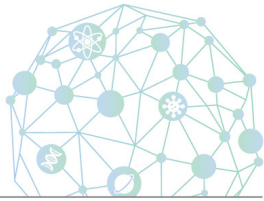
구분	점유율
Top 1 기관	5.0%
Top 3 기관	11.8%
Top 10 기관	21.5%
Top 15 기관	25.4%

○ 주요 특징

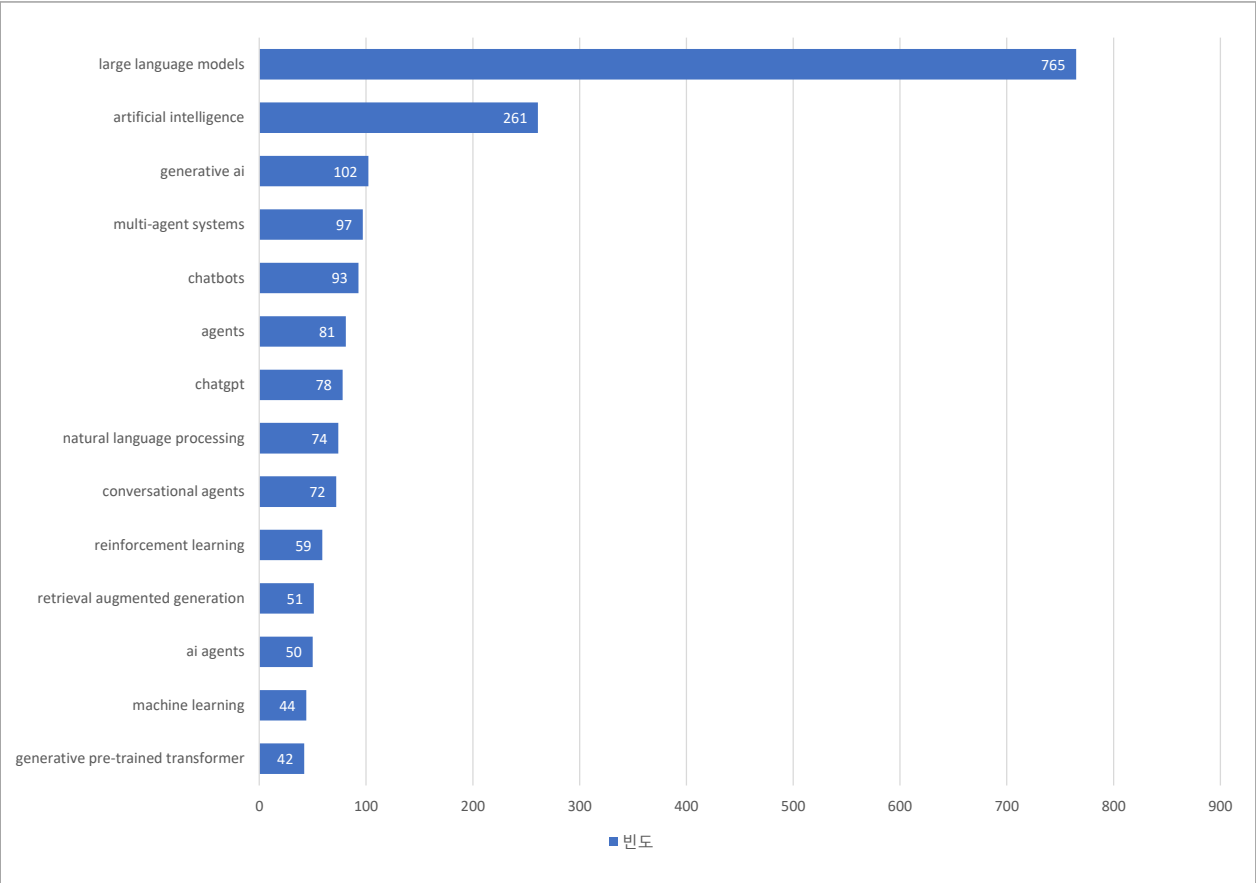
- LLM/AI Agent 특허 분야는 분산형 (Competitive) 구조로서 매우 경쟁적인 분야
- 상위 15개 기업이 전체의 25.4% 차지 → 나머지 75%는 1,500개 이상의 기업에 분산
- NVIDIA가 1위이지만 점유율은 5.0%에 불과
- Top 3 점유율이 11.8%로 25% 미만 → 비 과점적 구조로서 전체적으로 경쟁적 구조를 보유



제 4 장 키워드 분석



<그림 2> 논문 키워드 상위 분포



» 총 고유 키워드 수

본 분석에서는 논문의 저자 키워드와 Keywords Plus를 통해 키워드 분석을 수행하였다. 분석 결과 지능형 에이전트의 기반이 되는 "large language models"(765회)와 "artificial intelligence"(261회)가 가장 많이 언급되었고, "generative ai"(102회) 등이 뒤를 이었다. 에이전트 관련 키워드인 "multi-agent systems"(97회), "conversational agents"(72회)도 빈번하게 등장하고 있다. ChatGPT는 78회 언급되어 실용적 응용에 대한 관심을 반영하는 것으로 분석되었다. 이는 연구가 여전히 LLM 자체 성능 향상과 에이전트의 실용화 사이를 오가며 균형적으로 발전하고 있음을 시사한다.

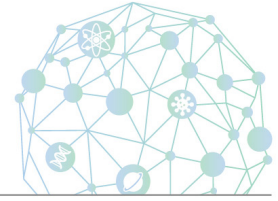
<표 5> 논문 상위 키워드 (출현빈도)

순위	키워드	빈도
1	large language models	765회
2	artificial intelligence	261회
3	generative ai	102회
4	multi-agent systems	97회
5	chatbots	93회
6	agents	81회
7	chatgpt	78회
8	natural language processing	74회
9	conversational agents	72회
10	reinforcement learning	59회
11	retrieval augmented generation	51회
12	ai agents	50회
13	machine learning	44회
14	generative pre-trained transformer	42회

▶ 분석 결과 : 상위 키워드 분석 결과, 주요 특징을 정리하면 다음과 같다.

- 지능형 에이전트의 기반이 되는 LLM 관련 기술 용어가 상위 키워드 대부분을 차지하고 있음.
- multi-agent systems(97회), agents(81회), conversational agents(72회), ai agents(50회) 등 에이전트 연구 키워드가 다수 포함되어 있음.
- chatgpt(78회)의 높은 출현 빈도는 실용적 응용에 대한 관심을 반영하는 것으로 해석됨.

✓ 제 5 장 인용 및 영향력 분석



5.1 상위(1%/5%/10%) 고영향력 논문 분포

▶ 고영향력 논문 통계:

WoS의 피인용 회수를 기준으로 상위 1%는 인용횟수 79.8회 이상인 15편, 상위 5%는 22회 이상인 73편, 상위 10 %는 12회 이상인 157편이다. 평균 인용수는 7.8회이며 중앙값은 1회로 다소 편중된 분포를 보이고 있다. 논문의 최고 인용수는 1,674회로, 일부 엘리트 연구가 전체 인용을 주도하고 있는 것으로 분석되었다.

- 논문 평균 인용수: 7.8회, 논문 중앙 인용수: 1.0회, 논문 최고 인용수: 1,674회

<표 6> 논문 영향력 계층 (WoS Times Cited 기준)별 분포

계층	인용 임계값	문헌수	의미
상위 1%	≥ 79.8회	15편	분야 패러다임을 규정하는 선도적 연구군
상위 5%	≥ 22.0회	73편	협업과 투자를 이끄는 핵심 연구군
상위 10%	≥ 12.0회	157편	산업·학계가 폭넓게 참조하는 검증된 연구군

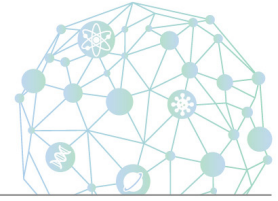
5.2 확장 백분위수 분석

인용 백분위수 해석을 통해 상위 10 %, 5 %, 1 % 계층을 정의하였다. 90th percentile은 12회, 95th는 22회, 99th는 79.8회로서, 이러한 지표는 연구 협력 대상의 중요도를 판단하고, 협력 우선순위를 정하는 데 유용하게 활용될 수 있다.

▶ 보조 지표

- 50th percentile: 1.0회 (중위)
- 75th percentile: 4.0회
- 90th percentile: 12.0회
- 95th percentile: 22.0회
- 99th percentile: 79.8회

✓ 제 6 장 지리적 분포 분석



6.1 주요 국가/권역별 분포

본 장에서는 주요 국가/권역별(미국, 중국, 유럽, 일본 등) 논문 및 특허 데이터를 분석하였다. 특정 국가/권역은 상대적으로 연구에 집중하고, 특정 국가/권역은 특허에 집중하는 등 리더십의 형태를 연구 리더십과 IP 리더십의 특성으로 분류하여 분석을 수행하였다.

➤ 6.1.1 주요 국가/권역별 논문 분포

<표 7> 주요 국가별 논문 분포

순위	국가/지역	논문 수(편)	총 인용수(회)	평균 인용(회)
1	중국	525	4,624	8.8
2	미국	399	6,470	16.2
3	영국	105	2,429	23.1
4	독일	94	2,501	26.6
5	한국	64	453	7.1
6	이탈리아	63	1,919	30.5
7	캐나다	53	260	4.9
8	일본	50	288	5.8
9	호주	46	1,848	40.2
10	싱가폴	46	2,048	44.5
11	인도	45	1,826	40.6

※ 국제 공동연구의 경우 참여한 모든 국가를 집계에 포함

<표 8> 주요 권역별 논문 분포

순위	국가/지역	논문 수(편)	총 인용수(회)	평균 인용(회)
1	유럽	550	21,817	39.7
2	중국	525	4,624	8.8
3	미국	399	6,470	16.2
4	일본	50	288	5.8
5	인도	45	1,826	40.6

6.1.2 주요 국가/권역별 특허 분포

<표 9> 주요 국가/권역별 특허 분포

순위	관할권	특허 수	점유율(%)
1	미국	2,542	65.6%
2	유럽	184	4.8%
3	중국	96	2.5%
4	일본	95	2.5%
5	인도	15	0.4%

분석 결과를 요약하면 아래와 같다.

- 중국은 525편의 논문에 참여하고 있고, 그 다음으로는 미국이 399편의 논문으로 2위에 위치하고 있음.
- 미국은 399건의 논문으로 2위, 특허에서 압도적 1위 (2,542건, 65.6%)를 차지하고 있어 전형적인 IP 주도형 전략으로 분류됨.
- 논문 수 측면에서는 중국 > 미국 > 영국, 독일 등 유럽국가 순이며, 총 인용수 측면에서는 미국 > 중국 > 영국, 독일 등 유럽 국가 순으로 나타남.
- 이를 권역별로 집계하여 살펴보면 유럽의 경우는 550편으로 1위이며 평균인용수 39.7건으로 균형 잡힌 성과를 나타내고 있음.
- 중국의 논문 수는 1위 (538건, 35.2%)이지만 평균 인용수는 8.81건 (전체 평균 수준)이고 미국, 유럽 등에 비해 평균 인용수가 논문 점유율보다 낮아 양적 우위에 비해 질적 보완이 요구되는 것으로 분석됨.

6.2 연구 리더십 vs. IP 리더십

6.2.1 분석목적

본 분석은 국가·권역별 연구 활동과 특허 활동 간의 상대적 비중을 정량적으로 비교함으로써, 인공지능 에이전트 기술 분야에서 각 국가·권역이 어떠한 유형의 연구개발 리더십을 보이는지를 규명하는 데 목적이 있다. 단순한 연구 성과(논문 수)나 지식재산 성과(특허 수)의 절대 규모 비교를 넘어, 연구 성과가 특허로 얼마나 전환되고 있는지, 혹은 특허 중심 전략이 연구 기반 대비 얼마나 강화되어 있는지를 구조적으로 파악하는 것이 핵심이다.

이를 위해 연구 논문과 특허 출원 데이터를 국가·권역 단위로 집계하고, 연구 대비 특허화 수준을 나타내는 연구·특허 비율(R/IP ratio)을 핵심 지표로 활용하였다. 이 지표는 연구개발 생태계의 전략적 방향성을 보여주는 척도로 연구 중심형, 특허 중심형, 균형형 리더십을 구분하는 기준이 된다.

6.2.2 방법론

연구·특허 비율(R/IP ratio)은 국가 또는 권역에서 생산된 논문 수(R)를 특허 출원 수(IP)로 나눈 값으로 정의된다. 값이 높을수록 연구 활동 대비 특허화 수준이 낮아 연구 중심적 성격이 강하며, 값이 낮을수록 특허 중심적 전략이 우세함을 의미한다. 본 보고서에서는 아래 표에 제시된 기준에 따라 다음과 같이 리더십 유형을 구분하였다.

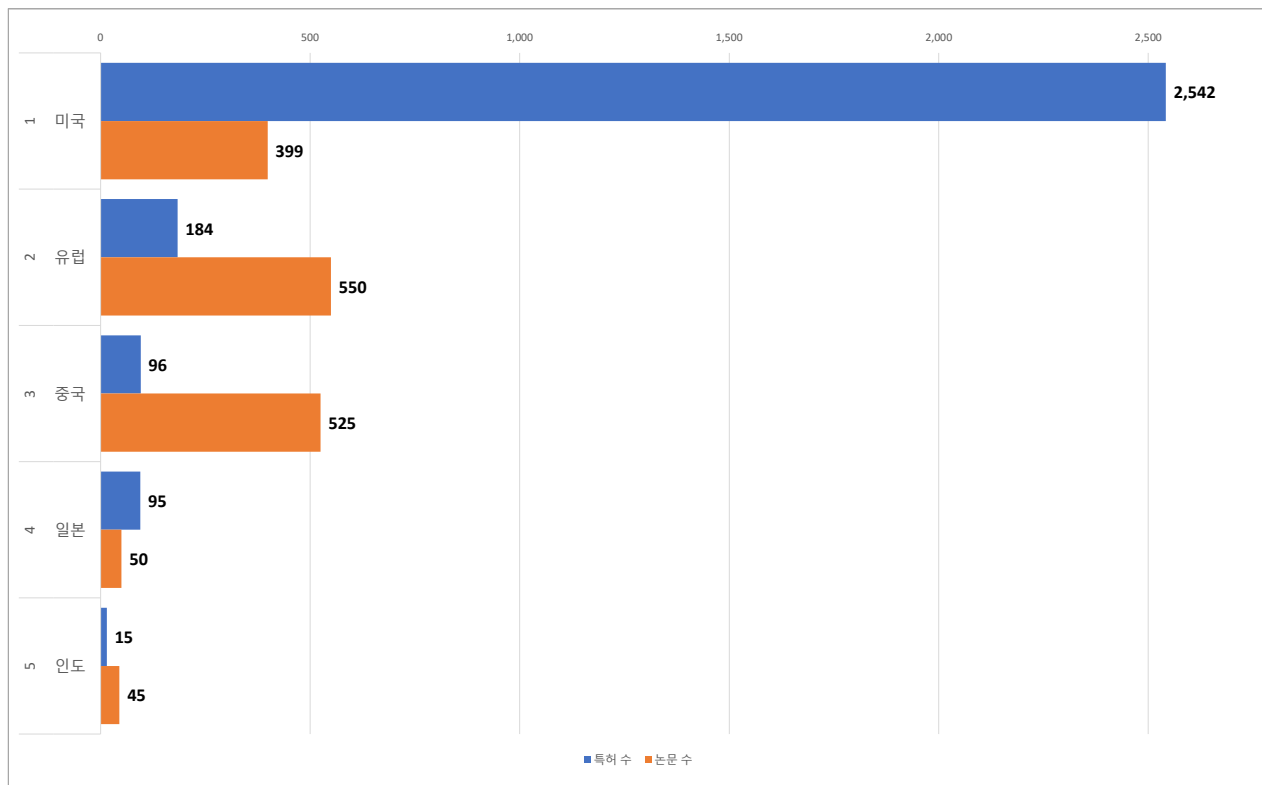
<표 10> 리더십 유형별 분류 기준

리더십 유형	설명(기준)
Research-Dominant	연구 중심 (R/IP > 5x)
Research-Leading	연구 우위 (R/IP 2~5x)
Balanced	연구·IP 균형 (R/IP 0.5~2x)
IP-Leading	특허 우위(R/IP 0.1~0.5x)

6.2.3 주요 국가·권역별 연구·특허 구조 비교

주요 국가/권역별 연구 및 특허 분포와 연구·특허 비율(R/IP) 분석결과는 아래 도표와 같다. 주요 5개 국가·권역(미국, 유럽, 중국, 일본, 인도)의 연구 및 특허 분포를 비교한 결과, 절대 규모와 전략적 성격 간에 차이점이 확인된다.

<그림 3> 주요 국가/권역별 연구 및 특허 분포



<표 11> 연구·특허비율(R/IP ratio) 및 리더십 유형

구분	국가/권역	리더십 유형	연구 순위	논문 수	IP 순위	특허 수	R/IP 비율
1	미국	IP-Leading	3	399	1	2,542	0.2
2	유럽	Research-Leading	1	550	2	184	3.0
3	중국	Research-Dominant	2	525	3	96	5.5
4	일본	Balanced	4	50	4	95	0.5
5	인도	Research-Leading	5	45	5	15	3.0

먼저 미국은 특허 수에서 압도적인 우위를 보이며 IP 순위 1위(전체 특허의 65.6%)를 기록하였다. 반면 연구 순위는 3위(상위 20개 국가 논문의 20.7%)로, 연구 대비 특허 비중이 매우 높아 R/IP 비율이 0.2로 나타났다. 이는 연구 성과를 광범위하게 특허로 전환하는 IP-Leading 리더십 전략의 대표적 사례로 해석된다. 미국은 강력한 특허 보호 제도와 성숙한 사업화 인프라를 기반으로, 연구 성과의 지식재산화와 시장 선점을 중시하는 구조를 유지하고 있다.

유럽은 논문 수에서 1위(상위 20개 국가 논문의 28.5%)를 차지하며 연구 리더십이 가장 강한 권역으로 나타났다. 특허 수 역시 상위권을 유지하며 R/IP 비율은 3.0으로 분석되었다. 이는 연구 우위를 유지하면서도 특허 전환을 점진적으로 확대하는 Research-Leading 전략에 해당한다. 다국가 협력 구조가 강점으로 작용하며, 최근에는 연구 성과의 사업화 및 IP 활용을 강화하는 방향으로 진화하고 있는 것으로 분석된다.

중국은 연구 순위 2위(전체 논문의 27.2%), 특허 순위 3위를 기록하였으며, R/IP 비율은 5.5로 가장 높게 나타났다. 이는 대규모 연구 투자를 바탕으로 연구 성과가 빠르게 축적되고 있으나, 상대적으로 특허 전환 효율은 아직 제한적인 Research-Dominant 리더십 유형임을 의미한다. 다만 연구 성과의 양적 성장과 함께 향후 특허 품질 및 상업화 역량이 강화될 경우, 구조적 전환 가능성이 매우 큰 국가로 평가된다.

일본은 연구와 특허 모두에서 4위를 기록하며 R/IP 비율 0.5로 비교적 균형적인 구조를 보였다. 이는 연구와 IP가 상호 보완적으로 연계된 Balanced 리더십 유형에 해당한다. 다만 절대 규모 자체는 상대적으로 낮아, 향후 경쟁력 강화를 위해서는 연구·특허 양 측면 모두에서 전략적 확대가 요구된다.

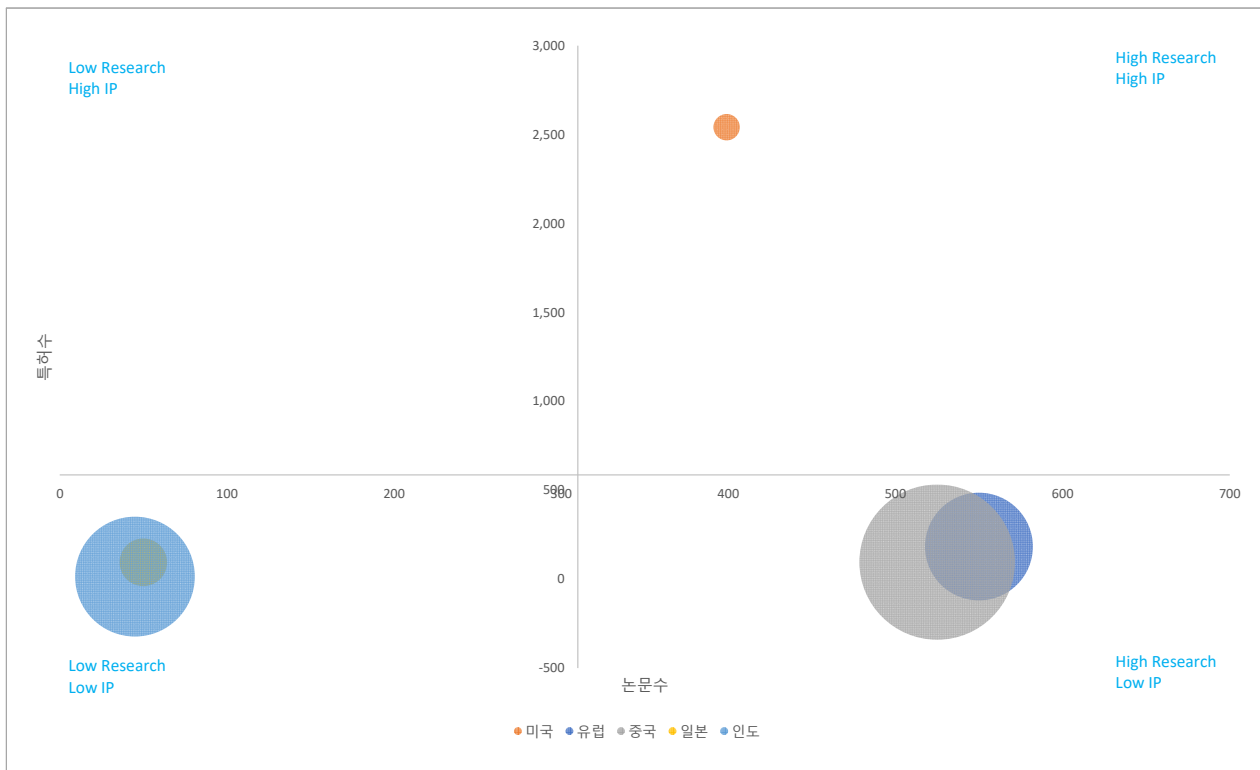
인도는 연구와 특허 모두 5위로 절대 규모는 가장 작지만, R/IP 비율은 3.0으로 유럽과 동일한 Research-Leading 리더십 유형에 속한다. 이는 연구 성과 축적을 중심으로 하되, 특허 전환 가능성이 점진적으로 확대되고 있는 초기 성장 단계의 구조로 해석된다.

➤ 6.2.4 주요 국가/권역별 연구·특허 리더십 유형 분포

<표 12> 연구·특허 리더십 유형 분포

리더십 유형	권역 수	비율(%)
Research-Dominant	1개 (중국)	20%
Research-Leading	2개 (유럽, 인도)	40%
Balanced	1개 (일본)	20%
IP-Leading	1개 (미국)	20%

<그림 4> 주요 국가/권역 연구·특허 리더십 유형 분포



※ 버블 크기 : R/IP 비율

리더십 유형 분포를 종합하면, 분석 대상 5개 국가·권역 중 Research-Leading 유형이 40%로 가장 높은 비중을 차지하며, Research-Dominant, Balanced, IP-Leading 유형이 각각 20%씩 분포한다. 이는 인공지능 에이전트 기술 분야가 아직 연구 중심 단계에서 IP 전환 단계로 이행 중인 과도기적 성격을 띠고 있음을 시사한다. 일부 국가(미국)는 이미 IP 중심 전략을 확립한 반면, 다수 국가·권역은 연구 성과의 질적 축적과 IP 전환을 병행하는 전략을 채택하고 있다.

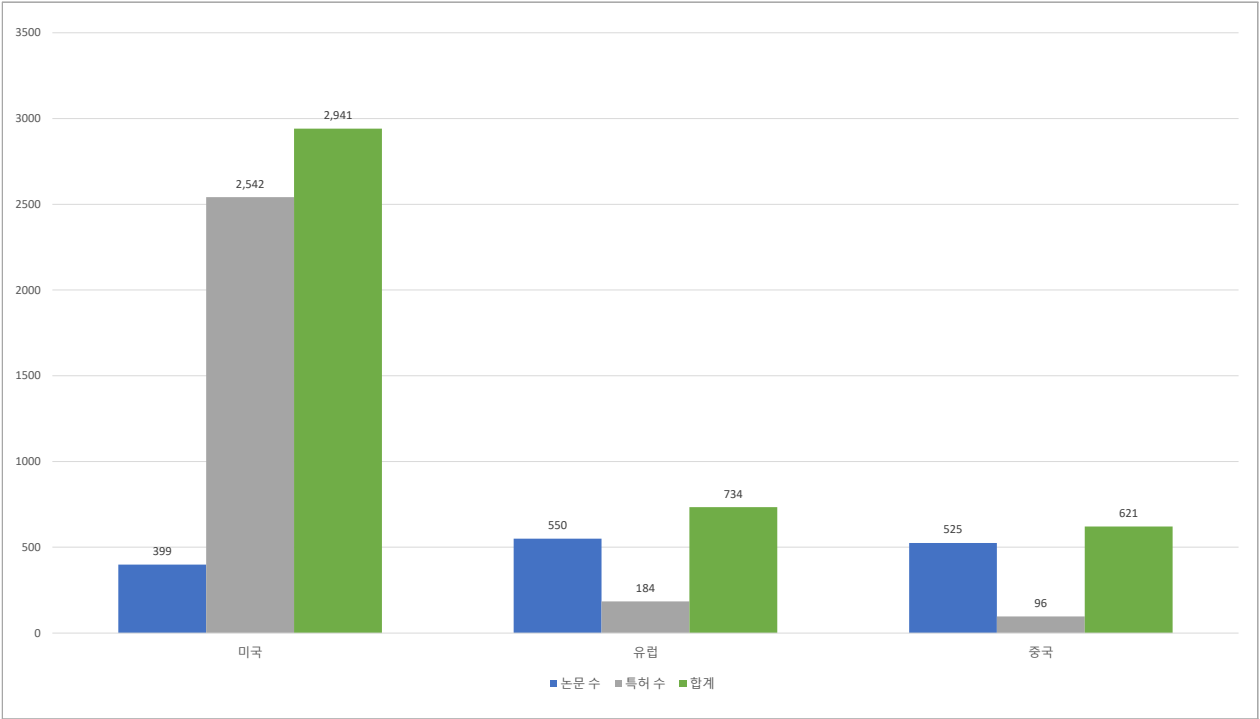
종합적으로 볼 때, 연구·특허 비율 기반 분석은 국가별 기술 전략의 방향성을 드러낸다. 미국은 IP 우위 전략을 통해 기술 패권과 시장 지배력을 강화하고 있으며, 유럽과 인도는 연구 우위를 유지하면서 IP 전환을 가속화하는 중간 단계, 중국은 연구 성과 축적을 바탕으로 향후 IP 중심 전략으로의 전환 가능성이 큰 구조, 일본은 안정적이지만 확장성이 제한된 균형형 구조로 평가된다.

이는 향후 국가별 기술 협력, 특허 전략, 연구 투자 정책을 설계함에 있어 단순한 성과 비교가 아닌 리더십 유형별 맞춤 전략 수립의 필요성을 시사한다.

6.3 집중도 및 경쟁강도

○ 글로벌 삼극(미국-유럽-중국) 현황

<그림 5> 글로벌 삼극(미국-유럽-중국) 현황



<표 13> 논문 및 특허 점유율

국가/지역	논문 점유율	특허 점유율	R/IP
미국	20.7%	65.6%	0.2
유럽	28.5%	4.8%	3.0
중국	27.2%	2.5%	5.5

<표 14> Top 3 논문 및 특허 집중도

지표	논문Top3	특허Top3	시장구조
점유율	76.5%	72.9%	고도집중형
국가수	3	3	삼극체제

- 연구 분야: 고도 집중(Top 3 합계 76.5%) – 중국, 유럽, 미국의 3강 구조
- 특허 분야: 고도 집중(Top 3 합계 72.9%) – 이 중 미국이 65.6%로 사실상 지배적 구조

- 경쟁 강도: 논문은 유럽, 중국, 미국의 삼국 체제, 특허는 미국 편중 구조로, 전체적으로 상위 소수 국가에 경쟁력이 집중되어 진입 장벽이 높은 편
- 특허 분야는 기관·기업 차원에서의 분산에도 불구하고, 미국의 특허 점유율(65.6%)은 글로벌 특허 시장에서 압도적인 지위를 보여줌.
- 경쟁 구조
 1. 연구 분야: 유럽과 중국과 미국이 모두 20%를 상회하는 점유율로 삼국 경쟁 구도를 형성하고 있음.
 2. 특허 분야: 미국이 단독 독주(65.6%)하는 가운데, 유럽과 중국의 특허 점유율은 합산 7.3%(4.8% + 2.5%)에 불과함.
 3. 비대칭 구조: 연구 리더십과 IP 리더십이 서로 다른 지역에 분포하는 비대칭 구조로, 연구 중심(유럽·중국)과 IP 중심(미국)이 공존하는 글로벌 혁신 생태계가 형성되어 있음.

6.4 종합

➤ 6.4.1 연구·특허 측면 요약

- 연구 분야는 국가·권역 간 진입장벽이 높은 고도 집중형 구조(Top 3 76.5%)
 - 장기적인 투자와 체계적인 연구 인프라 구축이 필수
 - 지역 간 협력 및 국제 공동 연구를 적극 활용해야 함
- 특허 분야는 미국 중심의 고도 집중 구조(USA 단독 65.6%)로 신규 진입이 상대적으로 어려움.
 - IP 보호 시스템과 사업화 인프라를 강화하고, 틈새 기술 분야 선점 및 특허 품질 경쟁력 확보가 중요함.

➤ 6.4.2 글로벌 혁신 지형

- 미국의 양면성
 - 연구 점유율 3위(20.7%)에 머물지만, 특허 점유율 1위(65.6%)로 압도적인 IP 리더십 보유
 - R/IP 0.2로, 대표적인 IP 주도형 혁신 전략을 보여주는 사례
- 유럽의 리더십
 - 유럽연합(EU) 권역의 규모를 바탕으로 연구 리더십 1위(예: 550편, 28.5%)
 - 특허에서도 2위로, 연구 중심(R/IP 3.0) 구조이지만 일정 수준의 IP도 동반된 연구 중심형 혁신 생태계를 형성
- 중국의 도전
 - 연구 리더십 2위(27.2%), 특허 리더십 3위로 빠르게 부상
 - R/IP 5.5의 연구 주도형 전략으로, 대규모 연구 투자 대비 IP 전환 효율 제고가 향후 핵심 과제로 예상됨

○ 일본의 효율성

- 연구 4위, IP 4위로 비교적 균형적 위치에 있으며, R/IP 0.5로 구조는 안정적이나, 전체 연구·IP 저변의 양적 확대가 필요함.

○ 인도의 잠재력

- 연구와 IP는 모두 하위에 위치하나 성장 잠재력을 보유한 신흥 혁신 주체로 평가됨

➤ 6.4.3 연구-IP 연계 강화 관점의 정책 시사점

○ 중국

- R/IP 5.5로, 연구에 비해 IP 전환 효율성이 과제
- 대규모 연구 주도 중심의 모델에서, 향후 특허·사업화 중심의 전환 전략이 중요

○ 미국·유럽

- 이미 연구와 IP에서 상대적 우위를 보유
- 미국은 IP 주도형(R/IP 0.2) 혁신국으로서 글로벌 IP 리더십 유지 전략, 유럽은 연구 우위형(R/IP 3.0) 혁신 생태계를 바탕으로 IP 전환 효율을 개선하는 중장기 전략이 요구됨.

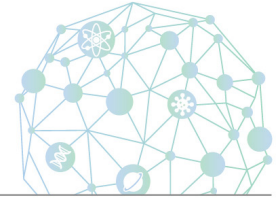
○ 일본

- R/IP 0.5 수준의 구조로 균형적 구조
- 다만 연구·IP 저변 자체의 양적 확대와 신성장 분야 진출이 필요

○ 신흥 국가의 기회 영역

- 연구-IP 갭 활용: 유럽·중국 모델과 같이 연구 성과를 IP로 적극 전환하여 후발 주자로서 도약 모색 필요
- 틈새 기술 선점: 미국이 상대적으로 덜 집중하는 특화 분야·니치 도메인을 선제적으로 개척하여 차별화된 기술 포지셔닝 확보 필요

제 7 장 LLM 에이전트 특화 분석



7.1 에이전트 아키텍처 분류체계

7.1.1 분석 목적

본 절에서는 LLM 기반 AI 에이전트가 어떤 아키텍처 유형들을 기반으로 삼고 있는지를 체계적으로 분류하고, 각 유형의 연구 논문 측면에서의 현황을 분석하였다. 본 분석의 목적은 다양한 에이전트 형태를 일관된 기준으로 구분하여 연도별 변화 양상을 파악하는 데 있다.

7.1.2 방법론

키워드 기반 분류

이를 위해 본 보고서는 논문 제목, 초록, 키워드에 포함된 특정 단어와 개념을 탐지하는 키워드 기반 다중 레이블 분류 방식을 적용하였다. 하나의 논문이 여러 기술적 속성을 동시에 포함할 수 있다는 점을 고려해, 복수의 아키텍처 유형이 동시에 할당될 수 있도록 분류 구조를 설계하였다. 이러한 접근을 통해 연구자들이 실제로 다루고 있는 에이전트의 성격을 보다 정확하게 파악할 수 있었다.

7.1.3 분류 체계

<표 15> 아키텍처 유형 분류

아키텍처 유형	Autonomous (자율형)	Reactive (반응형)	Cognitive (인지형)	Conversational (대화형)	Task-Oriented (작업 지향형)	Multi-Agent (다중 에이전트)
정의	최소한의 인간 개입으로 스스로 목표를 달성하는 에이전트	조건, 환경 변화에 즉각적으로 반응하는 단순 구조의 에이전트	복잡한 추론과 계획 수립 능력을 갖춘 고도화된 에이전트	자연어 대화를 통해 사용자와 상호작용하는 에이전트	특정 작업 완수를 목표로 설계된 에이전트	여러 에이전트가 협력 또는 경쟁을 수행하는 시스템
주요 키워드	autonomous, self-directed, independent, self-governing, self-contained 등	reactive, reflex, stimulus-response, event-driven, trigger-based 등	cognitive, reasoning, deliberative, thinking, inference, logic 등	conversational, dialogue, chat, interactive, communication 등	task-oriented, goal-directed, mission-focused, objective-driven 등	multi-agent, collaborative, swarm, collective, distributed, coordinated 등

아키텍처 유형	Autonomous (자율형)	Reactive (반응형)	Cognitive (인지형)	Conversational (대화형)	Task-Oriented (작업 지향형)	Multi-Agent (다중 에이전트)
핵심 특징	• 독립적 의사결정 능력 • 목표 지향적 행동 • 환경 변화 적응력	• 빠른 응답 속도 • 단순 규칙 기반 동작	• 복잡한 문제 해결 • 장기 계획 수립	• 자연어 이해·생성 능력 • 컨텍스트 유지 • 다중 턴 대화 관리	• 명확한 작업 목표 설정 • 성과 측정 용이 • 도메인 특화 구조	• 에이전트 간 통신 • 역할 분담 • 집단 지성을 활용한 문제 해결
적용 예시	자율주행 AI, 로봇 제어 시스템 등	챗봇 기본 응답, 알람 시스템 등	의사결정 지원 시스템 등	ChatGPT, 고객 서비스 챗봇 등	예약 시스템, 주문 처리 봇 등	협업 시스템, 분산 문제 해결 플랫폼 등

위 표와 같이 아키텍처 분류 체계는 크게 여섯 가지 유형으로 구성하였다.

첫째, 자율형(Autonomous) 에이전트는 최소한의 인간 개입으로 목표를 달성하는 시스템으로, self-directed, independent 등의 키워드가 활용된다. 이 유형은 독립적 의사결정 능력과 목표 지향적 행동, 환경 변화에 대한 높은 적응성을 특징으로 하며, 자율주행이나 로봇 제어 시스템 등에서 주로 적용된다.

둘째, 반응형(Reactive) 에이전트는 환경의 자극에 즉각적으로 반응하는 단순 구조의 시스템으로, 규칙 기반 동작과 빠른 응답성을 특징으로 하며, reactive, reflex, stimulus-response, event-driven, trigger-based 등의 키워드가 활용된다. 챗봇 기본 응답, 알람 시스템 등에 주로 적용된다.

셋째, 인지형(Cognitive) 에이전트는 복잡한 추론과 계획 능력을 갖추고 있으며, 복잡한 문제 해결이나 장기 전략 수립이 가능하다는 점에서 고도화된 방향성을 지닌다. cognitive, reasoning, deliberative, thinking, inference, logic 등의 키워드가 활용되며, 의사결정 지원 시스템에 적용된다.

넷째, 대화형(Conversational) 에이전트는 자연어 기반 상호작용을 중심으로 하며, 컨텍스트 유지와 다중 턴 대화 관리 능력이 핵심이다. 대표적으로 ChatGPT와 같은 시스템이 이 범주에 해당한다. 주로 활용되는 키워드로는 conversational, dialogue, chat, interactive, communication 등이 있다.

다섯째, 작업 지향형(Task-Oriented) 에이전트는 특정 작업 완수를 목표로 설계된 에이전트로서 명확한 목표 달성을 최우선으로 설계되며, 특정 도메인에서 효율적인 자동화를 구현하기 위해 활용된다. 주로 예약 시스템, 주문 처리 봇 등에 활용되며 task-oriented, goal-directed, mission-focused, objective-driven 등의 키워드가 활용된다.

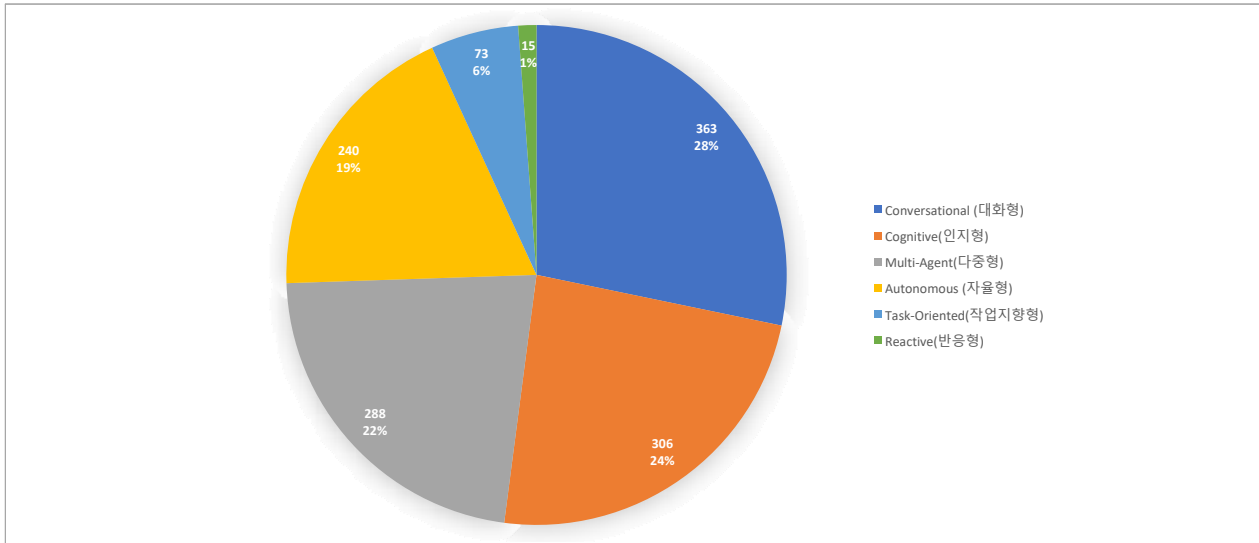
마지막으로, 다중 에이전트(Multi-Agent) 유형은 여러 에이전트가 협력하거나 경쟁하며 복잡한 문제를 해결하는 구조로, 에이전트 간 역할 분담·통신·집단 지성 등이 중요한 특징이다. 주로 협업 시스템, 분산 문제 해결 등에 적용되며, 활용되는 키워드로는 multi-agent, collaborative, swarm, collective, distributed, coordinated 등이 포함된다.

➤ 7.1.4 분석 결과

에이전트 아키텍처 유형을 분류하여 전체 연구 흐름을 분석한 결과, 각 유형의 연구 비중과 연도별 진화 방향이 드러났다. 먼저 전체 아키텍처 분포를 보면, 대화형(Conversational) 유형이 363건으로 가장 높은 비중을 차지하고 있으며, 그 뒤로 인지형(Cognitive, 306건), 다중 에이전트(Multi-Agent, 288건), 자율형(Autonomous, 240건)이 비교적 고르게 분포했다. 반면, 작업 지향형(Task-Oriented, 73건)과 반응형(Reactive, 15건)은 상대적으로 연구량이 적어, 현재의 연구 관심이 주로 고도화된 추론·협업·상호작용 기능에 쏠려 있음을 보여준다. 이러한 분포는 최근 에이전트 연구가 단순 반응형 시스템보다 복합적인 인지 능력과 사용자 상호작용, 그리고 다중 에이전트 협력 구조에 집중하고 있음을 시사한다.

<그림 6> 아키텍처 유형별 분포

(단위:%,건)



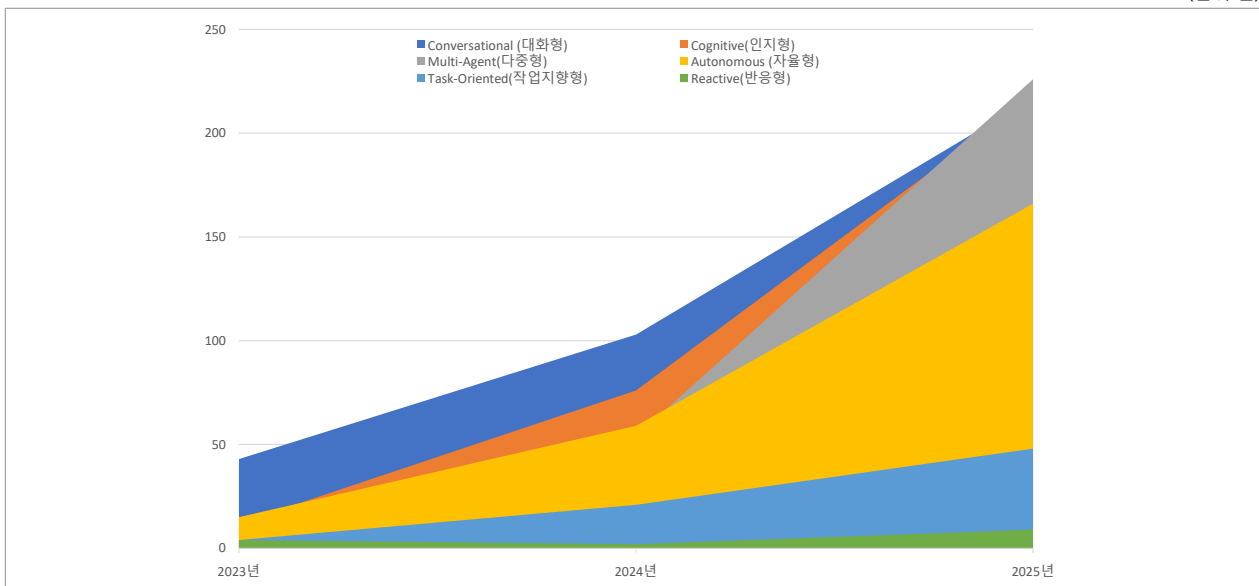
<표 16> 아키텍처 유형별 현황(년도별)

(단위:건)

유형	2023년	2024년	2025년
Multi-Agent(다중형)	8	54	226
Cognitive(인지형)	12	76	218
Conversational (대화형)	43	103	217
Autonomous (자율형)	15	59	166
Task-Oriented(작업지향형)	4	21	48
Reactive(반응형)	4	2	9

<그림 7> 아키텍처 유형별 시계열 추이(년도별)

(단위:건)



연도별 변화 추이를 살펴보면, 2023년부터 2025년까지 모든 아키텍처 유형에서 연구량이 증가한 것으로 나타난다. 2023년은 전체적으로 연구 기반이 형성되는 초기 단계로, 대화형 43건, 인지형 12건, 자율형 15건, 다중 에이전트 8건 등이 발표되며 기술 탐색이 본격적으로 시작되었다. 반응형과 작업 지향형도 각각 4건씩 등장하였으며, 이 시기에는 대체로 초기 실험적 연구단계인 것으로 분석된다.

2024년에는 기술적 관심이 폭발적으로 증가하면서 연구량이 전반적으로 크게 확대되었다. 대화형은 103건, 인지형은 76건, 자율형은 59건, 다중 에이전트는 54건으로 증가하며, 에이전트 구조와 기능을 구체화하려는 연구가 집중적으로 이루어졌다. 이는 보다 고도화된 추론 및 협업 중심의 연구로 무게 중심이 이동했음을 의미한다. 작업 지향형은 21건으로 증가하여 특정 도메인 자동화에 대한 관심도 함께 높아지고 있음을 보여준다.

2025년에는 이러한 성장세가 더욱 가속화되었다. 대화형은 217건으로 급증하면서 가장 두드러진 증가폭을 보였으며, 인지형(218건), 다중 에이전트(226건), 자율형(166건) 역시 크게 증가하여 에이전트 기술의 고도화 흐름이 확고해졌음을 알 수 있다. 작업 지향형 또한 48건으로 증가하여, 대부분 유형에서 연구가 폭넓게 확산되고 있음을 확인할 수 있었다.

종합적으로 볼 때, 에이전트 아키텍처 연구는 2023년의 기초 구축단계를 지나 2024년의 확장기, 2025년의 가속 성장기를 거치며 급격한 발전 흐름을 보였다. 특히 대화형, 인지형, 다중 에이전트 구조가 핵심 축으로 부상하며, 향후 LLM 에이전트 기술의 주된 발전 방향이 고도 자율성, 복합 추론, 협업 기반 구조로 수렴하고 있음을 강하게 시사한다.

7.2 에이전트 기능 분석

7.2.1 분석 목적

본 절에서는 LLM 기반 AI 에이전트가 실제로 수행할 수 있는 핵심 기능들을 체계적으로 분류하고, 기능 간 조합 패턴이 어떠한 방향으로 진화하고 있는지를 연구논문 측면에서 분석하였다. 기능 분석의 목적은 에이전트가 제공하는 주요 능력과 그 기능들이 어떻게 결합되어 복잡한 문제 해결 능력을 구성하는지 파악함으로써, 향후 에이전트 설계를 위한 기술적 인사이트를 제공하는 데 있다.

7.2.2 방법론

다중 레이블 분류 시스템

분석 방법으로는 다중 레이블 분류 시스템을 활용하였다. 실제 에이전트는 계획 수립·추론·메모리·도구 활용 등 여러 기능을 동시에 수행하므로, 단일 기능 중심의 분류로는 기술적 특성을 정확하게 파악하기 어렵다. 이에 따라 하나의 에이전트가 복수의 기능을 동시에 포함할 수 있도록 분류 체계를 설계하고, 필수 기능과 선택적 기능을 구분하여 기능 간 상호보완성과 시너지 효과를 분석하였다.

7.2.3 기능 분류체계

기능 분류 체계는 총 8개의 핵심 기능으로 분류하였으며, 각각은 최근 LLM 에이전트 기술의 기반을 이루는 주요 기능 요소들로 구성하였다.

<표 17> 에이전트 기능 분류

구분	Planning	Reasoning	Learning	Memory
정의	목표 달성을 위한 단계별 실행 계획 수립	논리적 추론과 인과관계 파악	경험과 피드백을 통한 성능 개선	과거 정보의 저장 및 검색
키워드	planning, plan, strategy, scheduling, roadmap, workflow 등	reasoning, inference, logic, deduction, induction, abduction 등	learning, adaptation, improvement, evolution, training 등	memory, context, history, recall, storage, retrieval 등
세부 기능	작업 분해, 우선순위 설정, 자원 할당, 일정 관리 등	연역·귀납·인과 추론 등	강화학습, In-context Learning, Fine-tuning, Meta-learning 등	단기·작업·장기 메모리 등
기술적 요소	PDDL, 휴리스틱 탐색, HTN 등	CoT, ToT, 논리 규칙 엔진 등	보상 함수, Experience Replay, 전이 학습 등	벡터 DB, 임베딩 모델, 유사도 검색 등
측정 방법	계획 품질, 계획 시간 등	추론 정확도, 추론 깊이, 논리적 일관성 등	학습 곡선, 수렴 속도, 최종 성능 등	검색 정확도, 검색 속도, 메모리 용량 등

구분	Tool Use	Communication	Perception	Action
정의	외부 도구 및 API 호출을 통한 기능 확장	다른 에이전트나 사용자와의 정보 교환	환경으로부터의 정보 수집 및 해석	계획된 작업의 실제 실행
키워드	tool, api, function calling, plugin, integration 등	communication, coordination, negotiation, collaboration 등	perception, sensing, observation, monitoring, detection 등	action, execution, operation, manipulation, perform 등
세부 기능	검색엔진, 코드 실행기, DB, 웹스크래핑, 파일작업 등	메시지 패싱, 공유 메모리, Pub-Sub, RPC 등	텍스트·비전·오디오·구조화·데이터 지각 등	텍스트 생성, 코드 실행, API 호출, 파일 조작, 데이터 변환 등
기술적 요소	Function Calling, ReAct, Tool Selection 알고리즘 등	FIPA ACL, JSON/XML, WebSocket 등	Vision Transformers, Audio Processing, Multimodal Fusion 등	Action Space, Execution Engine, Error Handling 등
측정 방법	도구 선택 정확도, 사용 성공률, API 호출 비용 등	통신 효율성, 메시지 지연, 오버헤드 등	인식 정확도, 반응 시간, 융합 효과 등	실행 성공률, 실행 시간 등

Planning(계획 수립) 기능은 목표를 달성하기 위한 실행 단계를 정의하고 작업을 분해하여 우선순위를 설정하며, 필요 자원을 배분하는 역할을 한다. PDDL, HTN, 휴리스틱 탐색 등과 같은 기법이 활용되고, 계획 품질과 계획 소요 시간 등으로 성능을 측정한다.

Reasoning(추론) 기능은 논리적 사고와 인과관계 분석을 통해 문제를 해결하는 역할을 수행하며, 연역·귀납·인과 추론과 같은 다양한 형태를 포함한다. CoT, ToT, 논리 규칙 엔진 등이 대표적 기술이며, 추론 정확도와 깊이, 논리적 일관성 등이 평가지표로 활용된다.

Learning(학습) 기능은 에이전트가 경험 기반으로 성능을 개선하는 메커니즘을 의미하고, 강화학습·In-context Learning·Fine-tuning·Meta-learning 등이 활용된다. 학습 곡선과 수렴 속도, 최종 성능 등이 주요 측정 요소이다.

Memory(메모리) 기능은 과거 정보를 저장·검색하는 능력으로, 단기·작업·장기·에피소드 메모리 등 다양한 유형이 존재한다. 벡터 데이터베이스 기반의 임베딩 검색 기술 등이 핵심이며, 검색 정확도와 속도 등이 평가 기준이다.

Tool Use(도구 활용) 기능은 외부 도구 및 API 호출을 통해 에이전트의 능력을 확장하는 역할을 하며, 검색 엔진, 계산기, 코드 실행기, 데이터베이스 연동 등 다양한 도구가 포함된다. ReAct 패턴, Function Calling 등의 기술이 도구 선택 및 실행 등을 지원한다.

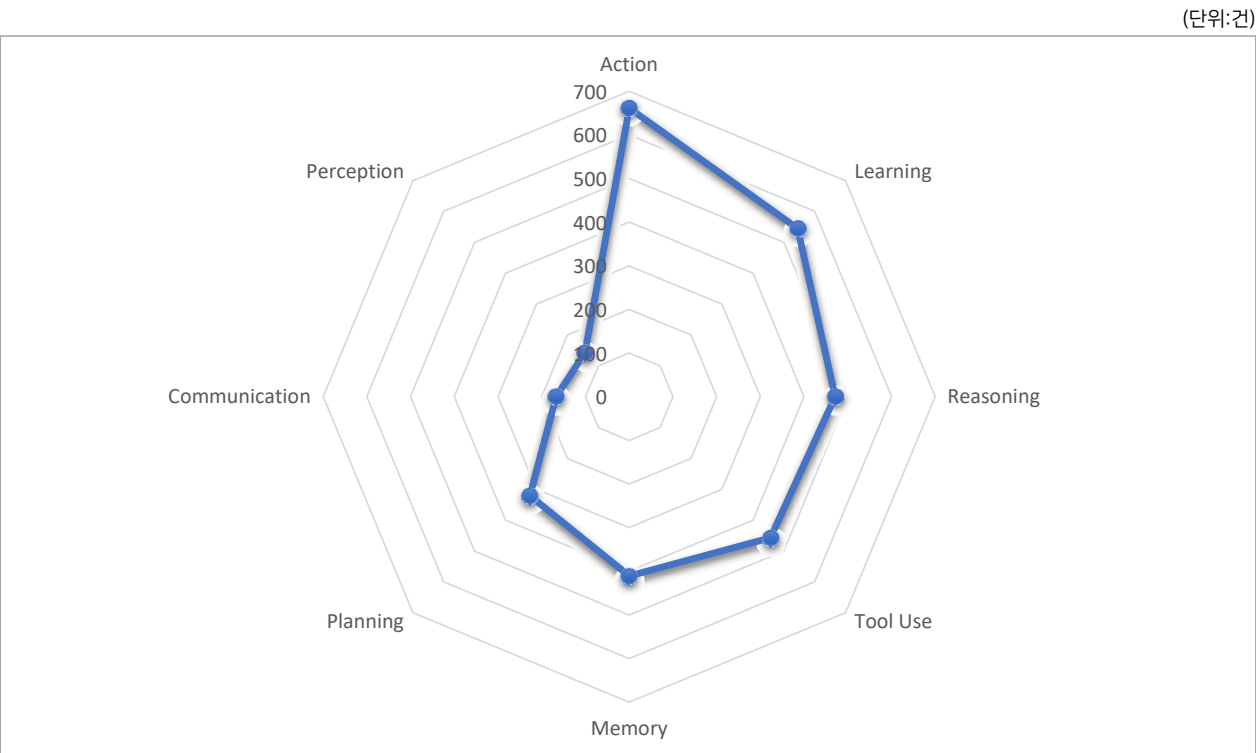
Communication(통신/의사소통) 기능은 사용자 또는 다른 에이전트와 정보를 주고받는 능력으로, 메시지 패싱, 공유 메모리, Pub-Sub 구조 등이 포함된다.

Perception(지각) 기능은 텍스트·이미지·오디오 등 다양한 입력을 분석하고 환경에서 정보를 인식하는 능력으로, 멀티모달 기술 등이 핵심적이다.

Action(행동 실행) 기능은 계획된 작업을 실제로 수행하는 단계로, 코드 실행·API 호출·파일 조작 등 실제적 실행 능력을 포함하며, 실행 성공률과 소요 시간 등이 평가 기준이 된다.

7.2.4 분석 결과

<그림 8> 에이전트 기능별 분포

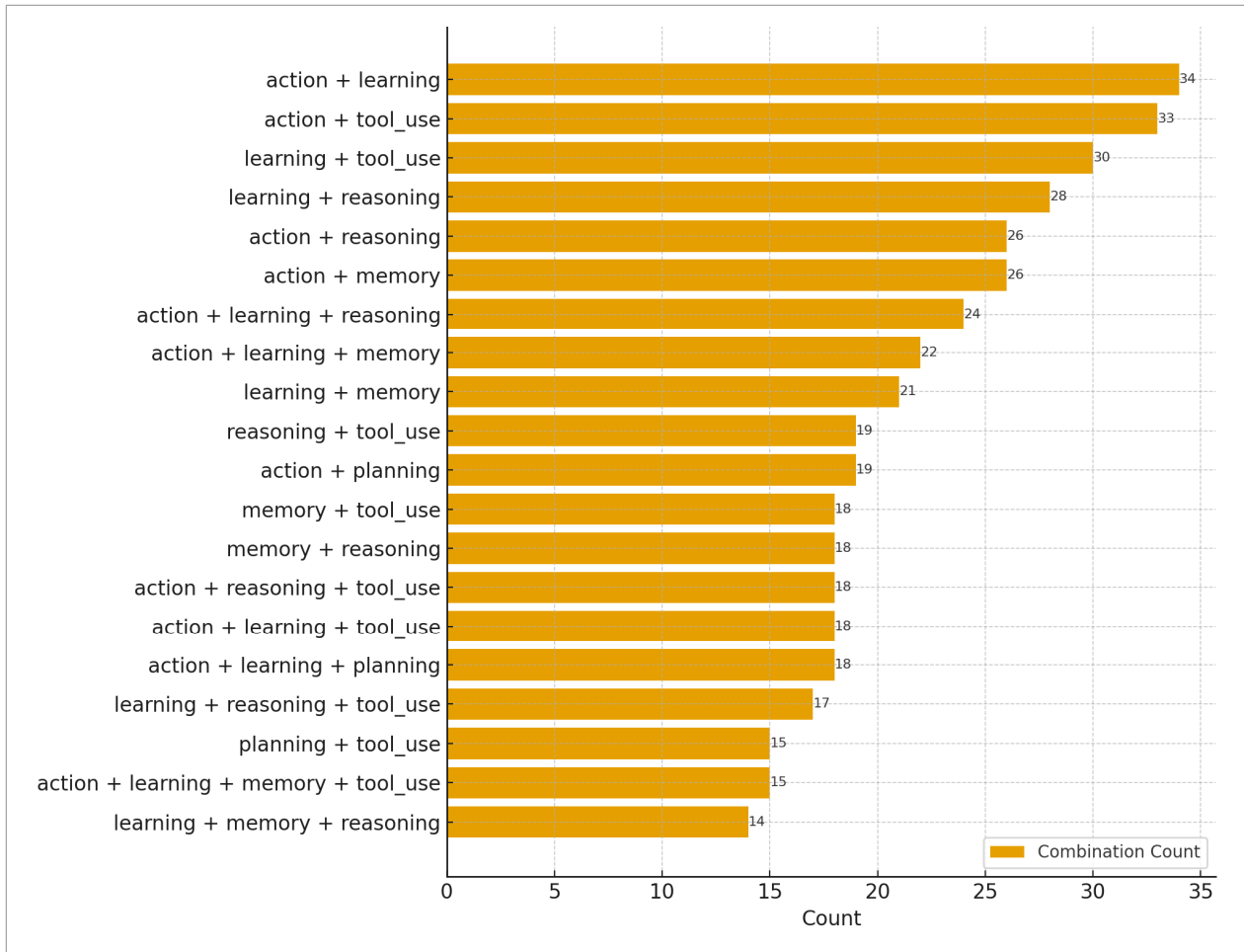


<표 18> 에이전트 기능별 분포

기능(Function)	빈도(건)
Action	661
Learning	545
Reasoning	471
Tool Use	457
Memory	411
Planning	321
Communication	167
Perception	143

기능 분포를 살펴보면, 전체 연구 중 Action(661건) 기능이 가장 높은 비중을 차지하였으며, 그 뒤로 Learning(545건), Reasoning(471건), Tool Use(457건), Memory(411건)이 뒤를 이었다. Planning(321건), Communication(167건), Perception(143건)은 상대적으로 낮았으나 일정 규모의 빈도를 보이는 것으로 분석된다. 이러한 결과는 최신 에이전트 연구가 단순한 계획 또는 통신보다 실제 실행, 도구 활용, 학습·추론, 도구 활용 능력에 더 높은 비중을 두고 있음을 보여준다.

<그림 9> 에이전트 기능 조합별 분포



<표 19> 에이전트 기능조합별 분포

순위	기능 조합 패턴	빈도(건)
1	action + learning	34
2	action + tool_use	33
3	learning + tool_use	30
4	learning + reasoning	28
5	action + memory	26
6	action + reasoning	26
7	action + learning + reasoning	24
8	action + learning + memory	22

순위	기능 조합 패턴	빈도(건)
9	learning + memory	21
10	reasoning + tool_use	19
11	action + planning	19
12	memory + reasoning	18
13	action + learning + planning	18
14	action + reasoning + tool_use	18
15	action + learning + tool_use	18
16	memory + tool_use	18
17	learning + reasoning + tool_use	17
18	action + learning + memory + tool_use	15
19	planning + tool_use	15
20	learning + memory + reasoning	14

기능 간 조합 패턴을 분석한 결과, 가장 많이 등장한 조합은 Action + Learning(34건)이었으며, 이어 Action + Tool Use(33건), Learning + Tool Use(30건), Learning + Reasoning(28건) 등의 순으로 나타났다. 이러한 조합들은 에이전트가 단순히 작업을 수행하는 데 그치지 않고, 도구를 활용하고 학습을 통해 성능을 향상시키며, 복잡한 문제 상황에서 추론 능력을 활용하고 있음을 보여준다. 특히 Action·Learning·Tool Use·Reasoning 간 상호 결합은 최신 에이전트 시스템이 복합적인 작업 수행과 자율적 의사결정을 요구하는 방향으로 발전하고 있음을 시사한다.

종합적으로 볼 때, LLM 기반 에이전트는 핵심 기능의 조합을 통해 복잡한 문제 해결 능력을 확보하고 있으며, 특히 실행(Action)과 학습(Learning), 도구 활용(Tool Use), 추론(Reasoning)을 중심으로 기능들이 유기적으로 결합되는 패턴이 두드러지게 나타난다. 이는 에이전트 설계에서 다기능 결합 기반의 통합 구조가 중요한 역할을 할 것임을 보여주는 결과이다.

또한 논문당 평균 기능 수는 2.18개로 나타나, 대부분의 연구가 최소 2~3개의 기능을 다루는 방향으로 구성되어 있는 것으로 분석되었다.

7.3 다중 에이전트 시스템

7.3.1 분석 목적

본 절에서는 LLM 기반 다중 에이전트 시스템을 대상으로, 여러 에이전트가 협력하거나 경쟁하는 구조의 특징을 분석하고, 이 과정에서 사용되는 조정 메커니즘의 유형을 체계적으로 분류하였다. 분석의 목적은 다중 에이전트 환경에서 어떤 구조와 프로토콜이 에이전트 간 상호작용을 효과적으로 조율하는지를 파악하고, 향후 에이전트 설계 시 활용 가능한 조정 전략을 도출하는 데 있다.

7.3.2 방법론

먼저, 다중 에이전트 시스템을 다루는 논문을 식별하기 위해 키워드 기반 탐색을 수행하였다. 기본적으로 multi-agent, multi agent, multiagent와 같은 일반적인 용어를 사용해 다중 에이전트 시스템을 포착하고, 여기에 다음과 같은 세부 키워드군을 추가하여 관련 연구를 폭넓게 수집하였다.

▶ 다중 에이전트 시스템 유형

- 기본 용어: multi-agent, multi agent, multiagent
- 협력 관련: collaborative agent, agent collaboration, cooperative agents
- 군집 지능: swarm intelligence, swarm agents, collective intelligence
- 분산 시스템: distributed agents, agent coordination, agent network
- 통신: agent communication, inter-agent communication
- 협상: agent negotiation, multi-party negotiation

이러한 키워드를 종합적으로 활용함으로써, 단순히 “multi-agent”라는 용어만 등장하는 경우뿐 아니라, 협업·군집·분산·통신·협상 등 다중 에이전트의 본질적 특성이 드러나는 연구들을 포괄적으로 식별할 수 있도록 하였다.

다음으로, 다중 에이전트 시스템에서 에이전트 간 협력과 작업 분담을 어떻게 조율하는지에 대해 대표적인 5가지 핵심 조정 메커니즘을 정의하고, 이를 기준으로 각 연구를 분류하였다.

▶ 대표적인 조정 메커니즘 분류체계

<표 20> 대표적인 다중 에이전트 조정 메커니즘 분류

구분	Hierarchical	Peer-to-Peer (P2P)	Blackboard	Contract Net	Voting
정의	리더-팔로워 구조의 계층적 조직	모든 에이전트가 동등한 권한을 가지는 분산형 구조	공유 메모리 공간을 통한 정보 교환	announcement-bid-accept/award 과정을 통한 작업 할당	집단 투표를 통한 의사결정
키워드	hierarchical, hierarchy, leader-follower, primary-secondary, supervisor 등	peer-to-peer, p2p, decentralized, distributed, flat organization 등	blackboard, shared memory, message board, knowledge source 등	contract net, bidding, auction, task allocation 등	voting, consensus, majority, democracy, election 등
특징	· 명확한 지휘 체계 · 중앙 집중식 의사결정 · 빠른 조정	· 중앙 통제 없음 · 에이전트 간 직접 통신 · 자율적 의사결정	· 중앙 집중식 정보 저장소 · 비동기 통신 · 간접 통신 (indirect communication)	· 분산 작업 할당 · 역할의 동적 변경 · 로컬 정보 기반 의사결정	· 다수 에이전트의 선호 집계 · 개별 에이전트의 자율성을 보존한 채로 집단 결정 · 다양한 투표 규칙 적용 가능
장점	· 명확한 책임 소재 · 자원 배분 · 충돌 해결 용이	· 확장성 · 견고성(robustness) · 부하 분산	· 느슨한 결합 (loose coupling) · 이기종 에이전트 통합 용이 · 비동기 협업	· 자원 할당 효율화 · 동적 작업 배분 · 부하 균형	· 민주적인 의사결정 · 기본적으로 에이전트의 평등한 참여를 전제 · 집단 지성 활용

구분	Hierarchical	Peer-to-Peer (P2P)	Blackboard	Contract Net	Voting
단점	· 단일 실패점(Single Point of Failure) · 확장성 제한 · 유연성 부족	· 조정 오버헤드 · 일관성 유지 어려움 · 전역 최적화 어려움	· 병목점 발생 · 동시성 제어 필요 · 오버헤드 발생	· 통신 오버헤드 · 입찰 시간 소요 · 복잡한 프로토콜	· 시간 소모 · 전략적 투표 가능성 · 다수의 횡포
작동 원리/ 프로토콜/ 투표 방식	-	-	작동 원리: 1. 에이전트가 블랙 보드에 정보 기록 2. 다른 에이전트가 블랙보드 모니터링 3. 정보 발견 시 반응	프로토콜: 1. Task Announcement 2. Bidding 3. Awarding 4. Execution 5. Reporting	투표 방식: · 단순 다수결 · 가중 투표- 합의 기반 · 순위 투표
적용 예시	· 로봇 팀 제어 · 기업 조직 시뮬레이션 · 군사 작전 계획	· 블록체인 네트워크 · 파일 공유 시스템 · 분산 검색	· 음성 인식 시스템 · 진단 시스템 · 협업 문제 해결	· 물류 최적화 · 클라우드 리소스 할당 · 제조 스케줄링	· 분산 합의 알고리즘 · 앙상블 학습 · 협업 필터링

(1) Hierarchical 메카니즘

Hierarchical(계층적) 메커니즘은 리더-팔로워 구조를 갖는 조직형 시스템으로, 상위 에이전트가 하위 에이전트를 지휘하는 형태이다. hierarchical, hierarchy, leader-follower, primary-secondary, supervisor 등의 키워드로 식별된다.

- 특징: 명확한 지휘 체계, 중앙 집중식 의사결정, 빠른 조정
- 장점: 책임 소재가 분명하고 자원 배분이 효율적이며, 충돌 해결이 비교적 용이하다.
- 단점: 단일 실패점(Single Point of Failure)이 존재하고, 확장성과 유연성이 제한될 수 있다.
- 적용 예시: 로봇 팀 제어, 기업 조직 시뮬레이션, 군사 작전 계획 등.

(2) Peer-to-Peer (P2P) 메카니즘

P2P 메커니즘은 모든 에이전트가 동등한 권한을 갖는 분산형 구조로, 중앙 통제 없이 각 에이전트가 자율적으로 의사결정을 내린다. peer-to-peer, p2p, decentralized, distributed, flat organization 등의 키워드로 식별된다.

- 특징: 중앙 통제가 없고, 에이전트 간 직접 통신을 수행하며, 자율성이 높다.
- 장점: 높은 확장성과 견고성(robustness), 부하 분산 효과를 제공한다.
- 단점: 조정 오버헤드가 크고, 전역적 일관성과 최적화를 유지하기가 어렵다.
- 적용 예시: 블록체인 네트워크, 파일 공유 시스템, 분산 검색 등.

(3) Blackboard 메카니즘

Blackboard 메커니즘은 공유 메모리 공간을 통해 간접적으로 정보를 주고받는 방식이다. blackboard, shared memory, message board, knowledge source 등의 키워드로 구분된다.

- 특징: 중앙 집중식 정보 저장소를 활용하며, 비동기·간접 통신을 지원한다.
- 작동 원리: 에이전트가 공유 메모리 공간에 정보를 기록하고 다른 에이전트가 이를 모니터링하며 관련 정보를 발견했을 때 적절히 반응한다.
- 장점: 느슨한 결합(loose coupling)을 제공해 이기종 에이전트 통합이 용이하고, 비동기 협업에 적합하다.

- 단점: blackboard 자체가 병목점이 될 수 있고, 동시성 제어와 관리 오버헤드가 발생한다.
- 적용 예시: 음성 인식 시스템, 진단 시스템, 협업 문제 해결 등.

(4) Contract Net 메카니즘

Contract Net 메카니즘은 announcement-bid-accept/award 등의 과정을 통해 작업을 배분하는 메커니즘으로, contract net, bidding, auction, task allocation 등의 키워드로 식별된다.

- 프로토콜은 다음과 같은 단계로 구성된다.
 - Task Announcement: 관리자가 작업을 선언
 - Bidding: 에이전트들이 작업 수행을 위해 입찰
 - Awarding: 관리자가 계약자를 선정
 - Execution: 선정된 에이전트가 작업 수행
 - Reporting: 결과를 보고
- 장점: 자원을 효율적으로 할당하고, 동적으로 작업을 배분하며, 부하 균형을 달성하기에 용이하다.
- 단점: 통신 오버헤드와 입찰 시간 비용이 발생하고, 프로토콜 자체가 비교적 복잡하다.
- 적용 예시: 물류 최적화, 클라우드 리소스 할당, 제조 스케줄링 등.

(5) Voting (투표) 메카니즘

Voting 메커니즘은 여러 에이전트가 집단적으로 투표하여 의사결정을 내리는 방식으로, voting, consensus, majority, democracy, election 등의 키워드로 식별된다.

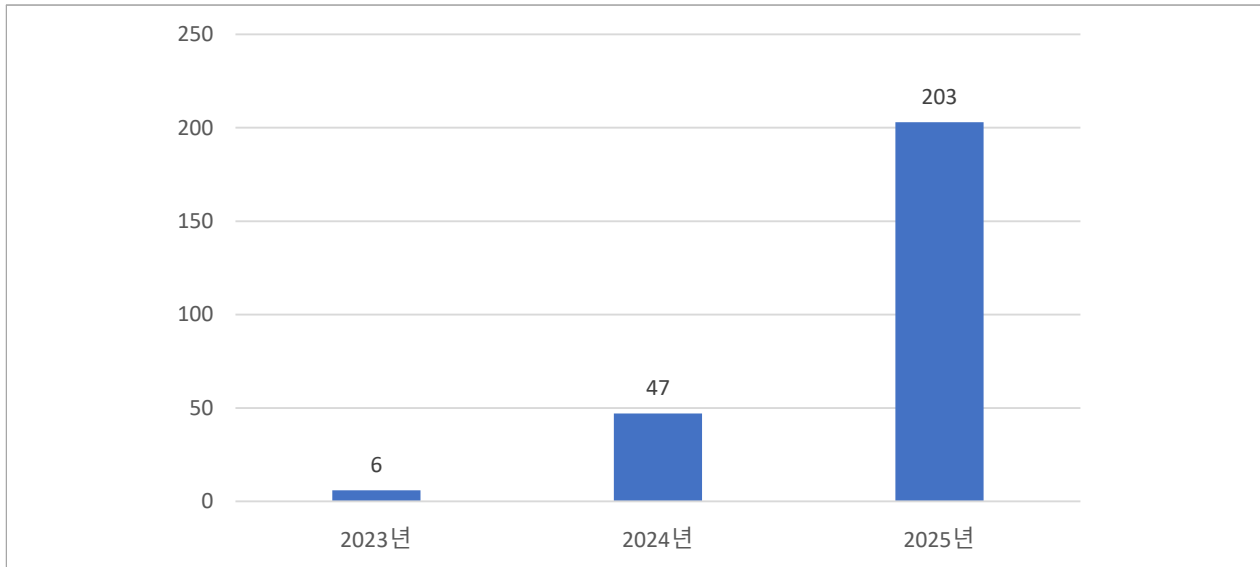
- 투표 방식: 단순 다수결(Simple Majority), 가중 투표(Weighted Voting), 합의 기반(Consensus-based), 순위 투표(Ranked Voting) 등 다양한 방식이 존재한다.
- 장점: 민주적 의사결정 구조를 제공하고, 기본적으로 에이전트 간 평등을 전제로 하며, 집단 지성을 활용할 수 있다.
- 단점: 투표 과정에 시간이 소요되고, 전략적 투표 가능성이 존재하며, 다수의 지배 문제가 발생할 수 있다.
- 적용 예시: 분산 합의 알고리즘, 앙상블 학습, 협업 필터링 등.

➤ 7.3.3 분석 결과

다중 에이전트 관련 논문 수는 최근 몇 년간 폭발적인 성장세를 보이고 있다. 연도별 논문 수를 살펴보면,

2023년: 6편, 2024년: 47편 (전년 대비 683% 성장), 2025년: 203편 (전년 대비 332% 성장) 으로 나타났다. 2023년에는 다중 에이전트 개념이 LLM과 결합되기 시작하는 초기 단계였으나, 2024년에는 관련 연구가 7배 가까이 증가하며 본격적인 탐색과 시도가 시작되었다. 2025년에는 논문 수가 200편을 넘어서며, 다중 에이전트 시스템이 LLM 응용 분야의 핵심 축으로 자리 잡아 가고 있음을 보여준다.

<그림 10> 다중 에이전트 논문 추이



이러한 성장은 크게 다음 요인에서 비롯된 것으로 해석된다. LLM 기술 성숙도 향상으로 복잡한 상호작용과 협업 구조를 구현할 수 있는 기반이 마련되었고, 현실 세계의 복잡한 작업을 해결하기 위해 단일 에이전트보다 다중 에이전트 구성이 유리하다는 인식이 확산되었으며, AutoGen, CrewAI 등 다중 에이전트 프레임워크의 발전이 개발 장벽을 크게 낮추었고, 상업적 가치와 응용 가능성이 명확해지면서 산업계의 관심이 급격히 증가하였다.

조정 메커니즘적 관점에서 분포를 살펴보면, Voting(15건)과 Hierarchical(12건) 메커니즘이 가장 많이 연구되었으며, 그 뒤를 Peer-to-Peer(10건)이 잇고 있다. Blackboard 메커니즘은 1건으로 작은 비중을 차지한다. 이는 현재 연구가 집단적 의사결정(Voting)과 계층적 구조(Hierarchical)를 중심으로 설계되고 있음을 의미하며, 분산형 구조(P2P)도 꾸준히 연구되고 있음을 보여준다.

종합하면, 다중 에이전트 시스템 연구는 LLM 기술의 성숙과 함께 매우 빠르게 확대되는 중이며, 특히 투표 기반 집단 의사결정과 계층적 조직 구조가 조정 메커니즘으로 주목받고 있다. 앞으로는 각 메커니즘의 장점을 결합하고, 대규모·고신뢰 환경에서도 안정적으로 동작하는 하이브리드 조정 구조가 중요한 연구 방향으로 부상할 가능성이 클 것으로 예상된다.

7.4 에이전트 프레임워크 및 도구

> 7.4.1 분석 목적 및 방법론

본 절의 목적은 LLM 에이전트 개발 과정에서 자주 언급되는 주요 프레임워크와 도구들을 파악하고, 이들을 통해 에이전트 생태계가 어떻게 진화하고 있는지를 살펴보는 데 있다. 이를 위해 논문에서 프레임워크 및 도구의 언급 빈도를 추출·비교하는 방식으로 분석을 수행하였다.

7.4.2 분석 대상

분석 대상이 된 프레임워크 및 도구는 주로 LLM 애플리케이션 개발, 다중 에이전트 구성, 워크플로우 설계, 검색·RAG 구현, UI 및 오케스트레이션 등 다양한 목적을 가진 도구들이다. 대표적으로 LangChain, AutoGen, CrewAI, AgentGPT, BabyAGI, SuperAGI, Haystack, Semantic Kernel, LlamaIndex, Chainlit, PromptFlow 등이 포함된다.

▶ 프레임워크 및 도구

<표 21> 분석대상 주요 프레임워크 및 도구

프레임워크/도구		설명	핵심 기능	사용 사례
LLM 애플리케이션/ 워크플로우	LangChain	가장 인기 있는 LLM 애플리케이션 프레임워크	Chain 기반 워크플로우 다양한 LLM 통합 메모리 관리 Agent 실행 엔진	챗봇, Q&A 시스템, 문서 분석
	Semantic Kernel (Microsoft)	AI 오케스트레이션 SDK	스킬 기반 아키텍처 플래너 메모리 시스템	엔터프라이즈 통합
	PromptFlow (Microsoft)	프롬프트 엔지니어링 및 워크플로우 도구	시각적 워크플로우 디자인 프롬프트 튜닝 평가 도구	프롬프트 최적화, MLOps
다중 에이전트/ 자율 에이전트	AutoGen (Microsoft)	다중 에이전트 대화 프레임워크	에이전트 간 자동 협상 코드 실행 환경 다중 모델 지원	복잡한 작업 자동화, 코드 생성
	CrewAI	역할 기반 에이전트 협업 플랫폼	역할 및 목표 정의 순차적/계층적 워크플로우 작업 위임	팀 시뮬레이션, 복잡한 워크플로우
	AgentGPT	웹 기반 자율 에이전트 플랫폼	자율적 목표 달성 웹 UI 제공 작업 분해 및 실행	연구, 계획 수립
	BabyAGI	작업 기반 자율 에이전트	작업 생성 및 우선순위 지정 벡터 DB 활용 단순한 구조	프로토타이핑, 학습용
	SuperAGI	확장 가능한 에이전트 프레임워크	다중 에이전트 실행 풍부한 도구 세트 성능 모니터링	엔터프라이즈 자동화
검색·RAG	Haystack	NLP 파이프라인 및 검색 프레임워크	문서 검색 Q&A 시스템 RAG 구현	지식 베이스, 검색 시스템
	LlamaIndex	데이터 프레임워크 for LLM	데이터 인덱싱 검색 증강 (RAG) 쿼리 엔진	문서 Q&A, 지식 그래프
UI· 오케스트레이션	Chainlit	LLM 앱 UI 프레임워크	대화형 UI 중간 단계 시각화 피드백 수집	프로토타입, 데모

LangChain은 대표적인 LLM 애플리케이션 프레임워크로, 체인(Chain) 기반 워크플로우, 다양한 LLM 연동, 메모리 관리, 에이전트 실행 엔진 등을 제공한다. Python과 JavaScript를 지원하며, 챗봇, 질의응답 시스템, 문서 분석 등 범용적인 용도에 활용된다.

AutoGen(Microsoft)은 다중 에이전트 대화 프레임워크로, 에이전트 간 자동 협상, 코드 실행 환경, 다중 모델 지원이 특징이며 Python 기반이다. 복잡한 작업 자동화와 코드 생성과 같은 고난도 업무에 자주 활용된다.

CrewAI는 역할(Role) 기반 에이전트 협업 플랫폼으로, 각 에이전트의 역할과 목표를 정의하고 순차적·계층적 워크플로우를 구성하며 작업을 위임하는 데 초점을 둔다. 팀 시뮬레이션이나 복잡한 워크플로우 설계에 적합하다.

AgentGPT는 웹 기반 자율 에이전트 플랫폼으로, 브라우저 상에서 자율적 목표 달성, 웹 UI, 작업 분해 및 실행 등을 지원하며 TypeScript로 구현된다. 연구·계획 수립과 같이 비교적 실험적·탐색적인 용도에 자주 사용된다.

BabyAGI는 작업 기반 자율 에이전트로, 작업 생성과 우선순위 지정, 벡터 DB 활용을 통해 간단한 구조로 자율 에이전트 개념을 구현하는 도구이다. Python 기반으로 프로토타이핑과 학습용에 많이 활용된다.

SuperAGI는 확장 가능한 에이전트 프레임워크로, 다중 에이전트 실행, 풍부한 도구 세트, 성능 모니터링 기능을 제공하며, 엔터프라이즈 수준의 자동화에 초점을 맞춘다.

Haystack(Deepset)은 NLP 파이프라인 및 검색 프레임워크로, 문서 검색, Q&A, RAG 구현 기능을 제공하며, 지식 베이스와 검색 시스템을 구축하는 데 활용된다.

Semantic Kernel(Microsoft)은 AI 오케스트레이션 SDK로, 스킴 기반 아키텍처, 플래너, 메모리 시스템을 제공하고 C#, Python, Java를 지원하여 엔터프라이즈 통합 시나리오에 적합하다.

LlamaIndex는 LLM을 위한 데이터 프레임워크로, 데이터 인덱싱, RAG 기반 검색 증강, 쿼리 엔진을 제공하며 문서 Q&A와 지식 그래프 구축에 활용된다.

Chainlit은 LLM 앱 UI 프레임워크로, 대화형 UI, 중간 단계 시각화, 피드백 수집 등에 특화되어 있어 프로토타입 및 데모 제작에 유용하다.

PromptFlow(Microsoft)는 프롬프트 엔지니어링 및 워크플로우 도구로, 시각적 워크플로우 디자인, 프롬프트 튜닝, 평가 도구를 제공하며 프롬프트 최적화와 MLOps 환경에서 사용된다.

➤ 7.4.3 분석 결과

프레임워크 언급 빈도를 보면, 분석 대상 중 언급된 프레임워크는 총 5개이며, 그 중 LangChain이 10회로 가장 많이 언급되었다. 그 뒤를 AutoGen 5회, Haystack 2회, CrewAI 1회, AgentGPT 1회가 잇고 있다. 이는 LLM 에이전트 생태계에서 LangChain이 여전히 상대적으로 많은 역할을 하고 있음을 보여준다.

연도별로 보면, 2024년에는 LangChain(5회), Haystack(2회)이 등장하여 검색·RAG와 초기 LLM 애플리케이션 프레임워크가 중심이 되었다. 2025년에는 LangChain(5회)의 언급이 지속되는 한편, AutoGen(5회)이 다중 에이전트 프레임워크로 새롭게 등장하고, CrewAI(1회)와 AgentGPT(1회)가 새롭게 언급되었다.

이러한 추세는 전반적인 트렌드가 다중 에이전트 프레임워크 증가, 역할 기반 협업 구조의 중요성 부각, 엔터프라이즈 환경에서 사용할 수 있는 기능(오케스트레이션, 모니터링, 통합)의 강화라는 방향으로 전개되고 있음을 보여준다.

7.5 에이전트 평가 방법론

7.5.1 분석 목적

본 절의 목적은 LLM 에이전트의 성능을 객관적으로 평가하기 위한 지표와 벤치마크를 체계적으로 정리하고, 이를 기반으로 표준화된 평가 프레임워크의 방향성을 파악하는 것이다. 이를 위해 에이전트 관련 논문에서 사용된 평가 지표와 벤치마크를 추출하여, 어떤 지표가 얼마나 자주 활용되는지, 어떤 벤치마크가 자리 잡고 있는지를 분석하였다.

7.5.2 평가지표·벤치마크 분류 체계

LLM 에이전트의 성능을 객관적으로 평가하기 위한 평가지표는 크게 다음과 같은 범주로 분류할 수 있다.

<표 22> 에이전트 평가지표

지표	정의	키워드	세부 항목 및 내용
Task Success Rate (작업 성공률)	주어진 작업을 성공적으로 완료한 비율	success rate, completion rate, accuracy, correctness 등	적용 예시: - 질문 답변 정확도 - 작업 완료율 - 목표 달성률
Efficiency (효율성)	작업 완료에 소요되는 시간, 단계, 자원	efficiency, time, steps, iterations, latency 등	측정 항목: - 시간 효율성: 실행 시간 (초, 분) - 단계 효율성: 필요 단계 수 - 반복 효율성: 재시도 횟수
Cost (비용)	에이전트 실행에 소요되는 재정적 비용	cost, token usage, api calls, expense, budget 등	비용 항목: - 토큰 사용량: 입력 + 출력 토큰 - API 호출 횟수: 외부 서비스 호출 - 계산 자원: GPU, CPU 사용량
Reliability (신뢰성)	일관되고 예측 가능한 결과 생성	reliability, robustness, consistency, stability 등	측정 지표: - 일관성: 동일 입력에 대한 결과 일치도 - 견고성: 노이즈나 오류에 대한 저항성 - 안정성: 장시간 운영 시 성능 유지
Scalability (확장성)	부하 증가 시 성능 유지 능력	scalability, throughput, concurrent, parallel 등	측정 항목: - 처리량 (Throughput): 단위 시간당 처리 건수 - 동시성 (Concurrency): 동시 처리 가능 요청 수 - 응답 시간 (Response Time): 부하에 따른 지연 확장성 테스트: - 단일 사용자 성능 측정 → 사용자 수 증가(10, 100, 1000...) → 성능 저하율 분석
User Satisfaction (사용자 만족도)	사용자의 주관적 만족도 및 사용성	satisfaction, usability, user study, experience 등	측정 방법: - 설문 조사: Likert 척도 (1-5점) - 사용성 테스트: 작업 완료 시간, 오류율 - NPS (Net Promoter Score): 추천 의향 - CSAT (Customer Satisfaction): 만족도 점수

지표	정의	키워드	세부 항목 및 내용
			평가 항목: - 유용성 (Usefulness) - 사용 편의성 (Ease of Use) - 신뢰도 (Trustworthiness) - 만족도 (Satisfaction)
Generalization (일반화)	새로운 작업이나 도메인으로의 전이 능력	generalization, transfer, zero-shot, few-shot, adaptation 등	평가 시나리오: - Zero-shot: 학습 데이터 없이 새 작업 수행 - Few-shot: 소수 예시로 새 작업 학습 - Domain Transfer: 다른 도메인 적응 분석 항목: - 작업 간 전이 - 도메인 간 전이 - 언어 간 전이

LLM 에이전트의 성능을 평가하기 위해서는 여러 측면에서의 정량적·정성적 지표가 활용된다. 먼저 작업 성공률(Task Success Rate)은 주어진 작업을 성공적으로 완료한 비율을 의미하며, success rate, completion rate, accuracy, correctness 등의 개념을 포함한다. 이는 질문 답변 정확도, 작업 완료율, 목표 달성률 등과 같이 작업 자체의 성공 여부를 직접적으로 판단하는 지표로 사용된다.

다음으로 효율성(Efficiency)은 작업을 완료하는 데 소요되는 시간, 수행 단계 수, 반복 횟수 등 자원 사용 관점에서의 성능을 평가한다. 대표적인 키워드는 efficiency, time, steps, iterations, latency이며, 구체적으로는 실행 시간(초·분), 필요한 단계 수, 재시도 횟수 등을 측정하여 에이전트의 작업 처리 효율을 비교한다.

비용(Cost)은 에이전트 실행 과정에서 발생하는 재정적 부담을 의미하며, cost, token usage, api calls, expense, budget 등의 개념을 포함한다. 비용 요소는 입력·출력 토큰 사용량, 외부 서비스 API 호출 횟수, GPU·CPU 사용량으로 구성되며, 프롬프트 최적화, 캐싱, 비용이 낮은 모델 활용 등을 통해 최적화할 수 있다.

신뢰성(Reliability)은 일관되고 예측 가능한 출력을 제공할 수 있는 능력을 의미하며 reliability, robustness, consistency, stability 등이 핵심 키워드이다. 세부적으로는 동일 입력에 대해 결과가 일치하는 정도(일관성), 노이즈나 오류 상황에서도 성능을 유지하는 정도(견고성), 장시간 운영 시 성능이 안정적으로 유지되는 정도(안정성)를 통해 평가된다.

확장성(Scalability)은 시스템의 부하가 증가할 때 성능을 유지할 수 있는지를 측정하는 지표로, scalability, throughput, concurrent, parallel 등이 관련 키워드이다. 주요 측정 항목은 단위 시간당 처리량(throughput), 동시 요청 처리 가능 수(concurrency), 부하 변화에 따른 응답 시간(response time)이며, 단일 사용자 성능 측정 → 사용자 수 증가(10, 100, 1000...) → 성능 저하율 분석의 단계로 확장성 테스트를 수행한다.

사용자 만족도(User Satisfaction)는 사용자 경험을 기반으로 한 주관적 평가 항목으로 satisfaction, usability, user study, experience 등의 키워드와 함께 사용된다. Likert 척도(1-5점)를 활용한 설문 조사, 작업 완료 시간과 오류율을 활용한 사용성 테스트, NPS(Net Promoter Score)와 CSAT(Customer Satisfaction) 등을 통해 측정되며, 유용성, 사용 편의성, 신뢰도, 전반적 만족도 등이 평가 항목으로 포함된다.

마지막으로 일반화(Generalization)는 새로운 작업이나 도메인으로의 전이 능력을 의미하며 generalization, transfer, zero-shot, few-shot, adaptation 등의 키워드를 포함한다. 대표적인 평가 시나리오는 학습 데이터 없이 새로운 작업을 수행하는 Zero-shot 평가, 소수의 예시만으로 새로운 작업을 학습하는 Few-shot 평가, 새로운 도메인으로의 적응 능력을 확인하는 Domain Transfer 평가이다. 분석 항목은 작업 간 전이, 도메인 간 전이, 언어 간 전이 등으로 구성되며, 에이전트가 학습되지 않은 환경에서도 얼마나 높은 성능을 유지할 수 있는지를 판단하는 근거가 된다.

▶ 주요 벤치마크

<표 23> LLM 에이전트 평가를 위한 주요 벤치마크

번호 / 벤치마크	유형	특징	평가 지표
HotpotQA	다단계 추론 질문 답변	- 여러 문서에서 정보 통합 필요 - 설명 가능한 추론 경로 요구	- EM (Exact Match) - F1 Score - Supporting Facts 정확도
WebShop	온라인 쇼핑 환경 시뮬레이션	- 실제 웹사이트 상호작용 - 다단계 의사결정	- 작업 성공률 - 구매 정확도 - 효율성 (단계 수)
ALFWorld	가상 가정 환경에서의 작업 수행	- 텍스트 명령 기반 3D 가상 가정 환경 조작 - 장기 계획 필요	- 성공률 - 평균 단계 수 - 일반화 능력
ScienceWorld	과학 실험 시뮬레이션	- 복수 개의 과학 작업 - 복잡한 인과 추론 - 실험 도구 사용	- 실험 성공률 - 가설 검증 정확도 - 절차 효율성
ToolBench	도구 사용 능력 평가	- 16K+ API 도구 - 실제 RESTful API - 다양한 도메인	- 도구 선택 정확도 - API 호출 성공률 - 작업 완료율
AgentBench	종합 에이전트 평가 벤치마크	- 다양한 환경 - 수십 개의 LLM 평가 - 코드, OS, 게임 등 포함	- 환경별 성공률 - 전반적 성능 점수 - 일반화 능력
MINT	다중 턴 상호작용 벤치마크	- 장기 대화 평가 - 컨텍스트 유지 능력 - 일관성 측정	- 대화 일관성 - 작업 완료율 - 사용자 만족도

LLM 에이전트 평가에 활용되는 주요 벤치마크로는 HotpotQA, WebShop, ALFWorld, ScienceWorld, ToolBench, AgentBench, MINT 등이 있다. 먼저 HotpotQA는 다단계 추론 질문 답변을 위해 설계된 벤치마크로, 여러 문서에 흩어진 정보를 통합해야 하며 설명 가능한 추론 경로를 요구한다. 평가 지표로는 EM(Exact Match), F1 Score, Supporting Facts 정확도가 사용되며 본 분석에서는 2회 활용된 것으로 분석되었다.

WebShop은 온라인 쇼핑 환경을 시뮬레이션한 벤치마크로, 실제 웹사이트와의 상호작용을 기반으로 다단계 의사결정을 수행해야 한다는 점이 특징이다. 주요 평가 지표로는 작업 성공률, 구매 정확도, 단계 수를 기준으로 한 효율성이 활용되며, 본 분석에서 1회 활용된 것으로 분석되었다.

ALFWorld는 텍스트 명령을 기반으로 3D 가상 가정 환경을 조작하는 시뮬레이션 환경으로, 장기 계획 수행이 필요한 유형의 작업을 포함한다. 평가 지표는 성공률, 평균 단계 수, 일반화 능력으로 구성된다.

ScienceWorld는 과학 실험 수행을 중심으로 설계된 시뮬레이션 벤치마크로, 여러 개의 과학 관련 작업을 포함하고 복잡한 인과 추론과 실험 도구 조작 능력을 요구한다. 성능 평가에는 실험 성공률, 가설 검증 정확도, 절차 효율성이 사용된다.

ToolBench는 다양한 도구 사용 능력을 평가하는 벤치마크로, 현재 16,000개 이상의 실제 RESTful API와 여러 도메인을 다룬다는 점에서 매우 현실적인 환경을 제공한다. 평가 지표로는 도구 선택 정확도, API 호출 성공률, 작업 완료율이 활용된다.

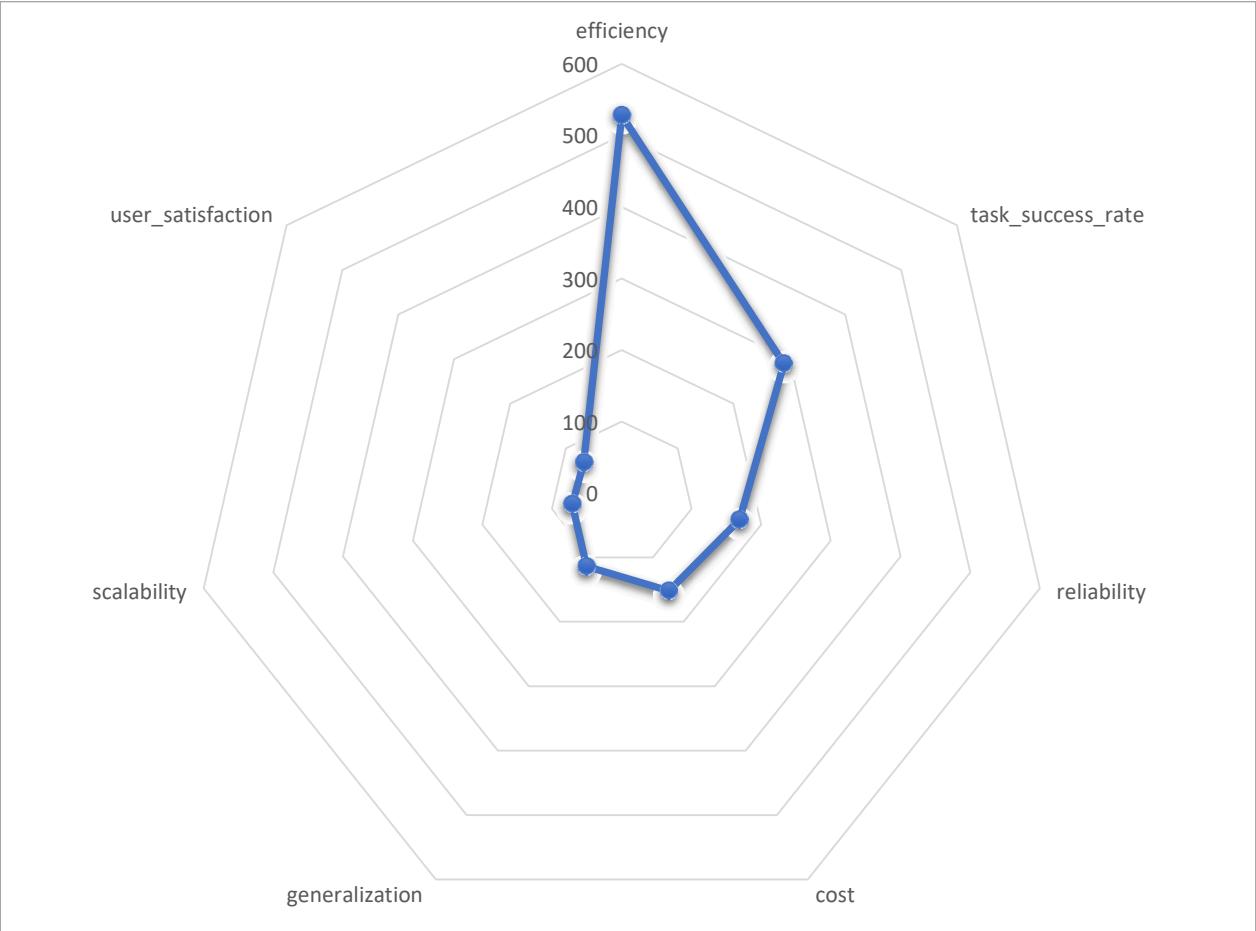
AgentBench는 종합적인 에이전트 성능을 평가하기 위한 벤치마크로, 서로 다른 환경과 수십 개의 LLM을 포함하며 코드 실행, OS 조작, 게임 플레이 등 다양한 작업을 포괄한다. 환경별 성공률, 전반적 성능 점수, 일반화 능력이 핵심 지표이며 본 분석에서는 1회 활용된 것으로 분석되었다.

마지막으로 MINT는 다중 턴 상호작용 능력을 측정하는 벤치마크로, 장기 대화 능력, 컨텍스트 유지 능력, 응답 일관성 등을 평가하는 데 중점을 둔다. 평가 지표는 대화 일관성, 작업 완료율, 사용자 만족도로 구성된다.

7.5.3 분석 결과

분석 결과, 평가 지표 분포를 보면 Efficiency(528회)가 가장 많이 사용되었고, Task Success Rate(290회), Reliability(169회)도 중요한 평가지표로 활용되고 있다. 그 외에 Cost(152회), Generalization(114회), Scalability(71회), User Satisfaction(68회) 등이 뒤를 잇는다. 이는 연구자들이 에이전트를 평가할 때 성공 여부뿐 아니라 시간·자원 효율성, 안정성, 비용, 일반화 능력 등을 종합적으로 고려하고 있음을 의미한다.

<그림 11> 주요 평가지표별 분포(단위:회)

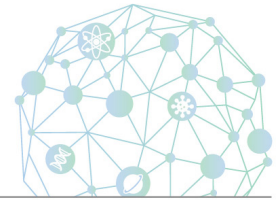


<표 24> 주요 평가지표별 분포

평가지표	빈도(단위:회)
efficiency	528
task_success_rate	290
reliability	169
cost	152
generalization	114
scalability	71
user_satisfaction	68

○ 총 벤치마크 사용 빈도는 HotpotQA 2회, WebShop 1회, AgentBench 1회로, 아직 표준 벤치마크의 활용은 제한적이며 다양한 벤치마크가 실험적으로 사용되는 단계임을 알 수 있다.

제 8 장 응용분야 분석



8.1 개요

8.1.1 분석 목적

본 절의 목적은 LLM 에이전트가 실제로 활용되고 있는 다양한 응용 분야를 파악하고, 각 도메인에서 연구 활동과 특허 활동을 정량적으로 분석함으로써 현재 응용분야별 연구개발 현황을 파악하는 데 있다. 즉, 응용분야별 연구 논문과 특허 출원의 동향을 파악함으로써 응용 분야별로 연구개발의 분포가 어떠한지를 제시하는 것이 핵심 목표이다.

8.1.2 방법론 : 분석 방법

분석 방법은 크게 두 단계로 구성된다. 먼저, LLM 에이전트가 적용되는 주요 응용 도메인을 Software Development(소프트웨어 개발), Data Analysis(데이터 분석), Content Creation(콘텐츠 생성), Automation(자동화), Education(교육), Healthcare(건강 의료)의 6개 범주로 분류하였다. 각 도메인에 대해 정의, 대표 키워드, 세부 작업 유형, 대표 도구 사례를 정리하여 개념적 범위를 명확히 한 뒤, 관련 논문 편수와 특허 건수를 집계하였다.

8.1.3 응용 분야 분류

<표 25> 응용 도메인 분류

응용 도메인	Software Development (소프트웨어 개발)	Data Analysis (데이터 분석)	Content Creation (콘텐츠 생성)	Automation (자동화)	Education (교육)	Healthcare (건강 의료)
정의	코드 작성, 디버깅, 테스팅 등 소프트웨어 개발 전반	데이터 수집, 분석, 시각화	텍스트, 이미지, 영상 등 콘텐츠 제작	반복 작업 자동화, 워크플로우 관리	교육 콘텐츠 제작, 튜터링, 평가	진단 지원, 치료 계획, 환자 모니터링
키워드	coding, programming, software, debug, testing 등	data analysis, analytics, visualization, statistics 등	content creation, copywriting 등	automation, workflow, robotic process, rpa, orchestration 등	education, tutoring, teaching 등	healthcare, medical, diagnosis, treatment, clinical 등

응용 도메인	Software Development (소프트웨어 개발)	Data Analysis (데이터 분석)	Content Creation (콘텐츠 생성)	Automation (자동화)	Education (교육)	Healthcare (건강 의료)
세부 작업	• 코드 생성 (Code Generation) • 버그 수정 (Bug Fixing) • 코드 리뷰 (Code Review) • 테스트 케이스 생성 • 문서화 (Documentation)	• 데이터 전처리 • 통계 분석 • 시각화 생성 • 보고서 작성 • 패턴 발견	• 블로그 작성 • 마케팅 카피 • 소셜 미디어 콘텐츠 • 이메일 작성 • 번역	• RPA (Robotic Process Automation) • 워크플로우 자동화 • 데이터 입력 • 보고서 생성 • 이메일 처리	• 개인화 학습 • 자동 평가 • 학습 콘텐츠 생성 • 질문 답변 • 진도 추적	• 증상 체크 • 진단 지원 • 치료 추천 • 의료 기록 분석 • 환자 교육
도구 예시	• GitHub Copilot • Claude code • Cursor • Codex 등	• Pandas Agent • Data Interpreter 등	• Jasper • Copy.ai • WriteSonic 등	• Zapier AI • Make • n8n 등	• Duolingo Max • Coursera Coach 등	• IBM Watson Health • Google Med-PaLM 등

먼저, Software Development(소프트웨어 개발) 도메인은 코드 작성, 디버깅, 테스트 등 소프트웨어 개발 전반을 대상으로 하며, coding, programming, software, debug, testing 등의 키워드로 정의된다. 코드 생성, 버그 수정, 코드 리뷰, 테스트 케이스 생성, 문서화 등 구체적인 작업이 포함되며, GitHub Copilot, Cursor, Codex 등이 대표 도구로 등장한다.

Data Analysis(데이터 분석) 도메인은 데이터 수집·분석·시각화를 중심으로 한다. data analysis, analytics, visualization, statistics와 같은 키워드를 가지며, 데이터 전처리, 통계 분석, 시각화 생성, 보고서 작성, 패턴 발견이 주요 작업이다. Pandas Agent, Data Interpreter 등이 활용되고 있다.

Content Creation(콘텐츠 생성) 도메인은 텍스트, 이미지, 영상 등 콘텐츠 제작에 초점을 맞춘다. content creation, copywriting 등의 키워드를 가지며, 블로그 작성, 마케팅 카피, 소셜 미디어 콘텐츠, 이메일 작성, 번역 등이 주요 작업이다. Jasper, Copy.ai, WriteSonic 등이 대표 도구라 할 수 있다.

Automation(자동화) 도메인은 반복 작업 자동화와 워크플로우 관리에 초점을 둔다. automation, workflow, robotic process, rpa, orchestration 등의 키워드를 포함하며, RPA, 워크플로우 자동화, 데이터 입력, 보고서 생성, 이메일 처리 등 업무 자동화 작업을 수행한다. Zapier AI, Make, n8n 등의 도구가 활용되고 있다.

Education(교육) 도메인은 교육 콘텐츠 제작, 튜터링, 평가를 포함한다. education, tutoring, teaching 등의 키워드와 함께, 개인화 학습, 자동 평가, 학습 콘텐츠 생성, 질문 답변, 진도 추적 등이 세부 작업이다. Duolingo Max, Coursera Coach 등이 주요 사례로 등장하고 있다.

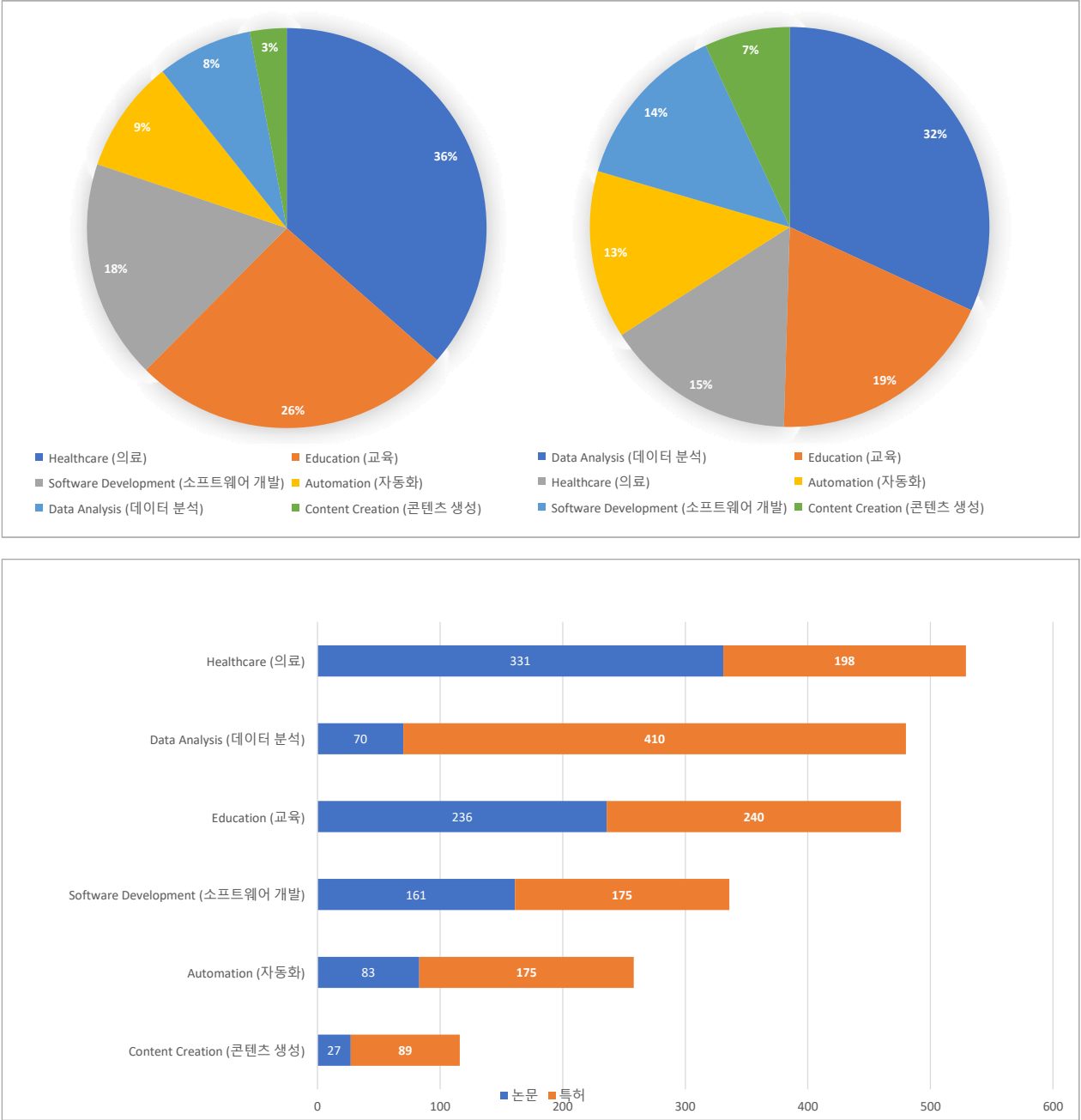
마지막으로, Healthcare(의료) 도메인은 진단 지원, 치료 계획, 환자 모니터링을 중심으로 한다. healthcare, medical, diagnosis, treatment, clinical 등의 키워드로 정의되며, 증상 체크, 진단 지원, 치료 추천, 의료 기록 분석, 환자 교육 등의 작업을 수행한다. IBM Watson Health, Google Med-PaLM 등이 대표 도구라 할 수 있다.

8.2 주요 응용 분야별 현황

8.2.1 응용분야별 현황

주요 응용 분야별 논문 및 특허 현황

<그림 12> 응용분야별 논문(좌)-특허(우) 분포



<표 26> 응용분야별 논문-특허 현황

응용 도메인	Software Development (소프트웨어 개발)	Data Analysis (데이터 분석)	Content Creation (콘텐츠 생성)	Automation (자동화)	Education (교육)	Healthcare (의료)
논문	161편	70편	27편	83편	236편	331편
특허	175건	410건	89건	175건	240건	198건

주요 응용 분야별 논문-특허 현황을 정리하면 다음과 같다.

먼저, Software Development(소프트웨어 개발) 도메인은 최근 3년간 논문 161편, 특허 175건이 출원되었다. 논문수 측면에서는 10.5%의 비율로 3번째로 많은 비중을 차지하고 있으며, 특허 측면에서는 4.5%를 차지하고 있다.

다음으로, Healthcare(의료) 도메인은 최근 3년간 논문 331편, 특허 198건이 출원되었다. 논문수 기준으로 21.6%로 가장 높은 비중(1위)을 차지하며, 특허는 5.1%를 차지한다. 즉, 논문에서 특히 강하게 나타나는 분야이며, 특허는 논문 대비 비중이 상대적으로 낮아 연구 성과(논문)가 특허로 전환되는 비율이 상대적으로 낮을 가능성을 시사한다.

Education(교육) 도메인은 최근 3년간 논문 236편, 특허 240건이 출원되었다. 논문 비중은 15.4%로 2위이며, 특허 비중은 6.2%로 특허 분류 중에서도 비교적 높은 편이다. 이는 교육 분야에서 연구뿐 아니라 서비스·제품화(특허) 활동도 활발하게 진행되는 흐름으로 해석할 수 있다.

Automation(자동화) 도메인은 최근 3년간 논문 83편, 특허 175건이 출원되었다. 논문 비중은 5.4%로 중간 수준이지만, 특허 비중은 4.5%로 논문 대비 상대적으로 높다. 즉, 자동화는 연구 발표(논문)보다 기술 구현 및 권리화(특허) 측면의 활동이 상대적으로 높은 양상을 보이는 것으로 해석할 수 있다.

Data Analysis(데이터 분석) 도메인은 최근 3년간 논문 70편, 특허 410건이 출원되었다. 논문 비중은 4.6%로 낮은 편이지만, 특허는 10.6%로 특허 기준 1위를 차지한다. 이는 데이터 분석 관련 기술이 다양한 산업에 범용적으로 적용되면서 실용화/사업화 관점의 특허 출원이 매우 활발한 분야임을 보여준다.

마지막으로, Content Creation(콘텐츠 생성) 도메인은 최근 3년간 논문 27편, 특허 89건이 출원되었다. 분석 시점 기준으로 논문 비중은 1.8%, 특허 비중도 2.3%로 분석되었다.

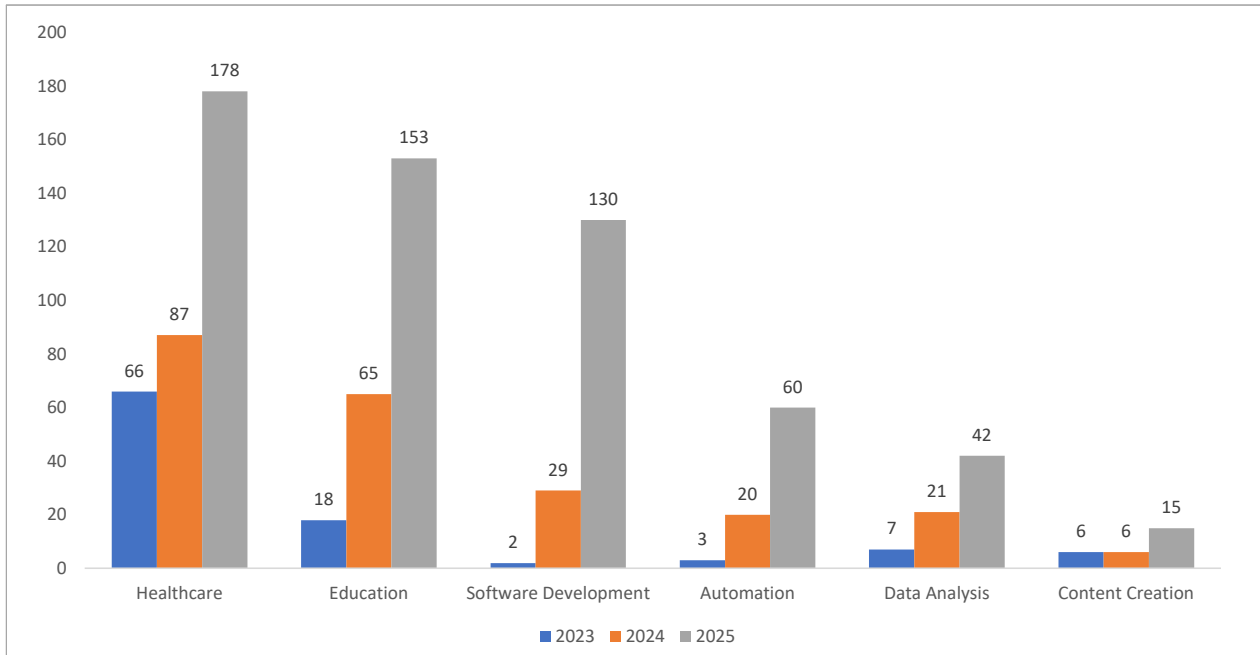
상기 분석은 키워드가 문헌에서 언급된 빈도를 기준으로 하였다는 점에 유의하여 해석할 필요가 있다.

➤ 8.2.2 응용 분야별 시계열 추이

➤ 응용 분야별 연도별 논문 추이 분석

응용 분야별로 연도별 논문 추이를 보면, 2023년에는 Healthcare(의료) 66편, Education (교육) 18편, Data Analysis (데이터 분석) 7편, Content Creation (콘텐츠 생성) 6편, Automation (자동화) 3편, Software Development(소프트웨어 개발) 2편 수준에서 시작하여, 2024년에는 Healthcare(의료) 87편, Education (교육) 65편, Software Development(소프트웨어 개발) 29편, Data Analysis (데이터 분석) 21편, Automation (자동화) 20편, Content Creation (콘텐츠 생성) 6편으로 전반적인 증가가 나타났고, 2025년에는 Healthcare(의료) 178편, Education (교육) 153편, Software Development(소프트웨어 개발) 130편, Automation (자동화) 60편, Data Analysis (데이터 분석) 42편, Content Creation (콘텐츠 생성) 15편으로 대부분 도메인이 큰 폭으로 확대되었다. 전체 논문 수 기준으로 2023년 102편 → 2024년 228편 → 2025년 578편으로 급격한 성장 곡선을 보인다.

<그림 13> 응용 분야별 논문 성장추이 (단위 : 건수)



이러한 성장 추세를 구간별로 세부적으로 살펴보면, 2023년에서 2024년 사이에는 Software Development(소프트웨어 개발)(2 → 29, +1350%)가 증가율 측면에서는 가장 큰 폭으로 증가했으며, Automation (자동화)(3 → 20, +566.7%), Education (교육)(18 → 65, +261.1%), Data Analysis (데이터 분석)(7 → 21, +200%)도 뚜렷한 성장세를 보였다. 반면 Healthcare(의료)(66 → 87, +31.8%)는 규모는 크지만 증가율은 상대적으로 완만했다.

다음으로 2024년에서 2025년에는 성장세가 전 도메인으로 확산되며 더욱 가속화되었다. 특히 Software Development(소프트웨어 개발)(29 → 130, +348.3%)가 큰 폭으로 증가하였고, Automation (자동화)(20 → 60, +200%), Content Creation (콘텐츠 생성)(6 → 15, +150%), Education (교육)(65 → 153, +135.4%)도 함께 확대되었다. 또한 Healthcare(의료)(87 → 178, +104.6%)는 증가율 자체도 크게 높아지면서, 규모가 큰 도메인이면서도 성장 속도까지 높은 양상이 확인되었다. Data Analysis (데이터 분석)(21 → 42, +100%)는 2배 성장으로 안정적인 확장 흐름을 보여주었다.

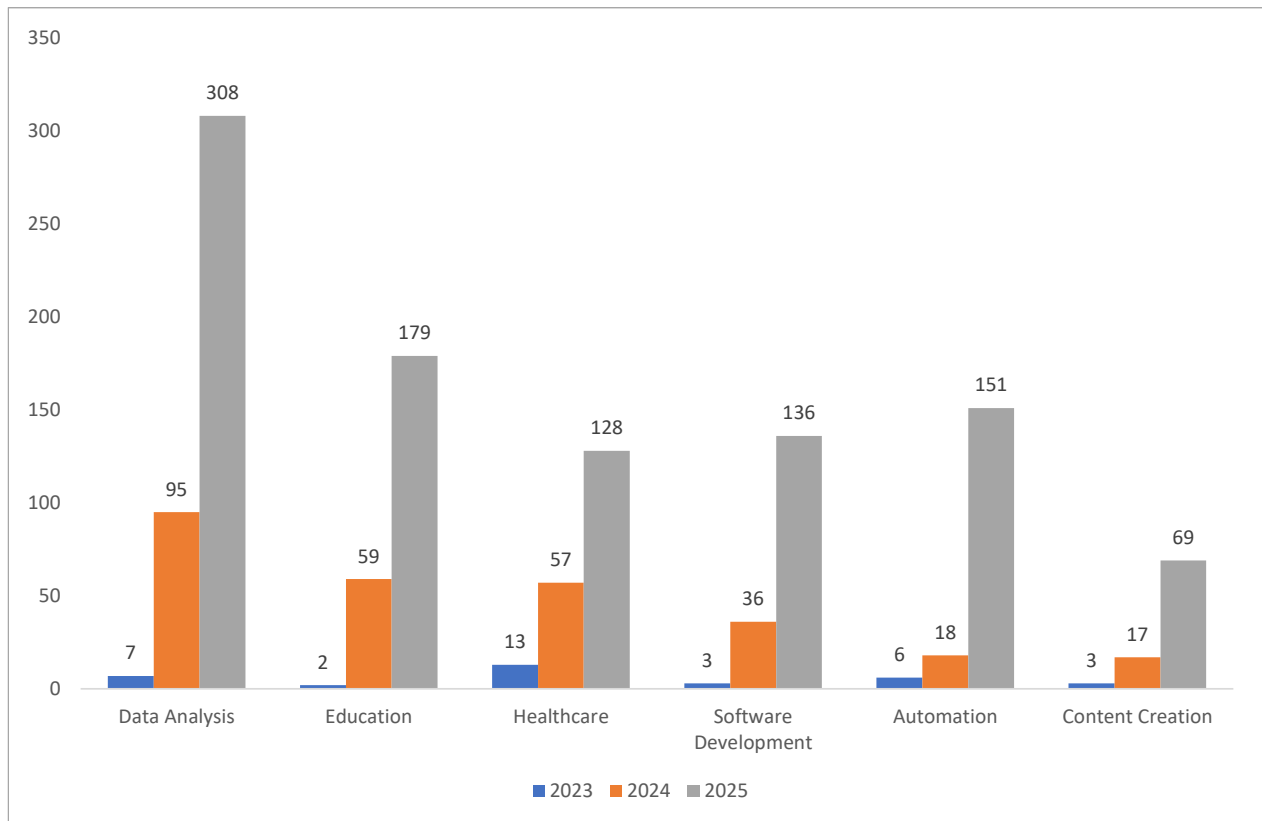
종합하면, 최근 3년(2023→2025) 관점에서 Software Development(소프트웨어 개발)(2→130, 65배), Education (교육)(18→153, 8.5배), Automation (자동화)(3→60, 20배)이 특히 두드러진 성장 축으로 자리 잡고 있으며, Healthcare(의료)는 3년 누적 규모(총 331편)가 가장 크고(연도별로 66→87→178) 2025년에 성장 가속화가 분명한 핵심적인 분야로 해석할 수 있다. Content Creation (콘텐츠 생성)은 절대량은 작지만(총 27편) 2025년에 증가(6→15)가 나타나며 후행적으로 확산되는 패턴을 보이고, Data Analysis (데이터 분석)는 중간 규모(총 70편)로 꾸준히 확대(7→21→42)되는 안정형 성장 추세로 정리할 수 있다.

▶ 응용 분야별 연도별 특허 추이 분석

응용 분야별로 연도별 특허 출원 흐름을 살펴보면, 2023년에는 Healthcare(의료) 13건, Data Analysis (데이터 분석) 7건, Automation (자동화) 6건, Software Development(소프트웨어 개발) 3건, Content Creation (콘텐츠 생성) 3건, Education (교육) 2건으로 비교적 작은 규모에서 출원이 시작되었다. 이후 2024년에는 Data Analysis (데이터 분석) 95건, Education (교육) 59건, Healthcare(의료) 57건, Software Development(소프트웨어 개발) 36건, Automation (자동화) 18건, Content Creation (콘텐츠 생성) 17건으로 대부분 분야에서 출원 건수가 크게 늘었고, 2025년에는 Data Analysis (데이터 분석) 308건,

Education (교육) 179건, Automation (자동화) 151건, Software Development(소프트웨어 개발) 136건, Healthcare(의료) 128건, Content Creation (콘텐츠 생성) 69건으로 전 영역에서 출원이 급증하며 확산세가 뚜렷해졌다. 전체 특허 건수로 보더라도 2023년 34건 → 2024년 282건 → 2025년 971건으로, 짧은 기간에 매우 가파른 증가세가 확인된다.

<그림 14> 응용 분야별 특허 성장추이



이 증가 양상을 구간별로 나눠 보면, 2023년에서 2024년 사이에는 Education (교육)(2 → 59, +2850%)이 가장 두드러진 상승을 보였고, Data Analysis (데이터 분석)(7 → 95, +1257.1%), Software Development(소프트웨어 개발)(3 → 36, +1100%) 또한 확대되었다. 동시에 Content Creation (콘텐츠 생성)(3 → 17, +466.7%), Healthcare(의료)(13 → 57, +338.5%), Automation (자동화)(6 → 18, +200%)까지 모두 증가해, 2024년이 특허 출원이 본격적으로 확대된 구간임을 보여준다.

이어 2024년에서 2025년에도 전반적인 성장세는 더욱 강화되었는데, 특히 Automation (자동화)(18 → 151, +739%)이 가장 빠른 속도로 증가했으며, Software Development(소프트웨어 개발)(36 → 136, +277.8%), Content Creation (콘텐츠 생성)(17 → 69, +305.9%)도 큰 폭으로 확장되었다. 또한 출원 규모가 특히 큰 Data Analysis (데이터 분석)(95 → 308, +224.2%)와 Education (교육)(59 → 179, +203.4%)이 증가하면서, 2025년에는 데이터 분석·교육 분야에 대한 출원이 크게 확대되었다. Healthcare(의료)(57 → 128, +124.6%)는 증가율은 상대적으로 낮지만, 여전히 2배 이상의 확대 흐름을 유지하고 있다.

종합하면, 최근 3년(2023→2025) 동안 특허는 Education (교육)(2→179, 90배)이 가장 큰 성장을 보였고, Software Development(소프트웨어 개발)(3→136, 45배)와 Data Analysis (데이터 분석)(7→308, 44배), Automation (자동화)(6→151, 25배)이 뒤를 잇는 고성장 분야로 분석되었다. 앞서 분석한 누적 출원 규모를 함께 고려하면 특허 관점에서는 Data

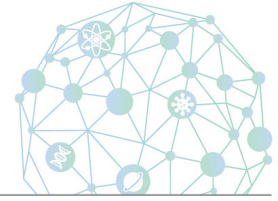
Analysis (데이터 분석)와 Education (교육)이 규모와 성장 모두에서 중심축을 형성하고 있으며, Automation (자동화)과 Software Development(소프트웨어 개발)는 2025년에 출원이 크게 증가하며 출원 경쟁이 심화된 것으로 해석할 수 있다. 반면 Healthcare(의료)는 절대 건수는 크지만 성장 속도는 비교적 완만해, 규제·검증·적용환경 등의 영향 아래 점진적 확대가 진행되는 분야로 해석된다.

8.2.3 유의사항

앞서 제시한 분석 결과를 보다 균형 있게 해석하기 위해서는 다음과 같은 사항들을 함께 고려할 필요가 있다. 우선, 연구 논문과 특허 출원이 활발하다는 점이 곧바로 사업화의 용이성을 의미하는 것은 아니므로, 기술 성숙도(TRL)와 실제 구현 난이도에 대한 추가적인 검토가 필요하다. 더불어 학술적 관심이 실제 시장 수요로 이어질 수 있는지, 고객 가치가 명확하며 시장에서 충분한 수용 가능성을 갖추고 있는지도 함께 살펴볼 필요가 있다.

또한, 유망한 기회 영역은 복수의 기업이 동시에 인지하고 진입할 가능성이 높으므로, 전략 수립뿐 아니라 이를 신속하게 실행할 수 있는 역량 역시 중요한 요소로 작용한다. 마지막으로, 본 분석은 키워드 매칭에 기반한 계량적 접근을 중심으로 수행되었기 때문에, 향후에는 실제 특허의 청구항과 권리 범위를 보다 면밀히 검토하여 정교한 IP 전략으로 보완하는 것이 바람직하다.

✓ 제9장 종합적 고찰



▶ LLM 기반 AI 에이전트 기술의 총체적 발전 경로

2023년부터 2025년까지의 연구·특허 데이터를 살펴보면, LLM 기반 AI 에이전트 기술은 짧은 기간 동안 꾸준하고 빠른 확장을 보여왔다. 논문 출판량은 전반적으로 증가하며 다양한 기능적 시도가 이루어졌고, 특허 또한 응용 중심으로 확산되는 흐름을 보였다.

특히 다중 에이전트, 도구 활용, 추론 기능 등 에이전트의 핵심 구성 요소에 대한 연구가 빠르게 확대되면서 생태계 전반이 복합화되고 있음이 확인된다. 다만 분야별·국가별로 연구와 특허 간 성장 속도가 일치하지 않는 등 성숙 단계에는 차이가 존재하며, 이는 기술 확산 과정에서 자연스럽게 나타나는 변동으로 해석할 수 있다.

종합적으로, LLM 기반 에이전트 기술은 초기 실험적 단계에서 벗어나 보다 다양한 기능과 구조를 탐색하는 발전 단계에 있으며, 향후 지속적인 확장을 위한 기반이 형성되고 있는 것으로 분석된다.

▶ 기술·도메인간 특성에서 기인하는 전략적 기회

연구 활동과 특허 활동을 비교한 결과, 여러 도메인에서 양적·질적 성장 속도에 차이가 나타난다. 일부 분야는 연구가 먼저 크게 확대된 후 특허가 뒤따르는 형태를 보이며, 다른 분야는 응용·시장 중심의 특허가 상대적으로 앞서는 경향을 보이기도 한다.

이러한 불균형은 특정 도메인이 정제되었다는 의미보다는, 각 분야가 서로 다른 방식으로 발전하고 있음을 보여주는 지표로 이해된다. 연구와 특허 간 간격이 큰 도메인의 경우 향후 기술 전환 또는 응용 확장 가능성을 가늠할 수 있으며, 이미 연구·특허가 동시에 증가하는 도메인은 응용 확대가 활발히 진행되고 있는 분야로 해석할 수 있다.

따라서 도메인별 성장 패턴의 차이는 향후 기술 확산 및 시장 적용의 방향성을 이해하는 참고 자료로 활용될 수 있으리라 기대된다.

▶ LLM 에이전트 아키텍처 및 기능 진화의 의미

에이전트 아키텍처 분석 결과, LLM 기반 에이전트는 단일 기능 수행 형태에서 벗어나 도구 사용, 자율적 추론, 학습적 조정, 다중 에이전트 협력 구조 등 다양한 기능이 결합되는 양상을 보이고 있다.

이러한 변화는 모델 자체의 성능 경쟁에서 벗어나, 에이전트 간 상호작용·기능 조합·워크플로우 구성 방식이 점차 중요한 요소로 자리 잡고 있음을 시사한다. 또한 협업형·경쟁형 등 다양한 조정 방식이 연구되고 있어, 에이전트 시스템의 구조적 다양성이 점차 확대되고 있음을 확인할 수 있다.

이와 같은 기능적·구조적 진전은 LLM 기반 에이전트 기술이 단순한 대화형 모델을 넘어 복합적 작업 수행 시스템으로 발전하고 있음을 보여주는 지표로 이해할 수 있다.

▶ 글로벌 경쟁 구도와 정책·산업 전략 방향

연구 및 특허 데이터를 비교한 결과, 국가별로 LLM 기반 AI 에이전트 기술의 연구와 특허 분포에는 특징적인 차이가 나타난다. 각 지역은 연구 활동의 규모, 특허 출원 정도 등에서 서로 다른 패턴을 보이며, 이는 향후 경쟁 구도의 흐름을 가늠하는 지표로 활용될 수 있다.

전반적으로 미국은 특허 중심의 활동이 활발하여 시장 전환이 비교적 빠르게 이루어지고 있으며, 유럽은 연구와 특허가 균형적으로 분포하는 편이다. 중국은 연구 활동의 규모가 크지만 특허 활동은 상대적으로 낮아 향후 변화 가능성이 큰 영역으로 해석된다. 일본과 인도는 연구·특허 모두에서 균형적인 추세를 보이며 양적 성장 기반이 요구되는 것으로 나타났다.

이와 같은 국가별 차이는 기술개발 전략이나 산업 동향을 직접적으로 규정하기보다는, 연구와 특허가 서로 다른 속도로 확장되고 있는 글로벌 환경을 이해하는 기초 자료로 활용될 수 있을 것이다. 또한 연구-IP 간 비율의 차이는 각 지역의 기술 발전 방식, 산업 생태계의 성숙도, 제도적 환경 등에 의해 영향을 받는 것으로 보이며, 이러한 요소들이 향후 경쟁 환경에 지속적으로 반영될 것으로 예상된다.

▶ 대응 방향성

따라서, 앞선 분석 결과를 종합하면 LLM 기반 AI 에이전트 기술은 빠르게 성장하는 분야로서, 본 분석을 바탕으로 다음과 같은 방향성을 제시하고자 한다.

1) 에이전트 구조의 복합화 대응

Action, Learning, Tool Use, Reasoning 등 핵심 기능이 결합된 형태가 늘어나고 있고, 다중 에이전트 시스템 또한 빠르게 확장되고 있다. 이는 단순 기능 개발보다 기능 간 결합 구조의 이해와 활용이 중요해지고 있음을 시사한다.

2) 프레임워크 생태계 변화에 대한 관찰

분석 결과 LangChain, AutoGen, CrewAI 등 다양한 프레임워크가 연구에서 활용되고 있다. 현 단계에서는 특정 프레임워크에 대한 장기적 고착보다는, 개발 목적·응용 도메인에 적합한 선택과 지속적인 생태계 변화 모니터링이 요구된다.

3) 신뢰성과 평가 체계의 중요성 확대

에이전트의 자율성·추론성·협업성이 고도화됨에 따라, 정확성·신뢰성·안정성을 검증하는 평가지표가 점차 중요해지고 있다. 따라서 표준화된 평가 체계에 대한 연구 동향을 지속적으로 추적하고, 필요한 경우 내부 평가 프로세스를 정비할 필요가 있다.

참고문헌

1. Applied AI Institute. (2024). Generative AI agents in action.
2. Bain & Company. (2025). State of the art of agentic AI transformation.
3. Capgemini Research Institute. (2025). Rise of agentic AI.
4. Deloitte. (2025). Autonomous generative AI agents: Still under development. Deloitte Insights.
5. Dibia, V. (n.d.). Multi-agent systems with AutoGen. Manning Publications.
6. Google. (2024). Agents (Whitepaper).
7. Google. (2025). Agents companion (Whitepaper).
8. Hur, J., & Song, Y. (n.d.). Build an AI agent (from scratch). Manning Publications. (Original work published as a practical guide to building LLM-powered agents.)
9. Infante, R. (2025). AI agents and applications: With LangChain, LangGraph, and MCP. Manning Publications.
10. Information Services Group (ISG). (2025). State of the agentic AI market report.
11. Johnson, M. W. (2010). Seizing the white space: Business model innovation for growth and renewal. Harvard Business Press.
12. Johnson, M. W. (2018). Reinvent your business model: How to seize the white space for transformative growth. Harvard Business Review Press.
13. Lanham, M. (2025). AI agents in action. Manning Publications.
14. Luo, J., Zhang, W., Yuan, Y., et al. (2025). Large language model agent: A survey on methodology, applications and challenges. arXiv. <https://arxiv.org/abs/2503.21460>
15. McKinsey & Company. (2024). Why agents are the next frontier of generative AI.
16. McKinsey & Company. (2025). Seizing the agentic AI advantage.
17. McKinsey & Company. (2025). The agentic organization: Contours of the next paradigm for the AI era.
18. McKinsey & Company. (2025, March 25). What is an AI agent?
19. McShane, M., Nirenburg, S., & English, J. (2024). Agents in the long game of AI: Computational cognitive modeling for trustworthy human-AI collaboration. MIT Press.
20. Radanliev, P. (2024). The rise of AI agents: Integrating AI, blockchain technologies, and quantum computing. Addison-Wesley Professional.

21. Raschka, S., & Kimothi, A. (2025). Master and build large language models. Manning Publications.
22. Stratis, K. (2026). AI agents with MCP. O'Reilly Media.
23. UiPath. (2025). Agentic AI research report.
24. Wang, X., Li, J., Zhang, Y., et al. (2024). Large language model based multi-agents: A survey of progress and challenges. arXiv. <https://arxiv.org/abs/2402.01680>
25. Yadav, S. P., & Song, H. (Eds.). (2025). Advancements in multi-agent large language model systems for next-generation AI. IGI Global.
26. KIPRIS. 지식재산정보 검색 서비스. <https://www.kipris.or.kr>
27. 소프트웨어정책연구소(2024), [AI Brief 스페셜] AI 에이전트 동향
28. 이은지, (2024). 자율 AI 에이전트. 한국과학기술정보연구원(KISTI), ASTI 마켓인사이드.
29. 한국산업은행. (2025). AI 에이전트 개발 동향 및 국내 경쟁력 분석.
30. 한국지능정보사회진흥원. (2024). AI 에이전트 시대, AI 활용 패러다임 변화.
31. 한국지능정보사회진흥원. (2025). 검색 패러다임의 변화, AI 검색 에이전트의 부상.
32. 한혁. (2025). 멀티에이전트(Task-Agent) 구조 기반 LDA 토픽 모델링 자동화 파이프라인을 적용한 미국 중소기업 기술혁신 프로그램 분석. 2025년 한국산업경영시스템학회 춘계학술대회.
33. 한혁. (2025). 멀티에이전트 기반 이중 토픽모델링(LDA vs NMF)의 경쟁적 학습을 통한 토픽 일관성 최적화 연구. 한국자료분석학회 2025 하계 학술논문발표대회.
34. 한혁. (2025). Claude Code와 Codex CLI 간 협력적 상호작용을 통한 서지 네트워크 분석 연구. 2025년 한국 산업경영시스템학회 추계학술대회.
35. 한혁. (2025). 다중 코딩 에이전트 협업 스펙트럼 분석 : 논문 필터링을 위한 다중 코딩 에이전트 구성 비교 연구. 한국자료분석학회 2025 동계 학술논문발표대회.

KISTI 데이터인사이드

KISTI 데이터인사이드 발간 목록

연도	호	제 목	저 자
2025	제62호	지능형 에이전트 기술의 글로벌 연구·특허 통합분석	한 혁, 노경란, 최봉기, 김상국
	제61호	미국 연방 공공데이터 기반 NASA 연구개발 펀딩의 흐름과 연구지형 분석	노경란, 김상국, 최봉기, 한 혁
	제60호	인공지능과 함께 예측한 미래 고성장 과학기술 241선 - PROJECT EARTH: 기후전환 대응 미래유망기술 -	김소영, 이주현, 홍성화, 황지나
	제59호	미세플라스틱에서 나노플라스틱으로 : 데이터로 바라본 연구지형 변화	노현숙, 이민국, 신현호, 이재민
	제58호	데이터로 바라본 국제 연구 협력에서 나타난 시너지 효과의 조건	전승표, 이 철
	제57호	UN SDG 13 관점에서 본 한국 기후변화 연구의 현주소 분석	권태훈, 전승표
	제56호	글로벌 바이오 상장기업의 특허동향과 시장가치 분석	정예림, 유형선, 김동규
	제55호	논문 분석을 통한 고급 과학기술인력 수급분석 방법론 연구	유형선, 정예림, 김동규
	제54호	CGT(세포·유전자치료)의 연구개발 동향과 국가경쟁력 분석 - 논문·임상·정책 데이터를 기반으로	손은수, 서진이
2024	제53호	한국과 주요국의 국제 공동연구 효용성 분석: 국가별 연구수준 관점에서	이 철, 전승표, 서봉균
	제52호	데이터 분석을 통한 전기자동차 산업의 협력 동향 분석	서진이, 유재영
	제51호	ESG 분야의 글로벌 연구지형과 과학기술 지식 연계구조	이정우, 안세정, 김영진, 이인혜
	제50호	글로벌 국가연구기관의 과학기술 수준과 협력 분석	안세정, 서주환, 이준영, 박진서
	제49호	논문 데이터로 본 글로벌 과학기술 국제협력	안세정, 이 철, 이준영, 박진서
	제48호	한국 소속 이력 연구자의 이동성 분석	권태훈, 안세정, 박진서, Jonathan Dudek, Soohong Eum, Rodrigo Costas Comesana
	제47호	한국의 SDG분야 R&D 투자연계 성과 분석	서주환, 박진서
	제46호	펀딩 유형에 따른 국가연구 개발사업 수준분석	김영진, 이정우, 박진서
	제45호	인공지능과 함께 예측한 미래 고성장 과학기술 128선 - AI 이후 시대를 대비하는 미래유망기술 -	김소영, 황지나, 김혜원, 임지택, 홍성화
	제44호	미래기술 위크시그널 2025	양혜영, 이주현, 홍성화
	제43호	합성생물학의 데이터 기반 글로벌 연구동향과 국가경쟁력 분석	손은수, 이창환
	제42호	중국 학술적 성과의 영향력 변화: 헤게모니와 효율성을 중심으로	전승표, 이 철, 서봉균
	제41호	사회문제해결형 과학기술의 8대 학술활동 유형 : 새로운 데이터기반 분석모형	고병열
2023	제40호	논문 데이터를 활용한 차세대 이동통신 분야 주요 연구동향 분석	권태훈, 이정우
	제39호	생성형 AI의 연구개발 동향과 글로벌 경쟁 분석	소대섭, 이준영, 김소영, 김한국, 박진서
	제38호	인공지능반도체 및 전고체 배터리 글로벌 경쟁 분석	박진서, 이준영, 박동운, 백서인
	제37호	연구 주도권과 질적 수준 측면에서 바라보는 한국과 주요국의 국제 공동연구 분석	이 철, 전승표

KISTI 데이터인사이드

KISTI 데이터인사이드 발간 목록

연도	호	제 목	저 자
2023	제36호	논문 데이터로 본 글로벌 양자기술	안세정, 이준영, 이주연, 류 훈, 류정희, 박진서
	제35호	미래기술 위크시그널 2024	양혜영, 이주현, 홍성화
	제34호	특허 빅데이터를 활용한 천연화장품 신소재 발굴연구	손은수, 이창환
	제33호	특이점(Singularity) 시대, 확장가 가속 그리고 균형의 미래기술	김소영, 황지나, 김혜원, 이주현, 홍성화
	제32호	G20 국가의 과학기술 스코어보드	KISTI 글로벌R&D분석센터, Leiden University CWTS
	제31호	한국 기관의 과학기술 스코어보드	KISTI 글로벌R&D분석센터, Leiden University CWTS
	제30호	이종 데이터로 바라본 일본의 수출 규제가 일으킨 우리나라의 변화	전승표, 서주환, 이 철
2022	제29호	국가별 학술출판 포트폴리오 분석과 시사점	박진서, 이준영
	제28호	스마트 팩토리 관련 연구 동향 분석	권태훈
	제27호	데이터 분석을 통한 인공지능(AI)윤리 이슈분석 및 정책적 시사점	소대섭, 박진서, 이재성
	제26호	데이터분석으로 본 탈모화장품 산업	서진이, 유재영
	제25호	학술논문 데이터로 본 글로벌 반도체 기술패권 경쟁	안세정, 이준영
	제24호	Emerging Weak Signals 2023 in Science and Technology	양혜영, 하태현, 홍성화, 김규리
	제23호	디지털 전환과 혁신을 이끄는 미래과학기술	김소영, 황지나, 김혜원, 홍성화, 노현숙, 길상철, 하태현, 양혜영, 송인석
	제22호	수소차 글로벌 기술시장경쟁력 비교분석 - 데이터분석을 중심으로	이창환
	제21호	신·변종 감염병 대응 백신 개발을 위한 데이터기반 분석 연구	손은수
	제20호	검색과 쇼핑 데이터를 중심으로 살펴본 코로나19에 의한 사회적 영향	전승표, 이철, 이재성
2021	제19호	미래기술 위크시그널 성장예측보고서	양혜영, 하태현, 홍성화, 김소영
	제18호	과학기술 국제협력의 글로벌 패턴과 한국의 현황	이준영, 박진서
	제17호	글로벌 미·중 과학기술경쟁 지형도	박진서, 이준영
	제16호	과학기술 미래예측: 딥러닝 기반 특기기술 장기전략 예측	이재민, 하태현, 이민국, 박강희, 임대현, 권이남, 서신원, 전홍우
	제15호	미래기술 위크시그널	양혜영, 하태현, 홍성화, 김소영, 손은수, 황지나, 노현숙, 길상철, 고병열, 권혁미

KISTI 데이터인사이드

KISTI 데이터인사이드 발간 목록

연도	호	제 목	저 자
2020	제14호	딥러닝으로 예측한 미래 고성장 과학기술영역 100선 - 지구를 이해하는 산업혁명	KISTI 미래기술분석센터
	제13호	주목해야 할 인공지능(AI) 기술 세계 100대 기업과 국가별 기술경쟁력 비교	이창환
	제12호	아카이브 데이터와 알트메트릭 지수로 본 코로나19 연구 최전선	손은수, 안세정, 하태현, 고병열
2019	제11호	딥러닝을 이용한 기술클러스터의 미래 성장가능성 예측	이준영, 안세정, 김도현
	제10호	딥러닝 기반 글로벌 특허기술 장기전략 예측	이재민, 고병열, 윤장혁
	제9호	데이터기반 인공지능 글로벌 연구경쟁력 분석	손은수, 이창환
	제8호	학술논문 데이터로 바라 본 부실학술지 게재비중의 국가별·분야별 비교	박진서, 윤진혁, 이준영
	제7호	학술논문 데이터로 바라 본 글로벌 과학기술연구 수준의 거시적 변동	이준영, 박진서
	제6호	과학계량지표로 보는 국가연구기관의 연구 지형과 수준 비교	안세정, 이준영
	제5호	기계학습과 특허분석으로 본 주요국 1등 제품 점유 경쟁	서신원, 이재민, 고병열
2018	제4호	데이터로 알아보는 미래유망기술 : 글로벌 주요 기관의 미래유망기술 메가트렌드 분석	손은수, 고병열, 홍성화
	제3호	GitHub로 보는 오픈 이노베이션의 미래	윤진혁, 김영진
	제2호	Who's buying what? M&A 데이터로 보는 미래기술 시그널	김소영
	제1호	과학기술 네트워크 데이터로 예측한 기술의 미래	이준영

『KISTI 데이터인사이드』는
「글로벌 R&D 인사이드」와 「KISTI 대표 홈페이지」에서 보실 수 있습니다.



저 자 **한 혁** (hyhahn@kisti.re.kr)
KISTI 글로벌R&D분석센터 책임연구원

노경란 (infor@kisti.re.kr)
KISTI 글로벌R&D분석센터 책임연구원

최봉기 (boongkee@kisti.re.kr)
KISTI 글로벌R&D분석센터 선임연구원

김상국 (sgkim@kisti.re.kr)
KISTI 글로벌R&D분석센터 책임연구원



KISTI **데이터인사이트 제62호**

발 행 일 2025. 11. 30.

발 행 인 이 식

발 행 처 한국과학기술정보연구원
 우) 02456 서울특별시 동대문구 회기로 66

I S B N 978-89-294-1851-9 (93560)

디자인/인쇄 (주)승림디앤씨

※ 본 『KISTI 데이터 인사이트』의 내용은 KISTI의 공식적인 의견이 아닌 저자의 견해를 밝히며, 해당 내용 인용 시 출처를 밝혀 주시기 바랍니다.

KISTI 데이터인사이트

