

KERI Insight

한국 AI 기술혁신의 분야별 구조 진단과 시사점

이 준 형

혁신경제팀 초빙연구위원
(jhlee.econ@fki.or.kr)

본 보고서는 2015~2024년 국내 출원 특허 187만 6,492건을 대상으로, AI 기술 특허 9만 9,297건을 식별하고 국제 특허 분류 코드를 활용해 개별 특허의 신규 기술 결합 양상을 측정하여 출원 건수로는 드러나지 않는 한국 AI 기술혁신의 질적 구조를 진단한다.

분석 기간 내 연간 특허 출원 건수는 정체된 반면, AI 특허 출원은 연평균 27.4%의 증가율을 기록하였고 연간 특허 출원의 약 8.9%를 차지하며 한국 발명 활동의 구조적 주류로 부상하였다. AI 기술 특허 출원 주체 중 외국 법인은 동기간 20.1%에서 7.6%로 그 비중이 급감하였고, 국내 기업의 경우 47.3%에서 59.4%로 상승했으며 출원 기업 수 역시 921개에서 6,293개로 약 6.83배 늘어, 국내 중소·신규 기업의 참여 확장이 AI 기술혁신을 견인하고 있음을 관측했다. 힙스 곡선 추정을 통해 측정한 영역 내 기술 결합 다각화 속도는 AI 기술 영역이 비 AI 영역보다 약 18.8% 빠른 것으로 나타났으며, AI 기술 개발은 상대적으로 좁은 기술 기반에서 빠르게 그 영역을 확장해 나가는 탐색적 특성을 보였

다. 과거에 등장하지 않은 새로운 기술 조합을 보인 특허 출원의 비율 역시 분석 기간 모든 연도에 걸쳐 AI 기술 영역이 비 AI 기술 영역보다 1.5~2.4배 높은 것으로 확인됐다. 세부 기술 분야 간 이질성에 기반하여, AI 특허 출원의 비율과 기술 결합 다각화 속도를 두 축으로 한 사분면 분류는 두 지표 모두 높은 언어·텍스트 및 음성·청각 분야, AI 특허 비중은 높지만 새로운 기술 조합의 등장이 다소 정체된 영상·시각, 계획·제어, 교통·자율주행, 금융·비즈니스 분야, 활발히 신규 기술 조합이 발생하나 AI 개발 비중이 낮은 제조·로봇, 에너지·환경, 보안·인증, 통신·네트워크, 농업·식품 분야, 두 지표 모두 낮은 생명의료·헬스 분야로 구성되었다. 이러한 사분면 분류는 AI 기술 개발의 확산 및 새로운 방식의 기술 융합에 있어, 차별화된 정부 정책과 기업 전략의 수립이 매우 중요함을 시사한다.

본 보고서에 실린 내용은 집필자 개인의 견해를 바탕으로 작성된 것으로 한국경제연구원의 공식 입장과는 무관합니다.

I. 검토 배경

1. 연구 배경

□ 인공지능(AI)이 범용 기술(General Purpose Technology, 이하 GPT)로 자리 잡으면서 한 국가의 혁신 역량은 AI 기술의 개발과 응용 능력에 좌우되고 있음

○ Bresnahan and Trajtenberg(1995)는 범용 기술을 ① 광범위한 활용성, ② 시간에 따른 기술 개선, ③ 타 분야의 혁신 유발이라는 세 특성으로 정의하였으며 인공지능 또한 이러한 범용기술 정의에 부합하는 후보 기술로 광범위하게 논의 되어왔음

- Bianchini, et al.(2022)은 미국 특허청(USPTO) 특허 데이터를 활용하여 AI 기술의 다수가 응용 기술과의 결합 형태로 개발되고 있음을 관찰했으며, 이는 AI의 GPT 성격을 정량적으로 뒷받침함

- AI 기술을 활용한 기술 개발은 기존에 고려하지 못한 다양한 방식의 지식 결합을 촉진하여 광범위한 분야에 걸쳐 새로운 형태의 혁신을 유발하고 있음(Qu, et al. 2026)

○ Cockburn, et al.(2018)은 AI의 발전이 '발명을 위한 발명(invention of a method of invention)'으로 작동함을 강조하였고, 이를 통해 AI가 다른 기술 영역의 혁신 활동을 근본적으로 재구조화한다는 사실을 주장하였음

○ AI를 GPT의 관점으로 이해할 때, 정책적 논의는 전통적 R&D 보조 및 세제에서 산업 데이터·디지털 인프라·인재 확보 등의 다양한 정책 설계로 확장되어야 함(Furman and Seamans, 2019)

□ 한국 정부는 AI를 국가 전략 산업으로 격상하여 다층적 정책 체계를 운영 중임

○ 2019년 '인공지능 국가전략' 수립을 시작으로 2020년 '디지털 뉴딜', 2022년 '디지털 플랫폼 정부', 2023년 '초거대 AI 경쟁력 강화 방안', 2024년 '국가 인공지능 위원회' 추진과 출범으로 AI 관련 정책은 단계적으로 위계가 격상되어 옴

○ 2025년 과학기술정보통신부는 주요 업무 추진 계획에 따라 'AI 글로벌 3대 강국 도약'을 비전으로 설정하고 국가 인공지능 컴퓨팅센터 구축, AI 대전환 정책 기금 설립 등을 공표함

- 이러한 정책은 인공지능 혁신 생태계 조성·범국가 AI 기반 대전환·국제 AI 기본 사회 기여라는 3개의 축으로 구성되어 인재 양성과 인프라 구축부터 산업 전환 및 국제 협력까지 다양한 차원의 논의를 포함하고 있음

○ 정책 자원의 대규모 투입은 세부 기술 분야별 차별화된 정책 효과의 식별과 그에 따른 유연한 대응이 시급하다는 것을 의미함

- 동일 규모의 재정과 동일 형태의 정책 설계라도 기술 분야의 형질에 따라 그 효과가 크게 달라질 수 있음을 유념해야 함

□ 이러한 흐름에 발맞추어 한국은 AI 분야를 포함하여 글로벌 특허 출원 상위국의 지위를 유지하고 있음

○ 2023년 기준 한국 특허청(KIPO)은 해당 연도 전체 출원 243,310건으로 세계 4위를 기록하였고, 한국은 세계 PCT(Patent Cooperation Treaty) 출원에서도 상위국에 위치함¹⁾(WIPO, 2024)

○ WIPO(World Intellectual Property Organization) Global Innovation Index 2024에서 한국은 혁신 부문 종합 6위로 평가되었으며, 연구자 수 세계 2위·R&D 지출 세계 2위·민간 기업 R&D 수행 세계 1위·생산 및 수출 복잡성 세계 3위 등 다

1) PCT 출원은 한 번의 출원서 제출로 전 세계 다수 국가(조약 가입국)에 출원이 인정되는 국제 특허 출원을 의미함

양한 관련 층위에서 상위권을 유지하고 있음
(Dutta, et al., 2024)

- AI 기술 특허에 한정 지어 보아도 한국은 출원 누적 상위 5개국 중 하나로 분류되며, 지속적인 글로벌 AI 특허 출원 상위국 지위를 유지 중임 (WIPO, 2019)

□ 그러나 출원 건수 중심의 평가 지표는 발명의 폭·결합 다각화·영역 확장을 구분하여 측정하는데 한계가 있기 때문에, 본 보고서는 출원 건수 외에도 AI 기술 개발의 확장 추세와 신규 기술 결합의 양상을 분석하여 한국 AI 기술혁신의 질적 진단과 그에 기반한 관련 정책 제언 및 기업 전략 수립을 목적으로 함

- 기술혁신의 본질을 기존 지식 요소들의 새로운 결합으로 해석하는 학술 전통은 Schumpeter의 저서 'The Theory of Economic Development'로부터 시작되었고, 이는 이후 진화경제학·기술 혁신 연구의 기반이 됨
- Fleming(2001)은 이러한 이론을 특허 데이터에 적용하여, 국제 특허 분류 코드인 IPC (International Patent Classification) 코드 단위의 지식 요소를 개념화함
 - IPC 코드는 발명이 포함하는 지식의 세부 기술 분야를 나타내는 국제적으로 통일된 특허 분류 체계로, 특허 출원인이 명세서 작성 단계에서 출원할 특허의 기술 분류를 파악하여 기재한 후 심사관이 최종 코드를 확정하는 방식으로 작성됨
- 특허에 부여된 개별 IPC 코드를 지식 단위로 측정하는 학술 전통은 Carnabuci and Operti(2013), Kaplan and Vakili(2015), Verhoeven, et al. (2016), Qu et al.(2026) 등으로 이어지면서 지식의 신규 결합을 분석하는 연구의 가장 대표적인 방법론으로 자리 잡았음
- 나아가 새로운 지식 결합은 후속 기술 발전의 원천이자 경제적 성과와 연결된다는 점에서 정

책적 판단의 근거가 됨

- 신규 결합은 기존 조합의 반복 대비 기술적 파급력과 가치 분산이 크되 불확실성 또한 높아, 시장 실패 가능성이 높으므로 공공 개입의 정당성이 상대적으로 큼(Fleming, 2001; Kaplan and Vakili, 2015)
- Verhoeven et al.(2016)은 신규 결합에 기반한 특허가 후속 인용 영향력에서 우위를 보임을 실증하였고, 이는 결합 다각화가 활발히 일어나는 기술 분야일수록 기술적·산업적 성과의 잠재적 원천이 됨을 시사함

2. 본 연구의 기여와 구성

- 본 연구는 한국 AI 특허의 신규 기술 결합을 학술 표준으로 측정하여 분야별 정부 정책 및 기업 전략 차별화에 대한 정량 근거를 제시함
- 2015년~2024년 국내 특허 출원 전수 모집단에 WIPO가 제시한 표준 방법을 활용하여 AI 특허 99,297건을 식별
- 힙스 법칙(Heaps'law)을 응용하여 AI 기술 집합과 비 AI 기술 집합의 지식 및 기술 결합 다각화 속도를 학술적으로 강건하게 비교
- 12개 세부 분야별 AI 기술 특허의 침투도와 기술 결합 다각화 속도를 기준으로 사분면 분류를 진행한 후, 각 분야 형질을 진단하고 그에 따른 정부 정책과 기업 전략의 방향을 제시함으로써 AI 정책에 관한 단일화된 논의의 한계를 보완함

□ 본 보고서의 구성

- II장: 분석 대상과 분석 방법
 - AI 특허 및 분석 대상 분야 선정 기준, 데이터와 기간, 신규 기술 결합 판별 방식 소개
- III장: AI 특허 출원의 현황 및 형질
 - AI 특허 출원에 관한 양적 추이, 출원인 유형 변화

분석, 힙스 곡선 추정 및 AI 특허 출원의 형질에
대한 종합적 해석

○Ⅳ장: 분야별 형질 분류에 따른 정부 정책 및
기업 전략

- 사분면 분류, 형질에 따른 정부 정책과 기업 전략
에 관한 시사점 제시

○Ⅴ장: 결론 및 시사점

- 주요 발견 및 결론, 분석의 한계와 후속 과제

II. 분석 대상과 분석 방법

1. AI 특허 식별 기준

□ AI 특허 식별은 WIPO가 제시한 3가지 방식의 측정 통합 방법론을 한국 특허 데이터의 실정에 알맞게 적용하여 수행함

○ Block 1: AI 기술과 직접적으로 관련된 IPC 코드를 보유한 특허

- 발명 자체가 AI 기술로 분류된 특허를 수집

○ Block 2: 초록 혹은 발명 명칭이 넓은 범위의 AI 기술 고유 키워드 38개(인공지능, 기계학습, 베이지안 네트워크, 잠재 디리클레 등) 중 1개 이상의 키워드를 포함한 특허

○ Block 3: Block 1의 식별 기준이 되는 AI 기술 코드와 연관성이 높은 응용 도메인 IPC 코드로 수집 범위를 제한하고, 초록 혹은 발명 명칭이 좁은 범위의 AI 핵심 키워드 27개(기계학습, 딥러닝, 자연어처리 등) 중 1개 이상의 키워드를 포함한 특허

- Block 2와 Block 3에서 키워드의 의미적 오탐(false positive)을 정제하는 단계를 추가하여 식별 정확도를 보장

○ 세 측정 방식을 통해 선별된 특허들의 합집합을 AI 특허 집합으로 식별

□ 본 식별 방식은 발명물 자체가 AI 기술인 경우를 포착하며 광범위한 AI 활용 발명 식별과는 본질적인 차이가 있음

○ 본 분석은 발명물 자체가 AI 기술로 분류되거나 관련 정보에 AI 키워드를 보유한 경우만 식별하였고, 분석 기간 내 전체 특허 중 약 5.3%에 해당하며, 이는 AI 관련 특허를 인용한 간접적인 AI 활용 발명과는 구분됨

○ 다만 선정 키워드 및 IPC 기준의 미세 조정에 따라 경계 특허의 포함 여부가 달라질 수 있으므로, 절대 수준보다 연도별·분야별 비교 추세 해석에 주안점을 둠

2. 분야 선정 기준

□ AI 특허의 분야 분류는 WIPO가 제시한 분류 체계를 재구성하여, 각 축의 대표 분야를 선정함

○ A 축(기반 기술 영역) 4개 분야: A1 영상·시각, A2 언어·텍스트, A3 음성·청각, A4 계획·제어

○ B 축(응용 기술 영역) 8개 분야: B1 교통·자율주행, B2 생명의료·헬스, B3 제조·로봇, B4 에너지·환경, B5 보안·인증, B6 통신·네트워크, B7 금융·비즈니스, B8 농업·식품

□ 12개의 분야는 각 분야를 대표하는 핵심 IPC 코드로 정의되어 임의적인 분류를 방지함

○ 각 분야의 정의는 WIPO 가이드라인의 IPC 대응 코드를 활용(예시로, A2 언어·텍스트 분야는 G06F40, G06F17/27 등의 코드를 포함하는 특허로 구성)

○ 이질적 분야의 강제 통합은 회피하며, 다중 분야 코드 보유 특허는 해당 분야 모두에 계상하여 2개 이상의 분야에 속할 수 있음

□ A 축과 B 축의 비대칭적인 선정 분야 수는 두 축이 본질적으로 다른 분류 차원에 대응됨을 반영함

○ A 축은 적용 산업과 무관하게 반복적으로 사용되는 AI 기술의 보편적 기능을, B 축은 그 기능이 투입되는 산업 응용 도메인을 분류 기준으로 함

- AI의 기반 기능은 입력·처리 양식에 따라 소수의 보편 범주로 수렴하며, 시각·언어·음성·제어는 상호 배타적이면서 기반 기능 전반을 포괄함

- 반면, 응용 도메인은 산업 구조만큼 분화하므로 기

반 기능보다 세분이 자연스러우며, 한국의 주요 산업·정책 대상과 대응하도록 8개를 선정함

□ AI 특허 식별과 분야 선정은 본질적으로 상이한 차원의 분류임

○ AI 특허 식별은 한국 특허 모집단에서 AI 발명만을 선별하는 작업인 반면, 분야 선정은 한국 특허 모집단 전체에 대해 대표적인 12개의 기술 분야를 선정하여 구조화하는 작업이기에 분야 자체가 곧 AI 기술 분야임을 의미하지는 않음

○ 이러한 구분이 가능하기에 각 분야 내 AI 특허 출원의 비율인 'AI 침투도' 측정이 가능하며 <표 3>의 분야별 AI 침투도가 100%에 미치지 못하는 점이 AI 특허 식별과 분야 분류의 차이를 직접적으로 보여줌

○ 즉, 본 분석의 분야 선정은 'AI 영역'을 사전적으로 정의하는 것이 아니라, AI 특허들이 어떤 기반·응용 영역으로 확산되고 있는지를 측정하기 위한 도구로 기능함

<표 1> WIPO 3-Block AI 특허 식별 기준

측정	IPC코드	키워드
Block 1	G06N 3·5·7·99, G06V, G06K 9, G10L 15·17, G06F 17/27·17/28·40·15/18·19/24, G05D 1	-
Block 2	-	인공지능, 기계학습, 딥러닝, 심층학습, 강화학습, 전이학습, 지도학습, 비지도학습, 반지도학습, 신경망, 합성곱신경망, 순환신경망, 생성적대립신경망, 다층퍼셉트론, 오토인코더, 어텐션메커니즘, 자연어처리, 자연어생성, 베이지안네트워크, 은닉마르코프, 잠재디리클레, 잠재의미분석, 랜덤포레스트, 의사결정나무, 결정트리, 그래디언트부스팅, 서포트벡터머신, 로지스틱회귀, 확률적경사하강, 퍼지논리, 유전알고리즘, 전문가시스템, 군집지능, 다중에이전트, 챗봇, 데이터마이닝, 생성형AI, 생성시
Block 3	B60W 30·40·50·60, B62D 6·15, G08G 1·7, G10L 13·21·25·99, G06F 18, B25J 9, G05B 13·19, B23K 9·10·26·31, A61B 5·6·8, G16H 30·50, A61K 31·45, H04L 12·25·41·43·45, H04N 19·21, H04W 24·28·72, H04R 25, H02P 21·23, H02J 3·13, H02H 1, G08B 29, G06F 21, A01B, A01D, G06Q 10·20·30·40·50, G01N 33, G01S 13·17	기계학습, 딥러닝, 신경망, 인공지능, 강화학습, 합성곱, 자연어처리, 컴퓨터비전, 객체인식, 이미지분류, 영상분류, 전이학습, 생성적대립신경망, 오토인코더, 어텐션메커니즘, 순환신경망, 서포트벡터, 랜덤포레스트, 이상탐지, 특징추출, 학습모델, 추론엔진, 예측모델, 학습데이터, 훈련데이터, 생성형AI, 생성시

주: 1. Block 2의 키워드는 영문 원문에 직접 대응 되는 한국어 표기로 수집
2. Block 3는 응용 도메인 IPC 코드를 포함하는 동시에 관련 키워드를 포함하는 조건으로 식별

<표 2> 12개 분야별 IPC 코드

축	분야	IPC 코드
A 축: 기반 기술 영역	A1 영상·시각	G06K 9, G06T 1~19, G06V
	A2 언어·텍스트	G06F 16/3·17/27·17/28·40
	A3 음성·청각	G10L 13·15·17·19·21·25
	A4 계획·제어	G05B 13·17, G05D 1, G06N 7/06
B 축: 응용 기술 영역	B1 교통·자율주행	B60W, B61L, B62D, B64C, B64D, B64U, G01C 21, G08G
	B2 생명의료·헬스	A61B 5·6·8, A61F, A61N, G16B, G16H, G16Z
	B3 제조·로봇	B23K, B23P, B23Q, B25J, B65G, G05B 19
	B4 에너지·환경	F01K, F02C, F03D, F24F, G05F, H02J, H02P
	B5 보안·인증	G06F 21, G08B 13·21·29, H04L 9
	B6 통신·네트워크	H04B 1, H04L 12/2~12/67, H04N 21, H04W 4·12
	B7 금융·비즈니스	G06Q 10·20·30·40·50
	B8 농업·식품	A01B, A01D, A01G, A01H, A01M, A23

주: WIPO Technology Trends 2019 분류 체계를 본 분석에 충실히 구현. IPC 코드의 슬래시(/) 표기는 해당 메인 그룹 코드 산하 서브 그룹 코드를 의미.

3. 데이터와 기간

□ 데이터 출처는 한국특허정보원(KIPRIS)이며 분석 표본은 2015년 1월 1일 ~ 2024년 12월 31일 출원 공개된 모든 국내 특허임

○ 수집 항목은 각 특허 출원의 출원번호, 출원일자, 출원인, 발명의 명칭, 초록, IPC, 등록 상태임

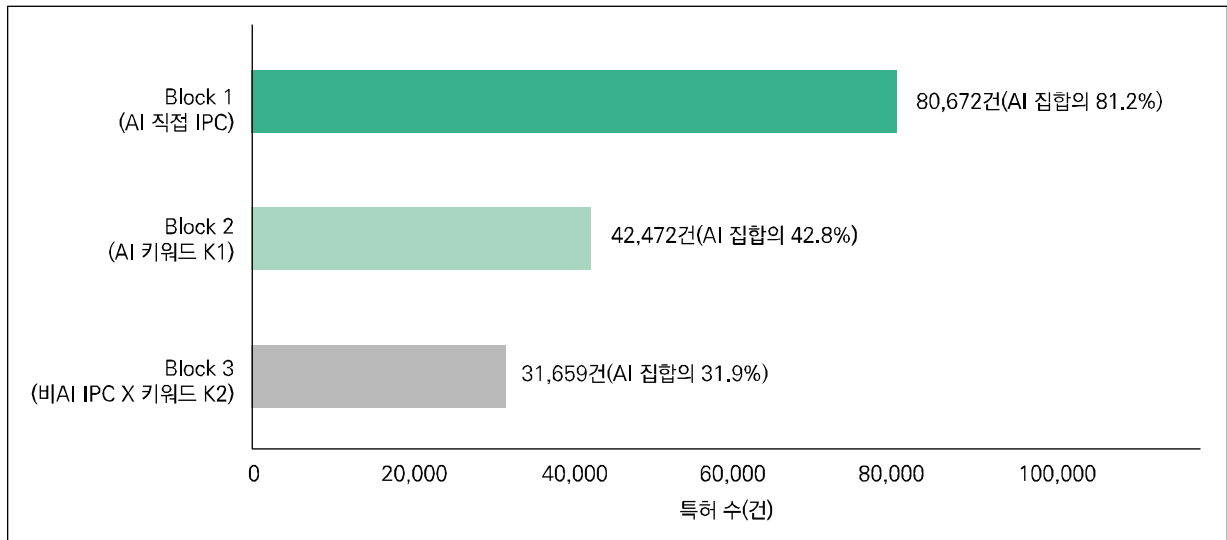
○ 관련 제도상 개별 특허 출원 정보는 출원일로부터 통상 18개월 후 공개되고, 이러한 출원과 공개 간 시차로 인해 분석 시점에 미공개 상태인 2024년 4분기 말 출원 표본은 일부 누락됨

○ 실용신안은 별도 권리 체계로 권리 범위와 심사 기준이 상이하므로, 실용신안을 제외한 특허만을 분석 대상으로 함

□ 분석 기간 내 전체 특허 출원 187만 6,492건 중 AI 특허는 전체 출원의 약 5.3%에 해당하는 9만 9,297건으로 식별되었으며 나머지 비 AI 특허는 177만 7,195건으로 식별됨

□ <그림 1>은 각 측정 방식에 따른 AI 특허 식별 결과를 보여주며, <표 3>은 각 분야별 AI 특허 표본 수와 분야 내 AI 특허의 비중을 보여줌

<그림 1> WIPO 3-Block AI 특허 측정별 식별 건수와 AI 특허 집합 내 비중



주: 개별 특허가 세 블록에 중복 해당되어 상계될 수 있으며 세 블록은 중복 특허를 고려한 후 합집합으로 통합되어 전체 AI 특허 9만 9,297건을 구성함

<표 3> 분야별 AI 특허 표본 수와 침투도

분야	AI 특허 수	AI 침투도
A1 영상·시각	37,134	54.94%
A2 언어·텍스트	13,438	90.92%
A3 음성·청각	10,077	77.38%
A4 계획·제어	7,663	81.70%
B1 교통·자율주행	8,680	16.04%
B2 생명의료·헬스	10,461	14.88%
B3 제조·로봇	4,049	6.78%
B4 에너지·환경	1,324	2.45%
B5 보안·인증	7,342	13.88%
B6 통신·네트워크	5,774	9.19%
B7 금융·비즈니스	26,228	20.19%
B8 농업·식품	1,235	1.49%

주: 다중 분야에 속하는 특허는 각 분야에 모두 계상

4. 신규 기술 결합 판별 방식

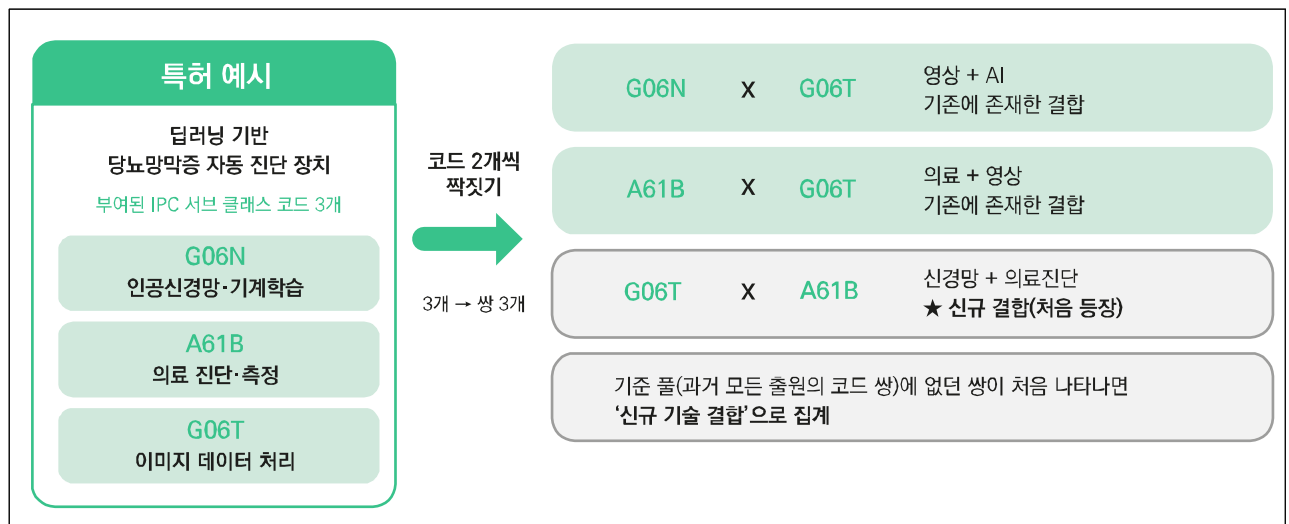
- 본 연구는 신규 기술 결합을 '특허가 보유한 IPC 서브 클래스들의 쌍(pair) 중 기존에 등장한 적이 없는 새로운 쌍'으로 정의
- IPC 서브 클래스는 국제 특허 분류의 4자리 코드(예: G06N, A61B)로, 발명이 결합하는 기술 요소의 최소 단위로서 학술적으로 표준화되어 있음(Fleming, 2001; Carnabuci and Operti, 2013; Kaplan and Vakili, 2015; Verhoeven, et al., 2016; Bianchini, et al., 2022; Qu, et al., 2026)
- 한 특허가 보유한 IPC 서브 클래스의 정렬된 쌍을 지식 결합의 단위로 사용하며, 한 특허가

n개의 IPC 서브 클래스를 보유할 경우 총 $C(n,2)$ 개의 쌍이 산출됨

- 그렇기에, 1개의 IPC 서브 클래스만 보유하여 쌍 형성이 불가능한 특허는 신규 기술 결합 분석 대상에서 제외

- 특정 시점의 특허에 대한 신규 기술 결합을 판정할 때는 기준이 되는 과거 이력(기준 풀, baseline pool)이 필요하고, 본 분석에서는 개별 특허 출원에 대하여 출원일 이전까지 해당 특허가 속한 분야 혹은 집단 내에서 발생한 모든 IPC 서브 클래스 쌍의 집합을 기준 풀로 설정함

〈그림 2〉 신규 기술 결합 판정 예시



III. AI 특허 출원의 현황 및 형질

1. AI 특허 출원 추이

□ AI 특허의 연간 출원 건수는 2015년~2023년에 걸쳐 지속적으로 큰 폭의 증가율을 기록하였고, 전체 특허 출원 대비 비중도 함께 상승하며 한국 특허 출원의 한계 성장 대부분을 차지하는 매우 중요한 특허 출원 성장 동력임

○ 연간 AI 특허 출원 건수는 2015년 2,521건에서 2023년 17,609건으로 증가하며 9년간 약 27.4%의 연평균 증가율을 기록한 반면, 동기간 연간 전체 특허 출원 건수는 2015년 182,072건에서 2023년 197,837건으로 약 8.7% 증가에 그쳐 사실상 출원 규모의 증대 자체는 정체됨

○ 이에 따라 전체 특허 대비 AI 특허의 연간 출원 비중은 2015년 1.38%에서 2023년 8.90%로 7.52%p 상승하였고, 2023년 기준 국내 특허 출원의 약 11건 중 1건이 AI 기술 발명에 해당함

○ 분석 기간 전체 출원의 순증은 AI 출원의 순증

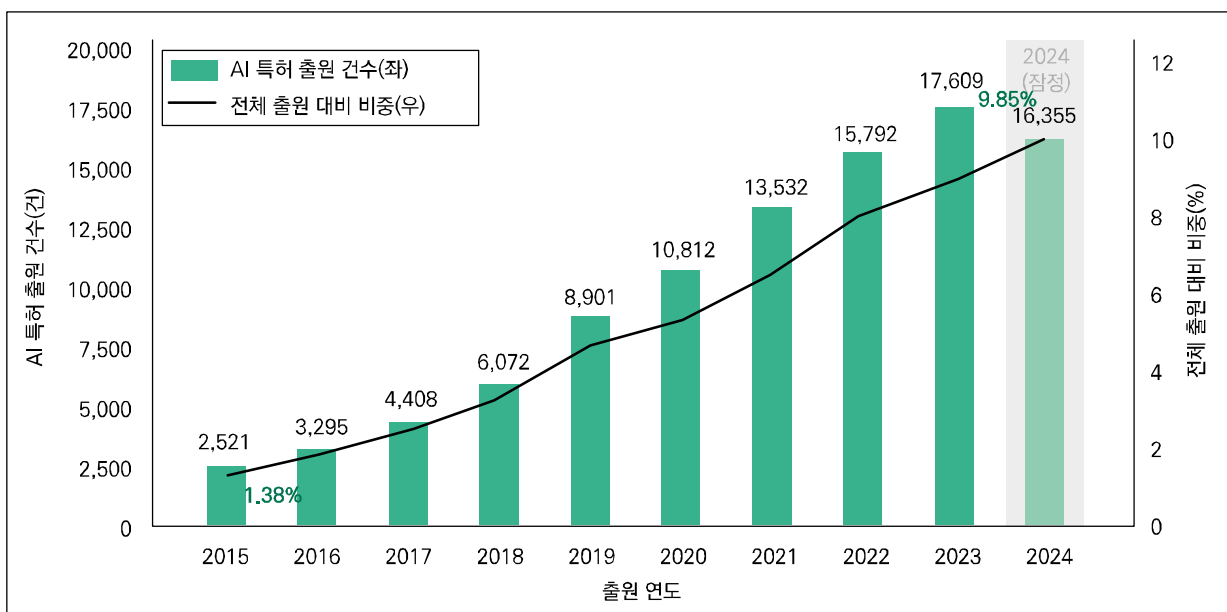
과 거의 일치하며, 이는 비 AI 발명이 정체되는 가운데 신규 출원 수의 증가를 사실상 AI 기술 개발 분야가 이끌고 있음을 의미하고 AI 기술 개발이 기존 기술 개발 시장에 추가된 틈새(niche)가 아니라 한국 발명 활동의 구조적 주류로 부상하고 있음을 시사함

□ 특허 제도상 출원과 공개는 통상 18개월의 시차를 두고 있기 때문에 2024년 하반기 출원은 일부 미공개 상태이며, 따라서 2024년 연간 특허 출원 건수는 잠정치의 성격을 지니고 있고 해석에 주의가 필요함

○ 현시점까지 공개된 2024년 연간 출원 건수는 AI 특허 16,355건, 전체 특허 165,963건으로 과소 산정된 잠정치이기에 전년의 수치와 직접 비교하는 것은 부적합함

○ 따라서 본 보고서는 추세 진술 시 2023년을 안정적인 비교 기준으로 사용하며, 2024년은 현재까지 수집된 수치를 잠정치로 표기함

〈그림 3〉 연도별 AI 특허 연간 출원 건수와 모집단 대비 비중



주: 막대 그래프는 AI 특허의 연간 출원 건수를, 꺾은선 그래프는 전체 연간 출원 중 AI 특허의 비율을 의미함

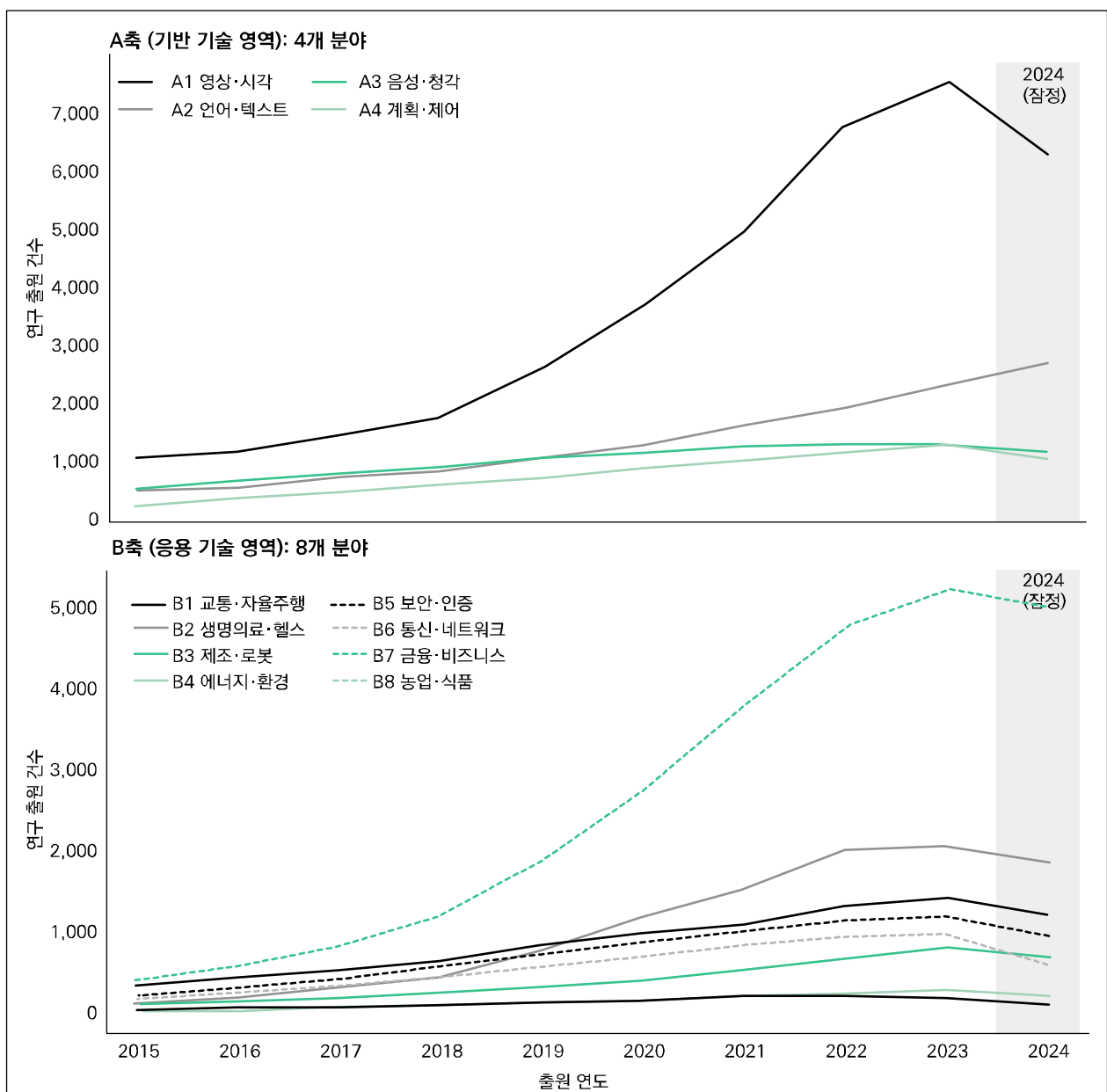
□ 연간 AI 특허 출원의 증가율은 응용 기술 영역이 기반 기술 영역보다 일관되게 크나, 분야별 절대 규모를 고려하여 해석할 필요가 있음

○ 분석 기간 연간 AI 특허 출원의 절대적 규모는 A1 영상·시각이 압도적으로 거대하며 한국 AI 특허 출원의 양적 성장은 소수 분야에 크게 의존하므로, 관측되는 AI 기술 개발의 폭발적 성장은 분야 균질적 현상이 아니라 특정 영역에 편중된 현상임

- 2023년 연간 출원 기준 A1 영상·시각 분야는 7,495건, B7 금융·비즈니스 분야는 5,195건, A2 언어·텍스트 분야는 2,335건을 기록하며 가장 비대한 3개의 분야에 해당하고, A1과 B7 두 분야가 분석 기간 누적 AI 출원의 약 63.8%를 차지하여 분야 출원의 집중도가 큼

○ 분야별 AI 특허 출원 증가율은 응용 영역에서 두드러지며, 이는 분석 시점 초기에 발생한 특허 출원의 기저가 작은 것에 기인함

〈그림 4〉 분야별 AI 특허 연간 출원 추이



〈표 4〉 연도별 AI·비 AI 특허의 연간 출원 건수

출원연도	전체 특허 출원	AI 특허	비 AI 특허	AI 특허 비중(%)
2015년	182,072	2,521	179,551	1.38
2016년	177,054	3,295	173,759	1.86
2017년	177,264	4,408	172,856	2.49
2018년	182,038	6,072	175,966	3.34
2019년	189,901	8,901	181,000	4.69
2020년	200,900	10,812	190,088	5.38
2021년	205,505	13,532	191,973	6.58
2022년	197,958	15,792	182,166	7.98
2023년	197,837	17,609	180,228	8.90
2024년	165,963	16,355	149,608	9.85
누적 합계	1,876,492	99,297	1,777,195	5.29

- 2015년 대비 2023년 연간 출원 배수는 B2 생명의료·헬스 분야가 18.8배로 가장 크고, B4 에너지·환경 분야는 13.4배, B7 금융·비즈니스 분야는 13.0배, B3 제조·로봇 분야는 8.8배를 기록함
- 기반 기술 영역 중에서는 A1 영상·시각 분야가 7.3배로 가장 높으나, 응용 영역 상위 분야 대비 여전히 낮은 증가율을 기록함

○출원 수의 빠른 증가가 반드시 영역 내 새로운 기술 결합의 빠른 형성을 의미하지는 않음

- 출원 건수에 기반한 관측은 새로운 특허 출원이 기존 IPC 서브 클래스 결합의 반복으로 구성되어 있는지 신규 결합의 형성을 포함하고 있는지 식별할 수 없고, 영역 및 분야 내 신규 기술 결합의 형성 속도에 대한 질적 형질은 별도 측정해야 함
- 그 결과 출원 규모가 큰 A1과 B7, 증가율이 큰 B2와 B4 등은 IV장의 사분면 분류에서 서로 다른 형질의 분야로 진단됨(예: B2는 증가율 1위를 기록했으나 신규 결합 형성 속도는 12개 분야 중 최저를 기록함)

2. AI 특허 출원인 유형의 변화

□ 연간 AI 특허 출원의 출원인 유형 구성은 분석 기간에 걸쳐 국내 기업의 비중이 상승하고 외국 법인의 비중이 하락하는 방향으로 재편되었으며, 이러한 재편은 국내 기술 개발 역량의 확대로 해석될 여지가 있으나 외국 출원인의 한국 시장 매력도 변화·글로벌 출원 전략 변화·국내 출원환경 변화 등의 영향이 복합적으로 작용한 결과임

○연간 AI 출원의 국내 기업 점유율은 2015년 47.3%에서 2023년 59.4%로 약 12.1%p 상승하는 동시에, 외국 법인 점유율은 동기간 20.1%에서 7.6%로 약 12.5%p 하락하였고 두 변화의 대칭성은 국내 기술 개발 역량의 확대가 외국 법인 출원의 비중을 잠식하는 구도로 해석됨

○대학·연구기관·개인 점유율의 변동은 $\pm 2\%$ p 이내로 제한적이며 이러한 나머지 출원인 비중의 구조적 안정은 AI 특허 출원의 핵심 동력이 기업에 있음을 의미(단, 분야별로 이질성 존재)

□ 연간 AI 특허 출원에 참여한 기업 수는 증가했으며 상위 기업들의 집중도는 하락하는 구조로 AI 특허 출원 확대는 참여 주체의 확장에 기반한 것으로 관찰됨

○연간 AI 특허를 출원한 기업의 수는 2015년 921개에서 2023년 6,293개로 약 6.83배 증가하였고, 연간 AI 특허 출원 중 가장 많은 출원을 수행한 상위 10개 기업의 출원 점유율은 2015년 26.1%에서 2023년 14.2%로 약 11.9%p 하락

- 연간 AI 특허 출원을 가장 많이 수행한 기업은 분석 기간 9개 연도에서 삼성전자, 1개 연도(2019년)에서 LG 전자가 차지함
- 상위 집중도의 반감과 안정적 정점(삼성전자)의 공존은 정점 기업은 유지되나 저변이 두꺼워지는 분산화 및 확대형 구조를 보여주며 이러한 구조는 IV장의 진입 기회 확대에 기반한 기업 전략 논의의 직접적 근거가 됨

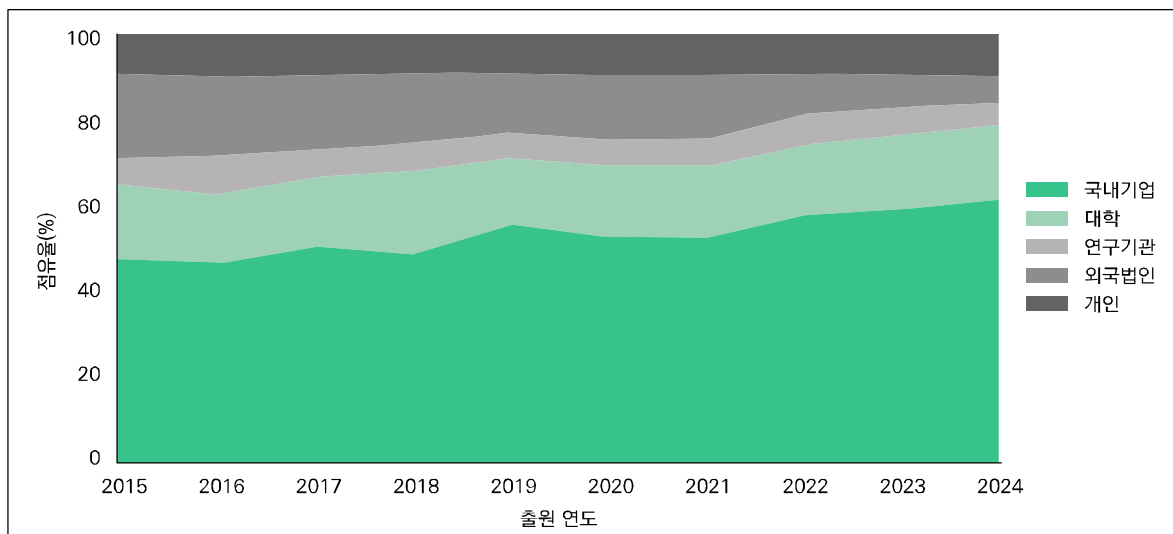
○ 개별 기업당 평균 출원 건수는 2015년 약 2.74건, 2023년 약 2.80건으로 사실상 불변하였고 출원 총량의 증가(약 7.0배)가 출원 기업 수 증가(약 6.83배)와 거의 비례하기에, 특허 출원의 증가는 대부분 신규 및 중소 출원인의 진입에 기인함

□ 출원인 유형 분포는 세부 분야별 이질성을 지니고 있기 때문에, 동일한 AI 특허 출원 증가 추세에 있더라도 출원 주체 구성에 따라 차별화된 정책과 기업 전략을 요구함

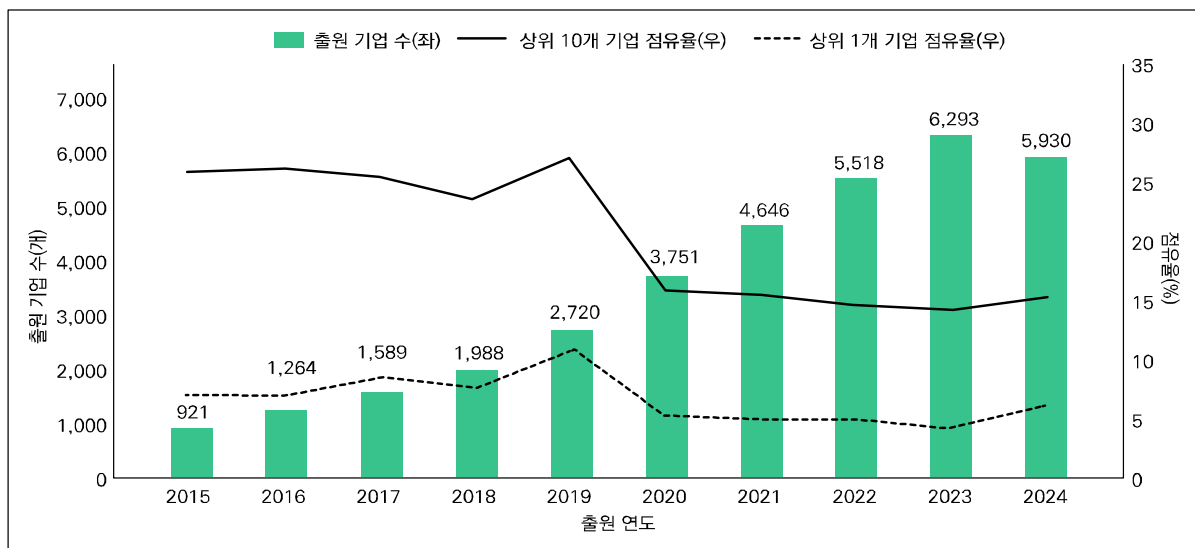
○ B2 생명의료·헬스 분야는 대학의 출원 비율이 27.8%로 12개 분야 중 최고치를 기록하였고, 이는 학술 R&D 중심의 출원 구조를 시사하는 반면, 18.2%의 개인 출원 비중 최고치를 기록한 B7 금융·비즈니스 분야는 사업 아이디어형 출원이 상대적으로 활발한 것으로 해석됨

○ B4 에너지·환경 분야는 가장 낮은 수준의 외국 법인 출원 비중(4.5%)을 기록하였으나 상대적으로 국내 기업의 비중은 상위권을 기록하며 국내 주도화가 가장 뚜렷한 분야로 자리함

〈그림 5〉 연도별 AI 특허 출원인 유형 점유율 추세



〈그림 6〉 연도별 AI 특허 출원 기업 수와 상위 기업 집중도



〈표 5〉 분야별 AI 특허 출원인 유형 분포

(단위: %)

분야	국내 기업	대학	연구기관	외국법인	개인
A1 영상·시각	56.4	15.6	6.2	13.3	8.5
A2 언어·텍스트	60.8	12.5	4.0	8.7	14.0
A3 음성·청각	59.8	10.5	4.9	13.9	11.0
A4 계획·제어	56.3	12.5	8.9	16.0	6.4
B1 교통·자율주행	58.9	13.4	7.8	11.5	8.4
B2 생명의료·헬스	52.0	27.8	3.4	7.1	9.7
B3 제조·로봇	59.9	12.2	8.5	12.4	6.9
B4 에너지·환경	61.9	17.3	6.5	4.5	9.9
B5 보안·인증	61.4	12.7	4.8	9.1	12.0
B6 통신·네트워크	62.2	10.9	4.6	11.0	11.3
B7 금융·비즈니스	65.0	9.4	3.8	3.7	18.2
B8 농업·식품	56.2	11.7	5.4	15.1	11.6

3. AI 특허 영역의 성질: 힙스 곡선 추정

□ 본 분석은 힙스의 법칙(Heaps' law)을 활용해 AI 특허와 비 AI 특허의 각 영역 내 신규 기술 결합에 대한 분석을 진행함

○ 힙스 법칙은 정보 검색 및 자연어처리에서 문서의 전체 길이에 따라 고유한 단어(어휘) 수가 얼마나 증가하는지 보여주는 경험적 법칙임

- Heaps(1978)는 자연어 텍스트에서 누적 단어 수 (n) 가 커질 때 누적 어휘량(v)이 $v(n) = k \cdot n^\beta$ ($\beta < 1$)의 관계에 따라 증가한다는 점을 주장하였고, 이는 문서의 길이가 길어질수록 새 어휘가 등장할 확률이 점점 하락하는 오목성을 표현한 것이며 그 정도는 단일 계수 β 에 의해 측정됨

○ ‘어휘’를 한 기술 영역에서 등장하는 IPC 서브 클래스 쌍으로 해석하면, 특정 영역 내 새로운 기술 결합의 누적을 힙스 곡선과 동일한 구조로 측정 가능함

□ 힙스의 법칙을 기술하는 방정식 $v(n) = k \cdot n^\beta$ 에서 β 는 각 영역 내 특허 출원이 한 단위 증가할 때마다 새로운 IPC 서브 클래스 쌍이 얼마나 추가되는지 측정하는 지표이며, k 는 초기 단계의

영역 내 기술 결합 폭을 의미함²⁾

○ β 가 1에 가까울수록, 새로운 특허 출원의 거의 모두가 기존에 영역 내 존재하지 않았던 새로운 기술 결합을 만들어내어 기술 결합이 빠르게 다각화됨을 의미하는 반면, β 가 0에 가까울수록, 특허 출원이 발생하여도 새로운 종류의 기술 결합이 적절히 형성되지 않아 집단 내 기술 결합 방식이 빠르게 포화되고 반복됨을 의미함

○ k 는 그 값이 클수록 해당 영역의 형성 초기에 넓은 폭의 다양한 기술 요소들이 빠르게 등장한다는 의미이며, k 가 작은 영역은 좁은 폭의 기술 요소 기반에서 기술 발전이 시작된다는 것을 의미함

□ 힙스 곡선 추정을 통한 비교 분석은 AI 특허와 비 AI 특허 영역의 표본 크기 및 각 영역을 구성하는 IPC 코드의 범위를 고려하여 왜곡된 분석을 방지할 수 있음

○ AI 특허 영역과 비 AI 특허 영역 간 단순 누적 코드 쌍의 수를 비교하는 것은 두 집단의 표본 크기 격차를 고려하지 못해 의미 있는 비교가 불가함

2) β 는 영역 내의 기술 요소 혹은 지식 간 결합 방식의 다각화 속도를 측정할 뿐 결합의 질, 경제적 가치, 사업화 성과를 측정하지 않기 때문에 생산성 및 상업적 성과로의 해석은 부적절함

- 고유 코드 쌍의 개수를 비교하면 AI 특허 영역 내에선 10,579개, 비 AI 특허 영역 내에선 60,592개로 비 AI 특허 영역의 기술 결합 폭이 절대적으로 넓은데, 이는 비 AI 특허가 전체 표본의 약 95%를 차지하고 있는 구조적 특성에서 기인함

- 힙스의 법칙 활용은 상수 k 를 통해 영역별 초기 기술 폭을 묘사하고, 변수 n 을 통해 집단 간 표본 크기의 차이를 통제함으로써 곡률을 나타내는 β 간의 비교를 통해 영역 간 기술 다각화 속도만 분리하여 비교할 수 있음
- 따라서 두 영역의 β 비교는 표본 크기와 초기 기술 결합 폭을 동시 통제한 영역 내 기술 결합 방식 확장 속도의 비교로 정당화됨

□ 힙스 곡선 계수 추정에는 log-log OLS 점 추정에 기반하며 통계적 유의성 검정을 위해 moving block bootstrap(이하 MBB)을 활용한 신뢰구간을 사용함

- 1단계(계수 추정): OLS를 활용하여 β 와 k 에 대한 추정치 산출
- 2단계(자기상관 진단): 표본 누적 곡선의 잔차는 정의상 직전 시점과 강한 양의 상관을 가지므로 더빈-왓슨(Durbin-Watson) 통계량이 정상 기준치인 2 근방이 아니라 0에 근접하는 극단적 자기상관이 관찰되고, OLS 표준오차는 잔차의 독립성을 전제하며 자기상관 하에서는 실제 변동성을 과소 추정하기 때문에 이를 그대로 사용할 경우 신뢰구간이 비현실적으로 좁아져 통계적 추론이 왜곡됨
- 3단계(표준오차 산출): OLS 표준오차 대신 MBB를 활용하여 95% 신뢰구간을 산출

□ MBB의 핵심 아이디어와 본 분석 적용 사항은 다음과 같음

- 보통의 부트스트랩은 데이터를 개별 관측 단위로 무작위 복원 추출하여 분포를 근사하나, 시계열 자기상관이 있는 데이터에서는 인접 관측의 의존 구조를 반영하지 않아 분산을 부정확하게 추정
- Künsch(1989) 및 Liu(1992)가 제안한 MBB는 데이터를 일정 길이의 블록(block) 단위로 분할하여 블록을 통째로 무작위 복원 추출하는 방식으로, 개별 블록 내부의 자기상관 구조는 그대로 보존하되 블록 간 무작위성으로부터 모수의 표본 분포 변동성을 정확하게 추정한다는 장점이 있음

○ 본 분석에서의 세부 MBB 적용 절차는 다음과 같음

- AI 특허 99,198개와 비 AI 특허 1,777,096개에 대해 AI 특허 영역의 경우 개별 블록의 크기를 500개로, 비 AI 특허 영역의 경우 개별 블록의 크기를 5,000개로 정함
- 총 200회에 걸쳐 매회 블록 단위로 데이터를 무작위 복원 추출하여 원 표본과 동일한 길이의 새로운 합성 표본을 구성하고, 이를 활용해 OLS 회귀를 재실행
- 각 반복에서 추정된 β 와 k 를 모아 부트스트랩 분포를 형성한 후 부트스트랩 분포의 2.5 백분위수와 97.5 백분위수를 이용해 95% 신뢰구간 도출하며 BSSE(β)를 부트스트랩 분포의 표준오차로 정의함

〈표 6〉 힙스의 법칙 추정 결과

집단	β	k	BSSE(β)	95% 신뢰구간	표본 수
AI 특허	0.5826	13.41	0.00564	[0.5673, 0.5881]	99,198
비 AI 특허	0.4906	57.17	0.01438	[0.4509, 0.5047]	1,777,096

○ AI 특허 영역과 비 AI 특허 영역 간 계수 차이 추정치($\Delta\beta := \beta_{AI} - \beta_{nonAI}$)의 부트스트랩 분포는 두 그룹에서 각각 산출된 200개의 β 분포에 대해 무작위 쌍을 지어 200개의 차이값으로 형성

□ 본 분석의 핵심 결과는 다음과 같음

- AI 특허 영역의 β 추정치는 0.5826이고 비 AI 특허 영역의 β 추정치는 0.4906으로, 두 추정치 간 차이는 0.0921로 산출되었으며 이에 대한 95% 부트스트랩 신뢰구간은 [0.0710, 0.1274]로 0을 포함하지 않기에 통상의 유의수준에서 AI 특허 영역의 β 가 더 높은 것으로 지지됨
- 이는 누적 AI 특허가 두 배 증가할 때 누적 신규 기술 결합은 약 $2^{0.58} \approx 1.5$ 배 증가함을 의미
- 표본 크기와 초기 기술 폭을 통제했을 때, AI 특허의 영역 내 기술 결합 방식의 확장 속도가 비 AI 특허보다 약 18.8% 더 빠른 것으로 해석됨
- 이는 AI 특허 영역에서 절대적으로 더 많은 기술

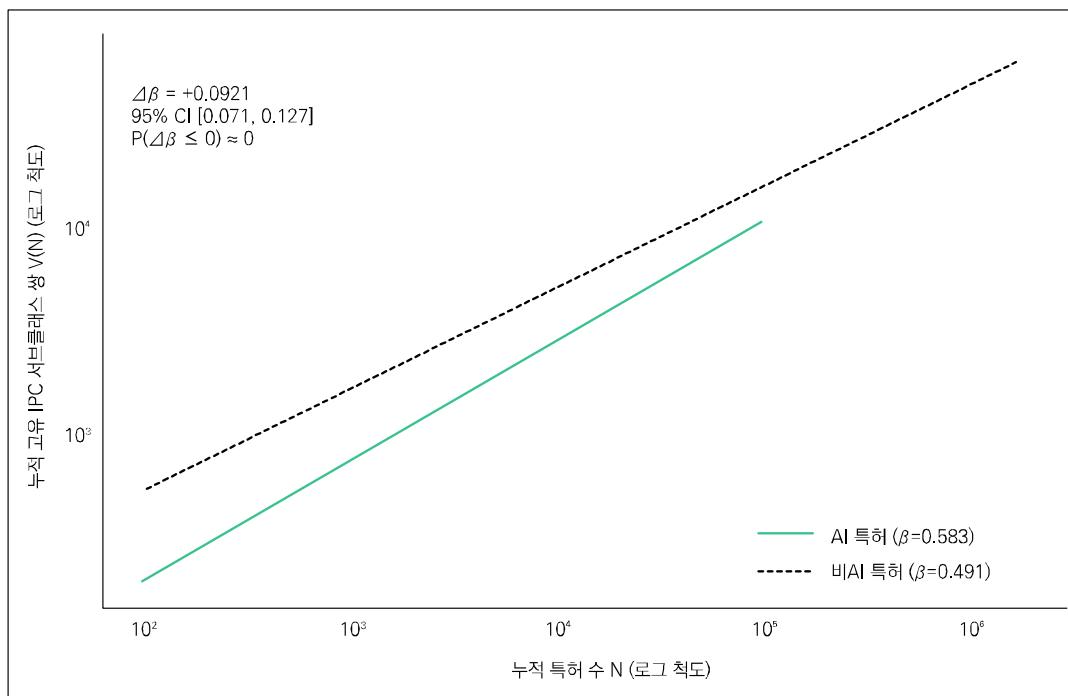
결합이 발생한다기보다는, 같은 누적 단위에서 AI 영역이 신규 기술 결합을 더 빠르게 생성한다는 것을 의미

○ k_{AI} 는 k_{nonAI} 의 약 23% 수준으로, AI 영역의 초기 기술 폭이 비 AI 영역의 약 1/4 수준으로 추정되었고 이는 AI 기술이 접목되지 않은 기술 분야가 아직 많이 잔존한다는 것을 의미함

○ 종합하면, AI 기술 영역은 좁은 초기 기술 기반에서 더 가파른 기울기(β)로 빠르게 기술 다각화를 수행하는 패턴을 보이고 비 AI 기술 영역은 넓은 초기 기반에서 완만한 기울기로 기술 결합 방식을 확장하는 패턴을 보임

○ AI 기술 개발의 기술 결합 다각화 방식이 아직 포화 단계에 진입하지 않았고 추가 출원이 새로운 지식 요소들의 결합을 만들어낼 여지가 큰 만큼 적절한 정책적 지원과 이에 발맞춘 차별화된 기업 전략의 수립이 한국 AI 기술혁신 발전의 가장 중요한 요소임

〈그림 7〉 AI 특허와 비 AI 특허 영역의 힙스 곡선 추정(log-log 스케일)



4. 연도별 영역 내 신규 기술 결합률

□ 연도별 영역 내 신규 기술 결합률은 힙스 곡선 추정에 대한 보조 지표로서 역할을 수행하며, 연도 t 영역 g의 신규 기술 결합률은 영역 g의 연도 t 출원 특허 중 2015년부터 출원 일 직전까지 영역 내 등장하지 않은 새로운 IPC 서브 클래스 쌍을 보유한 특허의 비율로 정의함(표7) 및 <그림 8> 참고)

□ 분석 기간의 모든 연도에서 AI 특허 영역의 신규 기술 결합률이 비 AI 특허 영역보다 일관되게 높게 유지됨

○ 비 AI 특허 대비 AI 특허의 신규 기술 결합률

은 2015년 약 1.47배에서 2019년 약 2.62배까지 상승 후, 2020년 이후 약 2.22~2.40배 높은 상태로 유지되는 중임

○ 두 영역의 신규 기술 결합률 동반 하락은 기준 풀의 누적 포화에서 비롯된 기계적 추세이며 분석 기간이 길어질수록 신규 쌍이 줄어드는 측정 구조사의 효과이지 혁신 자체의 둔화가 아님

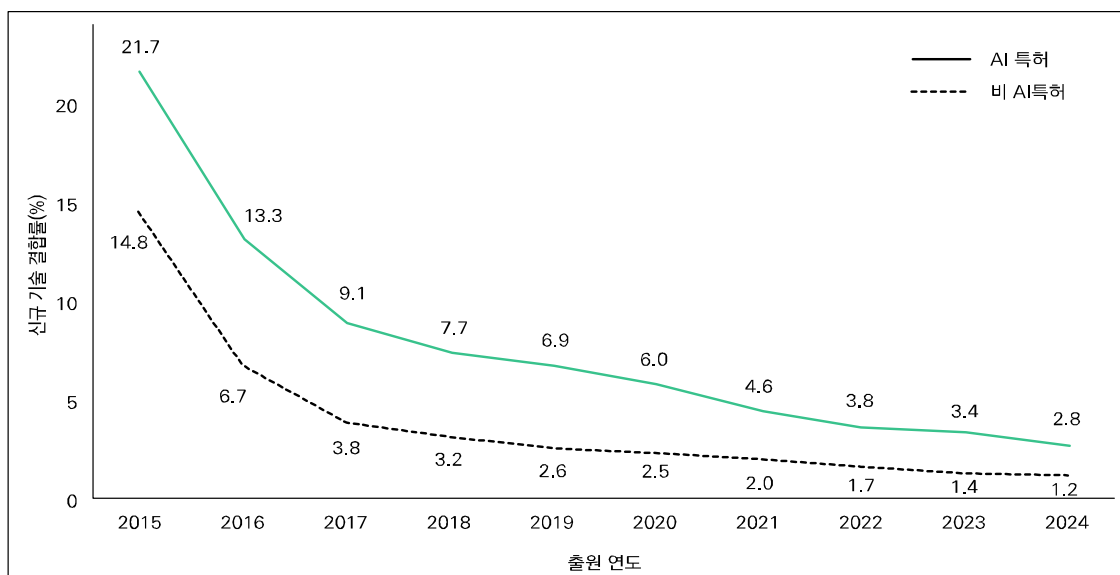
□ 힙스 곡선 추정과 신규 기술 결합률 지표 모두 AI 기술 영역이 더 빠르고 지속적으로 신규 기술 결합을 생성한다는 동일한 결론을 다른 각도에서 지지함

<표 7> 연도별 AI·비 AI 특허 영역의 신규 기술 결합률

(단위: %)

출원 연도	AI 특허 집단	비 AI 특허 집단
2015	21.71	14.81
2016	13.33	6.73
2017	9.14	3.84
2018	7.70	3.20
2019	6.93	2.64
2020	5.99	2.50
2021	4.59	1.99
2022	3.79	1.71
2023	3.37	1.44
2024	2.83	1.19

<그림 8> 연도별 신규 기술 결합률 추세



IV. 분야별 형질 분류에 따른 정부 정책 및 기업 전략

1. 분야별 기술 결합 다각화 속도

- 본 절은 선정된 12개 분야 각각의 AI 특허 영역 내 기술 결합 다각화 속도를 III장과 동일하게 힙스 곡선 추정(OLS 추정 및 MBB 기반 신뢰구간)을 통해 분석함³⁾
- 분야별 β 는 [0.49, 0.87]에 분포하며 중앙값은 0.718, 평균값은 약 0.70으로 산출됨
 - β 가 가장 높은 상위 5개 분야는 B8 농업·식품, B4 에너지·환경, B5 보안·인증, A2 언어·텍스트, A3 음성·청각 분야임
 - β 가 가장 낮은 하위 3개 분야는 B2 생명의료·헬스, A1 영상·시각, B1 교통·자율주행 분야임

○ 응용 기술 영역 8개 분야 중 7개 분야의 β 가 앞선 III장에서 살펴본 전체 AI 특허 영역의 β 보다 높게 추정되었고, 이는 AI를 응용하는 기술 개발의 확산이 새로운 기술 결합 형성의 중요한 동력임을 시사함

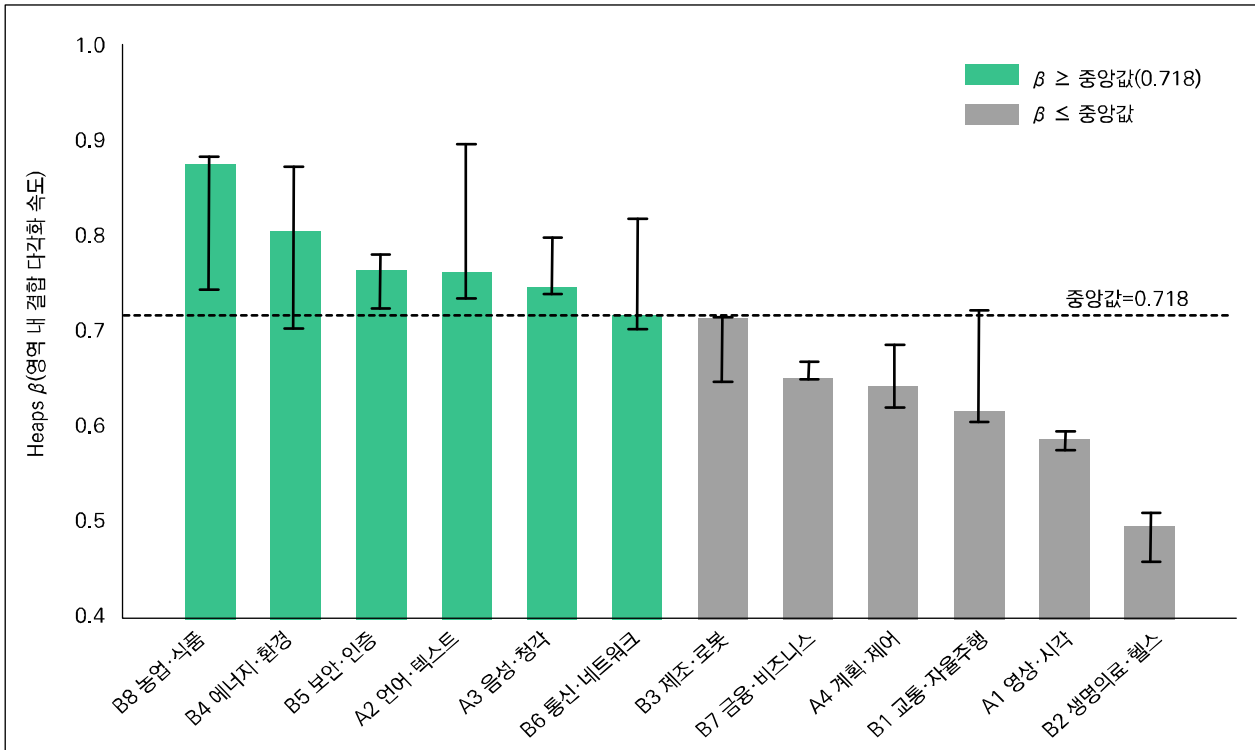
- β 와 k 의 관계는 초기 기술 폭과 확장 속도의 상관관계를 보여줌
 - B2 생명의료·헬스 분야의 경우 $k=21.99$ 로 12개 분야 중 가장 크고 $\beta=0.49$ 로 가장 낮으며 초기 기술 기반은 풍부하나 추가적인 신규 기술 결합 형성이 정제된 분야로 해석 가능
 - 반면, A2 언어·텍스트 분야는 12개 분야 중 가장 작은 k 를 기록하며 $\beta=0.76$ 으로 상위권에 위치하였고, 초기의 좁은 기술 기반에서 빠르게 기술 결합 방식을 다각화하는 패턴을 보임

〈표 8〉 분야별 힙스 곡선 추정 결과

분야	β	BSSE(β)	95% 신뢰구간	k	표본 수
A1 영상·시각	0.5891	0.0048	[0.5761, 0.5942]	13.36	37,134
A2 언어·텍스트	0.7627	0.0437	[0.7339, 0.8949]	0.69	13,438
A3 음성·청각	0.7479	0.0144	[0.7386, 0.7986]	2.32	10,077
A4 계획·제어	0.6446	0.0185	[0.6206, 0.6840]	10.38	7,663
B1 교통·자율주행	0.6192	0.0328	[0.6057, 0.7210]	13.30	8,680
B2 생명의료·헬스	0.4960	0.0147	[0.4596, 0.5084]	21.99	10,461
B3 제조·로봇	0.7156	0.0182	[0.6475, 0.7159]	6.85	4,049
B4 에너지·환경	0.8060	0.0416	[0.7025, 0.8729]	6.07	1,324
B5 보안·인증	0.7655	0.0161	[0.7238, 0.7814]	3.98	7,342
B6 통신·네트워크	0.7194	0.0370	[0.7030, 0.8172]	5.45	5,774
B7 금융·비즈니스	0.6529	0.0050	[0.6493, 0.6683]	6.84	26,228
B8 농업·식품	0.8737	0.0365	[0.7441, 0.8829]	3.10	1,235

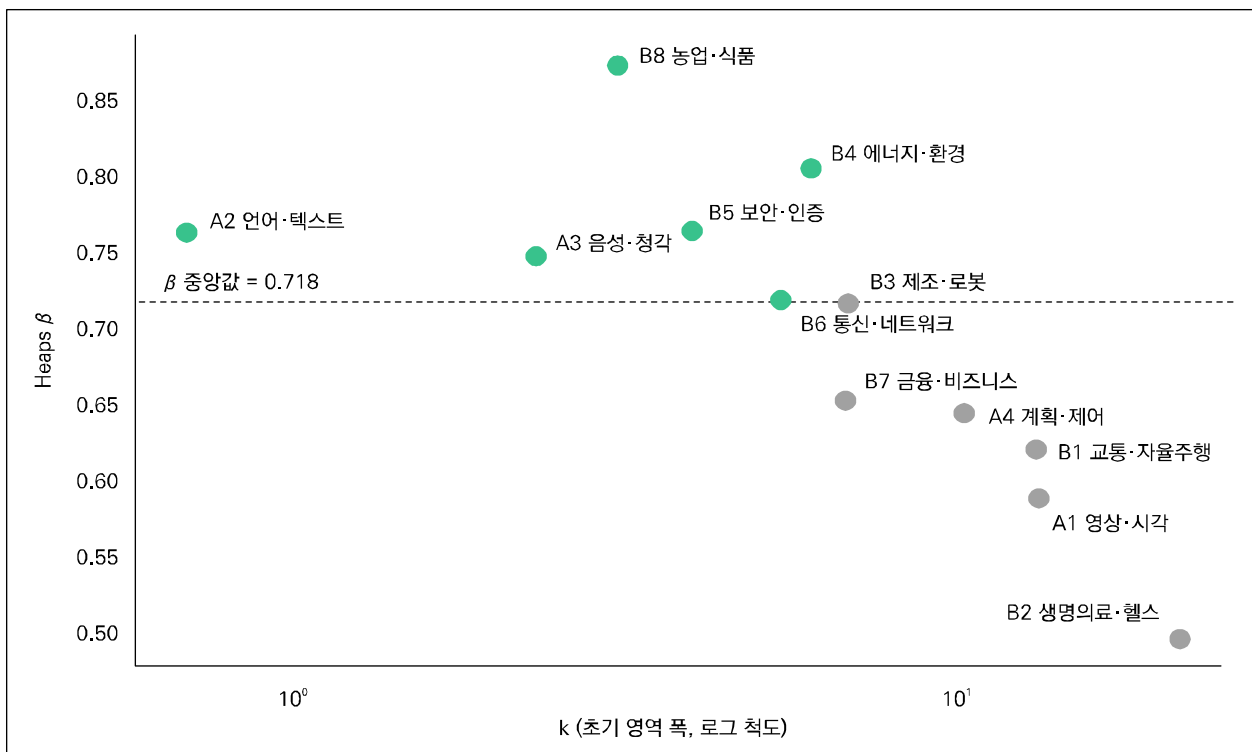
3) 분야 표본 규모가 작은 분야(B4 1,324건, B8 1,235건)는 신뢰구간 폭이 상대적으로 큼

〈그림 9〉 분야별 결합 다각화 속도 비교



주: 오차막대는 95% 신뢰구간을 의미하며 색상은 분야별 β 의 중앙값을 기준으로 녹색과 회색으로 구분

〈그림 10〉 분야별(k , β) 산점도



2. 침투도 × β 사분면 분류

□ 분야 내 AI 특허의 비율을 측정하는 AI 침투도와 기술 결합 다각화 속도를 측정하는 β 를 두 축으로 하여 12개 분야를 사분면으로 분류하였고, 두 지표 모두 분야별 이질성을 나타내고 있어 이탈값(outlier)에 민감한(가중)평균 대신 분야 중앙값(침투도 15.46%, $\beta=0.7175$)을 채택함

□ AI 침투도와 β 는 각 분야가 직면한 구속 요인을 식별하는 진단 도구이며, 해당 지표들의 조합은 각 분야의 AI 기술혁신 병목이 AI 기술 개발의 확산 부족에 기인한 것인지 새로운 방식의 기술 결합 발전의 정체에 따른 것인지 구분하게 하여 차별화된 분야별 정책과 기업 전략 수립의 근거로 활용됨

○ 다만 사분면 명칭은 각 분야의 구속 요인 유형

을 지칭하는 진단적 목적의 라벨이며, 기술 분야의 성숙도나 발전 단계의 서열을 의미하지 않음

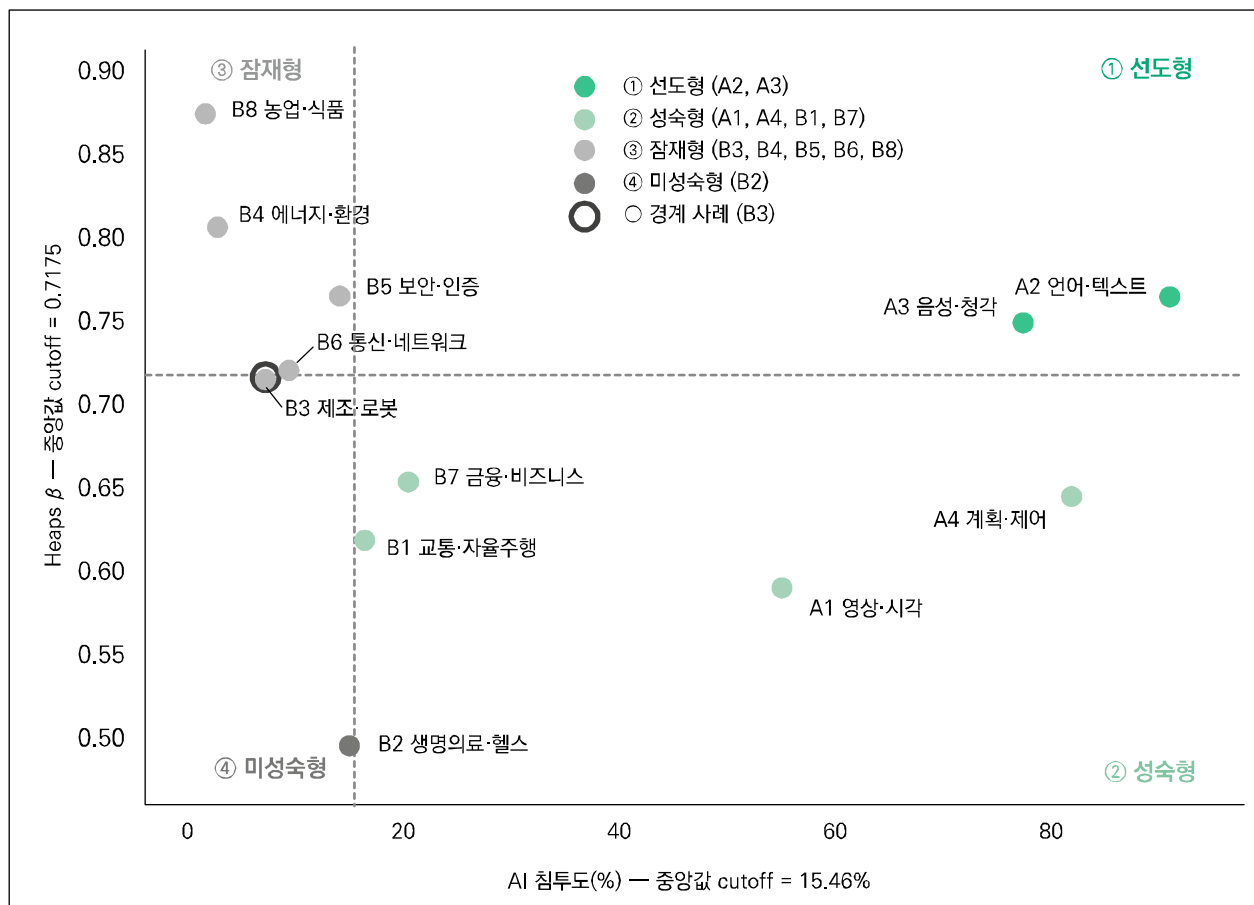
- β 는 기술 영역의 탐색·확장 가능성을 측정할 뿐 발전 단계·질적 성숙도를 나타내지 않으므로 명칭의 문언적 해석에 유의해야 함

□ 선도형(침투 상회, 결합 상회): A2 언어·텍스트, A3 음성·청각

○ 한국 AI 기반 기술 중 가장 기술 탐색이 활발히 일어나는 영역에 해당하며 두 지표 모두 높은 것은 대규모 언어 모델 및 컴퓨터비전의 급속한 발전에 기인하여 한국어 도메인 수요가 국내 출원을 견인한 결과로 해석됨

- 두 분야 모두 외국 법인 비중(A2 8.7%, A3 13.9%)이 낮은 편에 속하여 한국 기업 및 연구 기관의 자체 출원이 큰 비중을 차지하는 분야

〈그림 11〉 분야별 침투도 × β 사분면 분류



- AI 기술 침투와 기술 결합 다각화 모두 활발하므로 세부 병목 해결보다 이미 확보한 혁신적 우위를 지속 가능한 자산으로 전환하는 것이 핵심임
- 성숙형(침투 상회, 결합 하회): A1 영상·시각, A4 계획·제어, B1 교통·자율주행, B7 금융·비즈니스
 - AI 기술 개발의 확산은 어느 정도 진행되었으나 영역 내 새로운 기술 결합 방식이 소진되는 단계로, 병목은 내부 기술 결합의 한계에 있음
 - 가장 많은 AI 특허 출원 표본을 지닌 A1 영상·시각과 B7 금융·비즈니스가 모두 성숙형에 속하며 A축 기반 기술 영역 4개 분야 모두 선도형 혹은 성숙형에 분류되어 한국 AI 기반 기술 분야는 대체로 신규 결합 탐색이 상대적으로 정체된 형질을 보이는 것으로 해석됨
- 잠재형(침투 하회, 결합 상회): B3 제조·로봇, B4 에너지·환경, B5 보안·인증, B6 통신·네트워크, B8 농업·식품⁴⁾
 - 해당 분야 모두 β 가 0.7 이상을 기록하며 기술 결합 방식의 확장이 활발하나 AI 기술 개발의 침투 자체가 낮아 기술 개발 진입 장벽이 가장 큰 병목임
 - 통념상 AI 활용도가 높다고 여겨지는 분야가 잠재형으로 진단되는 것은, 해당 분야의 방대한 비 AI 발명 모집단 대비 AI 발명의 상대 비율이 낮기 때문이며 결합 탐색 자체는 활발하기에, 이들 분야의 병목은 기술적 정체가 아닌 AI 개발의 침투 지연에 있음
 - 이 분야군은 III장에서 진단한 전체 AI 특허 영역의 잠재성을 가장 직접적으로 나타내는 미시적 사례이며, AI 응용 기술 개발 확산 정책에 따른 정책 효과가 가장 클 것으로 기대됨

- 미성숙형(침투 하회, 결합 하회): B2 생명의료·헬스
 - 본 분야는 AI 기술 개발 진입과 기술 다각화를 동시에 저해하는 구조적·제도적 마찰이 가장 핵심적인 병목이며 의료 데이터 활용 규제, AI 의료기기 인허가 절차, 의료기관 디지털 전환 지연 등의 요인들이 복합적으로 작용한 결과임
 - 낮은 기술 다각화 속도는 기술적 잠재력의 부재보다 제도적 병목의 반영으로 해석하는 것이 적합함
 - 출원인 구성에서 대학의 비중이 27.8%로 12개 분야 중 가장 높고, 이는 기술 개발의 실증·임상 이행이 정체되었음을 내포함

3. 사분면 형질에 따른 정부 정책 및 기업 전략 시사점

- 본 절의 시사점은 사분면 위치에서 식별된 구속 요인에 대응하는 방향성을 제시하는 것이며 동일 사분면 내에도 분야 이질성이 존재하므로 분야 단위의 세부 정책 및 전략 방안은 후속 설계를 요함
- 선도형: 한국 특화 자산의 IP화 및 표준화
 - 정부 정책으로는 기술 영역의 확장 자체보다 이미 한국이 우위에 있는 자산을 표준화하여 글로벌 경쟁력을 유지하는 것에 초점이 맞춰져 한국어·한국 음성 도메인 학습 데이터 공공 라이선스 정비, 평가 벤치마크의 공식 표준화, 국제 AI 표준화 기구 참여 확대가 요구됨
 - 기업은 글로벌 빅테크(OpenAI, Google, Anthropic, Meta 등)와의 경쟁이 불가피하므로 한국 도메인 특화 응용 청구 중심의 차별화된 기술 개발이 합리적인 전략이며, 기존 기업은 표준 제정 과정의 영향력을 확보해야 하고 신규 기업은 도메인 특화 소형 모델(Small Language Model) 등 빅테크 미충족 영역 공략에 중점을 두어야 함

4) B3 제조·로봇은 비록 β 가 중간값 이하를 기록하지만, 경계값에 매우 근접해 미성숙형이 아닌 잠재형으로 분류함

□ 성숙형: 외부 도메인 결합과 차세대 기술 패러다임 전환

- 해당 분야군은 분야 내부의 새로운 기술 결합 방식이 소진된 단계이므로 정부는 다부처 협동에 기반한 R&D 매칭을 지원하고 응용 기술 분야들의 실증 인프라·규제 환경 정비를 통해 외부 도메인과의 기술 결합을 촉진해야 하며, 분야별 차세대 패러다임 전환을 위한 R&D 트랙을 구체화해야 함
- 기존 기업은 신산업 분야 글로벌 스타트업 인수 등 M&A를 활용한 전략적 외부 도메인 진출이 기술혁신 동력의 핵심이 될 것이며 신규 진입 기업은 시장 규모보단 진입 장벽의 깊이를 우선으로 판별하여 세부 기술 차별화에 집중해야 함

□ 잠재형: 분야 특화 기술 개발 및 진입 장벽 완화

- 정부는 해당 분야의 AI 기술 개발 진입 비용을 낮추는데 정책적 지원을 집중해야 하며 분야 특화 학습 데이터 공공 플랫폼, 세부 응용 분야의 AI 융합 인재 양성 트랙 확대, 표준화 R&D 지원을 통해 각각 데이터·인력·표준 진입 장벽에 고루 대응해야 함
- 기업 전략은 기업 내부 도메인 지식과 AI 역량의 결합 채널을 구축하고 정부 분야 R&D 사업과 거점 대학 산학 협력 채널을 적극 활용하는 것이 핵심이며, 기존 기업은 데이터 라벨링·표준화·정제 작업과 자체 AI 랩 신설 등을 통한 AI 역량 내재화에 집중을, 신규 진입 기업은 농업·에너지·보안·통신·제조 등 분야 경력 보유 전문가와의 공동 창업 또는 핵심 인력 영입에 집중해야 함
- 다만, 분야별 진입 장벽의 지점이 상이(예: 농업·식품 분야는 데이터 접근, 보안·통신 분야는 표준 형성과 관련한 진입 장벽이 주요)하기에 정책 및 전략 도구의 배합이 달라져야 함

〈표 9〉 세부 분야별 주요 AI 기술 국제 표준 기구

분야	주요 기술 표준
B3 제조·로봇	IEC TC65
B4 에너지·환경	IEC TC57·SC8A
B5 보안·인증	ISO/IEC JTC1/SC27·SC42
B6 통신·네트워크	ITU-T·3GPP
B8 농업·식품	ISO TC347

□ 미성숙형: 구조적 마찰의 해소

- 생명의료·헬스 단일 분야임에도 개혁 가능 폭이 가장 넓은 영역으로, 정부는 의료 데이터 접근·AI 의료기기 인허가 절차·임상 검증 인프라의 다층적 마찰을 동시에 완화해야 함
- 기존 기업은 다기관 임상 검증 인프라 확보와 인허가 트랙과의 협의가 전략의 핵심이며 신규 기업은 단일 적응증 관련 기술 개발과 합작 회사 설립(spin-off)을 통한 임상 자산의 단계적 축적이 요구됨

V. 결론 및 시사점

1. 주요 발견

□ 본 보고서는 한국 AI 특허의 신규 기술 결합 양상을 학술 표준 방식으로 측정하여 AI 기술 영역 및 12개 세부 분야의 형질을 진단함

○ 한국 AI 기술 영역은 비 AI 기술 영역에 비해 좁은 초기 기술 기반에서 빠른 속도로 기술 요소들의 결합을 다각화하는 탐색적 확장에 있음

- 두 영역 간 표본 크기와 초기 기술 폭을 통제한 헵스 곡선 추정을 통해 AI 기술 영역의 기술 및 지식 결합 방식의 다각화 속도가 비 AI 기술 영역보다 약 18.8% 빠름을 관찰
- 연도별 신규 기술 결합률에서도 분석 기간 모든 연도에서 AI 특허가 비 AI 특허 대비 1.5~2.4배 높은 수치를 일관되게 기록

○ 분야별 β (기술 다각화 속도)는 [0.49, 0.87]의 넓은 구간에 분포하여 분야 간 이질성이 크며, 응용 기술 영역(B축) 8개 분야 중 7개의 β 가 전체 AI 특허의 β (0.58)를 상회함

○ AI 기술 침투도와 기술 다각화 속도를 두 축으로 구성한 사분면은 선도형 2개(언어·텍스트, 음성·청각), 성숙형 4개(영상·시각, 계획·제어, 교통·자율주행, 금융·비즈니스), 잠재형 5개(제조·로봇, 에너지·환경, 보안·인증, 통신·네트워크, 농업·식품), 미성숙형 1개(생명의료·헬스)로 구성됨

□ 한국 AI 특허 출원 주체의 구조 변화는 분야별 차별화 정책·전략의 시급성을 뒷받침함

○ 외국 법인 점유율은 2015년 20.1%에서 2023년 7.6%로 급감하고 국내 기업 비중은 47.3%에서 59.4%로 상승하여 국내 주도화 추세와 정합적이나, 외국 출원인의 전략 등 대안적 해석 가능성을 함께 고려할 필요가 있음

○ AI 특허를 출원한 기업 수는 2015년 921개에서 2023년 6,293개로 약 6.83배 증가하였고 상위 10개 기업의 출원 점유율은 26.1%에서 14.2%로 하락하여 중견·신규 기업의 AI 기술 개발 진입 기회가 확대됨

2. 정부 정책 시사점

□ 본 보고서의 핵심 정책 함의는 단일화된 AI 정책에서 분야 형질에 부합하는 차별화된 정책 체계로의 전환에 있으며 분야 단위의 세부 개별 정책 설계는 후속 연구를 요함

○ 선도형 분야는 한국이 이미 우위에 있는 자산의 IP화 및 국제 표준화가 핵심

- 한국어 학습 데이터의 공공 라이선스 정비, 한국어 평가 벤치마크의 정부 공식 표준 수립, 국제 AI 표준화 기구 참여 확대가 핵심 정책 방향

○ 성숙형 분야는 외부 도메인 결합을 통한 한계 돌파와 분야 내부의 차세대 기술 패러다임 전환이 핵심

- 다부처 합동 R&D 매칭 프로그램 운용과 관련 분야 인프라 확대 및 규제 완화가 요구됨
- 거대 언어 모델에 기초한 멀티모달 기술 개발로의 패러다임 전환이 중요

○ 잠재형 분야는 정책 효과의 잠재력이 가장 큰 영역으로 분야 특화 AI 기술 개발을 위한 시스템 구축이 정책의 핵심

- 분야 특화 AI 학습 데이터 공공 플랫폼 구축, AI 융합 인재 양성 트랙 신설, 분야 특화 AI 표준화 R&D 지원을 통해 AI 기술 개발의 진입 자체를 확대해야 함

○ 미성숙형 의료·헬스 분야는 단일 분야임에도 정책 개혁의 폭이 가장 크게 요구됨

- 의료 데이터의 가명·익명화 표준 정비, AI 의료기기 임상 검증·재평가 절차의 합리화, 다기관 임상

검증 인프라 구축의 3중 개혁이 동시에 추진되어야 함

변동될 수 있음

3. 기업 전략 시사점

- 기업 전략 또한 분야 형질에 따라 상이하며, 동일 사분면 내에서도 기존 기업과 신규 진입 기업의 AI 기술 개발 전략을 차별화해야 함
 - 선도형 분야 기존 기업은 한국어 특허 IP 포트폴리오의 다층화와 국내 표준화 기구의 표준 초안 단계 참여를 통한 영향력 확보가 핵심이며, 신규 진입 기업은 전문직 대상 도메인 특허 소형 모델(SLM) 개발 전략이 적합함
 - 성숙형 분야 기존 기업은 새로운 외부 도메인 진출과 신산업 분야 글로벌 스타트업 인수가 기술 성장 동력의 핵심이 될 것이며, 신규 진입 기업은 한국 도메인 지식에 기반한 좁고 깊은 세부 기술 차별화가 전략의 주요 핵심 요인임
 - 잠재형 분야는 재직 도메인 기업과 신규 진입 기업 모두 도메인 지식과 AI 기술의 결합을 통한 분야 특허 R&D 자산 형성이라는 동일한 전략 프레임을 따르며, 두 주체 모두 정부 분야 R&D 사업과 거점 대학 산학협력 채널의 활용이 기술 개발 확대의 공통 경로
 - 미성숙형 분야 기존 기업은 다기관 임상 검증 인프라 확보와 식약처 인허가 트랙 적극 활용이 핵심이며, 신규 진입 기업은 단일 적응증 R&D와 병원 spin-off 모델을 통해 한국 임상 자산을 글로벌 진출 R&D의 기반으로 활용해야 함

4. 분석의 한계와 후속 과제

- 본 분석은 AI 특허 분류를 위해 WIPO가 제시한 3-Block 식별 방식을 응용하였기에, AI 기술 특허 식별 기준이 되는 키워드 및 IPC 코드가 미세하게 조정되거나 갱신될 경우 분야 형질 진단이

- 본 분석의 분야 형질 진단에 기초한 정책 및 전략 방향성 제시는 분야 간 이질성을 온전히 고려하지 않았고, 세부 정책 수단의 효과에 대한 정량적 인과 추정에는 별도의 후속 연구가 요구되는 영역임
- 후속 과제로는 AI 기술 개발 관련 개별 정책 지원의 구체적 인과 효과 검증, 출원인을 고려한 신규 결합 주체의 식별, 미국 특허청(USPTO)·유럽 특허청(EPO) 등 타국 데이터와의 분야별 형질 비교 등이 있음

〈참고문헌〉

- 과학기술정보통신부, “인공지능(AI) 국가전략”, 2019.
- 과학기술정보통신부, “초거대 AI 경쟁력 강화 방안”, 2023.
- 과학기술정보통신부, “2025년도 주요업무 추진계획 - AI로 디지털 대전환, 과학기술로 미래 선도 -”, 2025.
- Bianchini, S., Müller, M., and Pelletier, P., 2022, *Artificial Intelligence in Science: An Emerging General Method of Invention*, Research Policy, 51(10), 104604.
- Bresnahan, T. F. and Trajtenberg, M., 1995, *General Purpose Technologies: 'Engines of Growth'?*, Journal of Econometrics, 65(1), 83-108.
- Carnabuci, G. and Operti, E., 2013, *Where Do Firms' Recombinant Capabilities Come From? Intraorganizational Networks, Knowledge, and Firms' Ability to Innovate through Technological Recombination*, Strategic Management Journal, 34(13), 1591-1613.
- Cockburn, I. M., Henderson, R., and Stern S., 2018, *The Impact of Artificial Intelligence on Innovation: An Exploratory Analysis*, The Economics of Artificial Intelligence: An Agenda, University of Chicago Press, 115-146.
- Dutta, S., Lanvin, B., León, L. R., and Wunsch-Vincent, S., 2024, *Global innovation index 2024: Unlocking the promise of social entrepreneurship*, WIPO.
- Fleming, L., 2001, *Recombinant Uncertainty in Technological Search*, Management Science, 47(1), 117-132.
- Furman, J. and Seamans, R., 2019, *AI and the Economy*, Innovation Policy and the Economy, 19(1), 161-191.
- Heaps, H. S., 1978, *Information Retrieval: Computational and Theoretical Aspects*, Academic Press, Inc..
- Kaplan, S. and Vakili, K., 2015, *The Double-Edged Sword of Recombination in Breakthrough Innovation*, Strategic Management Journal, 36(10), 1435-1457.
- Künsch, H. R., 1989, *The Jackknife and the Bootstrap for General Stationary Observations*, The Annals of Statistics, 1217-1241.
- Liu, R. Y., 1992, *Moving Blocks Jackknife and Bootstrap Capture Weak Dependence*, Exploring the Limits of Bootstrap.
- Qu, X., Eggers, J. P., and Kumar, M. S., 2026, *Unlocking Novel Knowledge Recombinations: The Effect of Artificial Intelligence on Inventive Activity*, Strategic Management Journal.
- Schumpeter, J. A., 1934, *The Theory of Economic Development*, Harvard University Press.
- Verhoeven, D., Bakker, J., and Veugelers, R., 2016, *Measuring Technological Novelty with Patent-Based Indicators*, Research Policy, 45(3), 707-723.
- WIPO, 2019, *WIPO Technology Trends 2019: Artificial Intelligence*, WIPO.
- WIPO, 2024, *World Intellectual Property Indicators 2024*, WIPO.

FKI 한국경제인협회 **KERI** 한국경제연구원

발행일 2026년 8월 7일 | 발행인 류진 | 발행처 한국경제인협회 | 주소 서울특별시 영등포구 여의대로 24 FKI TOWER 46층

