量化 g t人工智能对科学研究的益处

高健[1,2,3], 王大顺[1,2,3,4*]

[1] 科学与创新科学中心，西北大学，美国伊利诺伊州埃文斯顿，60208 [2] 凯洛格管理学院，西北大学，美国伊利诺伊州埃文斯顿，60208 [3] 西北大学复杂系统研究所，西北大学，美国伊利诺伊州埃文斯顿，60208 [4] 麦考密克工程学院，西北大学，美国伊利诺伊州埃文斯顿，60208 * 通讯邮箱：dashun.wang@northwestern.edu

持续推进的人工智能（AI）革命有望改变几乎所有职业。随着人工智能能力在准确性、稳健性和适用范围方面不断提升，人工智能或许能在许多有价值的任务中超越人类专家，甚至取而代之。尽管人们投入了大量精力研究人工智能对劳动力和经济的影响，以及人工智能近期在加速科学发现和进步方面取得的成就，但我们仍缺乏系统性的认识，尚不清楚AI进展将如何惠及不同学科和领域的科学研究。在此，我们借鉴关于未来工作和科学学的文献，构建了一个测量框架，用于估算人工智能在科学研究中的直接应用和潜在益处，并将自然语言处理技术应用于7460万篇出版物和710万项专利。我们发现，人工智能在研究中的应用遍及各个科学领域，自2015年以来增长尤为迅速；使用人工智能的论文具有引用优势，在本学科内外都更有可能获得高引用。此外，我们的分析揭示，人工智能有望惠及众多科学领域，但人工智能教育与其研究应用之间存在显著脱节，凸显了人工智能专业知识的供给与研究需求之间的不匹配。最后，我们考察了人工智能在不同科学学科中的益处所存在的人口统计差异，发现女性或黑人科学家占比较高的学科往往受益较少。这表明，人工智能对研究日益增长的影响可能会进一步加剧科学领域现有的不平等。随着人工智能与科学研究的联系日益紧密，我们的发现可能变得愈发重要，并对研究事业的公平性和可持续性产生影响。

正文

人工智能（AI）的快速进展可能在社会生活的诸多方面创造并获取巨大的价值[1-5]，带来巨大的社会和经济机遇[6-8]，同时也伴随着同样多的挑战[9-17]。尽管人们已投入大量精力研究人工智能对劳动力市场和经济的影响[18-22]，人工智能对不断发展的研究事业有何影响仍不明确。事实上，近期的AI进展展现出巨大潜力，有望在许多具有经济价值的任务中达到专家水平，在某些情况下甚至超越专家[23-30]。当社会为人工智能可能超越甚至取代人类招聘人员、银行家、医生、律师、作曲家和司机的那一刻做准备时，一个重要的问题随之而来：人工智能将如何推动不同学科和领域的科学研究?

更深入地了解人工智能对科学的影响，不仅有助于指导人工智能的发展，使人工智能创新与科学研究更加紧密地结合，也会对科学与创新政策产生影响。鉴于人工智能近期在多个领域推动研究前沿方面取得了显著成功，了解人工智能对科学的影响既及时又重要[31-44]：从生物学中预测蛋白质结构[45-47] 到医学中设计新的候选药物[48-51]，从物理学中发现自然定律[52-54] 到数学中求解复杂方程并发现新的猜想[55-57]，从控制核聚变[58] 到预测新材料的性质[59-62]，从设计税收政策[63] 到提出民主的社会机制[64],，以及更多领域[65-70]。这些进展让人们看到，随着人工智能在准确性、稳健性和应用范围方面不断提升[71-76]，它可能为科学带来切实益处，推动各类研究领域的科学进步，同时显著增强研究人员的创新能力。

然而，尽管人工智能发展迅速，并在多个领域得到广泛应用，人们仍对当今的人工智能是否具备足够的能力或重要性来推动

科学研究。事实上，目前大多数人工智能应用都属于“狭义人工智能”这一类别，[77-79]它们专门解决明确定义的问题，因此可能无法胜任科学研究所要求的广泛任务[2,18,80]。此外，即使人工智能能够针对现有问题提供自动化解决方案，科学不仅关乎解决定义明确的问题，也关乎发现新的前沿领域并提出新颖的假设[81]。这些观点描绘了人工智能在推动科学发展方面适用性的更细致图景，表明人工智能或许更适合执行某些研究任务，而非其他任务[2,10,82]。

基于关于未来工作[83-87]和科学研究科学[88-96]日益丰富的文献，本文提出一个定量框架，用于估算人工智能对科学研究的影响（详情见方法）。我们的主要数据集包含来自微软学术图谱（MAG）数据集[97], 的 7460 万篇 1960 年至 2019 年的出版物，涵盖 19 个学科和 292 个领域（详情见补充说明1.1）。我们将该数据集与美国专利商标局（USPTO）于 1976 年至 2019 年间授予的 710 万项专利整合（见补充说明1.2）。随后，我们沿用以往研究，通过基于关键词的方法识别人工智能出版物和人工智能专利（详情见补充说明2.1和3.1）[91,97,98], ，从两个层面衡量人工智能对科学的影响。首先，我们使用“人工智能 n 元语法框架”（**图 1a**）量化人工智能的直接影响。该框架估算人工智能在某一领域中的相对使用频率（见补充说明2.3）。具体而言，我们从人工智能出版物的标题和摘要中提取人工智能 n 元语法（二元组和三元组，例如“深度学习”和“卷积神经网络”），并计算其出现频率，以近似衡量 AI进展[91,96]。然后，我们对每个领域、每一年中的出版物重复进行这一 n 元语法测量，从而计算论文中人工智能 n 元语法出现的加权频率，以近似衡量人工智能对各领域及各年份的直接影响。其次，受未来工作研究文献[82-84]的启发，我们量化

人工智能的潜在影响，采用“人工智能能力—领域任务框架”（**图 2a**），衡量人工智能能力与某一领域任务之间的对齐程度（见补充说明3.3）。具体而言，我们利用自然语言处理（NLP）技术，从人工智能出版物和人工智能专利的标题中提取动词-名词对（例如“学习表征”），并计算其相对频率[99-101]，据此推断人工智能的能力（即人工智能能做什么）。在此，我们遵循以往研究[82],，仅使用标题，因为与摘要相比，标题的信噪比更高。随后，我们通过计算从各领域、各年份的出版物标题中提取的动词-名词对的相对频率，估算各领域的任务（即某个领域做什么）。通过计算某个领域中占主导地位的任务与推断出的人工智能能力之间的重合度，我们得以近似衡量人工智能对各领域及各年份的潜在影响（更多详情见方法）。

结果

人工智能在各科学领域的广泛应用

总体而言，人工智能研究呈现出不断演变的动态格局（**图 1b、c**）。尽管 2019年一些主流人工智能 n 元语法（例如“机器学习”“卷积神经网络”“深度学习”“深度神经网络”和“人工智能”）的出现频率总体呈上升趋势（**图 1b**），但有些人工智能 n 元语法是近来才出现的（例如“生成对抗网络”），有些在沉寂很长一段时间后才逐渐兴起（例如“深度学习”），还有些在十年前曾风靡一时，但近年来已不那么常见（例如“支持向量机”；**图 1c**）。在人工智能研究格局迅速演变的同时，许多学科对人工智能的应用也急剧增加；这一趋势可通过出版物标题和摘要中提及人工智能 n 元语法的情况来衡量（**图 1d**；详情请参见补充图 2）。

不同学科对人工智能的使用日益增加，这引出了一个值得探讨的问题：使用人工智能的论文与同一领域内的其他论文相比，其引用情况有何差异？为了回答这一问题，我们将高影响力论文定义为在同一领域、同一年份中总引用次数排名前 5% 的论文。

并计算一篇论文成为高影响力论文的可能性。我们发现，在大多数学科中，提及人工智能 n 元语法的论文在本学科内成为高影响论文的概率往往更高（**图 1e**），与未提及人工智能 n 元语法的论文相比，这些论文也从其他学科获得了更多引文（**图 1f**）。提及人工智能 n 元语法的论文所具有的这种引用优势，在使用人工智能倾向较低的学科中似乎更强（详细的相关性分析见补充图 4），这表明看似与人工智能相距甚远的学科，或许能通过使用人工智能推动研究而获得显著益处。

人工智能格局的动态变化也促使我们探究人工智能对科学研究的直接影响如何随时间变化。具体而言，我们利用“AI n-gram 框架”计算了2000年到2019年各学科的直接人工智能影响得分（1960年到2019年的结果见补充图 3），从人工智能出版物的标题和摘要中提取人工智能 n 元语法，并计算其在各学科出版物中的出现频率（详情见方法和补充说明 2）。我们发现，过去二十年间，各学科在研究中总体上更多地使用了人工智能（例如，在计算机科学领域，直接人工智能影响得分从2000年的0.5%上升至2019年的1.3%；**图 1g**，实线）。这一增长不仅出现在计算机科学领域，也遍及许多其他学科（**图 1h**），例如物理学、生物学和经济学。此外，这一增长并非线性；自2015年以来，许多学科对人工智能的使用显著增加（**图 1g**）。

为了更好地理解近期人工智能对科学的直接影响上升是否与人工智能能力的变化或特定领域研究方向的转变有关，我们通过将人工智能能力固定在2015年，计算了一种替代性的人工智能影响得分衡量指标，并将这一替代指标应用于2015年至2019年间的各个学科和年份（见补充说明 4.2）。更具体地说，我们使用（1）从2015年之前的人工智能出版物中提取的人工智能 n 元语法，而不.....

在2015年至2019年期间，既不改变其术语，也不改变其出现频率；以及（2）从2015年至2019年期间各学科每年的出版物中提取的人工智能 n 元语法（**图1g**，虚线）。我们发现，新得分与原始得分存在显著偏差（**图1g**，实线，以及补充图7），这表明，在不同学科中，科学从前沿人工智能进展中获益更多。总体而言，这些结果表明，新的人工智能能力在推动近期人工智能在各科学学科中的应用急剧增长方面发挥着重要作用（有关人工智能影响力不断扩大的更多细节和相关结果，请参见补充说明4）。

人工智能的潜在影响

尽管出版物明确提及人工智能 n 元语法表明人工智能在研究中的直接应用，但人工智能也可能在这些直接应用之外对科学研究产生潜在影响。特别是，不断增强的人工智能能力可能有助于执行某一研究领域所要求的一些核心任务。在此，我们借鉴未来工作研究文献，该文献指出，人工智能能力和领域任务可以通过动词-名词对（例如，“表征学习”）[82-84]来表征，从而促使我们开发出一个“人工智能能力—领域任务框架”，以量化人工智能对科学研究的潜在影响（**图2a**）。我们应用自然语言处理算法，从人工智能论文和人工智能专利的标题中提取动词-名词对，以估算人工智能能力[99-101]（详细信息请参阅“方法”，有关该方法的验证请参阅补充说明8.3）。将这一框架系统地应用于所有学科和领域后，我们便能够估算某一学科中哪些子领域可能从人工智能中获益最多。以生物学为例，结果表明，潜在人工智能影响最大的子领域是“生物系统”（**图2c**），因为其许多基本任务似乎与推断出的人工智能能力相契合（例如，“特征提取”、“目标检测”和“改进预测”）。有趣的是，“生物系统”领域在所有非计算机科学领域的潜在人工智能影响排名中位列第七（**图2d**），而且恰好也是 AlphaFold 论文[45]，所属的领域；《科学》杂志将该论文评为2021年度突破[102]。

尽管人工智能对科学学科的直接影响存在显著差异（**图1h**），但人工智能的潜在影响在各学科间相对较小（补充图7），这表明人工智能在科学领域可能具有广泛的适用性。我们进一步通过考察各学科子领域的直接人工智能影响得分和人工智能潜在影响得分的百分位数，研究学科内部的异质性（详情见补充说明4.1）。我们发现，各领域的两个百分位数彼此高度相关（**图2e**；Pearson's $r = 0.891$，且P值为< 0.001），尤其是在排名靠前的子领域中（**图2f**；根据这两个百分位数，在每个学科内排名前三的子领域有一半以上完全重合），这表明这两种测量方法在识别最能从人工智能中受益的领域方面结果一致（各学科中直接人工智能影响得分和人工智能潜在影响得分最高的三个子领域列表见补充表1）。然而，几乎每个学科都有一些受到人工智能显著影响的子领域；即使对于整体人工智能影响较低的学科，例如社会学和经济学，这一结论依然稳健（**图2g**；所有学科的结果见补充图8）。总而言之，这些结果表明，人工智能对研究的直接影响广泛存在于各个学科和领域，其潜在影响也可能超越当前在科学领域中的应用。

不断增长的人工智能知识需求

人工智能前沿的迅速拓展及其对科学日益增长的影响，可能会使领域专家对人工智能专业知识的需求不断增加，由此引出一个问题：当前人工智能技能方面的教育和培训是否与人工智能的影响相称？为回答这一问题，我们分析了开放教学大纲项目（OSP）数据库中的 420 万份大学课程大纲[103]，并估算了各学科的人工智能教育水平（详情参见方法和补充说明 5）。我们发现，若不计排名前三的计算类学科（即计算机科学、数学和工程学），某一学科的人工智能教育水平与

人工智能对该学科的影响之间的相关性及其显著性均有所下降（**图 3a、b**；直接影响的 Pearson r =0.493，P 值为 = 0.074；潜在影响的 Pearson r = 0.263，P 值为 = 0.363）。结果表明，在大多数学科中，人工智能人才和知识的供给似乎与这些学科可从人工智能能力中获取的益处不相称，凸显出显著的人工智能影响—人工智能培训差距。这一结果在采用人工智能教育水平的替代度量时仍然稳健（补充图 12）。

为满足不断增长的人工智能知识需求，领域专家可能会依靠跨学科合作来获取人工智能能力。我们分析了计算机科学以外领域中由领域专家和/或计算机科学家（作为人工智能研究人员的替代指标；详细方法和人工智能研究人员的其他替代指标见方法和补充说明 6.1 和 6.2）共同署名的人工智能出版物的合作模式。我们发现，总体而言，约40%的人工智能出版物由领域专家发表，约三分之一属于合作成果（**图 3c**）。在人工智能影响较大的学科中，领域专家与计算机科学家合作的倾向更强（**图 3d,e**；直接影响的 Pearson 相关系数 r = 0.841，且P值为 <0.001；潜在影响的 Pearson 相关系数 r = 0.802，且P值为 < 0.001）。此外，合作发表的人工智能出版物增长速度快于仅由领域专家发表的人工智能论文（补充图13）。总体而言，主要学科中合作发表的人工智能出版物占比随时间不断上升（**图 3f**；其他学科的结果见 补充图14），这表明领域专家对人工智能专业知识的依赖正在增加。使用另一种确定人工智能研究人员的方法时，这些结果依然稳健（详细方法和结果见补充说明 6.3）。

我们进一步探讨了不同领域中潜在人工智能影响得分与直接人工智能影响得分之间的差异，以及人工智能对某一领域的影响随时间发生的变化。具体而言，我们深入分析了

直接影响高于典型水平的领域，以及潜力高于典型水平的领域。我们还比较了人工智能效益随时间从“低人工智能效益”上升至“高人工智能效益”的领域。在这两种情况下，我们发现，直接影响较高的领域以及人工智能效益有所“上升”的领域，往往与人工智能研究人员开展更多跨领域合作，并具有更高的人工智能教育水平（有关衡量指标和统计数据的详情，请参阅补充说明 4.3）。综合来看，这些发现凸显了团队合作和跨领域合作的重要性；随着人工智能对科学研究的影响可能不断扩大，各科学领域的个人专业知识范围也在缩小[104-106]。

人口统计差异

随着人工智能与科学研究之间的联系日益加深，了解谁能从人工智能中受益至关重要，因为这关系到研究事业的公平性与可持续性。在此，我们研究各学科的性别和种族/族裔构成，并进一步考察人工智能带来的收益在不同人口统计群体间的分配是否存在差异。具体而言，我们利用去标识化的博士学位获得者调查（SDR）数据，按博士学位所属学科、性别和种族/族裔，收集在美国接受博士训练的科学家和工程师的人口统计信息。随后，我们将SDR中的博士学位学科与MAG数据中的学科进行交叉映射，以估算各学科中女性科学家和代表性不足少数族裔（URM）科学家的占比（详情见方法和补充说明7）。我们发现，各学科女性科学家的占比与其人工智能影响得分呈负相关，无论是直接影响（Pearson $r = –0.555$；P值 = 0.032；**图4a**）还是潜在影响（Pearson $r = –0.593$；P值 = 0.020；**图4b**）均如此。按性别构成汇总所有学科的人工智能影响得分（详情见方法）后，我们发现女性科学家通常对应较低的得分，因此从人工智能中获益较少（**图**

4cd）。考察各学科的种族和族裔构成后，我们发现，各学科URM科学家的占比与其人工智能影响得分之间也存在负相关，而且无论是人工智能的直接影响（Pearson $r = -0.734$；P值 = 0.002；**图4e**）还是潜在影响（Pearson $r = -0.711$；P值 = 0.003；**图4f**），这一模式都很稳健。在URM群体中，黑人科学家身上这一模式尤为明显（**图4gh**）。总体而言，女性和URM研究人员从人工智能中获益较少。我们还开展了职业生涯层面分析，考察研究人员开始参与人工智能研究后会发生什么（详情见补充说明9）。我们发现，研究人员开始参与人工智能研究后，其论文的平均高被引率往往会立即上升；但这种引用优势较少集中于代表性不足群体，与其他研究人员相比，女性和URM研究人员似乎从参与人工智能研究中获益较少。总而言之，这些结果表明，尽管人工智能有望惠及所有学科，但收益在不同人口统计群体间的分配可能并不均衡。因此，随着人工智能对科学的影响持续扩大，这些不平等的职业生涯影响可能会进一步加剧科学领域现有的不平等[107,108]。

讨论

在本研究中，我们构建了一个测量框架，用于估算人工智能可能在多大程度上造福科学研究，旨在量化人工智能对各类科学学科和研究领域的直接影响及潜在影响。本文将“影响”广义地用于表示人工智能为科学带来的益处。我们发现，科学学科对人工智能的使用日益增多，这可从出版物标题和摘要中提及人工智能相关术语的情况看出，而且近年来增长尤为迅速。使用人工智能的出版物往往具有引用优势，因为它们更有可能在本学科内外获得引用。尽管人工智能在不同学科中的影响存在显著异质性，但几乎每个学科都包含一些能从人工智能中受益匪浅的子领域。例如，医学这一学科整体而言在人工智能效益方面排名并不靠前

，但其中一些子领域（例如“核医学”“验光学”和“医学物理学”）显示出显著的人工智能效益（补充图8）。总体而言，这些结果表明，人工智能可能为科学研究带来的益处广泛存在于各类学科和领域，并可能超越人工智能目前在科学中的应用范围。

系统地了解人工智能对科学研究的影响，或许有助于更好地制定科学与教育政策。我们的研究表明，人工智能对各科学学科的影响已在整个科学领域迅速扩展，部分得益于跨学科合作；与此同时，各学科为提升未来科学家的技能而开展的人工智能教育却滞后了。人工智能影响与人工智能教育之间的这种不对齐（即人工智能影响—人工智能培训差距），对如何培养新一代科学家、使其充分利用人工智能进展的最佳实践具有重要启示。尽管这些分析本质上属于相关性分析，但它们支持这样一种假设：领域专家与人工智能研究人员之间的合作，或许是推动人工智能在科学领域广泛应用的重要途径。研究还表明，加强各学科的人工智能培训还可能带来另一项益处：帮助各学科发展领域特定的人工智能专业知识，从而使其能更充分、更及时地受益于人工智能进展。

同样重要的是，我们需要认识到，随着人工智能越来越能够胜任研究任务，它对研究人员队伍的影响可能并不均衡。科学领域的人口统计差异长期以来一直备受关注[109-111]。我们的结果表明，历史上在科学领域代表性不足的群体，也可能是从人工智能科学研究中获益较少的群体。考虑到性别差异往往与技术领域相关，而这些领域通常由男性主导，这些结果在一定程度上并不令人意外[112,113]。然而，我们的分析指出，随着人工智能在加速科学发展方面发挥越来越重要的作用，它可能加剧科学领域现有的不平等，并对建设多元、公平、包容的

研究人员队伍产生影响。这也凸显了扩大人工智能相关领域教授队伍的重要性：通过扩大参与人工智能研究的机会，并增加面向女性及人工智能相关领域代表性不足群体的资金支持和教育项目[114]。本研究初步量化了人工智能对科学研究的影响，但在解读结果时，仍须考虑若干局限。首先，我们的分析以未来工作研究文献为基础，并依赖出版物和专利数据。然而，鉴于人工智能对科学的益处具有多维性，其影响可能超出利用此类数据集所能估算的范围。事实上，这些分析框架可能低估人工智能为研究带来的全部益处。例如，人工智能可以通过开发新工具和系统来优化研究过程，提高开展科学研究的效率，包括改善信息获取、减轻知识负担、引导人类直觉、自动化常规研究任务等[115,116]。其次，人工智能研究发展迅速，因此有必要持续监测并更新其对科学益处的估算。由于我们的数据集追踪出版物和专利的时间截至2019年，无法充分涵盖较新的进展，例如人工智能研究中基础模型的近期兴起[117-120]。鉴于大型语言模型等基础模型可以通过微调适用于广泛的下游任务，它们很可能在增强研究能力方面发挥重要作用。第三，作为一种通用技术[71,121]，，人工智能可能产生下游溢出效应，对各个领域造成间接影响。例如，通过发现更快的矩阵乘法算法[122]，，人工智能可能间接影响能够从这些进展中受益的学科。第四，尽管出版物标题和摘要中直接提及人工智能 n 元语法，表明研究中可能使用了人工智能，但相同的 n 元语法在不同情境中可能含义各异。此外，同一种人工智能能力在不同领域可能带来不同益处，而人工智能术语也有多种定义方式（详情见补充说明8.1）[63]，，这表明仍有许多值得深入探索的方向

未来的研究方向包括进一步完善我们理解人工智能能力及其对科学研究影响的框架。最后，随着人工智能能力及其对科学的影响不断增强，了解人工智能对研究中的公平性和公平待遇的影响将变得愈发重要[16,123]。同样重要的是，了解人工智能可能如何引入潜在偏见，或以其他方式在科学知识的产生过程中造成意料之外的后果，尤其是考虑到许多领先人工智能工具具有“黑箱”特性[124-127]。

总体而言，这些基于大规模定量分析得出的发现或许对人工智能研究界有所助益，帮助我们更好地了解哪些人工智能能力最有利于科学研究。与此同时，人工智能教育水平与其对研究的影响之间的不匹配表明，领域专家与人工智能研究人员之间的合作可能尤其富有成效，能够将深厚的领域专业知识与新的AI进展结合起来。鉴于未来的技术发展往往起源于基础科学研究的上游环节[128-130]，更深入地了解人工智能对科学的影响，或许还能为未来教育、研究和创新领域的一系列重要政策考量提供参考[2-4]。

方法

数据来源。 为了评估人工智能对科学的影响，我们使用了多种数据集，其中包含科学出版物、专利、课程大纲以及研究人员人口统计信息（详见补充说明1）。我们介绍两个主要数据集。（1）我们使用微软学术图谱（MAG）数据库中的出版物数据。我们收集了1960年至2019年间的7460万篇不同类型的出版物（“期刊”“会议”“图书”或“书籍章节”）的信息。这些出版物依据MAG的“研究领域”分类体系，被归入19个学科（例如“计算机科学”）和292个领域（例如“机器学习”）；在该分类体系中，一个学科包含若干下级领域（详见补充说明1.1）。对于每篇出版物，我们收集其标题、摘要、年份、学科和领域信息。（2）我们使用PatentsView获取专利数据。我们从PatentsView收集了1976年至2019年间授予的710万项专利的信息。PatentsView是一个基于美国专利和

商标局（USPTO）批量数据的数据平台。每项专利都关联有一组专利分类代码和关键词。利用这些代码和关键词，我们识别出人工智能相关专利（详见补充说明1.2）。结合MAG出版物数据和美国专利商标局专利数据，我们能够估计人工智能对各学科和领域的直接影响及潜在影响。

我们补充使用另外两个数据集，以考察人工智能影响与人工智能教育水平之间的对齐情况，并研究科学领域的性别、种族和族裔构成。（1）我们使用来自开放教学大纲项目（OSP）的课程大纲数据。该项目是全球首个大规模大学课程教学大纲文档数据库。我们的课程大纲数据集包含 420 万份于2000年到2018年间发布的英语教学大纲（详情见补充说明1.3）。每份课程大纲均关联一组代表其学术领域的教学项目分类（CIP）代码，以及一组被引用的出版物[103]。我们手动将CIP代码与MAG领域进行交叉映射，并将课程大纲中的参考文献与MAG出版物关联起来（详情见补充说明5.1）。（2）我们使用博士学位获得者调查（SDR）中关于拥有美国研究型博士学位、且学科属于科学、工程学或健康领域的个人的去标识化人口统计数据。我们使用2017年关于科学家和工程师的SDR数据，包括其博士学位所属学科、性别、种族和族裔。我们手动将SDR中的博士学科与MAG学科进行交叉映射（详情见补充说明7.1）。

AI 影响得分的计算。我们通过实施“AI n-gram 框架”来估算人工智能的直接影响。具体而言，我们按照先前的研究[91], ，使用 MAG 的五个领域类别（“机器学习”“人工智能”“计算机视觉”“自然语言处理”和“模式识别”）来识别人工智能相关出版物。由于 MAG 使用主题建模方法为每篇论文标注领域类别，因此此处识别出的人工智能相关出版物不仅限于明确提及这五个关键词的出版物。从大型出版物数据库中识别人工智能研究仍是一项艰巨任务，但我们采用的简单方法在确定人工智能出版物时兼顾了精确率和召回率（详见补充说明8.1）。识别人工智能研究还有其他方法（详见补充说明 2.1），而且在采用这些替代方法时，我们的结果依然稳健（详见补充说明8）。

我们从人工智能出版物的标题和摘要中提取 n 元语法（二元组和三元组；例如“深度学习”和“深度神经网络”），并通过词形还原和词语标准化对其进行规范化处理。然后，我们根据五个主题下的主题列表，从这些规范化后的 n 元语法中筛选出人工智能 n 元语法。

MAG“研究领域”分类体系中的人工智能领域类别。该分类体系主要基于维基百科主题构建（详情见补充说明 1.1）。我们计算每篇论文中人工智能 n 元语法的频率，以近似表示累积的 AI进展。形式上，年份 t 的 AI n 元语法频率向量为 $G\#_{AI}^{t} = G_{AI}^{t}/N_{AI}^{t}$，其中 G_{AI}^{t} 是一个向量，用于汇总年份 t 之前从人工智能出版物中提取的人工智能 n 元语法的计数，N_{AI}^{t} 是人工智能出版物的数量。我们对每个领域的出版物重复这一过程，以提取 n 元语法（包括人工智能 n 元语法和非人工智能 n 元语法），并计算其频率，以近似表示当前领域的发展情况。例如，年份 t 的生物学 n 元语法频率向量为 $G\#_{B}^{t} = G_{B}^{t}/N_{B}^{t}$，其中 G_{B}^{t} 是一个向量，用于汇总在年份 t 从生物学出版物中提取的 n 元语法计数，N_{B}^{t} 是这些生物学出版物的数量。生物学频率向量和人工智能频率向量中同一个人工智能 n 元语法的坐标相同。换言之，$G\#_{B}^{t}$ 的每个坐标都代表一个 n 元语法，其中人工智能 n 元语法的坐标与 $G\#_{AI}^{t}$ 中的相同。最后，我们根据人工智能 n 元语法的频率，计算年份 t 生物学的直接人工智能影响得分：

$$S_{D}^{t} = \sum \hat{G}_{B}^{t} \cdot \hat{G}_{AI}^{t}, \quad (1)$$

其中，符号“∑·”表示生物学频率向量与人工智能频率向量中相同人工智能 n 元语法的点积。计算时，仅考虑这两个向量共有的 n 元语法，且相同的 n 元语法在两个向量中具有相同的坐标。直接人工智能影响得分还有其他计算方法；采用某些替代计算方法时，我们的结果在很大程度上仍然稳健（详情请参见补充说明8.2）。直接人工智能影响得分越高，表示人工智能对该领域的影响越强。

我们通过实施“人工智能能力—领域任务框架”来估计人工智能的潜在影响，该框架基于未来工作研究文献[82-84]。该框架假设，如果研究领域的基本任务与人工智能能力相匹配，这些领域就可能从人工智能中受益（关于相关假设的详细信息，见补充说明3）。我们通过使用自然语言处理（NLP）中开发的依存句法分析算法，从人工智能出版物和人工智能专利的标题中提取动词-名词对（例如“学习表征”），来预测人工智能的能力（即人工智能能够做什么）（详细信息见补充说明3.2）[99-101]。此处遵循先前研究[82],，我们仅使用标题，因为与其他文本字段相比，标题的信噪比更高。对动词-名词对进行词形还原和标准化后，我们计算其相对频率，以近似表示人工智能能力。具体而言，年份为 t 的 AI 论文的人工智能能力频率向量为 $Paper(\hat{C}_{AI}^{t}) = C_{AI}^{t}/\sum C_{AI}^{t}$，其中 C_{AI}^{t} 是对从以下内容中提取的动词-名词对计数进行汇总的向量

年份t之前的人工智能出版物。我们对人工智能专利重复这一过程，并计算向量$Patent(\hat{C}_{AI}^{t})$。通过对这两个向量中共同动词-名词对的频率取平均值，我们计算出人工智能能力频率向量$\hat{C}_{AI}^{t}$，以近似表示年份t的累积 AI 能力：

$$\hat{C}_{AI}^{t} = \left[Paper\left(\hat{C}_{AI}^{t}\right) + Patent\left(\hat{C}_{AI}^{t}\right)\right]/2, \tag{2}$$

其中，符号“+”表示将两个向量中相同动词-名词对的频次相加。类似地，我们通过从某一研究领域出版物的标题中提取动词-名词对，来预测该领域的基本任务（即该领域所做的事情）。以生物学领域为例，该领域在年份t 的任务频率向量为$T\#_B^t = T_B^t/\sum T_B^t$，其中$T_B^t$是汇总从年份$t$的生物学出版物中提取的动词-名词对计数的向量。在计算中，我们应用词频-逆文档频率（词频-逆文档频率）对人工智能能力向量和领域任务向量中常见动词-名词对的权重进行折减（详情见补充说明3.3）。最后，我们根据生物学领域的任务与人工智能能力之间的对齐，计算其在年份t 的人工智能潜在影响得分：

$$S_P^t = \frac{\sum \hat{T}_B^t \cdot \hat{C}_{AI}^t}{\sum \hat{C}_{AI}^t \cdot \hat{C}_{AI}^t}, \tag{3}$$

其中，符号“∑”表示人工智能向量与生物学向量的点积，分母用于对得分进行归一化，以便在不同时间之间进行比较。在计算过程中，仅考虑人工智能向量和生物学向量中共同存在的动词-名词对，且同一动词-名词对在两个向量中具有相同的坐标。人工智能潜在影响得分越高，意味着预测人工智能对该领域的影响越大。人工智能潜在影响得分还有其他计算方法，而我们的研究发现，在采用一些替代计算方法时，总体上仍具有较强的稳健性（详情请参见补充说明8.3）。

人工智能教育水平的估算。我们利用 OSP 课程大纲数据和 MAG 出版物数据，衡量各学科的人工智能教育水平。该指标假设：如果某学科课程大纲所引用的出版物中，人工智能出版物所占比例越高，则该学科的人工智能教育水平也越高。OSP 数据集按教育领域对课程大纲进行分类，并提供课程大纲与其所引用出版物之间的关联。由于引用文献较多的课程大纲更可能对应研究生课程或研究导向型课程，我们仅使用至少包含五条参考文献且属于近期时段（2014—2018年）的课程大纲。首先，我们将 OSP 领域映射到 MAG 学科，以建立教育学科与学术学科分类体系之间的对应关系；随后，依据数字对象标识符（DOI）、标题和年份，将课程大纲引用的出版物与 MAG 出版物进行匹配（详情见补充说明5.1）。在这些出版物中，

我们根据 MAG 的五个人工智能领域类别识别人工智能出版物（详情见补充说明 2.1）。随后，我们通过计算某学科课程大纲中的引文里指向人工智能出版物的比例，估算该学科的人工智能教育水平（详情见补充说明 5.2）。作为稳健性检验，我们还使用至少包含十条参考文献的课程大纲，计算另一种人工智能教育水平指标，即某学科中至少引用一篇人工智能出版物的课程大纲所占比例；并针对 2000年至2018年之间的不同时间段重复分析（详细方法和更多结果见补充说明 5.2）。

人工智能跨学科合作的计算。 我们使用计算机科学以外各学科的人工智能出版物，估算领域专家与人工智能研究人员在人工智能研究中的跨学科合作水平。具体而言，我们首先根据每位研究人员在 1960—2019年期间发表论文最多的学科，为其指定一个主要学科，并将主要学科为计算机科学（CS）的作者视为人工智能研究人员（详情见补充说明 6）。随后，我们根据作者的主要学科，将各学科的每篇人工智能出版物归入四种合著类型之一：（1）“领域与计算机科学”，涉及领域专家和计算机科学家；（2）“仅领域”，仅涉及领域专家；（3）“仅计算机科学”，仅涉及计算机科学家；（4）“其他”，既不涉及领域专家，也不涉及计算机科学家。接下来，我们计算各学科合作发表的人工智能出版物（即属于“领域与计算机科学”类型的出版物）所占比例（详细方法见补充说明 6.1）。此处的计算仅考虑 1980—2019年发表且至少有两位作者的人工智能出版物。作为稳健性检验，我们还采用另一种方法来识别主要人工智能研究人员（详细方法和结果见补充说明 6.3）。

数据可用性

MAG数据可在 https://zenodo.org/record/6511057 获取。美国专利商标局专利数据可在 https://patentsview.org 获取。OSP 数据集可从论文获取：https://www.pnas.org/doi/10.1073/pnas.1804247115。SDR 数据可在 https://www.nsf.gov/statistics/srvydoctoratework 获取。本研究使用的数据集均已去标识化，仅包含各学科的汇总统计数据。可用于复现本文所有主要图表的数据可在 https://kellogg-cssi.github.io/ai4science 获取。

代码可用性

数据通过这些程序中的标准软件包，使用 Python 3 中的定制代码进行关联和分析。用于重现所有主要图表和统计分析的代码可在 https://kellogg-cssi.github.io/ai4science 获取。

致谢

感谢 Yian Yin、Yifan Qian、Binglu Wang、Nima Dehmamy、Lav Varshney、Lili Miao、Alyse Freilich，以及西北大学科学与创新科学中心（CSSI）的所有成员提供宝贵的讨论。本研究得到空军科学研究办公室（FA9550-19-1-0354）、美国国家科学基金会（SBE 1829344 和 TIP 2241237）、阿尔弗雷德·P·斯隆基金会（G-2019-12485）和彼得·G·彼得森基金会（21048）的支持。

作者贡献

J.G. 和 D.W. 提出了这一想法。D.W. 负责监督该项目。J.G. 收集了数据并进行了分析。J.G. 和 D.W. 分析了结果、解读了研究发现，并撰写了论文。

利益冲突

作者声明不存在利益冲突。

图

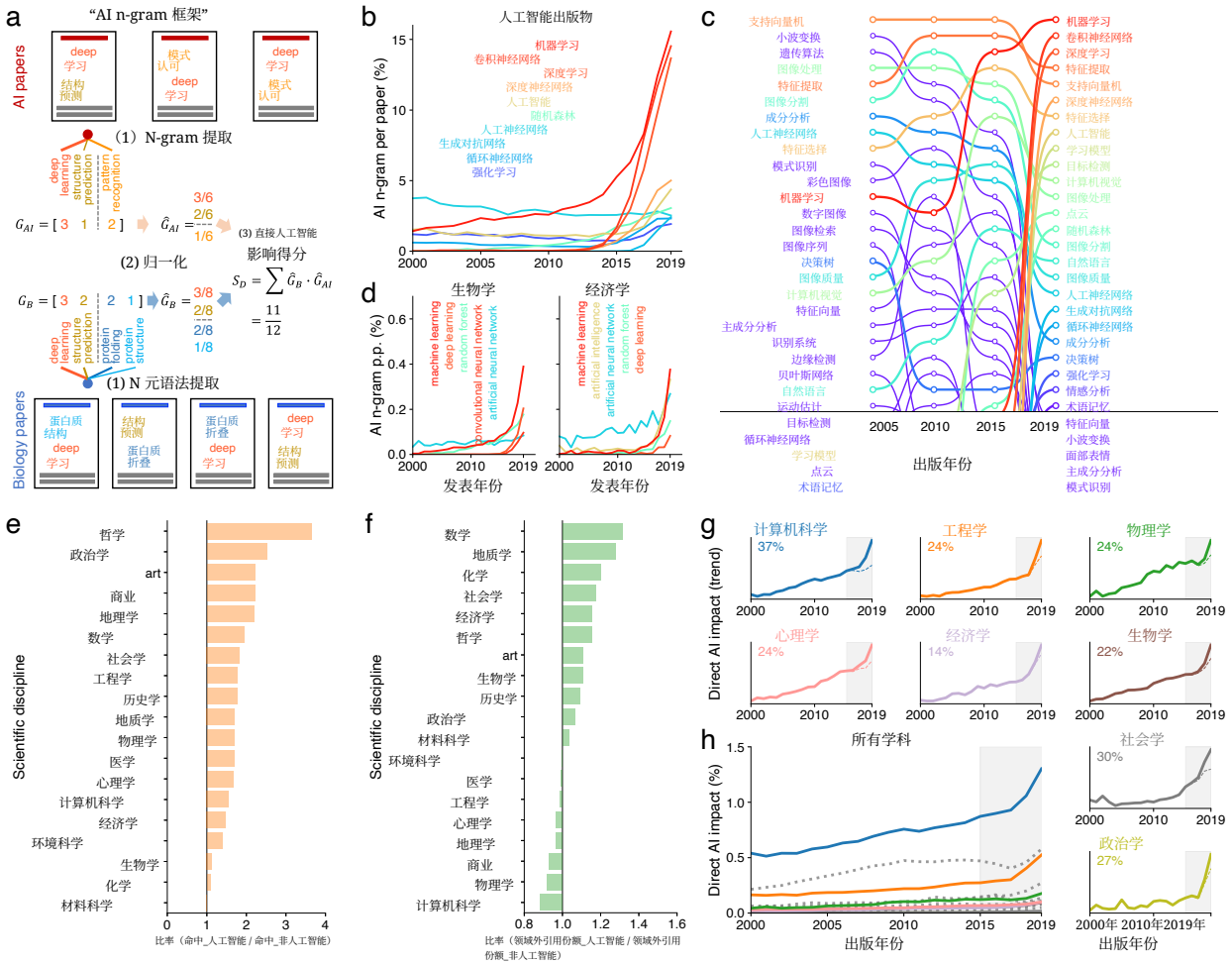


图 1. 衡量人工智能对科学研究的直接影响。 **(a)** 用于估算人工智能直接影响的"人工智能 n 元语法框架"。首先，根据 MAG 的五个人工智能领域识别人工智能相关出版物。然后，从人工智能出版物的标题和摘要中提取 n 元语法。接着，经过词形还原和归一化后，计算每篇论文中人工智能 n 元语法的频率。同样，提取各领域出版物中的 n 元语法，并计算每篇论文中 n 元语法的频率。最后，通过截至该年的人工智能 n 元语法频率累积值与该年该领域 n 元语法频率的点积，计算该领域该年的直接人工智能影响得分。 **(b)** 2019 年十个人工智能 n 元语法的频率，以及过去二十年中这些 n 元语法的使用趋势。 **(c)** 2019 年排名前 30 位的人工智能 n 元语法排名随时间的变化。人工智能 n 元语法按其 2019 年排名以彩虹色顺序呈现。 **(d)** 2019 年生物学和经济学中排名前五位的人工智能 n 元语法在 2000 年至 2019 年期间的频率。 **(e)** 使用人工智能的论文与不使用人工智能的论文的高被引率之比。此处，使用人工智能的论文是指提及至少一个人工智能 n 元语法的论文；论文的高被引率（Hit）定义为论文在同一领域、同一年份中总引用次数排名前 5% 的可能性。 **(f)** 使用人工智能的论文与不使用人工智能的论文的领域外引用份额（SOC）之比。 **(g)** 实线显示的各学科直接人工智能影响得分的时间趋势。虚线显示的是使用各学科每年的 n 元语法，并将人工智能 n 元语法固定为 2015 年水平计算得到的得分。图中显示了 2019 年两个得分之间的百分比变化。每张图均采用各自的纵轴刻度，以最佳呈现相对变化。 **(h)** 直接人工智能影响

采用相同 y 轴刻度的各学科得分。彩色线条对应面板 (g) 中的学科，灰色虚线表示其他学科（详细结果见补充图7）。

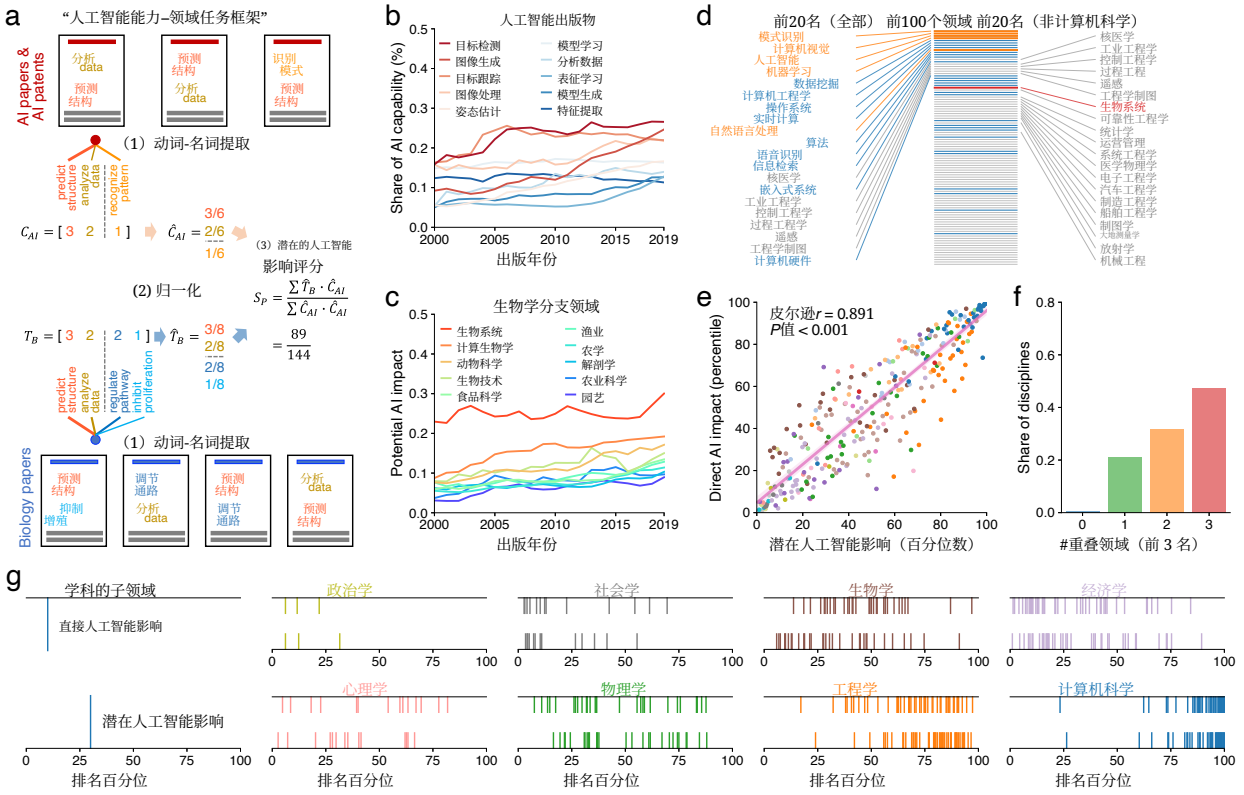


图2. 衡量人工智能的潜在影响及学科异质性。 **(a)** 用于估算人工智能潜在影响的“人工智能能力—领域任务框架”。首先，利用依存句法分析算法，从人工智能出版物和人工智能专利的标题中提取动词-名词对，以推断人工智能能力。随后，采用相同方法从各领域的出版物中推断领域任务。接着，计算领域任务与人工智能能力之间的重合度，并对常见动词-名词对的出现频率进行折减，据此确定人工智能潜在影响得分。**(b)** 2019年十个人工智能动词-名词对的出现频率及其过去二十年的时间趋势。 **(c)** 2019年按人工智能潜在影响得分排名的生物学前十个子领域及其过去二十年的时间趋势。“生物系统”领域始终位列所有子领域之首。**(d)** 图中以不同颜色的线条展示了2019年人工智能潜在影响得分最高的100个领域。左侧列出排名前20的领域，其中五个人工智能领域以橙色表示，计算机科学（CS）领域以深蓝色表示，其他领域以灰色表示。右侧列出排名前20的非CS领域，其中“生物系统”以红色表示，排名第七。**(e)** 根据百分位数，研究领域的直接人工智能影响与人工智能潜在影响之间呈现很强的相关性。图中显示线性拟合（中心线）及95%置信区间（误差带）。**(f)** 按直接人工智能影响得分和人工智能潜在影响得分排名，各学科的前三个子领域高度重合。大多数学科有三个重合的子领域（详情见补充表S1）。**(g)** 人工智能影响在科学学科内部存在显著异质性。如左侧图例所示，每个图均展示某一学科各子领域的百分位数：上排为基于直接人工智能影响得分的百分位数，下排为基于人工智能潜在影响得分的百分位数。图中以十个学科为例；其他学科见补充图8。

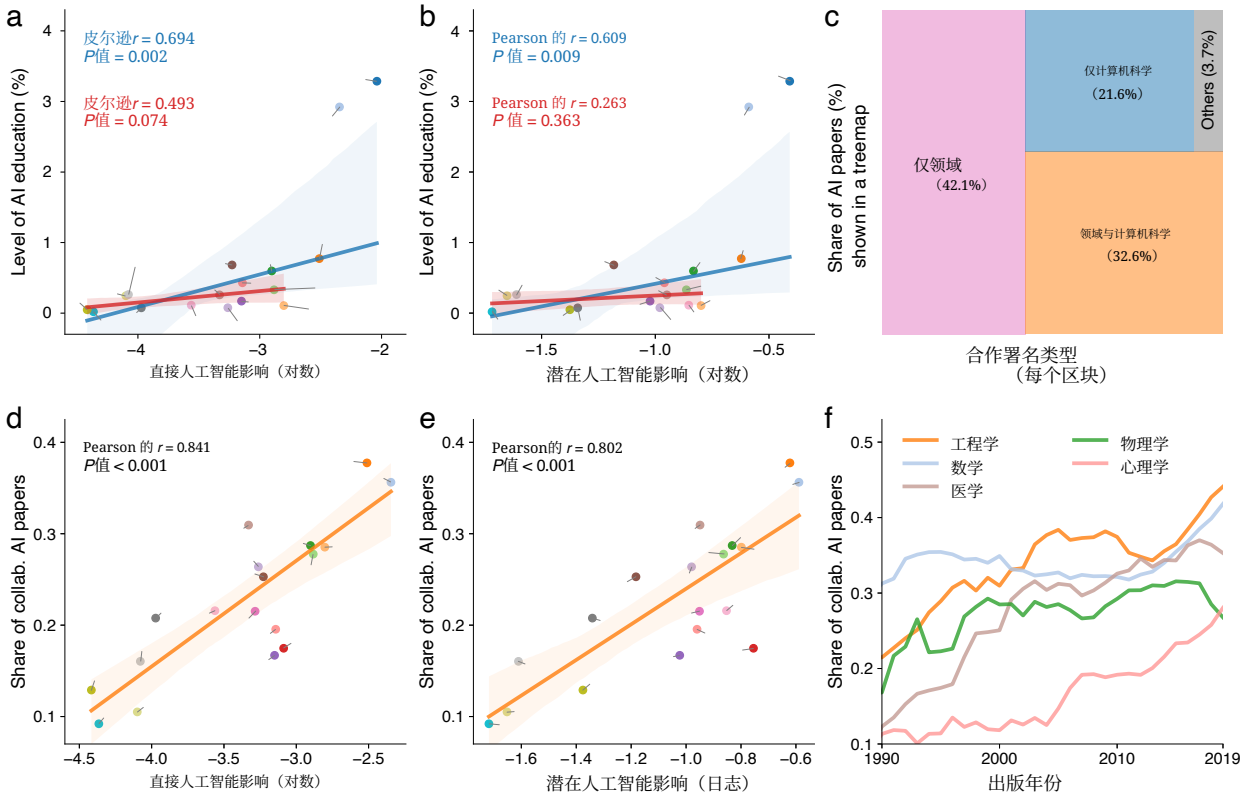


图3. 人工智能教育与人工智能影响之间存在错位，但对人工智能的知识需求正在增长。（a）直接人工智能影响得分与人工智能教育水平之间的相关性；人工智能教育水平根据课程大纲中对人工智能出版物的引用占比进行估算。图中显示了线性拟合（中心线）及95%置信区间（误差带）。红线表明，排除人工智能影响得分最高的三个学科——计算机科学、工程学和数学后，相关性不再显著。**（b）**人工智能潜在影响得分与人工智能教育水平之间的相关性。图中显示了线性拟合（中心线）及95%置信区间。**（c）**矩形树图显示了四种合著类型的人工智能出版物占比，其中“领域与计算机科学”指领域专家与计算机科学家合作发表的人工智能出版物，“仅领域”指仅由领域专家发表的人工智能出版物，“仅计算机科学”指仅由计算机科学家发表的人工智能出版物，“其他”指既非领域专家也非计算机科学家发表的人工智能出版物。此处仅纳入计算机科学以外、且作者至少为两人的学科中的人工智能出版物。**（d）**直接人工智能影响得分与各学科合作发表（“领域与计算机科学”）的人工智能出版物占比之间呈正相关。图中显示了线性拟合（中心线）及95%置信区间（误差带）。**（e）**人工智能潜在影响得分与各学科合作发表（“领域与计算机科学”）的人工智能出版物占比之间呈正相关。图中显示了线性拟合（中心线）及95%置信区间（误差带）。**（f）**1990—2019年间，五个学科中合作发表（“领域与计算机科学”）的人工智能出版物占比。曲线采用三年移动平均值进行平滑处理。其他学科的结果见补充图14。

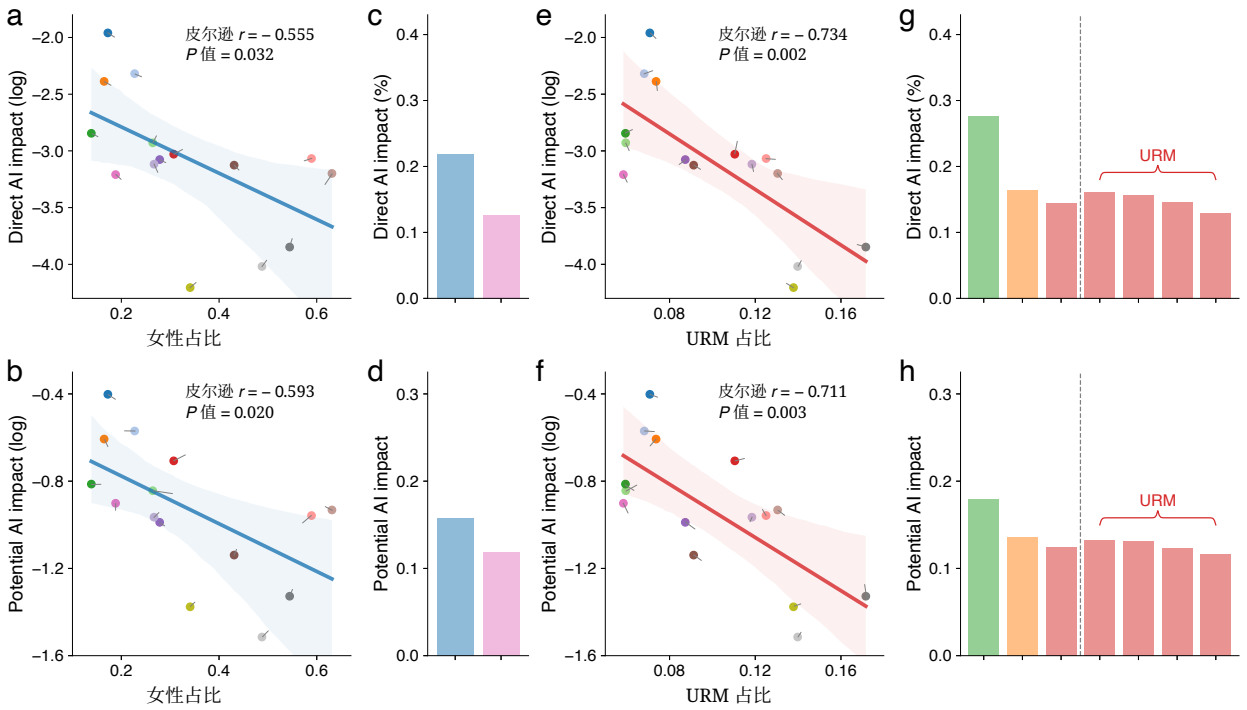


图 4. 人工智能影响中的性别和种族 学科间差异。 **(a)** 各学科中，直接人工智能影响得分与女性科学家占比之间的负相关关系。图中显示了线性拟合（中心线）及其 95%置信区间（误差带）。**(b)** 各学科中，潜在人工智能影响得分与女性科学家占比之间的负相关关系。图中显示了线性拟合（中心线）及其 95%置信区间（误差带）。 **(c)** 女性和男性科学家的平均直接人工智能影响得分。男性/女性的平均得分通过对各学科的直接人工智能影响得分进行加权计算得出，权重为该学科中男性/女性所占的比例。 **(d)** 女性和男性科学家的平均潜在人工智能得分。 **(e)** 直接人工智能影响得分与 URM（代表性不足的少数群体）科学家占比之间的负相关关系。URM 类别包括“非裔美国人或黑人”、“美洲印第安人或阿拉斯加原住民”、“西班牙裔或拉丁裔”以及“夏威夷原住民或其他太平洋岛民”。图中显示了线性拟合（中心线）及其 95%置信区间（误差带）。**(f)** 潜在人工智能影响得分与 URM 科学家占比之间的负相关关系。 图中显示了线性拟合（中心线）及其 95%置信区间（误差带）。 **(g)** 各种族和族裔群体的平均直接人工智能影响得分。各群体的平均得分通过对各学科的直接人工智能影响得分进行加权计算得出，权重为该学科中特定种族和族裔群体所占的比例。URM 类别中各个种族和族裔群体的平均得分单独显示在右侧。**(h)** 各种族和族裔群体的平均潜在人工智能影响得分。

参考文献

1 Herbert, A. S. 人工制品的科学。（麻省理工学院出版社，1969年）。2 Brynjolfsson, E. & Mitchell, T. 机器学习能做什么？对劳动力的影响。科学 **358**, 1530-1534（2017年）。3 Agrawal, A., Gans, J. & Goldfarb, A. 人工智能经济学：一份议程。（芝加哥大学出版社，2019年）。4 Autor, D., Mindell, D. A. & Reynolds, E. B. 未来的工作：塑造技术与机构。（麻省理工学院工作组，2019年）。5 Acemoglu, D., Autor, D., Hazell, J. & Restrepo, P. 人工智能与工作岗位：来自在线招聘信息的证据。*劳动经济学杂志* **40**，S293-S340（2022年）。6 Aghion, P., Jones, B. F. & Jones, C. I. 人工智能与经济增长。载于人工智能经济学：一份议程第9章，237-290（芝加哥大学出版社，2019年）。7 Cockburn, I. M., Henderson, R. & Stern, S. 人工智能对创新的影响：探索性分析。载于人工智能经济学：一份议程第4章，115- 148（芝加哥大学出版社，2019年）。8 Tomasev, N., Cornebise, J., Hutter, F., Mohamed, S., Picciariello, A., Connelly, B., Belgrave, D. C. M., Ezer, D., van der Haert, F. C., Mugisha, F., Abila, G., Arai, H., Almiraat, H., Proskurnia, J., Snyder, K., Otake-Matsuura, M., Othman, M., Glasmachers, T., de Wever, W., Teh, Y. W., Khan, M. E., De Winne, R., Schaul, T. & Clopath, C. 用于社会公益的人工智能：释放积极影响的机遇。《自然·通讯》 **11**，2468（2020年）。9 Dwivedi, Y. K., Hughes, L., Ismagilova, E., Aarts, G., Coombs, C., Crick, T., Duan, Y., Dwivedi, R., Edwards, J., Eirug, A. & 其他. 人工智能（AI）：关于新兴挑战、机遇以及研究、实践和政策议程的多学科视角。国际信息管理杂志 **57**，101994（2021年）。10 Frey, C. B. & Osborne, M. A. 就业的未来：工作岗位有多容易被计算机化？技术预测与社会变迁 **114**，254-280（2017年）。11 Acemoglu, D. & Restrepo, P. 人与机器之间的竞赛：技术对增长、要素份额和就业的影响。美国经济评论 **108**, 1488-1542（2018年）。12 Khan, H. N., Hounshell, D. A. & Fuchs, E. R. H. 摩尔定律终结之际的科学与研究政策。《自然·电子学》。 **1**，14-21（2018年）。13 Iansiti, M. & Lakhani, K. R. 人工智能时代的竞争：算法和网络主宰世界时的战略与领导力。（哈佛商学院出版社，2020年）。14 Eshraghian, J. K. 人类对人工创造力的所有权。《自然·机器智能》 **2**，157 160 2020-（）。15 Marcus, G. & Davis, E. 重启人工智能：构建值得信赖的人工智能。（Pantheon Books，2019年）。16 Liang, W. X., Tadesse, G. A., Ho, D., Li, F. F., Zaharia, M., Zhang, C. & Zou, J. 为值得信赖的人工智能创建数据的进展、挑战与机遇。《自然·机器智能》 **4**，669-677（2022年）。17 Bengio, Y., Hinton, G., Yao, A., Song, D., Abbeel, P., Darrell, T., Harari, Y. N., Zhang, Y.- Q., Xue, L., Shalev-Shwartz, S., Hadfield, G., Clune, J., Maharaj, T., Hutter, F., Baydin, A. G., McIlraith, S., Gao, Q., Acharya, A., Krueger, D., Dragan, A., Torr, P., Russell, S., Kahneman, D., Brauner, J. & Mindermann, S. 在快速进展中应对极端人工智能风险。科学 **384**，842-845（2024年）。

18 Frank, M. R., Autor, D., Bessen, J. E., Brynjolfsson, E., Cebrian, M., Deming, D. J., Feldman, M., Groh, M., Lobo, J., Moro, E., Wang, D., Youn, H. & Rahwan, I. 走向理解人工智能对劳动力的影响。《美国国家科学院院刊》 **116**，6531-6539（2019年）。19 Agrawal, A., Gans, J. S. & Goldfarb, A. 人工智能：自动化预测对劳动力市场影响的模糊性。经济学展望杂志 **33**，31-50（2019年）。20 Koebis, N., Starke, C. & Rahwan, I. 运用人工智能打击腐败的前景与风险。《自然·机器智能》 **4**，418-424（2022年）。21 Brynjolfsson, E., Li, D. & Raymond, L. R. 工作中的生成式人工智能。国家经济研究局，NBER工作论文编号w31161（2023年）。22 Noy, S. & Zhang, W. 生成式人工智能对生产率影响的实验证据。科学 **381**，187-192（2023年）。23 Silver, D., Huang, A., Maddison, C. J., Guez, A., Sifre, L., van den Driessche, G., Schrittwieser, J., Antonoglou, I., Panneershelvam, V., Lanctot, M., Dieleman, S., Grewe, D., Nham, J., Kalchbrenner, N., Sutskever, I., Lillicrap, T., Leach, M., Kavukcuoglu, K., Graepel, T. & Hassabis, D. 使用深度神经网络和树搜索掌握围棋。《自然》 **529**，484-489（2016年）。24 Geirhos, R., Temme, C. R., Rauber, J., Schütt, H. H., Bethge, M. & Wichmann, F. A. 人类与深度神经网络中的泛化。载于神经信息处理系统进展第31卷，7538-7550（麻省理工学院出版社，2018年）。25 Grace, K., Salvatier, J., Dafoe, A., Zhang, B. & Evans, O. 人工智能何时会超越人类表现？来自人工智能专家的证据。人工智能研究杂志 **62**，729- 754（2018年）。26 Liu, X., Faes, L., Kale, A. U., Wagner, S. K., Fu, D. J., Bruynseels, A., Mahendiran, T., Moraes, G., Shamdas, M., Kern, C. & Ledsam, J. R. 深度学习在医学影像疾病检测方面与医疗专业人员表现的比较：系统综述与荟萃分析。《柳叶刀·数字健康》 **1**，e271-e297（2019年）。27 Ishowo-Oloko, F., Bonnefon, J. F., Soroye, Z., Crandall, J., Rahwan, I. & Rahwan, T. 人机协作中透明度—效率权衡的行为证据。《自然·机器智能》 **1**，517-521（2019年）。28 Yang, Y., Wu, Y. Y. & Uzzi, B. 利用人类和人工智能估计科学发现的深度可重复性。《美国国家科学院院刊》 **117**，10762-10768（2020年）。29 Wurman, P. R., Barrett, S., Kawamoto, K., MacGlashan, J., Subramanian, K., Walsh, T. J., Capobianco, R., Devlic, A., Eckert, F., Fuchs, F., Gilpin, L., Khandelwal, P., Kompella, V., Lin, H. C., MacAlpine, P., Oller, D., Seno, T., Sherstan, C., Thomure, M. D., Aghabozorgi, H., Barrett, L., Douglas, R., Whitehead, D., Durr, P., Stone, P., Spranger, M. & Kitano, H. 以深度强化学习超越《Gran Turismo》冠军车手。《自然》 **602**，223 228 2022-（）。30 Maslej, N., Fattorini, L., Perrault, R., Parli, V., Reuel, A., Brynjolfsson, E., Etchemendy, J., Ligett, K., Lyons, T., Manyika, J., Niebles, J. C., Shoham, Y., Wald, R. & Clark, J. 《人工智能指数2024年度报告》。（人工智能指数指导委员会、斯坦福以人为本人工智能研究院，2024年）。31 Gil, Y., Greaves, M., Hendler, J. & Hirsh, H. 利用人工智能推动科学发现。科学 **346**，171-172（2014年）。32 Wang, H. C., Fu, T. F., Du, Y. Q., Gao, W. H., Huang, K. X., Liu, Z. M., Chandak, P., Liu, S. C., Van Katwyk, P., Deac, A., Anandkumar, A., Bergen, K., Gomes, C. P., Ho, S., Kohli, P., Lasenby, J., Leskovec, J., Liu, T. Y., Manrai, A., Marks, D., Ramsundar, B., Song, L., Sun,

J. M., Tang, J., Velickovic, P., Welling, M., Zhang, L. F., Coley, C. W., Bengio, Y. & Zitnik, M. 人工智能时代的科学发现。《自然》 **620**, 47-60（2023年）。33 Carleo, G., Cirac, I., Cranmer, K., Daudet, L., Schuld, M., Tishby, N., Vogt-Maranto, L. & Zdeborová, L. 机器学习与物理科学。《现代物理评论》 **91**, 045002（2019年）。34 Rahwan, I., Cebrian, M., Obradovich, N., Bongard, J., Bonnefon, J. F., Breazeal, C., Crandall, J. W., Christakis, N. A., Couzin, I. D., Jackson, M. O., Jennings, N. R., Kamar, E., Kloumann, I. M., Larochelle, H., Lazer, D., McElreath, R., Mislove, A., Parkes, D. C., Pentland, A., Roberts, M. E., Shariff, A., Tenenbaum, J. B. & Wellman, M. 机器行为。《自然》 **568**, 477-486（2019年）。35 Jimenez-Luna, J., Grisoni, F. & Schneider, G. 借助可解释人工智能发现药物。《自然·机器智能》 **2**, 573-584（2020年）。36 Xu, Y. J., Liu, X., Cao, X., Huang, C. P., Liu, E. K., Qian, S., Liu, X. C., Wu, Y. J., Dong, F. L., Qiu, C. W., Qiu, J. J., Hua, K. Q., Su, W. T., Wu, J., Xu, H. Y., Han, Y., Fu, C. G., Yin, Z. G., Liu, M., Roepman, R., Dietmann, S., Virta, M., Kengara, F., Zhang, Z., Zhang, L. F., Zhao, T. L., Dai, J., Yang, J. L., Lan, L., Luo, M., Liu, Z. F., An, T., Zhang, B., He, X., Cong, S., Liu, X. H., Zhang, W., Lewis, J. P., Tiedje, J. M., Wang, Q., An, Z. L., Wang, F., Zhang, L. B., Huang, T., Lu, C., Cai, Z. P., Wang, F. & Zhang, J. B. 人工智能：科学研究的强大范式。《创新》 **2**, 100179（2021年）。37 Davies, A., Velickovic, P., Buesing, L., Blackwell, S., Zheng, D. I., Tomasev, N., Tanburn, R., Battaglia, P., Blundell, C., Juhasz, A., Lackenby, M., Williamson, G., Hassabis, D. & Kohli, P. 借助人工智能引导人类直觉，推动数学发展。《自然》 **600**, 70-74（2021年）。38 Peng, H., Ke, Q., Budak, C., Romero, D. M. & Ahn, Y. Y. 学术期刊的神经嵌入揭示了复杂的学科组织结构。《科学进展》 **7**, eabb9004（2021年）。39 Krenn, M., Pollice, R., Guo, S. Y., Aldeghi, M., Cervera-Lierta, A., Friederich, P., Gomes, G. D., Hase, F., Jinich, A., Nigam, A., Yao, Z. P. & Aspuru-Guzik, A. 关于人工智能与科学理解。《自然评论：物理学》. **4**, 761-769（2022年）。40 Belikov, A. V., Rzhetsky, A. & Evans, J. A. 从文献中预测可靠的科学事实。《自然·机器智能》 **4**, 445-454（2022年）。41 Grossmann, I., Feinberg, M., Parker, D. C., Christakis, N. A., Tetlock, P. E. & Cunningham, W. A. 人工智能与社会科学研究的转型。《科学》 **380**, 1108-1109 （2023 年）。42 Groh, M., Badri, O., Daneshjou, R., Koochek, A., Harris, C., Soenksen, L. R., Doraiswamy, P. M. & Picard, R. 深度学习辅助决策，支持不同肤色人群的皮肤病诊断。《自然医学》. **30**, 573-583（2024年）。43 Bail , C. A. 生成式人工智能能改善社会科学吗?《美国国家科学院院刊》 **121**, e2314021121（2024年）。44 Alvarez, A., Caliskan, A., Crockett, M. J., Ho, S. S., Messeri, L. & West, J. 生成式人工智能与科学传播。《自然·人类行为》. **8**, 625-627（2024年）。45 Senior, A. W., Evans, R., Jumper, J., Kirkpatrick, J., Sifre, L., Green, T., Qin, C., Žídek, A., Nelson, A. W. R., Bridgland, A., Penedones, H., Petersen, S., Simonyan, K., Crossan, S., Kohli, P., Jones, D. T., Silver, D., Kavukcuoglu, K. & Hassabis, D. 使用深度学习得出的势函数改进蛋白质结构预测。《自然》 **577**, 706-710（2020年）。46 Jumper, J., Evans, R., Pritzel, A., Green, T., Figurnov, M., Ronneberger, O., Tunyasuvunakool, K., Bates, R., Zidek, A., Potapenko, A., Bridgland, A., Meyer, C., Kohl, S. A. A., Ballard, A. J., Cowie, A., Romera-Paredes, B., Nikolov, S., Jain, R., Adler, J., Back, T., Petersen, S., Reiman, D., Clancy, E., Zielinski, M., Steinegger, M., Pacholska, M., Berghammer, T., Bodenstein, S., Silver, D., Vinyals, O., Senior, A. W., Kavukcuoglu, K.,

Kohli, P. & Hassabis, D. 使用 AlphaFold 实现高精度蛋白质结构预测。《自然》 《自然》 **596**, 583-589 (2021)。47 Baek, M., DiMaio, F., Anishchenko, I., Dauparas, J., Ovchinnikov, S., Lee, G. R., Wang, J., Cong, Q., Kinch, L. N., Schaeffer, R. D., Millan, C., Park, H., Adams, C., Glassman, C. R., DeGiovanni, A., Pereira, J. H., Rodrigues, A. V., van Dijk, A. A., Ebrecht, A. C., Opperman, D. J., Sagmeister, T., Buhlheller, C., Pavkov-Keller, T., Rathinaswamy, M. K., Dalwadi, U., Yip, C. K., Burke, J. E., Garcia, K. C., Grishin, N. V., Adams, P. D., Read, R. J. & Baker, D. 使用三轨神经网络准确预测蛋白质结构及相互作用。《科学》 《科学》 **373**, 871-876 (2021)。48 Popova, M., Isayev, O. & Tropsha, A. 用于从头药物设计的深度强化学习。《科学进展》 《科学进展》 **4**, aap7885 (2018)。49 Zhavoronkov, A., Ivanenkov, Y. A., Aliper, A., Veselov, M. S., Aladinskiy, V. A., Aladinskaya, A. V., Terentiev, V. A., Polykovskiy, D. A., Kuznetsov, M. D., Asadulaev, A. & 其他作者。深度学习能够快速识别高效的 DDR1 激酶抑制剂。《自然·生物技术》 《自然·生物技术》 **37**, 1038-1040 (2019)。50 Schneider, P., Walters, W. P., Plowright, A. T., Sieroka, N., Listgarten, J., Goodnow, R. A., Fisher, J., Jansen, J. M., Duca, J. S., Rush, T. S., Zentgraf, M., Hill, J. E., Krutoholow, E., Kohler, M., Blaney, J., Funatsu, K., Luebkemann, C. & Schneider, G. 重新思考人工智能时代的药物设计。《自然药物发现评论》 《自然药物发现评论》 **19**, 353-364 (2020)。51 Sadybekov, A. V. & Katritch, V. 简化药物发现流程的计算方法。《自然》 《自然》 **616**, 673-685 (2023)。52 Iten, R., Metger, T., Wilming, H., Del Rio, L. d. & Renner, R. 利用神经网络发现物理学概念。《物理评论快报》 《物理评论快报》 **124**, 010508 (2020)。53 Seif, A., Hafezi, M. & Jarzynski, C. 利用机器学习揭示热力学时间之箭。《自然·物理学》 《自然·物理学》 **17**, 105-113 (2021)。54 Wu, T. L. & Tegmark, M. 朝着面向无监督学习的人工智能物理学家迈进。《物理评论 E》 《物理评论 *E*》 **100**, 033311 (2019)。55 Lu, L., Jin, P. Z., Pang, G. F., Zhang, Z. Q. & Karniadakis, G. E. 基于算子普适逼近定理，通过 DeepONet 学习非线性算子。《自然·机器智能》 《自然·机器智能》 **3**, 218-229 (2021)。56 Han, J., Jentzen, A. & Weinan, E. 利用深度学习求解高维偏微分方程。《美国国家科学院院刊》 《美国国家科学院院刊》 **115**, 8505-8510 (2018)。57 Raayoni, G., Gottlieb, S., Manor, Y., Pisha, G., Harris, Y., Mendlovic, U., Haviv, D., Hadad, Y. & Kaminer, I. 利用拉马努金机器生成关于基本常数的猜想。《自然》 《自然》 **590**, 67-73 (2021)。58 Degrave, J., Felici, F., Buchli, J., Neunert, M., Tracey, B., Carpanese, F., Ewalds, T., Hafner, R., Abdolmaleki, A., de las Casas, D., Donner, C., Fritz, L., Galperti, C., Huber, A., Keeling, J., Tsimpoukelli, M., Kay, J., Merle, A., Moret, J. M., Noury, S., Pesamosca, F., Pfau, D., Sauter, O., Sommariva, C., Coda, S., Duval, B., Fasoli, A., Kohli, P., Kavukcuoglu, K., Hassabis, D. & Riedmiller, M. 通过深度强化学习实现托卡马克等离子体的磁控制。《自然》 《自然》 **602**, 414-419 (2022)。59 Tshitoyan, V., Dagdelen, J., Weston, L., Dunn, A., Rong, Z., Kononova, O., Persson, K. A., Ceder, G. & Jain, A. 无监督词嵌入从材料科学文献中捕获潜在知识。《自然》 《自然》 **571**, 95-98 (2019)。60 Sanchez-Lengeling, B. & Aspuru-Guzik, A. 利用机器学习进行分子逆向设计：用于物质工程的生成模型。《科学》 《科学》 **361**, 360-365 (2018)。

61 Chen, C., Zuo, Y. X., Ye, W. K., Li, X. G., Deng, Z. & Ong, S. P. 能源材料机器学习的批判性综述。先进能源材料 **10**, 1903242 (2020年)。62 Merchant, A., Batzner, S., Schoenholz, S. S., Aykol, M., Cheon, G. & Cubuk, E. D. 扩展深度学习以推动材料发现。《自然》 **624**, 80-85 (2023年)。63 Zheng, S., Trott, A., Srinivasa, S., Naik, N., Gruesbeck, M., Parkes, D. C. & Socher, R. 人工智能经济学家：通过双层深度多智能体强化学习设计税收政策。《科学进展》 **8**, eabk2607 (2022年)。64 Koster, R., Jan, B., Tacchetti, A., Weinstein, A., Zhu, T. N., Hauser, O., Williams, D., Campbell-Gillingham, L., Thacker, P., Botvinick, M. & Summerfield, C. 基于民主人工智能的以人为本的机制设计。《自然·人类行为》 **6**, 1398-1407 (2022年)。65 Dunjko, V. & Briegel, H. J. 量子领域中的机器学习与人工智能：近期进展综述。物理学进展报告 **81**, 074001 (2018年)。66 Sturm, B. L., Ben-Tal, O., Monaghan, Ú., Collins, N., Herremans, D., Chew, E., Hadjeres, G., Deruty, E. & Pachet, F. 对音乐创作具有重要意义的机器学习研究：一项案例研究。新音乐研究杂志 **48**, 36-55 (2019年)。67 Rajko mar, A., Dean, J. & Kohane, I. 医学中的机器学习。新英格兰医学杂志 **380**, 1347-1358 (2019年)。68 Ramesh, A., Pavlov, M., Goh, G., Gray, S., Voss, C., Radford, A., Chen, M. & Sutskever, I. 零样本文本到图像生成。载于第*38*届国际机器学习会议论文集 第139卷，8821-8831（ICML，2021年）。69 Epstein, Z., Hertzmann, A. & 人类创造力研究团队。生成式人工智能的艺术与科学。科学 **380**, 1110-1111 (2023年)。70 Swanson, K., Liu, G., Catacutan, D. B., Arnold, A., Zou, J. & Stokes, J. M. 利用生成式人工智能设计并验证易于合成且结构新颖的抗生素。《自然·机器智能》 **6**, 338-353 (2024年)。71 Crafts, N. 人工智能作为通用技术：历史视角。牛津经济政策评论 **37**, 521-536 (2021年)。72 Bloom, N., Hassan, T. A., Kalyani, A., Lerner, J. & Tahoun, A. 新技术的扩散。美国国家经济研究局，NBER工作论文第w28999号（2021年）。73 Caselli, F. & Coleman, W. J. 跨国技术扩散：计算机的案例。美国经济评论 **91**, 328-335 (2001年)。74 Comin, D. & Hobijn, B. 技术扩散探析。美国经济评论 **100**, 2031-2059 (2010年)。75 Zenil, H., Tegnér, J., Abrahão, F. S., Lavin, A., Kumar, V., Frey, J. G., Weller, A., Soldatova, L., Bundy, A. R., Jennings, N. R., Takahashi, K., Hunter, L., Dzeroski, S., Briggs, A., Gregory, F. D., Gomes, C. P., Rowe, J., Evans, J., Kitano, H. & King, R. 由生成式闭环人工智能引领的基础科学的未来。*arXiv*预印本 *arXiv:2307.07522* (2023年)。76 Topol, E. J. 高性能医学：人类智能与人工智能的融合。《自然医学》 **25**, 44-56 (2019年)。77 Hidalgo, C. A., Orghian, D., Albo Canals, J., de Almeida, F. & Martín Cantero, N. 人类如何评判机器。（麻省理工学院出版社，2021年）。78 Raisch, S. & Krakowski, S. 人工智能与管理：自动化与增强悖论。管理学会评论 **46**, 192-210 (2021年)。79 Fjelland, R. 通用人工智能为何无法实现。人文学科与社会科学传播 **7**, 10 (2020年)。

80 Messeri, L. & Crockett, M. J. 人工智能与科学研究中的理解错觉。《自然》 **627**, 49-58 (2024). 81 Kanitscheider, I. & Fiete, I. 训练循环网络生成关于大脑如何解决复杂导航问题的假设。载于《神经信息处理系统进展》论文集，4529-4538（麻省理工学院出版社，2017年）。82 Webb, M. 人工智能对劳动力市场的影响。社会科学研究网络, SSRN 3482150（2019年）。83 Kogan, L., Papanikolaou, D., Schmidt, L. D. & Seegmiller, B. 技术、特定技术世代的人力资本与劳动力替代：将专利与职业相联系的证据。美国国家经济研究局，美国国家经济研究局工作论文第w29552号（2022年）。84 Atalay, E., Phongthiengtham, P., Sotelo, S. & Tannenbaum, D. 美国工作的演变。《美国经济学杂志：应用经济学》 **12**, 1-34（2020年）。85 Felten, E. W., Raj, M. & Seamans, R. 将人工智能进展与职业能力联系起来的一种方法。《美国经济学会论文与会议录》 **108**, 54-57（2018年）。86 Wu, L., Hitt, L. & Lou, B. W. 数据分析、创新与企业生产率。《管理科学》 **66**, 2017-2039（2020年）。87 Brynjolfsson, E., Mitchell, T. & Rock, D. 机器能够学习什么？这对职业和经济意味着什么？《美国经济学会论文与会议录》 **108**, 43-47 （ 2018 年）。88 Wang, D. & Barabási, A.-L. 《科学的科学》。（剑桥大学出版社，2021年）。89 Fortunato, S., Bergstrom, C. T., Börner, K., Evans, J. A., Helbing, D., Milojević, S., Petersen, A. M., Radicchi, F., Sinatra, R., Uzzi, B., Vespignani, A., Waltman, L., Wang, D. & Barabási, A.-L. 科学的科学。《科学》 **359**, eaao0185（2018年）。90 Zeng, A., Shen, Z. S., Zhou, J. L., Wu, J. S., Fan, Y., Wang, Y. G. & Stanley, H. E. 科学的科学：复杂系统视角。《物理学报告》 **714**, 1-73（2017年）。91 Frank, M. R., Wang, D., Cebrian, M. & Rahwan, I. 人工智能研究中引用图的演变。《自然·机器智能》 **1**, 79-85（2019年）。92 Miao, L. L., Murray, D., Jung, W. S., Lariviere, V., Sugimoto, C. R. & Ahn, Y. Y. 全球科学发展的潜在结构。《自然·人类行为》 **6**, 1206-1217 （ 2022 年）。93 Liu, L., Jones, B. F., Uzzi, B. & Wang, D. S. 科学的科学中的数据、测量与实证方法。《自然·人类行为》 **7**, 1046-1058（2023年）。94 Sourati, J. & Evans, J. A. 利用以人为本的人工智能加速科学发展。《自然·人类行为》 **7**, 1682-1696（2023年）。95 Murray, D., Yoon, J., Kojaku, S., Costas, R., Jung, W. S., Milojevic, S. & Ahn, Y. Y. 轨迹的无监督嵌入捕捉了科学迁移的潜在结构。《美国国家科学院院刊》 **120**, e2305414120（2023年）。96 Krenn, M., Buffoni, L., Coutinho, B., Eppel, S., Foster, J. G., Gritsevskiy, A., Lee, H. R., Lu, Y. C., Moutinho, J. P., Sanjabi, N., Sonthalia, R., Tran, N. M., Valente, F., Xie, Y. X. Y., Yu, R. S. & Kopp, M. 利用机器学习驱动的链接预测，在指数级增长的知识网络中预测人工智能的未来。《自然·机器智能》 **5**, 1326-1335 （ 2023 年）。97 Sinha, A., Shen, Z., Song, Y., Ma, H., Eide, D., Hsu, B. J. & Wang, K. 微软学术服务（MAS）及其应用概述。载于第*24*届国际万维网大会论文集, 243-246（WWW，2015年）。98 世界知识产权组织（WIPO）。《世界知识产权组织技术趋势2019——人工智能》。（世界知识产权组织，2019年）。99 Nivre, J. & Nilsson, J. 伪投射式依存句法分析。载于第*43*届计算语言学协会年会论文集，99-106（ACL，2005年）。

100 Honnibal, M. & Johnson, M. 用于依存句法分析的改进型非单调转移系统。载于《2015年自然语言处理实证方法会议论文集》1373-1378页（ACL，2015年）。101 Benetka, J. R., Krumm, J. & Bennett, P. N. 理解任务与活动的情境。载于《2019年人类信息交互与检索会议论文集》133-142页（ACM，2019年）。102 Service, R. 《科学》杂志评选的2021年度突破：人人皆可获取的蛋白质结构，<https://www.science.org/content/article/breakthrough-2021> (2021年)。103 Börner, K., Scrivner, O., Gallant, M., Ma, S., Liu, X., Chewning, K., Wu, L. & Evans, J. A. 研究、教育与工作岗位之间的技能差距，揭示了为数据经济培养软技能的迫切需求。《美国国家科学院院刊》115，12630-12637页（2018年）。104 Wuchty, S., Jones, B. F. & Uzzi, B. 团队在知识生产中的主导地位日益增强。《科学》316，1036-1039页（2007年）。105 Wu, L. F., Wang, D. S. & Evans, J. A. 大型团队推动科学与技术的发展，小型团队则带来突破。《自然》566，378-382页（2019年）。106 Littmann, M., Selig, K., Cohen-Lavi, L., Frank, Y., Honigschmid, P., Kataka, E., Mosch, A., Qian, K., Ron, A., Schmid, S., Sorbie, A., Szlak, L., Dagan-Wiener, A., Ben-Tal, N., Niv, M. Y., Razansky, D., Schuller, B. W., Ankerst, D., Hertz, T. & Rost, B. 通过跨专业领域合作，提高机器学习在生物学和医学中的有效性。《自然·机器智能》2，18-24页（2020年）。107 Mehrabi, N., Morstatter, F., Saxena, N., Lerman, K. & Galstyan, A. 机器学习中的偏见与公平性综述。《ACM计算综述》54，1-35页（2021年）。108 Young, E., Wajcman, J. & Sprejer, L. 女性在哪里？绘制人工智能领域的性别就业差距图。（艾伦·图灵研究所，2021年）。109 Xie, Y. & Shauman, K. A. 科学领域的女性：职业发展过程与结果。（哈佛大学出版社，2003年）。110 Hoppe, T. A., Litovitz, A., Willis, K. A., Meseroll, R. A., Perkins, M. J., Hutchins, B. I., Davis, A. F., Lauer, M. S., Valantine, H. A., Anderson, J. M. & Santangelo, G. M. 主题选择是非裔美国人／黑人科学家获得美国国立卫生研究院资助比例较低的原因之一。《科学进展》5，eaaw7238（2019年）。111 Ginther, D. K., Schaffer, W. T., Schnell, J., Masimore, B., Liu, F., Haak, L. L. & Kington, R. 种族、族裔与美国国立卫生研究院研究资助。《科学》333，1015-1019页（2011年）。112 Sugimoto, C. R., Larivière, V., Ni, C. Q., Gingras, Y. & Cronin, B. 全球科学领域的性别差异。《自然》504，211-213页（2013年）。113 Huang, J. M., Gates, A. J., Sinatra, R. & Barabási, A. L. 跨国家和学科的科学职业生涯性别不平等历史比较。《美国国家科学院院刊》117，4609-4616页（2020年）。114 国家关键技术评估网络（NNCTA）。保障美国未来：关键技术评估框架。（NNCTA，2023年）。115 Cachola, I., Lo, K., Cohan, A. & Weld, D. S. TLDR：科学文献的极限摘要。载于《2020年自然语言处理实证方法会议论文集》4766-4777页（ACL，2020年）。116 Lew, A., Agrawal, M., Sontag, D. & Mansinghka, V. PClean：利用领域特定概率编程实现大规模贝叶斯数据清理。载于《第24届人工智能与统计国际会议论文集》第130卷，1927-1935页（JMLR，2021年）。

117 Bommasani, R., Hudson, D. A., Adeli, E., Altman, R., Arora, S., von Arx, S., Bernstein, M. S., Bohg, J., Bosselut, A., Brunskill, E. & Brynjolfsson, E. 关于基础模型的机遇与风险。*arXiv*预印本 *arXiv:2108.07258*（2021年）。118 Wei, J., Tay, Y., Bommasani, R., Raffel, C., Zoph, B., Borgeaud, S., Yogatama, D., Bosma, M., Zhou, D., Metzler, D., Chi, E. H., Hashimoto, T., Vinyals, O., Liang, P., Dean, J. & Fedus, W. 大型语言模型涌现出的能力。*arXiv*预印本 *arXiv:2206.07682*（2022年）。119 Moor, M., Banerjee, O., Abad, Z. S. H., Krumholz, H. M., Leskovec, J., Topol, E. J. & Rajpurkar, P. 面向通用型医学人工智能的基础模型。《自然》 **616**，259 265 2023- ( )。120 Huang, Z., Bianchi, F., Yuksekgonul, M., Montine, T. J. & Zou, J. 利用医学推特数据进行病理图像分析的视觉语言基础模型。《自然·医学》。 **29**，2307 2316 2023- ( )。121 Goldfarb, A., Taska, B. & Teodoridis, F. 机器学习能否成为通用技术？利用在线招聘信息数据比较新兴技术。《研究政策》 **52**，104653（2023年）。122 Fawzi, A., Balog, M., Huang, A., Hubert, T., Romera-Paredes, B., Barekatain, M., Novikov, A., Ruiz, F. J. R., Schrittwieser, J., Swirszcz, G., Silver, D., Hassabis, D. & Kohli, P. 利用强化学习发现更快的矩阵乘法算法。《自然》 **610**，47 53 2022- ( )。123 Jobin, A., Ienca, M. & Vayena, E. 全球人工智能伦理指南概览。《自然·机器智能》 **1**，389-399页（2019年）。124 Arrieta, A. B., Díaz-Rodríguez, N., Del Ser, J., Bennetot, A., Tabik, S., Barbado, A., García, S., Gil-López, S., Molina, D., Benjamins, R., Chatila, R. & Herrera, F. 可解释人工智能（XAI）：概念、分类体系、机遇与挑战，迈向负责任的人工智能。《信息融合》。 **58**，82-115页（2020年）。125 Lenharo, M. 医学领域正在酝酿一场人工智能革命。它会是什么样子？《自然》 **622**，686 688 2023- ( )。126 Bockting, C. L., van Dis, E. A. M., van Rooij, R., Zuidema, W. & Bollen, J. 关于生成式人工智能的持续指南——为何科学家必须监督其使用。《自然》 **622**，693-696页（2023年）。127 Schwartz, I. S., Link, K. E., Daneshjou, R. & Cortes-Penfield, N. 黑匣子警示：大型语言模型与传染病会诊的未来。《临床传染病》。 **78**，860-866页（2024年）。128 Ahmadpoor, M. & Jones, B. F. 双重前沿：专利发明与既有科学进展。《科学》 **357**，583-587页（2017年）。129 Mukherjee, S., Romero, D. M., Jones, B. & Uzzi, B. 过去知识的年代与明日科学和技术突破之间近乎普遍的联系：热点。《科学进展》 **3**，e1601315（2017年）。130 Yin, Y. A., Dong, Y. X., Wang, K. S., Wang, D. S. & Jones, B. F. 科学的公众使用与公共资助。《自然·人类行为》。 **6**，1344-1350页（2022年）。

补充信息：量化人工智能对科学研究的益处

高健[1,2,3], 王大顺[1,2,3,4*]

[1] 科学与创新科学中心，西北大学，美国伊利诺伊州埃文斯顿市，邮编 60208 [2] 凯洛格管理学院，西北大学，美国伊利诺伊州埃文斯顿市，邮编 60208 [3] 西北大学复杂系统研究所，西北大学，美国伊利诺伊州埃文斯顿市，邮编 60208 [4] 麦考密克工程学院，西北大学，美国伊利诺伊州埃文斯顿市，邮编 60208 * 通讯请联系：dashun.wang@northwestern.edu

目录

补充说明 1. 数据说明书.2
1.1 微软学术图谱 (MAG) 出版物数据.2
1.2 美国专利商标局（USPTO）专利数据.3
1.3 开放教学大纲项目（OSP）课程大纲数据.3
1.4 博士学位获得者调查（SDR）人口统计数据.3
补充说明 2. 衡量直接人工智能影响.5
2.1 人工智能相关出版物和 n 元语法的识别.5
2.2 各学科中人工智能 n 元语法的时间趋势.6
2.3 直接人工智能影响得分的计算.6
2.4 提及人工智能术语的论文的引文影响.8
补充说明3. 潜在人工智能影响的测量.9
3.1 人工智能相关专利的识别.9
3.2 人工智能能力和领域任务的推断.9
3.3 潜在人工智能影响得分的计算.10
补充说明4. 深入剖析人工智能日益增长的影响.13
4.1 学科异质性与领域一致性.13
4.2 理解人工智能影响的时间趋势.13
4.3 潜在AI影响与直接AI影响之间的关系.14
补充说明 5. 衡量人工智能教育水平.16
5.1 OSP 数据到 MAG数据的交叉映射.16
5.2 估算人工智能教育的各个层级.17
5.3 人工智能教育与人工智能影响之间的关系.18
补充说明 6. 衡量人工智能领域的合作.19
6.1 人工智能研究人员和领域专家的识别.19
6.2 跨学科人工智能合作的时间趋势.19
6.3 人工智能研究人员识别的稳健性检验.20
补充说明7. 衡量人口统计差异.21
7.1 SDR 数据到 MAG 数据的交叉映射.21
7.2 人工智能影响中的性别差异.21
7.3 人工智能影响中的种族差异.21
补充说明8. 主要结果的稳健性检验.23
8.1 识别人工智能研究的精确率-召回率分析.23
8.2 直接人工智能影响计算的稳健性检验.24
8.3 潜在人工智能影响计算的稳健性检验.24
补充说明9. 从事人工智能研究的职业生涯影响.26
9.1 基于姓名的人口统计数据推断.26
9.2 对引用优势和引领该领域的影响.26
补充图.28
补充表.41
补充参考文献.42

补充说明 1. 数据说明书

1.1 微软学术图谱（MAG）出版物数据

出版物数据来源于微软学术图谱（MAG）数据库 [1-3],，该数据库是全球最大的开放源代码出版物数据库之一。MAG 数据集包含约 2 亿份不同类型文献（例如论文和书籍）的记录，这些文献通过引用关系相互关联。对于每份文献，数据均包含有关作者、所属机构、出版载体和研究主题的信息。我们使用 MAG 数据集的 2019年12月版本，以避免与新冠肺炎疫情期间存在任何时间重叠，因为疫情可能对出版和合作格局产生了重大影响，尤其是在与新冠肺炎无关的研究领域 19 [4-7]。尽管 MAG 数据库已于 2021年12月停止维护，但其替代者及后继数据库 OpenAlex 从 MAG 的现有记录和其他来源获取数据，提供了一个免费且持续更新的版本 [8, 9]。此外，还有一个名为 SciSciNet 的大型公开数据湖，它对 MAG 的最新数据时间截面（2021年12月）进行了预处理，并提供了数百万条指向其他数据源的外部关联 [10]。截至本文撰写时，MAG 数据的一个版本（2021年9月）也可通过 Zenodo 免费获取 [11]。

为了聚焦于科学出版物，我们仅考虑被归类为“期刊”“会议”“图书”或“图书章节”的 MAG 文档。所有其他文档均不纳入分析，包括被归类为“专利”和“学位论文”的文档。我们收集每篇出版物的作者、标题、摘要、出版年份、研究领域和数字对象标识符（DOI）等信息，以及这些出版物之间的引文关系。MAG 的“研究领域”分类体系包含六个层级（从 L0 到 L5），涵盖 70 多万个概念。这些概念不仅来源于维基百科页面（每个页面介绍一个概念）和统一医学语言系统（UMLS）词汇表，还通过一些嵌入模型从 MAG 文献中自动发现 [12, 13]。在“研究领域”分类体系下，出版物在 L0 层级被划分为 19 个广泛的学科（例如“计算机科学”），在 L1 层级被划分为 292 个细分领域（例如“机器学习”）。每篇出版物通常会被分配到一个 L0 层级的科学学科，以及多个具有不同得分的 L1 层级研究领域。对于同时归属于多个学科或领域的出版物，我们在每个层级均选取得分最高的类别。此外，我们还筛选出发表于 1960 年至 2019 年期间、标题和摘要为英文，且在 L0 层级和 L1 层级均具有“研究领域”的文档。

以及 L1 层级。当同一篇论文存在多个版本时，我们仅保留由 MAG 标识的主要记录。这些数据清理和筛选过程最终使分析所使用的出版物子集达到 7460 万篇。

1.2 美国专利商标局（USPTO）专利数据

专利数据收集自 PatentsView [14, 15], 这一数据平台，该平台基于美国专利商标局（USPTO）[16]的批量数据。我们使用的是 PatentsView 美国专利商标局专利数据的2019年12月版本。对于每份专利文件，数据提供了标题、摘要、授权年份、技术类别、发明人以及发明详情等信息。每项专利都关联着一组基于合作专利分类（CPC）体系的技术分类代码。我们使用这些 CPC 分类代码，并辅以一份人工智能相关关键词列表，来识别人工智能专利（详情请参见补充说明3.1）。我们筛选出在 1976 年至 2019 年期间获批且具有标题和 CPC 分类代码的专利。经过这一数据筛选过程，最终分析所用的专利子集包含 710 万项专利。

1.3 开放教学大纲项目（OSP）课程大纲数据

课程大纲数据来自开放教学大纲项目（OSP）[17-19], ，这是全球首个大型在线大学课程大纲数据库，收录了来自 140 个国家的约 900 万份英文课程大纲。每份课程大纲文档都包含摘要文本、年份、领域名称、教学项目分类（CIP）代码以及科学参考文献列表。由于我们关注的是近期教育趋势，因此筛选出发表于 2000年 至 2018年期间的课程大纲文档，得到一个包含 420 万份课程大纲的子集。课程大纲文档中的领域名称和 CIP 代码均能表明课程所属的教育学科。因此，我们将这两类教育学科与 MAG 中的研究学科进行交叉映射（详情见补充说明5.1）。分析中我们采用领域名称，并将 CIP 代码用于稳健性检验。每条科学参考文献信息都包含作者、标题、期刊、年份和数字对象标识符（DOI）。课程大纲文档引用的大多数文献都是研究论文和书籍，我们将它们与 MAG 的出版物记录进行匹配（详情见补充说明5.1）。

1.4 博士学位获得者调查 (SDR) 人口统计数据

科学家和研究人员的人口统计数据来自博士学位获得者调查（SDR） [20], ，该调查提供持有美国

科学、工程学或健康领域研究型博士学位者的人口统计信息。我们主要基于三个原因使用SDR 数据。首先，这些数据提供了关于研究人员性别、族裔和种族的可靠调查统计数据。相比之下，基于姓名推断性别和种族的算法往往无法达到理想的准确度，例如，东亚裔姓名的作者便是如此[21-23]。其次，这些数据涵盖了国际研究人员群体中的很大一部分。超过10%的在美国接受培训的科学、工程学和健康领域博士学位持有者（约110万人）受邀参加2017年SDR调查，他们生活和工作在世界各地[24]。第三，SDR按博士学位领域提供统计数据，其粒度适合手动映射至MAG科学学科（详情见补充说明7.1）。因此，我们的研究使用了2017年SDR数据中的汇总统计数据。这些数据经过去标识化，涵盖了居住在美国的81.5万名在职博士学位科学家和工程师，并按博士学位领域、性别及族裔/种族分类。

补充说明 2. 衡量直接人工智能影响

2.1 人工智能相关出版物和 n 元语法的识别

从大规模出版物数据库中识别人工智能相关研究是一项具有挑战性的任务，因为人工智能的定义通常含糊不清，并且会因情境而异 [25-33]。遵循先前的研究 [34-36],，我们使用五个 L1 级领域类别——“机器学习”“人工智能”“计算机视觉”“自然语言处理”和“模式识别”——从 MAG 数据集中识别人工智能相关出版物。根据 MAG“研究领域”的正式层级结构 [12], 这五个人工智能基准领域均属于 L0 级“计算机科学”学科。分析中，将属于这五个人工智能领域中任一领域的出版物视为人工智能相关论文。由于 MAG 采用主题建模方法为每篇论文标注领域，因此，我们使用这五个领域类别识别出的 AI论文并不局限于明确提及这些关键词的论文 [1-3]。我们发现，在大多数学科中，人工智能相关论文占各学科全部已发表论文的比例均有所上升，尤其是在近年来（补充图 1）。

此外，我们还识别出范围更广的一组提及人工智能相关术语的论文。具体而言，我们运用自然语言处理（NLP）技术 [37-39], ，从最初由 MAG 的五个人工智能基准领域识别出的人工智能相关出版物的标题和摘要中提取 n 元语法（二元组和三元组），并通过词形还原和统一词语格式对其进行规范化。随后，我们依据 MAG“研究领域”的正式层级结构 [12], 利用属于这五个人工智能领域的概念列表，进一步筛选人工智能 n 元语法。此过程有助于滤除对科学研究而言意义不大的 n 元语法。剩余的一些 n 元语法仍然十分宽泛，因此我们进一步人工整理了一份人工智能相关 n 元语法列表。我们将这种 n 元语法方法应用于所有出版物，并将至少提及一个人工智能 n 元语法的出版物识别为使用人工智能的出版物。这种方法使我们能够识别出不仅来自五个人工智能基准领域和“计算机科学”学科，也来自其他领域和学科的人工智能相关研究。

这种识别方法存在若干局限性和替代方案。可以说，属于 MAG 数据集中五个人工智能基准领域的论文，或标题或摘要中提及人工智能术语的论文，并不一定实际使用人工智能或受益于人工智能进展；其中一些论文可能仅仅是在讨论人工智能。理想情况下，应扫描这些出版物的全文，并重点关注方法部分。然而，目前尚无关于全文或方法部分的系统性数据。

目前可用。因此，由于我们仅使用每篇出版物的标题和摘要，我们的方法可能会遗漏部分AI 相关论文，但我们所采用的标准可以作为人工智能研究的一种不完美的代理指标。我们对该方法进行了精确率-召回率分析，发现其在识别 AI 相关研究方面具有较高的精确率和召回率（详情见补充说明8.1）。我们还采用了另外两种方法来识别人工智能研究：（1）使用更广泛的 AI 关键词集作为 MAG 领域类别；（2）使用四个 arXiv 学科类别。我们发现，主要研究结果总体上具有较强的稳健性（详情见补充说明8.1）。

2.2 学科中人工智能 n 元语法的时间趋势

我们将 n 元语法方法应用于 AI论文，识别出一系列人工智能 n 元语法，然后将该方法应用于每个学科和领域中的所有 MAG出版物。我们发现，人工智能研究的格局正在动态演变。具体而言，一些传统的人工智能 n 元语法随着时间推移变得不再常见；一些 n 元语法曾长期处于休眠状态，但近年来重新受到关注；还有一些新颖的人工智能 n 元语法直到最近才出现（见正文中的图 1b、c）。与此同时，我们发现，随着时间推移，人工智能以外的学科和领域中的论文越来越多地提及人工智能 n 元语法，这表明人工智能正对各个科学领域产生日益广泛的影响。不同学科出版物中人工智能 n 元语法的增长趋势在近年来尤为明显，主要是在 2015年之后。这一模式不仅出现在物理学、医学、生物学和化学等科学、技术、工程和数学（STEM）或计算学科中，也出现在商业、心理学和社会学等一些社会科学学科中（补充图 2）。

2.3 直接人工智能影响得分的计算

人工智能研究的动态格局促使我们研究人工智能在不同领域中的应用，以及人工智能随时间推移产生的直接影响（即人工智能方法在科学中的采用相对频率）。为此，我们通过实施“AI n-gram 框架”来估算人工智能的直接影响。具体而言，我们首先从人工智能出版物的标题和摘要中提取人工智能 n 元语法，并计算每篇论文中的人工智能 n 元语法频次，以近似衡量研究中人工智能进展的累积情况。形式上，年份 t 的人工智能 n 元语法频率向量表示为

$$\hat{G}_{AI}^{t} = \frac{G_{AI}^{t}}{N_{AI}^{t}},$$

其中，G_{AI}^{t} 是一个向量，用于汇总在年份 t之前发表的人工智能论文中提取的人工智能 n 元语法计数，N_{AI}^{t} 是人工智能论文的数量。此处我们将 1960 年作为累积人工智能 n 元语法的起始年份。对于每个领域的论文，我们采用相同的方法提取 n 元语法（人工智能 n 元语法和非人工智能 n 元语法），并计算其频次，以近似衡量领域发展。形式上，年份 t 的生物学学科 n 元语法频率向量表示为

$$\hat{G}_{B}^{t} = \frac{G_{B}^{t}}{N_{B}^{t}},$$

其中，G_{B}^{t} 是用于概括在年份 t发表的生物学论文中提取的 n 元语法计数的向量，N_{B}^{t} 是这些生物学论文的数量。生物学频率向量与人工智能频率向量中相同人工智能 n 元语法的坐标相同。换言之，归一化生物学向量 $G\#_{B}^{t}$ 的每个坐标代表一个 n 元语法，其中人工智能 n 元语法的坐标与归一化人工智能向量 $G\#_{AI}^{t}$中的坐标相同。最后，我们使用点积度量计算年份 t 生物学的直接人工智能影响得分：

$$S_{D}^{t} = \sum \hat{G}_{B}^{t} \cdot \hat{G}_{AI}^{t},$$

其中，符号“∑”表示生物学频率向量与人工智能频率向量中相同人工智能 n 元语法的点积。在此计算中，仅考虑人工智能 n 元语法向量与生物学 n 元语法向量中的共有 n 元语法，且相同的 n 元语法在这两个向量中具有相同的坐标。直接人工智能影响得分越高，表示该研究领域中使用的人工智能 n 元语法越多，因此该领域从人工智能中获得的直接收益也越大。

我们将“AI n-gram 框架”应用于1960年至2019年间出版物的标题和摘要。在此基础上，我们计算了19个MAG L0级科学学科（例如“生物学”）在各年份的直接人工智能影响得分。采用相同的方法，我们计算了292个MAG L1级研究领域（例如“生物系统”）在各年份的直接人工智能影响得分。在科学学科层面，我们发现，在1960年至2019年期间，直接人工智能影响得分随时间推移而上升；自2015年以来，许多学科的得分出现了尤为显著的快速增长，这表明人工智能对科学研究产生了广泛影响（补充图3）。除点积外，我们还尝试了两种替代度量来计算直接人工智能影响得分，结果发现我们的主要结论总体上具有稳健性（详情请参见补充说明8.2）。

2.4 提及人工智能术语的论文的引用优势

基于整理后的人工智能 n 元语法数据，我们探究了人工智能的使用在何种程度上与引用优势相关。具体而言，我们计算了人工智能论文（即至少提及一个人工智能 n 元语法的论文）成为“高影响力论文”的平均比率；我们将高影响力论文定义为在同一领域和年份中总引用次数排名前5%的论文。我们发现，在每个学科中，人工智能论文比非人工智能论文更有可能成为高影响力论文（补充图4a）。在大多数领域，人工智能论文的高被引率高于5%的基准值，并且该比率与直接人工智能影响得分呈显著负相关（双侧皮尔逊相关性检验；Pearson’s $r = -0.378$；P 值 < 0.001）（补充图4b）。这些结果表明，在直接人工智能影响较小的研究领域中，人工智能论文通常与更大的引用优势相关。

此外，我们通过计算 AI 论文所获引文中领域外引用的占比，研究使用人工智能的论文更广泛的引文影响。在学科层面，我们发现，AI 论文的领域外引用占比高于非 AI 论文（补充图 4c）。与此同时，不同学科之间存在显著异质性：与非 AI 论文相比，生物学、地质学和艺术领域的 AI 论文获得的领域外引用明显更多。在领域层面，我们发现，AI 论文与非 AI 论文在领域外引用占比上的比率与直接人工智能影响得分呈负相关（双侧皮尔逊相关性检验；皮尔逊 $r = -0.215$；P- 值 < 0.001）（补充图 4d）。综合来看，这些结果表明，使用人工智能的论文往往对科学产生更大且更广泛的引文影响，超过传统领域论文。此外，使用人工智能的论文所具有的引用优势，在总体上使用人工智能倾向较低的学科中似乎更为明显，这表明看似与人工智能距离较远的学科，可能从使用人工智能推进研究工作中获得显著益处。需要指出的是，本分析并未声称引文是由研究中使用人工智能所致。相反，它强调的是标题或摘要中提及人工智能术语的论文所具有的引用优势；这是一种相关性，并不意味着因果关系。

补充说明3：衡量潜在人工智能影响

3.1 人工智能相关专利的识别

识别人工智能相关专利与识别人工智能相关论文一样，是一项具有挑战性的任务 [29, 40-43]。对于从 PatentsView 收集的美国专利商标局专利，我们按照世界知识产权组织（WIPO）的建议，采用关键词与专利 CPC 分类代码相结合的方法识别人工智能相关专利 [44]。人工智能相关关键词（关键短语）和 CPC 分类代码取自 PATENTSCOPE人工智能指数 [45]。该指数提供人工智能技术、人工智能功能应用和人工智能应用领域；这些内容已用于在 PATENTSCOPE 及其他专利数据库中检索与人工智能相关的专利申请。遵循这一研究思路，我们通过匹配 CPC 分类代码并在专利标题中检索人工智能关键短语，从美国专利商标局数据中识别人工智能相关专利。我们共识别出 13.2 万件于 1976年至2019年间获授权的人工智能相关专利。不过，还有其他识别人工智能相关专利的方法，包括基于机器学习方法构建的人工智能专利数据集（AIPD）[41] ，以及近期发布的、利用自然语言处理和机器学习工具进行文本分类而构建的人工智能技术创新数据集 [46], 。

3.2 推断人工智能能力和领域任务

尽管明确提及人工智能相关 n 元语法表明人工智能带来的直接益处，但研究领域也可能正在利用人工智能完成科学研究中更多的基本任务，这意味着人工智能可能对科学产生潜在影响。为此，我们借鉴未来工作研究文献 [47-54], ，构建“人工智能能力—领域任务框架”，以估算人工智能对科学研究的潜在影响。该框架通过人工智能出版物和专利推断人工智能能力，并通过出版物推断领域任务。

我们通过应用自然语言处理技术分析出版物和专利，推断人工智能的能力（即人工智能能够执行的任务）以及研究领域的基本任务（即某个研究领域开展的任务）。具体而言，我们首先使用依存句法分析算法（Python 库 [38, 55]中的 spaCy 依存句法分析器），从由五个 MAG人工智能领域识别出的人工智能出版物标题中提取动词-名词对。随后，我们对这些动词-名词对中的动词和名词进行词形还原，并将含义相近的词归并为一个能代表其含义的词。例如，“detecting”“detected”和“detects”等动词均以

“detect”表示。这种通过词形还原和标准化进行的清理与归一化处理，减少了从出版物中识别相关动词-名词对时的噪声。例如，在题为“使用贝叶斯网络分析医疗数据”[56], 的人工智能论文中，该算法提取出“use network”和“analyze data”作为动词-名词对（补充图5）。

我们将动词-名词提取方法应用于由五个人工智能领域识别的人工智能出版物，以及由关键词和 CPC分类代码识别的人工智能专利。从人工智能出版物和专利中提取的动词-名词对共同代表人工智能能力（参见补充图6a中截至2019年的人工智能动词-名词对词云）。我们采用相同的方法分析各个领域的出版物。从某一领域的出版物中提取的动词-名词对代表该领域的基本任务（参见补充图6b和补充图6c中分别展示的2019年生物学和化学学科动词-名词对词云）。由于从出版物和专利中提取的一些动词-名词对非常笼统，我们检查并人工整理了高频词的动词、名词和动词-名词对列表。需要注意的是，我们在此仅从出版物和专利的标题中提取动词-名词对，因为与其他出版物文本字段（如摘要）以及其他专利文本字段（如摘要、说明书和权利要求）相比，标题的信噪比要高得多 [47]。

3.3 人工智能潜在影响得分的计算

“人工智能能力—领域任务框架”假设，如果研究领域的基本任务与人工智能能力相对齐，那么这些领域就可能从人工智能中受益。为此，我们根据人工智能能力与领域任务之间的对齐情况，估算人工智能潜在影响得分。具体而言，我们首先计算从 AI 论文和人工智能专利标题中提取的动词-名词对的相对频率，以近似表示各自累积 AI 能力。形式上，年份为 t 的论文的人工智能能力频率向量表示为

$$Paper(\hat{C}_{AI}^{t}) = \frac{C_{AI}^{t}}{\sum C_{AI}^{t}},$$

其中，C_{AI}^{t} 是一个向量，用于汇总截至t年之前从AI论文中提取的动词-名词对的计数。我们采用词频-逆文档频率（词频-逆文档频率）降低常见动词-名词对的权重[57]。这里，每个向量坐标对应一个动词-名词对，其值为该对的相对频率。同样，我们对AI专利重复这一过程，并计算

人工智能能力频率向量$Patent$（$\hat{C}_{AI}^{t}$）。我们进一步对AI论文和AI专利的频率向量进行归一化，以近似表示t年的累积 AI 能力。具体而言，我们对这两个频率向量中共有的动词-名词对取平均值，其中相同的动词-名词对对应同一坐标。形式上，t 年的人工智能能力频率向量表示为：

$$\hat{C}_{AI}^{t} = \frac{\left[Paper\left(\hat{C}_{AI}^{t}\right) + Patent\left(\hat{C}_{AI}^{t}\right)\right]}{2},$$

其中，符号“+”表示将同一动词-名词对的两个频次相加。为简化处理并遵循先前的研究[58], ，我们将从 AI论文和人工智能专利中提取的动词-名词对视为在推断人工智能能力时同等重要，并分别进行归一化。在计算中，我们以 1960 年为起始年份，根据人工智能出版物和人工智能专利累积人工智能能力。由于 1960—1975 年期间没有专利数据，因此对于这一时期，我们只使用$Patent(\hat{C}_{AI}^{t})$来表示人工智能能力频率向量$\hat{C}_{AI}^{t}$ 。

随后，我们计算从某一研究领域论文标题中提取的动词-名词对的相对频率，以近似表示该领域当前的基本任务。形式化地，以生物学学科（或其某个子领域）为例，年份 t 的领域任务频率向量为

$$\hat{T}_{B}^{t} = \frac{T_{B}^{t}}{\sum T_{B}^{t}},$$

其中，T_{B}^{t} 是一个向量，用于汇总在t年发表的生物学论文中提取的动词-名词对的数量。我们还采用词频-逆文档频率方法，降低领域任务中常见动词-名词对的权重。最后，我们通过计算生物学领域任务与截至t年的累积 AI 能力之间的重叠，估算t 年生物学的人工智能潜在影响得分：

$$S_{P}^{t} = \frac{\sum \hat{T}_{B}^{t} \cdot \hat{C}_{AI}^{t}}{\sum \hat{C}_{AI}^{t} \cdot \hat{C}_{AI}^{t}},$$

其中，符号“∑”表示人工智能动词-名词向量与生物学动词-名词向量之间的点积。具体而言，计算时仅考虑人工智能动词-名词向量和生物学动词-名词向量中的共同动词-名词对，且同一动词-名词对在这两个向量中具有相同的坐标。分母用于归一化人工智能得分，以便进行跨时间比较。该归一化假设，人工智能能够完成从五个人工智能领域的人工智能出版物中推断出的所有研究任务。

某一领域的人工智能潜在影响得分越高，表明该领域的任务与人工智能能力越对齐，因此该领域从人工智能进展中受益的潜力越大。我们将“人工智能能力—领域任务框架”应用于1960年至2019年的所有出版物，计算了19个学科在各年份的人工智能潜在影响得分。采用相同的方法，我们计算了292个领域在各年份的人工智能潜在影响得分。除点积外，我们还尝试了两种替代度量来计算人工智能潜在影响得分，结果发现主要结论总体上具有稳健性（详情见补充说明8.3）。

补充说明4：深入剖析人工智能日益增长的影响

4.1 学科异质性与领域一致性

我们基于出版物和专利，使用“AI n-gram 框架”估算直接人工智能影响，并使用“人工智能能力—领域任务框架”估算潜在人工智能影响。在学科层面，我们发现直接人工智能影响得分的差异幅度最大可达两个数量级（补充图7a），这表明不同学科之间存在显著异质性。相比之下，尽管某些学科（如材料科学和化学）的潜在人工智能影响得分迅速上升，但学科层面的潜在人工智能影响得分差异幅度较小（补充图7b）。

我们进一步通过绘制各学科下级领域的位置，探究学科内部的异质性；这些下级领域依据其直接人工智能得分和潜在人工智能得分按百分位数排序（补充图8）。在292个领域的百分位数中，人工智能得分最低的领域是0^{th}，得分最高的领域是100^{th}。我们发现，所有领域的直接人工智能影响得分和人工智能潜在影响得分的百分位数高度相关（见正文图2e），且各学科内同一子领域的两个百分位数基本一致（补充图8）。此外，我们发现几乎每个学科都包含一些受人工智能影响显著的子领域，即使这些学科的人工智能影响得分相对较低。例如，“医学”这一学科的人工智能影响得分处于中等水平，但其中包含一些人工智能影响得分较高的子领域，如“核医学”“验光学”和“医学物理学”（补充表1）。这些结果表明，人工智能对科学研究的益处普遍存在于各个学科和领域。

4.2 了解人工智能影响的时间趋势

我们旨在了解人工智能影响的变化趋势在多大程度上与人工智能能力或领域的变化相关。在此，我们通过将人工智能 n 元语法和人工智能能力固定在 t_1，计算 t_2 的新人工智能影响得分。具体而言，我们从 t_1 之前发表的 AI 相关论文中提取人工智能 n 元语法，并对其进行归一化，以构建 AI n-gram 频率向量，作为累积 AI 能力的衡量指标。我们使用该向量，在不改变其中任何人工智能 n 元语法及其频率的情况下，计算 t_1 至 t_2 期间后续年份的直接人工智能影响评分。换句话说，仅考虑 t_1 之前已有的 AI 术语；不会添加任何新术语到 the

在t_1, 之后，人工智能能力向量t_1之后，各个AI术语的频率保持不变。这样，我们便可以将人工智能影响得分的增长分解为两部分：新人工智能能力带来的增长，以及旧人工智能能力带来的增长（补充图9a）。具体而言，新人工智能部分（X）是得分相较于t_2, 时的新得分的增长；旧人工智能部分（Y）则是t_2 时的新得分相较于t_1 时得分（Z）的增长。

我们首先考虑从 2015年（t_1）到 2019年（t_2）这一时期。对于直接人工智能影响，我们发现，尽管旧人工智能导致的 2019年增幅与 2015年得分的相关性并不显著（补充图9b），但新人工智能导致的 2019年增幅很大程度上可以由 2015年得分预测（补充图9c）。这一发现表明，直接人工智能影响较大的学科，往往比受旧人工智能能力影响更容易受到新人工智能能力的影响。相对而言，直接人工智能影响得分和人工智能潜在影响得分分别比 2019年的相应新得分高出约 20% 和 5%（补充图7，虚线）。直接人工智能影响得分大幅上升（超过 20%）的现象十分显著，不仅出现在计算机科学中，也出现在许多其他学科，包括物理学、医学、生物学和社会学。总之，结果表明，新人工智能进展对各学科的影响并不均衡。

4.3 潜在AI影响与直接AI影响之间的关系

我们研究潜在人工智能影响与直接人工智能影响之间的关系。具体而言，我们聚焦于一个时间截面，探究2019年各领域的潜在人工智能影响与直接人工智能影响之间的差异。为此，我们首先拟合一条回归线，并计算各领域与平均值（即根据其潜在影响预测的直接人工智能影响）之间的距离。随后，我们根据这一距离对所有领域进行排名，并构建三个领域组（补充图10a）：(a)“较高直接影响”领域的直接人工智能影响高于潜在人工智能影响；(b)“较高潜力”领域的潜在人工智能影响高于直接人工智能影响；(c)“其他”领域则不属于前两个组。

我们进行分析，以了解与“较高直接影响”和“较高潜力影响”领域相关的特征。首先，我们研究AI研究合作（详情请参见补充说明 6）。具体而言，我们计算各领域由领域专家和主要AI作者合作发表的AI论文（即合作AI论文）所占的比例。我们发现，“较高直接影响”领域中合作AI论文的比例高于.....

“较高潜力影响”领域（双侧 Student t 检验；P 值 < 0.001；补充图 10b）。其次，我们考察大学人工智能教育（详情见补充说明 5）。具体而言，我们根据大学课程大纲数据估算各领域的人工智能教育水平。我们发现，与“较高直接影响”领域相比，“较高潜力影响”领域的平均人工智能教育水平往往较高（双侧 Student t 检验；P 值 < 0.001；补充图 10c）。请注意，这些分析本质上是相关性分析，因此并不意味着存在因果关系。尽管如此，这些结果仍支持这样一种假设：与人工智能研究人员的合作较少、人工智能教育不足，可能是人工智能尚未在某些领域得到应用的障碍，而这些领域原本可能从人工智能中获得更大的直接益处。

接下来，我们不再进行快照分析，而是通过考察研究领域的变化来研究各领域的“势头”：哪些领域在2000年属于“较高潜力影响”组，到2019年转入“较高直接影响”组（即“上移”组），反之则属于“下移”组。我们再次发现，发生上移的领域往往具有更多人工智能合作，且人工智能教育水平更高（双侧 Student’s t 检验；人工智能合作和教育的 P 值均为 < 0.001；补充图 11），这再次与上述发现一致。尽管受数据局限，这些初步分析尚不足以得出确凿结论，但它们与以下假设一致：人工智能采用的障碍可能主要与人工智能专家合作以及大学人工智能教育有关。领域的潜在人工智能影响与直接人工智能影响之间的关系，是一个引人关注的研究方向，值得进一步深入探究。

补充说明 5. 衡量人工智能教育水平

5.1 从 OSP 数据到 MAG数据的交叉映射

为了估算各学科的人工智能教育水平并将其与人工智能影响相关联，我们必须先将课程大纲中的教育学科与出版物中的科学学科对应起来，然后识别课程大纲文档所引用的人工智能出版物。因此，我们首先在学术学科层级上，手动将开放教学大纲项目（OSP）的数据与微软学术图谱（MAG）的数据进行交叉映射（从 OSP 中的教育学科映射到 MAG 中的研究学科）；随后在科学出版物层级上，将 OSP 课程大纲所引用的出版物与 MAG 数据集中的出版物进行交叉映射。

首先，我们将 OSP 教育学科与 MAG 研究学科进行交叉映射。具体而言，OSP 使用两种分类体系对课程大纲文档进行分类 [59]。第一种是教学项目分类（CIP）体系，它是美国和加拿大高等教育机构中学术学科的分类体系 [60]。OSP 使用 2010 年 CIP 分类体系来确定与每份课程大纲文档关联度最高的领域。CIP 代码的长度分为两位、四位和六位，其中两位代码表示一个学科，六位代码则表示该学科中更细分的领域。例如，两位 CIP 代码“11”代表所有“计算机与信息科学及支持服务”课程所属的学科，六位 CIP 代码“11.0104”则代表所有“信息学”课程所属的领域。每份课程大纲文档都关联一个或多个不同级别的 CIP 代码，这些代码通常属于同一个两位数 CIP 代码类别。对于含有多个两位数代码的文档，为求简洁，我们只保留第一个。我们通过匹配学科名称，并为每个 CIP 代码选出最接近的匹配项，手动将 OSP 数据中涉及的两位数 CIP 代码（31 个）映射到 MAG 数据中涉及的 L0 级学科（14 个）。

另一种分类系统是 OSP 领域名称分类器，它基于用于描述课程大纲的 CIP 分类体系子集进行训练 [59]。OSP 分类系统通常会将分类体系中同一两位数分支下的 CIP 代码合并为一个领域名称。例如，“国际关系与国家安全研究”的 CIP 代码“45.09”和“政治学与政府”的 CIP 代码“45.10”都属于“社会科学”的 CIP 代码“45”，因此会合并到名为“政治学”的 OSP 领域中。我们手动将 OSP 领域名称

（共 62 个名称）与 MAG 学科/领域进行对应（17 个 L0 级学科和 45 个 L0/L1 级领域），方法是匹配领域名称，并为每个 OSP 领域名称选择最接近的匹配项。此外，我们结合这两种分类系统，为每份课程大纲文档仅分配一个最能描述其学科的 MAG L0 级学科（或 L1 级领域）。我们以 OSP 领域名称分类系统为主，并在 CIP 代码缺失或匹配的 L0 级学科存在不一致时，辅以 CIP 分类系统。

其次，我们将OSP课程大纲文件引用的出版物与MAG中的科学出版物进行匹配。具体而言，对于包含数字对象标识符信息的出版物，我们使用数字对象标识符将其直接与MAG出版物进行匹配。为减少误匹配，我们确认每条匹配出版物记录的第一作者姓氏相同。对于不包含数字对象标识符信息的出版物（通常为书籍和会议论文），我们根据出版物标题、第一作者姓氏和出版年份将其与MAG出版物进行匹配。我们要求标题和姓氏完全匹配，但允许出版年份存在差异。总计，我们匹配了由2000年至2018年间出版的课程大纲文件引用的约924K篇出版物。

5.2 估算人工智能教育的层级

基于学科层面和出版物层面 OSP 与 MAG 数据之间的关联，我们估算各教育学科的人工智能教育水平。我们假设，如果某一学科的课程大纲文件引用了更多与人工智能相关的出版物，那么该学科的人工智能教育水平就更高，因为这些引文表明课程教授了更多人工智能知识。对于每个教育学科，我们根据五个人工智能领域类别，计算该学科课程大纲文件对 MAG 数据中识别出的人工智能出版物的引文占比，并将这一指标用作该学科的人工智能教育水平。

在我们根据 OSP 数据计算人工智能教育水平之前，我们会筛选课程大纲文档，以确保捕捉到有意义的人工智能教育衡量指标。首先，我们使用至少引用了五篇科学参考文献的课程大纲文档，作为研究生及以上层次所授课程的代理指标。其依据是，参考文献较少的课程大纲可能更有可能对应本科层次课程，而参考文献较多的课程大纲可能对应研究生层次或更侧重研究的课程。选修这些较高层次课程的学生应更有可能开展研究，因此能更好地代表学生

从人工智能教育中受益的人群。其次，根据我们的 OSP 数据集，我们仅使用最近五年（2014年至2018年）发布的课程大纲文件。鉴于我们发现人工智能的影响自2015年以来最为广泛，基于近期课程大纲衡量人工智能教育水平更具相关性。或者，我们也可以采用其他标准筛选课程大纲文件，或使用其他指标估算人工智能教育水平，包括引用至少一篇人工智能出版物的课程大纲文件所占的比例。这些结果在多种分析选择下均具有稳健性（详情请参见补充说明 5.3）。

5.3 人工智能教育与人工智能影响之间的关系

在分析人工智能教育水平与人工智能对科学研究的影响之间的关系时，我们发现，从分析中剔除计算密集度最高的三个学科（即计算机科学、数学和工程学）后，学科层面的相关性有所减弱，其显著性也随之下降。对于我们基于出版物和专利数据估算的直接人工智能影响和潜在人工智能影响，这一观察结果均具有稳健性。总体而言，我们的分析通过多种指标得出了三组发现。首先，我们发现，剔除上述三个学科后，人工智能教育水平与人工智能影响得分之间的学科层面相关性不显著（补充图 12a）。其次，我们比较了三个样本：包含 1 至 5 条参考文献的课程大纲、至少包含 5 条参考文献的课程大纲，以及至少包含 10 条参考文献的课程大纲。对这三个样本重复分析后，我们发现，正如预期，包含 1 至 5 条参考文献的组中，人工智能教育与人工智能影响之间的相关性弱于至少包含 5 条参考文献的组（补充图 12b）。我们还发现，使用至少包含 10 条参考文献的数据来识别研究生课程时，结果仍然稳健（补充图 12c）。第三，我们发现，使用引用至少一篇人工智能出版物的课程大纲占比来估算人工智能教育水平时，结果仍然稳健（补充图 12d）；与 2014-2018 年相比，2008-2013 年和 2000-2007 年早期时段的相关性较弱（补充图 12e、f）。

补充说明 6. 人工智能合作的测量

6.1 人工智能研究人员和领域专家的识别

基于计算机科学以外学科的人工智能论文，我们估算了领域专家与人工智能研究人员在人工智能相关研究中的跨学科合作水平。首先，我们为每位研究人员指定一个主要学科。在我们的数据中，每篇论文都归属于一个主要学科，因此我们统计每位作者在各学科发表的出版物数量，并将其在 1960-2019 年期间发表论文最多的学科指定为该作者的主要学科。如果某位作者有多个发表数量并列最多的学科，我们就随机选择其中一个。其次，我们将主要学科为计算机科学（CS）的作者视为计算机科学家，将主要学科并非 CS 的作者视为领域专家。尽管经常发表计算机科学论文的作者可能专攻一般计算机科学，而不一定从事人工智能研究，但我们使用计算机科学家作为识别人工智能研究人员的不完善代理指标，并通过一种替代方法进一步检验其稳健性（详情见补充说明 6.3）。第三，根据作者主要学科的构成，我们将发表于 CS 以外学科的每篇人工智能论文归入以下四种合著类型之一：（1）“领域与计算机科学”，由领域专家和计算机科学家共同参与；（2）“仅领域”，仅由领域专家参与；（3）“仅计算机科学”，仅由计算机科学家参与；（4）“其他”，既不涉及领域专家，也不涉及计算机科学家（例如，根据我们的识别方法，一篇地质学领域的人工智能论文由两位并非领域专家的物理学家发表）。然后，我们计算各学科合作AI论文（即“领域与计算机科学”合著类型）所占的比例，并将其与人工智能影响指标进行相关性分析。

6.2 跨学科人工智能合作的时间趋势

我们分析了由领域专家和／或计算机科学家合著的 AI 相关论文中的跨学科合作模式。在此，我们考察了1980—2019年期间至少由两位作者发表的 AI论文，以及人工智能影响得分最高、人工智能教育水平最高的主要学科。我们发现，尽管合作AI论文（即“领域与计算机科学”）和仅领域AI论文（即“仅领域”）的数量都随时间增加（补充图13a、b），合作AI论文的增长速度却高于仅领域AI论文（补充图13c）。因此，从相对占比来看，我们

看到，在不同学科中，仅领域AI论文的占比随时间推移而下降（补充图13d）。与此同时，在主要的计算密集型学科中，合作AI论文的占比不断上升，尤其是近年来（补充图14）。具体而言，工程学和数学领域的合作AI论文占比迅速增加，这表明领域专家对人工智能专业知识的依赖日益加深，或他们对人工智能研究的贡献不断增加。综合来看，这些结果表明，随着人工智能对研究的影响在未来变得更加普遍，团队合作和跨领域协作可能尤为重要。

6.3 人工智能研究人员识别的稳健性检验

为检验AI协作结果的稳健性，我们也考虑了识别人工智能研究人员的替代方法。作者的职业头衔（例如其获得博士学位的学科或所属学术院系）对于识别其主要学科最具参考价值。遗憾的是，MAG数据集不包含每位作者的此类信息，因此我们无法通过在作者头衔中查找AI术语来识别人工智能研究人员。不过，我们基于MAG数据中的人工智能出版物，开发了一种区分主要AI作者的替代方法。具体而言，我们将主要AI作者定义为：按照MAG的五个人工智能领域类别，至少发表过三篇AI论文，且其出版物中AI论文占比超过一半的作者；换言之，他们经常发表AI论文 [36]。为确定每位作者的主要学科，我们采用此前的方法，即根据其发表论文最多的学科进行判定（详细说明见补充说明6.2）。这种新方法使我们能够根据与人工智能直接相关的出版物识别人工智能研究人员，相较于笼统地以计算机科学家作为替代指标，这种方法更为精准。我们展示了采用这种新的人工智能研究人员识别方法后，主要发现依然稳健（补充图15）。

补充说明7：衡量人口统计差异

7.1 SDR 数据与 MAG 数据之间的交叉映射

我们根据2017年博士学位获得者调查（SDR）数据推断各学科的性别和种族/族裔构成，该数据提供了人口统计信息的汇总统计数据（见补充说明1.4）。SDR博士学位领域分类法包含不同层级的领域类别，既包括顶层的三个类别（“科学”“工程学”和“健康”），也包括更细分的类别（如“经济学”和“物理学”）。这一分类体系与国家科学与工程统计中心（NCSES）的学科分类法（ToD）相一致。我们通过比较领域名称和学科名称，手动将31个SDR领域对应到15个MAG学科。我们将每个SDR领域匹配到最能代表其科学学科的单一MAG学科。SDR数据还报告了更细分领域层级的统计数据。为求简便，我们只在学科层级进行对应，因为我们关注的是总体趋势。此外，我们将SDR数据汇总到每个匹配的MAG学科，以计算该学科的性别和种族/族裔构成。

7.2 人工智能影响中的性别差异

我们采用两种指标量化性别差异。首先，我们计算各学科女性研究人员的占比。我们发现，无论是直接影响还是潜在影响，女性研究人员占比与人工智能影响得分均呈负相关（正文图4a、b）。其次，我们根据各学科的性别占比对学科层面的人工智能分数加权汇总，得出各性别群体的人工智能分数。某一性别群体的平均人工智能分数越高，表明该群体的研究人员受到的人工智能影响越大，因而从人工智能中获益也越多。我们发现，女性研究人员平均而言从人工智能中获益少于男性研究人员（正文图4c、d）。这些观察结果表明，在人工智能带来的益处方面，各学科存在性别差距。

7.3 人工智能影响中的种族差异

SDR 数据还报告了各个种族群体的研究人员人数，包括“白人”、“亚裔”和代表性不足的少数族裔（URM）。URM 群体包括“黑人”、“美洲印第安人或阿拉斯加原住民”、“西班牙裔或拉丁裔”以及“其他种族”。我们通过两项指标量化种族差异。首先，我们计算各学科中 URM 研究人员所占的比例。我们发现，URM 研究人员所占比例与人工智能影响得分呈负

相关性（正文图 4e、f）。其次，我们按各学科的种族群体占比，对学科层面的人工智能分数加权汇总，得出各个种族群体的人工智能分数。我们发现，URM 研究人员获得的人工智能效益最少，其中黑人研究人员尤为明显（正文图 4g、h）。文献表明，有色人种劳动者尤其容易因自动化和人工智能而失业 [61, 62], ，我们的结果则显示，他们在科学研究中从人工智能获益的可能性也较低。

补充说明8. 主要结果的稳健性检验

8.1 识别人工智能研究的精确率-召回率分析

我们分析了该方法在识别人工智能研究方面的准确率和召回率（详情请参见补充说明2.1）。首先，我们随机抽取了 100 篇人工智能论文，这些论文被定义为至少提及一个与人工智能相关的 n 元语法，而不考虑特定 n 元语法在表示人工智能研究时的权重或重要性。随后，我们人工判断这些论文是否确实使用了人工智能方法。我们发现，其中 14 篇论文属于 MAG 的五个人工智能领域之一（“机器学习”、“人工智能”、“计算机视觉”、“自然语言处理”和“模式识别”），69 篇论文是人工智能应用论文，另有 17 篇论文似乎是假阳性，它们提及的人工智能 n 元语法代表性较低且并不常见。因此，我们估计该方法的准确率约为 0.83。其次，我们随机抽取了 100 篇人工智能论文，这些论文被定义为由 arXiv 的四个“主题分类”之一识别出的论文：cs.AI（计算机科学：人工智能）、cs.LG（计算机科学：机器学习）、cs.NE（计算机科学：神经与进化计算）和 stat.ML（统计学：机器学习）[30-33], ，并判断它们是否被我们基于 n 元语法的方法覆盖。我们发现，其中 55 篇论文属于五个人工智能领域之一，33 篇论文至少提及一个人工智能 n 元语法，另有 12 篇论文似乎是假阴性。因此，我们估计该方法的召回率约为 0.87。由此可见，该方法具有较高的准确率和召回率，并且能够较好地平衡这两项指标。

我们使用两种替代方法来定义人工智能出版物，以检验研究结果的稳健性。第一种方法中，我们找出出现频率最高的前 20 个人工智能 n 元语法（补充表 2），并将五个人工智能领域扩展至所有“研究领域”类别中的这 20 个 n 元语法，涵盖 MAG 中从 L1 级到 L5 级的类别（详情见补充说明 1.1）。我们将属于这 20 个领域中任一领域的出版物视为人工智能出版物。第二种方法中，我们使用 arXiv 数据集（2023-11 版本） [63] 中的“学科类别”来识别人工智能出版物，该数据集提供每篇预印本的元数据。在此，我们使用 arXiv 标识符将 arXiv 预印本与 MAG 出版物进行匹配。按照先前的研究[30-33], ，我们将 arXiv 的四个“学科类别”中的预印本视为人工智能出版物：cs.AI、cs.LG、cs.NE 和 stat.ML。我们将分析框架应用于通过这两种替代方法定义的人工智能出版物，发现主要发现总体上具有稳健性（补充图 16）。文献还提出了其他识别人工智能出版物的方法，例如主题建模和基于嵌入的方法[64, 65]。

8.2 直接人工智能影响计算的稳健性检验

直接人工智能影响得分的计算假设：如果某个领域的论文频繁提及重要的人工智能技术，那么人工智能对该领域的影响就很大。必须认识到，人工智能研究格局瞬息万变，一些人工智能方法会随着时间推移变得越来越流行，而另一些则日渐式微，因此我们会根据流行度对人工智能 n 元语法进行区分。我们采用点积，因为它是一种简单的度量方法，能够兼顾人工智能 n 元语法的重要性及其在某个领域中的使用频率。在人工智能向量中，每个 n 元语法坐标的值表示其在表征人工智能研究方面的重要性。在领域向量中，每个 n 元语法坐标的值表示其在该领域中的使用频率。点积有助于同时捕捉人工智能 n 元语法的重要性及其在各领域中的使用频率。

我们使用两种替代度量检验结果的稳健性。在第一种度量中，我们将人工智能向量中的每个 n 元语法视为同等重要，并对领域向量在其人工智能 n 元语法坐标上的值求和。形式上，$S_D^t = \sum G\#_B^t \cdot I_{AI}$，其中 I_{AI} 表示人工智能 n 元语法的全 1 向量。这种求和度量反映了某一领域中人工智能 n 元语法的总频率。在第二种度量中，我们以人工智能向量作为人工智能 n 元语法的权重，计算领域向量的加权平均。形式上，$S_D^t = \sum G\#_B^t \cdot G\#_{AI}^t \ / \ \sum G\#_{AI}^t$。这种加权平均度量反映了某一领域中人工智能 n 元语法的平均频率。我们发现，这两种替代度量的结果与点积度量的结果高度相关（补充图 17），表明主要发现具有稳健性。

8.3 潜在人工智能影响计算的稳健性检验

我们采用多种方法对“人工智能能力—领域任务框架”进行了验证。首先，我们以未来工作研究文献作为测量的基础，该文献估算了人工智能对劳动力的影响 [26, 47-53], 。具体而言，这些文献利用专利文本推断人工智能能力，利用职业说明书推断工作任务，并通过人工智能能力与工作任务之间的对齐程度来衡量工作岗位受人工智能影响的程度[47]。我们在此类研究的基础上，估算人工智能对科学的潜在影响。其次，我们设计了两种替代方法来计算人工智能潜在影响得分。在第一种方法中，我们计算每个研究领域中人工智能动词-名词对所占的比例，并对每个人工智能动词-名词对赋予相同的权重。从形式上看，比例度量定义为$S_P^t = \sum \hat{C}_B^t \cdot I_{AI}$，其中$\hat{C}_B^t$ 代表领域动词-

名词向量，而 I_{AI} 表示人工智能动词-名词向量的全 1 向量。在第二种方法中，我们假设领域任务与领域能力高度匹配，并以各领域为基准来计算潜在人工智能影响得分。形式上，领域基准度量定义为$S_P^t = \sum \hat{C}_B^t \cdot \hat{C}_{AI}^t / \sum \hat{C}_B^t \cdot \hat{C}_B^t$。我们发现，潜在人工智能得分之间高度相关（皮尔逊相关系数分别为 0.95 和 0.90），这表明这些度量具有稳健性。

补充说明9. 参与人工智能研究的职业生涯影响

9.1 基于姓名的人口统计数据推断

我们研究参与人工智能研究是否能够为女性和代表性不足少数群体研究人员带来改变职业生涯的经历。这需要我们开展职业生涯层面分析。为此，我们采用基于姓名的推断算法（nomquamgender [66, 67] 和 demographicx [68,69]）来推断 MAG 中每位作者的性别和种族，同时也注意到这些算法存在局限性（详情请参见补充说明1.4）。在性别分析中，我们仅考虑能够被有把握地推断为“女性”或“男性”的作者；在种族分析中，我们仅考虑能够被有把握地推断为“白人”、“亚裔”、“黑人”或“西班牙裔”的作者。基于这组作者，我们进一步构建了一个作者样本，其中的作者在2000年年至2019年年间至少发表了十篇论文，且职业生涯历史至少持续五年（即其第一篇论文与最后一篇论文之间的时间跨度）。我们将至少发表过三篇人工智能论文的作者识别为人工智能研究人员，并通过追溯其第一篇人工智能论文来确定他们开始参与人工智能研究的时间。

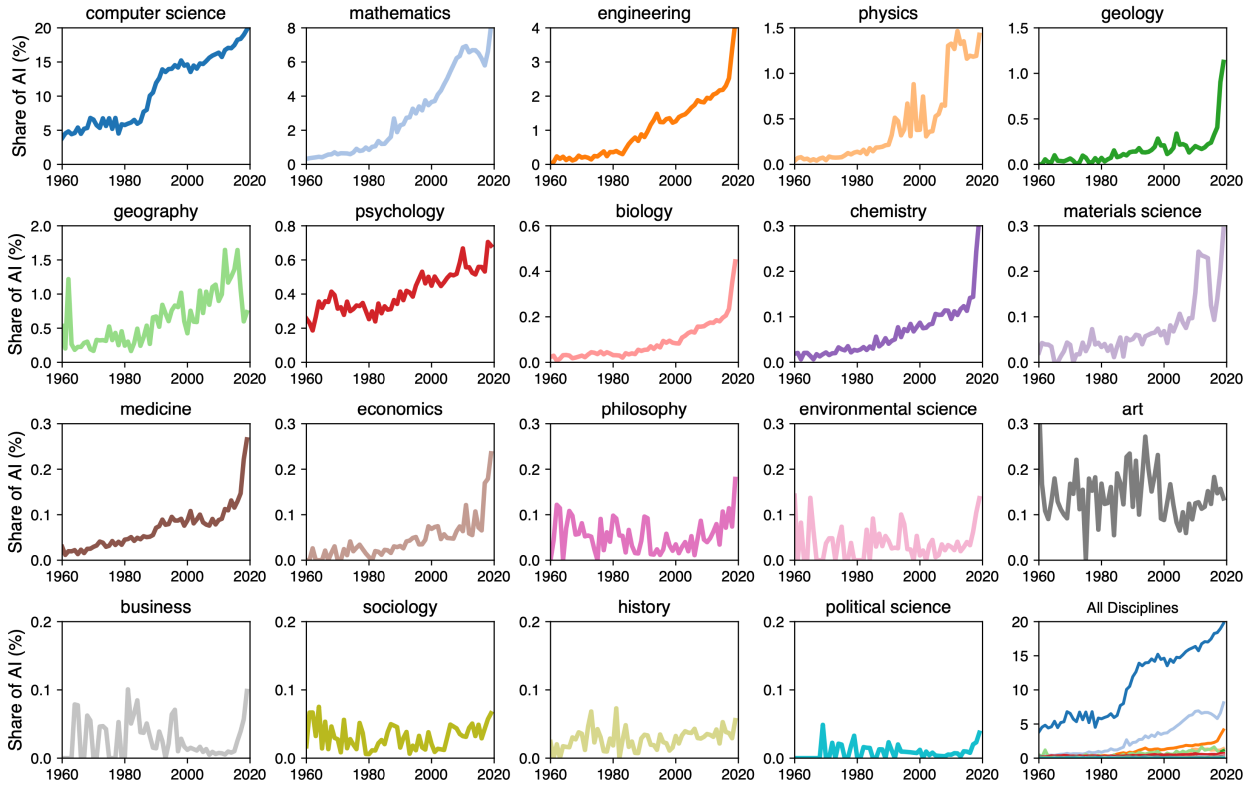
9.2 对引用优势和引领该领域的影响

我们计算作者参与人工智能研究前后的论文平均高被引率，即其论文中按相同领域、相同年份的总引用次数排名位居前5%的比例。总体而言，我们发现，研究人员参与人工智能研究后，其论文平均高被引率随即上升（补充图18a），凸显了参与人工智能研究带来的引用优势。然而，进一步按性别和种族细分这些结果后，我们发现，引用优势更多集中在代表性过高群体中；与各自的同侪相比，女性和URM研究人员似乎从参与人工智能研究中获益较少（补充图18b、c）。这为后续研究提出了一个新问题。

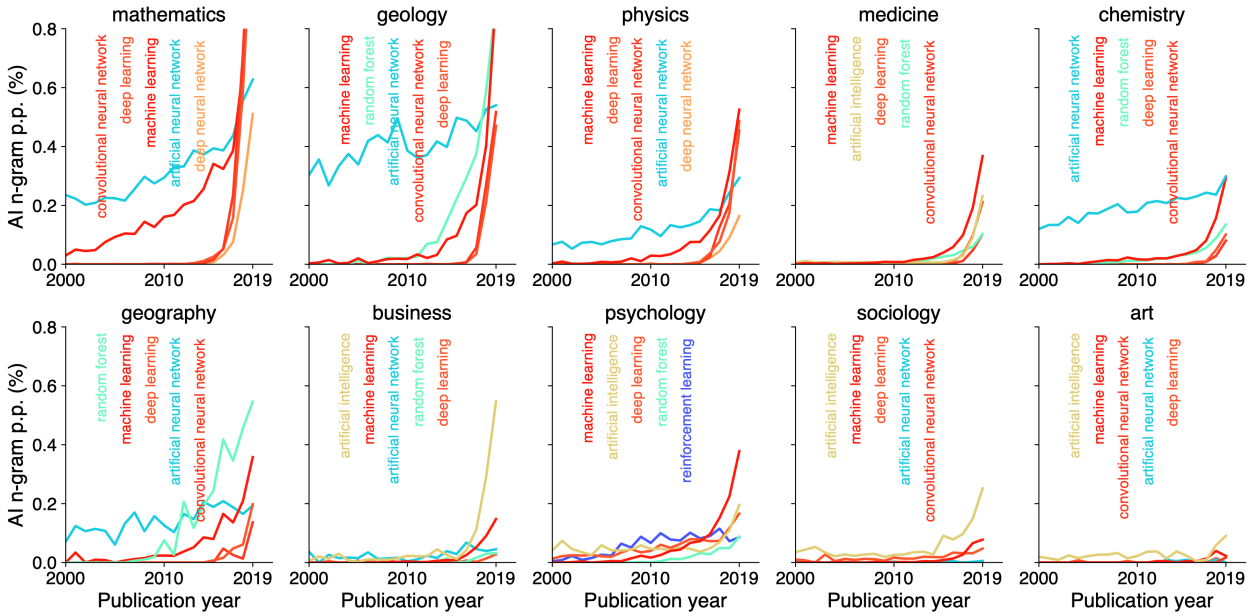
我们还考察了女性或 URM 作者是否在各自领域中率先与人工智能研究人员合作。这里，我们根据每位作者发表论文最多的学科，为其指定一门主要学科，并将主要学科为计算机科学的作者视为人工智能研究人员（详细说明见补充说明 6.1）。我们将各领域中按 1）论文数量和 2）高影响论文数量排名前 5% 的研究人员视为各自领域的领军者。我们发现，尽管

与人工智能研究人员合作的研究人员确实往往能在各自领域中引领发展（补充图 19a、d），但这种效应在男性和白人研究人员中更为显著（性别方面见补充图 19b、e，种族方面见补充图 19c、f）。当我们采用上述其他方法来识别人工智能研究人员时，结果依然稳健（详情见补充说明 6.3）。综合来看，这些结果提供了一些初步证据，表明女性和 URM 研究人员可能无法从 AI 进展中获得同等程度的益处。

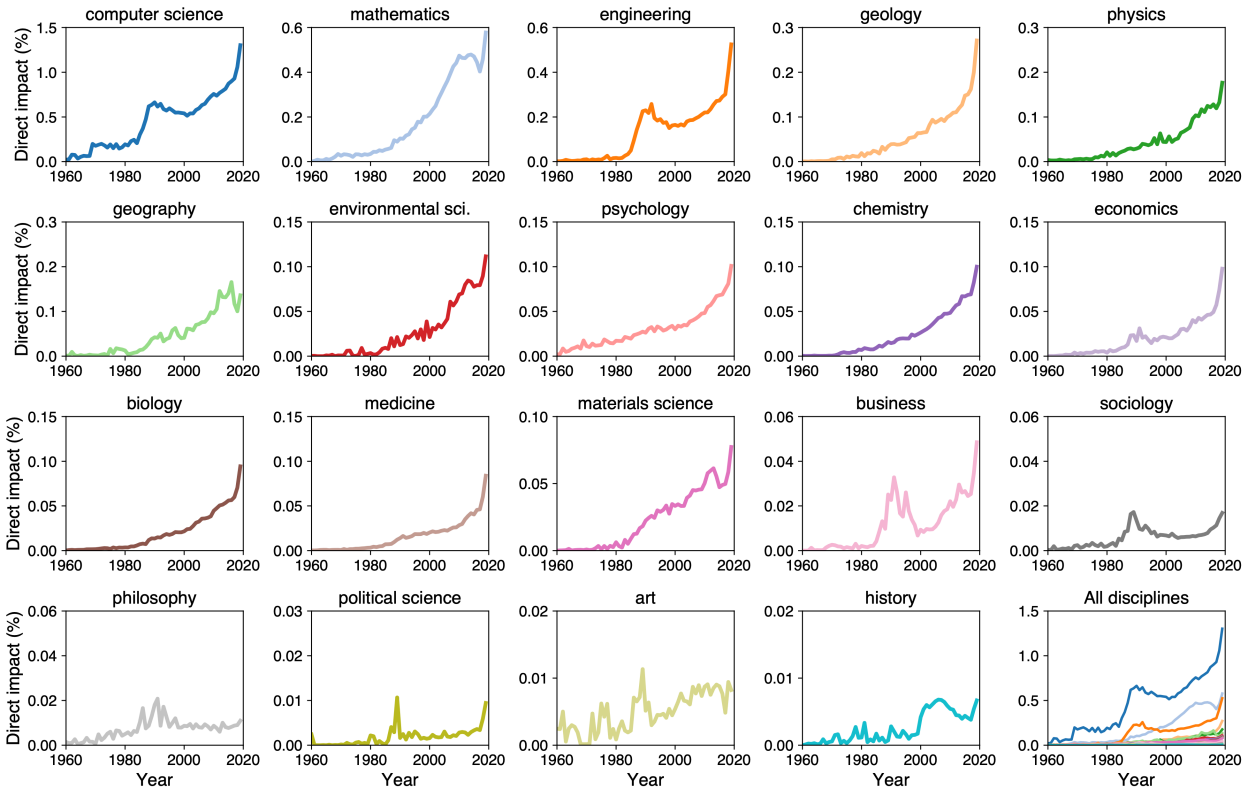
补充图



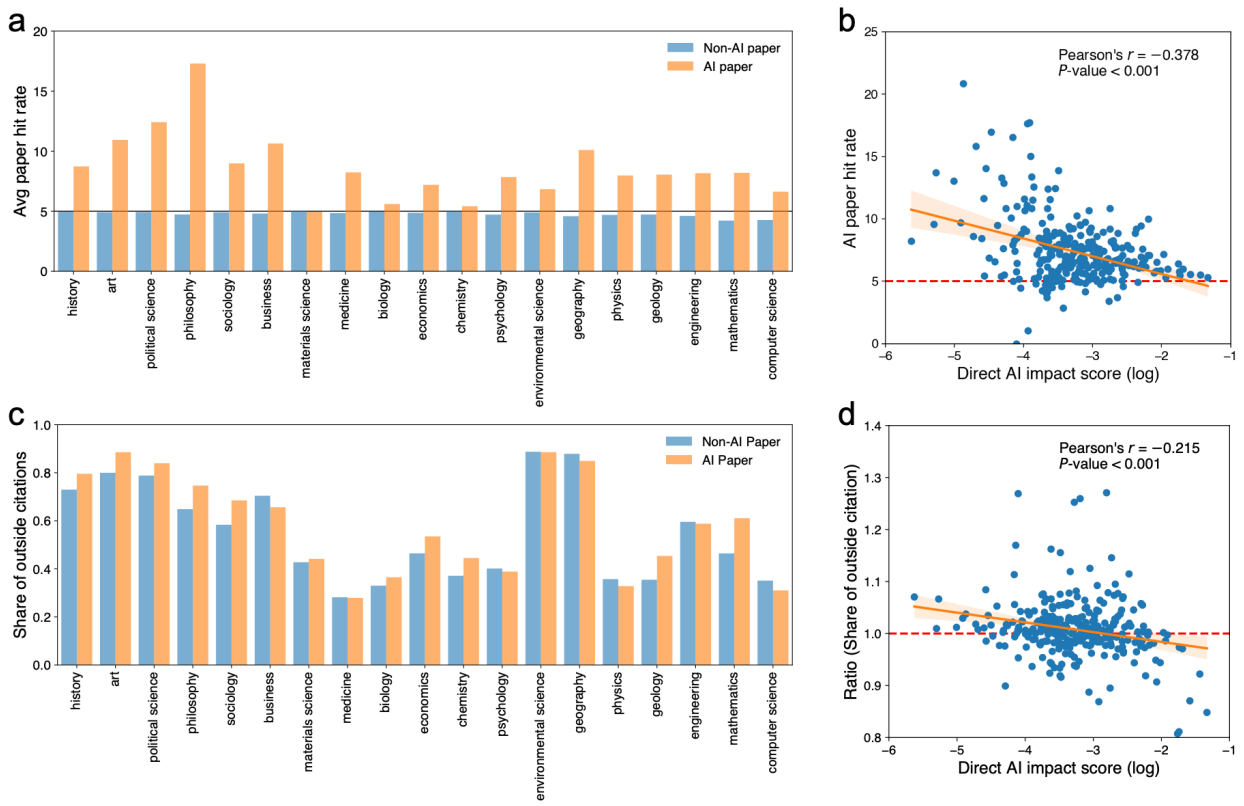
补充图 1。各学科中 AI论文所占的比例。 每个面板对应一个学科，各学科按照其在2019年 AI论文所占的比例排序，从占比最大（左上角）到占比最小（右下角）。右下角的面板在同一图中比较不同学科，并使用相同的 y 轴。



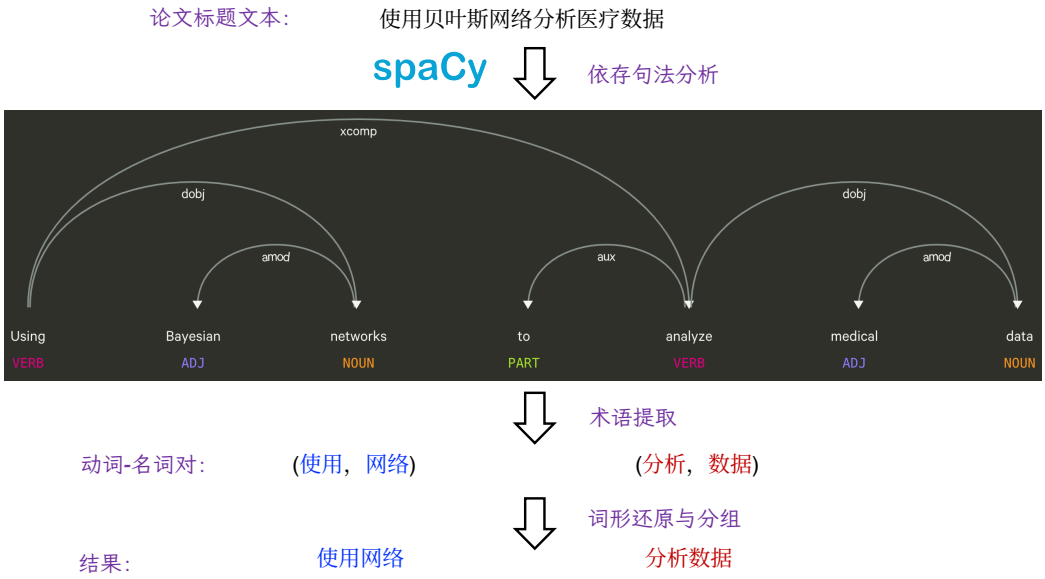
补充图 2. 各学科中的人工智能 n 元语法和时间趋势。 几个主要学科中每篇论文排名前 5 的人工智能 n 元语法。这些人工智能 n 元语法提取自 2000年-2019年期间各学科发表的论文，并根据其在 AI论文中的相对排名进行着色。颜色编码与正文图 1c 中的相同。



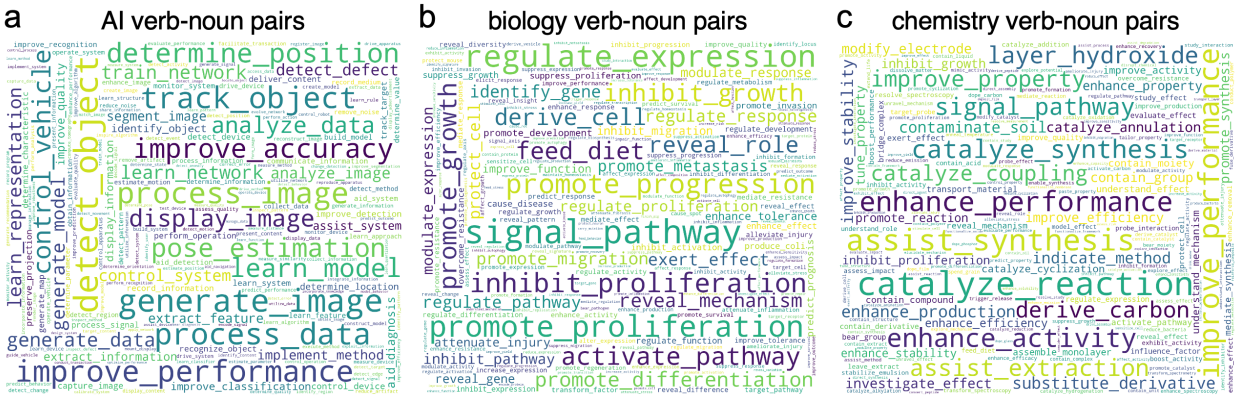
补充图 3. 各科学学科直接人工智能影响得分的时间趋势。结果涵盖 1960 年至 2019 年期间。每个面板对应一个学科，各学科按照其 2019 年的直接人工智能影响得分从高到低排序，从影响最大（左上角）到影响最小（右下角）。右下角的面板比较了不同学科的直接人工智能影响得分。所有曲线均采用相同的纵轴，每条曲线的颜色与其在各面板中的颜色相对应。



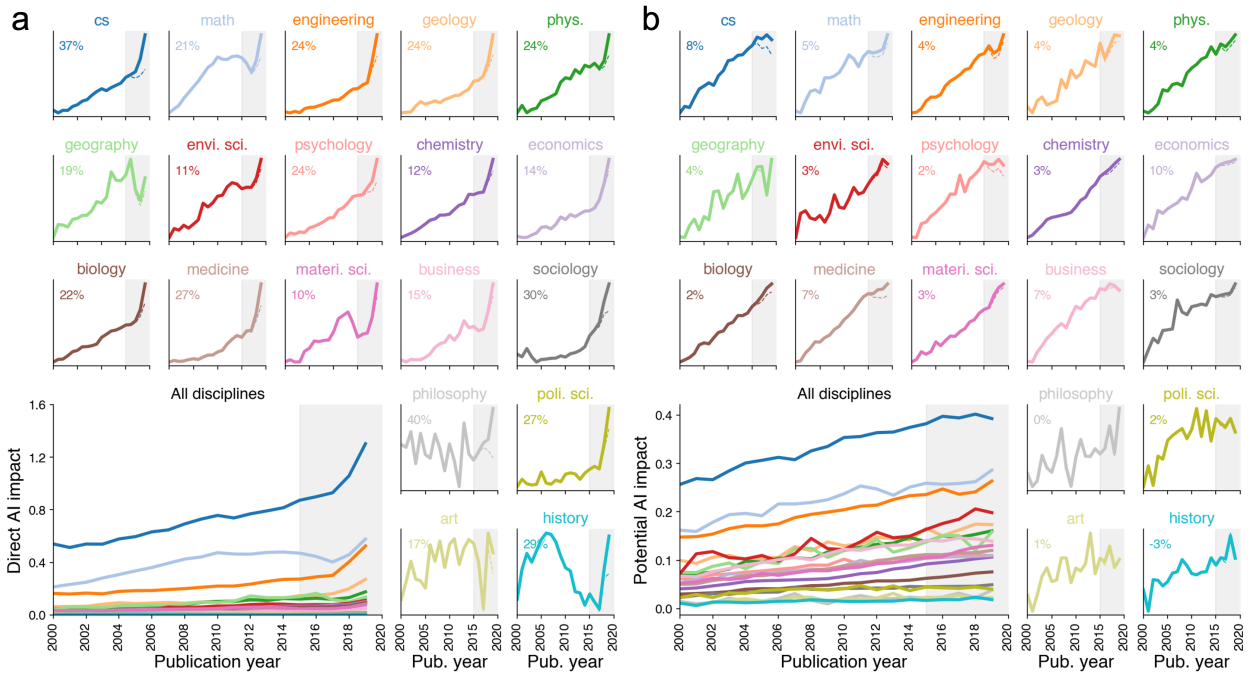
补充图4。提及人工智能相关术语的论文的引文影响。 (a) 每个研究学科中，人工智能论文（即至少提及一个人工智能相关术语的论文）成为高影响论文的比例，以及非人工智能论文（即未提及任何人工智能相关术语的论文）的相同比例。高影响论文定义为同一领域和同一年份中按总引用次数排名前5%的论文。学科按其直接人工智能影响得分升序排列。水平线表示5%的高被引率。 **(b)** 各领域中，人工智能论文的直接人工智能影响得分与高影响论文比例之间的负相关关系。相关性通过双侧皮尔逊相关性检验确定。图中显示了数据的线性拟合（中心线）及95%置信区间（误差带）。水平虚线表示5%的高被引率。 **(c)**每个学科中，人工智能论文和非人工智能论文获得的全部引文中，属于领域外引用的比例。学科按非人工智能论文的该比例降序排列。**(d)** 直接人工智能影响得分与人工智能论文领域外引用比例和非人工智能论文领域外引用比例之比之间的负相关关系。相关性通过双侧皮尔逊相关性检验确定。图中显示了数据的线性拟合（中心线）及95%置信区间（误差带）。水平虚线表示1，即人工智能论文获得的领域外引用比例与非人工智能论文相同的值。



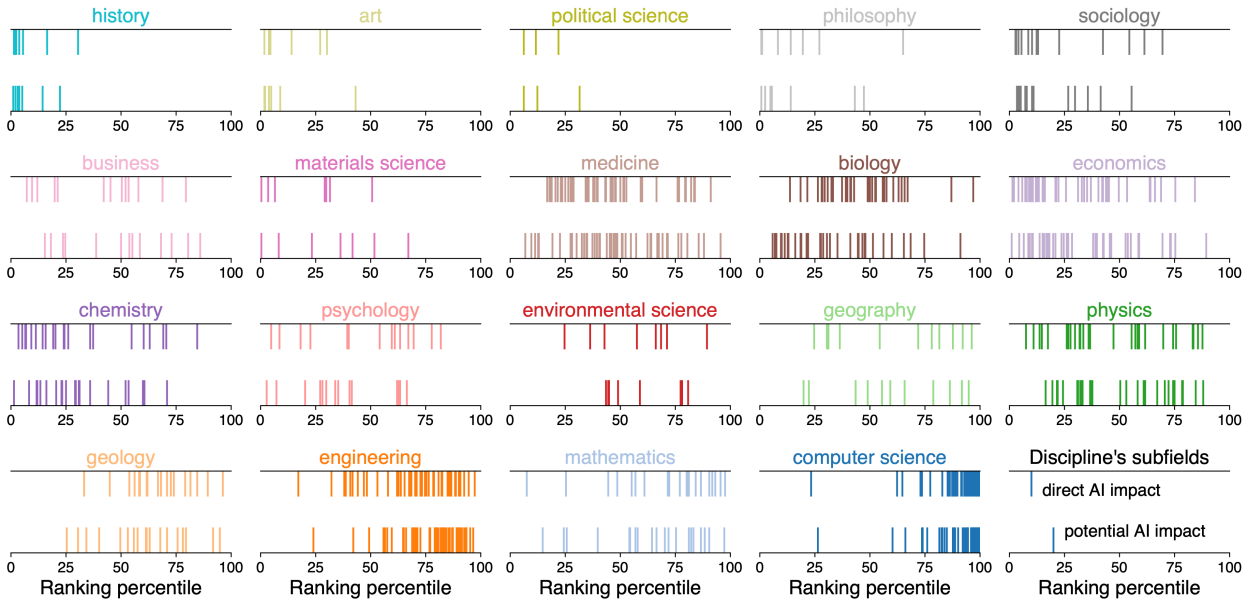
补充图5. 从出版物中提取动词-名词对的示意图。该分析采用了嵌入在 spaCy（一款用于高级自然语言处理应用的开源 Python 库）中的依存句法分析算法。spaCy 依存句法分析器用于识别出版物标题中词语之间的“dobj”（直接宾语）关系，并将处于“dobj”关系下的动词和名词配对，从而提取动词-名词对。随后，通过词形还原和标准化清理动词与名词，并将含义相近的词归并为一个词。此过程可生成标准化的动词-名词对。



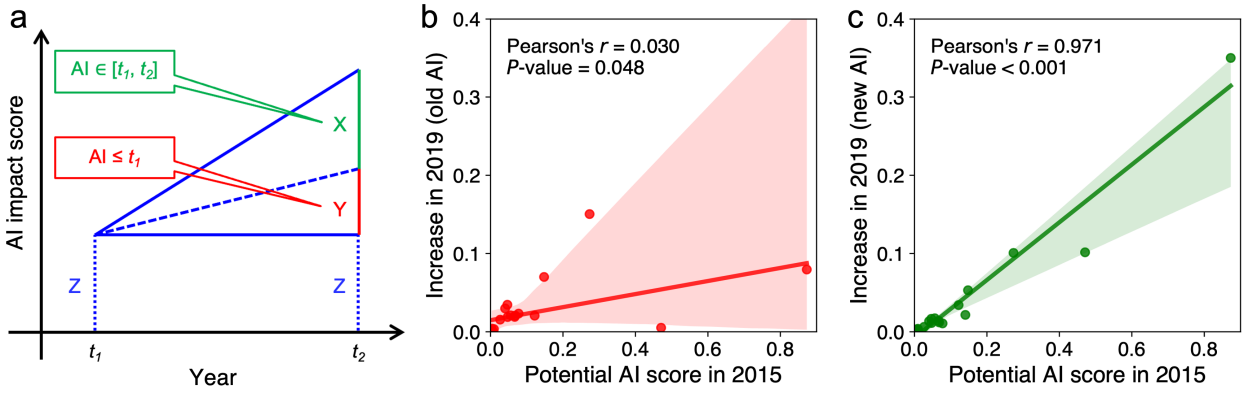
补充图6. 从出版物和专利中提取的动词-名词对词云。 (a) 1960年至2019年间人工智能相关论文和专利标题中提取的动词-名词对。 **(b)** 2019年生物学出版物标题中提取的动词-名词对。**(c)**2019年化学论文标题中提取的动词-名词对。



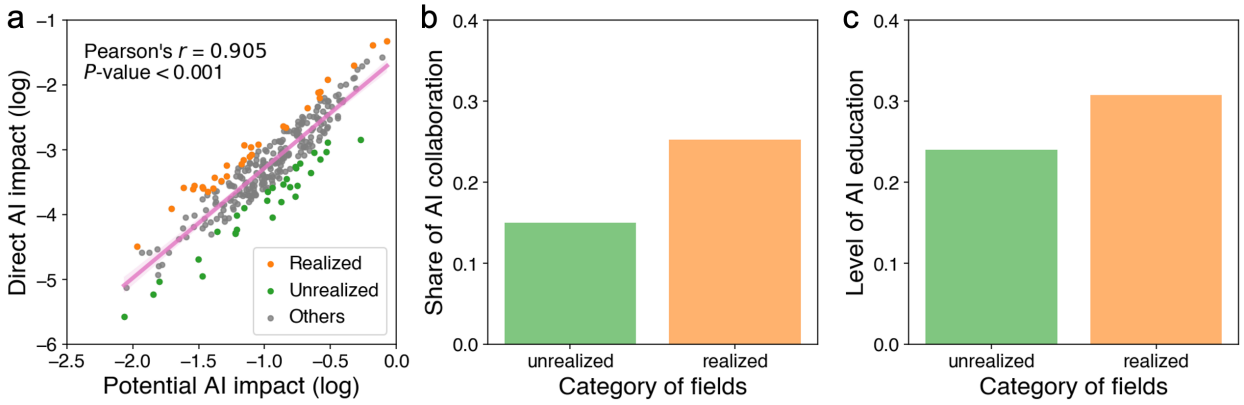
补充图7. 直接人工智能影响和潜在人工智能影响的趋势。 **(a)**直接人工智能影响得分的时间趋势。虚线表示使用固定于2015年的累积人工智能 n 元语法和当前人工智能 n 元语法计算的新得分。图中显示了得分的百分比变化。学科按其2019年的直接人工智能影响得分排序。左下方的面板根据各面板的学科为所有结果着色。 **(b)** 人工智能潜在影响得分的时间趋势。虚线表示使用固定于2015年的累积人工智能能力和当前领域任务计算的新得分。各学科的顺序和颜色与面板(a)相同。



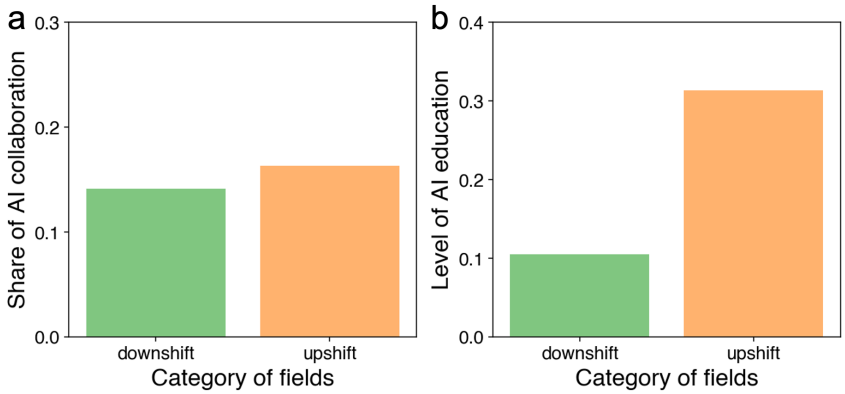
补充图8. 尽管学科内部存在异质性，直接人工智能影响与潜在人工智能影响之间仍具有对齐关系。该图展示了各学科的子领域在全部292个MAG领域中的百分位数。图例位于右下角的面板中。上排按照直接人工智能得分对领域进行排序，下排则按照潜在人工智能得分进行排序。



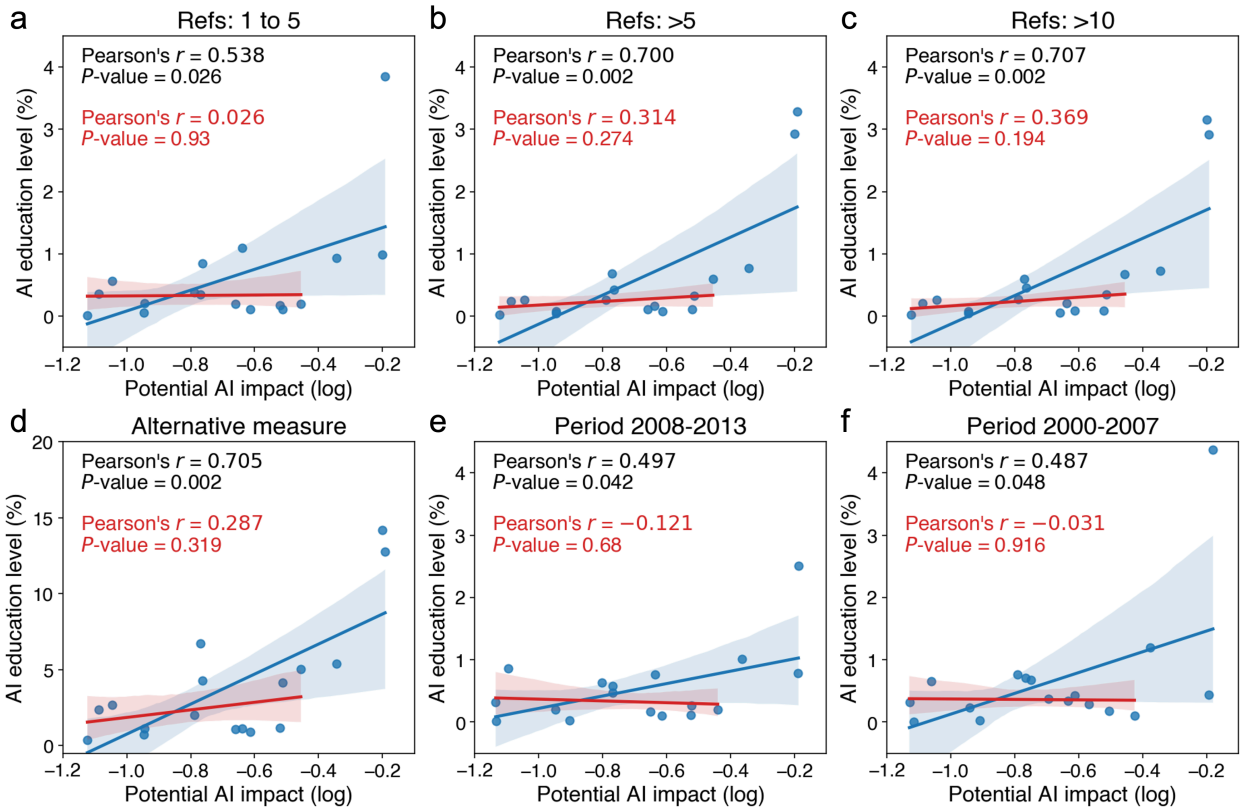
补充图9. 理解人工智能影响的增长。（a）人工智能影响得分增长的分解示意图。Z 是 t_1, Y+Z 时的得分，Z 是 t_2,时的新得分，而 X+Y+Z 是 t_2时的得分。从 t_1 到 t_2 的人工智能影响增长由 X（源于人工智能新能力的部分；绿色）和 Y（源于人工智能旧有能力的部分；红色）组成。**(b)** 2015年直接人工智能影响得分（Z）与2019年由人工智能旧有能力带来的增长（Y）之间的相关性。相关性通过双侧皮尔逊相关性检验确定。图中显示了数据的线性拟合（中心线）及其95%置信区间（误差带）。**(c)** 2015年直接人工智能影响得分（Z）与2019年由人工智能新能力带来的增长（X）之间的相关性。相关性通过双侧皮尔逊相关性检验确定。图中显示了数据的线性拟合（中心线）及其95%置信区间（误差带）。所有相关性均通过双侧皮尔逊相关性检验确定。



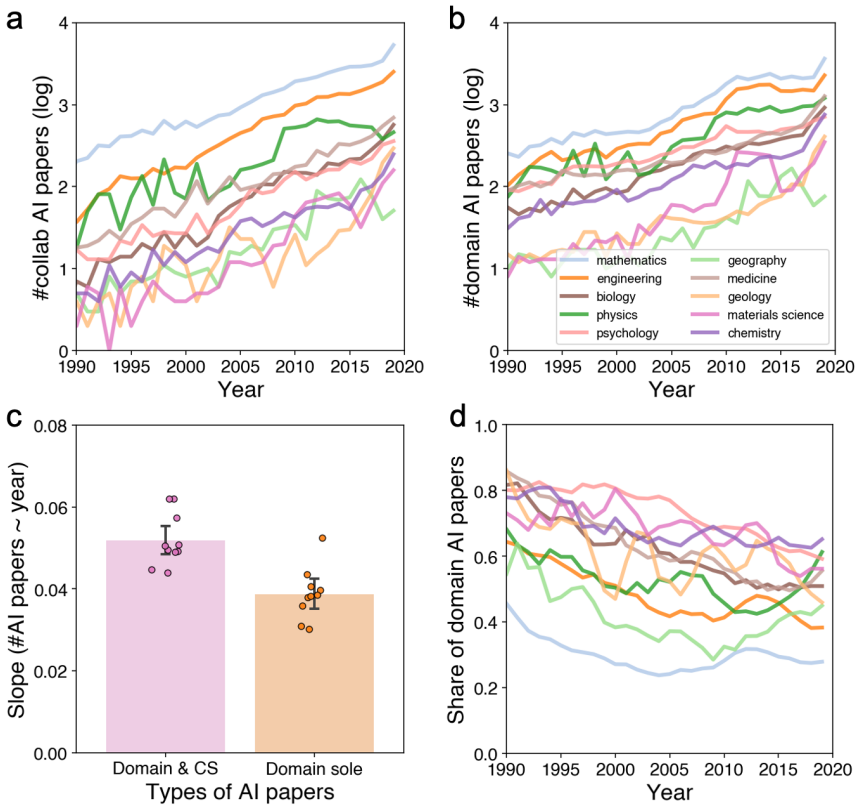
补充图10. 理解人工智能在研究领域中的潜力与直接影响。 **(a)** 对2019年“潜力—直接影响”人工智能影响平面中的领域进行分类。相关性通过双侧皮尔逊相关性检验确定。图中显示了数据的线性拟合（中心线）及95%置信区间（误差带）。**(b)** 两组在人工智能合作方面的差异。**(c)** 两组在人工智能教育方面的差异。差异通过双侧学生*t*检验进行检验。



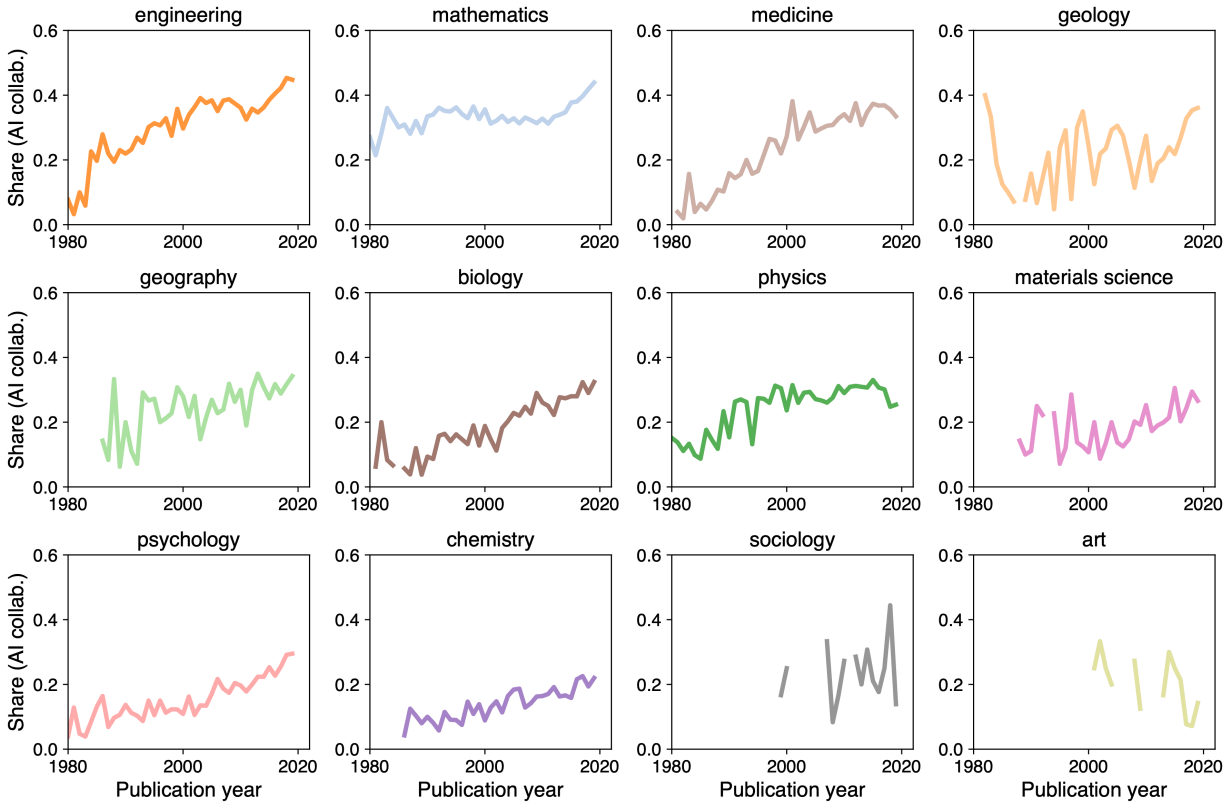
补充图 11. 根据2000年至2019年的“势头”对领域进行分类。从2000年的“较高潜力”转变为2019年的“较高直接影响”的研究领域属于“上升”组；从2000年的“较高直接影响”转变为2019年的“较高潜力”的研究领域属于“下降”组。**(a)** 两组在人工智能合作方面的差异。**(b)** 两组在人工智能教育方面的差异。差异通过双侧学生*t*检验进行检验。



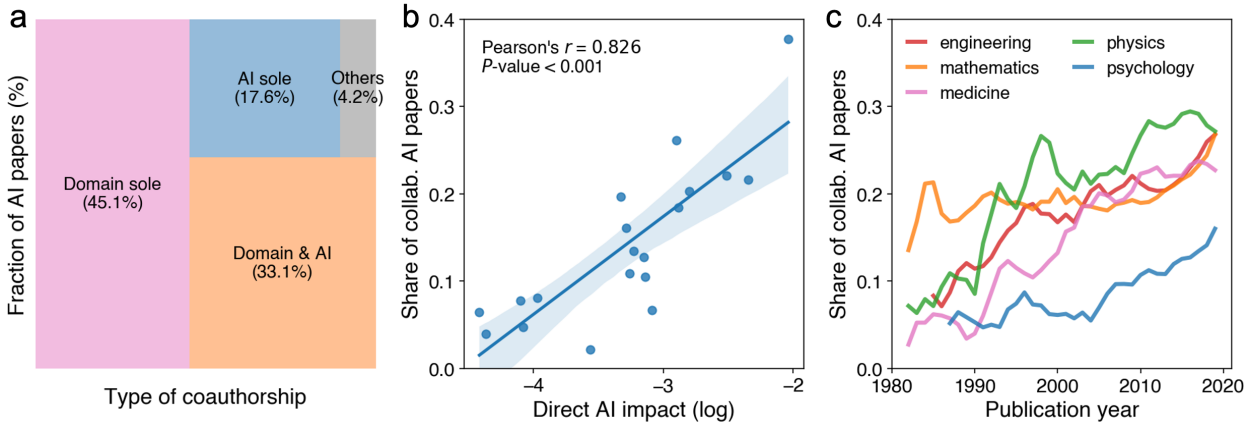
补充图 12. 人工智能教育与人工智能影响之间的相关性。人工智能教育水平根据引用**(a)**1 至 5 篇科学参考文献的课程大纲文件计算，该指标可作为本科课程的代表；**(b)**至少引用 5 篇科学参考文献的课程大纲文件计算，该指标可作为研究生课程的代表；**(c)**至少引用 10 篇参考文献的课程大纲文件计算，该指标可作为更偏重研究的课程的代表。**(d)** 人工智能教育水平根据至少引用一篇人工智能出版物的课程大纲文件占比计算。面板 (a-d) 的计算仅使用 2014年至2018年的课程大纲文件。**(e)** 人工智能教育水平根据 2008年至2013年间至少引用 5 篇参考文献的课程大纲文件计算。**(f)**人工智能教育水平根据 2000年至2007年间至少引用 5 篇参考文献的课程大纲文件计算。所有面板中的相关性均使用双侧皮尔逊相关性检验确定。所有面板均显示数据的线性拟合（中心线）及其 95%置信区间（误差带），所有相关性均使用双侧皮尔逊相关性检验确定。



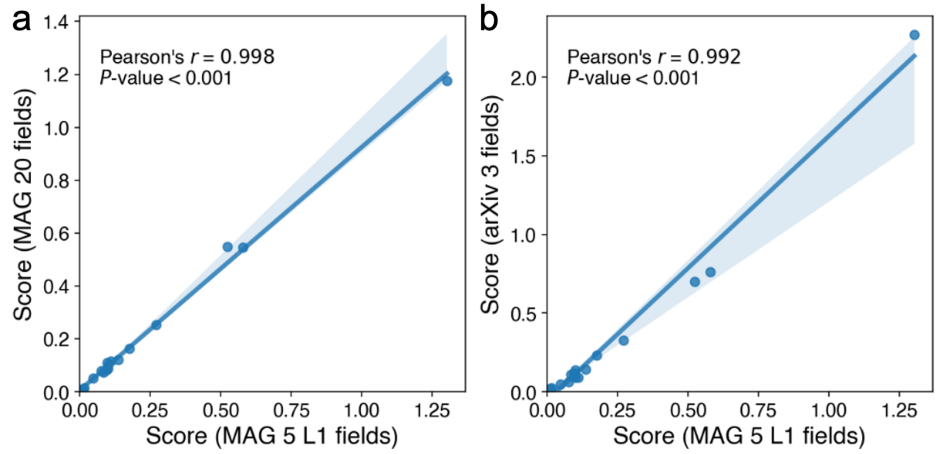
补充图 13. 1990 年至 2019 年各学科不同合著类型的人工智能出版物增长情况。(a) 合作 AI 论文，即“领域与计算机科学”。(b) 领域 AI 论文，即“仅领域”。(c) AI 论文线性拟合的斜率。平均而言，“领域与计算机科学”论文的斜率大于“仅领域”论文。散点代表各学科，柱状图显示平均值，误差线表示各学科的标准误（n=10）。(d) 各学科中仅领域 AI 论文占比的时间变化。



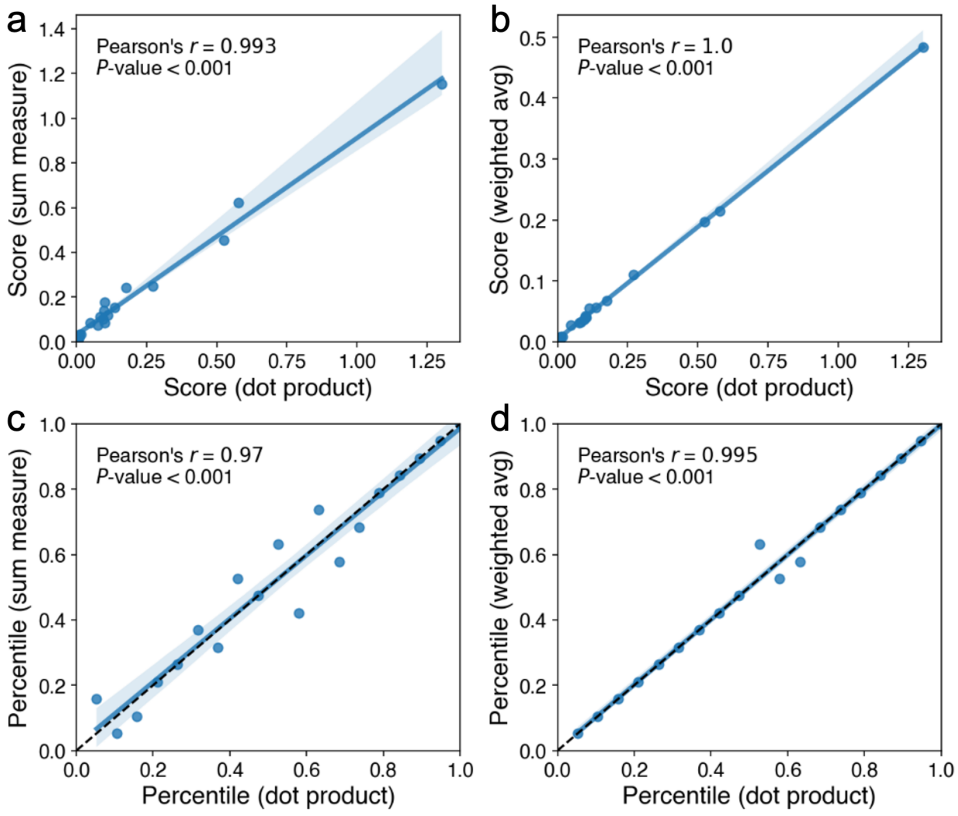
补充图14. 跨学科人工智能合作的时间趋势。各学科中由领域专家和计算机科学家共同署名的合作AI论文（即“领域与计算机科学”）所占比例。计算仅涉及1980—2019年间在计算机科学学科之外发表的AI 相关论文。图中仅显示排名靠前的学科。



补充图15. 识别主要AI作者结果的稳健性检验。 **（a）**矩形树图显示了AI论文所占比例。**（b）**人工智能影响与合作AI论文占比呈正相关。相关性通过双侧皮尔逊相关性检验确定。图中显示数据的线性拟合（中心线）及95%置信区间（误差带）。**（c）**主要科学学科中合作AI论文占比呈上升趋势。

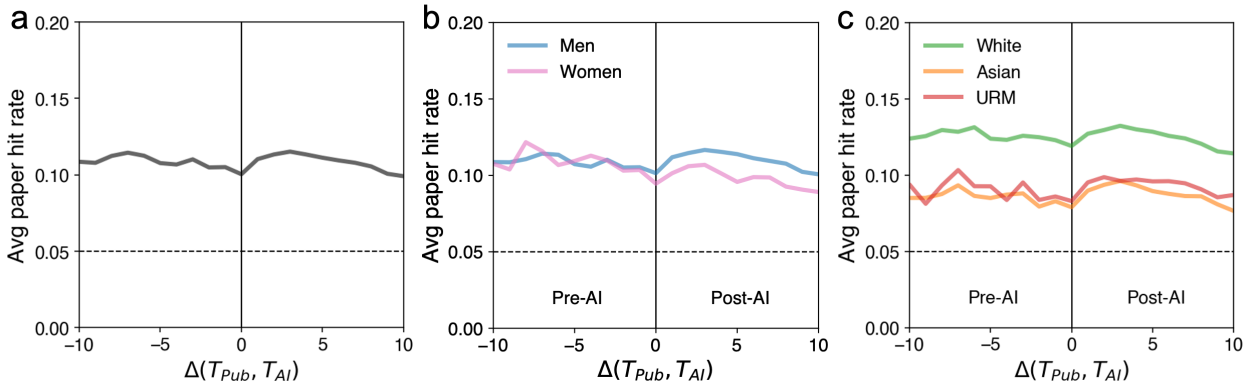


补充图 16. 使用两种替代性人工智能相关论文定义对结果进行的稳健性检验。 **(a)** 使用出现频率最高的 20 个人工智能 n 元语法识别人工智能研究。 **(b)**使用四个 arXiv 学科类别识别人工智能研究。不同定义下各研究学科的直接人工智能影响得分之间具有高度相关性。在所有面板中，相关性均通过双侧皮尔逊相关性检验确定，并展示了数据的线性拟合（中心线）及其 95 %置信区间（误差带）。

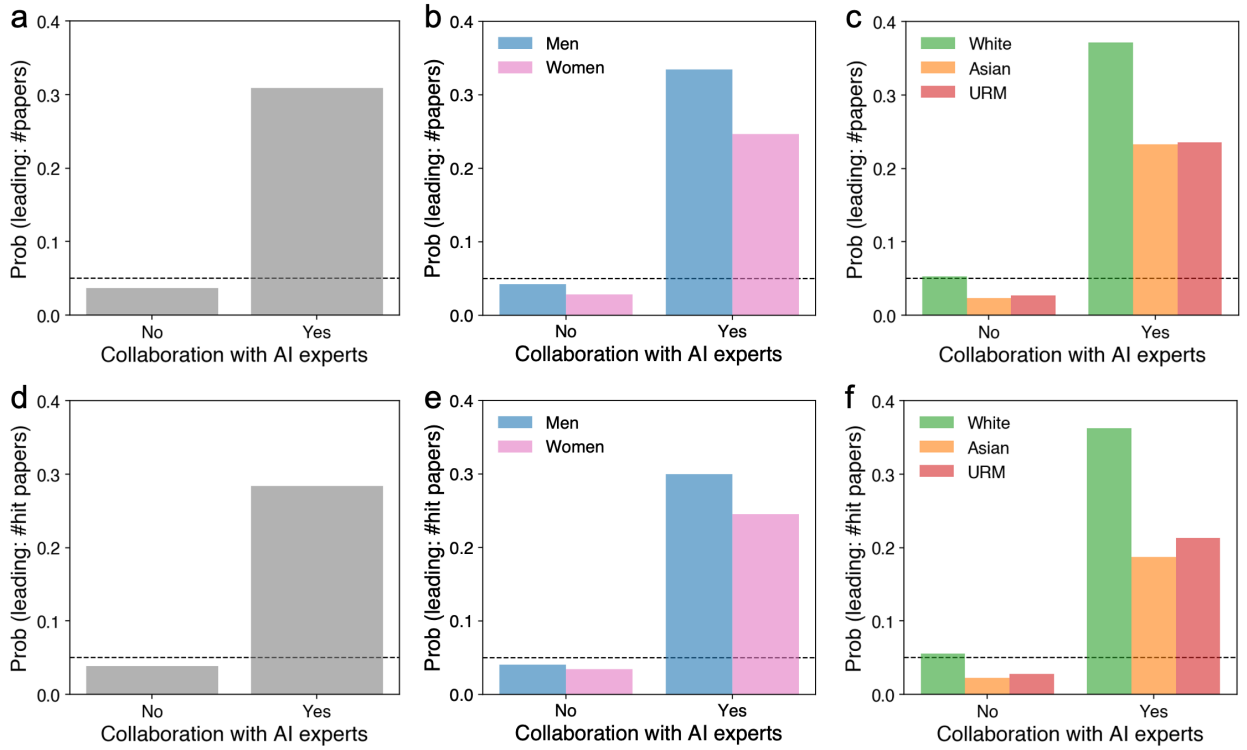


补充图 17. 直接人工智能影响得分之间的高度相关性。 学科得分采用不同的度量方法计算。 **(a)** 比较基于点积度量和求和度量的得分。 **(b)** 比较基于点积度量和加权平均度量的得分。 **(c)** 比较基于点积度量和求和度量的原始值百分位数。 **(d)** 比较基于点积度量和...
...的原始值百分位数。

点积度量和加权平均度量。在所有面板中，均显示通过双侧皮尔逊相关性检验确定的相关性，以及数据的线性拟合（中心线）和95%置信区间（误差带）。



补充图18. 作者参与人工智能研究前后所发表论文的平均高被引率。(a) 所有人口统计群体中作者的研究结果。**(b)** 男性或女性作者的研究结果。**(c)** 白人、亚裔或 URM 作者的研究结果。此处仅考虑人工智能研究人员。横轴表示论文出版年份与各作者开始参与人工智能研究的年份之间的时间差。



补充图19。根据两个指标评估作者在其领域中引领潮流的概率。(a-c) 论文数量。 **(d-f)** 高影响力论文数量。 面板(a)和(d)展示所有人口统计群体的结果。面板(b)和(e)展示性别方面的结果，面板(c)和(f)展示种族方面的结果。

补充表

补充表 1. 直接人工智能影响与潜在人工智能影响之间的对齐。按直接人工智能影响得分和人工智能潜在影响得分排列，各学科中的前三个子领域。

No.	学科	直接人工智能影响排名前三的子领域	潜在人工智能影响排名前三的子领域
1	计算机科学	模式识别、机器学习、计算机视觉	模式识别、计算机视觉、机器学习
2	数学	算法、数学优化、统计学	算法、统计学、计算科学
3	工程学	计算机工程、工业工程，控制工程	计算机工程、控制工程，嵌入式系统
4	地质学	遥感、土壤学、矿物学	遥感、大地测量学、石油工程学
5	物理学	气象学、声学、医学物理学	医学物理学、声学、气象学
6	地理学	遥感、制图学、气象学	遥感、大地测量学、制图学
7	环境科学	土壤学、水资源管理，环境工程	环境工程、土壤学、水资源管理
8	心理学	认知科学、认知心理学，传播学	数学教育、认知心理学、应用心理学
9	化学	矿物学、色谱法、环境化学	矿物学、分析化学、食品科学
10	经济学	计量经济学、管理科学、精算科学	运营管理、计量经济学、环境经济学
11	生物学	生物系统，计算生物学，神经科学	生物系统，计算生物学，动物科学
12	医学	核医学、验光学、医学物理学	核医学、医学物理学、放射学
13	材料科学	复合材料、冶金学、光电子学	光电子学、纳米技术、复合材料材料
14	商业	风险分析、精算学、流程管理	流程管理、风险分析、精算科学
15	社会学	传播学，人口学，区域科学	区域科学，传播学，人口学
16	哲学	语言学，人文学科，认识论	语言学，人文学科，认识论
17	政治学	公共关系、法律、公共管理	公共关系、公共管理、法律
18	art	视觉艺术、人文学科、美学	人文学科、视觉艺术、美学
19	历史学	考古学、谱系学、民族学	考古学、谱系学、人种学

补充表 2. 基于 MAG 中人工智能相关出版物统计的最常见的 20 个人工智能 n 元语法。这些人工智能 n 元语法可与 MAG 从 L1 到 L5 级别的“研究领域”类别相匹配。

No.	人工智能 n 元语法（MAG 领域类别）	No.	人工智能 n 元语法（MAG 领域类别）
1	机器学习	11	循环神经网络
2	卷积神经网络	12	决策树
3	深度学习	13	强化学习
4	支持向量机	14	监督学习
5	深度神经网络	15	模式识别
6	人工智能	16	自然语言处理
7	计算机视觉	17	遗传算法
8	随机森林	18	机器翻译
9	人工神经网络	19	词嵌入
10	生成对抗网络	20	极限学习机

补充参考文献

1. Sinha, A., 等, 《微软学术服务（MAS）概述及其应用》, 载于《第24届国际万维网大会论文集》。2015年, WWW：意大利佛罗伦萨。第243-246页。2. Wang, K.S., 等, 《微软学术服务在科学学研究中的综述》。《大数据前沿》, 2019年。**2**。3. Wang, K.S., 等, 《微软学术图谱：专家不足以胜任之时》。《定量科学研究》, 2020年。**1**(1)：第396-413页。4. Palayew, A., 等, 《疫情出版带来了新的新冠肺炎挑战》。《自然·人类行为》, 2020年。**4**(7)：第666-669页。5. Viglione, G., 《疫情期间女性发表论文是否减少？数据揭示了什么》。《自然》, 2020年。**581**(7809)：第365-366页。6. Raynaud, M., 等, 《新冠肺炎疫情对出版动态及非新冠肺炎研究产出的影响》。《BMC医学研究方法学》, 2021年。**21**(1)：第255页。7. Gao, J., 等, 《疫情对科学家可能产生的长期影响》。《自然·通讯》, 2021年。**12**(1)。8. Singh Chawla, D., 《大型学术论文开放索引上线》。《自然》, 2022年。9. Priem, J., H. Piwowar, 和 R. Orr, 《OpenAlex：一个完全开放的学术著作、作者、发表平台、机构和概念索引》。arXiv预印本 arXiv:2205.01833，2022年。10. Lin, Z., 等, 《SciSciNet：用于科学学研究的大型开放数据湖》。《科学数据》, 2023年。11. 微软学术。《微软学术图谱》。2021年；来源：https://zenodo.org/record/6511057。12. 微软学术。《扩展微软学术图谱中的概念理解》。2020年；来源：https://www.microsoft.com/en-us/research/project/academic/articles/expanding-concept-understanding-in-microsoft-academic-graph/。13. Shen, Z., H. Ma, 和 K. Wang, 《用于科学知识探索的网络规模系统》, 载于《计算语言学协会论文集》。2018年：维多利亚州墨尔本。第87-92页。14. PatentsView。《美国专利商标局 PatentsView》。2019年；来源：http://www.patentsview.org。15. Toole, A., C. Jones, 和 S. Madhavan, 《PatentsView：推动科学技术政策发展的开放数据平台》。2021年, 美国专利商标局经济学工作论文第2021-1号。16. 美国专利商标局。《美国专利商标局研究数据集》。2020年；来源：https://www.uspto.gov/ip- policy/economic-research/research-datasets。17. Nowogrodzki, A., 《挖掘大学课程大纲的秘密》。《自然》, 2016年。**539**(7627)：第125-126页。18.Chau, H., 等, 《将高等教育与职场活动和收入联系起来》。2023年。**18**(3)：第e0282323页。19. Börner, K., 等, 《研究、教育与工作岗位之间的技能差距凸显了为数据经济培养软技能的迫切需求》。《美国国家科学院院刊》, 2018年。**115**(50)：第12630-12637页。20. 国家科学与工程统计中心。《博士学位获得者调查》。2019年；来源：https://www.nsf.gov/statistics/srvydoctoratework/。21. Huang, J., 等, 《跨国家和学科对科学职业生涯中性别不平等的历史比较》。《美国国家科学院院刊》, 2020年。**117**(9)：第4609-4616页。

22. Kozlowski, D., 等，《使用基于姓名的方法推断种族时如何避免偏见》。《*Plos One*》，*2022*年。*17(3)*。*23. Santamaria, L.* 和 *H. Mihaljevic*，《姓名性别推断服务的比较与基准测试》。《*Peerj Computer Science*》，*2018*年。*24. NCSES*。《*2021*年博士学位获得者调查》。*2021*年；来源：*https://www.nsfsdr.org/*。*25. Bloom, N.,* 等，《颠覆性技术的扩散》。《*NBER*工作论文》*w28999*，*2021*年。*26. Acemoglu, D.,* 等，《人工智能与工作岗位：来自在线招聘信息的证据》。《*NBER*工作论文》*w28257*，*2020*年。*27. Bianchini, S., M. Muller,* 和 *P. Pelletier*，《科学中的人工智能：一种新兴的通用发明方法》。《*Research Policy*》，*2022*年。*51(10)*。*28. Littmann, M.,* 等，《跨专业领域合作提高了机器学习在生物学和医学中的有效性》。《自然·机器智能》，*2020*年。*2(1)*：第*18-24*页。*29. Cockburn, I.M., R. Henderson,* 和 *S. Stern*，《人工智能对创新的影响：探索性分析》，载于《人工智能经济学：议程》。*2018*年，芝加哥大学出版社：美国伊利诺伊州芝加哥。第*115-146*页。*30. Klinger, J., J. Mateos-Garcia,* 和 *K. Stathoulopoulos*，《人工智能研究是否正在收窄？》*arXiv*预印本 *arXiv:2009.10385*，*2020*年。*31. Tang, X.,* 等，《人工智能创新的步伐：速度、人才与试错》。《*Journal of Informetrics*》，*2020*年。*14(4)*：第*101094*页。*32. Krenn, M.,* 等，《利用基于机器学习的链接预测，在指数增长的知识网络中预测人工智能的未来》。《自然·机器智能》，*2023*年。*5*：第*1326-1335*页。*33. Klinger, J., J. Mateos-Garcia,* 和 *K. Stathoulopoulos*，《深度学习，深刻变革？人工智能通用技术的发展图谱》。*arXiv* 预印本 *arXiv:1808.06355*，*2018*年。*34. Frank, M.R.,* 等，《人工智能研究中引文图谱的演变》。《自然·机器智能》，*2019*年。*1(2)*：第*79-85*页。*35. AlShebli, B.,* 等，《中国和美国通过合作产出影响力更大的人工智能研究》。*arXiv*预印本 *arXiv:2304.11123*，*2023*年。*36. AlShebli, B.,* 等，《北京在全球人工智能研究中的核心作用》。《*Scientific Reports*》，*2022*年。*12(1)*。*37. Nivre, J.* 和 *J. Nilsson*，《伪投射依存句法》，载于《计算语言学协会第*43*届年会论文集（*ACL*）》。*2005*年，*ACL*。第*99-106*页。*38. Honnibal, M.* 和 *M. Johnson*，《用于依存句法分析的改进型非单调转移系统》，载于《*2015*年自然语言处理实证方法会议论文集》。*2015*年，计算语言学协会。第*1373-1378*页。*39. Benetka, J.R., J. Krumm,* 和 *P.N. Bennett*，《理解任务与活动的情境》，载于《*2019*年人类信息交互与检索会议论文集》。*2019*年，*ACM*。第*133-142*页。*40. Fujii, H.* 和 *S. Managi*，《人工智能技术发明趋势与重点转变：全球专利分析》。《*Economic Analysis and Policy*》，*2018*年。*58*：第*60-69*页。*41. Giczy, A.V., N.A. Pairolero,* 和 *A.A. Toole*，《识别人工智能（*AI*）发明：一种新型人工智能专利数据集》。《*Journal of Technology Transfer*》，*2022*年。*47(2)*：第*476-505*页。

42. Santos, R.S. and L.L. Qin, 风险资本与新兴技术：基于人工智能专利数据分析的创新与投资模式。《风险与财务管理杂志》，2019年。**12**(4). 43. Verendel, V., 利用专利数据追踪气候发明中的人工智能。《自然·气候变化》，2023年。**13**: p. 40-47. 44. 世界知识产权组织，*PATENTSCOPE*人工智能指数。2020年。45. 世界知识产权组织，《世界知识产权组织技术趋势*2019*——人工智能》。2019年，世界知识产权组织：日内瓦。46. Miric, M., N. Jia, and K. Huang, 在管理学研究中使用监督式机器学习进行大规模分类：识别人工智能专利的方法。《战略管理杂志》，2023年。**44**(2): p. 491-519. 47. Webb, M., 人工智能对劳动力市场的影响。SSRN 3482150，2019年。48. Felten, E.W., M. Raj, and R. Seamans, 一种将人工智能进步与职业能力联系起来的方法。《美国经济学会论文与会议录》，2018年。**108**: p. 54-57. 49. Felten, E., M. Raj, and R. Seamans, 人工智能在职业、行业和地域层面的暴露程度：一个新型数据集及其潜在用途。《战略管理杂志》，2021年。**42**(12): p. 2195-2217. 50. Brynjolfsson, E. and T. Mitchell, 机器学习能够做什么？及其对劳动力的影响。《科学》，2017年。**358**(6370): p. 1530-1534. 51. Brynjolfsson, E., T. Mitchell, and D. Rock, 机器能够学习什么？这对职业和经济意味着什么？《美国经济学会论文与会议录》，2018年。**108**: p. 43-47. 52. Kogan, L., et al., 技术、特定技术世代的人力资本与劳动力替代：专利与职业关联数据提供的证据。2022年，美国国家经济研究局工作论文第w29552号。53. Frank, M., Y.Y. Ahn, and E. Moro, 人工智能暴露程度可预测失业风险，载于*arXiv*预印本 *arXiv:2308.02624*。2023年。54. Atalay, E., et al., 美国工作的演变。《美国经济学杂志：应用经济学》，2020年。**12**(2): p. 1-34. 55. Kiperwasser, E. and Y. Goldberg, 利用双向长短期记忆网络特征表示实现简单且准确的依存句法分析。《计算语言学协会会刊》，2016年。**4**: p. 313-327. 56. Kim, I.C. and Y.G. Jung, 利用贝叶斯网络分析医疗数据，载于第三届机器学习与模式识别数据挖掘国际研讨会论文集。2003年：德国莱比锡。p. 317-327. 57. Leskovec, J., A. Rajaraman, and J.D. Ullman,《海量数据集挖掘》。2020年，纽约，纽约州：剑桥大学出版社。58. Wu, L., L. Hitt, and B.W. Lou, 数据分析、创新与企业生产率。《管理科学》，2020年。**66**(5): p. 2017-2039. 59. OSP.《开放教学大纲数据集文档》。2020年；获取地址：https://docs.opensyllabus.org/index.html。60. Malitz, G.S., 教学项目分类（*CIP*）。1987年，华盛顿特区：教育统计中心、教育研究与改进办公室、美国教育部。61. Cook, K., et al., 美国黑人群体的未来工作。2019年，麦肯锡洞察。62. Autor, D., 城市机遇的上升阶梯正在失灵，载于《保障我们的经济未来》。2020年，阿斯彭研究所：美国华盛顿特区。p. 108-136.

63. 康奈尔大学图书馆。 *arXiv* 数据集：涵盖 *STEM* 领域*170*万篇学术论文的 *arXiv* 数据集及元数据+ 。2023年；可从以下网址获取：https://www.kaggle.com/datasets/Cornell- University/arxiv/data。64. Sourati, J. 和 J. Evans，旨在增强人类发现能力的互补性人工智能。 arXiv 预印本 arXiv:2207.00902，2022年。65. Baruffaldi, S. 等，识别和衡量人工智能的发展：让不可能成为可能，载于经合组织科学、技术与工业工作论文第 *2020/05* 号。2020年。66. Van Buskirk, I. 基于姓名的性别分类。2021年；可从以下网址获取：https://osf.io/tz38q/。67. Van Buskirk, I.、A. Clauset 和 D.B. Larremore，一种用于基于姓名进行性别分类的开源文化共识方法，载于 国际 *AAAI* 网络与社交媒体会议论文集。2023年。第866—877页。68. Liang, L. 和 D.E. Acuna。 *demographicx*：一个使用深度学习转换器估计性别和族裔的 *Python* 软件包。2021年；可从以下网址获取：https://doi.org/10.5281/zenodo.48983367。69. Ke, Q. 等，一组包含语义和人口统计估计的生物科学导师指导数据集。《科学数据》，2022年。 **9**(1)：第467页。