文章编号:1003 - 2053(2026)04 - 0701 - 12

人工智能赋能科学研究如何提升成果应用价值

何子豪[1,2],鲁 晓[1,2]

(1. 中国科学院科技战略咨询研究院,北京 100190; 2. 中国科学院大学公共政策与管理学院,北京 100049)

摘 要:本研究聚焦材料科学的二维材料领域,构建二维材料领域论文摘要语料库,考察论文摘要内容中体现的技术应用可能性,并运用多元线性回归模型检验人工智能赋能科学研究如何影响成果的技术应用价值。通过中介效应分析发现,人工智能赋能科学研究能够提升研究效率,更好地聚焦技术需求,体现应用导向,进而提升成果的技术应用价值,揭示了人工智能技术对于成果应用价值的提升路径。通过调节效应分析发现,人工智能技术的成熟度,对其赋能科学研究产生的技术应用价值具有正向调节作用,但是研究者的学术影响力与个人经验,对人工智能赋能科学研究带来的技术应用价值并未产生显著影响。

关键词:人工智能赋能科学研究;二维材料;技术应用价值

中图分类号:G301 **文献标识码**:A

科学研究、技术开发、以及技术和产品的应用,构成创新链的不同环节。科学研究成果如何有效应用于技术创新,是解决创新链有机衔接,促进产学研融合的关键问题。科学研究的成果通常以论文为载体,阐述理论方法、实验数据和科学发现,为后续的技术创新活动提供机理性的知识基础[1]。本文构建论文数据库,并采用论文摘要语义分析的方法,以理解并评估论文成果中所蕴含的技术应用潜力[2,3]。在人工智能赋能科学研究的趋势下,科研范式发生重大变革,人工智能技术因其在数据处理、模式识别和计算预测等方面的突出能力,正日益成为科研的有力辅助工具[4,5],能够辅助科研人员进行更高效、更深入的研究探索,有望提升相关研究的技术相关性与应用潜力[4,6]。因此,本文关注人工智能技术在多大程度上影响了论文所体现出的技术应用潜力,其具体作用机制如何,这种影响是否会因研究者或技术本身的特性而有所不同。对于这些问题,尚需严谨的实证分析来提供答案。

在二维材料领域,人工智能赋能科学研究的趋势明显[7],本研究构建二维材料领域论文摘要语料库,考察论文摘要内容中体现的技术应用可能性,即论文的技术应用价值,并运用多元线性回归模型检验人工智能赋能科学研究是否能够提升论文的技术应用价值。在方法层面,本研究参考已有研究,采用检索方法识别论文摘要是否出现人工智能相关关键词,以此判断论文是否使用了人工智能技术,属于人工智能赋能的科学研究[8]。本研究提出“技术应用价值”来衡量成果在技术工程方面的应用潜力。需要强调的是,本文对于该概念的测度主要聚焦于论文内容本身体现的技术应用可能性,而非衡量其实际发生的技术应用或商业化效果。为测度论文的技术应用价值,利用语义分析的方法,衡量论文摘要中各主题词的技术应用倾向,并整合该论文所含全部主题词的倾向得分,计算得到该论文的技术应用价值[9]。

1 文献综述

1.1 人工智能赋能科学研究的影响及其路径

人工智能赋能科学研究,能够嵌入假设提出、计算预测、实验验证等科研全过程,有望显著提升成果的技术应用价值。这种赋能效果主要通过两条关键路径,即提升研究效率和聚焦技术目标。其一,人工智能技术提升研究效率,使得以往耗时、昂贵或根本无法完成的探索成为可能。一方面,人工智能技术通过高通量虚拟筛选、智能实验设计等方式,能够显

收稿日期:2025 - 03 - 05;**修回日期**:2025 - 05 - 09

基金项目:国家自然科学基金委政策局软课题(L2424113);国家社会科学基金重大项目(23&ZD149)

作者简介:何子豪(2001 -),男,博士研究生。鲁晓(1985 -),女,研究员、博士生导师,通讯作者,E - mail:luxiao@ casisd. cn。

著减少在低潜力方向上的资源浪费。例如,人工智能驱动的模拟计算可以快速评估大量候选材料或药物分子的初步可行性,将宝贵的、成本高昂的实验资源集中投入到那些经人工智能初步验证、具有更高成功概率和潜在技术应用价值的目标上,从而提高了产生高技术应用价值成果的"命中率"[6,19]。另一方面,人工智能驱动的自动化实验平台能够加速对这些计算预测结果的实验验证,高效地将最具技术应用价值的设想从理论转化为初步的、可行的实体或方案。如 A - Lab 平台在短时间内成功合成多种计算预测的新材料,正是这种人工智能加速验证能力的体现。这种从加速筛选到智能预测再到快速验证的整合与闭环,系统性地加速研究过程,提升研究效率,使得最终成果更有可能具备技术应用价值[20]。其二,人工智能技术增强了科研活动锚定技术目标的能力,从而提升成果的技术应用价值。一方面,人工智能能够基于特定的技术需求进行"目标驱动"的设计与优化。例如,微软的 MatterGen 能够基于性能需求"逆向设计"材料结构[14]。另一方面,人工智能技术能够帮助评估成果在目标应用环境的表现。例如,在药物研发中,人工智能系统可以模拟药物在虚拟生物系统中的目标表现(如疗效与副作用)[4,22]。美国食品药品监督管理局(FDA)近期认同了人工智能系统的"虚拟验证"能力,计划逐步取消单克隆抗体及其他药物的动物实验要求,转而使用包括人工智能计算模型在内的新技术评估药品有效性[23]。人工智能技术通过强化早期应用效果评估,将技术目标的考量更深入、更前置地融入科研过程,从而提升成果的技术应用价值。

综上所述,本研究提出以下假设。

H1:人工智能赋能科学研究能够显著提升成果的技术应用价值。

H1a:人工智能赋能科学研究能够提升研究效率,进而提升成果的技术应用价值。

H1b:人工智能赋能科学研究能够聚焦技术目标,进而提升成果的技术应用价值。

1.2 人工智能赋能科学研究的调节效应

人工智能与研究者的能力并非简单的替代关系,而更体现为一种互补关系[24]。已有研究发现,研究者的学术影响力与个人经验会影响到人工智能赋能科学研究的效果[25]。人工智能输出结果的可解释性较差,往往需要具备深厚领域知识和丰富研究经验的研究者进行判断、筛选和验证,才能转化为严谨、清晰且具有高价值的成果[26]。经验丰富、影响力较高的研究者,凭借其专业判断力,能更有效地解读人工智能结果[27],从而更好地发挥人工智能在提升研究效率、聚焦技术目标方面的优势,放大人工智能赋能科学研究的作用。由此,本研究提出以下假设。

H2:研究者的学术影响力与个人经验,对人工智能赋能科学研究产生的技术应用价值具有正向调节作用。

人工智能的技术成熟度,能够提升其赋能科学研究的作用。在技术发展的初期阶段,人工智能算法稳定性、数据处理能力和模型泛化能力等方面的局限性,制约其深度赋能科研活动的能力,难以显著提升研究效率或聚焦技术目标,从而限制其赋能科学研究[28]。随着智能算法的迭代优化、高质量数据集的积累,以及计算能力的指数级增长,人工智能技术的成熟度不断提高,其赋能科学研究的效果也愈发显著[4,29]。同时,人工智能技术的影响不再局限于单一技术的赋能影响,而是与智能机器人、高性能计算、混合云计算等技术深度融合、协同工作,产生"1 + 1 > 2"的倍增效应,能够更系统性地提升研究效率、聚焦技术目标,从而放大人工智能对成果的技术应用价值的提升效果[30,31]。由此,本研究提出以下假设。

H3:人工智能技术的成熟度,对其赋能科学研究产生的技术应用价值具有正向调节作用。

1.3 相关测度方法研究

随着论文数量呈指数级增长,通过专家讨论评估论文价值的定性方法难以全面覆盖各类研究领域[10]。为解决这一问题,学术界提出一系列定量指标对论文成果进行评估,包括被引数量、新颖性指数、颠覆性指数、应用潜力等[11-14]。其中,通过自然语言处理技术定量评估论文,以判断其更偏向于基础研究还是应用研究,进而评估论文的应用潜力,成为重要研究方向之一。自然语言处理技术在评估论文应用潜力方面已经历了多阶段的发展。早期的方法常依赖于预定义的关键词词典或分类体系。研究者通过统计论文中与"基础研究类""应用研究类"相关的词汇出现频率,来对论文进行分类或打分[15]。这类方法直观易行,但其效果高度依赖于预定义词典的完备性、准确性,且难以充分捕捉复杂的语义信息[9]。随后,机器学习技术被广泛引入,显著提升了自动化处理和分析能力。研究者利用

Term Frequency – Inverse Document Frequency(TF – IDF)等捕捉更加复杂、精准的文本特征,在此基础上训练支持向量机(Support Vector Machine)等分类模型,将论文自动归入预设的研究阶段类别(例如基础研究、应用研究等)[16,17]。这类方法在处理大规模数据集和实现自动化分类方面表现出色,通常能达到较高的准确率。然而,它们往往需要大量的已标注数据进行监督学习,并且输出结果多为离散的类别标签,难以精细地刻画论文在“基础研究”到“应用研究”这一创新链上的具体位置。

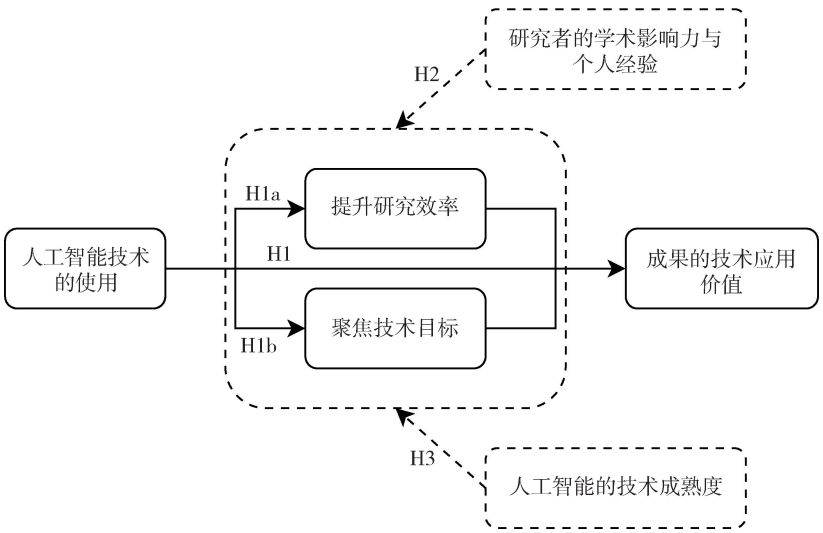

图 1　理论分析框架

Figure 1　Theoretical analysis framework

为了克服离散分类的局限性并捕捉更深层次的语义信息,语义向量表征方法逐渐广泛应用。该方法能够将词语映射到高维向量空间中,使得语义相近的词语在空间中距离更近。在此基础上,研究者可以通过识别“基础研究”和“应用研究”两类主题词,在语义向量空间中定义一个反映从“基础研究”到“应用研究”的方向轴。通过计算论文的主题词向量在该方向轴上的投影或相似度,可以得到一个连续的量化得分,从而更精确地衡量论文内容在“基础研究”到“应用研究”这一创新链上的相对位置[9,18]。本研究假设内容更偏“应用研究”的论文具有更强的技术应用可能性,并以此衡量其技术应用价值。

2　数据与方法

2.1　数据集

科研成果通常以论文为载体,本研究以论文为基本分析单元构建实证数据集。利用 Scopus 数据库进行论文检索,检索式为(“2D material” OR “graphene” OR “molybdenum disulfide” OR “MoS2” OR “black phosphorus” OR “transition metal dichalcogenides” OR “TMDC”)。通过执行该检索策略,共获得 2006 年至 2024 年发表的 299940 篇论文,包括每篇论文的题目、摘要、作者信息、发表年份及被引用次数等数据。

2.2　研究方法

(1)论文的技术应用价值的测度方法

在论文的技术应用价值测度上,本研究借鉴 Topic – Aware Level Score(TALS)指标建构框架[9],并在主题词分类部分进行改进。整体流程见图 2。

首先,本研究采用潜在狄利克雷分配(Latent Dirichlet Allocation,LDA)主题模型,对包含 299940 篇论文的数据集中的摘要文本进行分析,提炼出二维材料领域的主题词。通过分析 LDA 一致性曲线(如图 3 所示),本研究确定 LDA 最优主题数量为 12,设置每个主题提取 500 个词,经过去重处理后,最终得到 3649 个主题词。

其次,本研究引入大语言模型进行主题词分类。具体而言,为区分主题词所表征的“基础研究”与“技术工程”属性,本研究利用大语言模型的深度语义理解能力,将相关关键词设计为提示工程的示例,通过 API 接口分别调用 ChatGPT 4o 和 DeepSeek V3 两款先进的大语言模型[32],对 3649 个主题词执行

分类任务,划分为“基础研究类”“技术工程类”或“模糊中立类”。为确保分类结果的稳健性,本研究采用交叉验证策略,仅当两个大语言模型对同一主题词的分类结果完全一致,即同时归类为“基础研究类”或同时归类为“技术工程类”,该分类结果才被采纳,否则将其归类为“模糊中立类”。

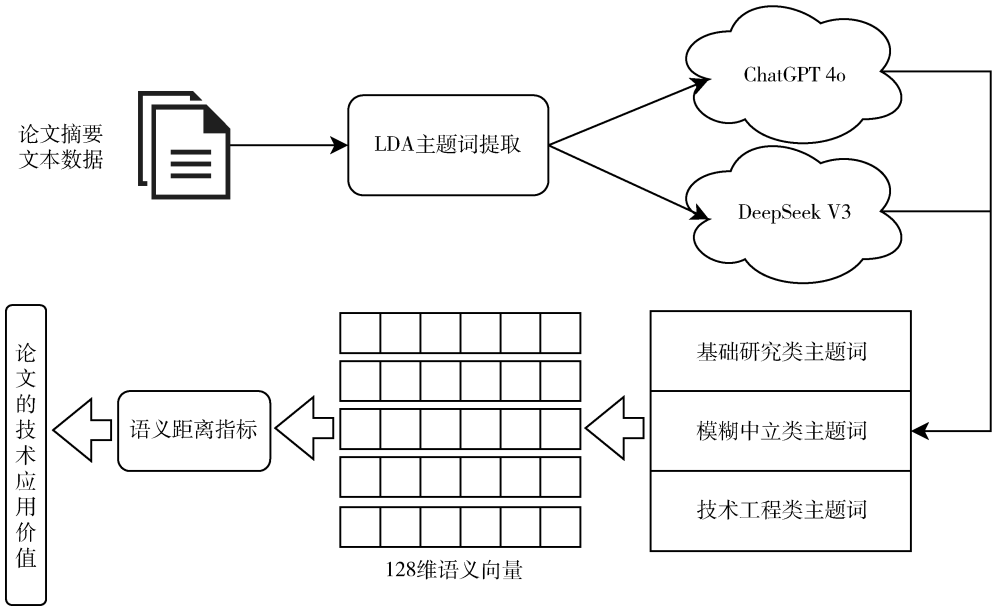

图 2 论文的技术应用价值测度流程示意图

Figure 2 Measurement workflow for the technological application value of papers

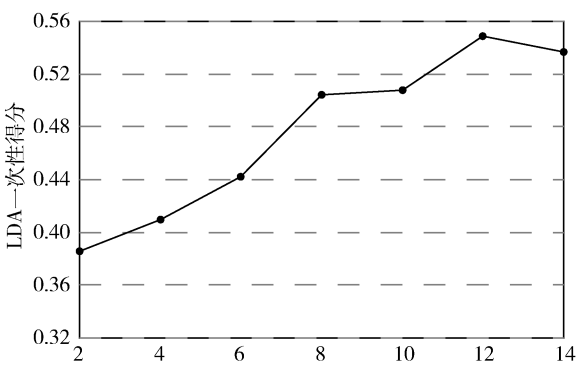

图 3 LDA 一致性曲线

Figure 3 LDA consistency curve

最后,本研究计算各主题词的技术应用倾向以及每篇论文的技术应用价值得分。具体来说,使用 Node2Vec 技术,将每个主题词转化为 128 维的语义向量。随后,分别计算“基础研究类”主题词向量的质心与“技术工程类”主题词向量的质心,并定义从“基础研究类”向量质心指向“技术工程类”向量质心的向量,作为衡量技术应用倾向的方向向量。对于每篇论文,计算该论文摘要中出现的所有主题词向量与上述方向向量的平均余弦相似度。该平均相似度即被视为该论文的技术应用价值的量化指标。

(2)自变量、中介变量的测度方法

论文是否使用人工智能技术作为自变量。具体而言,本文采用 Yang 等人的研究所构建的人工智能主题词列表[8],对本研究数据集中的每篇论文摘要进行检索,以此判断论文是否使用了人工智能技术,属于人工智能赋能的科学研究。

将假设 1a、1b 中的“提升研究效率”和“聚焦技术目标”作为中介变量,借鉴 Ul Haq 等人的研究,采用基于文本相似度的方法[33]。首先,提取每篇论文的摘要文本,并利用 TF - IDF 技术将其转化为向量。其次,基于理论分析,分别构建代表“提升研究效率”“聚焦技术目标”的特征句:“Improving research efficiency through accelerated screening, intelligent prediction, and rapid validation”,以及“Conducting target - driven design and performance optimization for specific application needs, and evaluating their performance”,并使用 TF - IDF 进行向量化处理。最后,计算每篇论文摘要的 TF - IDF 向量与相应特征句向量之间的余弦相似度,作为两个中介变量的量化指标。

(3)回归模型和变量

本研究采用多元线性回归模型,检验人工智能

赋能科学研究对论文的技术应用价值的影响,核心回归模型见公式(1)。

其中,下标 i 代表论文;为因变量,代表论文的技术应用价值;为自变量,代表该论文是否使用人工智能技术,属于人工智能赋能的科学研究;是一组控制变量;为随机误差项。本研究使用的因变量、自变量、中介变量、控制变量的说明、计算方法和符号表示如表 1 所示。

表 1　变量情况

Table 1　Variable descriptions

类型	变量	说明和计算方式	符号
因变量	技术应用价值	论文的技术应用可能性	value
自变量	是否使用人工智能技术	论文是否使用人工智能技术[8],属于人工智能赋能的科学研究	is_used_ai
中介变量	提升研究效率	论文内容体现的研究效率水平	effi
	聚焦技术目标	论文内容面向技术应用目标的程度	goal
控制变量	团队规模	研究团队的作者数量[14]	team_size
	国际合作	论文是否属于跨国合作成果	inter_col
	发表年份	论文发表的具体年份	ln_year
	参考文献数量	论文引用的参考文献数量	ln_refcou
	作者 H 指数	团队中各位作者的最高 H 指数[34]	ln_hindex
	研究热度	测度论文研究主题的热度	ln_tophe
	文献被引数量	测度论文的学术影响力[35]	ln_citedby

3　结果与分析

3.1　描述性统计

表 2 展示各变量的描述性统计结果。为避免多重共线性问题可能带来的估计偏差,本研究对各变量进行方差膨胀因子(Variance Inflation Factor, VIF)检验。检验结果如表 3 所示,所有变量的 VIF 值均远低于常用的警戒阈值(一般设定为 10),表明本回归模型不存在严重的多重共线性问题[36]。

表 2　各变量描述性统计

Table 2　Descriptive statistics of variables

Variables	Obs.	Mean	Std.	Min	Max
value	299940	0.0179	0.0462	-0.2431	0.3185
is_used_ai	299940	0.0557	0.2294	0.0000	1.0000
effi	299940	0.0049	0.0120	0.0000	0.3364
goal	299940	0.0150	0.0274	0.0000	0.2648
team_size	299940	5.6046	3.0334	1.0000	137.0000
inter_col	299940	0.2445	0.4298	0.0000	1.0000
ln_year	299940	7.6105	0.0019	7.6044	7.6133
ln_refcou	299940	3.7327	0.6610	0.6931	8.4863
ln_hindex	299940	1.4580	1.1003	0.0000	4.8040
ln_tophe	299940	7.1319	0.5062	2.7724	9.9076
ln_citedby	299940	2.6119	1.5336	0.0000	10.6114

3.2　主效应和中介效应回归结果

主效应和中介效应回归结果如表 4 所示。其中,模型(1)未纳入中介变量;模型(2)(3)(4)纳入中介变量。整体结果来看,4 个模型均通过 F 检验,

可认为模型在统计上有效。

在主效应检验上,自变量在各个模型中的系数显著为正,表明在二维材料领域,人工智能赋能科学研究能够显著提升论文的技术应用价值,假设 H1 得到支持。在控制变量的回归结果上,文献被引数量、研究热度、团队规模以及发表年份的系数均显著为正,说明这些因素对论文的技术应用价值存在正向影响,需要进行控制。国际合作变量的系数显著为负,这表明在二维材料领域,涉及国际合作的研究更侧重于基础研究探索[37]。

表 3 各变量多重共线性检验结果

Table 3 Results of multicollinearity test

Variables	ln_citedby	ln_year	ln_refcou	team_size	ln_hindex	inter_col
VIF	1.63	1.56	1.41	1.21	1.12	1.10
1/VIF	0.6145	0.6423	0.7091	0.8259	0.8916	0.9070
Variables	goal	ln_tophe	effi	is_used_ai	Mean VIF	
VIF	1.05	1.04	1.02	1.01	1.21	
1/VIF	0.9562	0.9645	0.9773	0.9900		

表 4 主效应和中介效应检验结果

Table 4 Main effect and mediation effect test results

Variables	模型(1)	模型(2)	模型(3)	模型(4)
is_used_ai	0.0147***	0.0141***	0.0143***	0.0137***
	(0.0003)	(0.0003)	(0.0003)	(0.0003)
effi		0.2276***		0.2263***
		(0.0075)		(0.0074)
goal			0.2168***	0.2165***
			(0.0035)	(0.0034)
ln_citedby	0.0023***	0.0023***	0.0030***	0.0030***
	(0.0001)	(0.0001)	(0.0001)	(0.0001)
ln_tophe	0.0075***	0.0077***	0.0066***	0.0069***
	(0.0002)	(0.0002)	(0.0002)	(0.0002)
team_size	0.0005***	0.0005***	0.0005***	0.0005***
	(0.0000)	(0.0000)	(0.0000)	(0.0000)
interl_col	-0.0060***	-0.0059***	-0.0059***	-0.0058***
	(0.0002)	(0.0002)	(0.0002)	(0.0002)
ln_year	3.8208***	3.6903***	4.0261***	3.8961***
	(0.0570)	(0.0571)	(0.0567)	(0.0568)
ln_refcou	-0.0050***	-0.0053***	-0.0045***	-0.0048***
	(0.0002)	(0.0002)	(0.0002)	(0.0002)
ln_hindex	0.0002*	0.0002***	0.0002***	0.0003***
	(0.0001)	(0.0001)	(0.0001)	(0.0001)
Constant	-29.1034***	-28.1122***	-30.6670***	-29.6795***
	(0.4336)	(0.4344)	(0.4313)	(0.4319)
Observations	299940	299940	299940	299940
F 值	1278***	1243***	1626***	1571***
R - squared	0.0357	0.0391	0.0515	0.0549
Controls	YES	YES	YES	YES

注:* $p<0.1$, ** $p<0.05$, *** $p<0.01$。

在中介效应检验上,本研究首先考察两个中介变量对因变量的直接影响。模型(2)(3)(4)的回归结果显示,这两个中介变量的系数均显著为正,表明它们与因变量存在显著的正向关联,满足中介效应存在的基本前提条件。随后,本研究采用 Bootstrap 程序,重复抽样 1000 次,进一步检验完整的中介效应[38]。检验结果见表 5,其中,_bs_1 代表通过提升研究效率产生的中介效应,_bs_2 代表通过聚焦技术目标产生的中介效应,_bs_3 则为两者总的中介效应。结果显示,三者的 95% 置信区间均不包含 0,且检验结果显著。这表明,人工智能赋能科学研究能够提升研究效率,更好地聚焦技术目标,进而提升论文的技术应用价值。此发现支持本研究的 H1a 和 H1b。

表 5　Bootstrap 中介效应检验结果

Table 5　Bootstrap mediation analysis results

	Observed	Bootstrap	z	P > |z|	Normal – based	
	coefficient	std. err.			[95% conf. interval]	
_bs_1	0.000551	0.0000348	15.82	0.000	0.000483	0.000619
_bs_2	0.000421	0.0000438	9.61	0.000	0.000335	0.000507
_bs_3	0.000972	0.0000569	17.08	0.000	0.000860	0.001083

3.3　调节效应回归结果

为检验研究者学术影响力与个人经验的调节效应,本研究选取作者 H 指数作为的该调节变量的代理指标[34],并构建人工智能技术使用与 H 指数的交互项(c_aihindex)。模型(5)的回归结果显示,该交互项的系数不显著。这表明,研究者的学术影响力与个人经验,对人工智能赋能科学研究产生的技术应用价值不具有调节作用,H2 未得到实证支持。结合已有研究提出的人工智能技术可能加剧论文产出马太效应的结论,本研究提供了关于人工智能技术对论文产出影响的补充视角[39]。尽管人工智能技术可能对不同研究者的论文产出数量产生差异化影响,但并未对论文的技术应用价值产生显著影响。

为检验人工智能技术成熟度的调节效应,本研究假定论文中所用人工智能技术的成熟度随时间推移而提高,使用论文的发表年份作为该调节变量的代理指标,并构建人工智能技术使用与发表年份的交互项(c_aiyear)。在对整个样本期(2006 年至 2024 年)进行检验时,模型(6)的交互项系数显著为正。这表明,人工智能技术成熟度发挥了显著正向调节作用,假设 H3 得到支持。人工智能技术并非线性渐进发展,而是呈现出阶段性突破的特征,特别是 2016 年前后,以 TensorFlow、PyTorch 为代表的深度学习框架及一系列关键模型的发布,显著加速了人工智能技术的发展及其在科研领域的渗透应用。本研究进一步将样本期划分为两个阶段:早期应用阶段(2006 年至 2015 年)与加速成熟阶段(2016 年至 2024 年)。此举旨在检验在不同技术发展时期,人工智能技术成熟度的调节效应是否存在差异。模型(7)选取 2016 年至 2024 年的样本,其交互项系数显著为正。模型(8)选取 2006 年至 2015 年的样本,其交互项系数显著为负。这表明,在人工智能技术加速成熟阶段,随着年份的推移,人工智能赋能科学研究带来的技术应用价值不断提升。在人工智能技术的早期应用阶段,尽管人工智能技术也在逐年发展,但其对论文的技术应用价值的积极作用呈现逐年下降的趋势。这可能与该阶段人工智能技术应用所伴随的高昂试错成本及显著的技术不确定性有关。

为更直观地揭示研究发现,本研究通过图 4 和图 5,对 2006 年至 2024 年间论文的技术应用价值得分进行可视化呈现。图 4 以箱型图的形式,按年份分组展示论文的技术应用价值的分布情况,并明确区分“未使用人工智能技术”(标记为 0)与“使用人工智能技术”(标记为 1)的两类论文,分别作为人工智能赋能科学研究的论文组和对照组。在绝大多数年份,人工智能赋能科学研究的论文组别,其技术应用价值的中位数及整体分布水平均高于对照组别。图 5 进一步追踪两组论文的技术应用价值中位数及其差值的年度变化。其中,2016 年前各指标整体趋势不明显。但自 2016 年起,两类论文的技术应用价值中位数差值呈现出加速增长的趋势。这一观察结果与上述的统计检验结论吻合,印证了 2016 年之后,随着先进人工智能算法模型及开源生态框架的

迅猛发展,及其在二维材料领域的广泛应用,人工智能赋能科学研究带来的技术应用价值不断提升。

表 6 调节效应检验结果

Table 6 Moderating effects test results

Variables	模型(5)	模型(6)	模型(7)	模型(8)
is_used_ai	0.0147***	0.0141***	0.0122***	0.0071**
	(0.0003)	(0.0004)	(0.0005)	(0.0030)
ln_hindex (centered)	0.0002*			
	(0.0001)			
ln_year (centered)		3.7760***	3.1298***	5.7423***
		(0.0578)	(0.0991)	(0.1934)
c_aihindex	-0.0001			
	(0.0003)			
c_aiyear		1.1137***	2.7141***	-2.1595*
		(0.2089)	(0.3165)	(1.1968)
ln_citedby	0.0023***	0.0023***	0.0027***	0.0012***
	(0.0001)	(0.0001)	(0.0001)	(0.0001)
ln_tophe	0.0075***	0.0075***	0.0067***	0.0089***
	(0.0002)	(0.0002)	(0.0002)	(0.0004)
team_size	0.0005***	0.0005***	0.0003***	0.0014***
	(0.0000)	(0.0000)	(0.0000)	(0.0001)
inter_col	-0.0060***	-0.0060***	-0.0052***	-0.0086***
	(0.0002)	(0.0002)	(0.0002)	(0.0004)
ln_refcou	-0.0050***	-0.0050***	-0.0044***	-0.0063***
	(0.0002)	(0.0002)	(0.0002)	(0.0004)
ln_hindex		0.0002*	-0.0000	0.0003*
		(0.0001)	(0.0001)	(0.0002)
ln_year	3.8208***			
	(0.0570)			
Constant	-29.1032***	-0.0255***	-0.0212***	-0.0263***
	(0.4336)	(0.0015)	(0.0017)	(0.0032)
Observations	299940	299940	228866	71074
F 值	1136***	1139***	575***	352***
R - squared	0.0357	0.0358	0.0232	0.0451
Controls	YES	YES	YES	YES

注:* $p<0.1$, ** $p<0.05$, *** $p<0.01$。

4 结论与展望

本研究以论文作为成果的代表性样本,揭示了人工智能赋能科学研究对于提升成果的技术应用价值的作用。在方法层面,本研究利用大语言模型对“基础研究类”和“技术工程类”主题词进行分类,相比于普通的关键词检索方法,能够更全面地对主题词进行分类。同时,沿用已有研究做法,利用 LDA 主题模型提取二维材料领域主题词,减少对人工词典的依赖,并通过语义分析方法,对论文的技术应用价值进行度量,为理解论文的技术应用价值提供了

分析工具。

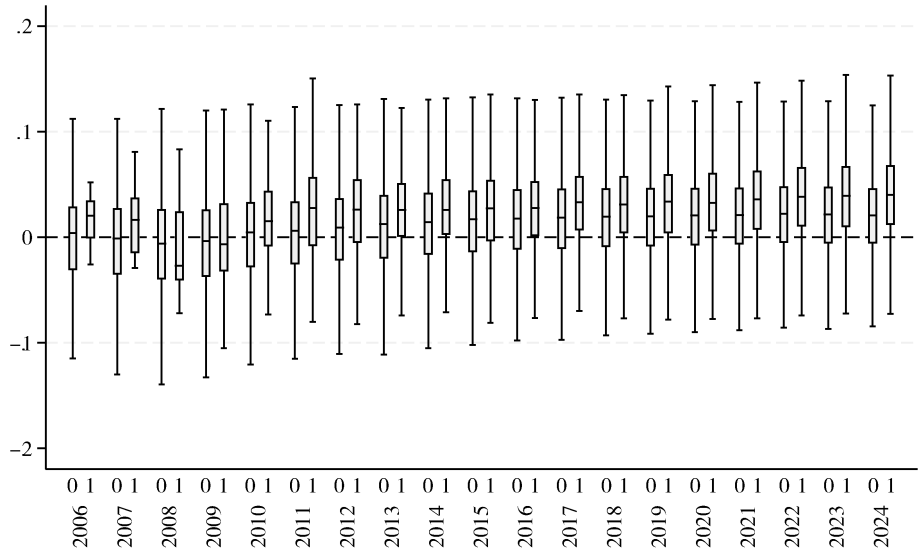

图 4　2006 年至 2024 年论文的技术应用价值箱型图

Figure 4　Box plot of research paper technological application value (2006 – 2024)

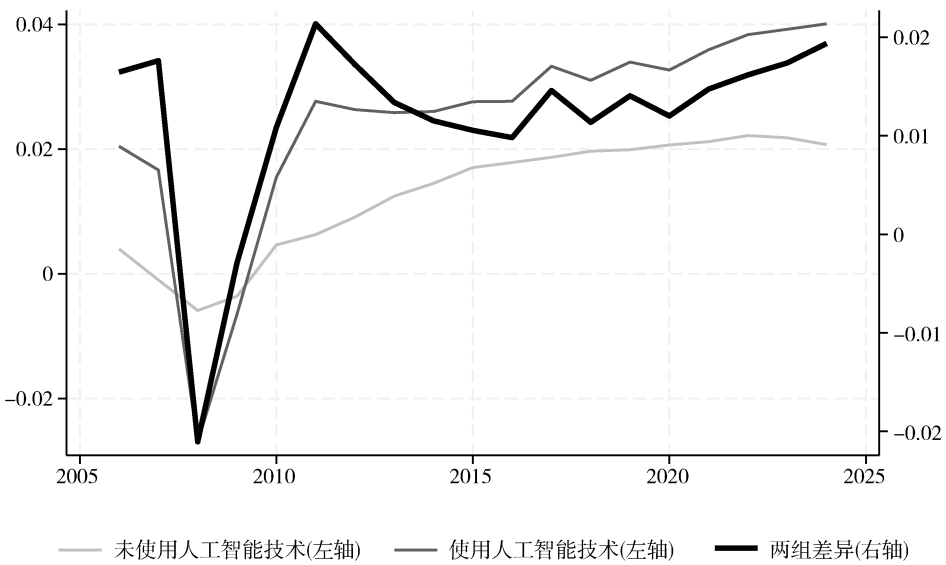

图 5　2006 年至 2024 年论文的技术应用价值趋势变化图

Figure 5　Trend of research paper technological application value (2006 – 2024)

在实证层面,本研究梳理了人工智能赋能科学研究的作用路径和调节因素,以揭示人工智能技术如何影响成果的技术应用价值。实证研究结果表明,人工智能赋能科学研究能够提升研究效率,更好地聚焦技术目标,进而提升成果的技术应用价值。人工智能技术的成熟度,整体上对其赋能科学研究产生的技术应用价值具有正向调节作用,但分阶段来看,这种调节作用是双向的。在人工智能技术加速成熟阶段,随着时间推移,其对技术应用价值的提升效应越强。这表明,先进人工智能技术的应用能带来更大的价值增益。然而,在人工智能技术早期应用阶段,情况则有所不同。随着时间推移,其对技术应用价值的提升效应呈现减弱趋势,这可能与人工智能技术在发展初期的试错成本和不确定性有关。同时,本研究并未发现研究者的学术影响力与个人经验对上述价值提升效果构成显著调节。这一发现表明,尽管人工智能差异化地影响不同研究者的产出效率,但在技术应用价值层面,这种差异化影

响尚不显著。

本研究亦存在若干局限性,未来需要进一步研究。其一,本研究构建的相关指标高度依赖自然语言处理技术。尽管借鉴了已有研究的常用做法,但这些技术在完全、精确地捕捉复杂语义方面仍面临局限性。其二,基于摘要等文本内容的指标构建方法,更多地通过论文中基础研究类主题词与技术工程类主题词的语义关联,来测度论文进行技术应用的可能性,与实际的技术应用价值存在偏差。其三,使用 H 指数作为研究者学术影响力与个人经验的代理变量是一种简化处理,可能对相关调节效应的检验结果产生影响。

参考文献:

[1] Nelson R R, Winter S G. An Evolutionary Theory of Economic Change[M]. digitally reprinted. Cambridge, Mass.: The Belknap Press of Harvard Univ. Press, 2004: 77 – 78.

[2] Allen L, Jones C, Dolby K, et al. Looking for landmarks: The role of expert review and bibliometric analysis in evaluating scientific publication outputs[J]. PloS one, 2009, 4(6): e5910.

[3] Bornmann L. What is societal impact of research and how can it be assessed? A literature survey[J]. Journal of the American Society for Information Science and Technology, 2013, 64(2): 217 – 233.

[4] Ho D. Artificial intelligence in cancer therapy[J]. Science, 2020, 367(6481): 982 – 983.

[5] Agrawal A, Gans J, Goldfarb A. Prediction Machines: The Simple Economics of Artificial Intelligence[M]. Harvard Business Press, 2018: 26 – 27.

[6] Butler K T, Davies D W, Cartwright H, et al. Machine learning for molecular and materials science[J]. Nature, 2018, 559(7715): 547 – 555.

[7] He H, Wang Y, Qi Y, et al. From prediction to design: Recent advances in machine learning for the study of 2D materials [J]. Nano Energy, 2023, 118: 108965.

[8] Yang C H. How artificial intelligence technology affects productivity and employment: Firm – level evidence from taiwan [J]. Research Policy, 2022, 51(6): 104536.

[9] Higashide N, Zhang Y, Asatani K, et al. Quantifying advances from basic research to applied research in material science[J]. Technovation, 2024, 135: 103050.

[10] Van Raan A F J. Sleeping Beauties in science[J]. Scientometrics, 2004, 59(3): 467 – 472.

[11] Narin F, Hamilton K S, Olivastro D. The increasing linkage between U. S. technology and public science [J]. Research Policy, 1997, 26(3): 317 – 330.

[12] Price D J De S. Networks of scientific papers[J]. Science, 1965, 149(3683): 510 – 515.

[13] Uzzi B, Mukherjee S, Stringer M, et al. Atypical combinations and scientific impact[J]. Science, 2013, 342(6157): 468 – 472.

[14] Wu L, Wang D, Evans J A. Large teams develop and small teams disrupt science and technology[J]. Nature, 2019, 566(7744): 378 – 382.

[15] Lewison G, Paraje G. The classification of biomedical journals by research level[J]. Scientometrics, 2004, 60(2): 145 – 157.

[16] Surkis A, Hogle J A, Diazgranados D, et al. Classifying publications from the clinical and translational science award program along the translational research spectrum: A machine learning approach[J]. Journal of Translational Medicine, 2016, 14(1): 235.

[17] Hutchins B I, Davis M T, Meseroll R A, et al. Predicting translational progress in biomedical research[J]. PLOS Biology, 2019, 17(10): e3000416.

[18] Ke Q. Identifying translational science through embeddings of controlled vocabularies[J]. Journal of the American Medical Informatics Association, 2019, 26(6): 516 – 523.

[19] Goh G B, Hodas N O, Vishnu A. Deep learning for computational chemistry[J]. Journal of Computational Chemistry, 2017, 38(16): 1291 – 1307.

[20] Szymanski N J, Rendy B, Fei Y, et al. An autonomous laboratory for the accelerated synthesis of novel materials [J]. Nature, 2023, 624(7990): 86 – 91.

[21] Wang H, Fu T, Du Y, et al. Scientific discovery in the age of artificial intelligence[J]. Nature, 2023, 620(7972): 47 – 60.

[22] 赵雨荷. 英伟达继续进军医药人工智能,携手辉瑞等投资人工智能疗法模型研发商 CytoReason[EB/OL]. https://wallstreetcn.com/articles/3719945. 2024 – 07 – 17/2025 – 04 – 18. Zhao Y H. Nvidia continues to advance into pharmaceutical AI, investing in AI therapy model developer CytoReason with Pfizer and others [EB/OL]. https://wallstreetcn.com/articles/3719945. 2024 – 07 – 17/2025 – 04 – 18.

[23] FDA. FDA Announces Plan to Phase Out Animal Testing Requirement for Monoclonal Antibodies and Other Drugs[EB/OL]. https://www.fda.gov/news – events/

press – announcements/fda – announces – plan – phase – out – animal – testing – requirement – monoclonal – antibodies – and – other – drugs. 2025 – 04 – 10/2025 – 05 – 06.

[24] Biever C. ChatGPT broke the turing test — the race is on for new ways to assess AI[J]. Nature, 2023, 619(7971): 686 – 689.

[25] Rahwan I, Cebrian M, Obradovich N, et al. Machine behaviour[J]. Nature, 2019, 568(7753): 477 – 486.

[26] Lyell D, Coiera E. Automation bias and verification complexity: A systematic review[J]. Journal of the American Medical Informatics Association, 2017, 24(2): 423 – 431.

[27] Merton R K. The matthew effect in science[J]. Science, 1968, 159(3810): 56 – 63.

[28] Buchanan B G. A (very) brief history of artificial intelligence[J]. AI Magazine, 2005, 26(4): 53.

[29] King R D, Rowland J, Oliver S G, et al. The automation of science[J]. Science, 2009, 324(5923): 85 – 89.

[30] Pyzer – Knapp E O, Pitera J W, Staar P W J, et al. Accelerating materials discovery using artificial intelligence, high performance computing and robotics[J]. npj Computational Materials, 2022, 8(1): 1 – 9.

[31] Hey T, Tansley S, Tolle K, et al. The fourth paradigm: Data – intensive scientific discovery[EB/OL]. https://www. microsoft. com/en – us/research/publication/fourth – paradigm – data – intensive – scientific – discovery/. 2009 – 10 – 01/2025 – 4 – 25.

[32] Sebök M, Máté á, Ring O, et al. Leveraging open large language models for multilingual policy topic classification: The babel machine approach[J]. Social Science Computer Review, 2025, 43(2): 295 – 317.

[33] Ul Haq I, Pifarré M, Fraca E. Novelty evaluation using sentence embedding models in open – ended cocreative problem – solving[J]. International Journal of Artificial Intelligence in Education, 2024, 34(4): 1599 – 1626.

[34] Kuckertz A, Scheu M. From chalkboard to boardroom: Unveiling the role of entrepreneurship in bolstering academic achievement among professors[J]. Journal of Business Research, 2024, 175: 114570.

[35] Ahmadpoor M, Jones B F. The dual frontier: Patented inventions and prior scientific advance[J]. Science, 2017, 357(6351): 583 – 587.

[36] Marquardt D W. Generalized inverses, ridge regression, biased linear estimation, and nonlinear estimation[J]. Technometrics, 1970, 12(3): 591 – 612.

[37] Sherif M, Abrar M, Baig F, et al. Gulf cooperation council countries' water and climate research to strengthen UN's SDGs 6 and 13[J]. Heliyon, 2023, 9(3): e14584.

[38] Preacher K J, Hayes A F. Asymptotic and resampling strategies for assessing and comparing indirect effects in multiple mediator models[J]. Behavior Research Methods, 2008, 40(3): 879 – 891.

[39] Toner – Rodgers A. Artificial intelligence, scientific discovery, and product innovation[J]. arXiv preprint, 2024: 2412.17866.

Artificial Intelligence for Science: Enhancing the application value of research outcomes

HE Zi – hao [1,2], LU Xiao [1,2]

(1. Institutes of Science and Development, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100190, China;
2. School of Public Policy and Management, University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049, China)

Abstract: Assessing the technological application value inherent in papers is important for understanding their role in the innovation chain. This study focuses on the field of two – dimensional (2D) materials science, a domain witnessing widespread Artificial Intelligence (AI) adoption, to empirically evaluate the impact of AI technology use within the research process on the technological application value of these papers. To identify AI adoption in research, we referenced established practices, performing precise keyword searches within paper abstracts to determine if AI techniques were utilized. To define this technological application value, we first constructed a corpus of paper abstracts in the field of 2D materials. We then examined the tendency towards technological application manifested in the abstract content, defining this tendency as the paper's technological application value. This involves leveraging text analysis techniques to quantify the prominence of technological application – oriented themes within each paper's abstract, thereby constructing an index of its inherent technological application value. Our empirical findings provide evidence for the impact of AI use on the technological application value of papers. Firstly, using AI technology significantly enhances the technological application value of papers in the field of 2D materials. Secondly, mediation analysis suggests that using AI technology enhances the potential for technological appli-

cation of papers. This enhancement is achieved by improving research efficiency (e. g. , via high – throughput screening or simulation), better focusing on technological demands, and strengthening application – oriented objectives (e. g. , via inverse design targeting specific properties). Thirdly, while the overall technological maturity of AI employed significantly and positively moderates its impact on the technological application value of research, this moderation exhibits a bidirectional nature when analyzed across different developmental stages. Specifically, during phases of accelerated AI technological maturation, the enhancing effect on application value becomes progressively stronger with advancing years, indicating greater value gains from more advanced AI applications. Conversely, in the early adoption stages of AI, a different trend emerges: the positive impact on application value tends to diminish over successive years, potentially due to the trial – and – error costs and uncertainties associated with nascent technologies. Furthermore, employing the H – index as a proxy for researchers' academic influence and experience, our statistical analysis did not find a significant moderating effect of this factor on the relationship between AI adoption and the enhancement of papers' technological application value. This finding suggests that while AI might potentially impact research productivity differently across different researchers as suggested by other studies, its capacity to strengthen the technological application value of papers in the 2D materials field appears less contingent on the researchers' established academic influence and experience in this specific context. By defining and quantifying the technological application value of papers based on their abstract content, this study empirically reveals the specific pathways and moderating mechanisms through which AI technology influences this value. The findings indicate that AI not only impact research productivity but also significantly enhance the technological application value of papers.

Key words: Artificial Intelligence for Science; two – dimensional materials; technological application value

(上接第 680 页)

Analysis of the prospects of global governance of Artificial Intelligence

MOU Yan – tang[1], YUAN He – jing[2]

(1. School of Marxism, Tsinghua University, Beijing 100084, China;
2. School of Marxism, Beijing University of Chinese Medicine, Beijing 102488, China)

Abstract: The serious risks derived from the rapid development of artificial intelligence have become increasingly prominent, and its governance issue has developed into a major problem of The Times that is of common concern to the global academic community, governments and international organizations. By analyzing the risk response paths of artificial intelligence, the research finds that the governance of global risk issues follows a progressive model of "scientific consensus – driven – political agenda response – global collaborative governance". The field of artificial intelligence has accelerated the formation of a broad consensus from risk identification to global co – governance, and gradually shifted to the global political action agenda, and major countries and international organizations are vigorously promoting governance actions and obtaining positive responses from the public. However, conflicts of national interests, technological challenges, and barriers to cognitive differences have become obstacles to global governance of AI. Looking ahead, global governance of artificial intelligence will develop in a fairer and more professional direction. In the short term, it is possible to achieve the refinement of ethical guidelines, the standardization of risk assessment, and the transition from multi – party dominance to multilateral mechanism consultation. In the medium term, a technical governance alliance, a dynamic hierarchical regulatory system and the initial form of a global governance framework may be established. The long – term vision will achieve the symbiosis of human – machine value, build a human – machine collaborative digital twin governance ecosystem, and ultimately form a true global intelligent governance community.

Key words: Artificial Intelligence; scientific consensus; political agenda; global governance; prospect analysis