

# 2019

## 人工智能发展水平评价分析报告

Evaluation and Analysis Report on  
Artificial Intelligence Development





# 目录

<b>第一章 人工智能概述</b> .....	<b>1</b>
1.1 研究背景及意义 .....	1
1.2 人工智能基本知识 .....	1
1.2.1 概念界定 .....	1
1.2.2 发展历史 .....	2
1.3 人工智能评价现状 .....	3
1.3.1 人工智能国家战略调研 .....	3
1.3.2 国内外人工智能报告调研 .....	9
<b>第二章 人工智能评价指标体系</b> .....	<b>13</b>
2.1 评价原则 .....	13
2.2 指标体系 .....	13
2.2.1 指标体系调研与比较 .....	13
2.2.2 指标体系构建 .....	14
2.2.3 指标定义及数据来源 .....	15
<b>第三章 研究方法、数据处理与建模</b> .....	<b>17</b>
3.1 研究方法和数据 .....	17
3.2 原始数据预处理 .....	20
3.3 指标数据建模前处理过程 .....	21
3.4 常用数据建模方法比较 .....	25
3.5 建模方法的确立 .....	27
3.6 评价指标数据处理过程 .....	28
<b>第四章 《人工智能发展水平评价分析报告》2019 与 2018 榜比较</b> .....	<b>33</b>
4.1 评价对象对比 .....	33
4.2 指标体系及指标数据来源对比 .....	33
4.3 原始数据预处理对比 .....	33
4.4 结果对比 .....	34
<b>第五章 研究结论</b> .....	<b>37</b>



---

## 前 言

《人工智能发展水平评价分析报告》是浙江大学信息资源分析与应用研究中心基于数据公开、面向世界、评价透明、计算可重复原则，在人工智能评价指标量化排名方面做出的积极探索。通过调研国内外人工智能产业发展趋势及主流人工智能评价框架，设计指标体系。指标数据完全基于公开数据进行定量评价，以求提供一个合理、客观、透明的人工智能排行榜。

《人工智能发展水平评价分析报告》首次发布于 2018 年，采取每年发布的形式，本次报告为课题组的第二次发布。2019 年《人工智能发展水平评价分析报告》相比于前一年有三点重要的改进：一是评价对象范围的扩展，从对美国、中国、德国、英国、日本五国评价扩展到美国、中国、英国、加拿大、德国、法国、澳大利亚、以色列、日本、印度、新加坡、韩国共十二国的人工智能影响力评价。二是数据预处理模型更新，对于同一指标下，数量级相差较大的情况，采用取 Log 对数变换方式，更好的展示数据在整个值域中不同区间的差异；同时，采用 Logistic 标准化处理，将数据平滑地映射到 0 到 1 之间，从而提升了计算精度，优化了模型；三是指标体系细化，由 2018 年设定的 6 个一级指标（21 个二级指标），更新为 2019 年 6 个一级指标（24 个二级指标），更新了产业指标数据来源及细化了专利二级指标。



---

## 第一章 人工智能概述

### 1.1 研究背景及意义

人工智能是一种引发诸多领域产生颠覆性变革的前沿技术。20 世纪 50 年代“人工智能”被首次提出,至今 60 多年的发展,人工智能以机器学习、深度学习为核心,在视觉、语音、通信等领域快速发展,悄然改变着人们的生活及工作方式。世界上越来越多的国家意识到了人工智能技术的重要性与颠覆性,积极地在 AI 领域深耕布局,培养 AI 领域人才,抢夺技术先机。

当前,中国明确将人工智能作为未来国家重要的发展战略,加强新一代人工智能在医疗、养老、教育等领域的研发应用。2016 年起发布《“互联网+”人工智能三年行动实施方案》、《新一代人工智能发展规划》、《促进新一代人工智能产业发展三年行动计划(2018-2020 年)》等政策文件。在此背景下,为了解现今国际上人工智能的发展现状,把握中国在人工智能竞争态势,我们选取人工智能发展前列的五个国家,调研国内外人工智能排行的研究与发展现状的基础上,对指标体系和影响力构成进行比较研究,建立指标评价体系,采集调研大量人工智能相关事实型数据,进行建模计算,开展数据挖掘与情报分析,实现量化排名。

### 1.2 人工智能基本知识

#### 1.2.1 概念界定

人工智能(Artificial Intelligence, 简称 AI),作为计算机学科的一个重要分支,是由 McCarthy 于 1956 年在 Dartmouth 学会上正式提出,在当前被人们称为世界三大尖端技术之一<sup>①</sup>。人工智能的研究范围很广,不仅包括自然语言处理、语言识别,

---

<sup>①</sup>邹蕾,张先锋. 人工智能及其发展应用[J]. 信息安全, 2012(2):11-13.

而且还包括图像识别、专家系统以及机器人等，是一种涵盖自然科学以及社会科学的综合性学科。其研究范围并不局限于计算机的范畴，思维科学与人工智能之间属于理论与实践的关系，因此作为思维科学的一个应用分支的人工智能处于思维科学的应用层次。目前对人工智能的定义未有统一的定论，美国大学 MIT 的 Winston 教授认为“人工智能就是研究如何使计算机去做过去只有人才能做的智能的工作<sup>①</sup>”。美国斯坦福大学的尼尔逊教授也曾经对人工智能概念做出界定，认为人工智能是一门专门研究如何表示、获得和利用知识的学科<sup>②</sup>。众多定义反映了人工智能学科的基本内容和思想，在德勤发布的最新人工智能相关报告中认为，人工智能是对计算机系统如何履行那些只有依靠人类智慧才能完成的任务的理论研究。人工智能是一门极富挑战的综合性高技术学科涉及心理学、认知科学、机器学习、计算机视觉和生物科学等多门学科综合发展的技术型学科。

### 1.2.2 发展历史

20 世纪 50 年代“人工智能”被首次提出，约翰·麦卡锡与另一位人工智能先驱马文·明斯基以及“信息论”创始人克劳德·香农一道作为发起人，邀请专家学者在达特茅斯学院共同讨论人工智能。为了解释智能的相关原理，研究者们相继对问题求解、博弈、定理证明、程序设计等领域的可能性进行了深入的研究。而正如社会发展的规律一样，一件新鲜事物的出现也必将经历它的低潮期，在接下来的十多年里，人工智能也不可避免的进入了自己的低谷期。20 世纪 80 年到中期开始，有关人工神经网络的研究取得了突破性的进展才带领人工智能走进全新的发

---

<sup>①</sup>胡勤. 人工智能概述[J]. 电脑知识与技术, 2010, 06(13):3507-3509.

<sup>②</sup>宝达理. 人工智能引发的问题研究[D]. 北京交通大学, 2018.



展领域里。Rumelhart 提出了反向传播 (back propagation- BP) 学习算法, 解决了多层人工神经网络的学习问题, 掀起了新的人工神经网络的研究热潮, 人工智能广泛应用于模式识别、故障诊断、预测和智能控制等多个领域。从 1987 年开始 Apple 和 IBM 公司生产的个人电脑性能不断提升。这些计算机没有用到 AI 技术但性能上却超过了价格昂贵的 LISP 机。人工智能硬件的市场急剧萎缩, 科研经费随之又被削减, AI 经历了第二次寒冬。

1997 年 5 月, IBM 公司研制的“深蓝”计算机, 以 3.5: 2.5 的比分, 首次在正式比赛中战胜了国际象棋世界冠军卡斯帕罗夫, 在世界范围内引起了轰动。这标志着在某些领域, 人工智能系统可以达到人类的最高水平。21 世纪初, 随着大数据、高性能计算和深度学习技术的大幅提升, 人工智能进入了新一轮的快速发展阶段, 迎来了第三次浪潮。2016 年, 谷歌的 AlphaGo 战胜世界围棋冠军李世石, 2017 年 4 月, AlphaGo 向柯洁等中国棋手再下战书, 人工智能进入快速发展阶段

### 1.3 人工智能评价现状

#### 1.3.1 人工智能国家战略调研

中国、美国、英国、日本、德国等十国均发布了人工智能专项战略或规划

##### (1) 中国

我国非常重视人工智能的发展。2015 年, 国务院将人工智能作为国家“互联网 +”战略中十一个具体行动之一, 提出要“加快人工智能核心技术突破, 培育发展人工智能新兴产业, 推进智能产品创新, 提升终端产品智能化水平”。2016 年, 国家发改委、科技部、工信部、中央网信办联合发布了《“互联网 +”人工智能三年行动实施方案》, 这是我国首次单独为人工智能发展提出

具体的策略方案，也是对 2015 年发布的“互联网 +”战略中人工智能部分内容的具体落实。2017 年 7 月，国务院印发了《新一代人工智能发展规划》（简称《规划》），明确将人工智能作为未来国家重要的发展战略，对完善中国人工智能领域研究布局、部署构筑我国人工智能发展先发优势等目标和任务提出了指导意见。2017 年 12 月，工业和信息化部印发了《促进新一代人工智能产业发展三年行动计划（2018-2020 年）》（简称《计划》），旨在落实《新一代人工智能发展规划》，深入实施“中国制造 2025”，抓住历史机遇，突破重点领域，促进人工智能产业发展，提升制造业智能化水平，推动人工智能和实体经济深度融合。2018 年 4 月，教育部出台《高等学校人工智能创新行动计划》，从“优化高校人工智能科技创新体系”“完善人工智能领域人才培养体系”和“推动高校人工智能领域科技成果转化与示范应用”三个方面提出 18 条重点任务，着力推动高校人工智能创新。

## （2）美国

2016 年 10 月，美国白宫接连发布了三份人工智能发展报告，分别是：《为未来人工智能做好准备》、《美国国家人工智能研究与发展策略规划》、《人工智能、自动化及经济》，美国国家科学技术委员会发布《国家人工智能研究与发展战略规划》，这是人工智能第三次浪潮以来较为全面的一份国家层面的战略规划，该规划提出了涵盖基础理论、技术应用、国家安全、伦理道德和社会影响等各个方面未来七大人工智能研发战略，阐述了利用人工智能实现未来愿景，包括促进经济发展（在制造业、物流、金融、交通以及通信等领域）、改善教育机会和生活质量（包括教育、医学以及法律等）、增强国家和国土安全水平（包括执法、安全以及预测等）。2019 年 6 月，美国白宫科技政策办公室（OSTP）人工智能特别委员会发布了《2019 年国家人工智能研发战略规

划》报告，该报告是自 2016 年奥巴马政府首版发布后的第一次更新，旨在指导国家人工智能研发与投资，为改善和利用人工智能系统提供战略框架，主要目标为开发人机协作方法，解决人工智能的安全、伦理、法律和社会影响等相关问题，为人工智能培训创建公共数据集，并通过标准和基准评估人工智能技术。

### （3）英国

2016 年 12 月，英国科学办公室发布《人工智能对未来决策的机会和影响》，报告阐述了人工智能的基本概念和应用现状，分析了人工智能应用将给英国政府和社会带来的益处，重点关注人工智能对个人隐私、就业以及政府决策可能带来的影响。同年，英国下议院科学和技术委员会发布《机器人技术和人工智能》，报告从人工智能给社会带来的影响、英国如何充分利用自身优势、把握产业发展过程中的机遇等角度展开，确定了一份包括资金、领导者以及技术 3 个方面的 RAS（Robotics and Autonomous Systems）2020 行动计划。2018 年 4 月，英国政府发布《产业战略：人工智能领域行动》政策文件，针对去年 11 月发布的《产业战略》中提及的“人工智能与数字经济”挑战，就想法、人民、基础设施、商业环境、地区 5 个生产力基础领域制定了具体的行动措施，以确保英国在人工智能行业的领先地位。

### （4）日本

2016 年 1 月，日本政府颁布《第 5 期科学技术基本计划》，提出了超智能社会 5.0 战略将人工智能作为实现超智能社会 5.0 的核心。2016 年 7 月，日本总务省发布《日本下一代人工智能促进战略》<sup>①</sup>，在工作层面明确了由总务省、文部科学省和经济产业省在技术研发方面的三省合作体制。其中，日本总务省下设信

---

<sup>①</sup><http://finance.sina.com.cn/roll/2018-09-15/doc-ihkahyhx2310648.shtml>

息通信技术研究，负责大脑通讯、语音识别、社会知识解析等，构建信息通信技术的整合性平台。文部科学省下设理化研究所，负责基础研究、革新技术、人才培养等，构建科学技术研究及相关活动平台。经济产业省则下设产业技术综合研究所，负责应用研究、完善通用基础技术、标准化等，打造链接基础研究和社会应用的中心。2017年3月，日本学术振兴会发布《人工智能产业化路线图》，主要分三个阶段，以期通过人工智能的运用，实现生产、流通、医疗与护理等领域效率的大幅提高。2018年6月，日本内阁在未来投资会议中，主席安倍晋三首相总结了成长战略“未来投资战略2018”的草案，提出随着老龄化的发展，在需求扩大的医疗和看护领域推进IT和人工智能（AI）等的开发和导入，提高生产率是关键。

#### （5）德国

德国于2016年3月发布《数字战略2025》，在国家战略层面明确了德国制造转型和构建未来数字社会的思路，以及未来数字化必备的工具。作为面向未来十年的数字经济转型的指导，该战略提出了十个行动步骤：构建千兆光纤网络；开拓新的创业时代，支持初创企业发展；建立投资及创新领域监管框架；在基础设施领域推进智能互联以加速经济发展；加强数据安全，保障数据主权；促进中小企业、手工业和服务业商业模式数字化转型；帮助德国企业推行工业4.0；注重科研创新，数字技术发展达到顶尖水平；实现数字化教育培训；成立联邦数字机构。2016年德国联邦经济和能源部发布创新报告《智能服务世界》，旨在通过具体的应用实例展示数字化变革为德国经济和社会带来的机遇和优势，改善数字化变革的社会环境。开始的“智能服务世界I”在计划初期资助了16个项目，后又增加4个。这些项目都是在智能、互联的技术系统基础之上，对所收集数据开发了新

的应用形式,提供更多的智能服务,鉴于第一期计划的良好成效,于2016年11月推出“智能服务世界II”,两份报告介绍了集中资助项目主要分布于四个应用领域:汽车、美好生活、智能生产、跨行业科技。2018年7月18日,德国联邦政府内阁通过了题为《联邦政府人工智能战略要点》的文件,希望通过实施这一纲要性文件,将该国对人工智能的研发和应用提升到全球领先水平。2018年11月15日德国联邦政府正式发布了《德国联邦政府人工智能战略报告》,提出要使“AI德国造”成为全球公认的产品标识;把遵守道德和为道德而设计的理念作为整体,推行“AI欧洲造”商标。该报告涉及AI研发与广泛应用,及其带来的政治、经济、文化、安全、法律、道德、国际合作等方面可能出现的变化,并提出了行动措施。

#### (6) 法国

2017年3月,奥朗德政府时期,法国制定了《国家人工智能战略》,对发展人工智能的具体政策提出了50多项建议,包括完善科研成果商业化机制,培养领军企业、扶持新兴企业,加大公私合作、寻求大量公私资金资助,给予国家政策倾斜并建立专门执行机构等,以动员全社会力量共同谋划促进人工智能发展,确保法国保持领先地位。2018年3月,法国总统马克龙公布了《法国人工智能发展战略》,将重点结合医疗、汽车、能源、金融、航天等法国较有优势的行业来研发人工智能技术,并宣布到2020年将投资15亿欧元用于开发人工智能研究,包括科研创新项目、工业项目以及鼓励初创企业,为法国人工智能技术研发创造更好的综合环境。2018年12月,法国政府公布国家发展人工智能战略计划,计划在2022年以前斥资6.65亿欧元,用来发展“法国人工智能跨领域研究中心”,增加人工智能教授职位,发展超级电脑以及投资一些靶向研究项目。利用法国在数学研究方面的优良传统,把人工智能发展提升到全球最高水平,在卫生保健等

领域成为人工智能应用方面领先的国家。

### (7) 印度

2018 年，印度为“数字印度计划”拨款 4.77 亿美元，推动人工智能、机器学习等技术发展，该计划不仅限于治理和服务，还延伸到军事部门。2018 年 5 月，印度政府智库发布《国家人工智能战略》，旨在实现“AI for all”的目标。该战略将人工智能应用重点放在健康护理、农业、教育、智慧城市和基础建设与智能交通五大领域上，以“AI 卓越研究中心”（CORE）与“国际 AI 转型中心”（ICTAI）两级综合战略为基础，投资科学研究，鼓励技能培训，加快人工智能在整个产业链中的应用，最终实现将印度打造为人工智能发展模本的宏伟蓝图。

### (8) 韩国

韩国政府为大力扶植人工智能产业及相关企业，已出台多项政策。2016 年 3 月，韩国政府宣布人工智能“BRAIN”计划，以破译大脑的功能和机制，开发用于集成脑成像的新技术和工具，并宣布了人工智能领域投资 30 亿美元的五年计划。2016 年 8 月，韩国政府确定九大国家战略项目，包括人工智能、无人驾驶技术、轻型材料、智慧城市、虚拟现实（VR）、精细粉末（FINE DUST）、碳资源、精密医疗和新型配药。其中，人工智能最引人关注，韩国政府目标是在 2026 年前将人工智能企业数量提升至 1000 家，并培养 3600 名专业人才，争取 10 年后韩国人工智能技术水平赶超发达国家。2018 年 5 月，韩国政府制定了《人工智能发展战略》，将从人才、技术和基础设施三方面入手，计划在 2020 年前新设 6 所人工智能研究生院，在五年内投入 20 亿美元用于在国防、生命科学和公共安全领域应用人工智能解决方案，推动人工智能技术发展，追赶人工智能世界强国。

### （9）澳大利亚

目前，澳大利亚还没有发布 AI 战略。然而，在其发布的 2018~2019 年度预算中，政府公布了一项四年计划，拨款 2990 万澳元支持 AI 的发展。政府将创建一份技术发展路线图、一个标准框架、一个全国 AI 道德框架，用于支持负责任地开发 AI。这笔拨款还将支持联合研究中心项目、博士奖学金及其他可以提高澳大利亚 AI 人才供应的举措。此外，在 2017 年发布的创新发展路线图——《Australia 2030: Prosperity Through Innovation》中，政府宣布将把 AI 放在其即将发布的《数字经济战略》（Digital Economy Strategy）的优先位置。

### （10）加拿大

加拿大是全球首个发布 AI 全国战略的国家。2017 年的财政预算详细介绍了一份五年计划——《泛加拿大人工智能战略》（Pan-Canadian Artificial Intelligence Strategy），政府计划拨款 1.25 亿加元支持 AI 研究及人才培养。该战略包含四个目标：增加 AI 研究者、毕业生数量；创建三个卓越的科学团体；培养理解 AI 经济、道德、政策和法律含义的思想领袖；支持专注于 AI 的国家研究团体。加拿大高等研究院（CIFAR）在战略中起带头作用，与政府及三个新兴 AI 机构——埃德蒙顿的 Alberta Machine Intelligence Institute（AMII）、多伦多的 Vector Institute 及蒙特利尔的 MILA——展开密切合作。

## 1.3.2 国内外人工智能报告调研

### （1）CS RANKINGS

由 MIT 计算机与信息科学学院教授 Emery Berger 持续更新发布的全球院校计算机科学领域实力的一项排名。该排名不仅对计算机科学领域（Computer Science）进行总体排名，对其中包含

的人工智能（Artificial Intelligence）、计算机系统（Systems）、计算机理论（Theory）、跨学科领域（Interdisciplinary Areas）等五个具体的板块进行了单独的排名。其中 AI 板块主要包括计算机视觉（Computer Vision）、机器学习和数据挖掘（Machine Learning & Data Mining）、自然语言处理（Natural Language Processing）、网络和信息检索（The Web & Information Retrieval）四部分组成。

## （2）乌镇智库

《乌镇指数：全球人工智能发展报告（2017）》基于海量数据，描绘出人工智能全球发展的最新趋势，展示出各国在人工智能领域的竞争态势，也清晰地体现了中国各地的发展情况。该报告对全球人工智能新格局进行了全面而深入的分析，研究成果涵盖了全球人工智能专利分布情况、中美人工智能实力对比、中印人工智能实力对比等内容。

## （3）领英全球 AI 领域人才报告

全球最大的职场社交平台 LinkedIn（领英）发布了业内首份《全球 AI 领域人才报告》，基于领英全球 5 亿高端人才大数据，对全球 AI 领域核心技术人才的现状、流动趋势和供需情况做了一系列深入分析，重要发现包括 AI 人才分布、华人 AI 力量、中美 AI 人才对比等。报告涵盖世界六大洲数百个国家及地区，基于领英全球五亿人才大数据，深度探究全球人工智能领域人才现状。涵盖全球人工智能领域技术人才地图、人工智能领域华人力量崛起、海外人工智能精英回流已成为趋势、企业高校间人才流动状况和中美人工智能领域人才格局对比。

## （4）G20 国家科技竞争格局之辩-人工智能专题

该报告由中国科学院文献情报中心和科睿唯安联合发布，以全球重要经济体集团—20 国集团（简称“G20”）为研究对象，



基于 Web of Science 数据库以及网络开放数据和资料，聚焦 G20 国家的科研产出规模、学术影响力、领域分布、国际合作、规划布局等科技发展态势，研究各国总体及人工智能领域的科研表现力和技术创新力揭示了中国在 G20 国家科技竞争格局中所处的地位及面临的挑战。

#### （5）2018 世界人工智能产业发展蓝皮书

2018 年 9 月中国信息通信研究院联合分析咨询机构 Gartner 联合发布，该蓝皮书主要由五个部分组成：产业发展环境、技术环境、全球人工智能企业情况、全球投融资情况、产业发展情况，对全球人工智能的产业发展情况及技术路线趋势进行全面深度分析；蓝皮书中绘制全球 AI 产业地图，从产业链地图、产业发布地图、产业研究机构与配套政策等多角度进行绘制，对全球人工智能产业进行系统分析。



## 第二章 人工智能评价指标体系

### 2.1 评价原则

评价研究的核心是确定评价指标体系，指标体系是否科学、合理，直接关系到评价结果的客观性与准确性。本项目组完全基于公开数据进行定量评价，以保证评价的客观性。基于此认识，制订以下原则：

（1）数据公开。所有指标数据来源对外公布的数据，任何人均可从公开检索平台获取。

（2）面向世界。评价指标基于各国的共同特性做出评价。

（3）评价透明。评价过程公开透明。

（4）计算可重复。基于指标数据得出的结果可重复，可检验。

### 2.2 指标体系

#### 2.2.1 指标体系调研与比较

由表 1 可知，目前各人工智能报告评价体系主要分两类，一类是以完全客观指标进行评价，主要有 CS RANKINGS、乌镇智库、领英 AI 领域人才报告等，其中 CS RANKINGS 和领英 AI 领域人才报告客观指标均较单一，乌镇智库包含新增企业数量、融资、专利量等；一类混合采用客观数量指标和主观分析方法，以 G20 人工智能专题报告为代表。课题组通过对已有人工智能排行榜指标体系进行梳理，调研发现各大排行榜中指标主要包括论文、专利和人员等，但均未将人工智能所属的学科排名和高端人才数量纳入指标，学科排名能够直接反映机构在该学科综合研究实力，高端人才则是领域发展的核心，因此课题组将这两项指标纳入评

价体系。

表 1 各排行榜主客观指标统计

排行榜名称	客观指标	主观指标	评价方法
CS RANKINGS	论文	/	客观数量
乌镇智库	新增企业数量、融 资、专利量	/	客观数量
领英全球 AI 领域人才 报告	人才数量	/	客观数量
G20 人工智能专题报告	论文、专利、经费、 机构、人员	人工智能相关的战略、规 划或重大计划、产业布局	客观数量+ 主观分析

### 2.2.2 指标体系构建

课题组经过对上述排行榜指标体系对比分析，并结合指标评价原则，初步提出了自己的智库评价指标体系（表 2），包括 6 个一级指标，24 个二级指标。

一级指标分为六大模块：论文、专利、学科排名、顶尖专家、资金和产业。

表 2 人工智能影响力评价指标

序号	一级指标	二级指标
1	产业	CB insights-AI100 企业数量
2		公司市值或估值
3	资金	人工智能领域国家经费总数
4	顶尖专家	TOP1000 人工智能专家学者论文总被引
5		TOP1000 人工智能专家数量
6		TOP1000 人工智能专家论文人均被引
7		图灵奖数量
8		ACM Fellow 数量
9		IEEE FELLOW 数量
10	专利	AI 申请量
11		AI 授权量
12		全行业授权量
13		AI 授权专利/全行业授权专利
14	学科排名	TOP10 数量
15		TOP50 数量
16		TOP100 数量
17		总量
18	论文	总量-WoS
19		总被引-WoS
20		篇均被引-WoS
21		总量-会议论文
22		总被引-会议论文
23		篇均被引-会议论文
24		TOP 刊发文数量

### 2.2.3 指标定义及数据来源

经过多轮修正，课题组基本确立了可行的评价指标体系，所有指标均由客观指标构成。指标由两级指标构成，其中 6 个一级指标下共设置了 24 个二级指标，各指标说明如下：

（1）论文：论文是基础研究产出的直接体现，是衡量基础研究实力的重要依据。选取中国计算机学会推荐的人工智能领域的国际学术会议和期刊发文，设置总量、总被引、篇均被引、TOP 刊发文等指标。

(2) 专利：专利是技术研发产出的直接体现，是揭示技术研发实力的重要依据。设置专利总量指标作为衡量国家人工智能技术研发实力的重要指标。

(3) 学科排名：学科排名能够直接反映学科的研究实力，现并未有独立的人工智能学科，因此选取 USNEWS、ARWU、QS、THE、ESI 五个主流排行榜中的计算机学科排行，将进入计算机排行榜的机构数据作为衡量研究实力的重要指标，分别设置了总量、TOP10 数量、TOP50 数量、TOP100 数量。

(4) 人工智能领域国家经费：国家经费是资源投入的直接体现。经费数据来源以科慧 (Sci-Fund) 平台、各国项目数据库，比如：美国 NSF 基金，英国 RCUK、UKRI 基金，日本 JST、JSPS 基金、加拿大 CFI、CIHR 基金，澳大利亚 NHMRC、ARC 基金，法国 ANR 基金，以色列 ISF 基金等各国理事会、基金会项目库为主，人工检索数据。

(5) 顶尖专家：人工智能领域人才是人工智能发展的核心。选取国际认可的人工智能领域专家人才，包括 IEEE FELLOW、ACM FELLOW、图灵奖、学术网站 Guide2Research 人工智能领域的前 1000 名专家数量以及专家影响力。

(6) 公司市值或估值：从 CB Insights 发布的 2019 AI 100 Startups 榜单中选取每个国家 AI 公司市值或估值数据。

## 第三章 研究方法、数据处理与建模

### 3.1 研究方法和数据

本报告从人工智能科技产出（学术产出和技术专利）、资金投入、产业发展、专家和学科排名六个维度来综合调研中国、美国、英国、加拿大、德国、法国、日本、澳大利亚、以色列、印度、新加坡、韩国十二个国家人工智能发展的状况。文献计量和指标数据建模分析是本报告两个主要研究方法。文献计量法是指用数学和统计学的方法，定量地分析一切知识载体的方法。本报告文献计量的主要对象是人工智能科技产出（学术论文和技术专利）与人才投入、各国资金投入与产业发展状况，及学科排行情况等。指标数据建模分析一般分为 2 个步骤：一是根据采集到原始数据特点，进行数据归一化等预处理；二是依据评价领域特征，选择适当模型及赋予各指标权重，从各个维度综合评价分析本体。本项目指标数据获取过程中，主要注重数据的公开、客观、真实、可获得性，通过检索论文数据库、专利数据库、相关排行榜等公开途径，获得了用于计算榜单排名的大量客观事实数据，数据获取度百分比如表 3 所示。主要指标及其数据来源如下：

#### （1）人工智能学术论文

期刊论文数据库是获取人工智能基础研究产出的主要途径。首先在 Web of Science 核心合集数据库中检索收录在 AI 领域顶级期刊（《Artificial Intelligence》、《IEEE Trans on Pattern Analysis and Machine Intelligence》、《International Journal of Computer Vision》、《Journal of Machine Learning Research》）2010-2019 的所有文献共计 4,978 篇，提取上述文献的所有关键词并统计频次，取共现次数大于等于 2 的关键词对共 1,408 个（关键词成对出现，能更大程度确认此篇文章隶属于人工智能领域）；利用上述 1,408 个关键词对在 Web of Science 核心合集中按“主题”进行检

索，获取近 10 年（2010-2019）文献共计 658,388 篇文献，形成本报告学术指标来源的数据集，进一步从中精炼出各个国家的论文总量、论文总被引、会议论文总量、会议论文总被引四个二级指标数据；同时，通过 AI 领域顶级期刊名在 Web of Science 核心合集数据库中按“出版物名称”进行检索，获取 AI Top 期刊发文数量二级指标数据。

## （2）专利数据库

本报告的专利数据来自 INCOPAT 专利数据库<sup>①</sup>（该数据库涵盖欧专局、日本专利特许厅、韩国知识产权局、中国知识产权局、美国专利局等信息），获取每个国家 2009-2018 年近 10 年人工智能领域专利申请量、专利授权量、全行业专利授权量等二级指标数据。

## （3）学科排行榜

学科排行榜可从一个侧面反映国家对某个学科在教育层面的投入，但由于学科指标设置不同，排名会有差异。项目组选取了 USNEWS、ARWU、QS、THE、ESI 五个主流排行榜官网，由于在各大学科排行榜中均未设置人工智能学科排行榜，故以计算机学科入手，收集各国计算机相关学科进入排行榜的机构总量、TOP10 数量、TOP50 数量、TOP100 数量四个二级指标。

## （4）人工智能领域国家经费

国家经费是资源投入的直接体现。经费数据来源以科慧（Sci-Fund）平台、各国项目数据库人工检索为主。以美国 NSF、NIH、SBIR 基金，英国 RCUK、UKRI、MRC、EPSRC 基金，日本 JST、JSPS 基金、加拿大 CFI、CIHR、NSERC 基金，澳大利亚 NHMRC、

---

<sup>①</sup> <https://www.incopat.com/>



ARC 基金, 法国 ANR 基金, 以色列 ISF 基金等各国理事会、基金会项目库为数据来源, 检索各国资助的人工智能项目及其经费情况。

#### (5) 人工智能人才

顶尖专家网站: 分别从 IEEE FELLOW、ACM FELLOW、图灵奖、学术网站 Guide2Research 四个国际人才专家网站上, 获取顶尖专家数据, 包括 2009-2018 年 IEEE FELLOW 总量、2008-2017 年 ACM FELLOW 总量、2008-2017 年图灵奖专家总量、学术网站 Guide2Research 人工智能领域的前 1000 名专家数量以及专家影响力。

#### (6) 引用其他报告数据

公司市值或估值、人工智能产业产值指标数据引用已有人工智能报告, 其中公司市值或估值从 CB Insights 发布的 2019 AI 100 Startups 榜单中获取每个国家 AI 公司市值或估值数据。

表 3 人工智能影响力评价指标获取度

名称	获取度
CB insights-AI100 企业数量	100.00%
公司市值或估值	100.00%
人工智能领域国家经费总数	53.85%
TOP1000 人工智能专家论文人均被引	100.00%
TOP1000 人工智能专家学者论文总被引	100.00%
TOP1000 人工智能专家数量	100.00%
图灵奖数量	100.00%
ACM Fellow 数量	100.00%
IEEE FELLOW 数量	100.00%
全行业授权专利量	76.92%
AI 授权专利量	76.92%
AI 授权专利/全行业授权专利	76.92%
AI 专利申请量	100.00%
TOP10 学科数量	100.00%
TOP50 学科数量	100.00%
TOP100 学科数量	100.00%
学科数量总量	100.00%
总量-WoS	100.00%
总被引-WoS	100.00%
总量-会议论文	100.00%
总被引-会议论文	100.00%
TOP 刊发文数量	100.00%
篇均被引-WoS	100.00%
篇均被引-会议论文	100.00%

### 3.2 原始数据预处理

在真实世界中，数据通常是不完整的（缺少某些属性值）、不一致的（包含代码或者名称的差异）、极易受到噪声（错误或异常值）的侵扰的。因为数据库太大，数据集经常来自多个异种数据源，低质量的数据将导致低质量的挖掘结果。数据预处理的目的在于将原始数据转换为可被理解的格式或者符合我们挖掘的格式，从而更好的进行统计推断。

由于不同国家的同一个指标值相差较大，甚至达到上千倍，

如果直接进行归一化处理,就会使得非最大值国家指标之间的差距大大缩小,而无法体现出他们之间的差距。考虑到以上情况,在数据预处理中引入了对数变换。

对数变换是数据变换的一种常用方式。基于对数函数在其定义域内是单调增函数,取对数后不会改变数据的相对关系,取对数作用主要有:1)缩小数据的绝对值大小;2)更好的展示数据在整个值域中的不同区间的差异,比如:当变量成指数增长,如果不取对数,会有大量信息被堆积在零附近;而取了对数,就可以把这些信息展开分析;3)取对数之后不会改变数据的性质和相对关系,转换后的数据波动性相对较小,压缩了变量的尺度。4)取对数可以消除异方差;5)取对数可以使非线性的变量关系转化为线性关系,如:逻辑回归。

本课题组针对数量级相差较大的指标数据,引入对数变换。本项目涉及到以下十个关于总量的指标“TOP1000 人工智能专家学者论文总被引”、“TOP1000 人工智能专家数量”、“全行业授权专利量”、“AI 授权专利量”、“AI 专利申请量”、“总量-WoS”、“总被引-WoS”、“总量-会议论文”、“总被引-会议论文”和“TOP 刊发文数量”。通过平滑数据,拉伸那些落在较低幅度范围内的自变量值,消除数量级相差很大的情况,从而使得倾斜分布尽可能的接近正态分布,便于后续分析。

### 3.3 指标数据建模前处理过程

指标数据处理具体包括归一化、权重分析等数据处理工作

#### (1) 归一化处理<sup>①②</sup>

---

<sup>①</sup> 李美娟. 综合评价中指标标准化方法研究[C]. 中国优选法统筹法与经济数学研究会.2004 年中国管理科学学术会议论文集,2004: 4.

<sup>②</sup> 张立军, 袁能文. 线性综合评价模型中指标标准化方法的比较与选择[J]. 统计与信息论坛, 2010, 25(08): 10-15.

数据归一化是指标数据计算处理的基础工作。由于不同评价指标往往具有不同的量纲，数值间的差别可能很大，若不进行归一化可能会影响计算结果。将数据按照比例进行缩放，使之归入一个特定区域，便于进行后续分析。常见的数据归一化方法有 Min-Max 标准化、小数定标标准化和 Logistic 标准化、Z-score 标准化。

#### a) Min-Max 标准化

又称离差标准化或最大-最小值标准化，Min-Max 标准化通过对特征作线性变换，使得转换后特征的取值分布在[0,1]区间内。其处理函数为：

$$f_i' = \frac{f_i - f_{min}}{f_{max} - f_{min}}$$

其中  $f_{min}$  为的最小值， $f_{max}$  为的最大值。

若将特征  $f$  映射到[a,b]区间内其处理函数为：

$$f_i' = \frac{b - a}{f_{max} - f_{min}} (f_i - f_{min}) + a$$

Min-Max 标准化将指标数据归一化到 0-1 之间，标准化适用于需要将数据简单地变换映射到某一区间中。但当有新数据加入时，可能会导致特征的最大值或最小值发生变化，此时便需要重新定义最大值、最小值，若数据存在离群值，标准化后的效果较差。

#### b) 小数定标标准化

通过移动数据的小数点位置来进行标准化。具体标准化过程中，小数点移动多少位取决于的最大绝对值大小。其处理函数为：

$$f_i^* = \frac{f_i}{10^j}$$

其中  $j$  是满足条件的  $\max \{f_1', f_2', \dots, f_n'\}$  最小整数。

小数定标标准化适用于比较分散，尤其是遍布多个数量级的情况，简单实用。若指标数据集中在某几个值附近，不利于后续数据分析时的样本区分，易受到离群值影响。

### c) Logistic 标准化

Logistic 标准化利用 Logistic 函数的特性，将映射到  $[0,1]$  区间内。其处理函数为：

$$f_i' = \frac{1}{1 + e^{-f_i}}$$

Logistic 标准化将适用于特征取值分布相对比较集中地分布于 0 两侧的情况。标准化后的特征取值会聚集于 0 或 1 附近，造成原始特征的分布及取值间关系被改变。因此在应用 Logistic 标准化方法之前，需要首先分析原始特征取值的分布状况。

### d) Z-score 标准化

对特征取值中的每一个数据点作减去均值并除以标准差的操作，使得处理后的数据具有固定均值和标准差，处理函数为：

$$f_i' = \frac{f_i - \mu}{\sigma}$$

其中， $f_i'$  为标准化后各数据点的取值， $f_i$  为原始各数据点取值， $\mu$  为该特征取值的平均值， $\sigma$  为该特征取值的标准差

**Z-Score** 的标准化方法适用于样本分布离散的情况，由于加入了均值的处理元素，标准化后的变量值围绕 0 上下波动，大于 0 说明高于平均水平，小于 0 说明低于平均水平。

综上考虑，结合采集到的人工智能国家指标数据特点，对补缺完整的数据，项目组根据数据特点选择上述归一化处理方法对各指标数据进行去单位化的处理，先使用 Z-score 标准化方法，其标准化后的变量值围绕 0 上下波动，适用于 Logistic 标准化的条件（特征取值分布相对比较集中地分布于 0 两侧），然后使用 Logistic 标准化方法，将数据映射到 0 与 1 之间。

Z-score 标准化方法的公式如下：

$$f(x_{i,j}) = \frac{x_{i,j} - \bar{x}_j}{\sqrt{\frac{\sum(x_{i,j} - \bar{x}_j)^2}{N_i}}}$$

其中  $N_i$  是人工智能国家的个数， $\bar{x}_j$  是指标  $j$  的均值。

Logistic 标准化方法的公式如下：

$$f(x_{i,j}) = \frac{1}{1 + e^{-f(x_{i,j})}}$$

## （2）权重分析

采用变量归一化后的均值作为衡量每个变量重要性的参数。在统计分析中，变量间的离散程度在一定程度上反映了变量的重要性。一个变量的重要性与波动程度有关系：如果其波动程度较大，那么就会显得较为重要；否则，就显得不太重要。

本项目采用的变量归一化以后的均标准差便是基于此原理。变量归一化以后的均标准差的计算公式为：指标  $j$  的各指标内权重，即二级指标权重： $\gamma_j = \frac{\sum |f(x_{i,j})|}{N_i}$ 。

### (3) 数据补全

指标部分数据缺失将影响排行评价的计算,因此必须采取一种科学可行的方法,在符合数据基本规律的前提下,利用统计学方法对缺失的数据进行补全处理。传统的统计建模中,面对少量数据缺失的情况,往往会假设数据满足独立同分布的统计特性。基于此假设最简单的方法就是采用数据的期望直接填充缺失项。但很多时候无法直接得到数据的期望,一般采用马尔可夫链蒙特卡洛 MCMC (Markov Chain Monte Carlo) 的采样方法来构造一个与数据期望同分布的概率分布,并从中去的样本点来进行数据补全。但是这种方法并不适用于大量数据缺失的情况。另一方面,如果数据满足一定的时序特性(与时间变量正相关或负相关),则上述方法便不太可行。针对本课题中部分数据缺失较多的情况,我们采用了多种方法进行数据补全。

### 3.4 常用数据建模方法比较

常用的数据建模方法根据其应用领域的不同,可大致分为数学规划、现代优化算法(禁忌搜索算法,模拟退火算法,遗传算法)、图论法、数据拟合法、聚类分析法、判别分析、回归分析法等几类建模方法。

#### (1) 数学规划与现代优化算法

数学规划与现代优化算法主要用于解决在给定约束条件上的一些数学问题、公式的求解过程中解决空间搜索的问题,其目标是如何快速的给出最优或局部最优解。

#### (2) 图论法

图论是数学的一个分支,它部分地属于拓扑学,而在题材和证明方法上更接近于组合分析。主要解决一些可以抽象为图的数学问题的建模,具体而言,是将现实中的问题规约到图的问题进

行求解，这些问题包括最短路径问题、最小生成树问题、图的匹配问题、图的遍历性问题等。

### （3）数据拟合法

数据拟合法即拟合与插值方法，指给出一批数据点，确定满足特定要求的曲线或者曲面，从而反映对象整体的变化趋势。

### （4）聚类分析法

聚类分析法主要解决数据的分类问题，它利用样本或者变量之间存在程度不同的相似性，要求设法找出一些能够度量它们之间相似程度的统计量作为分类的依据，再利用这些量将样本或者变量进行分类。

### （5）判别分析法

判别分析法主要研究在已知对象分成若干类型，并已取得各种类型的一批已知样品的观测数据，在此基础上根据某些准则建立判别式，然后对未知类型的样品进行判别分类。

### （6）回归分析法

回归分析法是用来研究某个变量关于另一些变量的具体依赖关系的计算方法。主要内容是从一组样本数据出发，确定变量之间的数学关系式，并对这些关系式的可信程度进行各种统计检验，从影响某一特定变量的诸多变量中找出哪些变量的影响显著，哪些不显著。利用所求的关系式，根据一个或几个变量的取值来预测或控制另一个特定变量的取值，并给出这种预测或控制的精确程度。

### （7）线性加权法

线性加权法（Linear Weighted Sum Method）是一种评价函数方法，是按各目标的重要性赋予它相应的权系数，然后对其线性



组合进行寻优的求解多目标规划问题的方法。

### 3.5 建模方法的确立

综上所述，以上建模方法都有其各自的适用场合和条件限定，比如图论法适用于可以抽象为图的数学问题的建模，而回归分析法需要更多的历年数据进行统计训练且数据满足以下条件：①自变量与因变量呈直线关系；②因变量之间独立；③残差服从正态分布；④方差齐性。

因此，根据建模的目的，课题组认为线性加权法基本符合本项目建模的需要。即本项目所关心的建模问题可以转换为一个数学上的评价得分问题。具体而言，根据评价规则直接确定评价指标的得分情况，即各机构主体指标的得分为其所对应的指标得分乘以各对应指标的权重系数，然后将乘得的结果相加就得到该机构指标的分值。

线性加权法适用于各评价指标间相互独立的场合，此时各评价指标对综合评价水平的贡献彼此是没有什么影响的。由采用“和”的形式，其现实关系应是“部分之和等于总体”，若各评价指标间不独立，“和”的结果必然是信息的重复，也就难以反映客观实际。本课题组中的各指标数据间符合相互独立的条件，故适用线性加权法。

线性加权法对评价对象的总评价目标进行评价，依其大小来确定评价对象的优劣。该方法能够使复杂的问题系统化、数学化和模型化，将以人的主观判断为主的定性分析定量化。将各种判断要素之间的差异数值化，帮助人们保持思维过程的一致性。

线性加权法可使各评价指标间得以线性地补偿。即某些指标值的下降，可以由另一些指标值的上升来补偿，任一指标值的增加都会导致综合评价值的上升，任一指标值的减少都可用另一些

指标值的相应增量来维持综合评价水平的不变。线性加权法中权重系数的作用比在其他“合成”法中更明显，且突出了指标值或指标权重较大者的作用。线性加权法对于（无量纲的）指标数据没有什么特定的要求，容易计算，便于推广普及。

### 3.6 评价指标数据处理过程

按照人工智能影响力评价指标（表 2）获取数据后<sup>①</sup>，汇总整理成总表后进行进一步的处理。

#### （1）Z-score 标准化处理

由于涉及到对指标数值的直接线性求和，而不同指标之间的量纲是不同的，因此需要首先对指标数据进行归一化处理。比如同是“顶尖专家”一级指标下的“图灵奖”和“TOP1000 人工智能专家学者影响力（总被引）”两个指标，却存在着个位数数量级和百千万位数数量级的差别，所以不能绝对地比较出高低差异。归一化的目的是消去单位，将这些变量变成无量纲的变量，从而便于指标间进行相互比较。

指标的归一化步骤如下：对于变量 $x_{i,j}$ 首先减去该类型变量的均值 $\bar{x}_j$ ，这个过程叫做居中化，让后再除以该类型变量的居中化后的标准差，由于标准差的量纲与居中化以后变量的量纲相同，因此经过归一化处理后的变量是无量纲的。具体计算公式如下：对于每个人工智能国家  $i$  的指标  $j$ ， $x_{i,j}$ ，其标准化函数为 $f(x_{i,j}) = \frac{x_{i,j} - \bar{x}_j}{\sqrt{\frac{\sum (x_{i,j} - \bar{x}_j)^2}{N_i}}}$ ，其中 $N_i$ 是人工智能国家的个数， $\bar{x}_j$ 是指标  $j$  的均值。

#### （2）Logistic 标准化处理

<sup>①</sup>德国的“人工智能领域国家经费”数据无法获取，此处根据德国与欧盟的产业规模占比，来估算该指标的数据。

Logistic 标准化可以将 Z-score 标准化后,在 0 两侧分布相对比较集中的值,再映射到 0 与 1 之间,其归一化函数  $f(x_{i,j}) = \frac{1}{1+e^{-f(x_{i,j})}}$ 。

### (3) 权重分析

权重作为评价中的关键部分,其合理性很大程度决定了评价结果的合理性。本项目采用变量归一化以后的均标准差来作为衡量每个变量重要性的参数。在统计分析中,变量间的离散程度在一定程度上放映了该变量的重要性。举一个例子,如果研究者需要研究先天(遗传)因素和后天(环境)因素对于人智力发育的影响,那么如果研究对象的后天环境差异很大,即有人在贫民窟中成长,而有人在贵族学校上学,那么我们会发现影响智力发育的大部分差异可以从后天因素中得到解释,而先天的作用就相对较小;相反的,如果所有研究对象都是在一个相差不大的后天环境中长大的,那么显而易见的,先天因素(遗传)会解释大部分的智力差异。即一个变量的重要性与波动程度有关系:如果其波动程度较大,那么就会显得较为重要;否则,就显得不太重要。

本项目采用的变量归一化以后的均标准差便是基于此原理。变量归一化以后的均标准差的计算公式为:指标 j 的各指标内权重,即二级指标权重  $\gamma_j = \frac{\sum |f(x_{i,j})|}{N_i}$ 。

### (4) 线性加权评分

基于归一化以后的指标值,再采取线性加权的方法来评估各国人工智能的综合影响力,具体而言,针对国家 i,其综合影响力水平得分  $= \beta_1 f(x_{i,1}) + \beta_2 f(x_{i,2}) + \dots + \beta_J f(x_{i,J})$ ,其中 J 为指标总个数。

考虑到指标之间的区间差异,根据专家意见,按照一级指标权重初次分配为:“产业”权重为 25,“资金”权重为 15,“顶尖

专家”权重为 15，“专利”权重为 10，“学科排名”权重为 15，“论文”权重为 25，总权重为 100（无量纲）分配给各指标。针对二级指标，采用上文权重分析中提到的变量归一化以后的均标准差作为其二级权重，即数据的波动情况反映其指标的重要程度，详见表 4。

表 4 权重分配表

序号	一级指标	一级权重	二级指标	二级权重（数据驱动）
1	产业	25	CB insights-AI100 企业数量	0.443
2			公司市值或估值	0.557
3	资金	15	人工智能领域国家经费总数	1.000
4	顶尖专家	15	TOP1000 人工智能专家论文人均被引	0.210
5			TOP1000 人工智能专家学者论文总被引	0.192
6			TOP1000 人工智能专家数量	0.185
7			图灵奖数量	0.139
8			ACM Fellow 数量	0.135
9			IEEE FELLOW 数量	0.140
10	专利	10	全行业授权专利量	0.258
11			AI 授权专利量	0.264
12			AI 授权专利/全行业授权专利	0.255
13			AI 专利申请量	0.223
14	学科排名	15	TOP10 学科数量	0.250
15			TOP50 学科数量	0.239
16			TOP100 学科数量	0.247
17			学科数量总量	0.263
18	论文	20	总量-WoS	0.142
19			总被引-WoS	0.156
20			总量-会议论文	0.145
21			总被引-会议论文	0.167
22			TOP 刊发文数量	0.136
23			篇均被引-WoS	0.125
24			篇均被引-会议论文	0.128

按照以上数据处理方法和表 4 的权重分配，计算得到各指标的分项目得分和总得分如表 5 所示。

表 5 十二国人工智能影响力排行榜

名称	产业得分	资金得分	顶尖专家得分	专利得分	学科排名得分	论文数量得分	总得分	总排名
美国	23.20	12.86	13.92	8.57	13.92	18.56	91.03	1
中国	21.43	13.92	8.57	9.28	12.86	12.84	78.89	2
英国	19.63	10.71	11.78	3.57	11.78	14.28	71.74	3
加拿大	16.05	1.07	12.86	4.28	10.71	17.14	62.10	4
德国	12.50	8.57	10.71	6.42	6.42	15.70	60.32	5
以色列	17.85	11.78	6.42	1.42	2.13	5.70	45.30	6
日本	14.28	8.57	3.21	7.14	4.28	7.14	44.61	7
法国	1.78	5.36	9.63	5.71	7.50	11.42	41.39	8
澳大利亚	1.78	6.42	7.50	5.00	9.63	10.00	40.33	9
印度	10.70	7.50	4.28	2.14	3.21	2.84	30.67	10
新加坡	1.78	2.13	5.36	2.85	8.57	8.56	29.24	11
韩国	1.78	2.13	2.13	7.85	5.36	4.28	23.52	12



## 第四章 《人工智能发展水平评价分析报告》2019 与 2018 榜比较

本课题组已经连续两年发布《人工智能发展水平评价分析报告》，与上一版相比，本版评价对象从五国扩展到了十二国，同时，细化了部分二级指标及更新了指标数据来源。根据采集到原始数据特点，更新了数据预处理方法，使得后续分析更加精准。

### 4.1 评价对象对比

《人工智能发展水平评价分析报告 2019》(以下简称 2019 版)将评价范围从《人工智能发展水平评价分析报告 2018》(以下简称 2018 版)对美国、中国、德国、英国、日本五国评价扩展到美国、中国、英国、加拿大、德国、法国、澳大利亚、以色列、日本、印度、新加坡、韩国共十二国的人工智能影响力评价。

### 4.2 指标体系及指标数据来源对比

《2019 版》沿用了《2018 版》的指标体系构建原则，继续使用 6 个一级指标(产业、资金、顶尖专家、专利、学科排名、论文)，由于 IDC 人工智能产业报告并非年度发布，一级指标“产业”下的二级指标更换为：“CB insights-AI100 企业数量”和“公司市值或估值”；为了更好地量化国家对 AI 知识产权的重视，一级指标“专利”下，增加二级指标：“AI 申请量”、“AI 授权量”、“全行业授权量”、“AI 授权专利/全行业授权专利”。

综上，本年度评价二级指标由 21 项，增加到 24 项。

### 4.3 原始数据预处理对比

根据设定的指标含义和指标数据采集规则采集数据，涉及到不同指标数据量纲不同的问题，比如美国“人工智能领域国家经费总数”为 3043725000 元，“学科排名 TOP10”的个数为 24 个。

针对这种不同指标间数据量级不同的情况，引入了归一化处理，使之归入一个特定区域，便于进行后续分析。归一化处理包括 Z-score 标准化和 Logistic 归一化。

除了不同指标间的数据量级相差较大的情况，同一指标下的指标数据数量级相差也较大，比如美国的“TOP1000 人工智能专家学者论文总被引”为 24846937 次，韩国的仅为 15139 次。针对这种同一指标下数据不同量级的情况，引入了对数变换来平滑数据，消除数量级相差很大的情况。

《2018 版》数据预处理对所有指标采用了对数变换和 Z-score 标准化来平滑数据，消除数量级相差很大的情况，但存在着问题是有些指标未必需要采用对数变换来进行预处理。

《2019 版》对 10 个自身数据量级变化较大的指标先采用对数变换来平滑数据，消除数量级相差很大的情况。然后对所有指标先采用 Z-score 标准化，数据映射到 0 两侧附近，有正负值，然后引进 Logistic 标准化处理，将 0 两侧分布相对比较集中的值，再映射到 0 与 1 之间，实现了归一化处理。其优点是：Logistic 归一化使得在负无穷到 0 的区间的值趋向于 0，在 0 到正无穷的区间的值趋向于 1，从而将数据平滑地映射到 0 到 1 之间，从而提升了计算精度，优化了模型。

#### 4.4 结果对比

人工智能影响力排行榜 2018 版与 2019 版对比来看（详见表 6），美国仍保持强劲的领先势头，不仅在总排名上遥遥领先，在其他六个一级指标中，除了专利指标，其余指标的表现也让其他四个国家望其项背。中国 2019 年的人工智能影响力表现在十二国中依然名列第二，但其在论文指标中表现有下滑现象，在专利指标中表现突出，位列第一。英国名列第三，在产业、资金、顶



尖专家和学科排名中表现优异，专利和论文表现略有退步。德国在顶尖专家和论文指标中表现突出，整体排名第五。加拿大和法国是 2019 年新列入比较的国家，加拿大在资金上以及法国在产业上，表现差强人意之外，其余指标表现都还不错。日本 2019 年排名为第七，在产业、资金和论文表现上还有提高的空间。总体而言，两年的排名变化不大。

表 6 人工智能影响力排行榜（2018-2019 年对比）

国家	产业-2018	产业-2019	资金-2018	资金-2019	顶尖专家-2018	顶尖专家-2019	专利-2018	专利-2019	学科排名-2018	学科排名-2019	论文-2018	论文-2019	总得分-2018	总得分-2019	排名-2018	排名-2019
美国	21.84	23.20	13.01	12.86	11.76	13.92	8.27	8.57	11.69	13.92	16.92	18.56	83.49	91.03	1	1
中国	21.25	21.43	11.28	13.92	6.20	8.57	7.84	9.28	8.39	12.86	15.76	12.84	70.71	78.89	2	2
英国	19.19	19.63	12.53	10.71	6.93	11.78	6.40	3.57	7.56	11.78	15.03	14.28	67.64	71.74	3	3
加拿大	/	16.05	/	1.07	/	12.86	/	4.28	/	10.71	/	17.14	/	62.10	/	4
德国	8.71	12.50	12.77	8.57	5.47	10.71	6.96	6.42	4.64	6.42	14.50	15.70	53.05	60.32	5	5
以色列	/	17.85	/	11.78	/	6.42	/	1.42	/	2.13	/	5.70	/	45.30	/	6
日本	18.84	14.28	11.26	8.57	4.30	3.21	8.68	7.14	2.48	4.28	13.04	7.14	58.61	44.61	4	7
法国	/	1.78	/	5.36	/	9.63	/	5.71	/	7.50	/	11.42	/	41.39	/	8
澳大利亚	/	1.78	/	6.42	/	7.50	/	5.00	/	9.63	/	10.00	/	40.33	/	9
印度	/	10.70	/	7.50	/	4.28	/	2.14	/	3.21	/	2.84	/	30.67	/	10
新加坡	/	1.78	/	2.13	/	5.36	/	2.85	/	8.57	/	8.56	/	29.24	/	11
韩国	/	1.78	/	2.13	/	2.13	/	7.85	/	5.36	/	4.28	/	23.52	/	12



## 第五章 研究结论

本课题组基于数据公开、面向世界、评价透明、计算可重复原则，在人工智能评价指标量化排名方面做出的积极探索。通过调研国内外人工智能产业发展趋势及主流人工智能评价框架体系，由 2018 年设定的 6 个一级指标（21 个二级指标），更新为 2019 年 6 个一级指标（24 个二级指标），更新了产业指标数据来源及细化了专利二级指标。通过采集公开客观数据，进行定量评价，以求提供一个合理、客观、透明的人工智能排行榜。

浙江大学信息资源分析与应用研究中心始终追求客观准确数据评价和精细缜密的推断分析，以期能数据驱动一个开放透明的评价与决策体系的建立。本项目在人工智能领域指标量化评价方面进行初步探索，力求多维度的观察各国人工智能发展态势。当然，研究过程，尤其是数据获取中，也遇到过一些困难，比如：指标数据获取困难，人工智能在各大学科排行榜中均未设置人工智能学科排行榜，人工智能专家也很难从计算机专家中清晰辨别，故本课题组主要采集计算机学科排名数据，这在一定程度上影响到后续的建模计算，最后评估的结果也存在一定范围内的误差。

---

## 参考文献

- [1]. 邹蕾, 张先锋. 人工智能及其发展应用[J]. 信息网络安全, 2012(2):11-13.
- [2] 胡勤. 人工智能概述[J]. 电脑知识与技术, 2010, 06(13):3507-3509.
- [3]. 宝达理. 人工智能引发的问题研究[D]. 北京交通大学, 2018.
- [4]. 李美娟. 综合评价中指标标准化方法研究[C]. 中国优选法统筹法与经济数学研究会. 2004年中国管理科学学术会议论文集, 2004: 4.
- [5]. 张立军, 袁能文. 线性综合评价模型中指标标准化方法的比较与选择[J]. 统计与信息论坛, 2010, 25(08): 10-15.
- [6]. 王振友, 陈莉娥. 多元线性回归统计预测模型的应用[J]. 统计与决策, 2008, (05): 46-47.
- [7]. Weisberg S. 应用线性回归[M]. 北京: 中国统计出版社, 1998.