

人工智能指数  
2021  
年度报告



斯坦福大学  
以人为本人工智能研究院  
(斯坦福HAI)

# 2021年人工智能指数报告 简介

欢迎来到第四期《人工智能指数报告》！今年，我们大大增加了报告中的数据量，扩大了合作的外部组织范围，更加严格的校准了我们的数据，并加深了我们与斯坦福大学以人为本人工智能研究所（Human-Centered Artificial Intelligence, HAI）的联系。

人工智能指数报告跟踪、整理、提炼和可视化人工智能相关数据。其使命是为政策制定者、研究人员、高管、记者和普通公众提供公正的、经过严格审核的、来源于全球的数据，以形成对人工智能这一复杂领域的直观感知。该报告旨在成为世界上最可信、最权威的人工智能数据和洞察来源。

## COVID与人工智能

2021年的报告从多个角度展示了COVID-19对人工智能发展的影响。在“技术性能”一章中具体讨论了一家人工智能初创公司是如何在COVID-19大流行期间使用基于机器学习的技术来加速COVID相关药物发现的。“经济”一章中的分析表明，人工智能的人力招聘和私人投资并没有受到COVID-19大流行的不利影响，二者在2020年期间都有所增长。不过，受到COVID-19的影响，2020年更多人选择通过虚拟会议的方式参加了人工智能研究会议，这种虚拟会议形式导致了会议出席人数的大幅飙升。

## 本期报告变化

2020年，我们对来自政府、行业和学术界的140多名读者进行了调查，了解他们认为报告最有价值的内容以及我们还应该改进的方向。读者们建议改进的主要问题是：

- **技术性能。**我们在2021年大大扩展了这一章节，并加入了更多自己的分析。
- **多样性和伦理数据。**我们在今年的报告中收集了更多的数据。不过，根据我们的调查，人工智能的多

个领域中目前仍然缺乏与多样性和伦理问题相关的有益信息。

- **不同国家之间的比较。**读者普遍对比较多个国家之间的人工智能指数感兴趣。在今天的报告中，我们做了如下改进：
  - 收集了更多数据，以便进行国家间的比较，特别是与经济学和文献计量学有关的数据；
  - 纳入了对不同国家采取的各种人工智能战略以及这些战略如何随着时间的推移而演变的全面总结。

## 公开数据和工具

2021年人工智能指数报告的附录部分提供了原始数据和互动工具。我们邀请人工智能界的各位成员以与您工作和兴趣最为相关的方式使用这些数据和工具。

- **原始数据和图表：**报告中所有图表的公开数据和高分辨率图像均可在[Google Drive](#)上找到。
- **全球人工智能活力(Global AI Vibrancy)工具：**我们今年对[Global AI Vibrancy](#)工具进行了改版，可以根据22个指标对多达26个国家进行比较，同时提供了更好的互动可视化服务。更新后的Global AI Vibrancy工具能够根据用户偏好，对各国的相对地位进行透明的评估。此外，我们确定了相关的国家指标以表征国家层面的政策优先事项。Global AI Vibrancy工具中还显示了包括发达经济体和新兴市场的人工智能卓越中心。
- **人工智能测量中的问题：**2020年秋季，我们发布了[《人工智能政策中的测量：机遇与挑战》](#)，该报告阐述了2019年秋季AI Index主办的会议上讨论的各种人工智能测量问题。



# 目录

2021年人工智能指数报告引言	2
九大要点	4
人工智能指数指导委员会和工作人员	5
如何引用该报告	6
致谢	7
报告要点	10
第 1 章 研发 (R&D)	14
<hr/>	
第 2 章 技术性能	41
<hr/>	
第 3 章 经济	80
<hr/>	
第 4 章 人工智能教育	107
<hr/>	
第 5 章 人工智能应用的伦理挑战	125
<hr/>	
第 6 章 人工智能的多样性	135
<hr/>	
第 7 章 人工智能政策和国家战略	151
<hr/>	
附录	177
<hr/>	

[访问公开数据](#)



## 九大要点

- 1** 药物设计与发现领域人工智能投资大幅增加：“药物、癌症、分子、药物发现”在2020年获得的私人人工智能投资金额最大，超过了138亿美元。这个金额是2019年投资金额的4.5倍。
- 2** 行业转变还在继续：2019年，北美人工智能专业毕业的博士中有65%进入了产业界，这一数据比2010年的44.4%有所上升，凸显出产业界开始在人工智能发展中发挥更大作用。
- 3** 生成一切：人工智能系统可以生成标准足够高、质量足够好的文字、音频和图像合成结果。对于一些受限的技术应用，人类已经很难分辨出合成和非合成结果的区别。
- 4** 人工智能面临多元化挑战：2019年，美国居民人工智能博士新毕业生中有45%是白人。相比之下，仅有2.4%非洲裔美国人，3.2%是西班牙裔。
- 5** 中国在人工智能期刊引用量上超过美国：几年前，中国在期刊发表的论文总数上超过了美国，现在，在期刊引用方面中国也处于了领先地位。而在AI领域会议方面，美国发表的会议论文数量近十年内依然持续（明显）领先于中国（被引用的次数也更多）。
- 6** 美国人工智能博士毕业生大部分来自国外--他们毕业后还选择留在美国：2019年，北美新毕业的人工智能博士中，国际学生的比例继续上升，达到了64.3%，这一数据比2018年增加了4.3%。在外国毕业生中，有81.8%的人选择留在美国工作，而8.6%的人选择在美国以外的地方工作。
- 7** 监控技术快速、廉价、日益普及：大规模监控所需的技术正在迅速成熟，图像分类、人脸识别、视频分析、语音识别等技术在2020年都取得了重大进展。
- 8** 人工智能伦理缺乏基准和共识：虽然一些团体在人工智能伦理领域制定了一系列定性或规范性报告，但是该领域仍普遍缺乏可用于衡量或评估关于技术发展的广泛社会讨论与技术本身发展之间关系的基准。此外，研究人员和民间社会认为人工智能伦理学比产业组织更重要。
- 9** 人工智能已经得到了美国国会的关注：第116届国会是美国历史上最关注人工智能的国会会议。在这一届国会记录中提及人工智能的次数是第115届国会的三倍以上。



## 人工智能指数指导委员会

### 联合主任

Jack Clark  
经济合作与发展组织(OECD),  
全球人工智能合作伙伴(GPAI)

Raymond Perrault  
国际斯坦福研究所(SRI International)

### 成员

Erik Brynjolfsson  
斯坦福大学

James Manyika  
麦肯锡全球研究院

John Etchemendy  
斯坦福大学

Juan Carlos Niebles  
斯坦福大学

Deep Ganguli  
斯坦福大学

Michael Sellitto  
斯坦福大学

Barbara Grosz  
哈佛大学

Yoav Shoham (创始主任)  
斯坦福大学, 人工智能21实验室(AI21 Labs)

Terah Lyons  
人工智慧伙伴关系(Partnership on AI)

## 人工智能指数工作人员

### 研究经理和主编

Daniel Zhang  
斯坦福大学

### 项目经理

Saurabh Mishra  
斯坦福大学



## 如何引用本报告

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 Artificial Intelligence Institute, Stanford University, Stanford, CA, March 2021, Chinese translation by Synced.

斯坦福大学《人工智能指数2021年年度报告》由Attribution-No Derivatives 4.0 International授权许可。可通过下面的网址查看该许可的副本：  
<http://creativecommons.org/licenses/by-nd/4.0/>.

人工智能指数是斯坦福大学以人为本人工智能研究所（[Human-Centered Artificial Intelligence Institute, HAI](#)）的一个独立产品。



Artificial  
Intelligence  
Index



Stanford University  
Human-Centered  
Artificial Intelligence

人工智能指数是在人工智能 (AI100) 的百年研究中构想出来的。

感谢我们的支持伙伴：



中文版独家合作伙伴：机器之心



欢迎大家反馈针对本报告以及对明年报告的想法、建议。  
可通过邮件 [AI-Index-Report@stanford.edu](mailto:AI-Index-Report@stanford.edu) 与我们联系。



## 致谢

感谢以下组织和个人为《2021年人工智能指数报告》提供数据、分析、建议和专家评论。

### 组织

#### arXiv

Jim Entwood, Paul Ginsparg,  
Joe Halpern, Eleonora Presani

#### AI伦理实验室

Cansu Canca, Yasemin Usta

#### Black in AI

Rediet Abebe, Hassan Kane

#### 彭博政府

Chris Cornillie

#### Burning Glass Technologies

Layla O' Kane, Bledi Taska, Zhou  
Zhou

#### 计算机研究协会 (CRA)

Andrew Bernat, Susan Davidson

#### Elsevier

Clive Bastin, Jörg Hellwig,  
Sarah Huggett, Mark Siebert

#### Intento

Grigory Sapunov, Konstantin Saven-  
kov

#### 国际机器人学联合会

Susanne Bieller, Jeff Burnstein

#### 欧盟委员会联合研究中心

Giuditta De Prato, Montserrat López  
Cobo, Riccardo Righi

#### 领英

Guy Berger, Mar Carpanelli, Di Mo,  
Virginia Ramsey

#### 利贯交易网 (Liquidnet)

Jeffrey Banner, Steven Nichols

#### 麦肯锡全球研究院

Brittany Presten

#### 微软学术图谱

Iris Shen, Kuansan Wang

#### 美国国家标准与技术研究院

Patrick Grother

#### Nesta

Joel Klinger, Juan Mateos-Garcia,  
Kostas Stathoulopoulos

#### NetBase Quid

Zen Ahmed, Scott Cohen, Julie Kim

#### PostEra

Aaron Morris

#### Queer in AI

Raphael Gontijo Lopes

#### State of AI Report

Nathan Benaich, Ian Hogarth

#### Women in Machine Learning

Sarah Tan, Jane Wang



## 个人

### ActivityNet

Fabian Caba (Adobe Research); Bernard Ghanem (阿卜杜拉国王科技大学); Cees Snoek (阿姆斯特丹大学)

### 人工智能人才流失与教师离职

Michael Gofman (罗切斯特大学); Zhao Jin (长江商学院)

### 自动定理证明

Geoff Sutcliffe (迈阿密大学); Christian Suttner (康宁股份有限公司)

### 布尔可满足性问题

Lars Kotthoff (怀俄明州大学)

### 企业在人工智能研究会议中的代表

Nuruddin Ahmed (韦仕敦大学艾维商学院); Muntasir Wahed (弗吉尼亚理工大学)

### 会议参与者

Maria Gini, Gita Sukthankar (AAMAS); Carol Hamilton (AAAI); Dan Jurafsky (ACL); Walter Scheirer, Ramin Zabih (CVPR); Jörg Hoffmann, Erez Karpas (ICAPS); Paul Oh (IROS); Pavlos Peppas, Michael Thielscher (KR)

### 人工智能会议中的伦理

Pedro Avelar, Luis Lamb, Marcelo Prates (南里奥格兰德联邦大学)

### ImageNet

Lucas Beyer, Alexey Dosovitskiy, Neil Houlsby (Google)

### MLPerf/DAWNBench

Cody Coleman (斯坦福大学), Peter Mattson (Google)

### 分子合成

Philippe Schwaller (IBM 欧洲研究院)

### 可视化问答

Dhruv Batra, Devi Parikh (乔治亚理工学院/FAIR); Ayush Shrivastava (乔治亚理工学院)

### 你只看一眼 (YOLO)

Xiang Long (百度)





### 建议和专家评论

Alexey Bochkovskiy; 百度飞桨计算机视觉团队; Chenggang Xu (长江商学院); Mohammed AlQuraishi (哥伦比亚大学); Evan Schnidman (EAS Innovation); Fangzheng Lin (香港科技大学); David Kanter (MLCommons); Sam Bowman (纽约大学); Maneesh Agrawala, Jeannette Bohg, Emma Brunskill, Chelsea Finn, Aditya Grover, Tatsunori Hashimoto, Dan Jurafsky, Percy Liang, Sharon Zhou (斯坦福大学); Vamsi Sista (加州大学伯克利分校); Simon King (爱丁堡大学); Ivan Goncharov (Weights & Biases)

### 研究生

Ankita Banerjea, Yu-chi Tsao (斯坦福大学)

### 报告及网站技术支持

Michi Turner (报告平面设计和封面艺术); Nancy King (报告编辑); Michael Taylor (报告数据可视化); Kevin Litman-Navarro (Global AI Vibrancy 工具设计与开发); Travis Tyler (人工智能指数网站设计); Digital Avenues (人工智能指数网站开发)

# 报告要点

## 第 1 章 研发 (R&D)

- 2019年至2020年，人工智能期刊论文的数量增长了34.5%。这一数据比2018年至2019年的增长比例（19.6%）要高得多。
- 在主要的国家和地区中，发表同行评审人工智能论文数量最多的机构类型均是学术机构。但产出论文数量排名第二的机构类型在不同国家却各不相同：在美国，各大企业附属的研究机构所发表的论文占论文总数的19.2%。而在中国和欧盟，产出论文数量排名第二的机构为政府，其中，中国政府机构产出论文数量占论文总数的15.6%，而欧盟的该数据为17.2%。
- 2020年，中国在世界范围内的人工智能期刊论文引用次数首次超过了美国。2004年，中国的人工智能期刊论文发表总数量曾短暂超过美国，后续在2017年又重新夺回领先优势。然而，在过去十年中，美国的人工智能会议论文引用次数一直（且明显）高于中国。
- 受到COVID-19的影响，2020年主要的人工智能会议大都是以虚拟方式召开的，由此导致登记的参会的人数大幅增加。2020年，9个会议的参会人数几乎翻了一番。
- 在过去的6年里，arXiv上与人工智能相关的论文数量增长了6倍多，从2015年的5478篇增长到2020年的34736篇。
- 2019年公开发表的人工智能论文的数量占全球同行评审科学论文总数的3.8%，高于2011年的1.3%。

## 第 2 章 技术性能

- **生成一切：**人工智能系统现在可以处理文本、音频和图像并生成足够高质量的产品。对于一些限定的技术来说，人类难以判断合成和非合成输出之间的差异。从对社会有用和较为无用两个角度出发，有望生成大量的人工智能下游应用程序。这也促使研究人员致力于检测生成模型的技术研究。DeepFake检测挑战赛的数据表明了计算机区分不同输出的能力。
- **计算机视觉的产业化：**过去十年，得益于机器学习技术（特别是深度学习技术）的应用，计算机视觉研究取得了巨大进展。新的数据显示，计算机视觉正在实现产业化。在一些较大的基准库中，算法或模型的性能已经开始趋于平稳。这表明计算机视觉社区需要致力于开发和确定难度更大的基准，以进一步测试性能。各公司正在投入越来越多的计算资源，以比以往更快的速度训练计算机视觉系统。同时，用于已部署系统的技术，如用于分析视频静止帧的对象检测框架，正在迅速成熟，这表明人工智能将会进一步在产业场景中部署。
- **自然语言处理(NLP)超越了它的评估指标：**得益于NLP的快速发展，已经出现了语言能力显著提升的人工智能系统，并且这些系统已经开始对世界产生了有意义的经济影响。谷歌和微软都在其搜索引擎中部署了BERT语言模型，而微软、OpenAI等公司也开发了其他大型语言模型。NLP的研究进展如此迅速，以至于它已经开始超过了用于测试它们的基准。例如，在SuperGLUE上获得能和人类的性能水平相当的软件产品



正在快速涌现。SuperGLUE是针对早期NLP进展超过GLUE评估能力而开发的NLP评估套件。

- **关于推理的新分析：**大多数技术问题的测量标准都会在固定的基准上显示出在当前时间点上的最佳系统的性能。而为人工智能指数开发的新分析方法提供了允许不断发展的基准的测量标准，并将一段时间内一组系统的总体性能归因于各个单独的系统。这些应用于两个符号推理问题：自动定理证明和布尔公式的可满足性。
- **机器学习正在改变医疗和生物学领域的游戏规则：**随着机器学习技术的引入，医疗和生物行业的格局发生了实质性的变化。DeepMind的AlphaFold应用深度学习技术，在蛋白质折叠这一长达数十年的生物学难题上取得了重大突破。科学家利用机器学习模型学习化学分子的表示，以制定更有效的化学合成规划。PostEra是一家人工智能初创公司，这家公司在COVID-19流行期间使用基于机器学习的技术来加速发现COVID相关的药物。

### 第 3 章 经济

- “药物、癌症、分子、药物发现”在2020年获得的私人人工智能投资最大金额，超过了138亿美元。这一金额是2019年投资金额的4.5倍。
- 巴西、印度、加拿大、新加坡和南非是2016年至2020年人工智能行业雇用人数增长最多的国家。尽管受到了COVID-19的影响，2020年我们了解到的各国的人工智能行业雇佣的员工人数仍在继续增长。
- 更多人工智能领域的私人投资集中到了更少的初创公司中。2020年的私人人工智能投资金额比2019年增加了9.3%。这一数字比2018年至2019年（5.7%）增加的比例更高。不过，新融资的公司数量连续三年减少。
- 根据麦肯锡的一项调查，尽管解决与使用人工智能相关的伦理问题的呼声越来越高，但行业内解决这些问题的努力仍然是非常有限的。例如，人工智能中的公平性和公正性问题仍然很少受到公司的关注。此外，与2019年相比，2020年认为个人或个体隐私的风险是与其相关的公司仍然很少。在受访的公司中，正在试图减轻或规避这些风险的公司比例并没有变化。
- 尽管COVID-19大流行导致了经济衰退，但麦肯锡的一项调查中有一半的受访者表示冠状病毒并没有对他们在人工智能领域的投资产生影响。而实际上有27%的人表示他们的投资仍有所增加。只有不到四分之一的企业减少了它们对人工智能的投资。
- 从2019年到2020年，美国的人工智能职位比例有所下降，这是六年来的首次下降。从2019年到2020年，美国发布的人工智能工作岗位总数也下降了8.2%，从2019年的325724个岗位减少到2020年的300999个岗位。

### 第 4 章 人工智能教育

- 2020年进行的一项人工智能指数调查显示，过去四年，世界顶尖大学加大了对人工智能教育的投入。在过去的四个学年中，教授学生在本科和研究生阶段构建或部署实用人工智能模型所需技能的课程数量分别增加了102.9%和41.7%。
- 计算机研究协会（CRA）的一项年度调查显示，过去十年，北美地区更多的人工智能博士毕业生选择在产业界工作，而选择学术界工作的则较少。其中，选择进入产业界工作的新AI专业博士比例增加了48%，从2010年

的44.4%增至2019年的65.7%。相比之下，进入学术界的新AI专业博士比例下降了44%，从2010年的42.1%降至2019年的23.7%。

- CRA的调查显示，在过去10年中，在美国获得CS博士学位的博士总人数中，人工智能相关博士人数所占比例从14.2%上升到2019年的23%左右。与此同时，其他以前非常流行的CS博士学位的受欢迎程度有所下降，包括网络、软件工程和编程语言。与2010年相比，程序编译相关专业的博士学位人数都有所减少，而人工智能和机器人/视觉专业则大幅增加。
- 在经历了两年的增长之后，北美地区的人工智能领域由大学转到产业界工作的教师人数从2018年的42人下降到了2019年的33人（其中28人是终身教职员工，5人没有获得终身教职）。2004年至2019年间，卡内基梅隆大学（Carnegie Mellon University）AI领域的教师离职人数最多（16人），其次是乔治亚理工学院（14人）和华盛顿大学（12人）。
- 2019年，北美新AI专业博士中的国际学生比例继续上升，达到64.3%，比2018年增长4.3%。在外国毕业生中，有81.8%的人留在美国，而8.6%的人选择在美国以外工作。
- 在欧盟，绝大多数人工智能专业的学术课程都是在硕士及以上阶段开设的。学士和硕士阶段最常开设的课程是机器人学和自动化，而相关短期课程中最常开设的专业是机器学习（ML）。

## 第 5 章 人工智能应用的伦理挑战

- 自2015年以来，提交给人工智能会议的论文标题中包含伦理相关关键词的论文数量有所增长。不过，在主要人工智能会议上标题能够匹配伦理相关关键词的论文平均数量多年来仍然较小。
- 2020年，与人工智能伦理道德使用相关的五大最受关注的新闻话题分别是：欧盟委员会发布的人工智能白皮书，谷歌解聘道德研究员蒂姆尼特·盖布鲁（Timnit Gebru），联合国成立的人工智能道德委员会，梵蒂冈的人工智能道德计划，以及IBM正在取消其人脸识别相关业务。

## 第 6 章 人工智能的多样性问题

- 十多年来，女性AI专业博士毕业生和计算机科学（CS）终身教职员工的比例一直很低。美国计算机研究协会（CRA）的一项年度调查显示，北美AI博士项目的女性毕业生人数占有所有博士毕业生人数的比例还不到18%。一项人工智能指数调查结果显示，在世界上的几所大学中CS系终身教职员工中仅有16%是女性。
- CRA的调查显示，2019年，在美国AI博士毕业生新移民中，45%是白人，22.4%是亚裔，3.2%是西班牙裔，2.4%是非裔美国人。
- 在过去十年中，白人（非西班牙裔）新毕业计算机博士的比例变化不大，平均约为62.7%。而同期黑人或非裔美国人（非西班牙裔）和西班牙裔计算机博士的比例则明显下降，平均分别下降了3.1%和3.3%。
- 近年来，由NeurIPS合办的Black-in-AI研讨会的参与人数显著增加。2019年参会人数和提交论文数是2017年的2.6倍，而接受论文数是2017年的2.1倍。



- 在Queer in AI组织于2020年进行的一项会员调查中，近一半的受访者表示，缺乏包容性是他们成为AI/ML领域从业者所面临的一个障碍。超过40%的受访者表示，他们曾在工作或学校受到过歧视或骚扰。

## 第 7 章 人工智能政策和国家战略

- 自2017年加拿大发布全球首个国家人工智能战略以来，截至2020年12月，已有30多个国家和地区发布了类似文件。
- 全球人工智能伙伴关系（Global Partnership on AI，GPAI）和经济合作与发展组织（Organisation for Economic Co-operation and Development，OECD）人工智能政策观察站和人工智能专家网络于2020年启动。这些国际组织的成立推动了政府间的协作，以共同支持面向所有人的人工智能发展。
- 在美国，第116届国会是历史上对人工智能关注度最高的国会会议。本届国会在立法、委员会报告和国会研究服务（Congressional Research Service，CRS）报告中提到人工智能的次数是第115届国会的三倍多。



# 第1章 研发 (R & D)



人工智能指数  
2021年度报告

## 第 1 章： 章节预览

概述	16	人工智能专利	31
章节要点	17	概述	31
<b>1.1 论文</b>	<b>18</b>	arXiv 论文	32
同行评审的人工智能论文	18	概述	32
概述	18	按地区	32
按地区	18	按地理区域	33
按地理区域	20	按研究领域	34
按机构隶属关系	21	要点:关于arXiv的深度学习论文	35
学术企业合作	23	<b>1.2 会议</b>	<b>36</b>
人工智能期刊论文	25	会议出席	36
概述	25	要点: 参加人工智能研究会议的企业界	
按地区	26	企业代表	38
按地理区域	27	<b>1.3 人工智能开源软件库</b>	<b>39</b>
引用	27	GitHub 标星	39
人工智能会议论文	28		
概述	28		
按地区	29		
按地理区域	30		
引用	30		

访问公开数据

# 概述

本报告开篇概述了人工智能 (AI) 的研发工作，因为研发是人工智能进步的基础。自从这项技术在20世纪50年代首次引起计算机科学家和数学家的注意以来，人工智能已经发展成为一门具有重大商业应用价值的研究学科。

人工智能论文的数量在过去20年里急剧增加。人工智能会议和预印本档案的兴起进一步推动了研究和学术的广泛交流。包括中国、欧盟和美国在内的各个国家都在竞相致力于人工智能研究。研发章节的介绍目的就是跟踪人工智能这个日益复杂和竞争激烈的研究领域的发展。

本章首先使用来自Elsevier/Scopus和微软学术图谱 (MAG) 数据库的数据以及来自arXiv论文预印本库和Nesta的数据，以了解同行评审的期刊论文、会议论文和专利等人工智能出版物，以及每种出版物的引用和影响情况。文章列举了主要人工智能国家和地理区域对人工智能研究的贡献，并考虑了这些贡献是如何影响该领域的。第二和第三部分则讨论了在主要人工智能会议和GitHub上的研发活动。



## 章节重点

- 2019年至2020年，人工智能期刊论文的数量增长了34.5%。这一数据比2018年至2019年的增长比例（19.6%）要高得多。
- 在主要的国家和地区中，同行评审的人工智能论文主要来自于学术机构。但产出论文数量排名第二的机构类型在不同国家却各不相同：在美国，各大企业附属的研究机构所发表的论文数量占论文总数的19.2%。而在中国和欧盟，产出论文数量排名第二的机构为政府，其中，中国政府机构产出论文数量占论文总数的15.6%，而欧盟的该数据为17.2%。
- 2020年，中国在世界范围内的人工智能期刊论文引用次数首次超过了美国。2004年，中国的人工智能期刊论文发表总数量曾短暂超过美国，后续在2017年又重新夺回领先优势。然而，在过去十年中，美国的人工智能会议论文引用次数一直（且明显）高于中国。
- 受到COVID-19的影响，2020年主要的人工智能会议大都是以虚拟方式召开的，由此导致登记参会的人数大幅增加。2020年，9个会议的参会人数几乎翻了一番。
- 在过去的六年中，arXiv上与人工智能相关的出版物数量增长了6倍多，从2015年的5478篇增长到2020年的34736篇。
- 2019年公开发表的人工智能出版物的数量占全球同行评审科学出版物总数的3.8%，高于2011年的1.3%。
- 人工智能出版物包括同行评审出版物、期刊文章、会议论文和专利。为了跟踪这些出版物的发展趋势以评估全球人工智能研发活动的状况，本报告使用了以下数据集：Elsevier/Scopus同行审查出版物数据库；所有期刊、会议论文和专利出版物的微软学术图谱（MAG）数据库；以及arXiv和Nesta电子预印本数据。

人工智能出版物包括同行评审出版物、期刊文章、会议论文和专利。为了跟踪这些出版物的发展趋势以评估全球人工智能研发活动的状况，本报告使用了以下数据集：Elsevier/Scopus同行审查出版物数据库；所有期刊、会议论文和专利出版物的微软学术图谱（MAG）数据库；以及arXiv和Nesta电子预印本数据。

## 1.1 出版物

### 同行评审的人工智能出版物

本节首先介绍Elsevier Scopus数据库中的数据。Scopus包含7000万个同行评审的研究成果，这些研究成果来自5000多家国际出版商。以下所示的2019年版数据来自一套全新的出版物，因此所有同行评审的人工智能出版物的数字与往年人工智能指数报告中的数字不同。由于出版物索引方法的改变，数据集的准确率从80%提高到了84%（详见附件）。

#### 概览

图1.1.1a给出了同行评审人工智能出版物的数量，图1.1.1b显示了这些出版物在全球所有同行评审出版物中

所占的比例。2000年至2019年间，出版物总数增长了近12倍。而这一时期同行评审出版物的比例从2000年的0.82%上升到2019年的3.8%。

#### 按地区<sup>1</sup>

自2004年以来，在全世界同行评审的人工智能出版物总数中，东亚和太平洋地区所占份额最大，其次是欧洲和中亚以及北美（图1.1.2）。2009年至2019年间，南亚和撒哈拉以南非洲的同行评审人工智能出版物数量增长最快，分别增长了8倍和7倍。

#### 2000-19年经同行评审的AI出版物数量

来源：Elsevier/Scopus, 2020年|图表：2021年AI指数报告

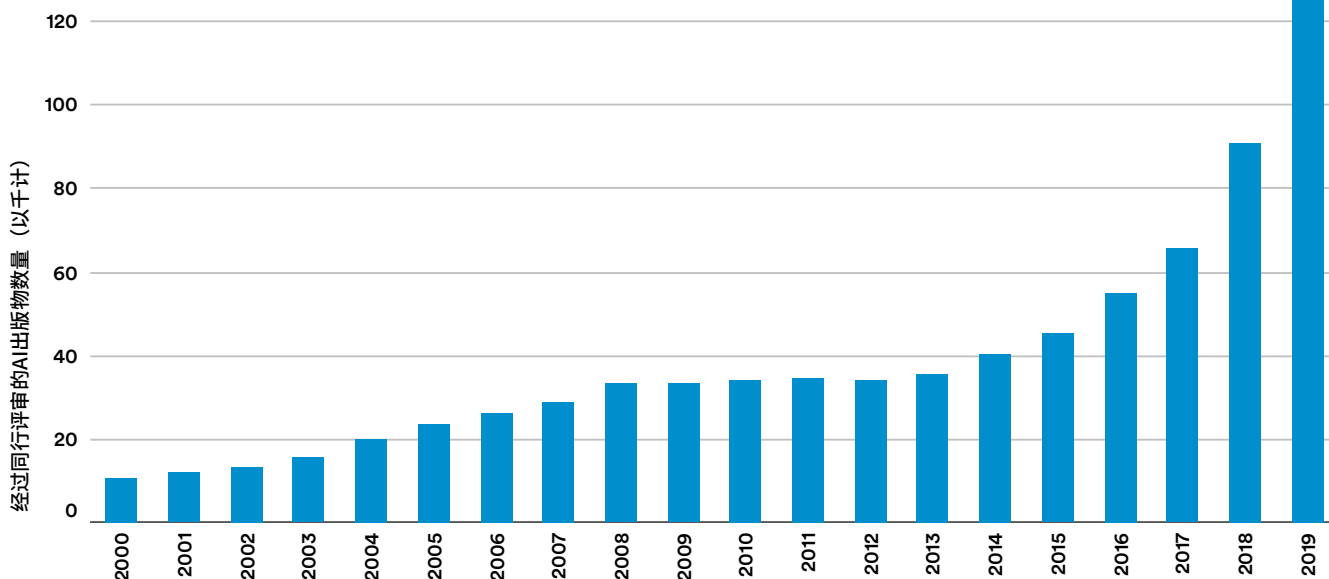


图 1.1.1a

<sup>1</sup> 本章中对各个地区的区域划分是根据世界银行的分析分组完成的。

### 2000-19年经同行评审的AI出版物(占总数的百分比%)

来源：Elsevier/Scopus, 2020年|图表：2021年AI指数报告

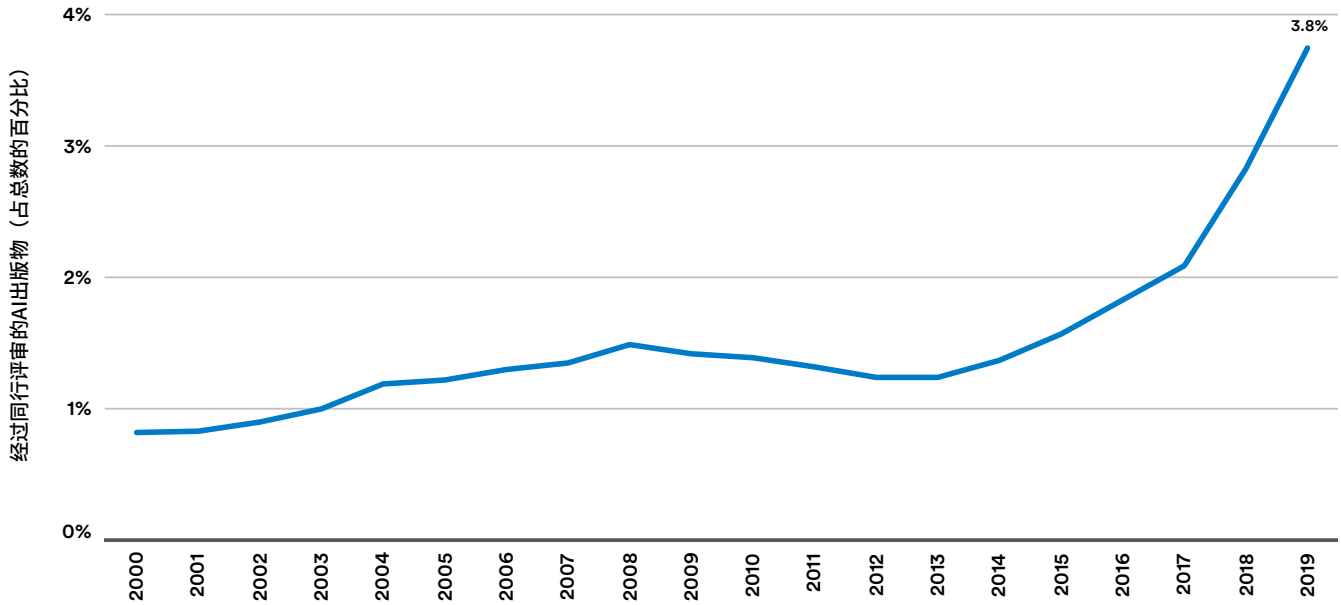


图 1.1.1b

### 2000-19年按地区展示的同行评审的AI出版物 (占总数的百分比%)

来源：微软学术图谱, 2020年|图表：2021年AI指数报告

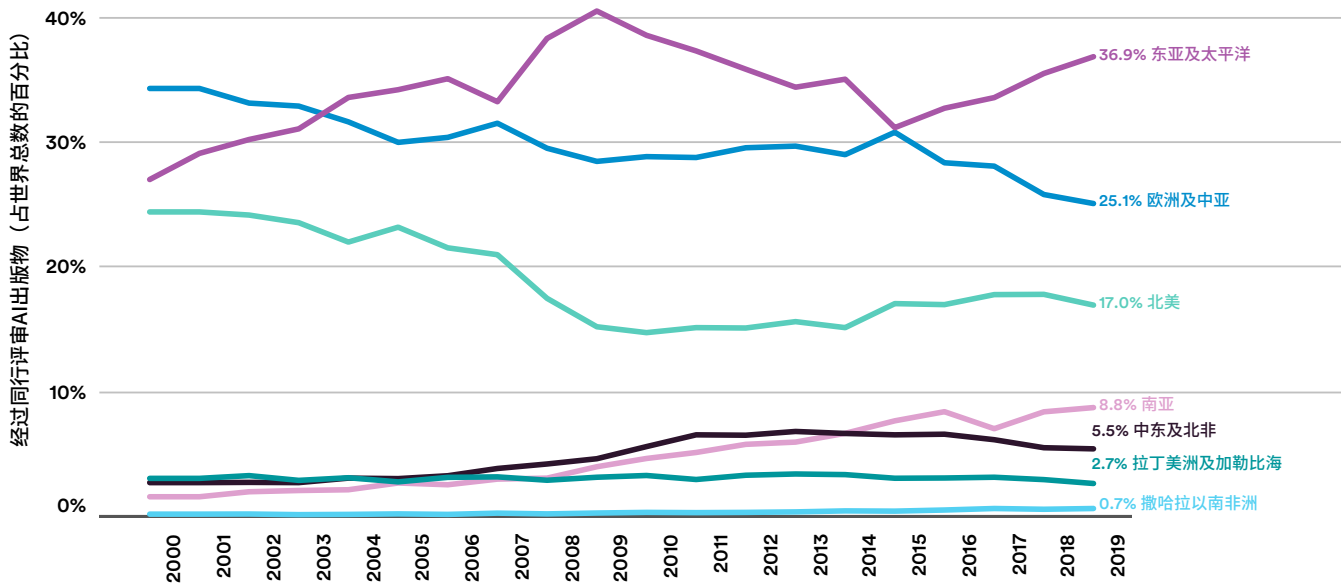


图 1.1.2

### 按地理区域划分

为了比较世界主要人工智能参与者的活动，本节展示了来自中国、欧盟和美国的同行评审人工智能出版物的趋势。截至2019年，中国在2017年超过欧盟（图 1.1.3）后，同行评审人工智能出版物中所占份额在全

球一直处于领先地位。2019年，中国发表的同行评审人工智能论文数量是2014年的3.5倍，而这一时期欧盟发表的论文数量仅是2014年的2倍，美国则是2014年的2.75倍。

2000-19年按地理区域展示的同行评审的AI出版物（占总数的百分比）

来源：Elsevier/Scopus, 2020年|图表：2021年AI指数报告

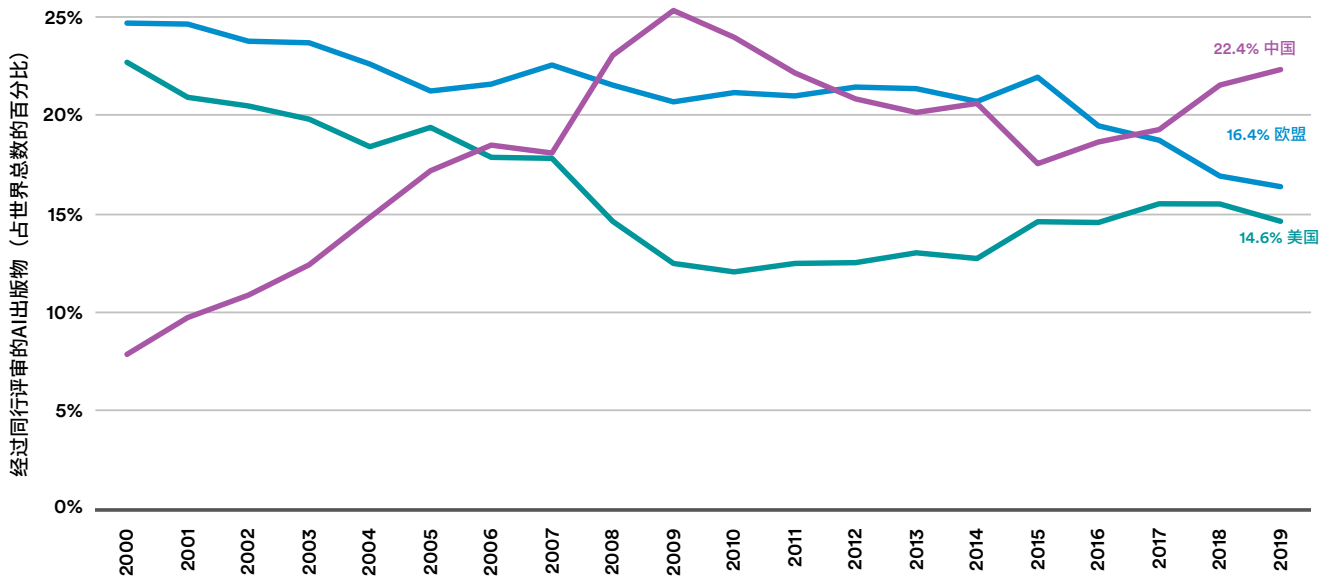


图 1.1.3

### 按机构隶属关系

以下图表显示了与中国的企业、政府、医疗和其他机构（图1.1.4a）、欧盟（图1.1.4b）和美国（图1.1.4c）相关的同行评审人工智能出版物的数量。<sup>2</sup> 2019年，中国大约有95.4%的同行评审人工智能出版物是与学术界相关的，而欧盟和美国的这一比例分别为81.9%和89.6%。这些机构的附属类别并不是互斥的，因为有些作者可能附属于一种以上的机构。

数据表明，除学术界之外，政府机构在中国和欧盟的同行评审人工智能出版物中所占比例始终最高（2019年分别为15.6%和17.2%），而在美国，除学术机构外占比最高的机构类型则是企业附属机构（19.2%）。

2000-19年按机构隶属关系展示的中国经同行评审的AI出版物数量

来源：Elsevier/Scopus, 2020年|图表：2021年AI指数报告

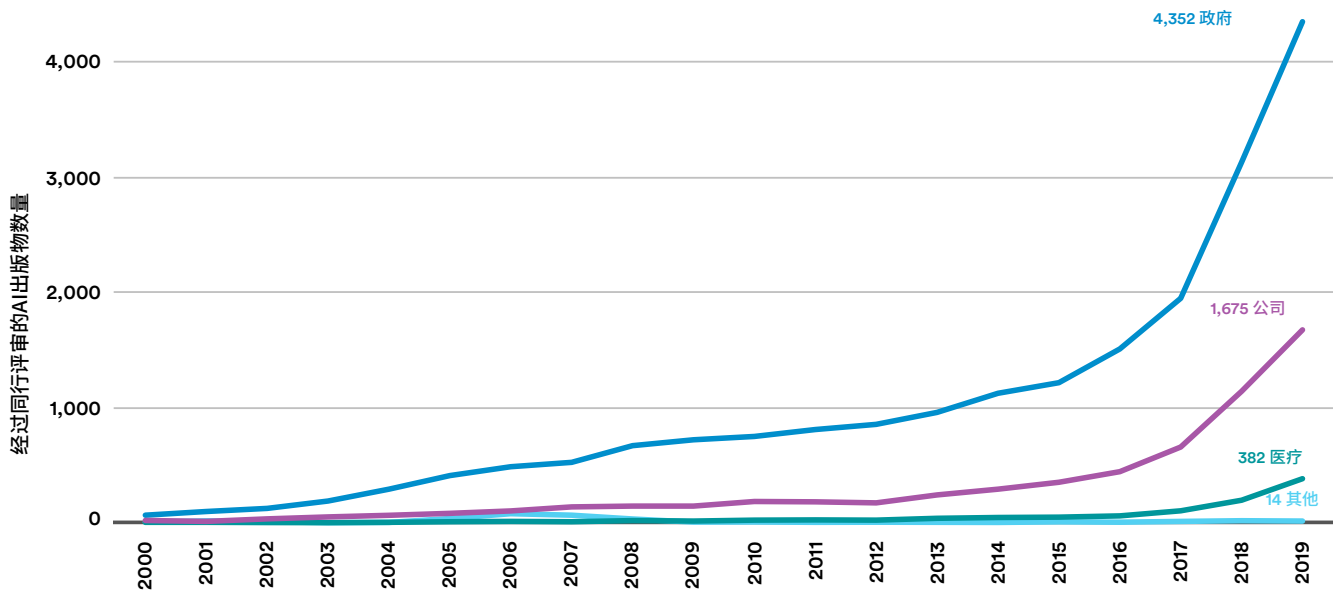


图 1.1.4a

<sup>2</sup> 在所有三个地理区域中，与学术界相关的论文数量超过了政府、企业和医学相关的论文数量。我们在图中没有标示出学术界的隶属关系，因为这样处理会导致图表扭曲。

2000-19年按机构隶属关系展示的欧盟经同行评审的AI出版物数量

来源：Elsevier/Scopus, 2020年|图表：2021年AI指数报告

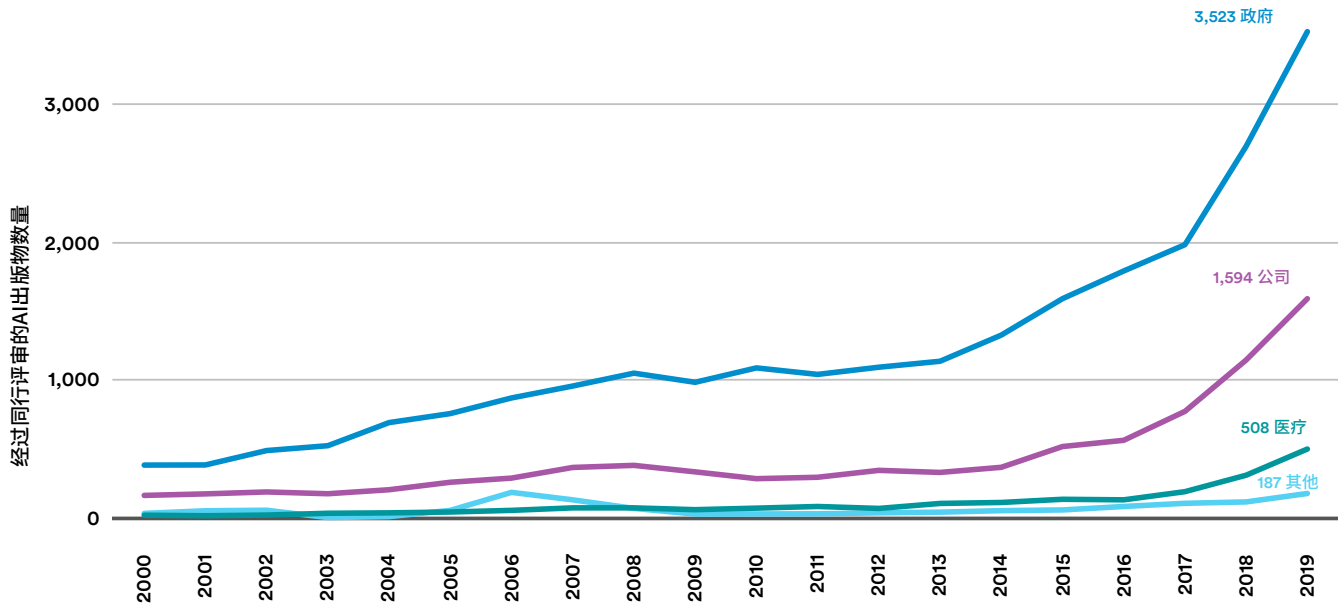


图 1.1.4b

2000-19年按机构隶属关系展示的美国经同行评审的AI出版物数量

来源：Elsevier/Scopus, 2020年|图表：2021年AI指数报告

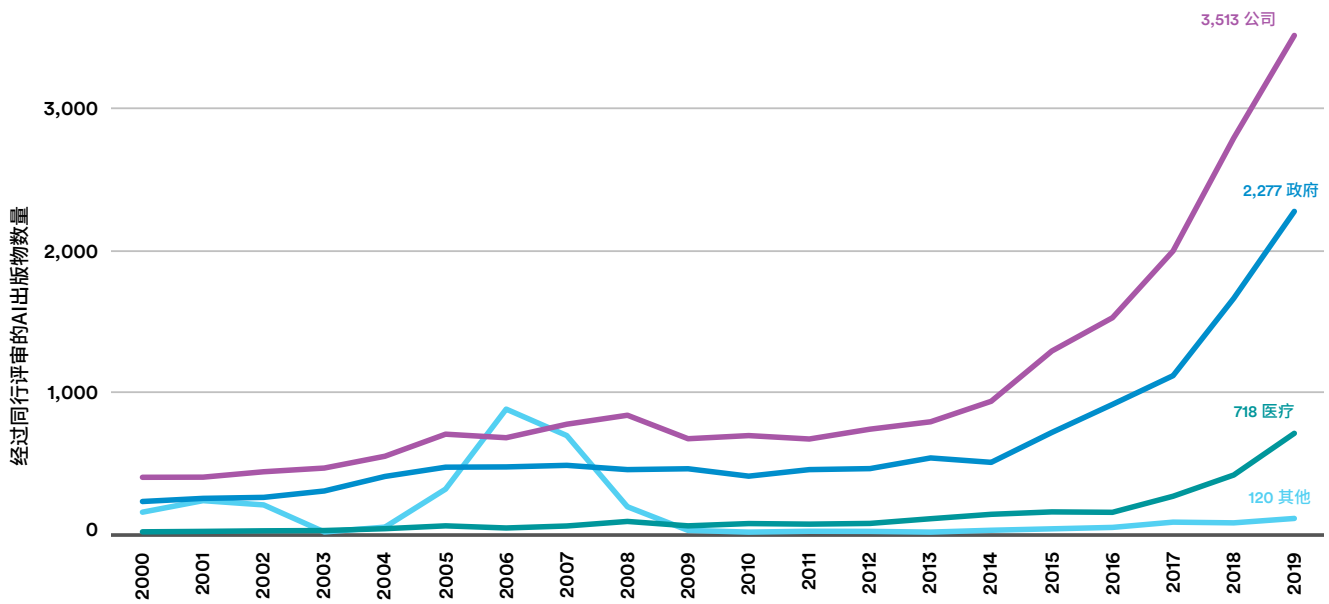


图 1.1.4c

### 产学合作

自20世纪80年代以来，美国学术界和产业界之间的研发合作变得越来越重要也越来越受欢迎，具体表现在产学研中心数量的激增以及企业对大学研究的贡献增多。图1.1.5显示，2015年至2019年间，美国出版的产学界合

作、合著的同行评审的人工智能出版物数量最多，是欧盟的两倍多，排在第二位。其次是中国，排在第三位。

2015-19年按地理区域展示的产学界合作、合著的同行评审AI出版物数量（总和）

来源：Elsevier/Scopus, 2020年|图表：2021年AI指数报告

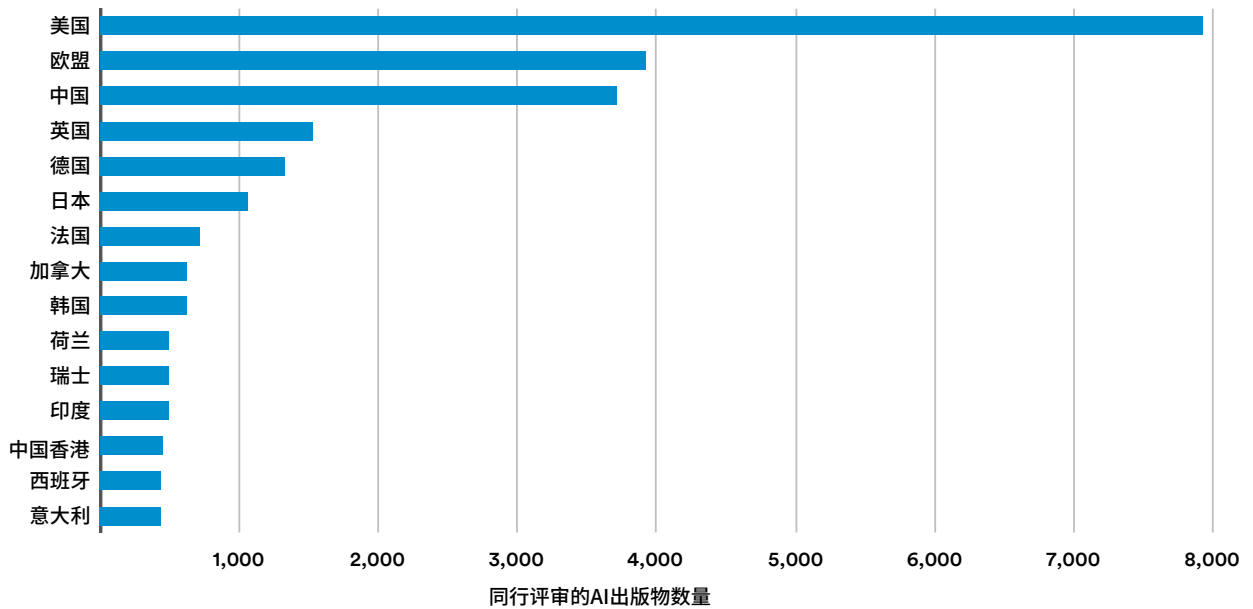


图 1.1.5

图1.1.6中给出了产学研合作如何影响不同地理区域人工智能出版物的领域加权引用影响 (Field-Weighted Citation Impact, FWCI)。FWCI用于衡量出版物的引用次数与同一年、同一学科、同一格式 (书籍、文章、会议论文等) 其他类似出版物的平均引用次数的比较。FWCI值为1.0表示全球均值。根据全球均值, 大于或小于1意味着出版物被引用的次数大于或小于预期。例如, FWCI为0.75意味着引用次数比全球平均水平少25%。

图表中y轴表示所有经同行评审的人工智能出版物的FWCI, x轴表示学术界-企业合著出版物的总数 (对数比例)。为了提高FWCI指标的信噪比, 图标中仅包括了在2020年拥有超过1000份经同行评审的人工智能出版物的国家。

2019年同行评审AI出版物的领域加权引用影响和产学研合作同行评审AI出版物的数量  
来源: Elsevier/Scopus, 2020年|图表: 2021年AI指数报告

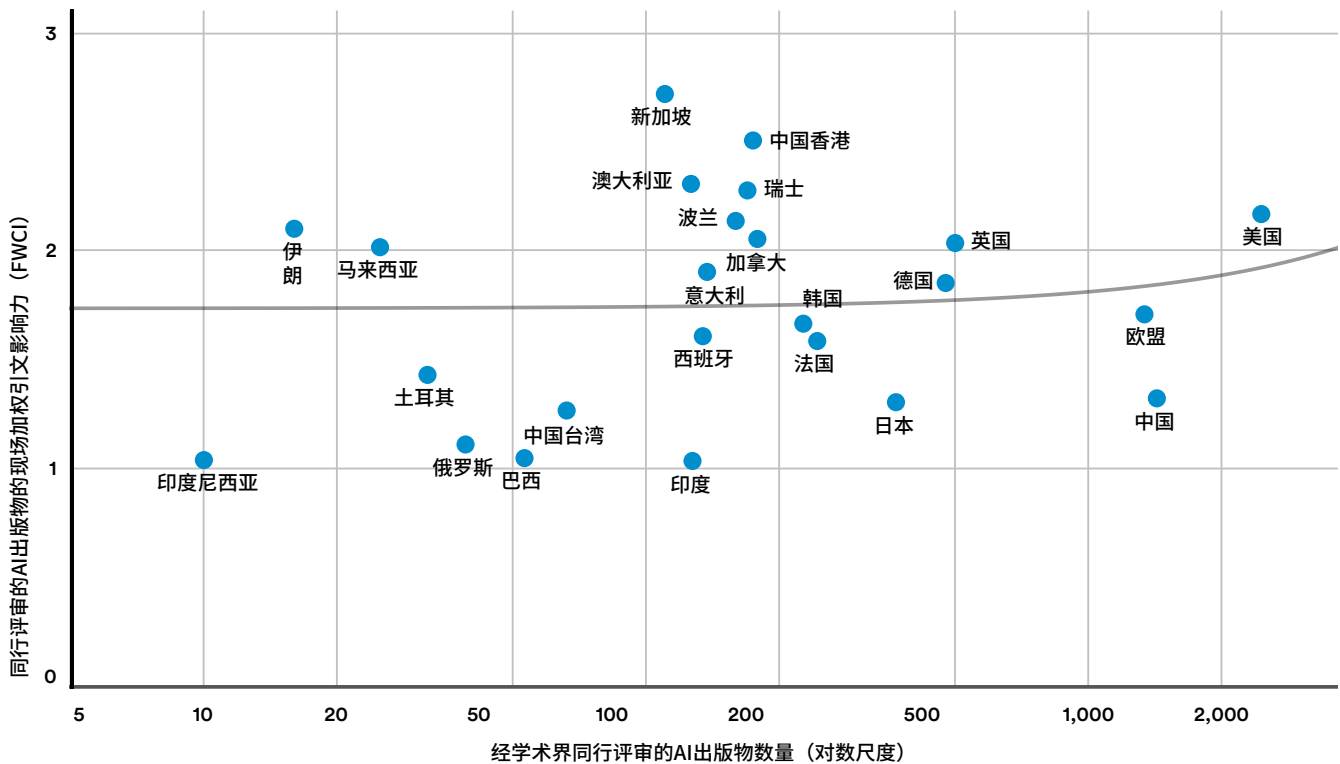


图 1.1.6



## 人工智能期刊论文

接下来的三个部分将根据微软学术图谱谱 (Microsoft Academic Graph, MAG) 的数据, 列出人工智能期刊、会议论文和专利的出版趋势, 以及它们各自的引用情况, 这些引用可以用于揭示研发的影响情况。MAG<sup>3</sup>是一个知识图谱, 由超过2.25亿份出版文献组成 (截至2019年11月底)。

### 2000-20年AI期刊出版文献数量

来源: 微软学术图谱, 2020年|图表: 2021年AI指数报告

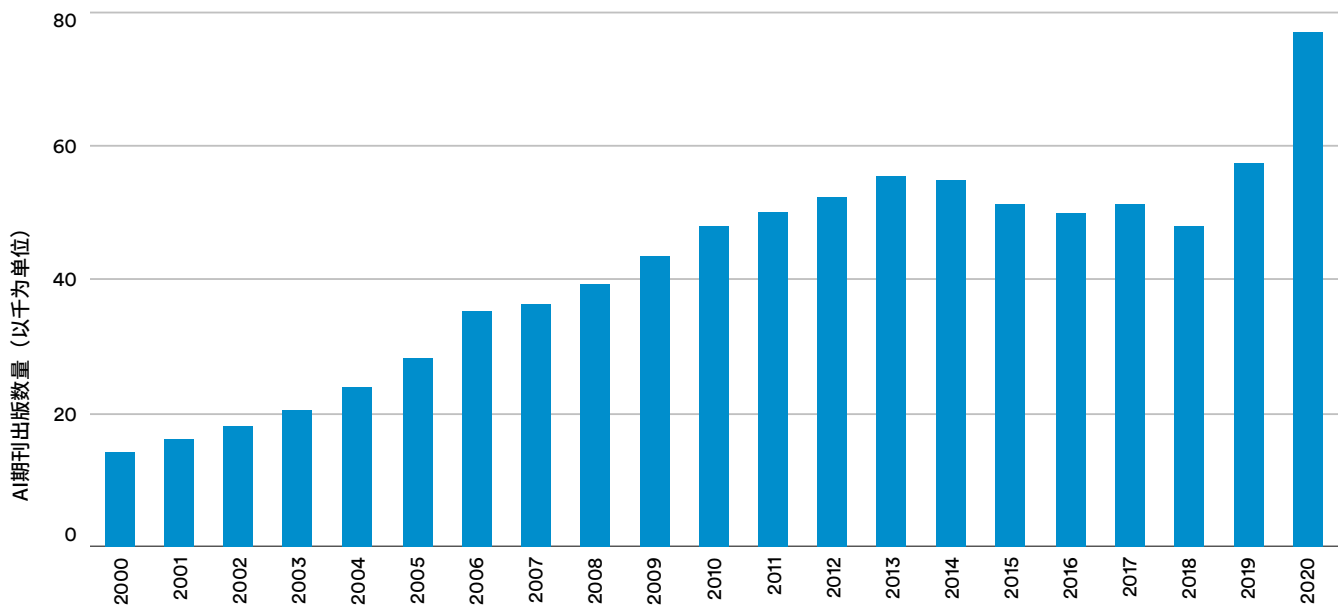


图 1.1.7a

### 2000-20年AI期刊出版文献 (占所有期刊出版文献的百分比), 2000-20

来源: 微软学术图谱, 2020年|图表: 2021年AI指数报告

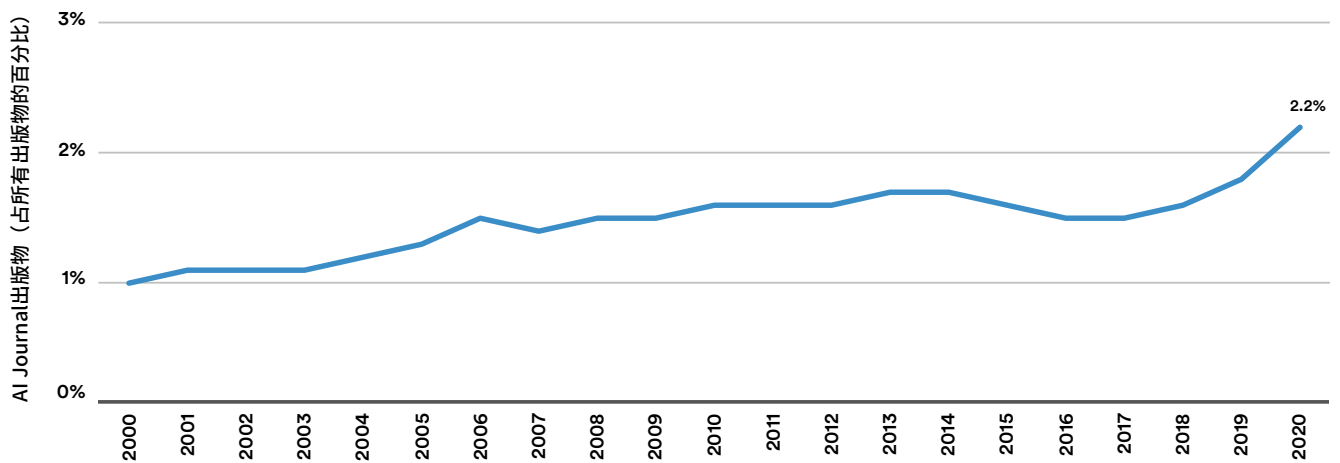


图 1.1.7b

3 详情可参见“微软学术服务 (MAS) 与应用概述”、“微软科学研究学术服务综述”。

## 按地区

图1.1.8显示了2000年至2020年间，按地区展示的人工智能期刊在MAG数据库中所占的份额。在过去的21年里，东亚和太平洋、欧洲和中亚以及北美是人工智能期刊的主要发行地，而这三个地区的主导地位随着时间的推移也在发生变化。2020年，东亚和太平洋地区的份额最高（26.7%），其次是欧洲和中亚（13.3%）

以及北美（14.0%）。此外，在过去十年中，南亚、中东和北非的增长最为显著，这两个地区的人工智能期刊出版文献数量分别增长了6倍和4倍。

2000-20年按地区列的AI期刊出版文献（占全球总数的百分比 %）

来源：微软学术图谱，2020年|图表：2021年AI指数报告

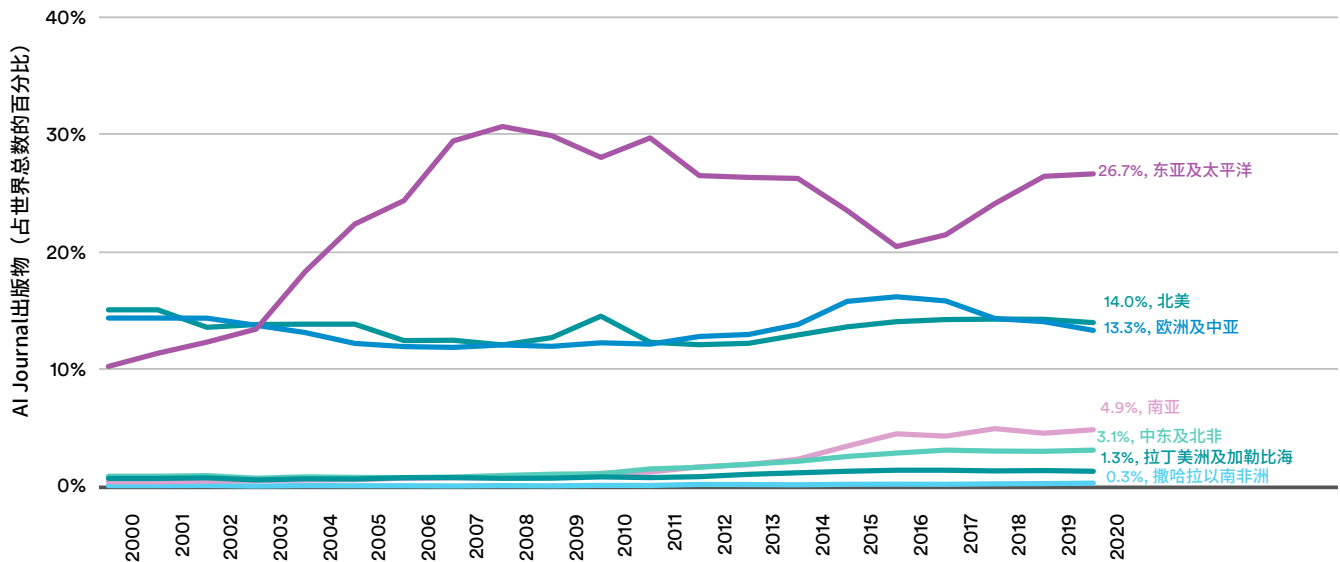


图 1.1.8

## 按地理区域

图1.1.9显示，在三大人工智能大国中，自2017年以来，中国在人工智能期刊出版文献中所占份额居世界首位，2020年为18.0%，其次是美国（12.3%）和欧盟（8.6%）。

2000-20年按地理区域展示的AI期刊出版文献（占世界总出版文献的百分比）

来源：微软学术图谱，2020年|图表：2021年AI指数报告

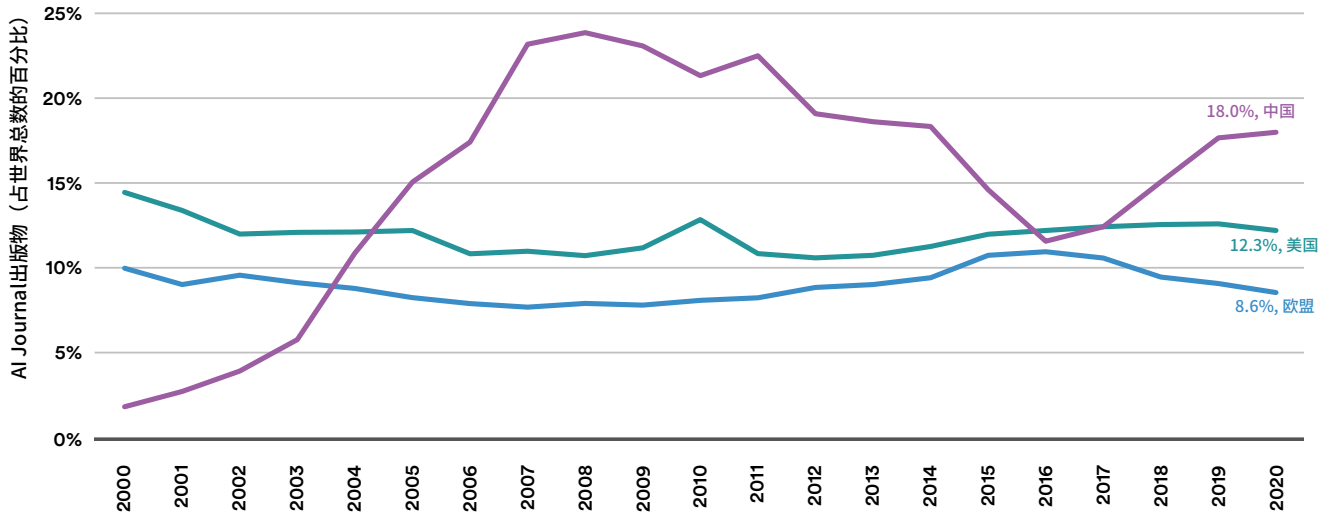


图 1.1.9

## 引用

从人工智能期刊引用比例的角度看，图1.1.10显示，2020年中国（20.7%）首次超过美国（19.8%），而欧盟的整体份额继续保持下滑趋势。

2000-20年按地理区域展示的AI期刊引用情况（占世界总引用情况的百分比）

来源：微软学术图谱，2020年|图表：2021年AI指数报告

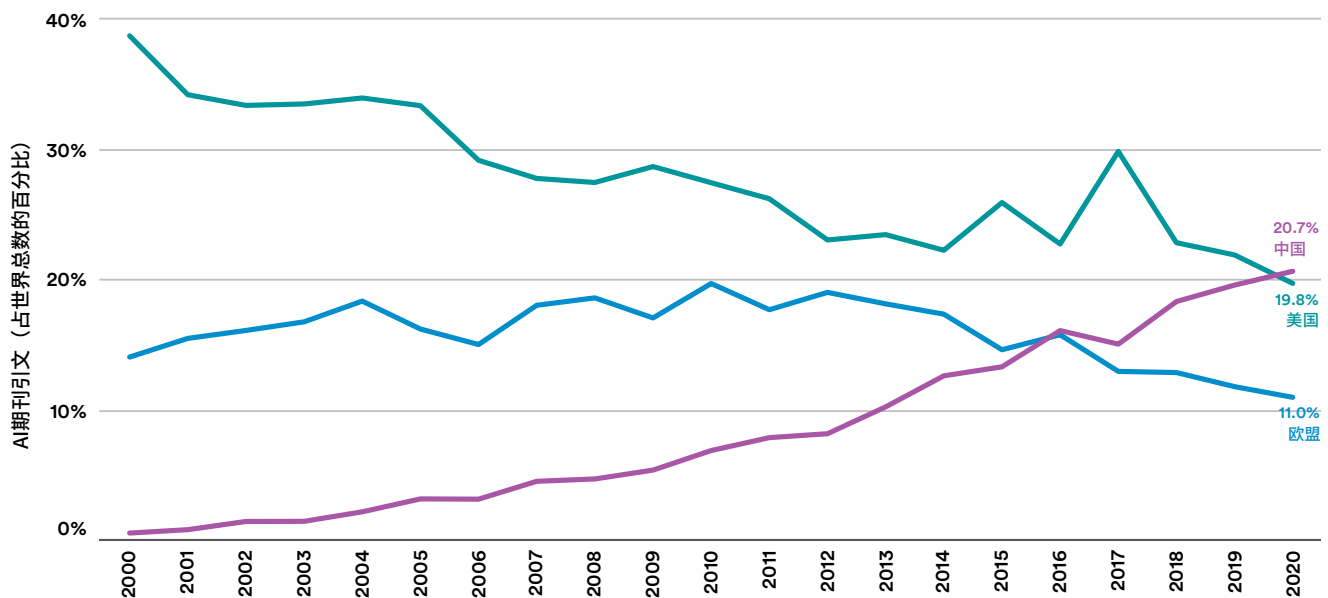


图 1.1.10

## 人工智能会议出版文献

### 概述

2000年至2019年间，人工智能会议出版文献数量增长了4倍。在过去十年中，其增长已经趋于平稳，2019年的出版文献数量仅为2010年的1.09倍。<sup>4</sup>

#### 2000-20年AI会议出版文献数量

来源：微软学术图谱，2020年|图表：2021年AI指数报告

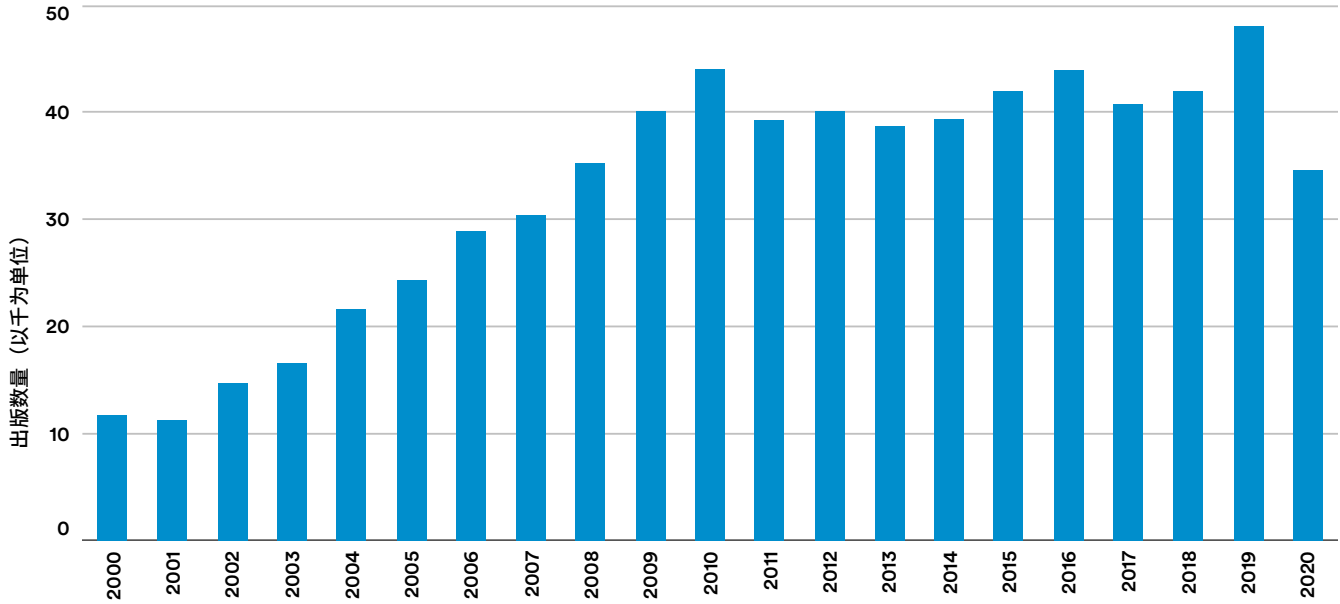


图 1.1.11a

#### 2000-20年AI会议出版文献（占所有会议出版文献的百分比 %）

来源：微软学术图谱，2020年|图表：2021年AI指数报告

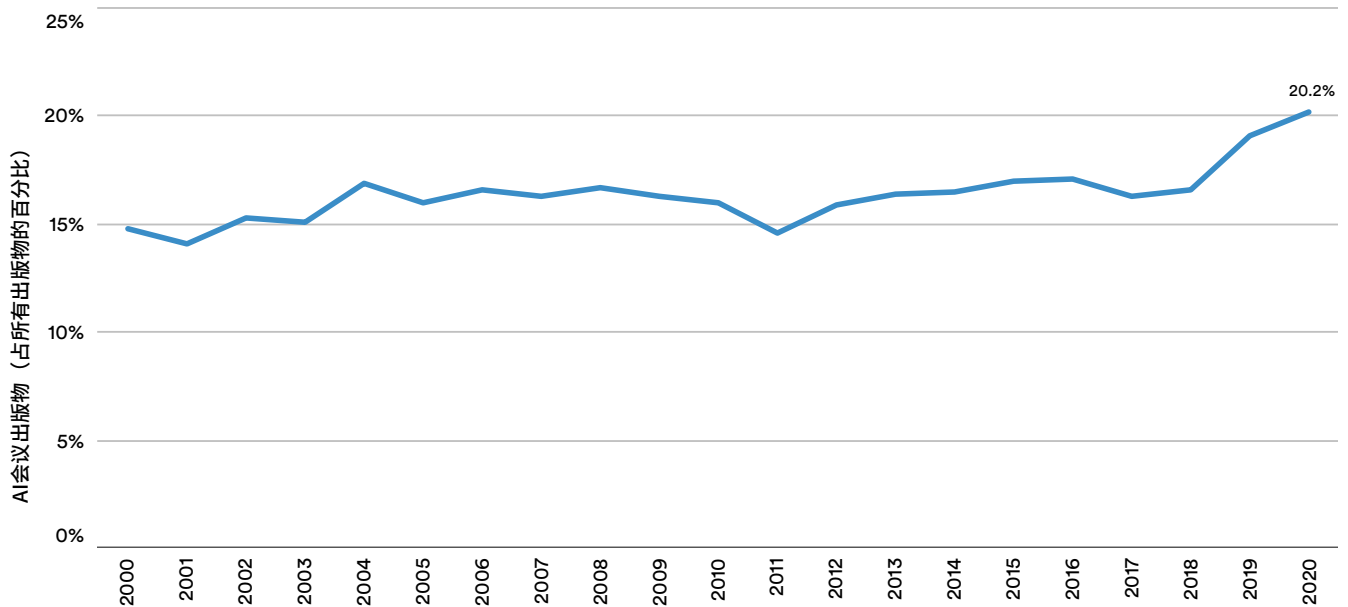


图 1.1.11b

<sup>4</sup> 注意，MAG收录的2020年会议数据尚不完整。详见附录。

## 按地区

由图1.1.12可以看出，与人工智能期刊出版文献的趋势类似，东亚和太平洋、欧洲和中亚以及北美是人工智能会议出版文献的主要来源地。具体而言，东亚及太

平洋地区从2004年开始就一直处于领先地位，2020年其占比已经超过了27%。北美在2018年超过欧洲和中亚占据第二位，共占比20.1%。而其2020年的占比为21.7%。

2000-2020年按区域展示的AI会议出版文献（占全球总数的百分比 %）

来源：微软学术图谱，2020年|图表：2021年AI指数报告

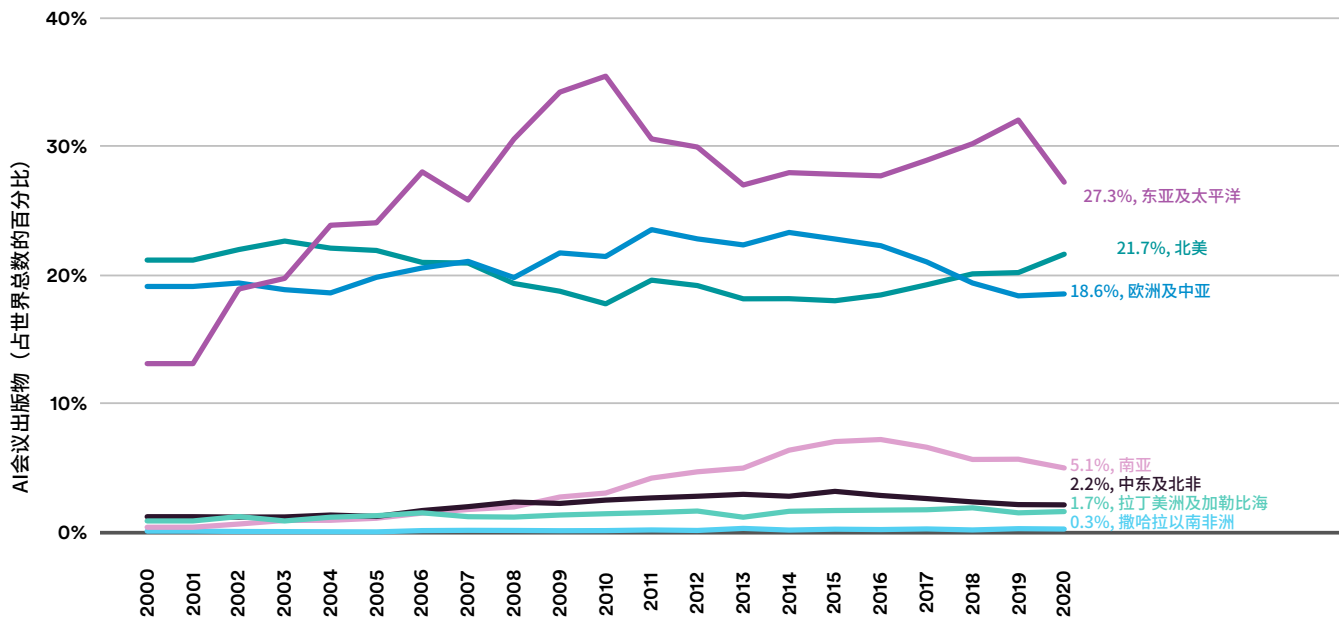


图 1.1.12

## 按地理区域

2019年，中国在人工智能会议出版文献中所占比例超过了美国（图1.1.13）。自2000年以来，中国在人工智能会议出版文献中所占的比例大幅增长。2019年中

国人工智能会议出版文献所占比例几乎是2000年的9倍。欧盟人工智能会议出版文献所占比例在2011年达到顶峰后持续下降。

2000-20年按地理区域展示的AI会议出版文献（占全球总数的百分比）

来源：微软学术图谱，2020年|图表：2021年AI指数报告

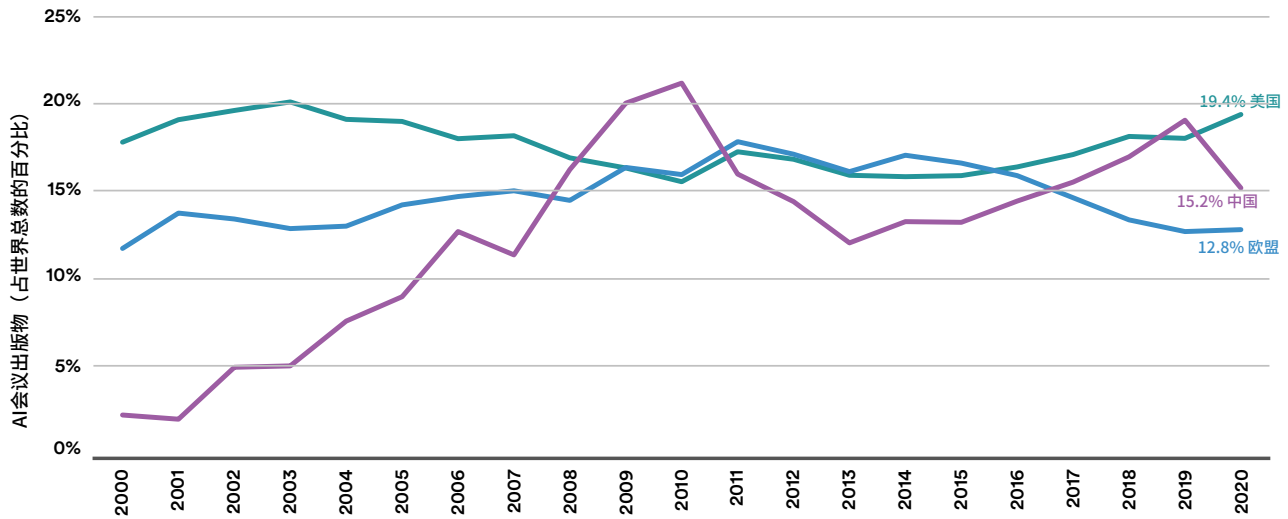


图 1.1.13

## 引用

关于人工智能会议出版文献的引用情况，由图1.1.14显示可知，美国在过去21年中在主要大国中都占据主导

地位。2020年，美国以40.1%的总引用率位居榜首，其次是美国（11.8%）和欧盟（10.9%）。

2000-20年按地理区域展示的AI会议引用情况（占世界总引用量的百分比）

来源：微软学术图谱，2020年|图表：2021年AI指数报告

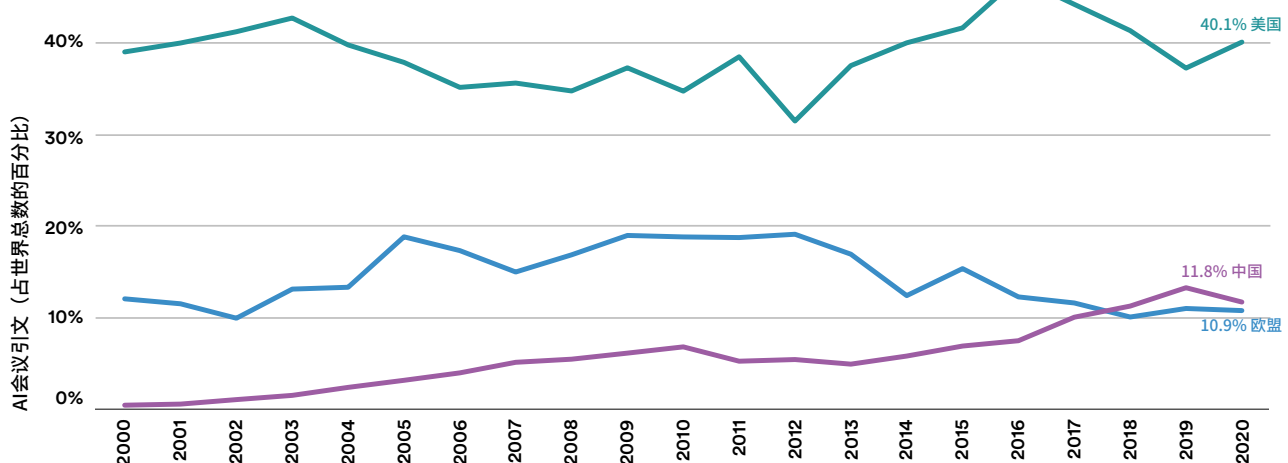


图 1.1.14

## 人工智能专利

### 概述

在过去20年中，世界上公布的人工智能专利总数一直在稳步增长，从2000年的21806项增长到2019年的101876项，增长超过了4.5倍（图1.1.15a）。人工智能专利在世界范围内的份额增长较小，从2000年的2%左右增长到2020年的2.9%（图1.1.15b）。由于人工智能

专利数据是不完整的，到2020年，只有8%的数据集包含一个国家或地区的隶属关系。因此，我们对按地理区域划分的人工智能专利出版物份额数据表示怀疑，并未将其纳入主报告中。详见附件。

#### 2000-20年AI专利出版物数量

来源：微软学术图谱，2020年|图表：2021年AI指数报告

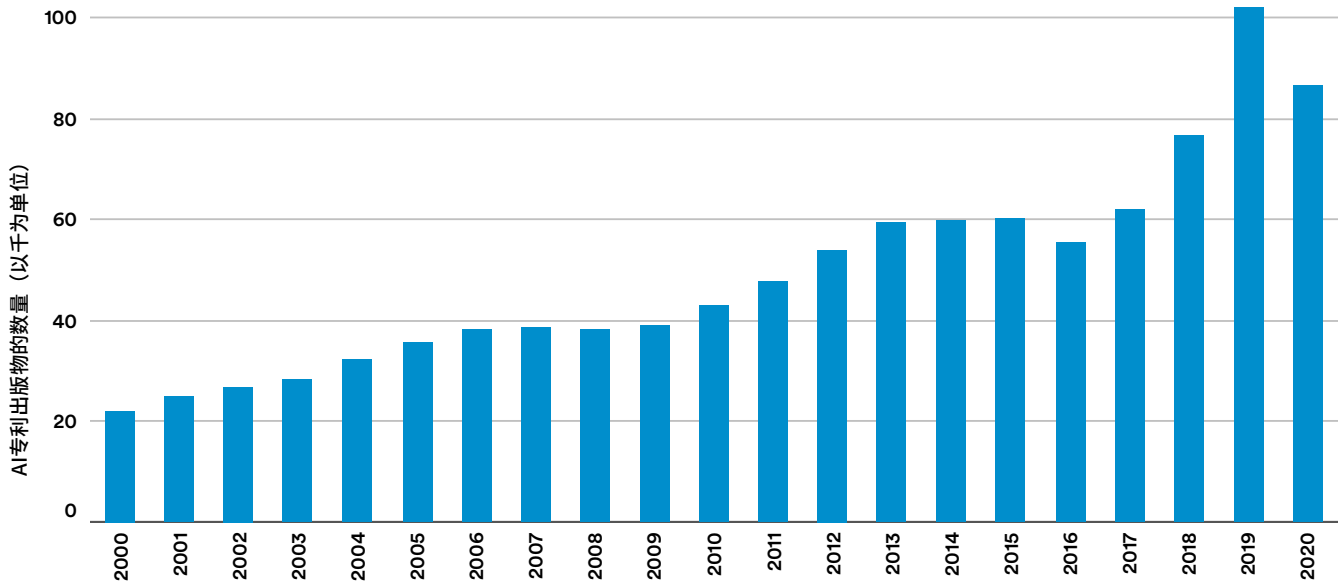


图 1.1.15a

#### 2000-20年AAI专利出版物（占有所有专利出版物的百分比 %）

来源：微软学术图谱，2020年|图表：2021年AI指数报告

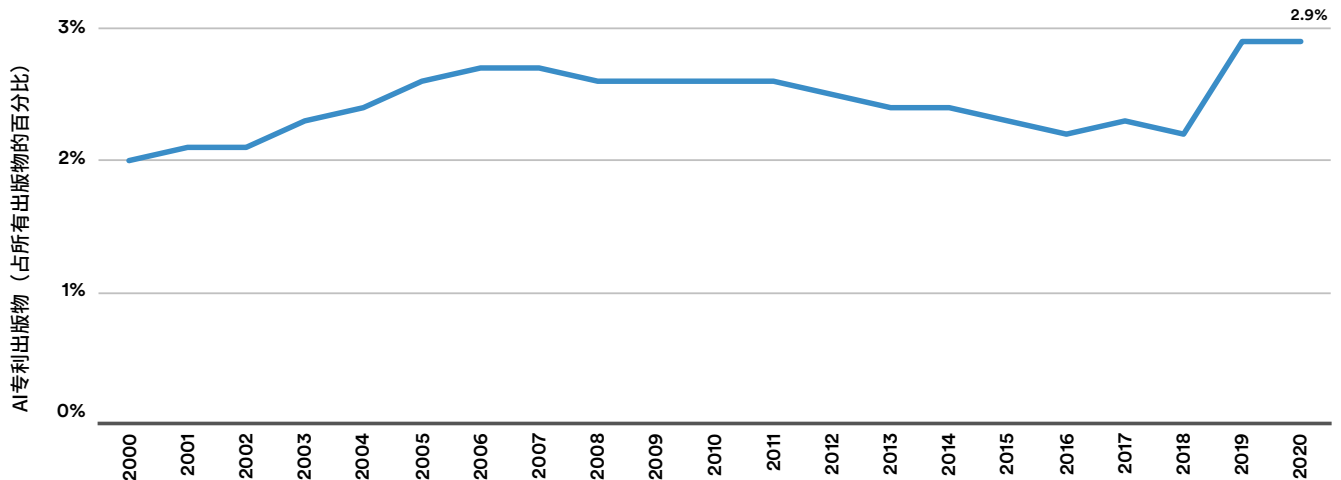


图 1.1.15b

## ARXIV 出版文献

除了如上所述的发表学术论文的传统途径，目前在arXiv（一个电子预印本的在线存储库）上发表论文/文献（通常是预同行评审）的做法得到了人工智能研究人员的广泛认可。arXiv允许研究人员在提交给期刊和会议之前分享他们的研究成果，这大大加快了信息发现和传播的周期。本节中提及的人工智能相关出版文献的数量是根据arXiv中如下领域的出版文献统计得到的:cs.AI（人工智能），cs.CL（计算和语言），cs.CV（计算机视觉），cs.NE（神经和进化计算），cs.RO（机器人技术），cs.LG（计算机科学中的机器学习），以及stat.ML（统计学中的机器学习）。

## 概述

在短短的六年时间里，arXiv上与人工智能相关的出版文献数量增长了六倍多，从2015年的5478篇增加到2020年的34736篇（图1.1.16）。

2015-20年ARXIV AI相关出版文献数量  
来源：arXiv, 2020 | 图表：2021 AI指数报告

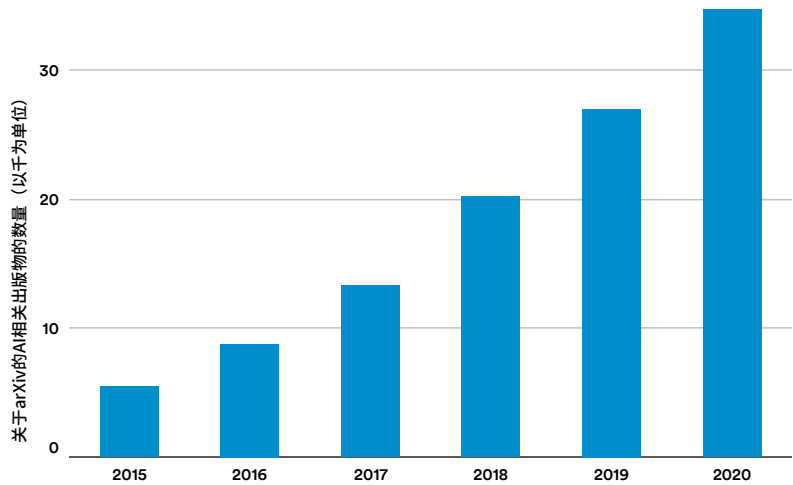


图 1.1.16

## 按地区

按地区进行的分析显示，虽然北美在arXiv人工智能相关出版文献的全球份额中仍然领先，但其份额已从2017年的41.6%下降到2020年的36.3%（图1.1.17）。与此同时，东亚及太平洋地区的出版文献份额在过去五年中稳步增长，从2015年的17.3%增长到2020年的26.5%。

2015-20年按地区展示的ARXIV AI相关出版文献（占世界总数的百分比）

来源：arXiv, 2020 | 图表：2021 AI指数报告

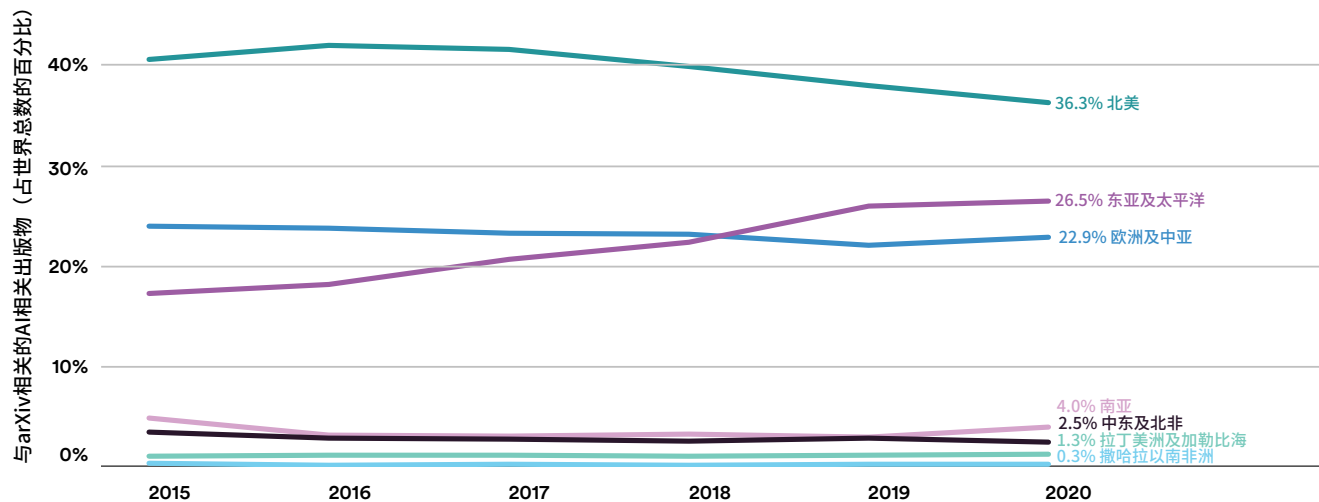


图 1.1.17



### 按地理区域

在三大人工智能强国有关arXiv的人工智能相关出版文献总数不断增加的同时，中国正在赶超美国（图

1.1.18a和图1.1.18b）。另一方面，欧盟的出版文献份额基本保持不变。

2015-20年按地理区域展示的ARXIV AI相关出版文献数量  
来源：arXiv, 2020 | 图表：2021 AI指数报告

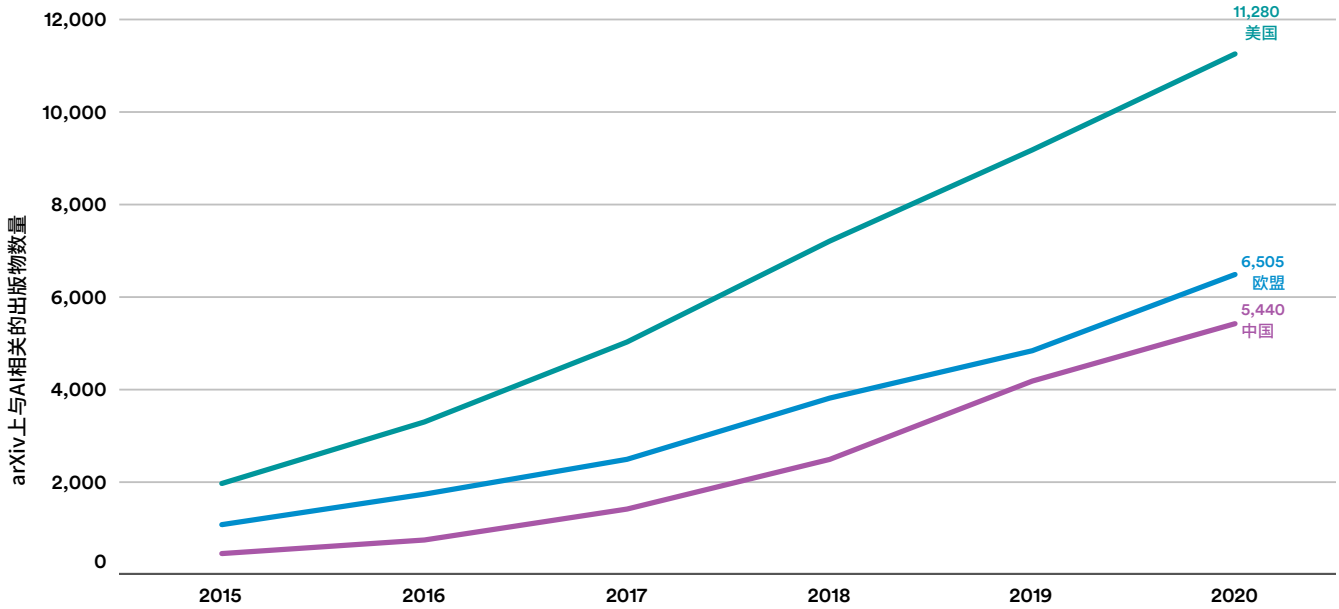


图 1.1.18a

2015-20年按地理区域展示的ARXIV AI相关出版文献（占世界总数的百分比）

来源：arXiv, 2020 | 图表：2021 AI指数报告

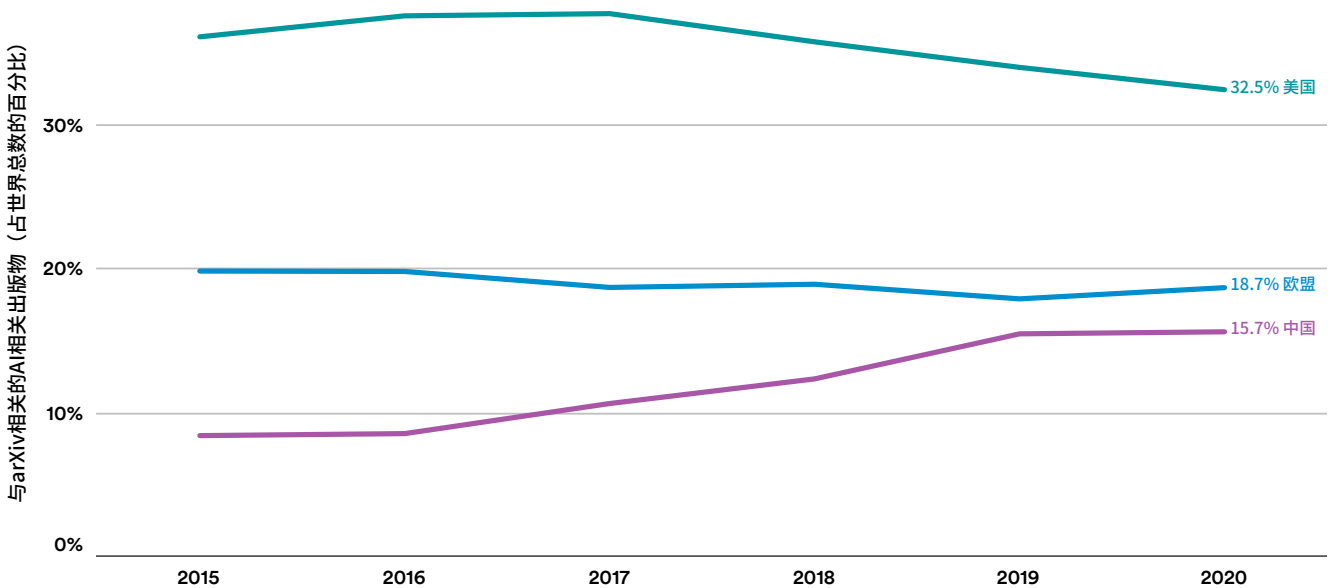


图 1.1.18b

### 按研究领域

在arXiv与人工智能有关的六个领域中，机器人学(cs.RO)和计算机科学中的机器学习(cs.LG)这两个领域的出版文献数量在2015年至2020年间增长最快，分别增长11倍和10倍（图1.1.19）。2020年，计算语言学（cs.LG）和计算机视觉(cs.CV)在所有与人工智能相关的arXiv出版文献数量中占比最多，分别占32.0%和31.7%。2019年至2020年，增长最快的领域是cs.CL（35.4%）和cs.RO（35.8%）。

**在arXiv与人工智能有关的六个领域中, 机器人学(cs.RO)和计算机科学中的机器学习(cs.LG)这两个领域的出版文献数量在2015年至2020年间增长最快, 分别增长11倍和10倍。**

2015-20年按研究领域划分的ARXIV AI相关出版文献数量  
来源: arXiv, 2020 | 图表: 2021 AI指数报告

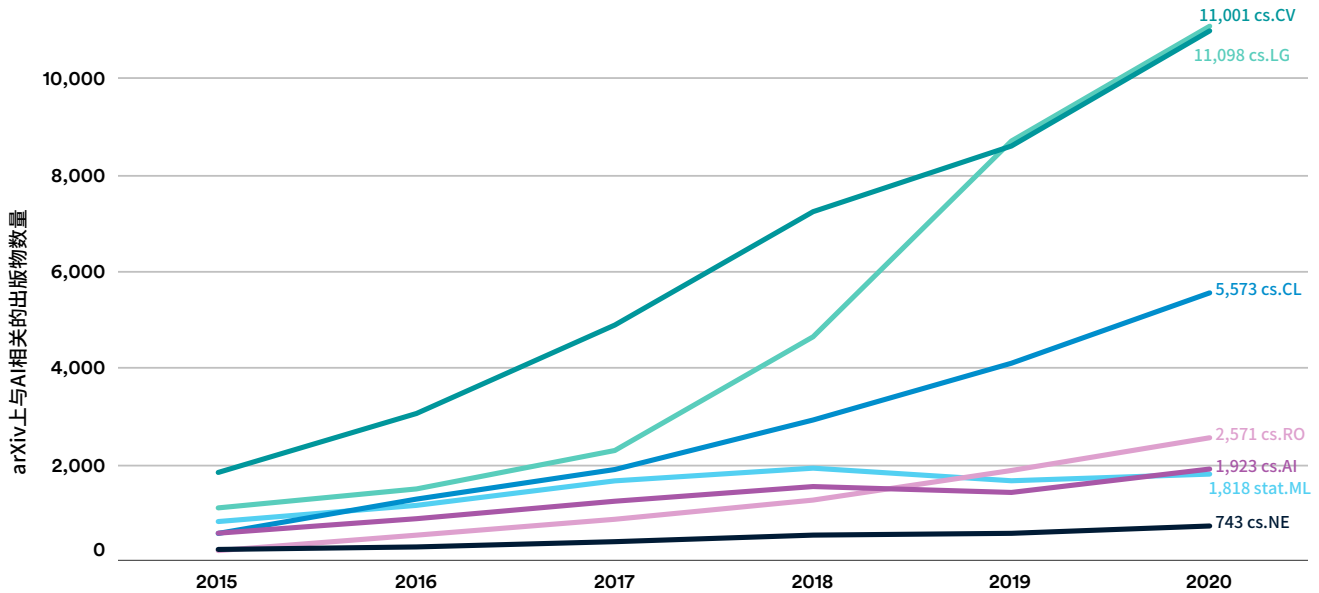


图 1.1.19

## arXiv 中的深度学习论文

随着数据访问量的增加和计算能力的显著提高，深度学习领域正在以惊人的速度发展。来自Nesta的研究人员通过分析arXiv中计算机科学(CS)和统计学中的机器学习(state.ML)领域的论文摘要，

使用主题模型算法识别出arXiv中的深度学习论文。图1.1.20表明，仅在过去的五年中，arXiv中有关深度学习的出版文献总数就增长了近六倍。

2010-19年ARXIV深度学习出版文献数量  
来源：arXiv/Nesta, 2020年|图表：2021年AI指数报告

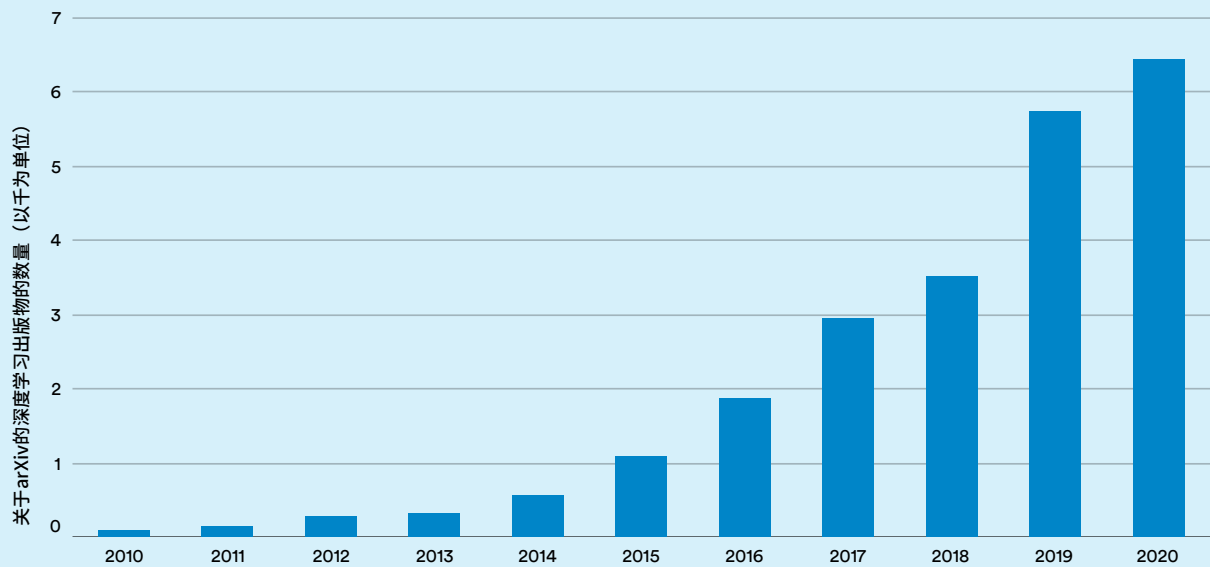


图 1.1.20

出席会议情况是工业界和学术界对科学领域感兴趣程度的一个很好的指标。在过去的20年里,人工智能会议不仅在规模上,而且在数量和声望上都有所增长。本节介绍了主要的人工智能会议的出席情况和提交论文趋势数据。

## 1.2 会议

### 会议出席

2020年,由于大多数会议都是通过虚拟形式召开的,人工智能会议的参与度显著提高。只有第34届国际人工智能大会(Association for the Advancement of Artificial Intelligence, AAI)在2020年2月线下召开。会议组织者介绍说,虚拟形式使得来自世界各地的研究人员的出席率提高,但是准确的出席人数很难衡量。

由于2020年会议出席人数数据的非典型性,根据2019年的出席人数数据分析,11个主要人工智能会议被分为两类:3000人以上的大型人工智能会议和3000人以下的小型人工智能会议。图1.2.1显示,2020年,9个会议的参会者总人数几乎翻了一番。<sup>5</sup>特别是,智能机器人与系统国际会议(IROS)将虚拟会议设置为允许用户在长达3个月的时间内观看会议活动,从而造成了非常高的出席率。国际人工智能联合会议(IJCAI)分别在2019年和2021年1月举办,由于不是在2020年举办的,它没有出现在图表中。

**会议组织者介绍说,虚拟形式使得来自世界各地的研究人员的出席率提高,但是准确的出席人数很难衡量。**

<sup>5</sup> 对于AAMAS会议,2020年的出席情况是根据用于记录报告和管理在线会议的平台所提供的用户数确定的。对于KR会议,2020年的出席情况是基于注册人数确定的。对于ICPAS会议,出席人数450人只是一个估计数,因为一些参会者可能使用了匿名Zoom帐户。

### 2010-20年大型AI会议出席情况

来源：会议数据|图表：2021 AI指数报告

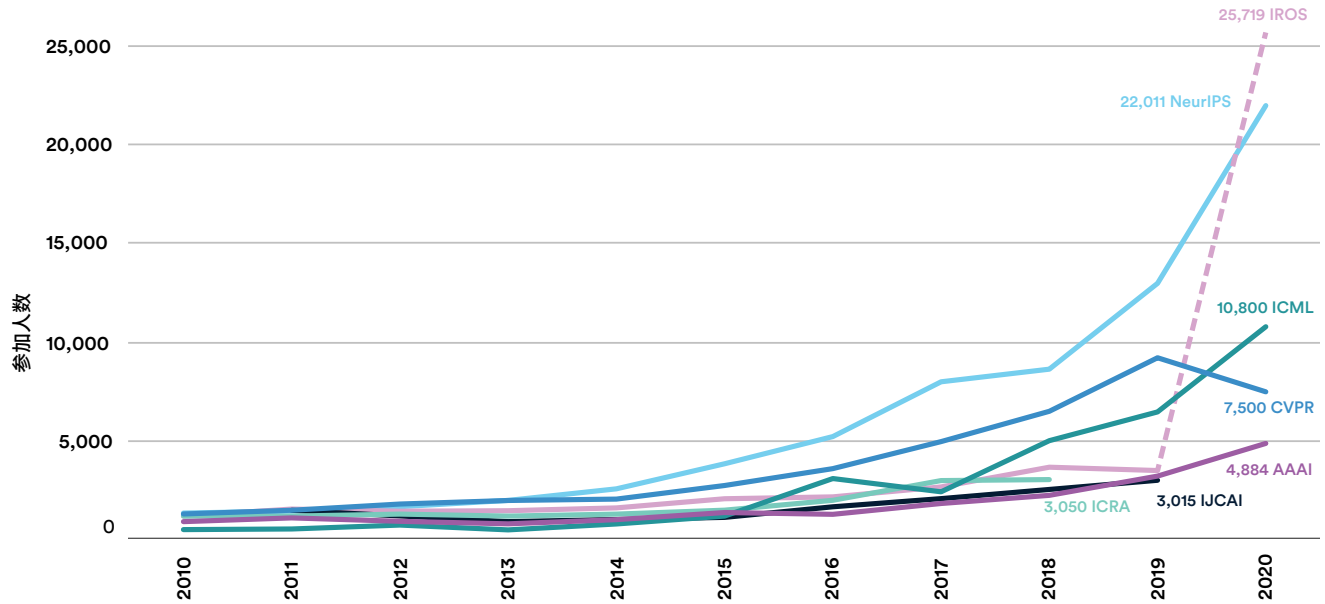


图 1.2.1

### 2010-20年小型AI会议出席情况

来源：会议数据|图表：2021 AI指数报告

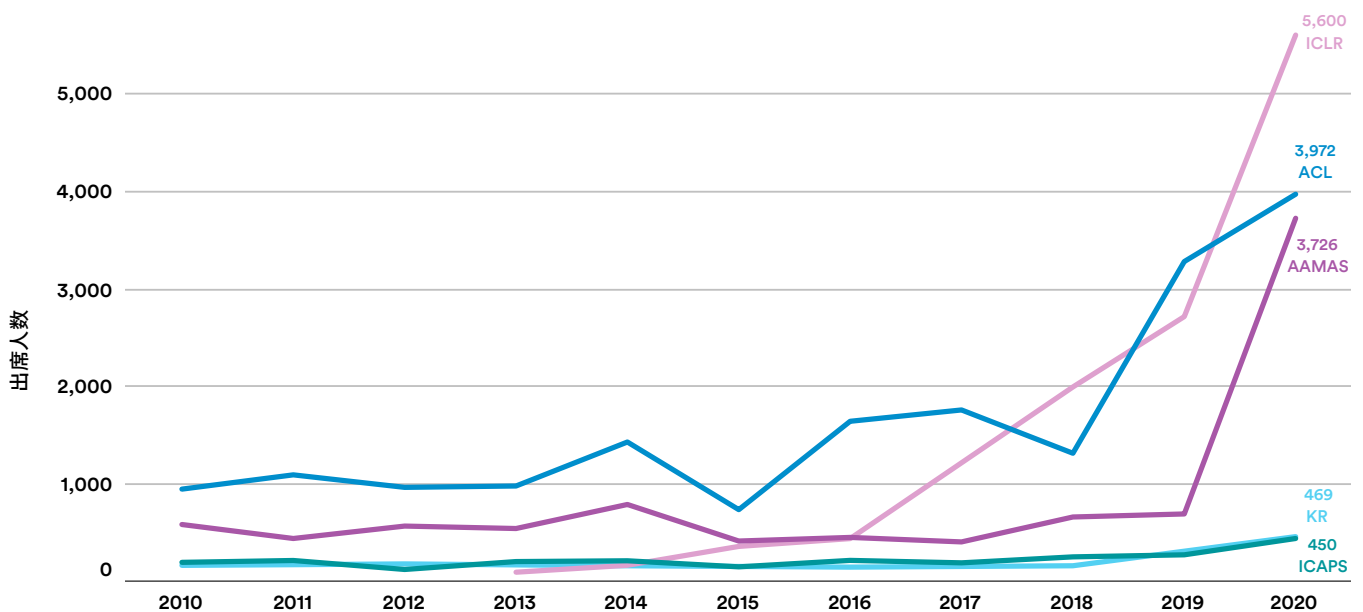


图 1.2.2

## 人工智能研究会议上的企业代表

来自弗吉尼亚理工大学和西部大学艾维商学院的研究人员发现，大型科技公司逐渐提高了主要人工智能会议的参与度。在他们题为“人工智能的去民主化：人工智能研究中的深度学习和计算鸿沟”的论文中，研究者们利用在人工智能会议中与企业相关的论文份额变化情况来说明企业正在越来越多的参与到人工智能研究中。他们认为，学术界计算能力的分配不均（他们称之为“计算鸿沟”）加剧了深度学习时代的不平等。此外，

大型科技公司往往拥有更多的资源用于设计人工智能产品，但它们所致力于的研究领域却不像优秀的或小型企业那样多样化。这就引发了人们对人工智能内部偏见和公平性的担忧。图1.2.3中展示出的10个主要人工智能会议中，企业代表参会情况都呈上升趋势，这也就进一步扩大了计算鸿沟。

### 世界500强科技论文份额

来源：Ahmed&Wahed, 2020年|图表：2021年AI指数报告

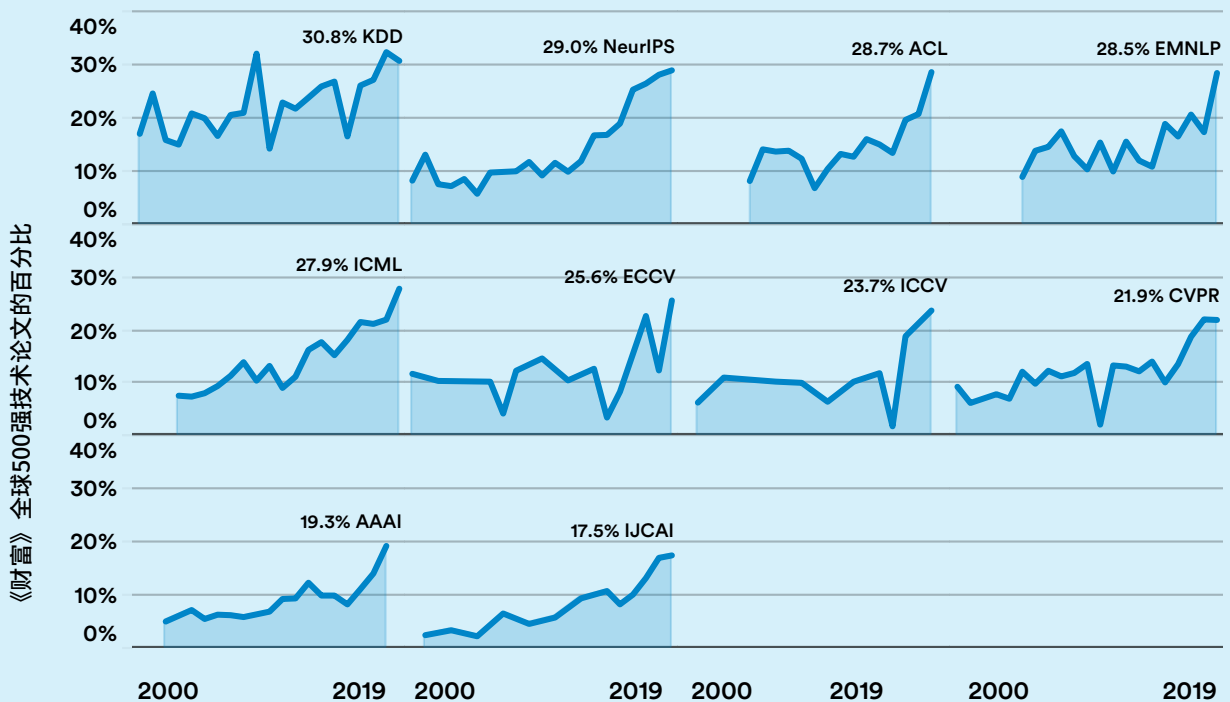


图 1.2.3

软件库是用于创建应用程序和产品的计算机代码的集合。如TensorFlow和PyTorch等流行的特定于人工智能的软件库可以帮助开发人员快速有效地创建其智能解决方案。本节通过GitHub数据来分析讨论各类软件库的受欢迎程度。

## 1.3 人工智能开源软件库

### GITHUB 星标

GitHub是一个代码托管平台，现阶段的人工智能研究人员和开发人员经常使用GitHub上传、评论和下载软件。GitHub用户可以“星标”（star）一个项目，将其保存在自己的列表中，该列表可以表达自己的兴趣和喜好，类似于Twitter和其他社交媒体平台上的“喜欢”功能。当人工智能研究人员在GitHub中上传的代码有使用到开源库包时，GitHub上的星标数可以用来衡量各种人工智能开源软件库的受欢迎程度。

图1.3.1表明TensorFlow（由Google开发，2017年公开发布）是最受欢迎的人工智能软件库。2020年第二受欢迎的软件库是Keras（也是由Google开发的，建立在Tensorflow2.0之上）。除TensorFlow之外，图1.3.2显示PyTorch（由Facebook创建）是另一个越来越受欢迎的库。

**TensorFlow (由Google开发, 2017年公开发布) 是最受欢迎的人工智能软件库。2020年第二受欢迎的软件库是Keras (也是由Google开发的, 建立在Tensorflow2.0之上)。**

### 2014-20年AI库的GITHUB星标数量

来源：GitHub, 2020 | 图表：2021 AI指数报告

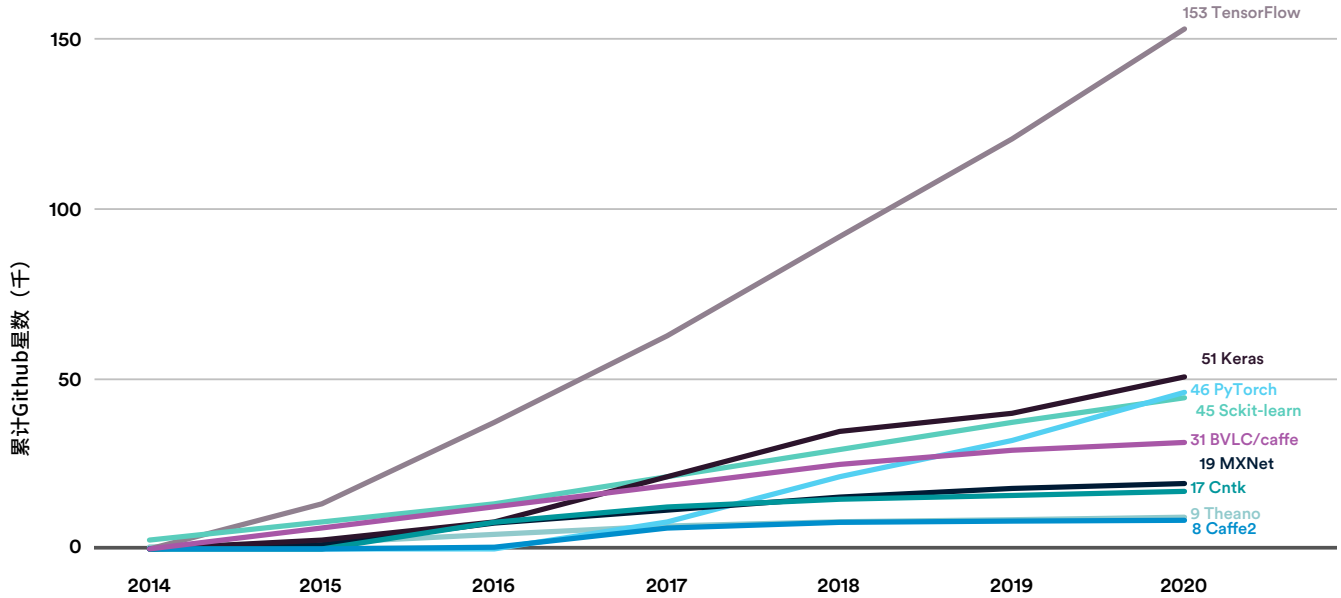


图 1.3.1

### 2014-20年按AI库列出的GITHUB星标数量 (不包括TENSORFLOW)

来源：GitHub, 2020 | 图表：2021 AI指数报告

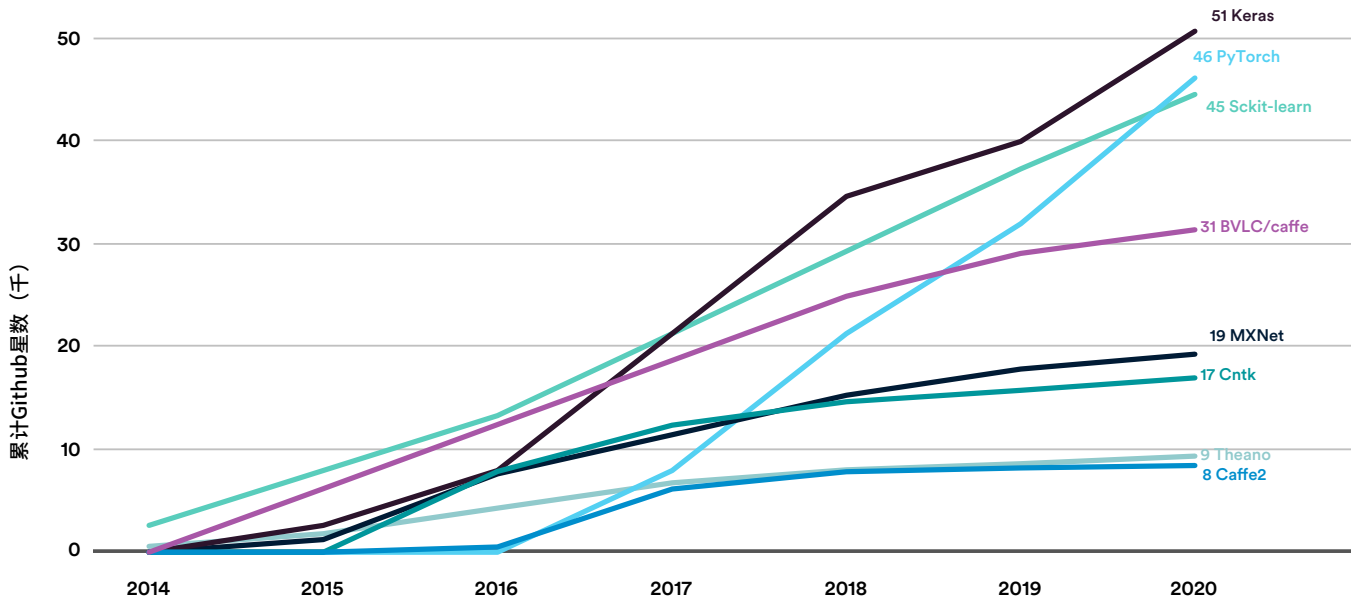


图 1.3.2





## 第 2 章 技术性能



人工智能指数  
2021年度报告

## 第 2 章

# 章节预览

概述	43	人脸检测和识别	61
章节重点	44	美国国家标准与技术研究所 (NIST)	
		人脸识别供应商测试 (FRVT)	61
<b>计算机视觉</b>	<b>45</b>	<b>2.3 语言</b>	<b>62</b>
<b>2.1 计算机视觉-图像</b>	<b>46</b>	英语语言理解基准	62
图像分类	46	SuperGLUE	62
ImageNet	46	SQuAD	63
ImageNet: Top-1准确度	46	商业机器翻译 (MT)	64
ImageNet: Top-5准确度	47	商用MT系统数量	64
ImageNet: 训练时间	48	GPT-3	65
ImageNet: 训练成本	49		
要点: 超过ImageNet 的难度测试	50	<b>2.4 语言推理技术</b>	<b>67</b>
图像生成	51	视觉和语言推理	67
STL-10: Fréchet Inception Distance		视觉问答 (VQA) 挑战	67
(FID) 得分	51	视觉常识推理 (VCR) 任务	68
FID 与现实生活	52		
Deepfake 检测	53	<b>2.5 语音</b>	<b>69</b>
Deepfake 检测挑战 (DFDC)	53	语音识别	69
人体姿态估计	54	语音转录: LibriSpeech	69
上下文中的常见对象 (COCO) 数据集:		说话人识别: VoxCeleb	69
关键点检测挑战	54	要点: 语音识别技术的竞争差距	71
上下文中的常见对象 (COCO) 数据集:			
DensePose挑战	55	<b>2.6 推理</b>	<b>72</b>
语义分割	56	布尔可满足性问题	72
城市景观 (Cityscapes) 数据集	56	自动定理证明 (ATP)	74
嵌入式视觉	57		
		<b>2.7 医疗和生物学</b>	<b>76</b>
<b>2.2 计算机视觉-视频</b>	<b>58</b>	分子合成	76
活动识别	58	正向化学合成规划的测试集准确度	76
ActivityNet	58	COVID-19和药物发现	77
ActivityNet: 瞬时动作定位任务	58	AlphaFold和蛋白质折叠	78
ActivityNet: 最难的活动	59		
目标识别	60	<b>专家点评</b>	<b>79</b>
你只看一次 (YOLO)	60		

访问公开数据

# 概述

本章重点介绍人工智能各个子领域的技术进展，包括计算机视觉、语言、语音、概念学习和定理证明。本节使用多种定量测量方式的组合，如常用的基准和奖项挑战，以及学术论文的定性分析来展示最先进的人工智能技术的发展情况。

虽然技术进步使得人工智能系统的部署比以往更广泛、更容易，但人们对人工智能的使用也越来越关注，尤其是在算法偏差等问题上。新的人工智能技术能力的出现，例如能够合成图像和视频，也带来了伦理挑战。

## 章节要点

- **生成一切：**人工智能系统现在可以处理文本、音频和图像并生成足够高质量的产品。对于一些限定的技术来说，人类难以判断合成和非合成输出之间的差异。从对社会有用和较为无用两个角度出发，有望生成大量的人工智能下游应用程序。这也促使研究人员开始致力于检测生成模型的技术研究。具体来说，DeepFake检测挑战赛的数据表明了计算机区分不同输出的能力。
- **计算机视觉的产业化：**过去十年，得益于机器学习技术（特别是深度学习技术）的应用，计算机视觉研究取得了巨大进展。新的数据显示，计算机视觉正在实现产业化。在一些较大的基准库中，算法或模型的性能已经开始趋于平稳。这表明计算机视觉社区需要致力于开发和确定难度更大的基准，以进一步测试性能。各公司正在投入越来越多的计算资源，以比以往更快的速度训练计算机视觉系统。同时，用于已部署系统的技术，如用于分析视频静止帧的对象检测框架，正在迅速成熟，这表明人工智能将会进一步在产业场景中部署。
- **自然语言处理(NLP)超越了它的评估指标：**得益于NLP的快速发展，已经出现了语言能力显著提升的人工智能系统，并且这些系统已经开始对世界产生了有意义的经济影响。谷歌和微软都在其搜索引擎中部署了BERT语言模型，而微软、OpenAI等公司也开发了其他大型语言模型。NLP的研究进展如此迅速，以至于它已经开始超过了用于测试它们的基准。例如，在SuperGLUE上获得能和人类的性能水平相当的软件产品正在快速涌现。SuperGLUE是针对早期NLP进展超过GLUE评估能力而开发的NLP评估套件。
- **关于推理的新分析：**大多数技术问题的测量标准都会在固定的基准上显示出在当前时间点上的最佳系统的性能。而为人工智能指数开发的新分析方法提供了允许不断发展的基准的测量标准，并将一段时间内一组系统的总体性能归因于各个单独的系统。这些应用于两个符号推理问题：自动定理证明和布尔公式的可满足性。
- **机器学习正在改变医疗和生物学领域的游戏规则。**随着机器学习技术的引入，医疗和生物行业的格局发生了实质性的变化。DeepMind的AlphaFold应用深度学习技术，在蛋白质折叠这一长达数十年的生物学难题上取得了重大突破。科学家利用机器学习模型学习化学分子的表示，以制定更有效的化学合成规划。PostEra是一家人工智能初创公司，这家公司在COVID-19流行期间使用基于机器学习的技术来加速发现COVID相关的药物。

# 计算机视觉

自20世纪60年代引入以来，计算机视觉领域取得了重大的研究进展，近年来在某些特定的视觉任务上已经达到了人类的水平。常见的计算机视觉任务包括物体识别、姿态估计和语义分割。随着计算机视觉技术的不断成熟，相关技术已经实现了一系列应用：自动驾驶汽车、医学图像分析、消费应用（如谷歌照片）、安全应用（如监控、卫星图像分析）、工业应用（如检测制造和装配中的缺陷零件）等。

## 2.1 计算机视觉-图像

### 图像分类

在20世纪10年代，图像识别和分类领域开始从经典的人工智能技术转向基于机器学习的技术，特别是基于深度学习的技术。从那时起，由于基础技术（算法、计算硬件和大规模数据集）的不断进步，图像识别已经从一种昂贵的、特定领域的技术转变为一种经济的适用于更多领域的技术。

### ImageNet

来自斯坦福大学和普林斯顿大学的计算机科学家于2009年创建了ImageNet。ImageNet是一个包含超过1400万张图像的数据集，涵盖200个类别，提供了扩展和改进的可供研究人员训练人工智能算法的数据。2012年，来自多伦多大学的研究人员利用深度学习技术，将ImageNet大规模视觉识别挑战赛的结果提升到了一个新的水平。

从那时起，深度学习技术就占据了各大比赛的排行榜。一些目前已被广泛应用的技术首次出现都是在ImageNet比赛的参赛作品中。2015年，微软研究院的一个团队表示，通过使用“残差网络(Residual Net)”，他们的方法在图像分类任务<sup>1</sup>上的表现已经超过了人类水平。这一创新随后被陆续应用到了其它人工智能系统中。在2017年比赛结束后，研究人员仍在继续使用ImageNet数据集测试和开发计算机视觉应用程序。

ImageNet挑战的图像分类任务要求机器根据图像中的主要对象为图像分配一个类别标签。下面的图表探讨了随着时间的推移，性能最好的ImageNet系统的演变情况，以及算法和基础设施的进步如何让研究人员提高训练图像识别系统的效率，同时减少训练高性能系统所需的绝对时间。

**由于基础技术的进步, 图像识别已经从一种昂贵的、特定领域的技术转变为一种经济的、适用于更多领域的技术。**

### ImageNet: Top-1准确度

Top-1准确度测试人工智能系统为图像分配正确标签的能力，特别是其单个最有可能的预测结果（在所有可能的标签中）是否与目标标签相同。近年来，研究人员开始关注如何通过使用训练库之外的数据（例如Instagram或其他社交媒体来源的照片）进行预训练来进一步提高ImageNet的性能。通过对这些数据集的预训练，使得系统能够更有效地使用ImageNet数据，从而进一步提高性能。

图2.1.1显示，使用预训练数据的最新系统在Top-1准确度中每10次尝试中会出现1次错误，而在2012年12月，当时的系统每10次尝试中会出现4次错误。谷歌大脑团队的模型在2021年1月达到了90.2%的最高准确率。

<sup>1</sup> 值得注意的是，得出这个评估指标所基于的人类基线方法来自于一个斯坦福大学的研究生，这名研究生所接受的测试与人工智能系统的测试大致相同。

### ImageNet挑战：Top-1准确度

来源：论文与代码，2020年；AI指数，2021年 | 图表：2021年AI指数报告

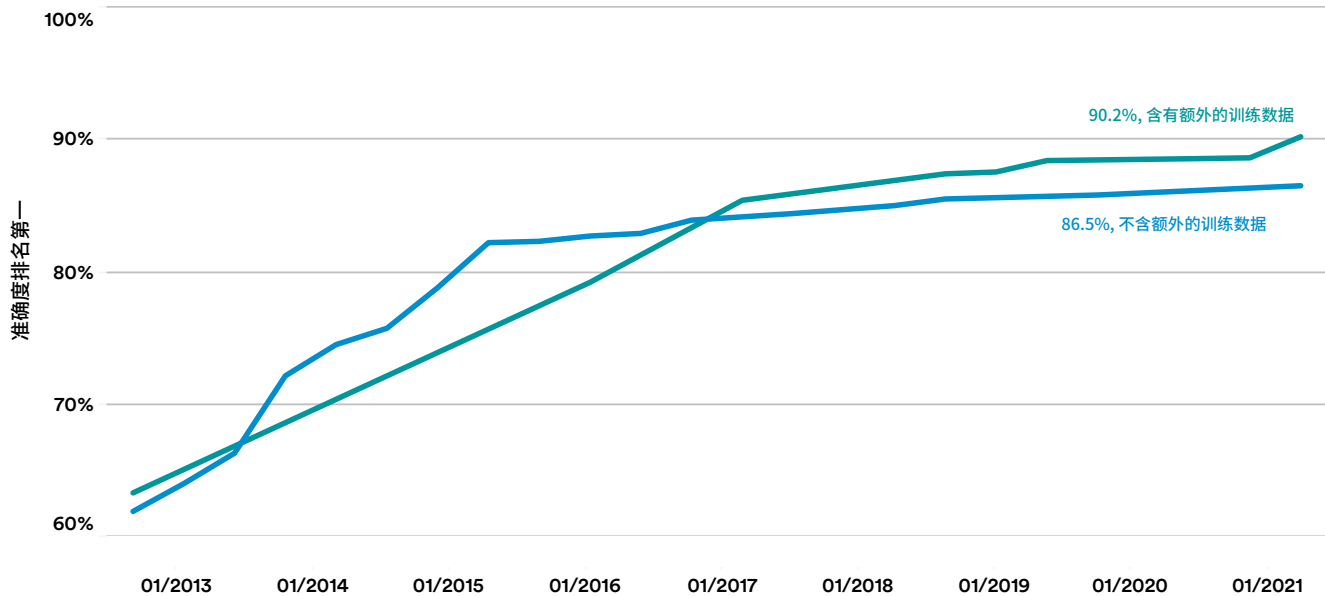


图 2.1.1

### ImageNet：Top-5准确度

Top-5准确度考察的是正确的标签是否出现在分类器的前五个预测中。图2.1.2显示，错误率已从2013年的85%左右提高到2020年的99%左右。<sup>2</sup>

### ImageNet挑战：Top-5准确度

来源：论文与代码，2020年；AI指数，2021年 | 图表：2021年AI指数报告

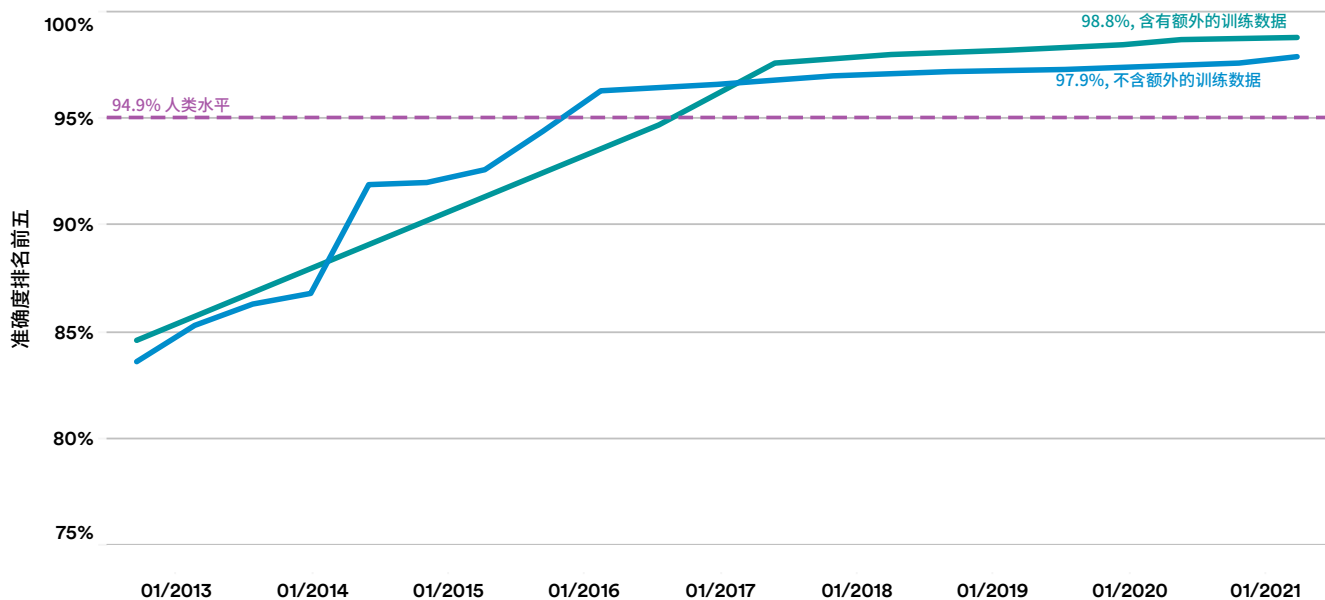


图 2.1.2

<sup>2</sup> 注：关于人为错误的数据是这样产生的：向一个人展示500张图像，然后要求他对1500张测试图像进行标注，他完成的Top-5分类任务错误率为5.1%。这是一个非常粗略的基线，但它能够向我们展示出人类在这项任务上的表现如何。

## ImageNet：训练时间

随着时间的推移，原始测量准确度的提高，评估在ImageNet上训练图像分类器达到标准性能水平所需的时间变得非常有用，因为它能够揭示出大规模人工智能训练的基础计算基础设施的进步。这一点很重要，因为训练系统的速度越快，评估系统并用新数据更新系统的速度就越快。进一步的，ImageNet系统的训练速度越快，组织在开发和部署人工智能系统方面的生产力就越高。想象一下等待几秒钟系统训练和等待几个小时之间的区别，以及这种区别对于研究人员探索的想法的类型和数量意味着什么，以及它们可能有多大的风险。

下面是MLPerf的结果，这是一个由非盈利性机器学习开放组织MLCommons组织举办的竞赛，参赛者使用公共（残差网络）架构训练ImageNet网络，然后根据训练系统所需的实际时间对系统进行排名<sup>3</sup>。

如图2.1.3所示，ImageNet上的训练时间从6.2分钟（2018年12月）下降到47秒（2020年7月）。与此同时，用于实现这些成果的硬件数量大幅增加。前沿系统一直以使用“加速器”芯片为主，从2018年的GPU开始，2019年和2020年过渡到谷歌的TPU，并获得了同类型的最佳结果。

**想象一下等待几秒钟系统训练和等待几个小时训练之间的区别，以及这种区别对于研究人员探索的研究思路的类型和数量意味着什么，以及它们可能有多大的风险。**

**训练时间分配：**MLPerf不仅展示了每个竞赛周期的最优效果，同时还提供了每个比赛周期中每个参赛项目所使用的所有数据。这反过来也能分析得到每个时期的训练时间分布（图2.1.3）。（请注意，在每个MLPerf竞赛中，参赛者通常会提交使用不同硬件排列组合的多条记录。）

图2.1.4显示，在过去几年中，训练时间缩短了，MLPerf项目之间的差异也缩短了。与此同时，参赛者开始使用越来越多的加速器芯片来加快训练速度。这种情况与人工智能越来越广泛的发展趋势是一致的，即通过更高程度的最佳实践和基础设施共享，可以更好地理解大规模的训练过程。

<sup>3</sup> 下一次MLPerf更新计划于2021年6月进行。



### IMAGENET: 培训时间的分配 ImageNet: 最佳系统的训练时间和硬件

来源: MLPerf, 2020 | 图表: 2021 AI 指数报告

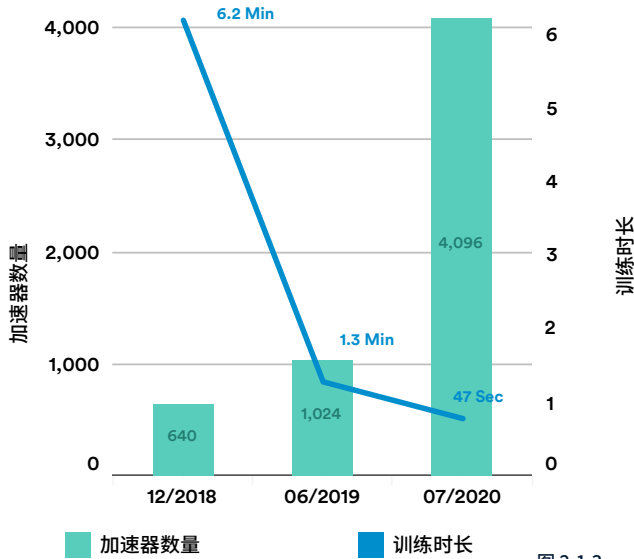


图 2.1.3

### ImageNet: 训练时间分布

来源: MLPerf, 2020 | 图表: 2021 AI 指数报告

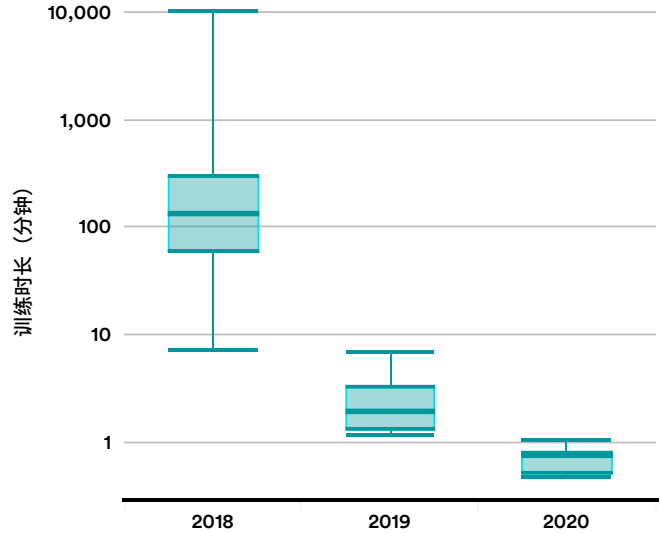


图 2.1.4

### ImageNet: 训练代价

训练一个现代的图像识别系统大概需要多少钱? 根据斯坦福DAWN Bench团队的测试, 答案是2020年只需要几美元。这一数字比2017年的成本下降了大约150倍 (图2.1.5)。从这个角度来看, 2017年10月, 一个参

赛者参赛需要花费的成本是1100美元, 而现在大约只需要7.43美元。这代表了算法设计的进步以及云计算资源成本的下降。

### ImageNet: 训练成本 (准确率达到93%)

来源: DAWN Bench, 2020年 | 图表: 2021年AI指数报告

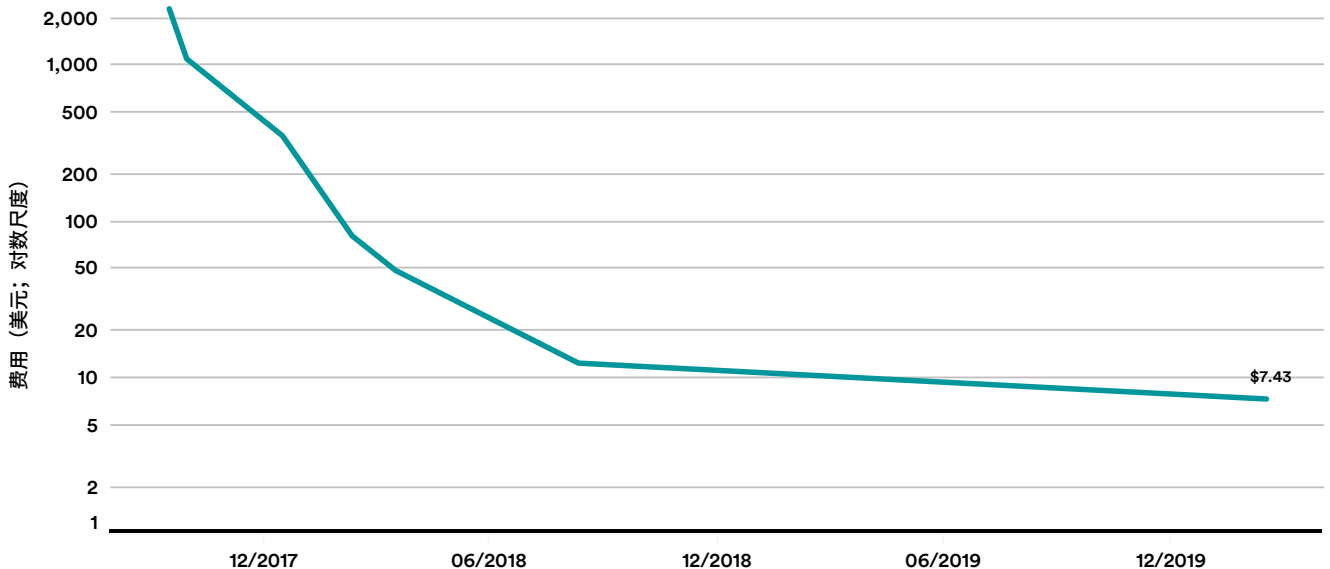


图 2.1.5

## 超出ImageNet之外更难的测试

尽管ImageNet的性能有了很大的提高,但目前的计算机视觉系统还不够完善。为了更好地研究现有系统的局限性,近年来研究人员开始开发更具挑战性的图像分类基准。但是,由于ImageNet已经非常庞大,需要调用大量的基础资源才能使用,因此简单地扩展ImageNet中图像的分辨率或数据集的绝对大小并没有意义。这两种操作都会进一步增加研究人员在ImageNet上的训练代价。

一些研究人员开始构建自定义数据集来测试图像分类器的健壮性,目的是设计并找到新的有效方法。这其中的许多数据集是与ImageNet兼容的(通常较小)。具体包括:

### ImageNet Adversarial数据集

这是一个与ImageNet中的图像相似的图像数据集,其中包含了一些自然混淆信息(例如,一只蝴蝶落在地毯上,而地毯的纹理与蝴蝶的纹理非常相似),以及一些无法使用现有系统正确分类的图像。研究人员称,这些图像“由于在场景配置的长尾中遇到的场景复杂性问题以及利用分类器盲点,会导致产生一致的分类错误”。因此,在ImageNet对抗模型上取得的研究进展有助于提高模型的泛化能力。

### ImageNet-C数据集

这是一个常见ImageNet图像的数据集,其中包含了75个视觉损坏的效果(例如,亮度、对比度的变化,像素化、雾化效果等)。利用这一特性,研究人员通过执行在这一数据集中的实验可以得到更多关于模型泛化能力的信息。

### ImageNet—Rendition数据集

这是一个关于模型泛化性能的测试,具体是利用ImageNet训练的模型完成对200个ImageNet类别的30000个示例图分类任务。ImageNet库是图像库,因此这里的泛化能力表示系统能够学习到有助于完成分类任务的更加细微的信息,因为他们能够“理解”示例图和他们训练时所使用的拍摄图像之间的关系。

**跟踪这些数据的时间计划是怎么样的?** 由于这些基准相对较新,该计划将持续进行若干年,社区可以针对它们对一系列系统进行测试。这些测试将产生用于生成进度跟踪图所必要的信息。

## 图像生成

图像生成任务是生成看起来与“真实”图像无法区分的图像。图像生成系统有多种用途，从提高搜索能力

（如果可以生成类似的图像，则搜索特定图像会变得更加容易）到辅助其他生成用途（例如，编辑图像、为特定目的创建内容，生成单个图像的多个变体以帮助设计师集思广益，等等）。

近年来，基于深度学习的算法不断改进，同时计算量不断增加且更多大规模数据集投入使用，图像生成的发展进程也在加快。

## STL-10: Fréchet Inception Distance (FID) 得分

Fréchet Inception Distance (FID) 是一种用于衡量图像生成进度的方法，它与人工智能系统“思考”合成图像与真实图像之间的差异有关，真实图像的FID得分为0，而看起来非常相似的合成图像的FID得分接近于0。

图2.1.6显示了过去两年中生成模型在STL-10数据库中生成合成图像方面的研究进展。STL-10数据库旨在测试系统在生成图像和收集其他图像信息方面的有效性。

### STL-10:FRÉCHET起始距离 (FID) 得分

来源：论文与代码，2020年|图表：2021年AI指数报告

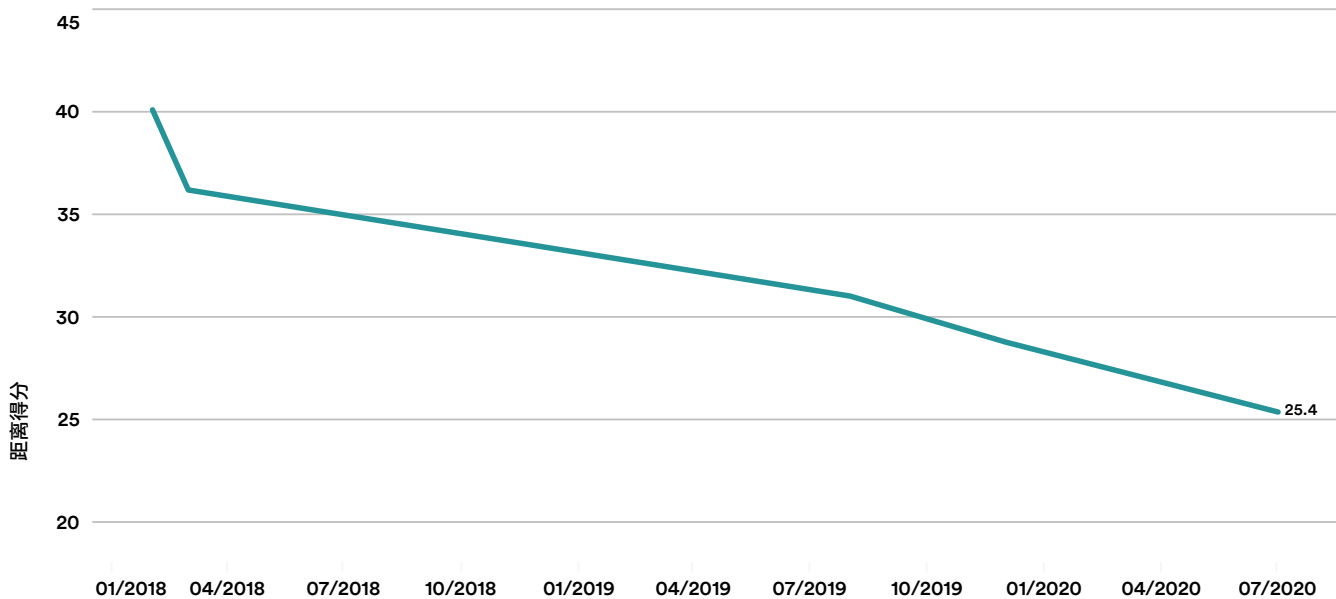


图 2.1.6

## FID 与现实生活

作为一种评估技术，FID有它的缺点：它通过使用模型本身数据的定量测量来评估图像生成的质量。而其它一些方法则能够利用人类团队来评估这些模型的输出。例如，人眼感知评估（HYPER）方法，这种方法向人类显示合成图像，人类看到合成图像后对合成图像进行定性评级来完成评估，从而判断图像质量。这种方法比经典的FID评估方法成本更高，运行速度也更慢。但是，随着生成模型本身的不断改进，考虑引入人类团队的方式可能会变得越来越重要。

**定性示例：**您可以查看合成图像质量随时间的变化来感受技术的进步。在图2.1.7中，您可以看到按照时间排序的人脸合成图像的最佳范例示例。到了2018年，这项技术的效果已经足够好了，人类已经很难对模型进行大幅改进（尽管可以训练机器学习系统来识别假货，但这项任务正在变得更具挑战性）。这为该领域的最新进展提供了一个很好的示例，同时强调了需要引入新的评价方法来衡量未来研究进展的重要性。

## GAN在人脸合成中的发展

来源: Goodfellow et al., 2014; Radford et al., 2016; Liu & Tuzel, 2016; Karras et al., 2018; Karras et al., 2019; Goodfellow, 2019; Karras et al., 2020; AI Index, 2021

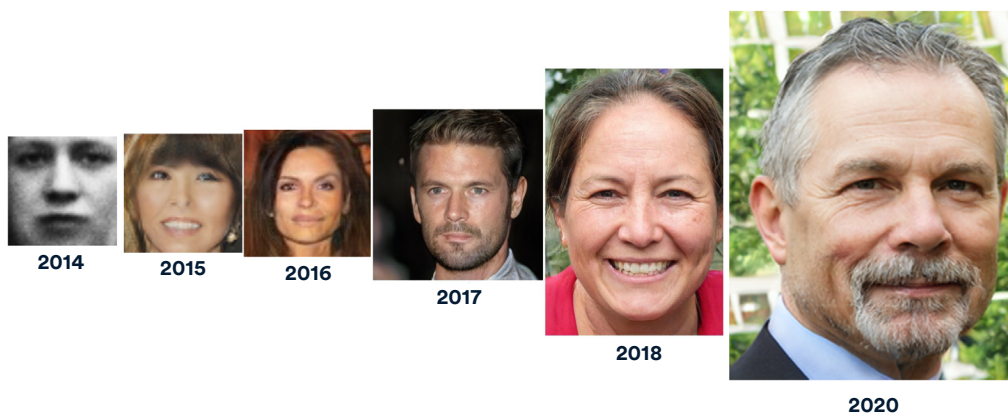


图 2.1.7

## DEEPPFAKE 检测

图像合成技术的进步在给人类带来威胁的同时，也带来了新的机遇。例如，近年来研究人员利用合成图像技术的突破，开发出能够生成人脸合成图像的人工智能系统，这些系统可以将这些人脸合成图像叠加到照片或电影中其他人的脸上。人们把这种生成技术的应用称为“deepfake”。生成错误信息和制造（主要是歧视女性的）色情制品等都属于恶意使用deepfake的方式。为了解决这个问题，研究人员正在开发一种新的检测技术。

## Deepfake检测挑战 (DFDC)

Deepfake 检测挑战 (DFDC) 于2019年9月由 Facebook 创建，旨在衡量deepfake检测技术的进展。DFDC要求参赛者从大约100000个剪辑过的公共数据库中训练和测试他们的模型。参赛者提交的材料是根据对数损失函数评分的，这是一种基于概率的分类标准。较小的对数损失意味着能够更准确地预测deepfake视频。根据图2.1.8，2019年12月至2020年3月间，随着参赛方法或模型的不断改进，对数损失下降了约0.5。

### deepfake检测挑战：log损失

来源：Kaggle, 2020 | 图表：2021 AI指数报告

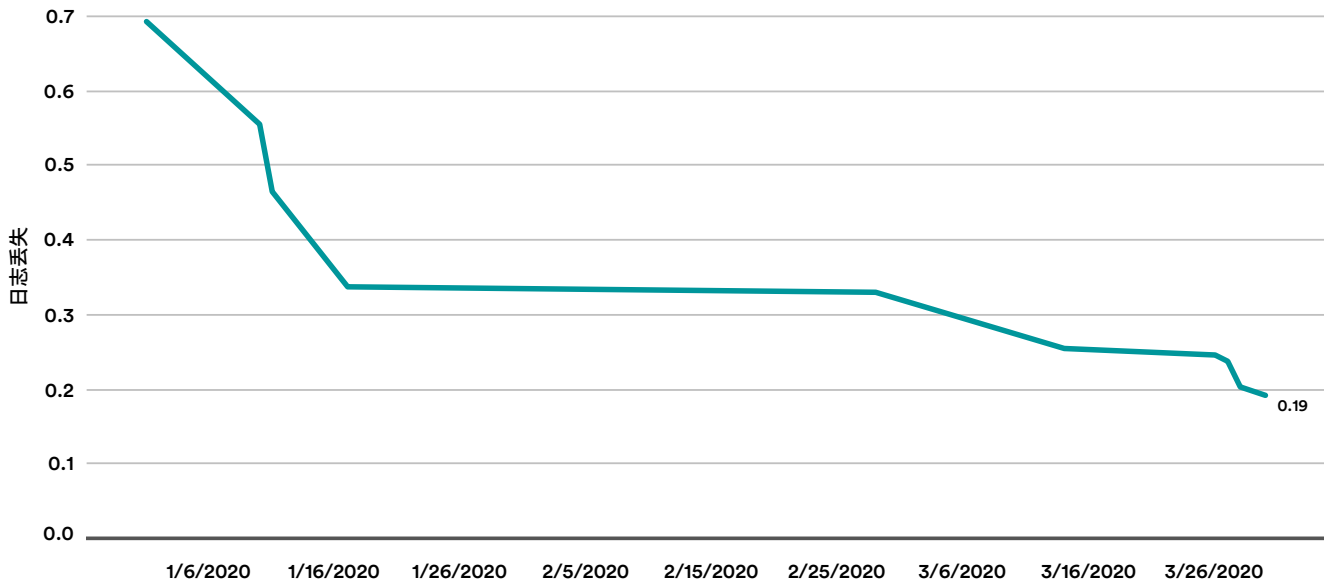


图 2.1.8

## 人体姿态估计

人体姿态估计是从一幅图像中估计人体各部位或关节（手腕、肘部等）位置的问题。人体姿态估计是一种经典的“全方位使用的”人工智能功能。能够完成这项任务的系统可用于一系列工业场景的应用中，例如，为时尚行业构建增强现实场景、基于人群躯干的行为分析、监视人们的特定行为、协助分析现场体育直播和体育赛事、将一个人的动作映射到虚拟化身中，等等。

### 上下文中的公共对象（COCO）数据集： 关键点检测挑战

上下文中的公共对象（COCO）是一个用于目标检测、分割和字幕显示的大型数据库，包含33万幅图像和150万个目标实例。它的关键点检测挑战任务要求机器同时检测到一个物体/一个人，并在图像中标定他们的身体关键点，比如一个人的肘部、膝盖和其他关节。该任务基于平均精度（Average precision, AP）来评估算法，AP是一种可用于测量目标检测器精度的测量标准。图2.1.9显示，在过去四年中，该任务中算法的准确度提高了约33%，最新算法的平均准确度达到了80.8%。

#### COCO关键点挑战：平均精度

来源：COCO排行榜，2020年|图表：2021年AI指数报告

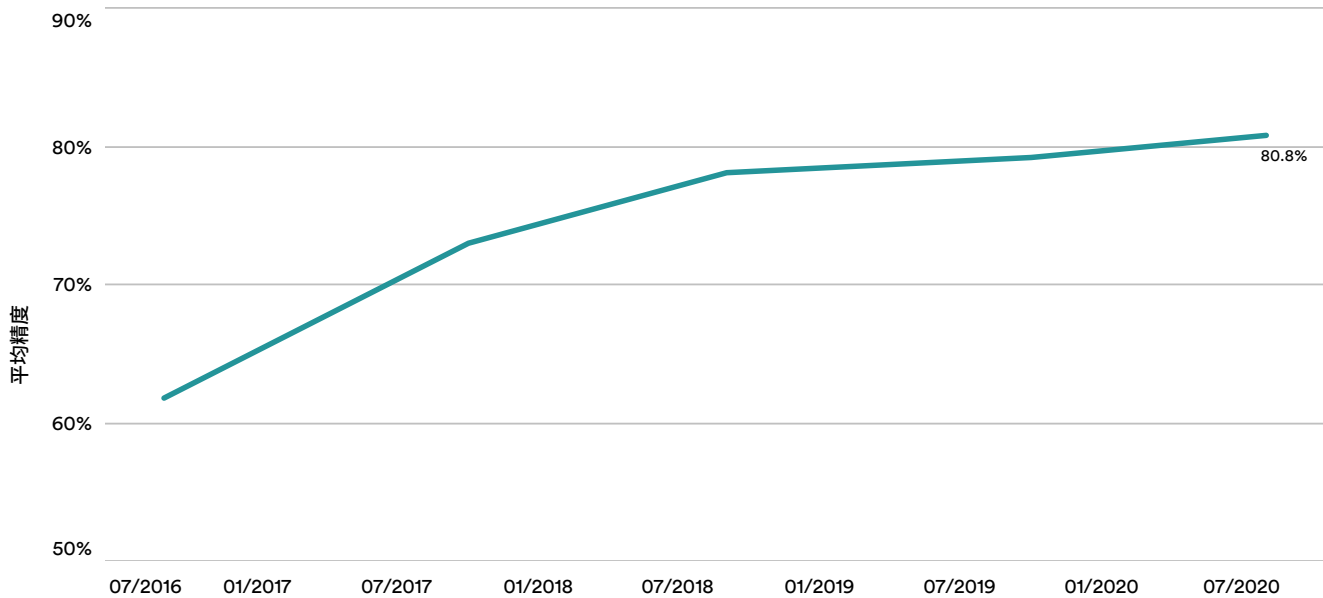


图 2.1.9

## 上下文中的公共对象 (COCO) 数据集： DensePose挑战

DensePose，即密集人体姿态估计，是一项从二维图像中提取人体三维网格模型的任务。2018年，DensePose系统公开之后，Facebook建立了DensePose COCO。这是一个大规模数据库，其中包含了在50000张COCO图像上进行的图像到曲面的对应关系的标注。自此，DensePose被作为标准的基准数据库使用。

COCO-DensePose挑战的任务包括：检测人、分割人体，以及估计属于人体的图像像素和模板3D模型之间的对应关系。该任务使用测地线点相似性 (GPS) 测量计算平均精度，GPS测量是用于测量估计点与图像中身体点的真实位置之间的测地线距离的对应关系匹配程度得分。该任务的准确度从2018年的56%提高到了2019年的72% (图2.1.10)。

### COCO Densepose挑战：平均精度

来源：arXiv&CodaLab, 2020年|图表：2021年AI指数报告

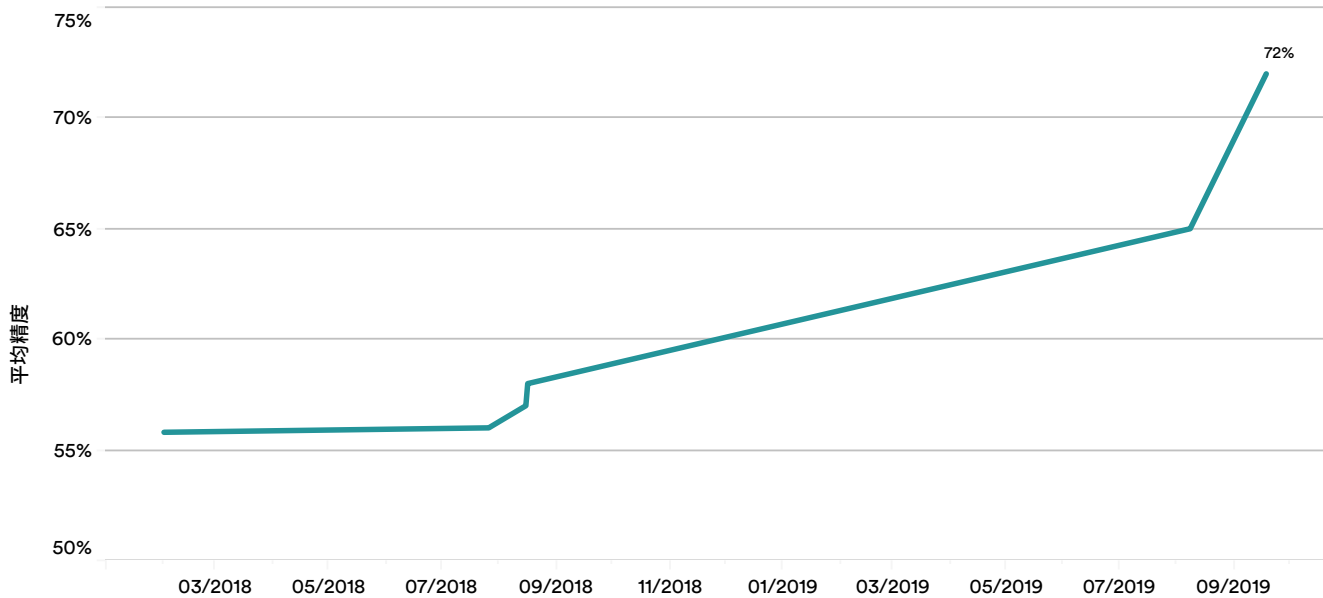


图 2.1.10

## 语义分割

语义分割的任务是将图像中的每一个像素分类为一个特定的标签，如人、猫等。图像分类任务是为整幅图像确定一个标签，而语义分割则是试图分割给定图像中的不同目标和对象，从而实现更细粒度的识别。语义分割是自动驾驶汽车（识别和隔离道路上的物体）、图像分析、医疗应用等使用的基本输入技术。

### 城市景观Cityscapes数据集

Cityscapes是一个大规模数据库，包含了一年多个月（春季、夏季和秋季）白天记录的50个不同城市的各种城市街道场景。该数据库包含5000张高质量、像素级标注的图像和20000张每周标记的图像。语义场景

的理解，尤其是在城市空间中，对自动驾驶车辆的环境感知至关重要。Cityscapes可以应用于训练深度神经网络来了解城市环境。

Cityscapes中的语义分割是一个像素级的语义标注任务。这个任务需要一个算法来预测图像的每个像素的语义标记，从而将图像划分为不同的类别，如汽车、公共汽车、人、树和道路。参赛者基于交并比 (IoU) 分数对参赛结果进行评估。较高的IoU分数代表着较好的分割准确度。2014年至2020年间，平均IoU分数提高了35%（图2.1.11）。2016年和2017年，通过引入残差网络，该项竞赛的结果水平显著提高。

#### Cityscapes挑战：像素级语义标注任务

来源：论文与代码，2020年|图表：2021年AI指数报告

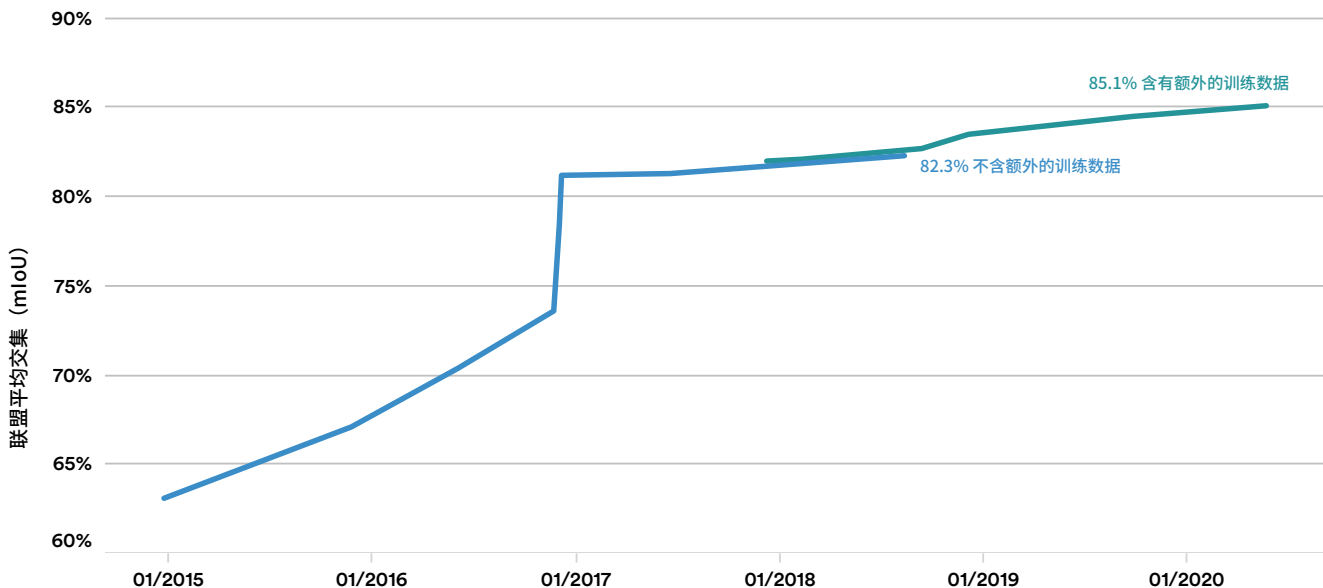


图 2.1.11



## 嵌入式视觉

迄今为止的性能数据表明，计算机视觉系统近年来取得了巨大的进步。目标识别、语义分割和人体姿态估计等都达到了非常好的性能水平。不过，这些视觉任务都是被动的或虚空的。也就是说，这些系统可以控制从相机中获取的图像或者视频，但是并不能与周围的环境进行物理互动。基于这些被动任务的持续改进，研究人员现在已经开始开发更先进的人工智能系统，这些更先进的系统是交互式的或具体化的，也就是说，这些系统可以与周围的环境进行物理交互并改变这些环境。例如，一个机器人可以目测一座新建筑并完成自主导航，或者一个机器人可以通过观看视觉演示来自己学习组装零件，而并不需要程序员为此手动编程。

这一领域的研究进展目前是由复杂模拟环境的发展推动的，研究人员可以在虚拟空间中部署机器人，模拟他们的相机看到和捕捉到的东西，并开发用于导航、目标搜索和目标物抓取等交互任务的人工智能算法。由于这一领域还处于相对较早的研究阶段，目前很少有标准化的测量标准来衡量研究进展。本报告中给出一些可用模拟器的简要要点、它们的发布年份，以及其它重要特性。

- **Thor** (AI2, 2017) 专注于顺序抽象推理，可将预定义的“魔术”动作用于目标对象。
- **Gibson** (Stanford, 2018) 专注于通过3D扫描仪获得的真实感环境中的视觉导航。
- **iGibson** (Stanford, 2019) 专注于根据真实房屋绘制并可操作的大型真实场景中的完全交互：导航+操纵（在机器人学中称为“移动操纵”）。
- **AI-Habitat** (Facebook, 2019) 专注于视觉导航，强调更快的执行速度，实现计算成本更高的方法。
- **ThreeDWorld** (麻省理工学院和斯坦福大学, 2020) 通过游戏引擎关注照片级真实感环境，并增加了对柔性材料、流体和声音的模拟。
- **SEAN-EP** (Yale, 2020) 是一个具有模拟虚拟人类的人-机交互环境，可以通过web浏览器收集人类的远程演示。
- **Robosuite** (Stanford和UT-Austin, 2020) 是一个用于机器人学习的模块化仿真框架和基准。

视频分析是对连续图像帧进行推断的任务，有时也包括音频输入。尽管许多AI任务依赖于图像对推断，但越来越多的应用需要计算机视觉来完成视频的解析。例如，识别特定的舞蹈动作可受益于看到按时间顺序链接的帧的变化；推断某个人在人群中移动，或是机器随时间进行一系列运动时也是如此。

## 2.2 计算机视觉-视频

### 活动识别

活动识别的任务是从视频片段中识别出各种各样的活动。它有许多重要的日常应用，包括摄像机监控和机器人自主导航。目前，对视频理解的研究仍然集中在较短时间的事件中，比如几秒钟长的视频。较长时间的视频理解正在获得越来越多的关注。

### ActivityNet

ActivityNet于2015年推出，是一个人类活动理解的大型视频基准。该基准测试了算法在视频中标记和分类人类行为的能力。通过提高ActivityNet等类似任务的性能，人工智能研究人员正在开发一种系统，这种系统可以对复杂行为进行分类，这种复杂行为比单个图

像中包含的行为分类难度更大。比如根据自动驾驶汽车的视频输入中描述行人的行为，或者为体育赛事中的特定动作提供更好的标记。

### ActivityNet 时间动作定位任务

ActivityNet挑战中的时间动作定位的任务要求是：检测600个小时内包含多个活动的未剪辑视频序列中的时间片段。针对这项任务的评价主要集中在：（1）定位：系统如何准确地定位时间间隔的开始时间和结束时间；（2）识别：系统如何正确地识别活动并将其划分为正确的类别（如投掷、攀爬、遛狗等）。图2.2.1显示，在过去五年中，所提交的关于时间动作定位任务的结果的最高平均精度增长了140%。

#### ActivityNet时间动作定位任务

来源：ActivityNet, 2020 | 图表：2021 AI指数报告

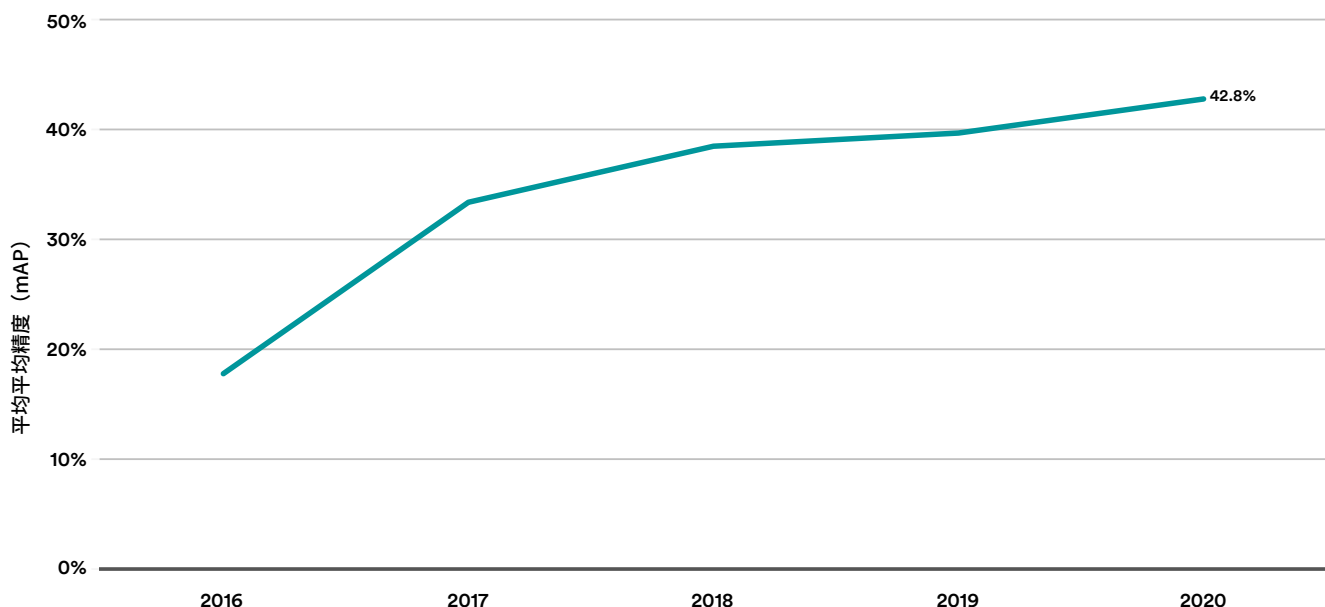


图 2.2.1

### ActivityNet: 最困难的活动

图2.2.2显示了2020年时间行动定位任务中最困难的活动，以及它们的平均精度与2019年结果的比较。喝咖啡（Drinking coffee）仍然是2020年被认为最困难

的活动。石头剪子布（Rock-paper-scissors）虽然仍然是排名第十的最困难的活动，但它的改进是相当巨大的，增长了129.2%，即从2019年的6.6%增加到了2020年的15.22%。

2019-20年ActivityNet: 最困难的活动, 2019-20

来源: ActivityNet, 2020 | 图表: 2021 AI指数报告

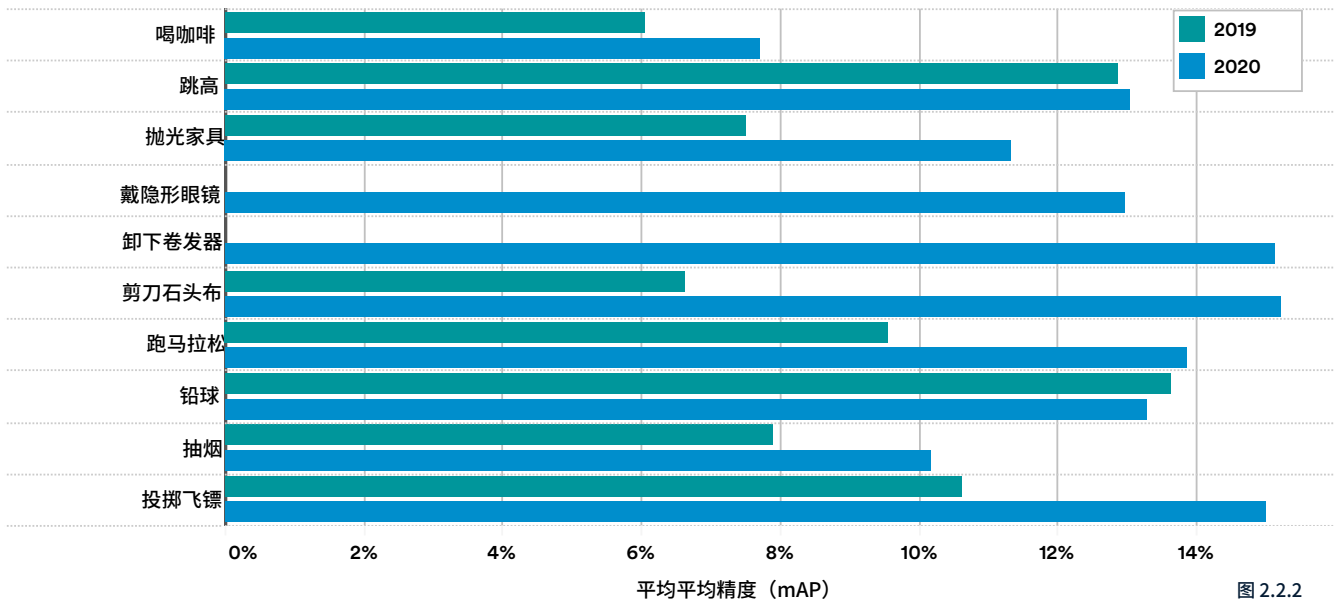


图 2.2.2

## 目标检测

目标检测是在图像中识别给定目标的任务。一般来说，在实际场景中部署的系统中，图像分类和图像检测任务通常是耦合在一起的。解决衡量已部署的目标识别系统改进情况的一个有效方法是研究广泛应用的目标监测系统的发展情况。

### 你只看一眼 (YOLO)

YOLO是一个广泛使用的开源的对象检测系统。YOLO的进展已经包含在YOLO变体的一个标准任务中，这样方便我们了解科学研究是如何普及到开源工具中的。自2015年首次发布以来，YOLO经历了多次迭代。随

着时间的推移，YOLO已经沿着两个约束条件进行了优化：性能和推理延迟，如图2.2.3所示。具体来说，这意味着通过测量YOLO，可以测量系统的先进性。这些系统可能没有达到绝对的最佳性能，但却是围绕现实世界的需要而设计的，比如对视频流的低延迟推断。因此，YOLO系统可能并不总能达到研究论文中所定义的绝对最佳性能，但当面临诸如推理时间之类的权衡时，它们能够代表良好的实用性能。

#### YOLO：平均精度

来源：Redmon&Farhadi (2016&2018)、Bochkovskiy等人 (2020)、Long等人 (2020) | 图表：2021 AI指数报告

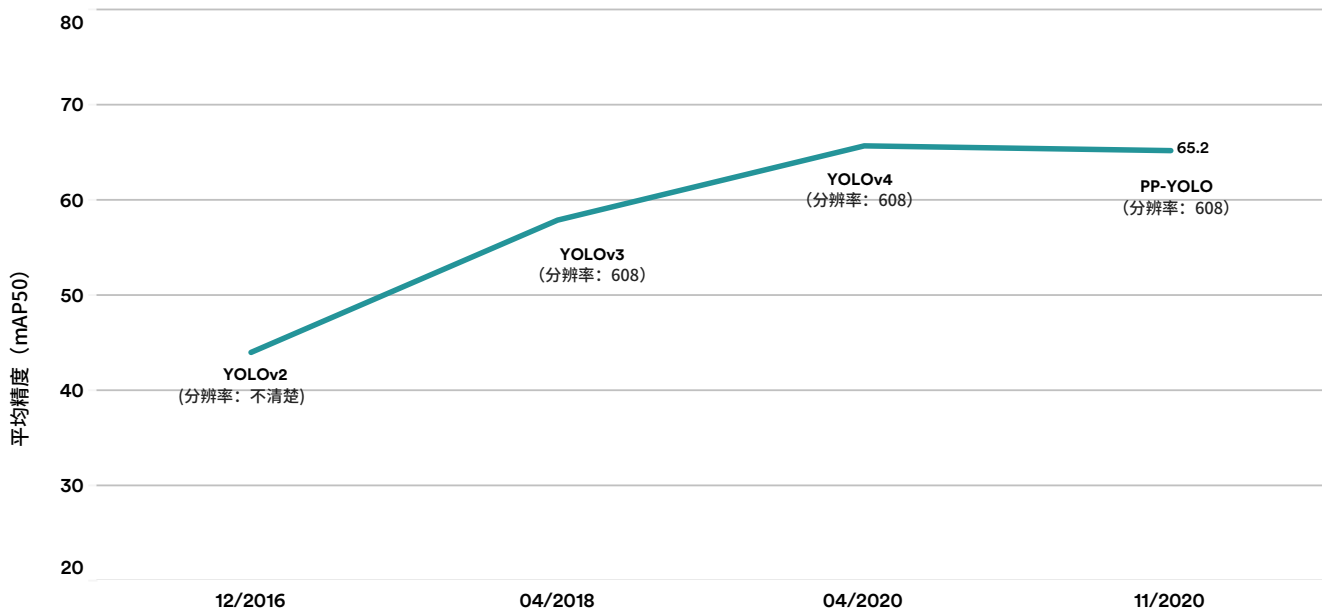


图 2.2.3

## 人脸检测和识别

人脸检测和识别是人工智能的一个应用案例，它有着巨大的商业市场，并引起了政府和军方的极大兴趣。因此，这一领域的发展让我们能够了解到人工智能发展中具有重要经济意义部分的进步和发展速度。

### 美国国家标准与技术研究所 (NIST) 人脸识别供应商测试 (FRVT)

美国国家标准与技术研究所 (NIST) 的人脸识别供应商测试 (FRVT) 提供了对商用和原型人脸识别技术的独立评估。FRVT 衡量用于民事和政府任务 (主要是执

法和国土安全) 的自动人脸识别技术的性能，包括签证照片、面部照片图像和虐待儿童图像的验证。

图2.2.4给出了在多个不同数据库中根据错误不匹配率 (FNMR) 测量的性能最好的1:1算法的结果。FNMR是指当试图将图像与个体匹配时算法失败的速率。在过去四年中，入案照和签证照的面部识别技术改进最为显著，错误率从接近50%下降到2020年的只有百分之零点几。<sup>4</sup>

2017-20年NIST FRVT 1:1数据库验证准确度

来源：美国国家标准与技术研究所，2020年|图表：2021年AI指数报告

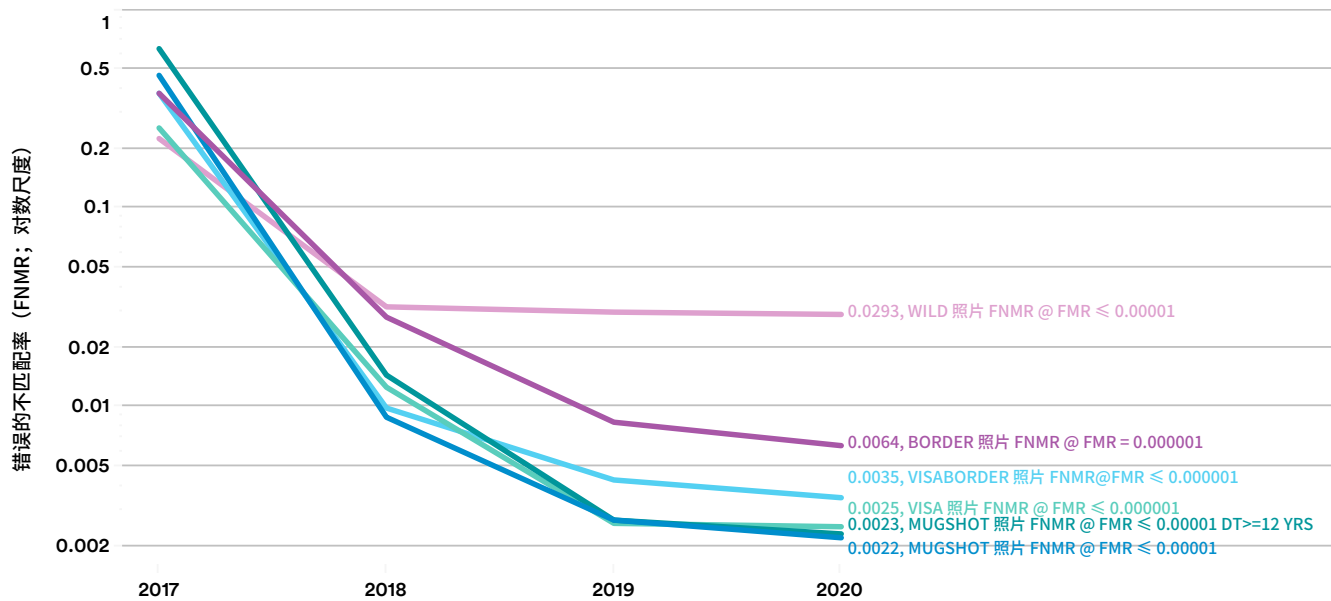


图 2.2.4

<sup>4</sup> 您可以在定期更新的FRVT 1:1验证报告上查看各种数据库的详细信息和示例。

自然语言处理 (NLP) 是指教会机器来解释、分类、操作和生成语言。从早期使用手写规则和统计技术到最近采用生成模型和深度学习, NLP 已经成为我们生活中不可或缺的一部分, 在文本生成、机器翻译、问答和其他任务中都有应用。

## 2.3 语言

近年来, 自然语言处理技术的进步使得数十亿人访问的大规模系统发生了重大变化。例如, 在2019年末, 谷歌开始将其BERT算法部署到搜索引擎中, 使得该公司称其内部质量指标有了显著改善。微软也紧随其后, 在2019年晚些时候宣布将使用BERT来改进其必应 (Bing) 搜索引擎。

### 英语理解基准

#### SuperGLUE

SuperGLUE于2019年5月推出, 它是一个单一的测量基准, 用于评估模型在已建立的数据库上执行一系列语言

理解任务的性能。SuperGLUE用更具挑战性和多样性的任务取代了之前的GLUE基准 (2018年推出)。

SuperGLUE得分是通过计算一组任务的平均得分得到的。微软的DeBERTa模型现在以90.3分的成绩高居SuperGLUE排行榜榜首, 而SuperGLUE的“人类基线”平均分为89.8分。虽然这并不意味着人工智能系统在所有SuperGLUE任务上的表现都超过了人类, 但这确实说明这一整套方法的平均表现已经超过了人类的基线。快速的研究进展 (图2.3.1) 表明, 未来SuperGLUE可能需要更具挑战性, 或者是被更难的任务所取代, 就像SuperGLUE取代了GLUE一样。

#### SuperGLUE基准

来源: SuperGLUE排行榜, 2020年图表: 2021 AI指数报告

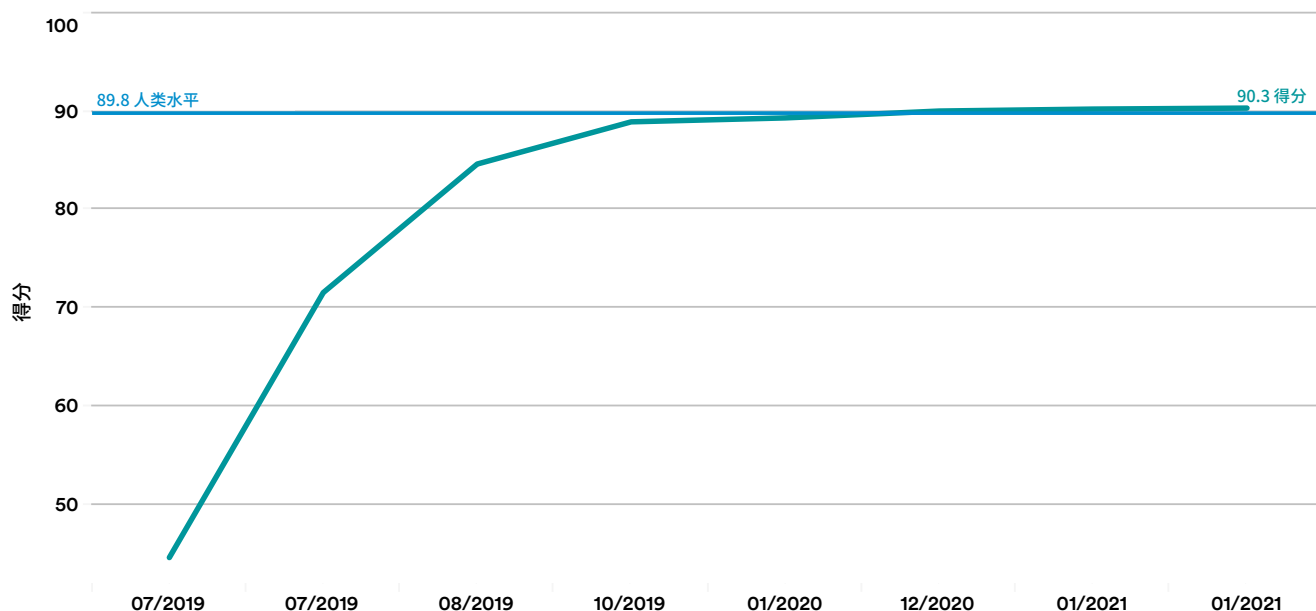


图 2.3.1

## SQuAD

斯坦福问答数据库（Stanford Question Answering Dataset，简称SQuAD）是一个阅读理解基准，它衡量NLP模型能够为一篇小文章的一系列问题提供简短答案的准确程度。SQuAD测试人员通过让一群人阅读维基百科关于各种主题的文章，然后回答关于这些文章的多项选择题，构建了一个人类表现基准。通过向模型发送相同的任务，并根据F1分数或模型预测和正确答案之间的平均重叠进行评估。分数越高，表现越好。

在原始SQuAD发布两年后的2016年，随着最初的基准测试显示参赛者的表现越来越快（这也反映了GLUE和SuperGLUE的发展趋势），SQuAD2.0应运而

生。SQuAD2.0将SQuAD1.1中的100000个问题与众包工人编写的50000多个无法回答的问题结合起来，形成了一份类似于可回答问题的问题集。其目的是测试系统回答问题的能力，并确定系统在何种情况下能够知道不存在答案。

如图2.3.2所示，SQuAD 1.1的F1成绩从2016年8月的67.75分提高到了2018年9月的91.22分（25个月），而SQuAD 2.0仅用了10个月的时间就超过了人类的表现（从2018年5月的66.3分提高到2019年3月的89.47分）。2020年，最先进的SQuAD 1.1和SQuAD 2.0的F1成绩分别达到了95.38分和93.01分。

### SQuAD 1.1和SQuAD 2.0: F1得分

来源：CodaLab工作表，2020年 图表：2021年AI指数报告

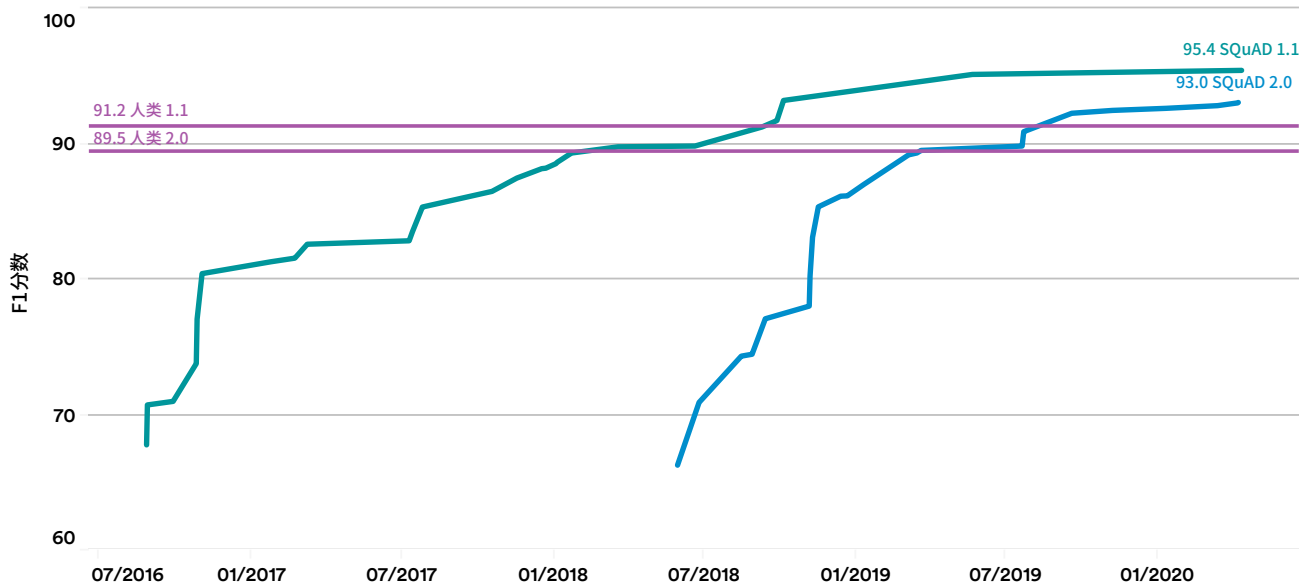


图 2.3.2

## 商用机器翻译

机器翻译（MT）是计算语言学的一个分支领域，研究如何使用软件将文本或语音从一种语言翻译成另一种语言。由于机器学习技术的不断进步，目前，机器翻译的研究已经取得了显著的进步。机器翻译的最新进展使得开发人员从符号方法逐渐转向同时使用统计和深度学习的方法。

## 商用机器翻译系统的数量

商用机器翻译系统数量的变化趋势说明了商用机器翻译技术的显著改进及其在商用市场的迅速推广。据一家评估商用机器翻译服务的初创公司Intento介绍，2020年，使用预训练模型的商用独立云机器翻译系统数量从2017年的8个增加到了28个（图2.3.3）。

### 独立机器翻译服务的数量

来源：Intento, 2020 | 图表：2021 AI 指数报告

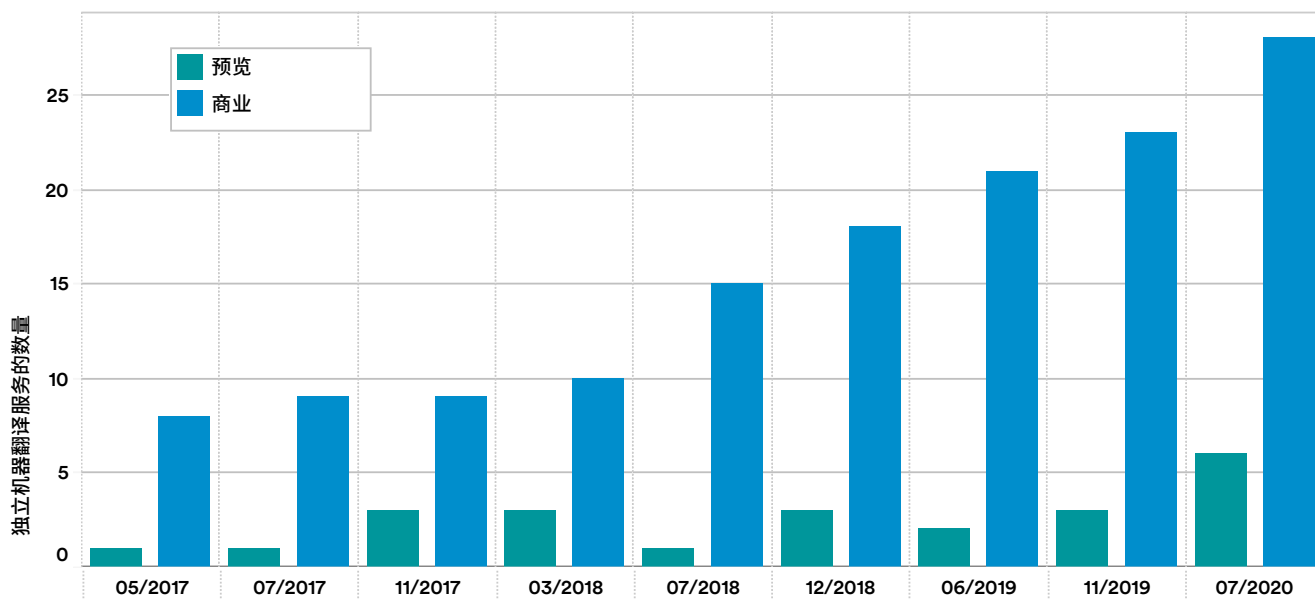


图 2.3.3



## GPT-3

2020年7月，OpenAI发布了GPT-3，这是已知最大的密集语言模型。GPT-3有1750亿个参数，并基于570Gb的文本完成训练。相比之下，它的前身GPT-2的体积要小100多倍，只有15亿个参数。这种规模的增加产生了令人惊讶的效果：对于只有0个或少量训练样本的任务来说，GPT-3仍可以在未经训练的情况下完成任务（分别称为零样本和少样本学习）。这对于GPT-2来说几乎是不可能完成的。此外，对于某些任务（但不是所有任务，如SuperGLUE和SQuAD2），GPT-3的性能要优于其它先进模型，而这些先进模型是需要依赖于大量训练样本来完成这些任务的。

图2.3.4引用自GPT-3论文，展示了在零样本、单样本和少样本学习模式下，模型规模（从模型参数量角度评估）对任务完成的准确度（越高越好）的影响。曲线上的每个点对应一个平均性能准确度，该平均性能准确度是42个基准准确度的聚合结果。随着模型规模的增大，所有任务区域的平均准确度也相应提高。与零样本学习相比，少样本学习的准确度随着模型规模增大而提高的速度更快。这表明，给定较小的文本，大型模型的表现出奇地好。

### GPT-3: 42个基准的平均性能

来源：OpenAI (Brown等人)，2020年|图表：2021年AI指数报告

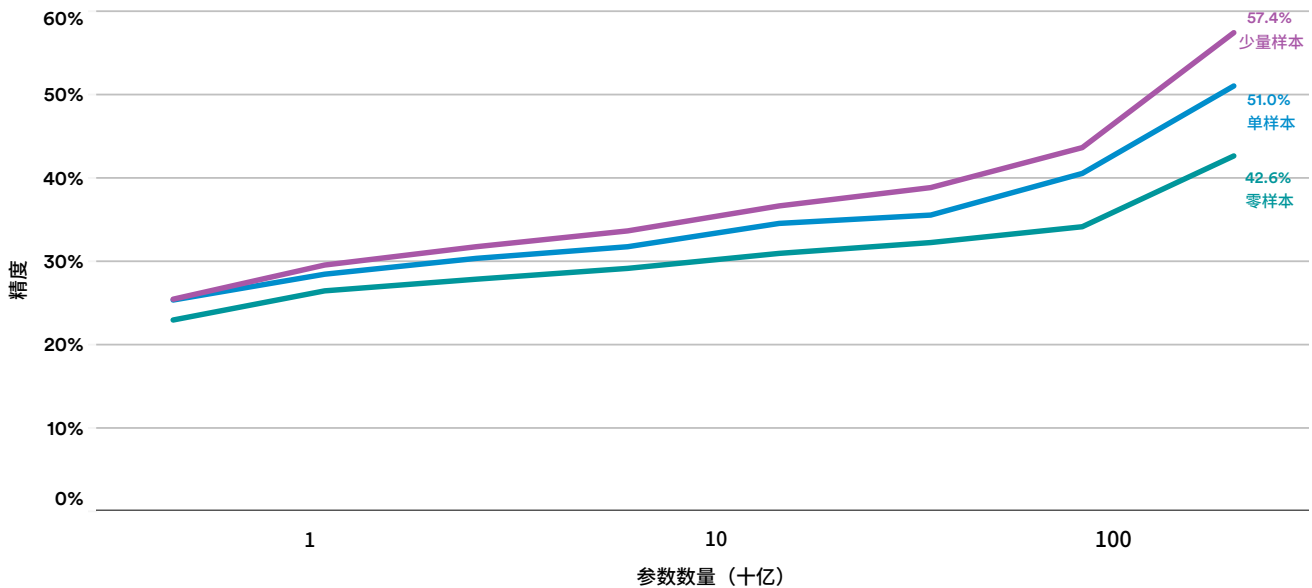


图 2.3.4

一个单一的模型可以在有限的训练数据范围内达到最先进的或接近最先进的性能，这一点是非常让人印象深刻的。到目前为止，大多数模型都是为单个任务设计的，因此可以通过单个指标进行有效评估。根据 GPT-3，我们预测将会出现一个新的基准，这个基准能够用于评估零到少样本学习的语言模型的性能。当然，这项工作并不简单。开发人员发现了越来越多的模型新功能（例如，根据一段文本描述直接生成网页），这些新功能很难明确定义，更不用说衡量它们的性能了。尽管如此，人工智能指数仍致力于跟踪这些新功能的性能和效果。

尽管 GPT-3 的性能非常好，但它仍有一些缺点，其中很多缺点已经在最初的论文中进行了分析和阐述。例如，它可能会生成包含种族主义、性别歧视或带有其它偏见的文本。此外，GPT-3（包括其它语言模型）还可能生成不可预测的和不符合事实的文本。关于如何控制和“引导”这类生成文本以使其更好地符合人类价值观的技术研究尚处于起步阶段，但我们相信它的研究前景是非常好的。此外，GPT-3 的训练成本也非常高，这意味着目前只有少数掌握丰富资源的组织或机构能够负担得起开发和部署此类模型的费用。最后，GPT-3 的应用领域非常广泛，从聊天机器人到计算机代码生成再到搜索。未来用户还可能会发现更多的应用领域，包括好的和坏的，这使得人们很难确定 GPT-3 可能的应用范围并预测它们对社会的影响。

然而，一些大学和产业研究实验室（包括 OpenAI）正在针对解决负面应用的问题开展研究。欲了解更多详情，请参阅 [Bender 和 Gebu 等人的研究成果](#)，以及最近斯坦福大学人类中心人工智能研究所（HAI）研讨会的论文集（OpenAI 的研究人员也对该论文集贡献了大量工作）：[《理解大型语言模型的能力、局限性和社会影响》](#)。

**一个单一的模型可以在有限的训练数据范围内达到最先进的或接近最先进的性能，这一点是非常让人印象深刻的。到目前为止，大多数模型都是为单个任务设计的，因此可以通过单个指标进行有效评估。**

## 2.4 语言推理能力

### 视觉和语言推理

视觉和语言推理主要研究解决机器对视觉和文本数据的联合推理能力。

### 视觉问答 (VQA) 挑战

2015年推出的VQA挑战的任务是给定一个图像和一个基于公共数据集的关于图像的自然语言问题，要求机器给

出准确的自然语言答案。图2.4.1显示，自2015年在国际计算机视觉会议 (ICCV) 上第一次发布以来，VQA挑战的准确度增长了近40%。2020年挑战赛的最高准确度为76.4%。这一成果已经非常接近于人类基线80.8%的准确度，与2019年排名靠前的几个算法相比性能提高了1.1%。

#### 视觉问答 (VQA) 挑战：准确度

来源：VQA挑战，2020年|图表：2021年AI指数报告

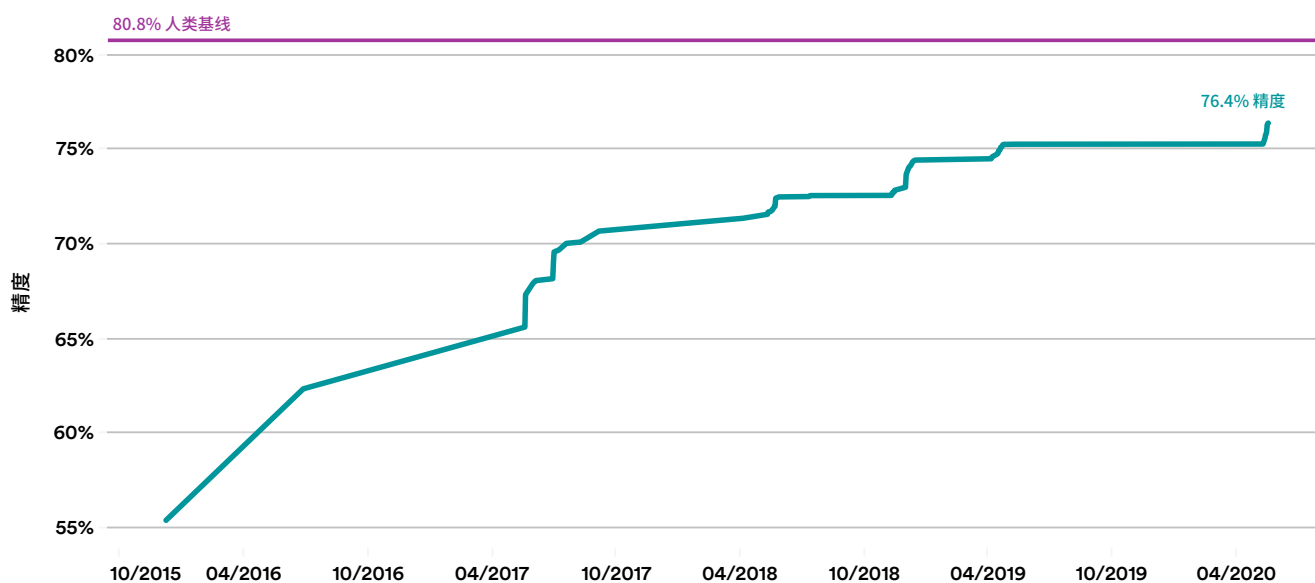


图 2.4.1

### 视觉常识推理任务

视觉常识推理 (VCR) 任务于2018年首次推出，它的要求是机器回答一个关于给定图像的具有挑战性的问题，并通过推理证明该答案的正确性（而VQA只要求回答）。VCR数据库包含了29万对选择题、答案和基本原理，以及超过11万张来自电影场景的图像。

VCR任务的主要评估模式是Q->AR分数。它要求机器首先在四个答案选项 (Q->A) 中选择一个问题 (Q) 的正

确答案 (A)，然后根据答案在四个理由选项中选择正确的理由 (R)。得分越高代表任务完成的越好。人类在这项任务中的QA->R得分为85分。性能最好的模型的Q->AR分数从2018年的44分提高到了2020年的70.5分（图2.4.2）。与2019年最好的几个模型相比，2020年最优模型的性能提高了60.2%。

#### 视觉常识推理 (VCR) 任务：Q->AR得分

来源：VCR排行榜，2020年|图表：2021年AI指数报告

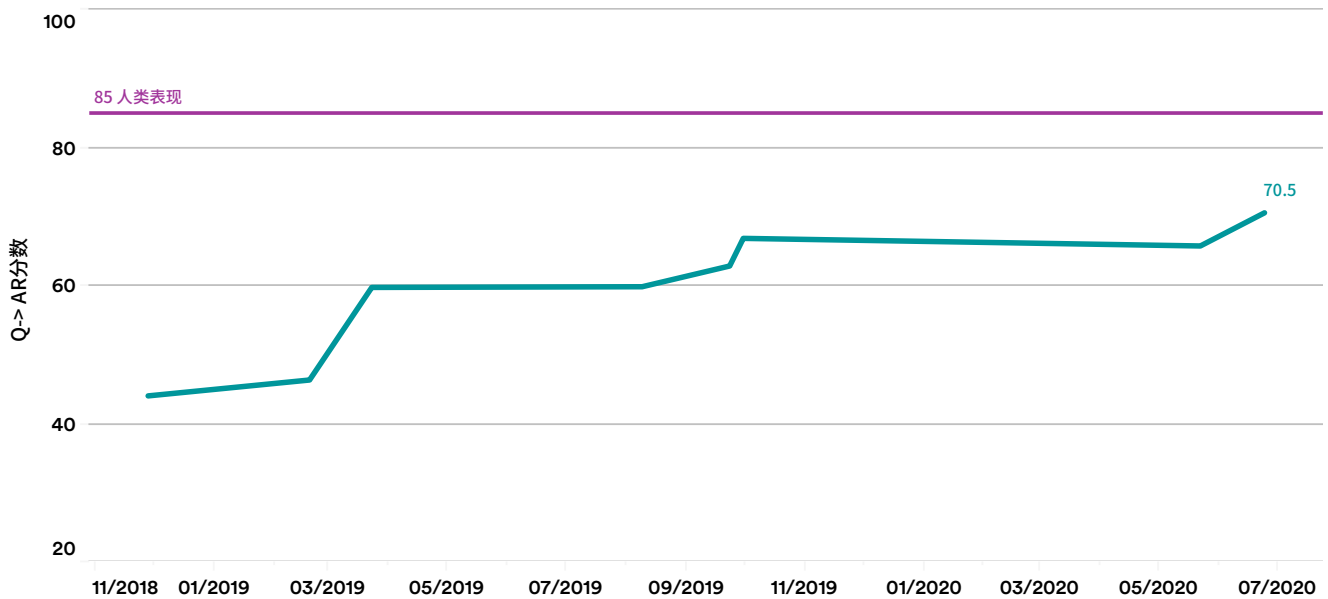


图 2.4.2

人工智能研究的一个主要方向是通过音频数据进行分析及合成人类语音。仅今年，机器学习方法极大地提高了这一类型任务的性能。

## 2.5 语音

### 语音识别

语音识别，或称为自动语音识别（ASR），是指令机器能够识别口语单词并将其转换为文本的过程。自1962年IBM推出第一项语音识别技术以来，随着Amazon Alexa、Google Home和Apple Siri等语音驱动应用的日益普及，这项技术也在不断发展。特别是深度神经网络的灵活性和强大的预测能力，使得语音识别变得更加容易。

### 语音转录：LibriSpeech

2015年首次推出LibriSpeech数据库。该数据库包括了有声读物中1000小时的语音，已经广泛应用于语音识别技术的开发和测试。近年来，基于神经网络的人工智能系统显著提高了LibriSpeech的性能，将单词错误率（WER；0%是最佳性能）降低到了2%左右（图2.5.1a和图2.5.1b）。

开发者可以通过两种方式在LibriSpeech上测试系统：

- Test Clean评估系统从LibriSpeech数据库中高质量子库转录语音的能力。这个测试能够评估人工智能系统在可控的环境中的性能。
- Test Other确定系统如何处理LibriSpeech数据库中的低质量子库。这个测试能够评估人工智能系统在噪声更大（也可能是更符合现实条件）的环境中的性能。

最近，这两个数据库中的研究都取得了实质性进展。在过去两年中出现了一个重要趋势：前沿系统的Test Clean和Test Other之间的性能差距已经开始明显缩小，从2015年末超过7个百分点的绝对性能差距，转变

为2020年低于1个百分点的性能差距。这表明ASR系统的健壮性有了显著的提高，同时也表明LibriSpeech的性能正在趋于饱和，换句话说，我们可能需要难度更大的测试了。

### 说话人识别：VoxCeleb

说话人识别的任务目的是测试机器学习系统如何将语音对应到特定的人。VoxCeleb数据库于2017年首次推出，该数据库中包含6000名不同说话人的100多万条话语。说话人识别任务的评估指标是机器将特定语音对应到特定说话人的错误率。VoxCeleb中较好（较低）的分数代表了一台机器在6000个语音中分辨一个语音的能力。VoxCeleb的评估方法是等错误率（EER），这是身份验证系统中常用的测量标准。EER为假阳性率（错误地分配标签）和假阴性率（未能分配正确的标签）提供了测量标准。

近年来，这项任务的进展主要来自混合系统，这一类系统融合了现代深度学习方法和更加结构化的算法，主要是由语音处理社区开发完成。到2020年，该任务中的错误率已经非常低，计算机能够大概率（99.4%）将语音正确对应到特定的说话人（图2.5.2）

尽管如此，这项任务中也存在一些难点：例如，处理不同口音的说话人识别问题，以及在大型数据库中区分说话人的挑战（在10亿人中识别一个人比在一组6000人的VoxCeleb训练库中确定一个人要困难的多）。

## LIBRISPEECH：字错误率，Test Clean

来源：论文与代码，2020年|图表：2021年AI指数报告

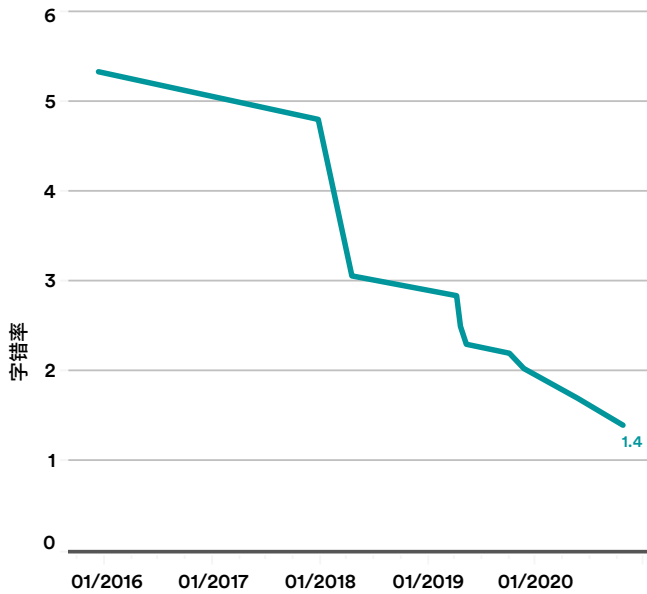


图 2.5.1a

## LIBRISPEECH：字错误率，Test Other

来源：论文与代码，2020年|图表：2021年AI指数报告

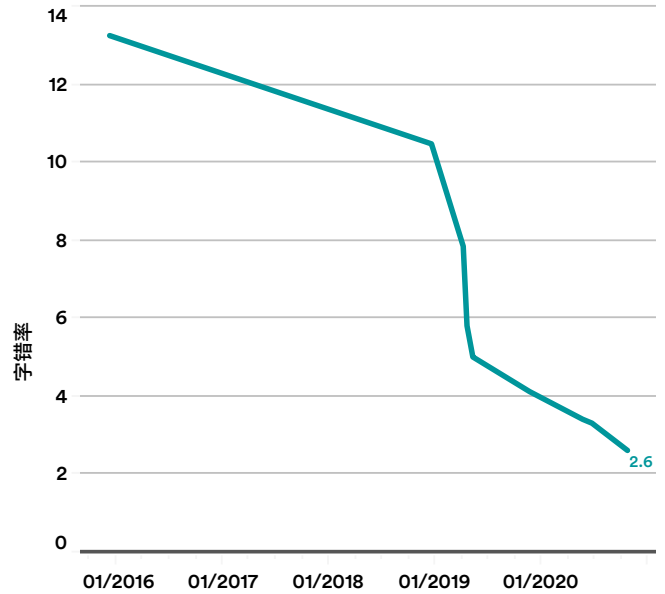


图 2.5.1b

## VOXCELEB：均等错误率

来源：VoxCeleb，2020年|图表：2021年AI指数报告

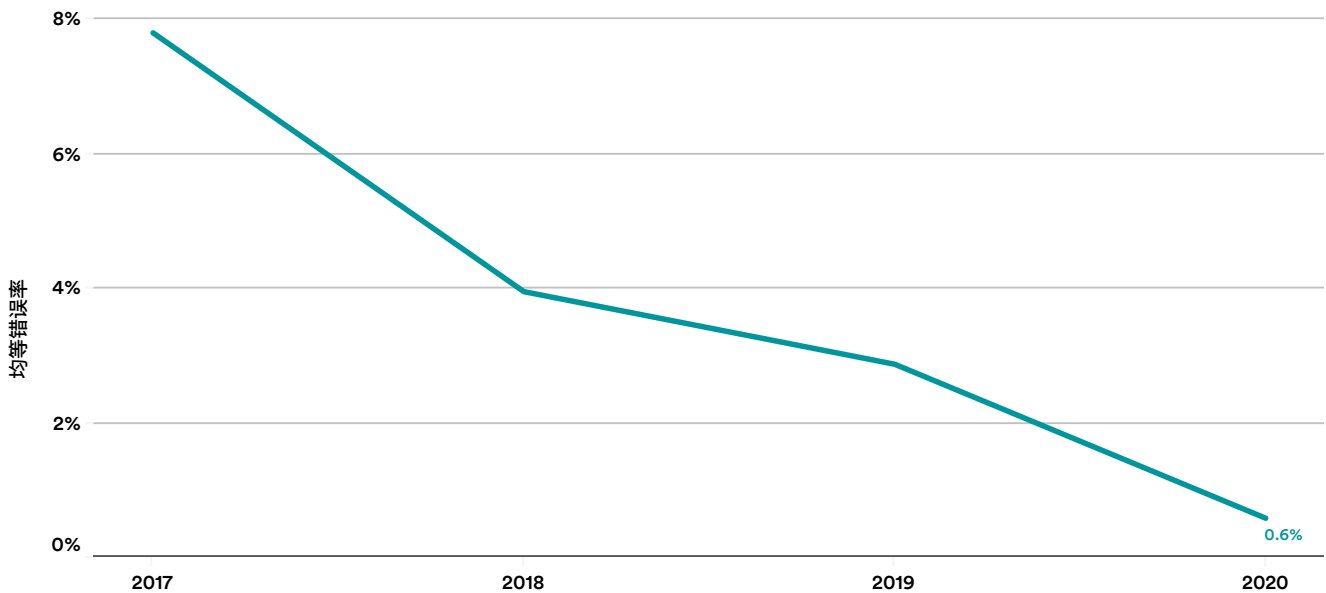


图 2.5.2

## 语音识别技术中的种族差异

斯坦福大学的研究人员发现，先进的 ASR 系统表现出了明显的种族和性别差异，他们错误识别黑人说话人的频率是白人的两倍。在这篇题为《[自动语音识别中的种族差异](#)》的论文中，作者利用亚马逊、苹果、谷歌、IBM 和微软提供的先进的语音到文本（speech-to-text）服务，采访了 42 名白人和 73 名黑人，转录了数千段白人和黑人的音频片段。

结果表明，平均而言，系统处理白人说话人语音的错误率大概每百个字有 19 个错误，而处理黑人说话人语音的错误情况是大概每百个字有 35 个错误，几乎是白人错误率的两倍。此外，这些系统在黑人男性中的表现尤其糟糕，每一百个单词就有 40 多个错误（图 2.5.3）。从图 2.5.4 中的详细对比可以看出，不同公司之间 ASR 系统的差距很小（图 2.5.4）。这篇论文的研究结果强调了解决人工智能技术引发的偏见问题的重要性，同时强调当这项技术成熟且在实际场景中部署应用时应当着重考虑并确保其公平性。

先进的语音到文本（speech-to-text）服务测试：2019 年按服务和种族展示的文字错误率

来源：Koenecke 等人，2020 年 | 图表：2021 年 AI 指数报告

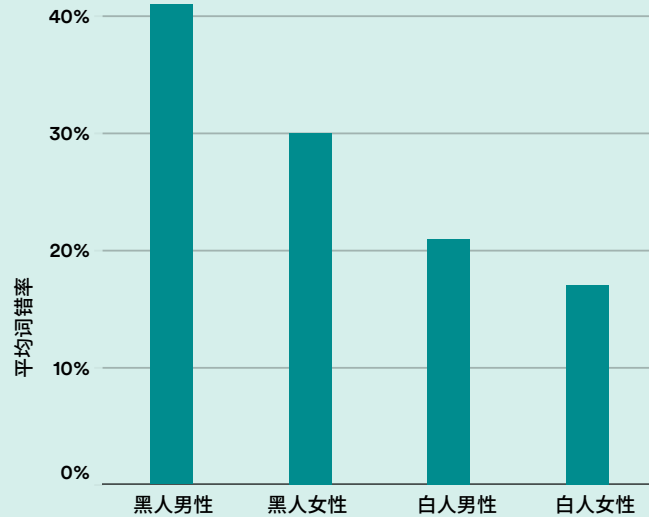


图 2.5.3

领先的语音到文本服务测试：2019 年按服务和种族划分的单词和种族展示的文字错误率

来源：Koenecke 等人，2020 年 | 图表：2021 年 AI 指数报告

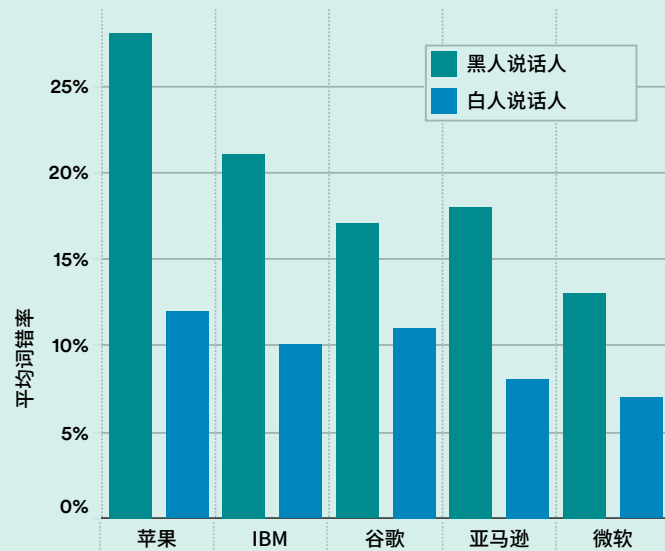


图 2.5.4

本节讨论人工智能中符号（或逻辑）推理问题的研究进展，即从一系列假设中得出结论的过程。我们考虑两个主要的推理问题，布尔可满足性（SAT）和自动定理证明（ATP）。这两个定理都有对应的现实世界中的应用（例如，电路设计、调度、软件验证等），并给这类问题的测量评估带来了巨大的挑战。针对SAT的分析讨论了如何逐步将该领域的整体改进任务具体分配到各个系统中。此外，针对ATP分析展示了如何测量一个不断变化的测试库的性能。

以下所有分析均为本报告首次发布。Lars Kotthoff编写了文本并为SAT部分进行了分析。Geoff Sutcliffe、Christian Suttner和Raymond Perrault为ATP部分编写了文本并进行了分析。在撰写本文时，这项工作尚未发表。因此，附录中包含了一份更严格的学术版本（包括参考文献、更精确的细节和详细的上下文内容）。

## 2.6 推理

### 布尔可满足性问题

由Lars Kotthoff分析并撰写

SAT问题考虑针对一组由逻辑连接词连接的布尔变量的赋值问题，即：是否有赋值能够使得它所表示的逻辑公式为真。真实场景中的一些问题，如电路设计、自动定理证明和调度等，都可以用SAT问题来表示和解决。

我们对在过去五年（2016-2020年）的SAT竞赛中排名靠前、中位数和排名靠后的SAT解算器的性能进行了分析。这项竞赛已经进行了近20年，目的是评估和比较先进方法的性能。15个解算器都在全部400个SAT实例中运行并评估解算所有实例所需的时间（以CPU秒为单位）。<sup>5</sup>这400个SAT实例是2020年比赛主赛道中的全部实例。全部解算器都在同一硬件上运行，这样，跨年度的性能比较就不会因硬件效率的改进而混淆。

虽然2016年至2018年最佳解决方案的性能并没有明显的改进，但2019年和2020年的情况却有了很大改善（图2.6.1）。这些改进不仅包括最好的解算器，也包括了它们的竞争对手。2019年排名中位数的解算器的表现优于往年排名靠前的解算器，而2020年排名中位数的解算器的表现甚至与2019年排名靠前的解算器不相上下。

SAT的性能改进（主要是难以计算的人工智能问题）主要源自于两个领域中的算法改进：新技术和现有技术更有效的实现。通常，性能改进主要是由于新技术的引入。然而，更有效的实现（随着时间的推移，硬件性能会不断提高）也可以提高性能。因此，很难评估性能的改进主要来自于新技术还是更有效的实现。为了解决这个问题，我们计算了时间夏普利值（temporal Shapley value），该值用于衡量在一段时间内各个单独的系统对整体性能改进的贡献情况（更多细节见附录）。

图2.6.2显示了不同竞赛年份中每个解算器的时间夏普利值贡献。其中值得注意的是，2016年解算器的贡献是最高的。这是因为在我们的评估中，没有可以与之进行比较的以前的先进技术，因此这一年中解算器的贡献没有折损。

<sup>5</sup> 致谢：美国怀俄明州立大学高级计算机中心提供了用于收集计算数据的资源。奥斯汀·斯蒂芬（Austin Stephen）进行了计算实验。



2016-20年每个解算器解算全部400个实例的总时间及年份（越低越好）

来源：Kotthoff, 2020年|图表：2021年AI指数报告

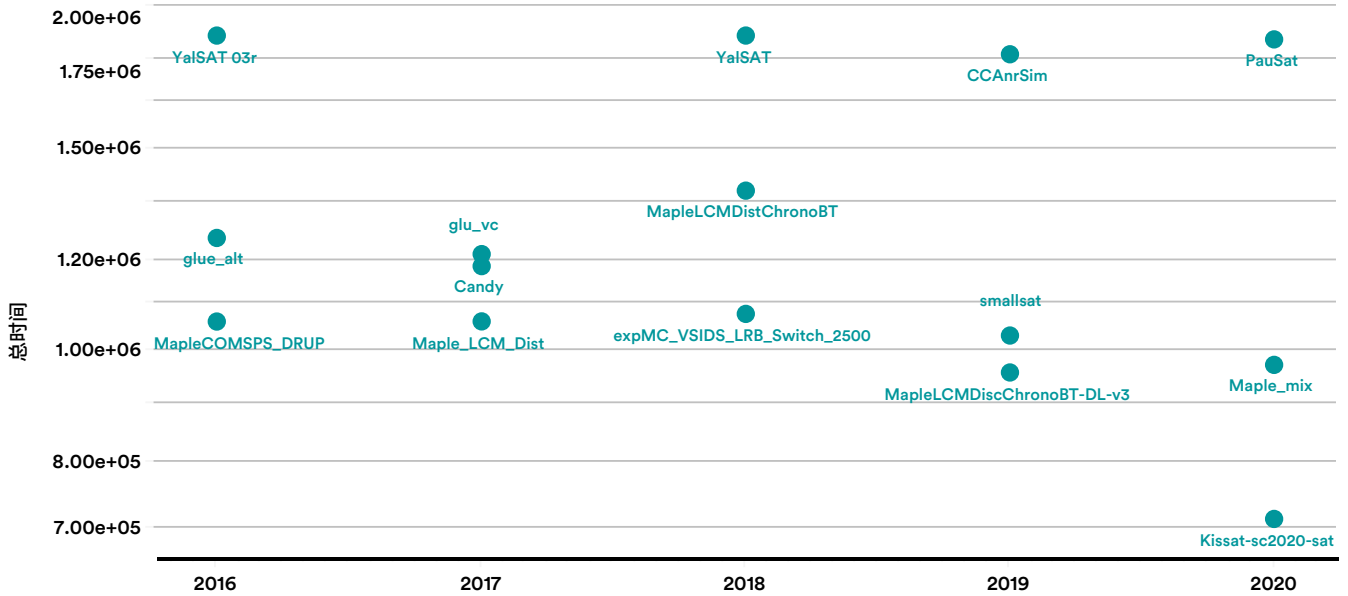


图 2.6.1

2016-20年单个解算器对性能改进的时间夏普利价值贡献（越高越好）

来源：Kotthoff, 2020年|图表：2021年AI指数报告

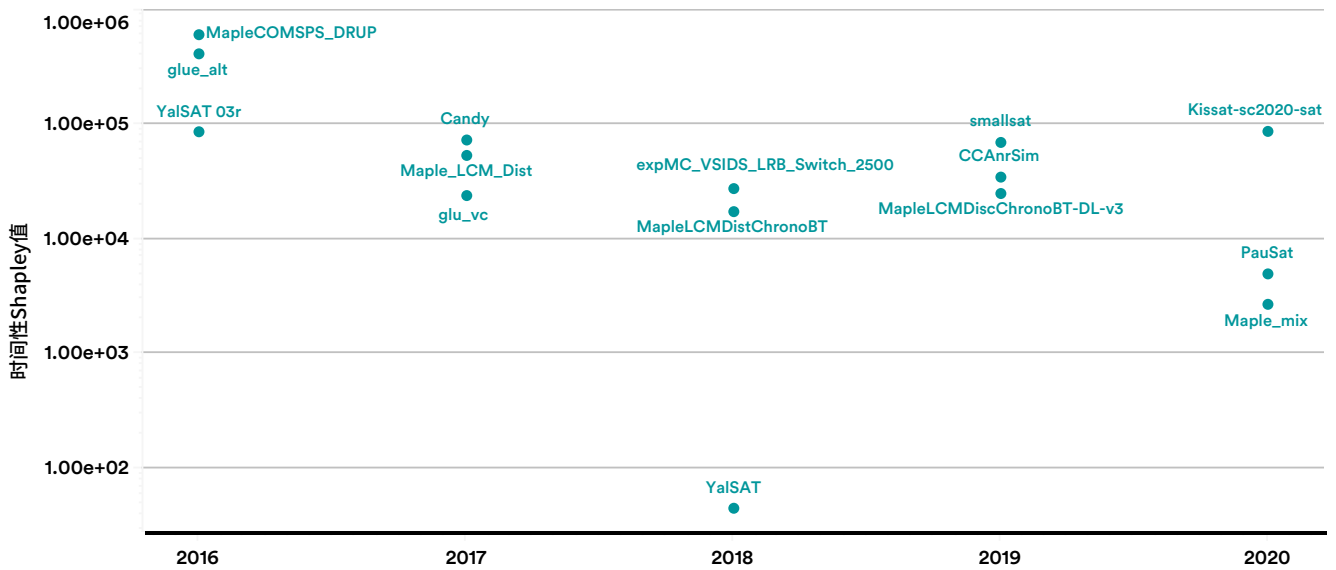


图 2.6.2

根据时间夏普利值，在2020年，最佳解算器的贡献显著高于中位数和排名靠后的解算器。2020年的竞赛冠军Kissat，除第一年以外，全部拥有最高的时间夏普利值。与以前的解算器相比，它所包含的变化几乎完全是更有效的数据结构和算法。因此，Kissat能够充分反映出良好的工程条件对算法性能的影响。

相比之下，2019年具有最大时间夏普利值（但不是竞赛获胜者）的解算器是smallsat。smallsat专注于改进的启发式算法，而不是更有效的实现。Candy也是如此，它是2017年具有最大时间夏普利值的解算器，它的主要创新点是分析SAT实例的结构，并在此基础上应用启发式算法。有趣的是，这两个解算器在各自年份的竞赛中都没有排名第一，而两个解算器的版本都比Maple解算器的版本好。尽管如此，Maple解算器对新技术的贡献较小。这表明，增量改进虽然不一定令人兴奋，但能在实践中获得良好的表现仍然是非常重要的。

基于我们对该领域的有限分析，新技术和更有效的实现对SAT问题求解的改进具有同等重要的贡献。已跟踪分析的解算器的增量改进与尚未进行长期跟踪记录的解算器的实质性改进一样，他们都有可能产生更好的性能。

## 自动定理证明（ATP）

由Christian Suttner、Geoff Sutcliffe和Raymond Perrault分析并撰写

自动定理证明（ATP）主要关注系统的开发和使用，这些系统可以自动进行合理的推理，或者根据事实得出确定的结论。ATP系统在许多计算任务的核心，例如软件验证。TPTP问题库用于评估从1997年到2020年ATP算法的性能，并测量系统在一段时间内解决问题的比例（更多详细信息见附录）。

我们的分析扩展到整个TPTP（超过23000个问题），除了四个最重要的子集（每个在500到5500个问题之间）之外，都包括等式运算符的使用。这四个最重要的子集包括：子句范式（CNF）、一阶形式（FOF）、带算术的单态类型一阶形式（TF0）和单态类型高阶形式（TH0）。

图2.6.3中解决问题的比例持续攀升，表明了该领域不断取得研究进展。2008年至2013年的主要进展在FOF、TF0和TH0子集。FOF已经应用于众多领域中（如数学、真实世界知识、软件验证），在Vampire、E和iProver系统中都有了显著的改进。对于TF0（主要用于解决数学和计算机科学中的问题）和TH0（适用于哲学、逻辑学等）来说，随着系统开发出了一些能够解决“悬而未决”的问题的技术，也有了快速的初步研究进展。2014至2015年，由于Vampire系统能够处理TF0问题，TF0又获得了巨大的进展。值得注意的是，自2015年以来，进展仍在持续但有所放缓，在过去几年中没有再出现快速进展或突破性的进展。

### 1997-2020年解决问题的百分比

来源：Suttner, Sutcliffe & Perrault, 2020年|图表：2021年AI指数报告

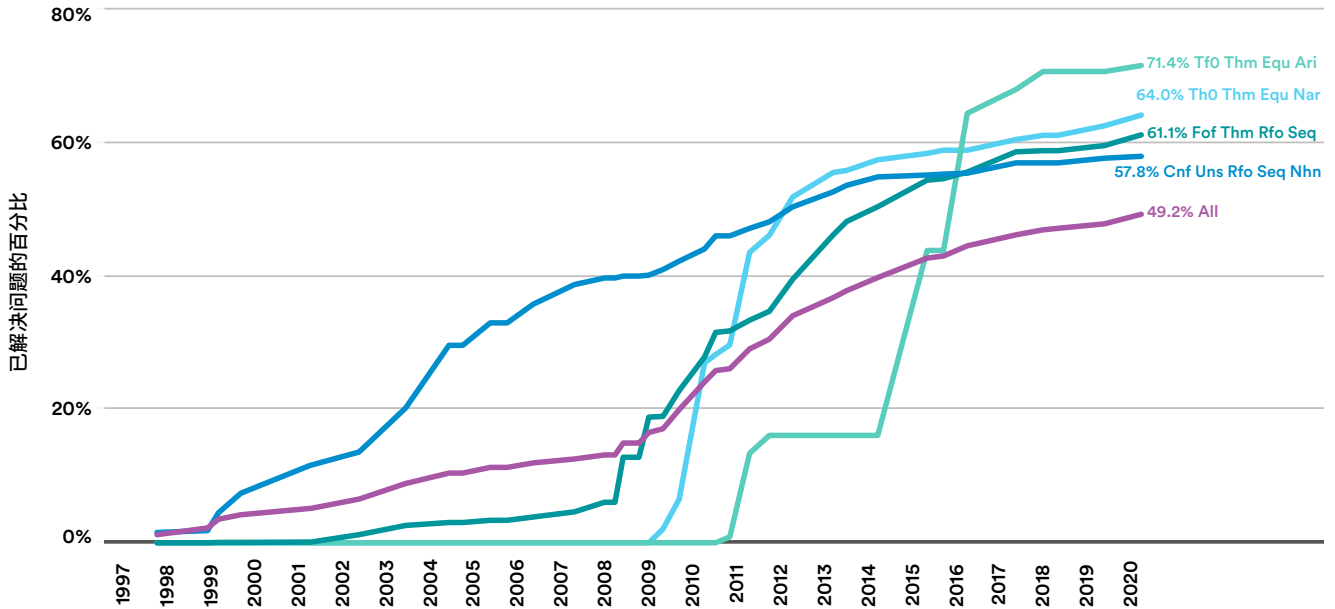


图 2.6.3

虽然这项分析显示了ATP的进步，但显然ATP还有更大的发展空间。解决ATP问题的两个关键是：公理选择（给定一大组公理，仅需要其中一些来证明猜想，那么我们该如何选择公理的适当子集）和搜索选择（在ATP系统搜索解决方案的每个阶段，应如何选择逻辑公式(e)）。后一个问题自20世纪60年代提出以来一直是ATP领域中的研究重点。随着大量知识被编码为ATP，前一个问题正在变得越来越重要。

在过去的十年中，研究人员越来越多地尝试使用机器学习方法来解决这两个关键挑战（例如，MaLAREa和Enigma ATP系统）。CADE-ATP系统竞赛（CASC）的最新结果表明，机器学习的出现是ATP潜在的游戏规则改变者。

## 2.7 医疗和生物学

与“[人工智能状态报告 \(State of AI Report\)](#)”合作

### 分子合成

由Nathan Benaich和Philippe Schwaller撰写  
在过去的25年里，制药工业已经从基于自然资源（如植物）进行药物开发转向用化学合成的分子进行大规模药物筛选。科学家们通过使用机器学习模型，能够确定哪些潜在药物值得进一步在实验室进行评估，以及进行药物分析的最有效方法是什么。各种机器学习模型可以学习化学分子的表达形式进而用于化学合成规划。

实现化学合成规划的方法是使用文本符号表示化学反应，并将任务转换为机器翻译问题。自2018年以来，最新方法利用的是在单步反应大规模数据库上训练得到的Transformer架构。2020年下半年，研究人员开始考虑将模型的正向预测和反向合成建模为一系列的图形编辑，自其中从零开始构建预测的分子。值得注意的是，这些方法提供了一种途径可以快速扫

描生物信息学中候选药物样分子的列表，并输出合成分数和合成规划。这使得药物化学家能够优先考虑已经经过经验性验证的候选药物，从而最终帮助制药行业更好的挖掘新的药物，造福患者。

### 用于正向化学合成规划的测试集正确性

图2.7.1给出了一些模型的Top-1准确度，这些模型是基于一个包含了美国专利中100万个反应的免费数据库为基准训练得到的。<sup>6</sup> Top-1准确度是指模型预测的可能性最高的产品与真实情况中报告的产品一致。数据表明，在过去的三年中，化学合成规划的研究水平稳步提升。2020年的准确度比2017年提升了15.6%。最新的分子transformer在2020年11月份报告出来的成绩已经达到了92%的Top-1准确度。

#### 化学合成规划基准：测试准确度TOP-1

来源：Schwaller, 2020年|图表：2021年AI指数报告

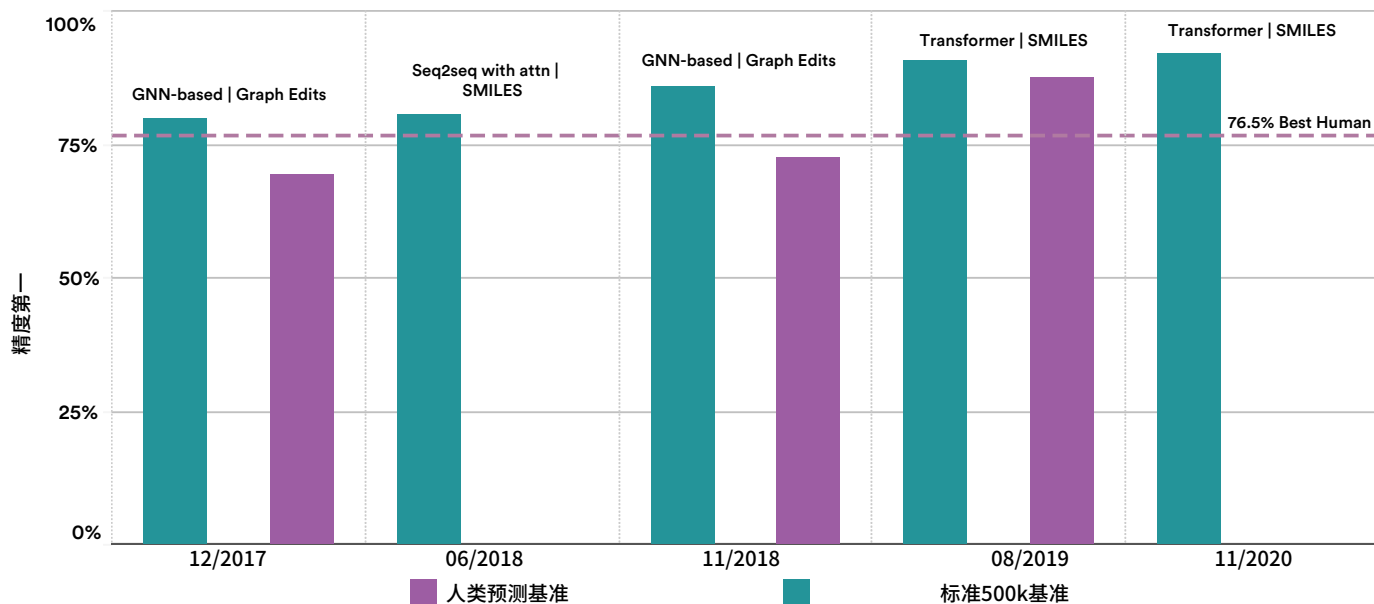


图 2.7.1

<sup>6</sup> 致谢：IBM欧洲研究中心和瑞士伯尔尼大学的Philippe Schwaller为收集和分析数据提供了指导和资源。

## COVID-19与药物发现

为了抵御COVID-19大流行，人工智能驱动的药物发现代码已经开源。COVID Moonshot是一个众包协议，由500多名国际科学家共同参与，以加速开发COVID-19抗病毒药物。根据该协议，参与的科学家们无偿公开他们的分子设计。人工智能初创公司PostEra使用机器学习和计算工具基于科学家们提交的材料评估制造化合物的难易程度，并生成合成路线。在第一周之后，Moonshot收到了2000多份材料，PostEra在不到48小时的时间内设计了合成路线。而如果相同的任务完全由人类化学家执行，一般需要花三到四周的时间才能完成。

图2.7.2显示了一段时间以来科学家们提交材料的累计数量。Moonshot在短短四个月内就收到了来自全球365位科学家的超过10000份投稿。到2020年8月底，众包完成了它的任务，目前重点已经转移到优化铅化合物和建立动物试验中。截至2021年2月，Moonshot计划在3月底前提名一名临床候选人。

POSTERA:MOONSHOT提交的材料总数

来源：PostEra, 2020 | 图表：2021 AI指数报告

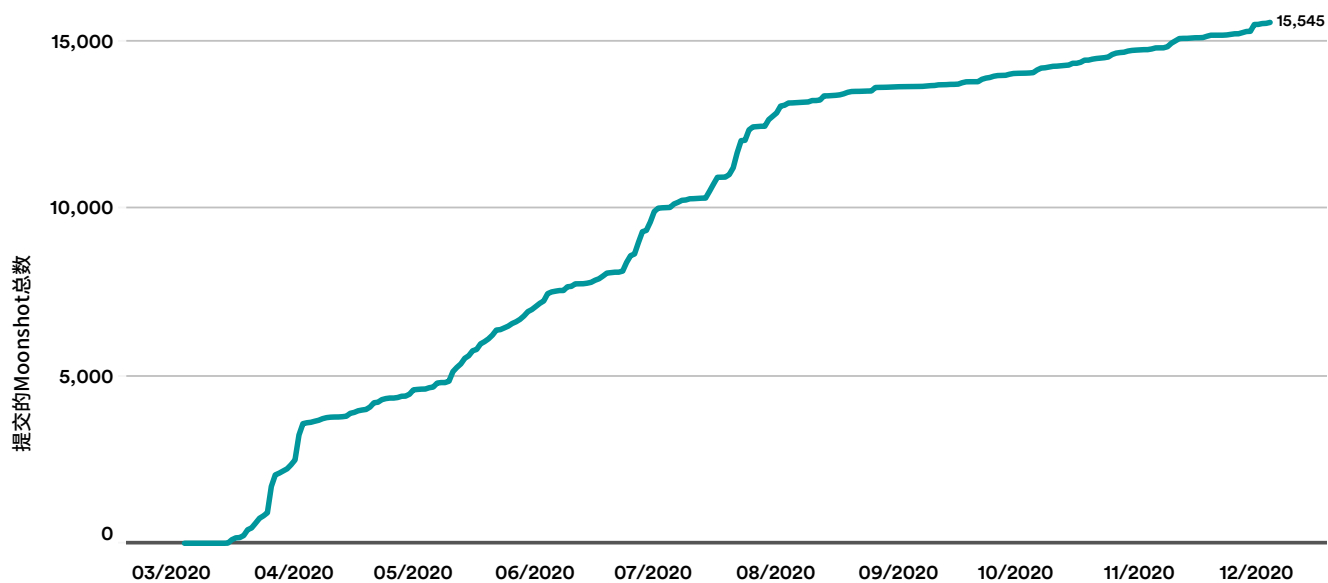


图 2.7.2

## ALPHAFOLD与蛋白质折叠

蛋白质折叠问题是结构生物学的一项重大挑战，它的任务是考虑如何从蛋白质的一维表达（氨基酸序列<sup>7</sup>）中确定蛋白质（生命的基本成分）的三维结构。这个问题的解决方案具有广阔的应用前景，从能够帮助更好地理解生命的细胞基础，到促进药物发现、治疗疾病，再到能够为工业任务设计新的蛋白质等等。

近年来，基于机器学习的方法对蛋白质折叠问题产生了重要影响。最值得一提的是，DeepMind的AlphaFold于2018年在蛋白质结构关键评估（Critical Assessment of Protein Structure, CASP）竞赛上首次亮相。该竞赛每两年举办一次，旨在促进和评估蛋白质折叠问题的研究进展。在CASP中，参赛团队会获得一条氨基酸序列，他们负责预测相应的蛋白质三维结构。预测蛋白质三维结构需要采用非常麻烦且昂贵的实验方法（如核磁共振波谱、X射线晶体学、低温电子显微镜，等等），且其它参赛者也并不知道这些蛋

白质的三维结构。CASP的表现通常使用全球距离测试（Global Distance Test, GDT）分数来衡量，这个数字介于0和100之间，主要用来衡量两种蛋白质结构之间的相似性。GDT得分越高越好。

图2.7.3引用自DeepMind博客文章，该图显示了过去14年中最佳团队在CASP中对一些较难预测的蛋白质类型（蛋白质的“自由建模”类别）进行预测的GDT中位数得分。过去，获胜算法通常基于物理模型。然而，在最近两次比赛中，Deepmind的AlphaFold和AlphaFold 2算法通过部分引入深度学习技术获得了胜利。

CASP：2006-20年最佳团队在自由建模预测的中位数准确度

来源：DeepMind, 2020 | 图表：2021 AI指数报告

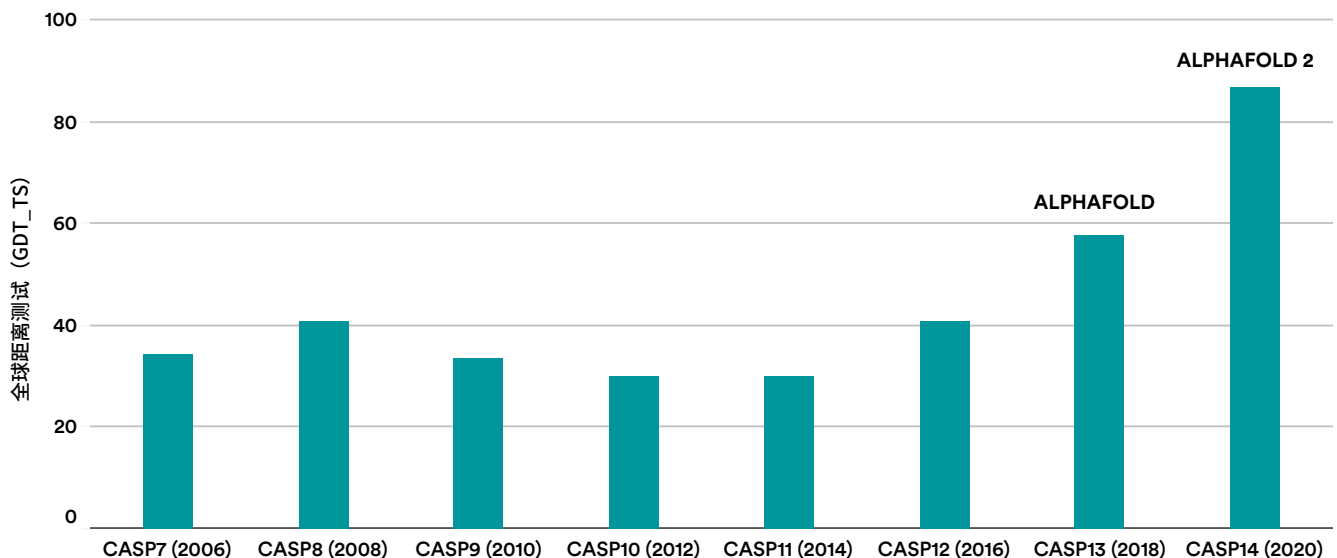


图 2.7.3

<sup>7</sup>目前大多数蛋白质折叠算法利用的是多序列比对的方法而不仅仅是单个序列，一个蛋白质序列的多个拷贝在进化过程中代表同一个蛋白质。

## 专家要点

今年，人工智能指数邀请了人工智能专家分享他们对2020年最重要的人工智能技术突破的看法。以下是他们的回答摘要，以及部分个人意见要点。

### 2020年最令人印象深刻的人工智能进步是什么？

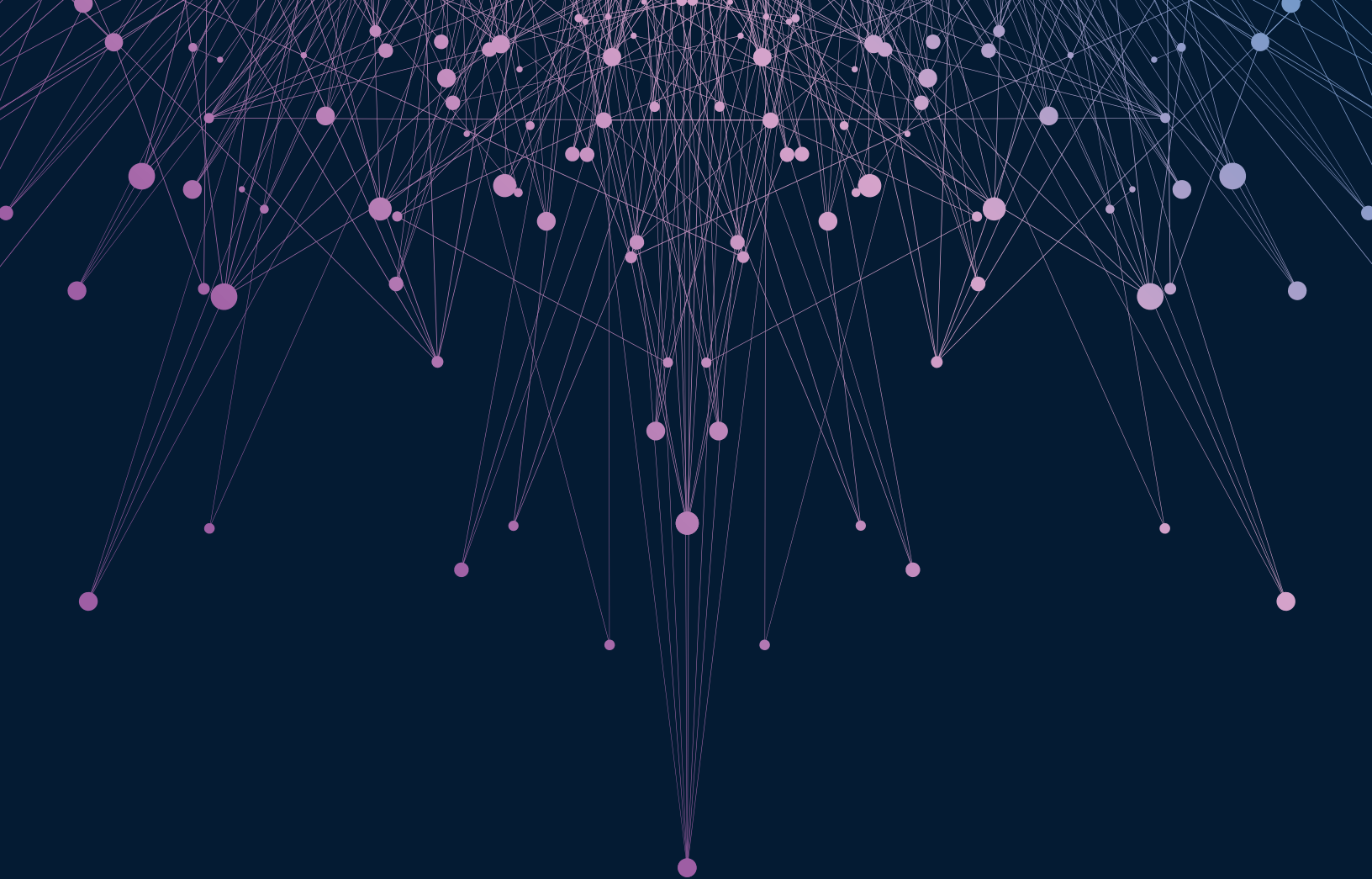
- 提到最多的两个系统分别是分子分析模型AlphaFold（DeepMind），和文本生成模型GPT-3（OpenAI）。

### 2021年人工智能的发展趋势是什么？

- 专家预测通过使用预训练的模型人工智能将会取得更多的进展。例如，GPT-3是一个大型的NLP模型，可以对其进行微调从而在特定的、具体的任务中获得优异的性能。类似地，2020年，利用超大图像数据库中预训练的模型，计算机视觉领域的研究也取得了各种进步。

### 在2021年，你最期待看到人工智能技术进展、部署和发展的哪方面？

- “我注意到了Transformers架构的流行，它最开始是用于机器翻译，目前已经成为神经网络代表架构。更广泛地说，虽然NLP在深度学习的应用方面落后于视觉技术，但现在看来NLP的进步也在推动视觉技术。” — Percy Liang，斯坦福大学
- “语言生成方面令人难以置信的最新进展对自然语言处理和机器学习领域产生了深远影响，使以前非常困难的研究挑战和数据库突然变得毫无用处。同时这也鼓励了研究人员针对这些复杂新模型的非常有趣也很有吸引力的能力（和重要缺陷）开展新的研究工作。” —Carissa Schoenick，艾伦人工智能研究所



# 第3章 经济



人工智能指数  
2021年度报告



## 第 3 章

# 章节预览

概览	82	<b>3.3 公司活动</b>	<b>98</b>
章节要点	83	行业应用	98
<b>3.1 工作</b>	<b>84</b>	人工智能的全球应用	98
人工智能招聘	84	各行业和职能部门的人工智能应用	99
人工智能劳动力需求	86	应用的人工智能的能力类型	99
全球人工智能劳动力需求	86	考虑和减轻应用AI 的风险	101
美国人工智能劳动力需求：按技能分类	87	COVID-19的影响	103
美国人工智能劳动力需求：按行业分类	88	工业机器人部署	104
美国人工智能劳动力需求：按州分类	90	全球趋势	104
AI技能普及	91	区域比较	105
全球比较	91	收益报告	106
全球比较：按行业分类	92		
<b>3.2 投资</b>	<b>93</b>		
企业投资	93		
初创公司活动	94		
全球趋势	94		
区域比较	95		
重点领域分析	97		

访问公开数据

# 概述

人工智能（AI）的兴起不可避免地引发这样一个问题：人工智能技术将在多大程度上影响企业、劳动力和经济。考虑到人工智能的最新进展和众多突破，这一领域为企业提供了巨大的好处和机会，从自动化提高生产率到使用算法为消费者定制产品，以及大规模分析数据等等。

然而，人工智能带来的效率和生产率的提高也带来了巨大的挑战：企业必须争相寻找并留住技能型人才，以满足其生产需求，同时还要注意采取一定措施来降低使用人工智能的风险。此外，COVID-19大流行引发了全球经济的混乱，并令全球经济处于持续的不确定性中。私营公司如何依赖并适度利用人工智能技术来帮助他们的企业渡过这一困难时期呢？

本章从就业、投资和企业活动的角度来讨论人工智能与全球经济之间日益交织的关系。首先利用LinkedIn的招聘率和技能普及率数据，以及Burning Glass Technologies的人工智能招聘信息，分析了全球对人工智能人才的需求。然后利用标普资本智商库（CapIQ）、Crunchbase和Quid的统计数据，研究私人人工智能投资的趋势。第三部分，即最后一部分，分别根据麦肯锡的人工智能全球调查、国际机器人联合会（IFR）和普拉特（Pratt）分析了各公司应用人工智能能力的趋势、各国机器人安装部署的趋势，以及在公司收益中提到人工智能因素的情况。

## 章节要点

- “药物、癌症、分子、药物发现”在2020年获得的私人AI投资金额最大，超过了138亿美元。这一金额是2019年投资金额的4.5倍。
- 巴西、印度、加拿大、新加坡和南非是2016年至2020年AI行业雇用人数增长最多的国家。尽管受到了COVID-19的影响，2020年我们了解到的各国的AI行业招聘的员工人数仍在继续增长。
- 更多人工智能领域的私人投资集中到了更少的初创公司中。2020年的私人人工智能投资金额比2019年增加了9.3%。这一数字比2018年至2019年（5.7%）增加的比例更高。不过，新融资的公司数量连续三年减少。
- 根据麦肯锡的一项调查，尽管解决与使用人工智能相关的伦理问题的呼声越来越高，但行业内解决这些问题的努力仍然是非常有限的。例如，人工智能中的公平性和公正性问题仍然很少受到公司的关注。此外，与2019年相比，2020年认为个人或个体隐私的风险是与其相关的公司仍然很少。在受访的公司中，正在试图减轻或规避这些风险的公司比例并没有变化。
- 尽管COVID-19大流行导致了经济衰退，但麦肯锡的一项调查中有一半的受访者表示冠状病毒并没有对他们在人工智能领域的投资产生影响。而实际上有27%的人表示他们的投资仍有所增加。只有不到四分之一的企业减少了它们对人工智能的投资。
- 从2019年到2020年，美国的人工智能职位比例有所下降，这是六年来的首次下降。从2019年到2020年，美国发布的人工智能工作岗位总数也下降了8.2%，从2019年的325724个岗位减少到2020年的300999个岗位。

吸引和留住熟练的人工智能人才是一项挑战。本节利用LinkedIn和Burning Glass的数据，探讨人工智能招聘、劳动力需求和技能普及的最新趋势。

## 3.1 工作

### AI招聘

人工智能在不同国家的就业增长有多快？本节首先介绍LinkedIn的数据，这些数据给出了不同国家人工智能相关行业的招聘率。人工智能招聘率的计算方法是，将人工智能技能写入个人资料或从事人工智能相关职业的LinkedIn会员人数以及在新工作开始的同一个月增加新雇主的人数，除以该国LinkedIn会员总数。然后，将该比率与2016年的平均月份相关联。例如，2020年12月的指数为1.05，则表明招聘率比2016年的平均月份高出5%。考虑到会员更新个人资料时可能出现的滞后情况，LinkedIn进行按月比较。一年的指数是该年内所有月份的平均指数。

这一数据表明，2020年，所有抽样国家的就业率都在上升。巴西、印度、加拿大、新加坡和南非是2016年至2020年人工智能招聘增长率最高的国家（图3.1.1）。在所分析的14个国家中，2020年人工智能的平均招聘率是2016年的2.2倍。对于排名第一的国家巴西来说，就业指数增长了3.5倍以上。此外，尽管出现了COVID-19大流行，但2020年14个抽样国家的人工智能招聘人数仍在继续增长（图3.1.2）。

有关跨国比较的更多内容，请参阅AI Index Global AI Vibrancy工具。

#### 2020年各国AI招聘指数

来源：LinkedIn, 2020年|图表：2021年AI指数报告

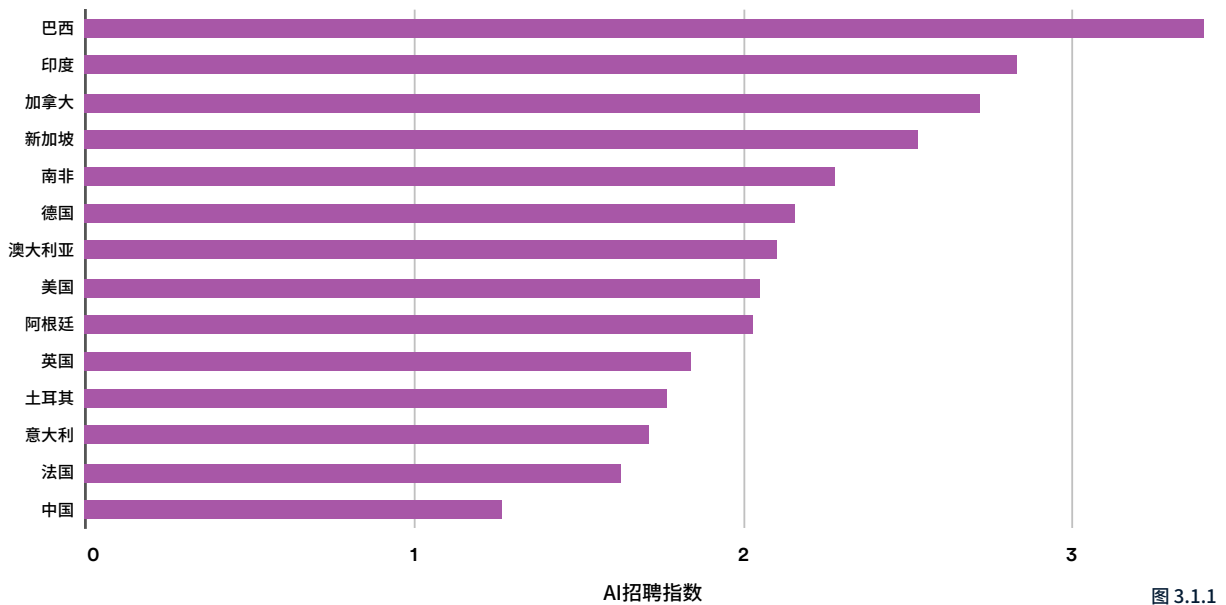


图 3.1.1

1 纳入比较的都是从符合条件的国家中选出的样本，即LinkedIn的劳动力覆盖率至少为40%，每个月至少招聘10名人工智能员工。由于中国和印度在全球经济中的重要性与日俱增，他们也被纳入了这个样本，但实际上LinkedIn在这些国家的劳动力覆盖率并没有达到40%。对这些国家的分析可能不像对其他国家的分析那样全面，应当作出相应的解释。

## 2016-2020年各国AI招聘指数

来源：LinkedIn, 2020年|图表：2021年AI指数报告

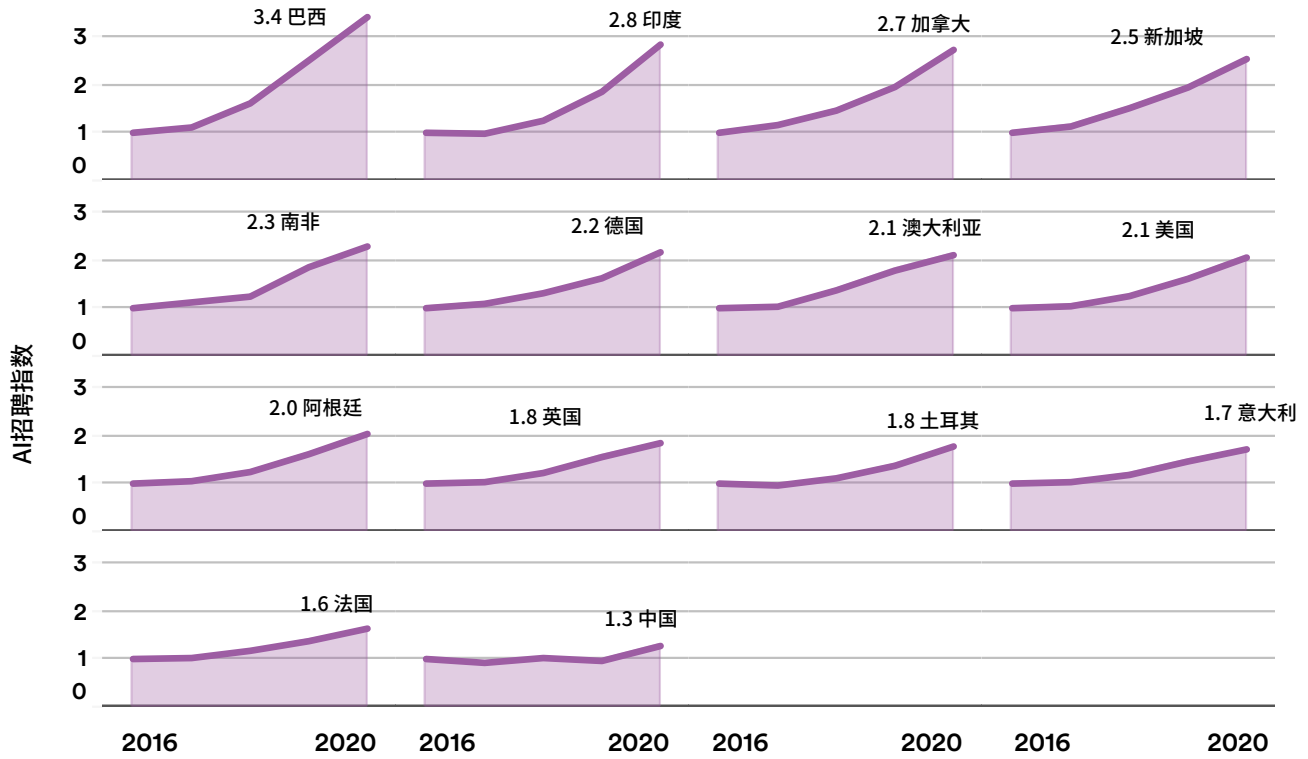


图 3.1.2

## 人工智能劳动力需求

本节根据Burning Glass的数据分析人工智能劳动力需求，这家分析公司从45000多个在线招聘网站收集招聘信息。为了全面、实时地了解劳动力市场的需求，Burning Glass收集职位公告，删除重复的信息，并从职位公告文本中提取信息。请注意，Burning Glass在2020年更新了数据覆盖范围，增加了工作地点。因此，本报告中的数字不能与2019年报告中的数据直接比较。

### 全球人工智能劳动力需求

过去七年来，美国、英国、加拿大、澳大利亚、新西兰和新加坡六个国家对人工智能劳动力的需求大幅增

长（图3.1.3）。平均而言，2020年人工智能职位占所有职位的比例是2013年的五倍多。在这六个国家中，新加坡的增长最多。2020年，新加坡在所有工作岗位上的人工智能职位招聘比例是2013年的13.5倍。

在这六个国家中，美国是唯一一个在2019年至2020年间人工智能招聘职位比例下降的国家，这也是其六年来首次下降。出现这种下降情况的原因可能是冠状病毒大流行或该国相对成熟的人工智能劳动力市场。在美国发布的人工智能职位总数也下降了8.2%，从2019年的325724个减少到2020年的300999个。

2013-20年各国AI职位招聘（占所有职位招聘的百分比）

来源：Burning Glass, 2020年|图表：2021年AI指数报告

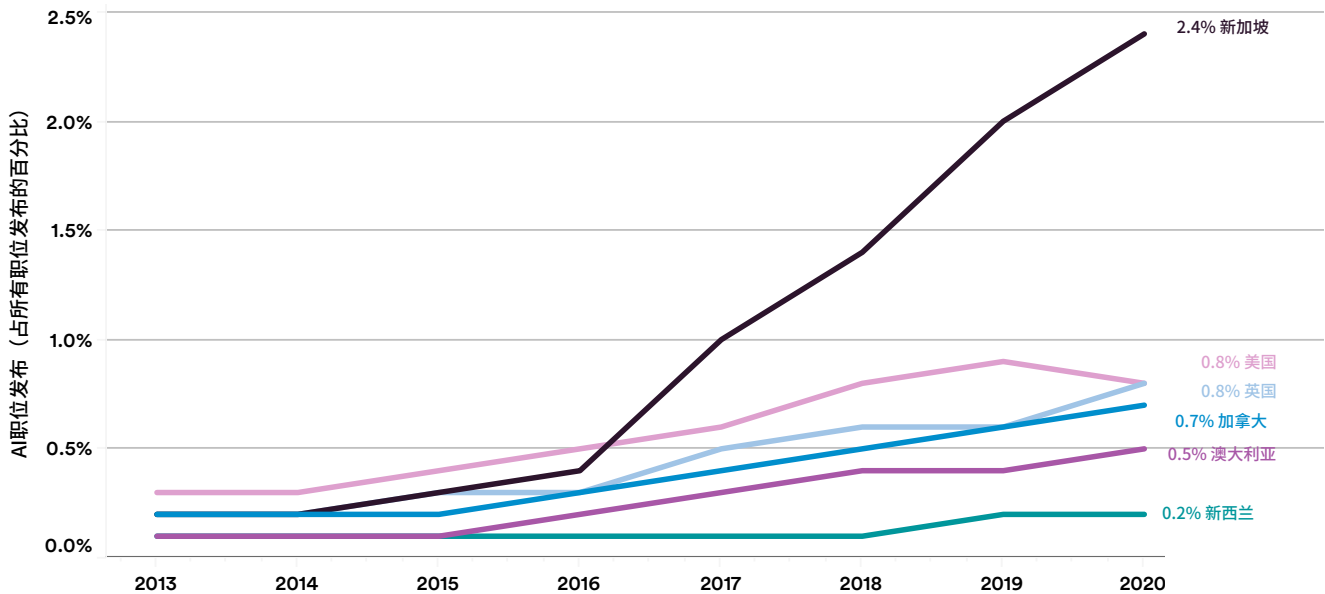


图 3.1.3

### 美国人工智能劳动力需求：按技能分类

仔细观察2013年至2020年间美国人工智能劳动力需求，图3.1.4根据技能分类对这一时期的需求进行了逐年细分。每个技能类别都由一系列与人工智能相关的技能组成。例如，神经网络技能类别包括深度学习和卷积神经网络等技能。本章附录提供了每个技能类别下的AI技能的完整列表。

2013年至2020年间，在美国的在线人工智能职位招聘中，与机器学习和人工智能相关的人工智能职位数量增长最快。其中，机器学习相关占总职位数的比例从0.1%增至0.5%，人工智能相关从0.03%增至0.3%。如前所述，2020年在所有技能类别的总体职位中，人工智能工作的份额有所下降。

2013年至2020年间，在美国的在线人工智能职位招聘中，与机器学习和人工智能相关的人工智能职位数量增长最快。其中，机器学习相关占总职位数的比例从0.1%增至0.5%，人工智能相关从0.03%增至0.3%。

2013-20年美国AI职位（占所有职位的百分比）（按技能分类）  
来源：Burning Glass, 2020年|图表：2021年AI指数报告

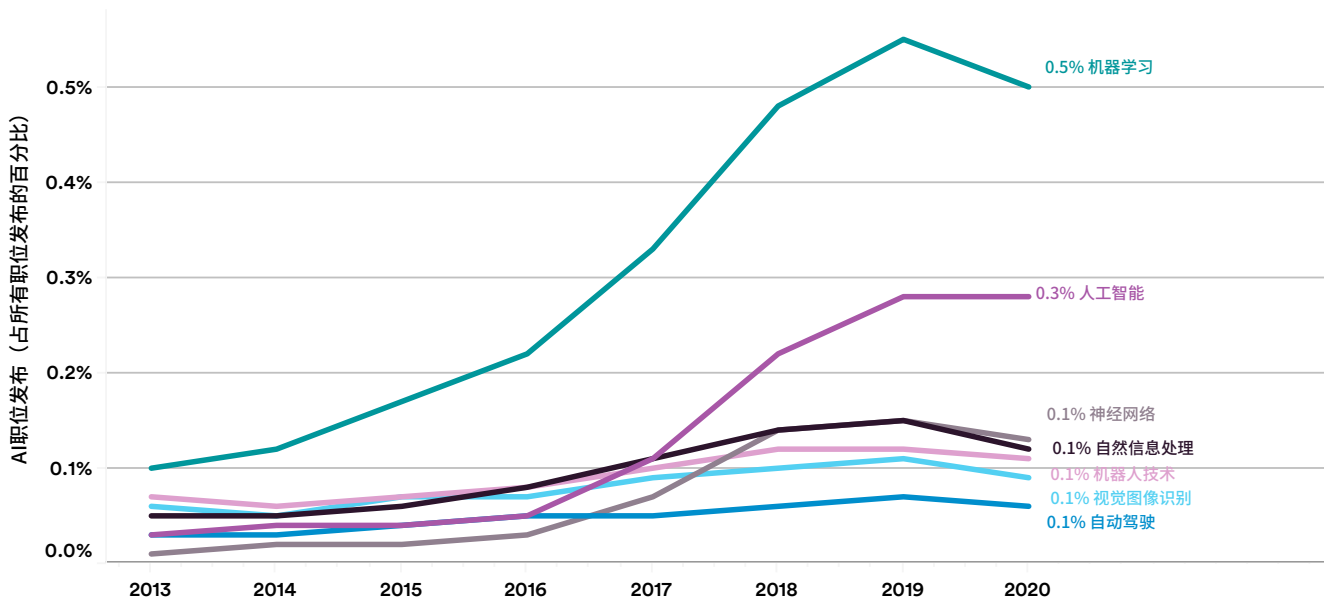


图 3.1.4

### 美国劳动力需求：按行业划分

为了深入了解美国劳动力市场人工智能职位需求在不同行业之间的差异，本节将研究2020年美国各行业人工智能职位数量占有所有职位总数的比例（图3.1.5），以及过去10年的变化趋势（图3.1.6）。

2020年，美国所有人工智能职位中，以下述重点行业的职位数所占比例最高，包括：信息（2.8%），专业、科学和技术服务（2.5%），农业、林业、渔业和狩猎（2.1%）。虽然前两个行业一直主导着人工智能就业的需求，但从2019年到2020年，农业、林业、渔业和狩猎这个行业类别中人工智能就业份额的增幅最大，几乎达到了1个百分点。

**2020年，美国所有人工智能职位中，以下述重点行业的职位数所占比例最高，包括：信息（2.8%），专业、科学和技术服务（2.5%），农业、林业、渔业和狩猎（2.1%）。**

2020年美国各行业AI招聘职位（占有所有招聘职位的百分比）

来源：Burning Glass, 2020年|图表：2021年AI指数报告

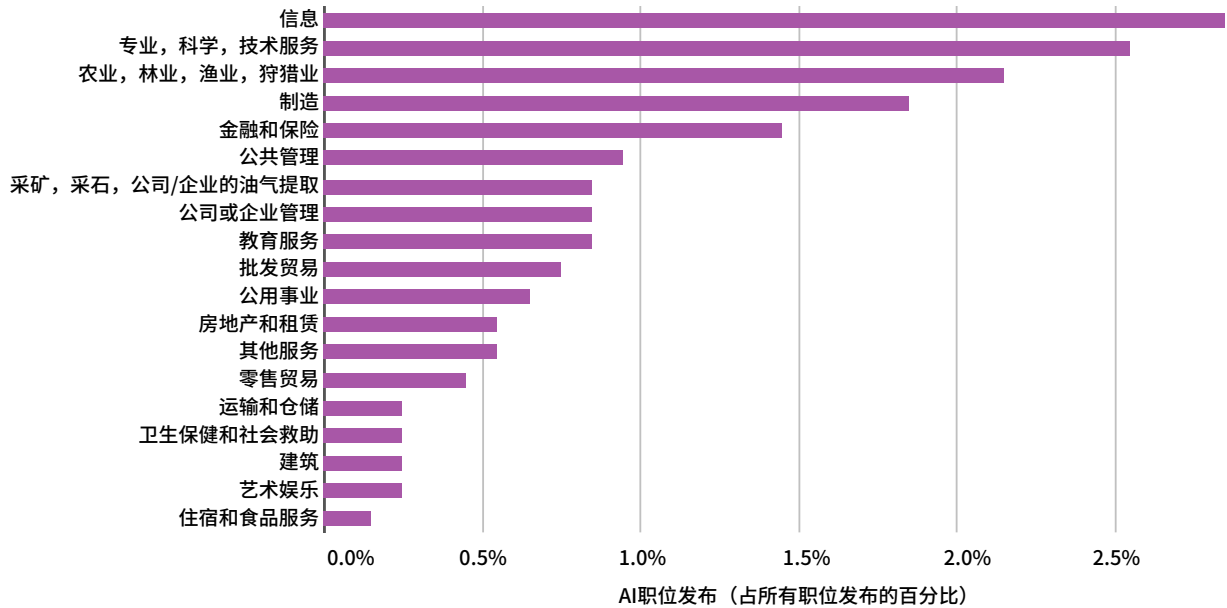


图 3.1.5



2013-20年美国各行业AI招聘职位（占所有招聘职位的百分比）

来源：Burning Glass, 2020年|图表：2021年AI指数报告

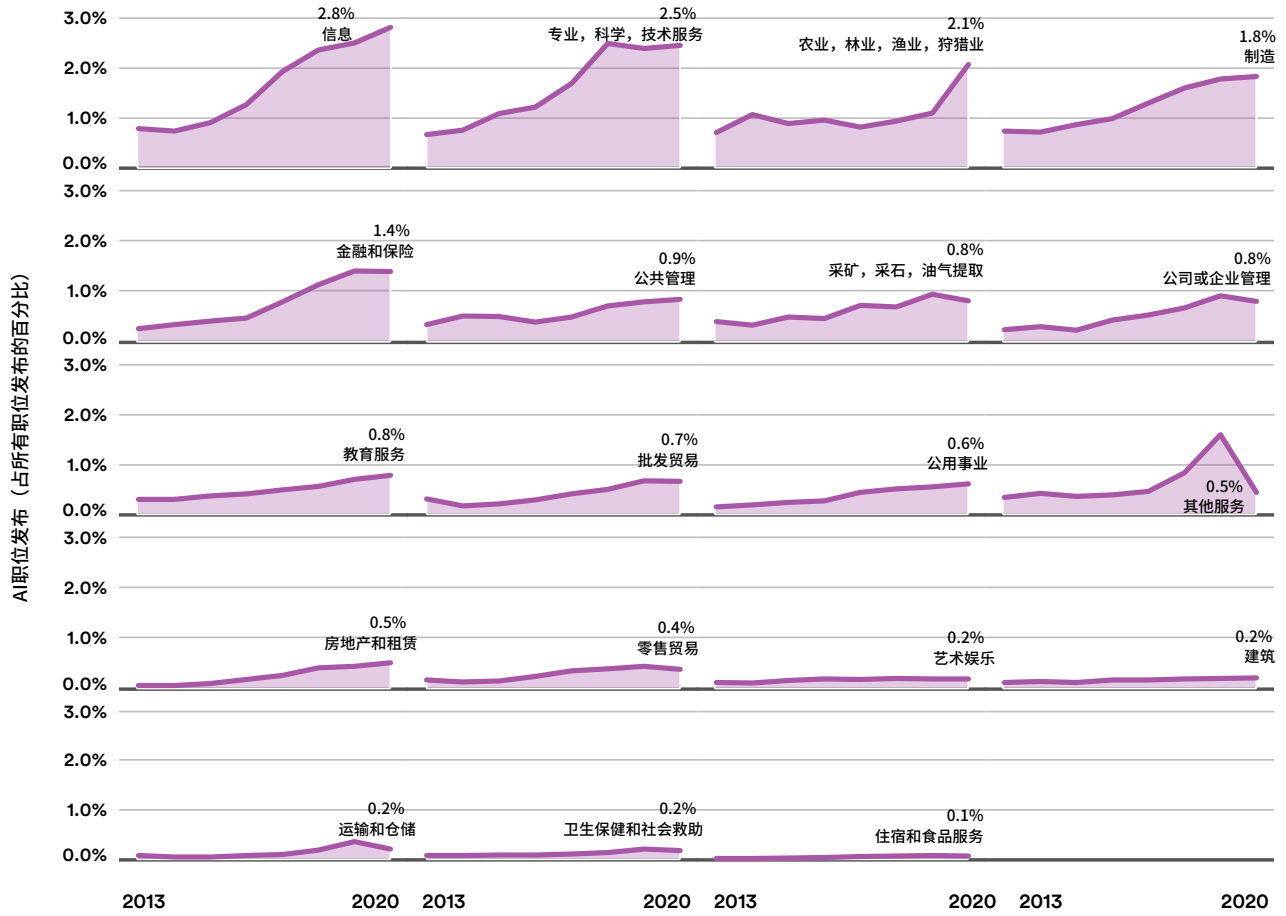


图 3.1.6

### 美国劳动力需求：按州划分

随着AI人才竞争的加剧，在美国，哪些公司正在寻找具有机器学习、数据科学和其他AI相关技能的员工？

图3.1.7分析了2020年美国各州的劳动力需求，其中，y轴表示所有工作岗位上人工智能工作岗位的份额，x轴表示对数刻度上人工智能工作岗位的总数。由图表显示可知，哥伦比亚特区的人工智能就业岗位比例最高（1.88%），2019年超过了华盛顿州。加州仍然是人工智能就业岗位数量最多的州（63433）。

除华盛顿特区外，华盛顿、弗吉尼亚、马萨诸塞、加利福尼亚、纽约和马里兰州共有6个州的人工智能招聘职位分别占有招聘职位的1%以上，而去年只有5个州达到这一水平。加州的人工智能工作岗位数量也超过了德克萨斯州（22539）、纽约州（18580）和弗吉尼亚州（17718）三个州的总和。

2020年美国各州和地区的AI职位公告（总数和占有职位公告总数的百分比）

来源： Burning Glass, 2020年|图表： 2021年AI指数报告

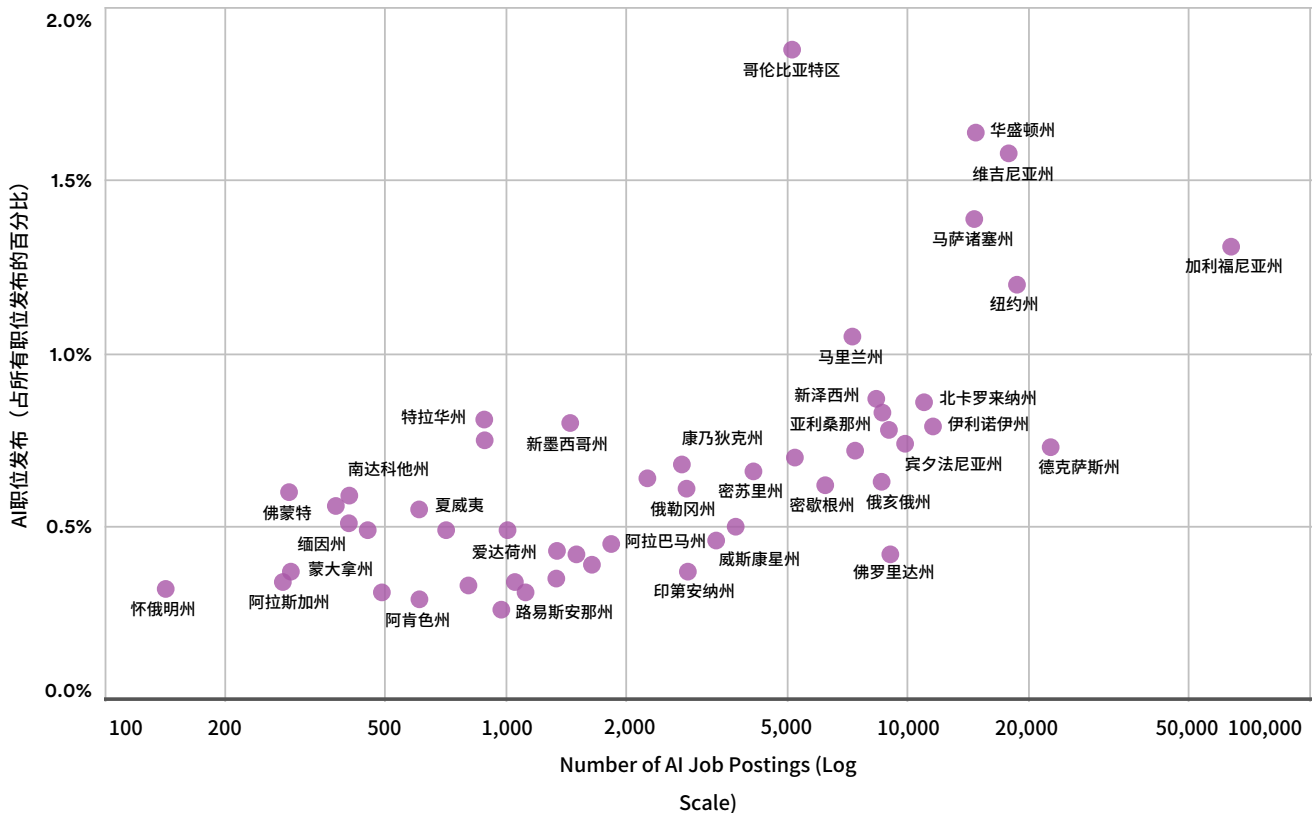


图 3.1.7

## AI技能普及

人工智能技能在不同职业中的普及程度如何？人工智能技能普及指标显示每个职业前50名技能中人工智能技能的平均份额。这些数据是根据LinkedIn会员个人资料中列出的技能、职位以及职位所在地等信息计算得到的。

### 全球比较

在进行跨国比较时，人工智能技能的相对普及率是用一个国家的各职业人工智能技能的普及率之和除以人工智能技能在全球同一职业中的平均普及率得到的。例

如，相对普及率为2意味着该国人工智能技能的平均普及率是全球同类职业平均普及率的2倍。

在图3.1.8所示的样本国家中，2015年至2020年的汇总数据显示，印度（全球平均水平的2.83倍）的相对人工智能技能普及率最高，其次是美国（全球平均水平的1.99倍）、中国（全球平均水平的1.40倍）、德国（全球平均水平的1.27倍）和加拿大（全球平均水平的1.13倍）。<sup>2</sup>

2015-20年各国相对AI技能普及率，2015-20

图片来源：LinkedIn, 2020年|图表：2021年AI指数报告

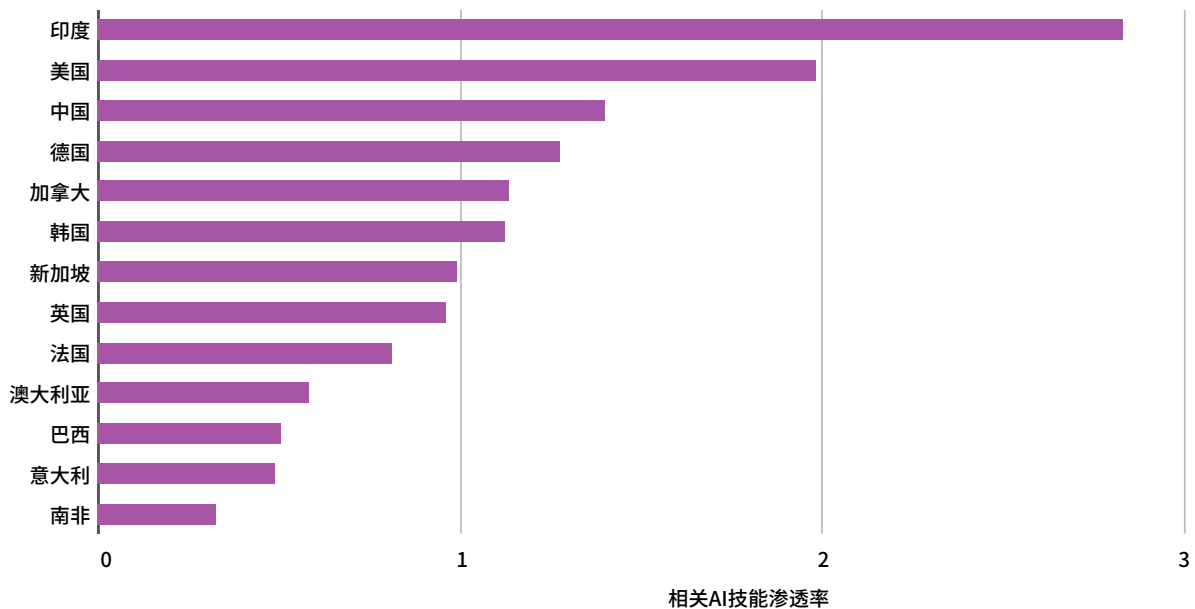


图 3.1.8

<sup>2</sup> 纳入比较的都是从符合条件的国家中选出的样本，即LinkedIn的劳动力覆盖率至少为40%，每个月至少招聘10名人工智能员工。由于中国和印度在全球经济中的重要性与日俱增，他们也被纳入了这个样本，但实际上LinkedIn在这些国家的劳动力覆盖率并没有达到40%。对这些国家的分析可能不像对其他国家的分析那样全面，应当作出相应的解释。

### 全球比较：按行业

为了对各行业 and 样本国家的人工智能技能普及率进行更加细致深入的分解，图3.1.9展示出了过去五年全球人工智能技能普及率最高的五大行业的汇总数据：教育、金融、硬件和网络、制造业、软件和IT。<sup>3</sup> 在所有

五个行业中，印度的人工智能技能相对普及率最高，而美国和中国在部分榜单中也排名前列。其他相对技能普及率超过1的值得强调的专业领域，包括德国的硬件、网络以及制造业，和以色列的制造业和教育业。

2015-20年各行业的相对AI技能普及率  
来源：LinkedIn, 2020年|图表：2021年AI指数报告

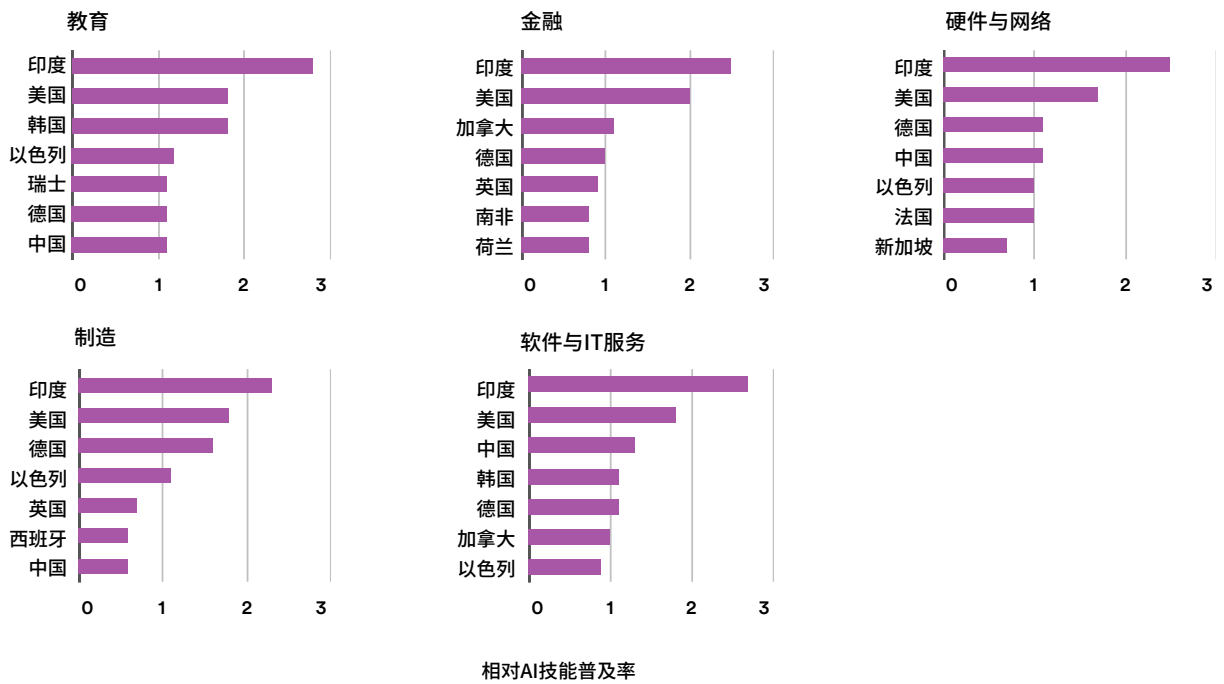


图 3.1.9

<sup>3</sup> 纳入比较的都是从符合条件的国家中选出的样本，即LinkedIn的劳动力覆盖率至少为40%，每个月至少招聘10名人工智能员工。由于中国 and 印度在全球经济中的重要性 with 日俱增，他们也被纳入了这个样本，但实际上LinkedIn在这些国家的劳动力覆盖率并没有达到40%。对这些国家的分析可能不像对其他国家的分析那样全面，应当作出相应的解释。

本节基于CapIQ和Crunchbase的数据,通过NetBase Quid探讨私营公司的投资活动。具体着眼于企业人工智能投资的最新趋势,如私人投资、公开发售、并购(M&A)以及与人工智能相关的少数股权。然后,本节将重点讨论人工智能的私人投资,即有多少私人资金进入了人工智能初创企业,哪些行业正在吸引大量投资,以及这些投资行为都发生在哪些国家。

## 3.2 投资

### 企业投资

相对于2019年,2020年全球人工智能投资总额(包括私人投资、公开发售、并购和少数股权)增长了40%,总额为679亿美元(图3.2.1)。由于COVID-19大流行,许多小企业遭受了巨大的损失。因此,在2020年,行业整合和并购的增加推动了企业对人工智能的

总投资。2020年,并购占总投资的绝大部分,相较于2019年增长了121.7%。此外,2020年还发生了几起与人工智能相关的非常引人注目的收购事件,包括英伟达收购Mellanox Technologies和凯捷收购Altran Technologies。

2015-20年按投资活动划分的全球企业对AI的投资

来源: CapIQ、Crunchbase和NetBase Quid, 2020年|图表: 2021年AI指数报告

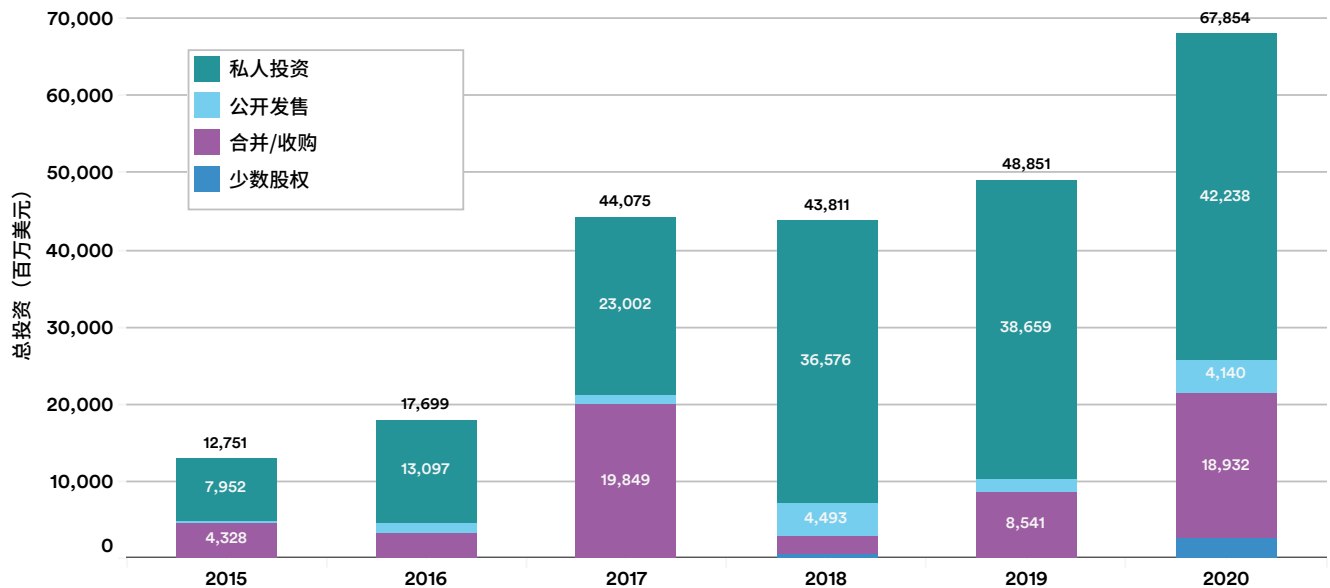


图 3.2.1

## 启动活动

下面一节分析了过去10年中私人投资超过40万美元的人工智能初创公司的发展趋势。虽然近年来私人投资人工智能行业的数量急剧上升，但增长速度已经放缓。

## 全球趋势

越来越多针对人工智能的私人投资正流入越来越少的初创企业。尽管COVID-19大流行，2020年人工智能私人投资额较2019年仍然增长了9.3%，高于2019年的5.7%（图3.2.2）。不过，获得资助的公司数量连续第三年下降（图3.2.3）。2020年，私人投资额创历史新高，超过了400亿美元。但与2017年至2018年的最大增幅59.0%相比，2020年相比2019年仅增长了9.3%。此外，受资助的人工智能初创企业数量从2017年的峰值持续大幅下降。

### 2015-20年私人AI投资情况

来源：CapIQ、Crunchbase和NetBase Quid, 2020年|图表：2021年AI指数报告

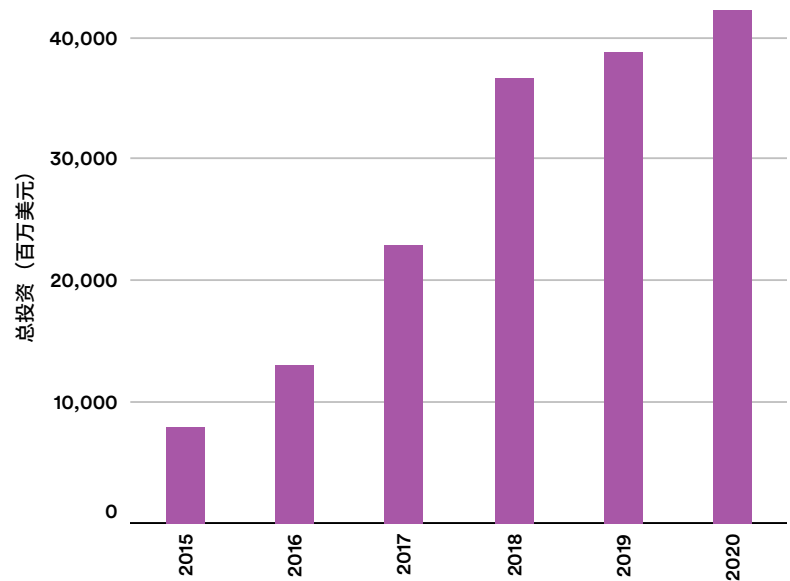


图 3.2.2

### 2015-20年全球新投资AI企业数量

来源：CapIQ、Crunchbase和NetBase Quid, 2020年|图表：2021年AI指数报告

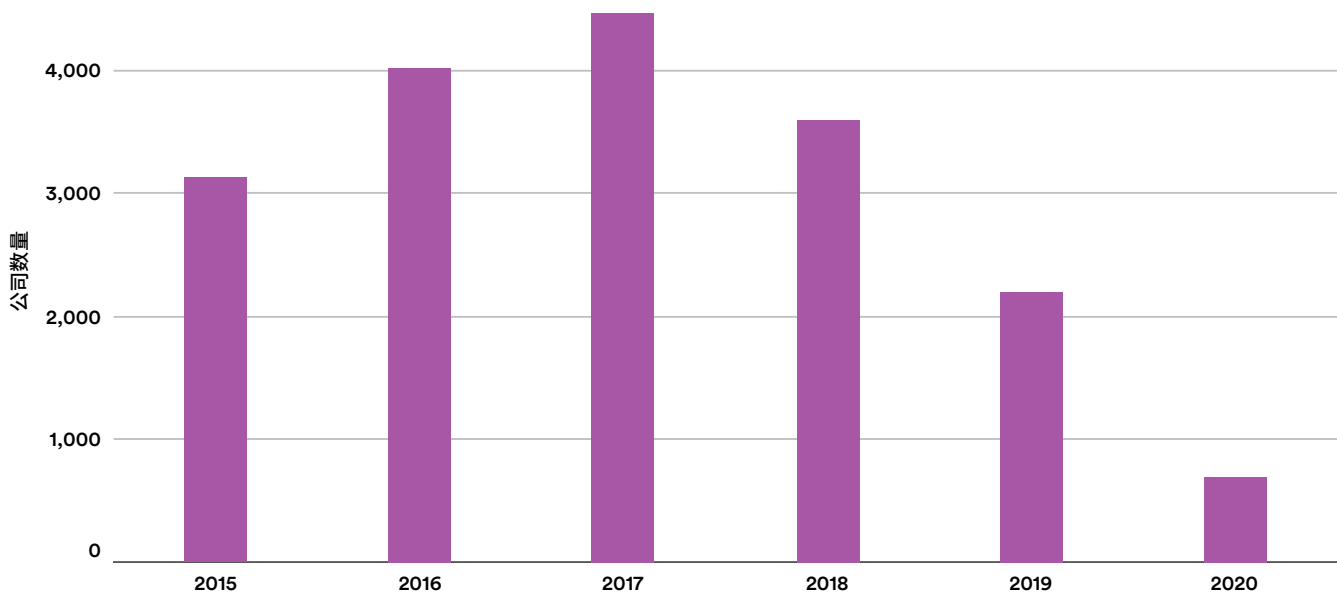


图 3.2.3

## 区域比较

如图3.2.4所示，美国仍然是私人投资的主要流向地，2020年的私人投资金额超过了236亿美元。其次是中国（99亿美元）和英国（19亿美元）。

### 2020年各国对AI的私人投资情况

来源：CapIQ、Crunchbase和NetBase Quid, 2020年|图表：2021年AI指数报告

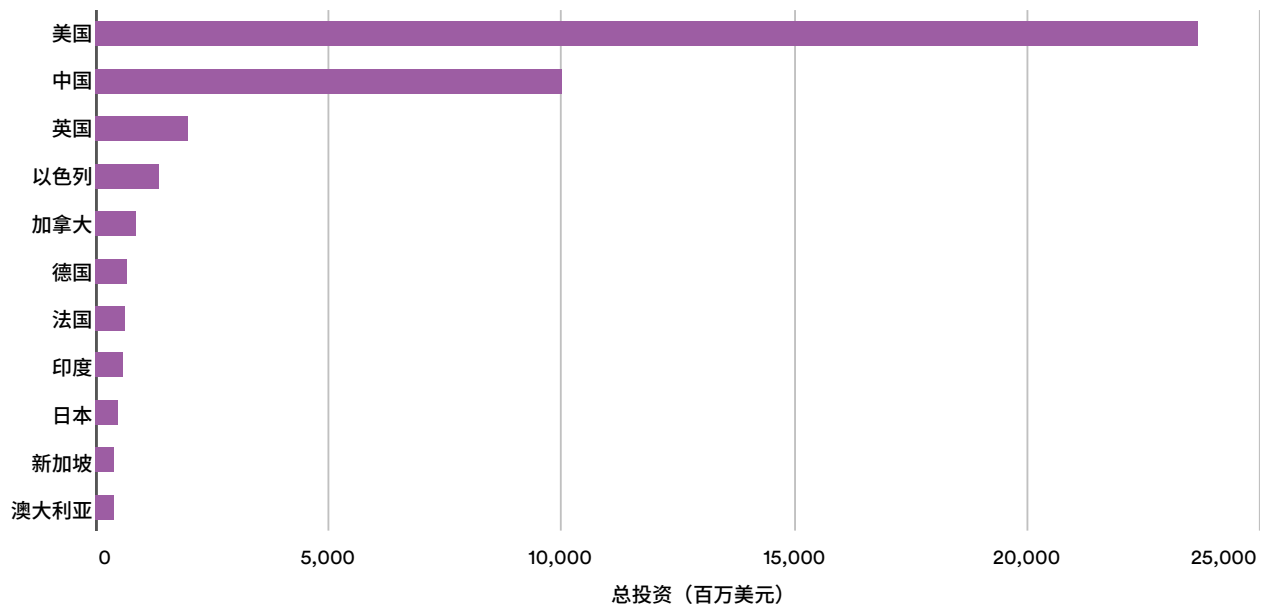


图 3.2.4

仔细研究美国、中国和欧盟这三个主导人工智能竞赛的竞争者，可以进一步验证美国在人工智能私人投资方面的主导地位。虽然中国在2018年的人工智能私人投资额异常高，但其在2020年的投资水平还不到美国

的一半（图3.2.5）。不过，值得注意的是，中国在人工智能领域拥有强大的公共投资。中国的中央和地方政府都投入了大量资金以支持人工智能研发。<sup>4</sup>

<sup>4</sup> 详见国防分析研究院《中国政府人工智能研发支出简评》（2020年）。

## 2015-20年按地理区域划分的AI私人投资

来源：CAPIQ、Crunchbase和NetBase Quid，2020年|图表：2021年AI指数报告

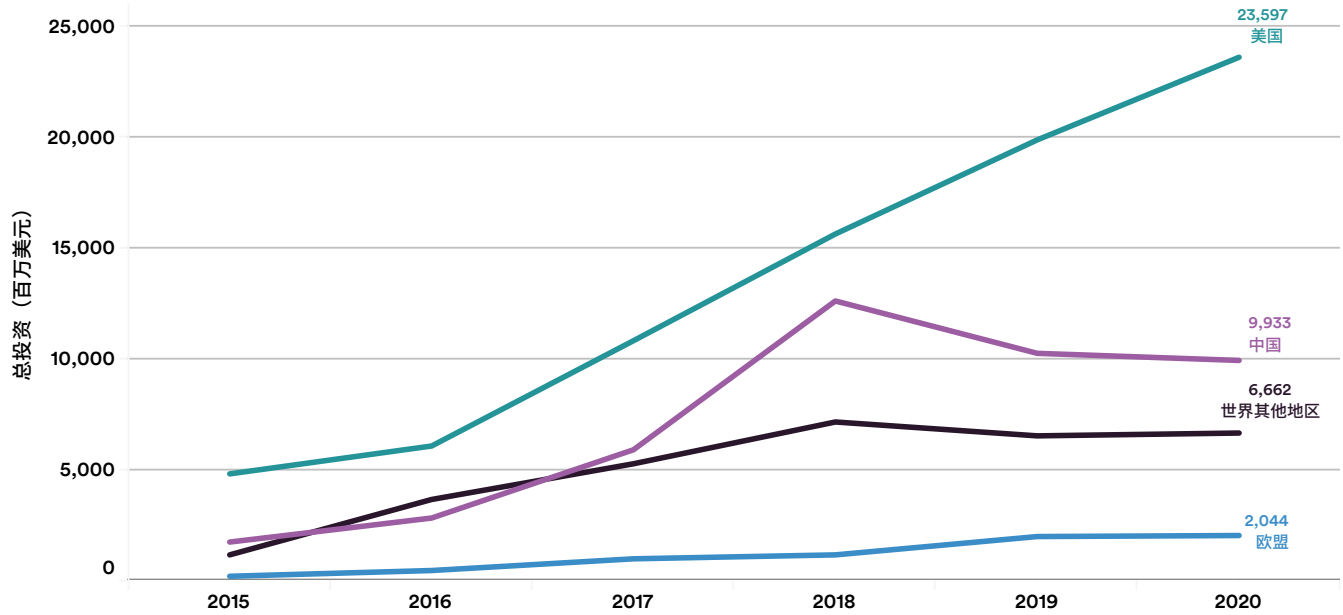


图 3.2.5



### 重点领域分析

图3.2.6显示了2020年私人投资额最大的前10个重点领域的排名，以及2019年各自的投资额。“药物、癌症、分子、药物发现”领域高居榜首，人工智能私人投资超过138亿美元，是2019年的4.5倍。其次是“自动驾驶汽车、舰队、自动驾驶、道路”（45亿美元）和“学生、课程、教育科技、英语”（41亿美元）。

除药物、癌症、分子、药物发现外，2019年至2020年，“游戏、粉丝、游戏、足球”和“学生、课程、教育科技、英语”的人工智能私人投资额都有显著增长。前者主要是受到美国和韩国游戏和体育初创企业数轮融资的推动，后者则是受到中国在线教育平台投资的推动。

2019年vs 2020年按重点领域划分的全球AI私人投资

来源：CapIQ、Crunchbase和NetBase Quid，2020年|图表：2021年AI指数报告

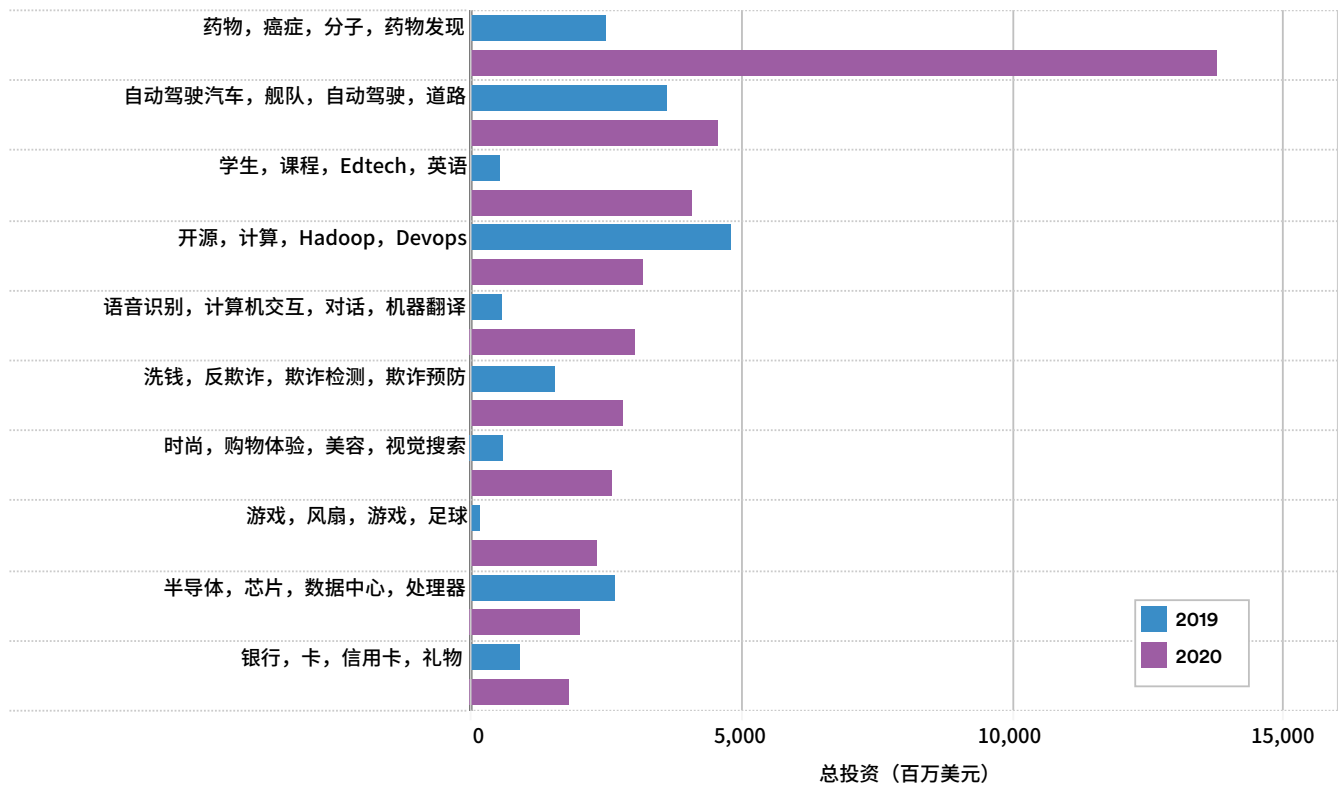


图 3.2.6

本节回顾了企业如何依托人工智能的进步，利用人工智能和自动化发挥优势，最大化创造价值。近年来，开始部署人工智能技术的公司数量激增，但2020年的经济动荡和COVID-19的影响减缓了这一部署率。我们利用麦肯锡全球人工智能调查引入人工智能的能力、国际机器人联合会 (IFR) 全球机器人安装部署的趋势以及Prattle在财务报告会议上提到人工智能的情况相关的数据来分析人工智能活动的部署情况。

## 3.3 公司活动

### 行业应用

本节分享了麦肯锡公司对2395名受访者的调查结果：代表不同地区、不同行业、不同规模、不同专业 and 不同任期的公司的个人。

麦肯锡公司的“2020年人工智能状况”报告包含了这项调查的全部结果，包括不同公司如何跨职能应用人工智能、从人工智能中创造最大价值的公司之间共享的核心最佳实践，以及COVID-19大流行对这些公司人工智能投资计划的影响。

### 人工智能的全球应用

2020年的调查结果表明，与2019年相比，人工智能

应用率没有增加。超过50%的受访者表示，他们的组织至少在一项业务职能中应用了人工智能（图3.3.1）。2019年，58%的受访者表示，他们的公司至少在一项功能上应用了人工智能，不过2019年关于公司人工智能应用情况的调查方式与2020年不同。

2020年，亚太发达国家的公司领衔应用人工智能技术，印度和北美紧随其后。2019年各地区的人工智能应用率基本持平，但今年为拉丁美洲和其他发展中国家的公司工作的受访者报告在至少一项业务职能中应用了人工智能的数量要小很多。

2020年全球各组织对AI的采用全球组织采用AI情况

来源：麦肯锡公司，2020年 | 图表：2021年AI指数报告

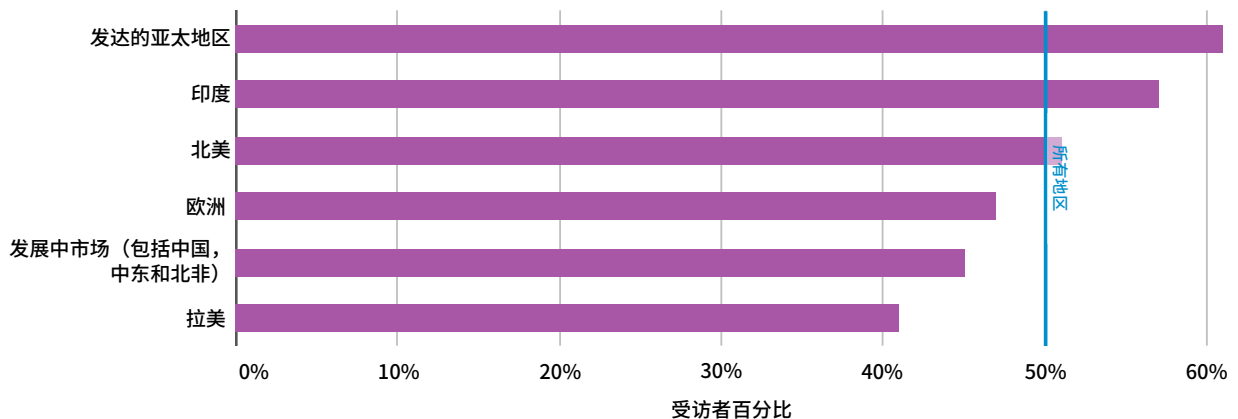


图 3.3.1

## 行业和职能部门应用人工智能

2020年，报告应用人工智能的情况最多的是代表高科技和电信企业的受访者，这与2019年的结果是相似的。其次是金融服务和汽车及装配业（图3.3.2）。

与2019年（和2018年）类似的另外一个情况是，2020年的调查表明，公司最有可能应用人工智能的功能/任务因行业而异（图3.3.3）。例如，汽车和装配行业的受访者表示，在与制造相关的任务中应用人工智能的比例高于其他行业。金融服务行业的受访者表示，在与风险相关的功能方面应用人工智能的比例更高。高科技和电信行业的受访者表示，在产品和服务开发功能方面应用人工智能的比例更高。

跨行业来看，2020年的公司最有可能将人工智能用于服务运营（如现场服务、客户服务、后台）、产品和服务开发以及营销和销售等工作中。这一点与2019年的调查结果类似。

## 应用的人工智能的能力类型

根据行业不同，所应用的人工智能能力类型也不同（图3.3.4）。跨行业来看，2020年，公司最有可能将机器学习技术、机器人过程自动化和计算机视觉确定为至少一项业务功能所需要应用的能力。

各个行业都倾向于应用最能服务于其核心功能的人工智能产品。例如，制造业和分销业（如汽车和装配业、消费品和零售业）最常应用的人工智能为物理机器人和自动驾驶车辆。而自然语言处理能力，如文本理解、语音理解和文本生成等，则最常被日常工作需要处理大量文档的客户或运营数据的行业所应用，包括商业、法律、专业服务、金融服务、医疗保健以及高科技和电信。

### 2020年各行业AI采用情况

来源：麦肯锡公司，2020年 图表：2021年AI指数报告

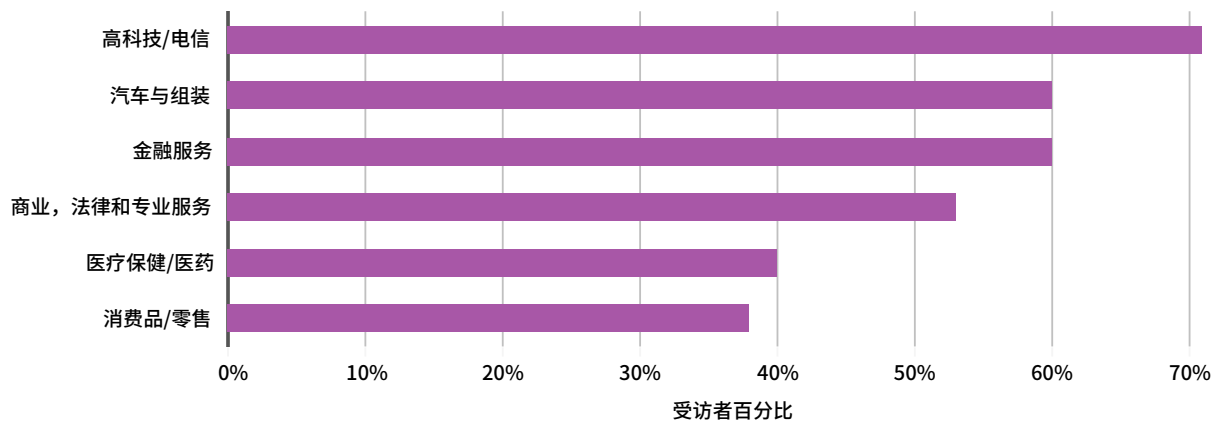


图 3.3.2

### 2020年各行业和职能部门采用AI的情况

来源：麦肯锡公司，2020年|图表：2021年AI指数报告

产业	人力资源	制造业	市场营销 与销售	产品和/ 服务开发	风险	服务运营	战略与 企业融资	供应链管理
所有行业	8%	12%	15%	21%	10%	21%	7%	9%
汽车与装配	13%	29%	10%	21%	2%	16%	8%	18%
商业，法律和专业服务	13%	9%	16%	21%	13%	20%	10%	9%
消费品/零售	1%	19%	20%	14%	3%	10%	2%	10%
金融服务	5%	5%	21%	15%	32%	34%	7%	2%
医疗保健/制药	3%	12%	16%	15%	4%	11%	2%	6%
高科技/电信	14%	11%	26%	37%	14%	39%	9%	12%

受访者百分比

图 3.3.3

### 2020年嵌入标准业务流程的AI能力

来源：麦肯锡公司，2020年|图表：2021年AI指数报告

产业	自动驾驶 汽车	计算机视觉	对话界面	深度学习	NL一代	NL语言 理解	NL文字 理解	其他机器 学习技术	物理机器人	机器人过程 自动化
所有行业	7%	18%	15%	16%	11%	12%	13%	23%	13%	22%
汽车与装配	20%	33%	16%	19%	12%	14%	19%	27%	31%	33%
商业，法律和专业服务	7%	13%	17%	19%	14%	15%	18%	25%	11%	13%
消费品/零售	13%	10%	9%	6%	6%	6%	9%	12%	23%	14%
金融服务	6%	18%	24%	19%	18%	19%	26%	32%	8%	37%
医疗保健/制药	1%	15%	10%	14%	12%	11%	15%	19%	10%	18%
高科技/电信	9%	34%	32%	30%	18%	25%	33%	37%	14%	34%

受访者百分比

图 3.3.4

### 考虑和减轻应用人工智能的风险

只有少数公司承认应用人工智能存在风险，而在采访中报告会采取措施减轻这些风险的公司就更少了（图3.3.5和图3.3.6）。与2019年相比，被调查者引用的每种风险相关的比例基本保持不变。也就是说，大多数变化在统计上并不明显。网络安全仍然是大多数受访者都表示其组织明确与人工智能相关的唯一风险。一些不常被提及的风险，如国家安全和政治稳定，在2020年更会被企业视为应用人工智能的风险。

尽管越来越多的人呼吁关注与人工智能使用相关的伦理问题，但业界为解决这些问题所作出的努力仍然非常有限。例如，人工智能使用中的公平性和公正性问题仍然很少受到公司的关注。此外，与2019年相比，2020年更少的公司将个人或私人隐私视为应用人工智能的风险，而报告其公司正在采取措施以减轻这一特定风险的受访者比例没有任何变化。

**与2019年相比，被调查者引用的每种风险相关的比例基本保持不变。也就是说，大多数变化在统计上并不明显。网络安全仍然是大多数受访者都表示其组织明确与人工智能相关的唯一的风险。**

## 2020年组织认为与采用AI相关的风险

来源：麦肯锡公司，2020年|图表：2021年AI指数报告

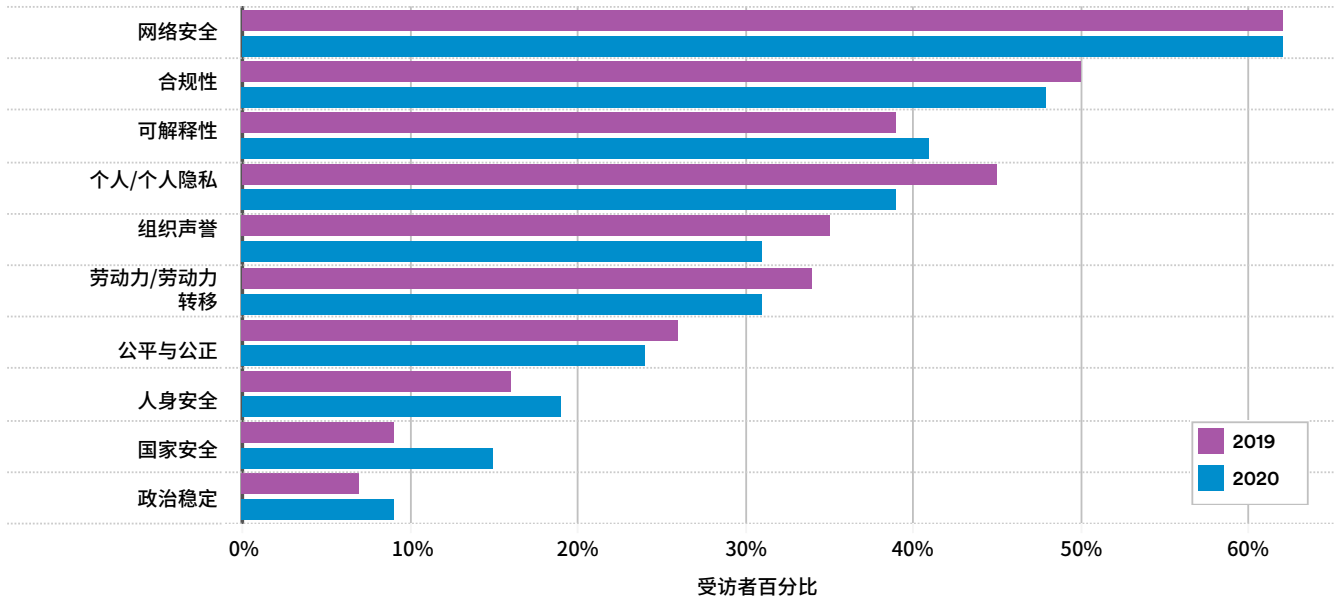


图 3.3.5

## 2020年组织采取措施应对的采用AI的风险

来源：麦肯锡公司，2020年|图表：2021年AI指数报告

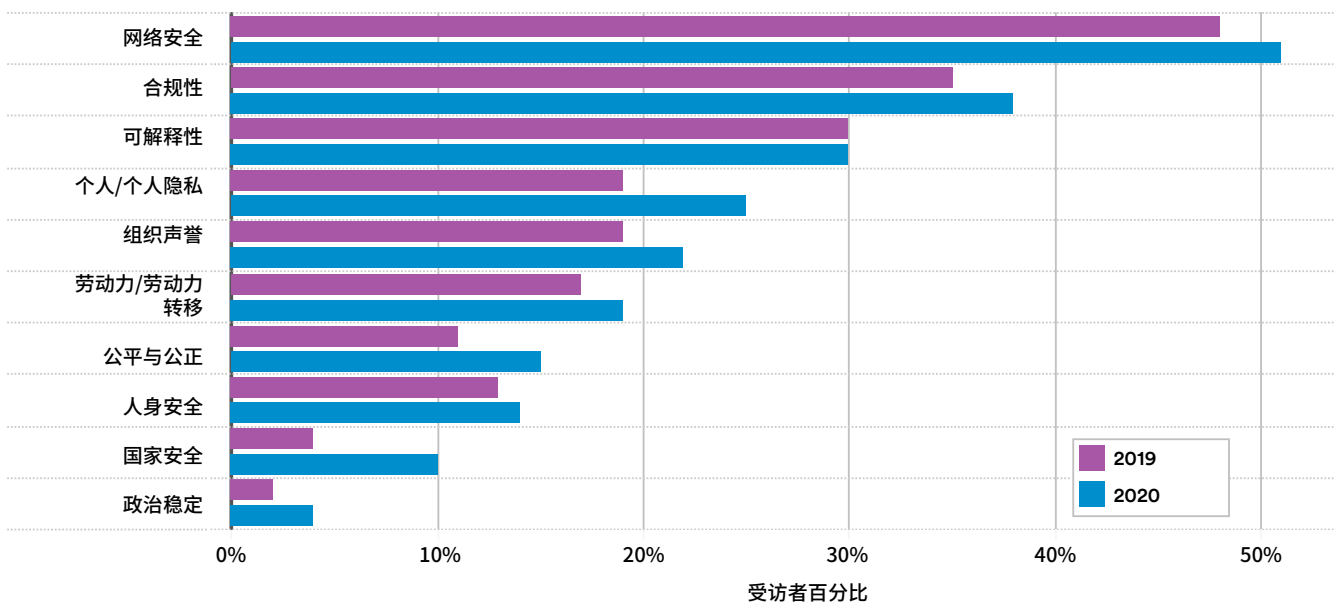


图 3.3.6

### COVID-19的影响

尽管流感大流行造成了经济衰退，但半数受访者表示流感大流行对他们在人工智能方面的投资没有影响，而有27%的受访者表示他们实际增加了投资。不到四分之一的企业减少了对人工智能的投资(图3.3.7)。<sup>5</sup> 按行业划分，医疗保健和制药以及汽车和装配行业的受访者最有可能报告其公司增加了对人工智能的投资。

尽管流感大流行造成了经济衰退，但半数受访者表示流感大流行对他们在人工智能方面的投资没有影响，而有27%的受访者表示他们实际增加了投资。

#### COVID-19大流行期间AI投资的变化

来源：麦肯锡公司，2020年 图表：2021年AI指数报告

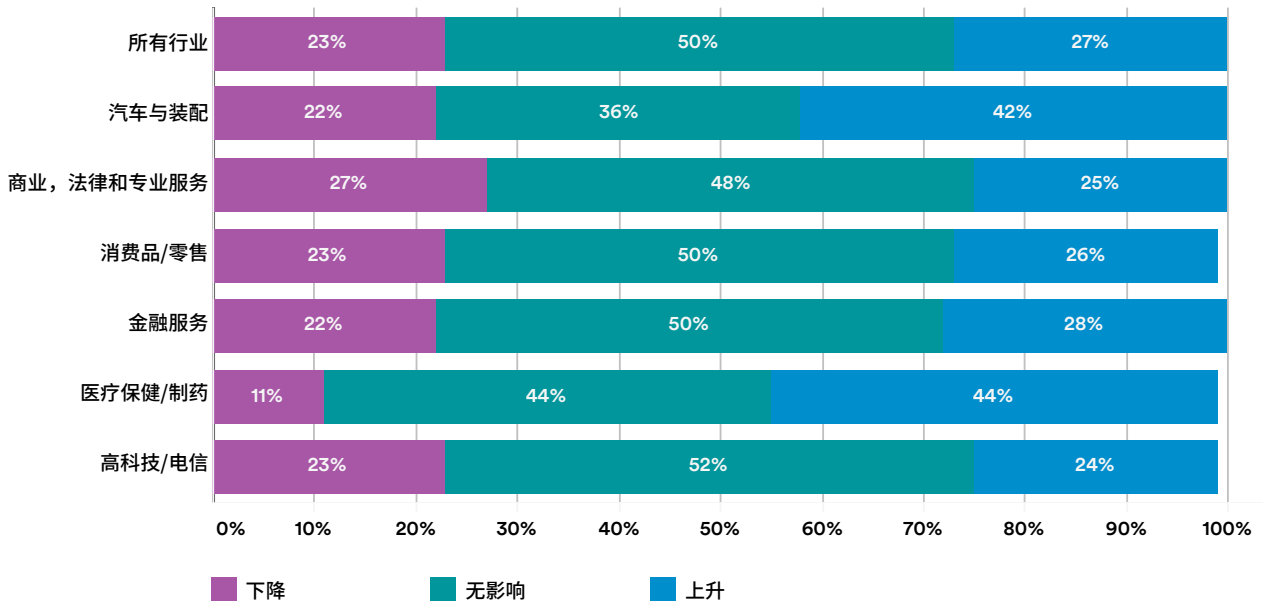


图 3.3.7

<sup>5</sup> 由于四舍五入，数字加起来可能达不到100%。

## 工业机器人部署

目前，人工智能正广泛应用于智能手机和个人车辆等消费类设备（如自动驾驶技术）。但在实际机器人上部署的人工智能还非常少。<sup>6</sup> 随着研究人员开发将人工智能方法与现代机器人相结合的软件，这种情况可能会改变。目前，可以通过计算工业机器人的全球销量进行评估，即全球范围内购买的可用于人工智能的基础设施数量。虽然COVID-19引发的经济危机短期内将导致机器人销量下降，但国际机器人联合会（IFR）预计，这场大流行将在中期为机器人行业带来全球范围内的增长机会。

## 全球趋势

在经历了连续六年的增长后，全球新部署的工业机器人数量下降了12%，从2018年的422271台降至2019年的373240台（图3.3.8）。造成这种下降的主要原因是美国和中国之间的贸易紧张关系以及汽车和电气/电子两大主要客户行业所面临的困难。其中，汽车工业占主导地位（占总部署量的28%），其次是电气/电子（24%）、金属和机械（12%）、塑料和化工产品（5%）、食品和饮料（3%）。<sup>7</sup> 需要注意的是，这些指标是对部署基础设施的衡量，而这些基础设施较易应用人工智能技术。这些指标并不表明是否每个新机器人都使用了大量人工智能。

### 2012-19年全球工业机器人安装

来源：国际机器人联合会，2020年|图表：2021年AI指数报告

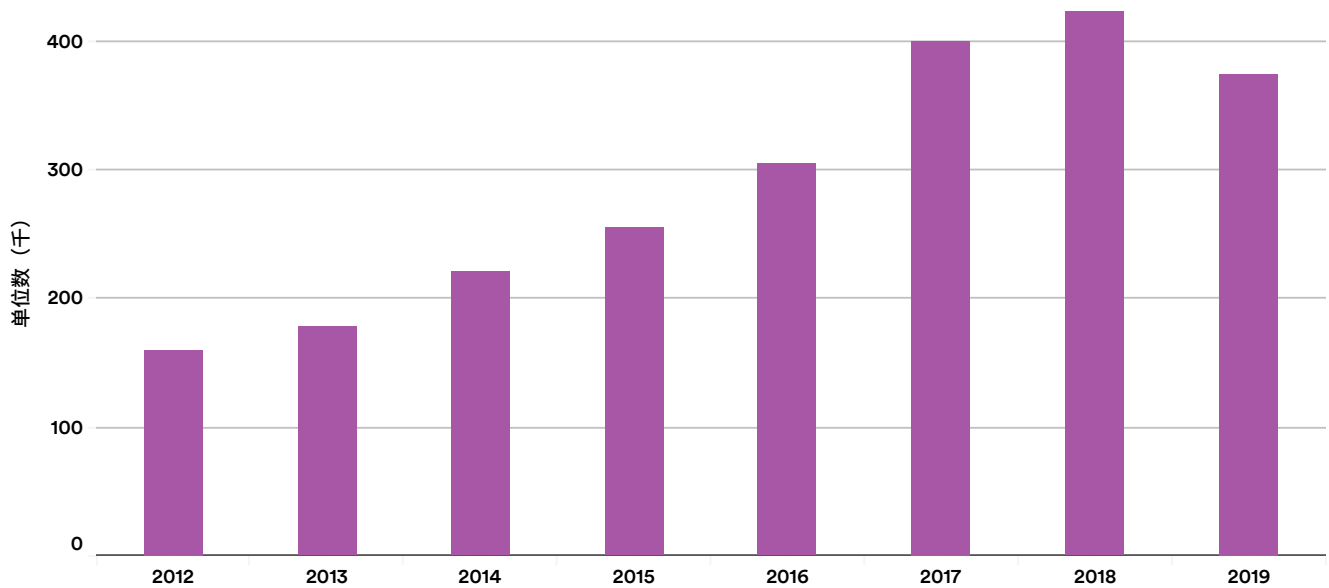


图 3.3.8

<sup>6</sup> 关于工业界应用人工智能和机器人的更多见解，请阅读国家经济研究局的工作文件“推进美国企业应用和使用技术：年度商业调查的证据（2020）”。该文件是基于美国人口普查局2018年度商业调查完成的。

<sup>7</sup> 请注意，对于部署的大约20%的机器人，没有关于客户行业的信息。



### 区域比较

亚洲、欧洲和北美三个最大的工业机器人市场都见证了机器人部署数量连续六年增长期的结束（图3.3.9）。2019年北美的降幅最大，达到了16%，而欧洲为5%，亚洲为13%。

图3.3.10显示了五大工业机器人市场的安装部署数量。占全球机器人安装部署量73%的五个国家的安装部署量都出现了大致相同的下降趋势，但德国除外。德国在2018年至2019年间的部署量略有上升。尽管中国的工业机器人数量呈下降趋势，但值得注意的是，中国2019年的工业机器人数量超过了其他四国的总和。

亚洲、欧洲和北美三个最大的工业机器人市场都见证了机器人部署数量连续六年增长期的结束（图3.3.9）。2019年北美的降幅最大，达到了16%，而欧洲为5%，亚洲为13%。

2017-19年按地区划分的新部署工业机器人  
来源：国际机器人联合会，2020年|图表：2021年AI指数报告

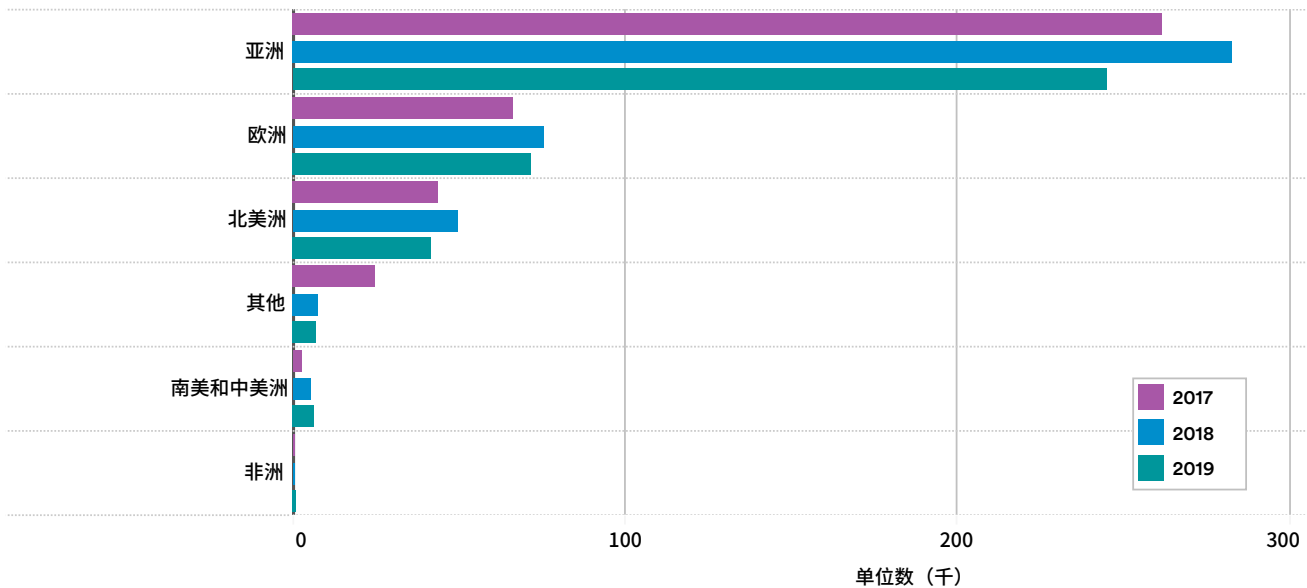


图 3.3.9

## 2017-19年安装五大市场的新工业机器人装置

来源：国际机器人联合会，2020年|图表：2021年AI指数报告

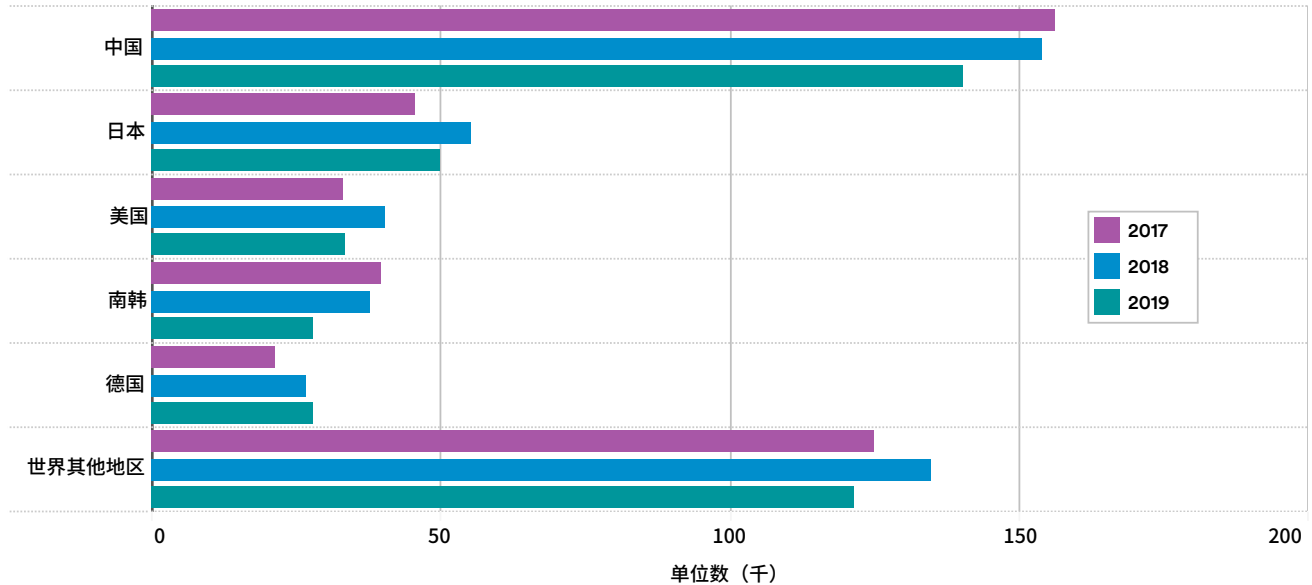


图 3.3.10

## 收益报告

如图3.3.11所示，自2013年以来，在企业收益报告中人工智能的提及数量大幅增加。2020年，人工智能在收益报告中的提及次数是大数据、云计算和机器学习的总和的两倍，不过这一数字比2019年下降了8.5%。对大数据的提及在2017年达到顶峰，此后下降了57%。

## 2011-20年企业收益报告中AI的提及数量

来源：Prattle&amp;Liquidnet, 2020年|图表：2021年AI指数报告

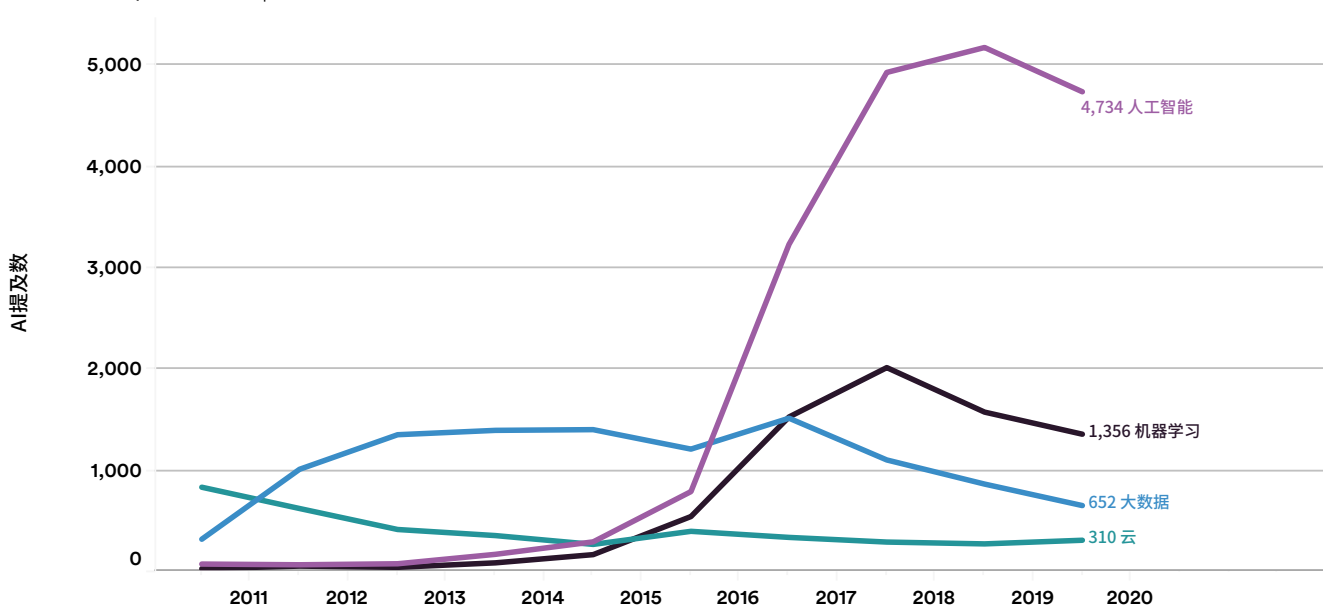


图 3.3.11



# 第4章 人工智能教育



人工智能指数  
2021年度报告

## 第 4 章

# 章节预览

概述	109	北美地区人工智能专业新博士毕业生 就业情况	118
章节要点	110	产业界与学术界	118
<b>4.1 高等教育机构的人工智能教育状况</b>	<b>111</b>	新人工智能专业博士留学生	119
本科人工智能课程	111	<b>4.3 欧盟及其它地区的人工智能教育</b>	<b>120</b>
教授人工智能技能的本科课程	111	欧盟的人工智能课程	120
人工智能和机器学习入门课程	111	人工智能相关课程中讲授的内容	121
研究生人工智能课程	113	国际比较	122
专注于人工智能技能的研究生课程	113	<b>要点：人工智能人才流失和教师离职</b>	<b>123</b>
专注于人工智能的教职人员	113		
<b>4.2 北美地区人工智能和计算机科学</b>			
<b>学位毕业生</b>	<b>114</b>		
北美地区计算机科学本科毕业生	114		
美国新增计算机科学博士	114		
按专业划分的新计算机科学博士	115		
具备人工智能/机器学习和机器人学 /视觉专长的新计算机科学博士	117		

访问公开数据

# 概述

随着人工智能逐渐成为经济活动中重要的驱动力，人们对人工智能的兴趣与日俱增。人们希望了解人工智能并获得从事该领域工作所必须的技能。与此同时，产业界对人工智能人才的需求不断上升，吸引着越来越多的教授离开学术界进入私营企业。本章主要关注通过各种教育平台和机构培养人工智能人才的技能和培训趋势。

接下来，我们将给出一份高校人工智能教育现状的人工智能指数调查数据分析，以及基于年度计算研究协会（CRA）Taulbee调查的计算机科学本科及博士研究生人工智能相关专业探讨。最后一部分将利用欧盟委员会联合研究中心（JRC）的统计数据，探讨欧洲人工智能教育的趋势。

## 章节要点

- 2020年进行的一项人工智能指数调查显示，过去四年，世界顶尖大学加大了对人工智能教育的投入。在过去的四个学年中，教授学生在本科和研究生阶段构建或部署实用人工智能模型所需技能的课程数量分别增加了102.9%和41.7%。
- 计算机研究协会（CRA）的一项年度调查显示，过去十年，北美地区更多的AI专业博士毕业生选择在产业界工作，而选择学术界工作的则较少。其中，选择进入产业界工作的新AI专业博士比例增加了48%，从2010年的44.4%增至2019年的65.7%。相比之下，进入学术界的新AI专业博士比例下降了44%，从2010年的42.1%降至2019年的23.7%。
- CRA的调查显示，在过去10年中，在美国获得CS博士学位的博士总人数中，人工智能相关博士人数所占比例从14.2%上升到2019年的23%左右。与此同时，其他以前非常流行的CS博士学位的受欢迎程度有所下降，包括网络、软件工程和编程语言。与2010年相比，程序编译相关专业的博士学位人数都有所减少，而人工智能和机器人/视觉专业则大幅增加。
- 在经历了两年的增长之后，北美地区从大学转到产业界工作的人工智能领域教师人数从2018年的42人下降到了2019年的33人（其中28人是终身教职员工，5人没有获得终身教职）。2004年至2019年间，卡内基梅隆大学（Carnegie Mellon University）的AI领域的教师离职人数最多（16人），其次是乔治亚理工学院（14人）和华盛顿大学（12人）。
- 2019年，北美新AI专业博士中的留学生比例继续上升，达到64.3%，比2018年增长4.3%。在外国毕业生中，有81.8%的人留在美国，而8.6%的人选择在美国以外工作。
- 在欧盟，绝大多数人工智能专业的学术课程都是在硕士及以上阶段开设的。学士和硕士阶段最常开设的课程是机器人学和自动化，而相关短期课程中最常开设的是机器学习（ML）。

## 4.1 高等教育机构的人工智能教育状况

2020年，人工智能指数开展了一项调查，内容是面向全球一流大学和新兴经济体的计算机科学系或计算与信息学院了解关于人工智能教育四个方面的问题，具体包括：本科课程、研究生课程、人工智能伦理课程、教师的专业知识和多样性。

这项调查由来自9个国家的18所大学参与完成。<sup>1</sup> 人工智能指数调查的结果表明，大学增开了人工智能课程，同时增加了主要研究人工智能的教职员工的数量。其中，这些人工智能课程教授学生如何建立和部署实用的人工智能模型。

### 本科人工智能课程

通过评估教授学生建立或部署实用人工智能模型所需技能的课程趋势、入门级人工智能和机器学习课程，以及招生统计数据，我们对本科阶段的课程设置进行了调查。

### 教授人工智能技能的本科课程

调查结果表明，在过去的四个学年中，计算机科学系在实用人工智能课程上投入了大量资金。<sup>2</sup> 在18所大学中，教授

2016-20每年学生学习或构建实用AI模型所需的技能的本科课程数量  
来源：2020年AI指数报告 | 图表：2021年AI指数报告

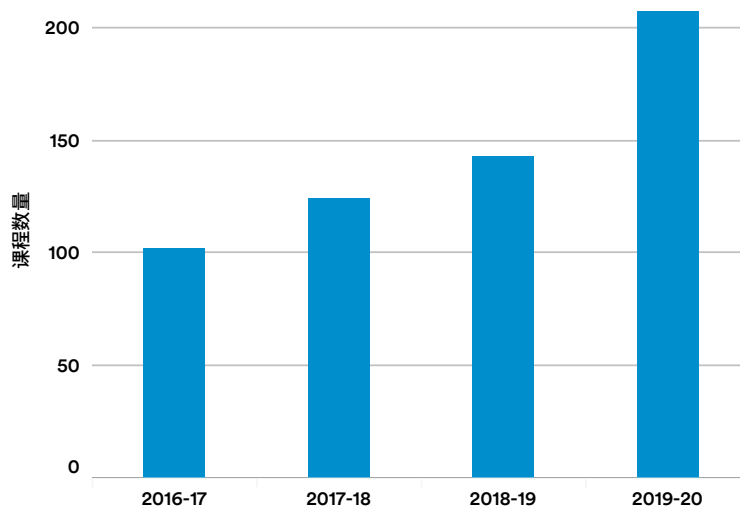


图 4.1.1

学生建立或部署实用人工智能模型所需技能的课程数量增加了102.9%，从2016-17学年的102门增加到了2019-20学年的207门（图4.1.1）。

### 人工智能和机器学习入门课程

数据显示，在过去四个学年中，注册或尝试注册人工智能入门课程和机器学习入门课程的学生人数增加了近60%（图4.1.2）<sup>3</sup>。

<sup>1</sup> 2020年11月至2021年1月，我们通过互联网分三次向73所大学分发了调查。其中有18所大学完成，回复率为24.7%。这18所大学分别是—比利时：卢汶凯索利克大学；加拿大：麦吉尔大学；中国：上海交通大学、清华大学；德国：慕尼黑路德维希·马西米兰大学、慕尼黑工业大学；俄罗斯：莫斯科理工学院经济高等学院；瑞士：洛桑埃科尔理工学院；英国：剑桥大学；美国：加州理工学院、卡内基梅隆大学（机器学习系）、哥伦比亚大学、哈佛大学、斯坦福大学、威斯康星-麦迪逊大学、德克萨斯大学奥斯汀分校、耶鲁大学。

<sup>2</sup> 有关提供给调查对象的实用人工智能模型的关键词列表，请参见[此处](#)。课程定义为每周至少需要2.5学时（包括讲座、实验室、助教学时等）的一组课程，总共至少10周。具有相同标题和编号的多个课程视为一个课程。

<sup>3</sup> 对于课程注册有上限的大学，该数据包括了尝试注册入门级人工智能和机器学习课程的学生人数。

2019-20学年，入门级人工智能和机器学习课程的招生人数略有下降，这主要是由于美国大学课程数量的减少所造成的。在过去的四个学年中，欧盟的入门级课程注册人数增加了165%，而美国的此类注册人数在上一个学年出现了明显的下降(图4.1.3)。在接受调查的8所美国大学中，有6所表示人工智能和数学基础入门课程的报名人数在去年有所减少。一些大学认为，人数下降的主要原因是新冠疫情期间有部分学生休假。另一些大学则提到，造成人数下降的原因是入门级人工智能课程设置的结构性变化。例如，去年开设了数据科学入门课程，这可能会使得学生放弃传统的人工智能和机器学习入门课程而去选择了数据科学入门课程。

2016-20学年被AI引入和ML课程引入或尝试注册的学生人数  
来源：2020年AI指数报告 | 图表：2021年AI指数报告

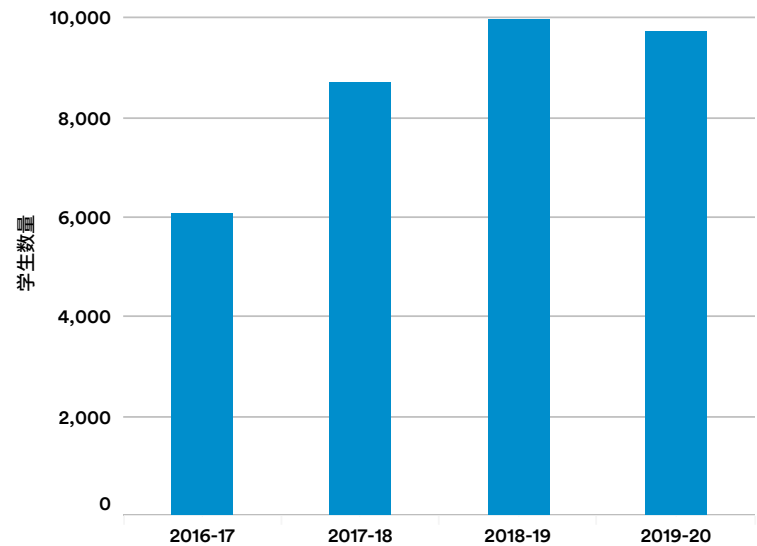


图 4.1.2

2016-20每年地区被AI入门和ML课程入门录取或尝试入学的学生人数百分比变化

来源：2020年AI指数报告 | 图表：2021年AI指数报告

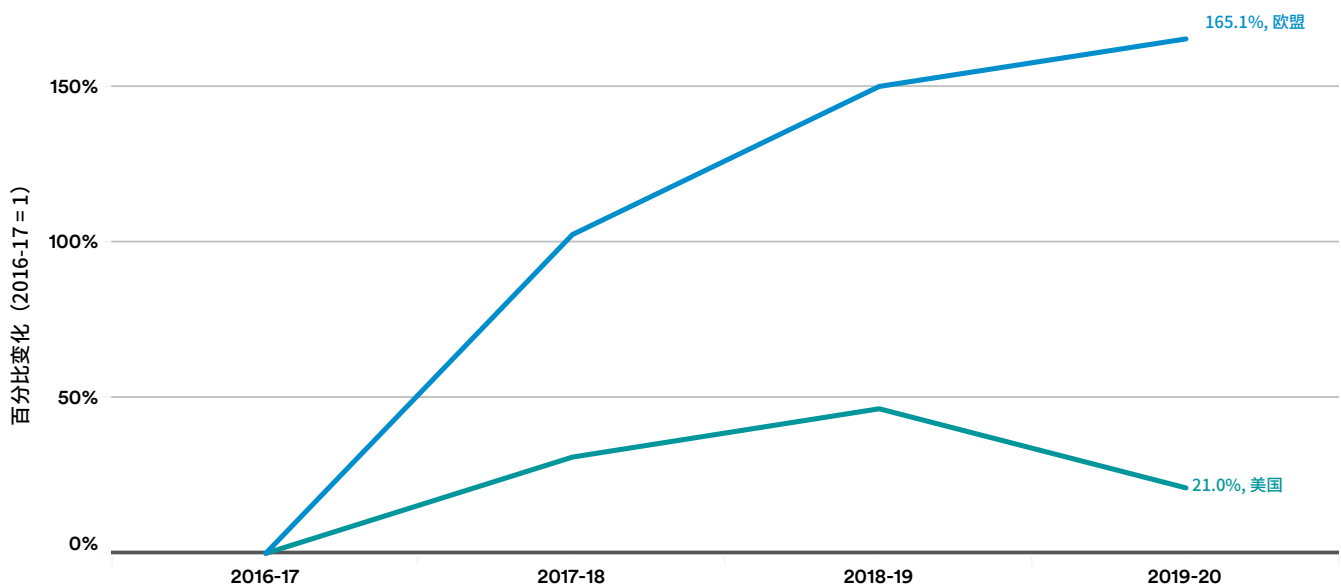


图 4.1.3



## 研究生人工智能课程

本调查还关注了研究生或更高学位级别的课程设置，特别是教授学生建立或部署实用人工智能模型所需技能的研究生课程。<sup>4</sup>

### 专注于人工智能技能的研究生课程

在过去四个学年中，教授学生建立或部署实用人工智能模型所需技能的研究生课程增加了41.7%，从2016-17学年的151门课程增加到了2019-20学年的214门课程（图4.1.4）。

### 专注于人工智能的教师

如图4.1.5所示，在过去四个学年中，参与此次调查的大学中主要研究人工智能的终身教职教师人数显著增长，与人工智能课程和学位课程需求的增长相一致。主要研究人工智能的教师人数增长了59.1%，从2016-17学年的105人增长到了2019-20学年的167人。

2016-20每年学生学习或构建实用AI模型所需的技能的研究生课程数量  
来源：2020年AI指数报告 | 图表：2021年AI指数报告

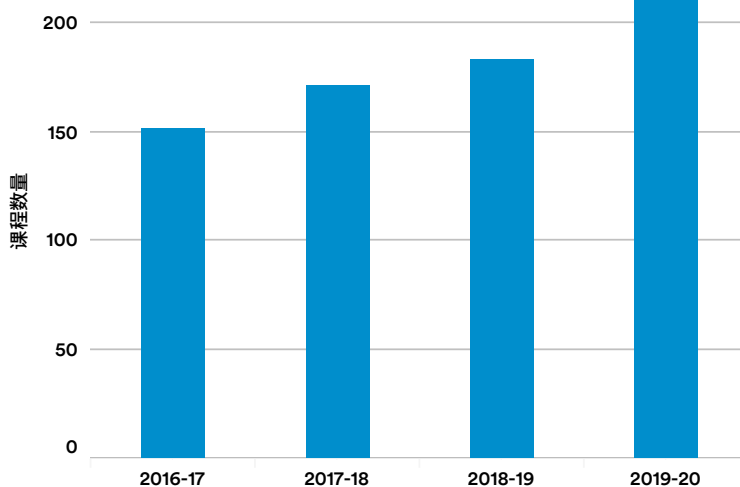


图 4.1.4

2016-20年主要专注于AI研究的终身教职学院数量  
来源：2020年AI指数报告 | 图表：2021年AI指数报告

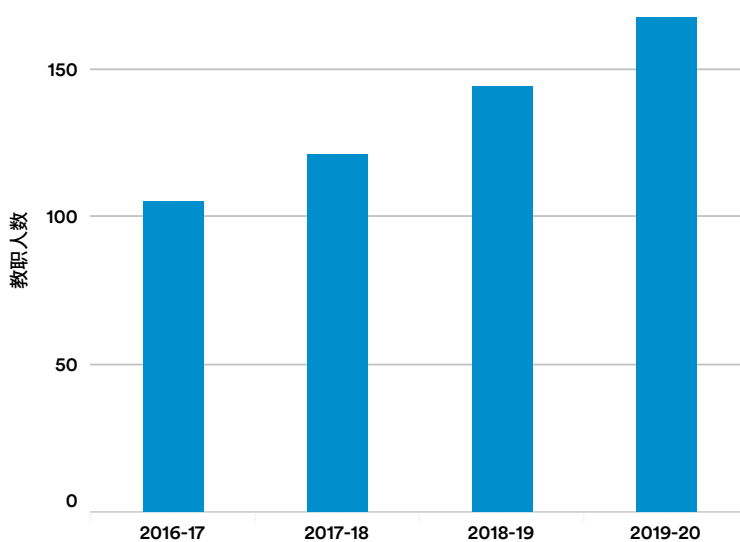


图 4.1.5

<sup>4</sup> 如需获得提供给调查对象的实用人工智能模型的关键词列表，请参阅[此处](#)。课程定义为每周至少需要2.5学时（包括讲座、实验室、助教学时等）的一组课程，总共至少10周。具有相同标题和编号的多个课程视为一个课程。

本节介绍计算研究协会（CRA）年度Taulbee调查的结果。CRA的年度调查记录了美国和加拿大能够授予计算机科学（CS）、计算机工程（CE）或信息学（I）博士学位的学术单位的学生入学率、毕业率、毕业生就业和教师工资的变化趋势。这些学术单位包括了计算机科学系和计算机工程系，在某些情况下也可以是信息或计算学院或学校。

## 4.2 北美地区人工智能和计算机科学学位毕业生

### 北美地区计算机科学本科毕业生

北美地区大多数的人工智能课程都是本科阶段计算机科学课程的一部分。在过去十年中，北美地区具有博士学位授予资质机构的计算机科学本科毕业生人数稳步增长（图4.2.1）。2019年，超过28000名本科生完成了计算机科学学位，比2010年的数字高出约三倍。

### 美国新增计算机科学博士

本节分析了美国计算机科学博士毕业生的趋势，重点是与人工智能相关的专业。<sup>5</sup> CRA调查共包括20个专业，其中两个与人工智能领域直接相关，包括“人工智能/机器学习”和“机器人学/视觉”。

#### 2010-19年北美博士学位机构新的CS本科生数量

来源：2020年CRA Taulbee问卷 | 图表：2021年AI指数报告

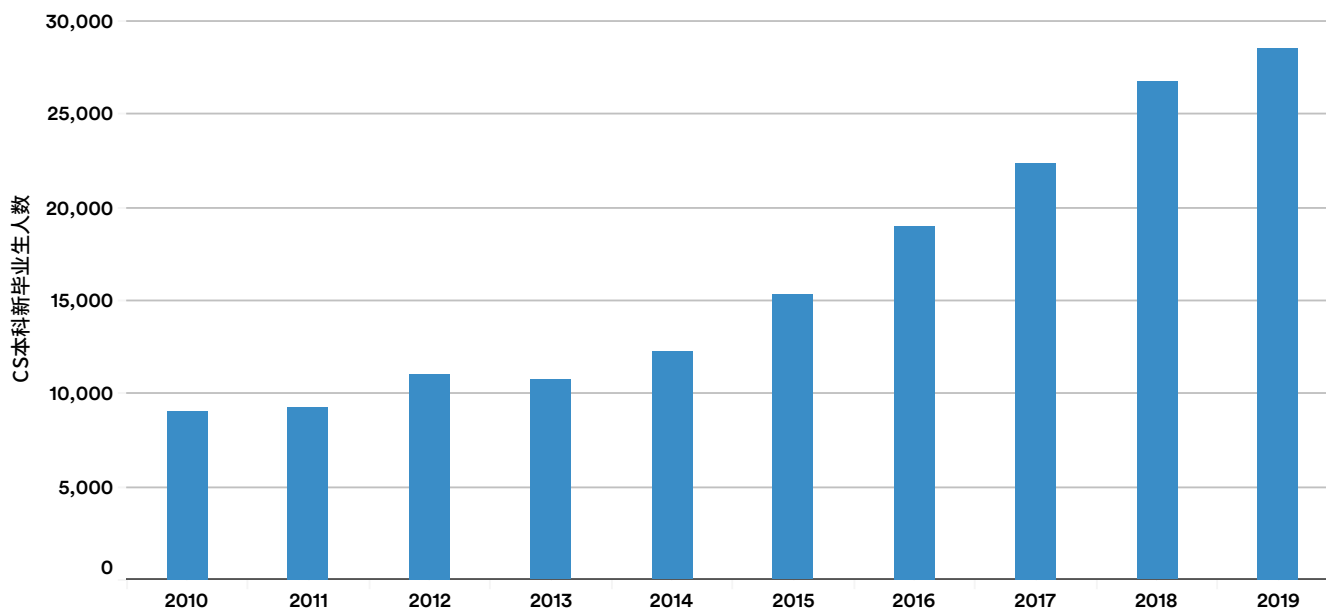


图 4.2.1

<sup>5</sup> 本节中的新计算机科学博士包括了来自美国计算机科学学术单位（系、学院或大学内学校）的博士毕业生。

## 按专业划分的新计算机科学博士

在2019年毕业的所有计算机科学博士中，人工智能/机器学习（22.8%）、理论与算法（8.0%）和机器人学/视觉（7.3%）专业的毕业生数量高居榜首（图4.2.2）。人工智能/机器学习专业是过去十年中最受欢迎的专业。2019年人工智能/机器学习专业毕业生人数大于后面五个专业人数的总和。此外，机器人/视觉专业的毕业生人数排名从2018年的第八名跃升至2019年的第三名。

在过去十年中，与其他18个专业相比，人工智能/机器

学习和机器人学/视觉是计算机专业博士毕业生人数中增长最为显著的（图4.2.3）。2020年，人工智能/机器学习专业计算机科学博士毕业生在所有新计算机科学博士中的比例比2010年高出8.6个百分点，其次是机器人学/视觉专业博士学位，为2.4个百分点。相比之下，计算机科学博士学位在网络（-4.8个百分点）、软件工程（-3.6个百分点）和编程语言/编译器（-3.0个百分点）等专业的人数的比例在2020年出现负增长。

2019年按特殊性分列的美国新CS博士生数（占总数的百分比）

来源：2020年CRA Taulbee问卷 | 图表：2021年AI指数报告

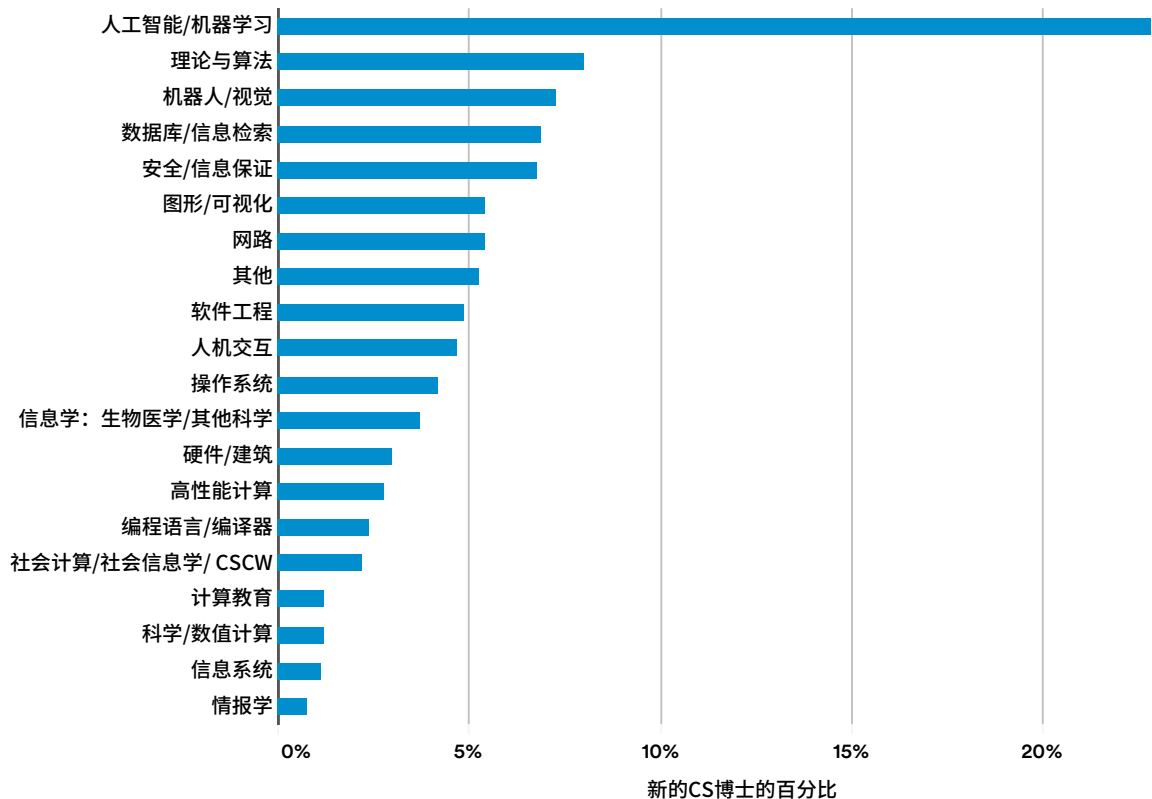


图 4.2.2

2010-19年美国新CS PHDS的百分点变化  
来源：2020年CRA Taulbee问卷 | 图表：2021年AI指数报告

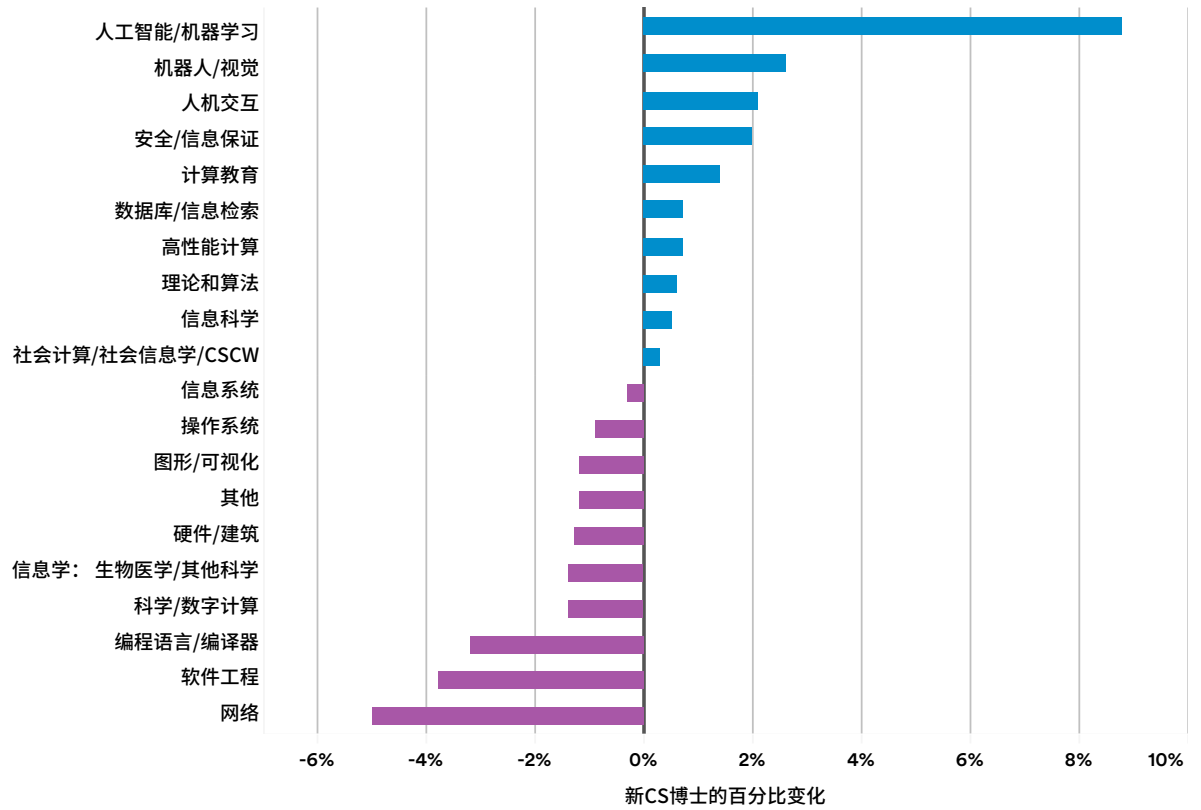


图 4.2.3

## 具备人工智能/机器学习和机器人学/视觉专长的新计算机科学博士

图4.2.4a和图4.2.4b详细展示了近年来美国主要研究人工智能/机器学习或机器人/视觉的AI专业博士人数。2010年至2019年间，人工智能/机器学习专业毕业生的数量增长了77%，而这些新博士在所有计算机科学博士毕业生中的比例则增长了61%。人工智能/机器学习和机器人学/视觉博士毕业生的数量在2019年达到历史最高水平。

2010-19年美国具有AI/机器学习和机器人技术/视觉专业的新CS博士生数

来源：2020年CRA Taulbee问卷 | 图表：2021年AI指数报告

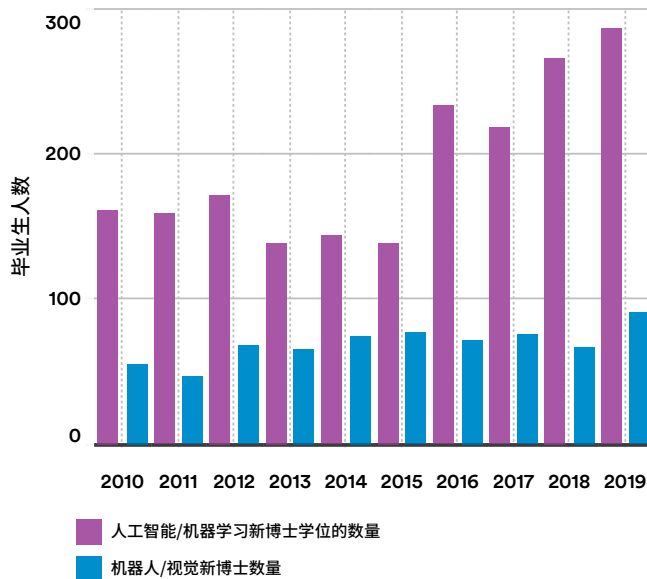


图 4.2.4a

2010-19年美国具有AI/机器学习和机器人技术/视觉专业的新CS博士生数（占总数的百分比）

来源：2020年CRA Taulbee问卷 | 图表：2021年AI指数报告

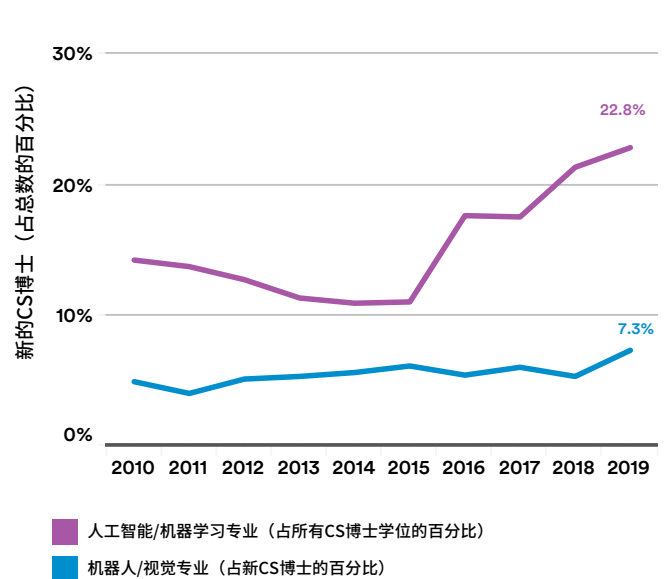


图 4.2.4b

## 北美地区新AI专业博士毕业生就业情况

新毕业的AI专业博士选择在哪里工作？本节介绍北美地区学术界和产业界新毕业的AI专业博士的就业趋势。<sup>6</sup>

### 产业界与学术界

在过去十年中，北美地区新毕业的AI专业AI专业博士选择进入产业界工作的人数持续增长，其比例从2010年的44.4%增加到2019年的65.7%（图4.2.5a和图4.2.5b）。相比之下，进入学术界的新毕业的AI专业AI专业博士比例下降了44%，从2010年的42.1%降至2019年的23.7%。如图4.2.5b所示，这些变化在很大程度上反映了这样一个事实，即进入学术界的博士毕业生人数在过去十年中基本保持不变，而大幅增加的新毕业博士主要都进入了产业界。

2010-19年向北美学术界或业界使用AI的新博士生人数

来源：2020年CRA Taulbee问卷 | 图表：2021年AI指数报告

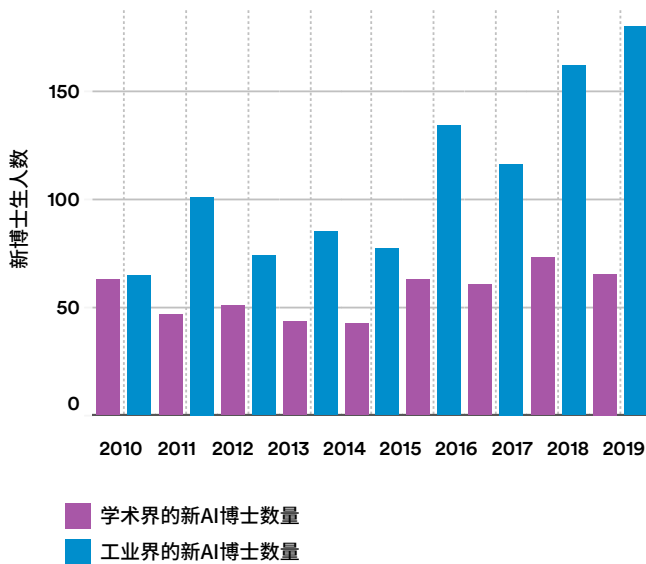


图 4.2.5a

2010-19年向北美学术界或业界使用AI的新博士生人数  
(占总数的百分比)

来源：2020年CRA Taulbee问卷 | 图表：2021年AI指数报告

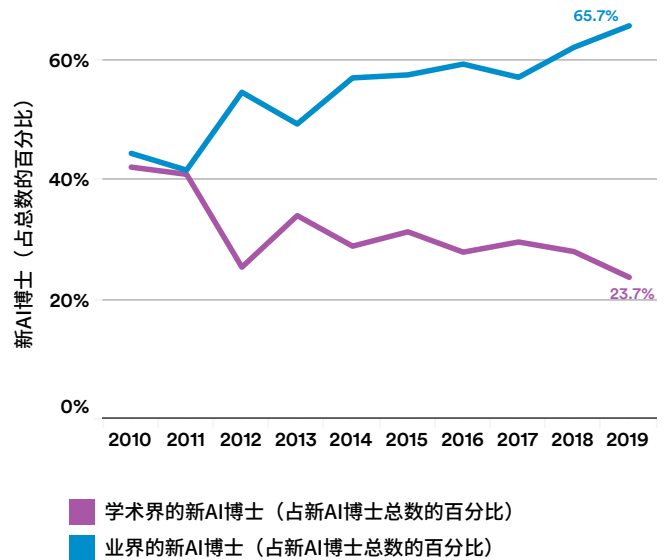


图 4.2.5b

<sup>6</sup> 本节中涉及到的新毕业的AI专业AI专业博士包括来自美国和加拿大计算机科学、计算机工程和信息学的学术单位（系、学院或大学内的学校）的主要研究人工智能的博士毕业生。

## 2010-19年北美AI新国际博士生数量（占新AI博士生总数的百分比）

来源：2020年CRA Taulbee问卷 | 图表：2021年AI指数报告

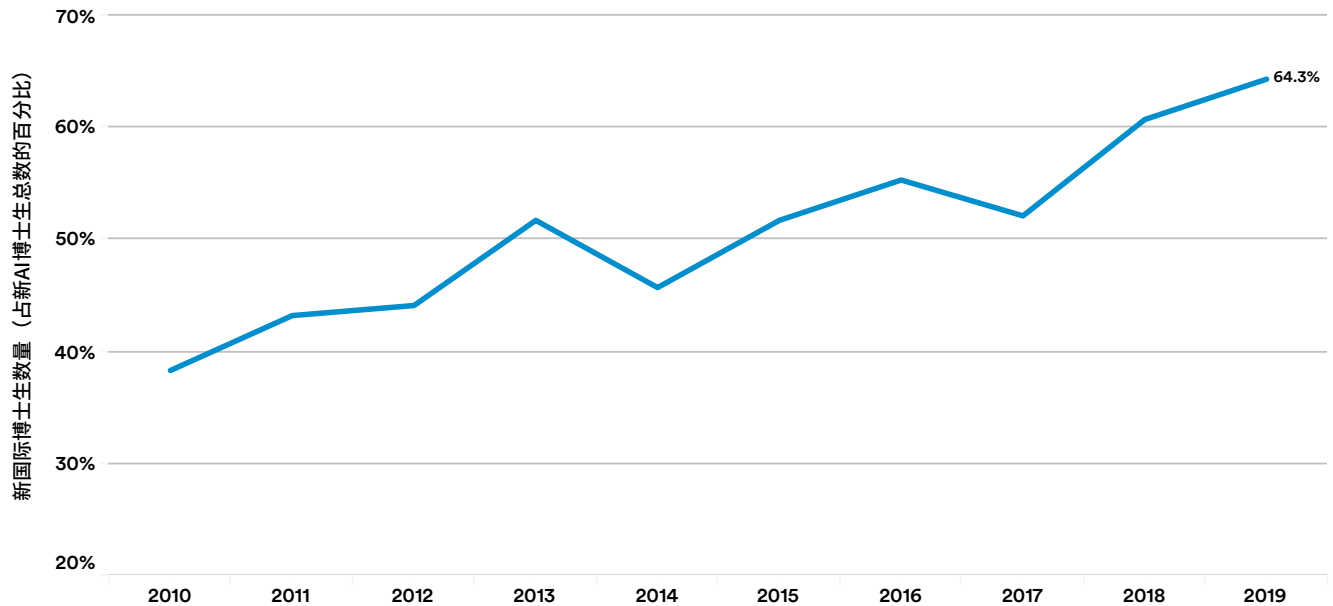


图 4.2.6

## 新AI专业博士留学生

2019年，北美新毕业的AI专业博士中的留学生比例继续上升，达到了64.3%，比2018年上升了4.3个百分点（图4.2.6）。相比之下，2019年，在已知专业领域的博士中，计算机工程有63.4%的博士、计算机科学有59.6%的博士以及信息学中29.5%的博士是留学生。

此外，2019年美国的AI专业博士留学生毕业生中，有81.8%的人选择留在美国就业，而8.6%选择到美国以外的国家或地区工作（图4.2.7）。相比之下，在全部已知专业领域的留学生毕业生中，有77.9%选择留在美国，而10.4%选择到其它地方就业。

## 2019年按工作地点划分的美国AI国际新博士生（占总数的百分比）

来源：2020年CRA Taulbee问卷 | 图表：2021年AI指数报告

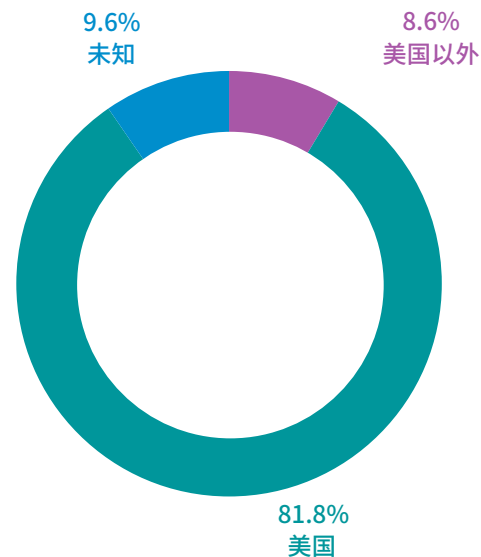


图 4.2.7

本节介绍欧盟委员会联合研究中心的研究，该中心评估了27个欧盟成员国以及其他6个国家（英国、挪威、瑞士、加拿大、美国和澳大利亚）的高级数字技能学术成果。这是该中心第二次开展类似的研究<sup>7</sup>。2020年版本涉及四个技术领域：人工智能（AI）、高性能计算（HPC）、网络安全（CS）和数据科学（DS），具体是利用文本挖掘和机器学习技术提取与特定领域研究项目相关的内容。欲了解更多信息，可参见“2019-20年高级数字技能学术课程。国际比较”报告和“欧盟高等教育院校高级数字档案供需预测”。

## 4.3 欧盟及其他地区的人工智能教育

### 欧盟的人工智能课程

这项研究揭示了27个欧盟国家的1032个人工智能项目的项目范围和项目水平（图4.3.1）。欧盟绝大多数专门的人工智能学术课程都开设在硕士及以上水平的课程中，从而帮助学生提升工作能力。德国在提供最专

业的人工智能项目方面领先于其他成员国，其次是荷兰、法国和瑞典。法国在提供硕士水平人工智能项目的数量方面名列榜首。

2019-20年度欧盟27国的专业AI计划数量

来源：欧洲委员会联合研究中心，2020 | 图表：2021年AI指数报告

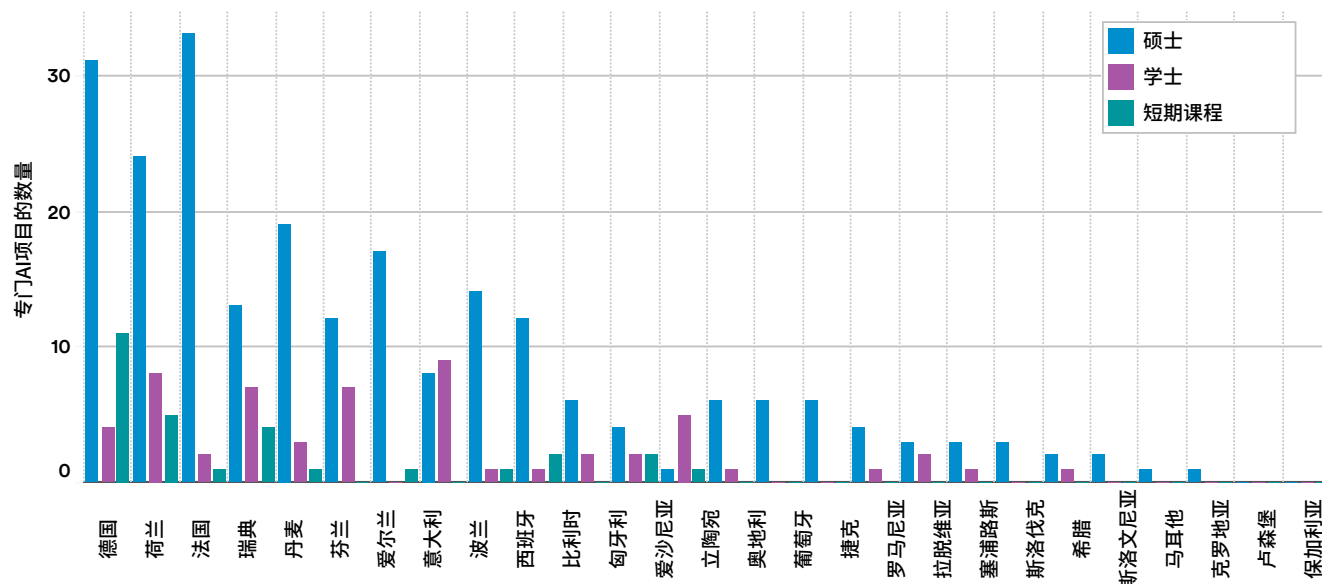


图 4.3.1

<sup>7</sup> 请注意，2020年报告对2019年的版本进行了方法的改进，因此，不能对两个版本进行严格的比较。具体的改进包括删除某些关键词和添加其他关键词来识别程序。尽管如此，在2020年版的所有检测到的程序中，超过90%是由2019年研究中出现的关键词触发的。



### 人工智能相关课程中讲授的内容

在欧盟三个层次的专业人工智能课程中，哪些类型的人工智能技术最受欢迎？数据表明，迄今为止，机器人技术和自动化是专业学士和硕士课程中最常开设的课程，而机器学习在专业短期课程中占主导地位（图 4.3.2）。随着短期课程越来越受到已经工作的专业人士的青睐，机器学习已成为人工智能专业发展和实施的关键能力之一。

人工智能伦理和人工智能应用也非常重要，这两个领域在三个课程级别的教育中都占有相当大的份额。人工智能伦理，包括安保（security）、安全（safety）、问责（accountability）和可解释性(explainability)的相关课程，平均占课程总数的14%，而人工智能应用的课程，如大数据、物联网和虚拟现实课程，所占份额也类似。

2019-20 欧盟27国按内容领域划分的专门AI项目（占总数的百分比）

来源：欧洲委员会联合研究中心，2020 | 图表：2021年AI指数报告

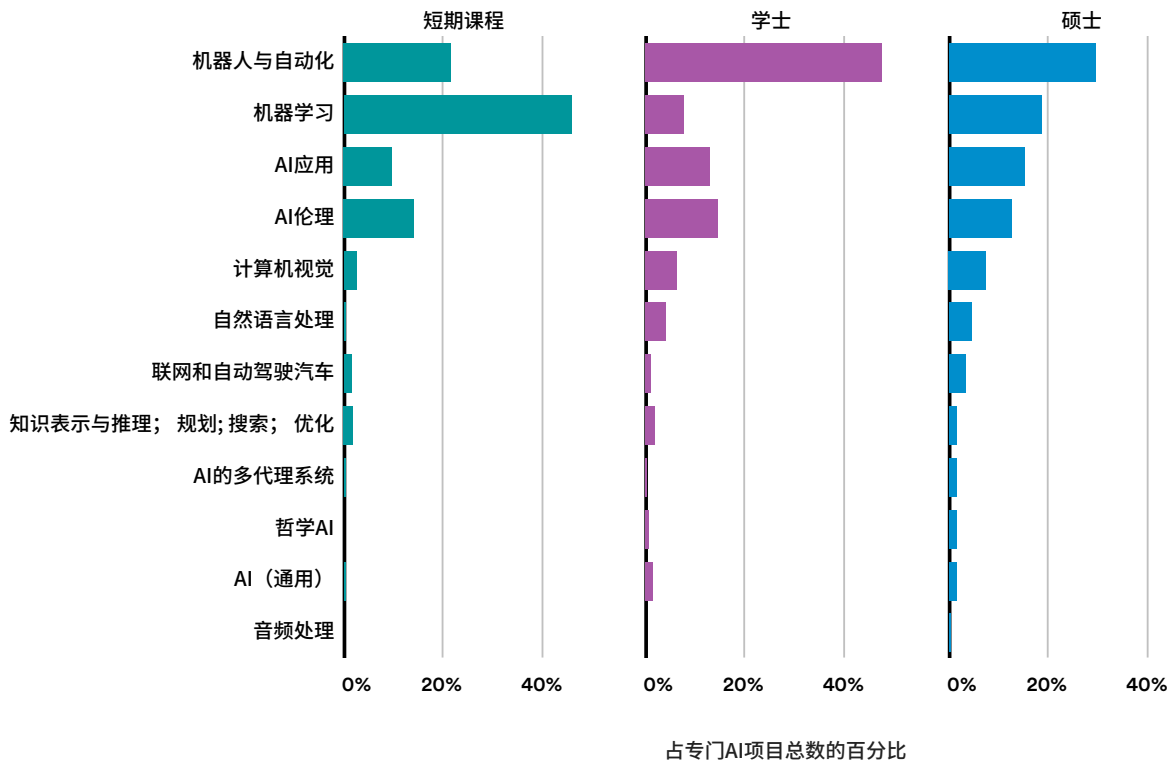


图 4.3.2

## 国际比较

欧盟委员会联合研究中心的报告将27个欧盟成员国的人工智能教育与欧洲其他国家进行了比较，包括挪威、瑞士和英国，以及加拿大、美国和澳大利亚。图 4.3.3显示了2019-20学年所有国家1680个专业人工智能课程的总数。美国提供了比任何其它地区都要更多的人工智能专业课程。就人工智能专业硕士课程数量而言，欧盟27国紧随其后。

**美国提供了比任何其它地区都要更多的人工智能专业课程。就人工智能专业硕士课程数量而言，欧盟27国紧随其后。**

2019-20年按地理区域和级别划分的AI专业计划数

来源：欧洲委员会联合研究中心，2020 | 图表：2021年AI指数报告

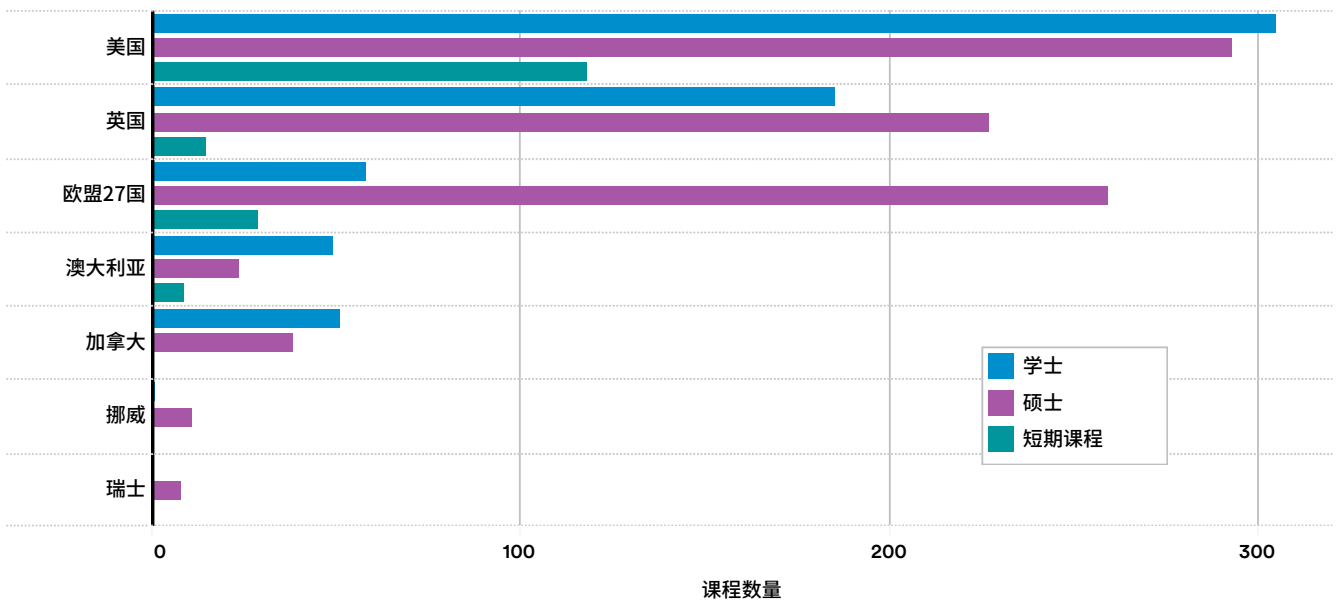


图 4.3.3

## 要点：人工智能人才流失和教师离职

罗切斯特大学的研究人员迈克尔·戈夫曼和长江商学院的赵瑾于2019年发表了一篇题为《[人工智能，教育和创业](#)》的论文，探讨了大学生领域特定知识与创业和吸引资金能力之间的关系。<sup>8</sup> 对于学生人工智能知识差异的来源，合著者使用了2004年至2018年间人工智能教授离开大学进入产业界的数据，他们称之为“前所未有的人才外流”。他们使用从LinkedIn手工收集的数据，还使用了从Scopus学术出版物和会议数据库收集的作者从属关系对LinkedIn搜索的结果进行了补充。

这篇论文指出，人工智能教师的离职对那些毕业于这些教授曾经工作过的大学的学生创办的人工智能初创公司有着负面影响。在教师离职后的几年里，对未来的人工智能创业者会产生寒蝉效应。与本科生和硕士生相比，博士生受到的影响最大。当取代离开的人工智能教授的是排名较低的学校教师或未获得终身教职的教授时，这种负面影响会加剧。

北美人工智能教职人员离职数量统计  
来源：Gofman and Jin, 2020 | 图表：2021年AI指数报告

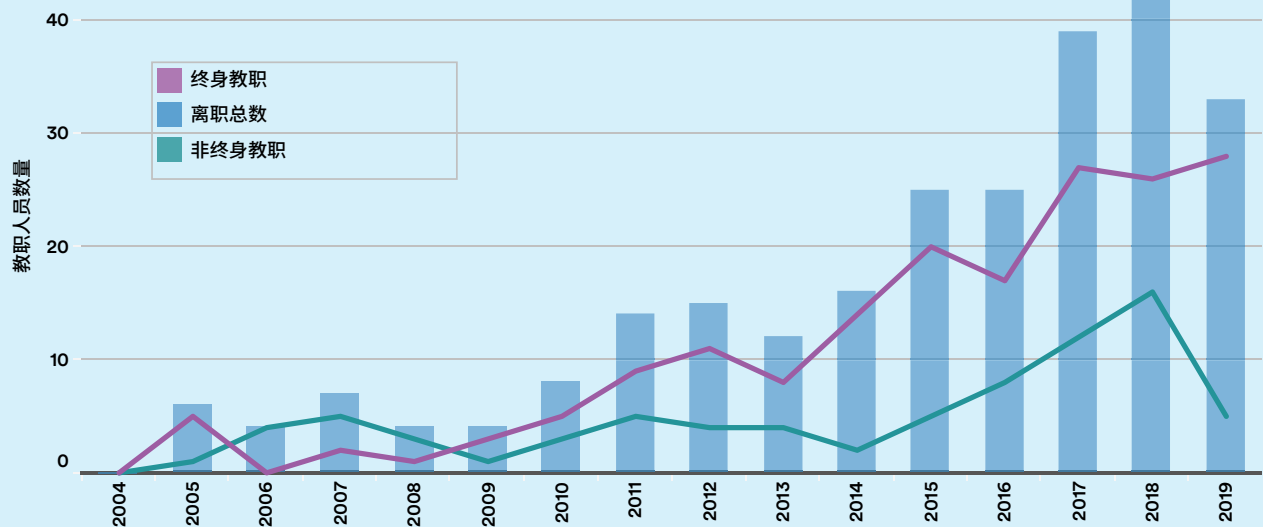


图 4.4.1

<sup>8</sup> 更多细节请见人工智能人才流失指数 (AI Brain Drain Index)。

## 要点：人工智能人才流失和教师离职（续）

根据戈夫曼和赵瑾提供的2019年的最新数据，图4.4.1显示，经过两年的增长，北美地区大学人工智能教师离职进入产业界的总人数从2018年的42人下降至2019年的33人（其中28人是终身教职员工，5人未获得终身教职）。2004年至2019年间，卡内基梅隆大学的人工智能教师离职人数在2019年最多（16人），其次是乔治亚理工学院（14人）和华盛顿大学（12人），如图4.4.2所示。

2004-18年按大学分的北美（含大学联盟）的AI系科数量  
来源：Gofman and Jin, 2020 | 图表：2021年AI指数报告

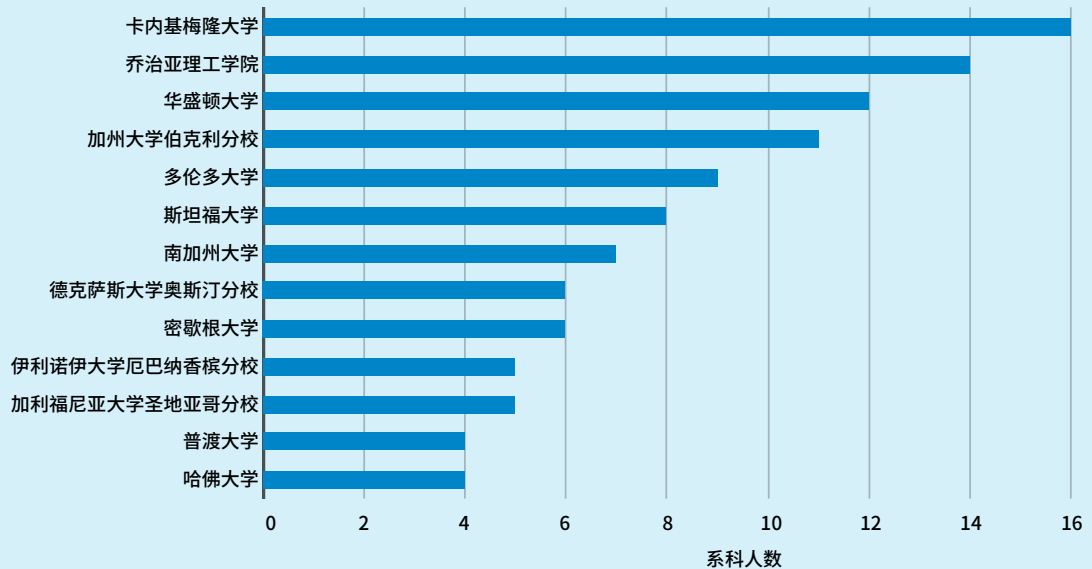


图 4.4.2



## 第5章

# 人工智能应用的伦理挑战



人工智能指数  
2021年度报告



## 第 5 章

# 章节预览

概述	127
章节要点	128
<b>5.1 人工智能原则和框架</b>	<b>129</b>
<b>5.2 全球新闻媒体</b>	<b>131</b>
<b>5.3 人工智能会议的伦理</b>	<b>132</b>
<b>5.4 高等教育机构的伦理教育</b>	<b>134</b>

[访问公开数据](#)

# 概述

随着以人工智能为动力的创新在我们的生活中变得越来越普遍，人工智能应用的伦理挑战也越来越明显，并受到审查。如前几章所述，使用各种人工智能技术可能会导致意外且有害的后果，例如隐私侵犯，基于性别、种族/族裔、性取向或性别认同的歧视，以及决策不透明等问题。在部署之前应对现有的伦理挑战，建立问责制的、公平的人工智能创新——从来没有任何一个时期像现在这样重要。

本章讨论了随着人工智能应用的兴起而出现的伦理问题。首先，本章内容着重讨论了最近激增的描述人工智能原则和框架的文件，以及媒体如何报道人工智能相关的伦理问题。然后，回顾了人工智能会议上提出的与伦理学相关的研究内容，介绍了世界各地大学的计算机科学（CS）系正在提供什么样的伦理学课程。

人工智能指数团队发现，关于这一主题的数据非常少。尽管不少团体在人工智能伦理领域输出了一系列的定性或规范性成果，但该领域仍然缺乏可用于衡量或评估更广泛的关于技术发展的社会讨论与技术本身发展之间关系的基准。技术性能一章涉及的一部分内容是美国国家标准与技术研究所（National Institute of Standards and Technology, NIST）对人脸识别性能的研究，重点是偏见。弄清楚如何创造更多的定量数据对研究界来说是一个挑战，但它是一个非常用的重点。决策者敏锐地意识到了与人工智能相关的伦理问题。不过，人类更容易管理自己能够衡量的东西，因此找到将定性论点转化为定量数据的方法是这一过程中必不可少的一步。



## 章节要点

- 自2015年以来，提交给人工智能会议的论文标题中包含伦理相关关键词的论文数量有所增长。不过，在主要人工智能会议上标题能够匹配伦理相关关键词的论文平均数量多年来仍然较小。
- 2020年，与人工智能伦理道德使用相关的五大最受关注的新闻话题分别是：欧盟委员会发布的人工智能白皮书，谷歌解雇伦理研究员蒂姆尼特·盖布鲁（Timnit Gebru），联合国成立的人工智能伦理委员会，梵蒂冈的人工智能伦理计划，以及IBM正在终止其人脸识别相关业务。



## 5.1 人工智能原则和框架

自2015年以来，政府、私营企业、政府间组织和研究/专业组织一直在致力于编制规范性文件。这些规范性文件描述了管理人工智能应用的伦理挑战的方法。这些文件，包括原则、指导方针等，提供了解决问题的框架和评估各种组织内部开发、部署和管理人工智能的战略。这些人工智能原则和框架讨论了一些共同的主题，包括隐私、问责、透明度和可解释性。

人工智能原则的发布标志着组织正在关注并建立人工智能治理的愿景。不过，所谓伦理原则的泛滥也遭到了伦理研究人员和人权实践者的批评，他们反对不准确地使用与伦理有关的术语。批评人士还指出，这些原则缺乏体制框架，在大多数情况下不具备约束力。此外，由于存在模糊性和抽象性问题，这些原则无法为实施人工智能相关的伦理准则提供指导。

波士顿人工智能伦理实验室的研究人员创建了一个工具箱，用以跟踪不断出现的人工智能原则。2015年至2020年间，共发布了117份与人工智能原则相关的文件。数据显示，研究和专业组织是最早推出人工智能原则文件的组织之一，而私营企业是迄今为止所有组织类型中发布人工智能原则出版物数量最多的组织（图5.1.1）。根据图5.1.2，截至2020年，欧洲和中亚的出版物数量最多（52），其次是北美（41），东亚和太平洋地区（14）。在推出伦理原则方面，2018年，包括IBM、谷歌和Facebook在内的科技公司以及英国、欧盟和澳大利亚政府机构的表现最为突出。

**截至2020年，欧洲和中亚的出版物数量最多(52)，其次是北美(41)，东亚和太平洋地区(14)。在推出伦理道德相关的具体原则方面，2018年，包括IBM、谷歌和Facebook在内的科技公司以及英国、欧盟和澳大利亚政府机构的表现最为突出。**

### 2015-20年按组织类型划分的新AI伦理原则数量

来源：AI伦理实验室，2020 | 图表：2021年AI指数报告

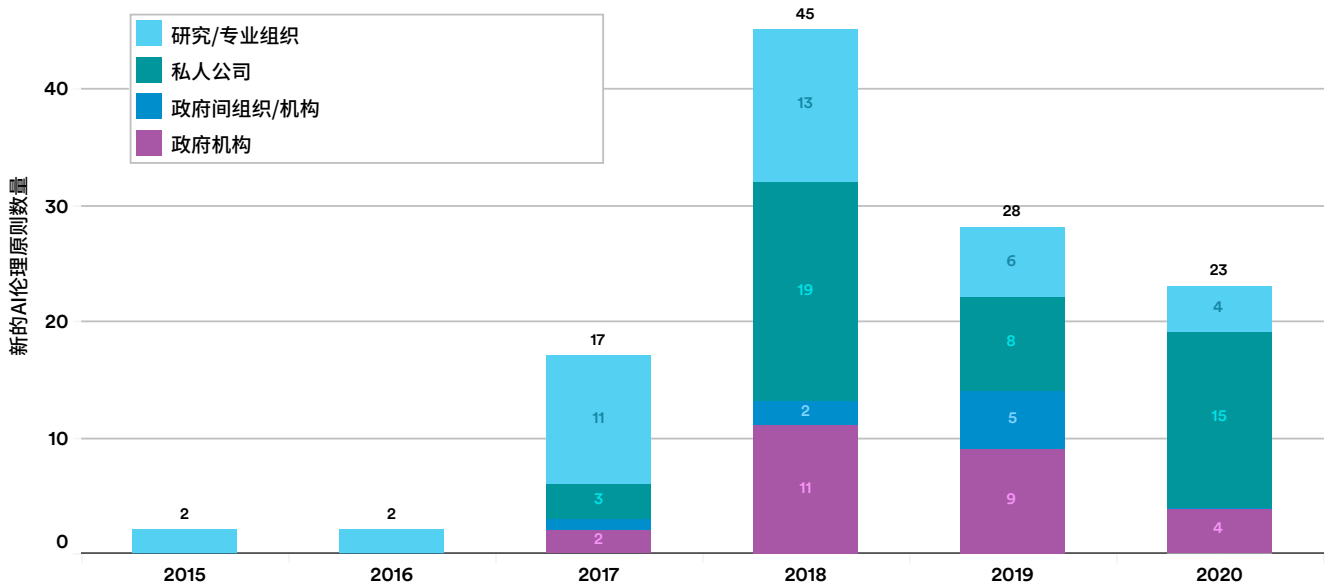


图 5.1.1

### 2015-20年按地区划分的新AI伦理原则数量

来源：AI伦理实验室，2020 | 图表：2021年AI指数报告

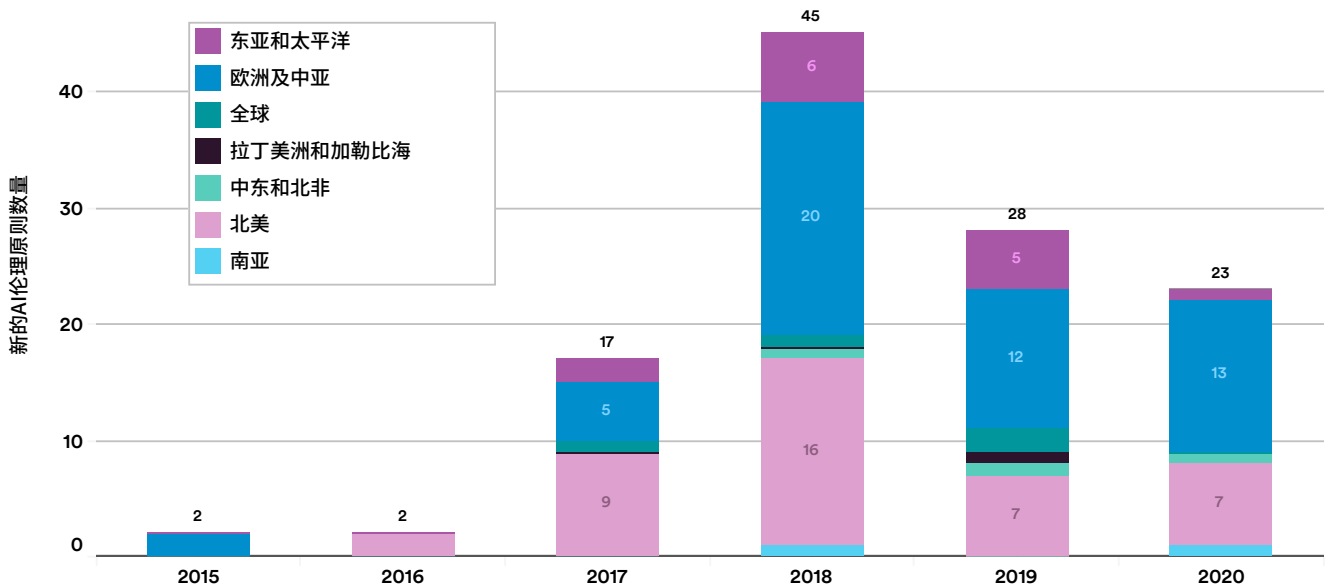


Figure 5.1.2

## 5.2 全球新闻媒体

新闻媒体是如何报道人工智能技术的伦理使用问题的呢？本节分析了NetBase Quid的数据。通过在LexisNexis的归档新闻数据库中进行搜索，找到与人工智能伦理<sup>1</sup>相关的文章，涉及2020年6万个英语新闻来源和50多万个博客。

最终，NetBase Quid搜索发现了3047篇与人工智能技术相关的文章，其中包括诸如“人权”、“人类价值观”、“责任”、“人类控制”、“公平”、“歧视”或“非歧视”、“透明度”、“可解释性”、“安全保障”、“问责制”和“隐私”等术语。根据语言的相似性，NetBase Quid将最终的文章划分为七大主题。

图5.2.1显示，在2020年，与人工智能伦理原则和框架相关的文章在最受关注的新闻主题中排名第一(21%)，其次是研究和教育(20%)、人脸识别(20%)。

2020年，与人工智能的伦理使用相关的五个最受关注的新闻主题是：

1. 欧盟委员会发布人工智能白皮书 (5.9%)
2. 谷歌解雇伦理研究员蒂姆尼特·格布鲁 (3.5%)
3. 由联合国组成的人工智能伦理委员会 (2.7%)
4. 梵蒂冈的人工智能伦理计划 (2.6%)
5. IBM终止其人脸识别相关业务 (2.5%)

2020年按主题划分的AI伦理新闻覆盖率（占总数的百分比）

来源：CapIQ、Crunchbase和NetBase Quid，2020年|图表：2021年AI指数报告

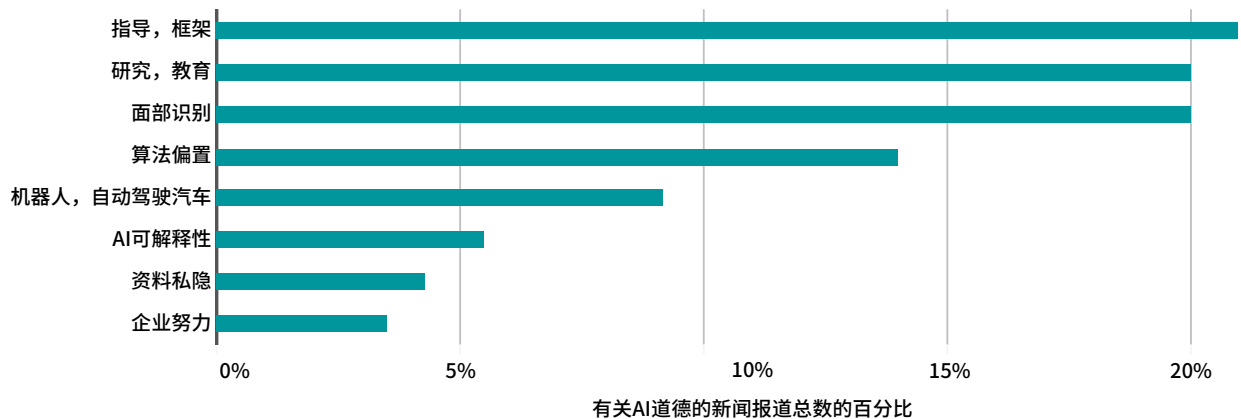


图 5.2.1

<sup>1</sup> 此方法论正在寻求包含由哈佛研究 (Harvard research study) 所确认的与AI伦理相关关键字的文章。

## 5.3 人工智能会议的伦理

研究人员正在撰写更多直接关注和讨论人工智能伦理的论文，从2015年到2020年，这方面的论文提交量翻了一倍多。为了评估伦理在人工智能研究中的作用，位于巴西阿雷格里港的南里奥格兰德联邦大学（UFRGS）的研究人员在人工智能、机器学习和机器人技术会议的论文标题中搜索伦理相关术语。如图 5.3.1 所示，自2015年以来，提交给人工智能会议的论文中包含伦理相关关键词的论文标题数量显著增加。

进一步，图 5.3.2 给出了六个主要人工智能会议中所有出版论文中关键词匹配的平均数。尽管在上一张图表中已经提到了很多与人工智能伦理相关的内容，但我们可以看到在主要的人工智能会议上，标题中能够与伦理相关关键词匹配的论文平均数量多年来仍然非常低。

不过，人工智能会议正在发生变化。从2020年开始，伦理议题被更紧密地纳入到了会议议程中。例如，神经信息处理系统（NeurIPS）会议，这是世界上最大的人工智能研究会议之一，在2020年首次要求研究人员在提交他们工作的同时提交一份“广泛影响性”声明，这标志着伦理问题与技术工作正在更深入的结合。此外，最近专门关注问责制的人工智能的会议和研讨会也在激增，这其中就包括了人工智能促进协会（Association for the Advanced of Artificial Intelligence）举办的新的人工智能、伦理和社会会议以及公平、问责制会议，以及由计算机协会主办的关于公平、问责和透明度的会议。

**自2015年以来，提交给人工智能会议的论文中包含伦理相关关键词的论文标题数量显著增加。接下来的分析会给出六个主要人工智能会议中所有出版论文中关键词匹配的平均数。**

### 2000-19年AI会议上提及伦理道德的论文标题的数量

来源：2018年Prates et al. | 图表：2021年AI指数报告

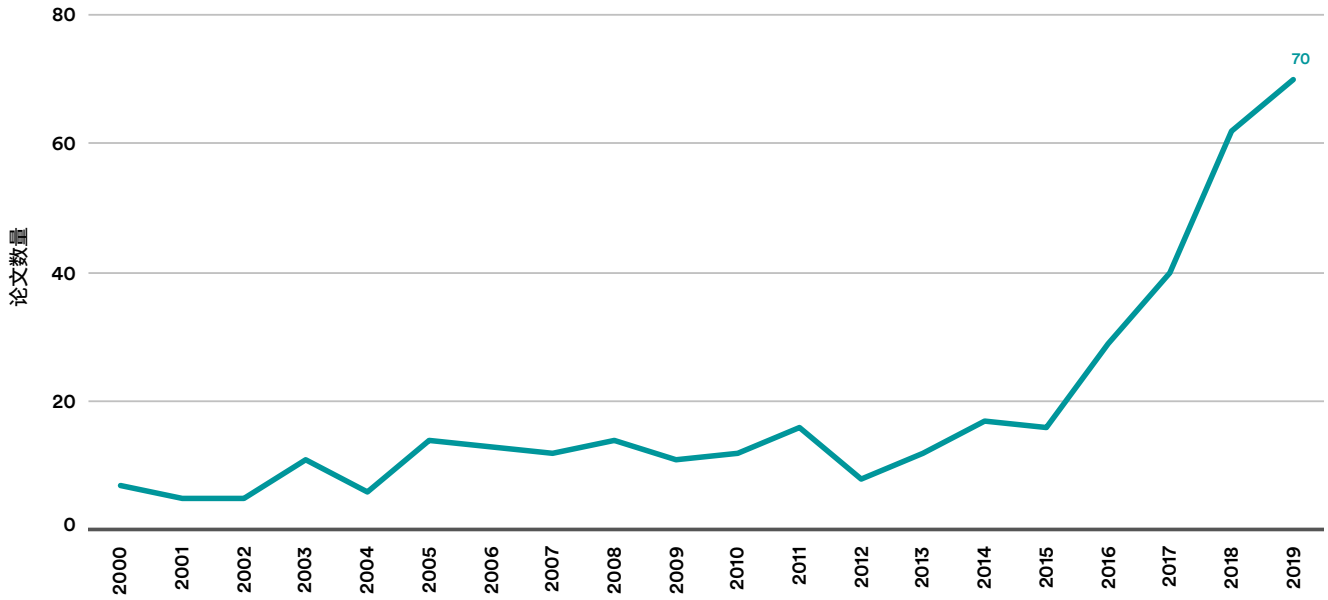


图 5.3.1

### 2000-19年SELECT大型AI会议上提及伦理关键字的论文标题的平均数量

来源：2018年Prates et al. | 图表：2021年AI指数报告

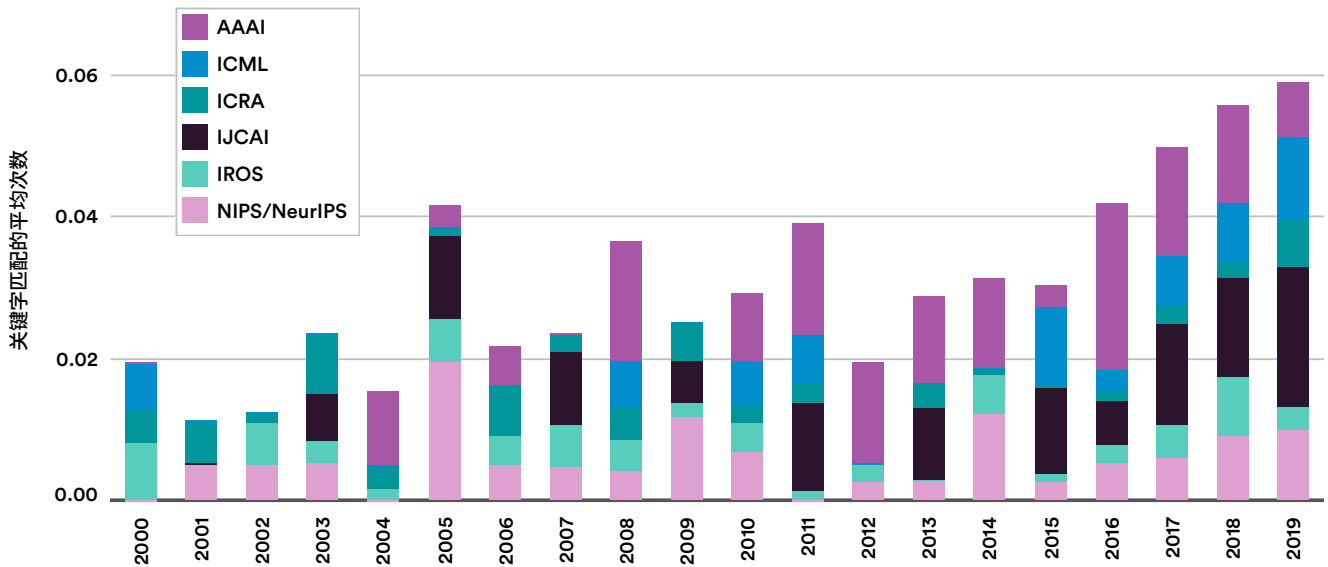


图 5.3.2

## 5.4 高等教育机构的伦理教育

第四章中我们介绍了对世界几所顶尖大学计算机科学系或学校的调查结果，目的是评估高等教育机构的人工智能教育状况。<sup>2</sup> 在调查过程中，还有一部分内容是了解计算机科学系或大学是否提供了接触人工智能和计算机科学伦理方面问题的机会。在完成调查的16所大学中，有13所报告已经开设了相关课程。

图5.4.1显示，18个系中有11个曾经主办过关于人工智能伦理的主题活动或小组讨论，其中7个系在其大学的计算机科学系或其它系开设了人工智能伦理课程。一些大学还开设了计算机科学领域的伦理课程，包括单独开设的计算机科学伦理学课程，以及嵌入到计算机科学课程中的伦理学模块。<sup>3</sup>

**18个系中有11个曾经主办过关于人工智能伦理的主题活动或小组讨论，其中7个系在其大学的计算机科学系或其他系开设了人工智能伦理课程。**

2019-20全球顶尖大学CS部门年度AI伦理学提供项目

来源：2020年AI指数 | 图表：2021年AI指数报告

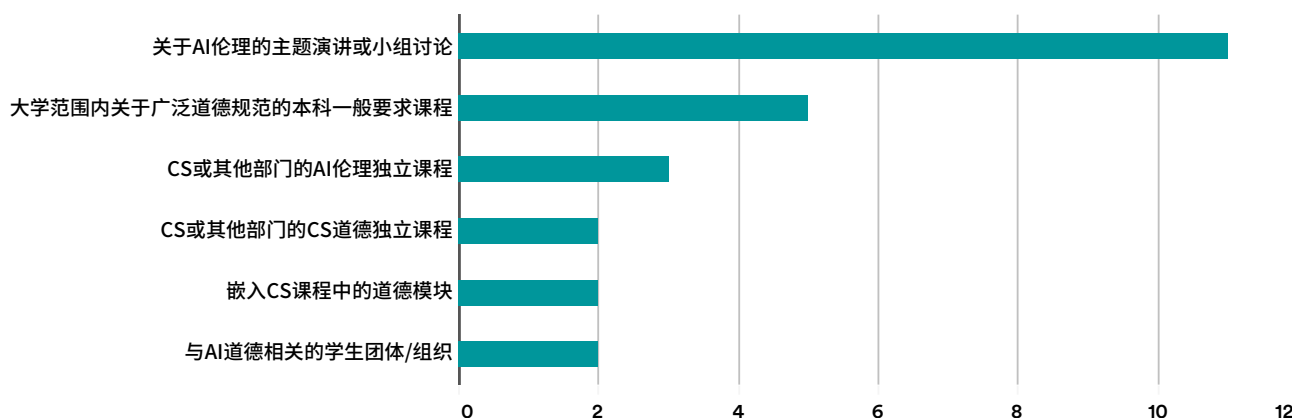
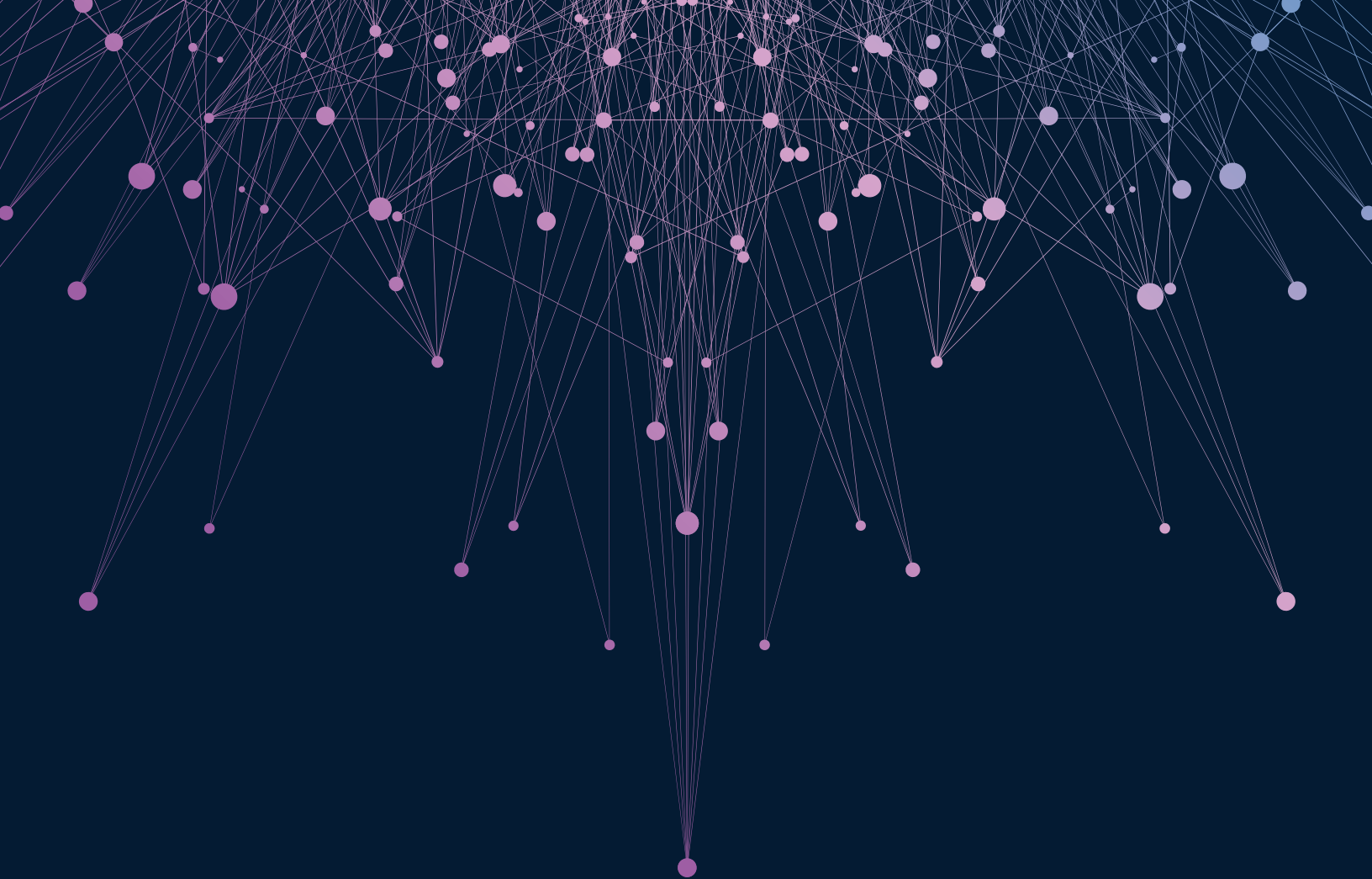


图 5.4.1

<sup>2</sup> 2020年11月至2021年1月，我们通过网络分三次向73所大学分发了调查。其中有18所大学完成，回复率为24.7%。这18所大学分别是—比利时：卢汶凯索利克大学；加拿大：麦吉尔大学；中国：上海交通大学、清华大学；德国：慕尼黑路德维希·西米安大学、慕尼黑工业大学；俄罗斯：莫斯科理工学院经济高等学院；瑞士：洛桑埃科尔理工学院；英国：剑桥大学；美国：加州理工学院、卡内基梅隆大学（机器学习系）、哥伦比亚大学、哈佛大学、斯坦福大学、威斯康星-麦迪逊大学、德克萨斯大学奥斯汀分校、耶鲁大学。

<sup>3</sup> 调查没有明确给出“嵌入到计算机科学课程中的伦理学模块”的选项。该内容是填写在“其它”选项中的。我们将在明年的调查中加入这部分内容。



## 第 6 章

# 人工智能的多样性



人工智能指数  
2021年度报告

## 第 6 章 章节预览

概述	137	计算机科学终身教职教师 (按民族/种族划分)	146
章节要点	138	人工智能领域的黑人 (Black in AI)	146
<b>6.1 人工智能中的性别多样性</b>	<b>139</b>	<b>6.3 人工智能中的性别认同和性取向</b>	<b>147</b>
人工智能学术届的女性	139	人工智能中的LGBT群体 (Queer in AI)	147
人工智能劳动力中的女性	140	人员情况详细统计	147
参加机器学习研讨会的女性	141	LGBT群体从业者的经历	149
研讨会参加者	141		
人员情况详细统计	142		
<b>6.2 人工智能中的种族和民族多样性</b>	<b>144</b>		
美国的新人工智能博士 (按种族划分)	144		
美国的新计算机博士 (按种族划分)	145		

[访问公开数据](#)



# 概述

人工智能系统可能会对社会产生巨大影响，但构建人工智能系统的人并不代表是这些系统要服务的人。目前，人工智能从业者以男性为主，包括学术界和工业界都是如此。尽管多年来一直强调这一点带来的不利因素和风险，但从业者的多样性仍然存在很大问题。种族和民族、性别认同和性取向缺乏多样性，不仅有可能会造成权力分配不均，更重要的是有可能进一步扩大人工智能系统现有的不平等问题，缩小这些系统所能够提供的服务面向的个人和组织的范围，进而造成不公平的结果。

本章重点介绍人工智能劳动力和学术界的多样性统计。本章内容利用了与各种组织的合作，包括机器学习中的女性（Women in Machine Learning, WiML）、人工智能中的黑人（Black in AI, BAI）以及人工智能中的LGBT群体（Queer in AI），这些组织都旨在提高该领域中某些问题的多样性。不过，本章中的数据并不全面和确凿。在编写本章的过程中，由于公开的人口资料非常少，人工智能指数团队遇到了很大的挑战。由于缺少数据，我们很难深入的分析缺乏人工智能劳动力多样性对社会和技术发展的影响程度。人工智能中的多样性问题是众所周知的，而从学术界和工业界获得更多的数据对于衡量问题规模和解决问题至关重要。

关于多样性的很多问题并没有纳入本章内容中，例如残疾人工智能专业人士。此外，也没有通过交叉视角来考虑和分析多样性。其它方面的内容将会在本报告后续的工作中加以讨论。此外，这些多样性统计数据只能说明部分情况。在人工智能领域工作的少数群体和边缘化群体每天面临的挑战，以及组织内部导致缺乏多样性的结构性问题，还需要更广泛的数据收集和分析。

<sup>1</sup> 感谢Women in Machine Learning, Black in AI以及Queer in AI为提高人工智能的多样性所作出的工作、分享其数据以及对我们的配合。

## 章节要点

- 十多年来，女性AI专业博士毕业生和计算机科学（CS）终身教职员工的比例一直很低。美国计算机研究协会（CRA）的一项年度调查显示，北美AI博士项目的女性毕业生人数占所有博士毕业生人数的比例还不到18%。一项人工智能指数调查结果显示，在世界上的几所大学中CS系终身教职员工中仅有16%是女性。
- CRA的调查显示，2019年，在美国AI博士毕业生新移民中，45%是白人，22.4%是亚裔，3.2%是西班牙裔，2.4%是非裔美国人。
- 在过去十年中，白人（非西班牙裔）新毕业计算机博士的比例变化不大，平均约为62.7%。而同期黑人或非裔美国人（非西班牙裔）和西班牙裔计算机博士的比例则明显下降，平均分别下降了3.1%和3.3%。
- 近年来，由NeurIPS合办的Black-in-AI研讨会的参与人数显著增加。2019年参会人数和提交论文数是2017年的2.6倍，而接受论文数是2017年的2.1倍。
- 在Queer in AI组织于2020年进行的一项会员调查中，近一半的受访者表示，缺乏包容性是他们成为AI/ML领域从业者所面临的一个障碍。超过40%的受访者表示，他们曾在工作或学校受到过歧视或骚扰。

## 6.1 人工智能中的性别多样性

### 学术届的女性

我们在第四章中介绍了两项人工智能指数调查。其中一项调查评估了全球顶尖大学计算机系的人工智能教育状况。另外一项则是计算机研究协会（Computer Research Association, CRA）每年对北美地区信息学、计算机科学和计算机工程领域博士的招生、毕业和就业情况进行的Taulbee调查。

两项调查的数据都显示，女性人工智能和计算机科学博士毕业生以及计算机科学终身教职教师的比例仍然很低。在过去十年中，人工智能博士和计算机科学博士的女性毕业生的人数平均占有所有博士毕业生的18.3%（图6.1.1）。在完成全球计算机科学项目人工智能指数调查的17所大学中，女性教师仅占有所有主要研究领域为人工智能的终身教职教师的16.1%。

2019-20年度按性别分列的世界顶尖大学CS系的终身教职

来源：2020年AI指数 | 图表：2021年AI指数报告

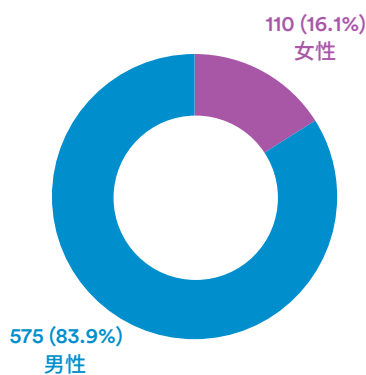


图 6.1.2

2010-19年北美AI和CS女性新博士生数量（占新AI和CS博士生总数的百分比）

来源：2020年CRA Taulbee问卷 | 图表：2021年AI指数报告

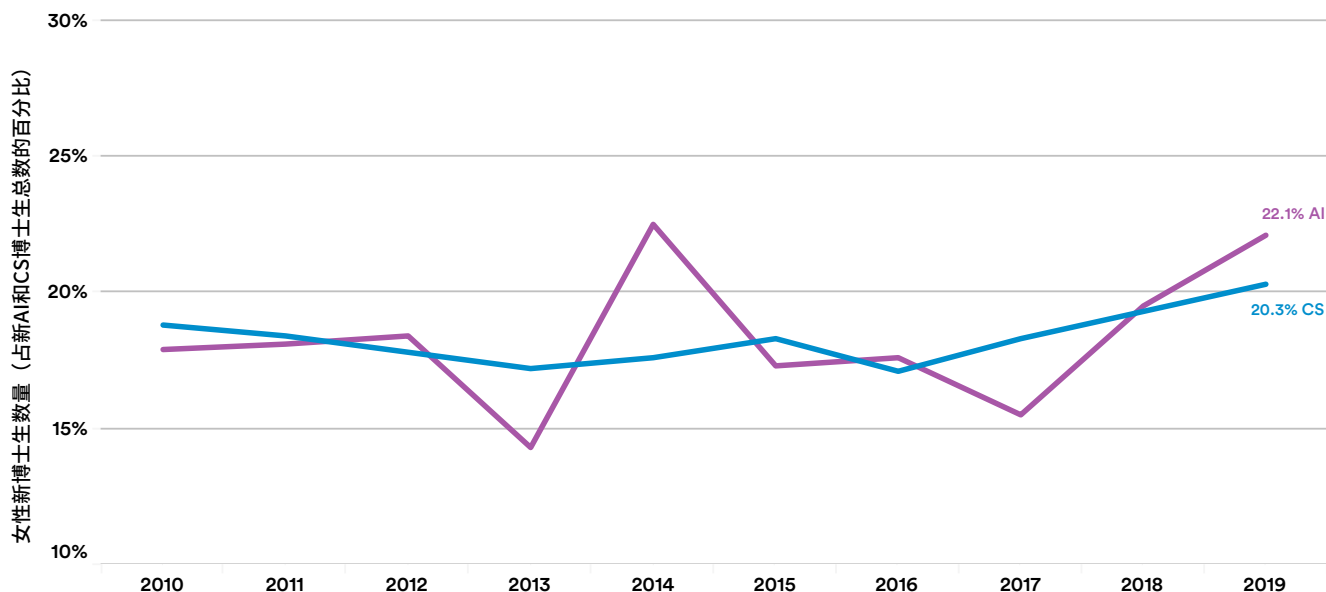


图 6.1.1

## 人工智能劳动力中的女性

第三章介绍了“全球相对人工智能技能普及率”，这一指标反映了不同职业人工智能技能的普及率，或者某些职业的人使用人工智能技能的密度。图6.1.3显示了一组选定国家中按国家划分的男女劳动力池中人工智能技能的普及率。<sup>2</sup> 数据表明，在图中所示的大多数国家中，女性人工智能技能普及率低于男性。在我们调查的12个国家中，印度、韩国、新加坡和澳大利亚在男女人工智能技能普及率方面最为公平。

数据表明，在图中所示的大多数国家中，女性人工智能技能普及率低于男性。

### 2015-20年按性别划分的AI相关技能普及率

来源：LinkedIn, 2020年 | 图表：2021年AI指数报告

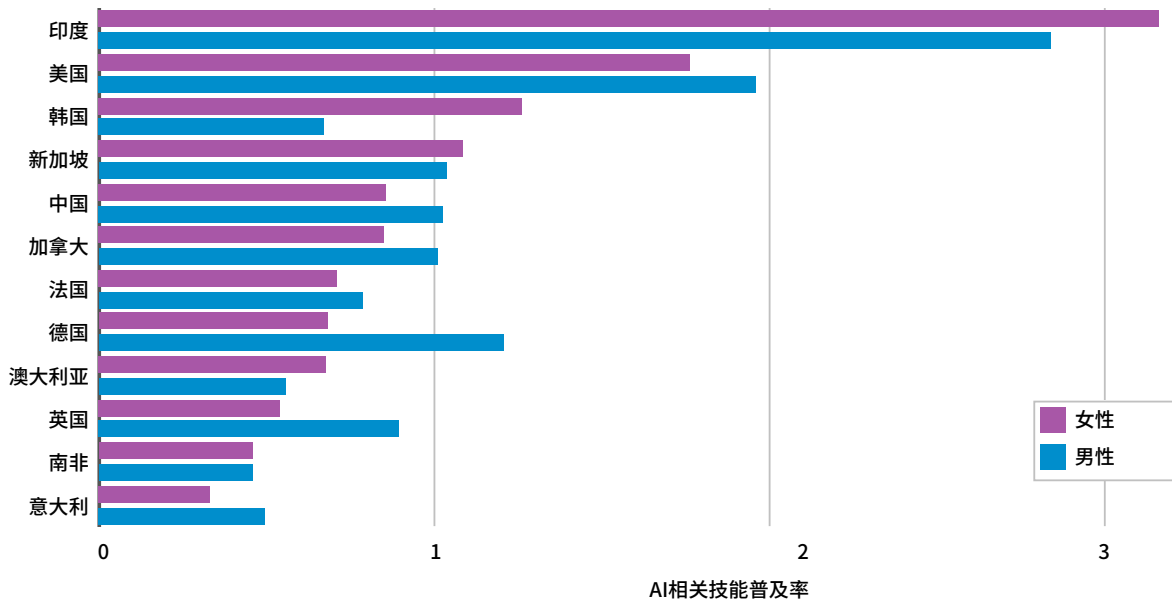


图 6.1.3

<sup>2</sup> 包括的国家是从符合标准的国家中选出的样本，该标准为LinkedIn的劳动力覆盖率至少为40%，每个月至少雇佣10名人工智能员工。由于中国和印度在全球经济中的重要性与日俱增，他们也被纳入了这个样本，但实际上LinkedIn在这些国家的覆盖率并没有达到40%的劳动力。对这些国家的分析可能不像其他国家那样全面，应该相应地加以解释。

## 参加机器学习研讨会的女性

机器学习中的女性 (Women in Machine Learning, WiML)，这是一个由汉娜·瓦拉赫、詹恩·沃特曼和丽莎·韦纳于2006年创立的组织，该组织负责举办活动和项目以对WiML提供支持。本节介绍该组织在NeurIPS举办的年度技术研讨会的统计数据。2020年，WiML还首次在2020年机器学习国际会议 (ICML) 上举办了一整天的“协作研讨会” (un-workshop)，吸引了812名参会者。

### 研讨会参加者

自2006年首次举办以来，参加NeurIPS的WiML研讨会的人数一直在稳步增加。

据该组织称，由于COVID-19大流行，2020年的WiML

研讨会采用虚拟线上的方式召开，此外这一届研讨会还利用了Gather.Town平台。这两个因素使得今年的参会人数很难与往年的情况直接比较。图6.1.4显示，2020年的参会人员约为925名，这一数字是根据访问虚拟平台的人数估计得到的。

在过去的十年中，WiML研讨会的项目规模在不断扩大，如包括为更多资深参与者提供一对一反馈和专业建议的指导圆桌会议，并在此基础上包含了主题演讲、海报展示等内容。于此类似的机会或是导致自2014年起，WiML研讨会参会者不断增加的原因。在2016年至2019年间，WiML研讨会的平均出席率约为NeurIPS整体出席率的10%。

2006-20年在NEURIPS举行的WIML WORKSHOP上的参与者人数

来源：2020年Women in Machine Learning | 图表：2021年AI指数报告

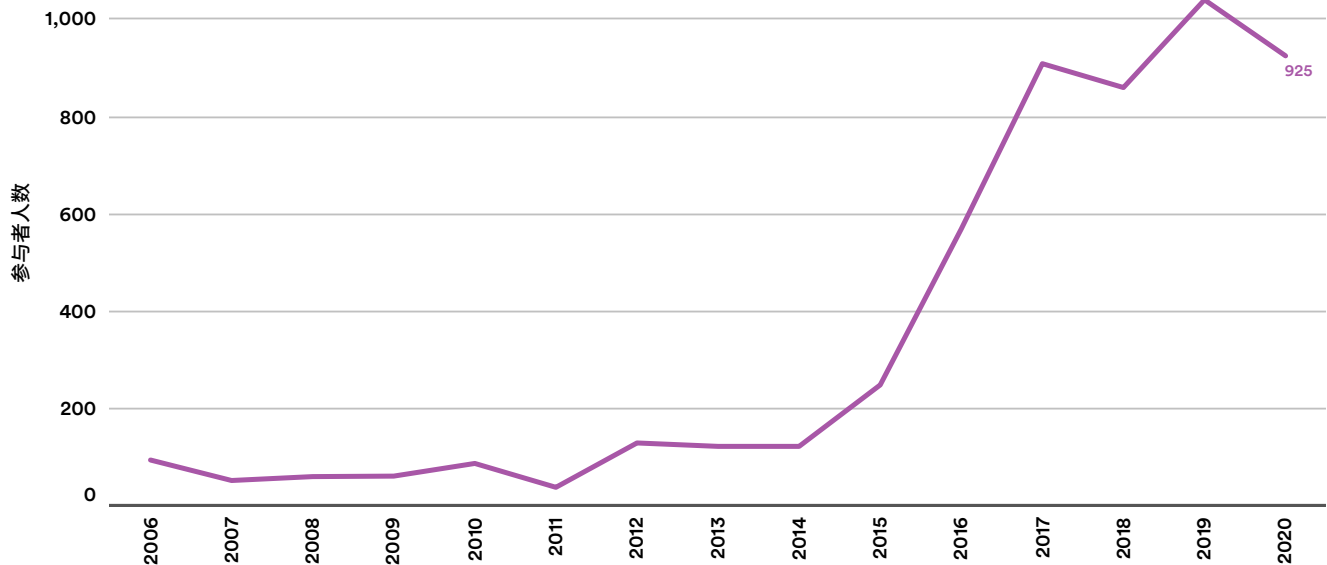


图 6.1.4

### 人员情况详细统计

下面给出的地理位置、专业职位和性别分类数据都是 NeurIPS 2020 WiML研讨会的参与者提供的。会议汇总这些信息事先征得了她们的同意，并要求她们通过会议的虚拟平台进行填写，整个填写过程大约需要10分钟。在参会者中，89.5%是女性和/或非双性恋，10.4%是男性（图6.1.5），大部分都来自北美地区（图6.1.6）。此外，如图6.1.7所示，包括博士、硕士和本科生在内的学生占参会者的一半以上（54.6%）。在工业界的参会者中，研究科学家/工程师和数据科学家/工程师是人数最多的专业职位。

在参会者中，89.5%是女性和/或非双性恋，10.4%是男性，大部分都来自北美地区。此外，包括博士、硕士和本科生在内的学生占参会者的一半以上（54.6%）。

2006-20年在NEURIPS举行的WIML WORKSHOP上的按性别划分的参与者人数比例（占总人数百分比）

来源：2020年Women in Machine Learning | 图表：2021年AI指数报告

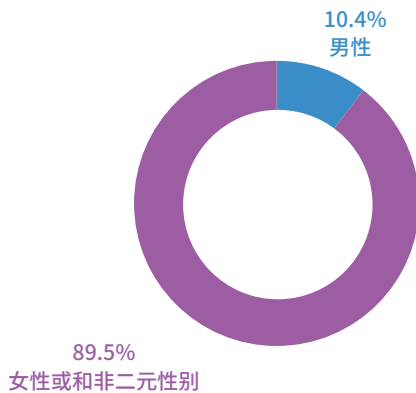


图 6.1.5

2020年RESIDENCE RESIDENT的WIML WORKSHOP参加NEURIPS的参与者（占总数的百分比）

来源：2020年Women in Machine Learning | 图表：2021年AI指数报告

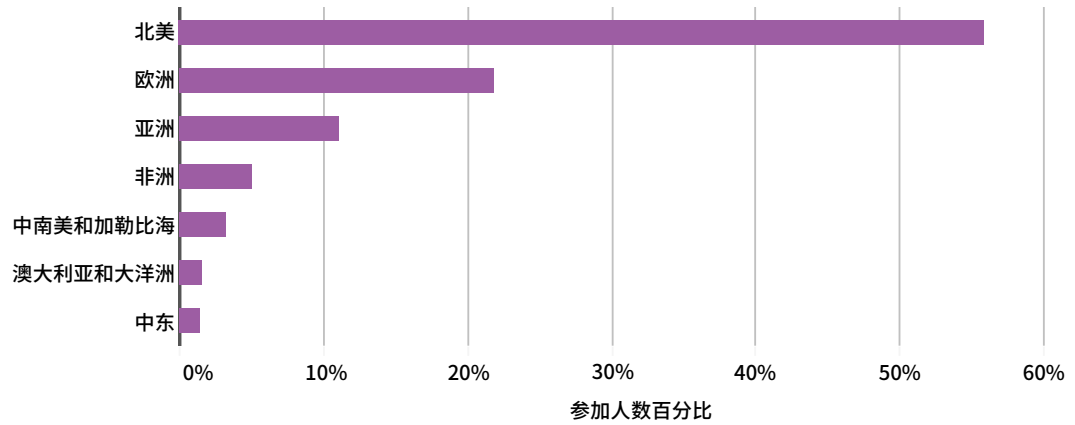


图 6.1.6

2020年前十名专业职位中NEURIPS上WIML研讨会的参与者（占总数的百分比）

来源：2020年Women in Machine Learning | 图表：2021年AI指数报告

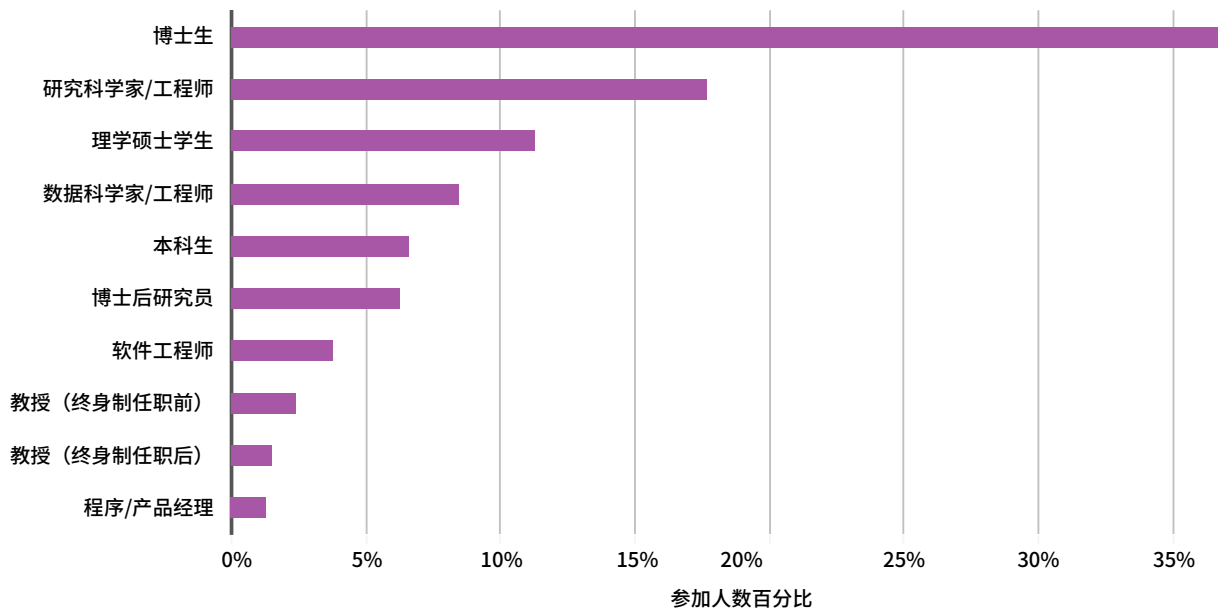


图 6.1.7

## 6.2 人工智能中的种族和民族多样性

### 美国的新人工智能博士（按种族划分）

根据CRA Taulbee调查，在2019年美国居民新人工智能博士中，白人（非西班牙裔）所占比例最大（45.6%），其次是亚裔（22.4%）。相比之下，非洲裔美国人（非西班牙裔）占2.4%，西班牙裔占3.2%（图6.2.1）。

#### 2019年按种族/民族划分的新美国居民AI博士生数量（占总数的百分比）

来源：2020年CRA Taulbee问卷 | 图表：2021年AI指数报告

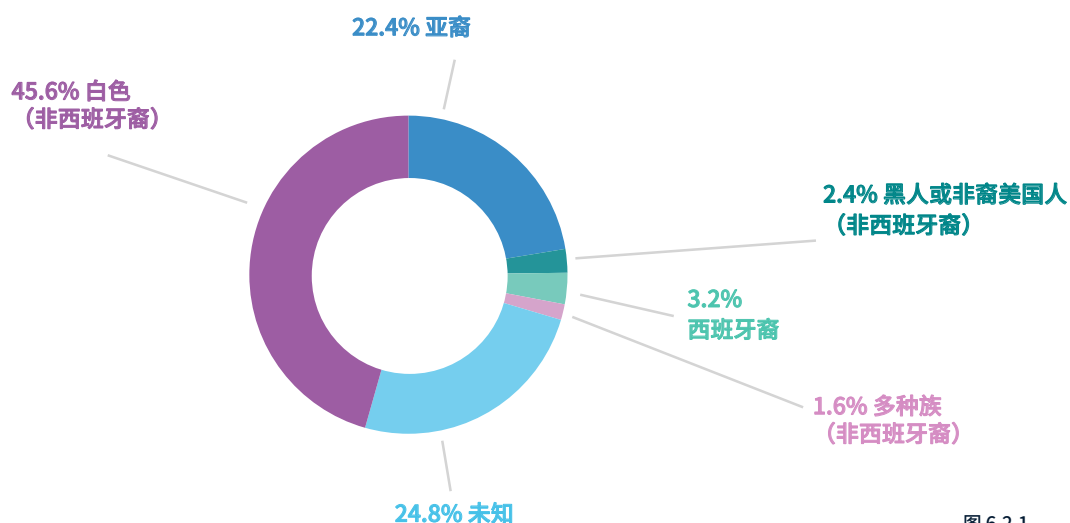


图 6.2.1



## 美国的新计算机博士(按种族划分)

图6.2.2展示了2010年至2019年间，美国计算机科学（CS）、计算机工程（CE）和信息学（I）专业授予美国居民的所有博士学位。CRA的调查显示，白人（非西班牙裔）新博士的比例在过去10年中变化不大，平均占62.7%。同期新增黑人或非裔美国人（非西班牙裔）和西班牙裔计算机博士的比例明显较低，平均分别为3.1%和3.3%。由于未知案例的数量，我们无法比较2019年新增人工智能博士和计算机科学博士的数量（新增人工智能博士为24.8%，计算机科学博士为8.5%）。

**CRA的调查显示，白人（非西班牙裔）新博士的比例在过去10年中变化不大，平均占62.7%。**

2010-19年按种族/民族划分的美国居民新计算机博士学位（占总数的百分比）

来源：2020年CRA Taulbee问卷 | 图表：2021年AI指数报告

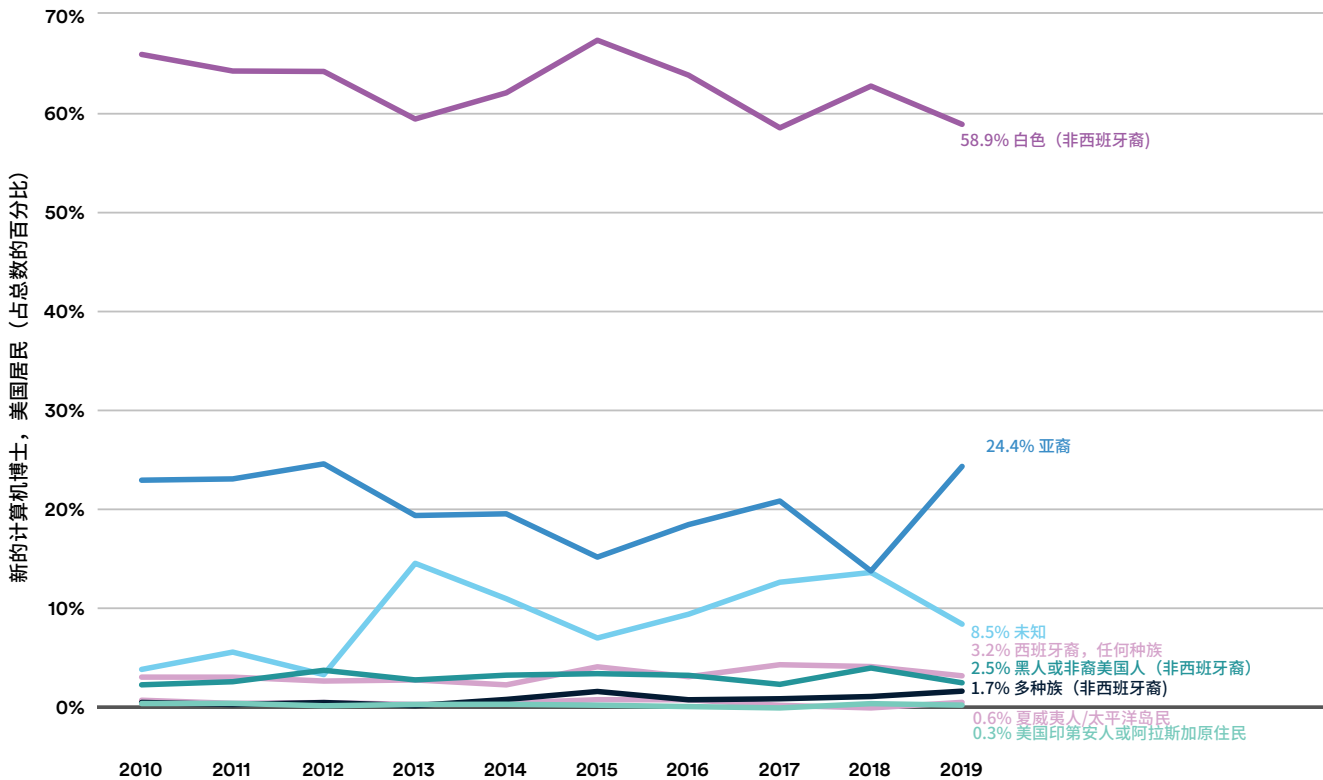


图 6.2.2

## 计算机科学终身教职教师（按民族/种族划分）

图6.2.3给出了人工智能指数教育调查的数据<sup>3</sup>。有15所大学完成了关于其教师种族构成问题的调查问卷。根据他们反馈的数字，约67.0%的终身教职教师是白人，其次是亚裔（14.3%）、其它种族（8.3%）和混血/其它种族、族裔或出身（6.3%）。终身教职教师中，黑人或非洲人，以及西班牙裔、拉丁裔或西班牙人教师的比例最小，分别占0.6%和0.8%。

2019-20年按种族/民族划分的世界顶尖大学CS系终身任职教师职位（占总数的百分比）

来源：2020年AI指数 | 图表：2021年AI指数报告

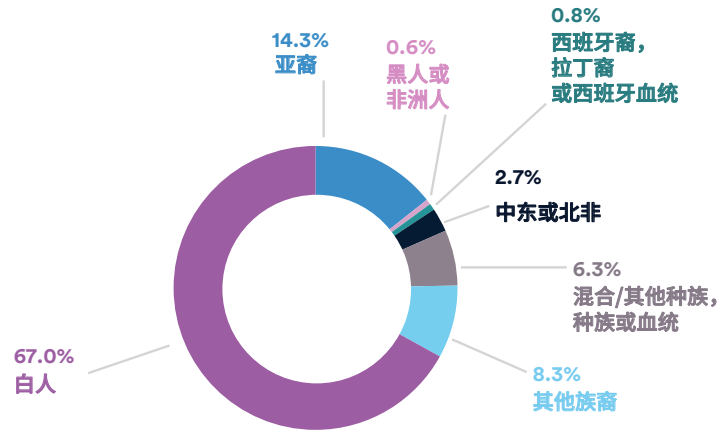


图 6.2.3

## 人工智能中的黑人

人工智能中的黑人（Black in AI, BAI）由Timnit Gebru和Rediet Abebe于2017年创立，这是一个多机构和跨洲的倡议，旨在提升黑人在人工智能领域中的地位。截至2020年，BAI拥有约3000名社区成员和盟友，在大型人工智能会议上举办了10多个研讨会，并帮助全球参与大型人工智能会议的黑人人数增加了40

倍。图6.2.4显示了与NeurIPS共同举办的年度Black in AI研讨会的参会者数量、提交的论文和接受的论文情况。<sup>4</sup> 2019年参会人数是2017年的2.6倍，其中录用论文数是2017年的2.1倍。

2017-19年与NEURIPS联合举办的AI WORKSHOP BLACK中的参与者人数，提交的论文数量和接受的论文数量

来源：2020年Black in AI | 图表：2021年AI指数报告

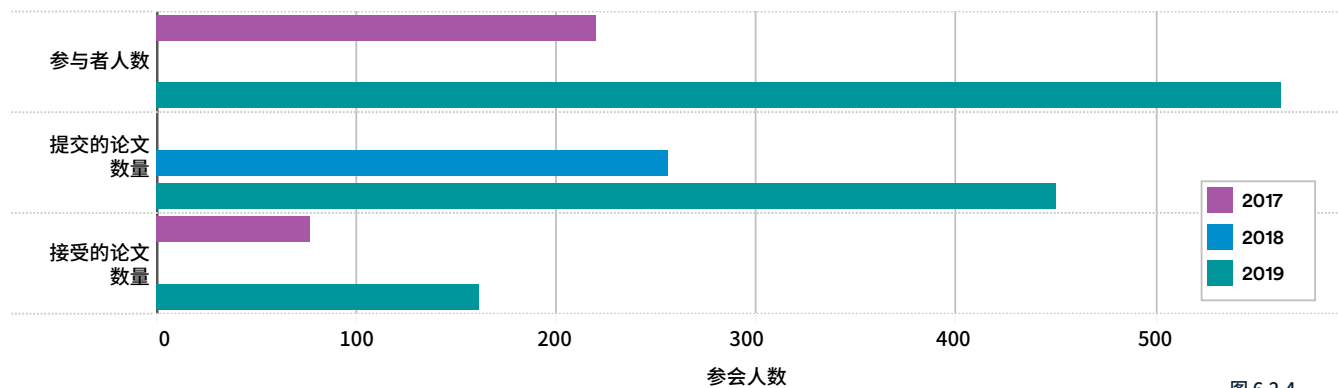


图 6.2.4

<sup>3</sup> 2020年11月至2021年1月，我们通过网络分三次向73所大学分发了调查。其中有18所大学完成，回复率为24.7%。这18所大学分别是—比利时：卢汶凯索利克大学；加拿大：麦吉尔大学；中国：上海交通大学、清华大学；德国：慕尼黑路德维希·马西米兰大学、慕尼黑工业大学；俄罗斯：莫斯科理工学院经济高等学院；瑞士：洛桑埃科尔理工学院；英国：剑桥大学；美国：加州理工学院、卡内基梅隆大学（机器学习系）、哥伦比亚大学、哈佛大学、斯坦福大学、威斯康星-麦迪逊大学、德克萨斯大学奥斯汀分校、耶鲁大学。

<sup>4</sup> 2020年的数据受到了流感大流行的影响，因此没有包括在内。更多有关信息，请参阅“Black in AI Impact”报告。

## 6.3 人工智能中的性别认同和性取向

### 人工智能中的LGBT群体

本节介绍Queer in AI (QAI)<sup>5</sup> 组织成员的调查数据，该组织旨在使人工智能/机器学习社区成为一个欢迎、支持和重视LGBT群体科学家的社区。QAI由William Agnew、Raphael Gontijo Lopes和Eva Breznik于2018年成立，通过会议、海报会议、原则和其他举措，建立了一个由LGBT群体和盟友人工智能/机器学习科学家组成的可见社区。

#### 人员情况详细统计

根据2020年的调查，在大约100份回复中，约31.5%

的受访者认为自己是同性恋（gay），其次是双性恋（bisexual）、非异性恋（queer）和女同性恋（lesbian）（图6.3.1）。约37.0%和26.1%的受访者分别认为自己是顺性男和顺性女，其次是性别酷儿、流性人、非二元性别和其他（图6.3.2）。变性女性和男性分别占总受访者的5.0%和2.5%。此外，过去三年的调查显示，学生是QAI成员中的大多数，平均占有受访者的41.7%（图6.3.3），其次是学术界或行业的初级专业人员。

#### 2020年QAI会员调查：您的性取向是什么

来源：2020年Queer in AI | 图表：2021年AI指数报告

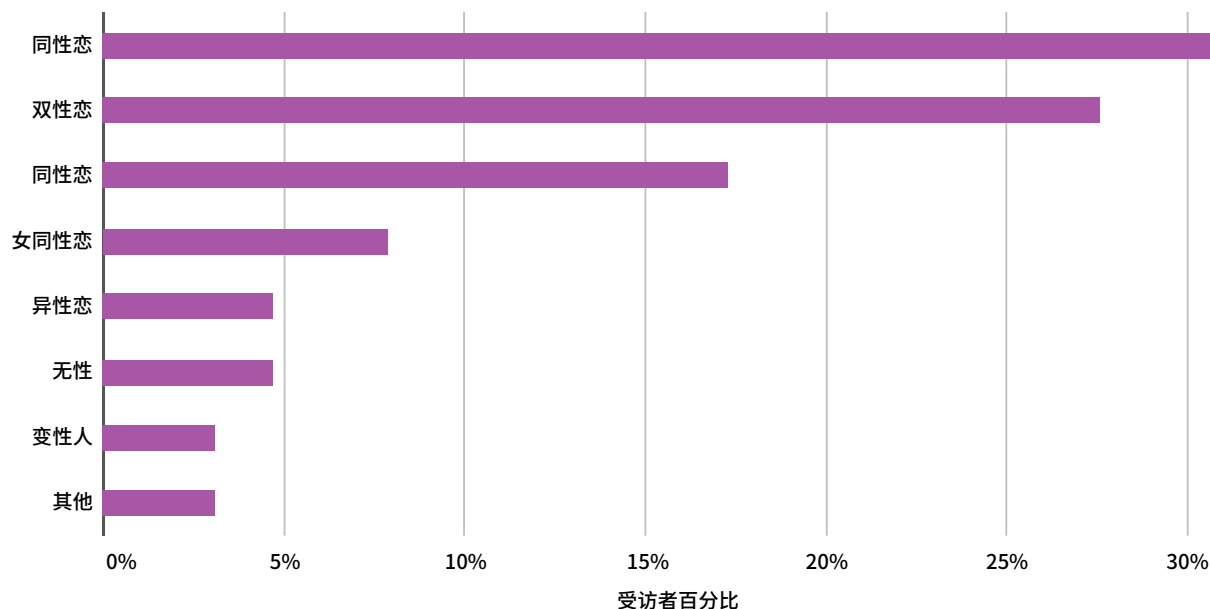


图 6.3.1

<sup>5</sup> Queer in AI 在其于NeurIPS年度会议的研讨会上展示了该项调查结果。

## 2020年QAI会员调查：您的性别认同是什么

来源：2020年Queer in AI | 图表：2021年AI指数报告

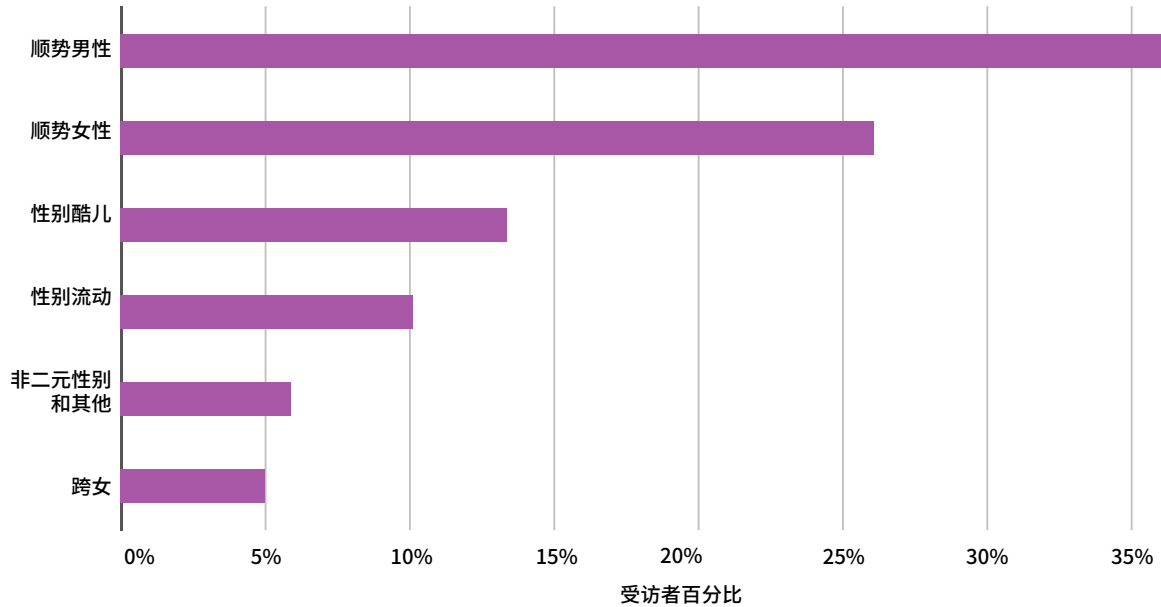


图 6.3.2

## 2018-20年QAI会员调查：您将如何描述自己的职位

来源：2020年Queer in AI | 图表：2021年AI指数报告

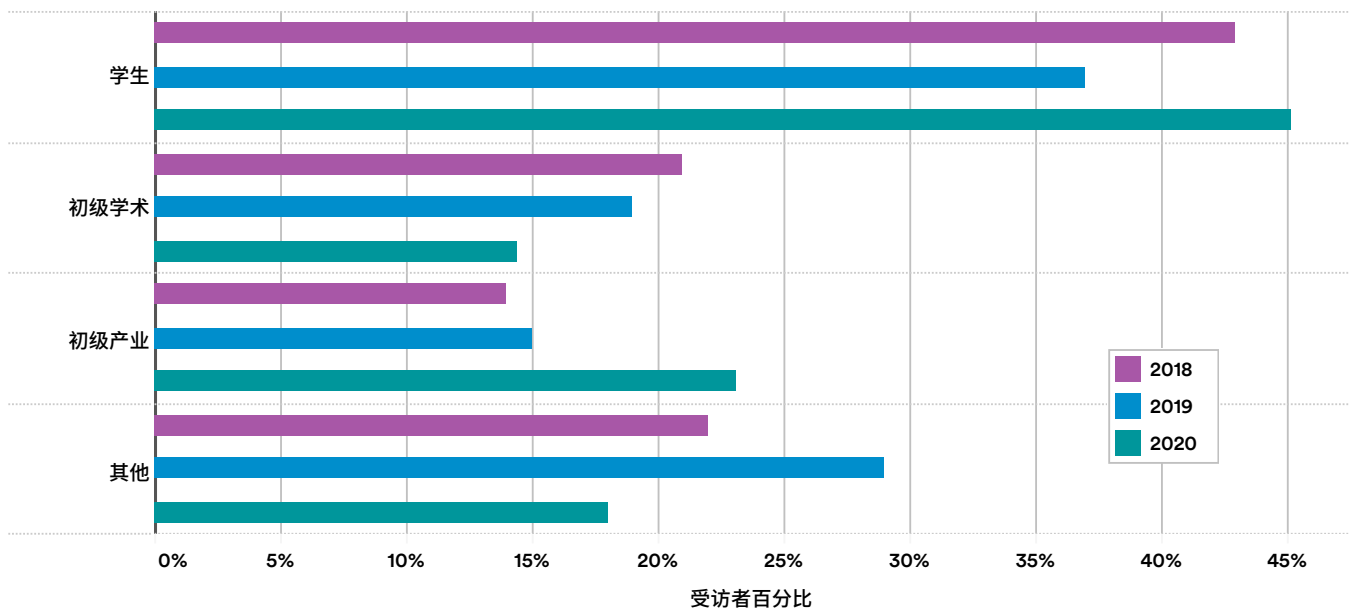


图 6.3.3

### LGBT群体从业者的经历

QAI还调查了其成员作为酷儿人工智能/机器学习从业者的经历。如图6.3.4所示，81.4%的人认为缺乏行为榜样是他们职业生涯的主要困难，70.9%的人认为缺乏社区组织是造成这种现象的原因。几乎一半的受访者还认为，这一领域缺乏包容性给他们造成了困难。此外，超过40%的QAI成员曾在工作或学校因为是同性恋者而被歧视或骚扰（图6.3.5）。约9.7%的人曾五次以上遭受歧视或骚扰。

**81.4%的人认为缺乏行为榜样是他们职业生涯的主要困难，70.9%的人认为缺乏社区组织是造成这种现象的原因。**

2020年QAI会员调查：您成为AI / ML酷儿实习生所遇到的障碍  
来源：2020年Queer in AI | 图表：2021年AI指数报告

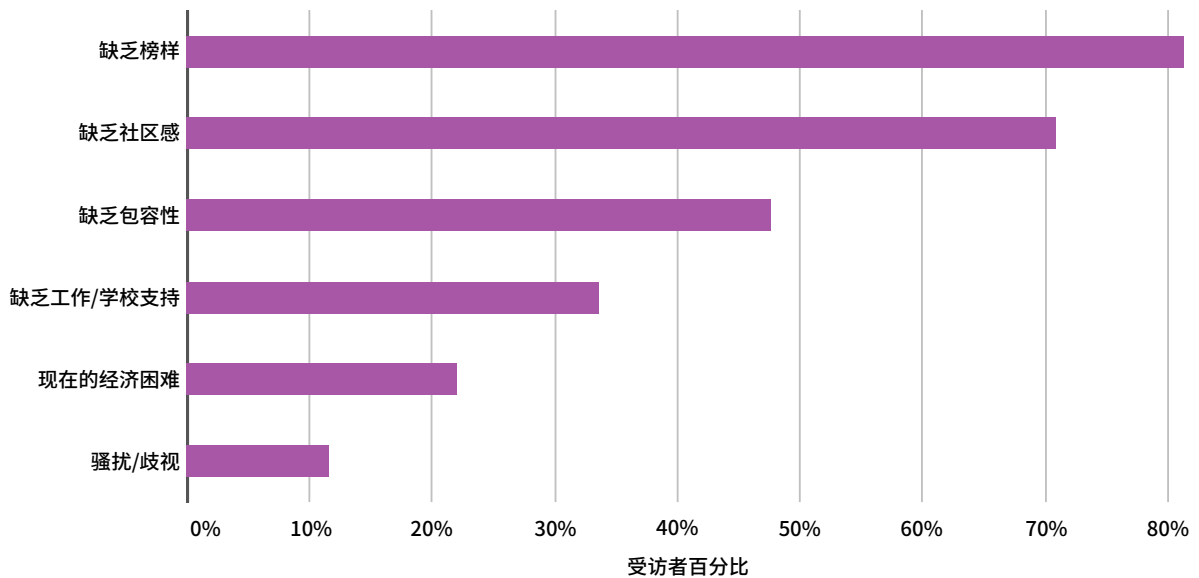


图 6.3.4

超过40%的QAI成员曾在工作或学校因为是同性恋者而被歧视或骚扰（图6.3.5）。约9.7%的人曾五次以上遭受歧视或骚扰。

2020年QAI成员调查：您是否曾在工作或学校中经历过歧视/骚扰

来源：2020年Queer in AI | 图表：2021年AI指数报告

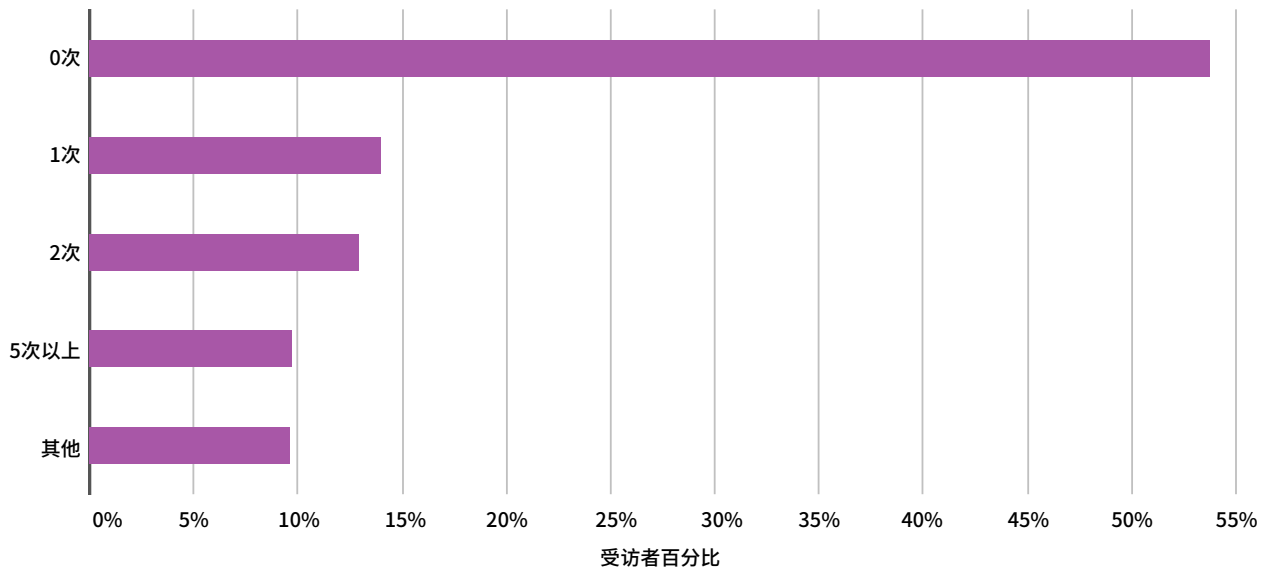


图 6.3.5



## 第7章

# 人工智能政策和国家战略



人工智能指数  
2021年度报告

## 第 7 章

# 章节预览

概述	153	<b>7.3 美国对人工智能的公共投资</b>	<b>167</b>
章节要点	154	非国防人工智能研发支出的联邦预算	167
<b>7.1 国家和地区人工智能战略</b>	<b>155</b>	美国国防部预算申请	168
已发布的战略	156	美国政府AI相关合同支出	169
2017	156	总合同支出	169
2018	157	按部门和机构分列的合同支出	169
2019	159	<b>7.4 人工智能和政策制定</b>	<b>171</b>
2020	161	人工智能的立法记录	171
发展中战略（截至2020年12月）	162	美国国会记录	172
公共咨询战略	162	国会/议会程序中提及人工智能和机器学习	172
已宣布战略	163	中央银行	174
要点：国家人工智能战略与人权	164	美国人工智能政策文件	176
<b>7.2 人工智能的国际合作</b>	<b>165</b>		
政府间举措	165		
工作组	165		
首脑会议	166		
双边协定	166		

访问公开数据



# 概述

人工智能将在未来几十年内塑造全球竞争力，并且有望给早期引入人工智能者带来显著的经济和战略优势。到目前为止，各国政府、区域和政府间组织都竞相制定针对人工智能的政策，以最大限度地发挥这项技术的潜力和优势，同时有效应对其所引发的社会和伦理影响。

本章介绍人工智能政策制定的情况，跟踪了解地方、国家和国际各层面为帮助促进和管理人工智能技术所做的努力。首先，概述国家和区域人工智能战略，回顾政府间活动。然后，深入研究美国人工智能的公共投资情况，以及立法机构、中央银行和非政府组织是如何应对建立人工智能技术政策框架的日益增长的需求的。

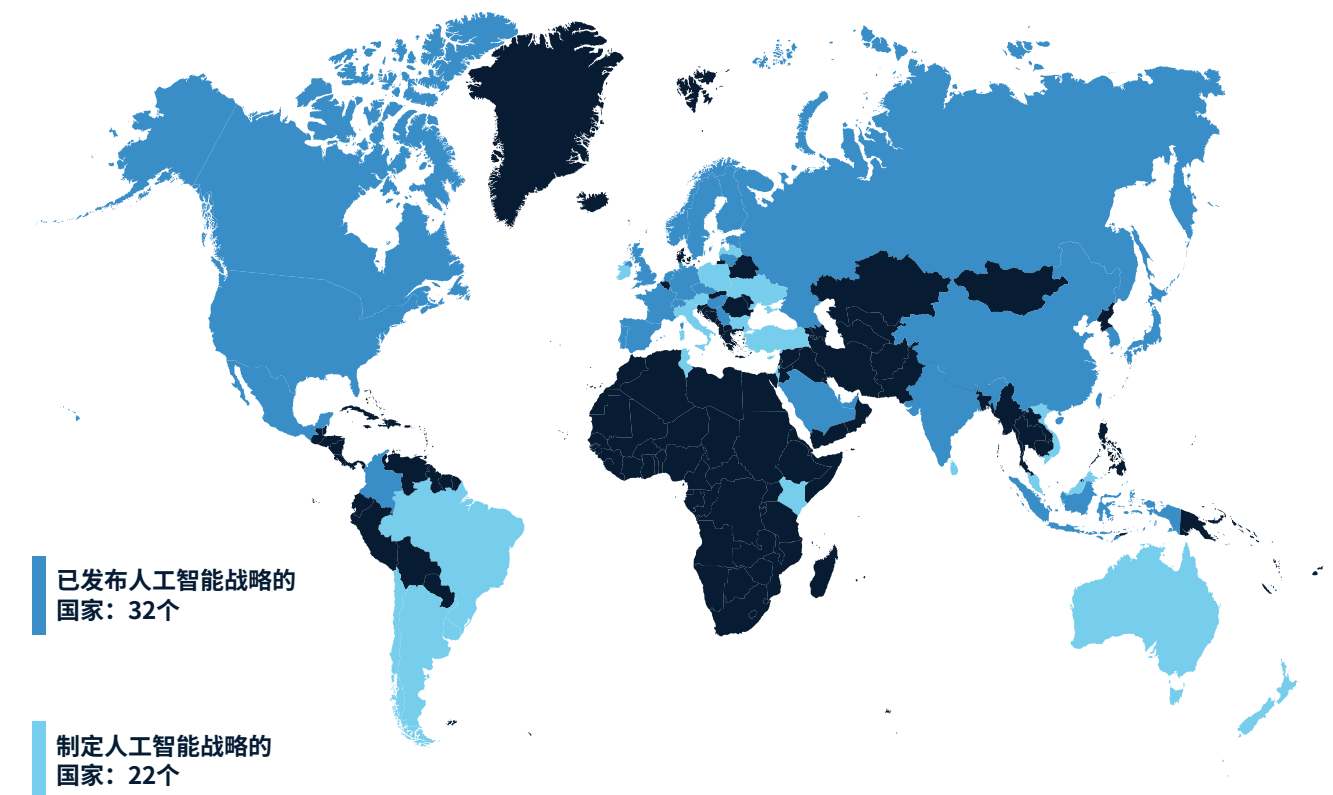
## 章节要点

- 自2017年加拿大发布全球首个国家人工智能战略以来，截至2020年12月，已有30多个国家和地区发布了类似文件。
- 全球人工智能伙伴关系（Global Partnership on AI，GPAI）和经济合作与发展组织（Organisation for Economic Co-operation and Development，OECD）人工智能政策观察站和人工智能专家网络于2020年启动。这些国际组织的成立推动了政府间的协作，以共同支持面向所有人的人工智能发展。
- 在美国，第116届国会是历史上对人工智能关注度最高的国会会议。本届国会在立法、委员会报告和国会研究服务（Congressional Research Service，CRS）报告中提到人工智能的次数是第115届国会的三倍多。

本节概述了世界范围内部分国家和地区的人工智能战略，包括G20国家、爱沙尼亚和新加坡的战略细节，以及许多其他国家的战略文件链接。资料来源包括国家或地区政府网站、经合组织人工智能政策观察站(OECD.AI)以及新闻报道。“人工智能战略 (AI Strategy)”被定义为一个政策文件，其目标是向人们传递支持人工智能发展的理念，同时最大限度地提高人工智能对社会的效益。一些更广泛的创新或数字战略文件并没有包含在本节内容中，如巴西的电子数字战略和日本的综合创新战略，这些文件的内容重点并不是人工智能。

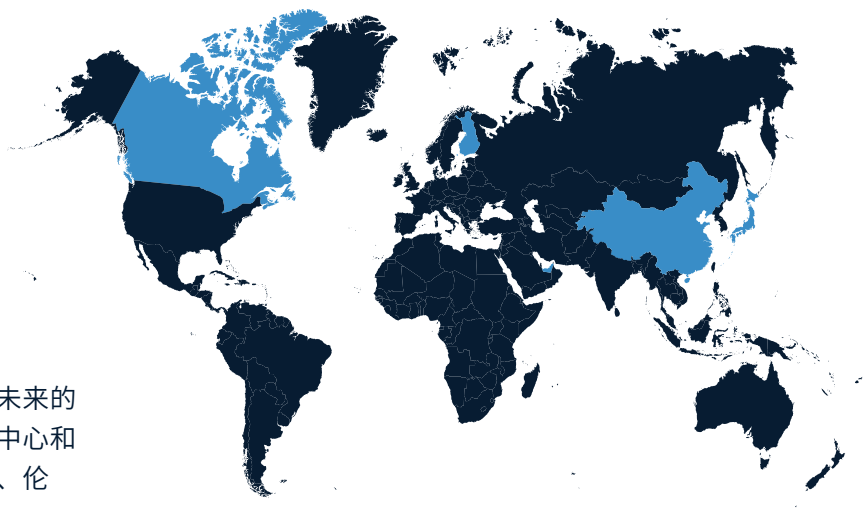
## 7.1 国家和地区人工智能战略

为了指导和促进人工智能的发展，世界各国和地区正在加紧制定战略和举措，目的是协调政府和政府间的努力。自2017年加拿大发布全球首个国家人工智能战略以来，截至2020年12月，已有30多个国家和地区发布了类似文件。



## 已发布的战略

2017



### 加拿大

- **人工智能战略：**[泛加拿大人工智能战略](#)
- **负责组织：**加拿大高级研究所（CIFAR）
- **要点：**加拿大人工智能战略强调发展加拿大未来的人工智能劳动力，支持主要的人工智能创新中心和科学研究，并将该国定位为人工智能在经济、伦理、政策和法律方面的思想领袖。
- **资金（2020年12月兑换率）：**1.25亿加元（9700万美元）
- 2020年11月，CIFAR发布了其最新年度报告，题为“AICAN”，该报告跟踪了加拿大人工智能国家战略的实施进展，其中重点阐述了加拿大人工智能生态系统的实质性增长，与医疗保健和人工智能对社会的影响相关的研究和活动，以及人工智能战略相关的其他成果。

### 中国

- **人工智能战略：**[新一代人工智能发展规划](#)
- **责任机构：**中华人民共和国国务院
- **要点：**中国的人工智能战略是世界上最全面的人工智能战略之一。它涵盖了通过教育和技能获取进行研发和人才培养、伦理规范和对国家安全的影响等领域。该战略设定了具体的目标，包括：到2020年，使人工智能行业能够与竞争对手保持一致；到2025年，成为无人驾驶飞行器（UAV）、语音和图像识别等领域的全球领导者；到2030年，成为人工智能创新的主要中心。
- **资金：**N/A
- **最新进展：**中国于2019年2月建立了新一代人工智能

创新开发区，并于2019年5月由学术机构和腾讯、百度等私营企业组成的多方利益相关者联盟发布了“人工智能北京共识”。

### 日本

- **人工智能战略：**[人工智能技术战略](#)
- **负责组织：**人工智能技术战略委员会
- **要点：**该战略规划了人工智能开发的三个独立阶段。第一阶段的重点是数据和人工智能在相关服务业中的利用，第二阶段的重点是人工智能的公共服务和服务业的扩张，第三阶段的重点是创建一个综合生态系统，从而将各个领域融合在一起。
- **资金：**N/A
- **最新进展：**2019年，日本的综合创新战略促进委员会推出了另一项人工智能战略，其目的是进一步推进人工智能，解决日本目前面临的问题，利用日本的优势开拓未来机遇。

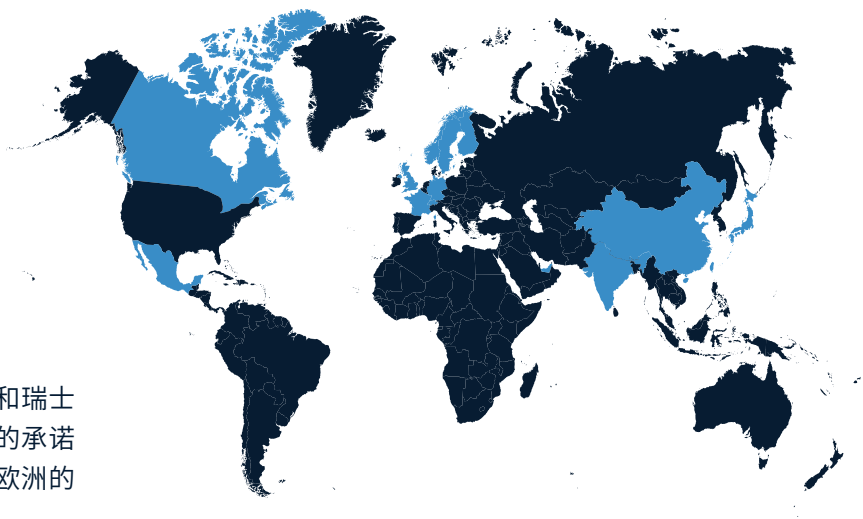
### 其它

**芬兰：** [芬兰的人工智能时代](#)

**阿联酋：** [阿联酋人工智能战略](#)

## 已发布的战略

2018



### 欧盟

- **人工智能战略：**[人工智能协调计划](#)
- **负责组织：** 欧盟委员会
- **要点：** 本战略文件概述了欧盟成员国、挪威和瑞士为增加投资和建立人工智能人才渠道而商定的承诺和行动。它强调公私伙伴关系的价值，创造欧洲的数据空间和发展伦理原则。
- **资助（2020年12月兑换率）：** 人工智能研究每年至少10亿欧元（11亿美元），战略及其他方面至少49亿欧元（54亿美元）
- **最新更新：** 2018年6月发布伦理准则初稿，随后于2019年4月更新。

### 法国

- **人工智能战略：**[人工智能造福人类：法国人工智能战略](#)
- **负责组织：** 高等教育、研究和创新部；经济和财政部；企业总局；公共卫生部；武装部队部；国家数字科学研究所；数字技术与信息通信系统部际主任
- **要点：** 该战略的主要主题包括：为大数据制定积极的数据政策；面向四个战略部门，即卫生保健、环境、运输和国防；推动法国在研发方面的工作；规划人工智能对劳动力的影响；确保领域内的包容性和多样性。
- **资金（2020年12月率）：** 截至2022年共15亿欧元（18亿美元）
- **最新进展：** 法国国家数字科学研究所（Inria）承诺在协调国家人工智能战略方面发挥核心作用，并将每年报告进展情况。

### 德国

- **人工智能战略：**[德国制造的人工智能](#)
- **负责组织：** 联邦教育和研究部；联邦经济事务和能源部；联邦劳动和社会事务部
- **要点：** 该战略的重点是巩固德国作为研究强国的地位，增强其产业的价值。此外，还强调公共利益，努力改善人民生活和环境。
- **资金（2020年12月兑换率）：** 2019年预算为5亿欧元（6.08亿美元），2025年前计划执行30亿欧元（36亿美元）
- **最新更新：** 2019年11月，德国政府发布了一份关于德国人工智能战略的中期进展报告。

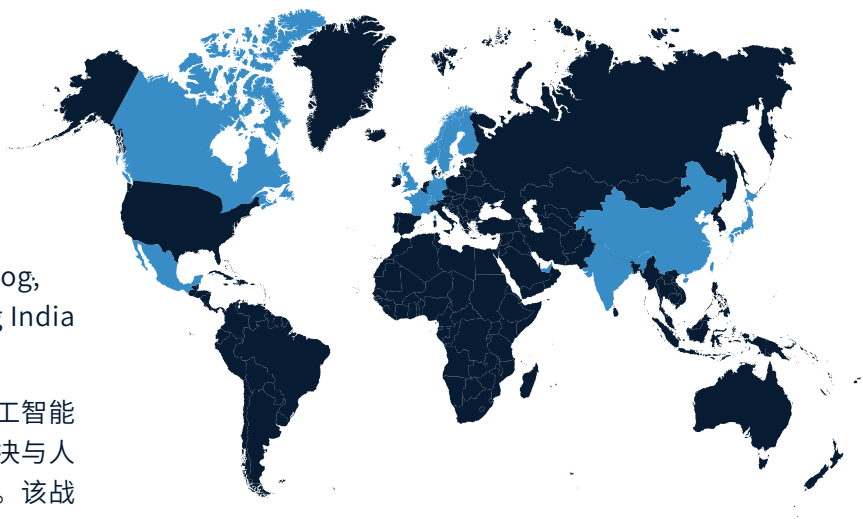
## 2018 (续)

### 印度

- **人工智能战略：** [国家人工智能战略](#)
- **负责组织：** 转型中印度国家研究院(NITI Aayog, The National Institution for Transforming India Aayog)
- **要点：** 印度战略重点关注经济增长和利用人工智能提高社会包容性的方法，同时促进研究以解决与人工智能相关的伦理、偏见和隐私等重要问题。该战略强调农业、卫生和教育等部门，这些部门依赖于公共投资和政府主动行动。
- **资金 (2020年12月兑换率)：** 70亿卢比 (9.49亿美元)
- **最新更新：** 2019年，电子和信息技术部发布了提案，拟设立一个国家人工智能项目，拨款共计4亿卢比 (5400万美元)。印度政府在2019年底成立了一个专门的委员会，推动有组织的人工智能政策，并建立政府机构的确切职能，以推进印度的人工智能任务。

### 墨西哥

- **人工智能战略：** [墨西哥人工智能纲领 \(2019年议程简本\)](#)
- **负责组织：** IA2030Mx, Economia
- **要点：** 作为拉丁美洲的第一个人工智能战略，墨西哥战略的重点是建立一个强有力的治理框架，以规划人工智能在各个行业的需求，确定政府的最佳做法，重点是发展墨西哥的人工智能领导能力。
- **资金：** N/A
- **最新进展：** 根据美洲开发银行最近的fAIr LAC报告，墨西哥正在制定具体的人工智能政策以推进进一步的行动。



### 英国

- **人工智能战略：** [产业战略：人工智能行业协议](#)
- **负责组织：** 人工智能办公室 (OAI)
- **要点：** 英国的人工智能战略强调企业、学术界和政府之间的强有力的伙伴关系，并确定了成功产业战略的五个基础：成为世界上最具创新性的经济体，创造就业机会和更好的收入潜力，基础设施升级，有利的商业条件以及在全国建立繁荣的社区。
- **资金 (2020年12月兑换率)：** 9.5亿英镑 (13亿美元)
- **最新进展：** 2017到2019年间，英国的人工智能特别委员会发布了一份关于该国人工智能进展的年度报告。2020年11月，英国政府宣布将在四年内大幅增加165亿英镑 (218亿美元) 的国防开支，重点是有望彻底改变战争的人工智能技术。

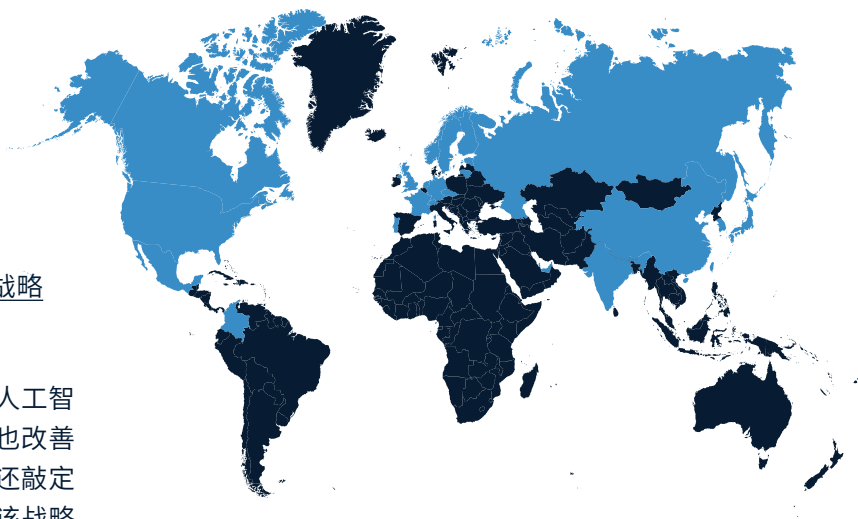
### 其它

**瑞典：** [人工智能的国家方针](#)

**中国台湾：** [台湾人工智能行动计划](#)

## 已发布的战略

2019



### 爱沙尼亚

- **人工智能战略：** 2019-2021年国家人工智能战略
- **负责组织：** 经济事务和通信部（MKM）
- **要点：** 该战略强调了公共和私营机构为增加人工智能研究和开发投资而采取的必要行动，同时也改善了爱沙尼亚人工智能的法律环境。此外，它还敲定了一个指导委员会的框架，该委员会将监督该战略的实施和监测。
- **资金（2020年12月兑换率）：** 截至2021年，1000万欧元（1200万美元）
- **最新情况：** 爱沙尼亚政府于2019年5月发布了人工智能工作组的最新情况。

### 俄罗斯

**人工智能战略：** 国家人工智能发展战略

**负责组织：** 数字发展、通信和大众媒体部；俄罗斯联邦政府

**要点：** 俄罗斯人工智能战略高度重视国家利益，为2017年至2030年“信息社会”的发展制定了指导方针。其中包括国家技术举措、联邦执行机构的部门项目以及俄罗斯联邦数字经济等项目，旨在推动跨部门实施的人工智能框架。

**资金：** N/A

**最新进展：** 2020年12月，俄罗斯总统普京参加了人工智能之旅会议，提出了人工智能政策的四个想法：建立人工智能使用的实验性法律框架，制定引入人工智能算法的实际措施，为神经网络开发者提供有竞争力的大数据获取渠道，以及促进国内人工智能产业的私人投资。

### 新加坡

• **人工智能战略：** 国家人工智能战略

• **负责组织：** 智能国家和数字政府办公室（SNDGO）

• **要点：** 由新加坡智慧国家（Smart Nation Singapore）发起，这是一个致力于转变新加坡经济并开创新的数字时代的政府机构。该战略确定了以下五个领域的国家人工智能项目：交通和物流、智慧城市和房地产、医疗保健、教育以及安全保障。

• **资金（2020年12月兑换率）：** 虽然2019年战略没有提到资金，但2017年，新加坡政府启动了国家计划 AI Singapore，承诺在五年内投资1.5亿新元（1.13亿美元）。

• **最新进展：** 2020年11月，SNDGO发布了关于新加坡政府数据保护工作的首次年度更新。它描述了迄今为止为加强公共部门数据安全和保护公民私人数据而采取的措施。

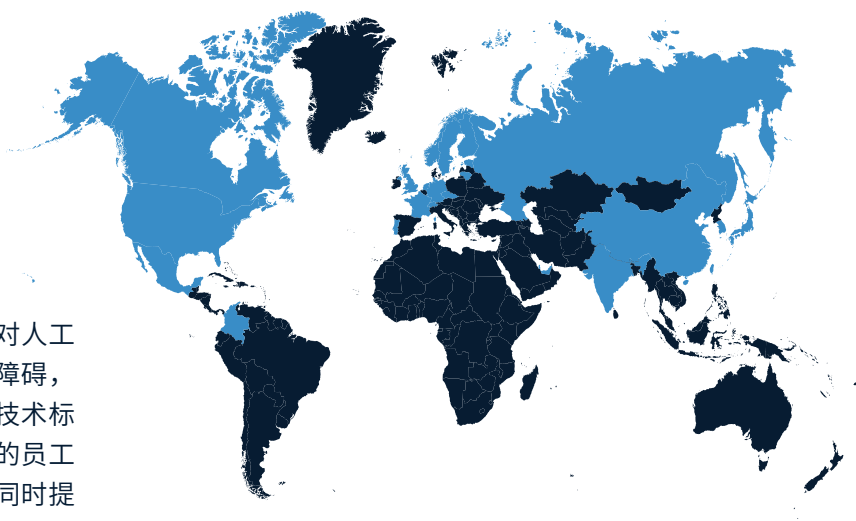
## 2019 (续)

### 美国

- **人工智能战略：** [美国人工智能举措](#)
- **责任组织：** 白宫
- **要点：** 美国人工智能举措优先考虑联邦政府对人工智能研发的投资需求，减少获得联邦资源的障碍，确保人工智能技术安全开发、测试和部署的技术标准。白宫还强调发展一支具备人工智能能力的员工队伍，并表示致力于与外国合作伙伴合作，同时提升美国在人工智能领域的领导地位。然而，这项计划仍缺乏关于计划时间表的细节、是否有更多的研究将致力于人工智能开发以及其他执行起来会面临的实际细节问题的考虑。
- **资金：** N/A
- **最新进展：** 美国政府于2020年2月发布了第一年年度报告，随后于11月发布了第一份针对联邦机构的指导备忘录，内容涉及监管私营机构的人工智能应用，具体包括鼓励人工智能创新和发展以及增加公众对人工智能技术的信任和信心的原则。2021财年的《国防授权法案》(The National Defense Authorization Act, NDAA) 要求制定一项国家人工智能计划，以协调联邦政府的人工智能研究和政策。

### 韩国

- **人工智能战略：** [国家人工智能战略](#)
- **负责组织：** 科学、信息通信技术部和未来规划部 (MSIP)
- **要点：** 韩国人工智能战略要求制定计划以促进企业使用人工智能，精简规章制度，为人工智能和其他



新兴产业的开发和使用创造更有利的环境。韩国政府还计划利用其在全球内存芯片供应方面的优势，在2030年前制造下一代智能芯片。

- **资金 (2020年12月兑换率)：** 2.2万亿韩元 (20亿美元)
- **最新进展：** N/A

### 其它

- 哥伦比亚：** [数字转型和人工智能国家政策](#)
- 捷克共和国：** [捷克共和国国家人工智能战略](#)
- 立陶宛：** [立陶宛人工智能战略：未来展望](#)
- 卢森堡：** [人工智能：卢森堡的战略愿景](#)
- 马耳他：** [马耳他：终极AI启动台](#)
- 荷兰：** [人工智能战略行动计划](#)
- 葡萄牙：** [AI葡萄牙2030](#)
- 卡塔尔：** [卡塔尔国家人工智能](#)



## 已发布的战略

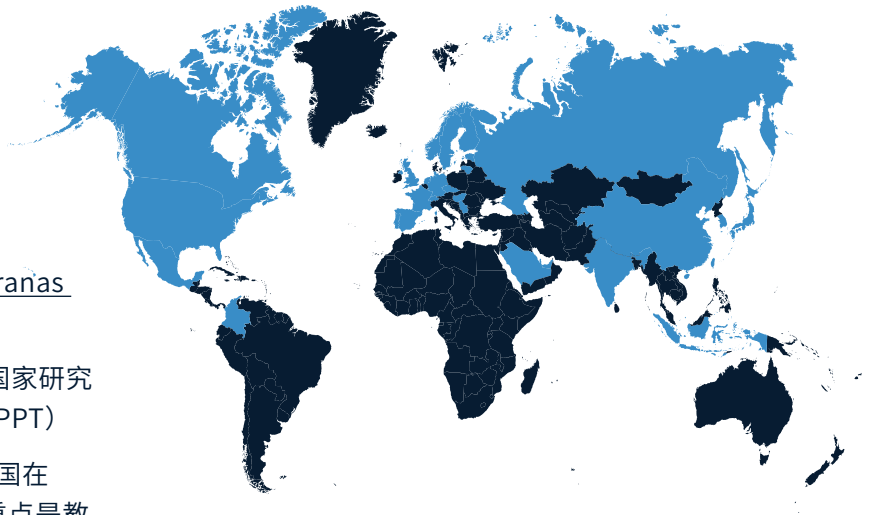
2020

### 印度尼西亚

- **人工智能战略：** [国家人工智能发展战略（Stranas KA）](#)
- **负责组织：** 研究与技术部（Menristek）、国家研究与创新局（BRIN）、技术评估与应用局（BPPT）
- **战略要点：** 印尼的人工智能战略旨在指导该国在 2020年至2045年期间开发人工智能。它的重点是教育和研究、卫生服务、粮食安全、交通、智慧城市和公共部门改革。
- **资金：** N/A
- **最新进展：** 无

### 沙特阿拉伯

- **人工智能战略：** [国家数据和人工智能战略（NSDAI）](#)
- **负责组织：** 沙特数据和人工智能局（SDIA）
- **要点：** 作为国家经济多样化努力的一部分，NSDAI 致力于在五个关键领域加快人工智能的发展：医疗、交通、教育、政府和能源。到2030年，沙特阿拉伯计划培训20000名数据和人工智能专家，吸引200亿美元的国内外投资，并创造一个吸引至少300家人工智能和数据初创企业的环境。
- **资金：** N/A
- **最新进展：** 在沙特政府发布该战略峰会期间，沙特国家人工智能中心（NCAI）与中国华为和阿里云签署了合作协议，将共同设计与人工智能相关的阿拉伯语系统。



### 其它

**匈牙利：** [匈牙利人工智能战略](#)

**挪威：** [人工智能国家战略](#)

**塞尔维亚：** [塞尔维亚共和国2020-2025年人工智能发展战略](#)

**西班牙：** [国家人工智能战略](#)

## 发展中战略 (截至2020年12月)

### 公共咨询战略

#### 巴西

- **人工智能战略草案：** [巴西人工智能战略](#)
- **负责组织：** 科学、技术和创新部（MCTI）
- **要点：** 巴西国家人工智能战略宣布于2019年启动，目前仍处于公众咨询阶段。经合组织称，该战略旨在覆盖与人工智能有关的主题，包括人工智能对经济、伦理、发展、教育和就业的影响，并协调解决这些问题的具体公共政策。
- **资金：** N/A
- **最新进展：** 2020年10月，与IBM、圣保罗大学和圣保罗研究基金会合作启动了该国最大的人工智能研究设施。

#### 意大利

- **人工智能战略草案：** [意大利人工智能战略方案](#)
- **负责组织：** 经济发展部（MISE）
- **要点：** 本方案提供了人工智能可持续发展的拟议战略，旨在提高意大利人工智能的竞争力。它专注于提高基于人工智能的技能和能力，促进人工智能研究，建立监管和伦理框架，以确保人工智能的可持续发展生态系统，并开发强大的数据基础设施来推动这些发展。
- **资金（2020年12月兑换率）：** 到2025年为10亿欧元（11亿美元）。加上来自私营机构的配套资金，预计总投资将达到20亿欧元。
- **最新进展：** 无

#### 其它

- **塞浦路斯：** [人工智能国家战略](#)
- **爱尔兰：** [爱尔兰人工智能国家战略](#)
- **波兰：** [波兰人工智能发展政策](#)
- **乌拉圭：** [数字政府的人工智能战略](#)



## 已宣布战略

### 阿根廷

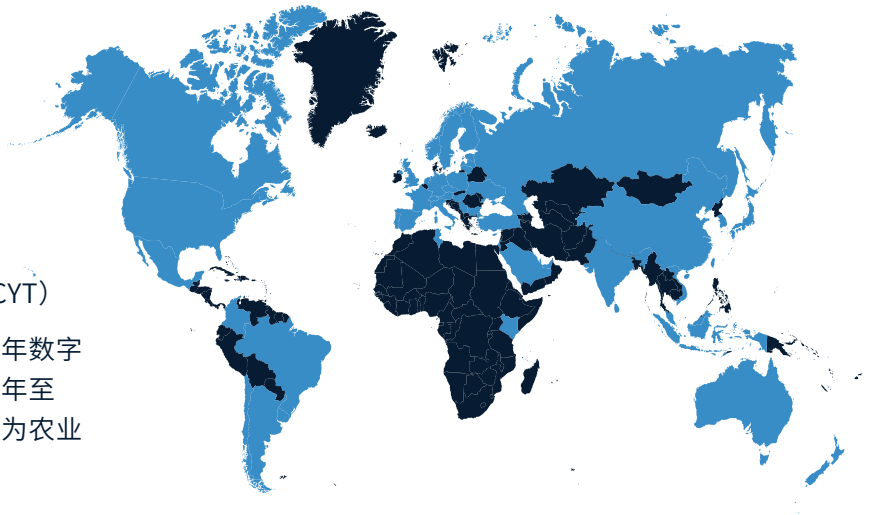
- **相关文件：** N/A
- **负责组织：** 科学、技术和生产创新部（MINCYT）
- **现状：** 阿根廷的人工智能计划是阿根廷2030年数字议程的一部分，但尚未公布。计划涵盖2020年至2030年十年时间，报告显示，该计划有可能为农业部门带来巨大利益。

### 澳大利亚

- **相关文件：** [面向全体澳大利亚人的人工智能路线图/人工智能行动计划](#)
- **负责组织：** 英联邦科学和工业研究组织（CSIRO），Data 61和澳大利亚政府
- **现状：** 澳大利亚政府于2019年（与国家科学局（CSIRO）合作）发布了一份路线图，并在2020年发布了一份关于人工智能行动计划的讨论文件，作为制定国家人工智能战略的框架。在2018至2019年的预算中，澳大利亚政府在四年内拨出2990万澳元（2220万美元[2020年12月的兑换率]），以加强该国在人工智能和机器学习方面的能力。此外，CSIRO在2019年发表了一篇关于澳大利亚人工智能伦理框架的研究论文，并发起了一次公众咨询，预计即将出台一份战略文件。

### 土耳其

- **相关文件：** N/A
- **负责组织：** 土耳其共和国数字转型办公室主席；工业和技术部；土耳其科学和技术研究理事会；科学、技术和创新政策理事会
- **现状：** 战略已宣布但尚未公布。据媒体人士透露，



该项目将重点关注人才培养、科学研究、伦理与包容性以及数字基础设施。

### 其它

- 奥地利：** [人工智能任务奥地利](#)（官方报告）
- 保加利亚：** [2030年前保加利亚人工智能发展概念](#)（概念文件）
- 智利：** [国家人工智能政策](#)（官方公告）
- 以色列：** [国家人工智能计划](#)（新闻文章）
- 肯尼亚：** [区块链和人工智能工作组](#)（新闻文章）
- 拉脱维亚：** [关于人工智能解决方案的发展](#)（官方报告）
- 马来西亚：** [国家人工智能框架](#)（新闻文章）
- 新西兰：** [人工智能：塑造未来新西兰](#)（官方报告）
- 斯里兰卡：** [人工智能框架](#)（新闻文章）
- 瑞士：** [人工智能](#)（官方指南）
- 突尼斯：** [国家人工智能战略](#)（特别工作组宣布）
- 乌克兰：** [乌克兰人工智能发展构想](#)（概念文件）
- 越南：** [人工智能发展战略](#)（官方公告）

了解更多人工智能国家战略：

- 蒂姆·达顿 (Tim Dutton)：[国家人工智能战略概述](#)
- 经济合作与发展组织：[经合组织人工智能政策观察站](#)
- 加拿大高级研究所：[构建人工智能世界，第二版](#)
- 美洲开发银行：[人工智能促进拉丁美洲和加勒比社会福利：区域概况和12个国家概况](#)

## 要点：国家人工智能战略与人权

2020年，全球数字合作伙伴（Global Partners Digital）和斯坦福大学的全球数字政策孵化器（Global Digital Policy Cutter）发布了一份报告，从人权角度审视各国政府的国家人工智能战略。这篇题为“[国家人工智能战略与人权：回顾](#)”的报告评估了各国政府和区域组织将人权考虑纳入国家人工智能战略的程度，并向希望在未来制定或审查人工智能战略的决策者提出了建议。

报告发现，在30个国家和两个区域（来自欧洲联盟和北欧波罗的海国家）的战略中，一些战略提到了人工智能对人权的影响，其中隐私权是最常提到的，其次是平等和不歧视（表6.1.1）。然而，很少有战略文件对人工智能应用对人权的影响进行深入分析或具体评估。与经济竞争力和创新优势等其他问题的具体程度不同，在人工智能的背景下，人权应如何得到保护以及保护的深度方面的具体细节在现有的战略中基本上是缺失的。

表 7.1.1: 国家人工智能战略中提到的人权

提到的人权	国家/区域组织
隐私权	澳大利亚, 比利时, 中国, 捷克共和国, 德国, 印度, 意大利, 卢森堡, 马耳他, 荷兰, 挪威, 葡萄牙, 卡塔尔、韩国、美国
平等/不歧视的权利	澳大利亚, 比利时, 捷克共和国, 丹麦, 爱沙尼亚, 欧盟, 法国, 德国, 意大利, 马耳他, 荷兰、挪威
获得有效补救的权利	澳大利亚 (追究人类责任的责任和能力)、丹麦、马耳他、荷兰
思想自由、言论自由和获取信息的权利	法国, 荷兰, 俄罗斯
工作的权利	法国, 俄罗斯

## 7.2 人工智能的国际合作

鉴于人工智能带来的机遇和挑战的规模，最近宣布了多个旨在制定多边人工智能战略的国际努力。本节概述了各国政府致力于共同支持面向所有人的人工智能发展的国际举措。

这些关于人工智能的多边举措表明，各国组织正在采取各种方法来解决人工智能的实际应用问题，并扩大这些解决方案的规模，以产生最大的全球影响。许多国家求助于国际组织以制定全球人工智能规范，还有一些国家则参与伙伴关系或双边协议。人工智能的伦理或当前和未来人工智能应用所带来的伦理挑战是政府间努力的一个重点关注领域。

日本、韩国、英国、美国和欧盟成员国都是人工智能政府间努力的积极参与者。另一方面，作为一个主要的人工智能强国，中国选择了参与一些科技双边协议，强调“一带一路”数字丝绸之路框架下的人工智能合作。例如，中国与阿联酋在“一带一路”举措下的经济合作中提到了人工智能。

### 政府间举措

政府间工作组由成员国的专家和决策者组成，他们研究和报告与开发、部署人工智能有关的最紧迫挑战，然后根据研究结果提出建议。这些小组在确定和制定人工智能技术及其应用中最紧迫的问题的战略方面发挥了重要作用。

### 工作组

#### 全球人工智能伙伴关系 (GPAI)

- **参与者：** 澳大利亚、巴西、加拿大、法国、德国、印度、意大利、日本、墨西哥、荷兰、新西兰、新西兰、韩国、波兰、新加坡、斯洛文尼亚、西班牙、英国、美国和欧盟（截至2020年12月）
- **主办方：** 经合组织

- **重点领域：** 问责制的人工智能；数据治理；未来的工作；创新和商业化
- **近期活动：** 两个国际专门知识中心——蒙特利尔人工智能促进国际专门知识中心和巴黎法国国家科学和技术研究所——正在推动四个重点领域的工作，并于2020年12月举办了蒙特利尔首脑会议2020。此外，数据治理工作组于2020年11月发布了该工作组框架的测试版。

#### 经合组织人工智能专家网络 (ONE AI)

- **参与者：** 经合组织成员国
- **主办方：** 经合组织
- **重点领域：** 人工智能分类；实施可信人工智能；人工智能政策；人工智能计算
- **近期活动：** ONE AI在2020年2月召开了第一次会议，当时它还启动了经合组织人工智能政策观察站。2020年11月，人工智能分类工作组首次提出了基于经合组织人工智能定义的人工智能分类框架，该框架分为四个维度（背景、数据和输入、人工智能模型、任务和输出），旨在指导决策者为每种人工智能系统制定合适的政策。

#### 人工智能高级别专家组 (HLEG)

- **参与者：** 欧盟国家
- **主办方：** 欧盟委员会
- **重点领域：** 可信人工智能的伦理准则
- **近期活动：** 自2018年根据欧盟人工智能战略的建议启动以来，HLEG提出了欧盟可信人工智能伦理准则和一系列政策和投资建议，以及与准则相关的评估清单。

### 人工智能伦理建议特设专家组 (AHEG)

- **参与者：**联合国教育、科学及文化组织（教科文组织，UNESCO）成员国
- **主办方：**联合国教科文组织
- **重点领域：**人工智能开发和应用引起的伦理问题
- **近期活动：**联合国教科文组织特设专家组编制了一份关于人工智能伦理的修订建议初稿，于2020年9月转交教科文组织成员国，供其在2020年12月31日前提出意见。

### 峰会与其他会议

#### AI造福人类 (AI for Good) 全球峰会

- **参与者：**全球（与联合国及其机构一起）
- **主办方：**国际电信联盟、XPRIZE基金会
- **重点领域：**人工智能技术的可信、安全和包容性发展以及公平获取其利益

#### 人工智能防务伙伴关系

- **参与者：**澳大利亚、加拿大、丹麦、爱沙尼亚、芬兰、法国、以色列、日本、挪威、韩国、瑞典、联合王国和美国
- **主办方：**美国国防部联合人工智能中心
- **重点领域：**人工智能防御伦理原则

#### 中国-东盟人工智能峰会

- **参与者：**文莱、柬埔寨、中国、印度尼西亚、老挝、马来西亚、缅甸、菲律宾、新加坡、泰国和越南
- **主办方：**中国科学技术协会，中国广西壮族自治区
- **重点领域：**基础设施建设、数字经济、创新驱动发展

### 双边协定

以人工智能为重点的双边协议是近年来越来越受欢迎的另一种国际合作形式。人工智能通常被纳入到合作发展数字经济的大背景之下，印度在投资制定多个专门针对人工智能的双边协议方面独树一帜。

#### 印度和阿联酋

印度和阿联酋人工智能部于**2018年7月**签署了一份谅解备忘录，就培育创新人工智能生态系统和其他与人工智能相关的政策问题展开合作。两国将成立一个工作委员会，旨在增加对人工智能初创企业的投资，并与私营机构合作开展研究活动。

#### 印度和德国

据**2019年10月**的报道，印度和德国可能将签署一项协议，包括在人工智能（尤其是在农业领域）使用方面的合作伙伴关系。

#### 美国和英国

美国和英国在**2020年9月**通过特别关系经济工作组宣布，两国将在推进人工智能的双边对话中，本着共同的民主价值观，在人工智能研发方面进一步合作。

#### 印度和日本

据说，印度和日本在**2020年10月**敲定了一项协议，重点是在数字技术方面的合作，包括5G和AI。

#### 法国和德国

法国和德国签署了法德人工智能研究和创新网络路线图，并将其作为**2019年10月**图卢兹宣言的一部分，以推进欧洲在人工智能开发和应用方面的努力。该路线图同时还考虑了伦理准则问题。

本节基于美国网络和信息技术研究与开发计划（NITRD）与彭博政府（Bloomberg Government）所提供的数据调研考察了美国范围内对AI的公共投资情况。

## 7.3 美国对人工智能的公共投资

### 非国防人工智能研发联邦预算

2019年9月，白宫国家科学技术委员会发布了一份报告，汇总了所有公共部门的人工智能研发资金，这是首次公布这样的数字。这笔资金将作为政府实验室或研究型大学的补助金或以政府合同的形式支付。然而，这些联邦预算数字并不包括国防部（DOD）和情报部门的大量人工智能研发投资，出于国家安全原因，这一部分投资被拒绝公布。

如图7.3.1所示，联邦民事机构（不属于国防部或情报部门的机构）为2020财年的人工智能研发拨款9.735亿美元，如果将国会拨款和转账都考虑在内，这一数字将上升至11亿美元。2021财年，联邦民事机构预算为15亿美元，比2020年的要求高出近55%。

**联邦民事机构（不属于国防部或情报部门的机构）为2020财年的人工智能研发拨款9.735亿美元，如果将国会拨款和转账都考虑在内，这一数字将上升至11亿美元。**

2020-21财年美国非国防AI研发预算  
来源：2020年美国NITRD项目 | 图表：2021年AI指数报告

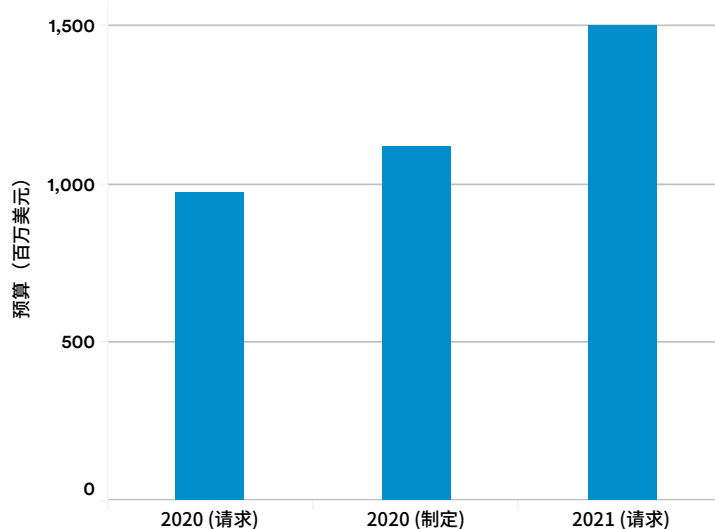


图 7.3.1

## 美国国防部预算申请

虽然美国国防部的官方预算没有公开，但彭博政府（Bloomberg Government）分析了美国国防部公开的研究、开发、测试和评估（RDT&E）预算请求——这些数据能够揭示出国防部在人工智能研发方面的支出。

有305个未分类的国防部研发项目指定使用人工智能或机器学习技术，2021财年美国用于人工智能研发的综合军事预算为50亿美元（图7.3.2）。这一数字似乎与上一年颁布的50亿美元一致。然而，2021财年的数字反映的是预算请求，而不是最终执行的预算。如上所述，一旦将国会拨款考虑在内，2021财年国防部人工智能研发项目可用资金的真实水平可能会大幅上升。

2021财年人工智能研发投资额最高的前五个项目：

- 快速能力开发和成长，美国陆军（2.842亿美元）
- 反大规模杀伤性武器技术和能力开发，国防威胁降低局（2.652亿美元）
- 算法战跨职能小组（Maven项目），国防部长办公室（2.501亿美元）
- 联合人工智能中心（JAIC），国防信息系统局（1.321亿美元）
- 高性能计算现代化项目，美国陆军（9960万美元）

### 2018-20财年用于AI特定研究开发，测试和评估（RDT&E）的美国国防部预算

来源：2020年彭博政府和美国国防部 | 图表：2021年AI指数报告

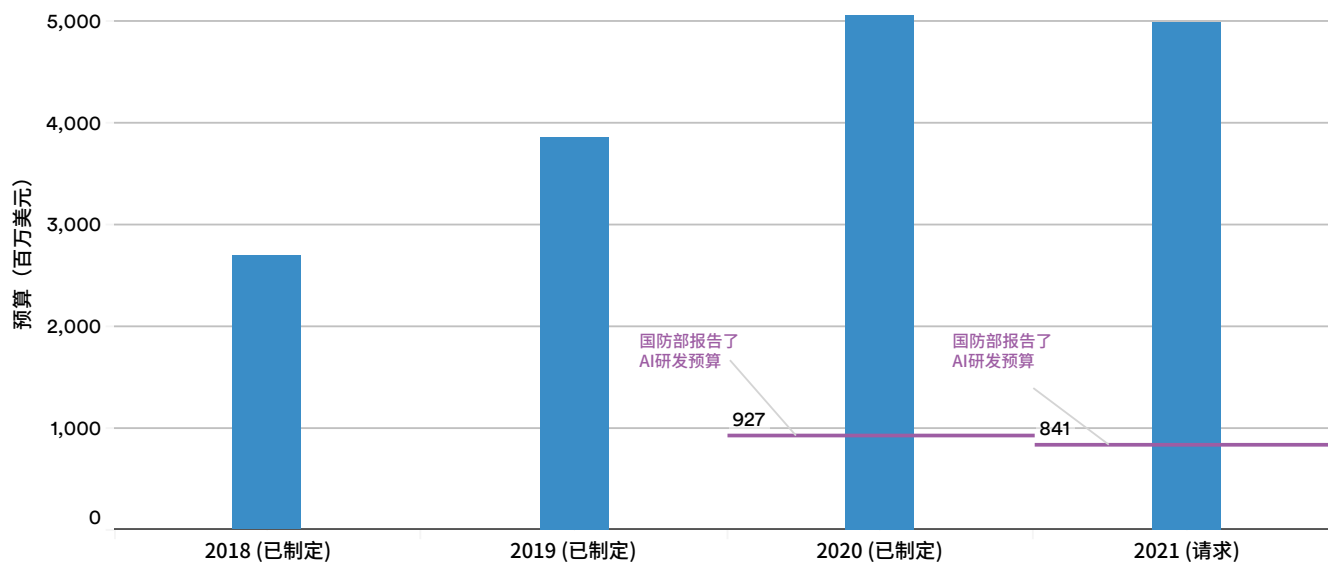


图 7.3.2

**注意事项：** 这张图表说明了利用当代政府数据源了解人工智能支出的挑战。以包括人工智能相关关键词在内的请求作为标准衡量，国防部在2021年申请了超过50亿美元的资金用于人工智能的专项研究开发。然而，国防部自己在内部还确定了一个非常小的数字：8.41亿美元。这就涉及到界定一个人工智能系统在哪里结束，另一个系统从哪里开始的问题。例如，一项将人工智能用于无人机的计划，也可能将无人机的硬件相关支出计入其“人工智能”预算申请中，当然，人工智能软件部分将小得多。



## 美国政府AI相关合同支出

人工智能技术公共投资的另一个指标是整个联邦政府在政府合同上的支出水平。私营机构提供的产品和服务的合同金额通常占机构预算的最大份额。彭博政府建立了一个模型，通过将所有在标题或描述中包含一组超过100个人工智能特定关键词的合同交易相加，来获得人工智能技术的合同支出。数据显示，联邦政府在人工智能产品和服务合同上的支出已经达到历史最高水平，而且没有放缓的迹象。但是，请注意，在采购过程中，供应商可能会在他们的应用程序中添加一堆关键字，其中的人工智能的技术成分可能会比较少。

### 总合同支出

2020财年，联邦部门和机构在未分类的人工智能相关合同上总共花费了18亿美元。这比2019财年15亿美元的机构支出增长了25%（图7.3.3）。2020年的人工智能支出是五年前的六倍多，2015财年约为3亿美元。然而，从这个角度来看，联邦政府在2020财年的合同

支出为6820亿美元，因此人工智能目前占政府支出的0.25%。

### 按部门和机构分列的合同支出

图7.3.4显示，在2020财年，国防部（DOD）在人工智能相关合同上的支出高于任何其他联邦部门或机构（14亿美元）。排名第二和第三的分别是美国宇航局（NASA）（1.391亿美元）和国土安全部（1.123亿美元）。美国国防部、美国宇航局和卫生与公共服务部在过去10年人工智能合同支出总额中名列榜首（图7.3.5）。国防部2001年至2020年在人工智能方面的合同支出总额（39亿美元）超过同期其他44个部门和机构的支出总和（29亿美元）。

展望未来，由于2018年6月成立的五角大楼联合人工智能中心（JAIC）仍处于推动国防部人工智能支出的早期阶段，预计国防部在人工智能合同上的支出会继续增长。2020年，JAIC签订了两份金额较大的合同，一份给了博思艾伦咨询公司，内容是为期5年、价值8亿美元的联合作战人员计划。另一份给了德勤咨询公

2001-20财年美国政府在AI上的总合约支出

来源：2020年彭博政府 | 图表：2021年AI指数报告

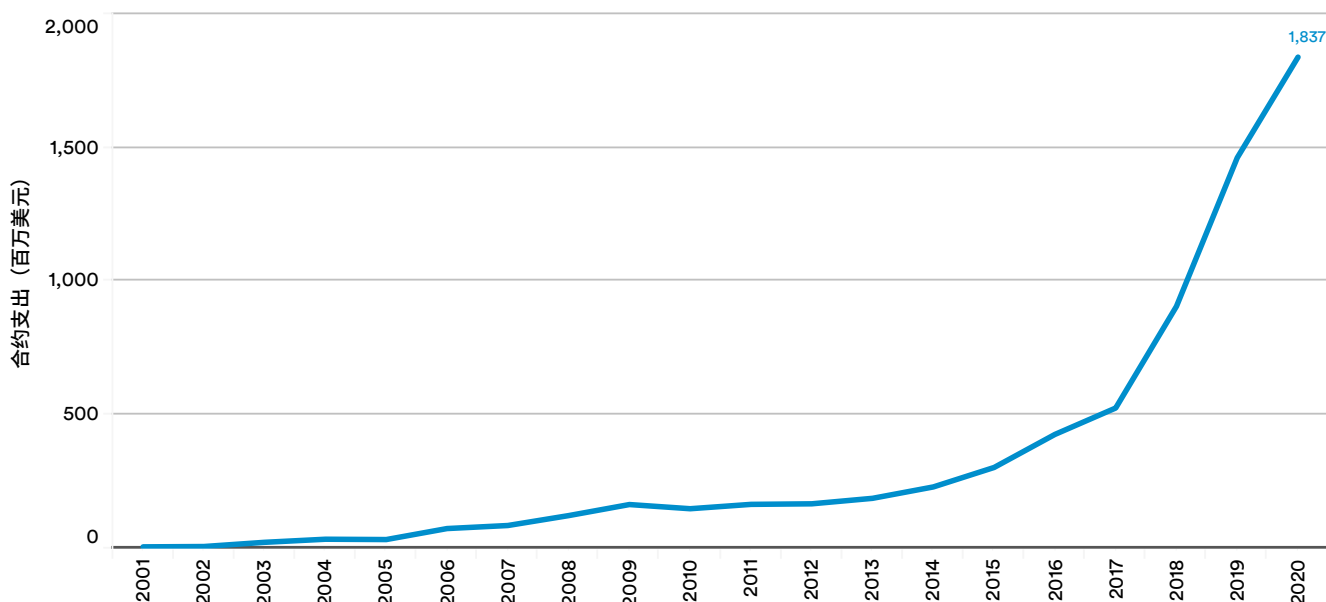


图 7.3.3

司，内容是为JAIC（即联合共同基金会）提供为期四年、价值1.06亿美元的企业云环境。

#### 2020年美国政府部门和代理商在AI方面的前十大合约支出

来源：2020年彭博政府 | 图表：2021年AI指数报告

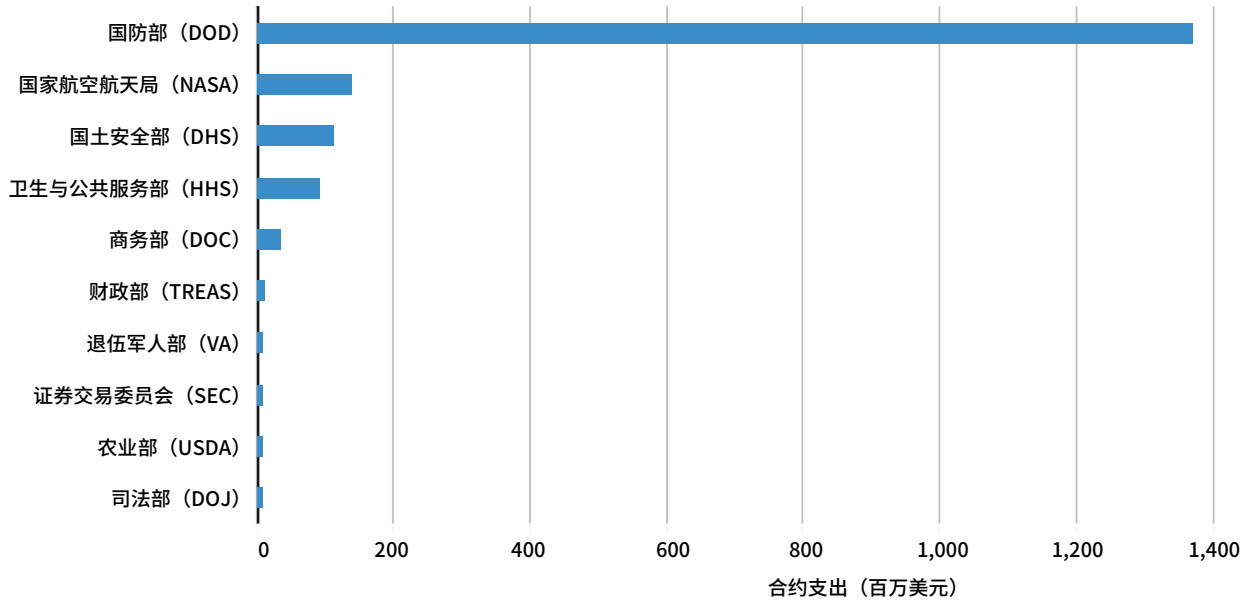


图 7.3.4

#### 美国政府部门和代理商在AI方面前十大合约支出（总和），2001-20

来源：2020年彭博政府 | 图表：2021年AI指数报告

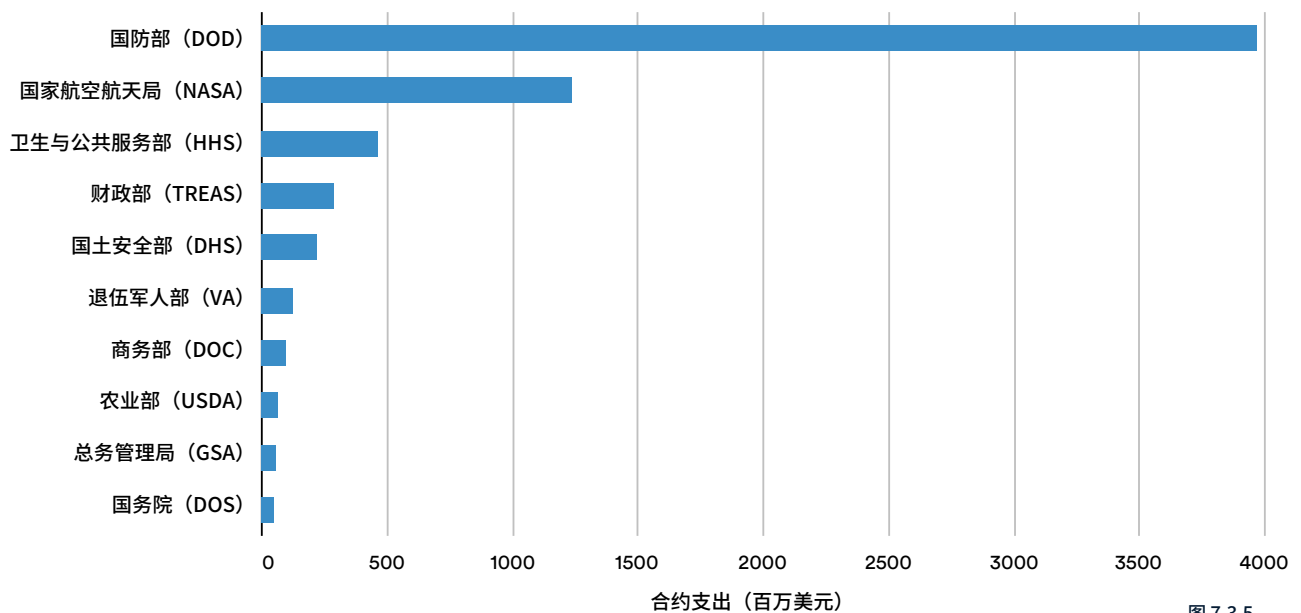


图 7.3.5

## 7.4 人工智能和政策制定

随着人工智能越来越受到关注和重视，与该技术相关的政策和举措正在成为政府、私营企业、技术组织和民间社会的更高优先级事项。本节将探讨这四者中的三者是如何为人工智能政策的制定而确立议程的，包括各国政府的立法和货币管理局，以及智库、民间社会、技术和咨询行业。

### 人工智能的立法记录

国会和议会关于人工智能的记录数量是政府对开发人工智能能力和立法人工智能相关问题的兴趣的一个指标。在本节中，我们使用彭博社和麦肯锡公司的数据来确定这些记录的数量，同时展示这些记录在过去10年中是如何演变的。

彭博政府确定了所有引用一个或多个人工智能特定关键词的立法（通过或推出）、国会委员会发布的报告和CRS报告。麦肯锡公司在美国国会记录、英国议会和加拿大议会的网站上搜索了“人工智能”和“机器学习”这两个术语。就美国而言，每一项统计都表明，在国会记录所载的某一特定事件中，包括在宣读法案时，提到了人工智能或机器学习。对于英国和加拿大，每个统计表明在过程中的特定评论或评论中提及了人工智能或机器学习。<sup>1</sup>

### 美国国会记录

第116届国会（2019年1月1日至2021年1月3日）是历史上最关注人工智能的国会会议。本届国会在立法、

2001-20年美国立法会议上AI的提及次数

来源：2020年彭博政府 | 图表：2021年AI指数报告

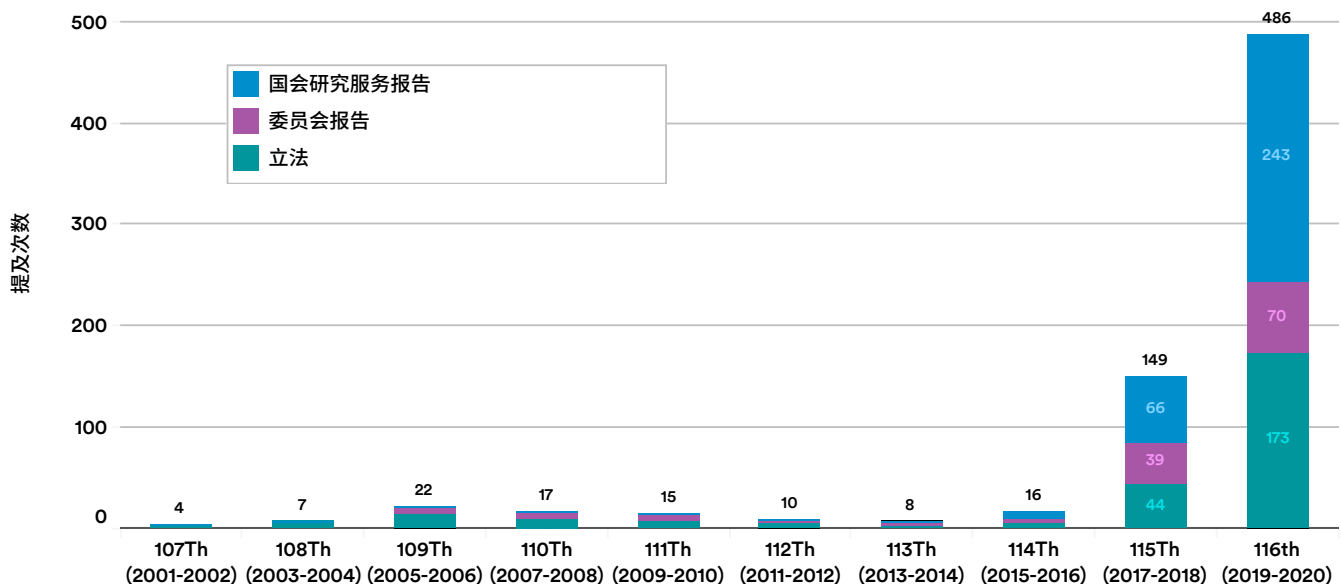


图 7.4.1

<sup>1</sup> 如果一个演讲者或成员多次提到人工智能 (AI) 或机器学习 (ML)，或者多个演讲者在同一事件中多次提到AI或ML，则只按一次统计。人工智能和机器学习的统计是分开计数的，因为它们是不同的搜索。不统计缩写“AI”或“ML”。

委员会报告和CRS报告中提到人工智能的次数是第115届国会的三倍多。2020年，国会对人工智能的兴趣持续提升。图7.4.1显示，在这次国会会议期间，173项不同的立法要么集中于人工智能技术，要么包含人工智能技术的发展、使用和管理规则。在这两年期间，参众两院的各个委员会和小组委员会委托编写了70份关于人工智能的报告，而作为国会议员调查机构的CRS则发表了243份关于人工智能或人工智能的报告。

### 国会/议会程序中提及人工智能和机器学习

如图7.4.2-7.4.5所示，美国国会和英国议会提及人工智能和机器学习的数量在2020年继续上升，而在加拿大议会会议中提到的较少。

#### 2011-20年美国国会论文集对AI和ML的提及次数

来源：美国国会记录网站，麦肯锡全球研究所，2020 | 图表：2021年AI指数报告

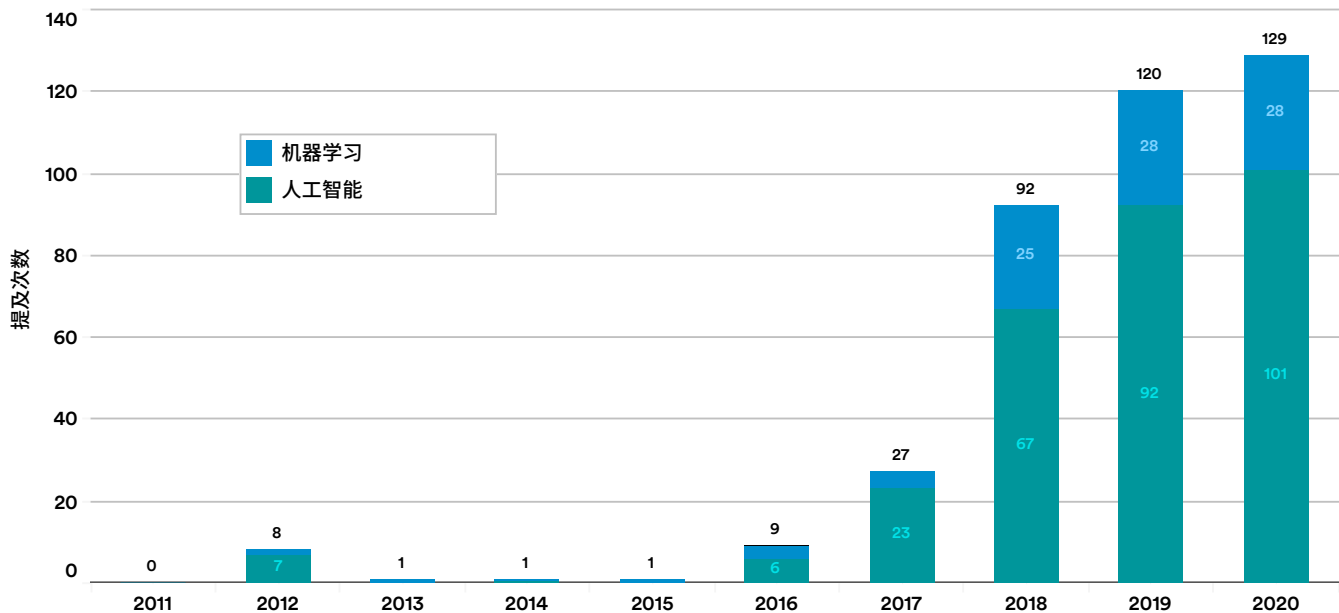


图 7.4.2

## 2011-20年英国国会论文中关于AI和ML的提及次数

来源：英国国会网站，麦肯锡全球研究所，2020 | 图表：2021年AI指数报告

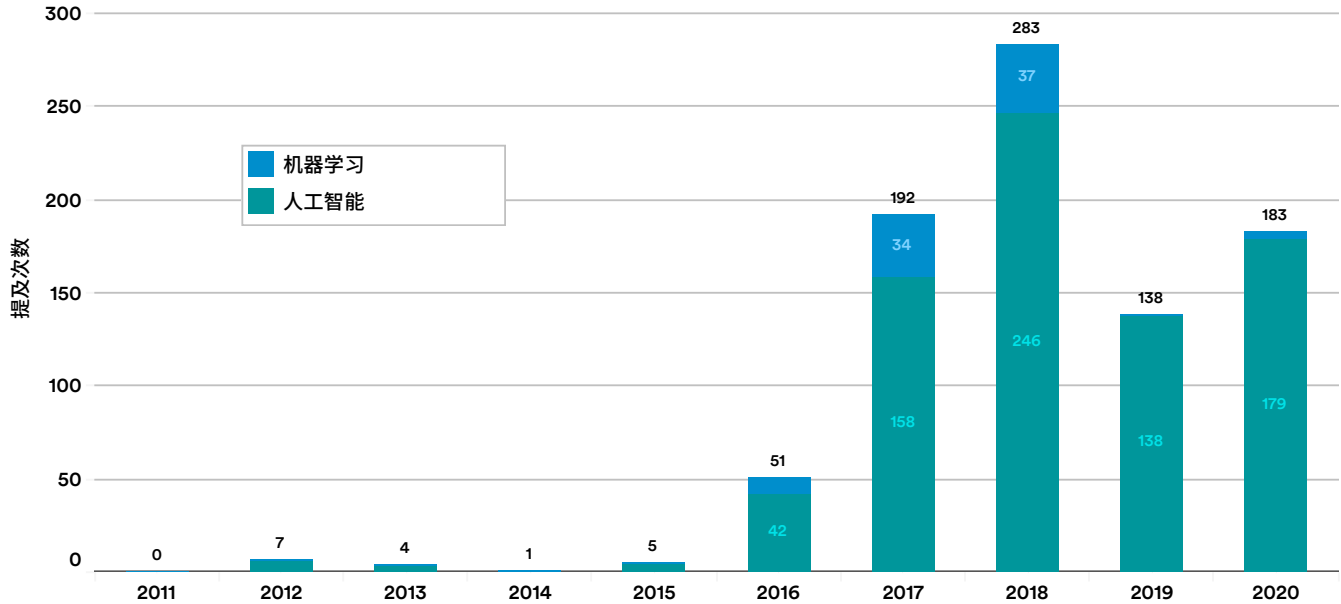


图 7.4.3

## 2011-20年加拿大议会会议上关于AI和ML的提及次数

来源：加拿大议会网站，麦肯锡全球研究所，2020 | 图表：2021年AI指数报告

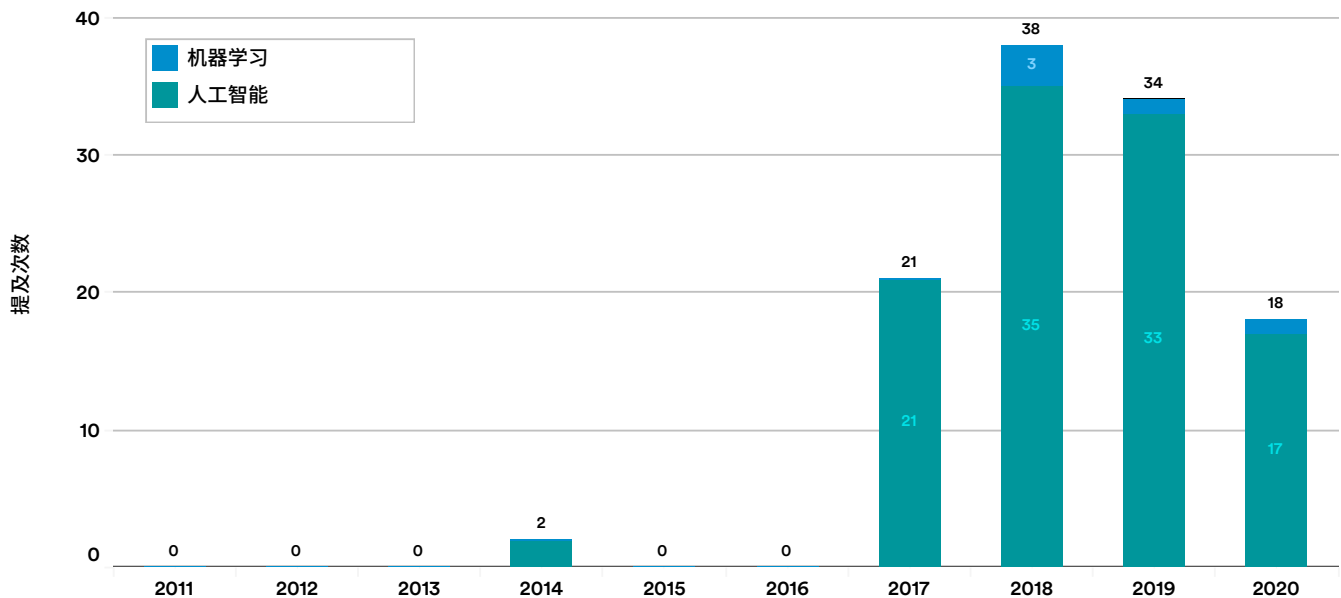


图 7.4.4

## 中央银行

在一个国家或一个货币联盟中，中央银行在执行货币和货币政策方面起着关键作用。与许多其他机构一样，央行的任务是将人工智能融入其运营，并依赖大数据分析来帮助它们进行预测、风险管理和金融监管。

Prattle是一家领先的自动化投资研究解决方案提供商，负责监测各国央行通讯中提及人工智能的情况，包括会议纪要、货币政策文件、新闻稿、演讲和其他官方出版物。

图7.4.5显示，在过去10年中，16家央行对人工智能的提及次数显著增加。2019年，这一数字达到峰值1,020次。由于COVID-19大流行的影响，2020年的提及次数急剧下降，这是因为大多数央行的通讯都集中在应对经济衰退上。此外，美国联邦储备委员会（Federal Reserve）、挪威银行（Norges Bank）和欧洲中央银行（European Central Bank）在过去五年的通讯中提及人工智能的次数合计最多，位居榜首（图7.4.6）。

### 2011-20年全球中央银行通信中的AI提及次数

来源：2020年Prattle/LiquidNet | 图表：2021年AI指数报告

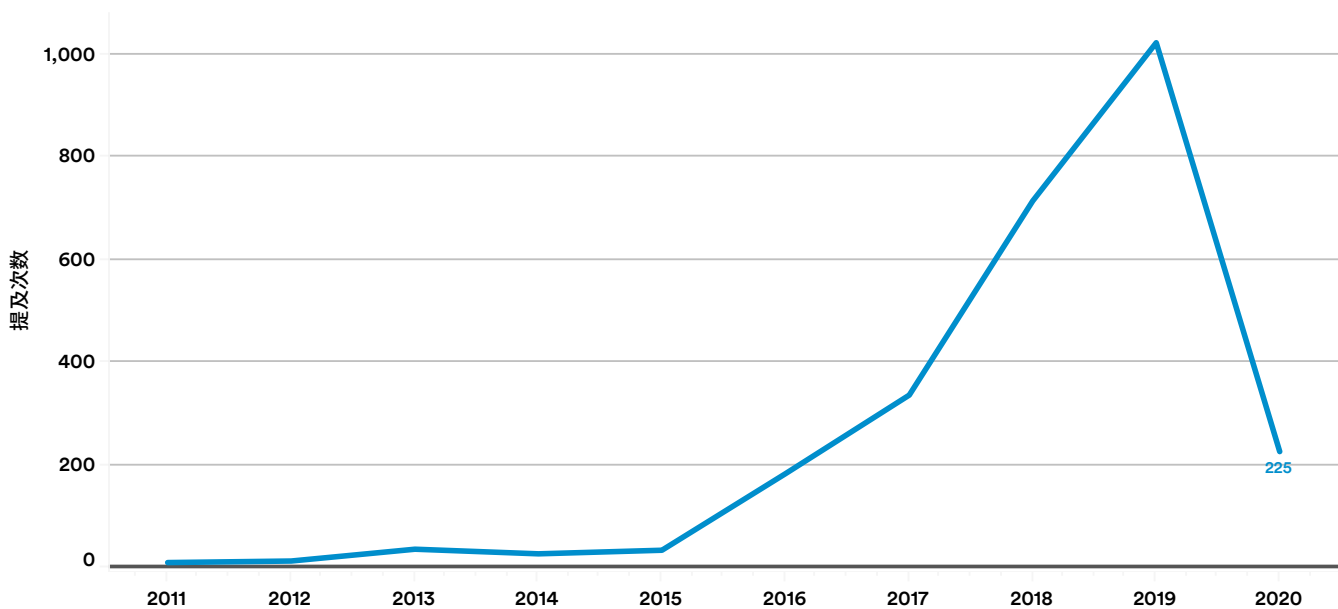


图 7.4.5

2 更多细节请见《科学技术评论》和《美国科学人》。

## 2016-20年全球各央行在中央银行通信中提到的AI（总和）

来源：2020年Prattle/LiquidNet | 图表：2021年AI指数报告

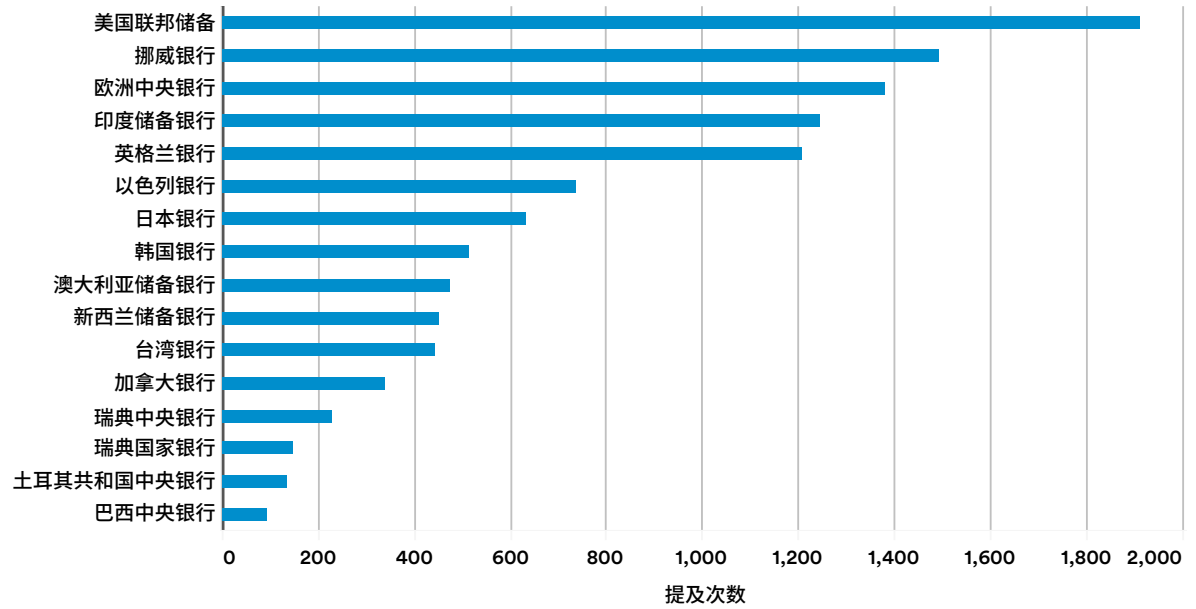


图 7.4.6

## 美国人工智能政策文件

国家和政府间政府之外的人工智能政策举措是什么？我们监测了42个就人工智能相关主题发表政策文件的知名组织，并对2019年和2020年发表的政策文件的主要主题和次要主题进行了评估。（所含组织的完整列表参见附录）这些组织要么是总部设在美国，要么在美国有相当大的影响力，我们将它们分为三类：智库、政策机构和学术界（27）；民间社会组织、协会和财团（9）；工业和咨询机构（6）。

人工智能政策文件被定义为研究论文、研究报告、博客文章和简报，这些文件关注与人工智能相关的特定政策问题，并为决策者提供明确的建议。主要议题是

政策文件的主要焦点，而次要议题则是指政策文件要么简要地涉及该议题，要么该议题是政策文件的次要焦点。

2019年和2020年的综合数据表明，创新与技术、国际事务与国际安全、产业与监管等议题是美国人工智能政策文件的主要焦点（图7.4.7）。较少的文件将重点放在与人工智能伦理相关的议题上，如伦理、公平和包容；隐私、安全和安保；司法和执法，这些基本上都是次要主题。此外，在美国人工智能政策文件中，与物理科学、能源与环境、人文和民主有关的主题受到的关注最少。

2019-20年美国按主题分类的AI政策产品（总和）

来源：2020年斯坦福HAI&AI指数报告 | 图表：2021年AI指数报告

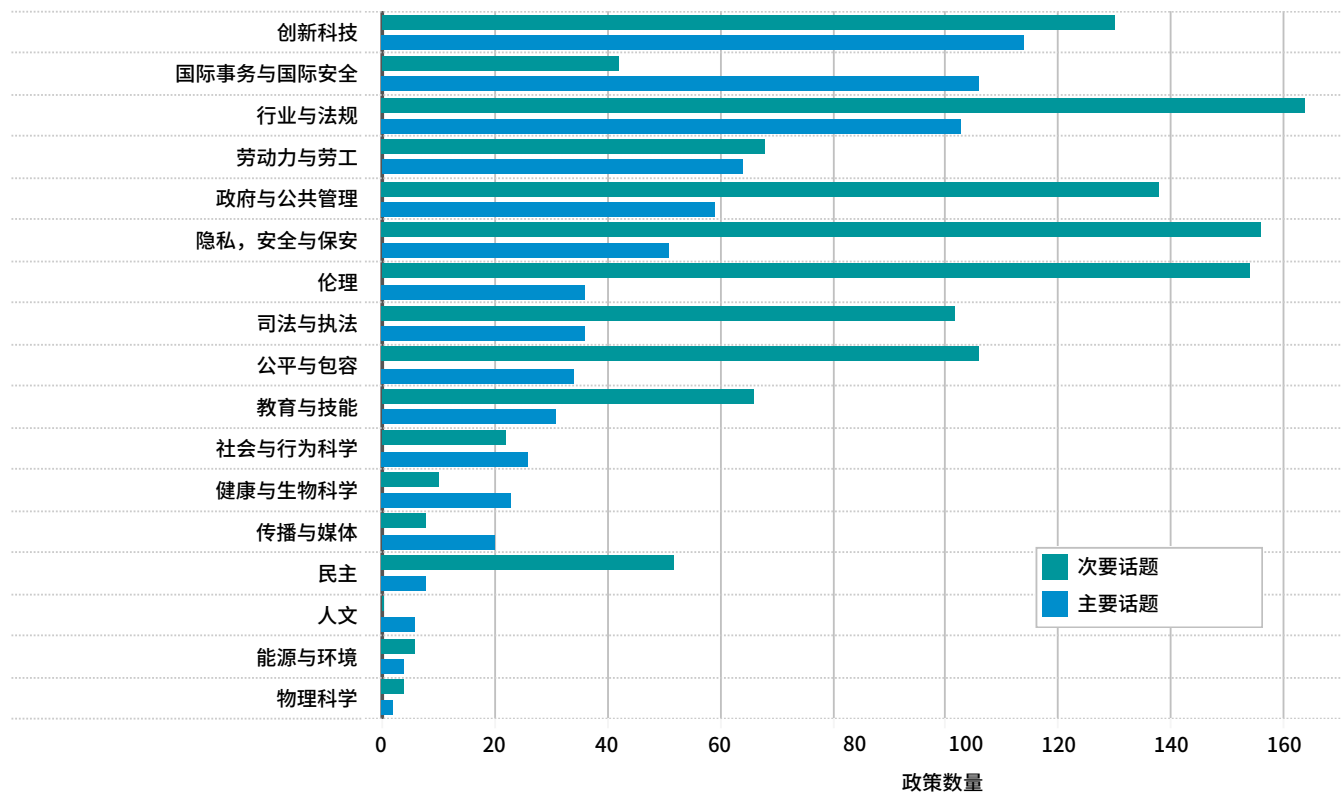


图 7.4.7





# 附录



人工智能指数  
2021年度报告



# 附录

第 1 章	研发	179
第 2 章	技术性能	194
第 3 章	经济	203
第 4 章	人工智能教育	208
第 5 章	人工智能应用的伦理挑战	211
第 6 章	人工智能的多样性	214
第 7 章	人工智能政策和国家战略	215
全球人工智能活力		218

# 第 1 章 研发

## ELSEVIER

由Jörg Hellwig和Thomas A.Collins编写

### 来源

ELSEVIER的Scopus学术出版物数据库已为8100多万份同行评审文件编制了索引。这些数据是由ELSEVIER编辑的。

### 方法论

Scopus用关键词、出版日期、国家隶属关系和其他书目信息标记其论文。

Elsevier 人工智能分类器利用了从Scopus记录中提取的以下特征，这些记录是根据提供的大约800个人工智能搜索词进行查询后返回的。输入到功能创建中的每个记录还维护了针对特定记录的每个搜索词的列表：

- hasAbs: 记录中是否有摘要文本部分的布尔值（例如，有些记录只是标题和可选关键词）
- coreCnt: 记录中出现的核心评分搜索词的数量
- mediumCnt: 记录中出现的中等分数搜索词的数量
- lowCnt: 记录中出现的低得分搜索词的数量
- totalCnt: 记录中出现的搜索词总数
- pcntCore: coreCnt/totalCnt
- pcntMedium: mediumCnt/totalCnt
- pcntLow: lowCnt/totalCnt
- totalWeight =  $5 * \text{coreCnt} + 3 * \text{mediumCnt} + 1 * \text{lowCnt}$
- normWeight =  $\text{if (has Abs) \{ totalWeight / (\text{title.length} + \text{abstract.length}) \} \text{ else}$
- $\{ \text{totalWeight} / \text{title.length} \}$

- hasASJC: 布尔值：记录是否有关联的ASJC列表？
- isAiASJC: ASJC列表是否包含1702？
- isCompSciASJC: ASJC列表是否包含17XX ASJC代码（1700、1701、1702、1703、1704、1705、1706、1707、1708、1709、1710、1711）
- isCompSubj: Scopus记录是否有与之相关的计算机科学主题代码？这将跟踪1:1到isCompSciASJC。Scopus有27个主要学科领域，其中一个为计算机科学。该功能检查出版物是否在计算机科学范围内。这不是exclusion.pcntCompSciASJC: ASJC代码的百分比

有关Elsevier数据集定义人工智能、国家隶属关系和人工智能子类别的详细信息，请参见2018人工智能指数报告附录。

### 细节

- Scopus系统会进行追溯更新。因此，给定查询的论文数量可能会随着时间的推移而增加。
- Elsevier团队成员评论说，1995年以后发表的论文的数据是最可靠的。原始数据以1996年为Scopus数据的起始年。

### 不同地区人工智能出版物的细节

- 论文计数采用整数计算而不是分数计算。由于合作而分配到多个国家（或地区）的论文计入每个国家（或地区）。这就解释了为什么某一年的顶线数字可能与单个国家的数字不匹配。例如，分配给德国、法国和美国的论文将出现在每个国家的统计中，但欧洲只出现一次（加上美国的一次），而且只在全球一级别中进行统计。
- “其他”包括在Scopus上发表一篇或多篇人工智能论文的所有其他国家。

## 不同主题出版物的细节

- 2017年人工智能指数报告仅显示计算机科学类人工智能论文。在2018年和2019年的报告中，所有标记为人工智能的论文都被包括在内，无论它们是否属于更大的计算机科学类别。
- Scopus有一个称为人工智能的主题类别，它是计算机科学的一个子集，但这只与定义人工智能论文的学科类别方法有关。报告采用的方法包括所有论文，因为越来越多的人工智能论文都不再属于计算机科学范畴。

## 方法的细节

- 整个数据收集过程由Elsevier内部完成。人工智能指数不参与关键词选择过程或相关论文的统计。
- 人工智能的边界很难确定，部分原因是在许多领域的应用迅速增加，如语音识别、计算机视觉、机器人技术、网络安全、生物信息学和医疗保健。但是限制也很难定义，因为人工智能在方法论上依赖于许多领域，比如逻辑、概率和统计、优化、摄影测量、神经科学和博弈论等等。考虑到社区对人工智能文献计量学的兴趣，如果进行这些研究的小组努力在他们的方法中实现一定程度的透明度，将能够支持结果的再现性，特别是在不同的基础文献数据库上。

## 人工智能训练集

由大约1500篇出版物组成的训练集定义了人工智能的领域。该集合只是EID (底层发布的Scopus标识符)。可以直接从Scopus或通过API搜索和下载出版物。训练集是从最初的七个mio出版物中随机选择的一组出版物。在运行该算法之后，我们用gold集（专家手工检查的出版物，能够确定是人工智能）验证了训练集的结果。

## 微软学术图谱 方法论

由 Zhihong Shen, Boya Xie, Chiyuan Huang, Chieh-Han Wu, and Kuansan Wang 编制

### 来源

微软学术图谱 (Microsoft Academic Graph, MAG)<sup>1</sup> 是一个异构图，包含科学出版物记录、出版物之间的引用关系，以及作者、机构、期刊、会议和研究领域。此图用于提升微软的部分产品体验，包括 Bing、Cortana、Word 和 Microsoft Academic。该图谱目前每周更新一次。可以由此[网址](#)了解更多关于 MAG 的信息。

### 方法论

**MAG 数据属性：**每篇论文只统计一次。当一篇论文有多个作者或涉及多个地区时，学分将平均分配给唯一的地区。例如，如果一篇论文有两位作者来自美国，一位来自中国，一位来自英国，那么美国、中国和英国各获得三分之一的学分。

**指标：**发表论文的总数（期刊论文、会议论文、专利、知识库<sup>2</sup>）；发表论文的总引用次数。

**定义：**引文和参考文献计数代表从所有论文中收集到的人工智能论文的相应指标的数量。例如，在“OutAI PaperCitationCountryPairByYearConf.csv”中，一行写着“中国, 美国, 2016, 14955”表示：中国在 2016 年发表的会议人工智能论文被 MAG 索引的美国论文引用 14,955 次（全部）。

**管理 MAG 数据集和参考资料：**一般来说，机器人利用 Bing 爬虫从 web 上读取所有内容，并访问整个 web 索引。因此，MAG 能够对机器人进行编程，使其完成比

一般人类所能完成的更多的网络搜索。这有助于消除同名实体的歧义。例如，对于作者来说，MAG 还可以使用网络上的所有简历和机构主页作为识别和验证声明的信号/指标。<sup>3</sup> MAG 发现这种方法优于 2013 年 KDD 最佳竞赛的结果，该竞赛仅使用所有出版记录、科研人员与投稿身份识别码 (ORCID) 中的数据。

### 关于 MAG 数据的注释

**会议论文：**在仔细检查了内容和数据来源后，我们确定一些 2020 年会议论文没有正确标记其会议地点。MAG 系统中的许多会议论文属于 arXiv 论文，但由于一些数据源引起的问题（包括 DBLP 的延迟和 ACM 网站上的 web 表单更改），它们可能作为 2020 年的会议论文 (ICML-PKDD、IROS 等) 被省略。然而，顶级人工智能会议（不是根据出版数量来选择，而是考虑出版和引用数量以及社区声望）已经完成。2020 年，排名前 20 的会议总共发表了 10.3 万篇论文，占人工智能会议论文总数的 13.7%，总引用量 715 万篇，占人工智能会议论文总引用量的 47%。2020 年会议出版物数量略低于 2019 年。我们已知的是 ICCV 和 NAACL 存在数据缺失。大约有 100 篇自治代理和多代理系统 (Autonomous Agents and Multiagent Systems, AAMAS) 会议论文被错误地归类于一本同名杂志。

### 期刊和会议的未知国家：

在过去的 20 到 30 年中，由于论文格式、数据源和 PDF 解析等方面的错误，有 30% 的期刊和会议隶属关系数据缺乏按国家或地区分列的隶属关系。

<sup>1</sup> 有关详细信息，请参阅“[微软科学研究学术服务述评](#)”和“[微软学术图谱：专家不足时](#)”。

<sup>2</sup> 在 MAG 中，知识库 (Repository) 作为一种出版物类型同时指预印本和后印本。在人工智能领域，知识库主要来自 arXiv。有关详细信息请参阅“[预印本是科学的未来吗？在线预印本三十年历程](#)”。

<sup>3</sup> 有关详细信息，请参阅“[论文和作者声明的机器验证](#)”和“[微软学术如何使用知识解决混淆/消除歧义问题](#)”。

## 微软学术图谱：专利数据挑战

如报告所述，MAG数据库中的专利数据--尤其是从属关系信息不完整。对这些信息覆盖率低的原因有两方面。首先，专利局公布的申请书通常是根据其住所而不是隶属关系来确定发明人的。虽然专利申请往往有关于专利“受让人”的信息，但并不一定意味着潜在的发明就是源自受让人机构。因此，检测到的从属关系可能不准确。如果专利公开了该发明背后的学术出版物，MAG可以通过学术出版物推断发明人的从属关系。

其次，为了在全球范围内最大限度地保护知识产权，各机构通常会在不同的司法管辖区就同一项发明提交多项专利申请。这些“多个”申请，虽然看起来非常不同，因为标题和发明人的名字往往被翻译成当地语

言，但实际上是一个单一的发明成果。因此，原始专利数量会夸大各自领域的发明。

为了解决这个问题，MAG使用同族专利ID (patent family ID) 特征将所有申请与原始申请对应起来，这样数据库就可以只统计一次世界各地相同来源的申请。<sup>4</sup> 将同一发明的多个专利申请混为一谈是不完美的，在MAG中，专利的过度合并比学术文章更为明显。

这些挑战使人们对人工智能专利出版物按地区和地理区域的份额数据的可靠性产生了疑问。这些图表包括在下面。

## 按地区

2000-20年按地区分列的AI专利出版物（占世界总数的百分比）

来源：2020年微软学术图 | 图表：2021年AI指数报告

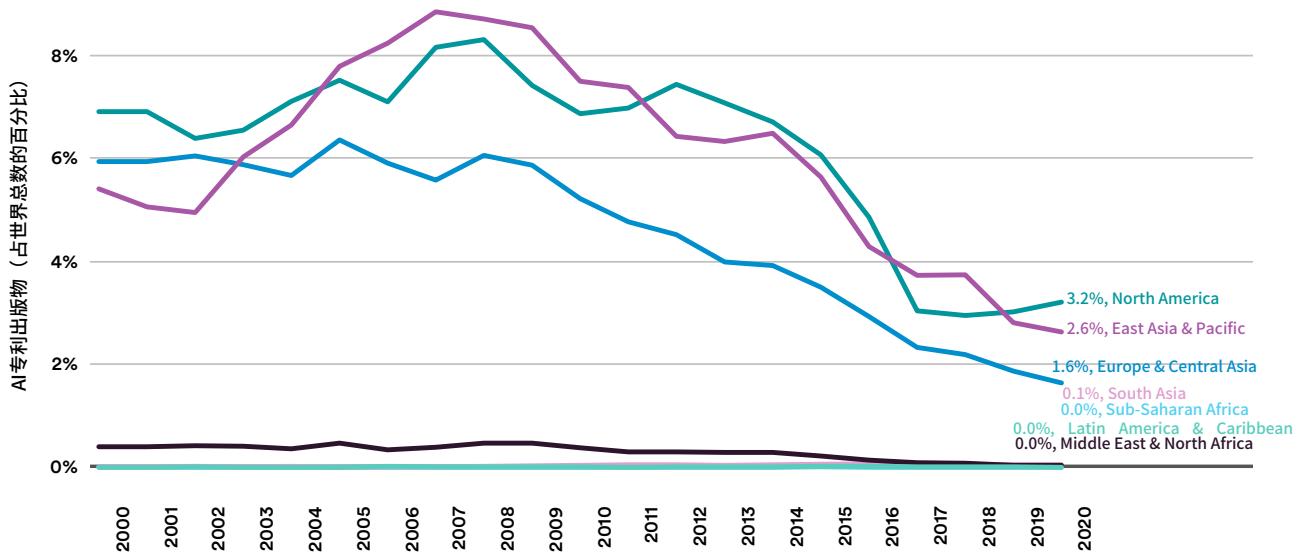


图 1.4.1

<sup>4</sup> 有关详细信息，请参阅“通过专利的新方法提高对创新领域的洞察力”。

## 按地理区域

2000-20年按地理区域划分的AI专利出版物 (占世界总数的百分比)

来源：2020年微软学术图 | 图表：2021年AI指数报告

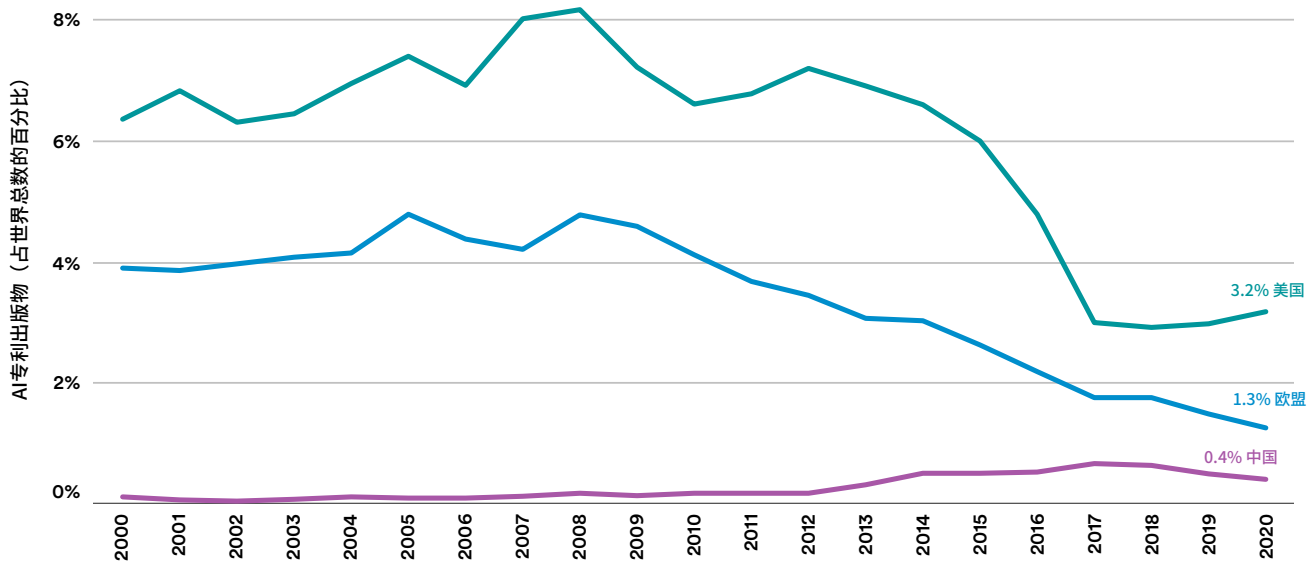


图 1.4.2

## 引用量

2000-20年按地理区域划分的AI专利引用量 (占世界总数的百分比)

来源：2020年微软学术图 | 图表：2021年AI指数报告

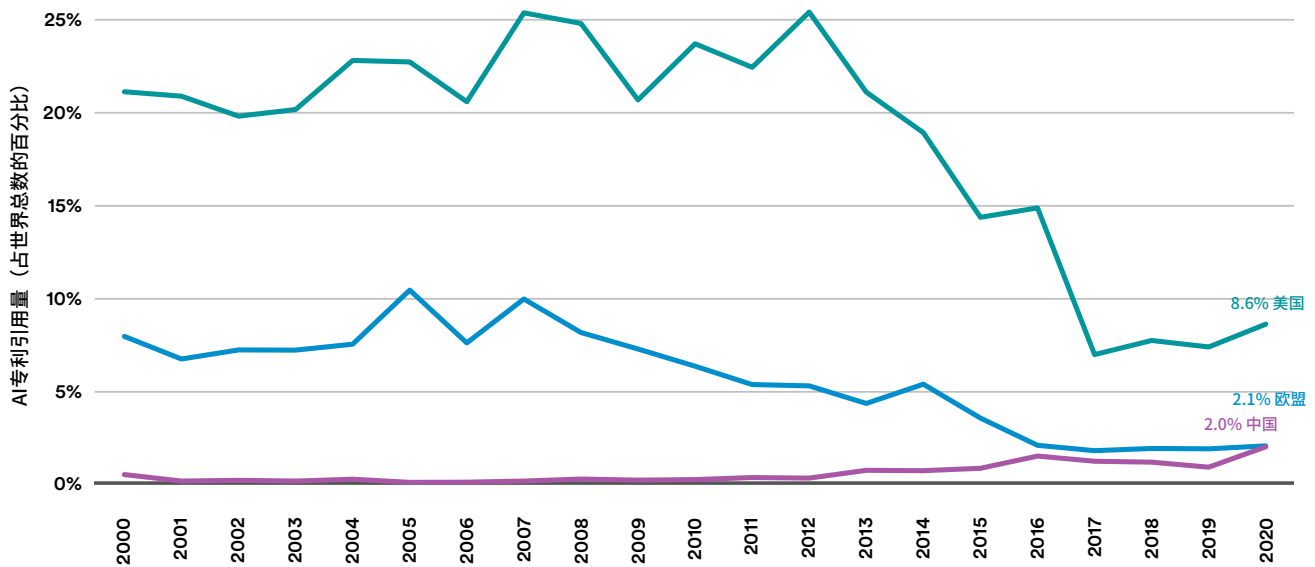


图 1.4.3

## 微软学术图谱：人工智能的测量挑战和替代定义

正如人工智能指数团队在《人工智能政策的测量：机遇与挑战》一文中所讨论的那样，选择如何定义人工智能并正确获取相关文献计量数据仍然是一个挑战。主报告中的数据基于MAG采用的人工智能限制定义，该定义与之前人工智能指数报告中使用的定义一致。这样的定义将许多人工智能出版物视为不包括在核心人工智能会议数据内。例如，在2020年AAAI会议中，只有25%的会议出版物包含在原始会议数据集中。

为了促进关于这一重要议题的讨论，本节介绍了MAG数据以及经合组织（OECD）使用的人工智能的替代定义。经合组织将人工智能出版物定义为MAG数据库

中标记有“人工智能”或“机器学习”研究领域的论文，及其在MAG分类法中子主题的论文。<sup>5</sup>这是一个比MAG使用的定义更自由的定义，MAG只将那些标有“人工智能”的出版物视为人工智能出版物。例如，根据OECD定义，使用机器学习技术的生物学应用论文会被视为人工智能出版物，但在MAG定义中它就不属于，除非该论文被特别标记为人工智能类别。

下文列出了与正文中使用经合组织定义的图表相对应的图表。总体趋势非常相似。

## 人工智能期刊出版物（经合组织定义）

### OECD定义：2000-20年AI期刊出版物的数量

来源：2020年微软学术图 | 图表：2021年AI指数报告

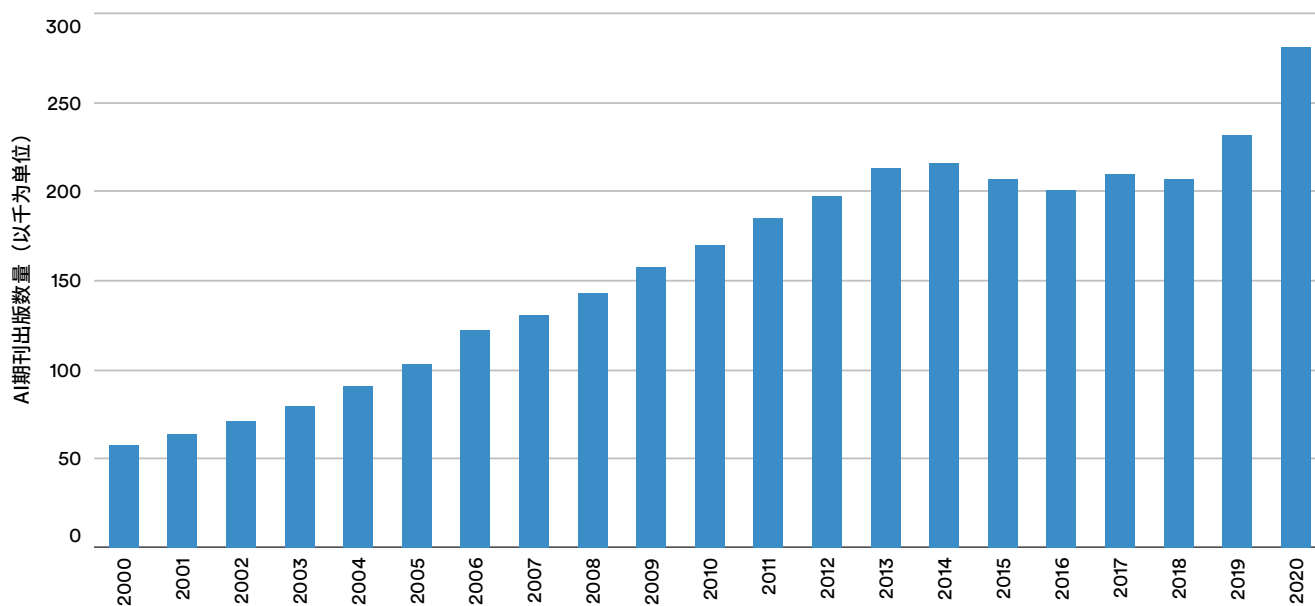


图 1.5.1a

<sup>5</sup> 有关MAG-OECD关于人工智能定义的更多详细信息，请参见OECD.AI政策观察MAG方法论注释。关于MAG分类学的更多详细信息，请参见“科学知识探索的网络规模系统”。



OECD定义：2000-20年AI期刊出版物（占所有期刊出版物的百分比）

来源：2020年微软学术图 | 图表：2021年AI指数报告

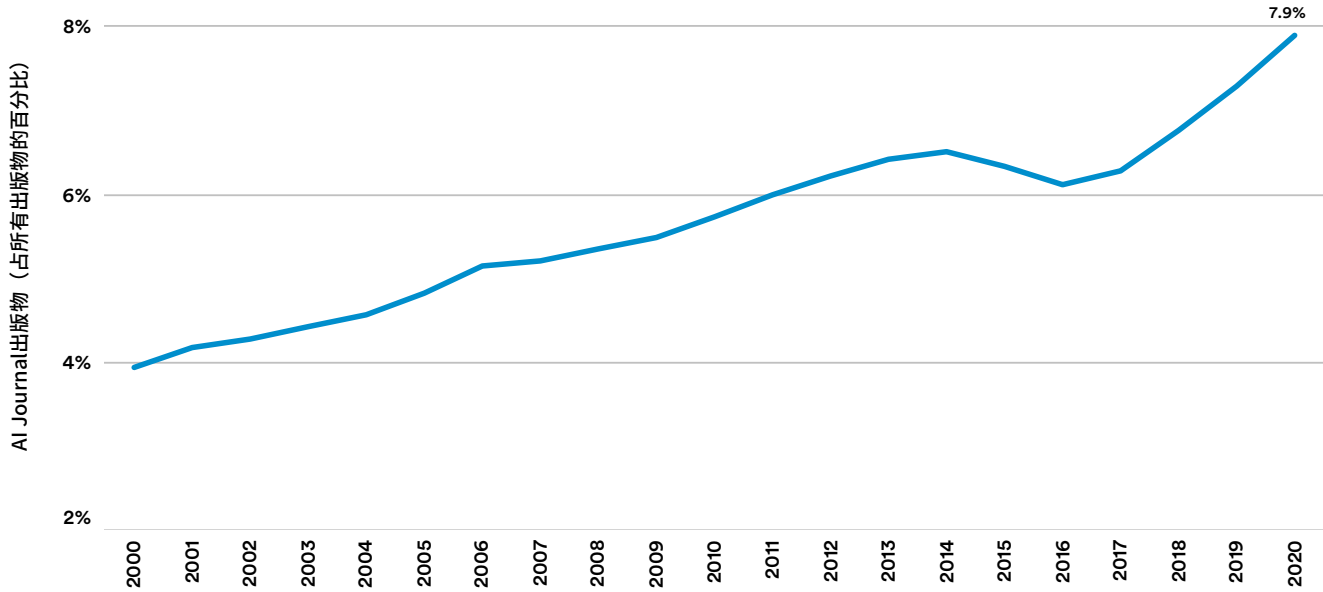


图 1.5.1b

经合组织定义：2000-20年按地区列的AI杂志出版物（占世界总数的百分比）

来源：2020年微软学术图 | 图表：2021年AI指数报告

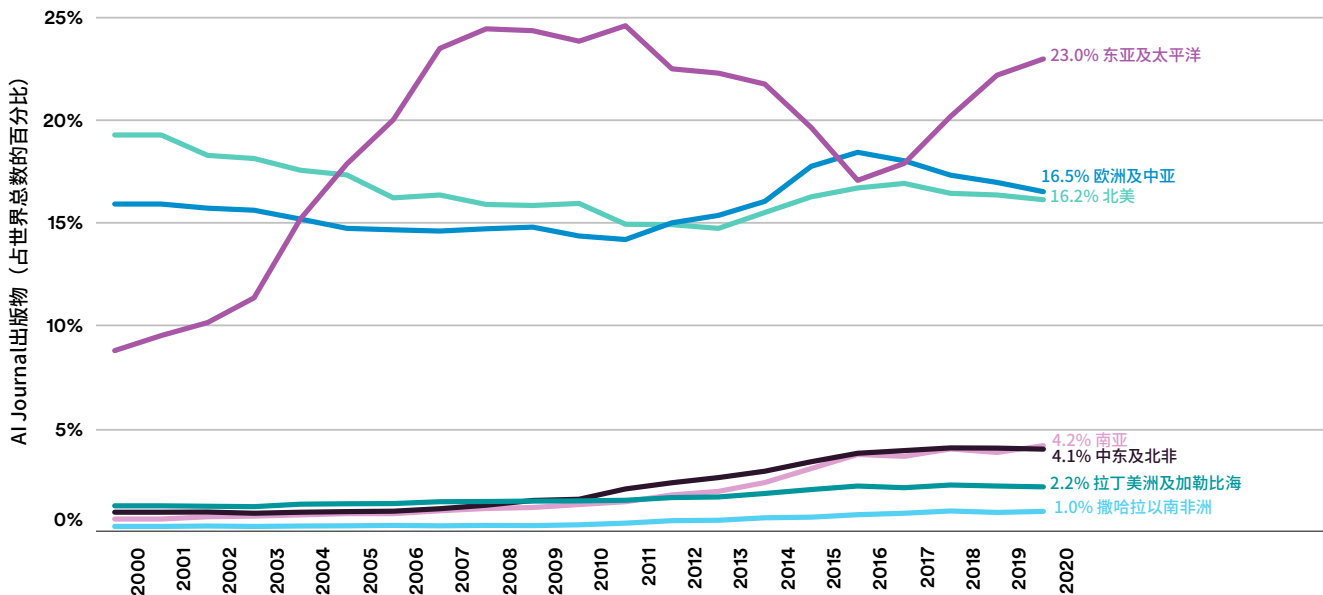


图 1.5.2

## OECD定义：2000-20年按地区划分的AI杂志出版物（占世界总数的百分比）

来源：2020年微软学术图 | 图表：2021年AI指数报告

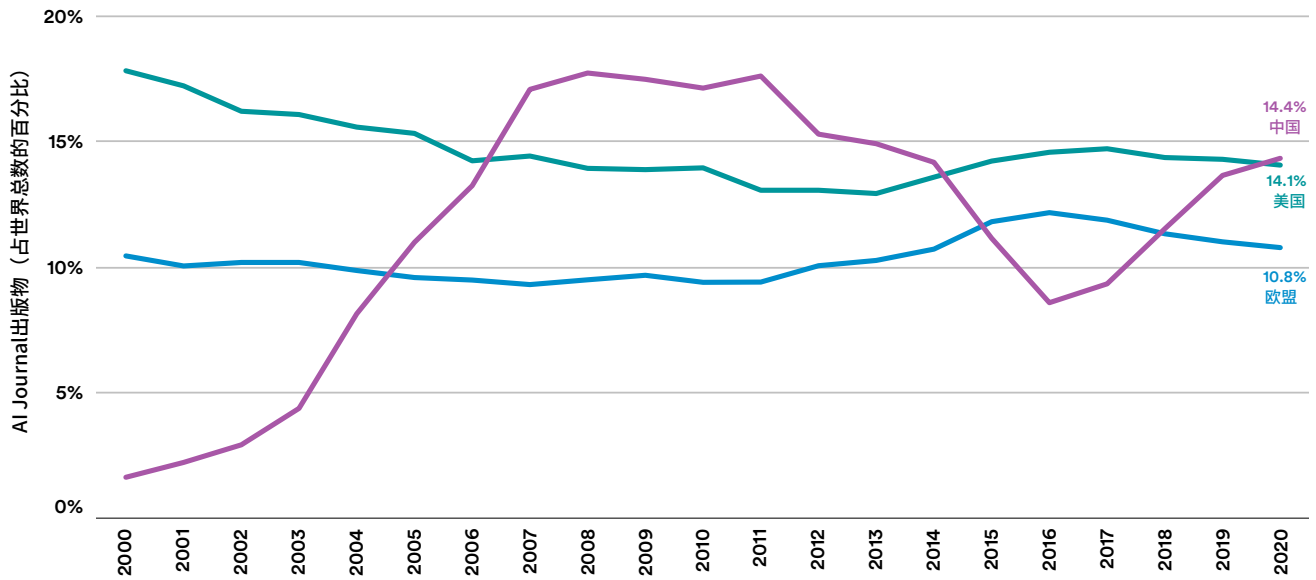


图 1.5.3

## OECD定义：2000-20年按地区划分的AI期刊引文（占世界总数的百分比）

来源：2020年微软学术图 | 图表：2021年AI指数报告

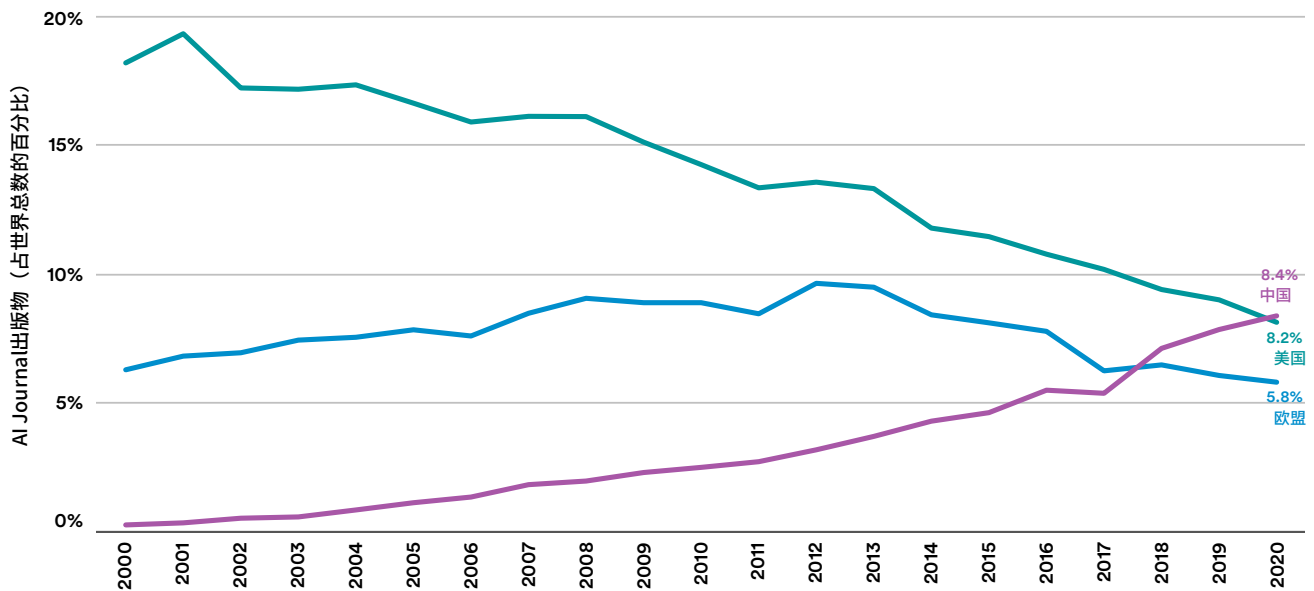


图 1.5.4

## 人工智能会议出版物 (经合组织定义)

OECD定义：2000-20年AI大会出版物的数量

来源：2020年微软学术图 | 图表：2021年AI指数报告

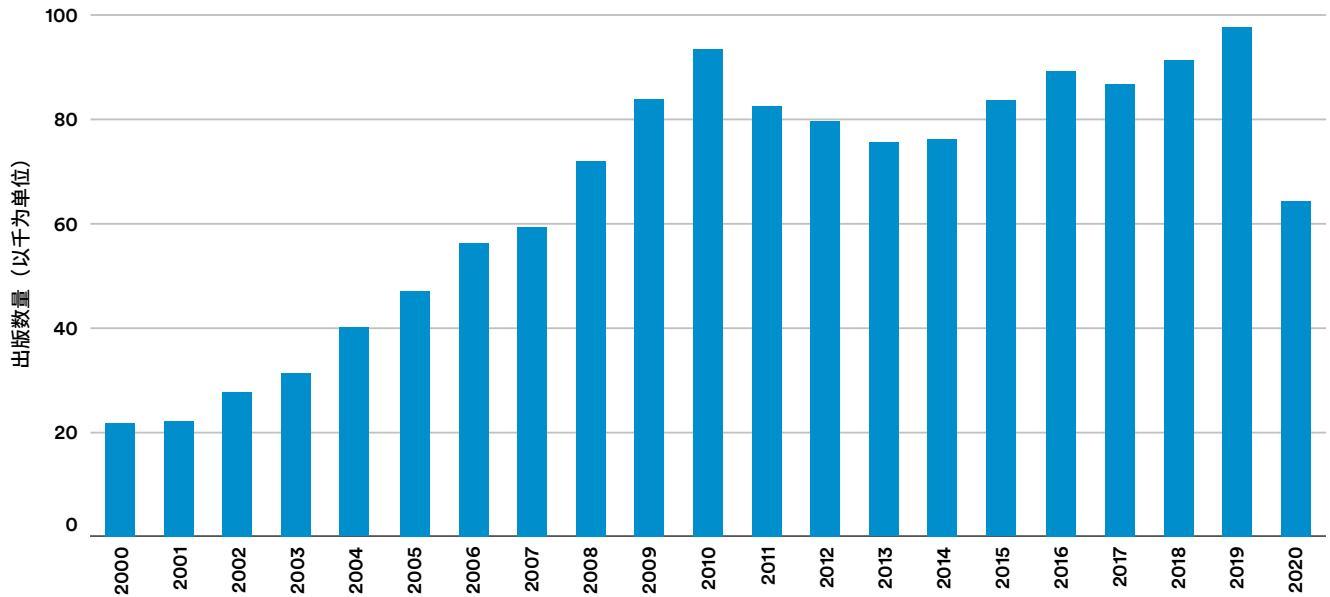


图 1.5.5a

OECD定义：2000-20年AI会议出版物 (占有所有会议出版物的百分比)

来源：2020年微软学术图 | 图表：2021年AI指数报告

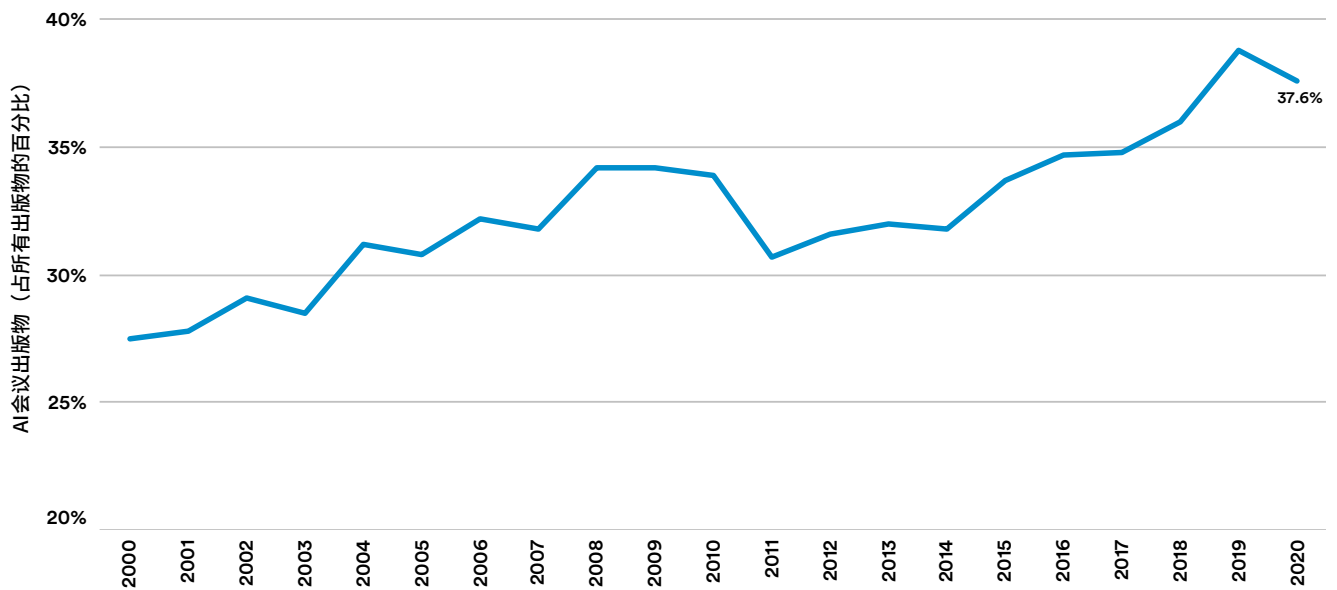


图 1.5.5b

## OECD定义：2000-20年按地区分列的AI会议出版物（占世界总数的百分比）

来源：2020年微软学术图 | 图表：2021年AI指数报告

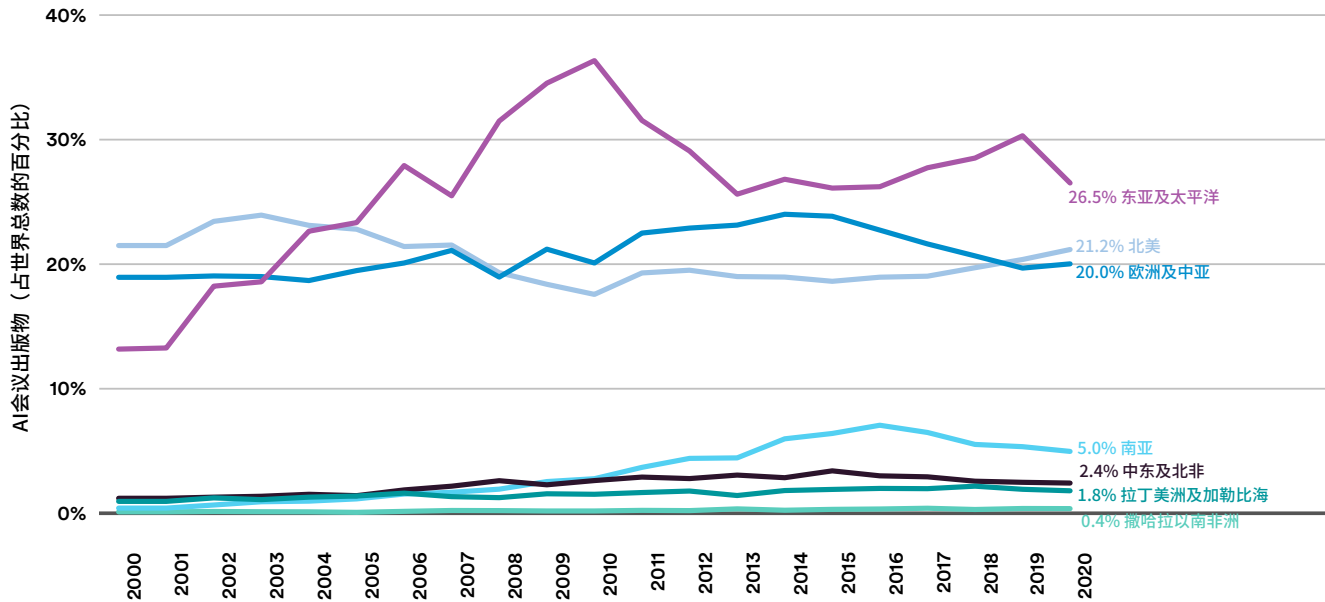


图 1.5.6

## OECD定义：2000-20年按地理区域分列的AI会议出版物（占世界总数的百分比）

来源：2020年微软学术图 | 图表：2021年AI指数报告

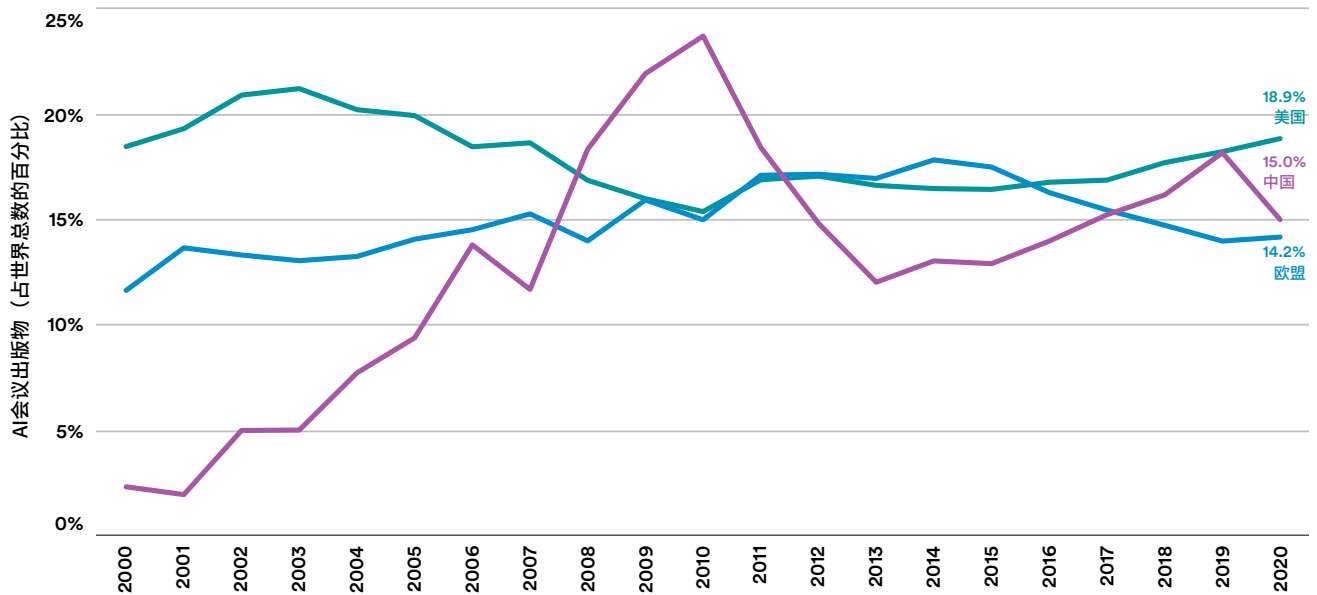


图 1.5.7

## OECD定义：2000-20年按地理区域划分的AI会议引文（占世界总数的百分比）

来源：2020年微软学术图 | 图表：2021年AI指数报告

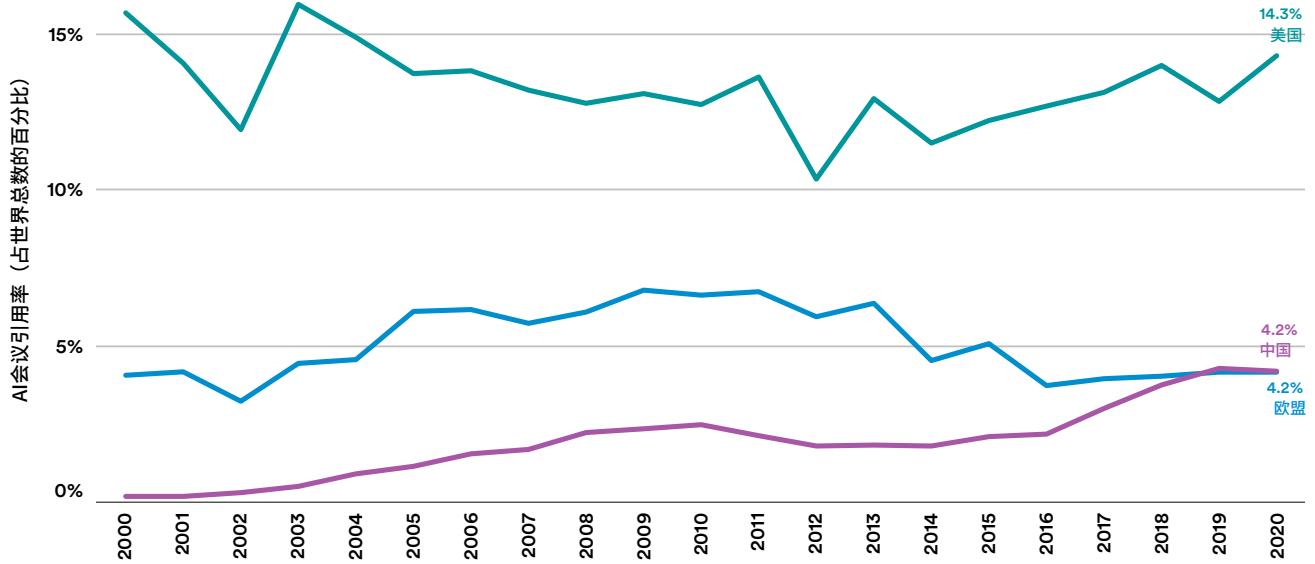


图 1.5.8

## 人工智能专利出版物（经合组织定义）

## OECD定义：2000-20年AI专利出版物（占有专利出版物的百分比）

来源：2020年微软学术图 | 图表：2021年AI指数报告

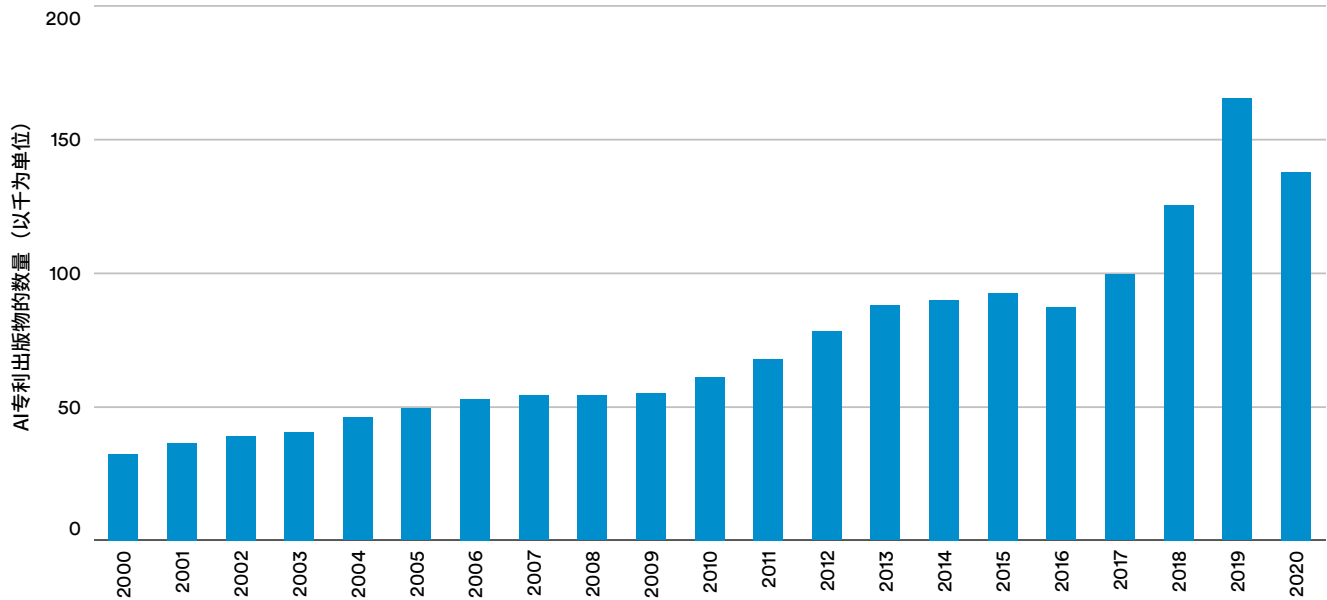


图 1.5.9a

OECD定义：2000-20年按地区分列的AI专利出版物（占世界总数的百分比）

来源：2020年微软学术图 | 图表：2021年AI指数报告

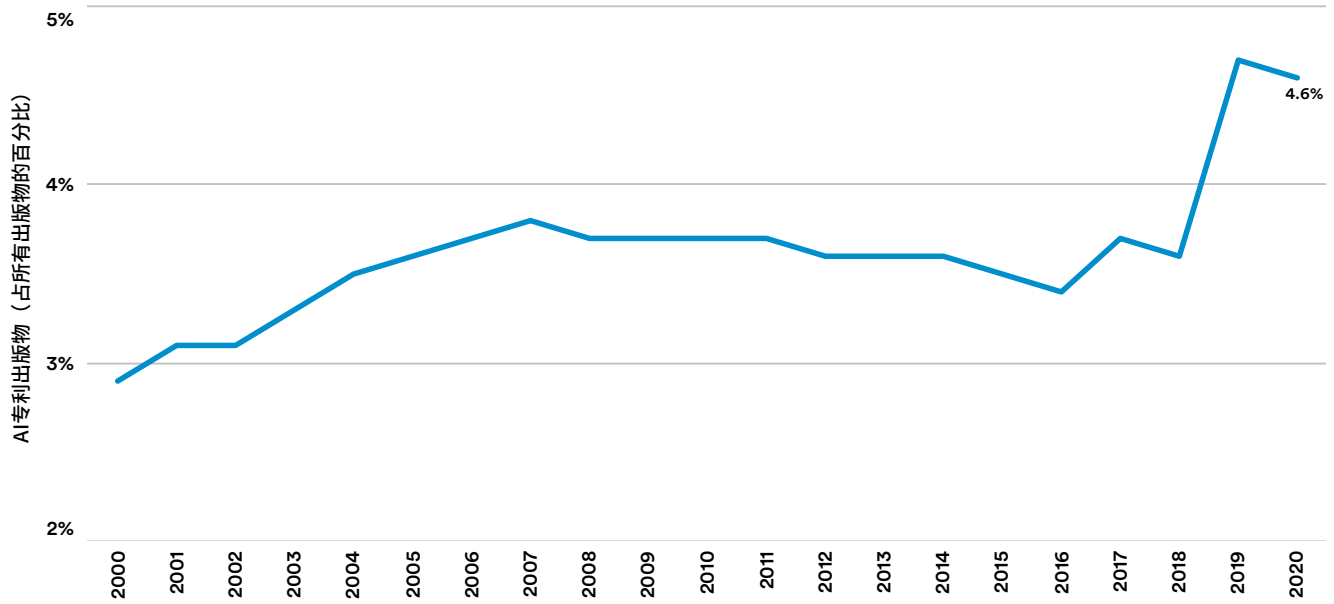


图 1.5.9b

OECD定义：按地区分列的AI专利出版物（占世界总数的百分比），2000-20年

来源：2020年微软学术图 | 图表：2021年AI指数报告

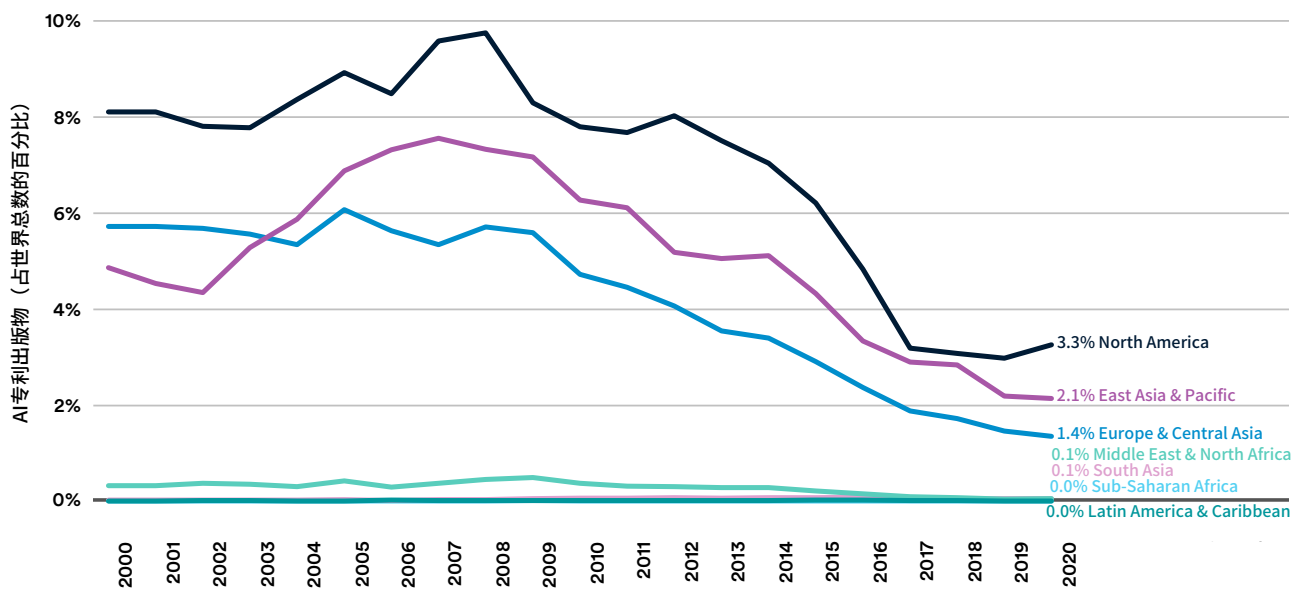


图 1.5.10

## OECD定义：2000-20年按地理区域划分的AI专利出版物（占世界总数的百分比）

来源：2020年微软学术图 | 图表：2021年AI指数报告

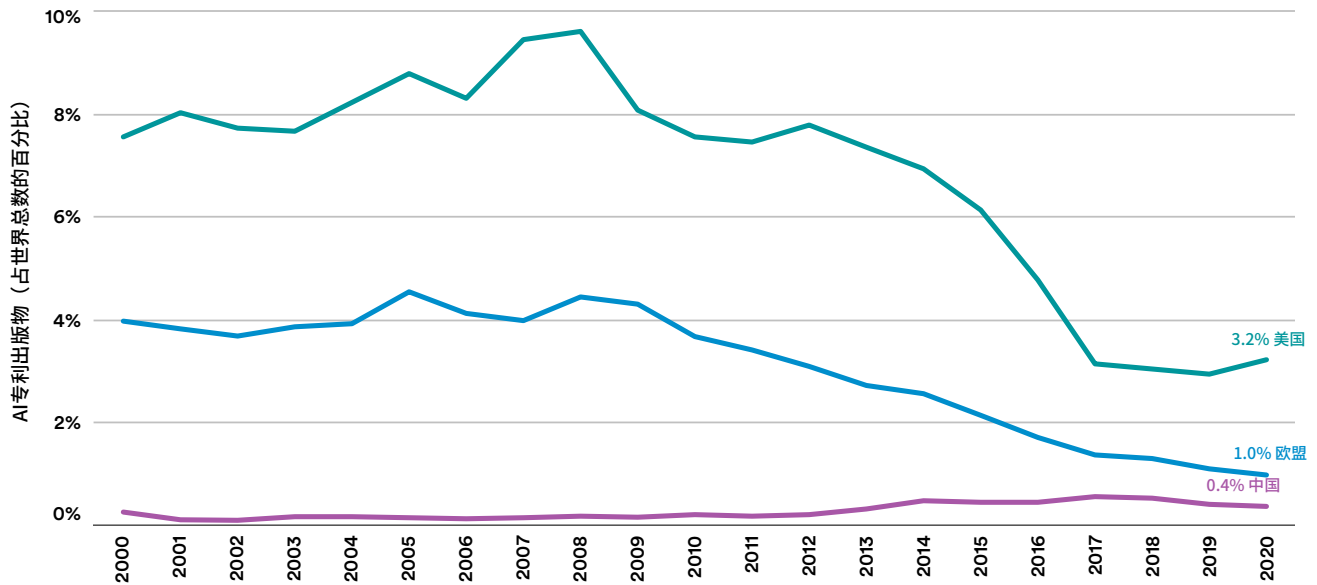


图 1.5.11

## OECD定义：2000-20年按地理区域划分的AI专利引用量（占世界总数的百分比）

来源：2020年微软学术图 | 图表：2021年AI指数报告

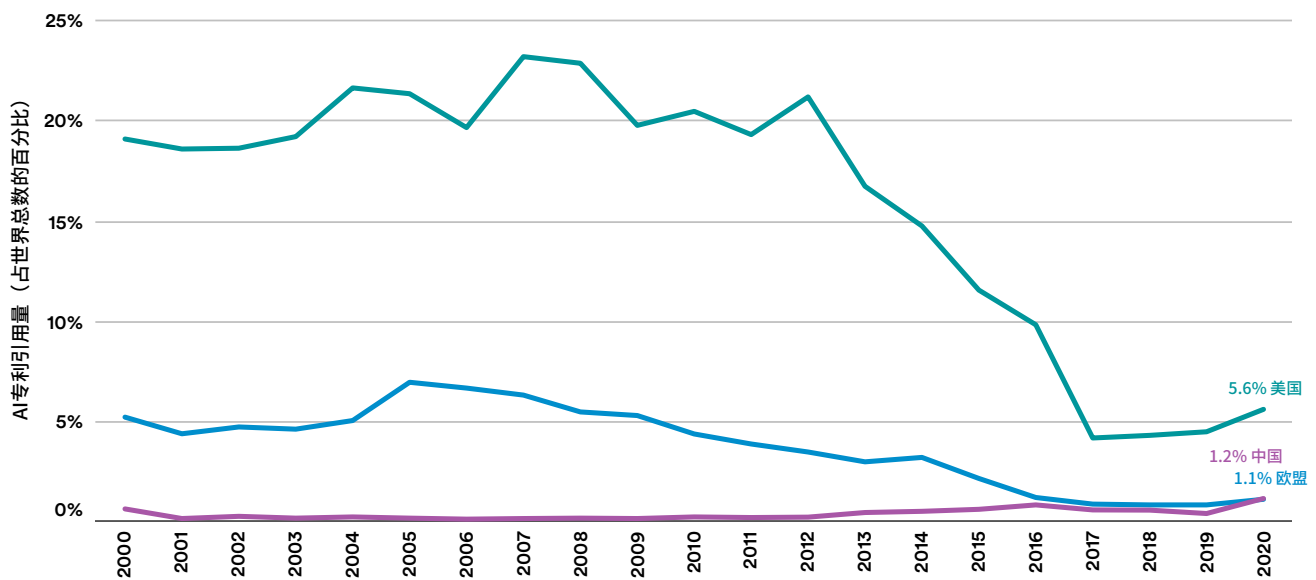


图 1.5.12

## ARXIV上的论文

由Jim Entwood 和 Eleonora Presani编写

### 来源

arXiv.org网站是物理学、数学、计算机科学、定量生物学、定量金融、统计学、电子工程和系统科学以及经济学领域的在线研究文章档案。arXiv由康奈尔大学拥有和运营。有关更多信息可以查看[arXiv.org](https://arxiv.org)网站。

### 方法论

我们分析的原始数据由arXiv.org网站提供。我们选择的关键词及其各自的类别如下：

人工智能(cs.AI)

计算与语言(cs.CL)

计算机视觉与模式识别(cs.CV)

机器学习(cs.LG)

神经与演化计算(cs.NE)

机器人学(cs.RO)

统计中的机器学习(stats.ML)

对于大多数类别，arXiv提供了2015-2020年的数据。要查看其他类别在arXiv上的提交情况，请参阅arXiv.org的[提交统计信息](#)。

arXiv团队一直在扩展公开的提交统计数据。这是一个基于tableau的应用程序，顶部有选项卡，用于显示各种提交统计信息，并在侧栏上显示过滤器，以便按主题进行深入查看。（将鼠标悬停在图表上以查看各个类别。）数据将按月显示，并提供下载选项。

arXiv正在积极寻找各种方法来进行改进以便更好地支持人工智能/机器学习研究人员，这一领域的发展和发现内容正在变得更具挑战性。例如，在arXiv中可能有一些方法可以在arXiv中为机器学习创建更细粒度的类别，以帮助子领域的研究人员更容易地分享和找到工作。另一个迅速扩大的领域是计算机视觉，在这一领域中，计算机视觉的机器学习应用有相当大的重叠。

### 细节

- 类别由作者自行确定，所示类别被选为“主要”类别。因此，没有一个单一的自动分类过程。此外，人工智能或机器学习类别可按其它子领域或关键词分类。
- arXiv团队成员建议，在arXiv上的参与可以促进更大的参与度，也就是说，在arXiv上增加一个子类别可以推动某些社区的索引参与。



## NESTA

由Joel Kliger 和Juan Mateos-Garcia编写

### 来源

有关详细信息，请参阅以下出版物：[深度学习，深度变革？绘制人工智能通用技术的发展。](#)

### 方法论

通过对arXiv中CS（计算机科学）和stats.ML（统计学：机器学习类别）类别的论文摘要进行主题模型分析，确定深度学习论文。这些数据丰富了微软学术图谱和全球研究标识符中的机构联系信息和地理信息。Nesta的arXlive工具在[这里](#)可以找到。

### 访问代码

数据收集和处理的代码可以在[这里](#)找到；或者，在[这里](#)没有基础设施开销。

## GITHUB星标

### 来源

[GitHub:star-history](#)（可从[星标历史网站](#)获得）用于检索数据。

### 方法论

报告中的可视化视图显示了随着时间的推移各种Github代码仓库的星标数。代码仓库包括以下内容：[apache/incubator-mxnet](#), [BVLG/caffe](#), [cafe2/cafe2](#), [dmlc/mxnet](#), [fchollet/keras](#), [Microsoft/CNTK](#), [pytorch/pytorch](#), [scikit-learn/scikit-learn](#), [tensorflow/tensorflow](#), [Theano/Theano](#), [Torch/Torch7](#)。

### 细节

GitHub Archive 目前没有提供统计用户从代码仓库中删除星标的方法。因此，报告的数据稍微高估了星标数量。通过与GitHub上代码仓库的实际星标数量进行比较，可以发现这些星标数量非常接近，而且趋势保持不变。

## 第 2 章 技术性能

### IMAGENET: 准确度

由Jörg Hellwig和Thomas A.Collins编写

#### 来源

通过arXiv文献综述检索了ImageNet准确性数据。所有报告的结果都在LSRVC 2012验证集上进行了测试。由于测试集上的结果没有明显差异，因此不公开。由于这些结果是在测试集中获得的，因此它们的排序可能与LSRVC网站上报告的结果不同。我们报告的日期与一篇论文首次发表到arXiv的日期相对应，而Top-1准确度则与每篇论文最新版本中报告的结果相对应。我们选取了2012年至2019年11月17日任何一个时间点的最高成绩。我们提到的一些结果是多年来提交给LSRVC比赛的。自2014年起，图像分类一直是LSRVC的一个部分。2015年，它被目标定位任务取代。虽然仍报告图像分类的结果，但这一任务不再是竞争的一部分，取而代之的是更为困难的任務。

对于2014年及以后发表的论文，我们报告了使用单一模型（我们不包括整体集合）和使用单一剪切（single-crop）测试获得的最佳结果。而对于最早的三个模型（AlexNet、ZFNet、Five-Base），我们报告了模型集合的结果。

虽然我们采用了上述方式报告实验结果，但由于模型、评估方法和准确性度量的多样性，还有许多其他方法可以用于报告和评估ImageNet性能。具体包括：

- 评估集：验证集（公开提供）或测试集（仅限LSRVC组织者使用）
- 性能指标：Top-1准确度（正确的标签是否与每个图像的第一个预测标签相同）或Top-5准确度（每个图像的前五个预测标签中是否存在正确的标签）
- 评估方法：单一剪切（single-crop）或多剪切（multi-crop）

为了突出在Top-5准确度方面的改进，我们在没有额外训练数据的情况下参考了如下论文中的得分：

[Fixing the Train-Test Resolution Discrepancy: FixEfficientNet](#)  
[Adversarial Examples Improve Image Recognition](#)  
[OverFeat: Integrated Recognition, Localization and Detection Using Convolutional Networks](#)  
[Local Relation Networks for Image Recognition](#)  
[Densely Connected Convolutional Networks](#)  
[Revisiting Unreasonable Effectiveness of Data in Deep Learning Era](#)  
[Squeeze-and-Excitation Networks](#)  
[EfficientNet: Rethinking Model Scaling for Convolutional Neural Networks](#)  
[MultiGrain: A Unified Image Embedding for Classes and Instances](#)  
[EfficientNet: Rethinking Model Scaling for Convolutional Neural Networks](#)  
[Billion-Scale Semi-Supervised Learning for Image Classification](#)  
[GPipe: Efficient Training of Giant Neural Networks Using Pipeline Parallelism](#)  
[RandAugment: Practical Data Augmentation with No Separate Search](#)  
[Fixing the Train-Test Resolution Discrepancy](#)

为了突出在Top-5准确度方面的改进，我们在引入额外训练数据的情况下参考了如下论文中的得分：

[Meta Pseudo Labels](#)

[Self-Training with Noisy Student Improves ImageNet Classification](#)  
[Big Transfer \(BiT\): General Visual Representation Learning](#)  
[ImageNet Classification with Deep Convolutional Neural Networks](#)  
[ESPNetv2: A Light-Weight, Power Efficient, and General Purpose Convolutional Neural Network](#)  
[Xception: Deep Learning with Depthwise Separable Convolutions](#)  
[EfficientNet: Rethinking Model Scaling for Convolutional Neural Networks](#)  
[Self-training with Noisy Student Improves ImageNet Classification](#)

为了突出在Top-1准确度方面的改进，我们在没有额外训练数据的情况下参考了如下论文中的得分：

[Fixing the Train-Test Resolution Discrepancy: FixEfficientNet](#)  
[Adversarial Examples Improve Image Recognition](#)  
[OverFeat: Integrated Recognition, Localization and Detection using Convolutional Networks](#)  
[Densely Connected Convolutional Networks](#)  
[Revisiting Unreasonable Effectiveness of Data in Deep Learning Era](#)  
[Dual Path Networks](#)  
[Res2Net: A New Multi-Scale Backbone Architecture](#)  
[Billion-Scale Semi-Supervised Learning for Image Classification](#)  
[Squeeze-and-Excitation Networks](#)  
[EfficientNet: Rethinking Model Scaling for Convolutional Neural Networks](#)  
[MultiGrain: A Unified Image Embedding for Classes and Instances](#)  
[EfficientNet: Rethinking Model Scaling for Convolutional Neural Networks](#)  
[Billion-Scale Semi-Supervised Learning for Image Classification](#)  
[EfficientNet: Rethinking Model Scaling for Convolutional Neural Networks](#)  
[RandAugment: Practical Data Augmentation with No Separate Search](#)  
[Fixing the Train-Test Resolution Discrepancy](#)

为了突出在Top-1准确度方面的改进，我们在引入额外训练数据的情况下参考了如下论文中的得分：

[Meta Pseudo Labels](#)  
[Sharpness-Aware Minimization for Efficiently Improving Generalization](#)  
[An Image Is Worth 16x16 Words: Transformers for Image Recognition at Scale](#)  
[Fixing the Train-Test Resolution Discrepancy: FixEfficientNet](#)  
[Self-training with Noisy Student Improves ImageNet Classification](#)  
[Big Transfer \(BiT\): General Visual Representation Learning](#)  
[ImageNet Classification with Deep Convolutional Neural Networks](#)  
[ESPNetv2: A Light-Weight, Power Efficient, and General Purpose Convolutional Neural Network](#)  
[Xception: Deep Learning with Depthwise Separable Convolutions](#)  
[EfficientNet: Rethinking Model Scaling for Convolutional Neural Networks](#)  
[Self-training with Noisy Student Improves ImageNet Classification](#)

人类的水平性能的估计来自于[Russakovsky et al, 2015](#)。了解更多有关LSVRC ImageNet竞赛和ImageNet数据集的信息。

## IMAGENET：训练时间

还可以通过研究讨论在任何基础设施上训练ImageNet所需时间的研究论文来观察模型改进的趋势。为了收集这些数据，我们查阅了过去几年来的研究论文，这些论文尝试在减少整体训练时间的同时将ImageNet训练优化到标准准确度水平。

### 来源

数据来源于[MLPerf](#)。具体年份的详细运行数据如下：

2020: [MLPerf Training v0.7 Results](#)

2019: [MLPerf Training v0.6 Results](#)

2018: [MLPerf Training v0.5 Results](#)

### 注释

MLPerf的数据可以在云系统中租用。可用的内部部署系统仅包含可供购买的组件。预览系统必须在下一个提交轮次中提交为云中可用或本地可用。研究、开发或内部（Research, Development, or Internal, RDI）包含实验、开发中或内部使用的硬件或软件。结果表中的每一行都是一个提交者使用相同的软件堆栈和硬件平台生成的一组结果。每行包含以下信息：

提交者：提交结果的组织

系统：一般系统描述处理器和计数：如果CPU执行大多数机器学习计算，使用的CPU的类型和数量

加速器和计数：如果加速器执行大多数机器学习计算，使用的加速器的类型和数量

软件：使用的机器学习框架和主要的机器学习硬件库

基准结果：达到指定目标质量的训练时间，以分钟为单位

详细信息：要提交的元数据链接

代码：提交代码链接

注释：提交者的任意注释

## IMAGENET：训练成本

### 来源

DAWNBench是一个用于端到端深度学习训练和推理的基准套件。计算时间和成本是构建深度模型的关键资源，然而许多现有的基准只关注模型的准确度。DAWNBench提供了一组通用的深度学习工作负载，用于量化不同优化策略、模型架构、软件框架、云和硬件的训练时间、训练成本、推理延迟和推理成本。更多详情请访问[DawnBench](#)。

### 注释

DawnBench数据源在2020年3月之后已经被弃用，MLPerf是人工智能计算测量最可靠和更新的数据源。

## COCO：关键点检测

COCO关键点检测数据来源于[COCO关键点排行榜](#)。

## COCO：DENSEPOSE评估

我们收集了[codalab2020挑战赛](#)的数据，并阅读了arXiv知识库中的论文，以获取关于这一挑战赛技术进展的全面数据。我们调查中使用的论文和资料的详细清单包括：

[DensePose: Dense Human Pose Estimation In the Wild](#)

[COCO-DensePose 2018 CodaLab](#)

[Parsing R-CNN for Instance-Level Human Analysis](#)

[Capture Dense: Markerless Motion Capture Meets Dense Pose Estimation](#)

[Slim DensePose: Thrifty Learning from Sparse Annotations and Motion Cues](#)

[COCO-DensePose 2020 CodaLab](#)

[Transferring Dense Pose to Proximal Animal Classes](#)

[Making DensePose Fast and Light](#)

[SimPose: Effectively Learning DensePose and Surface Normals of People from Simulated Data](#)

## ACTIVITYNET: 时间定位任务

在这项比赛中有三个独立的任务，但是它们关注的主要问题是，在ActivityNet基准测试的未剪辑视频中确定动作发生的时间区间（包括开始时间与结束时间）。在过去的四轮比赛中，我们为时间定位任务编译了几个属性。下面是这项任务的总体统计数据 and 趋势的链接，以及一些详细的分析（例如，多年来个人活动课的成绩如何提高？现在哪门课最难，哪门课最容易？这些年来哪些班级进步最大？）。有关详细的趋势更新，请参阅性能诊断（2020）选项卡。有关详细信息，请参阅公共数据文件夹中的ActivityNet统计信息。

## YOLO（你只看一次）

YOLO是一种神经网络模型，主要用于图像和实时视频中目标的检测。平均精度均值mAP（mean average precision）是一种用于测量目标探测器精度的度量标准。它是精度和召回情况的结合。mAP是计算出的一个文档的精度和召回率的平均值。近年来，随着新体系结构和新版本的开发，YOLO的性能逐渐提高。随着模型尺寸的增大，其平均精度也随之提高，视频的画面每秒传输帧数FPS也相应降低。

我们详细研究了arXiv论文和Github代码仓库，以便对YOLO不同版本中的进展进行细分。以下是参考资料的原始来源：

YOLOv1:

[You Only Look Once: Unified, Real-Time Object Detection](#)

YOLOv2:

[YOLO9000: Better, Faster, Stronger](#)  
[YOLO: Real-Time Object Detection](#)

YOLOv3:

[YOLOv3: An Incremental Improvement](#)  
[Learning Spatial Fusion for Single-Shot Object Detection](#)  
[GitHub: ultralytics/yolov3](#)

YOLOv4:

[YOLOv4: Optimal Speed and Accuracy of Object Detection](#)  
[GitHub: AlexeyAB/darknet](#)

YOLOv5:

[GitHub: ultralytics/yolov5](#)

PP-YOLO:

[PP-YOLO: An Effective and Efficient Implementation of Object Detector](#)

POLY-YOLO:

[Poly-YOLO: Higher Speed, More Precise Detection and Instance Segmentation for YOLOV3](#)

## 可视化问答 (VQA)

VQA准确度数据由VQA团队提供。在[这里](#)了解有关VQA的更多信息。有关VQA 2020的更多详细信息，请参见[此处](#)。

### 方法论

给定一个图像和一个关于图像的自然语言问题，任务是给出一个准确的自然语言答案。该挑战赛托管在VQA挑战赛网站上，由EvalAI主办。挑战赛链接在[这里](#)。

VQA v2.0训练、验证和测试集包含超过250000张图片和110万个问题，可在[下载页](#)中找到。所有问题都附有10个简明的开放式答案。训练和验证集上的注释是公开的。

VQA挑战赛2020是第五届VQA挑战赛。在2019年CVPR、2018年CVPR、2017年CVPR和2016年CVPR的VQA挑战赛研讨会上，公布了前几届VQA挑战赛的结果。关于过去几届挑战的更多详情，请参见：[2019年VQA挑战](#)、[2018年VQA挑战](#)、[2017年VQA挑战](#)、[2016年VQA挑战](#)。

VQA让10个人回答每个问题。关于VQA评估指标和人类准确性的更多细节可以在[这里](#)找到（见评估代码部分）以及论文的第三节（“答案”）和第四节（“人际协议”）中找到。

关于2020年挑战中VQA的进度图，请参见[slide56](#)。与进度图相对应的值可以在幻灯片的[sheet页](#)中找到。[这里是](#)有关参加2020年挑战赛的团队及其准确度的信息。有关团队的更多详细信息，请参阅[VQA网站](#)。

## 有代码的论文：论文和代码链接

我们使用paperswithcode (PWC) 来引用现有的技术进展。在[这里](#)可以了解更多关于PWC的信息以及[在这里](#)查看公共链接。

### 方法论

对于论文，我们遵循arxiv上机器学习相关的类别（完整列表见下面的[1]）和主要的机器学习会议（NeurIPS、ICML、ICLR等）。对于代码，我们关注Github代码仓库中提到的论文。我们对机器学习的核心主题覆盖的很全面，但是缺少一些应用相关的论文，例如，机器学习在医学或生物信息学中的应用，这些通常需要在付费期刊上查阅。

对于任务（例如，“图像分类”），于2018年第3季度发布的数据集对数据库中1600篇最新论文中的任务进行了注释。

对于最新的表格（例如，“ImageNet上的图像分类”），数据是从不同的来源中提取的（见[这里的](#)完整列表），其中，计算机视觉和自然语言处理的大量数据是手工注释的。我们的数据很大一部分是由用户提供的，他们根据自己的喜好和兴趣添加了数据。Arxiv分类如下：

```
ARXIV_CATEGORIES = {"cs.CV", "cs.AI", "cs.LG", "cs.CL",  
                    "cs.NE", "stat.ML", "cs.IR"}
```

### 大规模数据抽取过程

- 1) 跟踪各种论文来源（如上所述）的新论文。
- 2) 在GitHub上执行一些预定义的搜索（例如，包含arxiv链接的READMEs）。
- 3) 从论文中提取GitHub链接。
- 4) 从GitHub中提取论文链接。
- 5) 运行验证测试以确定3) 和4) 中的链接是真实链接还是错误的。
- 6) 让社区修复错误和/或添加缺少的值。

## NIST FRVT

### 来源

这里有两个FRVT评估排行榜：[1:1验证](#)和[1:N识别](#)

### FRVT评估指标的细节

自然场景照片存在一定的身份标注错误，因此最佳算法的误不匹配率（FNMR）较低，但取很难完全收敛。此任务或将完成退出。这些数据在2018年公开，随着时间的推移变得越来越容易。自然场景都来源于公共网络资源。因此，开发人员可能已经从网络上删除了这些相同的图像。FRVT数据中没有训练数据，只有测试数据。

应将1:1和1:N任务分开研究。两个任务的不同之处包括算法方法，特别是快速搜索算法在1:N中特别有用，但对于1:1来说，速度并不是影响因素。

## SUPERGLUE

SuperGLUE基准数据来自[SuperGLUE排行榜](#)。有关SuperGLUE基准的详细信息，请参阅[SuperGLUE论文](#)和[SuperGLUE软件工具包](#)。SuperGLUE的任务和评估指标包括：

名称	标识符	度量标准
覆盖面广的诊断技术	AX-b	Winogender模式诊断
承诺	CB	平均F1/精度
合理选择	COPA	准确度
多句阅读理解	MultiRC	F1a / EM
识别文本蕴涵	RTE	准确度
上下文中的词语	WiC	准确度
Winograd模式挑战	WSC	准确度
BoolQ	BoolQ	准确度
常识推理阅读理解	ReCoRD	平均F1/精度
Winogender模式诊断	AX-g	性别平等/准确性

## 视觉常识推理（VCR）

VCR的技术进展来自于[VCR排行榜](#)。VCR有两个不同的子任务：

- 问答（Q->A）：模型提出一个问题，必须从四个选项中选择最佳答案。四个答案中只有一个是正确的。
- 答案论证（QA->R）：模型给出一个问题以及正确的答案，必须从四个选择中选择最佳的理由来论证。

Q->AR度量的两个部分是结合在一起的，模型只有在回答正确且选择了正确的理由的情况下才算正确。根据准确度（%）评估模型。

## VOXCELEB

VoxCeleb是一个视听数据集，由从上传到YouTube的采访视频中提取的人类讲话的短片段组成。VoxCeleb包含7000多位演讲者的演讲视频，演讲者们具有不同的种族、口音、职业和年龄。在2000个小时内记录了演讲者们超过一百万次的演讲（在“自然场景”中捕捉面部轨迹，背景可能包括喋喋不休的吵闹声、笑声、重叠的演讲、姿势变化和不同的光照条件）（包括音频和视频都是这种情况）。每段演讲的时长至少为3秒。VoxCeleb还包含了一个基于名人声音、短片、电影和对话片段（如脱口秀）的音频数据集。从最初的voxceleb1（YouTube上1251位名人的100000条话语）扩展到了voxceleb2（6112位名人的100万条话语）。

在早些年的挑战中，分别报告了Top-1和Top-5的分数。对于top-1分数，如果目标标签是它分配给概率最高的类别，则系统是正确的。对于Top-5分数，如果目标标签是概率最高的五个预测之一，则系统是正确的。在这两种情况下，最高分数的计算方法是预测标签与目标标签匹配的次數除以评估的数据数量。

这些数据是从不同年份的挑战中获取的，包括：

- 2017: [VoxCeleb: A Large-Scale Speaker Identification Dataset](#) 大规模说话人识别数据集
- 2018: [VoxCeleb2: Deep Speaker Recognition](#) 深度说话人识别
- 2019: [Voxceleb: Large-Scale Speaker Verification in the Wild](#) 自然场景大规模说话人验证
- 2020: [Query Expansion System for the VoxCeleb Speaker Recognition Challenge 2020](#) VoxCeleb说话人识别挑战赛2020的查询扩展系统

## 布尔可满足性问题

由Lars Kotthoff分析和编写

### 主要源和数据集

布尔可满足性问题（SAT）确定能否有一个值的赋值给一组由逻辑连接词连接的布尔变量，使得它所表示的逻辑公式为真。SAT是第一个被证明的NP完全问题，解决它的第一个算法是在20世纪60年代被提出来的。许多现实世界的问题，如电路设计、自动定理证明和调度，都可以用SAT来有效地表示和解决。一年一度的SAT竞赛旨在展示最先进的技术，迄今为止已经举办了近20年。

我们从过去五年（2016-2020年）的SAT竞赛中，分别选取了排名靠前、排名中位数和排名靠后的解算器。我们在2020年比赛的主赛道上运行了所有400个SAT实例的所有15个解算器。有关比赛的更多信息，以及解算器和实例，请访问[SAT比赛网站](#)。

### 结果

我们在相同的硬件上运行每个解算器，每个实例的时间限制为5000CPU秒，并以CPU秒为单位测量一个解算器解决一个实例所需的时间。排名靠前的解算器总是返回正确的结果，因此我们不考虑将正确性作为衡量标准。除了2020年竞赛解算器外，我们还评估了SAT解算器在不同其竞赛实例集的一组实例上的性能。此外，我们的硬件与SAT竞赛时使用的不同。因此，我们在这里报告的结果将不同于相应SAT竞赛报告的结果。

夏普利值（Shapley value）是合作博弈理论中的一个概念，它将联盟产生的总价值分配给每个参与者。它量化了每一个参与者对联盟的重要性，并具有几个理想的属性从而使得总价值分配给各个参与者是公平的。例如，Shapley值可以用于将机场成本分配给用户，将资金分配给不同的营销活动。而在机器学习中，它有助于使复杂的黑箱模型更易于解释。

本报告通过对一组其它解算器和所有解算器子集



的平均性能改进来量化解算器对最新技术的贡献 (Fréchette et al. (2016))。对于给定的一组解算器，我们为每个实例选择各自的最优解。通过包含并选择另一个解算器，整体求解性能得到了提高。这种方式与原始解算器集合作为添加解算器的边际贡献是不同的。对所有解算器集的平均边际贡献是Shapley值。

通过Shapley值量化解算器的贡献，将早期解算器与后期的解算器进行比较。这种比较方式通常是不公平的，因为后来的解算器通常是早期解算器的改进版本，并且解算器对未来先进技术的贡献是很低的。时间Shapley值 (Kotthoff et al. (2018)) 通过在量化特定解算器对最新技术的贡献时考虑该解算器被引入的时间来解决此问题。

## 自动定理证明

由Christian Suttner、Geoff Sutcliffe和Raymond Perrault分析和编写

### 1. 动机

自动定理证明 (ATP) (也称为自动演绎推理 (Automated Deduction)) 是自动因果推理 (automated reasoning) 的一个子领域，涉及自动推理系统的开发和使用：从事实中得出不可避免的结论。ATP系统在许多计算任务的核心，在商业上被用于集成电路设计和计算机程序验证等。ATP问题通常通过证明猜想是或不是由一组公理的逻辑结果来解决。ATP问题被编码在一个选定的逻辑中，使用一个应用该逻辑的ATP系统来 (尝试) 解决问题。ATP研究的一个关键点是开发更强大的系统，一个能够在相同的资源限制下解决更困难问题的系统。为了评估新技术的优点，对ATP系统进行可靠的经验评估是关键。

### 2. 分析

对于ATP系统的评估，存在一个庞大且不断增长的问题集合，称为TPTP问题库。当前版本v7.4.0 (2020年6月10日发布) 包含23291个ATP问题，分为54个主题域 (如集合论、软件验证、哲学等)。正交地，TPTP被划分为专业问题类 (SPCs)，每个SPC都包含一组特定的逻辑、语言和句法特征 (例如，使用等式的一阶逻辑定理)。SPC允许ATP系统开发人员选择问题并评估其系统。自1993年首次发布以来，许多研究人员将TPTP作为ATP系统评估的基础。多年来，TPTP也越来越多地被用作ATP用户向ATP系统开发人员提供问题样本的渠道。这种方式将问题暴露给ATP系统开发人员，使他们可以针对问题改进系统的性能，从而完成一个循环，为用户提供更有效的工具。

与TPTP相关联的是TSTP解决方案库，它维护运行所有TPTP问题的所有当前版本的ATP系统 (可供运维人员使用) 的更新结果。TSTP的一个用途是计算TPTP问题难度等级：简单问题，即所有ATP系统都能解决的问题，评级为0.0；困难问题，一些ATP系统能够的问题，评级在0.0到1.0之间；未解决问题，任何ATP系统都无法解决的问题，评级为1.0。请注意，由于不同的ATP系统和版本都可用于生成TSTP，因此问题的等级并不是严格意义上的递减。每个TPTP问题评级的历史记录与问题一起保存，这样就可以判断问题是何时由哪个ATP系统首次解决的 (评级降至1.0以下的点)。这一信息在这里被用来表明这一领域的进展。

衡量进度的最简单方法是，从某个选定的初始TPTP版本开始，在TPTP中存在一组固定的问题 (并且没有变化)，然后对于此后的TPTP版本，计算从该版本开始已经解决了多少问题。分析报告了每个版本解决的问题的比例。这个简单的方法很明确，但是它没有考虑到在最初发布之后添加到TPTP中的新问题。

我们使用的分析扩展了“固定集”分析，考虑了初始版本之后添加的新问题。由于不可能在添加新问题时运行所有以前可用的ATP系统，因此该方法假设，当将问题添加到TPTP时当前ATP系统尚未解决该问题，即先前可用的ATP系统将无法解决该问题。在这种假设下，新问题被追溯性地“添加”到先前的TPTP版本中进行分析。如果一个问题在添加到TPTP时得到了解决，那么它将被忽略，因为它可能在以前的版本中也得到了解决，因此不应作为进展指标。此分析报告了每个版本解决问题的比例，该比例与版本中实际问题的数量以及回顾性“添加”的问题有关。

我们对整个TPTP和四个spc进行了生长集分析。之所以选择这些问题，是因为这些形式的许多ATP问题都与TPTP有关，相应地，有许多ATP系统可以尝试这些问题；它们代表了“现实世界”对ATP能力的需求。

公开数据文件夹中的表按内容字段以及分析中使用的spc显示了TPTP问题的分类。最终的总数略大于分析中显示的数字，这是因为由于技术原因有些问题被遗漏了（没有分数，问题会随着时间的推移而修改，等等）。

## 第3章 经济

### LINKEDIN

由MarCarpanelli、Ramanujam MV和NathanWilliams编写

#### 国家样本

纳入比较的都是从符合条件的国家中选出的样本，即LinkedIn的劳动力覆盖率至少为40%，每个月至少招聘10名人工智能员工。由于中国和印度在全球经济中的重要性与日俱增，他们也被纳入了这个样本，但实际上LinkedIn在这些国家的劳动力覆盖率并没有达到40%。对这些国家的分析可能不像对其他国家的分析那样全面，应当作出相应的解释。

#### 技能

LinkedIn成员在LinkedIn个人资料中自我报告自己所掌握的技能。目前，LinkedIn确定了超过35000种不同的、标准化的技能。LinkedIn的分类学家已经将这些技能编码并分类为249个技能组，即数据集所代表的技能组。构成人工智能技能分组的最高技能包括机器学习、自然语言处理、数据结构、人工智能、计算机视觉、图像处理、深度学习、TensorFlow、Pandas（软件）和OpenCV等。

技能分组是由分类专家通过一种相似性指数方法得出的，这种方法可以衡量行业层面的技能构成。根据ISIC 4行业分类对行业进行分类（Zhu et al., 2018）。

#### 人工智能技能普及

该指标的目的在于通过以下方法衡量实体（特定国家、行业、性别等）的人工智能技能强度：

- 计算2015-2020年LinkedIn成员在给定实体（职业、行业等）的所有自我添加技能的频率。

- 使用TF-IDF模型重新衡量技能频率，以获得该实体最具代表性的前50项技能。这50种技能构成了该实体的“技能基因组”。
- 从所选实体的最高技能中计算属于人工智能技能组的技能份额。

**解读：**人工智能技能普及率标志着人工智能技能在不同职业中的普及率，或者LinkedIn成员在工作中使用人工智能技能的强度。例如，工程师职业的前50项技能是根据它们出现在LinkedIn成员档案中的加权频率计算出来的。如果工程师所拥有的技能中有四项属于人工智能技能组，则这一指标表明，人工智能技能在工程师中的普及率估计为8%（例如，4/50）。

#### 相对人工智能技能普及

为了对各国的技能普及率进行比较，需要计算技能基因组并选择相关基准（例如全球平均水平）。然后构建一个国家的人工智能技能普及率和基准的人工智能技能普及率之间的比率，以职业为单元进行计算。

**解释：**一个国家相对人工智能技能普及率为1.5表明，对于重叠的一组职业，人工智能技能的频率是基准的1.5倍。

#### 全球比较

为了进行跨国比较，我们给出了人工智能技能的相对普及率，用给定国家中每个人工智能技能跨职业的普及率之和除以样本国家中重叠职业的人工智能技能的平均全球普及率。

**解读：**相对普及率为2表示该国人工智能技能的平均普及率是全球同一职业平均普及率的两倍。

## 全球比较：按行业

LinkedIn人工智能招聘率的计算方法是，在新工作开始的当月，被认定为人工智能人才并添加新雇主的LinkedIn会员总数除以该国LinkedIn会员总数。通过只分析最及时的数据，可以进行逐月比较，并说明会员更新其个人资料时可能存在的任何滞后进行说明。

基线期通常为一年，并与该年的平均月份/利息期挂钩。人工智能招聘率与2016年的年平均招聘率成指数关系；例如，巴西2020年的指数为3.5，表明2020年人工智能招聘率是2016年平均水平的3.5倍。

**解读：**招聘指数是指人工智能领域的招聘率，特别是每个国家人工智能招聘情况增长的速度。

## LinkedIn 人工智能招聘指数

LinkedIn人工智能招聘率的计算方法是，在新工作开始的当月，被认定为人工智能人才并添加新雇主的LinkedIn会员总数除以该国LinkedIn会员总数。通过只分析最及时的数据，可以进行逐月比较，并说明会员更新其个人资料时可能存在的任何滞后进行说明。

基线期通常为一年，并与该年的平均月份/利息期挂钩。人工智能招聘率与2016年的年平均招聘率成指数关系；例如，巴西2020年的指数为3.5，表明2020年人工智能招聘率是2016年平均水平的3.5倍。

**解读：**招聘指数是指人工智能领域的招聘率，特别是每个国家人工智能招聘情况增长的速度。

## 最常用的人工智能技能

2015-2020年期间LinkedIn会员最常增加的人工智能技能。

## BURNING GLASS TECHNOLOGIES

由Bledi Taska、Layla O'Kane和Zhou Zhou编写

Burning Glass Technologies提供就业市场分析，使雇主、工人和教育工作者能够做出数据驱动的决策。该公司的人工智能技术分析了数以亿计的工作岗位和现实生活中的职业转变，以提供对劳动力市场模式的洞察分析。这种实时分析得出的信息提供了非常重要的意见，例如什么工作的需求量最大，雇主需要的具体技能，以及最具有发展潜力的职业方向。有关更多信息，请访问burning-glass.com网站。

## 职位发布数据

为了支持这些分析，Burning Glass对2010年以来收集的数百万份招聘信息进行了数据挖掘。Burning Glass收集了45000多个在线招聘网站的招聘信息，以全面、实时地反映劳动力市场的需求。它聚合职务公告，删除重复项，并从职务公告文本中提取数据。具体包括有关职位、雇主、行业和地区的信息，以及所需的经验、教育和技能。

招聘启事有助于了解劳动力市场的趋势。根据招聘启事能够非常详细地、实时看出雇主所需要的技能。为了评估职位公告数据的代表性，Burning Glass进行了大量分析，将职位公告的分布与美国官方政府和其他第三方来源的分布进行了比较。美国就业岗位的政府数据主要来源于美国劳工统计局（Bureau of Labor Statistics）开展的“职位空缺和劳动力流动调查”（JOLTS）项目。

要了解通过Burning Glass数据捕获的空缺职位所占的份额，首先要注意Burning Glass和JOLTS收集职位公告数据的方式是不同的。Burning Glass数据主要获取新的职位信息：仅在发现职位的第一个月将其展示在数据中，在随后的月份中将会视其为重复并删除掉。JOLTS数据主要获取活动的职位：同一个职位每个月都会出现在数据中，且数据状态为活动状态。这意味着如果这个职位没有找到合适的应聘者，将会在两个甚至更多个月份中计入相同的职位。为便于在

发布时进行逐项比较，需要扩充Burning Glass的数据，以解释活跃的职位，而不仅仅是新发布的职位。利用Help Wanted OnLine™ (HWOL)中在线招聘的新工作和活跃工作的比例，可以扩大“Burning Glass”的职位数量，这也是Carnevale, Jayasundera and Repnikov (2014)中使用的方法。根据这一计算，2016年，通过Burning Glass获取到的在线工作岗位约占JOLTS获取到的工作岗位的85%。

Burning Glass数据所反映的劳动力市场需求占总劳动力需求的85%以上。不在网上发布的工作通常是在小企业（典型的例子是餐馆橱窗里的“招工”标志）和工会招聘大厅中展示的。

### 衡量人工智能需求

为了衡量雇主对人工智能技能的需求，Burning Glass的技能分类法中包括了17000多种技能。Burning Glass数据中的人工智能技能列表以及相应的技能集群如下所示。虽然有些技能被认为是在人工智能集群中，但就本报告而言，以下所有技能都被视为人工智能技能。如果一个职位要求一个或多个技能，那么它就被认为是人工智能职位。

**人工智能：**专家系统、IBM Watson、IPSoft Amelia、Ithink、虚拟代理、自治系统、激光雷达、OpenCV、路径规划、遥感

**自然语言处理 (NLP)：**ANTLR、自动语音识别 (ASR)、Chatbot、计算语言学、Distinguo、隐含狄利克雷分布、潜在语义分析、词汇分析、词汇采集、词汇语义、机器翻译 (MT)、模块化音频识别框架 (MARF)、MoSes、自然语言处理，自然语言工具箱 (NLTK)、最近邻算法、OpenNLP、情感分析/观点挖掘、语音识别、文本挖掘、文语转换 (TTS)、分词、Word2Vec

**神经网络：**Caffe深度学习框架、卷积神经网络 (CNN)、深度学习、Deeplearning4j、Keras、长短期记忆网络 (LSTM)、MXNet、神经网络、Pybrain、递归神经网络 (RNN)、TensorFlow

**机器学习：**AdaBoost算法、Boosting (机器学习)、卡方自动交互检测 (CHAID)、分类算法、聚类算法、决策树、降维、Google云机器学习平台、梯度Boosting、H2O (软件)、Libsvm、机器学习、Madlib、Mahout，微软认知工具箱、MLPACK (C++库)、Mlpy、随机森林、推荐系统、SICKIT-learn、半监督学习、监督学习 (机器学习)、支持向量机 (SVM)、语义减法聚类方法 (SDSCM)、Torch (机器学习)、无监督学习、Vowpal、Xgboost

**机器人学：**Blue Prism、机电系统、运动规划、Motoman机器人编程、机器人框架、机器人系统、机器人操作系统 (ROS)、机器人编程、伺服驱动器/电机、即时定位与地图构建 (SLAM)

**视觉图像识别：**计算机视觉、图像处理、图像识别、机器视觉、目标识别

## NETBASE QUID

由Julie Kim编写

netbase quid是一个大数据分析平台，它通过在大量非结构化数据之间建立连接来激发全面思考。该软件应用先进的自然语言处理技术、语义分析和人工智能算法来揭示大型非结构化数据集中的模式，并生成可视化效果，使用户能够获得可操作的理解。Netbase quid使用布尔查询在存档的新闻和博客、公司和专利数据库以及任何自定义加载的数据集中搜索焦点区域、主题和关键词。这种查询方式可以按新闻上的发布日期时间范围、来源地区、来源类别或行业类别以及公司数据库中的地区、投资金额、经营状况、组织类型（私人/公共）和成立年份过滤搜索。然后，netbase quid根据语义相似性可视化这些数据。

### 搜索、数据源和范围

这里索引了来自多个数据源的360万份公共和私营企业的简介，以便在公司描述中进行搜索，同时过滤并包含从投资信息到公司信息（如成立年份、总部位置等）的元数据。公司信息每周更新一次。Quid算法从每个文档（新闻文章、公司描述等）中读取大量文本数据，以基于相似语言在不同文档之间建立链接。这一过程重复规模巨大，生成了一个能够识别不同的主题或焦点区域的由不同的簇组成的网络。基于关键词、短语、人员、公司、Quid识别的机构以及软件中输入的其他元数据来识别趋势。

### 数据

组织数据是从CapIQ和Crunchbase导入的。这些企业包括全世界所有类型的公司或企业（私人、公共、经营、作为子公司经营、停业）。投资数据包括私人投资、并购、公开募股、私募股权/风投、企业风险投资部门、政府和美国内外的机构持有的少数股权。有些数据根本无法获取，例如，当投资者未披露或投资者的融资金额未披露时。Quid还嵌入了公司成立年份和总部位置等公司信息。

NetBase Quid默认嵌入CapIQ数据，并为CapIQ没有采集到的数据添加Crunchbase的数据，这样不仅可以得到所有全球机构的全面准确的数据，还可以采集到早期创业公司和融资事件数据。公司信息每周上传一次。

### 方法论

布尔查询用于搜索存档公司数据库中的重点领域、主题和关键词，以及他们的业务描述和网站。我们可以按总部地区、投资额、经营状况、组织类型（私人/公共）和成立年份筛选搜索结果。然后，Quid将这些公司可视化。如果搜索结果中有超过7000家公司，Quid将根据语言算法选择7000家最相关的公司进行可视化。

**布尔搜索：**“artificial intelligence” 或 “AI” 或 “machine learning” 或 “deep learning”

**公司：**

- 图3.2.1:2011年1月1日至2020年12月31日期间投资（私人、IPO、并购）的全球人工智能和机器学习公司。
- 图3.2.2-3.2.6：过去10年（2011年1月1日至2020年12月31日）投资超过40万美元的全球人工智能和机器学习公司-通过Quid的相关算法，从7500家公司中选出了7000家公司。

### 目标事件定义

- **私募投资。** 私募是一家公司向选定的投资者或选定的投资者群体私下出售新发行的证券(股权或债务)。买方在私募中持有的股份通常是少数股份(低于50%)，但也有可能通过私募获得公司的控制权，在这种情况下，私募是一种多数股份的投资。
- **少数股权投资：** 指的是在Quid中的少数股权收购，当买方收购实体、资产产品和业务部门的现有所有权股权不足50%时，就会进行这种收购。
- **并购：** 指买方收购实体、资产产品和业务部门50%以上的现有所有权。

## 麦肯锡公司

### 来源

这项调查由麦肯锡公司撰写、填写和分析。你可以在[这里](#)找到全球人工智能调查的其他结果。

### 方法论

这项调查是在网上进行的，2020年6月9日至2020年6月19日活动期间共收到2395名受访者的回复。这些受访者代表了不同的地区、行业、公司规模、职业专长和任期。在被问及有关其组织使用人工智能的问题时，受访者中有1151人表示他们的组织至少在一项职能中采用了人工智能。根据答复率的差异进行调整后，数据按每个答复国对全球GDP的贡献进行加权。麦肯锡还在2020年5月至8月期间对高管进行了关于其公司使用人工智能的采访。所有高管的引文都是在这些采访中收集的。

### 注释

这些调查对象对他们组织的人工智能采用的看法是有限的。

## 国际机器人联合会

### 来源

数据直接来自国际机器人联合会（IFR）《2020年世界机器人报告》。了解有关IFR的更多信息。

### 方法论

展示的数据是各国安装的工业机器人数量。工业机器人由ISO 8373:2012标准定义。请参阅有关IFR方法的更多信息。

### 细节

- 目前尚不清楚如何确定机器人单元中运行被归类为“人工智能”的软件的百分比，也不清楚人工智能开发在多大程度上促进了工业机器人的使用。
- 该指标在2017年人工智能指数报告中被称为“robot importers”。

## PRATTLE (EARNING CALLS ONLY)

由Jeffrey Banner和Steven Nichols编写

### 来源

Liquidnet提供预测央行和企业通信对市场影响的观点数据。了解更多关于Liquidnet的[信息](#)。

## 第 4 章 人工智能教育

### CRA TAULBEE 调查

由Betsy Bizot（CRA高级研究助理）和Stu Zweben（CRA调查主席，俄亥俄州立大学名誉教授）编写

#### 来源

计算机研究协会（CRA）的成员是活跃在计算机研究领域的200多个北美地区的组织：计算机科学和计算机工程的学术部门；工业、政府和学术界的实验室和中心；以及附属专业协会（AAAI、ACM、CACIS/AIC、IEEE计算机协会、SIAM USENIX）。CRA的使命是通过与工业界、政府和学术界合作，加强计算机领域的研究和高等教育，从而促进创新。在[这里](#)了解有关CRA的更多信息。

#### 方法论

CRA Taulbee 调查在每学年秋季通过联系200多个博士学位授予部门收集调查数据。Taulbee调查的细节可以在[这里](#)找到。Taulbee不直接调查学生。由系里确定每个新博士的专业领域以及他们的就业类型。数据收集时间为每学年9月至1月，为上一学年授予的博士学位。结果将在5月份数据收集结束后公布。因此，2019年的数据是2018年春天新提供的，2020年的数据将在2021年5月提供。

CRA Taulbee调查仅发送给计算机科学、计算机工程和信息科学/系统的博士生部门。历史上，（a）Taulbee覆盖了在美国获得学士学位的总人数中1/4到1/3的人；（b）Taulbee调查中的学校中获得学士学位的女性比例低于总体水平；（c）Taulbee跟踪计算机科学学位毕业的总体趋势。

#### 细节

- 在博士就业市场趋势特别值得关注的是人工智能博士具体专业的指标。专业领域的分类在2008年发生了变化，并在2016年逐渐清晰化。从2004年到2007年，人工智能和机器人技术被归入；从2008年至今，人工智能是独立的；2016年起人工智能包括了机器学习。
- 关于新聘终身教职员工趋势的说明（总体而言，特别是在旧金山艺术大学）：在2018年Taulbee调查中，我们首次询问有多少新员工来自以下渠道：新博士、博士后、行业和其他学术机构。结果显示，29%的新助理教授来自其他学术机构。
- 有些人可能是教学或研究型教师，而不是终身制教师，但可能有一些机构之间的流动，这意味着我们获得的聘用总人数超过了实际新进的总人数。



## 人工智能指数教育调查

由Daniel Zhang（斯坦福以人为中心人工智能研究所）编写

### 方法论

2020年11月至2021年1月，我们通过网络的方式将这项调查分三次分发给73所大学。其中，有18所大学完成调查，反馈回复率为24.7%。大学的选择主要基于《泰晤士高等教育》出版的《2021年世界大学排名》以及《2020年新兴经济体大学排名》。

这18所大学是：

- 比利时：卡索利克鲁汶大学
- 加拿大：麦吉尔大学
- 中国：上海交通大学、清华大学
- 德国：慕尼黑路德维希马西米兰大学、慕尼黑技术大学
- 俄罗斯：莫斯科物理技术学院经济高等学院
- 瑞士：洛桑综合技术学院
- 英国：剑桥大学
- 美国：加州理工学院、卡内基梅隆大学（机器学习系）、哥伦比亚大学、哈佛大学、斯坦福大学、威斯康星大学麦迪逊分校、德克萨斯大学奥斯汀分校、耶鲁大学

### 关键定义

- **专业或学习项目**：指学科领域的必修和选修课程。以人工智能学科为例，完成专业或学习项目后可获得学士学位。
- **课程**：每周至少需要2.5学时（包括讲座、实验、助教教学时等）的课程，总共至少10周。标题和编号相同的多个课程视为一个课程。
- **实用人工智能模型-关键词**：Adaptive learning, AI Application, Anomaly detection, Artificial general intelligence, Artificial intelligence, Audio processing, Automated vehicle, Automatic translation, Autonomous system, Autonomous vehicle, Business intelligence, Chatbot, Computational creesis, Speaker identification, Speech processing, Speech recognition, Speech synthesis, Strong artificial intelligence, Supervised learning, Support vector machine, Swarm intelligence, Text mining, Transfer learning, Unsupervised learning, Voice recognition, Weak artificial intelligence (Adapted from: [Joint Research Centre, European Commission](#), p.68)
- **人工智能伦理-关键词**：Accountability, Consent, Contestability, Ethics, Equality, Explainability, Fairness, Non-discrimination, Privacy, Reliability, Safety, Security, Transparency, Trustworthy ai, Uncertainty, Well-being (Adapted from: [Joint Research Centre, European Commission](#), p.68)

## 欧盟委员会联合研究中心

由Giuditta De-Prato, Montserrat López Cobo和  
Riccardo Righi编写

### 来源

联合研究中心（Joint Research Centre, JRC）是欧盟委员会的科学和知识服务机构。联合研究中心聘请科学家进行研究，目的是为欧盟政策提供独立的科学建议和支持。在[这里](#)了解更多关于JRC的信息。

### 方法论

通过文本挖掘技术，本研究从JRC数据库中的程序描述中识别出与人工智能相关的教育程序。为了查询数据库，我们采用多步骤方法获得了一个特定领域的关键词列表，包括（1）从人工智能科学期刊中选择出现最多的关键词；（2）提取技术产业维度的代表性术语；

（3）主题模型；（4）专家论证。在这个版本中，我们扩大了关键词列表以更好地覆盖人工智能子域，并扩大到相关的横向领域，如人工智能中的哲学和伦理。然后将关键词分组，用于分析所确定的课程所教授的内容领域。本报告中使用的内容领域改编自JRC报告“[定义人工智能：走向人工智能的操作定义和分类法](#)”，该报告是在AI Watch项目背景下完成的。

教育项目根据其涉及人工智能的深度分为专业和广义两类。专业课程是指那些在人工智能方面有很强的针对性的课程，如“自动化和计算机视觉”或“高级计算机科学（计算智能）”。广义课程以具体领域为目标，但以更一般的方式开展，通常旨在建立更广泛的概况或为不同学科（如生物医学工程）的专业课程框架提供参考。

在形成本版报告的过程中我们进行了一些方法上的改进，即添加了新的关键词。因此无法将本版报告与2019年报告进行严格的比较。尽管如此，本版报告中超过90%的检测到的程序都是由2019年研究中出现的关键词触发的。

查询的原始来源是studyportals数据库，该数据库由来自120多个国家3700多所大学的207000多个项目组成。Studyportals从机构网站收集信息，并定期更新其数据库。在所有我们能确定的来源中，这一来源的覆盖面最广。不过，它仍然也存在一些问题，主要是因为它只能跟踪英语语言的项目。这就造成了英语母语国家和其他国家之间的可比性问题，以及在高等教育中英语作为一种教学语言的水平不同的国家之间的可比性问题。本科阶段学士学位的课程受此影响更大，因为本科阶段课程以母语授课的形式为主。而硕士阶段的课程中则可能有更多的国际学生和教师。因此，这项研究能只是展示了学士学位课程中高级数字技能的部分水平。

## 第 5 章 人工智能应用的伦理挑战

### NETBASE QUID

由 Julie Kim 编写

Quid 是 NetBase Quid 产品组合中的一个数据分析平台，它应用先进的自然语言处理技术、语义分析和人工智能算法来揭示大型非结构化数据集中的模式，并生成可视化结果，以允许用户获得可操作的理解。Quid 使用布尔查询在存档的新闻和博客、公司和专利数据库以及任何自定义上传的数据集中搜索焦点区域、主题和关键词。然后，用户可以按新闻上发布的日期时间范围、来源地区、来源类别或行业类别，以及公司数据库中的地区、投资金额、经营状况、组织类型（私人/公共）和成立年份来过滤搜索。Quid 根据语义相似性可视化这些数据。

#### 网络

我们搜索了从 2020 年 1 月 1 日到 2020 年 12 月 31 日的 [人工智能技术关键词+哈佛伦理原则关键词] 全球新闻。

搜索查询: (AI 或 [“artificial intelligence”] ( “artificial intelligence” 或 “pattern recognition” 或 alg或ithms) 或 [“machine learning”] (“machine learning” 或 “predictive analytics” 或 “big data” 或 “pattern recognition” 或 “deep learning” ) 或 [“natural language”] (“natural language” 或 “speech recognition” ) 或 NLP 或 “computer vision” 或 [“robotics”] (“robotics” 或 “fact or y automation” ) 或 “intelligent systems” 或 [“facial recognition”] (“facial recognition” 或

“face recognition” 或 “voice recognition” 或 “iris recognition” ) 或 [“image recognition”] ( “image recognition” 或 “pattern recognition” 或 “gesture recognition” 或 “augmented reality” ) 或 [“semantic search”] (“semantic search” 或 “data-mining” 或 “full-text search” 或 “predictive coding” ) 或 “semantic web” 或 “text analytics” 或 “virtual assistant” 或 “visual search” ) AND (ethics 或 “human rights” 或 “human values” 或 “responsibility” 或 “human control” 或 “fairness” 或 discrimination 或 non-discrimination 或 “transparency” 或 “explainability” 或 “safety and security” 或 “accountability” 或 “privacy” )

#### 新闻数据集数据来源

Quid 索引了来自 LexisNexis 的数百万篇全球来源的英文新闻文章和博客文章。该平台将 2013 年 8 月至今的新闻和博客存档，每 15 分钟更新一次。来源包括超过 60000 个新闻来源和超过 500000 个博客。

#### Quid 软件中的可视化

Quid 使用布尔查询来搜索归档新闻数据库中的主题、趋势和关键词，并能根据发布日期时间框架、来源地区、来源类别或行业类别来过滤结果。（在本例中，我们只查看了从 2020 年 1 月 1 日到 2020 年 12 月 31 日发布的全球新闻。）Quid 使用 NLP 算法选择 10000 个最相关的新闻，并将去重后的结果可视化。

## 人工智能会议中的伦理

由Marcelo Prates, Pedro Avelar和Luis C.Lamb编写

### 来源

Prates, Marcelo, Pedro Avelar, Luis C. Lamb. 2018. 关于量化和理解伦理在人工智能研究中的作用：旗帜性会议和期刊的历史记录。2018年9月21日。

### 方法论

有一个简单的关于关键词百分比的解释：对于每个类别（经典/趋势/伦理），标题（或摘要，AAAI和NeurIPS则是附图）至少包含一个匹配的关键词的论文数量。百分比加起来不一定是100%（例如，经典/趋势/伦理不是互斥的）。一篇论文可以与所有三个类别都匹配。

为了评估人工智能伦理的讨论情况，我们在旗帜性人工智能、机器学习和机器人技术会议和期刊的论文标题中搜索与伦理相关术语。

使用的伦理关键词如下：

Accountability, Accountable, Employment, Ethic, Ethical, Ethics, Fool, Fooled, Fooling, Humane, Humanity, Law, Machine Bias, Moral, Morality, Privacy, Racism, Racist, Responsibility, Rights, Secure, Security, Sentience, Sentient, Society, Sustainability, Unemployment, and Workforce.

经典和趋势关键词集是根据罗素和诺维格（Russell and Norvig）在《人工智能》一书中引用最多的领域，以及随时间推移从最常出现在论文标题中的关键词中提取的术语汇编而成。

为经典关键词类别选择的关键词为：

Cognition, Cognitive, Constraint Satisfaction, Game Theoretic, Game Theory, Heuristic

Search, Knowledge Representation, Learning, Logic, Logical, Multiagent, Natural Language, Optimization, Perception, Planning, Problem Solving, Reasoning, Robot, Robotics, Robots, Scheduling, Uncertainty, and Vision.

策划的趋势关键词是：

Autonomous, Boltzmann Machine, Convolutional Networks, Deep Learning, Deep Networks, Long Short Term Memory, Machine Learning, Mapping, Navigation, Neural, Neural Network, Reinforcement Learning, Representation Learning, Robotics, Self Driving, Self-Driving, Sensing, Slam, Supervised/Unsupervised Learning, and Unmanned.

基于以下论文中暴露和确定的问题搜索的术语，同时，也参考第一届AAAI/ACM会议上关于AI、伦理和社会的讨论主题。

J. Bossmann. Top 9 Ethical Issues in Artificial Intelligence. 2016. World Economic Forum.

Emanuelle Burton, Judy Goldsmith, Sven Koenig, Benjamin Kuipers, Nicholas Mattei, and Toby Walsh. Ethical Considerations in Artificial Intelligence Courses. AI Magazine, 38(2):22-34, 2017.

The Royal Society Working Group, P. Donnelly, R. Brownsword, Z. Gharamani, N. Griffiths, D. Hassabis, S. Hauert, H. Hauser, N. Jennings, N. Lawrence, S. Olhede, M. du Sautoy, Y.W. Teh, J. Thornton, C. Craig, N. McCarthy, J. Montgomery, T. Hughes, F. Fourniol, S. Odell, W. Kay, T. McBride, N. Green, B. Gordon, A. Berditchevskaia, A. Dearman,

C. Dyer, F. McLaughlin, M. Lynch, G. Richardson, C. Williams, and T. Simpson. Machine Learning: The Power and Promise of Computers That Learn by Example. The Royal Society, 2017.

### 会议地点和公共事件场所-示例

人工智能组包含来自主要人工智能和机器学习会议的论文，如AAAI、IJCAI、ICML和NIPS，以及来自人工智能杂志和人工智能研究杂志（JAIR）的论文。

机器人学组包含发表在IEEE机器人学和自动化学报（现在称为IEEE机器人学学报）、ICRA和IROS上的论文。

计算机科学组包含在主流计算机科学领域发表的论文，如Communications of the ACM, IEEE Computer, ACM Computing Surveys, 和ACM Transactions、IEEE Transactions.

### 代码基础

代码和数据托管在GitHub代码仓库中。

## 第 6 章 人工智能的多样性

### LINKEDIN

#### 人工智能技能普及

该指标的目的是通过以下方法衡量实体（特定国家、行业、性别等）的人工智能技能强度：

- 计算2015-2020年LinkedIn成员在给定实体（职业、行业等）的所有自我添加技能的频率。
- 使用TF-IDF模型重新衡量技能频率，以获得该实体最具代表性的前50项技能。这50种技能构成了该实体的“技能基因组”。
- 从所选实体的最高技能中计算属于人工智能技能组的技能份额。

**解读：**人工智能技能普及率标志着人工智能技能在不同职业中的普及率，或者LinkedIn成员在工作中使用人工智能技能的强度。例如，工程师职业的前50项技能是根据它们出现在LinkedIn成员档案中的加权频率计算出来的。如果工程师所拥有的技能中有四项属于人工智能技能组，则这一指标表明，人工智能技能在工程师中的普及率估计为8%（例如，4/50）。

#### 相对人工智能技能普及

为了对各国的技能普及率进行比较，需要计算技能基因组并选择相关基准（例如全球平均水平）。按职业分列，计算一个国家的人工智能技能普及情况与基准的人工智能技能普及情况的比率。

**解释：**一个国家的人工智能技能相对普及率为1.5，表明在一组重叠的职业中，人工智能技能的使用频率是基准的1.5倍。

#### 全球比较：按性别

按性别划分的国家的人工智能技能相对普及率提供了对男女劳动力池和样本国家人工智能技能普及率的深入分解分析。

**解读：**一个国家女性人工智能技能的相对普及率为2，这意味着该国女性人工智能技能的平均普及率是全球同一职业女性平均普及率的两倍。如果在同一个国家，男性人工智能技能的相对普及率为1.9，这表明该国女性人工智能技能的平均普及率比同一职业的男性高5%（计算方法是1.9除以2，再减去1，或 $2/1.9-1$ ）。

## 第 7 章 人工智能政策和国家战略

### 彭博政府

彭博政府 (Bloomberg Government, BGOV) 是一个基于订阅的市场情报服务机构, 旨在帮助企业发展和政府事务专业人士获得美国政府预算和合同数据。BGOV 利用其专有的工具可以获取并组织半结构化的政府数据集和文档, 使用户能够跟踪和预测关键市场的投资。

### 方法论

本节包含的 BGOV 数据来自三个原始来源:

**合同支出:** BGOV 的合同情报工具每天两次接收所有发布到 [beta.SAM.gov](https://beta.SAM.gov) 网站的合同支出数据, 并对数据进行结构化处理以确保政府支出随时间变化的一致性。对于“美国政府合同支出”一节, BGOV 分析师利用合同情报工具组织的 FPDS-NG 数据, 建立了 2000 至 2021 财年人工智能相关合同的政府支出模型。BGOV 的模型结合了政府定义的产品服务代码和 100 多个人工智能相关的关键词和缩写词来识别人工智能相关的合同支出。

**国防 RDT&E 预算:** BGOV 根据 [国防部审计部门网站](https://www.dodaudit.gov) 上的可用数据构建了 RDT&E 预算申请中的所有 7057 个预算项目。在“美国国防部 (DOD) 预算”一节中, BGOV 使用了一组十个人工智能特定关键词, 确定了与人工智能和机器学习相关的 305 项专门的预算活动, 这些预算活动在 2021 财年的总价值为 50 亿美元。

**国会记录** (可在 [国会记录网站](https://www.congress.gov) 上查阅): BGOV 保存着国会文件的资料库, 包括法案、修正案、法案摘要、

国会预算办公室评估报告、国会委员会发表的报告、国会研究服务 (CRS) 和其他文件。在“美国国会记录”一节中, BGOV 分析师指出了所有立法 (通过或出台)、国会委员会报告和 CRS 报告, 这些报告都提到了十几个人工智能特定关键词中的一个或多个。最终结果按照两年的国会会议为单位进行组织。

### LIQUIDNET

由 Jeffrey Banner 和 Steven Nichols 编写

### 来源

Liquidnet 提供观点数据, 预测央行和企业沟通对市场的影响。了解更多关于 Liquidnet 的信息。

### 中央银行提及的示例

以下是中央银行提及人工智能方式的一些示例: 在第一种情况下, 中国使用地缘政治环境模拟和预测平台, 该平台通过处理大量数据, 使用人工智能外汇汇率预测模型向中国外交官或日本央行提供外交政策建议。第二种情况是, 许多央行通过官方文件等方式引导通讯, 比如, 2019 年 7 月 25 日, 荷兰央行公布了金融服务中使用人工智能的指导方针, 并推出了监管企业问责制使用人工智能的六项“最安全”原则; 再比如, 2019 年 6 月 4 日英国银行英国存款人执行董事杰姆斯 (Proudman) 发表题为“[管理机器: 人工智能的治理](#)”讲话, 关注越来越重要的战略性问题, 即监管金融服务委员会应该如何使用人工智能。

## 麦肯锡全球研究所

### 来源

数据收集和分析由麦肯锡全球研究所 (MGI) 完成。

### 加拿大 (下议院)

通过加拿大议会网站上的汉萨德搜索功能收集数据。MGI搜索了“人工智能”和“机器学习”这两个术语 (包括引号)，并将结果下载为CSV格式文件。日期范围设定为“所有争论”。数据截止到2020年12月31日。网上包含了从2002年8月31日起的数据。

每一项统计表明：在下议院的议事过程中，某一评论或评述中提及了人工智能或机器学习。这意味着在一个事件或对话中，如果一个成员在他们的评论中多次提到人工智能或机器学习，那么它只会统计一次。但是，如果在同一事件中，演讲者在单独的评论中提到人工智能或机器学习 (中间穿插有其他演讲者的演讲)，它将统计为多次。人工智能或机器学习的计数是分开的，因为它们是在分开的搜索中进行的。统计不包括提及缩写AI或ML。

### 英国 (下议院、上议院、威斯敏斯特大厅和委员会)

使用英国议会汉萨德网站的“查找参考”功能收集数据。MGI搜索了“人工智能”和“机器学习”这两个术语 (包括引号)，并对结果进行了编目。数据截至2020年12月31日。网上提供了从1800年1月1日起的数据。由开放议会许可证v3.0授权包含议会信息。

与加拿大一样，每一项统计都表明，在议事过程中，在某一评论或评述中提到了人工智能或机器学习。因此，如果一个成员在他们的评论中多次提到人工智能或机器学习，那么它只会统计一次。但是，如果在同一事件中，演讲者在单独的评论中提到人工智能或机器学习 (中间穿插有其他演讲者的演讲)，它将统计为多次。人工智能或机器学习的计数是分开的，因为它们是在分开的搜索中进行的。统计不包括提及缩写AI或ML。

## 美国 (参议院和众议院)

数据是使用美国国会记录网站的高级搜索功能收集的。MGI搜索了“人工智能”和“机器学习” (包括引号) 这两个词，并将结果下载为CSV格式文件。没有选中“词语变体”选项。具体程序包括了参议院、众议院和延期评论，但不包括《每日文摘》。数据截止到2020年12月31日，从第104届国会 (1995年) 起的数据均可在线获取。

每一项统计都表明，在国会记录中的一个特定事件中提及了人工智能或机器学习，包括一项法案的宣读。如果一个成员在他们的评论中多次提到人工智能或机器学习，那么它只会统计一次。但是，如果在同一事件中，演讲者在单独的评论中提到人工智能或机器学习 (中间穿插有其他演讲者的演讲)，它将统计为多次。人工智能或机器学习的计数是分开的，因为它们是在分开的搜索中进行的。统计不包括提及缩写AI或ML。

## 美国人工智能政策文件

### 来源

数据收集和分析由斯坦福人类中心人工智能研究所和人工智能指数完成。

### 组织

为了更细致地了解推动人工智能政策的思想领导力，我们追踪了36个组织发表的政策文件，这些文件横跨三大类，包括：

智库、政策研究所和学术界：包括专家 (通常来自学术界和政治领域) 就具体政策问题提供信息和建议的组织。我们具体包括以下27个组织：加州大学洛杉矶分校法学院AI PULSE、美国企业研究所、阿斯彭研究所、大西洋理事会、伯克利长期网络安全中心、布鲁金斯学会、卡内基国际和平基金会、卡托研究所、新美国安全中心、战略与国际研究中心，外交关系委员会、乔治敦安全与新兴技术中心 (CSET)、哈佛贝尔弗中心、哈佛伯克曼克莱恩中心、传统基金会、哈



德逊研究所、MacroPolo、麻省理工学院互联网政策研究计划、新美国基金会、纽约大学AI Now研究所、普林斯顿公共与国际事务学院，兰德公司、洛克菲勒基金会、斯坦福人类中心人工智能研究所（HAI）、史汀森中心、城市研究所、威尔逊中心。

民间社会、协会和财团：非营利机构，包括社区组织和倡导一系列社会问题的非政府组织。我们包括以下九个组织：算法正义联盟、医疗保健人工智能联盟、国际特赦组织、英国教育捐助基金会EFF、未来隐私论坛、人权观察、中国计算机学会IJIS、电气和电子工程师协会、人工智能伙伴关系。

行业与咨询：为客户和大型行业参与者提供专业建议的专业做法。我们在这个领域收录了六家著名机构：埃森哲，贝恩公司，波士顿咨询公司，德勤，谷歌人工智能，麦肯锡公司。

## 方法论

每个宽泛的主题领域都是基于描述特定论文内容的基础关键词集合。我们包含了17个主题，代表了2019-2020年间与人工智能相关的大部分论述。下面列出了这些主题区域和相关关键词。

- 健康与生物科学: medicine, healthcare systems, drug discovery, care, biomedical research, insurance, health behaviors, COVID-19, global health
- 物理科学: chemistry, physics, astronomy, earth science
- 能源与环境: Energy costs, climate change, energy markets, pollution, conservation, oil & gas, alternative energy
- 国际事务与国际安全: international relations, international trade, developing countries, humanitarian assistance, warfare, regional security, national security, autonomous weapons
- 司法和执法: civil justice, criminal justice, social justice, police, public safety, courts

- 通信与媒体: social media, disinformation, media markets, deepfakes
- 政府和公共管理: federal government, state government, local government, public sector efficiency, public sector effectiveness, government services, government benefits, government programs, public works, public transportation
- 民主: elections, rights, freedoms, liberties, personal freedoms
- 行业与监管:  
**经济**, antitrust, M&A, competition, finance, management, supply chain, telecom, economic regulation, technical standards, autonomous vehicle industry & regulation
- 创新与技术: advancements and improvements in AI technology, R&D, intellectual property, patents, entrepreneurship, innovation ecosystems, startups, computer science, engineering
- 教育和技能: early childhood, K-12, higher education, STEM, schools, classrooms, reskilling
- 员工与劳动力: labor supply and demand, talent, immigration, migration, personnel economics, future of work
- 社会和行为科学: sociology, linguistics, anthropology, ethnic studies, demography, geography, psychology, cognitive science
- 人文学科: arts, music, literature, language, performance, theater, classics, history, philosophy, religion, cultural studies
- 公平与包容: biases, discrimination, gender, race, socioeconomic inequality, disabilities, vulnerable populations
- 隐私、安全和安保: anonymity, GDPR, consumer protection, physical safety, human control, cybersecurity, encryption, hacking
- 伦理: transparency, accountability, human values, human rights, sustainability, explainability, interpretability, decision-making norms

# 全球人工智能活力

## 概述

下表显示了全球人工智能活力工具涵盖的高级别支柱、次级支柱和指标。每个次级支柱都由全球人工智能活力代码手册中报告的各项指标组成。总共有22个指标，其中14个指标属于研发（R&D）支柱，6个指标属于经济支柱，还有2个指标属于针对性别多样性的包容性支柱。为了帮助数据驱动的决定以制定国家政策战略，全球人工智能活力作为一个网络工具提供。

研发	
次级支柱	可变因素
会议出版物	人工智能会议论文数量*
会议出版物	人均人工智能会议论文数量
会议出版物	人工智能会议引用次数*
会议出版物	人均人工智能会议引用次数
期刊出版物	人工智能期刊论文数量*
期刊出版物	人均人工智能期刊论文数量
期刊出版物	人工智能期刊引用次数*
期刊出版物	人均人工智能期刊引用次数
创新>专利	人工智能专利数量*
创新>专利	人均人工智能专利数量
创新>专利	人工智能专利引用次数*
创新>专利	人均人工智能专利引用次数
期刊出版物>深度学习	深度学习论文数量*
期刊出版物>深度学习	人均深度学习论文数量

经济	
次级支柱	可变因素
技能	相对技能普及
劳动力	人工智能招聘指数
投资	私人投资总额*
投资	人均私人投资
投资	受资助的初创企业数量*
投资	人均受资助初创企业数量

包容性	
次级支柱	可变因素
性别多样性	人工智能技能普及（女）
性别多样性	独特人工智能职业（职称）数量，女性

该网络工具允许用户根据个人偏好调整每个指标的权重。该工具的默认设置允许用户在三个权重选项中进行选择：

### 所有权重为中点

此按钮为所有指标分配相等的权重

### 仅绝对指标

此按钮为绝对指标分配最大权重。不考虑人均指标。

### 仅人均指标

此按钮为人均指标分配最大权重。不考虑绝对指标。

用户可以根据自己的偏好调整每个指标的权重。当权重改变时，图表会自动更新。

用户可以选择“全球”或“国家”视图来显示结果。“全球”视图根据用户选择的权重提供了一个跨国比较视图。“国家”视图提供了一个国家深度挖掘，以评估某个国家相对更擅长哪些人工智能指标。国家指标的具体值是有刻度的（0-100），其中100表示某个国家在该指标的全球分布中拥有最高的数值，相反，像0或1这样的小数字表示全球分布中相对较低的数值。该可视化结果有助于确定需要改进的领域，以及确定支持充满活力的人工智能生态系统的国家政策战略。

## 全球人工智能活力的构建：综合测度

人工智能指数使用2020人工智能指数报告章节中引用的各种数据库收集数据。

### 方法论

步骤1：获取、统一和整合不同国家和各时间段的个人属性数据。

步骤2：使用最小-最大标度将每个国家/地区的年份的具体指标在0-100之间进行标准化为。

步骤3：取当年各国指标的算术平均数。

步骤4：为现有支柱和单项指标构建模块化权重。

### 聚合度量

人工智能活力综合指数可用下式表示：

$$AI\ Vibrancy_{c,t} = \left( \Psi_{pillar} * \left[ \alpha_{c,t} * \Psi_{indicator} \right] \right) \div N$$

其中c代表一个国家，t代表年份， $\alpha_{c,t}$ 表示标准化为（0-100）的单个指标， $\Psi_{indicator}$ 表示分配给各个指标的权重， $\Psi_{pillar}$ 是三个高级别支柱的具体权重，N是某一特定年份某一国家可用的指标数。

### 标准化

为了调整测量单位和变化范围的差异，将所有22个变量标准化到[0, 100]范围内，分数越高代表结果越好。采用最小最大归一化方法，分别给出各变量的最小值和最大值。数值越高表示结果越好。归一化公式为：

$$Min - max\ scalar\ (MS100) = 100 * \frac{(value) - (min)}{(max) - (min)}$$

### 覆盖范围和细节

根据2015-2020年可用数据的平均值，将73%的覆盖率确定为最终选入国家的标准。由于俄罗斯和韩国在全球人工智能领域的重要性与日俱增，尽管这两个国家没有超过73%的门槛也将其手动纳入。

## 研发指标

序号	支柱	次级支柱	名称	描述	资源
1	研发	会议出版物	人工智能会议论文数量*	指定国家机构发表的人工智能会议论文总数。	微软学术图谱 (MAG)
2	研发	会议出版物	人均人工智能会议论文数量	按人均计算, 指定国家机构发表的人工智能会议论文总数。分母是给定年份的人口 (以千万为单位) 以获得比例值。	微软学术图谱 (MAG)
3	研发	会议出版物	人工智能会议引用次数*	指定国家机构的人工智能会议引用总数。	微软学术图谱 (MAG)
4	研发	会议出版物	人均人工智能会议引用次数	按人均计算, 指定国家机构的人工智能会议引用总数。分母是给定年份的人口 (以千万为单位) 以获得比例值。	微软学术图谱 (MAG)
5	研发	期刊出版物	人工智能期刊论文数量*	指定国家机构发表的人工智能期刊论文总数。	微软学术图谱 (MAG)
6	研发	期刊出版物	人均人工智能期刊论文数量	按人均计算, 指定国家机构发表的人工智能期刊论文总数。分母是给定年份的人口 (以千万为单位) 以获得比例值。	微软学术图谱 (MAG)
7	研发	期刊出版物	人工智能期刊引用次数*	指定国家机构的人工智能期刊引用总数。	微软学术图谱 (MAG)
8	研发	期刊出版物	人均人工智能期刊引用次数	按人均计算, 指定国家机构的人工智能期刊引用总数。分母是给定年份的人口 (以千万为单位) 以获得比例值。	微软学术图谱 (MAG)
9	研发	创新>专利	人工智能专利数量*	归属于给定国家机构的已发布人工智能专利总数。	微软学术图谱 (MAG)
10	研发	创新>专利	人均人工智能专利数量	按人均计算, 归属于给定国家机构的已发布人工智能专利总数。分母是给定年份的人口 (以千万为单位) 以获得比例值。	微软学术图谱 (MAG)
11	研发	创新>专利	人工智能专利引用次数*	归属于原始专利申请机构的已发布人工智能专利引用总数。	微软学术图谱 (MAG)
12	研发	创新>专利	人均人工智能专利引用次数	按人均计算, 提交专利申请的特定国家的机构发布的人工智能专利引用总数。分母是给定年份的人口 (以千万为单位) 以获得比例值。	微软学术图谱 (MAG)
13	研发	期刊出版物>深度学习	深度学习论文数量*	某个国家机构的arXiv深度学习论文总数。	arXiv, NESTA
14	研发	期刊出版物>深度学习	人均深度学习论文数量	按人均计算, arXiv论文中涉及特定国家机构的深度学习的论文总数。分母是给定年份的人口 (以千万为单位) 以获得比例值。	arXiv, NESTA

## 经济

序号	支柱	次级支柱	名称	描述	资源
15	经济	技能	相对技能普及	相对技能普及率测量基于一种方法，即按同一组职业分列，将每个国家平均职业的人工智能技能普及率与一个基准（例如全球平均水平）进行比较	LinkedIn经济图表
16	经济	劳动力	人工智能招聘指数	AI雇佣率是LinkedIn会员在其个人资料中拥有任何AI技能（AI技能分组见附录）并在新工作开始的当月向其个人资料中添加了新雇主的百分比除以该国LinkedIn会员总数。然后将该比率与2015-2016年的平均月份相关联；例如，指数为1.05表示雇佣率比2015-2016年的平均月份高出5%。	LinkedIn Economic Graph
17	经济	投资	私募投资总额*	人工智能初创公司获得的私募投资资金总额（美元）。	NetBase Quid
18	经济	投资	人均私募投资	按人均计算，人工智能初创公司获得的私募投资资金总额。分母是给定年份的人口（以千万计），以获得适当的比例值。	Crunchbase, CapIQ,
19	经济	投资	受资助的初创企业数量*	在给定国家成立的人工智能公司总数。	NetBase Quid
20	经济	投资	人均受资助初创企业数量	按人均计算，在给定国家成立的人工智能公司总数。分母是给定年份的人口（以千万计），以获得适当的比例值。	Crunchbase, CapIQ,

## 包容性指标

序号	支柱	次级支柱	名称	描述	资源
21	包容性	性别多样性	人工智能技能普及（女）	相对技能普及率衡量标准是基于一种方法，即控制同一组职业的情况下，将人工智能技能在每个国家的平均职业中的普及程度与基准（如全球平均水平）进行比较。	LinkedIn经济图表
22	包容性	性别多样性	人工智能职业（职称）数量，女性	某国女性人工智能技能普及率高的AI职业（或职称）数量。	LinkedIn经济图表



人工智能指数  
2021  
年度报告



斯坦福大学  
以人为本人工智能研究院  
(斯坦福HAI)