

大模型赋能哲学社会科学研究： 范式与路径初探^{*}

□ 邓水光

内容提要 大模型开启了人工智能发展的新阶段，人工智能赋能科学研究（AI for Science）正成为全新的科学研究范式，体现出跨学科融合、人机协同共创等新特点。当前，大模型如何赋能哲学社会科学研究（AI for Social Science），其范式与路径尚不明确。本文首先回顾了研究范式的演进，并提炼出一种以大模型与研究者的协同共创为特征的大模型赋能哲学社会科学研究的新范式。在此基础上，构建了一种以人为中心的“生成—批判—共创”实施路径。最后，本文以大模型助力艺术传承为例，为大模型赋能哲学社会科学研究提供案例参考。

关键词 人工智能 大模型 哲学社会科学 研究范式

作者邓水光，浙江大学计算机科学与技术学院求是特聘教授，国家杰出青年科学基金获得者。（杭州 310058）

DOI:10.14167/j.zjss.2025.09.003

一、引言

近年来，人工智能迅猛发展，正在深刻影响现代科学研究。（刘云、房浩超，2025）以 DeepSeek 和 ChatGPT 为代表的通用大模型在海量数据上开展预训练，形成了高密度知识载体，（Zhao W. X. et al., 2023）并逐渐展现出作为科研协作者的潜力，而非仅限于传统意义上的自动化工具。大模型引领的人工智能技术正在驱动许多自然科学领域的知识构建向更高效、精准的方向发展，并促成了一大批 AI for Science 的研究成果，例如，AlphaFold-3 在生物分子结构预测和药物靶点筛查领域取得重要突破（Abramson et al., 2024）、LLMatDesign 实现了材料自主发现（Jia et al., 2024）、ClimateGPT 通过整合跨学科研究成果以提供全面的气候变化信息（Thulke et al., 2024）、PathChat 则通过其跨模态理解能力与对自然语言的复杂查询的高准确度响应显著促进病理学研究（Lu et al., 2024）。

在社会科学研究领域，大模型的应用同样展现出无限潜力。例如，通过大模型赋能社科知识生产与智库科学决策，提升其智能化水平（赵徐州，2024）；结合局部社交网络与大模型的语言

^{*}本文部分观点是与赵海亮、程冠杰、秦臻、王梓奇、王泽坤等讨论形成的，在此一并表示感谢。

理解功能以实现更高精度的用户行为建模 (Jiang & Ferrara, 2023); 以及基于大模型构建的多智能体系统, 通过可扩展、可复制、系统化的计算方法模拟人类交互过程, 从而加深对人类行为的理解 (Piao et al., 2025)。大模型在信息处理、知识整合与行为预测等方面的独特优势, 正在推动社会科学研究方法的演进, 并不断拓展其实施路径。

人工智能赋能哲学社会科学研究 (AI for Social Science) 已经得到学术界的普遍关注。然而, 其科研范式和实施路径尚未明确, 仍缺乏对人机共创机制、知识生成逻辑以及人机协作边界的清晰认知, 难以构建规范、高效和可持续的研究方法体系。此外, 学术界对以大模型为代表的新兴人工智能技术的智能程度也未能达成共识——它们是具备了初步智能, 还是仅在对现有知识进行随机连接与重组, 仍有待深入探讨。(Bender et al., 2021) 过度依赖人工智能驱动的建模方法可能对科学研究带来负面影响。(Narayanan & Kapoor, 2025) 因此, 如何设计一条结构清晰、反馈明确的研究路径以便科学合理地引入大模型展开大规模研究和应用, 是大模型赋能哲学社会科学研究需要回答的重要问题。

本文在科研范式的演进和变迁的基础上, 归纳总结大模型赋能哲学社会科学研究的研究范式。在此基础上, 提出一种以“生成—批判—共创”为核心过程的大模型赋能哲学社会科学研究的实施路径。该路径强调以人为中心的认知主导, 既关注研究内容的创新, 也重视对研究结果的批判, 在效率提升与质量保障之间取得平衡, 从而实现人机深度协同共创。最后, 通过大模型助力艺术传承这一典型研究案例的分析, 为大模型赋能哲学社会科学研究提供实践参考。本文以理论模型、路径机制和场景验证三层分析结构展开。其中, 理论模型构成大模型赋能哲学社会科学研究的新范式核心, 以三阶段循环结构为基本认知单元; 路径机制聚焦三阶段之间的认知交互、信息反馈与动态演化, 强调人机协作逻辑下的闭环推进过程; 场景验证则通过艺术传承个案, 呈现大模型在具体研究任务中的嵌入方式与协作路径。该分析结构不仅使研究逻辑更具条理性, 也为后续研究提供了可复制、可扩展的理论建模范式。

二、科学研究范式的变迁

随着人类认知能力的突破和技术工具的革新, 科学知识得以不断丰富和累积。为揭示科学研究中的底层逻辑, 构建研究框架和实践共识, 人们尝试进行科学范式的总结。托马斯·库恩在《科学革命的结构》中系统提出“范式”(Paradigm)的概念, 并将其定义为科学共同体共同接受的理论假设和研究方法的整体集合。(库恩, 2012, 第11页) 纵观人类科学发现的过程, 研究范式迄今已历经五次变迁。

16世纪科学革命催生了第一代研究范式——实验科学, 其核心为实证验证, 强调通过直接观察与实验验证的方式总结自然规律, 标志着科学研究摆脱了纯思辨传统。望远镜、显微镜等装置的发明进一步拓宽了人类的感知边界, 促进了实验科学的发展。(宋芝业, 2011) 受限于实验条件, 实验科学的研究仍局限于宏观可观测现象。

17世纪, 随着数学工具不断发展, 科学范式迈入了理论科学阶段, 其主要特征为依赖数学建模和方程描述。(谢久书等, 2011) 在此期间, 牛顿和麦克斯韦等科学家通过数学工具构建理论体系、解释物理现象, 突破了以往经验主义局限。但随着理论科学的不断发展, 其在复杂系统中的解释局限性愈发凸显。

20世纪中叶电子计算机的诞生触发了第三次范式革命——计算科学范式。相较于理论科学，计算科学通过数值模拟构建虚拟实验空间，打破了理论模型在解析求解方面的局限。（张伟伟等，2023）借助计算机，研究者可以处理多体相互作用等复杂问题，进一步拓宽了科学研究的对象范畴。但同时算力瓶颈限制了其进一步发展。（周代数、魏杉汀，2024）

21世纪大数据洪流催生了第四范式——数据密集型科学。（Tolle et al., 2011）侧重从海量数据中提取潜在相关性规律，推动了科学研究从探索“为什么”到追求“是什么”的转变，但面临数据噪音干扰与因果性混淆等挑战。（董春雨，2023）

21世纪以来，人工智能特别是大模型技术的突破，推动科学研究范式进入第五阶段——智能协同范式。（周代数、魏杉汀，2024）该范式以人机共创为核心机制，强调通过大模型在语义理解、因果推理与知识生成等方面的能力，构建新的科学发现路径。（朱晶等，2025）第五范式继承并突破了前四种范式的局限，核心特征包括：一是研究主体由单一研究者拓展为“人—机—模型”的复合系统，协同推动知识建构（李国杰，2024）；二是研究过程由线性推演转向“生成—批判—共创”的闭环迭代；三是研究方法融合语言建模、多模态处理与智能推理等人工智能手段，实现从数据理解到理论生成的全过程协同优化（苏新宁、吕先竞，2025）。第五范式不仅是一种技术驱动的研究范式创新，更是对哲学社会科学研究体系的重构与方法论升级。

三、协同共创：大模型赋能哲学社会科学研究的新范式

传统学术研究范式强调研究者与方法工具之间的单向互动。（任兵、庄育婷，2024）相比之下，大模型对哲学社会科学的赋能，不仅体现在人工智能技术的工具性嵌入，更体现为其在知识生成、理论扩展与研究范式重构中的深度参与能力。与传统通用人工智能辅助工具不同，大模型具备语义理解、多模态融合与动态交互能力，能够在研究全过程中扮演认知协作者的角色，而非仅承担辅助分析或文献检索的功能。因此，大模型赋能哲学社会科学研究不仅提升了研究效率，更引发了研究结构与认知边界的系统性变革。

本文从研究主体结构、知识生成逻辑与方法论结构三个维度对比分析大模型赋能下哲学社会科学研究新范式与传统范式的差异，其依据来自科学研究范式的基本构成逻辑。根据库恩提出的范式结构理论及其后续拓展研究（库恩，2012，第9~13、163~167页），科学范式的主要维度包括研究者与工具之间的关系（即研究主体结构）、知识如何生成与发展的机制（即生成逻辑）以及研究所遵循的方法路径与工具系统（即方法论结构）。本研究据此对这三项维度进行了系统化梳理。如图1所示，在哲学社会科学研究的新范式中，大模型通过生成、批判与共创的有机融合，为哲学社会科学研究提供了全新的范式参考。在本研究中，共创指的是在研究全过程中，研究者与大模型通过多轮交互，形成生成、评估与重构的闭环机制，共同推动问题提出、知识生成与理论发展。该过程强调人类研究者的认知主导地位，模型则作为具备语言理解与逻辑推理能力的智能协作者，在语义生成、信息整合与观点扩展等环节提供支持。与此相对，传统人工智能在哲学社会科学研究中通常被定位为工具型存在，用于辅助文献检索、文本分析或数据建模，缺乏深层次的参与及认知反馈。本文所指的大模型协同共创范式，旨在重构人机关系，从传统人工智能作为工具的线性单向使用，转向人机认知交互的双向协同机制，实现知识生产过程的系统性重构。

该共创性研究范式的核心理念是大模型与研究者的深度融合，强调通过大模型与研究者的协

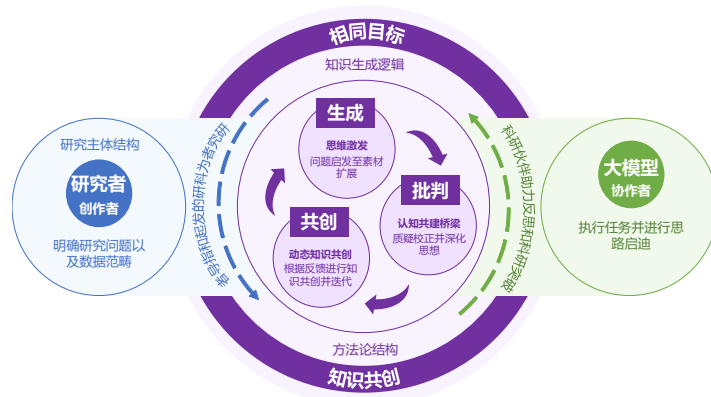


图1 哲学社会科学研究新范式

同合作，推动知识生成、深化与创新的共同进化。在这一循环交互过程中，研究者作为科研的发起者与指导者，与大模型协作进行生成、批判与共创的迭代过程。其中生成不仅仅意味着内容创造，更体现为思想的激发与问题的多维扩展。在这一过程中，大模型通过对庞大数据的处理与分析，提供多元的视角和假设，启发研究者从不同学科、理论或视角对问题进行全方位审视。在生成环节，大模型不仅帮助研究者提供更多的答案和选项，还引导他们发掘新的思维路径，开辟研究的未知领域；在批判环节，研究者不再单纯地对模型输出内容进行评判，而是通过批判性反馈推动知识的深层修正与进化。批判不再是停留在表面的问题指正，而是通过系统性思维与多角度反思，对生成内容进行质疑与优化。批判和生成之间形成了一个持续反馈与反思的闭环，每一轮批判都促进模型自我调整和升级，为下一次生成提供更有深度的视角。最终，在共创阶段，研究者与大模型通过不断的交互，推动思想、理论和方法的同步演进。在这一过程中，研究者提供的批判性反馈和知识探索，不仅帮助大模型调整其输出内容，也为生成过程注入新的问题意识与研究方向；而大模型的生成能力则在互动中不断优化，进而实现新的知识、理论与方法的共创。

大模型赋能哲学社会科学的研究范式在协作机制上实现了人工智能技术从工具性使用到与人深度协同共创的跃迁，该范式呈现出如下特点。

特点一：跨学科深度融合——打破边界重塑体系

哲学社会科学注重对人类经验、社会结构与价值体系的深层理解，在探究社会现象的意义上具有独特优势。然而，面对日益复杂的现实问题，仅依赖单一学科视角，往往会导致认知上的局限性以及方法论的固化。大模型汇聚了海量跨域知识，能够显著提升研究结论的普适性。（马费成、陈帅朴，2024）在大模型的引领下，科学研究不仅能够结合不同学科的研究特点，例如社会科学的理论洞见、计算机科学的建模、统计学的分析等，还能深度融合语音、图像、视频、空间等多模态信息。（周代数、魏杉汀，2024）新研究范式拓展了对哲学社会科学的综合理解路径，打开了跨学科对话与融合的新局面。

特点二：兼顾规模与效率——高效产出突破限制

在哲学社会科学研究中，传统研究方式受限于人力与实践成本，在面对快速演化的社会现象和规模庞大的数据资料时，难以兼顾处理效率和覆盖广度。（马费成等，2018）大模型能够以极高的效率处理信息，并结合其丰富的世界知识以提供多模态、多层级的总结。（Patil et al., 2024）大模型突破了传统算法线性因果思维的局限，跳跃性地链接规模、复杂程度空前的信息中的隐藏关联关系，（米加宁，2024）从而拓宽科研人员思路，显著提升科研发现的效率。

特点三：人机协同演进——虚实联动有效验证

不同于数学等领域能够通过抽象化符号构建严格的理论证明过程，哲学社会科学成果的有效性一定程度上取决于能否在现实社会结构中获得回应与验证。传统的实地检验成本高昂，且重复性较差，在实际操作中影响了知识的普适性验证与动态修正。在大模型赋能的研究范式中，研究者和模型形成闭环的动态反馈机制。大模型可持续学习研究者的思维逻辑与偏好，与研究者构建起“虚实联动”的验证机制。模型的海量知识、批判性反馈以及个性化学习能力提升了知识构建的准确性和创新性。

这一范式与现有社科研究方法存在本质差异。首先，在研究主体关系上，传统哲学社会科学方法强调研究者的中心地位，工具仅作为被动辅助手段，知识构建过程多为线性推进。而大模型赋能下的新范式则重构了人机关系，模型不仅是执行工具，更成为知识生成的协作者，共同参与到研究全过程之中。其次，在知识生成逻辑上，传统方法大多遵循理论提出—数据分析—结论归纳的线性链条，而生成—批判—共创则形成了以反馈循环为核心的螺旋式迭代结构，强调动态调整与多轮互动，增强了研究在复杂问题场景中的适应性与开放性。可类比黑格尔辩证法中的正题—反题—合题结构：生成对应于问题的提出与观点的创新，类似于正题的提出；批判体现出反思、质疑与张力的生成，类似于反题的构建；共创则在人机交互与认知演化中达成对立统一，实现合题的综合与升华。此外，该路径亦可视为对设计研究与行动研究中迭代式反思机制的智能拓展。在设计研究中，研究者通过不断生成原型、收集反馈、修正方案以提升解决问题的适配性；在行动研究中，研究过程嵌入现实情境，通过行动—反思—再行动循环推进理论与实践的融合。这些迭代思维的共性在于，通过逐步反馈与修正，回应复杂问题的动态变化。而大模型的引入使得此类迭代过程具备更强的生成能力、语义适配性与反馈敏感度，从而将传统人力驱动的反思维制升级为人机协同的认知进化过程。因此，生成—批判—共创不仅是一种创新的研究流程，更是对哲学社会科学研究范式在人机关系、知识生成逻辑与方法论结构层面的系统性重构。

四、生成—批判—共创：大模型赋能哲学社会科学研究的实施路径

在大模型赋能哲学社会科学研究的协同共创范式指导下，本文提出了以人为中心的“生成—批判—共创”大模型赋能哲学社会科学研究的实施路径（如图2所示）。

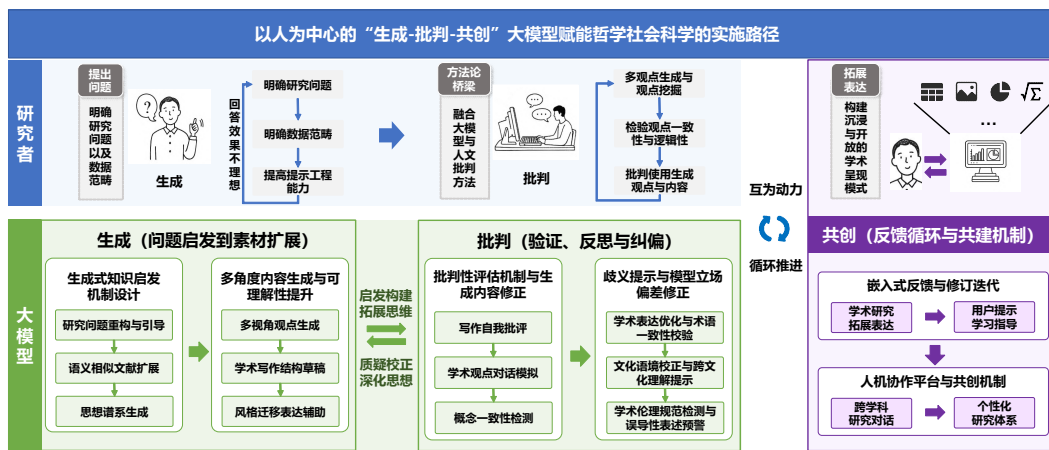


图2 大模型赋能哲学社会科学研究的实施路径

在生成阶段，大模型的作用体现在从问题启发到素材扩展的过程。首先，研究者提出具体的研究命题及方向并通过大模型进行多维度问题扩展，探索理论和实践的多样化路径。而后，基于研究问题，模型将生成相关假设，同时也生成文献综述和思想演变的概要。这一过程中，生成不仅仅是内容的输出，更重要的是通过提供多样性和可比性的研究方向，启发研究者在不同的领域中开展多角度、多层次的探索。具体来说，在生成阶段研究者首先明确研究问题与数据范畴。大模型并不取代问题意识，而是强化了对问题的扩展性探索。研究者应首先明确研究问题的本体论基础。生成不只是内容创作，更是创造性思维的引导，尤其适用于哲学社会科学研究中的推理与假设生成。在这一阶段，重点是如何通过大模型来引导和激发思维的创造性，探索更多未曾讨论过的研究问题和视角。例如（1）思想推演：通过大模型生成相关领域的全新知识，提供多角度、多维度的解释。（2）假设推演：通过大模型生成假设，这些假设不仅基于已有的哲学理论或社会现象，还可以通过模型推理出历史上未被充分探讨的事件或假设性的情境。生成阶段中大模型完成了两个主要任务：一是为生成式知识启发，包括研究问题重构与引导、语义相似文献扩展以及思想谱系生成；二是为多角度内容生成与可理解性提升，包括多视角观点生成、学术写作结构草稿以及风格迁移表达辅助。

批判阶段是整个研究流程中的关键环节，它不仅验证了生成内容的可靠性，还通过对不同观点的对比评估，推动学术研究的深度探索。在批判阶段，研究者需要对模型生成的内容进行详细的批判性分析，确认其是否符合研究的理论框架。在批判阶段，研究者不仅需要通过自己的认知进行反思批判，还要借助大模型的多角度对比与验证机制，以确保生成内容的准确性和合理性。例如，通过模型对比、理论验证等方式对生成的观点进行挑战。研究者可以使用批判性思维检查模型输出的内容，从而确保生成内容的学术价值与准确性。通过建立批判性反馈机制，研究者与大模型通过协作以确保每一轮生成内容都经过深度互动和批判性评审。基于此，研究者通过引导模型挑战性生成形成一个双向的互动回路。批判阶段中，大模型承担两个方面的关键任务：一是面向文本结构的自我评估与优化支持，包括学术表达优化、术语一致性校验、逻辑连贯性调整等；二是面向内容风险的审查机制，包括文化语境的跨文化理解提示、伦理风险用语的识别与预警，以及模型输出可能引发误解或价值偏差的提示机制。通过双重反馈路径，研究者得以识别潜在问题并引导模型优化内容输出，最终实现更高质量、更具可信度的研究成果协同构建。

在上述路径中生成与批判循环推进，最终建立了科研者与大模型的知识共创并形成了反馈循环与共建机制。在这个机制中，研究者和大模型进行深度的协同反馈，形成反馈闭环。研究者不仅是模型内容的批判者，也应通过积极的反馈引导模型调整其生成路径。大模型不仅是研究者的协同工具，也是参与知识构建与演化的智能主体，两者在持续互动中形成共同推进学术创新的动态机制。随着学术讨论的发展和研究问题的深入，研究过程能够根据研究进展和需求进行实时更新，从而动态调整生成任务的方向。通过不断更新训练数据和调整任务生成，模型可以随着研究的进展而灵活应对新的需求。共创阶段大模型通过修订迭代以及人机协作，极大地推动了学术研究的创新与个性化发展。共创阶段大模型实现了嵌入式反馈与修订迭代以及人机协作平台与共创两个任务。第一个任务包括学术研究拓展表达与用户提示学习指导，前者通过更加丰富、结构化的形式展示研究成果，提升学术表达的清晰度与传播力；后者则通过持续学习研究者的反馈与偏好，逐步优化模型的响应方式，适应个性化的学术风格。第二个任务包括跨学科研究对话与个性化研究体系：大模型在多学科语境中建立对照机制，同时支持基于个人知识结构的模型微调，构

建专属的研究支持系统。大模型在共创阶段有效连接了智能能力与研究者主体性，形成了以共创合作为驱动的知识创新体系。

“生成—批判—共创”并非线性终结式流程，而是构成一个循环迭代的认知共创机制。在这一过程中，共创阶段不仅是知识初步形成的阶段性成果，更是新一轮再生成的起点。研究者与大模型在多轮交互中共同修正研究路径、拓展问题边界，从而推动知识系统在反馈中不断优化与演化。这一循环模式可类比双螺旋知识共创模型，即以人为主导的认知路径与AI主导的生成路径相互嵌套、动态协同，最终形成具有再生产能力的知识体系。（徐笑君，2024）同时，大模型在这一过程中承担认知放大器与混合主动性系统角色，（Amal & Amayreh, 2025）能够根据人类反馈动态调优表达与推理逻辑，实现从初级草稿到深度理论的跃升。这种持续循环优化的人机协作机制，为哲学社会科学研究提供了一种结构闭环、协同增强的智能化方法路径。

五、案例研究：大模型赋能艺术传承

随着生成式人工智能技术的快速发展，艺术领域也在经历深刻的变革。（裘靖雯，2025）在艺术传承的过程中，大模型的赋能为古代艺术的研究、保护与创新开辟了新的路径。“生成—批判—共创”的协同路径为大模型在艺术传承中的应用提供了有效支持。通过人机协同合作，大模型在艺术作品的智能化保护、分析与创作方面发挥了重要作用。

在艺术传承中，大模型在生成阶段为传统艺术提供了全新的表现形式。在中国古代绘画的研究与创作中，大模型通过其强大的计算与学习能力，不仅能够帮助研究者快速生成绘画作品的风格特征分析，还能够通过对大量古代绘画作品的深度学习，帮助艺术家和研究人员理解和复现古代艺术作品的细节与风格。大模型通过分析古代绘画的技法、色彩使用、笔触风格等要素，生成历史时期的艺术作品路线图，为学术研究提供了深入的分析工具。（王常圣，2024）同时，大模型的生成能力能够为艺术作品提供潜在含义的挖掘与历史语境的解读，从而帮助研究者更全面地理解作品背后的思想与文化背景。例如，针对中国古代绘画，多模态大模型可以通过对历史文献的学习和对作品的分析，生成艺术作品的多维度解读，揭示其文化内涵、社会背景以及历史传承。在生成阶段，大模型在推动学术研究的同时为艺术创作提供了全新的灵感来源，促进传统艺术的创新性传承与发展。

在批判阶段，大模型与研究者的反馈机制帮助大模型对艺术作品进行更为细致和精准的批判与评估。与传统人工批判不同，大模型通过深度学习能力全面分析艺术作品中的细节，并根据图像的纹理、笔触、用色等特征，自动识别风格、技法以及其他艺术元素的偏差。（Wang et al., 2025）例如，在中国古代绘画的智能鉴定过程中，多模态大模型不仅可以对作品的风格和技法进行批判，还能够通过与历史文献和艺术数据库的对比，自动进行真伪鉴定。此外，批判阶段的作用不局限于对生成内容的简单评估，其实际上是一个不断深化理解和推动优化的过程。通过大模型的反馈，研究者能够在直观分析的基础上发现自己在艺术鉴赏与学术研究中的盲点。这些反馈不仅指向作品中的技术细节，还涉及更广泛的艺术历史语境、文化内涵以及艺术流派之间的差异。批判过程让研究者有机会对艺术作品进行更全面的解读。此外，大模型与学术研究者之间的批判性互动推动了学术研究的深入发展。随着批判过程的不断深入，学术研究不再局限于对已有知识的重复解释，而是在反思与创新的双重推动下，迈向更加深刻和全面的理论突破。

共创阶段是研究者与大模型在共同目标下进行深度协作的过程。在这个阶段，大模型不仅仅作为工具参与到艺术创作的每个细节中，它通过持续的反馈机制与研究者的互动，不断优化和调整生成内容，推动艺术创作从传承走向创新。在艺术传承中，共创的核心是个性化的艺术创作与知识生成。大模型根据研究者的风格、需求和创作方向提供个性化的建议和支持，使得艺术创作更加符合研究者的学术理念和审美倾向。通过对艺术家创作需求的学习，大模型能够精准提供创作建议、风格分析和技术支持，并根据历史背景和文化内涵推动创新性作品的生成。例如，在中国古代绘画的修复过程中，研究者通过与大模型的互动，不仅可以得到风格修复和细节调整的智能化建议，还能根据修复的具体要求，获得关于构图优化、色彩运用和笔触再现的个性化推荐。大模型根据对历史艺术作品的学习，能够精准把握古代艺术作品的核心特征，确保修复作品在保持历史风格的同时避免传统艺术形式的失真。

综上所述，在艺术传承的具体场景中，“生成—批判—共创”三阶段路径并非抽象流程，而是可技术落地、具体操作的实践机制。为进一步说明“生成—批判—共创”三阶段路径在具体研究任务中的实践方式，本文以山水画为例，给出具体的执行路线：在生成阶段，大模型基于提示词工程与风格嵌入，对山水画中的技法、构图、意境进行特征提取与风格报告生成，并结合文献学习提供其文化语境的多维度解读；在批判阶段，研究者可借助模型对比分析与异常检测机制识别自身偏误与理解盲点，激发更全面的艺术反思与文献验证；在共创阶段，模型则依据研究者风格偏好与修复目标提供个性化的技法迁移、构图优化与细节建议，实现动态互动与认知扩展。然而也需注意，大模型对训练数据的依赖，使得其生成结果可能存在文化误读、风格同质化、历史背景简化等问题，仍需依赖研究者进行知识过滤与语境调校，以真正实现人机共创与重构文化遗产。通过“生成—批判—共创”的协同闭环，大模型为艺术传承提供了强大的技术支持和智能驱动力。这一模式在古代艺术的研究、保护、创作等方面展现出巨大的潜力，同时也推动了文化遗产的数字化保护与创新应用。在大模型赋能艺术传承的实践中，研究者需时刻保持主体性与判断力，避免陷入模型生成内容的自动依赖与思想遮蔽。为此，共创机制以人为中心的反馈迭代机制，明确人主导与机器协同的协作结构：由人类研究者提出问题框架与价值基准，大模型在知识生成与图像模拟中提供多样化辅助建议，再由研究者基于领域知识进行判断、修正与再加工。针对AI可能造成的文化误读、风格趋同与历史语境简化等问题，可引入语境过滤(Latrech et al., 2024)、多模型对比(徐文博等, 2025)与风格调控(Zhao X. et al., 2024)机制进行内容优化，同时按照框架中批判阶段设立伦理审校反馈调优环节保障内容的社会性与学术性。借鉴已有研究，构建预警、审校、反馈(郭妮妮等, 2025)三层防控机制，能够在保障生成效率的同时有效维护研究者的认知控制力与学术表达的独立性，从而实现真正意义上的人机共创。未来，随着大模型技术的不断发展与成熟，它将在艺术创作与学术研究的深度融合中发挥更加重要的作用。大模型的赋能不只是工具性的，它正在成为推动艺术传承与文化创新的关键力量。通过这一新兴范式，传统艺术将不再是静态的历史遗产，而是不断发展、创新和活跃的文化资源。研究者与大模型的深度协作，将推动文化遗产的创新性再生，从而为艺术传承的未来开辟新的道路。

在所提出路径机制的运行中，人机协同并非无界协作，而是需在价值导向与角色机制中设定明确边界。人类研究者应始终承担价值判断、问题构思与学术把关责任，而大模型则在风格识别、语义生成与资料整合等方面提供认知支撑。根据能力匹配、责任划分与主导保持原则，可实现有效的任务分工与认知协同。此外，伦理约束体现在可通过提示词审查、文化偏误检测等方式

控制生成内容的可靠性与文化契合度，避免大模型输出对历史文化的误读或再现偏差。与此同时，大模型参与下的认知迁移机制也日益显现：研究者在与模型交互中，其认知能力被动态扩展，可跨越原有知识边界开展新的分析任务。特别是在艺术传承等场景中，AI支持的知识解构与重构机制，使研究者从单一传统路径迈向跨模态、跨领域的认知跃迁，真正实现人机共创下的知识再生长。

六、结语

以ChatGPT、DeepSeek为代表的大模型正引领人工智能进入全新发展和应用阶段，为包括哲学社会科学在内的科学研究带来新的契机。大模型具备的强大生成和推理能力，已经深度融合到科研活动的各个环节。科研工作者不应再仅将大模型视为工具，而应将其视为科研“伙伴”，从而构建协同共创的科研范式。通过“生成—批判—共创”这一闭环式实施路径，科研工作者与大模型紧密互动，协同推进科研成果的生成与验证。这种新范式不仅是技术的演进，更是思维方式和研究方法的创新，其推广应用将为哲学社会科学研究提供新的方法和技术。

尽管大模型在哲学社会科学中展现广阔的应用前景，但其在实践中仍面临协同交互主动性不足、幻觉信息频发等智能化瓶颈，以及跨学科数据融合标准缺失、伦理监管不完善等系统性挑战。未来，随着模型理解、推理和表达能力的持续提升，以及相关标准和规范的逐步完善，以大模型为代表的新兴人工智能将不断拓展哲学社会科学研究的方方法论边界，推动这一新兴范式的可持续发展。

参考文献：

1. 董春雨：《从机器认识的不透明性看人工智能的本质及其限度》，《中国社会科学》2023年第5期。
2. 郭妮妮、李瑾、张菁、贾若：《基于大模型的动态数据安全事件预警与分类研究》，《坦克装甲车辆》2025年第10期。
3. 李国杰：《智能化科研(AI4R)：第五科研范式》，《中国科学院院刊》2024年第1期。
4. 刘云、房浩超：《人工智能驱动的科研范式变革与特征》，《世界科技研究与发展》2025年第2期。
5. 马费成、陈帅朴：《生成式人工智能赋能哲学社会科学研究》，《武汉大学学报(哲学社会科学版)》2024年第6期。
6. 马费成、张瑞、李志元：《大数据对情报学研究的影响》，《图书情报知识》2018年第5期。
7. 米加宁：《生成式治理：大模型时代的治理新范式》，《中国社会科学》2024年第10期。
8. 任兵、庄育婷：《大模型背景下质性研究的智能化转型：方法论框架与实践探索》，《社会学刊》2024年第2期。
9. 宋芝业：《范式转换与新实验仪器——对库恩科学发展模式的一点探索》，《大众科技》2011年第4期。
10. 苏新宁、吕先竟：《人工智能赋能人文社会科学研究方法变革》，《西华大学学报(哲学社会科学版)》2025年第1期。
11. 托马斯·库恩：《科学革命的结构》(第4版)，金吾伦、胡新和译，北京大学出版社2012年版。
12. 王常圣：《面向大模型艺术图像生成的提示词工程研究》，《图学学报》2024年第6期。
13. 袁靖雯：《对大模型生成式AI介入艺术创作的拉康式分析》，《艺术研究》2025年第2期。
14. 谢久书、张常青、王瑞明、陆直：《知觉符号理论及其研究范式》，《心理科学进展》2011年第9期。
15. 徐笑君：《基于大模型的双环螺旋知识共创》，《清华管理评论》2024年第11期。
16. 徐文博、姚悦、王超、陈洁、侯辉：《基于多模型对比的生成式人工智能护理知识理解的测试研究》，《护理管理杂志》2025年第5期。
17. 张伟伟、王旭、寇家庆：《面向流体力学的多范式融合研究展望》，《力学进展》2023年第2期。
18. 赵徐州：《智能社会科学研究专项大模型系统发布》，中国社会科学网，2024年7月8日，https://www.cssn.cn/skgz/bwyc/202407/t20240708_5763405.shtml。

19. 周代数、魏杉汀:《人工智能驱动的科学第五范式:演进、机制与影响》,《中国科技论坛》2024年第12期。
20. 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》,《上海交通大学学报(哲学社会科学版)》2025年第4期。
21. Abramson J., Adler J., Dunger J., et al., “Accurate structure prediction of biomolecular interactions with AlphaFold 3”, *Nature*, 2024, 630(8016): 493–500.
22. Amal A., Amayreh M., “The Interactive Theory of Artificial Intelligence in Academic Knowledge Production”, *International Journal of Academic Research in Business and Social Sciences*, 2025, 15(5): 794–811.
23. Bender E. M., Gebru T., McMillan-Major A., et al., “On the dangers of stochastic parrots: Can language models be too big?”, *Proceedings of the 2021 ACM conference on fairness, accountability, and transparency*, 2021: 610–623.
24. Jia S., Zhang C., Fung V., “LLMatDesign: Autonomous materials discovery with large language models”, arXiv preprint arXiv:2406.13163, 2024.
25. Jiang J., Ferrara E., “Social-LLM: Modeling user behavior at scale using language models and social network data”, arXiv preprint arXiv:2401.00893, 2023.
26. Lu M. Y., Chen B., Williamson D. F. K., et al., “A multimodal generative AI copilot for human pathology”, *Nature*, 2024, 634(8033): 466–473.
27. Latrech J., Kodia Z., Azzouna N. B., “Context-based collaborative filtering: K-means clustering and contextual matrix factorization”, 2024 10th International Conference on Control, Decision and Information Technologies (CoDIT), IEEE, 2024: 1–5.
28. Narayanan A., Kapoor S., “Why an overreliance on AI-driven modelling is bad for science”, *Nature*, 2025, 640(8058): 312–314.
29. Patil V., Ribeiro L., Liu M., et al., “REFINESUMM: Self-refining MLLM for generating a multimodal summarization dataset”, *Proceedings of the 62nd Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics (Volume 1: Long Papers)*, Association for Computational Linguistics, 2024: 13773–13786.
30. Piao J., Yan Y., Zhang J., et al., “Agentsociety: Large-scale simulation of llm-driven generative agents advances understanding of human behaviors and society”, arXiv preprint arXiv:2502.08691, 2025.
31. Thulke D., Gao Y., Pelser P., et al., “ClimateGPT: Towards ai synthesizing interdisciplinary research on climate change”, arXiv preprint arXiv:2401.09646, 2024.
32. Tolle K. M., Tansley D. S. W., Hey A. J. G., “The fourth paradigm: data-intensive scientific discovery [point of view]”, *Proceedings of the IEEE*, 2011, 99(8): 1334–1337.
33. Wang Z., Long Y., Jiang Q., et al., “Harnessing multi-modal large language models for measuring and interpreting color differences”, *IEEE Transactions on Image Processing*, 2025, <https://ieeexplore.ieee.org/document/10820056>.
34. Zhao W. X., Zhou K., Li J., et al., “A survey of large language models”, arXiv preprint arXiv:2303.18223, 2023, 1(2).
35. Zhao X., Tang Z., Shi J., et al., “Research on short term prediction technology of regional air conditioning based on time series large model”, 2024 6th International Conference on Energy Systems and Electrical Power (ICESEP), IEEE, 2024: 591–594.

责任编辑 林 东

ABSTRACTS

Empowering Philosophy and Social Sciences Research with Large Language Models: A Preliminary Exploration of Paradigms and Approaches

(4)

Deng Shuiguang

(College of Computer Science and Technology, Zhejiang University, Hangzhou 310058)

Abstract: Large language models (LLMs) have marked the beginning of a new stage in the development of artificial intelligence (AI). AI for Science is emerging as a new paradigm of scientific research, characterized by interdisciplinary integration and collaborative co-creating between humans and AI. At present, however, how LLMs can empower research in philosophy and the social sciences (AI for Social Science), as well as its paradigms and pathways, remains unclear. This paper first reviews the evolution of research paradigms and identifies a new paradigm for AI-empowered philosophy and social science research, one marked by collaborative co-creating between LLMs and researchers. On this basis, it proposes a human-centered implementation pathway that involves generating, critiquing, and co-creating. Finally, using the case of LLMs supporting artistic heritage, this paper offers a practical example for AI-empowered research in the philosophy and social sciences.

Key words: artificial intelligence(AI); large language models(LLMs); philosophy and social sciences; research paradigm

An Analysis of the Interdisciplinary Relationships Among Statistics, Data Science, and Artificial Intelligence

(14)

Li Jinchang

(Zhejiang University of Finance & Economics, Hangzhou 310018)

Abstract: In the digital era, statistics, data science, and artificial intelligence (AI) are closely intertwined, jointly driving the development of various fields. This paper preliminarily analyzes the relationships among the three from the aspects of research objects, research thinking and methods, research applications, and development trends. All three focus on data, but with different emphases. Statistics emphasizes how to collect, analyze, and infer data, providing methodologies for data analysis; data science takes the entire data lifecycle as its object, studying how to establish a systematic data analysis framework to support decision-making; AI focuses on simulating human intelligence through data processing, exploring how to transform data into behavioral rules. In the future, the three will continue to integrate and innovate, promoting data elements to play a greater role, collectively addressing complex issues, and creating more value for the development of human society.

Key words: statistics; data science; artificial intelligence

The Business Cycle Co-movement Effects of International Transportation Corridors: Empirical Evidence from China-Europe Railway Express Opening

(24)

Zhang Jun¹, Ni Bin², Ma Jing³, Zhou Yahong⁴

(1.2.3. School of International Economics and Trade, Dongbei University of Finance and Economics, Dalian 116025; 4. School of Economics, Shanghai University of Finance and Economics, Shanghai 200433)

Abstract: As a new international transport corridor and bridge for economic and trade coopera-