

ISSUE REPORT 1 2022.05.01. IS-139

# AI Index 2022의 주요 내용과 시사점

Summary and Implications of 2022 AI Index Report

유재홍/조원영/안성원

이 보고서는 「과학기술정보통신부 정보통신진흥기금」에서 지원받아 제작한 것으로  
과학기술정보통신부의 공식의견과 다를 수 있습니다.

이 보고서의 내용은 연구진의 개인 견해이며, 본 보고서와 관련한 의문 사항 또는 수정·보완할  
필요가 있는 경우에는 아래 연락처로 연락해 주시기 바랍니다.

소프트웨어정책연구소

유재홍 선임연구원 (jayoo@spr.kr)

# CONTENT

I. AI Index 2022 개요	P.1
II. 주요 내용	P.2
2.1. 연구개발	P.2
2.2. 기술 성능	P.6
2.3. AI 기술 윤리	P.17
2.4. 경제·교육	P.22
2.5. 정책·거버넌스	P.26
III. 요약 및 시사	P.31
참고문헌	P.37

## 요약문

2022년 3월 스탠퍼드대 인간중심 인공지능 연구소는 AI Index 2022 보고서를 발간했다. 보고서는 연구개발, AI 기술 성능, AI 기술 윤리, 경제·교육, 정책·거버넌스 5개의 장으로 구분하고 글로벌 데이터와 보고 자료들을 심층 분석하여 핵심 내용을 정리하였다. 특히 이번 보고서에는 인공지능 기술 성능을 상세 분석한 2장과 AI 기술 윤리를 심층적으로 다룬 3장을 새롭게 추가하였다.

보고서에 따르면 2021년 AI 분야의 민간투자는 2020년 대비 두 배 증가한 935억 달러 규모로 커졌다. 미국과 중국이 연구개발과 창업 생태계를 주도하고 있으며 양국이 기술 패권 경쟁을 하면서도 연구 분야에서는 협력을 늘려나가고 있다. 대표적 AI 기술인 거대 언어모델의 성능이 데이터와 파라미터 처리의 향상에 힘입어 개선되고 있으나 동시에 편향성 문제도 증가하는 것이 관찰되었다. 특히, 최근 인공지능 윤리 및 신뢰성 이슈가 주목받으며 이에 대응하는 연구도 진행되고 있는데 산업계 참여자들의 비중이 높다는 점에서 인공지능의 공정성, 투명성 이슈가 비즈니스의 핵심 이슈임을 시사하고 있다. 한편, 로봇팔 가격의 하락으로 인공지능 로봇의 연구 장벽이 낮아지고 있다. AI 관련한 입법 활동은 전 세계적으로 활발히 진행되고 있으나 아직 법제화는 미진한 상태다. 한국은 논문, 특허 등 연구개발 부문에서 상당한 약진을 이루었으나 향후 AI 신뢰성 확보, 고용 창출, 교육 투자, 입법화 부문에서 개선이 필요한 것으로 나타났다.

## Executive Summary

Recently, the Human-centered Artificial Intelligence Institute(HAI) at Stanford University published the AI Index 2022. The report consists of five chapters: R&D, technical performance, technical AI ethics, the economy and education, and AI policy governance. In particular, this year, Chapter 2, which added detailed analysis of technical performance of AI, and Chapter 3, which dealt with in-depth AI ethics, were newly added. According to the report, private investment in the field of AI grew to \$93.5 billion in 2021, doubling compared to 2020. The United States and China are leading the R&D and startup ecosystem, and while the two countries are competing for technological supremacy, cooperation in the research field is continuously increasing. The performance of a large language model(LLM), a representative AI technology, is improving thanks to the improvement of data and parameter processing, but at the same time, it has been observed that the problem of bias also increases. In particular, while AI ethics and reliability issues have recently been highlighted, active research is also being conducted on them in the research community. there is. On the other hand, while AI technology is gradually improving its performance, the cost is dramatically reduced, and the research barrier is being eased. Meanwhile, while legislative activities related to AI are actively progressing around the world, legislation is still incomplete. Korea has made significant strides in research and development such as publications and patents, but continuous investment is required in the fields of trustworthy AI technology development, employment, education, and legislation.

# 1. AI Index 2022 개요

## 1. 보고서 개요 및 특징

- AI Index는 미국 스탠퍼드大 HAI<sup>1)</sup>에서 2017년부터 글로벌 인공지능(AI) 관련 연구개발, 기술 수준, 경제, 고용, 정책 동향 관련 자료와 데이터를 분석·종합한 연례보고서
  - 학술단체, 민간, 비영리기관 등의 발행 자료들을 정량화해 국가 간 비교가 가능한 지수(index)로 표시하여 AI 관련 연구자, 정책입안자, 및 이해관계자들에게 다양한 정보 제공
- 이번 보고서의 특징은, AI 기술 및 AI 신뢰성 검증을 위한 벤치마크, 25개국에서 수집한 입법 동향 등이 추가
  - 특히, 윤리적 인공지능, 신뢰할 만한 인공지능 기술 검증을 위한 여러 벤치마크 및 기술적 평가 지표를 활용한 연구 동향을 심층 분석

## 2. 주요 내용 요약

- AI 분야의 민간투자는 '21년 935억 달러로 '20년 대비 두 배 성장
- 연구 분야에서는 미·중이 주도하고 있는 가운데 양국 간 협력 연구도 증가
- 기술 측면에서 언어모델의 성능이 향상되었으나 편향성 문제도 동시에 증가
- 전반적으로 AI 윤리 이슈가 부각되어 산업계에서도 AI의 공정성, 투명성 관련 연구 증가
- AI 기술이 점차 고성능·저비용화되어 연구 장벽이 완화되는 추세
- AI에 대한 입법 활동은 세계적으로 활발히 진행되고 있으나 법제화는 미진

1) Stanford HAI(Stanford Institute for Human Centered Artificial Intelligence), 스탠포드 대학의 인간중심 인공지능 연구소

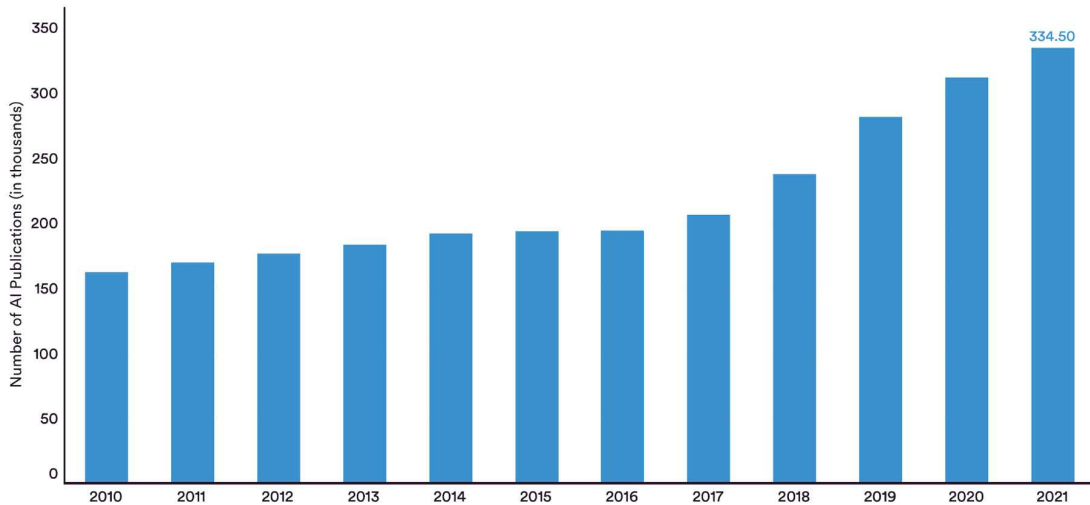
## II. 주요 내용

### 2.1. 연구개발

- 연구개발(R&D) 동향 분석<sup>2)</sup>은 연구개발의 성과를 다양한 형태의 출판물(Publication)<sup>3)</sup>과 특히 데이터를 활용해 분석

#### 1. 연구개발 성과

- 연구개발은 AI 발전을 이끄는 핵심 동력으로, 2021년에도 AI 연구개발 성과의 출판은 지속적 성장세를 보임



※자료: Stanford HAI, AI Index Report 2022

[그림 2-1-1] 전 세계 인공지능 관련 출판물 증가 추이(2010-2021)

- 출판물 형태(type)로는 저널 논문과 온라인 사전출판<sup>4)</sup>이, 세부 분야(sector)로는 패턴인식, 머신러닝 분야의 성장\*이 두드러짐

\* 2021년 출판된 전체 저널 논문 중에서 2.5%(’10년 1.5%)를, 전체 컨퍼런스 논문

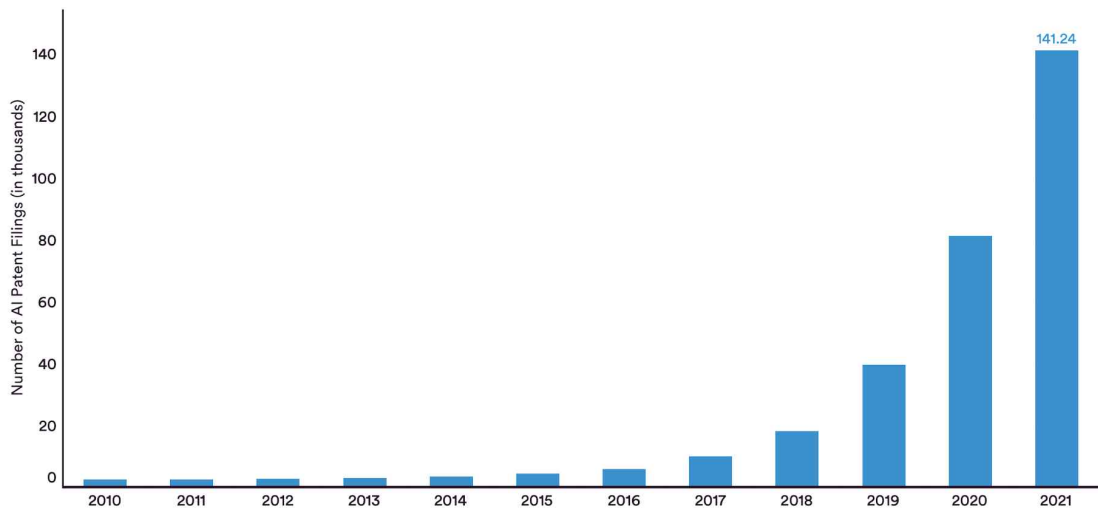
2) 미국 조지타운대학의 CSET(Center for Security and Emerging Technology)에서 주로 수행

3) AI 출판물 유형은 book, book chapter, 컨퍼런스논문, 저널논문, 학위논문, 온라인 사전출판(arXiv), 기타 (unknown) 등 7개로 분류하고, 출판물의 세부 분야로는 패턴인식, 알고리즘, 컴퓨터비전, 자연어처리, 휴먼-AI 상호작용, 데이터 마이닝, 컨트롤 이론(control theory), 기계학습, 언어학(linguistic), 기타 AI 등 10개 분야를 선정하여 분석함

4) arXiv, SSRN 등 논문 저장소에서 공유되는 출판 이전 상태의 논문들로, 작성 직후에 공개되면서 AI 연구성과의 빠른 확산에 기여하며, AI 연구 분야에서 관행으로 자리매김한 출판 형태임

중에서 17.8%('10년 약 12%), 전체 온라인사전출판 논문 중에서 15.3%('10년 약 1%)를 차지하는 등 높은 점유율과 빠른 성장세가 관찰됨

- AI 특허 출원이 급격히 성장하며, 실용적 측면에서 AI 활용 가치에 대한 기대가 고조
  - 2021년 AI 특허 출원 건수는 2015년 대비 30배 이상 증가해 연평균 76.9% 성장했으며, 이는 중국의 급격한 특허 출원 증가로 인한 것임
    - 미국, 중국, 유럽·영국의 3개 지역이 전 세계 AI 출원 특허(72.5%)와 등록 특허(53.1%)의 절반 이상을 차지



※자료: Stanford HAI, AI Index Report 2022

[그림 2-1-2] 인공지능 특허 출원 추이(2010-2021)

## 2. 연구개발 주체

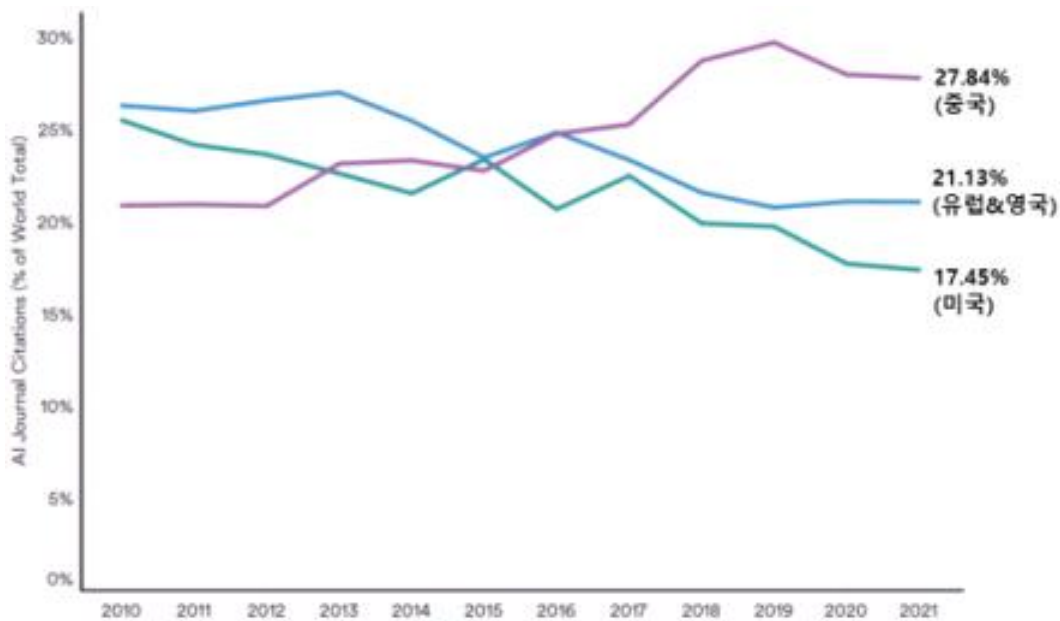
- 대학은 AI 연구개발의 핵심 주체이며, 다른 유형의 연구기관과의 협력에서 구심점으로 작동
  - 대학은 AI 출판물의 약 60% 수준을 담당하며, 비영리기관(11.3%), 기업(5.2%), 정부(3.2%) 등 다른 주체와 현격한 격차를 보임
    - 기관별 연구 협력에 있어, 상위 3개의 협력유형\*에 모두 대학이 포함될 만큼 대학은 AI 연구개발 협력의 구심점 역할



\* AI 출판물의 기관 간 협력 비중: 대학-비영리기관(29.84%), 기업-대학(11.58%), 대학-정부(8.09%) 순

### 3. 미중 간 AI 양상

□ 중국의 AI 연구개발은 양적 부문에서 이미 미국을 앞서고 질적 부문에서도 일부 앞서기 시작하며, 미국과 함께 2강 체제를 확고히 함



\*자료: Stanford HAI, AI Index Report 2022(재편집)

[그림 2-1-3] 지역별 인공지능 논문 인용 비중 추이(2010-2021)

○ 수년 전부터 중국은 저널 및 컨퍼런스 논문의 출판 수, 저널 논문의 인용 수에서 미국을 앞서고 있음

\* 2021년 기준, 저널, 컨퍼런스 및 온라인 사전출판의 세 가지 유형을 모두 합칠 경우, 중국은 미국보다 63.2%나 많은 논문 출판 수를 보임

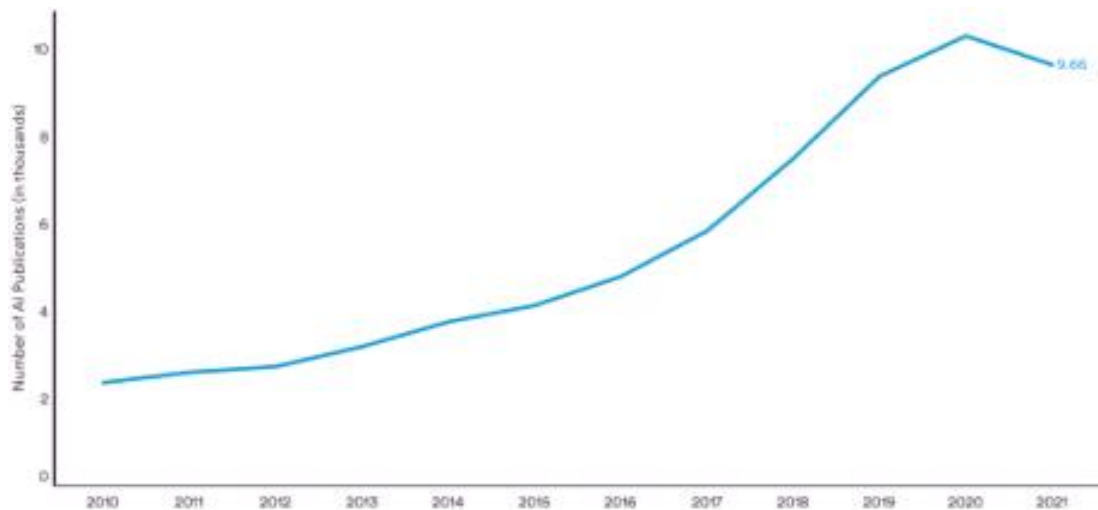
- 사전출판 논문은 출판 수와 인용 수에서 여전히 미국 대비 열세이나, 지난 12년간 꾸준히 격차를 좁히고 있음
- 컨퍼런스 논문 인용 부문만이 2019년까지 상승 후 점유율이 떨어지며, 미국, 유럽에서 이어 3위권을 보이고 있음

- 요컨대, 중국의 AI 연구개발은 양적 부문에서 이미 미국을 앞서고 질적 부문에서도 일부 앞서기 시작하며, 미국과 함께 2강 체제를 확고히 함

□ 미국과 중국의 정치·경제적 긴장 고조에도 불구하고, 양국 간의 AI 연구 협력은 가장 활발히 유지

\* 2021년 기준, 이들의 협력은 2010년 이후 5배, 2017년 이후 2배 증가했고 두 번째 높은 국가 간 협력을 보여준 영국·중국 간 협력에 비해서도 2.7배 높음

- 이러한 AI 연구개발의 글로벌 상호의존성과 개방성은 다른 과학기술 분야와 구별되는 AI 연구개발의 특징으로, 향후 더욱 강화될 것으로 전망



※자료: Stanford HAI, AI Index Report 2022

[그림 2-1-4] 미국과 중국의 AI 출판물 협력 추이(2010-2021)

## 2.2. AI 기술 성능

- AI 기술 부문은 컴퓨터비전, 언어·음성인식, 추천시스템, 강화학습, 하드웨어 등 분야의 기술 벤치마크와 정량적 측정을 통한 성능발전 양상을 분석

### 1. 컴퓨터 비전(Computer Vision)

- 컴퓨터 비전은 기계가 이미지나 비디오를 이해하도록 가르치는 AI 분야로 이미지 분류, 개체 인식 등 기술을 통해 다양한 분야\*에 응용

\* 컴퓨터 비전 응용분야 : 자율주행, 군중모니터링, 스포츠분석, 범죄감시 지원, 비디오게임 제작, 공장 자동화, 의료 사진·영상 분석, 로봇 탐색 등

#### ① 이미지 분류(Image Classification)

- 이미지의 보이는 개체를 인식하여 분류하는 AI 기술로, 최근 10년간 기술 역량이 급격히 발전
  - 이미지 분류 AI의 성능은 이미지넷(ImageNet)<sup>5)</sup>을 활용하여 Top-1 Accuracy와 Top-5 Accuracy를 테스트한 결과 모두 비약적으로 향상
    - 구글 Brain Team이 제작한 이미지 분류 AI인 CoAtNets의 2021년 말 Top-1 에러율은 10개당 1개 수준(인식률: 90.88%)으로 2012년 대비 1/4 수준으로 감소
    - 마이크로소프트(MS)에서 제작한 이미지 분류 AI인 Florence-CoSwim-H는 Top-5 정확도가 99.02%에 달하는 성과를 보이며, 2021년 기준 최신 성능은 2012년(약 84% 수준) 대비 15%p 이상 향상

#### ② 이미지 생성(Image Generation)

- 이미지 생성은 실제와 구별할 수 없는 이미지를 생성하는 AI 기술로, 최근 3~4년 동안 성능이 크게 향상하며 다양한 분야 활용 가능성 시사

5) 2만 가지 분야의 총 1,400만 개 이상의 이미지를 포함한 데이터베이스로 2009년 제작되었으며, AI 이미지 분류의 대표적인 벤치마크로 활용

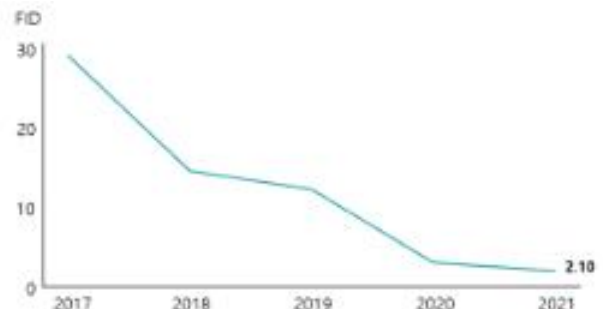
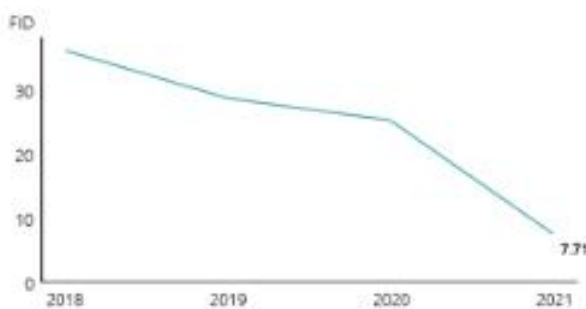
《 이미지 분류의 성능평가 》

- 이미지 분류기의 성능 평가는 일반적으로 Top-1 Accuracy와 Top-5 Accuracy로 분류
  - 훈련된 AI 분류기(Classifier)는 학습한 이미지에 따라 클래스별 이미지 확률을 나타내게 되는데, 가장 높은 확률은 Top-1 클래스, 상위 5개의 확률은 Top-5 클래스
  - 예를들어, {비행기, 자동차, 새, 고양이, 사슴, 개, 개구리, 말, 배, 트럭}의 10개 클래스가 있고, 분류기를 통해 학습한 각각의 이미지 확률이 다음 표와 같다면, Top-1과 Top-5는 다음과 같음.

Class	비행기	자동차	새	고양이	사슴	개	개구리	말	배	트럭
Rate	0.5	0.1	0.03	0.02	0	0.1	0	0.2	0.05	0

- Top-1 Class : 비행기(0.5)
- Top-5 Class : 비행기(0.5), 말(0.2), 자동차(0.1), 개(0.1), 배(0.05)
- Top-1 Accuracy : 이 분류기가 가장 잘 예측하는 비행기 이미지에 대한 분류 성공확률
- Top-5 Accuracy : 이 분류기가 상위 5가지로 잘 예측하는 이미지들에 대한 분류 성공 확률, 일반적으로 어려울 5%이하(인식률 95%이상)인 경우 분류 능력이 매우 높다고 판단(사람기준 인식률 : 94.9%)

- 이미지 생성 AI의 벤치마크는 STL-10과 CIFAR-10 데이터셋을 활용한 프레셰 인셉션 거리(FID, Frechet Inception Distance)<sup>6)</sup> 점수로 비교
  - KAIST와 서울대에서 개발한 STL-10 기반의 최신 모델은 FID 점수 7.7로 2018~2020년 모델(약 35~25 수준) 보다 우수([그림 2-2-1] a)
  - 엔비디아(NVIDIA)에서 개발한 CIFAR-10 기반의 이미지 생성 모델은 FID 점수 2.2로 과거 대비 성능 향상([그림 2-2-1] b)



(a) KAIST&서울대의 STL-10기반 모델

(b) 엔비디아의 CIFAR-10기반 모델

※주) CIFAR-10 데이터 셋이 STL-10 보다 낮은 해상도(32x32)의 이미지가 포함되어 있기 때문에 FID 점수가 상대적으로 더 낮게 나올 수 있으며, 두 모델의 절대 성능 비교는 아님.

※자료: Stanford HAI, AI Index Report 2022.(재편집)

[그림 2-2-1] 이미지 생성 AI의 성능 변화

6) 인위적으로 생성된 이미지 세트와 실제 이미지 간의 유사성을 비교하는 기법으로 거리 점수가 낮을수록 구별하기 어려움(FID=0은 동일한 이미지를 의미)

### ③ 딥페이크 감지(Deepfake Detection)

- 많은 AI 시스템이 진짜 같은 가짜 이미지를 생성할 수 있으며, 악용을 방지하기 위해 이를 감지하고 구별해 내는 AI 기술도 함께 진보
  - 딥페이크를 감지하는 AI를 벤치마크하는 데이터세트는 FaceForensics++와 Celeb-DF가 있으며, 매년 감지 AI의 성능 향상을 입증
    - FaceForensics++<sup>7)</sup>에서 테스트한 결과 딥페이크 감지 AI는 지난 2012년 69.9% 수준에서 2021년 97.7%로 탐지 성능 향상
    - Celeb-DF<sup>8)</sup>에서 테스트 한 결과는 2021년 중국과기대(USTC)와 알리바바 연구팀의 AI가 76.9점으로 가장 우수

### ④ 사람 자세 추정(Human Pose Estimation)

- 사람의 자세 추정은 이미지에서 인체 관절의 다양한 위치를 파악하고 다음 자세와 동작을 추정하는 AI 기술로 스포츠, 감시 영역에 활용\*
  - \* 스포츠 경기 분석, 군중 감시, 공항 활주로 안내원의 동작 식별 등
- 사람 자세 추정 AI의 벤치마크는 Leeds Sports Poses와 Human3.6M가 활용되고 있으며, 최근 자세 추정 AI 알고리즘의 성능 향상을 검증



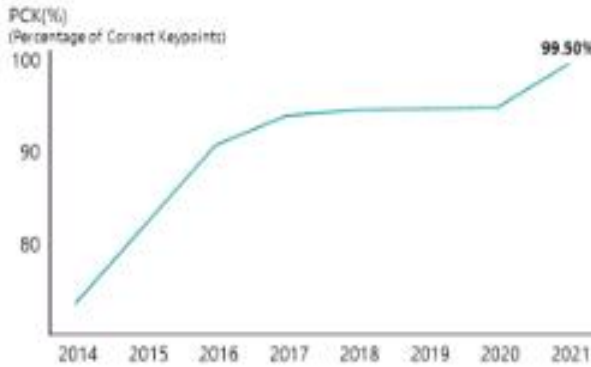
※자료: Stanford HAI, AI Index Report 2022

[그림 2-2-2] 사람 자세 추정 모델의 예시

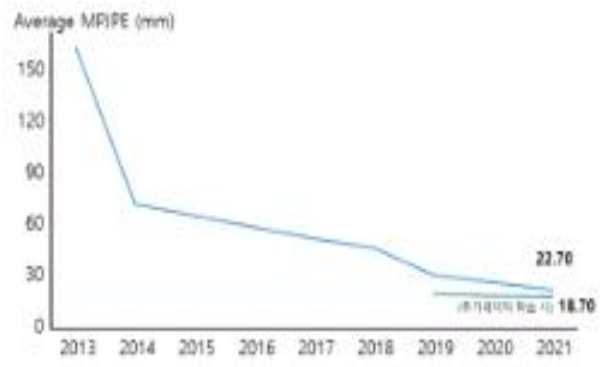
7) 유튜브(YouTube)에서 가져온 동영상 1천 개를 갖는 딥페이크 탐지 벤치마킹 데이터세트로 2019년 도입

8) Celeb-DF는 유튜브의 590개 유명인 영상과 이를 조작한 5,639개의 딥페이크 영상으로 구성되어 있으며, FaceForensics++보다 까다로움(20% 포인트 이상)

- Leeds Sports Poses<sup>9)</sup> 데이터세트 측정 결과 2021년 가장 높은 성능의 AI 모델의 성능은 99.5% 수준까지 향상([그림 2-2-3]a)
- Human3.6M<sup>10)</sup>의 성능은 밀리미터 단위의 관절 위치 오차당 평균 (MPJPE, Mean Per Joint Position Error)으로 측정되며, 2013년 16cm에서 2021년 최대 약 1.9cm 수준까지 성능 향상([그림 2-2-3]b)



(a) Leeds Sports Poses 벤치마크



(b) Human3.6M 벤치마크

※자료: Stanford HAI, AI Index Report 2022, 2022.(재편집)

[그림 2-2-3] 자세 추정 AI의 성능 변화

⑤ 의미 세분화(Semantic Segmentation)

□ 의미 세분화 AI는 이미지 속 픽셀에 범주(예: 사람, 자전거, 배경 등)를 할당하는 작업으로 객체를 구분하고 인식하는 기술\*로 최근 성능 향상

\* (예시) 자율주행차가 보는 이미지의 어느 부분이 보행자이고 도로인지 식별, 사진의 전경과 배경을 구별, 의료 진단 시 CT 사진의 종양 분별 등에 활용

- 2021년 기준 Cityscapes<sup>11)</sup> 벤치마크 결과 최고 성능 AI 시스템은 86.2% 수준으로 2015년 대비 14.6%p 높은 수치를 기록

9) 움직이고 있는 스포츠 선수 이미지 2,000개로 이루어진 데이터 셋으로 각 이미지에는 14개의 서로 다른 신체 관절 위치 정보를 포함

10) Human3.6M은 3차원 공간에서 자세를 추정하는 모델로 17가지 유형의 자세(전화 통화, 토론, 흡연 등)에 대한 360만 개 이상의 이미지 데이터 셋으로 구성

11) 의미 세분화 AI를 테스트하기 위한 데이터셋으로, 50개 도시의 각 계절별 거리 환경 이미지로 구성되어 있으며, IOU(Intersection-Over-Union)점수가 높을수록 세분화 정확도가 높음



※자료: Stanford HAI, AI Index Report 2022

[그림 2-2-4] 의미 세분화의 사례

## ⑥ 의료 이미지 분류(Medical Image Segmentation)

- 의료 이미지 분류는 AI 시스템이 의료 이미지에서 **장기와 병변·종양 등을 식별하고 분류**하는 기술로 의료 서비스 품질 향상에 직접적 영향
  - 의료 이미지 분류 분야의 AI 기술은 CVC-ClinicDB 및 Kvasir-SEG 벤치마크 데이터세트<sup>12)</sup>에서 92~94% 수준의 분류 성능을 달성
    - CVC-ClinicDB에서 AI 시스템은 2021년 기준 94.2% 비율로 대장 용종을 인식·분류하며 2015년 대비 11.9%p 향상된 성능을 보임
    - Kvasir-SEG에서는 현재 최고 성능의 AI 모델이 92.2% 비율로 위장 용종 이미지를 정확하게 분류
  - 특히, Kvasir-SEG 데이터세트 활용은 2020년 이전(3개) 대비 6개(2020년), 25개(2021년)로 급증하며, 의료 이미지 세분화 측면의 급진전을 시사

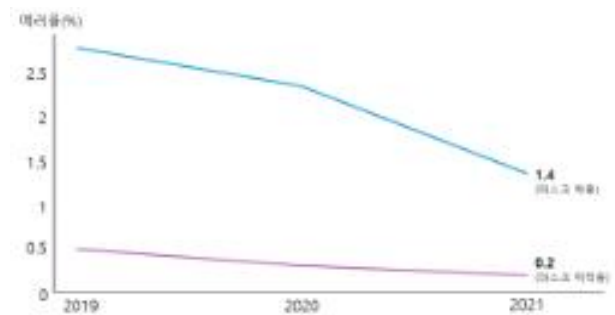
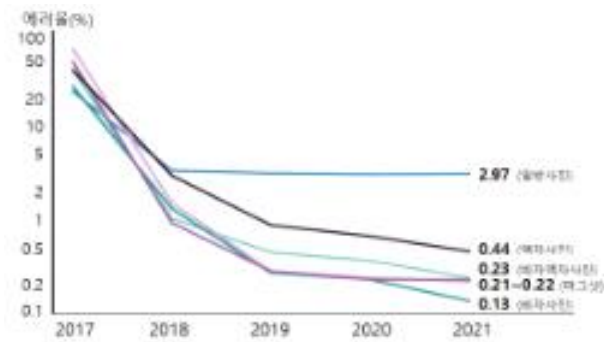
## ⑦ 안면인식(Face Detection & Recognition)

- 안면인식 AI 시스템은 이미지 및 비디오에서 **개인을 식별**하는 기술로, 최근 상당한 기술 발전을 통해 **인식률 100%에 가까운 성능을 달성**
  - 안면인식 기술은 수십 년 동안 존재해 왔으나 지난 몇 년간 높은 발전을 보이며 신원 확인, 불법 행위 식별 및 방지 등에 적극 활용\*

\* 미국 정부 기관 24개 중 18개 기관은 안면인식 기술을 활용

12) △CVC-ClinicDB는 31개의 대장 내시경에서 얻은 600개 이상의 고해상도 이미지로 구성,  
△Kvasir-SEG는 의사가 수동으로 분할하고 위장병 전문가가 교차 검증한 1,000개의 고해상도 위장 용종 이미지 데이터세트

- 미 국립표준기술원(NIST)의 안면인식 공급업체 테스트(FRVT)<sup>13</sup>를 통해 테스트 한 결과, 가장 우수한 AI 알고리즘은 오류율 0.1%를 달성
  - 2017년 최고 성능의 AI 알고리즘이 50% 수준의 오류율을 보인 반면, 2021년에는 테스트에 임한 모든 시스템이 최대 3% 미만의 오류율 달성
- 최근 코로나19로 인한 마스크 착용 안면인식의 경우, 마스크를 쓰지 않은 경우보다 인식률은 떨어지나 2019년 이후 격차가 줄어들



(a) NIST FNMR 벤치마크 성능

(b) 마스크 착용 유무에 따른 인식률

※자료: Stanford HAI, AI Index Report 2022(재편집)

[그림 2-2-5] 안면인식 AI 성능 변화

⑧ 시각 추론(Visual Reasoning)

- 시각 추론은 AI가 이미지 데이터와 텍스트 데이터의 조합을 추론하는 보다 발전된 형태의 이미지 인식 기술로 최근 인간에 가까운 성능 제시

질문(Text)	누가 안경을 쓰고 있는가?	
제시사진		
AI 답변	남성	여성

※자료: Stanford HAI, AI Index Report 2022(재편집)

[그림 2-2-6] 시각 추론의 사례

13) 이미지 전반의 얼굴인식, 인신매매 피해자 식별, 여권 중복성 체크, 비자 확인 등을 테스트하며 오류율(FNMR, False Non-Match Rate)이 낮을수록 성능이 우수



- 시각적 질문 응답(VQA)를 통해 테스트 한 결과 AI의 성능은 2015년 55.4%에서 2021년 79.8%로 인간 수준(80.8%)에 도달

## ⑨ 비디오 동작 인식(Activity Recognition)

- 비디오 영상에서 발생하는 활동을 식별하는 기술로 단순한 행동(손 흔들기)에서 복잡한 단계를 포함하는 활동(샐러드 만들기)을 인식하는 수준에 도달
  - 구글, 미시간주립대, 브라운대에서 공동으로 개발한 MTV는 현재 Kinectics<sup>14)</sup> 벤치마크에서 시리즈별로 82~89% 이상의 정확도를 달성
    - 2022년 1월에 출시한 MTV는 Kinectics 600에서 89.6%의 Top-1 정확도, 400에서 89.1%, 700에서 82.20%의 정확도를 달성

## 2. 언어 및 음성 인식 분야

- 자연어처리 분야(NLP)는 1950년부터 시작한 가장 오래된 AI 분야 중 하나로 최근 몇몇 기술은 인간보다 복잡한 언어작업 수행이 가능한 수준까지 도달

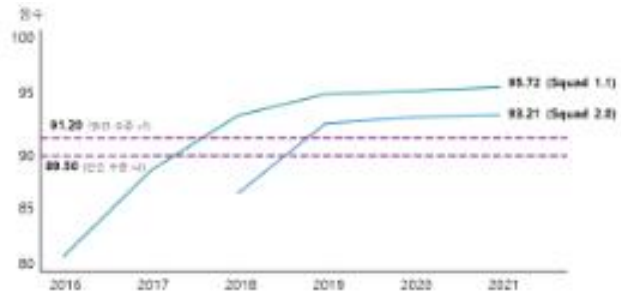
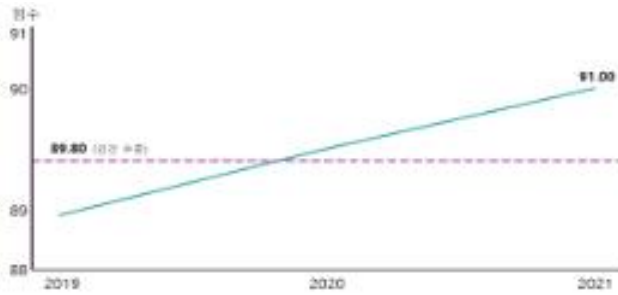
### ① 언어 이해(Language Understanding)

- 언어 이해 AI(영어 기준)는 최근 인간 수준 이상의 언어 이해 수준을 보임
  - SS-MoE 모델은 최근 SuperGLUE<sup>15)</sup> 벤치마크를 통해 인간 기준 (89.8)을 넘어서는 91.0의 점수를 달성
  - 독해력 성능 테스트인 SQuAD(Stanford Question Answering Dataset)<sup>16)</sup>는 버전별로 95.72점(v1.1), 93.21점(v2.0)으로 각각 인간(91.2, 89.5)보다 우수

14) Kinectics는 유튜브의 65만 개 고품질 비디오를 기반으로 구성된 데이터셋으로 AI 시스템에 각각 가능한 400, 600, 700개 범주의 작업 분류를 테스트

15) 예/아니오 답변, 인과 관계 식별, 상식 이해 등 총 8가지 기준으로 테스트하는 벤치마크

16) 10만7천여 개의 질의응답으로 구성되어 있으며, 후속 버전(2.0)은 5만 개의 답이 없는 질문 세트가 포함되어 더 어려운 읽기이해를 요구



(a) SS-MoE의 SuperGLUE 벤치마크 성능 변화

(b) SQuAD의 성능 변화

※자료: Stanford HAI, AI Index Report 2022(재편집)

[그림 2-2-6] 언어 이해 AI 성능 변화

② 문서 요약(Text Summarization)

- 문서 요약은 핵심적인 콘텐츠를 이해하면서 텍스트 조각을 합성하는 기술로 과거 대비 성능 향상이 있으나, 최근의 성능 향상 속도는 정체
  - 최신의 문서 요약 AI 모델은 ROUGE<sup>17)</sup> 성능 측정 기준으로 과거 대비 약 15%p 내외로 성능 향상
    - ArXiv<sup>18)</sup> 벤치마크에서 2017년(약 32% 수준) 대비 47.1%로 향상
    - PubMed<sup>19)</sup> 벤치마크에서는 2017년(34.6%) 대비 48.2%로 향상

③ 자연어 추론(Natural Language Inference)

- 자연어 추론은 전제가 주어졌을 때 가설에 대한 참·거짓·중립을 결정하는 AI 기술로 성능 향상은 있으나 아직 인간 수준에 미달
  - Facebook의 추론엔진인 EFL은 2021년 60만 개의 전제 및 가설이 포함된 문장 세트로 구성된 Stanford SNLI 벤치마크에서 93.1%의 성능을 달성
  - 귀납추론 데이터세트인 ANLI<sup>20)</sup> 기준으로는 2021년 최신 성능이 91.87%로 2019년 대비 7.7%p 증가했으나, 아직 인간 수준(92.9%)에는 미달

17) Recall-Oriented Understudy for Gisting Evaluation, AI 시스템이 생성한 요약과 사람이 생성한 요약을 비교하는 테스트로 일치율(%)이 높을수록 정확

18) 수학, 물리, 전산, 생물, 통계 등 과학 분야 2만 7천여 개 논문을 포함하는 데이터세트

19) 생명과학, 생물의학, 건강심리학 등 보건·복지 분야 1만 9천여 개의 과학 출판물로 구성된 데이터세트

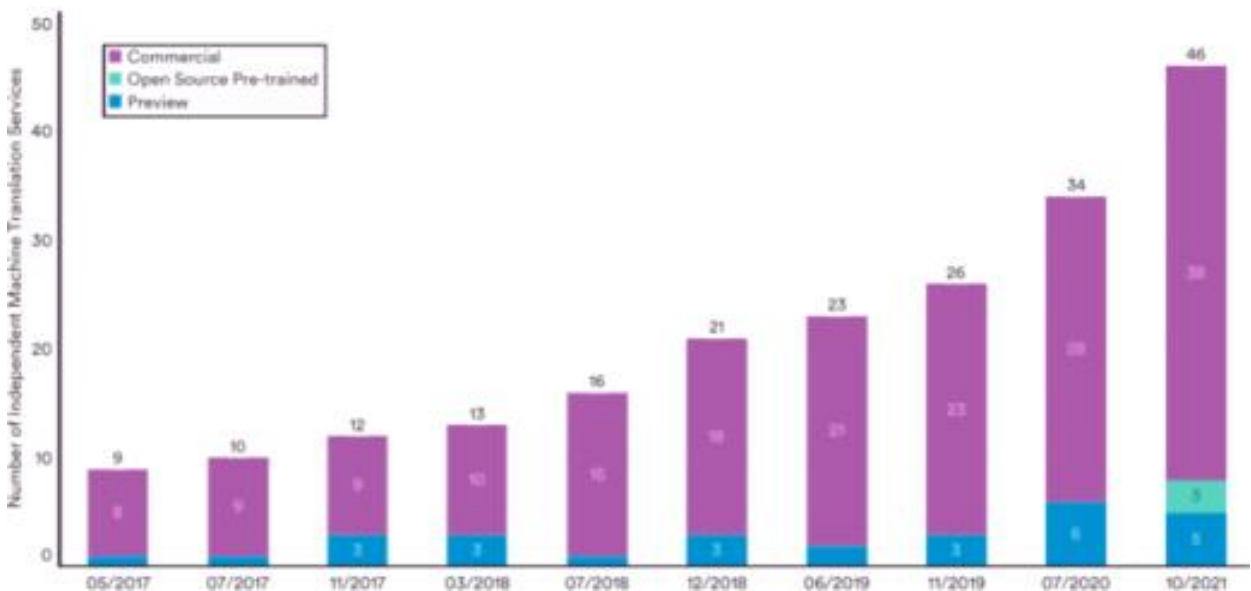
20) 알렌연구소(Allen Institute)에서 2019년에 제작한 17만 개의 전제·가설 쌍으로 이루어진 데이터세트

#### ④ 감성 분석(Sentiment Analysis)

- 감성 분석은 주어진 문장의 부정·중립·긍정 등과 같은 감정을 식별하는 자연어처리 기술로 고객 응대 및 리뷰, 현장 설문 조사 등 **상업적 활용 확대**
  - SemEval<sup>21)</sup> 벤치마크를 통해 감성 분석 AI는 2015년 70% 수준에서 최근 중국 Linklogis와 SCNU의 AI 엔진이 88.64%를 달성

#### ⑤ 기계 번역(Machine Translation)

- 기계 번역은 AI가 다국어를 번역하는 기술로 **2017년부터 신경망을 도입하여 성능이 향상**되었으며, 현재 검색엔진 및 SNS에 널리 활용
  - WMT2014 벤치마크에서 영어-불어간 번역 능력이 43.95점으로 2014년 대비 23.7% 향상, 영어-독일어 간 번역 능력은 35.14로 2014년 대비 68.1% 향상<sup>22)</sup>
  - 상업적 영역에서 구글 번역과 같은 서비스도 2017년 이후 5배 이상 증가



※자료: Stanford HAI, AI Index Report 2022

[그림 2-2-8] 번역 AI의 증가 추이

21) 7,686개의 레스토랑 및 노트북 고객 리뷰 데이터셋으로 구성되었고 AI의 정서적 감정 분류 성능을 백분율로 측정  
 22) 기계 번역의 성능은 인간이 생성한 번역과 일치도를 비교하는 BLEU(Bilingual Evaluation Understudy) 점수로 측정

## ⑥ 연설·음성 인식(Speech Recognition)

- 음성 인식은 말을 인식하고 텍스트로 변환하는 AI 기술로 1950년대에 등장하여 최근 10년간 딥러닝을 통해 높은 수준에 도달
  - 최근 MIT와 구글의 음성 인식 엔진인 W2V-BERT는 LibriSpeech<sup>23)</sup> 벤치마크에서 2%의 오류율로 2015년(13.5%) 대비 크게 향상
  - 특정 음성 인식 측정 벤치마크인 VoxCeleb<sup>24)</sup>를 기준으로 하는 측정에서 최신 AI 시스템의 오류율은 2017년 7.8%에서 2021년 0.42% 수준으로 낮아지며 대폭 성능 향상

## 3. 추천 알고리즘

- 추천 알고리즘은 영화, 기사, 제품 등 사용자가 관심을 가질 수 있는 항목을 제안하는 기술로 상용시스템\*에서 활용되며 성능이 소폭 향상
  - \* Amazon, Netflix, Spotify, YouTube 등 상용 비즈니스 플랫폼에서 적극 활용
  - MovieLens 20M은 2만7천 개의 영화에 대한 등급(약 2천만 개)으로 구성된 데이터셋으로 최근에는 2018년 대비 5.2% 향상된 성능을 보임
  - Criteo는 웹사이트에서 클릭율을 예측하는 시스템으로 2016년 대비 1.8% 향상되어 느리지만 꾸준히 개선된 성능을 보임

## 4. 강화 학습

- 강화 학습은 AI가 이전 학습 결과에 대해 보상 수준을 달리하여 학습의 성능을 최대화 하는 기술로 응용 및 파급효과가 매우 크며 지속적으로 성능이 향상
  - 지난 10년간 체스, 바둑, 게임 등의 영역에서 진보된 성능을 보여 왔으며, 향후 보다 일반적인 영역으로 확산될 것으로 예상

23) 2015년에 도입된 LibriSpeech는 1천 시간 분량의 오디오북 영어 음성 데이터 세트로 고품질 및 저품질의 음성 테스트 및 성능을 오류율로 표기

24) 화자 인식을 위한 인간 음성의 대규모 시청각 데이터셋으로, 특정 음성을 추출·인식할 수 있으며 오류율로 성능을 측정

- 구글 DeepMind의 MuZero(2019)는 Atari-57<sup>25)</sup> 벤치마크에서 이전 대비 48.3% 증가된 성능을 보였으며, 칭화대 GDI-H3(2021년)는 MuZero 성능의 두 배를 달성
- 구글의 MuZero는 보다 일반적인 강화학습인 Procgen<sup>26)</sup> 벤치마크에서 2019년 대비 128.6% 개선된 성능을 보임
- 2021년 최신의 체스 엔진은 현존 최고의 인간 체스기록(ELO점수 2882, Magnus Carlsen, 2014)보다 24.3% 더 우수

## 5. 하드웨어 및 로봇틱스

- AI 시스템을 학습·구동시키기 위한 더 강력한 컴퓨팅 인프라와 AI를 적용할 수 있는 로봇 팔 등과 같은 하드웨어는 성능과 접근성이 점차 향상
  - 컴퓨팅 인프라의 성능 향상과 확산으로 인해 거의 모든 AI 기술 범주에 대하여 훈련 시간과 비용이 대폭 감소
    - MLPerf<sup>27)</sup> 벤치마크를 통한 AI 학습(이미지 분류, 자연어 처리 등)시간은 2018년 6.2분에서 2021년 0.2분(13.8초)으로 27배 이상 대폭 감소
    - 2021년 AI를 학습시키기 위한 GPU(Graphic Processing Unit) 및 TPU(Tensor Processing Unit)로 구성된 가속기 수는 2018년 대비 9배 이상 증가
    - ImageNet에서 AI를 학습시키기 위한 더 강력한 하드웨어의 훈련비용은 2017년 (\$1,112.6) 대비 4년 동안 223배(\$4.6) 감소
  - AI를 활용하는 로봇 팔\*의 중간가격은 2017년 4만2천 달러에서 2021년 2만2천 달러로 46.2% 하락하며 접근성이 향상

\* 로봇 공학 분야의 AI 활용은 딥러닝 67%, 강화 학습 46%로 매우 높음

25) 57개 아케이드 게임(Pac-Man, Space Invaders, Frogger 외)제품군에서 AI 성능을 측정

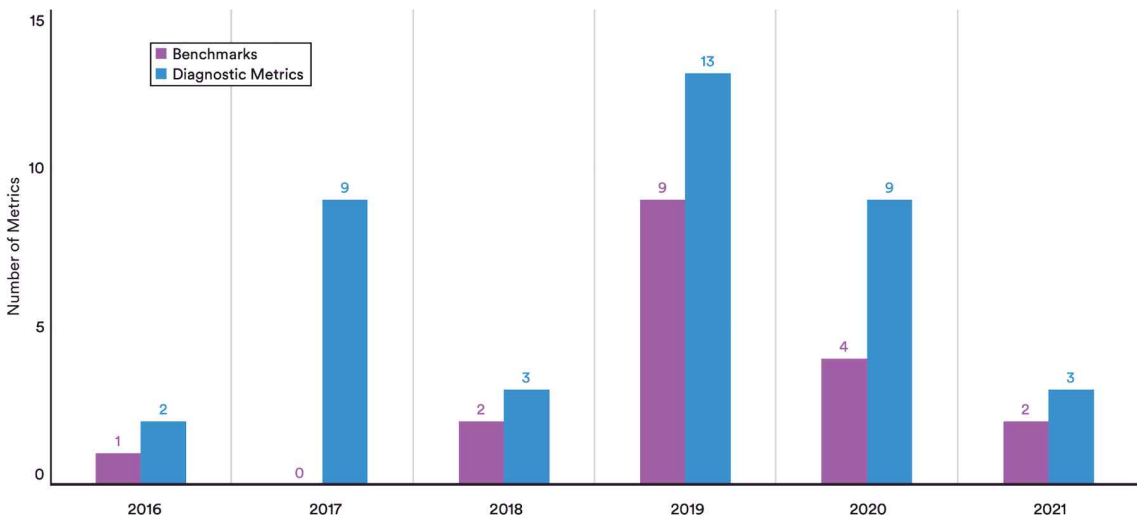
26) 2019년 OpenAI에서 도입한 강화 학습 환경으로 16개의 절차적 비디오 게임 AI 학습 환경을 제공하며, 보다 일반적인(General) 학습을 요구

27) Machine Learning Commons 조직에서 운영하는 AI 교육 대회로 참가한 AI가 기준 성능에 도달하기 위한 학습 시간을 측정

## 2.3 AI 기술 윤리

### 1. AI 시스템의 공정성·편향성 지표개발 현황

- AI의 공정성·편향성을 진단하기 위한 지표개발에 지속적인 연구 및 투자 진행
  - 2016년부터 AI 시스템의 공정성 및 편향성 검증을 위한 벤치마크 데이터세트와 진단지표가 꾸준히 개발됨<sup>28)</sup>
    - \* 벤치마크 데이터세트 예시: ImageNet(이미지 분류 성능평가), GLUE(자연어 이해 성능평가) 등
    - \* 진단지표 예시: 인구통계학적 형평성(demographic parity), 기회의 동등성 (equality of opportunity), 가능성의 동등성(equalized odds) 등



※자료: Stanford HAI, AI Index Report 2022

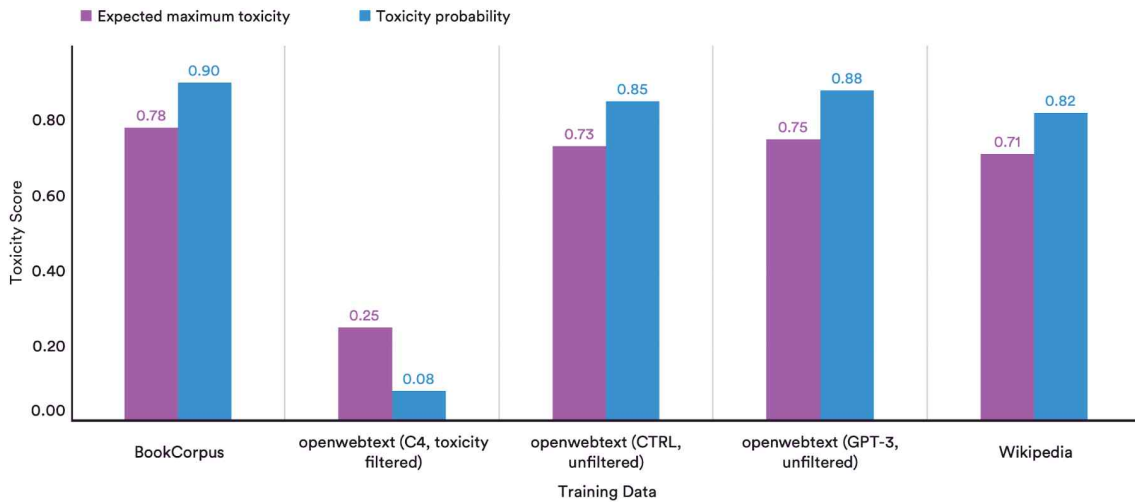
[그림 2-3-1] 공정성과 편향성 지표수 추이

### 2. 자연어처리 편향성 지표 (Natural language processing bias metrics)

- 기초 훈련데이터에서 유해 내용을 걸러낸 경우가 그렇지 않은 경우보다 언어모델의 유해성 감소

28) 벤치마크(Benchmark)는 AI 시스템의 내재적 성능평가를 위한 레이블 된 데이터세트(labeled dataset)이며 진단지표(Metrics)는 AI 시스템의 성능이 집단별(예, 남/녀)로 차이가 나는지 측정하는 도구

- 언어모델이 프롬프트(미완성 문장)를 유해성<sup>29)</sup>이 있는 문장으로 완성하는 정도를 RealToxicityPrompt로 측정한 결과 데이터 필터링의 중요성 확인
  - [그림 2-3-2]와 같이 유해 내용 및 노이즈를 필터링한 C4 데이터셋으로 학습한 언어모델이 필터링하지 않은 데이터셋 학습 때보다 현격히 낮은 유해성을 보임



※자료: Stanford HAI, AI Index Report 2022

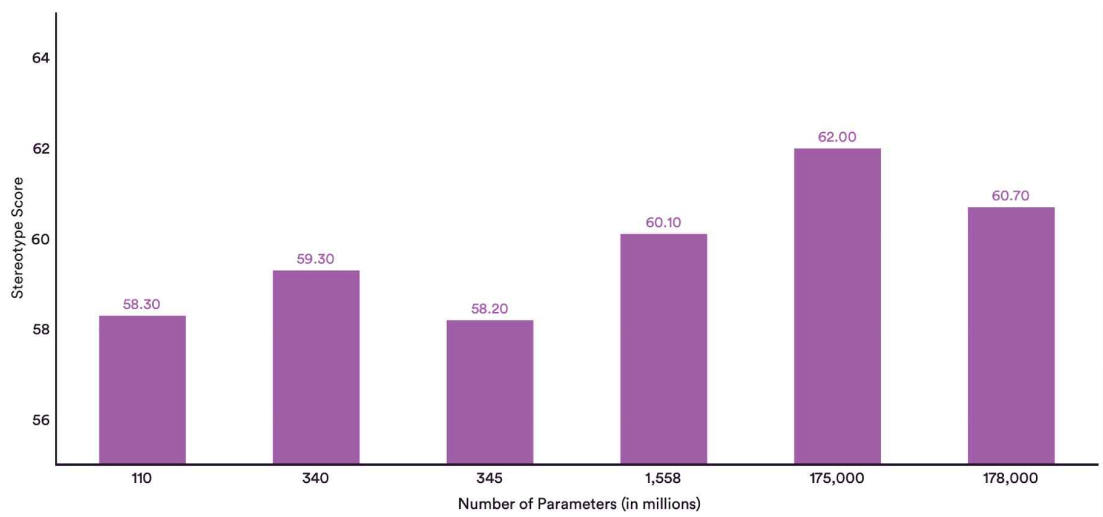
[그림 2-3-2] 언어 모델의 유해성(toxicity) 점수

- 일반적으로 언어모델의 크기(파라미터 수)가 커질수록 유해성이 증가
  - 2021년에 딥마인드가 개발한 2,800억 개의 파라미터를 가진 모델의 유해성이 2018년 기준 최고 성능이었던 1억 1,700만 개 파라미터 모델 대비 29% 증가
    - 성별, 인종, 종교 등에 대한 스테레오 타입(stereotype)을 측정하는 벤치마크인 StereoSet도 모델 크기가 커질수록 편향성이 증가하는 경향 입증([그림 2-3-3])
  - 모델의 유해성을 줄이기 위한 방법론(detoxification method)들이 있으나 성능에는 부정적인 영향을 미침
    - 실험 결과, DAPT(Domain adaptive pretraining), PPLM(Plug and Play Language Model), GeDi(Generative Discriminator Guided Sequence Generation) 등 유해성

29) 유해성(toxicity): 누군가의 대화를 중단시키는 무례하거나 불합리한 발언으로 정의

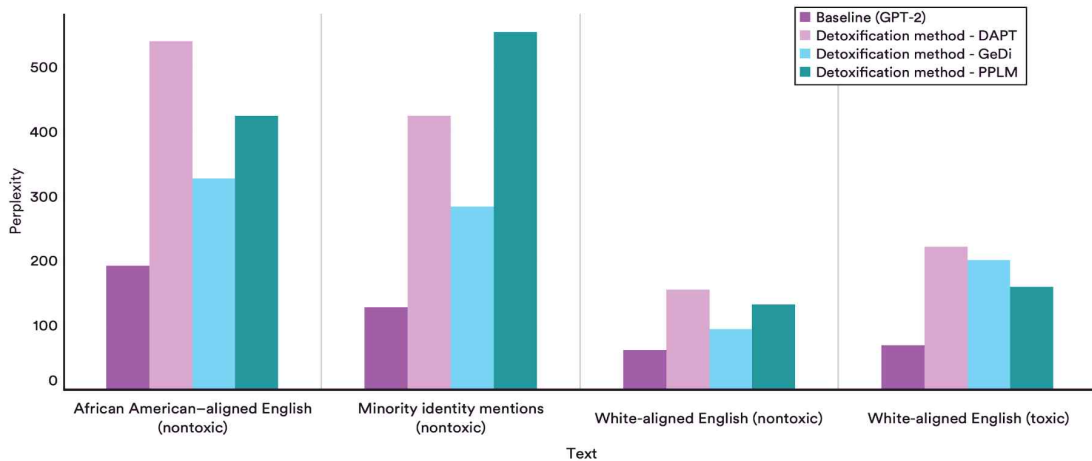
저하 방법론을 사용한 경우, 그렇지 않은 경우보다 혼잡도(Perplexity)<sup>30)</sup>가 현격히 증가([그림 2-3-4])

- 또한, [그림 2-3-4]와 같이 유해성 저하 방법론을 사용하거나 사용하지 않은 경우 모두 아프리카계 미국인의 영어 또는 소수자들의 정체성 관련 내용이 포함된 텍스트에 대한 언어모델의 성능이 백인 관련 텍스트보다 낮아 편향성 확인



※자료: Stanford HAI, AI Index Report 2022

### [그림 2-3-3] 모델 크기에 따른 스트레오 타입 점수 변화



※자료: Stanford HAI, AI Index Report 2022

### [그림 2-3-4] 영어 사용 소수 인종 그룹에 따른 언어모델 성능 차이

30) Perplexity: 언어모델이 얼마나 정확하게 문장을 생성하는지 측정하는 지표로, 값이 클수록 발생할 수 있는 문장의 개수가 많아 성능(정확도)이 낮다는 의미



## □ 실험 결과, 언어모델들의 집단(그룹)별 편향성도 확인

- CrowS-Pairs(Crowdsourced Stereotype Pairs)<sup>31)</sup>는 BERT, RoBERTa, ALBERT 모델의 편향성 비교 및 확인
  - 고성능의 모델일수록 스테레오 타입 편향성을 더 학습하고 강화하는 경향을 보임
- WinoMT<sup>32)</sup>는 구글 번역의 정확도가 60%이며 MS, 아마존 등 다른 기업들의 번역시스템도 유사한 수준이라고 평가
- 문장의 편향성을 측정하는 지표인 SEAT(Sentence Encoder Association Test)는 보다 발전된 형태의 문맥 기반 워드임베딩 (contextualized word embeddings)도 성별, 직업별, 인종별 편향성이 상당한 수준임을 입증
  - 영어와 외국어 간의 상대적 편향성을 측정하는 XWEAT(eXtended Word Embedding Association Test)의 실험 결과, 이러한 편향성은 스페인어 등 다른 언어에서도 영어와 유사한 수준으로 나타남

## 3. AI 윤리 연구의 성장

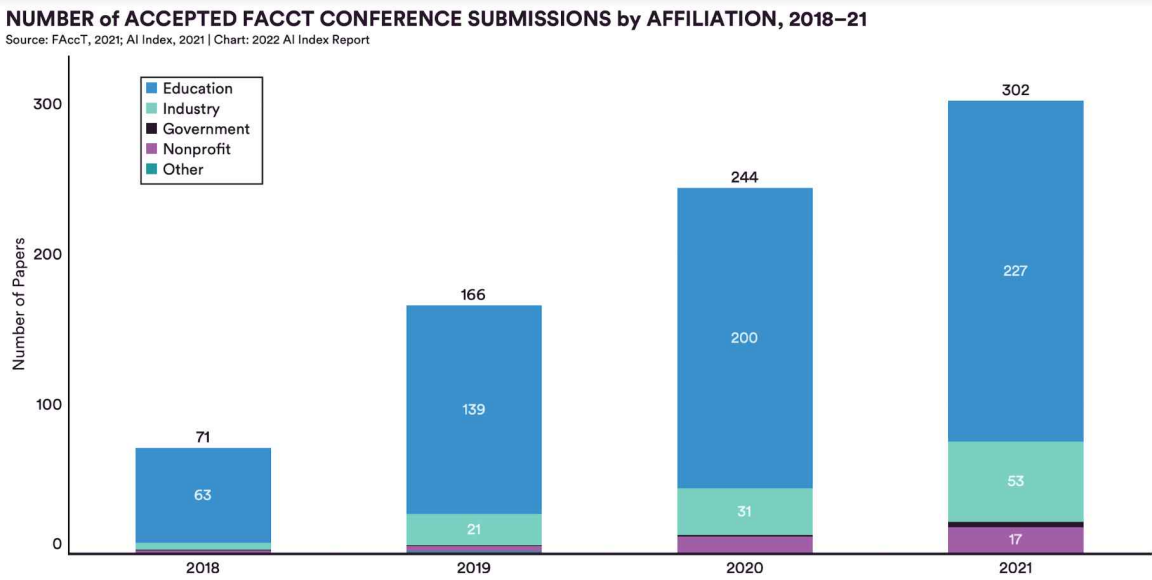
### □ 알고리즘 공정성 및 편향성 연구가 AI 분야 주류 연구로 자리매김

- 2014년과 비교해 AI 공정성 및 투명성 관련 논문 출판 건수가 5배 증가
  - ACM FAccT(Fairness, Accountability, and Transparency)와 NeurIPS(The Conference and Workshop on Neural Information Processing Systems)에서 AI 윤리 관련 논문 발표 건수도 지속 증가\*

\* ACM FAccT 컨퍼런스에 제출한 산업계의 논문은 2020년 대비 2021년 71% 증가

31) 역사적으로 불이익을 받은 집단과 그렇지 않은 집단 간의 스테레오 타입 편향성 차이를 측정하기 위한 벤치마크 데이터셋

32) 영어문장 번역 시 성별 번역 정확도를 측정하는 벤치마크 데이터셋



※자료: Stanford HAI, AI Index Report 2022

[그림 2-3-5] AI 신뢰성(FAcCT) 관련 연구 논문 추이와 연구자 소속 비중 변화

#### 4. 멀티모달(Multimodal) 편향성

- 텍스트, 이미지 등 다양한 종류의 데이터를 동시에 활용하는 멀티모달 모델(Multimodal model)에서도 스테레오 타입 편향성 발견
  - 4억 개의 이미지-텍스트 조합을 학습해 이미지를 분류하는 CLIP (Contrastive Language-Image Pre-training)의 실험 결과, 흑인을 인간으로 분류하지 않는 오류가 다른 인종보다 2배 이상 높음
  - 또한, CLIP는 유모, 가정부와 같은 텍스트는 여성과 관련이 있으며, 죄수, 조직 폭력배 등은 남성과 연관된다고 분류해 성별에 따른 편향성도 보임

## 2.4. 경제와 교육

### 1. 일자리(Jobs)

- 뉴질랜드, 홍콩, 아일랜드, 룩셈부르크 등에서 AI 분야 고용이 가장 빠른 속도로 성장
  - 국가별 링크드인(LinkedIn) 이용자 중 AI 기술 보유 및 AI 분야 취업 비율이 2016년 대비 2021년에 얼마나 증가했는지로 AI 고용지수<sup>33)</sup> 산출\*
    - \* 국가별 AI 고용지수(AI Hiring Index): 뉴질랜드(2.42), 홍콩(1.56), 스웨덴(1.24), 영국(1.20), 중국(1.18), 미국(1.17), 캐나다(1.14), 독일(1.08) 순
- 싱가포르, 미국, 캐나다, 영국 등이 전체 채용에서 AI 분야 채용이 차지하는 비율이 타 국가 대비 상대적으로 높음<sup>34)</sup>
  - 국가별 AI 분야 채용 공고 비율은 싱가포르 2.33%, 미국 0.90%, 캐나다 0.78%, 영국 0.74%, 호주 0.58%, 뉴질랜드 0.25% 순
- 미국의 경우 인공지능 기술 중 기계학습 분야에 대한 채용 공고가 가장 많았고, 정보산업에서 인공지능 채용 공고가 가장 많았음
  - 기술별 채용 공고 비율은 기계학습 0.57%, 인공지능 0.33%, 신경망 0.15%, 자연어처리 0.13%, 로봇틱스 0.11%, 이미지 인식 0.10%, 자율주행 0.06% 순
  - 산업별 채용 공고 비율은 정보 3.30%, 전문가 및 과학기술서비스 2.59%, 제조 2.02%, 금융보험 1.81%, 농림어업 0.95%, 공공 0.95%, 교육 0.84%로 나타남
- 인도, 미국, 독일, 중국 등의 근로자가 상대적으로 우수한 AI 역량을 보유
  - 링크드인 이용자 데이터를 이용하여 전 세계 근로자 평균 AI 역량 수준 대비

33) 가령 AI 고용지수가 2라는 것은 AI 기술을 보유했거나 AI 분야에 취업한 링크드인 이용자가 지난 5년(2016~2021)간 2배 증가했음을 의미

34) 전 세계 4만 5천여 개의 구인 웹사이트에 2010년부터 올라온 전체 채용 공고에서 구인 공고의 직업명, 기업명, 산업 분야, 요구 경력·전공·역량 등의 텍스트를 분석하여 AI 분야 여부를 판단 AI 분야가 차지하는 비율을 도출

해당 국가의 AI 역량 보유율(AI Skill Penetration Rate)\*을 계산

\* AI 역량 보유율이 2라는 의미는 해당 국가 및 직종의 근로자 중 AI 역량 보유 근로자 비중이 전 세계 평균보다 2배 많다는 것을 의미

- 국가별 AI 역량 보유율은 인도 3.09, 미국 2.24, 독일 1.70, 중국 1.52, 이스라엘 1.52, 캐나다 1.41, 영국 1.40, 한국 1.28, 싱가포르 1.22 등으로 나타남

## 2. 투자(Investment)

□ 2021년 전 세계 기업의 AI 투자는 전년 대비 1.48배 증가한 1,765억 달러

- 지난 5년간 투자 규모는 약 8.9배\* 증가

\* 198억 달러('16) → 473억('17) → 456억('18) → 670억('19) → 1,195억('20) → 1,765억('21)

- 투자 방식별 규모는 일반투자 935억 달러, 인수합병 720억 달러, 기업공개 96억 달러 수준

□ 신규 투자 유치 AI 스타트업은 감소, 스타트업 당 평균 투자 유치 금액은 증가

- 2021년 신규 투자받은 AI 스타트업은 746개로 2018년 이후 매년 감소세
  - 5억 달러 이상 투자받은 AI 스타트업은 4개에서 15개로 늘어나는 등 평균 투자 유치 금액이 전년 대비 약 81% 증가

□ 미국이 지속적으로 AI 스타트업에 압도적인 규모의 투자를 하고 있으며 중국, 영국, 이스라엘, 프랑스 등도 활발히 투자

- 2021년 미국은 AI 스타트업에 529억 달러를 투자하며, 중국(172억), 영국(47억), 이스라엘(24억) 등에 큰 격차를 보임

\* 한국의 AI 스타트업 투자 규모는 약 11억 달러로 세계 10위 수준

- 2021년 새롭게 투자받은 AI 스타트업은 미국 299개, 중국 119개, 영국 49개, 이스라엘 28개, 프랑스 27개 수준

\* 한국의 신규 투자 AI 스타트업은 약 19개로 세계 9위 수준



※자료: Stanford HAI, AI Index Report 2022 (재편집)

[그림 2-4-1] 국가별 2021년 AI 스타트업 투자현황 (AI Index 2022)

### 3. 기업 AI 활용 (Corporate Activity)

- 2021년 전 세계 기업의 AI 활용률은 2020년 대비 6%p 증가한 56% 수준
  - 글로벌 경영컨설팅 업체 맥킨지(McKinsey)가 전 세계 1,843명의 경영자를 대상으로 AI 도입실태를 조사
    - 지역별 AI 활용 기업 비중은 인도 65%, 아·태 선진국 64%, 신흥국 시장 57%, 북미 55%, 유럽 51%, 라틴아메리카 47% 등
    - 산업·기능별 AI 활용은 하이테크·통신산업의 제품 및 서비스 개발 기능에서 AI 활용률이 약 45%로 높게 나타남
    - 그 외 금융서비스산업의 서비스 운영(40%) 및 리스크관리(32%), 하이테크·통신산업의 서비스 운영(34%) 등에서 AI 활용률이 높음
  - 기술별 AI 활용률은 하이테크·통신산업에서 자연어 텍스트 이해 기술의 활용률이 약 34%로 가장 높음
  - 그 외, 금융서비스업과 자동차 조립업에서 RPA 기술(33%), 금융 서비스업의 자연어 텍스트 이해 기술(32%) 활용률이 높음
- 경영자들은 AI 도입에 따라 기업에 사이버 보안 등 다양한 위험이 발생할

것으로 인지하고 있으나 이에 대한 대응 수준은 미흡

- 분야별 위험 인지 수준은 사이버 보안 55%, 규제 준수 48%, 설명 의무 41%, 프라이버시 41%, 조직 평판 35%, 공정성 29% 등
- 분야별 위험 대응 수준은 사이버 보안 47%, 규제 준수 36%, 설명 의무 27%, 프라이버시 28%, 조직 명성 22%, 공정성 19% 등

#### 4. 북미지역 AI 교육(AI Education)

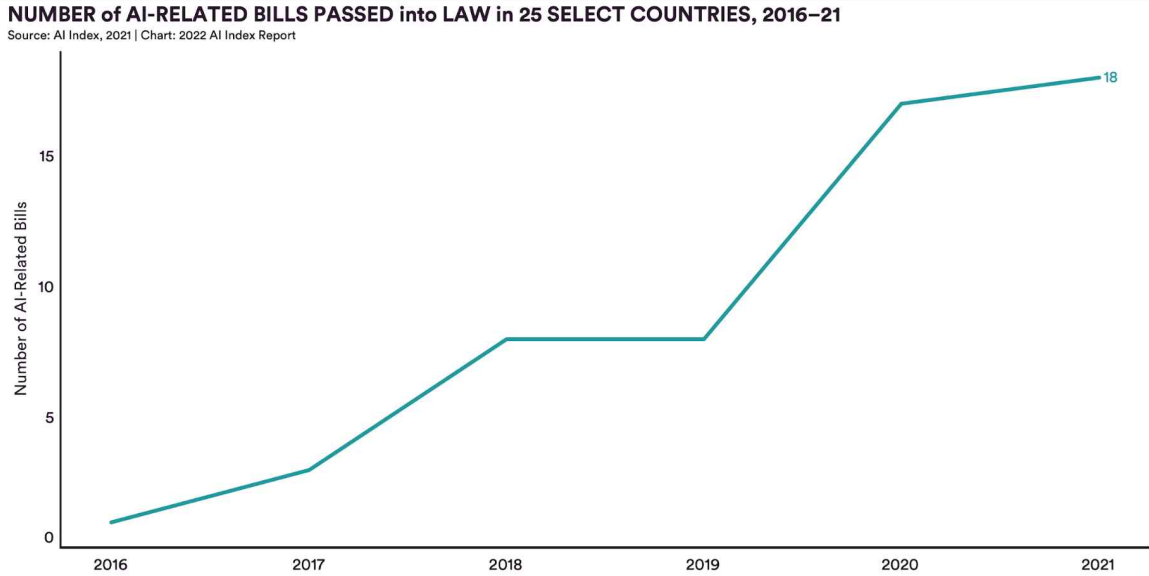
- 컴퓨터과학(Computer Science) 학사 및 박사 졸업생이 최근 10년간 급증
  - 2020년 컴퓨터과학 학부 졸업생은 약 31,840명으로 전년 대비 11.6% 증가했고, 2010년 대비 3.5배 증가
  - 2020년 컴퓨터과학 박사 졸업생의 21%가 전공 분야로 인공지능·기계학습을, 6.3%가 로보틱스·비전을 선택
    - 지난 10년간 인공지능·기계학습 및 로보틱스·비전 분야 신규 박사 졸업생은 각각 72%, 51% 증가\*
      - \* (박사,명) AI·ML:161('10)→277('20), 로보틱스·비전: 55('10) → 83('20)
- 2020년 북미지역 AI 분야 박사 졸업생의 해외 유출이 증가했고 산업계로 진출한 박사 비중이 소폭 감소
  - 북미지역 AI 분야 박사 중 해외 유출 인력 규모는 2020년 19명에서 2021년 32명으로 증가
    - \* 박사 취득자의 60%는 산업계, 24%는 학계, 2%는 정부 분야에 취업
- 북미 지역 AI 분야 박사학위 취득자의 대다수는 여전히 백인 남성으로 나타남
  - AI 분야 박사학위 취득자 중 여성 비중은 2010년 이후 20% 내외 유지
  - AI 분야 박사학위 취득자 중 백인 비중은 2010년 78%에서 2020년 51%로 감소했으며, 같은 기간에 아시아계는 14%에서 30%로 증가

## 2.5. AI 정책 및 거버넌스

- 이 장에서는 다양한 국가, 지역 및 미국의 주 정부가 AI 기술을 관리하기 위해 어떻게 노력하고 있는지 AI 정책 및 거버넌스에 대해 자세히 다룸
  - 여러 국가 및 지역에서 제안되거나 통과된 AI 관련 법률, 미국의 주 차원 법률, 전 세계 AI에 대한 의회 및 의회 기록 데이터를 수집해 분석

### 1. AI에 대한 글로벌 입법 기록

- 2016년부터 2021년까지 '인공지능'이라는 단어가 포함된 25개국\* 55개의 입법부 법안을 분석
  - \* 분석 대상 국가(25개국): 호주, 벨기에, 브라질, 캐나다, 중국, 덴마크, 핀란드, 프랑스, 독일, 인도, 아일랜드, 이탈리아, 일본, 네덜란드, 뉴질랜드, 노르웨이, 러시아, 싱가포르, 남아프리카, 한국, 스페인, 스웨덴, 스위스, 영국, 미국 등
- 인간 중심 가치의 통합을 촉진하기 위해 AI에 대한 관심과 입법 노력이 높아지고 있으나 그 채택률은 저조한 상태
  - 2016년 이후 통과된 AI 관련 법안 수는 25개국 전체 55건으로 2016년 1건에서 2021년 18건으로 지속적으로 증가
    - \* 미국이 13건, 러시아가 6건, 벨기에, 스페인, 영국이 각 5건, 프랑스, 이탈리아, 한국이 각 4건, 일본이 3건, 중국이 2건, 브라질, 캐나다, 독일, 인도가 각 1건
  - 미국 연방 AI 입법 기록에 따르면, 급격히 증가되는 입법 제안 수요에 비해 그 채택률이 2%에 그쳐 매우 저조한 것으로 나타남
    - \* 2021년 기준, 총 130건 제안 법안 중 3개가 채택되었으나, 연방과는 달리 주 차원에서는 그 채택률이 20%에 달하는 것으로 나타남 (2021년 기준 131개 제안 법안 중 26개 법안 채택)

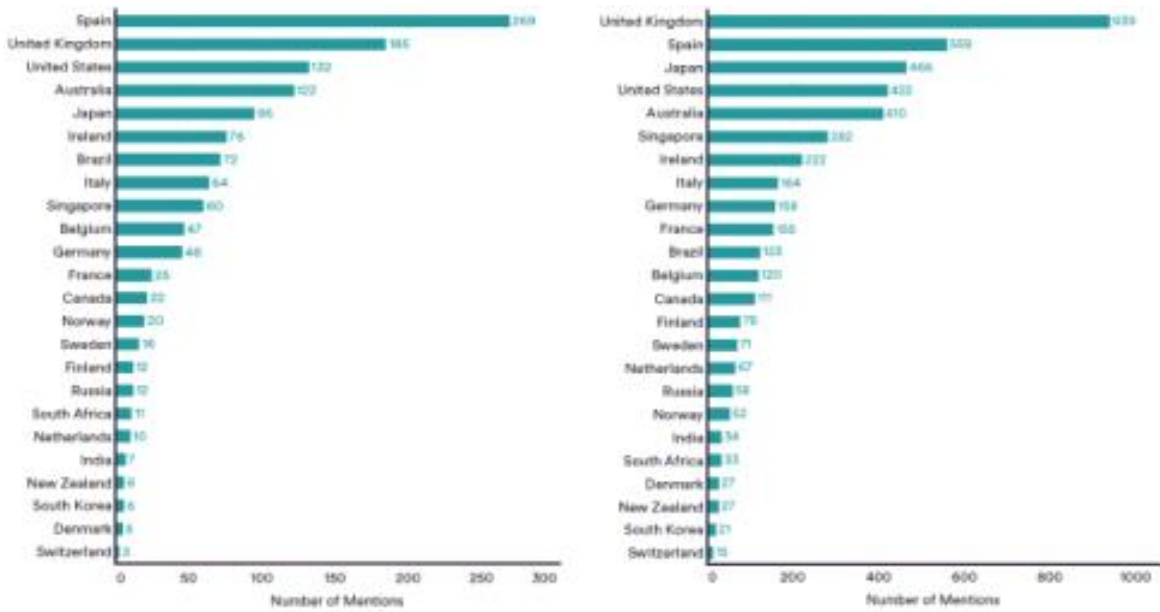


※자료: Stanford HAI, AI Index Report 2022

[그림 2-5-1] AI 관련 법안 통과 추이 (25개국 대상, 2016-2021)

- 입법 관련 AI에 대한 언급 분석에 따르면, 미국을 포함 글로벌 전역에서 그 언급 수가 급격히 증대\*되고 있음
    - (글로벌) 25개국의 입법 과정에서 AI에 대한 언급이 지난 6년 동안 7.7배 증가
    - (미국) 2017년~2018년 회기부터 급격히 증가하여 2021년 기준 가장 많은 언급을 기록 중 (2015~2016년 17회에 비해 30배 증가)
    - (한국) 2021년 기준 6건, 지난 5년 기준 21건으로 타 국가들에 비해 입법 과정에서 AI에 대한 언급이 매우 적은 국가에 속함
- \* 법안 통과 수의 추세와 유사하게 2021년 기준 스페인, 영국, 미국이 상위권을 차지, 지난 6년간 영국이 939개, 이어 스페인, 일본, 미국, 호주 순





(a) 2021년 기준

(b) 2016~2021년 합계

※자료: Stanford HAI, AI Index Report 2022

[그림 2-5-2] 입법 과정에서 AI 언급 빈도 (25개국 대상)<sup>35)</sup>

## 2. 미국 AI 정책 문서 분석

- AI 관련 정책 문서를 발간한 55개의 미국 기반 기관 문서('18년~'21년) 분석
  - (대상 기관) 싱크탱크 및 정책기관 19개, 대학 및 연구기관 14개, 시민 사회 단체, 협회 등 9개, 산업 및 컨설팅 조직 9개, 정부 기관 4개
  - (대상 문서) 55개 기관이 2018년~2021년 발간한 AI 관련 연구 논문, 연구보고서, 브리핑 또는 블로그 게시물 700여 건
- 문서의 양은 2020년 정점을 찍고 감소 되고 있으며, 토픽은 AI 사용 확산에 따른 윤리적, 사회적, 기술적 이슈가 중심
  - (문서의 양) 총 문서 수는 2018년 이후 3배가 되어 2020년 273개로 정점을 찍었고 2021년에는 210개로 약간 감소

35) 한국의 데이터 분석은 <https://law.go.kr/eng/>(법령정보센터 영문) <https://elaw.klri.re.kr/>(법제연구원 법령번역센터) 사이트에서 “artificial intelligence” 또는 “인공지능” 키워드로 검색된 결과 수 인용

- (주제) 2021년 기준, ‘혁신 및 기술’(125회)이 가장 높게 나왔으나, 그 외에는 ‘윤리’(116회), ‘산업과 규제’(109회), ‘개인정보 보호, 안전 및 보안’(107회) 순으로 나타남

### 3. 미국의 AI 공공 투자

□ 국가과학기술위원회(National Science and Technology Council)가 발표한 공공 부문 AI R&D 예산 보고서('21.12.)를 분석해 미국 AI 공공 투자 현황 파악

□ 분석 결과, 전반적으로 공공 부문 전체에서 AI R&D를 위한 투자 확대 중

- 2021년 비 국방 AI 예산은 총 15.3억 달러(한화 1.88조 원)로 2018년 대비 2.7배가 증액된 금액이며, 2022년은 2021년 대비 8.8%p가 증가한 16.7억 달러(한화 2.05조 원) 요청 예상\*

\* 미 국방부에 대한 예산 공개 요청 데이터에 따르면, AI R&D, 테스트 및 평가 관련 예산은 '21년 500개 프로그램에 92.6억 달러(한화 11.4조원) 규모

- 미국 정부 계약 중 AI와 관련된 계약 비중이 급증<sup>36)</sup>

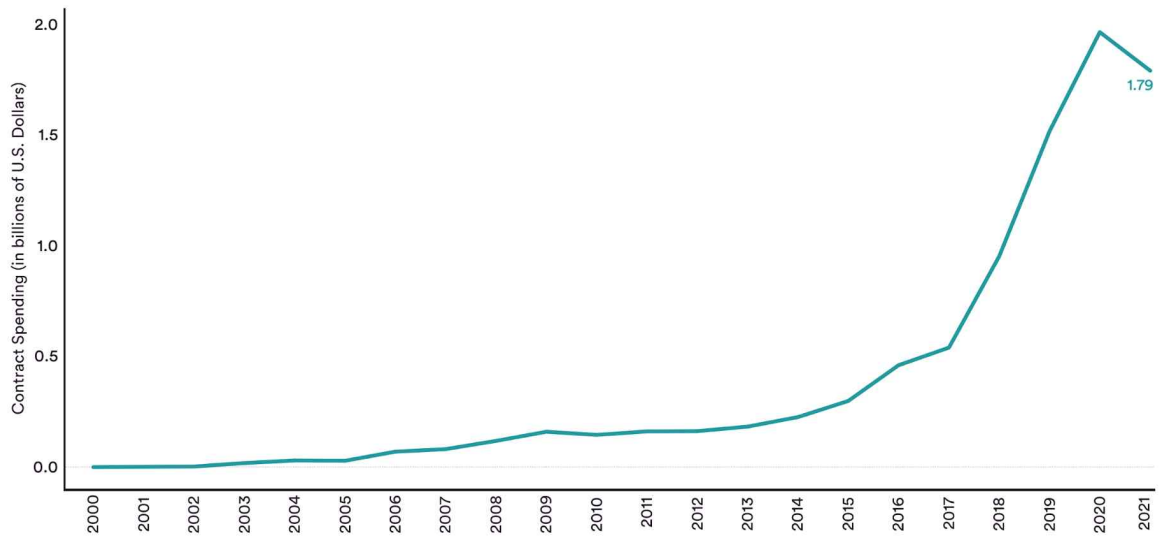
- 2021년에 연방 부처와 공공기관은 AI 관련 계약에 총 17.9억 달러(한화 2.2조 원)를 지출하였고, 그 중 국방부가 가장 많은 비용을 지출
- 2018년 AI 관련 계약에 지출된 금액(약 9.2억 달러)의 거의 두 배이지만, 2020년 대비 약간 감소

- 부서 및 기관별 계약 지출 현황을 살펴보면, 2018년부터 국방부가 다른 모든 정부 기관의 관련 비용을 합친 것보다 두 배나 많은 비용을 지출

\* 2021년 기준 국방부가 11.4억 달러(한화 1.4조 원)로 나머지 부처 및 기관과 현격한 차이를 보임, 계약 지출 규모 2위인 보건복지부의 약 5배 수준

\* 2018~2021년의 기간으로 살펴봐도 국방부는 총 52억 달러를 지출하여, 다음 순위인 NASA의 약 7배에 달함

36) Bloomberg Government 분석 결과



※자료: Stanford HAI, AI Index Report 2022

[그림 2-5-3] 미국 정부의 AI 관련 계약 지출 추이(2000-2021)

## VI. 요약 및 시사

- (연구개발) AI의 급속한 발전을 이끄는 핵심 동력으로서 R&D 활동은 2021년도에도 지속적인 성장세를 보여주었음
  - 출판물에서는 저널과 온라인사전출판이 높은 성장세를 나타내며, 특히 출원이 급격히 증가하여 학문적·실용적 연구개발이 고르게 성장
  - 중국은 AI 연구개발 측면에서 미국과 대등한 유일한 국가로 부상함
    - 양적 부문에서 이미 미국을 앞섰고, 질적 부문에서도 일부 지표에서 앞서기 시작하였으며 미·중 2강은 3위권인 유럽·영국과 현격한 격차를 보임
    - 최근 미·중 간의 정치·경제적 긴장감이 고조되고 있음에도, 미국과 중국 간의 AI 연구개발 협력은 활발히 유지됨
  - AI 연구개발의 글로벌 상호의존성과 개방성은 다른 과학기술 분야와 구별되는 AI 연구개발의 특징으로, 향후 더욱 강화될 것으로 전망
  - 우리나라는 소수 주요 대학과 빅테크 기업이 중심이 되어 연구, 특히 등 AI 연구 개발에 부문에서 지속적인 성과 창출하고 있음
    - 다양한 연구 주체가 AI 기술 개발 역량을 높일 수 있도록 AI연구자원 (데이터, 컴퓨팅, 인력 등)에 대한 접근성을 높일 수 있는 정책 지원 필요
- (기술 성능) AI는 지난 10년간 기술적 진보를 달성했으며, 추가 학습 데이터의 정확도와 양이 성능 향상에 핵심적 역할
  - 컴퓨터 비전 분야는 이미지 인식, 생성, 감지, 추론, 분류 등 모든 측면에서 매우 높은 성능 향상을 보였으며 다양한 분야로의 응용 발판 마련
  - 음성 인식 분야는 일부 기술에서 인간 수준 또는 그 이상에 도달했으나, 어려운 추론과 감성 인식 분야는 발전이 필요
  - 추천 시스템은 지속적인 성능 향상을 보이고 있으며 상업적 영역에서 활용도가 높음

- 강화학습 분야는 체스, 바둑 등 특정 영역에서 인간 수준을 넘어서 보다 일반적인 분야로 응용 및 도입 가능성 확보
  - AI기술의 지속적 비용감소는 로봇틱스를 포함한 AI 기술 연구 장벽을 완화
  - 글로벌 AI 기술이 발전이 가속화하고 있는 가운데, 우리나라는 이미지 생성 분야와 같은 일부에서 선도적인 기술 성능을 보임
    - 실증적 AI 원천기술 확보·선점을 위해 타 산업 과급력 등 기술 활용성이 높은 분야를 중심으로 R&D 투자 증편과 지원책 마련
- (AI 기술윤리) 전 세계적으로 AI 시스템이 내재한 인종, 성별, 사회경제적 수준 등에 의한 공정성 및 편향성 이슈 해결을 위한 기술적 대응 활발
- 기술적으로 인공지능 신뢰성을 검증하려는 벤치마크 테스트와 측정 지표 도구들이 개발되면서 다양한 인공지능 모델 검증에 활용 중
  - 뿐만아니라 인공지능 윤리 및 신뢰성 이슈는 학계에서도 본격적으로 연구하기 시작하여 다양한 컴퓨터 관련 학회의 핵심 주제로 부상
    - 특히, 산업계에서의 참여가 활발해지고 있어 AI 신뢰성 확보가 비즈니스의 핵심 경쟁력이 되고 있음을 시사
  - AI의 신뢰성 검증을 위한 기술적 노력(벤치마킹, 지표개발 등)에 대한 다각적인 동향 파악을 포함해 자체 검증 기술 개발에 대한 투자 요구
    - 단기적으로 공공 부문 AI 도입 및 확산을 위한 공인 AI 인증, 검증 체계 기술 기준 마련 등 지속적인 신뢰 기반 조성 지원 정책 필요
- (경제·교육) AI 분야의 고용, 투자, 활용 등 경제 활동 규모가 급격히 증가(Scale-Up)하며 경제적 가치를 본격적으로 창출하는 시점 도래
- 조사 대상 국가의 AI 분야 채용 공고 및 취업 비율이 지속적으로 증가하고 있으며 코로나 상황에서 오히려 AI 스타트업 투자는 늘었고, 기업들의 절반 이상은 현업에서 AI를 이미 활용하는 등 AI 확산 추세

- 미국과 중국이 AI 경제를 주도하는 가운데, 영국, 캐나다, 이스라엘, 독일 등의 약진이 뚜렷이 관찰
    - 미국과 중국은 AI 민간투자 규모, AI 스타트업 수 등 주요 양적 경제지표에서 1, 2위를 유지
      - \* 미국의 AI 스타트업 투자는 2위 중국의 3배 이상 전 세계 투자 금액의 절반 이상
    - 영국, 캐나다, 이스라엘, 독일 등은 보유한 AI 기술 경쟁력을 활용한 경제적 가치 창출에 집중
  - 신규 투자 대상 AI 스타트업 수는 줄이고, 투자 건당 투자 금액은 늘리는 등 투자의 집중화 현상 발생
  - 미국과 중국을 중심으로 AI 스타트업 생태계가 커지고 있는 상황에서 AI 스타트업에 대한 옥석 가리기가 진행 중
    - AI 분야에서 활발한 창업과 유니콘 기업으로의 성장을 위해 AI 인력양성, 연구개발, 전략적 투자 확대 등 전방위적 AI 생태계 육성 강화 필요
- (정책·거버넌스) 전 세계적으로 AI에 대한 관심과 입법 노력이 확산하고 있으며 미국의 관련 예산 지출도 빠른 속도로 증가하고 있음
- AI 관련 법안은 2016년 1건에서 2021년 18건으로 증가하여 향후 인공지능 법제화가 전 세계적으로 진행될 것으로 전망
    - 하지만, 우리나라를 포함해 미국 역시 논의 중인 법안에 비해 법안 통과율은 낮은 실정
    - 유럽의 ‘인공지능법(안)’ 역시 초안이 제출된(’21.4월) 상태로 향후 수년 안에 입법화될 것으로 전망되는 가운데 인공지능 규제 입법도 점차 증가할 것으로 예상
  - 미국의 경우, AI 사용 확산에 따른 윤리적, 사회적, 기술적 이슈에 대한 관심이 높고 전 공공기관의 AI 관련 예산이 크게 증가
    - 그간, 국방 부문에서 인공지능 연구개발이 집중적으로 추진되었다면 점차 교통, 에너지, 환경, 상거래 등 사회 전반의 혁신 기술로서 연구개발 및

### 도입이 확산될 전망

- 본격적인 활용 및 확산을 위해서는 윤리적 AI 개발, AI 신뢰성 검증 등이 선행 과제로 부상
- AI 관련 규제 입법에 대한 면밀한 동향 파악을 통해 규제로 인한 국내 산업 영향에 선제적으로 대응하는 정책 노력 요구
- 공공기관을 포함한 AI의 본격적 확산을 위해 인공지능의 신뢰성 확보를 위한 제도적, 기술적 장치 마련에 지속적 투자 필요

## 참고: 2021 한국의 AI 활동성(Vibrancy) 순위

<p><b>2021 Vibrancy Ranking in South Korea</b> Normalized Scores in Research and Development and Economy</p>	<p><b>Global Ranking: AI Talent Concentration, 2021</b> South Korea: 3 of 22 countries</p> <p>1위 인도, 2위 이스라엘, 3위 한국 AI Talent Concentration: 링크드인 회원중 특정 국적을 가진 회원들 중에서 AI 인재의 비중. 프로필에 보유 AI스킬을 명시했거나 AI직업을 명시한 LinkedIn 회원을 AI인재로 간주</p>
<p><b>Global Ranking: AI Hiring Index, 2021</b> South Korea: 20 of 22 countries</p> <p>1위 인도, 2위 캐나다 3위 네덜란드 (한국 20위) AI Hiring Index: AI고용지수는 해당 지역(국가)의 링크드인 회원들 중 프로필에 AI스킬을 명시한 회원의 비중 또는 AI관련 직업을 가진 회원의 비중으로 2016년을 1로 기준하여 2021년 말 비율을 계산</p>	<p><b>Global Ranking: Relative AI Skill Penetration, 2021</b> South Korea: 2 of 27 countries</p> <p>1위 인도, 2위 한국, 3위 미국 Relative AI Skill Penetration: 직업전반에 걸쳐 AI스킬의 확산 정도 또는 링크드인 회원들 중 직업에서 AI스킬을 사용하는 정도. 링크드인 회원들이 2015-2021년 사이 스스로 추가한 스킬의 빈도를 계산해 상위 50개의 대표 스킬을 통계적으로 모델을 사용해 가중치를 적용하여 계산</p>
<p><b>Global Ranking: Number of AI Patent Applications, 2021</b> South Korea: 3 of 25 countries</p> <p>인공지능 특허 출원수 1위 중국, 2위 미국, 3위 한국</p>	<p><b>Global Ranking: Number of AI Journal Citations, 2021</b> South Korea: 8 of 27 countries</p> <p>논문 인용수 1위 중국, 2위 미국, 3위 영국 (한국 8위)</p>
<p><b>Global Ranking: Number of AI Patents Grants, 2021</b> South Korea: 5 of 25 countries</p> <p>인공지능 특허 등록 수 1위 미국, 2위 일본, 3위 중국 (한국 5위)</p>	<p><b>Global Ranking: Number of AI Journal Publications, 2021</b> South Korea: 7 of 27 countries</p> <p>논문 출판 수 1위 중국, 2위 미국, 3위 인도 (한국 7위)</p>



<p><b>Global Ranking: Total AI Private Investment, 2021</b> South Korea: 23 of 28 countries</p> <p>AI 민간 투자 규모 1위 미국(\$52.87B), 2위 중국(\$17.21B), 3위 영국(\$4.65B), 10위 한국(\$1.1B) (2021년 기준)</p>	<p><b>Global Ranking: Number of Newly Funded AI Companies, 2021</b> South Korea: 9 of 26 countries</p> <p>신규 투자 유치한 AI 기업 수 1위 미국(299개), 2위 중국(119개), 3위 영국(49개), 9위 한국(19개) (2021년 기준)</p>
<p><b>AI Journal Publications in South Korea, 2017-2021</b></p> <p>한국의 논문 출판 2017년 2.48천건 → 2021년 6.23천건</p>	<p><b>AI Patent Applications in South Korea, 2017-2021</b></p> <p>한국의 AI 특허 출원 2017년 547건 → 2021년 9.31천건</p>
<p><b>Total AI Private Investment in South Korea, 2017-2021</b></p> <p>한국의 AI분야 민간 투자 규모 2017년 약 \$64.78M → 2021년 \$1.1B</p>	<p><b>AI Patents Grants in South Korea, 2017-2021</b></p> <p>한국의 AI 등록 특허 2017년 46건 → 2021년 779건</p>

## 참고문헌

### 국외문헌

- Daniel Zhang, Nestor Maslej, Erik Brynjolfsson, John Etchemendy, Terah Lyons, James Manyika, Helen Ngo, Juan Carlos Niebles, Michael Sellitto, Ellie Sakhaee, Yoav Shoham, Jack Clark, and Raymond Perrault, “The AI Index 2022 Annual Report,” AI Index Steering Committee, Stanford Institute for Human-Centered AI, Stanford University, March 2022

## 주 의

이 보고서는 소프트웨어정책연구소에서 수행한 연구보고서입니다.  
이 보고서의 내용을 발표할 때에는 반드시  
소프트웨어정책연구소에서 수행한 연구결과임을 밝혀야 합니다.



## AI Index 2022의 주요 내용 및 시사점

Summary and Implications of 2022 AI Index Report

경기도 성남시 분당구 대왕판교로 712번길 22 글로벌 R&D 연구동(A) 4층

Global R&D Center 4F 22 Daewangpangyo-ro 712beon-gil, Bundang-gu, Seongnam-si, Gyeonggi-do

[www.spri.kr](http://www.spri.kr)

ISSN 2733-6336