

Stanford AI Index 분석

-지표의 변화를 중심으로-

고순주

본 보고서는 ETRI 기술정책연구본부 주요사업인
“국가 지능화 기술정책 및 표준화 연구”를 통해 작성된 결과물입니다.



본 보고서의 내용은 연구자의 견해이며 ETRI의 공식 의견이 아님을 알려드립니다.



핵심 요약

I. 연구 배경과 내용	1
1. 연구 배경	1
2. 연구 내용과 방법	2
II. AI Index의 특성과 지표체계의 변화	3
1. AI Index의 특성	3
2. 지표체계의 변화	5
III. AI Index의 영역별 분석	9
1. 연구개발 분야	9
2. 산업/경제 분야	19
3. AI와 사회적 이슈 분야	27
4. 기술적 성능 분야	32
5. AI에 대한 관심과 인식 분야	37
6. AI 활성화 지수 : Global AI Vibrancy Index	41
IV. 시사점	44
별첨 : 약어 및 주요 용어 설명	47
참고문헌	51

핵심 요약

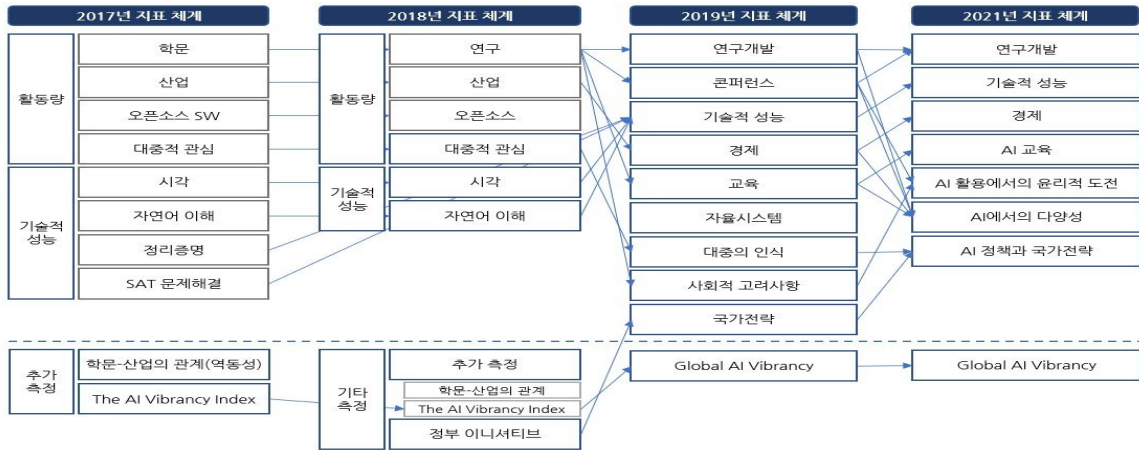
◇ 연구 배경과 내용

- 2017년부터 매년 발표되는 Stanford AI Index는 AI 기술의 발전을 지속적으로 모니터링할 뿐만 아니라 AI 관련 연구성과, 교육환경, 경제활동, AI와 윤리, 대중·정부의 AI 관련 인식과 관심, AI 분야에서의 다양성 등을 파악할 수 있는 종합적인 데이터 제공
- 우리나라도 「인공지능 국가전략」(2019.12), 「디지털 뉴딜」(2020.7), 지능정보화기본법(제56조)의 지능정보서비스 등의 사회적 영향평가, 「신뢰할 수 있는 인공지능 실현전략」(2021.5.13.) 등을 효율적으로 추진하기 위해 AI 관련 데이터 확보 필요
- Stanford AI Index(2017년~2021년)의 지표 변화와 데이터 출처 등을 분석하여 AI 발전과 활용을 파악하기에 적합한 지표, 국가 간 비교를 위한 지표, 안정적인 데이터 출처 등을 파악하고 시사점 도출

◇ AI Index의 특징과 변화

- (분석 목적) 정책입안자, 연구자, 경영인, 언론인, 일반 대중이 복잡한 AI 분야에 대해 직관력을 가질 수 있도록 철저한 검증과 편견 없는 자료를 제공
- (개방형 프로젝트) 연구 관련 데이터 공개뿐만 아니라 AI와 관련된 지표의 개발, 데이터의 확보, 분석 방법론 등에 대한 소통 강조
- (AI와 이슈) 새로운 지표(다양성, 윤리와 인권 등)의 등장 시기를 통해 AI의 확산과 그에 따른 문제와 대응 이슈 등을 간접적으로 파악 가능
- (시계열 분석) AI 기술의 발전과 확산을 이해할 수 있도록 최근까지의 추세 데이터를 제공. 다만 분석 기간은 지표별로 데이터 확보 가능한 수준에서 다양하게 접근
- (비교 대상 국가/지역) 초기에는 북미 지역 중심으로 데이터를 제공하였으나, 2018년부터는 유럽, 중국 등으로 확대. 2019년부터는 지표에 따라 이용 가능한 데이터 및 일정 기준을 통과한 지역·국가로 데이터 분석을 확대
- (개방형 분석 Tool 제공) Stanford AI Index에서 제공하는 AI 활성화 지수는 개방형 분석틀을 활용해 분석 목적에 따라 지표 및 가중치 등을 선택적으로 적용 가능
- (지속적 개선 과정) 2017년 처음 시도, 2019년 다양한 데이터 분석 시도, 2021년 지표 체계화와 COVID-19의 영향에 대한 분석을 시도

○ (AI Index의 지표체계 변화) 주제별 집중도 및 체계 향상



◆ 시사점

○ 단일화된 지수 값의 한계를 극복하기 위한 새로운 접근방법 제공

- 개방형 Tool을 통해 양적·질적 지표의 선택, 지표별 가중치의 결정, 지표에 대한 값이 있는 국가들과의 비교를 가능하게 함으로써 해당 국가의 지표별 AI 관련 역량과 위상을 좀 더 정확하게 파악하는 등 국가 간 AI 역량 및 활성화 정도를 비교할 수 있는 새로운 접근방법을 제시

○ AI 관련 데이터 구축을 위한 국제협력 필요

- 국가 간 비교를 위한 데이터 중, 정책 데이터를 제외하고 대부분 논문과 특허 데이터, LinkedIn과 같은 SNS 개인 프로필 및 활동 데이터를 원시 데이터로 하는 등 원시 데이터 소스가 극히 제한적
- 논문/특허 DB의 경우를 제외하고 AI 관련 데이터 생성 및 DB를 구축하고 있는 조직은 아직 소수로 향후 AI의 경제사회 전반적인 영향력을 고려할 때 AI 관련 원시 데이터(raw data)의 개발 및 데이터 생성을 위한 국제협력이 필요한 시점

○ 기존 DB의 AI 기술 적용에 따른 객관성·효율성 향상에 대응한 활용 능력 제고 필요

- 데이터 분석에 AI 기술이 적용되면서 객관성과 효율성을 향상시키고 있으며, 최근 쉽고 간편하게 사용할 수 있는 다양한 오픈소스 AI SW 패키지 등이 발전하고 있어 이를 활용할 수 있는 능력을 제고 함으로써 AI 관련 다양한 데이터를 생성하여 활용하는 노력 필요

○ 글로벌 AI 활동에의 적극적인 참여 필요

- AI에 대한 기술 주권 및 경제적 선도 그룹 확보를 위한 글로벌 경쟁이 치열한 가운데, 기술역량 확보나 새로운 일자리 탐색 등을 위한 다양한 글로벌 커뮤니티 활동도 활발하게 전개되고 있음.
- AI 관련 인력 및 AI 현황 조사 등 일부 AI 관련 데이터가 이런 글로벌 커뮤니티 회원들의 정보 및 설문조사 등을 통해 산출되고 있기 때문에 국내 전문가 및 관련 인력들의 적극적인 커뮤니티 참여와 지원 필요

I 연구 배경과 내용

1 연구 배경

- (AI 기술의 발전과 활용 확산) 인공지능(Artificial Intelligence, AI) 기술의 향상으로 AI 시스템 성능이 점차 인간의 수행 능력에 도전하고 있으며, 이에 따른 사회 및 산업 활동에의 적용도 크게 증가
- (AI 관련 정책·전략을 위한 데이터의 중요성) AI 활용이 확산되면서 긍정적·부정적 요인을 분석해 정책과 전략을 수립하기 위한 기초 데이터 필요
 - ※ AI 기술수준 조사, AI 활용 실태조사, AI 융합 실태조사, AI Index 등을 통해 데이터 산출
- (Stanford AI Index의 유용성) 2017년부터 매년 발표되는 Stanford AI Index는 AI 기술의 발전을 지속적으로 모니터링할 뿐만 아니라 AI 관련 연구성과, 교육환경, 경제활동, AI와 윤리, 대중·정부의 AI 관련 인식과 관심, AI 분야에서의 다양성 등을 파악할 수 있는 종합적인 데이터 제공
 - AI 관련 주요 현황과 기술 발전 동향을 파악하기 위한 오픈 데이터, 오픈 소스 기반의 Index
 - 현재까지 발표된 AI 관련 Index 중에서 AI 관련 데이터를 가장 많이 분석
 - ※ Index로 불리지만, 단일화된 체계를 구축하여 종합점수를 산출하지 않고, AI 관련 다양한 데이터를 비정형적으로 수집·분석하여 제공
 - 모든 분석 데이터, 분석 방법, 출처 등을 제공함으로써 다른 Index 개발에 활용 가능
 - ※ Stanford AI Index는 여전히 개선 중에 있으며, 현재까지 4개 Version을 발표하면서 다양한 분야의 전문가 자문을 통해 지표의 개선, 데이터 출처의 개선, AI 활성화 지수의 고도화 등을 시도
- (한국 관련 데이터의 확보 및 활용) 우리나라도 「인공지능 국가전략」(2019.12), 「디지털 뉴딜」(2020.7), 지능정보화기본법 제56조의 지능정보서비스 등의 사회적 영향평가, 「인공지능(AI) 윤리 가이드라인」(2020.12.23.), 「신뢰할 수 있는 인공지능 실현전략」(2021.5.13.) 등 AI 관련 주요 정책을 효율적으로 추진하기 위해 AI 관련 데이터 확보 필요
 - AI 관련 정책의 수립 및 효율적인 집행, R&D의 추진, 교육 프로그램의 설계 및 인력 양성, 서비스 추진 등 국가의 주요 정책 추진을 위해 AI 역량 및 활용 수준을 종합적·객관적으로 분석할 필요 있음.

2 연구 내용과 방법

◆ 연구 대상 : Stanford AI Index 2017년~2021년

- Stanford AI Index는 Stanford 대학의 ‘AI 100년 연구’(One Hundred Year Study on AI, AI100)의 일환으로 AI의 발전과 활동을 추적하기 위한 비영리 개방형 프로젝트(2017: 6)¹⁾
 - ※ AI100은 100년에 걸친 AI 기술의 발전이 인간과 사회에 미치는 영향을 주기적으로 진단하기 위한 프로젝트로 AI Index에 대한 논의는 2015년 개최된 ‘AI100 상임위원회’ 회의에서 시작함.
 - ※ AI Index 연구에는 Stanford 대학을 주축으로 SRI International, MIT, Harvard, Open AI, McKinsey Global Institute, Partnership On AI 등이 주로 참여하지만, 매년 다양한 기관·조직의 전문가들이 참여

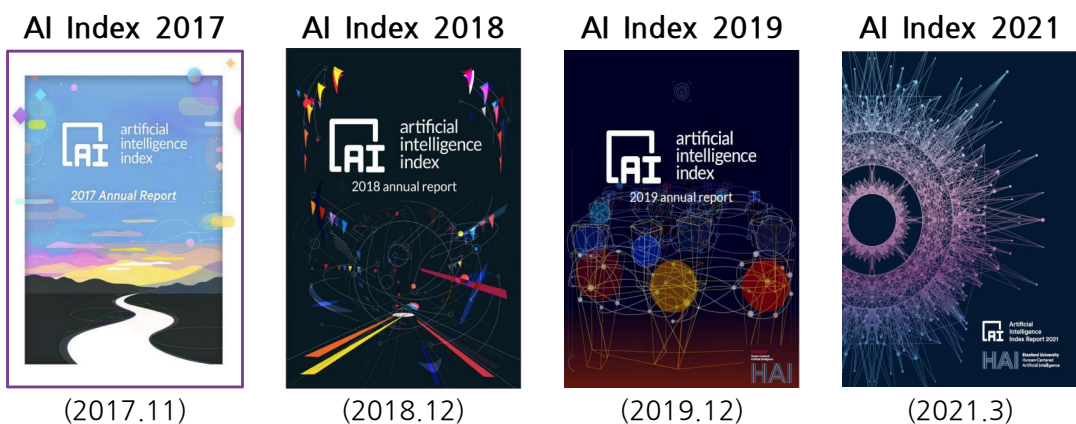
◆ 연구 내용 : 지표의 변화와 주요 데이터 출처 분석

- Stanford AI Index는 2017년부터 현재까지 4개의 버전이 발표되었으며, 매년 지표의 개선과 데이터의 출처 및 범위를 확대해 오고 있음.
- 지표의 변화와 데이터의 특성을 파악함으로써 AI 발전과 활용을 파악하기에 적합한 지표, 국가 간 비교를 위한 지표, 안정적인 데이터 출처 등 파악 가능

◆ 연구 방법 : 문헌연구, 지표 영역을 새롭게 구성하여 변화와 특성 분석

- Stanford AI Index 2017부터 2021까지의 보고서를 기반으로 분석
- 2017년을 기준으로 지표의 변화 내용을 추적하면서 영역을 새롭게 구성하여 분석

그림 1 Stanford AI Index 발표 현황



※ 이미지 출처: Stanford AI Index 홈페이지

1) 본 보고서에서 Stanford AI Index 참고문헌은 발표연도와 페이지 번호만 부여함.

II AI Index의 특성과 체계 변화

1 AI Index의 특성

- (분석 목적) 정책입안자, 연구자, 경영인, 언론인, 일반 대중이 복잡한 AI 분야에 대해 직관력을 가질 수 있도록 철저한 검증과 편견 없는 자료를 제공(2019: 4; 2021: 2)
 - 이를 위해 AI 관련 데이터를 추적, 수집, 정제, 시각화
 - 전 세계 AI 관련 데이터를 포함하기 위해 매년 전문가 자문을 수행하고, 이를 기초로 신규 지표 개발, 데이터 출처의 탐색 등 노력
- (개방형 프로젝트) 연구 관련 데이터 공개뿐만 아니라 연구에 대한 소통 강조(황현주, 2019: 2)
 - 지표별 측정 데이터의 ①출처, ②정의, ③데이터셋, ④수집절차, ⑤분석방법, ⑥데이터 관련 고려 사항과 한계 등을 제공
 - 지표의 보완 및 개선을 위해 Index 관련 자유로운 의견과 아이디어를 요청하고 반영
 - AI Index의 폭넓은 활용을 위해 다양한 언어권의 보고서 제공(한국어, 중국어, 일본어, 불어, 스페인어, 우르두어 등)
- (AI와 이슈) 새로운 지표(다양성, 윤리와 인권 등)의 등장 시기를 통해 AI의 확산과 그에 따른 문제와 대응 이슈 등을 간접적으로 파악 가능
 - AI가 확산되면서 사회경제적으로 발생하는 새로운 이슈들에 대해 관심이 증대되고 이것이 지표로 반영되는 것으로 볼 수 있음.
- (시계열 분석) AI 기술의 발전과 확산을 이해할 수 있도록 최근까지의 추세 데이터를 제공. 다만 분석 기간은 지표별로 데이터 확보 가능한 수준에서 다양하게 접근
 - AI 기술 및 활용의 현재 수준뿐만 아니라 AI 기술 발전 및 확산 속도와 범위 등에 대해 추적하고 논의할 수 있는 데이터 제공
 - 동일 지표의 데이터라 하더라도 매년 방법론을 개선하고 있어 연도별 지표 값의 연계성은 미흡
- (비교 대상 국가/지역) 초기에는 북미 지역(주로 미국) 중심으로 데이터를 제공하였으나, 2018년부터는 유럽, 중국 등으로 확대. 2019년부터는 지표에 따라 이용 가능한 데이터 및 일정 기준을 통과한 지역과 국가로 데이터 분석을 확대
- (개방형 분석 Tool 제공) Stanford AI Index에서 제공하는 AI 활성화 지수(The AI Vibrancy Index)는 개방형 분석 툴을 활용해 지표의 선택(양적·질적), 영역별·지표별 가중치를 이용 목적에 따라 결정하여 활용할 수 있음.

※ Microsoft의 Eric Horvitz는 AI 활성화 지수는 “AI 기술에 대한 학계와 산업계의 노력을 지속적이고 종합적으로

판단하여 AI 기술의 전반적인 활성도를 측정하기 위한 노력의 일환"이라고 평가(2017: 46)

- (지속적 개선 과정) 2015년 논의가 시작되어 2017년 처음 발표, 2019년 다양한 유형의 데이터 분석 시도, 2021년 지표 체계화와 COVID-19의 영향에 대한 분석 시도
- 현재까지는 AI 활용 및 확산과 관련된 다양한 데이터를 분석하여 제공하는 것이 목적이며, Index는 부가적인 것으로 보이지만, AI 관련 데이터가 축적될 경우 점차 Index 체계로 갈 수 있을 것으로 예상함.

표 1 Stanford AI Index의 연도별 주요 특징

구분	주요 특성
AI Index 2017	<ul style="list-style-type: none"> ● 북미지역(주로 미국) AI 관련 활동에 초점 <ul style="list-style-type: none"> - 편향의 문제가 아니라 국제적 파트너십의 한계, 데이터의 부족 등이 원인 - 이에 따라 전문가들의 의견 제공 및 AI Index 분석에의 참여 촉구 ● 데이터 확보의 어려움으로 지표의 단순화 ● 추가로 지표 간 관계분석(학문 지표와 경제 지표) 시도 ● AI Index 시작과 향후 발전에 대한 다양한 분야의 전문가 의견을 보고서에 수록
AI Index 2018	<ul style="list-style-type: none"> ● 2017년 Index의 지표 측정 항목 개선 ● 북미지역 외 중국, 유럽을 포함해 비교 대상 지역 및 국가 확대 시도 ● Index 발전을 위해 좀 더 많은 협력과 참여, 장기적 노력 필요성 인식 ● AI가 이미 전 세계와 관련이 있음을 인식 ● AI 발전에서 성별·인종의 다양성이 중요하다는 인식이 높아지고 있다고 판단 ● 종합적 AI Index를 위한 AI 분야 전문가들의 아이디어 수록
AI Index 2019	<ul style="list-style-type: none"> ● 2018년 Index에 비해 3배 많은 데이터 셋을 추적 <ul style="list-style-type: none"> - AI에 관한 모든 측면(기술, 경제, 사회문제 등)의 데이터를 업데이트하고자 노력 ● 글로벌 관점의 AI Index 제공을 위해 개방형 AI Vibrancy Tool을 제시(지표별 국가 비교 가능) ● AI 관련 연구 Trend 등 기술발전 추세를 파악할 수 있는 AI Index arXiv Monitor를 제공 ● 각 장의 구성을 체계화할 뿐만 아니라 분석 범위 또는 지역에 따른 심볼로 표시 ● Index 워크숍 등을 개최하여 AI 데이터 측정과 관련된 문제를 논의(150여 명)
AI Index 2021	<ul style="list-style-type: none"> ● 2019년 Index의 지표체계와 AI Vibrancy Tool을 좀 더 체계적으로 개선 ● 분석 데이터의 양을 늘리고 데이터의 보정을 위한 외부 조직과 협력 강화 ● 보고서상의 모든 차트에 대한 분석 데이터를 Google 드라이브로 제공 ● AI가 COVID-19에 미치는 영향 등 다양한 관점을 포함(신약개발, 투자 등) ● 유용한 점과 개선 사항을 도출하기 위해 정부, 산업계, 학계 등 140여 명을 대상으로 설문조사 실시(2020년)

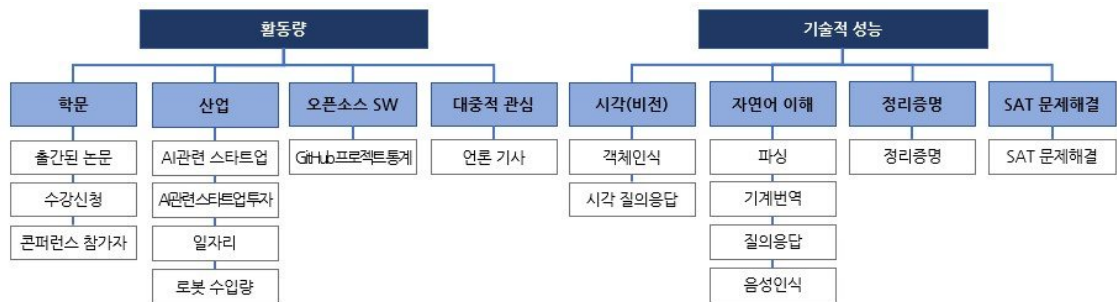
* 출처 : Stanford AI Index 2017~2021을 참고하여 저자 작성

2 지표체계의 변화²⁾

◆ (2017년: Index 개시) 2개 영역, 8개 지표, 17개 세부지표

- 영역은 ‘활동량(Volume of Activity)’과 ‘기술적 성능(Technical Performance)’으로 구분
- 활동량은 학계, 기업, 대중의 AI 관련 활동량을 측정하기 위해 학문, 산업, 오픈소스 SW, 대중적 관심 등 4개 지표로 구성
 - 학문 지표에서는 연구(출간된 논문), 교육(수강신청), 연구활동(컨퍼런스 참여)를 분석
 - 산업 지표에서는 AI 관련 스타트업과 스타트업에 대한 투자 규모, AI 관련 일자리, AI가 적용된 대표 영역으로서 로봇의 수입량을 분석
 - 오픈소스 소프트웨어 지표에서는 GitHub AI SW 패키지에 대한 별의 수를 분석
 - 대중적 관심 지표에서는 언론에서의 AI 관련 기사를 분석
- 기술적 성능은 AI 시스템의 성능이 어떻게 변해 왔는지를 측정하는 것으로 시각(비전), 자연어 이해, 정리증명, 충족가능성 문제 해결(SAT Solving) 등 4개 지표로 구성
 - 시각 분야에서는 객체인식과 시각 질의응답 시스템의 성능을 평가
 - 자연어 이해에서는 파싱, 기계번역, 질의응답, 음성인식 시스템의 성능을 평가

그림 2 2017년 AI Index 지표체계



* 출처 : Stanford AI Index 2017을 참고하여 저자 구성

◆ (2018년: 지표의 보완) 2개 영역, 6개 지표, 19개 세부지표

- 영역은 2017년과 동일하게 ‘활동량’과 ‘기술적 성능’으로 구분되며, 활동량은 연구, 산업, 오픈소스 SW, 대중적 관심 등 4개 지표, 기술적 성능은 시각(비전), 언어(자연어 이해) 2개 지표로 구성

2) 세부지표의 수는 AI Index 보고서를 분석하는 관점에 따라 다를 수 있음.

- 연구 지표에 ‘교수 다양성’과 ‘로봇 SW 다운로드’ 등을 추가하여 분석
 - AI 콘퍼런스 참석자 수에 국가별 분석을 추가
- 산업 지표에 ‘특허’, ‘AI 도입’, ‘기업의 실적발표에서의 AI 언급’ 등의 세부지표를 추가하였으며, 로봇 수입량을 ‘로봇 설치율’로 변경하여 분석
- 대중적 관심에는 ‘정부(의회)에서의 AI 언급’ 관련 세부지표가 추가되었으며, ‘정부의 최근 AI 정책’을 부록에 추가하여 질적으로 분석

그림 3 2018년 AI Index 지표체계



* 출처 : Stanford AI Index 2018을 참고하여 저자 구성

◆ (2019년: 지표체계의 변경) 9개 지표, 34개 세부지표

- 영역-지표-세부지표 체계가 지표-세부지표 체계로 단순화되었지만, 지표 및 세부지표의 분석 데이터는 크게 증가(황현주, 2020: 11-12)
 - 지표는 연구개발, 콘퍼런스, 기술적 성능, 경제, 교육, 자율시스템, 대중의 인식, 사회적 고려사항, 국가전략으로 재구성됨
- 기존 연구 지표가 연구개발, 콘퍼런스, 교육 지표로 세분화됨.
 - 연구개발 지표에서는 다양한 논문검색 플랫폼의 데이터를 다각적으로 분석
 - 교육 지표에서는 수강신청 이외에 온라인 학습, AI 관련 학위, 유럽의 동향(학위별 프로그램과 석사 학위 배출 등) 등을 추가하여 분석
- 2018년 처음 반영된 ‘다양성’(연구 지표의 교수 다양성)에 관한 내용이 2019년에는 연구개발 지표에서 ‘AI 연구에서의 여성’, 콘퍼런스 지표에서 ‘다양성 조직’, 교육 지표에서 ‘교수 다양성’으로 확대하여 분석

- 2019년에는 ‘AI 윤리’에 대한 관심이 지표에 반영되었는데, 콘퍼런스 지표에서는 ‘AI 콘퍼런스에서의 윤리’와 ‘인권과 AI’를, 교육 지표에서는 ‘윤리과목’을, 사회적 고려사항 지표에서는 ‘윤리적 도전과제’와 ‘윤리와 AI’ 등을 추가하여 분석
- AI가 적용된 ‘자율시스템’을 신규 지표로 반영하고, ‘자율주행차’와 ‘자율무기’를 세부지표로 추가하여 관련 데이터를 분석
- 2018년 부록에서 질적으로 분석한 정부 AI 이니셔티브(국가의 AI 정책과 전략)를 ‘국가전략’ 지표로 독립하여 반영하고 국가별 AI 관련 정책과 전략을 분석

그림 4 2019년 AI Index 지표체계

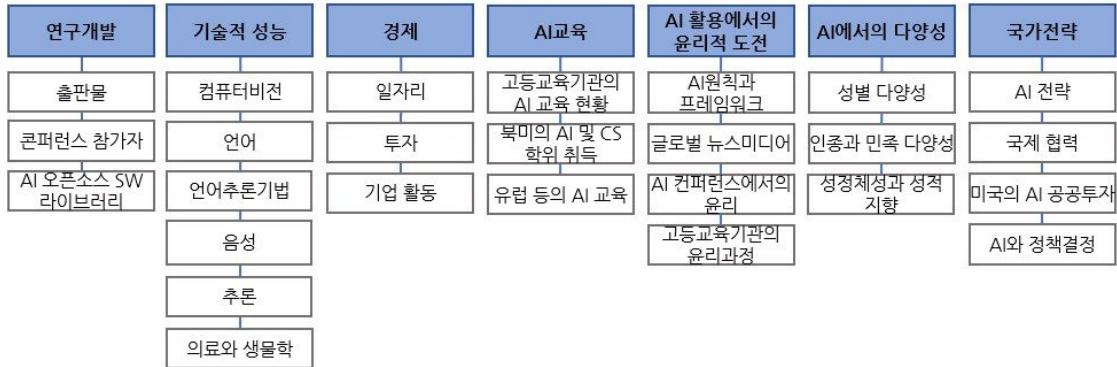
연구개발	콘퍼런스	기술적 성능	경제	교육	자율시스템	대중의 인식	사회적 고려사항	AI 정책과 국가전략
저널출판: Elsevier	콘퍼런스 참가	시각(컴퓨터비전)	일자리	온라인 학습	자율주행자동차	중앙은행	윤리적 도전과제	국가전략
arXiv 논문	AAAI 학회 논문 통계	언어	투자 활동	대학 수강신청	자율무기	정부(의회)	윤리와 AI	
Microsoft Academic Graph	다양성 조직	Omniglot 챌린지	기업 활동	유럽 동향		기업의 인식	지속가능한 발전	
Github Stars	AI 콘퍼런스에서의 윤리	계산능력		AI 전공 박사학위		웹검색과 세계 뉴스		
AI연구에서의여성	인권과 AI			박사학위자의 취업				
				교수 다양성				
				윤리과목				

* 출처 : Stanford AI Index 2019를 참고하여 저자 구성

◆ (2021년: 지표와 세부지표의 통합) 7개 지표, 26개 세부지표

- 2019년 다양하게 살펴본 지표들을 주제에 초점을 맞추어 지표 및 세부지표를 체계화함.
 - AI 관련 주요 이슈인 ‘윤리’와 ‘다양성’을 새로운 지표로 독립하여 관련 데이터를 통합하고 새로운 데이터를 추가 분석함.
 - AI와 윤리 관련 세부지표를 통합해 ‘AI 활용에서의 윤리적 도전’ 지표를 신설하고, 성별 다양성 외에 ‘민족과 인종의 다양성’과 ‘성 정체성’ 이슈 등에 관한 세부지표를 추가하여 분석
- 연구개발 지표와 콘퍼런스 지표를 통합해 단순화함
- 기술적 성능 지표에서는 AI가 의료와 생물학 영역에서 활용되어 어떤 영향을 미치고 있는지를 추가하여 분석
- 국가전략 지표를 좀 더 세분화하여 ‘AI 정책과 전략’뿐만 아니라 ‘국제협력’, ‘AI와 정책 결정’을 세부지표로 추가하고 기존에 경제 지표의 투자 세부지표에서 살펴본 ‘AI에 대한 미국의 공공투자’를 국가전략 지표의 세부지표로 이동

그림 5 2021년 AI Index 지표체계



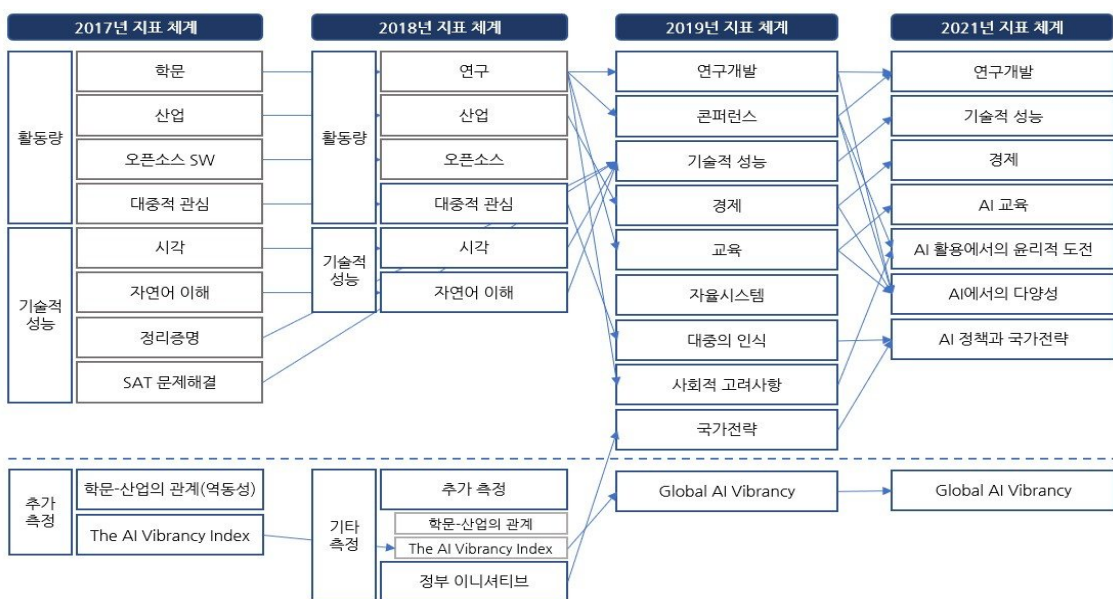
* 출처 : Stanford AI Index 2021을 참고하여 저자 구성

◆ (기타) 추가지표(파생지표)와 AI 활성화 지수(The AI Vibrancy Index)

- 2017년과 2018년에는 추가지표로 학문과 산업지표 간의 관계를 분석
- AI 활성화 지수는 2017년과 2018년에는 학문과 산업지표를 중심으로 3개 지표를 구성하여 종합점수를 산출하였으나, 2019년부터 연구개발 영역, 경제 영역, 포용성 영역으로 구분해 지표체계를 구성하고, 2015년부터 데이터를 제공함으로써 이용 목적에 따라 지표별로 국가 비교가 가능하도록 함.

◆ 각 년도 AI Index의 변화 현황

그림 6 AI Index 지표체계의 변화 과정



* 출처 : Stanford AI Index 2017~2021을 참고하여 저자 구성

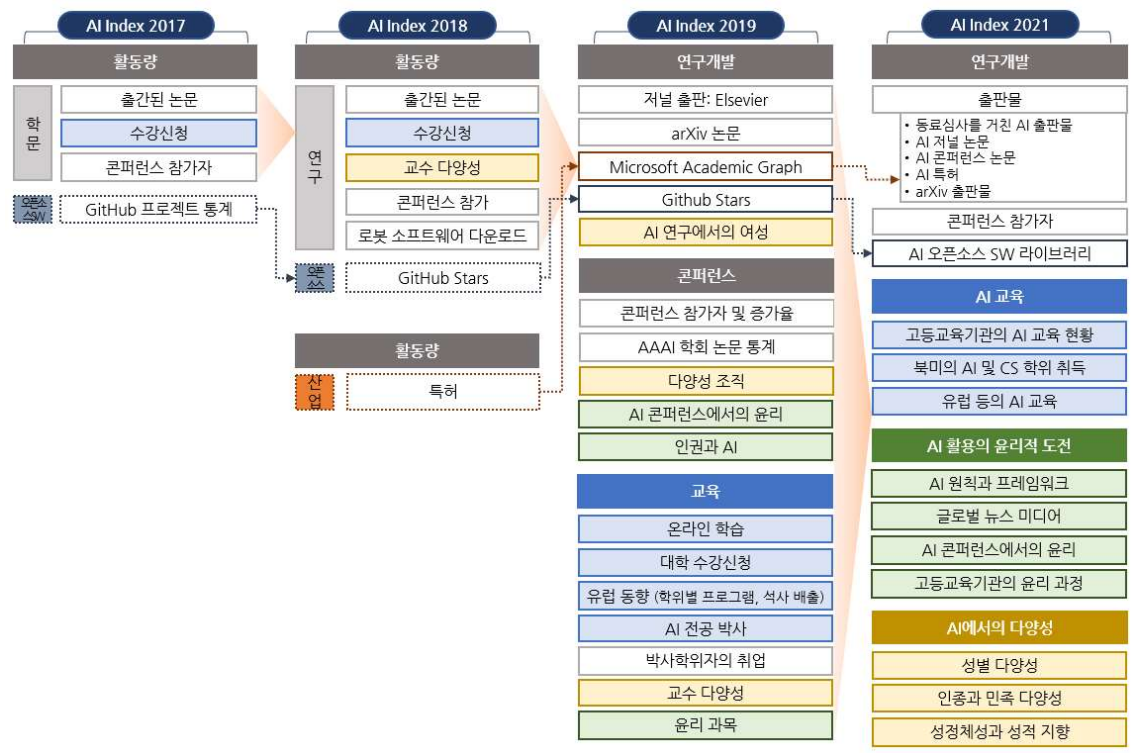
III AI Index의 영역별 분석

1 연구개발 분야

가. 변화 방향과 특성

- (전체적인 방향성) 연구개발 분야는 AI Index의 핵심 부분 중 하나로 초기에는 학문 지표로 논문, AI 관련 입문 과정의 수강신청, 콘퍼런스 참가 등에 초점을 맞추었으나, 점차 연구 개발 성과(논문과 특허 등)와 함께 AI 관련 교육 현황 및 성과(학위 및 취업) 관련 지표와 AI에서의 다양성, AI와 윤리 및 인권 등의 지표로 확대·발전

그림 7 연구개발 분야의 지표체계 변화



* 출처 : Stanford AI Index 2017~2021을 참고하여 저자 구성

- (주요 특징) AI와 관련된 이슈의 등장 시기 등을 파악할 수 있으며, 지속적으로 활용 가능한 데이터의 유형, 주요 지표에 대한 데이터의 부족 및 수집의 한계, 국가 간 비교 대상 등에

대한 이해 가능

- (분석 범위) 본 장에서는 초기 학문 지표로 출발한 연구(개발), 콘퍼런스, 교육, 그리고 연구 개발과 밀접한 관련이 있는 오픈소스 소프트웨어에 대해, AI 관련 출판물(논문), AI 특허, AI 콘퍼런스, AI 교육, 오픈소스 소프트웨어로 구분하여 살펴봄.

※ 연구(개발)와 산업(경제)의 공통 이슈로 발전한 다양성과 포용성, 윤리와 인권은 뒤에서 별도로 분석

나. AI 관련 출판물(논문)

- (지표의 특성) 논문은 AI 연구현황, 기술의 발전 등을 파악할 수 있는 주요 지표 중 하나
- (지표의 변화) 양적 지표(논문 수, 논문 증가율) 중심에서 질적 지표(인구 대비 논문 수, 피인용 수 등)를 추가하면서 확대·발전

※ 양적 지표는 AI 관련 연구의 규모와 성장 등, 질적 지표는 AI 연구(기술)의 영향력 등 파악 가능

- 2017년에는 CS 분야 논문 중 AI를 키워드로 하여 검색된 논문 수를 분석
- 2018년에는 논문 수를 주제별, 지역별·국가별, 세부 분야별, 활동 분야별, 기관 연계별 등 다양한 측면에서 분석하였으며, 상대적 피인용 지수(FWCI)와 논문 저자의 이동성 등을 통해 논문의 영향력도 분석
- 2019년과 2021년에는 논문 데이터베이스 및 검색 플랫폼을 중심으로 양적·질적 데이터를 분석하였으며, 특히 2019년에는 딥러닝에 대한 기술 진보와 관심을 반영하여 딥러닝 논문도 별도로 분석함.
- (데이터 출처) Scopus³⁾를 기본으로 arXiv⁴⁾와 Microsoft Academic Graph⁵⁾의 논문 데이터를 활용하여 상호 보완적으로 분석하였으며, AI 분야의 대규모 콘퍼런스 중 하나인 AAAI 학회의 논문 데이터도 활용
- (비교 관점) 초기에는 국가별, 지역별, 세부기술별, AI 활용 분야별, 기관 연계별 등 다양한 관점에서 비교 데이터를 제공하였으나, 최근에는 국가별, 지역별 비교 데이터를 중심으로 비교 분석

표 2 AI 출판물(논문) 관련 지표의 분석

년도	세부지표	데이터 출처	분석 내용
2017	출간된 논문	Scopus	- CS 분야 논문 중 AI를 키워드로 검색된 논문 수 - 1996년~2016년 / 전 세계

3) Elsevier 출판사가 2004년에 구축한 글로벌 학술논문 데이터베이스 플랫폼(위키백과). Index 조사팀은 Scopus 데이터를 직접 검색하여 분석하거나 Elsevier에서 Scopus를 이용해 분석한 데이터를 간접적으로 활용하기도 함.

4) 코넬대학교에서 운영하는 무료 논문 저장 사이트로 물리학, 수학, 컴퓨터공학, 정량적 생물학, 전기공학 및 시스템공학, 경제학 등의 논문을 모아놓은 온라인 아카이브(2018: 73)

5) Microsoft Academic Graph는 Microsoft Research에서 개발하여 제공하는 학술정보서비스로 검색엔진인 Bing.com 등에서 수집된 데이터를 기반으로 논문, 저널, 저자, 인용/피인용 관계 등 다양한 학술정보 관련 시각화 서비스를 제공하며, 그래프는 격주로 업데이트되고 있음(<https://www.microsoft.com/>).

년도	세부지표	데이터 출처	분석 내용	
2018	출간된 논문		- 전체 논문 수, CS 논문 수, CS 분야 AI 논문 수 비교	
		Scopus	- 주제별 논문 증가율(전체 논문, CS 논문, AI 논문) - 1996년~2017년 / 전 세계	
		Elsevier (Scopus)	- 지역별 AI 관련 논문 수 - 1998년~2017년 / 미국, 유럽, 중국, 기타	
		Elsevier (Scopus)	- AI 세부분야별* 논문 수 * 머신러닝 및 확률 추론, 신경망 네트워크, 컴퓨터 비전, 검색 및 최적화, 자연어 처리와 지식 표현, 퍼지시스템, 플래닝 및 의사결정 - 1998년~2017년 / 전 세계	
		arXiv.org	- 세부분야별* AI 관련 논문 수 * 인공지능, 컴퓨테이션 및 언어, 컴퓨터 비전 및 패턴인식, 머신러닝, 신경망/진화 컴퓨팅, 로봇공학, 머신러닝(통계) - 2010년~2017년 / 전 세계	
		Elsevier (Scopus)	- AI 관련 논문의 주요 활동 분야* 비교 * 자연과학, 공학 및 기술, 의학 및 보건과학, 농업과학, 사회과학, 인문학 - 상대적 활동 지수(Relative Activity Index, RAI) ⁶⁾ 활용 - 2000년 vs. 2017년 / 미국, 중국, 유럽, 기타	
		Elsevier (Scopus)	- AI 관련 논문의 기관*연계 논문 수와 논문 증가율 * 정부, 기업, 의료기관 - 1998년~2017년 / 미국, 유럽, 중국	
		Elsevier (Scopus)	- 지역별 AI 관련 논문의 영향력 : 상대적 피인용 지수(FWCI)의 평균치(세계 평균 기준, 조정된 FWCI) - 1998년~2016년 / 미국, 유럽, 중국	
2019	저널 출판	Elsevier (Scopus)	- 지역별 AI 관련 논문 저자의 이동성* ⁷⁾ * 정규형, 일시형(2년 이하), 유입, 유출로 구분 - 이동성 유형별 논문 출간율과 FWCI 값 분석 - 1998년~2017년 / 미국, 유럽, 중국	
		AAAI	- AAAI 학회에 제출·채택된 국가별 논문 수 - 2018년 / 국가별* * 본 학회에 10편 이상의 논문을 제출한 12개 국가(한국 포함)	
		Scopus	- 동료검토한 AI 논문(콘퍼런스, 저널)의 비중 - 1998년~2018년 / 전 세계	
		Elsevier/Scopus	- 지역별 AI 논문 수와 증가율 - 1998년~2018년 / 미국, 유럽, 중국	
		Elsevier/Scopus	- AI 논문의 기관(기업, 정부, 의료기관, 기타)연계 논문 수 - 1998년~2018년 / 미국, 유럽, 중국, 기타	
	arXiv의 AI 논문	arXiv.org	Elsevier/Scopus	- 지역별 AI 논문 저자의 평균 FWCI 값 - 1998년~2018년 / 미국, 유럽, 중국
			Scopus	- 산학 공동 AI 논문 수 : 2019년 / 전 세계 현황 Map - 산학 공동 AI 논문 수와 FWCI의 관계 / 2019년, 국가별
			arXiv.org	- 세부분야별* AI 논문 수 * 인공지능, 컴퓨테이션 및 언어, 컴퓨터 비전 및 패턴인식, 머신러닝, 신경망/진화 컴퓨팅, 로봇공학 - 2010년~2019년 / 전 세계 - 지역별 디퍼닝 논문 수 - 2015년~2018년 / 지역별* * 북미, 유럽&중앙아시아, 동아시아&퍼시픽, 남아시아, 라틴아메리카 &카리브해, 중동&북아프리카, 서브-사하라 아프리카 - 디퍼닝 논문 수 및 1인당 디퍼닝 논문 수

년도	세부지표	데이터 출처	분석 내용
			- 2015년~2018년 누적 기준 / 국가별* * 딥러닝 논문이 많은 39개 국가 (한국 미포함)
	Microsoft Academic Graph	Microsoft Academic Graph	- AI 저널 출판물(논문)의 비중 · 1990년~2018년 / 지역별(상동) - AI 저널 논문 수와 100만 명 당 논문 수 · 2015년~2018년 / 국가별* * 상위 40개 국가 (한국 7위) - AI 저널 논문 피인용 비중 · 2014년~2018년 / 지역별(상동)
	콘퍼런스	AAAI 학회 논문	AAAI - AAAI 콘퍼런스에 제출 및 채택된 논문 수 - 2019년 / 국가별*, 세부주제별 * 10개 이상의 논문이 채택된 13개국 (채택논문 기준 한국 11위)
2021	출판물	동료 검토한 AI 출판물	Elsevier/ Scopus - 동료검토한 AI 출판물(논문)의 수와 비중 · 2000년~2019년 / 전 세계, 지역별(상동), 국가별* * 미국, 유럽, 중국 - 동료검토한 AI 출판물 중 기관연계 출판물 수 · 2000년~2019년 / 국가별(상동) - 동료검토한 AI 출판물 중 산학협력에 의한 출판물 수 · 2015년~2019년 누적 / 국가별* * 상위 15개 국가 (한국 9위) - 동료검토한 AI 출판물 수와 FWCI의 관계 · 2019년 / 2020년에 1,000건 이상의 동료검토한 AI 출판물을 보유한 24개국 (한국 포함)
		AI 저널 출판물	Microsoft Academic Graph - AI 저널 출판물(논문) 수와 비중 · 2000년~2020년 / 전 세계, 지역별(상동), 국가별* * 미국, 유럽, 중국 - AI 저널 출판물 피인용 비중 · 2000년~2020년 / 국가별(상동)
		AI 콘퍼런스 출판물	Microsoft Academic Graph - AI 콘퍼런스 출판물(논문) 수와 비중 · 2000년~2020년 / 전 세계, 지역별(상동), 국가별(상동) - AI 콘퍼런스 출판물 피인용 비중 · 2000년~2020년 / 국가별(상동)
	arXiv 출판물	arXiv - AI 관련 출판물(논문)* 수와 비중 * 인공지능, 계산 및 언어, 컴퓨터 비전, 신경망 및 진화 컴퓨팅, 로봇공학, 컴퓨터 사이언스의 머신러닝, 통계의 머신러닝 포함 - 2015년~2020년 / 전 세계, 지역별(상동), 국가별(상동), 세부주제별	

* 출처 : Stanford AI Index, 2017~2021을 참고하여 저자 작성

6) 상대적 활동 지수(Relative Activity Index, RAD)는 AI 분야에 대한 국제적 연구활동에 비해 각 국가/지역의 연구활동 수준을 수치화한 것으로 전 세계 AI 관련 논문의 출간을 대비 해당 국가의 AI 관련 논문 출간율로 정의됨(2018: 13).

다. AI 특허

- (지표의 특성) 특허는 AI 관련 기술의 활용 가능성을 파악할 수 있는 지표로 2018년 Index에서 산업 영역에 추가되었으나, 2019년 이후 연구개발 지표의 세부지표로 변경됨.
- (지표의 변화) 양적·절대적 지표(특허 수, 증가율, 비중)→양적·절대적 지표와 질적·상대적 지표(인구 대비 특허 수와 피인용 비중 등) → 양적·절대적 지표 형태로 변화
 - ※ 2019 및 2021 AI Vibrancy Index에서는 양적·절대적 지표(특허 수)와 질적·상대적 지표(인구대비 특허 수, 피인용 수)를 모두 제공
- (데이터 출처) 2018년에는 미국 특허조사 플랫폼인 Amplified를 활용하였으나 2019년 이후 Microsoft Academic Graph를 활용하면서 전 세계 및 지역별·국가별 데이터 분석이 가능해짐.
- (비교 관점) 국가별, 지역별 특허 수와 비중을 중심으로 비교
 - ※ 2021년 Index에서는 2020년 AI 특허의 국가별 비교를 위한 데이터가 불완전하다고 판단해 국가별 비교는 하지 않음

표 3 특허 관련 지표의 분석

년도	세부지표			데이터 출처	분석 내용
2018	활동량	산업	특허	amplified	- AI 특허* 수와 비중 * 인식과 의미 이해, 휴먼인터페이스 기술 분야에 속하는 IPC 코드 활용 수집) - 2004년~2014년 / 국가별* * 미국, 한국, 일본, 중국, 영국+프랑스+독일, 대만
2019	연구개발	AI 특허		Microsoft Academic Graph	- AI 특허 비중 · 1990년~2018년 / 지역별* * 북미, 유럽&중아시아, 동아시아&퍼시픽, 남아시아, 라틴아메리카&카리브해, 중동&북아프리카, 서브-사하라 아프리카 - AI 특허 수와 1인당 특허 수 · 2015년~2018년 / 국가별* * 상위 24개 국가 (한국 7위) - AI 특허 피인용 비중 · 2014년~2018년 / 지역별(상동)
2021	연구개발	출판물	AI 특허	Microsoft Academic Graph	- AI 특허 수와 비중 · 2000년~2020년 / 전 세계

* 출처 : Stanford AI Index, 2018~2021를 참고하여 저자 작성

7) AI 관련 논문 저자는 최소한 30%의 논문에서 AI를 다룬 저자를 말하며, 저자의 거주 지역은 해당 저자가 첫 논문을 출판한 지역으로 함(2018: 18).

라. AI 컨퍼런스

- (지표의 특성) 컨퍼런스에서의 발표 논문과 참여자 수는 AI 연구에 대한 관심과 연구 활동량, 최근 연구 경향을 파악할 수 있는 지표 중 하나
- (지표의 변화) 컨퍼런스 관련 지표는 대부분의 Index에서는 논문에 초점을 두나, Stanford Index 조사팀은 논문은 학문 또는 연구개발 지표에서 분석하고, 컨퍼런스 영역에서는 컨퍼런스별 참가자 수(양적 지표)를 기본으로 컨퍼런스에 참여하는 조직(다양성과 포용성) 및 컨퍼런스에서 다루는 이슈(윤리, 인권 등) 등으로 확대해 가며 분석
 - ※ 여기에서는 컨퍼런스 참여자 수를 중심으로 보며, 다양성과 윤리 관련해서는 관련 장에서 별도로 분석함.
- (데이터 출처) 컨퍼런스 참가자 수를 기준으로 대규모 학회와 소규모 학회로 구분하고 각 학회로부터 데이터 수집
 - ※ 대규모 학회와 소규모 학회는 매년 일정 참가자 수를 기준으로 구분됨.
- (비교 관점) 컨퍼런스별 참가자 수를 기준으로 하며, 참가자 수 증가율을 보완적으로 제공

표 4 AI 컨퍼런스 관련 지표의 분석

년도	세부지표		데이터 출처	분석 내용
2017	학문	컨퍼런스 ⁸⁾ 참가자	대규모 컨퍼런스	- 컨퍼런스 참석자 수 - 1984년~2016년 / 컨퍼런스별
			소규모 컨퍼런스	- 컨퍼런스 참석자 수 - 1996년~2016년 / 컨퍼런스별
2018	연구	컨퍼런스 ⁹⁾ 참가	대규모 컨퍼런스	- 컨퍼런스 참석자 수 · 1984년~2018년 / 컨퍼런스별 - 컨퍼런스 참석자 수 증가율 · 2012년~2018년 / 컨퍼런스별
			소규모 컨퍼런스	- 컨퍼런스 참석자 수 · 1995년~2018년 / 컨퍼런스별 - 컨퍼런스 참석자 수 증가율 · 2012년~2018년 / 컨퍼런스별
2019	컨퍼런스	참가 ¹⁰⁾	대규모 컨퍼런스	- 컨퍼런스 참석자 수 · 1984년~2019년 / 컨퍼런스별 - 컨퍼런스 참석자 수 증가율 · 2012년~2019년 / 컨퍼런스별
			소규모 컨퍼런스	- 컨퍼런스 참석자 수 · 2000년~2019년 / 컨퍼런스별 - 컨퍼런스 참석자 수 증가율 · 2014년~2019년 / 컨퍼런스별
2021	연구개발	컨퍼런스 ¹¹⁾	대규모 컨퍼런스	- 컨퍼런스 참석자 수 · 2010년~2020년 / 컨퍼런스별
			소규모 컨퍼런스	- 컨퍼런스 참석자 수 · 2010년~2020년 / 컨퍼런스별

* 출처 : Stanford AI Index, 2017~2021을 참고하여 저자 작성

마. AI 교육

- (지표의 특성) 교육은 사회에서 요구하는 인력을 공급하기 위한 것으로, AI 교육 현황과 성과 지표(졸업생 수, 취업 등)를 통해 산업에서의 AI 활용과 확산의 정도를 파악할 수 있음.
 - 그러나 현재까지는 AI 교육 관련 원시 데이터가 부족하고, 국가 간 비교가 가능한 데이터 및 이를 제공하는 기관이나 조직이 거의 없어 비교를 위한 데이터 수집 등에 한계 존재
- (지표의 변화) 초기 Stanford 대학을 시작으로 미국 주요 대학의 AI와 ML 입문과정 수강 등록 학생 수를 활용하였으나, 점차 온라인 학습, 유럽 대학 및 대학원의 AI 프로그램, 북미의 AI 박사학위자 수 및 취업 등으로 다양한 교육 형태와 성과 지표들로 발전함.
 - 2017년~2018년에는 AI와 ML 입문과정 수강신청 학생 수와 증가율 데이터를 활용
 - 2019년에는 이 외에도 온라인 학습 플랫폼의 AI 교육과정 등록 비중, 유럽 대학과 대학원(석사)의 AI 관련 교육 프로그램 현황, 북미의 AI 박사학위자 수와 취업 현황 데이터를 분석
 - 2021년에는 고등교육기관의 AI 교육 활동으로 학부·대학원의 AI 과정 개설 수와 AI를 연구하는 교수의 수를, 북미의 CS 학부 졸업생 수, CS 박사학위자 수, CS 분야의 AI, ML, 로봇공학, 비전 분야 학사학위자 수와 비중, 신규 AI 박사학위자의 분야별 취업자 수와 비중, 북미 유학생 중 신규 AI 박사학위자 비중, 유럽 등의 AI 전문교육 프로그램 수(학사, 석사, 단기과정) 등의 데이터를 분석
- (데이터 출처) 교육 관련 데이터를 체계적으로 제공하는 조직이나 기관이 거의 없는 상황에서 Index 조사팀은 대학 및 관련 플랫폼을 직접 조사하거나 유럽위원회 및 CRA의 Taulbee Survey¹²⁾ 데이터를 활용
 - 수강신청 및 관련 데이터는 Index 연구팀이 조사대상 대학을 직접 또는 설문조사를 통해 수집하였으며, 주로 미국과 CS 분야 상위 대학으로 한정되어 있음.
 - 유럽의 교육 관련 지표는 유럽위원회의 합동연구센터(Joint Research Center)의 데이터를 활용
 - 북미 지역의 AI 관련 학위 취득과 취업 등은 CRA의 Taulbee Survey 데이터 활용
 - 온라인 교육 플랫폼은 가장 많은 회원을 확보하고 있는 Coursera¹³⁾와 AI 분야 전문 온라인 교육

8) 2016년 콘퍼런스 참석자 수 1000명을 기준으로 대규모(AAAI, IJCAI, NIPS, CVPR, ICML, ICRA, ACL)와 소규모(AAMAS, ICLR, CP, KR, UAI, ICAPS)로 구분(2017: 77)

9) 2017년 콘퍼런스 참석자 수 2000명을 기준으로 대규모(CVPR, IJCAI, AAAI, NeurIPS, IROS, ICML, ICRA)와 소규모(ACL, AAMAS, ICAPS, UAI, KR, ICLR)로 구분(2018: 78)

10) 2019년 콘퍼런스 참석자 수 3,000명을 기준으로 대규모(CVPR, IJCAI, AAAI, NeurIPS, IROS, ICML, ICRA)와 소규모(ACL, ICLR, AAMAS, ICAPS, UAI, KR)로 구분(2019: 39)

11) 2020년은 COVID-19로 AAAI를 제외한 대부분의 콘퍼런스가 화상으로 진행되어 참석자 수가 크게 증가함에 따라 2019년 참석자 수 3,000명을 기준으로 한 기존 분류 체계 유지(2021: 36)

12) 본 설문조사는 매년 미국과 캐나다의 박사학위(computer science, computer engineering, information 분야)를 대상으로 학생 등록, 학점, 졸업생들의 취업, 교수 급여 등의 트렌드를 조사하는 것임(2019: 115).

13) Coursera는 2012년 Stanford 대학 컴퓨터공학과 Andrew NG 교수와 Daphne Koller 교수가 설립한 1세대 MOOC로, 현재는 200개 이상의 주요 대학 및 기업과 협업하고 있음. 2021년 현재 컴퓨터 공학, 언어, 수학과 논리, 사회과학, 예술과 인문학 등 11개 분야 4,300여 개 이상의 과정이 있으며, 컴퓨터 공학 분야는 670여 개의 강좌가 있음(<https://www.coursera.org/>).

플랫폼으로 시작한 Udacity¹⁴⁾ 데이터를 활용

- (비교 관점) 수강신청 및 교육 프로그램 관련 데이터는 주요 대학별로 비교하고 있지만, 그 외 데이터는 비교 가능한 데이터 확보의 한계로 북미 또는 유럽 내 국가들을 비교 분석

표 5 AI 교육 관련 지표의 분석

년도	세부지표			데이터 출처	분석 내용
2017	핵심 지표	학문	수강 신청	Stanford Univ.	- AI와 ML 입문 수강신청 학생 수 - 1990년~2016년 / AI, ML, AI+ML ※ 타 대학과의 비교 (비교 가능 시점부터) · AI : Stanford, Berkeley, GT, UIUC, UW · ML : Stanford, Berkeley, GT, UIUC, UW, CMU
2018				연구	수강 신청
2019	국가	온라인 학습			
				Udacity	- 다양한 AI 전문과정* 등록 수 * AI 입문, ML 입문, Hadoop과 MapReduce 입문, 딥러닝을 위한 TensorFlow 입문, 기술통계 입문 - 2018년~2019년
		대학 수강신청	관련 대학	- 미국 주요 대학* AI, ML 입문과정 수강신청 학생 수와 증가율 * Stanford, Berkeley, UIUC, UW - 학생 수 : 1990년~2018년, 증가율 : 2012년~2018년	
			관련 대학	- 미국 외 주요 대학* AI+ML 입문과정 수강신청 학생 수와 증가율 * 칭화대, INAOE, 토론토대, 멜버른대, UFRGS, UTFSM, UNAB, HSE, 베이징대 - 학생 수 : 2010년~2019년, 증가율 : 2015년~2018년	
		유럽 동향	EC, Joint Research Center	- AI 관련 교육 프로그램 수(학사, 석사) · 2018년 / 유럽 대학 기준 / AI, HPC, CS 비교 - AI 분야 전문석사 배출 수 · 2018년 / EU 28개국 / AI, HPC, CS 비교	
		AI 전공 박사 학위	CRA, Taulbee Survey	- AI/ML 박사학위자 수와 비중(컴퓨팅 박사학위 중) - 2010년~2018년 / 미국	
박사학위자의 취업	- AI 신규 박사 ¹⁵⁾ 의 취업자 수(학계와 산업계)와 산업계 비중 - 2004년~2018년				

14) Udacity는 Stanford 대학 강사인 Sebastian Thrun과 Peter Norvig가 ‘인공지능 입문’ 과정을 온라인으로 누구에게나 무료로 제공하기 위해 시작하였으며, 인공지능을 비롯해 자율시스템, 클라우드 컴퓨팅, 사이버보안, 데이터 과학, 프로그래밍 및 개발 등 9개 분야 프로그램이 운영되고 190개 이상의 국가에서 160,000명 이상의 학생들이 등록해 교육을 받고 있음(<https://www.udacity.com/>).

년도	세부지표	데이터 출처	분석 내용
			- 컴퓨팅 박사학위자의 신규 교수 채용 수와 신규 정년트랙 교수 수, 학계로 진로를 택한 AI 박사 수 - 2004년~2018년 / 미국
		Goffman and Jin, 2019	- AI 교수의 산업 분야 이직자 수(정년트랙, 비정년트랙) · 2004년~2018년 / 북미, 대학별 - 대학에서 배출한 AI 기업가 수 · 2004년~2018년 / 대학별
2021	고등교육 기관의 AI 교육 활동	Stanford AI Index 팀 Survey ¹⁶⁾	- 학부의 AI 과정 개설 수 - AI, ML 입문 과정 등록 및 등록을 시도한 학생 수 - 2016년~2020년 / 9개국 18개 대학 기준
			- 대학원의 AI 과정 개설 수 - 2016년~2020년 / 9개국 18개 대학 기준
			- AI 연구에 주력하는 정년트랙 교수 수 - 2016년~2020년 / 9개국 18개 대학 기준
	북미의 AI 및 CS 학위 취득	CRA, Taulbee Survey	- CS 학부 졸업생 수 - 2010년~2019년 / 북미
			- 세부 전공분야별* 신규 CS 박사학위자 수 * AI/ML, 이론과 알고리즘, 로봇공학과 비전 등 - 2019년 기준 / 미국
			- AI/ML, 로봇공학과 비전 분야 CS 학사학위자 수와 비중 - 2010년~2019년 / 미국
- 신규 AI 박사학위자의 분야별(학계와 산업계) 취업자 수와 비중 - 2010년~2019년 / 북미			
유럽 등의 AI 교육	EC, Joint Research Center	- AI 전문교육 프로그램의 수(학사, 석사, 단기과정) - 2019년~2020년 / EU 27개국, 국가별* * 미국, 영국, 호주, 캐나다, 노르웨이, 스위스, EU27	
		- 북미의 유학생 중 신규 AI 박사학위 취득자의 비중 - 2010년~2019년 / 북미	

* 출처 : Stanford AI Index, 2017~2021를 참고하여 저자 구성

바. 오픈소스 소프트웨어

- (지표의 특성) SW개발자들은 GitHub에서 흥미롭거나 감사를 표하고 싶거나 신속하게 탐색하고 싶은 프로젝트(또는 SW 패키지)에 별(Star)을 줄 수 있으며, 이 별의 수를 통해 각 프로젝트에 대한 개발자들의 관심뿐만 아니라 해당 SW의 사용 정도를 가늠해 볼 수 있음(2017: 23).
- (지표의 변화) 지표명은 오픈소스 소프트웨어→GitHub Stars→AI 오픈소스 소프트웨어 라이선스 등으로 변해왔지만, 측정 데이터는 AI SW 라이브러리가 받은 별의 수로 동일함.

15) AI 학위과정의 경우, 2004년~2007년은 AI와 로봇공학이 통합된 형태였으며, 2008년부터 AI 학위과정이 독립함. 2016년부터는 AI 학위과정에 ML이 포함됨(2019: 115).

16) 본 설문조사는 2020년 11월부터 2021년 1월까지 세 차례에 걸쳐 73개 대학을 대상으로 실시되었으며, 18개 대학이 응답해 응답율은 24.7%임(2021: 134).

- (데이터 출처) 대표적인 무료 Git(소스관리 툴) 저장소인 GitHub로 부터 데이터 수집
 - ※ GitHub는 2008년 공개된 개발자가 SW 코드를 업로드, 댓글, 다운로드 등을 할 수 있는 웹플랫폼으로, 별은 GitHub의 특정 코드나 SW 패키지에 관심을 표명할 때 사용하는 것으로 트위터나 페이스북의 '좋아요'와 같은 기능임. 미국 샌프란시스코에 본사를 두고 있으며, Bloomberg에 따르면 2018년 6월 Microsoft가 인수함(나무위키; 2019:34).
- (비교 관점) 라이브러리별(2021년 기준으로 TensorFlow, Keras, PyTorch, Sckit-learn, BVLC/caffe, MXNet, 추사, Theano, Caffe2 등)로 분석
 - ※ 2017년부터 현재까지 TensorFlow가 월등히 많은 별을 받고 있음.

표 6 오픈소스 소프트웨어 관련 지표의 분석

발표년도	지표	데이터 출처	비교 분석 대상
2017	오픈소스 소프트웨어	GitHub Archive	- GitHub AI SW 라이브러리가 받은 별의 수 - 2015년~2017년 / 라이브러리별
2018	오픈소스 소프트웨어		- GitHub AI SW 라이브러리가 받은 별의 수 - 2015년~2018년 / 라이브러리별
2019	GitHub Stars		- GitHub AI SW 라이브러리가 받은 별의 수 - 2015년~2019년 / 라이브러리별
2021	AI 오픈소스 소프트웨어 라이브러리		- GitHub AI SW 라이브러리가 받은 별의 수 - 2014년~2020년 / 라이브러리별

* 출처 : Stanford AI Index 2017~2021를 참고하여 저자 구성

2 산업/경제 분야

가. 변화 방향과 특성

- (전체적인 방향성) 산업/경제 분야는 AI 활용 및 확산 정도를 파악할 수 있는 중요한 지표 영역으로 크게 AI 관련 기업, 일자리, AI의 산업적 활용 등을 다루고 있음.
- (주요 특징) AI가 산업/경제 분야에 점차 확대 적용되고는 있지만, 전반적인 수준을 측정할 수 있는 지표는 부족한 상황에서 각 지표에서 분석 대상 범위의 확대(예를 들어 AI 관련 기업의 경우 스타트업에서 일반 기업으로, AI 산업 도입의 경우, 로봇 중심에서 자율시스템, 산업에서의 도입 현황 등으로 확대)와 새로운 지표의 분석(정부와 기업의 AI 관련 투자 규모 등)을 통해 간접적으로 AI의 활용과 확산 수준을 파악함.
- (분석 범위) 본 장에서는 관련 지표들을 ‘AI 기업 활동과 투자’, ‘AI 관련 일자리’, ‘산업의 AI 활용’ 등으로 구분해 분석

※ 산업/경제 분야에서의 특허는 앞의 ‘연구개발’, 포용성은 뒤의 ‘다양성과 포용성’에서 별도로 분석

그림 8 산업/경제 분야의 지표체계 변화



* 출처 : Stanford AI Index 2017~2021을 참고하여 저자 구성

나. AI 기업 활동과 투자

- (지표의 특성) AI 관련 산업/경제 활동 지표에서 가장 많이 활용되는 세부지표 중 하나
- (지표의 변화) 2017~2018년에는 AI 스타트업 수와 AI 스타트업에의 투자 규모를 분석하였으나, 2019년에 투자유형과 미국의 AI에 대한 공공투자 규모가 추가되었으며, 2021년에는 AI 기업 수보다는 투자 규모를 좀 더 세밀하게 분석하고 미국의 AI에 대한 공공투자 규모를 업데이트함.
 - AI 관련 기업 수는 벤처캐피털(Venture Capital, VC)의 투자를 받는 AI 시스템 개발 비상장 스타트업 수(2017년)에서 VC 투자를 받고 있는 전체 AI 스타트업 수로 확대(2018년)되었고, 2019년에는 투자를 받는 AI 스타트업 수, 2021년에는 40만 달러 이상의 투자를 받은 AI 스타트업을 대상으로 신규로 투자를 받은 AI 스타트업 수를 분석함.
 - ※ AI 스타트업 수가 증가하면서 AI 관련 활동을 좀 더 심층적으로 분석하는 방향으로 전개되고 있으나, 투자의 개념 정의에 따라 기업 수 데이터에 차이가 있어 상호 비교는 어려운 상황임.
 - AI 관련 기업에의 투자 규모는 VC 투자에서 출발하여 전체 민간투자로 확대되었으며, 2019년부터는 AI 투자에 대한 트렌드를 좀 더 깊이 이해하기 위해 투자유형(기업공개, VC 민간투자, 소수지분투자, 인수/합병 등)별 비중도 분석(2019: 94)
 - 미국의 AI에 관한 공공투자 규모는 국방부의 AI 관련 예산과 비 국방 분야의 AI R&D 예산 규모, 그리고 정부가 AI와 관련해 계약지출한 규모를 분석
 - ※ 미국의 공공투자 데이터는 2019년에는 경제 지표에서 분석되었으나, 2021년에는 AI 정책과 국가전략에서 분석됨.
- (데이터 출처) 기업에 대한 데이터는 초기에는 CrunchBase, VentureSource, Sand Hill Econometrics를 활용¹⁷⁾하였으나 현재는 CrunchBase, CAPIQ, NetBase Quid를 활용하고 있으며, 미국의 공공투자(AI 관련 예산 규모) 데이터는 Bloomberg Government¹⁸⁾와 해당 공공기관의 예산 데이터를 활용
 - ※ 기업 수와는 달리 정부의 AI 관련 투자 규모 데이터를 확보하는 것은 매우 어려운 상황으로 Index 조사팀은 미국 외 국가에 대해서는 AI 관련 정책·전략·계획 등에 제시된 예산 규모를 확보 가능한 수준에서 질적으로 제공하기도 함.
- (비교 관점) 2017년~2018년에는 데이터 수집의 한계로 미국의 기업현황 만을 분석하였으나, 2019년부터는 국가별, 지역별, 투자유형별 데이터도 분석하기 시작함.

17) CrunchBase는 2007년에 출시된 기업에 대한 비즈니스 정보 플랫폼으로 투자 및 자금조달, 인수·합병, 기업 관련 뉴스 및 업계 동향 등의 정보를 제공하며(위키피디아), VentureSource는 벤처캐피털 투자를 받은 기업에 관한 종합적인 정보를, Sand Hill Econometrics는 벤처캐피털 투자를 받은 비상장 기업에 관한 데이터를 제공함(2017: 78). Index 조사팀은 VentureSource와 Sand Hill Econometrics를 통해 스타트업 및 벤처 투자 데이터를 도출하고, CrunchBase에서 키워드 검색을 통해 AI 관련 기업을 구별한 후 교차 비교하여 AI 기업 수와 투자 규모를 도출함(2017: 78; 2018: 80).

18) Bloomberg Government는 미국의 정부 정책에 영향을 미치는 전문가를 위해 데이터 기반 의사결정 방법과 도구를 제공하며, 정부의 정책, 예산, 계약, 의회 기록 등의 분석 정보 및 뉴스 등을 제공하는 플랫폼(위키피디아)

표 6 AI 기업 활동과 투자 관련 지표의 분석

년도	세부지표		데이터 출처	분석 내용
2017	활동 양	산업	CrunchBase, VentureSource, Sand Hill Econometrics	- VC 투자를 받아 시시스템을 개발 중인 비상장 스타트업 수 - 1994년~2016년 / 미국
		스타트업 투자		- VC의 AI 관련 스타트업 투자 규모 - 1994년~2016년 / 미국
2018	활동 양	산업	CrunchBase, VentureSource, Sand Hill Econometrics	- VC 투자를 받은 스타트업 수(전체, AI 스타트업 수) - 1995년 1월~2018년 1월 / 미국
		스타트업 투자		- VC의 스타트업 투자 규모(전체, AI 스타트업) - 1995년~2017년 / 미국
2019	경제	투자 활동	스타트업 활동	- AI 스타트업에 대한 민간투자 규모 (스타트업 클러스터) - 2009년~2019년 / 전 세계, 국가별* * 상위 27개 국가 (한국 11위), 인구 대비 상위 18개 국가 (한국 미포함)
				- 투자를 받은 AI 기업의 수 (스타트업 클러스터) - 2014년~2019년 / 전 세계
		기업 투자	CAPIQ, CrunchBase, Quid	- 산업 분야별 AI 민간투자 비중 · 2018년까지의 누적 기준 / 전 세계
				- 산업 분야별 AI 민간투자의 증가율 · 2015년~2019년 / 전 세계
공공 투자 (미국)	Bloomberg GOV	- 투자를 받은 AI 스타트업 수, 규모, 분야별 비중 - 2018.7~2019.7 / 전 세계, 국가별(미국, 유럽, 중국, 인도)		
		- 전체 AI 투자에서 투자유형*이 차지하는 비중 * 기업공개, VC 민간투자, 소수지분투자, 인수/합병 - 2010년~2019년 / 전 세계		
2021	경제	투자	기업 투자	- 비국방 분야 AI 관련 R&D 예산 규모(2020년 회계년도) - 국방부의 AI 관련 예산 규모 / 조직별, R&D 단계별 · 2018년~2020년
				- AI 프로젝트에 대한 정부 계약지출 규모 - 2000년~2019년 / 미국, 정부부처별
		스타트업 활동 (40만 달러 이상의 투자를 받은 스타트업)	CAPIQ, Crunbase, NetBase Quid	- AI에 대한 글로벌 기업투자 규모 - 2015년~2020년 / 전체, 투자유형별* * 민간투자, 기업공개, 소수지분투자, 인수합병
				- AI 스타트업의 민간투자 규모 - 2015년~2020년 / 전 세계, 국가별*, 지역별** * 11개 국가 (한국 미포함) ** 미국, 유럽, 중국, 기타
	AI 정책 과 국가	미국의 AI 공공투자	U.S. NITRD Program Bloomberg GOV & U.S. Department of Defense	- 신규로 투자를 받은 AI 스타트업 수 - 2015년~2020년 / 전 세계
				- 민간투자 상위 10개 중점 분야(Focus Area) 비교 - 2019년 vs. 2020년 / 전 세계
			- 비 국방 분야 AI R&D 예산 규모 - 2020-21년도	
			- 국방부의 AI RDT&E* 예산 * AI에 대한 연구개발, 테스트, 평가 - 2018년~2021년(요구안)	

년도	세부지표	데이터 출처	분석 내용
	전략	Bloomberg GOV	- AI 관련 총 계약지출 규모(2001년~2020년) - 부처별 AI 관련 계약지출 규모(2020년)

* 출처 : Stanford AI Index, 2017~2021을 참고하여 저자 작성

다. AI 관련 일자리

- (지표의 특성) AI 관련 일자리 데이터는 AI가 실제 산업에 어느 정도 확산되고 있는지를 파악하는 지표 중 하나로 이를 측정하기 위한 주요 데이터 소스로 온라인 구인·구직 플랫폼이 활용되고 있음.
- (지표의 변화) 2017년~2018년에는 AI 기술이 요구되는 일자리 수와 비중, 증가율 데이터를 활용하였으며, 2019년 이후에는 AI 고용 지수(AI Hiring Index), 온라인 채용 공고 중 AI 채용 공고의 비중, 상대적 AI 기술침투율(Relative AI Skill Penetration) 데이터를 활용
 - AI 고용 지수(AI Hiring Index)는 LinkedIn을 기반으로 회원 프로필에 AI 기술이 포함되어 있는 사람이 새로운 직장이 시작된 달에 해당 고용주를 프로필에 추가한 비율을 해당 국가의 LinkedIn 회원 수로 나눈 값을 말함(기준 년도의 월 평균값과 비교)(2019: 225; 2021:84).
 - 상대적 AI 기술침투율(Relative AI Skill Penetration)은 다음과 같은 방식으로 산출함. ①국가의 각 직업에서 상위 50개 기술을 식별함, ②AI 스킬 수(AI 스킬 그룹의 LinkedIn 분류 사용 - “LinkedIn Economic Graph의 AI 상위 스킬 이름”)를 각 직업 및 국가별 총 스킬 수(50)로 나누어 침투율을 계산함, ③특정 국가의 모든 직업에 대한 평균 침투율과 AI 기술의 글로벌 평균 침투율 간의 비율을 취하여 상대적 침투율을 계산함(2019: 226).
 - 미국 노동시장 수요는 세부 기술별, 산업별, 주별·대도시·도시별 일자리 공고에서 AI 일자리가 차지하는 비중을 산출하여 분석
- (데이터 출처) AI 일자리에 대한 데이터는 주로 온라인 구인·구직 플랫폼인 Indeed.com¹⁹⁾, Monster.com²⁰⁾, Burning Glass²¹⁾, LinkedIn²²⁾, 등을 통해 확보
 - ‘AI 일자리’는 채용공고의 직무설명서를 기반으로 키워드를 통해 판별
- (비교 관점) AI 기술이 요구되는 일자리 수, 증가율, 비중에 대해 AI 세부기술별, 국가별로 비교 분석하였으며, 미국의 AI 관련 노동 수요에 대해서는 주별, 산업별로 비교 분석함.

19) Indeed.com은 기업 채용 게시판과 취업정보 사이트에 게재된 수많은 취업정보를 한 번에 검색할 수 있는 검색엔진임. 2017년 Index에서는 AI 관련 키워드(Artificial Intelligence, Machine Learning, Natural Language Processing)가 직무 목록에 50% 넘게 나타나는 일자리를 AI 관련 일자리로 분류함(2017: 81).

20) Monster.com은 미국의 채용 사이트로 위치별, 카테고리별 일자리 정보를 제공. 2017년 조사에서는 필수 역량에 AI가 포함된 구인광고 수를 조사함(2017: 82).

21) Burning Glass는 45,000개 이상의 일자리 공고를 기반으로 노동시장의 수요를 실시간으로 분석(2019: 237)하는 플랫폼으로 주로 미국 노동시장의 데이터를 제공

22) LinkedIn은 2002년에 개시되었으며, 특정 업계 사람들이 서로 구인·구직, 동종업계 사람의 정보를 파악할 수 있는 플랫폼으로 2016년 6월 MS가 인수했으며, 2021년 기준 약 7억 명의 회원을 보유 중임(나무위키).

표 7 AI 관련 일자리 지표의 분석

년도	세부지표			데이터 출처	분석 내용
2017	활동량	산업	일자리 (Job Opening)	Indeed.com	- AI 기술(Skills)이 요구되는 일자리 비중 - 2013년~2017년 / 미국 / 국가별(미국, 캐나다, 영국)
				Monster.com	- AI 기술이 요구되는 일자리 수 - 2015년~2017년 / 기술별* * 머신러닝, 딥러닝, 자연어처리, 컴퓨터비전, 음성인식
2018	활동량	산업	일자리 (Jobs)	Monster.com	- AI 기술이 요구되는 일자리 수와 증가율 - 2015년~2017년 / 기술별* * 머신러닝, 딥러닝, 자연어처리, 컴퓨터비전, 음성인식, 로봇공학
				Gartner TalentNeuron	- 기술별 AI 관련 일자리의 성별 지원자 수 - 다양성과 포용성에서 검토
2019	경제	일자리	글로벌 고용	LinkedIn	- AI 고용지수(AI 기술을 보유한 LinkedIn 회원의 비중 기반) - 2015-2016 평균 기준 2019년 / 국가별* * 25개 국가 (한국 미포함)
				Burning Glass	- 온라인 채용 공고의 기술 클러스터별* 비중 * ML, AI, 신경망, 자연어처리, 로봇공학, 시각이미지인식, 자율차 - 2010년~2019년 / 미국
			산업부문별 확산 : AI 노동 수요	Burning Glass	- 산업별 AI 채용 공고 비중 - 2019년 / 미국 ※ 산업별 시계열 분석 제공
			기술 침투율	LinkedIn	- 상대적 AI 기술침투율(relative skill penetration) - 2015년~2018년 데이터 기준 / 26개 국가 (한국 미포함), 산업별 국가 12개 국가의 순위 (한국 미포함)
		지역의 역동성 (미국)	Burning Glass, LinkedIn	- 미국 주별 AI 노동 수요*와 AI 기술 침투율 * 2018-19년에 공고된 전체 일자리에서 AI 일자리의 비중(AI 노동의 상대적 중요도)와 전체 AI 일자리 수로 표시 - 미국 대도시/도시별 AI 노동 수요*와 AI 기술 침투율 * 공고된 AI 일자리 수(2010년~2013년)와 AI 일자리 수 증가율 (2010년~2019년)	
2021	경제	일자리	AI 고용	LinkedIn	- AI 고용률(AI 고용지수) - 2016년 기준 2021년 고용율 / 14개 국가(한국 미포함)
			AI 노동 수요	Burning Glass	- 글로벌 AI 노동 수요* * 전체 일자리 공고에서 AI 일자리의 비중 - 2013년~2020년 / 6개 국가(한국 미포함) - 미국 AI 노동 수요(상동) - 2013년~2020년 / 세부 기술별, 산업별, 주별(2020년)
			AI 기술 침투율	LinkedIn	- 상대적 AI 기술 침투율 - 2015년~2020년 누적 기준 / 13개 국가(한국 6위), 산업별 국가 순위

* 출처 : Stanford AI Index, 2017~2021을 참고하여 저자 작성

라. 산업의 AI 활용

- (지표의 특성) AI의 산업/경제적 활용을 직접적으로 파악할 수 있는 지표 중 하나이나, 구체적인 활용 실태 데이터는 부족. 현재 지표의 발굴 및 데이터 확보가 가장 어려운 부분이기도 함.
 - 2017년~2018년에는 활동량 영역의 산업 지표로 구분되었으나, 2019년에는 경제, 자율시스템, 대중의 인식 등으로 분리되었다가 2021년 경제 영역의 기업활동 지표에서 체계화됨.
- (지표의 변화) AI 활용과 확산이 아주 미미했던 2017년에는 로봇 수입량 지표를 활용하였으나, 2018년부터는 설문조사를 통한 기업에서의 AI 도입 정도와 기업 실적발표에서의 AI 언급 빈도 등을 추가하여 분석
 - 로봇의 경우, 2017년에는 로봇 수입량을 활용하였으나, 2018년 이후에는 산업용 로봇 설치 대수를 활용
 - 2019년에 자율시스템을 추가하여 자율주행차와 자율무기 관련 데이터를 분석하였으나, 2021년에는 제외됨.
 - ※ 자율주행차는 AI의 가장 가시적이고 파괴적인 애플리케이션 중 하나로(2019: 129), 스마트폰과 함께 소비자가 접근할 수 있는 영역 중 하나임.
 - ※ 자율무기에는 방어 또는 공격 능력을 향상시키기 위한 자동표적인식(Automated Target Recognition) 시스템 등에 AI 기술이 적용되고 있음(2019: 135).
- (데이터 출처) 로봇 관련 자료는 국제로봇연맹(International Federation of Robotics)의 보고서(World Robotics Report)를 활용하였으며, 산업의 AI 도입은 McKinsey & Company²³⁾의 설문조사 데이터를 활용. 기업의 실적발표 관련 자료는 Prattle²⁴⁾의 FactSet 데이터를 활용
 - 자율시스템 관련 데이터는 자율주행차의 경우 Bloomberg Philanthropies²⁵⁾와 미국 캘리포니아주 DMV(The Department of Motor Vehicles)의 Collision Report를 활용
 - 자율무기 관련 데이터는 스톡홀름 국제평화연구소(Stockholm International Peace Research Institute, SIPRI) 데이터를 활용
- (비교 관점) 로봇 관련 데이터는 북미 중심에서 국가별 비교로 발전하였으며, 산업의 AI 도입은 지역별, 산업별 비교를 제공, 기업의 실적발표 데이터는 미국 중심의 데이터로 IT기업과 비 IT기업, 사업분야별로 비교 분석을 시도함.

23) McKinsey & Company는 2018년에는 전 세계 2,135명, 2019년에는 2,360명, 2021년에는 2,395명을 대상으로 설문조사를 실시(2018: 83; 2019: 251; 2021: 98)

24) Prattle은 중앙은행과 기업의 커뮤니케이션을 수량화해서 시장에서의 영향 및 투자 등의 연구를 자동화하는 투자연구기업으로 본 조사의 실적발표 전문은 FactSet의 데이터를 활용(2018: 84; 2019: 267; 2021: 174)

25) Bloomberg Philanthropies는 2017년 10월에 처음으로 전 세계 도시 정부가 자율주행차 전환을 준비하는 상황을 보여주는 최초의 종합지도인 "Global Atlas of Autonomous Vehicles in Cities"를 발표(<https://www.bloomberg.org>)

표 8 산업의 AI 활용 지표의 분석

년도	세부지표		데이터 출처	분석 내용
2017	활용량	산업 로봇 수입량	IFR	- 산업용 로봇 수입량 - 2000년~2015년 / 전 세계와 북미
2018	활용량	산업 AI 도입	McKinsey & Company Survey	- 자신의 조직에서 한가지 이상의 사업부문에 도입한 AI 기술* * 로봇프로세스 자동화, ML, 대화형 인터페이스, 컴퓨터비전, 자연어 문자인식, 자연어 음성인식, 자연어 생성, 물리적인 로봇, 자율주행자동차 - 2018년 / 지역별*, 산업과 사업부문별** * 북미, 개발도상국(중국 포함), 유럽, 아시아태평양, 인도, 중동 및 북아프리카, 라틴아메리카 ** 서비스 운영, 제품/서비스 개발, 마케팅/영업, 제조, 공급망 관리, 리스크 관리
		실적발표 연급 빈도	Prattle	- 기업 실적발표에서 AI 언급 수(AI, ML, 빅데이터, 클라우드) - IT 기업(2007년~2017년), 비 IT기업(2008년~2017년)
		로봇 설치	IFR	- 산업별 로봇 설치 대수 - 2012년~2017년 / 국가 및 지역별* * 중국, 일본, 한국, 유럽, 기타, 브라질, 인도, 태국, 대만, 아프리카
2019	경제	기업 활용 동	McKinsey & Company Survey	- 기업에서 기능이나 사업부문에 AI를 도입한 비율 - 2018년~2019년 / 전 세계, 지역별
				- 기능별 AI 도입 비율 - 2019년 / 모든 산업, 산업별
	- AI 세부 기술 도입 비율 - 2019년 / 전체 산업, 산업별			
	- AI의 위험을 완화하기 위해 조치를 취하는 조직 - 2019년			
	자율 시스 템	자율 주행 차	Bloomberg Philanthropies	- 자율주행차를 테스트 중인 국가(세계 맵) - 미국 주별 자율주행차 관련 정책과 규제 - 캘리포니아주의 사례 : 자율주행차를 테스트하는 기업의 수와 도로 위의 전체 자율주행차 수, 주행한 총 마일 수 / 2015년~2018년
			DMV Collision Reports	- 안전성과 신뢰성 : 주행 마일 당 충돌 사고 건수 - 2015년~2018년 / 캘리포니아 AV 기업별 등
대중 의 인 식	기업	Prattle	- 개발된 자율무기시스템 수 - 1970년~2016년(전 세계) / 1950년~2017년(10개 국가, 한국 미포함)	
			- 기업 실적발표에서 AI 언급 수(AI, 빅데이터, 클라우드, ML) - 2004년~2018년 / 미국 상장 3,000개 기업 - 사업분야별 실적발표에서 AI 언급 수 - 2018~20-19년	
2021	경제	기업 활용 내 산업 도입	McKinsey & Company Survey	- 조직에서 AI를 도입한 비율 - 2020년 / 지역별* * 선진 아시아태평양, 인도, 북미, 유럽, 개발도상국(중국, 중동과 북아프리카 등 포함), 라틴 아메리카 - 산업별, 기능별, AI 세부 기술별 AI 도입 비율

년도	세부지표	데이터 출처	분석 내용
			<ul style="list-style-type: none"> - 2019년~2020년 / 전체, 산업별 - AI 도입에 따른 위험 조직과 위험과 대응해야 할 조직 - 2019년~2020년 / 조직별
	산업로봇 설치	IFR	<ul style="list-style-type: none"> - 산업용 로봇 설치 대수 - 2012년~2019년 / 전 세계 - 2017년~2019년 / 지역별*, 국가별** * 아시아, 유럽, 북미, 남미와 중미, 아프리카 ** 중국, 일본, 미국, 한국, 독일, 기타
	실적 발표	Prattle & Liquidnet	<ul style="list-style-type: none"> - 기업 실적발표에서 AI 언급 수(AI, ML, 빅데이터, 클라우드) - 2011년~2020년

* 출처 : Stanford AI Index, 2017~2021을 참고하여 저자 작성

3 AI와 사회적 이슈 분야

가. AI에서의 다양성과 포용성

- (지표의 특성) 다양성과 포용성은 AI의 사회적 영향력을 좀 더 세심하게 평가할 수 있는 지표로 이를 파악할 수 있는 데이터에 대한 개념 미정립, 공개적으로 이용 가능한 인구통계 데이터의 부족, 다양성 관련 데이터를 보유한 학계나 산업계의 접근 가능성 제한 등으로 데이터 수집에 어려움 존재

※ Stanford AI Index 팀은 AI 시스템이 사회에 큰 영향을 미칠 수 있는 잠재력을 보유한 반면, AI 시스템을 구축하는 사람들은 AI 시스템이 서비스해야 할 사람들을 대표하지 않으므로 불평등을 강화하고 부당한 결과를 낳을 수 있다는 문제의식을 가지고 AI에 있어서의 다양성과 포용성을 분석(2021: 137)

- (지표의 변화) 2018년 Index에 처음으로 등장하였으며, 연구·교육, 콘퍼런스, 교육, 경제 분야에서 논의되다가 2021년 Index에서는 독립된 지표로 체계화되었으며, 2019년까지는 주로 성별 다양성에 초점을 두었으나, 2021년부터는 인종/민족, 성 정체성과 성적 지향 등도 관심을 가지기 시작함.

- 연구·교육 부문에서는 AI 분야 교수의 성별 비중과 인종/민족별 비중, AI 관련 논문에서 여성 저자의 비중과 증가율, AI 박사학위 취득자 중 여성의 비중 등의 데이터를 활용
- 콘퍼런스 또는 단체 부문에서는 여성 중심 AI 학술 단체(WiML) 워크숍 등록자 수와 소수집단의 AI 교육을 지원하는 단체(AI4ALL)²⁶⁾의 졸업생 수와 프로그램 제공기관 수, Black In AI ²⁷⁾ Workshop의 흑인 참석자 수와 논문 제출 및 채택 수, Queer in AI²⁸⁾ Survey의 신분 구성 등의 데이터를 활용
- 경제(일자리) 부문에서는 AI 관련 일자리의 성별 지원자 수, 성별 상대적 AI 기술침투율 등의 데이터를 활용

- (데이터 출처) 교수의 다양성은 상위 CS대학을 중심으로 Index 조사팀에서 데이터를 수집하였으며, 논문 부문은 arXiv와 NESTA, 박사학위 취득자에 대해서는 CRA의 Taulbee Survey 데이터를 활용. 콘퍼런스에서의 다양성은 해당 학회에서 데이터를 수집하였으며, 일자리 부문은 온라인 구인·구직 플랫폼인 Gartner TalentNeuron²⁹⁾과 LinkedIn을 통해 수집

26) AI4ALL은 AI 교육, 연구개발 및 정책에서 다양성과 포용성을 높이기 위해 활동하는 미국 기반의 비영리 단체로 2020년 12월 현재 전 세계 50개 국가, 12,300여 명에게 영향을 미치고 있음. AI4ALL에 대한 아이디어는 2015년 초에 시작되었으며, 흑인, 라틴계 및 아메리카 원주민 여성 등과 같이 컴퓨팅 분야의 교육에서 소외된 학생들에게 AI 기술 교육 및 멘토링 등을 제공(<https://ai-4-all.org>)

27) Timnit Gebru와 Rediet Abebe가 2017년에 설립한 것으로 AI 분야에서 흑인의 존재를 늘리는 것을 목표로 하고 있음. 2020년 현재 BAI는 약 3,000명의 커뮤니티 회원이 있으며 주요 AI 콘퍼런스에서 10개 이상의 워크숍을 개최했고, 전 세계 주요 AI 콘퍼런스에 참여하는 흑인의 수를 40배 늘리는 데 기여한 것으로 평가됨(2021: 146).

28) William Agnew, Raphael Gontijo Lopes 및 Eva Breznik이 2018년에 설립한 QAI(Queer in AI)는 밋업(meetups), 포스터 세션, 멘토링 및 기타 이니셔티브를 통해 퀴어 등 성소수 성향의 AI/ML 과학자 커뮤니티를 구축하여 이들을 지원하고 있음(2021: 147).

- (비교 관점) 성별 비교를 기반으로 인종과 민족별, 성적 지향과 성 정체성 등이 추가됨. 또한 접근 가능한 데이터의 범위 안에서 국가별, 북미 또는 미국, 대학별로 비교 분석함. 향후 장애를 가진 AI 전문가를 포함하여 다양한 관점의 비교 필요성 제기

표 8 AI에서의 다양성/포용성 관련 지표의 분석

년도	세부지표		데이터 출처	분석 내용
2018	연구	교수 다양성	CS 분야 상위 대학 ³⁰⁾	- AI 분야 교수의 성별 비중 - 2018년 9월 기준
	콘퍼런스	다양성 조직	WiML	- WiML* 워크숍 등록자 수 * 머신러닝 분야 여성을 지원하는 단체 - 2006년~2018년 / 전 세계
			AI4ALL	- AI4ALL 졸업생 수와 프로그램 사이트 수(제공기관 수) - 2015년~2018년 / 전 세계
일자리	지원자의 성별 다양성	Gartner TalentNeuron	- 기술별 AI 관련 일자리의 성별 지원자 수 - 2017년 기준 / 기술별(상동)	
2019	연구개발	AI 연구에서의 여성	arXiv/ NESTA	- AI 논문과 non-AI 논문에서 적어도 1명이 여성 저자인 논문의 비중 - 2019년 기준 / 국가별* * 30개 국가 (한국 26위)
			NESTA	- AI 논문에서 여성 저자의 증가율 - 2000년~2018년 / 국가별* * 30개 국가 (한국 26위)
	컨퍼런스	다양성 조직	WiML	- WiML 워크숍 등록자 수 - 2006년~2019년 / 전 세계
			AI4ALL	- AI4ALL 졸업생 수와 프로그램 사이트 수(제공기관 수) - 2015년~2019년 / 전 세계
	교육	교수 다양성	CRA, Taulbee Survey	- AI 박사학위를 취득한 여성의 비중 - 2010년~2018년 / 미국 - 미국 내 유학생의 AI 박사학위 취득자 비중 - 2010년~2018년 / 미국
			관련 대학 ³¹⁾ CS 학과	- CS 학과 AI 교수들의 성별 비중 - 2019년 9월 기준
경제	일자리	포용성	LinkedIn	- 성별 상대적 AI 기술침투율 - 2015년~2018년 데이터 기준 / 국가별
2021	AI에서의 다양성	성별 다양성	학술적 환경	Stanford AI Index 팀 Survey - 상위 17개 CS 대학 정년트랙 교수의 성별 비중 - 2019년~2020년 / 전체 CRA, Taulbee Survey - 신규 AI, CS 박사학위 취득자에서 여성의 비중 - 2010년~2019년 / 북미
			직업적 환경	LinkedIn
		워크숍	WiML	- NeurIPS 콘퍼런스의 WiML 워크숍 참석자 수

29) Gartner TalentNeuron은 65,000개 이상의 글로벌 인력 공급 및 수요 데이터를 수집·제공하는 온라인 구인 플랫폼으로 2018년 조사에서는 Monster.com과 Gartner TalentNeuron을 활용해 데이터를 수집 (<https://talentneuronlogin.gartner.com>; 2018: 81)

년도	세부지표	데이터 출처	분석 내용
	인종과 민족 다양성	CRA, Taulbee Survey	- 2006년~2020년 / 전체, 성별-지역별-전문직위별 비중 - 미국 거주 AI 박사의 인종/민족별 비중 (2019년 기준) - 미국에서 신규로 취득한 컴퓨팅 박사학위자의 인종/민족별 비중 (2010년~2019년)
		Stanford AI Index 팀 Survey	- 15개 상위 CS 대학 정년트랙 교수의 인종/민족별 비중 (2019년~2020년)
		Black in AI	- NeurIPS와 공동으로 개최한 Black in AI Workshop에서 흑인 참석자 수와 논문 제출 및 채택 수 - 2017년~2019년 / 전체
	성 정체성과 성적 지향	Queer in AI Survey	- QAI 회원의 성적 지향과 성 정체성 분포(2020년 기준) - QAI 회원의 신분 구성(2018년~2020년) - QAI 회원이 AI/ML 실무에서 직면하는 장애 요소 : 유형과 응답 비율(2020년 기준) - QAI 회원이 학교나 직장에서 Queer인이라는 이유로 받은 차별이나 괴롭힘을 받은 횟수(2020년 기준)

* 출처 : Stanford AI Index, 2018~2021을 참고하여 저자 작성

나. AI에서의 윤리와 인권

- (지표의 특성) AI 분야에서 윤리 문제를 체계적으로 접근한 것은 2015년부터이나 AI Index에 윤리 관련 지표가 등장한 것은 2019년임. 이는 AI 활용 확산과 더불어 윤리 문제도 증가했기 때문으로 보임.
- (지표의 변화) 2019년에는 AI 윤리와 관련된 다양한 데이터를 콘퍼런스, 교육, 사회적 고려 사항 지표에서 살펴보았다면, 2021년에는 ‘AI 활용의 윤리적 도전’이란 지표로 통합하여 체계화하였으며, 윤리를 포함한 AI 논문 수, AI 관련 콘퍼런스에의 참석자 수, 대학에서의 기술과 윤리 과목 개설, 기관(조직)의 AI 윤리 원칙 관련 문서 수, AI 관련 뉴스의 비중 등의 데이터를 활용함.
 - ※ 2019년에는 사회적 고려사항 지표 중 하나로 UN 지속가능한 발전목표(SDGs) 달성에 AI를 활용한 사례 수를 포함하였는데, 이는 Index 조사팀이 AI가 만병통치약은 아니지만 사회의 가장 시급한 과제를 해결하기 위한 다각적인 노력에 기여할 수 있는 잠재력이 있다고 판단하였기 때문임.
- (데이터 출처) AI에서의 윤리에 대한 데이터는 논문, 인권 관련 콘퍼런스, 조사 및 연구기관 보고서, 뉴스 DB, 시장정보 플랫폼 등을 활용
 - AI 논문 제목에 ‘윤리’가 포함된 논문 수는 Marcel Prates, Pedro Avelar, Luis C. Lamb 등이 2018년에 저술한 “On Quantifying and Understanding the Role of Ethics in AI Research: A Historical Account of Flagship Conferences and Journals”³²⁾ 내용을 인용

30) 컴퓨터공학 분야 상위 대학교의 AI 분야 교수 명단에의 접근이 가능해 유니버시티 칼리지 런던대(UCL), 스탠포드대, 카메기멜론대(CMU), 버클리대, 옥스포드대, 일리노이 어바나 샴페인(UiUC), 취리히 공대를 조사함(2018: 25).

31) 데이터 접근이 가능한 취리히 공대(ETH), 시드니 공대(UTS), 케이프타운대, 버클리대, MIT, UIUC, 옥스포드대, 스탠포드대, 칭화대, CMU, 토론토대, 조지타운대(GT), UCL, 싱가포르국립대(NUS), IIT Madras 등임.

- 대학에서의 윤리 과목 개설에 대한 데이터는 Casey Flesler의 Tech Ethics Curriculum(2019)과 Index 조사팀이 상위 CS 대학을 대상으로 설문조사를 실시하여 수집
 - 기관(조직)별 AI 윤리원칙(프레임워크 또는 가이드라인) 문서 수에 대한 데이터는 PwC³³⁾, AI Ethics Lab³⁴⁾과 같은 조사 또는 연구기관을 통해 수집
 - AI 관련 뉴스에서 윤리에 대한 비중 데이터는 Quid³⁵⁾의 뉴스 DB, CAPIQ(S&P Capital IQ)와 CrunchBase 같은 시장정보 플랫폼을 활용하여 검색
 - 이 외에 콘퍼런스에서의 윤리(인권)에 대한 데이터는 디지털 시대의 인권을 논하는 세계 최대 콘퍼런스 중 하나인 RightCon을 통해 데이터를 수집하였으며, UN SDGs를 위한 AI 활용 사례 데이터는 McKinsey Global Institute의 보고서³⁶⁾를 활용
- (비교 관점) 윤리 관련 논문에 대해서는 대규모 콘퍼런스를 대상으로 비교 분석하였으며, 윤리 과목 개설은 학과별로 비교 분석함. AI 윤리원칙 문서 수는 기관(조직) 유형별로 비교하였으며, AI 윤리 관련 뉴스는 주제별로 비교 분석함.

※ 국가마다 AI와 관련된 윤리 문제를 중요하게 인식하고 있지만, 국가별 인식과 대응을 측정할 수 있는 정량적 데이터가 부족한 상황이어서 정부의 이러한 노력을 어떻게 양적인 데이터로 전환해야 하는지가 지표에 있어 주요 이슈임(2021: 127).

표 9 AI에서의 윤리와 인권 관련 지표의 분석

발표년도	지표	데이터 출처	비교 분석 대상
2019	콘퍼런스	AI 콘퍼런스에서의 윤리	Prates et al. - 저널-콘퍼런스 논문 제목에 “윤리”가 포함된 논문 수 - 1969년~2018년 / 전체, 대규모 콘퍼런스별* * ICRA, IROS, NIPS, IJCAI, ICML, AAAI
		인권과 AI	RightCon - 콘퍼런스 참석자 수와 AI 세션 수 - 2011년~2019년
	교육	윤리 과정	Casey Fiesler, 2019 - 세계 대학*의 학과별 기술윤리(CS와 윤리, AI와 윤리 등) 과정 비중 * 전 세계 대학으로부터 235개 과정을 샘플조사
	사회적 고려사	윤리적 도전	PwC - 조직 유형별* AI 윤리 원칙(프레임워크) 문서 수 * 싱크탱크/정책기관/학계, 기술기업, 정부, 산업 & 컨설팅 기관, 협회 & 컨소시엄 - 2016년~2019년 누적 / 전체
		윤리와 AI	Quid - 59개 AI 원칙 문서에서 도출된 윤리적 도전과제 - 글로벌 뉴스 미디어 : 키워드 검색을 통한 Quid

32) 본 논문에서는 AI 연구에서의 윤리를 측정하기 위해 플래그십 AI, 머신러닝, 로봇 공학 콘퍼런스 및 저널의 논문 제목에서 윤리 관련 용어를 검색함. 총 110,108건의 논문 데이터(콘퍼런스 논문 59,353건, 저널 논문 50,756건) 활용(Prates et al., 2018; 2019: 44; 2021: 133)

33) PwC(Price waterhouse Coopers)는 영국 런던에 본사가 있는 다국적 회계법인으로 110개의 문서를 분석하여 이 중 59개 문서를 AI 윤리원칙 문서로 구별하고 분석함(2019: 148).

34) AI Ethics Lab은 보스턴에 본사가 있으며, AI 시스템을 구축하고 활용할 때의 윤리적 위험과 기회를 감지하고 해결하는 것을 목표로 컨설팅과 연구를 수행하는 기관으로 2017년부터 활동하기 시작함(<https://aiethicslab.com>).

35) Quid를 활용하여 2018년 9월 12일부터 2019년 8월 12일까지 60,000개 글로벌 영어 뉴스와 500,000건 이상의 블로그에서 AI 윤리에 대한 뉴스 기사를 검색하기 위해 LexisNexis의 아카이브 뉴스DB를 검색함. Quid는 인권, 인간 가치, 책임감(responsibility), 인간 통제, 공정성, 차별 또는 비차별, 투명성, 설명가능성, 안전과 보안, 책임성(accountability), AI 기술과 관련된 프라이버시 등을 키워드로 활용(2019: 150)

36) McKinsey Global Institute, Notes from the AI Frontier: Applying AI for social good, 2018.12.

발표년도	지표	데이터 출처	비교 분석 대상
	항		Network(테마별*) * 프레임워크/가이드라인, 데이터 프라이버시, 안면인식, 빅테크 자문, 알고리즘 바이어스, 로봇/무인자동차, AI 투명성 - 2018.8.12.~2019.8.12. 뉴스기사 기준 - 국가별* AI 윤리문제 보도 비중(키워드 기반) * 10개 국가 (한국 미포함)
	지속가능한 발전	McKinsey Global Institute	- UN 17개 지속가능발전목표 지원을 위한 AI 활용 사례 수 - 17개 지속가능발전목표별 하위 목표 수와 AI 지원 가능한 하위 목표 수
2021	AI 원칙과 프레임워크	AI Ethics Lab	- 조직별(연구, 기업, 국제기구, 정부 등) 신규 AI 윤리 원칙 문서 수 - 2015년~2020년 / 전 세계, 지역별
	글로벌 뉴스미디어	CAPIQ, CrunchBase, and NetBase Quid ³⁷⁾	- AI 관련 뉴스의 주제별* 커버리지(비중) * 가이드선스나 프레임워크, 연구와 교육, 안면인식, 알고리즘 편견, 로봇과 자율주행차, AI 설명가능성, 데이터 프라이버시, 기업의 노력 - 2020년 기준
	AI 컨퍼런스에서의 윤리	Prates et al.	- AI 컨퍼런스에서 “윤리”를 언급한 논문 제목 수 - 2000년~2019년 / 전체, 대규모 컨퍼런스별
	고등교육기관의 윤리 과정	AI Index Survey ³⁸⁾	- 상위 CS 대학 학과에서 제공하는 AI 윤리 과정 수 - 2019년~2020년 / 과정 유형별

* 출처 : Stanford AI Index, 2019~2021을 참고하여 저자 작성

37) 2021년에도 NetBase Quid를 활용하여 AI 윤리와 관련된 60,000개의 영어 뉴스 소스와 500,000개 이상의 블로그를 분석. 키워드는 2019년과 동일하며, 검색 결과 3,047개의 기사가 발견됨(2021: 211).

38) 상위 CS 대학이나 학과를 대상으로 조사. 16개 대학 중 13개 대학 응답. 18개 학과 중 11개 학과가 AI 윤리에 대한 기초연설 또는 패널 토론을 개최하고 있으며, 이 중 7개 학과는 CS 또는 다른 학과에서 AI 윤리 과정을 독립적으로 제공(2021: 2019)

4 기술적 성능 분야

가. 변화 방향과 특성

- (전체적인 방향성) AI 기술의 성능지표는 인간의 수행능력 대비 AI 시스템의 성능 수준을 파악함으로써 AI 기술의 사회경제적 활용 가능성을 간접적으로 제공
 - 주로 비전(시각)과 언어 관련 성능을 중심으로 분석하고 있으며, AI 시스템의 성능이 향상됨에 따라 벤치마크 등 평가 모델 및 방법도 고도화되고 있음.
 - 2021년 Index에서는 AI 기술이 의료와 생물학 영역에서 활용되는 사례를 분석

그림 9 기술적 성능 분야의 지표체계 변화



* 출처 : Stanford AI Index 2017~2021을 참고하여 저자 구성

- (주요 특징) 주로 AI 시스템의 성능을 평가하는 각종 경진대회(Challenge) 결과 데이터를 활용하고 있으나, 컴퓨터 비전 및 언어 인식기술이 향상되면서 더 고도의 성능 평가를 위한 벤치마크가 개발되어야 하는 측면과 기술 및 평가 환경 등으로 성능평가가 어려운 영역은 데이터 분석에서 소외될 수 있는 한계 존재
 - ※ 2021년 AI Index에서는 AI 시스템의 성능이 매우 향상되어 컴퓨터에서의 합성과 실제를 구별하는 데 어려움을 겪고 있어 이를 구별해 낼 수 있는 탐지 기술에 대한 관심이 높아지고 있다고 보았으며, 자연어 처리의 경우 평가지표를 능가하는 결과가 나오는 등 기술적 진보가 벤치마크를 능가하기 시작했다고 봄.

나. 지표 관련 특성

- (지표의 특성) 기술적 성능은 AI Index의 주요 지표 영역으로 AI 기술이 발전함에 따른 지속적인 AI 시스템의 성능 수준 향상 및 이를 평가하기 위한 새로운 벤치마크 등을 보여 주고 있음.
- (지표의 변화) 주로 비전(시각)과 언어 관련 영역에서의 AI 시스템 성능을 평가하고 있지만 실제 활용 분야에서의 문제해결 성능에 대한 평가 등도 포함하고자 노력
 - 비전(시각) 영역은 이미지 인식(분류, 세분화, 생성 등)분야가 기술진보를 통해 세밀하게 발전하고 있으며, 비디오 인식(행동 및 안면인식 등), 시각 질의응답 시스템 등의 성능 평가도 활용
 - 언어 영역에서는 파싱(문장 구문 분석), 기계번역, 질의응답, 음성인식 등의 AI시스템 성능 평가를 활용
 - 문제해결 영역에서는 추론(문제해결기와 정리증명 등), 의료와 생물학 분야에서의 AI 시스템의 성능 등을 활용
 - ※ 의료 및 생물학 분야는 머신러닝의 채택과 함께 크게 발전하고 있음. DeepMind의 AlphaFold는 딥러닝 기술을 적용하여 수십 년에 걸친 단백질 폴딩의 생물학 과제에서 획기적인 발전을 이룸. 과학자들은 보다 효과적인 화학 합성 계획을 위해 머신러닝 모델을 사용하여 화학 분자의 표현을 학습. AI 스타트업인 PostEra는 머신러닝 기술을 활용하여 대유행 기간 동안 COVID-19 관련 신약개발을 가속화하고 있음(2021: 11).
 - 2019년에는 Omniglot Challenge와 계산능력(Computational Capacity) 관련 데이터도 제공
- (데이터 출처) 아래 표에서 보는 바와 같이 AI 시스템의 성능을 평가하는 각종 경진대회 (Challenge), 평가 및 검증 모델, 벤치마크, 라이브러리 등 다양한 형태의 성능 평가 데이터를 활용(주요 기술적 용어에 대한 설명은 별첨 참조)
- (비교 관점) 일반적으로 인간의 수행능력과 AI 시스템의 성능 수준을 비교
 - ※ 2019년 Index까지는 AI 시스템이 인간 수준에 도달하거나 넘어선 사건의 타임라인을 제공

표 10 기술적 성능 관련 지표의 분석

발표년도	지표	데이터 출처	비교 분석 대상
2017	시각	객체인식	image-net.org - LSVRC(대용량 시각인식대회)에서 객체인식에 대한 AI 시스템의 성능(이미지 레이블링에 대한 오류율) - 2010년~2017년 / Human Baseline과 비교
		시각질의응답	Arxiv, VQA Data Set - 시각질의응답(VQA)관련 AI 시스템의 성능(정확도) - 2015년~2017년 / Human Baseline과 비교
	자연어 이해	파싱	Penn Treebank - AI 시스템의 문장 구문구조 분석 성능(F1 score) - 1995년~2016년 / 40자 미만 문장과 모든 길이의 문장
		기계번역	EuroMatrix - AI 시스템의 뉴스 기사 번역 성능(BLEU Score) : WMT Competition - 2008년~2019년 / 영어↔독일어
		질의응답	Stanford QA Dataset (SQuAD) - AI 시스템의 질문에 대한 답변을 찾는 성능(정확도, Exact Match: EM) : SQuAD v1.1 질의응답 - 2015년~2017년 / Human Baseline과 비교

발표년도	지표		데이터 출처	비교 분석 대상	
		음성인식	Electronic Frontier Foundation, AI Progress Metrics	- AI 시스템의 전화통화 소리에서 음성을 인식하는 성능 (정확도) : Switchboard HUB5'00 음성 인식 - 2010년~2017년 / Human Baseline과 비교	
		정리증명	TPTP.org	- 자동정리 증명기를 위한 대규모 정리증명 문제의 평균처리 용이성 : TPTP 데이터셋 정리 증명(평균처리 용이성) - 2011년~2016년	
		충족가능성 문제 해결 (SAT Solving)	Holger Hoos and Kevin Leyton-Brown	- 산업적 응용이 가능한 문제해결에 탁월한 SAT 문제 해결기가 해결한 문제 비율 : SAT Competition(해결할 문제 비율) - 2007년~2014년 / 시스템 평균과 비교	
2018	시각	객체 인식 ImageNet	ImageNet	- LSVRC ImageNet Competition 테스트넷의 정확도 - 2010년~2017년 / Human Baseline과 비교	
			arXiv.org (논문)	- 이미지넷 코퍼스에서 높은 정확도로 이미지를 분류할 수 있도록 네트워크를 학습시키는데 필요한 시간 - 2017년~2018년	
		인스턴스 객체 세분화 (COCO)	COCO 리더보드	- COCO(object instance segmentation)의 정확도(컴퓨터 비전 작업의 성능 평가) - 2015년~2018년	
	언어		파싱	Penn Treebank	- AI 시스템의 문장구문 구조 분석 성능(F1 Score) - 1995년~2018년 / 40자 미만 문장과 모든 길이의 문장
			기계번역	EuroMax	- AI 시스템의 뉴스 기사 번역 성능(BLEU Score) : WMT Competition - 2008년~2018년 / 영어↔독일어
		질의응답		ARC	Allen Institute for Artificial Intelligence
			GLUE	Gluebenchmark.com	- GLUE 벤치마크 리더보드 점수 - 2018년
2019	컴퓨터비전	이미지 분류	ImageNet	AI Index Survey, PaperWithCode	- 이미지 분류에 대한 정확도*(Top-1 정확도) * 관심있는 1,000개의 개체범주 중 하나가 이미지에 있는지 여부를 추론 - 2013년~2019년
			이미지넷 훈련 시간과 비용	Stanford DAWNBench Project	- 모델 학습에 소요되는 시간과 비용 * 이미지넷 말뭉치에서 93% 이상의 상위 5개 검증 정확도로 이미지 분류 모델을 학습시키는 데 필요한 시간과 비용 - 2017년~2019년
		이미지 생성	PaperWithCode	- 이미지 품질 측정 : CIFAR-10(FID Scores) - 2017년~2019년	
		이미지 세분화	AI Index Survey, PaperWithCode	- CityScapes에 대한 평균교차 결합(loU) 측정 항목을 사용하여 측정(mean loU) * 로봇, 자율주행차 등은 이미지 내의 모든 픽셀에 대해 정확한 경계와 물체 범주 감지 필요(실제 AI 비전 시스템의 발전 정도 파악에 기여) - 2015년~2019년	
		비디오	ActivityNet	ActivityNet	- 비디오를 이해하고 분석하는 성능 : ActivityNet Challenge (Mean Average Precision) - 2016년~2019년 - 인식에 가장 어려운 행동과 가장 쉬운 행동(2019 모델) - 지난 4년 동안 가장 개선이 적게 된 행동(2019)

발표년도	지표	데이터 출처	비교 분석 대상	
2016~2019	시각질의응답 (VQA)	VQA 챌린지	- 컴퓨터가 컴퓨터 비전과 자연어 이해를 공동으로 추론할 수 있는 정도를 검증(정확성) - 2016년~2019년 / Human Baseline과 비교	
	GLUE	GLUE Leaderboard	- 텍스트 처리 성능 측정 - 2018년~2019년 / Human Baseline과 비교	
	SuperGLUE	SuperGLUE Leaderboard	- 보다 다양하고 어려운 언어 이해 성능 측정 - 2019년 / Human Baseline과 비교	
	SQuAD	CodaLab Worksheets	- SQuAD 성능 측정(F1 Score) - 2017년~2019년	
	추론	AI2 Leaderboard	- ARC 점수 - 2018년~2019년 / Challenge Set(2,950문항)과 Easy Set(5,197 문항)으로 구분	
	상업용 기계번역	intento ³⁹⁾	- 상업적으로 배포된 온라인 번역시스템의 수와 성능 (hLEPOR Score) - 2017년~2019년	
	Omniglot	Lake et al. (2019)	- Omniglot Challenge : one-shot classification 성능 측정(BPL, Bayesian program learning) - 2015년~2018년 / 인간, BPL, 신경망 비교	
계산 능력	OpenAI Blog	- AI 훈련에 사용되는 계산량의 변화 : 시와 계산(log scale) - 1959년~2019년		
2021	컴퓨터 비전	이미지 분류	Papers with Code	- 이미지 분류에 대한 정확도(Top-1/Top-5 정확성) - 2013년~2021년
			MLPerf, 스탠포드 DAWNBench	- 모델 학습에 소요되는 시간 : MLPerf 대회 결과 · 2018년~2020년 - 모델 학습에 소요되는 비용 : 스탠포드 DAWN Benn 팀 평가(2017년~2019년)
		이미지 생성	Papers with Code	- STL-10 : FID* Score와 HYPE** 방식 * 모델 자체의 데이터를 사용하는 정량적 지표를 통해 이미지 생성 평가(2018년~2020년) ** 합성해 생성된 이미지를 인간에게 보여주고 질적 등급으로 평가하는 방법(사례 : GAN)
		딥페이크 탐지	Kaggle	- DFDC(Deepfake Detection Challenge) : log loss - 2020년
		인간 포즈 추정	COCO Leaderboard	- 이미지에서 인체 부위 또는 관절의 위치를 추정(평균정밀도) · Keypoint Detection Challenge(2016년~2020년) · DensePose Challenge(2018년~2019년)
		이미지 세분화	Papers with Code	- CityScapes에 대한 평균교차 결합(IoU) 측정 항목을 사용하여 측정(mean IoU) - 2015년~2020년
		Embodied Vision ⁴⁰⁾	AI1, Stanford, Facebook 등	- 주변 환경과 물리적으로 상호작용하거나 구현할 수 있는 고급 AI 시스템 : 사용 가능한 시뮬레이터 사례
	비디오	행동인식	ActivityNet	- 비디오를 이해하고 분석하는 성능 : ActivityNet Challenge (Mean Average Precision) - 2016년~2020년 - 가장 어려운 활동 : 유형과 정밀도 변화 - 2019년~2020년
		객체인식	Redmon & Farhadi (2016)	- 객체인식에 사용되는 오픈소스시스템 : You Only Look Once(YOLO)(Mean Average Precision)

발표년도	지표	데이터 출처	비교 분석 대상
		& 2018) 등	- 2016년~2020년
	안면인식	National Institute of Standards and Technology	- 자동 안면인식 기술의 성능 평가 : NIST의 안면인식 업체 테스트(FRVT)(FNMR 측정) - 2017년~2020년 / 데이터셋별
언어	영어 언어이해 벤치마크	SuperGLUE Leaderboard	- SuperGLUE 벤치마크 * 언어이해 알고리즘에 대한 평가(평균점수) - 2019년~2021년 / Human Baseline과 비교
		CodaLab Worksheets	- 읽기 이해력 벤치마크 : SQuAD 1.1과 SQuAD 2.0 - 2016년~2020년 / Human Baseline과 비교
	상업용 기계번역	Intento	- 상업용 독립 기계번역 서비스의 수 - 2017년~2020년 / preview, commercial
	GPT-3	OpenAI	- GPT-3 정확도 - 2020년 / Zero-Shot, One-Shot, Few-Shot
언어추론 기술	VQA	VQA Challenge	- VQA Challenge(정확도) - 2015년~2020년 / Human Baseline과 비교
	VCR task	VCR Leaderboard	- VCR Task* : Q→AR 점수 * 주어진 이미지에 대한 까다로운 질문에 답하고 그 대답을 추론으로 정당화하도록 기계에 요청 - 2018년~2020년
음성 인식	음성녹음	Papers with Code	- LibriSpeech : 단어 오류율(Word Error Rate) 평가 - 2016년~2020년
	화자인식	VoxCeleb	- VoxCeleb : 오류율(Equal Error Rate) 평가 - 2017년~2020년
추론	SAT	Kotthoff	- SAT 대회 : 문제해결기의 성능 평가(문제해결 시간) - 2016년~2020년 / 문제해결기별
	ATP	Sutcliffe, Suttner & Perrault	- TPTP 문제 라이브러리 : ATP 알고리즘의 성능 평가 및 시간이 흐름에 따른 시스템에서의 해결문제 비율 측정 - 1998년~2020년
의료와 생물학	분자합성	Schwaller	- 화학적 합성 계획 벤치마크 : Top-1 Test 정확성 - 2017년~2020년 / 인간예측 능력과 비교
	신약개발	PostEra	- Moonshot* 제안 수 * COVID-19 항바이러스제 개발을 위해 500명 이상의 국제 과학자들이 참여한 크라우드소싱 이니셔티브
	AlphaFold와 Protein Folding	DeepMind	- Protein Folding 문제 해결에 머신러닝 활용 - DeepMind의 AlphaFold : CASP에 참가 * GDT 점수로 성능 평가 : 두 단백질 구조 간의 유사성을 측정하는 0~100 사이의 숫자(Global Distant test) - 2006년~2020년

* 출처 : Stanford AI Index, 2017~2021을 참고하여 저자 작성

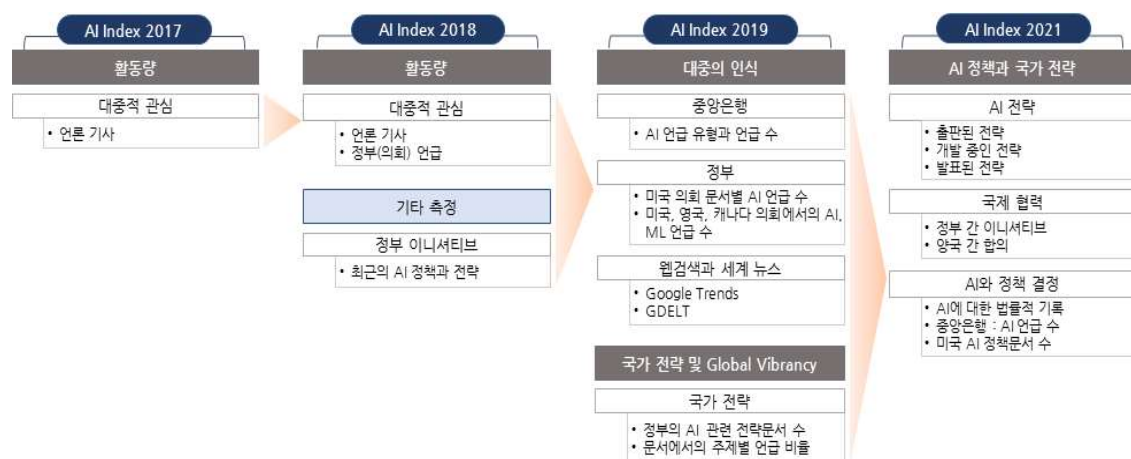
- 39) Berkeley SkyDeck 기반의 스타트업으로 여러 기업의 기계번역 모델을 평가하기 위한 간단한 API를 제공 (<https://inten.to/about-intento>)
- 40) 그동안 시각적 작업은 다소 수동적이거나 구체화되지 않았음. 즉 주변 환경과 물리적으로 상호 작용할 수 없는 카메라 시스템에서 촬영한 이미지 또는 비디오에서 작동할 수 있었음. 이러한 수동 작업의 지속적인 개선의 결과로 이제 상호작용하거나 구현할 수 있는 고급 AI 시스템을 개발하기 시작. 즉 주변 환경과 물리적으로 상호 작용하고 수정할 수 있는 시스템임(2021: 57).

5 AI에 대한 관심과 인식 분야

가. 변화 방향과 특성

- (전체적인 방향성) 기술의 진보로 AI 기술의 활용이 확산되면서 정부와 대중 매체의 관심도 지표로 활용되고 있음. 대중매체의 관심이 먼저 뉴스 기사를 통해 나타났으며, 정책결정 기관인 의회, 그리고 정부의 전략 등에서 AI 관련 언급 및 문서가 증가하는 추세임.
- (주요 특징) AI에 대한 관심 및 인식에 대한 분석이 언론의 관심에서 시작해 의회, 중앙은행, 정부의 AI 전략 등으로 확대해 감.
 - 2017년에는 활동량의 한 지표로 ‘대중적 관심’이 포함되어 언론의 AI 기사 분석에 초점을 맞춤.
 - 2018년부터 같은 지표체계 하에서 ‘의회에서의 AI 언급’을 분석해 AI에 대한 정부의 관심도를 측정
 - 2019년 이후에는 대중의 인식을 별도의 지표로 독립시켜 ‘언론, 의회 외에 중앙은행의 관심도’를 추가하였고, 2018년 질적 지표로 살펴본 국가의 AI 전략을 ‘국가전략 및 Global Vibrancy’ 지표를 추가해 분석함.
 - ※ 중앙은행은 지정학적 및 거시경제적 상황을 예측하고 규제 및 정책 환경을 더 잘 이해하는 능력 때문에 AI에 깊은 관심을 보이고 있다고 봄(2019: 137).
 - 2021년에는 ‘AI 정책과 국가전략’이란 지표로 통합하여 ‘AI 전략’, ‘국제협력’, ‘AI와 정책결정’으로 세분화해 분석한 반면, ‘언론의 AI 관련 관심’ 정도는 제외함.

그림 10 AI에 대한 관심과 인식의 지표체계 변화



* 출처 : Stanford AI Index 2017~2021을 참고하여 저자 구성

나. 지표 관련 특성

- (지표의 특성) AI에 대한 대중, 정부의 관심과 인식은 AI 확산 여부를 확인할 수 있는 중요한 지표 중 하나이나 국가별 비교를 위한 정량화된 데이터를 확보하기는 쉽지 않음.
 - 언어의 다양성, 매체의 다양성, 기록물의 다양성 등에 따른 데이터 분석의 어려움 존재
- (지표의 변화) 대중적 관심 단계에서 실질적인 정책에의 반영 단계로 발전하고 있음을 지표를 통해 보여주고 있음.
 - 2017년에는 언론 기사를 분석하여 AI 단어가 포함된 언론기사의 비율을 통해 대중의 관심 정도를 살펴보고, 2018년에는 정책결정기관인 의회에서의 AI와 ML 용어의 언급 수를 추가 분석함.
 - 2019년에는 금융정책의 핵심 기관인 중앙은행의 커뮤니케이션에서의 AI 언급 수와 AI 국가정책 및 전략 관련 문서 수를 계량화하였으며, 2021년에는 언론기사 데이터를 제외하는 대신 정부의 AI 정책 관련 데이터(AI 전략 진행 상황, 의회에서의 AI, ML 언급 수, AI 정책문서 수 등)를 좀 더 세밀하게 분석하고 AI를 위한 국제간 협력 사례를 제공
- (데이터 출처) 대중의 관심 및 AI 정책과 전략에 대해 체계적으로 데이터를 제공하는 기관이나 매체가 없는 상황에서 Index 조사팀은 다양한 데이터 출처를 탐색하여 활용
 - 언론기사의 경우 TrendKite와 Google Trends, GDELT 등 언론기사를 분석하여 제공하는 매체의 데이터를 활용
 - 의회에서의 AI, ML 언급은 각 국가의 의회 웹사이트와 의회 의사록 등을 직접 조사하거나 Bloomberg Government의 데이터를 참고
 - 중앙은행의 AI 언급은 이를 분석·제공해 주는 플랫폼인 Prattle을 활용
 - 국가의 AI 전략은 OECD AI Policy Observatory 보고서⁴¹⁾를 참고하였으며, 미국의 주제(topic)별 AI 정책문서 수는 Index 조사팀이 직접 조사를 수행
 - ※ AI 관련 정책문서를 제공하는 42개 조직(싱크 탱크, 정책기관, 학계, 시민단체·협회·컨소시엄, 산업 및 컨설팅 등)을 모니터링하여 2019년~2020년 발표된 정책문서의 기본 주제와 보조 주제를 평가하여 분석함(2021: 176).
 - AI 관련 국제협력 사례는 정부 간 이니셔티브 및 양국 간 합의 관련 사례를 조사하여 제공함.
- (비교 관점) 데이터 수집의 한계로 비교의 관점도 제한적으로 이루어졌으나, 의회에서의 AI 언급은 미국, 영국, 캐나다 3개국을 비교 분석하였으며, 중앙은행의 AI 언급은 주요 국가의 중앙은행별로 비교 분석함. 정부의 AI 전략은 이미 발표하였거나 현재 준비 중인 모든 나라의 정보를 질적 데이터로 업데이트 하여 제공

41) Tim Dutton, An Overview of National AI Strategies; OECD AI Policy Observatory; Canadian Institute for Advanced Research, Building an AI World(2nd Edition); Inter-American Development Bank, Artificial Intelligence for Social Good in Latin America and the Caribbean: The Regional Landscape and 12 Country Snapshots.

표 11 AIE 대한 관심과 인식 관련 지표의 분석

발표년도	지표		데이터 출처	비교 분석 대상
2017	활동량	대중적 관심	TrendKite ⁴²⁾	- AI 단어가 포함된 언론기사의 비율 - 2013년~2016년 / 긍정적, 부정적
2018	활동량	대중적 관심	언론	TrendKite - AI 단어가 포함된 언론기사의 비율 - 2013년~2018년 / 긍정적, 중립적, 부정적
			정부	의회기록 웹사이트와 의회 의사록 - 미국 의회에서 AI, ML 언급 수(1995년~2018년) - 영국 의회에서 AI, ML 언급 수(1980년~2018년) - 캐나다 의회에서 AI, ML 언급 수(2002년~2018년)
	기타 측정	정부 이니셔티브	Overview of National AI Strategies ⁴³⁾	- 국가별 최근의 AI 관련 정책과 전략 - 2016년~2018년 / 6개 국가(미국, 유럽, 중국)
2019	대중의 인식	중앙은행	Prattle	- 13개 중앙은행 커뮤니케이션*에서의 AI 언급 수 * 연설, 출판물, 공식 보도기사, 화폐정책 - 2000년~2019년
		정부	Bloomberg Government	- 미국 의회*의 AI 언급 수 * CRS 보고서, 위원회 보고서, 법률 - 2001년~2019년
			의회 데이터	- 미국 의회에서 AI, ML 언급 수(1995년~2019년) - 캐나다 의회에서 AI, ML 언급 수(2002년~2019년) - 영국 의회에서 AI, ML 언급 수(1980년~2019년)
		웹 탐색과 글로벌 뉴스	Google Trends	- 데이터 사이언스, 빅데이터, 클라우드 컴퓨팅, ML에 대한 검색 - 2004년~2019년 / 미국 - ML, 딥러닝, 텐서플로우, AI에 대한 검색 - 2004년~2019 / 미국
GDELT	- 데이터 사이언스, 빅데이터, 클라우드 컴퓨팅, ML 뉴스 보도 비율 - 2017년~2019년 / 65개 언어 뉴스 기사 - ML, 딥러닝, 텐서플로우, AI에 대한 뉴스 보도 비율 - 2017년~2019년 / 65개 언어 뉴스 기사 - 미디어가 AI와 함께 언급한 항목*의 비율 * AI+Job, AI+Bias, AI+Killer Robots - 2017년~2019년 / 65개 언어 뉴스 기사			
국가 전략	국가 전략	PwC	- 정부의 AI 관련 전략문서 수(2013년~2019년) - AI 전략문서에서의 주제별* 언급 비율 * AI R&D, AI 거버넌스, 안전, 의료, 국방, 편익과 윤리적 AI 등	
2021	AI 정책과 국가 전략	AI 전략	출판된 전략	- 국가 및 지역별 AI 정책/전략/이니셔티브(2017~2020.12) : 30개 이상의 국가
			개발 중인 전략	OECD AI Policy Observatory 등 - 2020.12월 기준 개발 중인 전략(공공자문 중): 6개국
			발표된 전략	- 16개국 AI 전략
	국제 협력	정부 간 이니셔티브	관련 데이터	- 워킹그룹 사례 - 정상회담 및 회의 사례
양국 간 합의		관련 데이터	- 인도와 아랍 에미리트, 인도와 독일, 미국과 영국, 인도와 일본, 프랑스와 독일 등	

발표년도	지표	데이터 출처	비교 분석 대상
	AI와 정책 결정	AI에 대한 법률적 기록	Bloomberg Government - 미국 의회*의 AI 언급 수 * CRS 보고서, 위원회 보고서, 법률 - 2001년~2020년
		중양은행	미국 의회 기록 웹사이트와 McKinsey Global Institute - 의회에서의 AI, ML 언급 수 - 2011년~2020년 / 미국, 영국, 캐나다
		Prattle/LiquidNet	- 16개 중앙은행의 AI 언급 수(2011년~2020년) - 은행별 AI 언급 수(2016년~2020년 누적)
		미국 AI정책 문서	Stanford HAI & AI Index - 미국의 AI 관련 Topic 별 정책문서 수

* 출처 : Stanford AI Index, 2017~2021을 참고하여 저자 작성

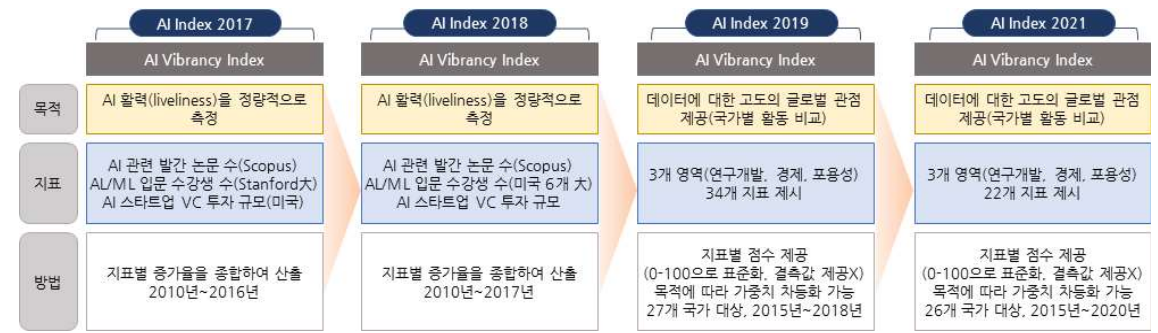
- 42) TrendKite는 브랜드나 에이전시의 PR이 얼마나 효과적이었는지를 측정하는 서비스를 제공하는 스타트업으로 언론기사를 색인하고 기사를 긍정적, 부정적, 중립적 등으로 분류하여 동향을 분석함(2017: 87). 2019년 Cision에 인수됨(<https://www.cision.com>).
- 43) 유럽연합 집행위원회의 Joint Research Center와 Tim Cutton의 2018년 6월 보고서(2018: 57-58) 참조.

6 AI 활성화 지수 : Global AI Vibrancy Index

가. 변화 방향과 특성

- AI 활성화 지수(AI Vibrancy Index)는 초기에는 AI의 활력을 정량적으로 측정하려는 목적에서 실험적으로 시작하였으며, 2019년 이후에는 데이터 기반의 의사결정 및 정책/전략 수립에 활용할 수 있도록 하는 방향으로 발전함.
- 2017년과 2018년에는 학계와 산업계의 트렌드를 결합해 AI가 하나의 분야로서 얼마나 활성화 되었는지를 측정하였으며, AI 관련 발간 논문 수, 대학(2017년 Stanford 대학, 2018년 Stanford 대학을 포함한 미국의 6개 대학)의 AI와 ML 입문 과목 수강 학생 수, AI 스타트업 대상 VC 투자 규모를 측정하여 3개 지표를 정규화하여 평균값으로 계산
- 2019년 이후에는 데이터에 대한 높은 수준의 글로벌 관점을 제공할 수 있는 대화형 도구를 만들어 제공(<https://aiindex.stanford.edu/vibrancy/>). 종합 점수 대신 데이터 이용자가 매개 변수를 설정하여 국가별, 지표별로 비교할 수 있는 체계 구축

그림 11 AI 활성화 지수 체계 변화



* 출처 : Stanford AI Index 2017~2021을 참고하여 저자 구성

- 2019년에는 3개 영역 34개 지표, 27개 국가 데이터를 제공하였으나, 2021년에는 이를 좀 더 간소하게 개선하여 3개 영역 22개 지표, 26개 국가 데이터를 제공
- 비교 대상 국가 선정은 2019년에는 2015년~2018년을 기준으로 34개 지표 중 70% 이상의 데이터가 있는 국가를, 2021년에는 2015년~2020년 데이터를 기반으로 22개 지표의 73% 이상의 데이터가 있는 국가를 대상으로 하였으며, 2021년의 경우 한국과 러시아는 73% 범위에 포함되지 않았으나 글로벌 AI 환경에서의 중요성을 고려해 포함(2019: 161; 2021: 218).

나. 데이터 표준화 및 가중치 부여 방법

- 국가 간 비교를 위해 원 데이터에 대한 표준화 방법으로 최소-최대법(Min-Max)을 적용하여 0-100으로 조정
- 데이터에 대한 국가별 종합점수를 산출하지 않았기 때문에 결측값은 고려하지 않음.
- AI 활성화 지수는 기본적으로 3개의 옵션(동일 가중치, 절대 측정 항목 지표만 고려, 1인당 측정 항목 지표만 고려)을 제공하지만, 활용하고자 하는 목적에 따라 영역뿐만 아니라 지표별로 가중치를 설정할 수 있도록 함.

그림 12 AI 활성화 지수의 가중치 조정 Tool



* 출처 : <https://aiindex.stanford.edu/vibrancy/>

다. 2021년 AI Vibrancy Index와 데이터 출처

- 22개 지표는 연구개발 영역 14개, 경제 영역 6개, 포용성 영역 2개로 구성
- 22개 지표의 데이터 출처는 크게 4개 유형으로 볼 수 있음.
 - 연구개발 영역 12개 지표(저널, 콘퍼런스, 특히는 Microsoft Academic Graph, 2개 지표(딥러닝 논문)은 ArXiv와 NESTA를 활용
 - 경제 관련 6개 지표 중 기술침투율과 고용지수는 LinkedIn, 투자규모와 스타트업 수는 CrunchBase, CapIQ, Quid를 활용
 - 포용성 관련 지표(여성의 AI 기술침투율, 여성의 AI 침투율이 높은 AI 고유 직업 수)는 LinkedIn을 활용
- 2021년 AI Index에서 미국은 전체 지표 값이 제공되는 반면, 한국은 15개 지표 값만 제공되고 있어, 한국은 미국과 15개 지표에 대해서 개별적으로만 분석이 가능하며, 종합적 비교는 불가능함.

표 12 2021 AI 활성화 지수의 지표와 데이터 출처 등

영역	지표	측정 지표	데이터 출처	미국	한국
연구개발	컨퍼런스 출판물	AI 콘퍼런스 논문 수	Microsoft Academic Graph	○	○
		1인당 AI 콘퍼런스 논문 수	Microsoft Academic Graph	○	○
		AI 콘퍼런스 (논문) 피인용 수	Microsoft Academic Graph	○	○
		1인당 AI 콘퍼런스 (논문) 피인용 수	Microsoft Academic Graph	○	○
	저널 출판물	AI 저널 논문 수	Microsoft Academic Graph	○	○
		1인당 AI 저널 논문 수	Microsoft Academic Graph	○	○
		AI 저널 (논문) 피인용 수	Microsoft Academic Graph	○	○
		1인당 AI 저널 (논문) 피인용 수	Microsoft Academic Graph	○	○
	혁신>특허	AI 특허 수	Microsoft Academic Graph	○	○
		1인당 AI 특허 수	Microsoft Academic Graph	○	○
		AI 특허 인용 수	Microsoft Academic Graph	○	○
		1인당 AI 특허 피인용 수	Microsoft Academic Graph	○	○
저널 출판물>딥러닝	딥러닝 논문 수	arXiv, NESTA	○	×	
	1인당 딥러닝 논문 수	arXiv, NESTA	○	×	
경제	기술(Skills)	상대적 기술 침투율	LinkedIn Economic Graph	○	○
	노동	AI 고용 지수	LinkedIn Economic Graph	○	×
	투자	AI 민간투자 규모	CrunchBase, CapIQ, Quid	○	×
		1인당 AI 민간투자 규모	CrunchBase, CapIQ, Quid	○	×
		펀딩을 받은 스타트업 수	CrunchBase, CapIQ, Quid	○	×
1인당 펀딩을 받은 스타트업 수		CrunchBase, CapIQ, Quid	○	×	
포용성	성별 다양성	AI Skill Penetration(여성)	LinkedIn Economic Graph	○	○
	성별 다양성	여성의 AI 기술 침투율이 높은 고유 AI 직업 수	LinkedIn Economic Graph	○	○

* 출처 : Stanford AI Index, 2021을 참고하여 저자 작성

IV 시사점

가. 단일화된 지수 값의 한계를 극복하기 위한 새로운 접근방법 제공

- Stanford AI Index는 기존의 지수와는 다르게 종합적인 점수를 산출하지 않고 이용자의 활용 목적에 따라 비교할 수 있는 열린 Index임.
 - Stanford AI Index는 AI와의 관련성이 높은 데이터를 기반으로 분석한 최초의 보고서로 AI 관련 데이터의 축적 및 산출과 함께 발전해 오고 있음.
 - Index를 통한 종합 비교는 여전히 AI의 활용과 확산을 평가할 수 있는 데이터가 부족한 상황에서 몇 가지 지표를 이용해 지수화 했을 경우 왜곡된 결과를 보여줄 수 있는 문제 발생
 - Stanford AI Index는 부족한 데이터의 상황에서도 국가 간 비교 관점에 대한 요구를 충족하기 위해 개방형 Tool을 제공하여 종합점수를 산출해 지수화 했을 때의 한계를 극복할 수 있도록 함.
- 개방형 Tool을 통해 양적·질적 지표의 선택, 지표별 가중치의 결정, 지표 값이 있는 국가들 간의 비교 등을 가능하게 함으로써 해당 국가의 분야별 AI 관련 역량과 위상을 좀 더 정확하게 파악하게 하는 등 국가 간 AI 역량 및 활성화 정도를 비교할 수 있는 새로운 접근방법을 제시

나. AI 관련 데이터 구축을 위한 국제협력 필요

- AI가 새로운 변곡점을 맞이한 건 최근이며, 점차 일상생활이나 경제활동에 활용되기 시작하고 있는 단계로 AI 관련 데이터를 생성하는 초기 단계에 해당
 - 1950년대부터 본격 논의된 AI는 2000년대 머신러닝 기술 발전으로 재주목을 받기 시작
 - 1997년 슈퍼컴퓨터 딥블루로 체스를 정복한 IBM은 2011년 왓슨으로 제퍼디(Jeopardy!) 퀴즈쇼에서 우승
 - 2016년 구글 딥마인드가 개발한 알파고(AlphaGo)가 이세돌 9단과의 경기에서 4:1로 승리하였으며, 이후 게임에서는 전승을 거둠.
 - 2016년 이미지넷(ImageNet)의 객체인식에서 자동 라벨링 오류율이 2010년 28%에서 2016년 3% 미만으로 감소(동일 작업에서 인간의 오류율은 5%)(2017: 39)
 - 2017년 Andre Esteva 등은 2,032개의 질병에 대한 129,450건의 임상 이미지를 이용해 AI 시스템을 훈련시킨 결과 피부과 전문의(21명 대상 비교 실험)의 진단 능력에 견줄 수 있는 수준을 증명 (2017:40)
- 어느 정도의 발전 역사를 가진 ICT의 경우 국가별 비교가 가능한 글로벌 통계 데이터베이스 구축, 연구 및 조사기관의 분석 보고서, 다양한 글로벌 Index 등이 정립되어 데이터를 축적해 가고 있는 상황

- OECD, WEF, IMD, BCG, WorldBank, UNESCO, UN, ITU 등
- KISTEP, 통계청, NTIS, STEPI, IITP, KISDI, 관련 부처 고용·교육·기업 관련 통계 DB 등
- 논문/특허 DB를 제외하고 AI 관련 데이터 생성 및 DB는 아직 소수로 향후 AI의 경제사회 전반적인 영향력을 고려할 때 AI 관련 원시 데이터의 개발 및 데이터 생성을 위한 다양한 국제협력이 필요한 시점
- OECD.AI에서 AI Policy Observatory, AI Research, AI Skill Penetration 등을 제공
- Element AI의 Global AI Talent Report 등을 비롯해 주요 기관에서의 AI 관련 특별 보고서
- McKinsey와 Kaggle 등의 Survey Data와 LinkedIn의 프로필 정보 등
- 국내에서는 소프트웨어정책연구소의 AI 산업 실태조사(2020)와 AI 융합 실태조사(2021), KISDI의 국내 AI 도입 기업 실태조사, KDI의 AI에 대한 기업체 인식 및 실태조사 등
- 정책 데이터를 제외하고 대부분 논문과 특허 데이터, LinkedIn과 같은 SNS 개인 프로필 및 활동 데이터를 원시 데이터로 하는 등 원시 데이터가 극히 제한적이며, 국내 조사 자료의 경우 국내 현황 파악에는 매우 중요한 데이터이나 국제 비교는 어려운 상황임.

다. 기존 DB의 AI 기술 적용에 따른 객관성·효율성 제고와 활용 능력 향상 필요

- 데이터 검색엔진 등에 AI 기술이 적용되면서 데이터 분석 및 제공에 있어 객관성과 효율성을 향상시키고 있음.
 - Scopus, Microsoft Academic Graph 등 논문과 특허 관련 학술정보 제공 플랫폼이 머신러닝 기술을 적용해 자동분류 기능 등이 추가되어 데이터 수집 및 분석의 효율성과 객관성을 제고
 - Kaggle 등은 다양한 데이터셋과 함께 이를 분석할 수 있는 API 등을 제공
 - 최근 쉽고 간편하게 사용할 수 있는 다양한 오픈소스 AI SW 패키지 제공
- 데이터 수집과 분석 기술의 발전과 함께 이를 활용할 수 있는 능력을 향상시킴으로써 AI 관련 다양한 데이터를 독립적으로 생성하여 활용하여 AI에 관한 다양한 측면을 분석하는 것이 필요

라. 글로벌 AI 활동에의 적극적인 참여 필요

- AI에 대한 기술 주권 및 경제적 선도 그룹 확보를 위한 글로벌 경쟁이 치열한 가운데, 기술 역량 확보나 새로운 일자리 탐색 등을 위한 글로벌 커뮤니티 활동도 활발하게 전개되고 있음
 - LinkedIn은 200여 개 국가 약 7.7억 명의 회원이 활동하는 세계 최대 비즈니스 특화 SNS 플랫폼으로 현재 AI 관련 인력 데이터의 원시 데이터로 중요한 역할 담당(나무위키)
 - Kaggle은 데이터과학자와 머신러닝 실무자로 구성된 온라인 커뮤니티로 2010년 예측모델 및 분석 대회 플랫폼으로 시작했으며, 현재는 공개 데이터 플랫폼, 데이터 과학을 위한 클라우드 기반 워크벤치 및 AI 교육, AI 관련 각종 Survey 결과 등을 제공. 2017년 6월 기준 194개국에서 100만 명이 등록

- AI 관련 인력 및 AI 현황 조사 등 일부 AI 관련 데이터가 이런 글로벌 커뮤니티 회원들의 정보 및 설문조사 등을 통해 산출되고 있기 때문에 국내 전문가 및 관련 인력들의 적극적인 커뮤니티 참여 필요
 - 현재 국내 전문가 및 관련 인력의 글로벌 커뮤니티 참여 정도를 파악한 자료는 없는 상황이지만 매우 미미한 것으로 인식되고 있음.
 - 이에 따라 우리나라의 AI 관련 현황 등이 과소 평가되거나 조사대상 국가에서 제외될 우려 등이 존재
 - 따라서 국내 인재의 경쟁력 향상과 우수 인재의 구인·구직뿐만 아니라 국가의 AI 관련 활동이 유효한 평가를 받기 위해서 글로벌 AI 커뮤니티에의 적극적인 참여와 활동을 위한 지원 필요

별첨 약어 및 주요 용어 설명

AAAI, Association for the Advancement of Artificial Intelligence
AAMAS, International Conference on Autonomous Agents and Multiagent Systems
ACL, Association for Computational Linguistics
CMU, Carnegie Mellon University (미국)
CP, Conference on Principles and Practice of Constraint Programming
CRA, Computing Research Association
CS, Computer Science
CVPR, Conference on Computer Vision and Pattern Recognition
EPFL, Ecole polytechnique fédérale de Lausanne (스위스)
ETH, Zürich Eidgenössische Technische Hochschule (취리히)
FWCI, Field-Weighted Citation Impact
GSI, Global Skills Index
GT, Georgia Institute of Technology (미국)
HSE, High School of Economic (러시아)
ICAPS, International Conference on Automated Planning and Scheduling
ICLR, International Conference on Learning Representations
ICML, International Conference on Machine Learning
ICRA, International Conference on Robotics and Automation
IIT, Madras Indian Institute of Technology Madras (인도)
IJCAI, International Joint Conferences on Artificial Intelligence
INAOE, National Institute of Astrophysics, Optics and Electronics (멕시코)
KR, International Conference on Principles of Knowledge Representation and Reasoning
MILA, Mila-Quebec AI Institute(퀘벡, 캐나다)
NIPS(NeurIPS), Conference on Neural Information Processing Systems
NUS, National University of Singapore (싱가포르)
PUC, Pontificia Universidad Católica de Chile (칠레)
RAI, Relative Activity Index
SJTU, Shanghai Jiao Tong University (중국)
UAI, Conference on Uncertainty in Artificial Intelligence
UBC, University of British Columbia (캐나다)
UFRGS, Universidade Federal do Rio Grande do Sul (브라질)
UIUC, University of Illinois at Urbana-Champaign (미국)
UNAB, Universidad Nacional Andres Bello (칠레)
USTC, University of Science and Technology of China (중국)

UTFSM, Universidad Tecnica Federico Santa Maria (칠레)

UTS, University of Technology Sydney (호주)

UW, University of Washington (미국)

WiML, Women in Machine Learning workshop

ActivityNet, 2015년에 도입된 것으로 인간활동 이해를 위한 대규모 비디오 벤치마크로 알고리즘이 동영상에서 인간 행동을 얼마나 잘 분류하고 분류할 수 있는지를 테스트

ActivityNet Challenge, CVPR 2016에서 처음 개최된 ActivityNet Large-Scale Activity Recognition Challenge로 불리는 International Challenge on Activity Recognition으로 인터넷 비디오 포털에서 볼 수 있는 것과 같은 사용자 제작 비디오에서 일상생활이나, 높은 수준의 목적 지향적인 행동을 인식하는데 초점을 두고 있음(<http://activity-net.org/challenges/2019/index.html>).

AlphaFold, 단백질 접힘(folding)을 실험적으로 알아내기 위해서는 엑스선 결정학의 도움을 빌리거나 극저온 현미경 등을 활용해야 하지만 이 방법들로 단백질 접힘 구조를 밝히려면 비용이 많이 들며, 소요되는 시간 역시 길어, 짧게는 몇 개월에서 길게는 몇 년이 걸리기도 함. 어떤 단백질 구조는 십 수년이 걸려도 실마리를 잡지 못하는 경우도 있음. AlphaFold는 이런 단백질 접힘 연구에서의 난점을 돌파하기 위해 딥러닝 알고리즘을 활용하여 개발된 것. DeepMind의 AlphaFold는 2018년에 2년마다 열리는 단백질 폴딩에 대한 육성과 발전량을 측정하는 대회인 CASP (Critical Assessment of Protein Structure) 대회에서 데뷔함(2021: 78).

ARC(AI2 Reasoning Challenge), Allen Institute for Artificial Intelligence가 주최하는 경진대회로 ARC DataSet은 고난이도 질의응답 셋(Challenge Set, 2590개)과 저난이도 질의응답셋(Easy Set, 5197개)으로 구분되어 있음(2018: 52, 93).

ATP(Automated Theorem Proving), 건전한 추론을 자동화하는 시스템의 개발 및 사용, 또는 사실에서 필연적으로 따르는 결론 도출에 관한 것임. 소프트웨어 검증을 포함한 많은 계산 작업의 핵심

BLEU(Bilingual Evaluation Understudy) Score, 기계번역과 사람이 직접 번역한 결과가 얼마나 유사한지 비교하여 기계번역에 대한 성능을 측정하는 방법(2017: 93)

CIFAR(Canadian Institute For Advanced Research)-10, 머신러닝 및 컴퓨터 비전 알고리즘을 훈련하는데 일반적으로 사용되는 이미지의 모음으로 머신러닝 연구에 가장 널리 사용되는 데이터 세트 중 하나(위키피디아)

Cityscapes, 한 해의 몇 달 동안(봄, 여름, 가을) 낮 동안 기록된 50개 도시의 다양한 도시 거리 장면으로 구성된 대규모 데이터셋. 데이터셋에는 고품질 픽셀 수준의 주석이 있는 5,000개의 이미지와 매주 20,000개의 레이블이 지정된 이미지가 포함되어 있음. 이는 자율주행 차량의 환경 인식에 중요. 의미 세분화에서 중점을 두는 도시 경관 중 하나는 픽셀 수준의 의미 레이블링 작업. 이 작업을 수행하려면 이미지를 자동차, 버스, 사람, 나무, 및 도로와 같은 다른 범주로 분할하여 이미지의 픽셀당 의미 레이블을 예측하는 알고리즘이 필요(2019: 212)

COCO(Common Objects in Context Challenge), 2017년 ImageNet Competition 중단 이후 픽셀 수준의 정확도의 객체 위치 파악(Object instance segmentation)과 같은 복잡한 논리를 요구하는 컴퓨터 비전 작업과 풍경을 픽셀 수준의 정확도로 구역별로 나누는 작업(semantic segmentation)

- 으로 학계의 관심이 옮겨지면서 열리게 된 경진대회(2018: 49)
- DensePose Challenge, DensePose는 2D 이미지에서 인체의 3D 메시 모델을 추출하는 작업. 2018년에 DensePose라는 시스템을 오픈소싱한 후 Facebook은 50,000개의 COCO 이미지에 주석이 달린 image-to surface 대응의 대규모 데이터셋인 DensePose COCO를 구축함. COCO DensePose Challenge는 사람을 동시에 감지하고, 신체를 분할하고, 인체에 속한 이미지 픽셀과 템플릿 3D 모델 간의 대응 관계를 추정하는 작업을 포함(2021: 55)
- DFDC(Deepfake Detection Challenge), 2019년 9월 Facebook에서 만든 챌린지로 참가자에게 약 100,000개의 클립으로 구성된 공개 데이터셋에서 모델을 훈련하고 테스트하도록 요청. 제출은 확률에 기반한 분류 메트릭인 로그 손실(log loss)에 대해 점수가 매겨짐(2021: 53).
- EM(Exact Match), SQuAD 성능측정의 척도. 테스트셋 내에서의 답변과 시스템이 생성한 답변이 정확히 일치하는 비율로 계산(2017: 95)
- F1 Score, 머신러닝에서 모델이나 패턴의 분류 성능 평가에 사용되는 지표 중 하나이며, 이 외에도 정밀도(Precision), 재현율(Recall), 정밀도-재현율 trade-off, 정확도(Accuracy) 등 다양한 지표가 있음(<https://sumniya.tistory.com/26>).
- FID(Frechet Inception distance) Score, GAN(Generative Adversarial Networks)의 품질을 평가하기 위한 평가지표 중 하나
- FNMR, 이미지를 개인과 일치시키려고 할 때 알고리즘이 실패하는 비율(2021: 61)
- FRVT, 상용 및 프로토타입 안면인식 기술에 대한 독립적인 평가를 제공(2021: 61). FRVT는 비자 사진, 머그샷 이미지 및 아동 학대 이미지 확인을 포함하여 광범위한 민간 및 정부 업무(주로 법 집행 및 국토와 안전 분야)에 사용되는 자동 안면인식 기술의 성능을 측정
- GLUE(General Language Understanding Evaluation), 범용적인 자연어처리 모델을 평가하는 방법
- GPT-3(Generative Pre-trained Transformer 3), OpenAI가 2020년 7월에 공개한 딥러닝 기반의 고밀도 언어모델로 1,750억 개의 매개변수가 있으며, 570GB의 텍스트로 훈련됨. GPT-2(2020년 5월)는 15억 개의 매개변수였음. GPT-3가 수행가능한 작업으로는 각종 언어 관련 문제풀이, 랜덤 글 짓기, 간단한 사칙연산, 번역, 주어진 문장에 따른 간단한 웹코딩 등임(나무위키, GPT-3).
- hLEPOR, 기계번역 평가 메트릭으로 오픈소스임.
- HYPE(Human eYe Perceptual Evaluation). 생성모델의 인간 눈 지각 평가를 위한 벤치마크
- ImageNet, 컴퓨터 비전 분야의 훈련 데이터 부족 문제를 해결하기 위해 2009년 Fei-Fei Li 등이 만든 1,400만 개 이상의 이미지로 구성된 공개 이미지 데이터셋
- Keypoint Detection Challenge, 기계가 물체나 사람을 동시에 감지하고 신체 키포인트(사람의 팔꿈치, 무릎 및 기타 관절과 같이 눈에 띄는 이미지의 포인트)를 구체화 해야 함(2021: 54).
- LibriSpeech, 2015년에 처음 도입된 데이터셋, 오디오 북의 1000시간 분량으로 구성, 음성인식 기술의 개발 및 테스트에 널리 사용됨. 최근 신경망 기반 AI 시스템이 LibriSpeech의 성능을 획기적으로 개선(2021: 69)
- LSVRC(Large Scale Visual Recognition Challenge), ImageNet Competition 객체감지 및 이미지 분류를 위한 알고리즘을 대규모로 평가하는 경진대회로 2010년에 시작해 2017년 이후 중단됨(2017: 89).

- MLPerf Benchmark, 2018년 학계, 연구계 및 업계의 AI 리더로 구성된 컨소시엄으로 머신러닝 벤치마킹에 중점을 두고 있으며, 2020년 MLCommons로 발전(<https://mlcommons.org/en/history/>)
- MLPerf Competition, MLCommons 조직이 운영하는 대회로 MLPerf는 참가자들에게 공통 아키텍처를 사용하여 ImageNet 네트워크를 학습시킨 다음 시스템을 학습하는 데 걸리는 절대 "벽시계" 시간에 따라 순위를 매김(2021: 48).
- Omniglot, 1623개의 손으로 쓴 문자와 각 문자에 대한 20개의 예가 있는 문자와 각 문자에 대한 20개의 예가 있는 대규모 데이터 셋으로 one-shot Learning에 활용(<https://paperswithcode.com/dataset/omniglot-1>)
- Penn Treebank, 구문주석 말뭉치로, Treebank 중에 가장 유명한 것이 400만 어절 규모의 Penn Treebank임. Penn Treebank는 주로 월스트리트 저널의 문장들로 되어 있으며, 각 문장을 문장 구성 성분분석 트리(constituency-based parse tree) 방식으로 주석을 단 데이터셋(2017: 92)
- SAT(Satisfiability) Competition, SAT(어떠한 변수들로 이루어진 논리식이 주어졌을 때, 그 논리식이 참이 되는 변수값이 존재하는지를 찾는 문제로 Boolean satisfiability problem이라고도 부름)에 대한 도전적인 새로운 벤치마크를 탐색하고 홍보하기 위한 대회(위키백과)
- SQuAD(The Stanford Question Answering Dataset), Stanford 대학 주최 문장 독해력 경진 데이터셋/대회(SQuAD)로 500개 이상의 기사와 기사에 대한 100,000개 이상의 질문-대답 데이터셋(2017: 95)
- STL-10 DataSet, unsupervised feature learning, deep learning, self-taught learning algorithms을 개발하기 위한 이미지 인식 데이터셋으로 CIFAR-10 DataSet에서 영감을 받았으나 일부 수정됨(2021: 51)
- SuperGLUE, GLUE의 새롭고 더 도전적인 벤치마크. 2019년 5월 게시된 SuperGLUE에는 더 다양하고 어려운 언어이해 작업의 새로운 세트, 개선된 리소스 및 새로운 공개 순위표 등이 포함되어 있음(2021: 57, 62).
- Switchboard Hub5'00 data set, 음성인식 성능평가 벤치마크
- Top-1 Accuracy/Top-5 Accuracy, 이미지 분류 모델의 정확도를 측정하는 지표
- TPTP(Thousands of Problems for Theorem Provers), 가장 큰 정리증명 인스턴스 셋(2017: 97)
- VCR(Virtual Commonsense Reasoning), 2018년 처음 도입되었으며, 주어진 이미지에 대한 까다로운 질문에 답하고 그 대답을 추론으로 정당화하도록 기계에게 요청. VCR 데이터셋에는 290,000쌍의 객관식 질문, 답변 및 이유뿐만 아니라 영화 장면에서 110,000개 이상의 이미지가 포함되어 있음(2021: 68).
- VoxCeleb, 2017년에 처음 도입된 데이터셋으로 6,000명의 개별 화자에 대한 데이터가 100만개 이상 포함되어 있음(2021: 69).
- WMT(Workshop on Machine Translation) Competition, AI를 활용해 통역과 번역의 정확성을 겨루는 대회 중 하나
- You Only Look Once(YOLO), 객체인식을 위해 널리 사용되는 오픈소스 시스템. 2015년에 처음 출판된 이후 시간이 흐름에 따라 최적화 되고 있음(2021: 60).

참고문헌

◆ 국내자료

황현주 (2019), 스탠포드 ‘인공지능 지수(A.I Index)’ 변화 방향 및 지표 분석 : 2017, 2018 A.I Index 지표 비교, NIA Special Report 2019-4.

황현주 (2020), 데이터로 살펴보는 글로벌 인공지능 수준과 시사점-스탠포드 AI Index 2019를 중심으로-, NIA IT & Future Strategy, 제2호.

◆ 국외자료

Calvin LeGassick, Yoav Shoham, Raymond Perrault, Erik Brynjolfsson, Jack Clark, “AI Index 2017 Annual Report,” AI Index Steering Committee, Human-Centered AI Institute, Stanford University, Stanford, CA, November, 2017

Yoav Shoham, Raymond Perrault, Erik Brynjolfsson, Jack Clark, James Manyika, Juan Carlos Niebles, Terah Lyons, John Etchemendy, Barbara Grosz and Zoe Bauer, "The AI Index 2018 Annual Report”, AI Index Steering Committee, Human-Centered AI Initiative, Stanford University, Stanford, CA, December 2018.

Raymond Perrault, Yoav Shoham, Erik Brynjolfsson, Jack Clark, John Etchemendy, Barbara Grosz, Terah Lyons, James Manyika, Saurabh Mishra, and Juan Carlos Niebles, “The AI Index 2019 Annual Report”, AI Index Steering Committee, Human-Centered AI Institute, Stanford University, Stanford, CA, December 2019.

Daniel Zhang, Saurabh Mishra, Erik Brynjolfsson, John Etchemendy, Deep Ganguli, Barbara Grosz, Terah Lyons, James Manyika, Juan Carlos Niebles, Michael Sellitto, Yoav Shoham, Jack Clark, and Raymond Perrault, “The AI Index 2021 Annual Report,” AI Index Steering Committee, Human-Centered AI Institute, Stanford University, Stanford, CA, March 2021.

◆ 웹사이트

<https://ai-4-all.org>

<https://aiindex.stanford.edu/vibrancy/>

<https://www.cision.com>

<https://en.wikipedia.org/>

<https://hai.stanford.edu/>

<https://inten.to/about-intento>

<https://namu.wiki/>

<https://namu.wiki/>

<https://talentneuronlogin.gartner.com/>

<https://www.bloomberg.org>

<https://www.coursera.org/>

<https://www.kaggle.com/>

<https://www.udacity.com/>

저자소개

고순주 ETRI 지능화융합연구소 기술정책연구본부 산업제도연구실 책임연구원
e-mail: kohsj@etri.re.kr Tel. 042-860-3874

Stanford AI Index 분석 - 지표의 변화를 중심으로-

발행인 이 지 형
발행처 한국전자통신연구원 지능화융합연구소 기술정책연구본부
발행일 2021년 11월 30일





www.etri.re.kr

본 저작물은 공공누리 제4유형:

출처표시+상업적이용금지+변경금지 조건에 따라 이용할 수 있습니다.



ETRI Electronics and Telecommunications
Research Institute

34129 대전광역시 유성구 가정로 218
TEL.(042) 860-6114 FAX.(042) 860-6504

