

# 全球人工智能领域 青年科学家 分布与流动研究 2025



WYSS  
2025

世界青年科学家联合会  
2025年10月

World Association of Young Scientists  
OCT, 2025

内部报告 仅供参考



# 编写团队 |

**报告规划** 杨代庆 高继平 王运红

**执笔人** 李勃慧 王运红 叶贤挺

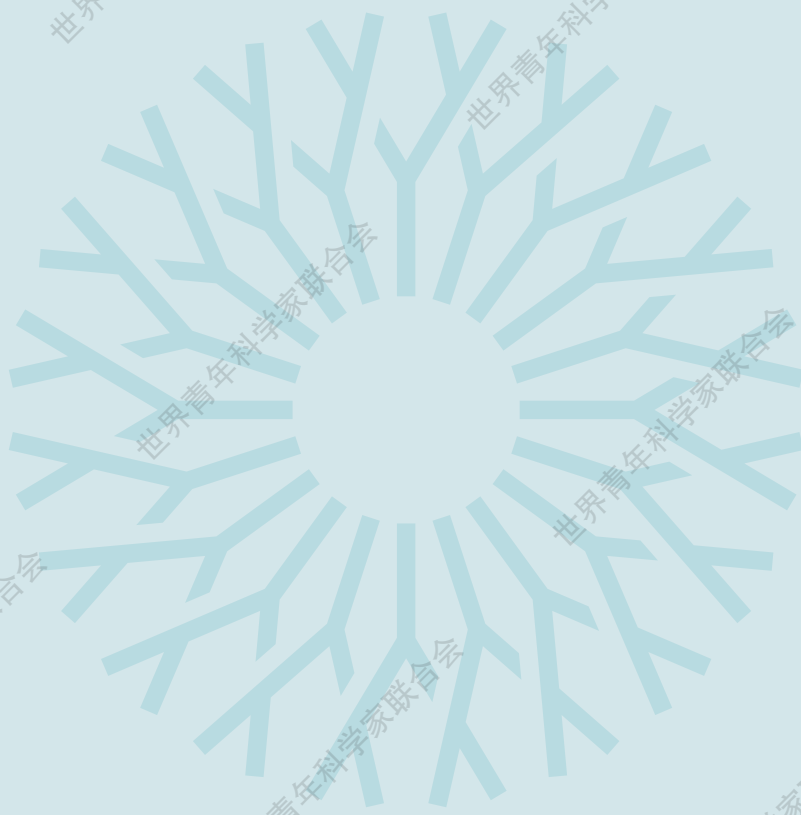
**审校** 王运红 郑楚华 张爱霞

**技术团队** 田瑞强 马辰 杨潇 许晓阳

**专家团队** 刘晓娟 乌云其其格 钟祖荣 左晓利

**编制单位** 中国科学技术信息研究所科学计量与评价研究中心

世界青年科学家联合会





# 前言 |

随着深度学习、大模型等前沿技术方法的突破，人工智能技术正在颠覆科研范式和产业发展格局。青年科学家正处于学术创造力和职业发展的黄金阶段，既是知识创新和学科前沿突破的中坚力量，也是人工智能技术快速演进和颠覆性应用的创造者和普及者。

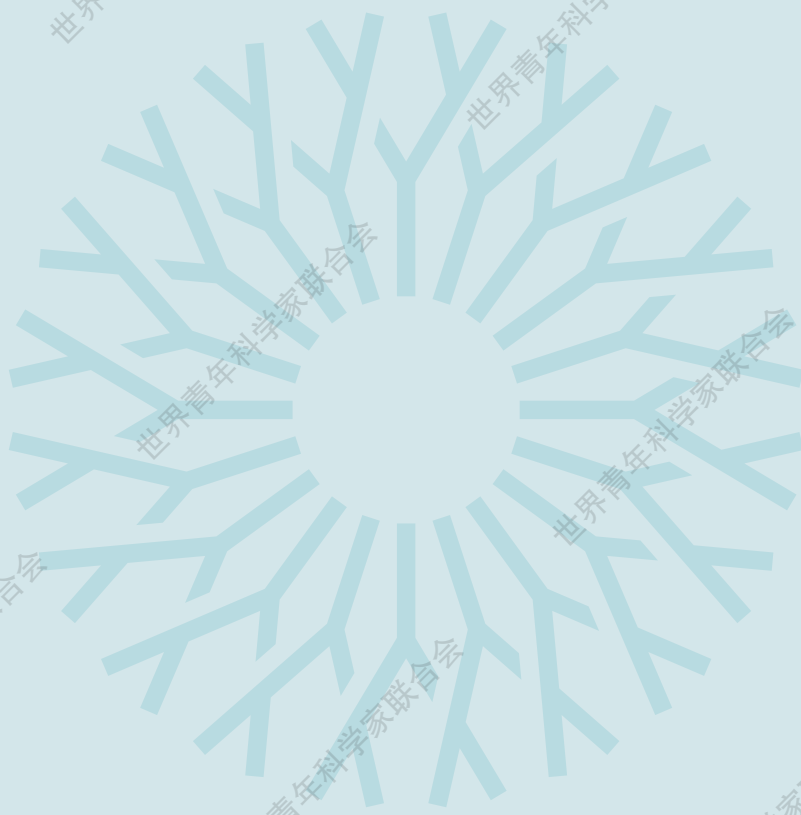
青年科学家更易跨越地域和文化障碍，建立信任与合作，这对于国际社会更好地在数据安全、伦理规范等关键议题上凝聚共识，共同应对全球挑战，推动建立更加公平、包容的国际治理体系至关重要。深入了解人工智能领域青年科研人员的规模与结构、分布与合作、流动与成长，既是观察各国人才战略的重要窗口，也能为研判全球人工智能领域发展提供重要依据。

本报告希望通过对人工智能领域全球青年科学家地域分布、流动路径和国际合作特征的深入分析，帮助决策者从全球视野了解本地区人才发展情况，进而为其制定更加明确、合理的发展战略提供参考，包括如何寻求差异化优势、如何加强国际合作等等。

我们期望本报告能为推动全球人工智能领域人才发展提供有益启示。

陈朝阳

世界青年科学家联合会





## 关键发现 |

### 青年科学家地域分布高度集中，居前 10 位国家人数占比超八成

全球人工智能领域的青年科学家高度集中于少数科研强国，居前 10 位国家占比超八成。其中，中国超过 5 万人居首位，美国的人数居第二位，印度、英格兰、德国等紧随其后。中美两国的青年科学家合计占全球一半以上。

在中国机构任职的青年科学家主要聚集在国家级科研院所和顶尖高校，居前 10 位的机构分别为中国科学院、清华大学、浙江大学、上海交通大学、北京大学、中国科学技术大学、天津大学、电子科技大学、西安交通大学、西北工业大学。

### 超过六成的多次流动人才最终回归原属国家

人工智能领域的青年科学家整体上以在本国发展为主，约两成拥有跨国流动经历。国际流动方向高度集中，中美之间的双向流动规模最大且流动次数基本对等，远超其他双边组合。除中美之间的流动外，中国与澳大利亚、新加坡等国存在较大规模的双向流动；美国则与英格兰、加拿大、印度等国构成较大规模的跨国流动。



人工智能领域青年科学家多次流动与“环流”现象普遍，超六成多次流动人才最终回归原属国家，这表明人才外流并非永久性流失，而是循环性资源配置的表现。

## 约三成论文涉及国际合作

全球人工智能领域青年科学家的科研活动以合作为主，单独完成的研究占比极低。论文普遍呈现“小团队”合作特征，作者数量集中在 2 ~ 7 人，平均值与中位数均为 4 人。

角色分布上，大多数青年科学家以“其他作者”身份参与，表明其在团队中更多扮演执行或辅助角色，但同时也有相当一部分人员同时兼任第一作者与通讯作者，体现出人工智能领域青年科学家在主导科研的同时仍深度参与一线研究。

在跨国合作方面，约三成论文涉及国际合作，尤其以中美合作最为突出，数量远超其他国家组合。



# 目 录 |

<b>1</b>	<b>背景及目标</b> .....	<b>1</b>
1.1	背景意义.....	2
1.2	研究目标.....	2
<b>2</b>	<b>研究综述</b> .....	<b>3</b>
2.1	人工智能领域人才研究综述.....	4
2.2	青年研究人员概念与标准.....	6
2.3	本报告研究对象界定原则与方法.....	7
<b>3</b>	<b>数据与方法</b> .....	<b>9</b>
3.1	数据来源.....	10
3.2	数据准备.....	10
3.3	研究对象确定 .....	12
3.4	研究方法.....	13
<b>4</b>	<b>全球人工智能领域青年科学家发文情况</b> .....	<b>15</b>
4.1	总体发文在 2015 年后呈现快速增长趋势 .....	16
4.2	人均发文数量为 6 篇，以会议论文发表为主 .....	17



<b>5</b>	<b>人工智能领域青年科学家国家 / 地区分布</b> .....	<b>19</b>
5.1	全球分布高度集中在前十国家 .....	20
5.2	中国机构分布以国家级科研院所和顶尖高校为主 .....	21
<b>6</b>	<b>全球人工智能领域青年科学家跨国流动分析</b> .....	<b>23</b>
6.1	跨国流动规模统计 .....	24
6.2	跨国流动方向分析 .....	26
6.3	跨国流动路径分析 .....	29
<b>7</b>	<b>青年科学家合作情况与角色分布</b> .....	<b>33</b>
7.1	合作规模以 10 人以下为主 .....	34
7.2	青年科研人员在主导科研的同时仍深度参与一线研究 .....	35
7.3	约三成论文涉及国际合作 .....	35

# 1

## 背景及目标





## 1.1 背景意义

人工智能（AI）作为引领新一轮科技革命和产业变革的战略性技术，已成为全球主要国家竞相布局的科技前沿与战略高地。在算法突破、算力提升和数据积累的共同作用下，人工智能技术取得了跨越式进展，深刻改变着科研范式、产业结构和社会生产生活方式。

青年科学家已经成为人工智能领域创新的关键驱动力，他们不仅活跃于学术界，而且深度参与产业界的研发应用。掌握青年科学家群体的地域分布、流动路径、科研合作特征，具有重要的价值和现实意义。

当前，人工智能人才的发展已成为国内外学术界和产业界关注的重点，国际组织、政府部门及学术机构发布了多份关于人工智能人才的调查研究报告，对人工智能人才的总体规模、地域分布、培养机制、流动趋势及竞争态势进行了深入分析，为理解全球人工智能人才发展状况提供了重要参考。但是，与其他科研人员相比，青年科学家在科研产出、合作模式、国际流动及学术发展路径方面都会呈现不同特征。目前多数相关研究侧重于对人工智能人才总体规模或顶尖人才的分析，针对人工智能领域青年科学家的系统性分析明显不足。

本报告基于人工智能领域的高水平期刊与会议论文数据，结合作者的教育、科研产出及履历信息，利用科学计量分析与机器学习方法，系统识别并筛选年龄 45 岁以下的青年科学家群体。在此基础上，分析青年科学家的地域分布、流动路径与合作模式，力求为深入理解全球人工智能青年科学家的分布格局提供数据支撑与参考。

## 1.2 研究目标

本报告基于人工智能领域青年科学家的大规模文献数据和履历数据，构建全球人工智能领域青年科学家发展状况分析框架，力求形成覆盖地域分布、人才流动和国际合作等多个维度的研究成果。具体目标包括以下三个方面。

一是把握全球分布格局。基于论文作者的地址信息，系统展示人工智能领域青年科学家在不同国家 / 地区的分布情况。

二是分析人才流动情况。通过追踪论文作者地址的时序变化，展示人工智能领域青年科学家的国家 / 地区间的流动路径。

三是识别科研合作模式。基于论文作者信息，从合作规模、作者角色和跨国合作三个方面，分析人工智能领域青年科学家科研合作特点。

# 2

## 研究综述





## 2.1 人工智能领域人才研究综述

近年来，AI人才成为全球关注的焦点。众多权威机构相继发布相关报告，持续追踪分析不同国家、区域或层级AI人才的分布、培养、流动等情况。清华大学Aminer平台利用过去10年人工智能20个核心领域的顶级期刊和顶级会议的论文作者信息，按照学者影响力得分进行排名，遴选2000人次的人工智能顶尖人才，并发布年度榜单<sup>1</sup>。美国保尔森基金会下属的Macro Polo于2024年发布的《全球人工智能人才追踪》，以人工智能顶级会议NeurIPS论文数据为样本，使用大会接收的论文作者代表顶尖AI人才，结合其履历信息研究全球顶尖AI人才的职业发展路径、分布等情况<sup>2</sup>。Draup于2024年底发布《全球AI人才格局洞察》，基于职业档案和招聘数据对全球人才分布与职业路径、薪酬、团队结构、人员流动等情况进行分析<sup>3</sup>。英国数据公司Zeki Data发布《AI魔球》<sup>4</sup>及《2025 AI人才现状》<sup>5</sup>，分别对2000名顶尖人才的特征和发展轨迹及全球AI人才整体竞争态势进行分析。国际金融论坛2025年发布《IFF全球人工智能竞争力指数报告》系列第三部分，对全球20个国家的AI人才分布和流动等情况进行全面分析<sup>6</sup>。斯坦福大学人工智能中心发布《2025年人工智能指数报告》（第八版），分析人工智能领域人才培养现状<sup>7</sup>。美国总统经济顾问委员会于2025年2月发布《AI人才报告》<sup>8</sup>，对美国AI人才现状进行全景式扫描。基于上述多项权威研究报告来看，全球人工智能人才发展态势如下。

**在地域分布方面**，不同研究因数据来源和统计口径差异而呈现出不同结论。产业界数据普遍显示美国在人才总量和质量上位于领先地位，而基于论文数据的研究则凸显中国在科研产出规模与青年人才储备上的优势。总体看，全球AI人才高度集中于少数国家，中美“双强”格局稳定。

**基于产业界数据的研究普遍认为，美国在人工智能人才总量和质量上处于领先地位。**全球AI人才分布整体呈现集中化特征，美国和中国处于双强格局。根据国际金融论坛发布的《IFF全球人工智能竞争力指数报告》，全球AI人才总量约为300万人，其中美国占33%，中国占22.4%。而针对顶尖人才的分析显示，美国在质量上仍保持优势。Macro Polo报告指出，目前全球最顶尖的Top 2%人工

1 <https://www.aminer.cn/ai2000/about/introduction>.

2 [https://www.paulsoninstitute.org/press\\_release/study-finds-us-remains-a-magnet-for-worlds-best-and-brightest-ai-talent-but-more-global-talent-are-staying-home-instead-of-going-abroad/](https://www.paulsoninstitute.org/press_release/study-finds-us-remains-a-magnet-for-worlds-best-and-brightest-ai-talent-but-more-global-talent-are-staying-home-instead-of-going-abroad/).

3 [https://draups3assets.s3.us-east-2.amazonaws.com/wp-content/uploads/2025/01/15055404/3.0-Draup\\_Global-AI-Report\\_compressed-1.pdf](https://draups3assets.s3.us-east-2.amazonaws.com/wp-content/uploads/2025/01/15055404/3.0-Draup_Global-AI-Report_compressed-1.pdf).

4 <https://zekidata.com/report/ai-moneyball/>.

5 <https://zekidata.com/report/the-state-of-ai-talent-2025>.

6 <https://ifforum-r2.static.ifforum.org/dist/2025/07/AIEP3/%E5%9B%BD%E9%99%85%E9%87%91%E8%9E%8D%E8%AE%BA%E5%9D%9B%EF%BC%88IFF%EF%BC%89%E5%85%A8%E7%90%83%E4%BA%BA%E5%B7%A5%E6%99%BA%E8%83%BD%E7%AB%9E%E4%BA%89%E5%8A%9B%E6%8C%87%E6%95%B0%E6%8A%A5%E5%91%8A%20-%20%E7%AC%AC%E4%B8%89%E7%AF%87.pdf>.

7 <https://hai.stanford.edu/ai-index/2025-ai-index-report>.

8 <https://bidenwhitehouse.archives.gov/cea/written-materials/2025/01/14/ai-talent-report/>.

智能人才中，57% 分布在美国、12% 分布在中国。Zeki Data 的数据分析也认为，70% 以上的前沿 AI 人才集中在美国。

**基于论文数据的研究则强调中国在科研产出和青年人才储备方面的优势。** *Science* 报道，中国拥有约 3 万名人工智能研究人员（涵盖不同年龄段），而美国约为 1 万名，中国的人工智能人才群体更为年轻<sup>1</sup>。这一结果显示中国在科研产出和青年人才规模上具有相对优势。

**从增长态势来看**，中国的顶尖人工智能人才占比正在快速提升。Macro Polo 的数据显示，2022 年中国培养的 global 顶级 AI 研究人员比例升至 47%，较 2019 年的 29% 有了显著增长。此外，阿联酋、沙特阿拉伯和巴西等新兴市场国家正在逐渐增加其 AI 人才储备；英国、韩国、加拿大和澳大利亚等传统科技强国也在 AI 人才储备和竞争中占据重要位置。

**在人才流动方面**，美国仍是最主要的高水平人才集聚地，但其“单向吸引”格局正在削弱，多极化流动趋势正在显现。中国逐渐由主要的“人才输出国”转变为“双向枢纽”，并在中美科研合作中体现出更强的产出效益。

美国仍保持强大吸引力，但“净吸引力”趋于下降。Macro Polo 的研究显示，在美国顶尖 AI 研究机构中，中国籍人才占比高达 38%，与美国本土人才比例（37%）相当。这说明美国依旧是全球顶尖 AI 人才的主要目的地。与此同时，Macro Polo 指出，AI 博士在美国的流入与流出几乎相互抵消，显示出长期留美的人才比例下降，美国不再像过去那样保持单向的“虹吸效应”。

与此同时，中国的吸引力正在快速增强。*Nature* 论文指出，越来越多的顶尖人工智能学者选择流入中国，显示中国正在从单纯的输出转变为既能输出又能吸引的双向特征<sup>2</sup>。中国的这一趋势并非唯一，印度也呈现出相似的变化趋势，2019 年几乎所有印度的 AI 研究人员在海外发展，而到 2022 年已有 1/5 的人才选择留在印度工作。这共同印证全球人才流动多极化趋势正在形成。

**在机构分布方面**，国家间呈现明显差异。Aminer 的 AI 2000 榜单和 Macro Polo 的报告均显示，中国 AI 顶尖人才在清华大学、浙江大学、中国科学院等大学和科研院所较为集中，美国的 AI 人才则主要集聚在谷歌、微软、Meta 等知名企业，显示出其在产业驱动方面的传统优势。

这一差异与全球 AI 研究整体向工业界倾斜的趋势一致。斯坦福大学 2024 年发布的《人工智能指数报告》指出，工业界正在主导 AI 前沿研究。根据乔治城大学数据库的统计，过去 5 年，全球 3.56% 的计算机科学类论文至少有一位工业界作者，其中，中国学者的贡献占 23.58%，表明中国企业的科研产出质量与影响力正在快速提升。

**在发展路径方面**，顶尖 AI 人才在教育 and 职业经历上具有高度一致性。Zeki Data 的研究显示，顶尖 AI 人才具有以下共性：一是都有良好的教育背景，80% 毕业于全球 Top 50 大学，且偏好计算机科学、数学、物理等学科；二是有很好的实习经历，在 Google、Meta 等 7 家科技巨头公司实习过的概率是普通 AI 人才的 3 倍；三是更高的国际流动意愿，60% 愿意赴海外工作。

国际金融论坛报告进一步印证了 AI 人才普遍高学历的特征，全球范围内超过 88% 的从业者拥有硕士及以上学历。自 2022 年 ChatGPT 发布以来，AI 行业吸引了大量年轻人才加入，成为行业发展的

1 Science. China tops world in artificial intelligence publications: Database analysis reveals [EB/OL]. *Science*, (2025-07-11) [2025-09-26]. <https://www.science.org/content/article/china-tops-world-artificial-intelligence-publications-database-analysis-reveals>.

2 AlShebli B, Memon S A, Evans J A, et al. China and the U.S. produce more impactful AI research when collaborating together [J]. *Scientific Reports*, 2024, 14: 28576. DOI: 10.1038/s41598-024-79863-5.



关键推动力。

## 2.2 青年研究人员的概念与标准

为明确“青年研究人员”的界定标准，本研究系统梳理了各国政府、科研资助机构及学术组织的相关政策文件，并参考已有研究成果的界定实践，总结发现，国际上对于“青年研究人员”的界定尚无统一标准，但主要形成了以下几类通行做法。

一是年龄界限，通常是在青年资助或人才计划中设置年龄上限。例如，中国“国际杰青计划”将申请者年龄限定为不超过45岁（含45岁），作为青年高层次人才引进的重要门槛<sup>1</sup>；意大利教育与科技部（MUR）“青年研究者”资助计划限定申请人年龄应不超过40岁，若博士学位获得时间不超过7年，可延长至45岁<sup>2</sup>；挪威“FRIPRO 青年研究者项目”则设定申请者年龄不超过40岁<sup>3</sup>。

二是从业年限，通常以“博士毕业后若干年”计算。例如，欧洲研究理事会“职业早期青年人员起始资助项目”规定申请人须在获得博士学位后2~7年（自2027年起拟放宽至博士后10年）<sup>4</sup>；美国国立卫生研究院（NIH）“早期研究者资助”限定申请人应处于获得最高研究学位或完成研究生阶段培训起10年内，并且此前未曾获得重大独立研究资助<sup>5</sup>。

三是工作岗位，即是否已获得固定职位。例如，欧洲科学基金会把职业生涯早期定义为“获得固定职位不超过5年”；美国《职业早期研究法案》对于职业生涯早期的研究人员的界定为tenure-track序列的助理教授<sup>6</sup>。

四是科研年限，通常以“首次发表”“首次第一作者”“首次通讯作者”等时间点及其间隔刻画学术发展阶段。例如，将发表第1篇论文的年份定义为职业生涯的起点<sup>7</sup>，实际操作时常结合一定的论文数量或质量进行遴选。

总体来看，这四类方式各有特点，年龄和博士毕业年限指标便于操作，岗位和产出更能反映科研实质。在实际应用中，往往采取多维组合的方式，以在研究的可行性与学术合理性之间取得平衡。

1 <https://tysp.cstec.org.cn/Webpages/viewdetail.aspx?id=4063868720&>.

2 <https://www.unipd.it/en/mur-funding-young-researchers-2024>.

3 <https://www.forskningsradet.no/en/call-for-proposals/2023/researcher-project-young-talents-fripro/>.

4 <https://erc.europa.eu/apply-grant/starting-grant>.

5 NIH. New and Early Stage Investigator Policies[EB/OL].[2022-01-13].<https://grants.nih.gov/policy/early-stage/index.htm>.

6 牛萍, 孟祥利, 宿芬等. 青年人才资助的“科研年龄”和“职业生涯早期”标准及其启示[J]. 中国科学基金, 2013, 27(1): 4. DOI: CNKI: SUN: ZKJJ.0.2013-01-006.

7 张丽华, 姚长青. 科研人员职业生涯早期撤稿事件对科研绩效的影响研究[J]. 中国科技期刊研究, 2024, 35(11): 1510-1522. DOI: 10.11946/cjstp.202407310838.

## 2.3 本报告研究对象界定原则与方法

本报告的研究对象为“青年科学家”，在系统梳理国内外做法并结合本研究的数据可得性与跨国可比性后，本报告对“青年科学家”的界定采取“三步法”，在年龄界限与发文特征之间形成互为补充的机制。

第一步，将“青年”的年龄统一限定在45岁及以下，这是兼顾国际通行做法、各学科培养周期及跨国比较需要而设定的基准口径。

第二步，在年龄限定上并非仅依赖单一维度，而是力求在“尽量拟合45岁界限”的同时，综合考虑博士毕业年与发文特征：对于具备ORCID博士毕业年份的样本，参考NSF博士学位获得者调查(Survey of Earned Doctorates, SED)的统计结果<sup>1</sup>，以“博士毕业年龄约30岁”作为基准，将毕业年份转化为年龄指标；对于缺失履历信息的大规模作者群体，则基于论文时间序列、作者角色、产出强度等20项发文行为特征训练分类模型，输出“≤45岁”的概率，并通过交叉验证优化阈值，保证结果在大样本范围内与统一年龄界限保持一致。

第三步，完成年龄识别后，再叠加最低学术活跃度与基本质量门槛，确保入选群体既具备科研活跃度，又满足较好的学术贡献要求。

本界定策略以45岁作为年龄限定的统一标准，以博士毕业年份作为确定研究样本的基准，再结合行为特征模型进行大规模数据扩展，以兼顾跨国数据的可比性和判别结果的广泛性与稳健性。如无特殊说明，后继各章节的研究对象和研究内容，均基于上述对“青年科学家”的界定和定义。

<sup>1</sup> <https://nces.nsf.gov/surveys/earned-doctorates/2023#data>.

青年科学家联合会

世界青

世界青年

世界青年科学家联合会

世界青年科学家联合会

世界青年科学家联合会

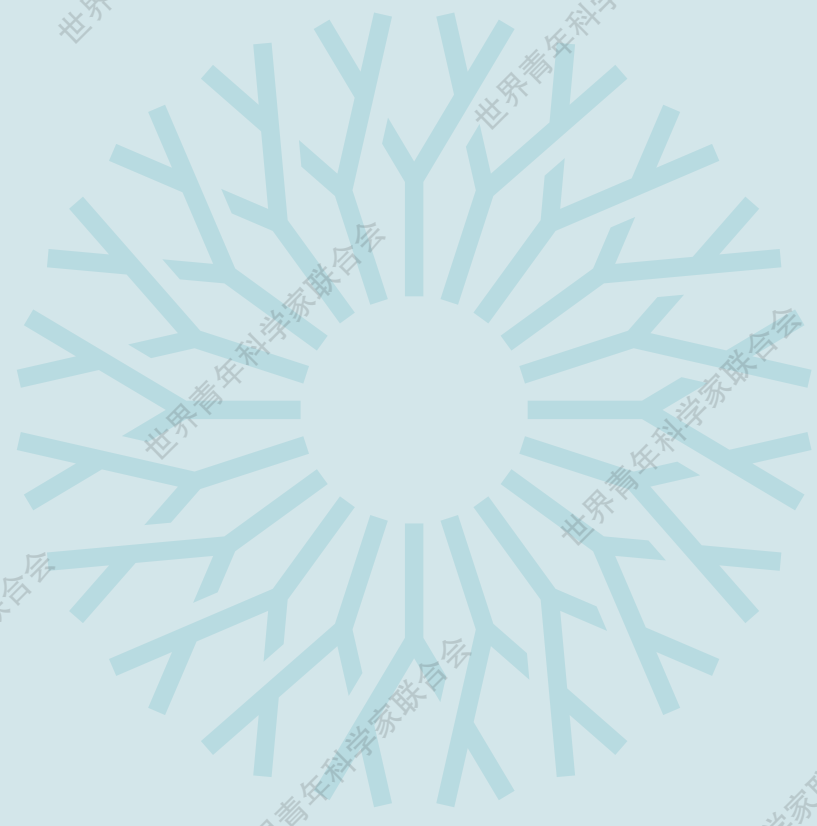
世界青年科学家联合会

世界青年科学家联合会

世界青年科学家联合会

世界青年科学家联合会

世界青年科学家联合会



世界青年科学家联合会

世界青年科学家联合会

世界青年科学家联合会

世界青年科学家联合会

科学家联合会

世界青年科学家联合会

世界青年科学家联合会

世界青年科学家联合会

世界青年科学家

青年科学家联合会

科学家联合会

世界青年科学家联合会

世界青年

# 3

## 数据与方法





## 3.1 数据来源

本报告研究对象样本数据的来源如下。

(1) Web of Science 核心合集 (WOS core) 论文数据。检索时间窗口为 2000—2025 年。基于 WOS 学科分类、人工智能领域关键词，以及中国计算机学会 (CCF) 与中国人工智能学会 (CAAI) 推荐的人工智能领域高水平期刊 / 会议列表，限定文献类型 article, review 或 proceeding paper 进行检索，截至检索时间 2025 年 6 月 24 日，共检索到 2000 年及以后出版的人工智能领域论文 1,609,509 篇。该数据包含论文题目、摘要、关键词、作者与机构信息，为后续人工智能领域青年科学家的筛选及其地域、研究领域、合作与流动分析提供基础。

(2) ORCID 履历数据。基于论文作者的 ORCID，在 ORCID 网站检索其教育经历信息，获取包含博士毕业年份的科研人员约 2 万人。该数据包括教育起止时间、学校名称和学历信息，主要用于记录博士毕业年份，并在后续科研年龄推断模型的训练与验证中提供参照。

## 3.2 数据准备

### 3.2.1 论文作者消歧

首先，进行作者身份识别，以消除同名异人、不同拼写方式及机构迁移等情况对于数据的影响。本研究以 160 万篇人工智能领域论文为基础，利用作者姓名、机构信息、邮箱、合作者网络及 ORCID 标识等多维特征，构建了综合性的消歧模型。

该模型通过姓名规范化、机构与地址标准化、邮箱与 ORCID 强标识校验，以及基于合作者与研究主题的相似度计算等多层次特征，判断不同论文中的作者记录是否属于同一科研人员。在实际操作中，既采用了确定性规则（如 ORCID 与邮箱完全匹配直接合并），也结合了机器学习模型对候选样本对进行概率判别，并在高风险样本中引入迭代优化与人工抽检，确保结果的精确性与稳定性。

经过多轮模型调整与质量控制后，最终在 160 万篇论文的基础上，消歧得到约 200 万名独立科研人员。为保证研究对象具备近年来科研活跃度与较高的学术水平，在 200 万名科研人员中，进一步筛选出近 5 年内在 CCF 推荐人工智能领域高水平期刊与会议上有发文记录的学者，得到约 42 万人。该群体既保证了学术贡献的质量门槛，又反映了当前人工智能领域的主力科研力量，是后续青年科学家群体识别与分析的数据基础。

### 3.2.2 作者特征指标设计

基于 42 万人的论文数据，构建科研人员的特征指标体系，以支持后续科研年龄推断及青年群体识别。从 42 万名科研人员的论文数据中，提取与科研生涯起始、科研产出及角色演化相关的多维度特征指标，具体如下。

一是时间类特征，包括首篇论文发表年份、最新论文发表年份、科研跨度年数、首篇第一作者年份、首篇通讯作者年份、首篇其他作者年份等。这些特征能够反映科研人员进入学术体系的时间、科研生涯长度及科研身份的变化轨迹。

二是数量类特征，包括总发文数、第一作者论文数、通讯作者论文数、其他作者论文数、单年最高发文量、活跃年份数、科研前 3 年发文数等。这些指标衡量科研人员的整体科研产出与阶段性活跃度。

三是比较类特征，包括第一作者论文占比、通讯作者论文占比、其他作者论文占比，以及首篇第一作者与首篇任意作者年份差值、首篇通讯作者与首篇任意作者年份差值等。这类指标有助于揭示科研人员从协作者向独立主导者的角色转变路径。

为验证上述特征指标在科研年龄推断中的有效性，使用其中能够确定博士毕业年份的 2 万名样本数据，将其各项特征与 ORCID 履历数据反映的是否符合入选条件进行相关性计算，结果显示，首篇第一作者论文年份、首篇通讯作者论文年份与入选条件之间具有较强统计相关性，能够作为科研年龄的重要代理指标，为后续机器学习建模与年龄筛选提供了数据基础。20 项作者特征指标及其与是否入选的相关性如表 3-1 所示。

表 3-1 作者特征指标

序号	特征名称	特征说明	特征相关性
1	首篇论文发表年份	作者第一篇论文的发表年份（不区分作者身份），反映作者最早进入科研发表体系的时间，用于推测作者年龄	0.3668**
2	最新论文发表年份	作者最新一篇论文的发表年份（不区分作者身份），用于计算科研年限跨度，判断是否长期从事科研	0.0216**
3	发表跨度年数	最新论文年份减首篇论文年份，科研活跃年限跨度越长，年龄大可能性越高	-0.3403**
4	首篇一作年份	作者第一篇作为第一作者发表的年份，用于推测作者年龄	0.5173**
5	首篇通讯作者年份	作者第一篇作为通讯作者发表的年份，常出现在独立开展研究后，通常晚于毕业时间，用于推测作者年龄	0.4232**
6	首篇其他作者年份	作者第一篇作为其他作者发表的年份，多在学生时期与导师合作时出现，有助于识别科研起步时间，进而推测作者年龄	0.3648**
7	总发文数	作者所有论文数量，科研生产力的总体指标	-0.1923**
8	一作论文数	作者作为第一作者的论文数量，反映独立科研能力	0.0929**
9	通讯论文数	作者作为通讯作者的论文数量，反映组织及领导课题的能力	-0.0307**



续表

序号	特征名称	特征说明	特征相关性
10	其他作者论文数	作者作为其他作者的论文数量，反映作为协作角色参与情况	-0.2635**
11	一作论文占比	一作论文数 / 总发文数，比例高说明处于科研早期，以亲自主导研究为主	0.3163**
12	通讯作者论文占比	通讯作者论文数 / 总发文数；比例高说明处于科研成熟期，以组织指导科研为主	0.1568**
13	其他作者论文占比	其他作者论文数 / 总发文数；比例高可能说明仍处于学习阶段或科研辅助阶段	-0.2562**
14	单年最高发文数	某一年发表的论文数量的最大值；科研产出的集中度，科研活跃期往往对应职业发展关键阶段	-0.0560**
15	有发文的年份数	作者有论文发表的年份总数，科研活跃年限指标，辅助年龄估算	-0.2650**
16	首3年发文数	科研究生涯前3年内的论文数量，帮助识别科研起步期是否活跃	0.0412**
17	首一作 - 首任意差值	首篇一作论文年份减首篇论文年份，反映从辅助角色到核心角色的时间	-0.1340**
18	首通讯 - 首任意差值	首篇通讯作者论文年份减首篇论文年份，反映从首次参与科研到独立组织指导科研的时间	-0.1496**
19	首一作 - 首通讯差值	首篇一作年份减首篇通讯年份，反映从首次核心完成研究工作到独立组织指导科研的时间	-0.0618**
20	平均每篇作者数	论文的平均作者人数，反映学科合作模式，辅助推测作者年龄和科研阶段	0.2253**

### 3.3 研究对象确定

本报告的研究对象为：全球人工智能领域的青年科学家 126,820 人（以下也简称“研究样本”或“样本”，或代指“全球人工智能领域青年科学家”）。研究数据集还包括：样本群体的履历数据、发表的 448,842 篇论文数据。如无特殊说明，第 4 章至第 7 章的研究结论均基于上述数据集。样本筛选过程如下所述。

基于特征指标计算与相关性计算结果，可以看出首篇论文年份被广泛用作学术年龄的代理变量，与博士毕业年份存在统计相关性；第一作者论文通常出现在博士阶段，代表主要科研贡献；通讯作者论文往往出现在独立研究阶段，通常晚于博士毕业年 2.5 年。

基于表 3-1 中的 20 项特征指标，在已知博士毕业年的 2 万名科研人员样本上使用五折交叉检验（5-fold cross-validation）训练并评估机器学习模型，将判断目标设为“> 45 岁”和“≤ 45 岁”二分类问题，并使用基于“首篇一作”“首篇通讯”“首篇其他作者论文”“首篇论文（不区分作者身份）”的启发式算法基线模型作为对照，结果如表 3-2 所示。

表 3-2 年龄验证实验结果

判别方法	准确率	精确率	召回率	F1 得分
基线模型	0.728	0.75	0.884	0.812
随机森林模型	0.841	0.978	0.790	0.874

可以看出，基线模型的召回率较高，说明能覆盖绝大多数真实的青年科学家，但精确率只有 0.75，意味着误判更多，名单里夹杂部分 >45 岁的科研人员；机器学习策略精确率高达 0.978，几乎没有误判，且 F1 得分较高，说明整体平衡较好，且整体准确率相较基线模型提升约 15%。

综合考虑，本研究选择阈值优化的随机森林模型作为年龄筛选策略。在五折交叉验证中，该模型在精确率（97.8%）和 F1 得分（0.874）之间实现了较好平衡，为后续分布分析与国际比较提供了稳健的数据基础。基于该方法，在 42 万人数据集上筛选得到 19.6 万名科研人员。

在此基础上，为保证样本群体的科研稳定性与学术水平，本研究参考 Larivi è re 等<sup>1</sup>对科研生产力分布的研究，剔除了仅有 1 篇论文的“一次性作者”；同时，此前筛选的 42 万名作者，均满足要求在近 5 年（2020 年及以后）至少有 1 篇论文。最终，在发文量 ≥ 2 且近 5 年有论文的双重条件下，19.6 万人进一步缩减为 126,820 人，作为本研究的青年科学家样本，用于后续的分布、流动、合作等分析。

### 3.4 研究方法

**文献调研法。**一方面聚焦于人工智能人才相关研究与权威报告，对国内外主要机构发布的人工智能人才白皮书、指数、政策文件等进行系统梳理与比较，掌握全球范围内人工智能人才的分布格局、流动趋势及竞争态势；另一方面，针对“职业早期”“青年人才”等概念，系统梳理人才学、教育学与科研管理领域的研究成果，比较不同学界与政策体系中的界定标准，为青年科学家群体的筛选和分析提供理论参照。

**计量相关性分析。**在样本筛选阶段，本研究基于已知博士毕业年份的科研人员样本，计算作者发文特征与博士毕业年之间的相关性，以验证不同特征指标的代表性和可替代性。例如，首篇论文年份

1 Larivi è re, V., & Costas, R. (2016). How many is too many? On the relationship between research productivity and impact. PLoS ONE. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0162709>.



作为学术年龄代理变量的相关性检验，帮助确定特征在年龄推断模型中的应用价值。该方法主要用于样本筛选章节。

**描述性统计与比较分析。**在样本数据处理后，本研究采用描述性统计方法，对作者的发文数量、作者规模、合作规模、跨国合作数量、科研流动规模等进行频次和比例计算。通过横向比较不同群体、不同国家或地区的分布情况，并结合纵向年度数据，揭示群体特征与变化趋势。本方法是合作、流动、分布等章节的主要分析手段。

**机器学习方法。**为了在大规模样本中精准识别年龄 $\leq 45$ 岁的青年科学家，本研究基于20项作者特征，训练并评估随机森林分类模型，并与启发式基线模型进行对照。通过五折交叉验证比较准确率、精确率、召回率与F1得分，最终选择性能最优的随机森林方法作为年龄筛选工具。

**可视化方法。**为增强结果展示效果，本研究在数据处理完成后，结合柱状图、折线图、桑基图等多种可视化方法直观呈现结果。例如，分布情况用柱状图展示，合作情况用桑基图呈现。可视化方法在各章节均有应用。

# 4

## 全球人工智能领域青年 科学家发文情况





## 4.1 总体发文在 2015 年后呈现快速增长趋势

2000 年 1 月至 2025 年 6 月，人工智能领域的发文量总计 1,609,509 篇，年度发文情况见图 4-1。2000—2024 年，人工智能领域的发文总量呈现出总体上升的态势，尤其在 2015 年以后进入快速增长期，2024 年发文量已经达到 129,316 篇。2010 年前发文数量波动较大（如 2001—2002 年高峰后在 2005—2006 年再次上升），但 2015 年后几乎保持逐年递增，显示出人工智能作为科研热点领域，论文发表数量快速增长的趋势。

2000 年 1 月至 2025 年 6 月，本报告研究对象发文量总计 448,842 篇。2000—2005 年发文量最少，2006 年起快速提升，到 2008 年已突破 3,000 篇，2014 年达到 11,126 篇。此后增速显著加快，2015—2020 年，发文量由 14,704 篇提升至 44,098 篇，年均增长超过 20%。2021—2023 年进一步增长至 62,411 篇。2024 年略有下降至 56,409 篇，可能与论文收录的时效性有关。

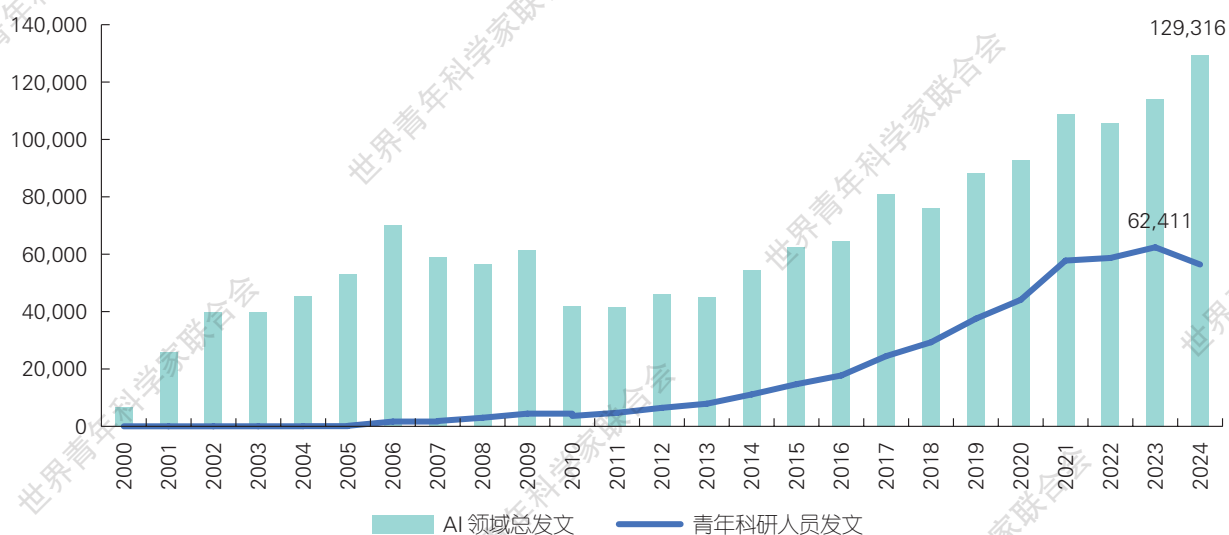


图 4-1 人工智能领域发文量变化趋势（2000—2024 年）

## 4.2 人均发文数量为 6 篇，以会议论文发表为主

统计显示，126,820 名青年科学家共发文 448,842 篇（795,169 次），人均发文量为 6.27 篇，中位数为 4 篇，大部分学者的发文量集中在 2 ~ 7 篇。

该领域最主要的发表类型是会议论文，共有 270,323 篇，占全部论文数量的 60.23%；期刊论文则为 178,519 篇，人工智能领域学者更为重视学术会议的参与及论文发表。

研究样本共有 289,231 篇论文（占比 64.44%）获得基金支持，显示基金资助在青年科学家科研产出中发挥了关键作用。青年科学家作为通讯作者发表的总发文量高达 258,479 篇次，但其中获得基金资助的论文仅 13,868 篇次（5.37%），表明青年科学家在职业生涯早期作为通讯作者的论文成果，获得基金资助的比例仍然偏低。

青年科学家联合会

世界青

世界青年

世界青年科学家联合会

世界青年科学家联合会

世界青年科学家联合会

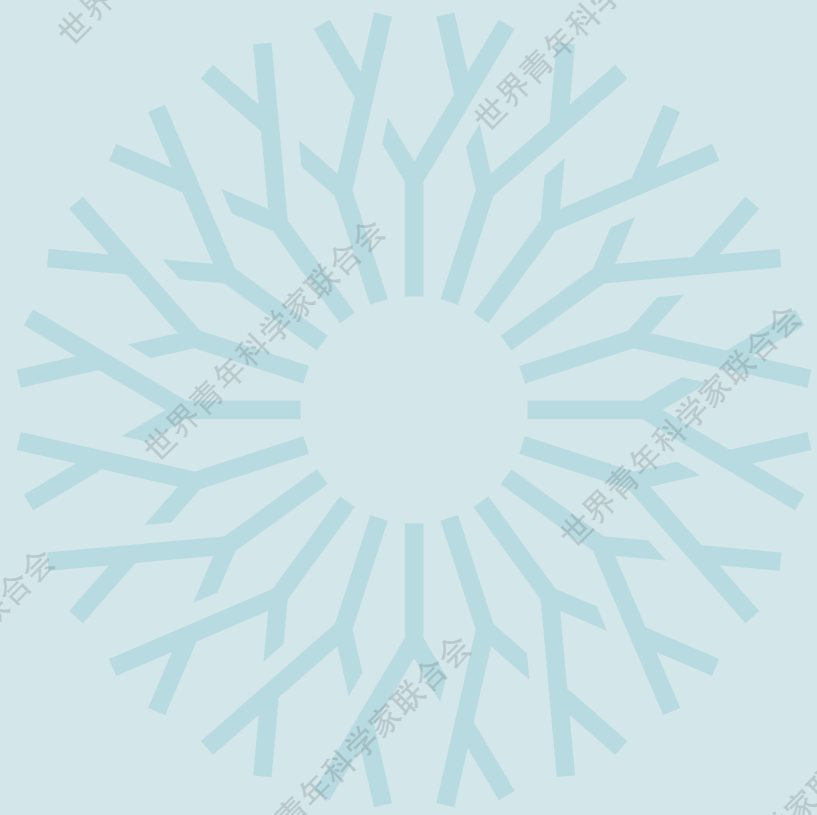
世界青年科学家联合会

世界青年科学家联合会

世界青年科学家联合会

世界青年科学家联合会

世界青年科学家联合会



世界青年科学家联合会

世界青年科学家联合会

世界青年科学家联合会

世界青年科学家联合会

科学家联合会

世界青年科学家联合会

世界青年科学家联合会

世界青年科学家联合会

世界青年科学家

青年科学家联合会

科学家联合会

联合会

世界青年

# 5

## 人工智能领域青年科学家国家 / 地区分布





## 5.1 全球分布高度集中在前十国家

科研人员发表论文所署的机构地址，是其科研活动和学术归属的重要表征，通过统计机构地址的分布情况，可以较为客观地反映各国家/地区科研人员的空间分布格局。126,820 个样本数据中，有 572 个样本缺少机构地址信息，故使用剩余 126,248 名作者进行本章地域分布的相关分析。

基于作者最新发文机构统计，126,248 名全球人工智能领域青年科学家分布在 133 个国家/地区，主要集中在少数科研强国。排名居前 10 位的国家/地区合计人数达到约 10.5 万人，占全部有效样本的 83.74%，详见表 5-1。

表 5-1 全球人工智能领域青年科学家居前 10 位国家/地区分布

序号	国家/地区	人数	占比
1	中国	53,935	42.72%
2	美国	21,595	17.11%
3	印度	6,562	5.20%
4	英格兰	4,608	3.65%
5	德国	4,547	3.60%
6	日本	3,038	2.41%
7	韩国	3,017	2.39%
8	法国	2,879	2.28%
9	加拿大	2,802	2.22%
10	澳大利亚	2,743	2.17%

在数量前 10 名的国家中，中国以 53,935 人位居第一，占比 42.72%；美国以 21,595 人排名第二，占比 17.11%。中美两国的人数合计占据全球的一半以上。除中美两国外，亚洲及欧洲国家表现突出，第 3 至第 10 名依次为印度、英格兰、德国、日本、韩国、法国、加拿大和澳大利亚。

## 5.2 中国机构分布以国家级科研院所和顶尖高校为主

针对 53,935 名中国青年科学家所在机构进行进一步分析，科研人员数量排名居前 20 位的机构如表 5-2 所示。

表 5-2 中国人工智能领域青年科学家前 20 机构分布

序号	机构名称	人数
1	中国科学院	1,353
2	清华大学	886
3	浙江大学	828
4	上海交通大学	789
5	北京大学	671
6	中国科学技术大学	585
7	天津大学	482
8	电子科技大学	478
9	西安交通大学	454
10	西北工业大学	450
11	武汉大学	446
12	中山大学	435
13	西安电子科技大学	419
14	哈尔滨工业大学	403
15	华中科技大学	391
16	华南理工大学	391
17	深圳大学	386
18	香港中文大学	368
19	国防科技大学	343
20	复旦大学	319



中国人工智能领域青年科学家主要集中在国家级科研院所和顶尖高校。中国科学院以 1,353 人居首，其次是清华大学（886 人）、浙江大学（828 人）、上海交通大学（789 人）、北京大学（671 人）、中国科学技术大学（585 人）等。这些高校普遍具有计算机科学、信息工程及相关学科的优势，在该领域的学科建设、科研投入与人才培养上均处于国内领先水平，成为青年科研人员的重要集聚地。

总体而言，中国人工智能青年科学家地域分布兼具高集中度与区域多元化特征：既在北京、上海、浙江、广东等地高度集聚，又在西安、武汉、哈尔滨、成都等科研重镇保持活跃，形成了覆盖全国、布局均衡的布局。

# 6

## 全球人工智能领域青年 科学家跨国流动分析





## 6.1 跨国流动规模统计

### 6.1.1 约八成青年科学家未经历跨国流动

科研人员在不同时期论文署名机构地址的变化，往往反映其工作地点的转移，基于科研人员论文机构地址的时序变化，可较为准确地识别其跨地域的流动路径。126,820 个样本数据中，有 572 个样本缺少机构地址信息，故使用剩余 126,248 名作者进行本章跨国流动<sup>1</sup>的相关分析。

126,248 人中，30,123 人发生过跨国流动，占总样本的 23.86%，共产生 58,388 次跨国流动；76.14% 的青年科学家未发生跨国流动，这说明绝大多数青年科学家的职业轨迹仍以本国发展为主。在有跨国流动的群体中，单次流动群体共 13,982 人，占有流动群体的 46.42%，多次流动（ $\geq 2$  次）群体合计 16,141 人，占比合计 53.58%，表明科研人员的跨国流动具有一定的持续性和重复性特征。详见表 6-1。

表 6-1 全球人工智能领域青年科学家跨国流动次数分布

流动次数	人数	占比	总流动次数
未流动	96,125	76.14%	0
1 次	13,982	11.08%	13982
2 次	9,837	7.79%	19674
3 次	3,053	2.42%	9159
4 次	1,818	1.44%	7272
5 次	725	0.57%	3625
6 次及以上	708	0.56%	4676
总计	126,248	100%	58,388

### 6.1.2 美国在人才净流入上占据优势，印度人才净流出明显

基于国家/地区总体流入/流出次数进行统计，流动规模居前 30 位的国家/地区（见表 6-2）中，

<sup>1</sup> 本报告的跨国流动指科学家发表学术论文所在机构的变动。

美国为净流入次数第一位，英格兰为第二位，阿联酋、沙特等中东国家也进入净流入前列；印度、伊朗等国家人才净流出明显，部分传统科研强国如意大利、法国、韩国、日本、中国也出现一定程度的净流出。需要说明的是，表 6-2 仅列示了整体流动规模较大的前 30 个国家 / 地区，并未涵盖全部国家 / 地区。

表 6-2 流动规模前 30 个国家 / 地区人才流入与流出情况

序号	国家	流入次数	流出次数	净流入次数
1	美国	10,212	9,921	291
2	英格兰	3,864	3,611	253
3	加拿大	2,100	1,960	140
4	阿拉伯联合酋长国	452	346	106
5	荷兰	887	788	99
6	沙特阿拉伯	752	666	86
7	新加坡	2,032	1,965	67
8	丹麦	379	322	57
9	苏格兰	550	497	53
10	瑞典	434	404	30
11	芬兰	382	362	20
12	澳大利亚	2,651	2,632	19
13	巴基斯坦	694	685	9
14	波兰	340	341	-1
15	德国	2,404	2,414	-10
16	瑞士	1,167	1,180	-13
17	比利时	383	397	-14
18	奥地利	397	421	-24
19	巴西	377	408	-31
20	中国	12,840	12,876	-36
21	西班牙	1,066	1,108	-42



续表

序号	国家	流入次数	流出次数	净流入次数
22	以色列	444	492	-48
23	土耳其	328	389	-61
24	日本	1,265	1,360	-95
25	韩国	950	1,053	-103
26	马来西亚	355	495	-140
27	法国	1,790	1,933	-143
28	意大利	1,385	1,539	-154
29	伊朗	472	657	-185
30	印度	1,641	1,839	-198

## 6.2 跨国流动方向分析

### 6.2.1 跨国流动涉及国家高度集中

对国家 / 地区两两之间的流动方向进行统计，统计对象包括所有“流出国→流入国”的组合，所有流动记录均被独立计入，即同一人员的多次跨国流动行为均被纳入相应国家组合的频次统计。

可以看出，较大规模的流动路径高度集中在少数几个国家 / 地区之间，流动次数排名居前的 20 位的流动方向共涉及 9 个国家（美国、中国、澳大利亚、新加坡、英格兰、加拿大、日本、印度、德国）。中国与美国两国之间的双向流动规模最大；除中美之间的双向流动外，中国与澳大利亚、新加坡等国存在较大规模的双向流动；美国则与英格兰、加拿大、印度等国构成较大规模的跨国流动方向（见图 6-1）。

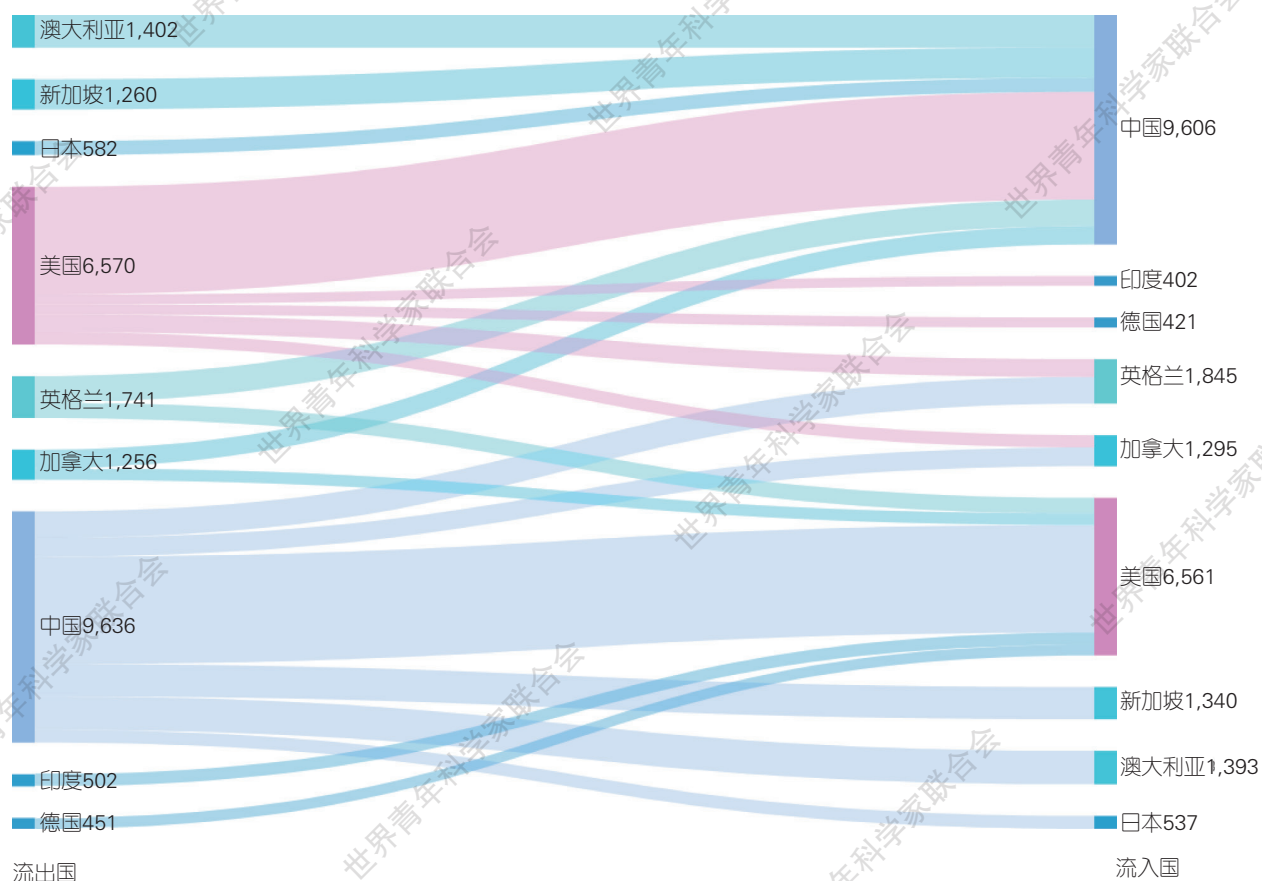


图 6-1 全球人工智能领域青年科学家跨国流动桑基图

中美之间的双向流动规模最大，美国流向中国 4,493 次，中国流向美国 4,480 次，形成规模相当的双向往来，远超其他国家组合，中美之间双向流动次数占全球各国家 / 地区间流动总次数的 15.37%（见表 6-3）。

表 6-3 全球人工智能领域青年科学家主要流动方向分布

序号	流出国	流入国	流动次数	占比
1	美国	中国	4,493	7.70%
2	中国	美国	4,480	7.67%
3	澳大利亚	中国	1,402	2.40%
4	中国	澳大利亚	1,393	2.39%
5	中国	新加坡	1,340	2.29%
6	新加坡	中国	1,260	2.16%
7	中国	英格兰	1,107	1.90%
8	英格兰	中国	1,095	1.88%



续表

序号	流出国	流入国	流动次数	占比
9	中国	加拿大	779	1.33%
10	加拿大	中国	774	1.33%
11	美国	英格兰	738	1.26%
12	英格兰	美国	646	1.11%
13	日本	中国	582	1.00%
14	中国	日本	537	0.92%
15	美国	加拿大	516	0.88%
16	印度	美国	502	0.86%
17	加拿大	美国	482	0.83%
18	德国	美国	451	0.77%
19	美国	德国	421	0.72%
20	美国	印度	402	0.69%

### 6.2.2 排名居前 10 位的科学家流动方向集中在 6 个国家之间

从 2020—2024 年年度跨国流动次数居前 10 位的国家组合可以看出，近 5 年年度排名居前 10 位的流动方向涉及国家同样较为集中，基本在中国、美国、新加坡、澳大利亚、英格兰、加拿大之间，并呈现稳定的双向流动结构，表明近年来全球人工智能领域青年科研人员的跨国流动主要在少数几个国家之间展开。中美之间的人才双向流动次数始终占据前两位，2021 年起，美国流向中国的人次数开始大于中国流向美国的人次，中国相对于美国呈现净流入。

中国与澳大利亚、英格兰的双向流动较为稳定，各年份的流动次数均进入年度前 10 位；美国与英格兰之间的双向流动在部分年份进入年度流动次数前 10 位。详见表 6-4。

表 6-4 近 5 年年度流动人次居前 10 位的流动方向（2020—2024 年）

流动方向	2020	2021	2022	2023	2024
美国→中国	501（第 2）	668（第 1）	792（第 1）	726（第 1）	642（第 1）
中国→美国	554（第 1）	665（第 2）	615（第 2）	706（第 2）	555（第 2）
中国→新加坡	108（第 6）	162（第 6）	195（第 6）	285（第 3）	316（第 4）
澳大利亚→中国	145（第 4）	188（第 3）	240（第 3）	244（第 4）	246（第 5）
中国→澳大利亚	167（第 3）	174（第 4）	215（第 4）	231（第 6）	198（第 8）
新加坡→中国	103（第 7）	128（第 8）	176（第 7）	233（第 5）	338（第 3）

续表

流动方向	2020	2021	2022	2023	2024
英格兰→中国	82 (第9)	130 (第7)	206 (第5)	203 (第8)	213 (第6)
中国→英格兰	112 (第5)	173 (第5)	137 (第8)	192 (第9)	200 (第7)
中国→加拿大	77 (第10)	108 (第9)	112 (第10)	172 (第10)	未进前10
加拿大→中国	92 (第8)	未进前10	121 (第9)	未进前10	169 (第9)
美国→英格兰	未进前10	99 (第10)	未进前10	228 (第7)	未进前10
英格兰→美国	未进前10	未进前10	未进前10	未进前10	137 (第10)

## 6.3 跨国流动路径分析

### 6.3.1 多次流动路径中“环流”现象明显

对人工智能领域青年科学家的个人流动路径进行统计，部分青年科学家呈现出多次跨国流动的特征，其中尤为值得关注的是“环流”现象，即科研人员在流动若干次后回到初始所在国家或地区。这一现象不仅反映了科研人员流动路径的复杂性，也揭示了全球人才流动网络的循环性。

126,248 人中，30,123 人曾发生过跨国流动，其中 16,141 人经历了两次或以上的跨国流动，显示出该群体在全球科研体系中的高度活跃性与流动性。16,141 名多次流动人员中，高达 10,258 人的流动路径为环流路径，占多次流动人员的 63.55%。这表明，在全球人工智能领域的青年科学家中，跨国流动往往具有阶段性和往返性特征。多数科研人员在一定时期出国从事科研活动后，最终会回到原属科研国家/地区，说明国际流动更多体现为科研合作与经验积累，而非永久性的人才流失。

从多次流动路径前 20 名来看，中美之间的双向往返规模最为突出，流动路径为“中国→美国→中国”的人工智能领域青年科学家高达 1,266 人，远超其他路径，“美国→中国→美国”路径也达到 407 人，中美之间出现了较大规模的长链流动。除中美之间双向流动外，中国与澳大利亚、新加坡、英格兰等国之间也出现较大规模环流；美国与韩国、英格兰、加拿大等国存在较大规模环流。详见表 6-5。

表 6-5 全球人工智能领域青年科学家多次流动路径前 20 名

序号	流动路径	人数
1	中国→美国→中国	1,266
2	美国→中国→美国	407
3	中国→澳大利亚→中国	391



续表

序号	流动路径	人数
4	中国→新加坡→中国	362
5	中国→英格兰→中国	288
6	中国→加拿大→中国	269
7	中国→日本→中国	140
8	美国→英格兰→美国	120
9	中国→美国→中国→美国	99
10	美国→中国→美国→中国	96
11	中国→美国→中国→美国→中国	95
12	韩国→美国→韩国	86
13	中国→德国→中国	84
14	美国→加拿大→美国	82
15	美国→印度→美国	82
16	澳大利亚→中国→澳大利亚	78
17	新加坡→中国→新加坡	70
18	中国→韩国→中国	61
19	英格兰→美国→英格兰	60
20	印度→美国→印度	59

### 6.3.2 中国环流规模最大，意大利环流比例最高

从发生环流的国家/地区来看，环流规模最大的国家为中国，4,437 名人工智能领域青年科学家从中国出发，前往其他国家/地区进行科研活动，后又返回中国。环流规模最大的前 10 位国家/地区中，环流比例最高的国家为意大利，当前在意大利从事科研活动的 2,650 名青年科学家中，有 12.08% 的人员曾从意大利出发，前往其他国家/地区进行科研活动，后又返回意大利。详见表 6-6。

表 6-6 全球人工智能领域青年科学家环流规模前 10 国家/地区

序号	起止国	环流人数	总人数	占比
1	中国	4,437	53,935	8.23%
2	美国	1,507	21,595	6.98%
3	德国	356	4,547	7.83%
4	印度	338	6,562	5.15%

续表

序号	起止国	环流人数	总人数	占比
5	意大利	320	2,650	12.08%
6	英格兰	317	4,608	6.88%
7	法国	247	2,879	8.58%
8	澳大利亚	237	2,743	8.64%
9	西班牙	204	2,275	8.97%
10	韩国	196	3,017	6.50%

从环流路径情况看，人数居前 20 位的环流路径中，除一条“中国→美国→中国→美国→中国”的长链路径外，剩余 19 条路径（见图 6-2）均为“A（起始国）→B（途经国）→A（返回起始国）”类路径，即仅途经一个国家。

“中国→美国→中国”路径人数最多（1,266 人），远高于其他环流路径，显示中美之间的科研往返最为活跃。此外，中国与澳大利亚、新加坡、英格兰、加拿大、日本等国家间也形成了较为频繁的往返流动关系；美国与英格兰、韩国、加拿大、印度等国家间也存在较大的环流规模，见表 6-7。

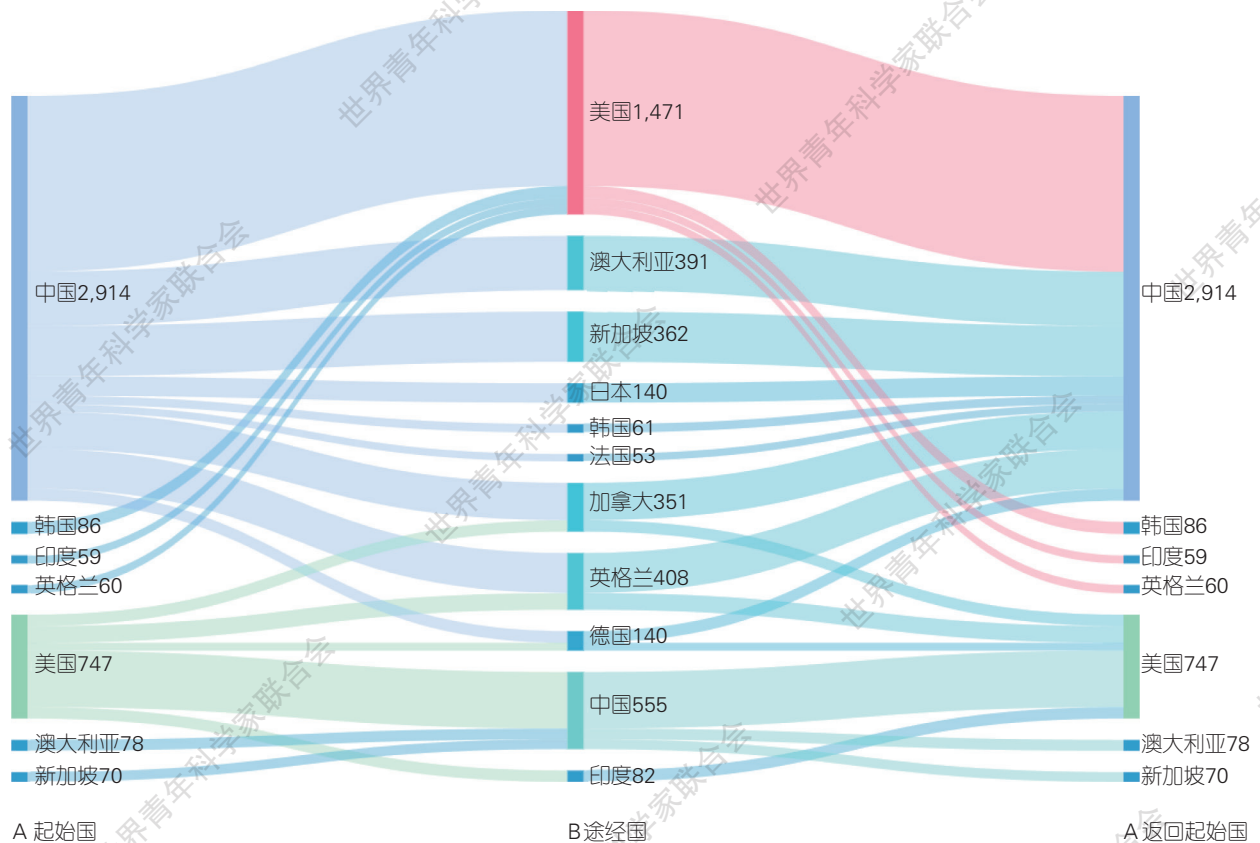


图 6-2 全球人工智能领域青年科学家跨国环流桑基图



表 6-7 全球人工智能领域青年科学家环流路径前 20

序号	环流路径	人数
1	中国→美国→中国	1,266
2	美国→中国→美国	407
3	中国→澳大利亚→中国	391
4	中国→新加坡→中国	362
5	中国→英格兰→中国	288
6	中国→加拿大→中国	269
7	中国→日本→中国	140
8	美国→英格兰→美国	120
9	中国→美国→中国→美国→中国	95
10	韩国→美国→韩国	86
11	中国→德国→中国	84
12	美国→加拿大→美国	82
13	美国→印度→美国	82
14	澳大利亚→中国→澳大利亚	78
15	新加坡→中国→新加坡	70
16	中国→韩国→中国	61
17	英格兰→美国→英格兰	60
18	印度→美国→印度	59
19	美国→德国→美国	56
20	中国→法国→中国	53

# 7

## 青年科学家合作情况与 角色分布





## 7.1 合作规模以 10 人以下为主

全球人工智能领域青年科学家的论文以合作完成为主。在 448,842 篇论文中，有 438,956 篇为合作完成，占比 97.80%；仅有 9,886 篇为单一作者论文。说明在人工智能领域青年科学家群体中，科研产出基本上是团队合作的共同成果。合著论文在不同作者人数上的分布情况见表 7-1。

表 7-1 全球人工智能领域青年科学家合著论文作者人数分布

作者人数	论文篇数	占比
2	58,024	13.22%
3	101,835	23.20%
4	105,481	24.03%
5	78,079	17.79%
6-10	90,801	20.69%
11-50	4,648	1.06%
51-100	78	0.02%
100 以上	10	0.00%

从论文合著作者规模来看，大部分论文的作者数量集中在 10 及人以内，在合著论文中占比高达 98.92%，其中 4 人合著的论文最为常见，占比 24.03%；其次是 3 人合著、5 人合著的论文，6 ~ 10 人合著的论文占比也较大。作者数量的平均值为 4.31 人，中位数及众数均为 4 人，一定程度上说明“小规模合作”是该群体研究活动的普遍特征。

虽然大多数论文的作者数量有限，但也存在少数超大规模的合作成果。例如，作者数量最多的一篇论文有 132 位作者，发表于 2024 年，题为 *The Ninth NTIRE 2024 Efficient Super-Resolution Challenge Report*，是一篇涉及多国团队合作的大型学术会议论文，反映出在特定任务驱动或竞赛驱动下，跨机构、大规模的合作仍然可能出现。

## 7.2 青年科研人员在主导科研的同时仍深度参与一线研究

在科研合作研究中，论文作者所担任的角色能够反映其在科研活动中的贡献方式与主导程度。本

研究样本 126,820 名青年科学家共计发文 795,169 篇次（存在样本间合作情况，故发文次数大于总发文量 448,842 篇），对样本群体青年科学家担任不同类型角色的次数进行统计发现，不同角色数量差异显著，见表 7-2。

表 7-2 全球人工智能领域青年科学家论文作者角色分布

角色类型	担任次数	占比
仅第一作者	95,163	11.97%
仅通讯作者	83,690	10.52%
其他作者	441,527	55.53%
通讯作者 + 第一作者	174,789	21.98%

从各角色的数量来看，青年科学家担任“其他作者”次数最多，达 441,527 人次，远高于其他角色。结果表明，在人工智能领域的合作研究中，大多数青年科学家是以非核心主导身份参与的，他们更多地作为团队中的执行或辅助成员。

论文的核心角色主要是第一作者（核心观点与论文执笔人）和通讯作者（研究课题负责人和论文指导者等）。青年科学家担任“仅第一作者”次数为 95,163 次，略高于“仅通讯作者”的 83,690 次。这一差异说明在青年科学家群体中，直接承担研究执行与论文撰写的人员规模略大于负责整体统筹与学术把关的人员。

值得关注的是，青年科学家同时担任通讯作者与第一作者的次数高达 174,789 次，远超仅担任通讯作者或仅担任第一作者的情况。这表明在人工智能领域中，许多青年科学家不仅在研究中承担了主要执行任务，同时也具备独立主导和统筹协调的能力，体现出较强的学术自主性与综合领导力，显示人工智能领域青年科学家作为核心骨干群体的成长潜力。

### 7.3 约三成论文涉及国际合作

为了从青年科学家视角观察国际合作特征，本节以样本青年科学家的发文记录为基础，统计其所参与论文的跨国合作情况。本节基于样本所涉及的 448,842 篇论文进行统计，用以反映青年科学家科研活动的合作模式。需要说明的是，448,842 万篇论文的作者总量大于 126,820 名青年科学家样本。

在 448,842 篇论文中，除去 1,048 篇缺失国家信息的论文，剩余 447,794 篇论文中，有 320,474 篇论文未涉及跨国合作，占比 71.57%，显示单一国家内部完成科研任务仍是主要模式。跨国合作论文情况如下：98,013 篇的论文由 2 个国家的学者合作完成；21,889 篇由 3 个国家的作者合作完成；5,102 篇由 4 个国家的作者合作完成；涉及 5 个及以上国家的论文数量为 2,316 篇，占比仅 0.52%。整体来看，青年科学家群体中存在一定的跨国合作现象，但大规模的跨国合作相对少见。详见表 7-3。



表 7-3 全球人工智能领域青年科学家跨国合作论文数量分布

合作国家数量	论文数量	占比
无跨国合作	320,474	71.57%
2	98,013	21.89%
3	21,889	4.89%
4	5,102	1.14%
≥ 5	2,316	0.52%

国家 / 地区间的合作频次见图 7-1 和表 7-4。总体来看，中美之间的合作规模最为庞大，涉及两国作者的论文数量远超其他双边组合。全球合作居前 20 位的国家 / 地区组合中，仅有“英格兰—德国”未包含中美任一方，这说明中美两国在国际科研合作中均发挥着主导性作用。

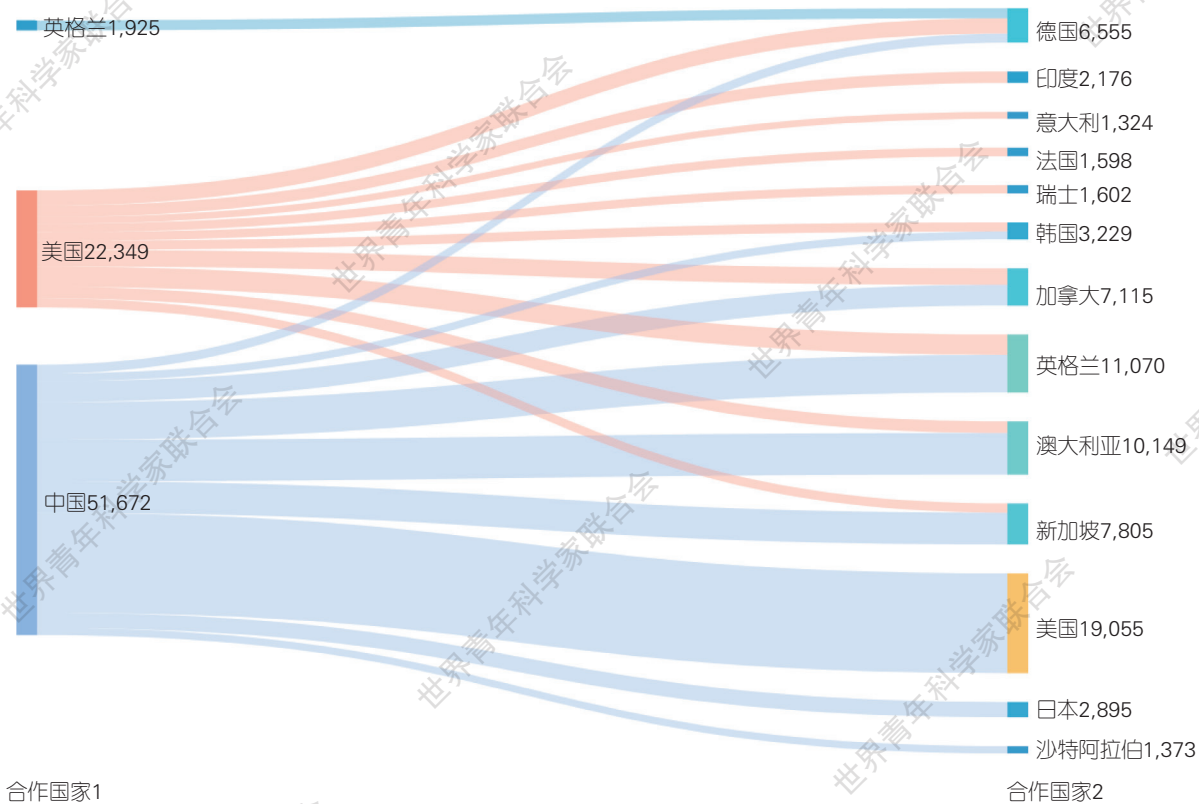


图 7-1 全球人工智能领域青年科学家发文跨国合著桑基图

从合作数量看，中美两国学者共同署名的论文共有 19,055 篇，显著高于其他国家组合。除美国外，中国与澳大利亚、英格兰、新加坡、加拿大等国也存在较大规模合作；美国合作对象则更加广泛，除与中国的合作外，美国还与英格兰、加拿大、德国、澳大利亚、印度、新加坡、韩国、瑞士、法国和意大利开展较大规模科研合作。

表 7-4 全球人工智能领域青年科学家发文跨国合著频次前 20 国家 / 地区

序号	国家 1	国家 2	合作次数
1	中国	美国	19,055
2	中国	澳大利亚	7,931
3	中国	英格兰	7,196
4	中国	新加坡	6,067
5	中国	加拿大	3,950
6	美国	英格兰	3,874
7	美国	加拿大	3,165
8	美国	德国	2,917
9	中国	日本	2,895
10	美国	澳大利亚	2,218
11	美国	印度	2,176
12	英格兰	德国	1,925
13	美国	新加坡	1,738
14	美国	韩国	1,737
15	中国	德国	1,713
16	美国	瑞士	1,602
17	美国	法国	1,598
18	中国	韩国	1,492
19	中国	沙特阿拉伯	1,373
20	美国	意大利	1,324



如需详细报告请与世界青年科学家联合会联系  
(email: [secretariat@ways.science](mailto:secretariat@ways.science))