

人工智能驱动科研下的科学家科普新形态

——基于认知—社会受益的分析

李玉宏 朱 晶

(华东师范大学哲学系, 上海 200241)

[摘 要] 针对科学家参与科普存在的知行反差难题, 已有研究从社会维度细致地探讨了影响科学家科普动力与意愿的多重因素。如何应对科学家科普在认知维度上的深层困境, 相关分析尚显不足。本研究首先刻画并分析了人工智能驱动科研新范式下的科学家主导的三类科普实践的新特征: 科学家整合 AI 技术与科学发现游戏、“AI 加科学”暑期实验室、仪器与数据融入线下科普项目。进而提出这种科普新形态让公众能够参与真实的科学认知实践, 科学家会主动与公众的不同认知需求进行对话, 从而有助于反哺科研、科学家与公众协作式参与科普、推动科学家开展交叉合作科普、促进参与者技能迁移并理解科学的复杂性, 实现科学家和公众在认知—社会层面的双向受益。研究发现, 整合认知与社会进路是提升科学家科普意愿和效果、推动科普与科技创新协同的有效方式。

[关键词] 人工智能 科学家参与科普 公众参与科学 认知—社会受益 公民科学

[中图分类号] N4; G315 **[文献标识码]** A **[DOI]** 10.19293/j.cnki.1673-8357.2025.04.001

如何应对科学家参与科普存在的知行反差难题, 是当下科普理论研究与实践领域的重要议题。当前科学家的科普实践主要利用社交媒体平台、应用相关可视化的信息技术^[1]。人工智能驱动的科研 (AI for Science), 通过 AI 技术收集和分析海量科学数据、辅助科学家生成假设和设计实验, 为科学家提供传统科学方法所无法获得的新见解, 正在越来越多地被整合到科学研究中^[2]。通过从数据中构建模型, 结合模拟和可扩展计算, AI 正在重塑科学研究的每个阶段。这种新科研范式不

仅正在加速科学发现, 为学科交叉带来新合作模式^[3], AI 技术与科研结合, 还提供了促进公众参与和开放透明的沟通平台, 通过资源共享和汇聚集体智慧, 为科技创新创造社会条件^[4]。不过, AI 技术与科研结合为何以及如何赋能科学家科普, 进而应对科学家参与科普的知行反差难题, 还未见专门讨论。

现有科学家参与科普的相关研究, 大多针对科学家参与科普的社会维度展开深入的分析, 细致探讨影响其参与科普动力与意愿的多重因素, 剖析为何会出现知行反差。例如, 美

收稿日期: 2025-04-10

基金项目: 中国科协研究生科普能力提升项目 (KXYJS2024014); 上海市科委科技创新行动计划专项“科创中心的科技传播系统化理论及上海模式研究” (24DZ2301600)。

作者简介: 李玉宏, 华东师范大学哲学系博士生, 研究方向: 科学实践哲学, E-mail: 52272903016@stu.ecnu.edu.cn。朱晶为通讯作者, E-mail: jzhu@philosophy.ecnu.edu.cn。

国科学家虽然感受到机构支持与同行支持不足,但仍会从事科普^[5];描述性个人规范和内在奖励仅在科学家通过社交媒体进行科普时产生显著影响^[6];积极的社会规范和奖励能在一定程度上消解“萨根效应”^①的破坏性作用,提升中国科学家的科普意愿^[7]等。也有研究注意到科学家与公众之间存在认知上的不对等现象,建议采纳“用户浸合科学”这一理念来展开实践^[8]。公众对科学家的信任缺失和科学家的社会角色(传播者、科学相关政策决策者)缺乏理解^[9],呼吁加强社会性基础设施来促进科学家与公众建立对话沟通^[10]。但是,在如何促进科学家有效进行科普这一问题上,已有研究多聚焦于对科学家展开科普能力培训的方式和培训效果^[11]。科学家参与科普实践时在认知维度上存在哪些深层次困难、科学家如何通过真实的科学认知实践来发挥不同于其他科普主体的独特优势^[12],科学家和公众如何通过科普来实现认知和社会维度上共同受益、双向互促,从而同时提升科学家的科普意愿和科普能力,这一可能性尚未得到充分探讨。

基于此,本文借用科学哲学家普莱桑斯(Kathryn S. Plaisance)提出的“认知—社会受益”分析视角,试图分析和论证科学家与公众在协作式参与科普实践中所能获得的受益,以及这种受益为科学家与公众协作所提供的动力支持。普莱桑斯拓展了科林斯(Harry Collins)和埃文斯(Robert Evans)提出的“互动型专长”(interactional expertise)概念,并用它来分析和重点探讨那些并没有在某个特定科学领域受过训练的人(公众),沉浸在科学场景和专家群体中的必要性与重要性,以及论证这种沉浸式互动能够带来认知与社会上的受益。普莱桑斯指出,这种受益具体体

现在三个方面:一是理解科学家的研究问题、方法和发现的动机、信念;二是识别潜在的科学家,有助于掌握默会知识;三是与领域专家建立信任^[13]。这种受益是双向的。对于科学家而言,一方面,体现在认知层面上,科学家与其他领域的专业人员或公众互动,能促进他们进一步阐释科学。具体如:更加清晰地分析科学概念、识别科学方法或推论问题、突出科学研究中价值的作用、促进科学进步。另一方面,体现在社会层面上,科学家与公众的长期合作,有助于加强科学政策的合理性、推进科学教育。对于公众而言,在认知层面上,他们可以实现从学习者向挑战者和合作者的转变,有助于公众增强认知能力。例如,创建认知地图、识别科学共识与分歧。在社会层面上,公众与科学家建立密切联系,获得专业领域信息、学科规范,促进交流理解,建立并增强信任^[13]。总之,这种受益具有双向流动特征,不仅能使外行理解科学,也会反馈于科学家。

因此,本研究选取具有代表性的AI驱动科研新范式下的科普实践为研究案例,聚焦科学家如何结合科研过程与科普活动,借助AI技术与平台与公众协作,构建协作式参与的科普新形态。在论证框架上,首先,从目标、方式和参与上描述科普新形态呈现的新特征。然后,重点分析科学家和公众如何通过这种科普新形态彼此在认知—社会层面的共同受益。最后,结合相关科学家科普的研究与实践,针对如何促进科学家科普的意愿和效果、推动科普与科技创新协同问题提供尝试性建议,并对该议题的科普理论研究空间作出展望。

1 AI 驱动科研新范式下的科学家参与科普 不同于 eBird 或“星系动物园”(Galaxy

^①萨根效应是指科学家因积极参与科普或公众互动而受到同行轻视或排斥的现象。这一名称来源于天文学家卡尔·萨根(Carl Sagan)。

Zoo) 等在线公民科学 (online citizen science) 项目, AI 驱动科研新范式下的科普项目, 突破了传统的实验室参与科研的物理空间, 打破了公众仅仅作为数据提供者的认知功能限制, 在数据、方法和见解等方面呈现出资源共享和汇聚集体智慧的特征。在这种新范式下, 公众能参与真实的科学认知实践, 科学家会主动与公众的不同认知需求 (假设、设计、分析、实验、建模、方法、应用、论证、辩护) 进行对话。本研究通过两种方式来查找当下 AI 驱动科研背景下的科学家科普案例, 尽可能使案例具有代表性和覆盖面。一是从已有的 AI 驱动科研的科学项目出发, 通过学术论文和项目资料来查找科研衍生的科普项目案例。二是从已有的科普项目出发, 通过检索学术论文和项目资料来查找科普与 AI 相结合的科研项目案例。

1.1 目标: 科学家整合 AI 技术与科学发现游戏

在 AI 相关研究中, 游戏突破了传统的娱乐功能, 在开发学习算法和衡量 AI 进展方面, 能帮助研究者设计训练 AI 的新环境^[14]。科学家为科学研究而开发的数字化游戏不仅启发新的科研范式转换, 随着新的科研方式出现, 游戏也呈现出较以往不同的新变化。一方面, 科学家转向 AI 驱动科研的同时, 试图结合 AI 技术与科学游戏, 进一步推动公众参与科学研究中的设计、数据分析与论证、实验室数据与 AI 模型生成数据的辩护过程。另一方面, 科学家利用公众产生的游戏数据, 结合 AI 来提高数据库的准确性。例如, Foldit 玩家对蛋白质结构模型进行优化与重建以改善蛋白质数据库^[15]。有的科学家会利用游戏数据来训练 AI 模型以提高预测性。例如, 科学家将 EteRNA 的玩家数据与机器学习竞赛平台 Kaggle 进行融合, 发现深度学习模型能提高对 mRNA 降解的预测, 有助于设计稳定化的 mRNA^[16]。目前, 总体来看, 科学家设计面向

科研与科普的游戏, 在结合 AI 方法时, 主要组建深度学习模型, 且集中在医学化学、分子生物学领域。按照公众和科学家在科学认知上的参与深度和项目的成熟度, 这些游戏大致可以分为三种形式。

第一类是公众通过学习、设计、推理和相对较为专业的判断, 参与游戏来“找到”科学数据, 而不是像观鸟等公民科学项目一样单纯提供科学数据。AI 驱动科研新范式的特点之一是处理与解释大型数据集。其中所用到的科学数据, 并不都是目前通识意义上的大数据, 还包括受控实验产生的经验数据、模型自身合成的数据, 这些数据往往是根据特定的科学研究目标而被“找到”。这类科研既需要海量数据, 也需要融合人类的创造力。例如, 由雅盖隆大学和波兰科学院的跨学科研究团队开发的 MedChem Game, 结合了 AI 原理和用户生成数据, 通过游戏化的方式让用户学习药物化学并参与药物设计, 而它的核心是一个持续学习和训练的深度学习模型。该模型既能帮助用户学习药物化学和设计新型小分子药物, 还会从用户生成的化合物中学习, 以提高新设计的候选药物质量。参与者在 MedChem Game 的过程中, 除了学习如何使用应用程序, 理解药物设计和分子对接背后的原理, 还可以学习掌握分子绘制工具^[17], 在检查分子对接结果的过程中, 融合学习的专业知识进行推断。因此, MedChem Game 不仅是一个科普工具, 还让参与者能够创造性地做出贡献。与此同时, 他们的贡献又被融入机器学习模型, 推动计算机辅助药物设计的模型优化。科研人员除了要教会参与者理解药物设计和分子对接原理外, 还要将参与者的贡献反馈给数据模型。

第二类是围绕科学实验室的真实科研过程, 科学家开发游戏, 让公众设计实验来验证新出现的假设, 或者根据实验结果修改假设。

大规模开放科学实验室模型 (Massive Open Laboratory Model for Science) 就是利用互联网平台, 让数万名参与者通过在线界面参与科学实验的设计、执行和分析, EteRNA 是这类新型科研科普方式的典型。EteRNA 是由斯坦福大学和卡内基梅隆大学的科学家共同开发的 RNA 折叠游戏, 基于游戏数据集近年来开发的 RibonanzaNet 深度学习模型、EternaBrain 等 AI 模型, 用于辅助复杂的 RNA 设计。参与者使用构成 RNA 分子的四种碱基来设计复杂的结构, 科学家随后根据这些设计结果来合成选定的 RNA 分子, 验证其折叠模式, 并与计算机预测的结果进行比较, 从而改进计算模型。EteRNA 游戏参与方式的特殊性在于, 既能让参与者提出假设, 又能让科研人员通过实验来获得支持或否定假设的实验证据^[18], 推进科学数据的完整性和可重复性, 共同推进始终按预期形状折叠的 RNA 分子的合成。

第三类是围绕游戏中的科研方法设定,

公众与科学家在认知上进行深度互动, 突破了传统上公众遵循科学家设定的科研方法的规则限定。最典型的是与 AlphaFold 相关的蛋白质设计合成在线游戏 Foldit。它由 2024 年诺贝尔化学奖得主之一贝克 (David Baker) 主导设计。随着 AlphaFold 获得成功, 科学家认为 Foldit 的重点应该从改变蛋白质折叠方式来优化结构, 转向蛋白质设计或在冷冻电镜数据中建立模型, 融合神经网络进行优化设计和解析。Foldit 开始进行游戏的 AI 化, 例如 2022 年推出 “Neural Net Mutate” 操作工具, 利用华盛顿大学蛋白质设计研究所开发的神经网络算法 ProteinMPNN, 通过该算法预测能正确折叠给定结构的序列, 可以在 1~2 秒设计出整个蛋白质。早在 2021 年 8 月, Foldit 宣布玩家可以将游戏中设计的蛋白质, 让 AlphaFold 进行蛋白质序列预测和评分, 游戏规则变化使得玩家关于新旧科研方法产生认知冲突 (见表 1)。

表 1 Foldit 项目博客中科学家与参与者的深度认知互动^[19]

设计背景: 玩家在 Foldit 中折叠蛋白质, 将其输入 AlphaFold 进行蛋白质序列预测, 发现 AlphaFold 给出的置信度和相似度分别为 89.3% 和 86.3%。玩家加载了经过 AlphaFold 修正的解决方案, 并进行必要的摇晃 (Shake) 和摆动 (Wiggle) 操作。判定结果: AlphaFold 预测结果显示, 玩家设计的蛋白质出现了 5 个错误氢键和 1 个错误环状结构, 判定结果使得玩家分数下降了 100 分。Foldit 对相同的结果进行评测时, 却判定该结构完整无误。

玩家提问	华盛顿大学蛋白质设计研究所科学家回复
问题 1: 如果 AlphaFold 预测更准确, 那么 Foldit 评分体系是否需要改进?	1. AlphaFold 与 Foldit 评分系统采用完全不同的评估方式, AlphaFold 基于深度学习预测蛋白质折叠, 评分主要衡量结构可信度。而 Foldit 评分基于物理能量计算, 考虑了氢键、静电作用、疏水效应等物理原理, 但依赖许多近似计算。
问题 2: 如果 Foldit 评分更准确, 那么 AlphaFold 预测的价值何在?	2. 方法各有局限性。AlphaFold 置信度大于 80% 可以作为一种目标, 可以排除失败设计, 但不能保证成功。当大于 80% 时, 仍有 40% 的蛋白质在实验室测试失败。同样, Foldit 评分基于物理建模, 但有近似计算导致误差。 3. 两种不完美的方法并不总是会冲突, 需要玩家找到对 Foldit 和 AlphaFold 两者都不错的设计。

上述案例中, 玩家对两种方法的可靠性和必要性提出了质疑, 科学家参与对话。在 “星系动物园” 公民科学项目中, 当参与者对一些更加深入的问题感兴趣, 例如, 数据中哪些是光学仪器带来的噪声? 科学家并不回答参与者的提问, 而是引导他们仅仅按照操作程序对星系进行分类即可。对比这两类公民科学项目博

客中的对话, 凸显了科学家在科普活动中投入的认知劳动差异, 以及科学家对玩家所投入的认知劳动和认知技能认可度的差异。Foldit 项目博客中呈现的这种深度对话方式, 体现出科学家试图将参与者视作认知上对等的伙伴关系。

1.2 方式: 公众参与 AI 驱动科研平台

除了在线参与这种公民科学形式, 科学

家还利用 AI 驱动的科研平台，围绕数据利用和理论构建来拓展前沿科学与学科交叉的教育功能。芝加哥大学的“AI 加科学”（AI + Science）暑期实验室项目（以下简称暑期实验室项目），是这类科普活动的典型。在推进参与者理解学科交叉方法与技能上，实验室项目呈现出两个特征。

第一，项目由 AI 与科学领域的多学科科学家共同推进，培养参与者利用数据科学处理复杂科学问题的能力。暑期实验室项目计划每年招募 10 名学生（本科生、高中生）参加，持续 8 周，研究领域涉及 AI 与材料科学、地球科学、生物学、天体物理学和神经科学等前沿交叉研究。学生自主选择 AI 和学科领域科学家作为导师，科学家将单独或其他领域科学家、博士、博士后等青年科学家一起，与学生合作开展科普（见表 2）。在具体方式上，通过支架式教学和参与科研项目，在帮助学生奠定专业知识基础的同时，逐渐培养他们进行数据处理与模型构建的能力。鉴于数据预处理是一种复杂的、多阶段进阶的技能，一般的课程活动中较难对此开展教学。学生往往被要求跳过数据预处理阶

段，直接使用科学家已经构建好的数据集^[20]。但是，在暑期实验室项目中，学生除了参与数据收集与预处理、数据分析、建模与预测等科研认知实践，还通过合作、交流和详细的研究过程展示，参与科研活动中的社会互动，理解交叉科学研究方法和过程的复杂性，以及交叉研究是一项多学科互动的集体实践。

第二，除了认知价值，暑期实验室项目研究主题还体现出很强的社会价值。培养参与者理解数据科学的应用是这类研究项目的重要目标，例如，训练大语言模型进行食品分类、金融机构货币支出、区域化算法、野生动物监控等（见表 3）。

1.3 参与：融合多种科学实践的参与式科普

与国外相比，我国科学家将科普与 AI 驱动的科研相结合，呈现出融合科研仪器、AI 技术与科普场馆、企业、已有公民科学项目的多元途径，在天文学和生态学领域体现得较为明显。

在天文学领域，天文学家融合天文大模型、远程天文台、大型天文设备、虚拟天文台以及已有的公民科学项目，改变了公众参与天文学的研究领域和方法，让公众和科学

家一起参与天文观测、分类识别、信号搜寻和数据分析。在我国，天文爱好者参与天文学项目已有一定的基础，规模较大、影响较广的项目主要有公众超新星搜寻项目和寻找脉冲星计划。天文大

表 2 暑期实验室项目参与者人数与人均科学家导师数

	1 位科学家 / 人	2 位科学家 / 人	3 位科学家 / 人	4 位科学家 / 人
2019 年	16	5	3	3
2020 年	25	10	0	1
2021 年	29	23	2	1
2022 年	13	8	17	9
2023 年	19	0	0	3
2024 年	10	9	2	0

注：数据由芝加哥大学数据科学研究所公开数据统计所得，数据来源：<https://datascience.uchicago.edu/education/summerlab/>。

表 3 暑期实验室项目的参与主体与研究领域

年份	高中生 / 人	本科生 / 人	硕士生 / 人	研究领域
2019	8	17	2	人机交互、气候、建模、图像分析、网站建设
2020	8	29	0	学习应用机器学习和 AI、人机交互、计算社会科学、操作系统
2021	17	30	8	社会影响、与非营利组织合作、收集海洋学数据、调查国际金融
2022	12	23	14	材料、气候与能源政策、天文学、天体物理、计算机科学、政治学、计算心理学、生物医学
2023	9	13	0	材料、化学、气候、物理、生物学
2024	17	19	0	材料、化学、气候、物理、生物信息学、遗传学、能源

注：数据由芝加哥大学数据科学研究所公开数据统计所得，数据来源：<https://datascience.uchicago.edu/education/summerlab/>。

模型的开发, 不仅能拓展公众识别和查询的范围, 公众对数据的分析和处理结果也反馈给模型。科学家利用模型再次进行训练数据, 进而简化模型。国家天文台开发的天文大模型 StarWhisper 和近邻星系巡天智能体“星语 4.0”项目、虚拟天文台, 让科学家和公众能够共同进行高效数据访问、数据检索和分析^[21]。这些工作又进一步与上海天文馆联合, 推进引力透镜搜寻项目, 让公众甚至是青少年能够利用真实的天文科学数据, 和科学家一起探索强引力透镜系统, 从而揭示宇宙物质分布与演化现象。

由生态学家创立的山水自然保护中心, 也正在将 AI、公民科学与专业研究相结合, 调查生物的多样性。例如, 生态学家和公众在长期监测中积累了大量红外相机拍摄与记录的数据, 需要对它们进行快速有效识别。生态学家与微软 AI for Earth 训练的 MegaDetector 开源模型、腾讯通用模型 YOLO-World 等进行合作, 通过引入 AI 技术进行初步识别、筛选和标注, 再由公民科学家进行检查和修正, 最后, 由生态学家复核, 识别的结果再次成为模型的训练数据。

2 科学家与公众的“认知—社会受益”

以上对科学家科普新特征的考察表明, AI 驱动科研背景下的科学家科普, 将科研与科普相结合, 从单向的信息传播(如演讲)转向更具互动性的活动, 从单一的知识传授转向科学家与公众在科学数据、方法和见解上实现共享和汇聚, 甚至是反向流动。在认知实践的沉浸式互动过程中, 无论是科学家还是公众, 从意愿、动机、目标到过程上都呈现出交互性和多元性, 科学家与公众都能从学习者、合作者、探究者视角获取不同程度的认知与社会受益。本文将讨论科学家在这种新型科普中获得的受益、公众所获得

的受益, 以及科学家与公众的双向受益如何反哺于科学家科普的意愿与能力。

2.1 反促科学合作与持续研究

AI 驱动科研下的科学家科普, 改变了科学家与科学家、科学家与公众的合作方式。例如, 基于 Foldit 游戏模式, 贝克等人新提出了 WeFold 项目, 通过合作性竞争方式, 将多个实验室研究人员聚集在一起, 利用机器学习模型, 和 Foldit 玩家共同在蛋白质结构预测中做出贡献^[22]。

公众以非志愿者的身份参加, 突破了传统意义上科学家对科研方式的主导, 使公众有机会对科学实践产生自下而上的影响^[23], 进而反过来促进科学家开发新模型来设计新的游戏方式与规则。在 Foldit 游戏中, 玩家设计出 4000 多种蛋白质结构后, 科学家利用深度学习预测结构模型 trRosetta 对这些蛋白质结构进行能量景观分析^[24], 将这种游戏化方法扩展到蛋白质设计领域。为了提高预测效率, 科学家将深度学习与传统结构建模方法结合, 开发出 RoseTTAFold, 帮助玩家仅用 10 分钟就可以计算出蛋白质结构^[25]。相比 AlphaFold, RoseTTAFold 在精度略有降低的情况下, 大幅减少运行时间和内存需求, 更适合玩家在普通计算资源上运行。2022 年, Foldit 不断推动科学研究的前沿, 例如, 科学家开发出帮助参与者设计高分数和置信度的蛋白质设计工具 Neural Net Mutate。该工具通过使用算法来改变溶液中的氨基酸, 在 Foldit 中使用该算法时, 它会尽量选择与折叠蛋白质相似的序列。

2.2 科学家与公众的协作式参与科普

不同于此前单一数据搜集型的公民科学或者单一学科暑期实验室项目, AI 驱动科研下的科普实践中, 科学家与公众在共同参与的过程中, 彼此作为认知主体的角色和功能发生变化和调整。跨学科背景的公众参与,

不仅为研究人员提供了新的视角，还促进科学家从更广泛的背景来思考自己的科研。

对于科学家而言，公众在预测蛋白质结构和成功设计出全新蛋白质过程中表现出的能力，证明了将人类的视觉问题解决能力、策略开发能力与传统计算算法相结合，同时，通过多人互动来解决计算受限的科学问题，是一种强大的新方法^[26]。对于公众而言，他们利用空间推理能力、直觉判断、全局最优探索策略等多项默会知识，虽然可以为蛋白质设计等复杂科学难题给出创造性解决方案^[27]，仍需要依赖科学家提出从头蛋白质设计的方案、开发新程序和新模型，通过X射线晶体学和核磁共振等方法确定公众设计的蛋白质高分辨率结构的可靠性。在互动过程中，科学家和公众彼此认识到对方的专长，建立了认知信任。这种认知信任突出体现在表1所示的Foldit相关博客讨论中，科学家将玩家视为认知上的合作伙伴，对玩家的提问进行了审慎的回答。

在天文学项目中，就职于费米国家加速器实验室的天体物理学家诺德（Brian Nord）2017年就开始探究机器学习驱动科学发现。在2023年暑期实验室项目期间，诺德指导的高中生，利用石缘天文台（Stone Edge Observatory）数据开发在线模拟环境，从大型观测点数据集训练的强化学习算法，测试基于模拟的推理方法，期望可以更快更精确地推断星系的物理性质。他们的研究成果被收录于第41届国际机器学习大会论文集。

2.3 推动科学家在科普领域展开交叉合作

AI驱动的科研由于自身的交叉性，还会带动科学家在科普实践中的合作。例如，2023年，芝加哥大学的暑期实验室项目中，参与者在计算科学家、医学家的指导下进行合作，研究用于乳腺癌风险预测的自我监督深度学习。

不同学科背景研究人员合作设计一项科普活动，多样化的视角能够反过来促进跨学科的交流合作，帮助科学家就某一科学问题达成共识^[28]。计算科学家查德（Kyle Chard）与计算科学家、材料科学与工程博士沃德（Logan Ward）合作，推进一项“利用机器学习学习分子结构的科学特性”学生项目。两位科学家自2017年已合作发表20篇文章，在合作开展科普前后一直保持长期的合作关系。他们合作开发和建设DLHub、Colmena等开源模型，为模型在科学上的应用提供计算资源服务，还与参加项目的学生一起利用视觉—语言模型监测野生动物。

国内的天文科普也有不少合作。太原理工大学与国家天文台的科研人员共同倡导对天文数据进行验证，拓展与公民科学项目合作^[29]。比如，星系马戏团、星系迷宫、火流星上报平台等科研科普项目。

2.4 促进公众实现技能迁移而成为探究者

AI驱动科研中科普的强互动性，推进了参与者甚至是科学家在认知技能与合作技能上的学习与迁移，让公众成为科学研究中的探究者和发现者。

Foldit项目中玩家的学历与学科背景多种多样。尽管玩家参与的学科领域是以蛋白质结构为核心的分子生物学，玩家在项目过程中获得的技能，还被用于其他学科领域。例如，布鲁塞尔自由大学可持续发展研究中心科学顾问凯斯特蒙（Bruno Kestemont）就是Foldit的游戏玩家，自2012年开始便活跃于项目之中。凯斯特蒙认为，Foldit的探究过程与可持续发展之间有很强的相似性。例如，退一步、进两步的“技术锁定”策略，可以帮助人类走出目前不可持续的高碳社会锁定。

在暑期实验室项目中，参与者不仅需要实现AI与材料、医学、气候等复杂的大尺度学科交叉，参与者和科学家还要跨越科学与

社会之间的界限，解决金融、生态、心理等社会层面的现实问题。公众参与跨学科研究项目，为公众个人和科学家合作团队层面的学习与反思均提供了机会，产生了积极的反向效应。例如，参与乐趣和技能，研究项目内部的跨学科交流与合作。

参与者不仅能够获得技能，还能够以科学游戏结果为基础做出新的科学发现。例如，基于 149 名 Foldit 玩家设计的 4 204 个单体蛋白质，科学家开发出一种深度学习方法 trRosetta。这种方法能捕捉折叠景观的各个方面，利用它来预测的蛋白质能成功折叠的可能性更高^[24]。在 EteRNA 项目中，科学家也将玩家设计与机器学习的筛选相结合，构建了新的自动化算法——EteRNABot^[30]。

2.5 促进公众理解科学实践的复杂性

AI 驱动的科研致力于解决全球气候、能源、环境、医疗等复杂问题，这类与公众生活紧密相关的重大现实问题，是科普的重点领域。不仅如此，由于这类问题具有天然的高度复杂性和动态性，前沿科学在探索这类问题时往往涉及多个学科，而学科交叉过程的复杂性和研究方法自身带来的不确定性，又给公众理解不同程度、不同类型的不确定性带来了认知门槛，更容易引发公众对科研过程、技术风险等问题的担忧，加剧公众对科学家或科研机构的不信任。这种双重复杂性给前沿交叉科学科普带来新难题，也是当下全球面临的科普难点。

在这种背景下，沉浸式互动的科普实践，为科学家澄清交叉学科的多重概念、推理方式、科学模型、复杂科学研究中的不确定性等提供了可能。而公众通过参与科学认知实践，不仅获得了理解复杂科学过程的专长技能，如基于理论进行推理的科学能力，还在这个过程中形成了像科学家一样的批判性思考方式，成为质疑者和挑战者。

例如，在暑期实验室项目中，计算科学家查德指导学生训练可以模拟丙醇脱水过程的机器学习模型。从原始数据、预处理、初始训练，再到获取数据、微调、评估，学习者在整个科学认知过程中，需要理解丙醇的分子结构、势能面与原子之间的相互作用，才能判断机器学习模型所进行的分子动力学模拟是否有效。与此类似，天体物理学家诺德指导高中生利用强化学习算法对望远镜获取的天文数据优先级进行设定，学生在与模型的逐级交互中，观察不同波段下的模型表现，进行参数调优，最终实现望远镜自主导航和高效调度。在此过程中，参与者能深度理解科学家探究天体尺度发生变化时会使用不同方法，理解利用真实天文数据、仪器与模型模拟方法各有限度，但又能实现相互迭代。

MedChem Game 项目调查了不同年龄段和背景的学生使用游戏后的效果，发现学生使用 MedChem Game 进行分子对接后，能有效地学习和理解分子对接在药物设计中的作用、配体—蛋白质相互作用如何促进生物活性、计算机辅助药物设计的原理。另外，学生认为使用新技术的讲座比仅基于书本知识的常见讲座更有趣，而得分最低的问题（65% 的肯定答案）反而是“通过玩应用程序获得新知识”^[17]。可见，相对知识，对建模和模型推理的实际应用更能吸引参与者。对于科学家而言，通过参与者的反馈，他们能发现机器学习算法仍然缺乏设计新颖药物分子所需的直觉。

表 1 中 Foldit 博客参与者与科学家关于方法和工具可靠性的讨论，则进一步说明了参与者体现出科研中基于证据的理性质疑精神。传统的 Foldit 算法基于物理过程、围绕能量进行计算构建，因此，参与者只需关注单一蛋白质结构的最低能量状态优化，优化单个

解决方案。针对更新版的 Foldit 与 AlphaFold 给出的评分和判断结果有差异这一现象，科学家提出不同模型的置信度与模型预测目标有差异，在预测蛋白质序列中的具体位置适合哪种氨基酸与预测侧链如何折叠上，依赖的科学信息不同。为了纳入人类空间推理能力的多样性，科学家在模型设计时，会在准确性和随机性之间做出权衡，所以，即使玩家对同一个蛋白质结构多次运行同一个模型，结果可能会略有不同，解决的方案也将不同。不仅如此，即使是 AlphaFold 给出的置信度高，在实验室对模型的预测结果进行的检验，仍然可能失败，要结合其他计算方法和实验验证才能提高准确率。通过讨论，参与者理解了蛋白质折叠预测和设计的复杂性，不同模型实现目标的特定性、新工具和算法的局限性，以及科学研究会结合实验室研究、不同模型相互检验来不断地提高确定性。

3 整合科普研究与实践的认知与社会进路

以上对新的科研范式下科学家科普的实践特征的刻画、对科学家与公众通过参与而获得的认知与社会受益分析表明，如果仅仅从科学家参与科普的社会维度出发，将科学家科普遇到的困境归为科学家科普的动力不足，就会忽视科学家可以通过自身在认知和社会层面的受益，反向提升科普意愿与能力的可能性。

已有的从公众层面出发对科学家科普展开的研究，又呈现出两种进路。第一种进路认为科学家和公众存在合理有效的认知劳动分工，很难实现也无须弥合科学家与公众的认知鸿沟，强调应重视科学

知识在社会中的接收、传播和采纳的社会维度，主张通过改善社会性基础设施来解决公众对科学的不信任问题，而不是过度依赖公众个人资源。这类研究指出，为公众提供支持的社会策略在于高质量的公共教育、资助新闻中的高质量科学报道以及对科研群体的社会性支持^[10]。第二种则侧重认知维度，主张科学家应该承担更多的认知负担^[31]；科学家和公众在对复杂科学问题的成因做出判断时，科学家更多地运用分析系统，而公众则更多地运用经验系统^[32]。这些工作很好地厘清了科学家与公众在认知方式上的具体差异，也注意到公众对科学的信任不同于对科学实践的信任^[9]，但是并未就如何弥合这些差异给出可能的解决方案。

AI 驱动科研下科学家参与科普的新形态，最典型的特征是将科研与科普结合，与单一的数据搜集型科普不同，公众协助科学家发现、创造和优化数据，围绕数据、实验与理论，让公众参与复杂、真实的交叉科学实践过程，在认知实践的互动过程中，科学家与公众都能获得认知与社会受益。这种新方式为提升当前科学家的科普意愿与效果，促进公众理解复杂交叉科学研究的认知实践，提供了一种可能的路径（见图 1）。

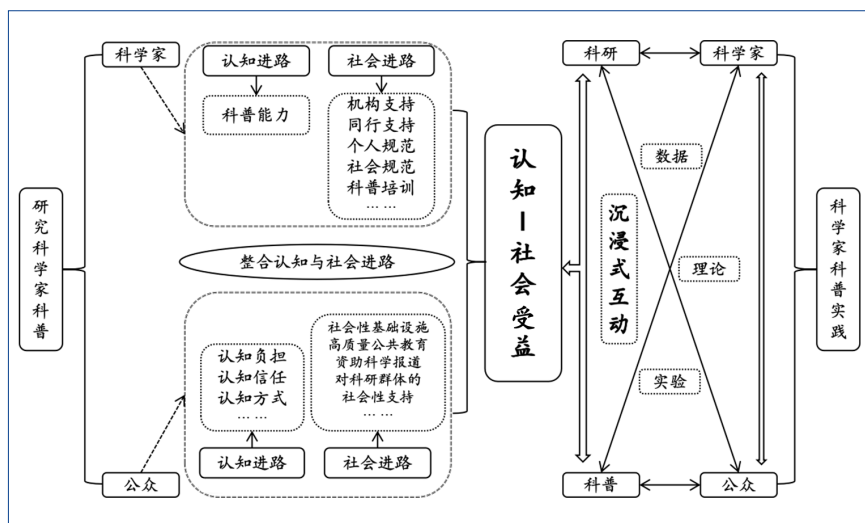


图 1 整合研究科学家科普与实践的认知与社会进路

需要承认的是，科学家和公众存在认知劳动分工，科学家科普时，应承担更多的认知负担。AI 驱动科研下的科学家科普中，科学家会主动对接公众的不同认知需求，从单向的自上而下的传播转为双向，甚至是自下而上的反向流动。科学家和公众在数据、方法和见解等方面实现了资源共享和认知交互。对于科学家而言，不同背景和技能的公众为其提供了新视角和创造力，甚至是对科研方法的质疑，促使科学家从更广泛的背景来思考自己的科研、更新研究方法和科普设施，获得认知受益。科普实践改变了科学家与科学家、科学家与公众合作科研的方式，推动科学家在科普领域展开交叉合作，提升科普能力，这是社会受益。这种认知—社会受益，让科学家更加愿意参与科普活动。对于公众而言，除了数据搜集、分类和识别，还参与到数据分析、提出实验假设和检验、模型预测可靠性等科研过程之中，不仅获得了理解复杂科学过程的专长技能，例如，基于理论进行推理的科学能力，形成像科学家一样的批判性思考方式，成为质疑者、挑战者和发现者，获得认知受益；通过跨学科的合作与讨论，还会提升公

众在认知上的谦逊，进而可能成为交叉科学与科学复杂性的传播者，获得社会受益。

不过，AI 驱动科研下的科学家科普，虽然为促进科学家科普的意愿和效果、推动科普与科技创新协同展现出新的可能，但是这些科普实践主要集中在生物医学、药物设计、天文学和生态学等领域，有的项目依赖大型基础设施，有的需要已有的公民科学项目作为基础，可复制性不够强。这类科普活动作为示范，如何在其他领域推行，还需要展开进一步的探索。

4 结语

本研究主要依据科学家与公众合作发文和公开的项目资料对科学家科普所获得的认知—社会受益进行初步分析，研究结果证实了彼此在认知—社会层面的共同受益，但科学家科普的具体效果达到何种程度，还需要进一步结合访谈等实证研究。另外，作为一种科普新形态，AI 驱动科研下公众理解科学的新框架尚未建立，如何更好地整合科学家科普研究与实践的认知—社会进路，还需要更多的实证研究。

参考文献

- [1] 王大鹏, 黄荣丽, 陈玲. 新时代科学家参与科普的现状与路径思考 [J]. 中国科学院院刊, 2024, 39(11): 1994-2004.
- [2] Wang H, Fu T, Du Y, et al. Scientific Discovery in the Age of Artificial Intelligence[J]. Nature, 2023, 620: 47-60.
- [3] 朱晶, 李玉宏, 姜雪峰. 科研第五范式中的合作新模式: 基于交叉科学哲学的考察 [J]. 上海交通大学学报 (哲学社会科学版), 2025, 33(4): 39-54.
- [4] Clyde A. AI for Science and Global Citizens[J]. Patterns, 2022, 3(2): 100446.
- [5] Rose K M, Markowitz E M, Brossard D. Scientists' Incentives and Attitudes Toward Public Communication[J]. Proceedings of the National Academy of Sciences, 2020, 117(3): 1274-1276.
- [6] Zhang X, Chen A, Jin J. Chinese Scientists' Mediated Participation in Public Outreach: Multiple Direct and Personal Norm-Mediated Predictors[J]. Public Understanding of Science, 2024, 33(8): 1009-1026.
- [7] Chen A, Zhang X, Jin J. The Sagan Effect and Scientists' Public Outreach Participation in China: Multilayered Roles of Social Norms and Rewards[J]. Science Communication, 2023, 45(1): 12-38.
- [8] 杨正, 蒋应嶝, 冯韵. 用户混合科学: 混合理论视阈下的“公众参与科学”概念反思 [J]. 科普研究, 2024, 19(4): 91-100.

- [9] Safford T G, Whitmore E H. How Should Scientists Act? Assessing Public Perceptions of Scientists and Scientific Practices and Their Implications for Science Communication[J]. *Journal of Science Communication*, 2024, 23(8): A05.
- [10] Contessa G. It Takes a Village to Trust Science: Towards a (Thoroughly) Social Approach to Public Trust in Science[J]. *Erkenntnis*, 2023, 88: 2941–2966.
- [11] Staus N L, Risien J, Cho H. Scientists' Views about Relationship-Based Science Communication Strategies[J]. *Journal of Science Communication*, 2025, 24(1): N03.
- [12] 朱晶, 姜雪峰. 科学家参与科学传播的重要性与独特性——基于认识论信任的考察 [J]. *人民论坛·学术前沿*, 2022(14): 90–96.
- [13] Plaisance K S. The Benefits of Acquiring Interactional Expertise: Why (some) Philosophers of Science Should Engage Scientific Communities[J]. *Studies in History and Philosophy of Science Part A*, 2020, 83: 53–62.
- [14] Omidshafiei S, Tuyls K, Czarnecki W M, et al. Navigating the Landscape of Multiplayer Games[J]. *Nature Communications*, 2020, 11: 5603.
- [15] Petrides A C, Joosten R P, Khatib F, et al. Reconstructing Biological Molecules with Help from Video Gamers[EB/OL]. (2024-06-24) [2025-04-15]. <https://www.biorxiv.org/content/10.1101/2024.06.19.599674v2>.
- [16] Wayment-Steele H K, et al. Deep Learning Models for Predicting RNA Degradation via Dual Crowdsourcing[J]. *Nature Machine Intelligence*, 2024, 4: 1174–1184.
- [17] Danel T, Łeski J, Podlewska S, et al. MedChem Game: Gamification of Drug Design[J]. *Journal of Chemical Education*, 2024, 101(10): 4454–4461.
- [18] Andreasson J O L, Gotrik M R, Wu M J, et al. Crowdsourced RNA Design Discovers Diverse, Reversible, Efficient, Self-Contained Molecular Switches[J]. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 2022, 119(18): e2112979119.
- [19] The AlphaFold Prediction Tool in Foldit[EB/OL]. (2021-07-21) [2025-05-01]. <https://fold.it/forum/blog/the-alpha-fold-prediction-tool-in-foldit/page-2>.
- [20] Kim S Y, Jeon I, Kang S J. Integrating Data Science and Machine Learning to Chemistry Education: Predicting Classification and Boiling Point of Compounds[J]. *Journal of Chemical Education*, 2024, 101(4): 1771–1776.
- [21] 崔辰州, 于策, 肖健, 等. 大数据时代的天文学研究 [J]. *科学通报*, 2015, 60(Z1): 445–449.
- [22] Khoury G A, Liwo A, Khatib F, et al. WeFold: A Competition for Protein Structure Prediction[J]. *Proteins*, 2014, 82(9): 1850–1868.
- [23] Douglas H, Halpern M K, Louson E. Engaging Publics in Science: A Practical Typology[J]. *Journal of Responsible Innovation*, 2024, 11(1): 2419238.
- [24] Norn C, Wicky B I M, Juergens D, et al. Protein Sequence Design by Conformational Landscape Optimization[J]. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 2021, 118(11): e2017228118.
- [25] Baek M, DiMaio F, Anishchenko I, et al. Accurate Prediction of Protein Structures and Interactions Using a Three-Track Neural Network[J]. *Science*, 2021, 373(6557): 871–876.
- [26] Cooper S, Khatib F, Treuille A, et al. Predicting Protein Structures with a Multiplayer Online Game[J]. *Nature*, 2010, 466: 756–760.
- [27] Koepnick B, Flatten J, Husain T, et al. De Novo Protein Design by Citizen Scientists[J]. *Nature*, 2019, 570: 390–394.
- [28] Hendriks F, Bromme R. Researchers' Public Engagement in the Context of Interdisciplinary Research Programs: Learning and Reflection from Boundary Crossing[J]. *Science Communication*, 2022, 44(6): 693–718.
- [29] Li X, Sun R, Lv J, et al. CSST Strong-Lensing Preparation: A Framework for Detecting Strong Lenses in the Multicolor Imaging Survey by the China Survey Space Telescope (CSST) [J]. *The Astronomical Journal*, 2024, 167(6): 264.
- [30] Lee J, Kladwang W, Lee M, et al. RNA Design Rules from a Massive Open Laboratory[J]. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 2014, 111(6): 2122–2127.
- [31] Barimah G K. Second-Order Assessment of Scientific Expert Claims and Sharing Epistemic Burdens in Science Communication[J]. *Episteme*, 2024, 21(2): 461–477.
- [32] Weber E U, Stern P C. Public Understanding of Climate Change in the United States[J]. *American Psychologist*, 2011, 66(4): 315–328.

(编辑 颜 燕 和树美)

New Patterns of Scientists' Participation in Science Popularization in the Age of AI for Science: A Perspective from Epistemic-Social Benefits

Li Yuhong Zhu Jing

(Department of Philosophy, East China Normal University, Shanghai 200241)

Abstract: In addressing the discrepancy of scientists' attitudes and behaviors regarding their participation in science popularization, existing studies have explored the social dimension that influences scientists' intentions. However, they have inadequately addressed the epistemic dimension. This paper focuses on three types of practices: AI + science games developed by scientists, "AI + science" summer lab, and the integration of scientific instrumentation and data for science popularization. These examples illustrate scientists' participation in the age of AI for science. These new patterns of science popularization enable the public to engage directly in scientific epistemic practices. Consequently, scientists actively address the diverse epistemic demands of the public. Such interactions benefit scientific research, collaborative engagement of scientists and the public in scientific practice, and provide opportunities for collaboration among scientists from different fields in science popularization. Furthermore, these practices facilitate the transfer of skills and enhance the public's understanding of the complexities of science. Ultimately, these initiatives yield mutual epistemic and social benefits for both scientists and the public. This paper proposes it as an effective strategy for integrating epistemic and social approaches to enhance scientists' motivation to participate in science popularization, thereby fostering synergy between science popularization and technological innovation.

Keywords: artificial intelligence; scientists' participation in science popularization; public engagement with science; epistemic-social benefits; citizen science

CLC Numbers: N4; G315 **Document Code:** A **DOI:** 10.19293/j.cnki.1673-8357.2025.04.001

Dual Effects of Uncertainty Expression in Human-Computer Interaction: An Online Experimental Study Based on a Controversial Scientific Issue

Chen Anfan¹ Zhang Xing² Cao Ruiqing¹

(HKBU School of Communication, Hong Kong Baptist University, Hong Kong 999077)¹

(School of Media and Communication, Shenzhen University, Shenzhen 518060)²

Abstract: With the deep penetration and widespread application of artificial intelligence technology in the field of science communication, understanding the mechanisms by which its expression of uncertainty influences audience information processing and human-computer interaction behavior patterns has become a pressing theoretical and practical issue in science communication research. Based on this, this study selected genetically modified technology, a highly controversial and socially concerned scientific and technological issue, as the research object. We adopted a 2 (uncertainty level: