



科学学研究
Studies in Science of Science
ISSN 1003-2053, CN 11-1805/G3

《科学学研究》网络首发论文

题目: AI4S 背景下阴性结果数据的价值及实现机制
作者: 代志在, 刘睿, 蔡葵
DOI: 10.16192/j.cnki.1003-2053.20260603.002
收稿日期: 2026-03-09
网络首发日期: 2026-06-03
引用格式: 代志在, 刘睿, 蔡葵. AI4S 背景下阴性结果数据的价值及实现机制[J/OL]. 科学学研究. <https://doi.org/10.16192/j.cnki.1003-2053.20260603.002>



网络首发: 在编辑部工作流程中, 稿件从录用到出版要经历录用定稿、排版定稿、整期汇编定稿等阶段。录用定稿指内容已经确定, 且通过同行评议、主编终审同意刊用的稿件。排版定稿指录用定稿按照期刊特定版式 (包括网络呈现版式) 排版后的稿件, 可暂不确定出版年、卷、期和页码。整期汇编定稿指出版年、卷、期、页码均已确定的印刷或数字出版的整期汇编稿件。录用定稿网络首发稿件内容必须符合《出版管理条例》和《期刊出版管理规定》的有关规定; 学术研究成果具有创新性、科学性和先进性, 符合编辑部对刊文的录用要求, 不存在学术不端行为及其他侵权行为; 稿件内容应基本符合国家有关书刊编辑、出版的技术标准, 正确使用和统一规范语言文字、符号、数字、外文字母、法定计量单位及地图标注等。为确保录用定稿网络首发的严肃性, 录用定稿一经发布, 不得修改论文题目、作者、机构名称和学术内容, 只可基于编辑规范进行少量文字的修改。

出版确认: 纸质期刊编辑部通过与《中国学术期刊 (光盘版)》电子杂志社有限公司签约, 在《中国学术期刊 (网络版)》出版传播平台上创办与纸质期刊内容一致的网络版, 以单篇或整期出版形式, 在印刷出版之前刊发论文的录用定稿、排版定稿、整期汇编定稿。因为《中国学术期刊 (网络版)》是国家新闻出版广电总局批准的网络连续型出版物 (ISSN 2096-4188, CN 11-6037/Z), 所以签约期刊的网络版上网络首发论文视为正式出版。

AI4S 背景下阴性结果数据的价值及实现机制*

代志在¹, 刘睿², 蔡葵³

(1. 四川大学法学院, 四川成都 610000; 2. 厦门大学知识产权研究院, 厦门 361005; 3. 上海大学法学院, 上海 200092)

摘要: 大规模、高质量的科学数据是人工智能驱动科学研究范式 (AI4S) 的关键基础。然而, 阴性结果数据作为科学数据的重要组成部分, 其在 AI4S 范式下的独特价值迄今尚缺乏深入认识, 实践中也未被系统收集和利用。本文从技术、经济和制度三大维度系统审视阴性结果数据对 AI4S 的独特价值, 论证其在提升 AI 模型性能、减少研发资源浪费、促进科研诚信等方面的关键作用。在此基础上, 本文提出三方面政策建议: 一是构建面向 AI4S 的阴性结果数据汇交体系, 二是重塑阴性结果的学术评价机制, 三是推动形成数据—模型双向赋能的智能循环。上述建议旨在构建涵盖“源头供给—多元激励—技术赋能”的阴性结果数据价值实现机制, 为我国 AI4S 战略的数据基础设施建设提供理论与实践参考。

关键词: 阴性结果数据; 人工智能驱动的科学研究 (AI4S); 发表偏倚; 科学数据管理; 科研诚信

中图分类号: G306.3; D923.4

文献标识码: A

人工智能驱动的科学研究 (AI4S) 已成为全球科技竞争的战略制高点。2025 年 8 月, 国务院印发《关于深入实施“人工智能+”行动的意见》, 将“人工智能+”科学技术列为首要重点行动; 同年 10 月《中共中央关于制定国民经济和社会发展第十五个五年规划的建议》进一步强调, 应“全面实施‘人工智能+’行动, 以人工智能引领科研范式变革”。在国际层面, 2025 年 11 月, 美国启动被称为“创世纪计划”的国家级人工智能赋能科学计划, 系统整合算力、算法及科学数据资源, 以巩固其在全球科技竞争中的领先地位。中美两国的战略部署表明,

*收稿日期: 2026-03-09 修回日期: 2026-05-14

基金项目: 本文系国家社科基金一般项目“数据商业化利用的反不正当竞争法规制研究” (批准号: 23BFX086) 的阶段性成果

作者简介: 代志在(1992-), 男, 助理研究员, 博士; 刘睿(1996-), 男, 助理教授, 博士, 通讯作者, Email: forensicscience@foxmail.com。蔡葵(1992-), 女, 讲师, 博士。

AI4S 已成为大国科技竞争的新焦点。在这一新范式中，科学数据作为最重要的战略性、基础性资源^[1]，其角色发生了根本性转变：数据不再仅是验证理论的工具，而是驱动科学发现的本源^[2]。这意味着，构建大规模、高质量、类型完备的科学数据体系，已成为 AI4S 能否成功落地的决定性基础。

然而，当前我国科学数据体系并不完备。学术实践中长期存在严重的“发表偏倚”现象，致使构成科研过程重要产出的阴性结果数据，几乎完全游离在科学传播与科学数据管理体系之外。这一现状与该数据自身的规模和科学价值形成显著矛盾。一方面，阴性结果数据的体量远超阳性结果数据。另一方面，波普尔的证伪主义与库恩的范式革命理论早已揭示，与预期不符的阴性结果恰是科学进步的内在动力^{[3][4]}。我国作为全球科研经费投入与论文产出大国^[5]，在科研活动中势必产生海量阴性结果数据，但其中绝大多数既未公开，也未纳入现行科学数据管理框架进行系统收集。

既有研究对 AI4S 背景下的科学数据治理进行了有益探索，但尚未对阴性结果数据的价值及其实现机制展开系统分析。在 AI4S 研究领域，胡志坚指出实现数据的 FAIR 原则（可发现、可获取、可互操作、可复用）是 AI4S 生态构建的关键，但当前科学数据在规范性、可用性等方面仍面临严峻挑战^[6]。在科学数据管理领域，已有研究从治理框架^[7]、国外经验^[8]和科学数据中心建设^[9]等角度展开了研究，这些研究普遍认同科学数据的核心地位，却忽视了阴性结果数据这一关键议题：在 AI4S 框架下，阴性结果数据具有何种独特价值？其价值实现面临哪些制度障碍？如何通过政策设计释放其潜在价值？

本文的核心论点是：AI4S 背景下，阴性结果数据蕴含技术、经济和制度等多维价值。需建立涵盖源头供给、多元激励和技术赋能的全链条政策体系，推动其价值实现。基于此，本文首先界定阴性结果数据的科学内涵与类型，审视其在当前学术和政策体系中的边缘化处境；继而从提升 AI 模型性能、减少研发资源浪费、促进科研诚信三个维度论证其在 AI4S 中的关键价值；最后，借鉴国际经验并结合我国实际，提出实现阴性结果数据价值的具体政策建议。本研究能为面向 AI4S 的阴性结果数据治理与制度安排提供理论与政策参考。

1 阴性结果数据的内涵与现状

1.1 阴性结果数据的内涵

阴性结果在科学认识论层面具有不可替代的地位。从定义来看，阴性结果（negative result），亦称零结果（null result），通常是指在研究设计严谨、实验操作规范、数据分析得当的前提下，与所提出的研究假设或理论预期不相符的实

证发现^[10]。基于这一界定，阴性结果数据是指在产生此类结果的研究过程中生成与采集的原始数据，以及经处理后得到的分析数据，涵盖实验参数、观测记录和统计分析结果等。

阴性结果可根据具体科学情境区分为以下三种主要类型。第一类为**开创性假设未获支持**，即针对某一现象提出的新理论假设未能达到统计学显著性。此类阴性结果在 AI4S 中价值尤为突出，它们标示出当前理论框架的盲区，为 AI 模型探索新科学规律提供了方向指引。第二类为**重复在先研究失败**，即在基本重建原始实验条件的情况下，未能获得与原研究相似的阳性结果。这类数据对 AI 模型的可靠性验证至关重要，能够帮助模型识别哪些已发表结论具有稳健性，哪些可能存在过度拟合或偶然性。第三类为**反向效应的发现**，即在既定假设框架下，研究结果不仅未支持原假设，反而得到了与预期方向相反且具备统计显著性的结果。此类发现虽在原假设检验框架下被归类为阴性结果，但实质上揭示了新的因果关系；其在药物安全性评估等特定情境下具有独立的重要意义，同样是 AI 模型发现潜在规律的关键数据来源。

然而，并非所有未支持预期假设的数据或观测都应被界定为科学意义上的**阴性结果**。以下三类情况应予排除：第一，因操作失误或仪器故障导致实验未能正确实施而获得的结果。此类问题属于实验失败，而非有效的阴性证据。第二，存在严重方法学缺陷的结果，如统计功效不足、未控制关键混杂变量等。此类结果无法为“效应不存在”或“反向效应”的判断提供可靠证据。第三，不具备可重复性的偶发观测结果。上述排除标准的设定，对于确保阴性结果数据的质量、避免“垃圾进，垃圾出”的 AI 训练陷阱尤为关键。

1.2 阴性结果数据面临的发表偏倚

尽管阴性结果在科学认识论层面具有重要价值，但实践中其可见性和可获取性严重不足，形成了系统性的科学数据缺口。大量实证研究反复证实了“发表偏倚”现象的存在，即科学文献中阳性结果的发表比例显著高于阴性结果。早在 1959 年，Sterling 对 362 篇心理学研究的统计发现，使用显著性检验的研究中，阳性结果占比高达 97.28%^[11]。此后，Easterbrook 等对临床研究^[12]、Chan 等对临床注册实验方案^[13]的追踪研究均证实，阳性结果的发表概率显著高于阴性结果，且研究者普遍存在选择性报告行为。最具影响力的研究来自 Fanelli 于 2012 年发表在《Scientometrics》上的文章，该研究分析了 1990 年至 2007 年间刊载于各学科期刊的 4600 余篇论文，发现阳性结果的报告比例从 70.2%攀升至 85.9%，十七年间上升 15.7 个百分点^[10]。这意味着科学文献所呈现的图景正越来越向阳性结果倾斜，但该现象并非源于科学发现的真实趋势，而是研究人员的选择性报告

以及期刊对阳性结果的过度偏好。

为应对发表偏倚，国际社会已采取多项举措。在学术共同体层面，科学界通过推广预注册制度、创办专门刊发阴性结果的期刊栏目、将阴性结果的传播纳入《赫尔辛基宣言》的伦理义务等措施，已形成纠正发表偏倚、承认阴性结果价值的初步框架与共识。在监管层面，美国《FDA 修正法案》和英国近期修订的《2025 年人用药品（临床试验）（修订）条例》均要求研究者在公共登记平台提交试验注册信息与结果摘要，将公开阴性结果从伦理倡导转化为法律规定的强制义务。

然而，上述努力尚未从根本上扭转阴性结果的发表困境。《Nature》近期发布的《阴性结果现状》白皮书，基于对 1.1 万余名研究者的调查显示，尽管 98% 的研究者认可分享阴性结果的价值，但仅约 30% 会尝试投稿，最终能够发表的论文寥寥无几^[14]。认知与行为之间的巨大鸿沟表明，研究者在利用阴性结果方面存在巨大需求，但制度性障碍致使该需求尚未得到充分满足。

1.3 我国阴性结果数据面临的特殊困境

发表偏倚是一个全球性问题，但各国科研管理体制、政策和文化存在差异，因此，其在中国呈现特殊的生成逻辑。这种特殊性集中体现在学术评价机制、科研资助体制和科学数据管理制度三个层面。

在学术评价机制层面，以论文发表为核心的评价导向，构成了阴性结果数据报告的首要制度障碍。在我国研究型大学中，导师的职称晋升、项目经费、人才称号等核心利益，与其发表论文的数量与期刊层次紧密关联。研究生尤其是博士生的学位授予与职业前景，同样高度依赖在有限学制内发表论文。在实验周期长、成本高的学科领域，阴性结果导致的发表困境将直接转化为导师职业发展中断、学生延毕甚至肄业的多重压力。未能获得预期阳性结果本属科学探索的常态，但现行评价体系将这种常态直接转化为导师和学生的生存风险。于是，研究者便倾向于规避可能导致阴性结果的实验设计，或在意外获得阳性数据后仓促止步，放弃对结果的重复验证。其结果是，阴性结果在实验阶段便被系统性地过滤，根本不会被系统记录、分析和汇交。不仅如此，师生双方的压力相互叠加，可能进一步扭曲前述机制，诱发数据造假、图片复用等学术不端行为。

在科研资助体制层面，现行同行评议机制偏好“共识性”项目，限制了更可能产生阴性结果的高风险、原创性课题的开展。竞争性科研经费的分配高度依赖申请者基于阳性结果的论文、专利等前期研究基础。这导致申请人倾向于选择那些已积累较多共识、技术路线相对成熟的研究方向，而非那些可能产生新发现但同时更可能遭遇失败的高风险领域。然而，真正的原创研究在起步阶段恰恰是“非共识”的。这类研究往往证据不充分、理论不成熟，很难在传统同行评议中

获得多数认可^[15]。党的二十届三中全会作出“建立专家实名推荐的非共识项目筛选机制”的战略部署，明确提出“鼓励开展高风险、高价值基础研究”，正是对当前资助体系偏重科学共识、忽视原创研究的回应。

在科学数据管理制度层面，现行制度框架未将阴性结果数据明确纳入管理范畴，实践中亦未对其进行有效收集和利用。2018 年国务院办公厅发布的《科学数据管理办法》确立了我国科学数据的基本管理框架，明确要求对政府预算资金支持产生的科学数据实施全生命周期管理。尽管阴性结果数据显然属于科学数据范畴，但由于阴性结果对项目结题、职称晋升可能产生负面影响，且难以发表，“科学数据管理”实际上已经异化为“论文支撑数据管理”，阴性结果数据既未被强制汇交，甚至未被要求正式记录。调研数据印证了这一判断：在接受调研的 20 位科研人员中，17 人明确表示在课题中产生过“未能发表”的阴性结果数据，但这 17 人中无一人将此类数据正式汇交至任何科学数据平台。

2 阴性结果数据的多维价值

前文揭示了阴性结果数据长期被边缘化的现实处境。本节将从技术、经济与制度三个维度，系统论证在 AI4S 背景下重新认识和利用阴性结果数据的紧迫性与关键价值。

2.1 技术维度：提升 AI 科学模型性能

阴性结果数据是提升 AI 科学模型性能的关键组成部分。机器学习的基本原理表明，模型的判别能力取决于训练数据对决策边界的刻画精度。仅用阳性结果数据（正样本）训练的模型，虽能习得“什么条件下实验会成功”，却无法准确判断“什么条件下实验必然失败”。这会导致模型在正样本分布稀疏的区域出现过拟合，从而对未知数据做出不可靠的预测。阴性结果数据恰好填补了这一关键空白：它们标示出科学规律的适用边界，帮助 AI 模型区分已知可行区域与已知不可行区域，显著降低模型在未知区域的误判风险^[16]。用一个直观的比喻来说，阳性数据为 AI 绘制了科学地图上的“可行通道”，而阴性结果数据则标注了“悬崖与禁区”。二者结合，才能绘制出完整可靠的科学地图。其中，最有价值的阴性结果数据是那些恰好分布在“可行通道边缘”的难负样本（hard negatives），能显著提升模型对科学知识适用范围边界的刻画精度。

化学与材料科学领域的研究已反复证实阴性结果数据的价值。Raccuglia 等在《Nature》发表的研究将实验室中常被忽视的不成功的水热合成记录进行处理后用作训练数据，由此构建的模型对新合成实验的预测准确率达到 89%^[17]。Toninato 等进一步将强化学习理念扩展到化学领域，在正样本（阳性结果数据）极度稀缺

的条件下,其模型仅用 20 个正样本配合规模至少 40 倍的负样本(阴性结果数据),便实现了与大规模高通量筛选数据集相当的预测性能^[18]。这一结果有力地表明,在阳性结果数据稀缺这一科学研究常态下,阴性结果数据并非可有可无的补充,而是决定模型性能上限的关键变量。

值得注意的是, AI4S 背景下的阴性结果数据价值并不局限于单一领域或单一实验。当前, AI 正获得日益增强的泛化能力。这种泛化能力是指模型能在与训练数据分布相似的未知数据上维持良好性能的能力。AI 的泛化能力受到训练数据集中正、负样本构成与采样策略的制约。计算机领域的研究已证实,使用高质量的难负样本,对提升模型泛化能力具有重要价值。在化学领域,《Organic Letters》主编明确建议作者在论文中报告不成功或低产率底物的实验结果,以完整揭示反应的局限性与机理,进而为反应利用和大数据研究增添有益信息^[19]。这一呼吁背后的逻辑同样适用于整个 AI4S 生态。前文界定的三种类型的阴性结果——开创性假设未获支持、重复研究失败、反向效应发现——分别为 AI 模型提供了探索新方向的线索、验证已有结论稳健性的证据,以及发现意外规律的契机。正因如此,对阴性结果的系统化利用,已从过去“吃一堑长一智”的传统试错式经验积累模式,演变为驱动 AI 科学模型持续进化、实现跨情境“举一反三”学习的新模式。

2.2 经济维度：减少研发资源浪费

公开和利用阴性结果数据能够通过两条路径减少研发资源的浪费。第一,将个体的试错成本转化为公共知识,避免对已知无效方案的重复探索。科学研究本质上是一种在不确定空间中的搜索活动。阳性结果只能标示少数可行路径,而阴性结果则能够排除无效和低效方案、修正错误假设。据估算,全球卫生与生物医学研究中约 85%的投入存在可避免的浪费^[20],而阴性结果报告不足是重复探索已知无效方案的重要原因之一。2023 年的一项调查研究揭示了未公开阴性结果数据的规模。受访的美国学术和政府研究人员中,95%拥有未发表的数据,平均每位研究人员有约 60%的数据从未发表。按研究人员自我报告的对未使用数据资源的估值推算,仅美国高校未利用的科研资源累计价值达 62 亿美元^[21]。考虑到阴性结果在未发表数据中占有相当比例,这一数字间接反映了阴性结果未公开所带来的巨大成本。Vorland 等人的追踪研究进一步印证了前述观点,2011 年至 2022 年间发表于 PubMed Central 的 4754 项临床试验方案中,约 36%未发表主要结果^[22],而研究主要结果呈阴性导致作者、期刊失去兴趣,以及与资助方利益冲突等原因,往往是此类研究未能发表的重要原因^[23]。

第二,纠正发表偏倚造成的方向性误导,避免后续研究在不可靠的研究基础

上持续投入大量资源。Arrowsmith 的报告显示：由于早期研究常常夸大或选择性报告疗效信号，导致新药研发项目在 II 期临床试验中的成功率已从 28% 降至 18%，疗效不足成为失败的首要原因^[24]。这意味着大量药物研发资源被配置于不可靠的阳性结论之上。更广泛地看，已有研究揭示了科学文献中普遍存在的“衰减效应”，随着时间推移和相关文献积累，最初报告的强效应在后续文献中规模逐步缩小、显著性降低，甚至在部分案例中完全消失^[25]。如果阴性结果数据能够及时公开，研究者与制药企业便能更早识别出哪些阳性结论是稳健的、哪些可能建立在统计偶然之上，从而将有限资源集中于真正有前景的方向。

在 AI4S 情境下，收集并利用阴性结果数据，能够突破传统科研模式下阴性结果难以被发现、检索和跨情境复用的局限，多维度放大其资源节约效应。其一，AI 为提取和利用非结构化的阴性结果数据提供了可能。长期以来，阴性结果常散见于笔记、试验记录或未发表草稿中，因记录格式与元数据描述不规范等问题，难以被有效检索与复用。而大语言模型能够自动从非结构化文本中抽取信息，并将其标准化为可读记录。这意味着，以往被忽视的存量阴性结果数据可被系统性地纳入数据库，从源头缓解阴性结果数据的收集问题。其二，AI 可在实验设计阶段整合失败信息，为资源配置提供决策参考。与传统文献查阅方式不同，AI 模型能够在构建新假设、开启新实验的关键阶段，将相关实验的全部成功与失败信息快速整合，并识别潜在规律。这有助于研究者更准确地评估方案的可行性，从而节省科研资源。不仅如此，借助迁移学习等技术，AI 可将某一领域或实验中的失败经验泛化并迁移至相似情境，实现阴性结果价值的跨领域复用^[26]。以化学场景为例，英国剑桥大学卡文迪什实验室的研究团队利用 100 万条经实验验证的有机晶体结构数据构建基础模型，通过迁移学习方法，该模型被成功应用于毒性预测、产率预测、气味分类三大跨领域任务，并达到了最佳性能^[27]。由此，原本孤立、可见性较低的失败经验，经过 AI 模型整合后可以被跨领域、跨团队地有效利用，显著提升阴性结果数据的价值利用效能。

2.3 制度维度：促进科研诚信

当前，科学研究正面临严峻的可重复性危机，系统收集和利用阴性结果数据，能够通过“威慑”与“激励”双重机制促进科研诚信，为破解这一危机提供可行路径。《Nature》对 1576 名研究者的调查研究显示，高达 70% 的受访者曾无法重复他人的实验，50% 无法重复自己的实验^[28]。造成这一危机的重要根源在于，“不发表就出局”的评价压力下催生了研究人员的选择性报告，甚至衍生出“HARKing”（事后提出假设）和“p-hacking”（数据操控直至显著）等不道德行为，致使已发表文献中充斥大量经不起检验的“阳性发现”。在 AI4S 背景

下，可重复性危机的后果将急剧放大。任何因选择性报告或伪造产生的“垃圾数据”一旦被纳入 AI 模型训练集，便会遵循“垃圾进，垃圾出”的原理，导致模型输出错误乃至有害的结论。

系统利用阴性结果数据能从威慑和激励两条路径回应前述挑战。从威慑机制来看，阴性结果数据与 AI 模型结合能够显著提高不端行为被发现的概率。当阴性结果与阳性结果被共同整合进数据库和 AI 模型时，大规模、自动化的荟萃分析与可靠性判断便成为可能。AI 能够高效识别异常或不可复现的研究模式，推动科研诚信监管从依赖举报的被动模式，转向基于数据驱动的主动筛查模式。以《Nature》发表的一项阿尔茨海默病标志性研究为例：该论文因图片造假被撤稿时，已被引用近 2500 次^[29]。众多研究人员事后反映，他们曾尝试但未能重复该研究发现，可几乎无人发表或公开分享这些复现失败的结果。倘若这些阴性结果被系统性地收集并纳入自动化比对，该研究不可重复的疑点便可能提早被发现，从而触发深入调查。事实上，一些领先的出版集团已开始将 AI 筛查工具用于检测学术不端。需要说明的是，矛盾的实验结果并不必然指向学术不端——它可能源于微妙的实验条件差异，本身即是重要科学发现的前兆。但利用 AI 综合分析涵盖阴性与阳性结果的全景数据，无疑为识别异常模式提供了有效工具，其存在本身即构成对不端行为的有力威慑。

从激励机制来看，系统收集和利用阴性结果数据能够改变研究者报告阴性结果的激励结构。在“不发表就出局”的科研体制下，诚实报告阴性结果对职业发展极为不利。在政府资助科研项目中，未能取得预期阳性成果的研究常被视为需要宽容的“错误”，而非需要认可的“知识贡献”。例如，《云南省科技创新容错纠错实施办法（试行）》将“因技术路线选择不当导致难以完成预定目标”列为容错免责情形。这一制度设计虽意在保护科研人员，却无形中强化了“阴性结果等同于失败”的认知框架。系统性承认阴性结果数据的价值，将从根本上扭转这一格局。例如，将阴性结果数据的汇交情况纳入基金结题评价指标、将其共享、复用情况纳入职称评审体系。唯有如此，才能重塑阴性结果报告的激励结构，使诚实报告阴性结果从需要容忍的“错误”转变为有价值的“知识贡献”。

3 阴性结果数据价值的实现机制

当前，我国阴性结果数据的价值实现面临以下三重困境。第一，数据管理制度未将其纳入强制汇交范围，导致供给不足；第二，学术评价体系对阴性结果施加隐性惩罚，形成激励扭曲；第三，技术基础设施难以支撑阴性结果数据的智能化利用，存在效能瓶颈。针对上述困境，本节分别从源头供给、多元激励和技术赋能三个层面提出对策，构建覆盖“汇聚—评价—赋能”全链条的阴性结果数据

价值实现体系。

3.1 源头供给：建立面向 AI4S 的阴性结果数据汇交体系

现行《科学数据管理办法》虽在理论上涵盖阴性结果数据，但在实践中“科学数据管理”已异化为“论文支撑数据管理”，阴性结果数据被系统性忽视。与此同时，传统期刊受版面与评审资源所限，难以承载海量的阴性结果数据。因此，需建立独立于期刊发表体系的制度化汇交机制，实现从自愿共享到制度约束、从零散报告到系统收集的转变。根据 AI4S 的需求，应从法律依据、管理流程和基础设施三个层面建立阴性结果数据汇交体系。

第一，**明确阴性结果的法律地位与汇交义务**。政府资助研究产出的阴性结果数据与阳性结果数据在法律性质上无异，均应视作国有资产，这构成了强制汇交的正当性基础。国际上，近期修订的《赫尔辛基宣言》已将报告和公开阴性结果数据作为一项伦理义务。美国《FDA 修正法案》和英国《2025 年人用药品（临床试验）（修订）条例》则进一步将其确立为法律强制要求。需要明确的是，上述国际规范主要针对涉及人体安全的临床试验领域，具有领域特殊性，不宜简单移植。我国宜采取分类施策的政策路径：对于临床医学等直接关乎公共健康的领域，可参照国际惯例实行强制公开与汇交；对于一般基础研究领域，则宜采取“强制汇交与鼓励公开相结合”的渐进方案。具体而言，可在《科学技术进步法》及《科学数据管理办法》修订中，明确将阴性结果数据与阳性结果数据统一纳入“研究成果”的法律定义，并在国家科研合同中写入汇交条款，明确汇交时限、数据格式要求以及合规审查机制。同时，为避免“裸数据”难以被理解和复用，应要求研究者提交配套的阴性结果数据报告，对实验目的、方法、条件及失败原因进行结构化说明，为 AI 模型及后续研究提供“元信息”指引。

第二，**推行全生命周期数据管理计划与预注册制度**。前述汇交义务的落实需依托具体管理流程。可借鉴美国国立卫生研究院于 2023 年实施的数据管理与共享政策的经验，将数据管理计划作为项目申请与结题的硬性指标，并要求申请者对“预期可能产生的阴性结果”的归档方案与描述标准作出规划。在临床医学、生命科学、化学等实验学科，应进一步推广实验研究预注册机制，以单个实验为单位开展数据管理并及时汇交，最大限度提升数据的可复用价值。

第三，**建设国家级阴性结果汇交平台与复现关联系统**。管理流程的有效运转需要基础设施的支撑。应在国家科学数据中心体系内设立专用的“阴性结果数据汇交平台”，为研究者提供便捷、标准化的数据提交通道。在此基础上，可开发并推广如 RepLinks 的复现关联系统^[30]，实现阴性复现实验与原始研究、阴性探

索与后续阳性发现之间的双向链接。此外，还应建立适配学科特点的阴性结果元数据标准。可由相关学科专家委员会牵头，针对生命科学、材料科学等重点 AI4S 领域，制定阴性结果汇交的国家标准。标准应结合学科特点，涵盖实验目的、完整实验条件参数、原始数据、失败原因分析、指向原研究的复现链接等核心字段，确保数据满足机器可读、可互操作、可直接用于 AI 模型训练等要求。

3.2 多元激励：重塑阴性结果学术评价体系

以论文发表为核心的学术评价体系，从学术评价机制和科研资助体制两个层面系统性地抑制了阴性结果的报告。在 AI4S 时代，亟需转向以“科学探索价值”为中心的评价逻辑，承认阴性结果是界定理论边界、揭示真实世界规律的科学产出，而非需要“容错”的失败。

第一，**重新校准科研资助的风险偏好**。当前科研资助体制偏好“可预测的成功”，导致选题趋于保守和碎片化，应从三个方面调整。其一，系统分析各领域科技项目的结题情况，评估实际的阴性结果产出率。过低的阴性结果产出率可能恰恰意味着选题过于保守，抑制原始创新。其二，在评审指标中引入“阴性结果价值评估”，要求评审专家考量项目未达预期时，能否暴露关键未知问题、界定重要理论边界或产生高质量、可复用的阴性结果数据。其三，设立专项资金渠道。在国家重点研发计划、国家自然科学基金中进一步扩大“非共识”“高风险”项目资助的总体规模。验收时侧重研究过程的严谨性和数据记录的完整性，而非过度追求阳性结果。

第二，**将项目结题验收从“数论文”“数专利”转向“科学数据资产评估”**。应当从认知和制度两个层面予以转变。在认知层面，须彻底扭转将“阴性结果”视为需要“容错”的观念，转而将其视为有价值、有意义的科学贡献。如前所述，三种类型的阴性结果均蕴含独立的科学价值，将其视为“容错”对象，本身就偏离了科学研究的正常规律。在制度层面，凡国家资助项目的结题报告应强制要求数据汇交，并将阴性结果数据完整性、元数据规范性、预注册实验执行情况等作为核心验收指标。这些指标应成为项目评价和后续资助决策的重要依据。

第三，**将阴性结果数据贡献纳入“破四唯”“立新标”的人才评价改革**。长期以来，我国科研人才评价严重依赖以论文发表为核心的评价体系，不仅抑制了阴性结果报告，更塑造了学者应持续产出阳性成果的不合理预期。然而，真正原创性的探索很可能需要经历长期试错。一份仅体现“长期持续产出阳性成果”的学术履历，反而可能折射出该研究者选题保守、回避风险或选择性报告的倾向。新的评价体系应综合考察学者的全部学术产出，包括其汇交的阴性结果数据集、开展的复现研究等。国际上，荷兰政府推动的“认可与奖励计划”（Recognition

& Rewards) 改革已将阴性结果数据共享、数据汇交等贡献正式纳入高校教师的职称评审与绩效考核体系,实现了从单一论文计量向多元化学术贡献评价的转变。我国可将阴性结果数据的被复用次数、下载频次、支撑后续发现等指标,纳入科研人员的评价体系,使阴性结果数据成果与论文发表并重,从根源上扭转阴性结果数据无价值的错误导向。

3.3 技术赋能: 构建数据-模型双向赋能的智能循环

源头供给解决了“数据从哪里来”的问题,多元激励解决了“谁愿意提供数据”的问题,而技术赋能则回应“如何让数据高效转化为 AI4S 的生产力”这一最终环节。如前所述,阴性结果数据在提升模型性能、减少资源浪费、促进科研诚信三个维度均具有关键价值,但这些价值的实现高度依赖人工智能技术的支撑。应从数据转化、智能闭环和诚信监督三个层面构建系统性的技术赋能方案。

第一, **构建面向存量阴性结果数据的智能化提取机制**。长期以来,我国科研人员手中积累了大量非结构化的阴性结果数据,如实验记录、未发表的阴性结果论文等,这些数据难以被 AI 科学模型有效利用。大语言模型的突破为解决这一问题提供了前所未有的技术路径。应依托自然语言处理与多模态识别技术,开发面向特定学科(如生命科学、材料科学)的自动化数据抽取工具,将实验记录、未发表论文中的阴性结果转化为结构化、可计算的标准化数据。同时,建立阴性结果数据的质量分级与可信度标注机制,对数据的实验条件完整性、操作规范性进行自动评估,为后续 AI 训练提供质量可控的数据资源。

第二, **构建面向 AI4S 的阴性结果数据智能再生产闭环**。阴性结果数据的核心价值在于为 AI 模型划定理论边界、提供负向训练样本。应在国家级科学数据平台中嵌入智能分析模块,实现新汇交阴性结果数据与既有知识库的自动比对与关联挖掘。当研究者提交新的研究方案时,系统可自动检索相关的阴性结果历史数据,提示可能导致失败的实验条件或已被证伪的假设路径。同时,利用机器学习算法对海量阴性结果数据进行模式识别,发现隐藏的失败规律或条件依赖关系,反向指导实验设计,形成“数据产生—智能分析—实验改进”的迭代闭环。

第三, **开发基于阴性结果数据的科研诚信智能评估工具**。如前文所述,系统性利用阴性结果数据能通过威慑机制促进科研诚信。这一愿景的落地需要具体的技术工具支撑。应开发两类智能系统:一是预注册一致性核验系统,利用自然语言处理技术自动核验研究者预注册的分析计划与最终发表论文之间的一致性,高效识别弹性分析或事后假设等行为。二是可重复性评估系统,推广如 RepLinks 等复现链接系统,在国家科研平台聚合全领域的复现尝试记录,形成公开透明的科研证据链条,从技术层面遏制出版偏倚和学术不端行为。

参考文献

- [1] 梁正,田贵平,孙磊华.科研范式变革何以促进国际科技合作?[J/OL].科学学研究,1-18[2026-01-18]. Liang Zheng, Tian Guiping, Sun Leihua. How does the paradigm shift in scientific research promote international collaboration? [J/OL]. Studies in Science of Science, 1-18 [2026-01-18].
- [2] 李国杰. 智能化科研 (AI4R) : 第五科研范式 [J]. 中国科学院院刊,2024,39(01):1-9.Li Guojie. AI for Research (AI4R): The Fifth Scientific Paradigm [J]. Bulletin of Chinese Academy of Sciences, 2024, 39(01): 1-9.
- [3] Popper K. The logic of scientific discovery[M]. Routledge, 2005.
- [4] Kuhn T S. The structure of scientific revolutions[M]. 4th ed. Chicago: University of Chicago Press, 2012.
- [5] 赵竹青.我国科技论文多项关键指标持续领跑[N].人民日报, 2025-10-31.Zhao Zhuying. Multiple key indicators of China's scientific papers continue to lead [N]. People's Daily, 2025-10-31.
- [6] 胡志坚.AI4S: 重塑科学发现的新范式[J].科学学研究,2026,44(01):1-2.Hu Zhijian. AI4S: A new paradigm reshaping scientific discovery [J]. Studies in Science of Science, 2026, 44(01): 1-2.
- [7] 苏靖.大数据时代加强科学数据管理的思考与对策[J].中国软科学,2022,(09):50-54.Su Jing. Thoughts and countermeasures on strengthening scientific data management in the era of big data [J]. China Soft Science, 2022, (09): 50-54.
- [8] 王卷乐,王明明,石蕾,等.科学数据管理态势及其对我国地球科学领域的启示[J].地球科学进展,2019,34(03):306-315.Wang Juanle, Wang Mingming, Shi Lei, et al. The situation of scientific data management and its implications for the field of earth sciences in China [J]. Advances in Earth Science, 2019, 34(03): 306-315.
- [9] 高瑜蔚,胡良霖,朱艳华,等.国家基础学科公共科学数据中心建设与发展实践[J].科学通报,2024,69(24):3578-3588.Gao Yuwei, Hu Lianglin, Zhu Yanhua, et al. Construction and development practice of the National Basic Discipline Public Science Data Center [J]. Chinese Science Bulletin, 2024, 69(24): 3578-3588.
- [10] Fanelli D. Negative results are disappearing from most disciplines and countries. Scientometrics. 2012;90:891 – 904.
- [11] Sterling T D. Publication decisions and their possible effects on inferences drawn from tests of significance-or vice versa[J]. Journal of the American statistical association, 1959, 54(285): 30-34.

- [12]Easterbrook P J, Gopalan R, Berlin J A, et al. Publication bias in clinical research[J]. The Lancet, 1991, 337(8746): 867-872.
- [13]Chan A W, Hróbjartsson A, Haahr M T, et al. Empirical evidence for selective reporting of outcomes in randomized trials: comparison of protocols to published articles[J]. Jama, 2004, 291(20): 2457-2465.
- [14]Springer Nature. The state of null results: Insights from 11,000 researchers on negative or inconclusive results [R/OL]. 2025-07. <https://stories.springernature.com/the-state-of-null-results-white-paper/index.html>
- [15]李晓萌,赵英弘,郝红全,等.基础研究原始创新的政策探索: 从非共识创新到原创探索计划 [J]. 中国科学基金, 2024,38(02):320-327.Li Xiaomeng, Zhao Yinghong, Hao Hongquan, et al. Policy exploration of original innovation in basic research: from non-consensus innovation to original exploration program [J]. Bulletin of National Natural Science Foundation of China, 2024, 38(02): 320-327.
- [16]Robinson J, Chuang C Y, Sra S, et al. Contrastive learning with hard negative samples[C]//International Conference on Learning Representations (ICLR). 2021.
- [17]Raccuglia P, Elbert K C, Adler P D F, et al. Machine-learning-assisted materials discovery using failed experiments[J]. Nature, 2016, 533(7601): 73-76.
- [18]Toniato A, Vaucher A C, Laino T, et al. Negative chemical data boosts language models in reaction outcome prediction[J]. Science Advances, 2025, 11(24): eadt5578.
- [19]Kozłowski M C. On the topic of substrate scope[J]. Organic Letters, 2022, 24(40): 7247-7249.
- [20]Chalmers I, Glasziou P. Avoidable waste in the production and reporting of research evidence[J]. The Lancet, 2009, 374(9683): 86-89.
- [21]Bowers E C, Stephenson J, Furlong M, et al. Scope and financial impact of unpublished data and unused samples among US academic and government researchers[J]. iScience, 2023, 26(7).
- [22]Vorland C J, Brown A W, Kilicoglu H, et al. Publication of results of registered trials with published study protocols, 2011-2022[J]. JAMA network open, 2024, 7(1): e2350688-e2350688.
- [23]Krzyzanowska M K, Pintilie M, Tannock I F. Factors associated with failure to publish large randomized trials presented at an oncology meeting[J]. Jama, 2003, 290(4): 495-501.
- [24]Arrowsmith J. Phase II failures: 2008 – 2010[J]. Nature reviews Drug discovery,

- 2011, 10(5): 328-329.
- [25]Schooler J. Unpublished Results Hide the Decline Effect[J]. *Nature*, 2011, 470(7335): 437-437.
- [26]Pan S J, Yang Q. A survey on transfer learning[J]. *IEEE Transactions on knowledge and data engineering*, 2009, 22(10): 1345-1359.
- [27]King-Smith E. Transfer learning for a foundational chemistry model[J]. *Chemical Science*, 2024, 15(14): 5143-5151.
- [28]Baker, M. Is there a reproducibility crisis? *Nature*, v. 533, n. 7604, p. 452-454, 2016. Available from: https://www.nature.com/news/polopoly_fs/1.19970!/menu/main/topColumns/topLeftColumn/pdf/533452a.pdf. Cited: Dec. 10, 2019.
- [29]Sylvain Lesné, Who Found Aβ*56, Accused of Image Manipulation[EB/OL]. (2022-07-22)[2026-01-26]. <https://www.alzforum.org/news/community-news/sylvain-lesne-who-found-av56-accused-image-manipulation>
- [30]Hartshorne J K, Schachner A. Tracking replicability as a method of post-publication open evaluation[J]. *Frontiers in Computational Neuroscience*, 2012, 6: 8.

Value and Realization Mechanism of Negative Result Data in the Context of AI4S

Dai Zhizai¹, Liu Rui², Cai Kui³

(1. Law School, Sichuan University, Chengdu 610000, Sichuan, China; 2. Intellectual Property Research Institute, Xiamen University, Xiamen 361005, Fujian, China; 3. Law School, Shanghai University, Shanghai 200092, China)

Abstract: Large-scale, high-quality scientific data serve as the foundational cornerstone of the artificial intelligence-driven scientific research paradigm (AI4S). However, as a crucial component of scientific data, the unique value of negative results data within the AI4S framework has yet to be thoroughly explored, and their systematic collection and utilization remain absent in practice. This paper systematically examines the distinctive value of negative results data for AI4S from

three dimensions—technological, economic, and institutional—demonstrating their critical role in enhancing AI model quality, reducing waste in research and development resources, and promoting scientific integrity. Based on this analysis, the paper proposes three policy recommendations: first, to establish a data aggregation system for negative results tailored to AI4S; second, to reshape the academic evaluation mechanisms concerning negative results; and third, to foster an intelligent cycle of bidirectional empowerment between data and models. These recommendations aim to construct a mechanism for realizing the value of negative results data, encompassing "source supply — diverse incentives — technological empowerment," thereby providing both theoretical and practical references for the development of China's AI4S strategy and its data infrastructure.

Keywords: negative result data; AI for Science (AI4S); publication bias; scientific data management; research integrity

长摘要:

Long Abstract

Artificial Intelligence for Science (AI4S) has become a strategic high ground in global scientific and technological competition. In August 2025, the State Council of China issued the "Opinions on Deepening the Implementation of the 'AI+' Action", ranking "AI+" in science and technology as the top priority action. In November 2025, the United States launched a national AI for Science program known as the "Genesis Project", systematically integrating computing power, algorithms, and scientific data resources to consolidate its leading position in global science and technology competition. The strategic deployments of China and the United States indicate that AI4S is becoming a new focal point of great-power competition in science and technology. Building a large-scale, high-quality, and comprehensive scientific data system has become the decisive foundation for the successful implementation of AI4S.

However, as an important component of scientific data, the unique value of negative results data in the AI4S paradigm has not yet been fully recognized, nor has

it been systematically collected and utilized in practice. Although existing studies have made valuable explorations into scientific data governance in the context of AI4S, they have not systematically analyzed the value of negative results data and the mechanisms for realizing it. This paper systematically examines the unique value of negative results data for AI4S from three dimensions—technological, economic, and institutional—and demonstrates their key roles in improving AI model performance, reducing R&D resource waste, and promoting research integrity.

First, negative results data are a critical component for improving the performance of AI scientific models. The basic principles of machine learning indicate that a model's discriminative ability depends on how accurately the training data delineate the decision boundary. Models trained solely on positive results data (positive samples) can learn "under what conditions an experiment will succeed," but cannot accurately determine "under what conditions an experiment will inevitably fail." This leads to overfitting in regions where positive samples are sparse, resulting in unreliable predictions for unknown data. Negative results data precisely fill this critical gap: they mark the boundaries of scientific laws, help AI models distinguish known feasible regions from known infeasible regions, and significantly reduce the risk of misjudgment in unknown regions.

Second, disclosing and utilizing negative results data can reduce the waste of R&D resources. On the one hand, this approach converts individual trial-and-error costs into public knowledge, avoiding repeated exploration of known ineffective solutions. On the other hand, it can correct the directional bias caused by publication bias, preventing subsequent research from continually investing significant resources on an unreliable foundation. More importantly, in the AI4S context, systematically collecting and utilizing negative results data can overcome the limitations of traditional research models—where negative results are difficult to discover, retrieve, and reuse across contexts—thereby amplifying resource-saving effects in multiple dimensions.

Third, systematically collecting and utilizing negative results data can promote research integrity through the dual mechanisms of "deterrence" and "incentives,"

providing a feasible path to addressing the "reproducibility crisis" in scientific research. On the one hand, combining negative results data with AI models can significantly increase the probability of detecting research misconduct, creating a strong deterrent. On the other hand, recognizing the value of negative results can reshape researchers' incentive structure for reporting negative results, encouraging them to disclose such results proactively.

In response to the triple dilemma facing negative results data in China—insufficient institutional supply, distorted incentives from the evaluation system, and efficiency bottlenecks in technical infrastructure—this paper proposes systematic countermeasures from three levels: source supply, multi-dimensional incentives, and technological empowerment. At the source supply level, an institutionalized data submission system independent of journal publication is constructed by clarifying the legal status of negative results data and the obligation to submit them, implementing full-lifecycle data management plans and pre-registration systems, and building a national submission platform with replication linkage systems. At the multi-dimensional incentive level, the evaluation logic centered on scientific exploration value is reshaped by recalibrating the risk preferences of research funding, shifting project acceptance toward scientific data asset assessment, and incorporating negative results data contributions into talent evaluation reforms aimed at "breaking the four onlys" and "establishing new criteria." At the technological empowerment level, the technical pathway for efficiently converting data into AI4S productivity is established by constructing intelligent extraction mechanisms for existing negative results data, forming a closed loop of intelligent re-production empowered by bidirectional data-model interactions, and developing intelligent research integrity assessment tools based on negative results data.