



# AI Doctor

의료 분야 인공지능 이용자와  
투자자를 위한 가이드



# AI Doctor

The Rise of Artificial Intelligence in Healthcare

의료 분야 인공지능 이용자와  
투자자를 위한 가이드

 GABON MEDICAL BOOK

# AI Doctor

## 의료 분야 인공지능 이용자 및 투자자를 위한 가이드

*AI Doctor: The Rise of Artificial Intelligence in Healthcare*

2026년 1월 3일 1판 발행

저자 Ronald M. Razmi

역자 조진현

발행자 이유나

발행처 가본의학서적

편집디자인 윤봉현

등록번호 제 2017-000032호, 2017.05.02

주소 (02873) 서울시 성북구 보문로 17길 33, 1층 (보문동6가 99)

주문전화 (02) 923-0992

팩스 (02) 923-0995

이메일 gabon0992@daum.net

홈페이지 www.gabon.co.kr

I S B N 979-11-92111-11-7 (93510)

정가 32,000원

Copyright © 2024 by Ronald M. Razmi.

Published by John Wiley & Sons, Inc., Hoboken, New Jersey.

To take all steps as may be necessary or appropriate to protect the copyright in the Translation under law and to secure the benefits of copyright protection under international copyright conventions and agreements that are available for such protection, all for the benefit of Wiley.

To copyright the Translation in the name of: **GABON MEDICAL BOOK PUBLISHER**

“All Rights Reserved. This translation published under license with the original publisher John Wiley & Sons, Inc.”

※ 이 책의 판권은 John Wiley & Sons, Inc와 독점 계약한 가본의학서적에 있습니다.

※ 저작권법에 의해 보호를 받는 저작물이므로 출판사의 사전 서면 허가 없이 복제, 재생산, 전송, 또는 현재 존재하거나 추후 개발될 전자적, 기계적 혹은 기타 방식으로 어떠한 형태로든 사용할 수 없습니다. 이는 복사, 마이크로필름 제작, 녹음뿐만 아니라 정보 저장 및 검색 시스템을 통한 사용도 포함됩니다.



## 조진현 「의학박사」

---

- 성균관의대 박사 수료
- 경희대학교 의과대학 강동경희대병원 혈관외과 교수
- 미국 스탠포드대학병원 연수
- 캐나다 Vector Institute 및 토론토대학병원 연수
- 저서: 혈관초음파, 하지정맥초음파, Year's Book of the AVEC,  
Highlight: Artificial Intelligence
- 번역: 혈관 초음파혈관질환에서의 듀플렉스 스캐닝

## 발간사

현재 컴퓨터를 사용하며 인터넷에 접속할 수 있는 환경에 있는 사람이라면 누구나 AI를 무료로 활용하여 특정 질문에 대한 텍스트 또는 영상 기반 답변을 신속히 받을 수 있는 시대가 열렸다. 이를 “AI 시대”라고 부르기도 한다. 그러나 다른 산업 분야와 비교했을 때 의료 영역에서 AI의 활용은 비교적 느린 속도로 진행되며 완만한 성장세를 보이고 있다. 이는 여러 원인이 있겠으나, 근본적으로 의료인의 AI에 대한 기초적인 이해 부족이 큰 이유 중 하나라고 생각된다. 이러한 문제를 극복하고자 나는 AI를 선구적으로 적용하고 있는 캐나다 토론토 대학병원과 2024년에 노벨 물리학상을 수상한 Geoffrey Hinton 교수가 설립한 Vector Institute에서 연수를 경험했다. 연수 기간 동안 헬스케어 분야에서 AI 기술이 지닌 잠재적 영향력을 깊이 공감하며, 이 책을 번역하는 결심을 하게 되었다.

현재 전 세계적으로 AI 헬스케어 기술이 급격히 발전하고 있으나, 국내에서는 관련 정보와 논의가 부족한 현실에 놓여 있다. 이 책은 AI 헬스케어 분야의 현황과 과제를 심층적으로 다루며, 한국의 의료계가 나아가야 할 방향을 모색하는 데 중요한 시사점을 제공한다고 판단했다. 특히 빠르게 변화하는 의료 환경 속에서 AI는 단순한 기술적 도구를 넘어 의료 서비스의 질을 향상시키고 접근성을 높이는 핵심 동력이 될 것이라 믿는다. 이를 바탕으로, 이 책은 한국 의료계가 세계적 트렌드와 발맞춰 혁신적 발전을 이루는 데 기여하기 위해 번역하였다.

수십 년 동안 의료 분야는 진단, 치료 및 예방 등 다양한 영역에서 괄목할 만한 성장을 이루어 왔다. 하지만 여전히 불확실성이 존재하며, 환자 개개인의 특성과 치료 반응에 따라 결과가 크게 달라지는 경우도 많다. 이러한 상황에서 AI 기술은 의료 데이터를 분석하고 예측하는 데 커다란 잠재력을 보여주고 있다. 그러나 데이터 부족, 윤리적 문제, 기술적 한계 등 해결해야 할 과제가 산적해 있는 것도 사실이다. 이 책은 이러한 도전과제를 극복하고, AI를 의료 영역에 성공적으로 적용하기 위한 실질적 방안을 제안하고 있다.

또한 본서는 AI 헬스케어 분야에 대한 깊이 있는 이해를 돕는 동시에 의료의 미래를 고민할 수 있는 다양한 질문과 통찰을 제공한다. 따라서 이 책은 의료계 종사자뿐만 아니라 정책 입안자, 투자자, 일반 대중 등 의료 혁신에 관심을 가진 모든 이들에게 추천할 만하다. 예를 들어, 미래 의료를 고심하는 의료인은 AI 기술이 실제 진료 현장에서 어떻게 나타날 수 있는지 구체적인 사례를 통해 확인할 수 있다. AI 헬스케어 분야에 투자하려는 투자자는 시장 동향과 성공적인 비즈니스 모델에 대한 통찰을 얻을 수 있으며, 의료 정책을 책임지는 정책 입안자는 AI 도입과 관련된 윤리적·법적 문제에 대한 고민을 시작하는 계기가 될 것이다. 또한 건강에 관심이 높은 일반 대중은 미래 의료의 모습과 AI 기술이 자신의 삶에 미칠 영향에 대해 폭넓은 이해를 얻게 될 것이다.

AI 기술은 끊임없이 발전하고 있으며 헬스케어 분야에서의 응용 가능성은 무한하다. 이 책에서 제공하는 통찰과 분석은 의료계, 학계, 산업계가 협력하여 AI 헬스케어의 잠재력을 실현하고 더 나은 의료 서비스를 제공하는 데에 일조할 것이다. 이 번역본이 한국에서 AI 헬스케어 분야의 혁신을 촉진하고 건강과 복지를 증진시키는 데 의미 있는 기여를 하기를 바란다.

역자 조진현

경희대학교 의과대학 강동경희대병원 혈관외과 교수

## 저자 소개

Ronald M. Razmi 박사는 심장병 전문의로서 의료 실천과 비즈니스에 대한 폭넓은 통찰을 바탕으로 다양한 역할을 수행하며 의료 분야에서의 혁신을 선도하고 있다. 메이요 클리닉에서 의학 교육을 완료한 그는 디지털 기술을 활용하여 심장 질환 환자의 관리를 개선하는 데 중점을 둔 연구의 선구자 중 한 명이었다. 학문적 배경과 연구 활동을 통해 다수의 논문을 발간하며 학술적 기여를 해왔으며, 그중에는 “심혈관 자기공명영상에 관한 핸드북(CRC Press, 2006)”에 공동 저자로 참여한 업적도 포함된다. 또한 심장 전문의를 대상으로 최신 의료 기술 습득을 지원하는 세계 최초의 교육 센터 중 하나를 설립하여 실무적 교육에도 주력하였다.

Razmi 박사는 노스웨스턴 대학교 켈로그 경영대학원에서 MBA를 취득한 이후 맥킨지 앤 컴퍼니 의료 그룹에 합류하여 대기업 및 중소기업에 대상으로 기업 전략, 인수 합병(M&A) 및 첨단 헬스케어 기술 투자와 관련된 자문을 제공하였다. 2011년에는 만성 질환 환자의 관리 효율화를 목표로 의료 데이터를 분석해 활용하는 소프트웨어 회사인 아큐페라(Acupera)를 설립하였다. CEO로 재직하는 동안 그는 의료 조직 내에서 혁신의 실행 및 환자 관리 방식 채택 과정에서 직면하는 다양한 과제를 직접 경험하였다. 이 과정에서 얻은 통찰은 그의 저서를 통해 체계적으로 정리되어 의료 혁신가, 구매자, 투자자들에게 기술 도입 전략을 안내하는 중요한 자원이 되고 있다. 저명한 연사로서 그는 디지털 의료 혁명에 대한 기조 강연, 인터뷰, 학술 논문 및 기고문 작성 등을 통해 지속적으로 논의를 이끌어왔다.

현재 Razmi 박사는 의료 분야에 특화된 AI 응용과 디지털 헬스 기술 투자에 주력하는 벤처 캐피탈 회사인 Zoi Capital의 공동 설립자 겸 관리 이사로 활동하고 있다. 2021년에는 의료 분야 내 AI의 역할을 분석하고 확산시키기 위해 “AI Doctor”라는 블로그를 개설하였으며, 이를 통해 최신 동향과 학술적 논의를 제시하고 있다. 그는 국제 컨퍼런스에서 정기적으로 강연하며 팟캐스트와 학술 저작 활동에서도 활약하며 의료와 비즈니스의 접점에서 지식을 공유하고 있다.

# 목차



## PART I. 의료 분야 AI 로드맵

<b>AI</b> Ch 01.	<b>시 의 역사와 의료 분야에서의 가능성</b>	<b>3</b>
1.1	AI란 무엇인가?	6
1.2	기초 AI/기계 학습 알고리즘을 위한 분류 시스템	13
1.3	의료분야의 AI와 딥러닝	19
1.4	의료 분야에서 복합 및 다목적 모델의 등장	21
<b>AI</b> Ch 02.	<b>견고한 의료 알고리즘 구축</b>	<b>29</b>
2.1	훈련을 위한 충분히 많고 상세한 데이터셋 확보하기	32
2.2	데이터 접근 법률 및 규제 문제	35
2.3	데이터 표준화 및 임상 워크플로우에의 통합	37
2.4	가능한 해결책의 연합 AI	41
2.5	합성 데이터 ( <i>Synthetic data</i> )	43
2.6	데이터 라벨링 및 투명성	47
2.7	모델 설명 가능성 ( <i>Explainability</i> )	49
2.8	실제 세계의 모델 성능	55
2.9	로컬 데이터 훈련	58
2.10	알고리즘의 편향	59
2.11	책임 있는 AI	66

## AI Ch 03. 의료 분야에서 AI 도입의 장벽

73

3.1	증거 생성	78
3.2	규제 문제	81
3.3	환급	84
3.4	제공자 및 지불자와의 워크플로우 문제	86
3.5	의료법적 장벽	88
3.6	거버넌스 (Governance)	91
3.7	구현 비용 및 규모	93
3.8	인재 부족	94

## AI Ch 04. 의료 분야에서 AI 도입의 원동력

99

4.1	데이터 가용성	100
4.2	강력한 컴퓨터, 클라우드 컴퓨팅 및 오픈소스 인프라	101
4.3	투자 증가	102
4.4	방법론의 개선	103
4.5	정책 및 규제	104
4.5.1	FDA / 104	
4.5.2	기타 본문 / 108	
4.6	상환 (Reimbursement)	112
4.7	의료자원 부족	115
4.8	비효율적인 치료 과정과 비개인화된 접근의 문제점	117



## PART II. 의료분야에서의 AI 응용



### Ch 05. 진단

125

5.1	방사선학	126
5.2	병리학	133
5.3	피부과	135
5.4	안과학	137
5.5	심장학	139
5.6	신경학	144
5.7	근골격계 ( <i>Musculoskeletal</i> )	146
5.8	종양학	147
5.8.1	암의 진단 및 치료 / 148	
5.8.2	조직병리학적 암 진단 / 149	
5.8.3	종양 발생 추적 / 149	
5.8.4	예후 감지 / 150	
5.9	위장관 ( <i>Gastrointestinal</i> )	152
5.10	COVID-19	152
5.11	유전체학 ( <i>Genomics</i> )	154
5.12	정신 건강 ( <i>Mental health</i> )	154
5.13	진단 봇 ( <i>Diagnostic bots</i> )	156
5.14	가정 내 진단/원격 모니터링	158
5.15	Sound AI	163
5.16	의료 대중화를 위한 AI	164



### Ch 06. 치료법

171

6.1	로봇공학 ( <i>Robotics</i> )	172
6.2	정신 건강	174

6.3	정밀 의학 (Precision medicine)	175
6.4	만성 질환 관리	179
6.5	약물 공급 및 준수	182
6.6	가상 현실 (Virtual reality; VR)	184

## AI Ch 07. 임상 결정 지원 187

7.1	의사결정 지원 분야의 AI	191
7.2	초기 사용 사례	197
7.3	1차 진료 (Primary care)	199
7.4	특별 관리	203
7.4.1	암 관리 / 203	
7.4.2	신경학 / 203	
7.4.3	심장학 / 204	
7.4.4	전염병 / 205	
7.4.5	COVID-19 / 205	
7.5	장치 (Devices)	206
7.6	End-of-Life AI	207
7.7	환자 결정 지원	208

## AI Ch 08. 인구 건강과 웰빙 213

8.1	영양	214
8.2	피트니스	218
8.3	스트레스와 수면	220
8.4	인류 건강 및 관리	222
8.5	리스크 평가	225
8.6	실제 데이터 사용 (Real world data)	227
8.7	약물 순응도 (Medication adherence)	228
8.8	원격 참여 및 자동화	228

**8.9** 사회적 결정 요인 (Social determinants of health; SDOH) 231

**8.10** 노화 (Aging in place) 232

**AI Ch 09. 임상 워크플로우 (Clinical Workflows) 239**

**9.1** 문서 어시스턴트 240

**9.2** 품질 측정 248

**9.3** 간호 및 임상 어시스턴트 248

**9.4** 가상 어시스턴트 (Virtual assistant) 250

**AI Ch 10. 관리 및 운영 255**

**10.1** 공급자 (Provider) 257

10.1.1 문서화, 코딩 및 청구 / 257

10.1.2 관리 및 운영 실무 / 260

10.1.3 병원 운영 / 262

**10.2** 지불자 (Payer) 266

10.2.1 지불자 관리 기능 / 266

10.2.2 사기 / 270

10.2.3 개인 맞춤형 커뮤니케이션 / 271

**AI Ch 11. 생명과학에서의 AI 응용 275**

**11.1** 신약 발견 (Drug discovery) 277

**11.2** Clinical Trials 287

11.2.1 정보 엔진 / 290

11.2.2 환자 분류 / 293

11.2.3 임상 시험 운영 / 295

**11.3** 의료 및 산업 298



## PART III. 의료분야에서 AI 비즈니스 사례

### AI Ch 12. 어떤 건강 AI 애플리케이션이 준비가 되었나? ..... 305

- 12.1 방법론 (Methodology) 306
- 12.2 임상 치료 (Clinical care) 309
- 12.3 관리 및 운영 318
- 12.4 생명과학 320

### AI Ch 13. 의료 AI 솔루션 구매자를 위한 사업모델 ..... 325

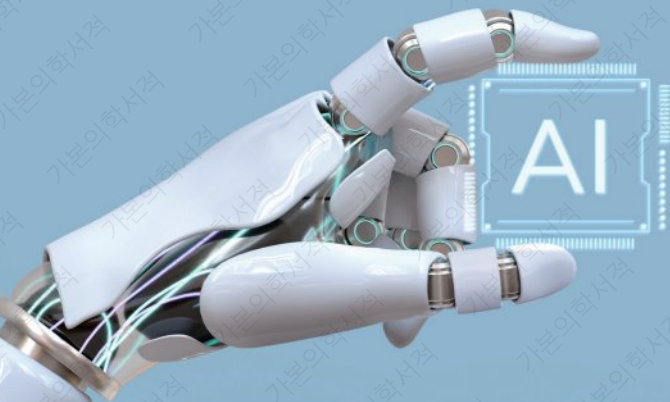
- 13.1 임상 케어 (Clinical care) 329
- 13.2 관리 및 운영 336
- 13.3 생명과학 340
- 13.4 의료 AI 솔루션 구매자 평가 가이드 343

### AI Ch 14. 최고의 의료 AI 기업을 구축하고 투자하는 방법 ..... 347

- 14.1 진입 장벽 및 지적 재산권 (Intellectual property; IP) 348
  - 14.1.1 방어 가능한 제품 만들기 / 350
- 14.2 스타트업 대 대기업 352
- 14.3 판매와 마케팅 354
- 14.4 초기 고객 357
- 14.5 소비자 직접 판매 (D2C) 359
- 14.6 기업인의 의료 AI 계획하기 360
- 14.7 투자자들에 의한 기업 평가 363
  - 14.7.1 의료 AI 기업이 투자할 수 있는 주요 분야 / 363

# PART I

## 의료 분야 AI 로드맵



# AI의 역사와 의료 분야에서의 가능성

**인**공지능(artificial intelligence; AI) 기술은 약 80년 전부터 이미 “존재해” 왔다. 최근 들어 AI가 거의 모든 산업 분야에 혁신을 가져오며 주목받고 있지만, 그 기초는 제 2차 세계 대전으로 거슬러 올라간다. 컴퓨터와 AI의 선구자인 앨런 튜링은 당시 논문에서 인간 사고를 모방할 수 있는 기계에 대해 최초로 언급했다. 당시 과학자들은 인간의 뇌와 유사한 방식으로 정보를 처리하는 컴퓨터 시스템을 구축하기 시작했다. 1943년에 인공 뉴런을 제안한 워렌 맥컬록과 월터 피츠의 논문은 뇌의 “신경망”에 대한 계산 모델을 처음으로 제안하며 과학계 문헌에서 이 주제를 다룬 초기 사례 중 하나로 기록된다. 이 연구는 AI 초기 발전의 중요한 토대를 마련했다.

1950년대에 튜링은 “계산 기계와 지능(*Computing Machinery and Intelligence*)” 논문에서 지능형 기계를 구축하기 위한 체계와 이를 검증하는 테스트 방법을 제안했다. 스탠포드 대학교의 버나드 워드로우와 테드 호프는 1950년대 후반에 전화선 잡음을 감소시키는 신경망 응용 프로그램을 개발했다.<sup>2)</sup> 같은 시기에 프랭크 로젠블라트는 학계와 미국 정부에서 일하면서 퍼셉트론을 구축했다.<sup>3)</sup> 퍼셉트론은 신경망 개념에 기반하여 인간이 일반적으로 수행하는 과제, 즉 이미지 인식, 걷기 및 말하기 등을 수행할 수 있도록 설계되었다. 그러나 퍼셉트론은 단일 층의 뉴런만을 가지고 있어 수행할 수 있는 기능에 한계가 있었다.

로젠블라트의 동료인 마빈 민스키와 시모어 파페르트는 “퍼셉트론: 계산 기하학에 대한 소개”라는 책을 저술하여 퍼셉트론과 신경망이 가진 한계를 심도 있게 분석했다. 이로 인해 AI 연구의 침체기, 이른바 “AI 겨울”이 시작되어 1980년대 중반까지 이어졌다.<sup>4)</sup>

1986년까지 물리학자들에 의해 신경망에 대한 새로운 관심이 생겼고, 이를 발전시키기 위한 새로운 수학적 기법을 개발하고 있었다. 또한 제프리 힌턴의 신경망에서의 역전파 응용에 대한 기념비적인 논문이 발표되었으며, 이는 일부 한계 극복을 위한 방법으로 여겨졌다. 그러나 일부 실무자들은 핀란드 수학자 세포 린나인마가 1960년대에 이미 역전파를 고안했다고 주장했다.<sup>5,6)</sup> 이로 인해 이 분야가 부활하고 신용 카드 거래에서 사기를 탐지하는 것과 같은 최초의 실용적인 응용 프로그램이 만들어졌다.

제프리 힌턴의 1986년 논문과 캐나다의 몇몇 다른 연구자들은 다층 신경망이 가진 잠재력을 부각시켰다.<sup>5)</sup> 이는 이후 음성 인식 분야에서 거둔 성과와 맞물려, 신경망 연구에 대한 관심을 재점화했고, 연구 자금 확보로 이어졌다. 1980년대 후반, 카네기 멜론 대학교의 딘 포멀로는 신경망을 활용해 자율주행차를 개발했다. 뉴욕대학교(NYU)의 얀 르쿤은 이미지 인식을 위해 신경망을 사용하기 시작했으며, 1998년에 인간의 시각 피질을 모방한 합성곱 신경망(convolutional neural network; CNN)을 소개하는 논문을 발표했다.<sup>7)</sup> 동시에 존 홉필드는 최초의 순환 신경망(recurrent neural network; RNN)인 홉필드 네트워크를 대중화했다.<sup>8)</sup> 이는 1997년 유르젠 슈미트후버와 셉 호흐라이터가 장기 단기 기억(long short-term memory; LSTM)을 도입하며 확장되어 RNN의 효율성과 실용성을 크게 향상시켰다.<sup>9)</sup> 1980년대와 1990년대의 이러한 응용 프로그램들은 이 분야의 발전에 모멘텀을 제공했지만, 데이터와 컴퓨팅 파워의 한계로 인해 곧 한계에 도달했다. 또 한 번의 AI 겨울이 찾아왔으나, 다행히도 이번에는 약 10년 정도로 짧게 끝났다.

컴퓨팅 파워와 데이터 양이 증가함에 따라, 이후 몇 년 동안 마이크로소프트와 구글 같은 기업들이 이 분야 연구를 본격적으로 강화했다. 2012년 힌튼과 그의 두 학생은 페이페이 리(Fei-Fei Li)와 연구팀이 구축한 데이터셋을 활용한 유명한 이미지넷 대회에서 두각을 나타내며 딥러닝(deep learning; DL)의 힘을 강조했다.<sup>10)</sup>

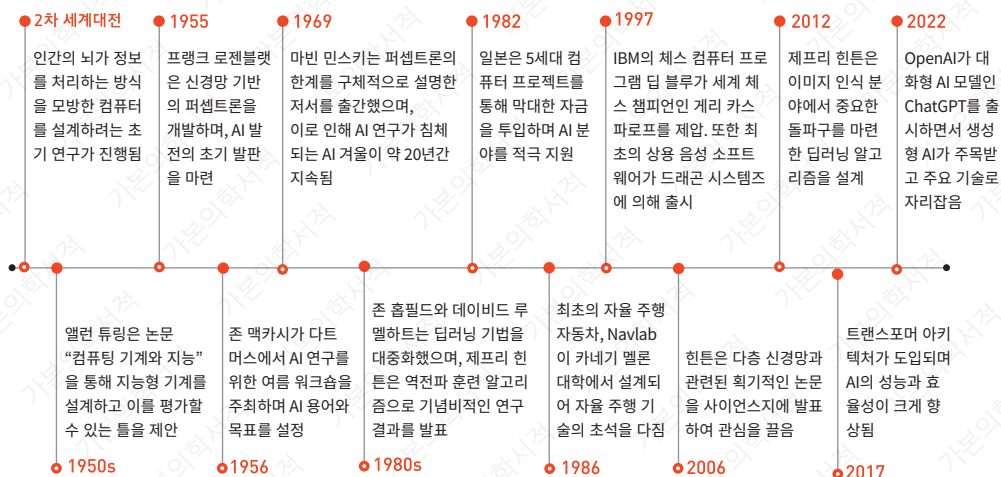
AI 기반 제품을 의료 및 기타 분야에서 많이 개발한 Mindscale.ai의 최고경영자인 시모어 던커는 “이미지넷으로 이어진 페이페이의 작업은 AI 분야에서 데이터의 핵심적 가치와 AI 발전의 관계를 바라보는 관점을 바꾼 중대한 전환점이었다”고 말했다. “이미지넷 이전에는 더 정교한 알고리즘이 데이터의 특성과 무관하게 더 나은 결정을 내릴 수 있다는 믿음이 지배적이었다. 그러나 페이페이는 아무리 우수한 알고리즘이라도 그것이 학습하는 데이터가 세상을 제대로 대표하지 않으면 성능을 발휘할 수 없다는 중요한 통찰을 얻었다. 그래서 그녀는 세계에서 발견되는 시각적 객체를 대표하는 대규모 데이터셋을 수집하고 이를 오픈 소스로 만들었다. 이미지넷 대회는 객체 분류의 정확도를 71.8%에서 97.3%로 끌어올리며 인간의 능력을 초월하는 다양한 비전 모델을 탄생시켰다. 본질적으로 페이페이는 빅데이

터가 더 나은 결정을 이끌어낸다는 것을 보여주었다.”

2012년 힌튼의 작업과 동시에 제프리 힌과 앤드류 응은 구글 브레인에서 대규모 이미지 인식을 대상으로 한 혁신적인 연구를 진행하고 있었다.<sup>11)</sup> 딥러닝은 리차드 서튼과 같은 연구자 덕분에 기존의 강화 학습 분야를 크게 향상시켰고, 이는 딥마인드가 개발한 시스템의 탁월한 게임 플레이 성공으로 이어졌다.<sup>12)</sup> 이러한 인상적인 성과 덕분에 전 세계가 딥러닝과 신경망의 잠재력에 눈을 뜨게 되었다. 2014년, 이안 굿펠로우의 생성형 적대 신경망 (generative adversarial network; GAN)에 대한 논문을 발표했으며, 이는 강화 학습과 함께 최근 AI 연구의 핵심 주제로 부상했다.<sup>13)</sup>

이로 인해 스탠포드 대학교에서 AI에 대한 100년 연구라는 이니셔티브가 시작되었다. 이 연구는 에릭 호르비츠에 의해 설립되었으며, 호르비츠와 그의 팀이 마이크로소프트에서 수행한 기존 연구를 기반으로 하려는 목표를 가지고 있었다. 그 이후의 발전은 역사로 기록되었다! 디지털 데이터의 방대한 양과 훨씬 강력한 컴퓨터 덕분에 다양한 분야에서 빠른 발전이 이루어졌다. **그림 1.1**은 AI 발전의 주요 이정표를 요약했다.

## AI의 역사



**그림 1.1 (source: original research)<sup>14)</sup>**: 1936–1969: Early progress, 1969–1986: AI winter, 1986: Hinton’s paper on back propagation in neural networks, 1997–2012: Progress in AI methodologies: 1997 IBM beat Kasperov, 2007 ImageNet, 2011 IBM beat Jeopardy, 2012–Present: Rapid progress in deep-learning applications

오늘날 우리는 AI의 진정한 잠재력의 새벽에 서 있다. 현재까지의 대부분의 응용 프로그램은 지도 학습을 사용하며, 이는 알고리즘에 주석이 달린 데이터(수천 또는 수백만 개의 기록)를 제공하여 이를 학습하고 패턴을 식별하고 예측을 하도록 한다. 신경망의 장기적인 힘은 주석이 달린 데이터에 대한 훈련 없이 단순히 데이터를 제공받아 학습할 수 있는 비지도 학습에 있을 것이다. 생성형 AI는 텍스트, 이미지, 음성, 예술 등을 생성하는 데 있어 빠른 발전 속도와 높은 정교함으로 전 세계를 놀라게 하고 있다. 인간의 학습 메커니즘을 모방하는 강화 학습 또한 AI의 완전한 잠재력으로 나아가는 데 중요한 역할을 할 것이다.<sup>15)</sup>

### 1.1 AI란 무엇인가?

AI는 마법이 아니며, 로봇이 반란을 일으키거나 의사를 완전히 대체하는 기술도 아니다. 기계 학습(machine learning; ML) 및 딥러닝과 같은 용어는 데이터를 활용해 패턴을 식별하고 예측을 수행하는 통계 기반 컴퓨터 알고리즘을 쉽게 설명하는 데 쓰인다. AI라는 용어는 감지하고 이해하며 행동할 수 있는 다양한 기술을 지칭하는 데 사용되며, 또한 경험으로부터 배우고 시간이 지남에 따라 적응하는 것을 포함하다(그림 1.2).<sup>16)</sup>

AI는 포괄적인 용어로 자연어 처리(natural language processing; NLP)와 기계 학습을 모두 지칭할 수 있다. 자연어 처리는 번역, 문자나 음성의 의미 이해, 패턴 인식, 그리고

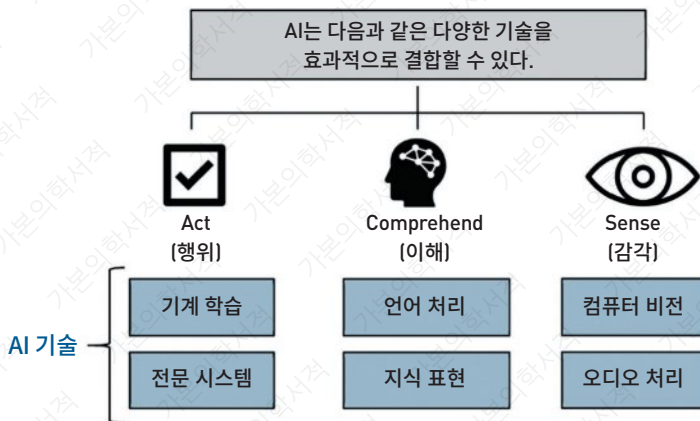


그림 1.2 [source: Accenture]<sup>16)</sup>

Google Assistant, Siri, Alexa와 같은 스마트 어시스턴트를 지원한다. 기계 학습은 AI의 가장 흥미로운 분야 중 하나로, 데이터의 의미를 이해하고 그 데이터에서 통찰력을 제공하기 위해 계산적 접근 방식을 사용한다. 이는 미리 정의된 규칙이 아닌 예제와 경험을 사용하는 동적이고 반복적인 과정이다(그림 1.3).

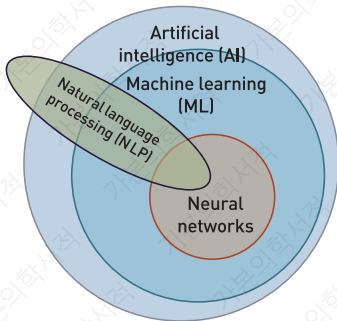
기계 학습을 사용하면, 예를 들어 고양이가 어떻게 생겼는지를 정의하는 규칙 세트를 제공하는 대신, 운영자는 알고리즘에 고양이 사진을 여러 장 제공하고 이를 기반으로 소프트웨어가 스스로 결론에 도달하도록 한다. 기계 학습은 컴퓨터가 정보를 유지하고 시간이 지남에 따라 더 똑똑해지도록 허용한다. 인간과 마찬가지로! 그러나 인간과는 달리 이러한 알고리즘은 수면 부족, 주의 산만, 정보 과부하 및 단기 기억 상실에 영향을 받지 않는다. 그래서 이러한 강력한 기술이 매우 흥미로운 것이다.<sup>18)</sup>

그 다음에는 인지 컴퓨팅이 있다. 이는 컴퓨터를 사용하여 인간의 이해, 추론 및 사고 과정을 시뮬레이션하는 접근 방식이다.

기억해야 할 점은 AI가 일반적인 소프트웨어와 동일하지 않으며, 단순히 설치하고 즉시 시작할 수 없다는 것이다. 대신, 이는 각 응용 프로그램에 맞게 특화해 구성해야 하는 상호 연관된 기술의 정교한 조합이다. 제대로 수행되면, AI는 데이터를 처리하고 그 데이터가 의미하는 바에 대한 결론을 스스로 도출할 수 있으며, 배운 내용을 바탕으로 적절한 행동을 수행할 수 있다. AI가 인간의 뇌를 모방할 수 있는 것은 사실이지만, 인간이 직접 처리하거나 인식하기 어려운 복잡한 패턴을 발견함으로써 우리 인간보다 더 뛰어난 성능을 발휘할 수 있다.

**AI는 기계 학습과 신경망을 포함하며, 자연어 처리는 이 세 가지 기술을 기반으로 작동한다.**

AI disciplinary overlap (학문 간 중첩)



- AI (인공지능) : 지능적인 행동과 결정을 내릴 수 있는 시스템.
- ML (기계 학습) : 인간의 직접적인 개입 없이 데이터를 처리하고 시간이 흐를수록 성능이 개선되는 알고리즘.
- Neural network [신경망] : 기계 학습에서 데이터를 처리하고 추론을 가능하게 하는 핵심 기술적 접근 방식.
- NLP (자연어 처리) : 인간의 언어나 텍스트를 이해하고 해석하는 데 사용되는 기술.

그림 1.3 (source: HIMSS 2019)<sup>17)</sup>

모든 AI 응용 프로그램이 동일하게 구성되는 것은 아니며, AI의 비교적 단순한 사용 사례로는 챗봇과 자동 전화 스크리너가 있으며, 이들은 음성 또는 텍스트 입력에 대한 기본 응답을 제공할 수 있다. 반면, 복잡한 AI 알고리즘은 이해할 수 없을 정도로 방대한 데이터 세트를 처리하여 핵심적인 트렌드를 발견하고, Netflix 구독자가 가장 좋아할 가능성이 높은 영화부터 특정 환자에게 가장 적합한 치료 옵션에 이르기까지 다양한 질문에 답할 수 있다. 이들은 상황을 분석하고 최선의 대응 방법에 대한 예측을 통해 작동한다(그림 1.4).

기계 학습은 알고리즘과 통계 모델을 사용하여 컴퓨터가 작업을 수행할 수 있도록 하는 AI의 하위 범주이다. 기계 학습의 흥미로운 점은 전통적인 규칙 기반 접근 방식을 넘어, 데이터에 내재된 패턴과 추론을 활용하여 복잡한 문제를 해결한다는 것이다. 기계 학습은 딥러닝 및 기타 복잡한 수학적 기법을 활용하여 대규모 데이터 세트를 분석하고 예측을 수행할 수 있다. 시간이 지남에 따라 알고리즘은 어떤 패턴과 접근 방식이 최상의 결과를 제공할지를 파악하고, 이를 바탕으로 미래에 맞게 스스로 조정한다.

일반적으로 그들이 접근할 수 있는 데이터가 많을수록 기계 학습 알고리즘은 자동으로 개선될 수 있다. 최근의 빅데이터 기술 발전은 방대한 데이터셋에 기계 학습을 적용하여 이전

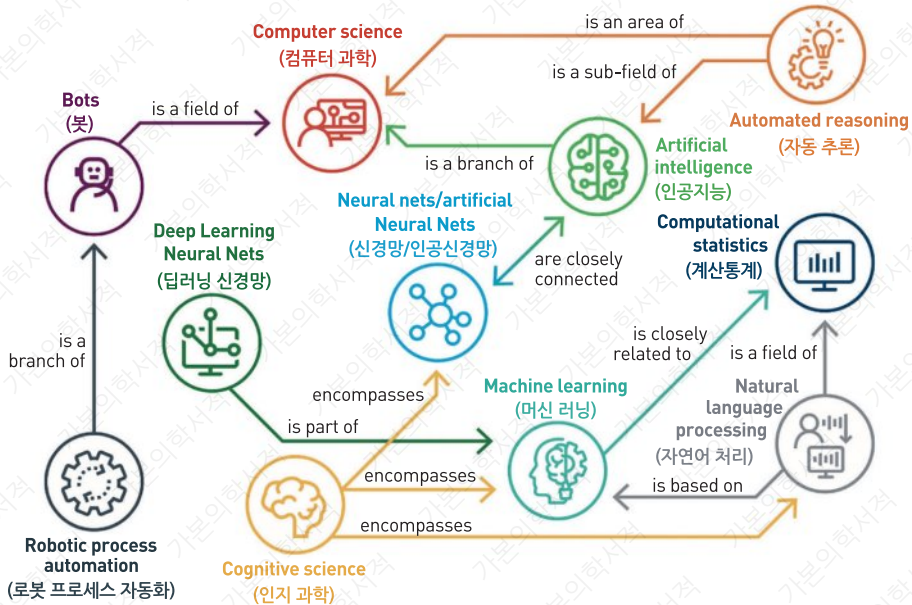


그림 1.4 (source: IQVIA)<sup>19)</sup>

에는 감지할 수 없었던 통찰력을 도출하는 것을 더 실용적으로 만들었다. 우리는 일반적으로 기계 학습을 사용하여 기존 데이터에서 패턴을 찾아내는 분석 및 예측 도구를 구축한다. 이는 새로운 데이터가 주어졌을 때, MRI 이미지에서의 이상을 인식하는 것과 같이 그 데이터에 대해 유의미한 정보를 추론할 수 있게 해준다.<sup>20)</sup> 기계 학습의 큰 장점은 데이터에 의해 완전히 구동되기 때문에 간섭이나 인간의 직관이 필요하지 않다는 것이다.

신경망은 연결된 인공 뉴런을 시뮬레이션하는 기계 학습의 하위 범주이다. 이는 자연 뉴런과 인간 뇌에서의 정보 전달과 처리 방식을 모델링할 수 있게 해준다. 신경 연결에서 영감을 받은 계산 모델은 1950년대부터 연구되어 왔으며, 처리 능력이 계속 증가하고 더 큰 훈련 데이터셋에 접근할 수 있게 되면서 그 중요성이 더욱 부각되었다. 이러한 데이터셋은 알고리즘이 이미지, 비디오 및 음성과 같은 입력 데이터를 보다 정교하게 분석할 수 있도록 한다.

AI 실무자들은 이러한 기술을 딥러닝이라고 부른다. 신경망은 많은 (“깊은”) 층의 시뮬레이션된 서로 연결된 뉴런을 가지고 있기 때문이다.<sup>19)</sup> 딥러닝은 지난 10년 동안 급격히 부상한 기계 학습의 한 분야이며, 그 응용은 향후 수십 년 동안 상당한 가능성을 지니고 있다. 딥러닝은 인간 뇌의 신경 연결을 모방한 신경망의 독창적인 구조와 설계 덕분에 가능하다.

인공신경망(artificial neural network; ANN)은 뇌 뉴런과 같은 상호 연결된 노드의 집합체다. 여러 층의 연결된 노드를 가진 인공신경망은 딥러닝의 강점을 활용할 수 있다. 이들은 일반적으로 입력 데이터를 블록으로 그룹화하는 합성곱 층을 사용한다. 이러한 블록은 여러 심층 처리 단계로 전달되어 필터링되고, 그 필터링된 데이터는 더 많은 필터가 있는 추가 층으로 전달된다. 이들은 원래 데이터에 내재된 특징을 식별하고, 이러한 특징을 결합하여 개념이라 불리는 패턴의 계층적 추정을 생성한다.

세이모어 던커는 이러한 계층적 추정치가 숫자 가중치로 표현되고, 각 가중치는 네트워크 내 두 노드 간의 상대적 중요성을 나타낸다고 설명한다. 훈련된 AI 모델은 이러한 숫자 가중치로 이루어진 행렬을 기반으로 구성되며, 이를 실시간 데이터와 결합해 예측을 생성한다는 것이다. 다소 복잡하게 느껴질 수도 있지만, 사실 이는 우리가 일상에서 자연스럽게 수행하는 과정이다. 단지, 이를 기계가 대신할 경우 우리는 AI라고 부른다.

신경망은 기계 학습 커뮤니티에서 블랙 박스라고 부르는 과정을 통해 데이터 세트를 처리한다. 이 블랙 박스는 우리의 이해를 훨씬 초월하는 일련의 복잡한 수학적 계산과 통계적 계산을 나타낸다. 학습은 일반적으로 잘못된 예측에서 오류 신호를 피드백하여 발생하며, 이는 네트워크가 입력으로부터 답을 계산하는 데 사용하는 수많은 가중치를 변경한다. 실제 의사 결정 과정은 대부분 처음부터 끝까지 쉽게 이해할 수 있는 방식으로 추적할 수 없다.

신경망과 딥러닝은 의료 커뮤니티를 돕기 위한 도구로 사용될 수 있으며, 사용되어야 한다.

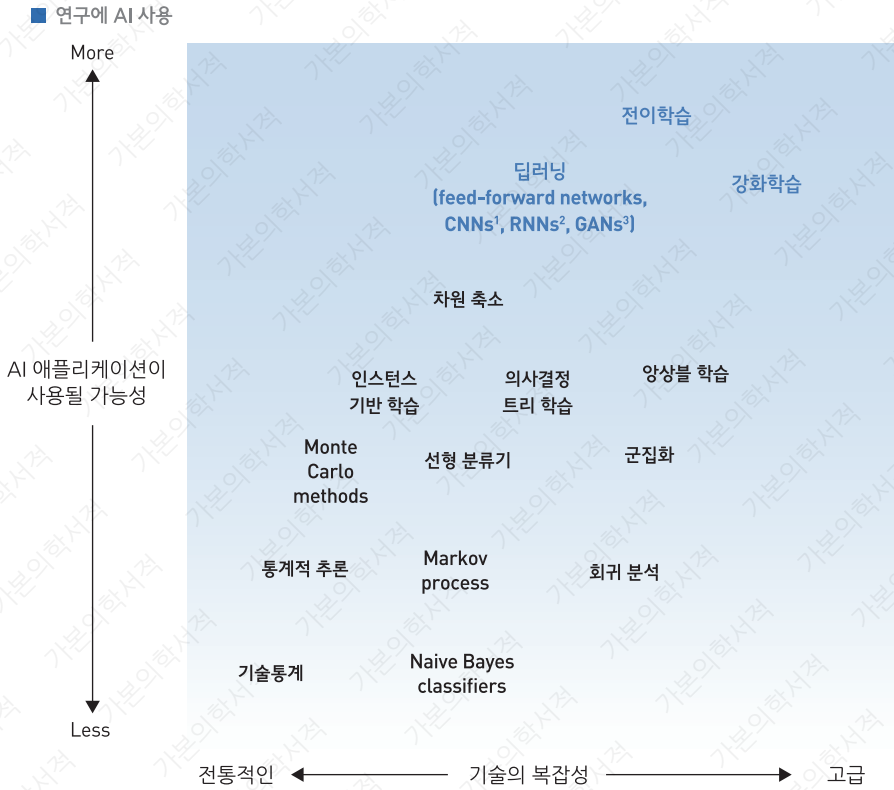
그러나 이러한 알고리즘과 기술은 의료 전문가의 판단과 전문성을 대체할 수 없다. 이러한 알고리즘을 효과적으로 훈련하고, 명확히 정의하기 어려운 특수한 상황을 인식하기 위해서는 항상 의료 전문가가 필요하다.

다음은 네 가지 유형의 신경망과 그 이점이다(그림 1.5):

- **Feed-forward neural networks (피드포워드 신경망)** : 정보가 한 방향(앞으로)으로만 이동하고 네트워크에 루프가 없는 가장 간단한 유형의 인공신경망이다. 정보는 일반적으로 입력층에서 시작하여 은닉층(hidden layer)을 거쳐 출력층으로 이동한다. 첫 번째 단일 뉴런 네트워크는 AI 선구자 프랭크 로젠블라트에 의해 1958년에 제안되었다.
- **Recurrent neural networks; RNNs (순환 신경망)**: 뉴런 간 연결을 포함한 인공신경망으로, 음성 및 언어와 같은 순차적 데이터를 처리하는 데 완벽하게 적합하다. RNN은 시간이 지남에 따라 관찰한 데이터에 대한 “기억”을 포함하는 추가적인 숨겨진 상태 벡터로 구성된다. 세이모어 던커에 따르면 “순환 신경망은 주로 변환기(트랜스포머) 아키텍처로 대체되었으며, 이는 시퀀스 패턴을 보다 효과적으로 표현하고 병렬 처리를 가능하게 해 RNN보다 훨씬 효율적으로 대량 데이터를 처리할 수 있게 한다.”
- **Convolutional neural networks; CNNs (합성곱 신경망)**: 신경층 간의 연결이 생물학적 시각 피질에서 영감을 받은 인공신경망으로, 시각 피질은 이미지를 처리하는 뇌의 부위이다. 이미지 분류, 객체 탐지 등 시각 기반 작업에 특히 적합하다.
- **Generative adversarial networks; GANs (생성형 적대신경망)**: 서로 경쟁하는 두 개의 신경망을 활용하는 제로섬 게임 프레임워크에 기반한다(이 때문에 “적대적”이라는 표현을 쓴다). GAN은 다양한 데이터 분포(예: 텍스트, 음성, 이미지)를 모방하는 방법을 배울 수 있으며, 이는 실제로 수집하기 어려운 테스트 데이터셋을 생성하는 데 유용하다. 오늘날 ChatGPT 등 생성형 AI와 결합된 새로운 발전이 활발히 이루어지고 있으며, 이는 AI 능력의 다음 혁신을 여는 토대가 될 것으로 보인다.

기계 학습은 알고리즘과 통계 모델을 통해 컴퓨터가 스스로 작업을 수행하도록 하는 AI의 하위 분야다. 기계 학습의 흥미로운 점은 기존의 규칙 기반 접근을 뛰어넘어, 추론과 패턴을 활용하여 복잡한 문제를 해결한다는 것이다. 기계 학습은 딥러닝 및 기타 복잡한 수학적 기법을 활용하여 대규모 데이터 세트를 분석하고 예측을 수행할 수 있다. 시간이 지남에 따라 알고리즘은 어떤 패턴과 접근 방식이 최상의 결과를 제공할지를 파악하고, 이를 바탕으로 미래에 맞게 스스로 조정한다.

인공지능(AI), 머신러닝 및 기타 분석 기법 조사



<sup>1</sup> Convolutional neural networks.  
<sup>2</sup> Recurrent neural networks.  
<sup>3</sup> Generative adversarial networks.

그림 1.5 (source: McKinsey Global Institute analysis/<https://www.mckinsey.com/featured-insights/artificial-intelligence/notes-from-the-ai-frontier-applications-and-value-of-deep-learning>)

생성형 AI는 방대한 역사적 데이터를 기반으로 자기지도학습을 통해 훈련하는 기계 학습 알고리즘의 한 형태이다. 예를 들어, 텍스트를 생성하는 ChatGPT의 경우 인터넷에서 수집한 대량의 텍스트를 모델에 제공해 예측을 생성하도록 학습시켰다. 이는 단순히 데이터를 인식하고 분류하는 것을 넘어, 기계 학습이 필요에 따라 새로운 콘텐츠를 창출할 수 있게 되었다는 점에서 혁신적이다. 자기 지도학습을 수행할 수 있으며 레이블이 있는 훈련 데이터 (지도학습과 같은)를 필요로 하지 않기 때문에, 모델은 대규모 데이터셋에서 훨씬 더 빠르게 훈련될 수 있다. 예를 들어, 대규모 언어 모델은 역사적 의학 문헌을 기반으로 훈련되어

단기간에 의학 질문에 답할 준비가 갖춰질 수 있다. 최근까지 의학 문헌이 주석이 달리고 주요 개념이 추상화되어야 기계 학습 모델을 사용하여 통찰력을 추출할 수 있다는 인식이 지배적이었다.

생성형 AI의 출력은 훈련 데이터의 정교하게 조율된 조합으로 구성된다. 이러한 알고리즘을 훈련하는 데 사용되는 데이터의 양이 방대하기 때문에, 모델은 출력을 생성할 때 “창의적”으로 보일 수 있다. 게다가 모델은 일반적으로 무작위 요소를 포함하고 있어 하나의 입력 요청에서 다양한 출력을 생성할 수 있어 결과가 더욱 다양하고 생동감 있게 느껴진다.

의료 분야에서 생성형 AI의 초기 응용 프로그램에는 방사선학 모델 학습용 의료 영상 생성, 환자 교육용 임상 콘텐츠 제작, 질환 관련 일반 질문 응답, 의료 코딩·문서화 등 행정 업무 자동화, 정신건강 서비스 보조, 연구 분석 지원 등이 포함될 수 있다.

이제 많은 사람들이 AI, 기계 학습, 딥러닝 및 기타 관련 기술이 전통적인 통계나 분석과 어떻게 다른지 의문을 가질 수 있다. 간단히 말해, 이러한 새로운 접근법은 방대한 양의 데이터뿐 아니라 이미지, 비디오, 오디오 파일처럼 차원이 높은 데이터 처리에도 최적화되어 있다. 또한 AI는 데이터셋 내 복잡한 모든 관계를 사전에 알 수 없고, 따라서 모델에 구체적 규칙을 명시하기 어려운 상황에서 특히 강점을 발휘한다. AI는 데이터셋 내의 잠재된 관계를 탐지하고, 패턴을 식별하며, 이를 바탕으로 정교한 예측을 수행하는 데 뛰어나다.

고전적인 통계 방법은 변수, 변수 간의 관계, 그리고 목표 결과를 정의하는 과정에서 인간의 입력을 더 많이 요구한다. 전통적인 통계 분석은 샘플 또는 모집단 매개변수에 대한 추론을 목적으로 하는 반면, 기계 학습은 데이터 구조를 알고리즘화하여 예측과 분류를 수행하는 데 초점을 둔다. 기계 학습은 데이터에 대한 초기 가정이 적고, 예측과 분류에서 더 높은 정확도의 알고리즘을 만들어낸다.

의료 분석은 전통적으로 비즈니스 인텔리전스 중심의 도구를 사용하여 주어진 데이터 세트를 이해하는 데 뿌리를 두고 있다. 이러한 도구를 사용하는 사람들은 일반적으로 엔지니어가 아닌 분석가, 통계학자 및 비즈니스 사용자이다. 전통적인 기업 데이터 분석의 문제는 데이터에서 학습하지 않고, 단순히 데이터의 내용을 파악하는 데 그친다는 점이다. 데이터를 통해 배우려면 기계 학습과 모든 이해관계자의 효과적인 피드백 루프를 사용해야 한다. 이는 특히 사람이 쉽게 파악하지 못하는 비선형 관계가 존재할 때 데이터 내의 숨겨진 패턴을 발견하는 데 도움이 된다.

딥러닝 모델이 분류 성능을 높이고 인간과 유사한 수준으로 성능을 발휘하기 위해서는 수천 개, 경우에 따라 수백만 개의 데이터 기록이 필요하다. 한 추정에 따르면, 지도 학습 방식의 딥러닝 알고리즘은 일반적으로 카테고리당 약 5,000개의 레이블이 있는 예제로 수용 가

능한 성능을 달성하며, 최소 1,000만 개로 훈련할 경우 인간의 성능과 일치하거나 그 이상을 달성한다.<sup>23)</sup> 경우에 따라 데이터가 과도하게 제공되어(종종 데이터셋당 수백만 또는 수십억 개의 행) AI가 가장 적합한 기술이 된다. 하지만 데이터 양이 특정 임계값에 도달하지 못하면, AI는 기존의 분석 기술에 비해 특별한 가치를 제공하지 않을 가능성이 있다.

이러한 대규모 데이터셋을 확보하는 것은 어려울 수 있으며, 레이블링은 여전히 도전 과제로 남아 있다. 현재의 대부분 AI 모델은 지도 학습으로 훈련되며, 이는 인간이 기본 데이터를 레이블링하고 분류해야 함을 의미한다. 그러나 이러한 데이터 병목 현상을 극복하기 위한 유망한 새로운 기술들이 등장하고 있으며, 여기에는 대규모 언어 모델, 강화 학습, 전이 학습, 그리고 “원샷 학습(one-shot learning)”이 포함된다. 원샷 학습은 훈련된 AI 모델이 소수의 실제 시연이나 예제를 기반으로 주제에 대해 학습할 수 있게 해준다. 때로는 단 하나의 예제만으로도 가능하다.

신경 AI 기술은 이미지, 비디오 및 오디오 데이터를 분석하는 데 특히 우수한 성능을 발휘한다. 이는 이 데이터들이 복잡하고 다차원적이기 때문이다. AI 실무자들은 이를 종종 “고차원성(high dimensionality)”이라고 부른다. 신경망은 고차원성에 잘 적합하며, 네트워크의 여러 층이 데이터에 존재하는 다양한 특징을 표현하는 방법을 학습할 수 있다.

예를 들어, 얼굴 인식의 경우 네트워크의 첫 번째 층은 원시 픽셀에 집중하고, 다음 층은 가장자리와 선에, 또 다른 층은 일반적인 얼굴 특징에, 마지막 층은 얼굴을 식별하는 데 집중할 수 있다(그림 1.6). 이전 세대의 AI는 종종 “특징 공학(feature engineering)”을 수행하려면 인간 전문가의 개입이 필요했지만, 이러한 신경망 기술은 종종 훈련 과정의 일환으로 시뮬레이션된 신경망에서 이러한 특징을 표현하는 방법을 학습할 수 있다(그림 1.7).

## 1.2 기초 AI/기계 학습 알고리즘을 위한 분류 시스템

AI 시스템에는 다양한 수준이 있으며, 많은 알고리즘이 데이터를 이용하고 분류하거나 이를 사용하여 예측을 수행할 수 있다. 일부 시스템은 고정된 규칙 기반으로 작동하는 반면, 최근의 시스템은 훨씬 더 자율적이며 데이터와 원하는 출력 외에는 인간의 개입이 거의 필요하지 않다(그림 1.8, 1.9).<sup>25)</sup>

업계에서는 알고리즘을 주로 세 가지 주요 범주로 분류한다—전문가 시스템, 전통적인 기계 학습, 그리고 최전선 기계 학습. 알고리즘은 두 가지 주요 속성에 따라 이러한 범주로 분류될 수 있다:

AI 시스템의 객체 인식 능력이 크게 향상되어 현재 최고의 시스템은 인간의 성능을 초월하는 수준에 이르렀다.

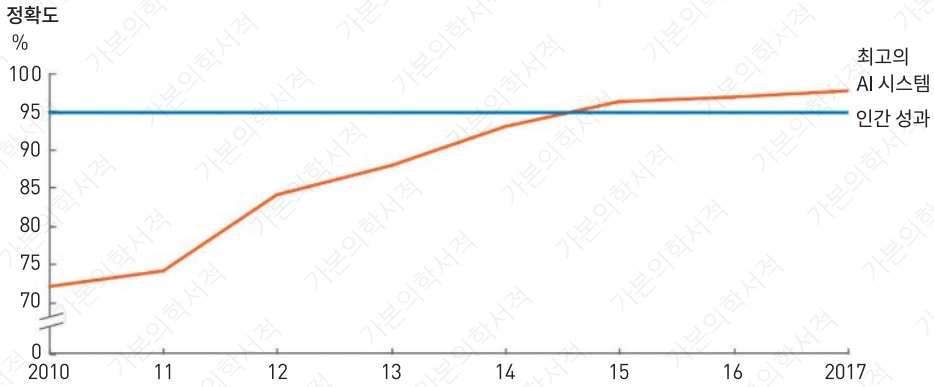


그림 1.6 (source: McKinsey Global Institute analysis/<https://www.mckinsey.com/~media/mckinsey/featured%20insights/artificial%20intelligence/notes%20from%20the%20ai%20frontier%20applications%20and%20value%20of%20deep%20learning/notes-from-the-ai-frontier-insights-from-hundreds-of-use-cases-discussion-paper.ashx>)<sup>23)</sup>

분석은 시간이 지남에 따라 성숙도가 증가하면서 계속 발전하고 있다.

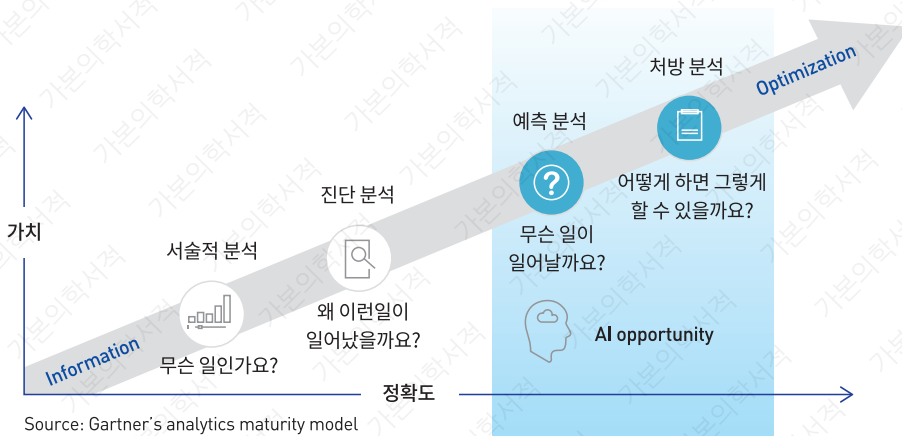


그림 1.7 (source: Gartner/McKinsey & Company)<sup>24)</sup>

- 자율성: 인간의 개입이 얼마나 필요한지를 기준으로 측정
- 설명 가능성: 알고리즘이 예측을 수행하거나 출력을 도출하는 과정을 인간이 얼마나 쉽게 이해할 수 있는지를 기준으로 측정

이 두 속성의 흥미로운 점은 서로 반비례 관계에 있다는 것이다. 즉, 설명 가능성이 높을수록 자율성은 낮아지고, 반대로 자율성이 높을수록 설명 가능성은 낮아지는 경향이 있다.

기계 학습과 관련하여 생각해야 할 네 가지 분류가 있다-지도학습, 비지도학습(대규모 언어 모델에서 사용되는 자기 지도학습 포함), 반지도학습, 그리고 강화 학습(그림 1.10).

MIT의 컴퓨터 과학 및 AI 연구소에서 데이터 기반 추론 그룹을 이끄는 존 구타그는 “감염된 기계 학습에서는 데이터와 그 데이터와 연관된 결과를 제공한다. 우리는 지카 바이러스에 감염된 모든 사람들을 알고 있으며, 그 중 어떤 여성들이 선천적 결함이 있는 아기를 낳았는지, 어떤 여성들은 그렇지 않은지를 알 수 있다. 그리고 이를 통해 임신 중인 여성이 지카 바이러스에 감염되었을 때, 그녀의 아기가 선천적 결함이 있을 확률이 얼마인지 모델을 구축할 수 있다. 30세 여성과 40세 여성의 경우가 다를 수 있다. 어떤 요인들이 있을지는 누

AI를 뒷받침하는 알고리즘의 스펙트럼 (초본)



	전문 시스템	전통적인 기계 학습	최첨단 기계 학습
요약	인간이 프로그래밍한 정적 프로그램으로, 단일하고 결정론적인 작업을 수행	데이터를 기반으로 최적 또는 가장 정확한 예측을 생성할 수 있도록 수학적으로 입증된 알고리즘	기본적으로 전통적인 기계 학습과 유사하게 데이터 기반 학습과 예측 성능 개선을 추구하지만, 더 높은 수준의 자율성을 지니며 설명 가능성이 상대적으로 낮은 알고리즘을 포함함
주요 혁신의 시기	1980s-1990s	2000s	2010s-현재
자율성	낮음: 프로그램은 인간이 제공한 정보에 전적으로 의존	중간: 대체로 인간이 모델을 조정하며 특정 특성을 반영하고 데이터의 “잡음”이나 이상치를 제거하는 방식	높음: 모델이 주로 특성 선택과 가중치 결정을 자체적으로 수행하며, 이상치 데이터를 독립적으로 처리
설명 가능성	높음	중간	낮음 (“black box”)

그림 1.8 (source: Rock Health)<sup>25)</sup>

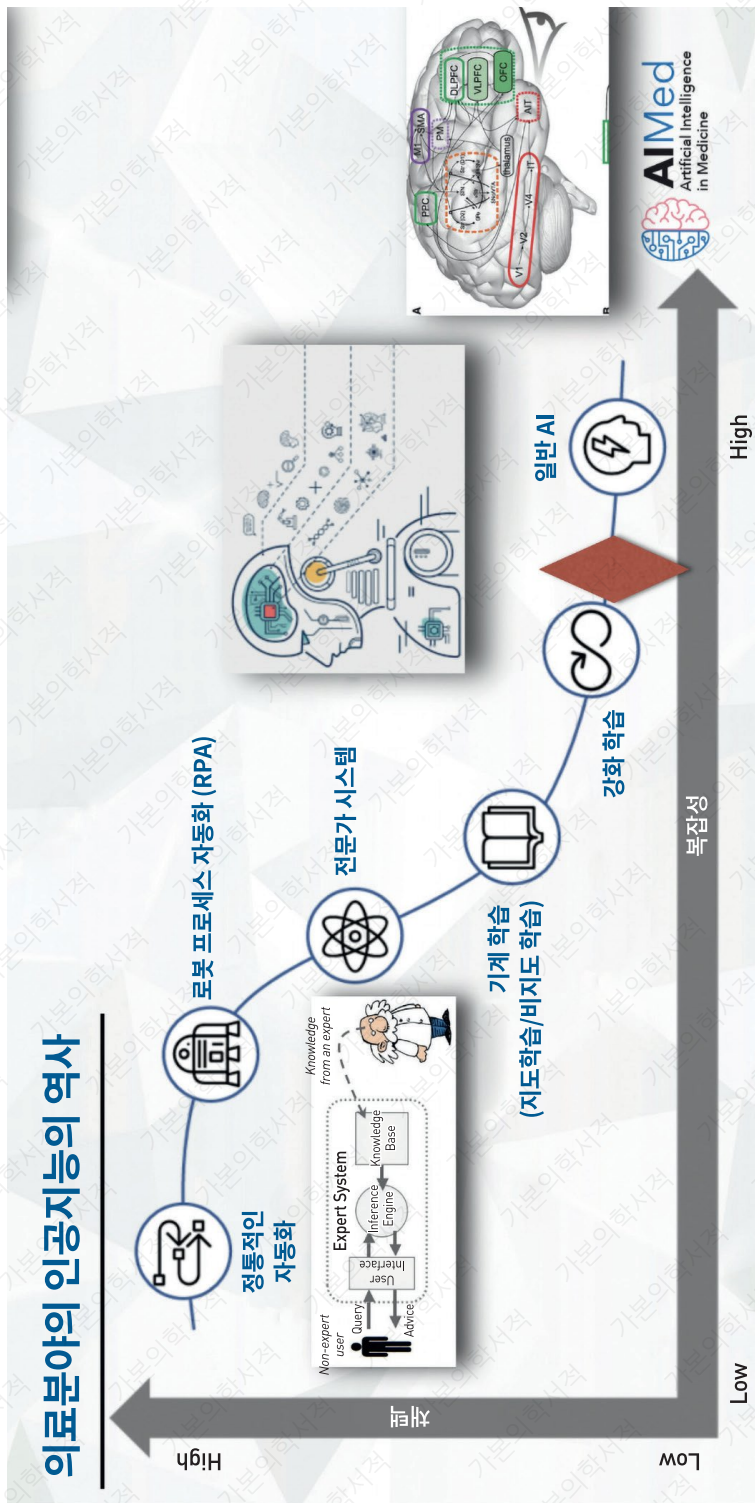


그림 1.9 (source: HIMSS 2019)<sup>(26)</sup>

**의료분야의 AI:**

AI는 알고리즘, 패턴 매칭, 규칙 기반 시스템, 딥러닝 및 인지 컴퓨팅 기술을 활용해 특정 작업을 수행하고 결론을 도출하는 컴퓨터 과학 기술로 자리잡고 있다. 이는 대부분 인간의 직접적인 개입 없이 이루어진다.

의료 분야에서 AI의 적용은 **가상**과 **물리적** 구성 요소로 나뉘며, 각각 다양한 역할을 수행한다:

- 가상 구성 요소에는 기계 학습 및 알고리즘이 포함
- 물리적 시는 치료를 제공하기 위한 의료 기기와 로봇을 포함

<p><b>가상</b></p> <ul style="list-style-type: none"> <li>• 기계 학습 알고리즘에는 세 가지 주요 유형이 있다:</li> </ul> <ol style="list-style-type: none"> <li>1. 비지도(비감독) 학습: 패턴 찾기: 레이블이 없는 데이터를 바탕으로 패턴을 식별하여 입력 데이터를 추가로 분류하는 시스템을 형성한다.</li> <li>2. 지도 학습: 과거 데이터를 기반으로 모델을 훈련하여 분류와 예측을 수행한다. 이는 레이블이 있는 데이터를 제공받아 다양한 입력을 분석하고 분류할 수 있도록 시스템을 지원한다.</li> <li>3. 강화 학습: 설계된 문제 공간에서의 행동 전략을 수립하기 위해 보상 및 처벌 체계를 활용하는 방식이다.</li> </ol>	<p><b>물리적</b></p> <ul style="list-style-type: none"> <li>• 의학에서 AI의 물리적 분야는 고도의 정교함을 갖춘 로봇 기술, 이른바 ‘케어봇’을 포함하며 의료 기기 및 치료 제공에 중요한 역할을 한다. 이러한 로봇은 수술 과정에서도 의사를 지원할 수 있다.</li> <li>• 나노봇은 표적 전달을 목적으로 설계되어 치료제의 침투와 확산 과정에서 발생하는 문제를 극복하도록 만들어졌다. 예를 들어, 혈관 형성이 부족하지만 급격히 증식하는 종양 부위를 효과적으로 표적하는 데 활용된다.</li> </ul>
---	--

그림 1.10 (source: Original Research)

가 알겠는가? 하지만 우리는 레이블이 있다-여성에 대한 모든 종류의 세부 정보와 아기가 건강했는지 여부이다. 그래서 이것이 감독된 학습이다: 우리는 관심 있는 결과에 대한 레이블을 가지고 있다.”<sup>27)</sup>

이 모든 것의 요점은 감독된 기계 학습이 독립 변수가 종속 변수와 어떻게 관련되는지를 모델링하려고 한다는 것이다. 기계 학습에서는 이러한 관계를 발견하기 위해 특정 알고리즘을 선택하여 전략을 선택해야 한다. 예를 들어, CT 스캔에서 뇌졸중 소견이 있는 환자의 많은 이미지를 주석 처리함으로써, 미래의 CT 스캔에서 그 이상을 찾도록 알고리즘을 훈련할 수 있다.

현재까지 의료 분야에서 AI의 90% 가치는 지도 학습에서 나오고 있다.<sup>28)</sup>

비감독 기계 학습은 레이블이 없다는 것을 의미한다.<sup>29)</sup> 많은 데이터에 비감독 알고리즘을 사용하여 그 데이터 내의 숨겨진 구조를 식별하려고 한다. 예를 들어, 심부전 환자의 임상 데이터에 비감독 알고리즘을 사용하여 많은 임상 요인 중 어떤 것이 환자의 악화와 관련이 있는지를 파악할 수 있다. 비지도 학습의 큰 장점은 원래 찾으려던 것 이외의 요소를 발견할 수

있고, 데이터에 레이블을 붙일 수 없을 때도 도움이 된다는 것이다. 이는 집단 분석 및 이상 탐지에 도움이 된다.

비지도 학습을 통해 발견한 특성을 지도 학습 모델에 통합할 수도 있다. 예를 들어, 비지도 학습이 방사선 이미지에서 이전에 감지되지 않은 미세한 이상이 질병(예: 치매)과 상관관계가 있음을 보여준다면, 그 이상을 많은 스캔에서 레이블을 붙이고 지도 학습을 사용하여 미래의 환자에서 그 이상을 감지하는 새로운 알고리즘을 훈련할 수 있다.

반지도 학습도 있으며, 이 경우 일부 데이터는 결과와 함께 레이블이 부여 있고 다른 데이터는 레이블이 없다. 이 경우 레이블이 붙은 데이터가 알고리즘이 레이블이 없는 데이터를 이해하는 데 도움이 될 수 있다.

강화 학습은 모델을 순차적으로 상호작용하고 학습하고 개선하는 과정을 포함한다. 이는 시스템에 가상 보상이나 처벌을 제공하여 시행착오를 통해 훈련하는 기계 학습의 하위 범주이다. 이러한 방식은 구글 딥마인드가 비디오 게임뿐만 아니라 체스, 바둑과 같은 보드 게임에서도 인간 챔피언을 능가하는 시스템을 개발하는 데 사용한 기술이다(그림 1.11).

#### BOX 1. AI의 주요 용어

- 인공지능(artificial intelligence): 컴퓨터 알고리즘이 인간의 지능과 일반적으로 연관된 작업을 수행하도록 훈련되는 응용 컴퓨터 과학의 한 분야.
- 기계 학습(machine learning): 명시적인 프로그래밍 없이 데이터를 통해 컴퓨터가 학습하도록 하여, 입력과 출력 간의 “관계(매핑)”를 최적화하려는 과정.
- 표현 학습(representation learning): 데이터 특징을 수작업으로 조합하는 대신, 데이터 소스의 적합한 표현을 알고리즘적으로 학습하는 방법.
- 딥러닝(deep learning): 여러 처리 계층을 활용하여 데이터의 다양한 추상화 수준에서 표현을 학습하는 기술.
- 지도 학습(supervised learning): 주어진 데이터를 레이블이나 주석 정보를 통해 학습시키는 방식을 의미함.
- 비지도 학습(unsupervised learning): 레이블 없는 데이터를 사용하며, 알고리즘이 데이터를 클러스터링하여 숨겨진 패턴을 발견하도록 유도함.
- 자연어 처리(natural language processing): 비정형 텍스트를 기계가 이해할 수 있는 정형화된 형태로 변환하고 정보 추출을 자동화하여 처리하는 기술.

그림 1.11 (source: McKinsey Global Institute)

### 1.3 의료분야의 AI와 딥러닝

의료는 혁신, 특히 디지털 혁신을 채택하는 데 있어 상대적으로 느린 것으로 알려져 있지만, 의료 분야에서 AI의 대규모 응용은 빠르게 모멘텀을 얻고 있다. 이는 주로 모든 사람들이 AI가 의료 실무를 보다 효율적이고 효과적인 솔루션의 중요한 부분이 될 수 있다는 것을 깨닫기 시작했다기 때문이다. 여기에는 선별 검사와 진단에서 의사결정지원, 치료법, 행정까지 포괄적으로 포함된다. 또한 생명과학 산업에서 AI는 약물 발견, 개발, 제조 및 공급망에 있어 혁신적인 변화를 이끌 잠재력을 가지고 있다.

의료 실무에서 생성되는 데이터의 양이 증가하고, 임상 문헌의 복잡성이 증가하며, 환자들이 더 나이 들고 질병 부담이 커짐에 따라 AI는 의료 실무에서 선택이 아닌 필수가 될 것이다. AI는 대량의 데이터를 처리하고 관계와 패턴을 식별하며, 위험과 결과를 예측하고, 최적의 행동 방침을 추천할 수 있다. 이는 방대한 지식 기반을 신속하게 분석해 진료 현장에서 이용 가능하게 하며, 의사와 간호사의 효율성을 개선하고 의료 행정 업무의 생산성을 개선하는 데 중요한 역할.

의사들은 환자 치료를 개선하기 위해 변수 간의 관계를 식별하고 이를 정량적으로 분석하며 해석하는 작업을 수행해 왔으며, 이는 새로운 개념이 아니다. 그러나 최근 AI와 기계 학습의 발전으로, 방대한 데이터를 분석하고 패턴을 찾고 예측을 수행함으로써 이를 컴퓨터 기반으로 가능하게 하는 다양한 가능성이 열리고 있다. 의료 분야에서 AI는 의사들에게 더 효율적이고 혁신적인 도구를 제공할 잠재력을 지니고 있으며, 이는 현대 의료 상황에서 필요한 요소가 되고 있다. 데이터 양이 점점 증가하고 있는 상황에서, 전체 유전체 시퀀싱, 원격 모니터링, 소셜 미디어 및 커뮤니티 데이터베이스 같은 다양한 출처에서 생성된 정보를 의사가 종합적으로 분석해야 하는 필요성이 확대되고 있다. 이는 기존의 전통적 방식으로 접근했던 범위를 크게 넘어서는 과제가 되고 있다.<sup>30-33)</sup>

의료 현장에서 환자의 수와 질환의 복잡성이 증가하는 동시에 행정적 부담이 가중되면서, 의사와 의료 시스템은 추가적인 요구에 직면하고 있다.<sup>34)</sup> 이러한 상황 속에서 치료의 개인화와 즉각성을 높임으로써 치료를 획기적으로 개선할 기회가 있다.<sup>35, 36)</sup> 요약하자면 의사들은 점점 더 방대한 데이터를 처리해야 하며, 이는 더 정교한 해석 능력을 요구함과 동시에 상당한 시간 소모를 야기한다. 이러한 문제를 해결할 수 있는 방안으로 AI는 연구 및 발견 단계부터 진단과 치료 선택에 이르기까지 환자 치료의 모든 단계를 향상시키는 솔루션이다. 이를 통해 임상 실무는 더욱 효율적이고, 사용자 친화적이며, 개인 맞춤형이고 효과적으로 진화할 것으로 전망된다.

AI는 의료 분야에서 혁신적인 변화를 이끄는 잠재력을 지니고 있다. 질병과 관련된 바이오 마커와 새로운 상관관계, 원인 및 결과를 찾아내어 질병의 원인을 파악하고 예측 및 이해하는 방식을 발전시킬 수 있다. AI는 질병 진단과 관리부터 행정 및 운영 업무, 나아가 환자 집단의 효과적인 관리에 이르기까지 다양한 측면에서 기여할 수 있다.<sup>37)</sup> 또한 개선된 의사결정 지원, 낭비와 사기 감소, 행정 효율성 향상을 통해 의료 시스템의 가치를 더욱 증대시킬 수 있다.<sup>38)</sup>

기계 학습은 다양한 임상 변수와 환자 결과 간의 복잡한 관계를 식별하는 데 도움을 줄 수 있다. 존슨 외 연구진은 심부전 환자의 재입원 가능성을 예측하려는 심장 전문의의 임상 사

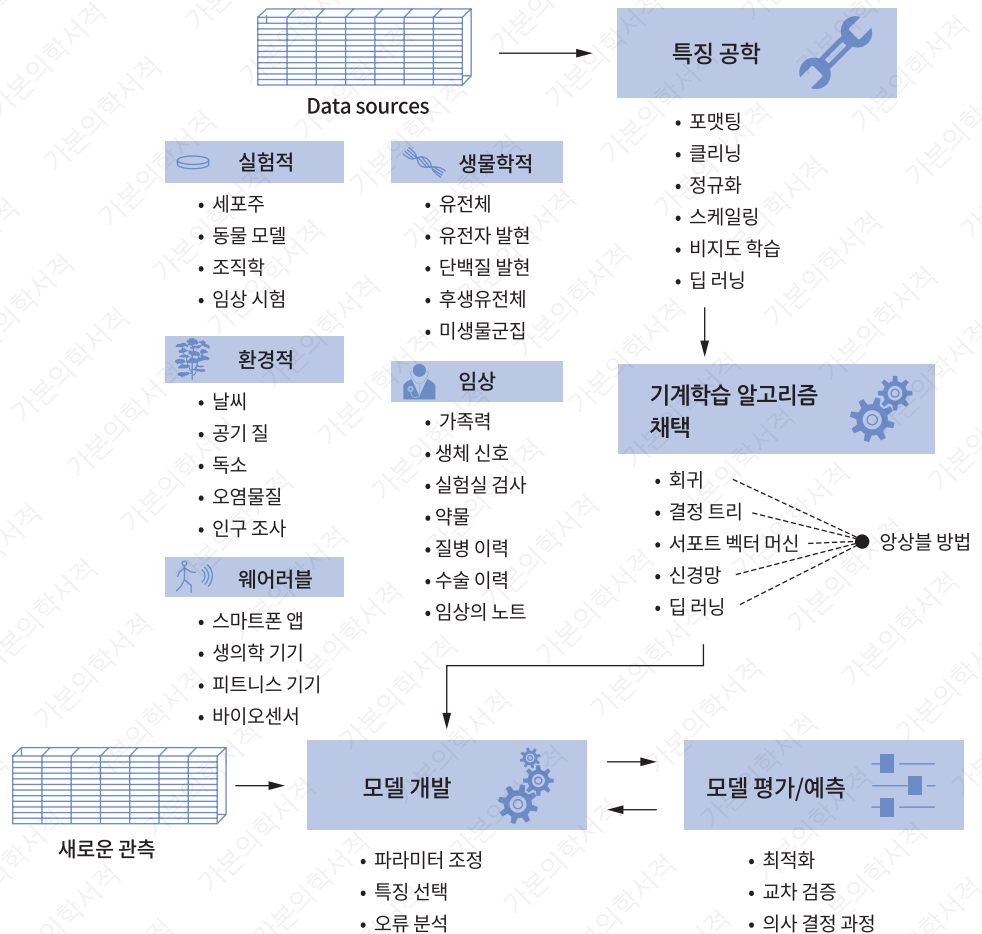


그림 1.12 다양한 데이터 소스를 활용한 AI 의료 모델 개발 (source: Johnson et al.<sup>39)</sup>/Elsevier/CC BY 4.0)

례를 제시하며, 기존 통계 모델의 한계를 설명했다.<sup>39)</sup>

“이 문제는 기계 학습 기법이 전통적인 통계 방법을 개선하는 것으로 나타난 어려운 문제이다. 예를 들어, 가상의 임상 의는 크지만 구조화되지 않은 복잡한 전자 의무기록(electronic health record; EHR) 데이터 세트를 보유하고 있으며(그림 1.12), 일반적으로 국제질병분류(ICD) 9차 및 10차 개정 청구 코드, 약물 처방, 실험실 검사 결과, 생리학적 측정, 영상 연구 및 진료 기록 등 다양한 변수가 포함되어 있다. 전자 의무기록에 포함된 여러 변수 중에서 예측 모델에 적합한 변수를 선별하는 과정은 본질적으로 매우 복잡하다. 독립 변수가 관측치 수보다 많을 경우 로지스틱 회귀 모델을 적용하는 데 어려움이 따른다. 독립 변수가 각각 단변량 분석에서 결과와 연관된 경우에만 포함하는 단변량 유의성 스크리닝이나 전진 단계 회귀분석과 같은 기법이 일반적으로 사용된다. 하지만 이 방법은 다른 데이터 세트에서 일반화를 방해하는 모델을 초래할 가능성이 있어, 환자 집단에서의 전반적인 적용성 면에서 한계를 가진다. 게다가 변수 간 복잡한 상호작용 역시 문제로 작용한다. 예를 들어, 특정 약물이 다른 약물과 상호작용하려면 특정 조건이 충족되어야 할 수 있는데, 이러한 관계를 고전적 통계 방법으로 설명하는 것은 어렵다. 기계 학습은 이러한 복잡한 관계를 효과적으로 탐지하고 이를 활용할 수 있다. 비지도학습에 의해 도출된 특징들은 종종 지도학습 모델에 통합되어, 환자 결과 및 해당 결과의 원인을 보다 정밀하게 예측할 수 있는 새로운 모델의 개발을 가능하게 한다.”

한편, 다기관 관찰 연구를 통해 기존의 통계적 접근 방식인 로지스틱 회귀분석과 기계 학습 모델을 비교한 결과, 기계 학습 모델이 임상 악화(심정지, 중환자실 전동 또는 사망으로 정의됨)를 기존 모델보다 더 정확하게 예측한 것으로 나타났다.<sup>40)</sup>

## 1.4 의료 분야에서 복합 및 다목적 모델의 등장

대규모 언어 모델과 생성형 AI의 등장으로 의료 분야에서 이들이 가져올 잠재력에 대한 기대가 높아지고 있다. 이들은 의학 문헌이나 임상 기록과 같은 방대한 레이블이 없는(unlabeled) 데이터 처리 능력을 가지고 있어, 의료 연구와 임상 의사결정 지원 등 주요 기능을 수행하기 위한 새로운 모델을 신속히 학습시킬 수 있다. 기존의 의료 모델은 주로 특정한 작업에 초점을 맞춰 지도 학습과 레이블이 있는 데이터를 기반으로 개발된다는 점에서 제한적이었다면, 이러한 최신 모델은 비레이블 데이터를 활용하여 훈련되고 다양한 작업을 수행할 수 있는 활용성을 제공한다.

기초 모델, 즉 최신 세대의 AI 모델은 방대한 종류의 데이터셋을 기반으로 학습하며, 다양한 하위 작업에 폭넓게 활용될 수 있다.<sup>41)</sup> 개별 모델은 텍스트 기반 질문에 답변하거나 이미지를 분석해 이상을 레이블링하고, 문서화 지원 등을 포함한 다양한 문제에서 최첨단 수준의 성과를 달성할 수 있다. 이러한 다재다능함은 이전 세대 AI 모델이 하나의 특정 작업을 해결하는 데 초점을 맞췄던 접근법과 뚜렷하게 차별화된다. 이 같은 변화는 데이터셋의 규모와 다양성 증가, 모델 크기의 확장, 아키텍처의 기술적 발달 등 여러 요인에 힘입어 실현되었다.

기초 모델을 의료 분야에 적용하는 데는 여러 도전 과제가 존재한다. 주요한 문제로는 대규모이면서도 다양한 의료 데이터셋에 대한 접근의 어려움, 의료 분야의 복잡성, 그리고 이 분야에서의 발전이 비교적 최근에 이루어졌다는 점 등이 있다. 하지만 데이터 관련 문제들이 점차 해결되고 다양한 데이터셋 접근이 확대됨에 따라, 의료 분야의 모델은 다중 모델 아키텍처를 활용하거나 명시적인 데이터 레이블 없이 자가 지도 학습을 진행하며, 단일 또는 다수의 다양한 작업을 효과적으로 수행할 가능성을 보여주고 있다.<sup>42, 43)</sup>

무어 등은 그들이 “일반 의료 AI(Generalist Medical AI; GMAI)”라고 부르는 새로운 세대의 의료 모델을 설명하며, 이 모델이 기존의 의료 AI와 차별화되는 세 가지 핵심 기능을 지니고 있다고 밝혔다.<sup>44)</sup> 첫째, GMAI 모델은 새로운 작업에 적응하는 과정이 매우 간단하다. 작업을 간단한 영어 또는 다른 언어로 설명하는 것만으로도 모델이 이전에 경험하지 못한 문제를 재훈련 없이 해결할 수 있다. 이 기능은 “동적 작업 특성화”라고 불린다. 둘째, GMAI 모델은 다양한 데이터 형식을 결합하여 처리할 수 있는 역량을 가지고 있다. 예를 들어, 이미지, 텍스트, 실험 결과 또는 이들의 조합을 입력으로 받아 출력을 생성한다. 이는 고정된 형식의 데이터 입력과 출력 규칙에 따라 작동하는 기존의 다중 모델보다 훨씬 유연하며, 다양한 상황에 대응 가능한 장점을 제공한다(예: 이미지, 텍스트 및 실험실 결과를 함께 요구하는 경우). 셋째, GMAI 모델은 의료 지식을 정교하게 표현하여 새로운 유형의 작업을 추론할 수 있으며, 의학적으로 정확한 언어를 사용해 결과를 설명할 수 있다. 이를 통해 더 높은 수준의 신뢰도와 실질적 활용 가능성을 제공한다(그림 1.13). 이 세 가지 특징은 GMAI가 차세대 의료 AI로서 가지는 잠재력을 잘 보여준다.

현대 AI 모델, 특히 의료 분야에 특화된 버전은 기존에 경험했던 것 이상의 능력을 구현할 잠재력을 가지고 있다. 본 저서 전반에 걸쳐 이러한 모델의 다양한 응용 가능성을 탐구할 예정이다. 이를 통해 의사결정 지원, 기존 의료 문헌으로부터 통찰력 도출, 새로운 치료법 연구와 개발과 같은 영역에서 이들의 활용 가능성이 매우 높다는 점을 제시하고자 한다. 그러나 일부 특정 의료 AI 모델의 개발 과정에서 나타난 주요한 제약 중 하나는 레이블이 부착된

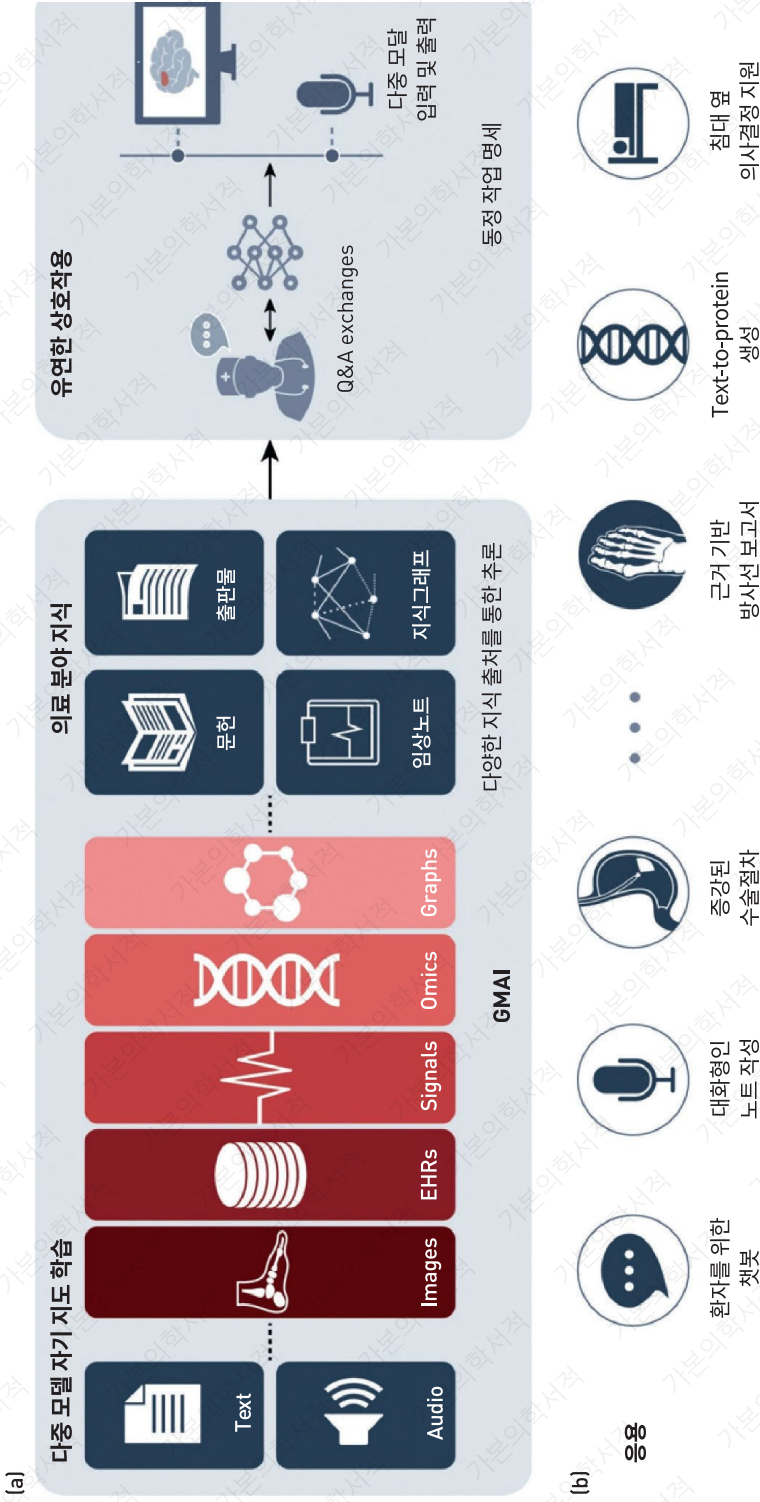


그림 1.13 일반 의료 AI를 위한 기초 모델 (source: Moore et al. /Springer Nature)

데이터셋 생성에 지나치게 의존하며, 정형 데이터에 기반한 학습에서 가장 효율적인 성능을 발휘한다는 점이다. 이러한 특성은 진단 및 의사결정 지원을 위해 정형 데이터를 주로 사용하는 방사선학, 병리학, 안과학, 피부과와 같은 분야에서 이들 기술이 초기부터 두각을 나타내는 요인이 되었다. 하지만 최근에는 비레이블 및 비정형 데이터로 학습할 수 있는 대규모 언어 모델의 출현으로 인해 새로운 가능성이 열리고 있다. 특히 전체 의료 데이터의 80% 이상을 차지하는 비정형 데이터와의 상호작용이 가능해짐에 따라, 기존의 한계를 극복하며 의료 AI의 적용 범위를 확장하는 데 중요한 기회를 제공한다.

대규모 언어 모델은 여러 가지 뛰어난 특징을 통해 그 중요성 및 실용성을 입증한다. 변화하는 맥락에 대한 높은 적응력, 새로운 예제를 제공하는 과정을 통해 학습할 수 있는 능력, 레이블이 없는 데이터로도 다양한 작업을 수행할 수 있는 잠재력, 예를 들어 엑스레이 이미지를 분석하여 여러 유형의 이상을 성공적으로 식별하는 성능 등이 그 핵심이다. 또한 이들 모델의 산출물은 전문가 수준의 후속 분석 및 처리 단계에서도 효과적으로 활용될 수 있다.<sup>45)</sup> 주요 단점은 훈련을 위해 대규모의 다양한 데이터셋이 필요하다는 것이다.

앞으로 논의할 내용에서도 다루겠지만, 의학 분야에서 대규모 데이터셋을 확보하는 일은 매우 어렵다. 사용자가 제공한 일부 예제를 기반으로 맥락에서 학습을 진행한다 하더라도, 해당 답변이 정확한지 누가 어떻게 검증할 것인가? 이러한 모델은 답변을 조작하고 이를 설득력 있게 제시하는 경우가 있기에, 그 운영 및 활용에 대한 규제는 매우 까다롭고 복잡한 문제로 다가온다.

특히 의료 분야에서는 방대한 데이터셋을 확보하기가 어려운 만큼, 모델 출력의 편향성이 더욱 두드러질 가능성이 크다. 또한 모델의 규모가 커지면 환자 정보가 외부로 노출될 위험이 증가할 수 있어 데이터 보안과 개인 정보 보호 문제가 심각하게 대두될 것이다.<sup>46)</sup> 이를 위해서는 대규모 데이터셋을 수집하고 처리하는 과정에서 막대한 계산 비용이 소요될 뿐 아니라, 기존의 인프라로는 이와 같은 모델을 의료 산업에 효과적으로 적용하기가 매우 어려울 수 있다.

과거에는 조종사가 비행기를 직접 수동으로 조종했지만, 현재는 컴퓨터의 지원을 받아 대시보드를 운영하는 시스템으로 발전하였다. 이러한 변화는 항공 안전성을 향상시키고 항공 산업 전반을 한층 발전시키는 데 기여하고 있다. 마찬가지로 의료 분야 또한 데이터, 대시보드, AI의 통합적 활용을 통해 비슷한 방식으로 혜택을 누릴 수 있다. 이러한 접근법은 의료진이 제공하는 치료의 질을 높이는 동시에, 그들의 업무를 보다 쉽고 효과적으로 수행할 수 있도록 도움을 줄 것이다.

# AI Doctor

의료 분야 인공지능 이용자와  
투자자를 위한 가이드

