

科学论文的颠覆性与其技术影响的关系研究 ——以人工智能领域为例^{*}

王贤文 尹逸贤 耿 屿 余芊芊 张光耀

(大连理工大学公共管理学院 WISE 实验室 大连 116024)

摘要:【目的】以专利-论文引用关系为视角,探究科学论文的颠覆性与其技术影响之间的关系,丰富科学知识流向技术领域的影响因素研究。【方法】基于人工智能领域发表的68万余篇科学论文,结合专利引用数据,构建大型的数据集,应用Probit等回归模型,从可能性、重要性、广泛性、时滞性和持续性5个维度开展分析。【结果】研究发现,科学论文的颠覆性程度与其被专利引用的可能性存在正向关联,说明颠覆性更高的科学知识更容易产生技术影响。同时,颠覆性更高的科学成果能够产生更重要、更广泛和更持续的技术影响,以及具有更短的技术影响时滞。【局限】未考虑引用的动机与类型,未对引用论文的专利特征进行分析。【结论】证实科学论文的颠覆性与技术影响之间的正相关关系,为促进科学知识的技术转化的政策制定提供了一定的理论依据。

关键词: 颠覆性指数 “科学-技术”关联 技术影响 知识流动 人工智能

分类号: G250 TP391

DOI: 10.11925/infotech.2096-3467.2025.0171

引用本文: 王贤文,尹逸贤,耿屿,等.科学论文的颠覆性与其技术影响的关系研究——以人工智能领域为例[J].数据分析与知识发现,2026,10(2):82-94.(Wang Xianwen, Yin Yixian, Geng Yu, et al. Disruptiveness and Technological Impact of Scientific Papers on Artificial Intelligence[J]. Data Analysis and Knowledge Discovery, 2026, 10(2): 82-94.)

1 引言

长期以来,科学研究在推动技术创新、促进经济增长、增进人类福祉等方面的作用已经得到了广泛的认可和证实,国内外众多学者倡导在科学和技术之间建立更加紧密的关联和互动^[1-5],呼吁大学、公共组织以及其他相关主体积极采取措施,以完善和优化知识流动的机制和过程^[6]。Narin等^[7]在其早期的一项研究中证实,技术创新在很大程度上依赖科学研究,二者的联系愈发紧密。以人工智能领域为例,各类算法和模型的理论研究促成了ChatGPT等重大成果的产出,深刻改变了人类的生产生活实

践^[8-9]。此外,有研究表明,人工智能可以通过创造科学知识触发出效应,引导主体提高学习能力、增加研发投入,最终促进技术创新^[10]。

虽然大量实践表明科学发现带来了重大技术突破,但并非所有科学知识都能够产生技术影响。首先,科学研究和技术创新的逻辑并非完全兼容^[11]。Stern^[12]指出,科学和技术的关系是商业导向的,科学研究多注重理解自然现象和原理,而技术创新多注重创造经济价值。其次,科学知识带来的技术影响可能存在时间滞后。那么,究竟什么样的科学知识能够产生技术影响呢?尤其是科学知识本身的特征对其产生技术影响是否具有显著作用?

通讯作者(Corresponding author): 王贤文(Wang Xianwen), ORCID: 0000-0002-7236-9267, E-mail: xianwenwang@dlut.edu.cn。

^{*}本文系中央高校基本科研业务费项目(项目编号: DUT24RW303)的研究成果之一。

The work is supported by the Fundamental Research Funds for the Central Universities (Grant No. DUT24RW303).

Kuhn^[13]在《科学革命的结构》中将科学进步区分为常规科学与科学革命两种形态。颠覆性科学正是对应于引发科学革命的突破性知识生产,其核心特征在于打破既有科学范式的“不可通约性”,推动学科认知框架的根本重构。此外,基于 CD (Consolidation or Destabilization) 指数^[14]和颠覆性 (Disruption, D) 指数^[15]的概念和方法,不仅可以计算出专利的颠覆性指数,也使得科学知识的颠覆性程度可以被量化表示。因此,本文将颠覆性科学定义为:在特定学科领域内,通过突破性理论创新或方法革命,根本改变该领域认知框架、研究范式和价值体系的知识生产活动。在本文中通过测度科学论文的颠覆性指数大小进行具体表征。

颠覆性科学是“从 0 到 1”的突破,跳脱出了传统的研究范式,当其价值被发现时,能够促进现有技术和产业发生深刻性变革,形成阶跃式创新轨迹^[16-17]。但是这类科学的研究主题通常是新兴的,会面临高度的不确定性,常常受到传统领域的排斥和现有路径的阻碍,限制其自身的发展^[18]。

探究科学知识的颠覆性与技术影响的关系,有助于明确政策导向,引导资源向关键领域和核心技术集中,从而提高研究效率,加速科学发现向技术应用的转化。鉴于此,本文聚焦于两个核心问题:其一,颠覆性程度高的科学是否更容易产生技术影响?其二,这种技术影响表现出哪些特征?

2 文献综述

2.1 科学知识流向技术领域的影响因素

专利-科学引文是科学知识与技术创新之间产生关联的重要媒介,通过分析专利科学引文,可以捕捉科学领域与技术领域间的知识转移^[19-20]。学者多利用专利文件首页^[21]或文内^[22]的非专利参考文献 (Non-Patent References, NPR) 追踪科学和技术二者之间的知识流动,涌现了大量科学对技术的作用实现的机制和渠道的成果,涵盖大学环境^[23]、企业策略^[24]、公共价值^[25]等诸多领域,但是对于科学知识层面的关注较少。按照不同属性可以将相关影响因素划分为内在特征和外部特征,如表 1 所示。

知识的内在特征是指知识本身所固有的、不依赖于外部条件的特性或属性。从综述类论文中可以

表 1 促进科学知识流向技术领域的影响因素

Table 1 Factors Affecting the Transfer of Scientific Knowledge to the Technological Field

类型	一级指标	二级指标	代表研究
内在特征	论文属性	综述文献	文献[26-27]
		新颖性	文献[28-29]
		基础性	文献[29]
		跨学科性	文献[30-31]
外部特征	作者属性	种族多样性	文献[32]
		性别	文献[31]
		作者影响力	文献[33]
	期刊属性	影响因子	文献[34]
		开放获取	文献[33, 35]

快速获取相对全面知识,因此综述论文有效促进了科学知识向技术流动^[26-27]。而 Veugelers 等^[28]使用参考文献的组合新颖性开展研究,证实了新颖性 (Novelty) 高的科学论文更容易产生直接和间接的技术影响。Ke^[29]进一步指出,基础性 (Basicness) 也对专利引用论文存在显著的正向影响。此外,跨学科性研究由于其强大的整合能力,常常被视作技术突破的重要来源。虽然不同测度指标随时间、学科等维度的变化趋势存在较大差异,但是总体而言,当科学研究的质量到达一定阈值后,便会带来技术创新的显著进步^[30-31]。

除了内在特征,科学知识的外部特征也会造成一定的影响。首先是作者的人口统计学特征,一方面,种族多样性更为丰富的团队往往蕴含异质化的知识,有助于产出高质量的学术成果,能够在技术界产生较大的影响^[32]。另一方面,第一作者和末位作者为男性的论文更容易被专利引用^[31]。同时,作者影响力会随着发文数量的增加而提升,进而获得发明人的认可^[33]。其次是期刊因素,发表在影响因子较高期刊上的文章被认为具有更高的质量,尤其是来自中国的专利更偏好引用高影响因子期刊的论文^[34],而期刊的开放获取又拓宽了其受众范围,从而增加了科学知识被专利采纳的可能性^[33, 35]。

2.2 颠覆性指数

Funk 等^[14]通过分析美国实用专利的引文网络识别技术变革,提出 CD 指数,用于衡量新发明导致后续发明人的注意力更集中或远离它们所依赖知识的程度。关键思想是新专利 i 如何进入由焦点专利和其参考专利构成的网络。新专利 i 可以通过三种

方式进入,即引用焦点专利的参考专利(记为**b**类)、引用焦点专利(记为**f**类)、同时引用二者(分别记为**f**类和**b**类)。随后,Wu等^[15]受到启发,将该方法应用到科学学研究中,把焦点论文的后续引用分为三类,*i*类仅引用焦点论文,*k*类仅引用焦点论文的参考论

文,*j*类同时引用焦点论文及其参考论文,而“颠覆性指数”被定义为*i*类论文和*j*类论文的占比之差,以此测度某研究的新观点引发学者注意力转移,进而颠覆先前科学或技术的程度。CD指数与颠覆性指数模型如图1所示。

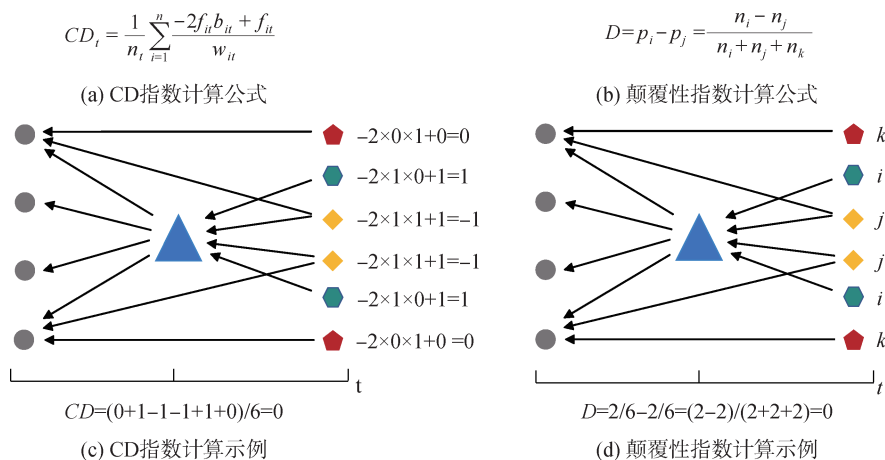


图1 CD指数与颠覆性指数模型^[14-15]

Fig.1 The Model of CD Index and Disruption Index

这一指标的提出得到了学界的广泛关注。Bornmann等^[36]计算了*Scientometrics*于21世纪前10年发表的论文的颠覆性指数,发现大部分数值分布在0附近。针对这一问题,学者们敏锐地意识到该指标缺乏对时间窗口的设定。潘一如等^[37]对高颠覆性专利知识的扩散特征进行研究,指出这类知识的引文起飞点在授权后1~3年,峰值出现在授权后3~5年,之后呈现下降趋势。也有学者通过典例分析,指出颠覆性指数需要经过3年甚至更长引文窗口才具有意义^[38],随后还提出了将引文数量的最低门槛*n*纳入考虑范围的指标 DI_n ,并证实了 DI_5 的效果最佳^[39]。国内也有学者借鉴该方法,采用百分比值设定门槛,提出了相对颠覆性指数(Relative Disruptive Index, RDI)^[40]。针对颠覆性指数在数学性质上的不一致性问题,学者使用“分界”思想对其进行改进,得到了相对颠覆性指数Rela_ D_z 和绝对颠覆性指数 D_z ^[41]。除此之外,Bu等^[42]基于论文引文影响力的依赖性与独立性的视角对论文的颠覆性特征进行分析,所采用的衡量指标与颠覆性指数存在相似之处。

尽管不同指标的测度方式大同小异,但不可否认的是,颠覆性指数不仅适用于技术领域,科学知识

的颠覆性程度高低也可以由颠覆性指数衡量。

2.3 研究述评

目前,“科学-技术”关联的研究具有两大特点:一方面,论文的创新价值,尤其是颠覆性,正得到越来越多的关注,对科学知识影响力的衡量也从传统的单一维度向多维视角转变,但是国内外研究多聚焦于颠覆性指数的改进、颠覆性成果的识别,以及颠覆性的经济影响,颠覆性所产生的技术影响尚未得到揭示;另一方面,影响科学论文被专利引用的内外部因素不断丰富,但是学术研究仍需要揭示具备何种特征的科学知识在科学和知识的互动中扮演了重要的角色,进而为政策制定、资源分配和成果转化提供理论依据。

3 理论基础与假设提出

3.1 科学论文的颠覆性与技术影响

在过去的几个世纪中,科学发现对技术进步和人类发展作出了巨大贡献,然而,这种作用的实现模式是非线性的,常伴随着突然的、显著的飞跃,随后是相当一段时间的扩散阶段^[43]。即一些创新在本质上是颠覆性的,提出了新的、前所未有的方法^[44]。

随着研究的不断深入,众多学者开始关注颠覆性的科学影响。Wu 等^[15]最早对诺贝尔奖论文的颠覆性进行研究,发现获奖论文的颠覆性在同时期的科学论文中名列前茅。Wei 等^[45]开展了相似的研究,将 CD 指数与被引次数相结合,证实了诺贝尔奖获奖论文的颠覆性更高。但也有学者指出,平均而言,获奖论文与未获奖论文的颠覆性不存在显著差异^[46],甚至获奖论文似乎更具有巩固性而非颠覆性^[47]。虽然学术界对颠覆性成果的科学影响尚未达成一致认识,但毫无疑问,要解决人类面临的根本性挑战,如资源枯竭、气候变化等,需要大量能够引发技术变革的创新成果^[48]。

新颖性是科学研究的基本属性^[13],常规性科学更多从事完善现有范式的工作,而颠覆性科学注重从无到有的原创性突破,迫使科学共同体抛弃盛极一时的理论和观点,同时带来引用的转移^[13]。此外,与论文引用类似,专利也存在引用关系,包括对专利文献的引用和对科学论文的引用。基于专利的创新本质,其对原创性突破可能有着更高的需求。因此,综合上述分析,本文提出如下研究假设。

H1: 颠覆性程度高的科学论文产生技术影响的可能性更大(即更容易被专利引用)。

3.2 技术影响的特征

关于颠覆性科学的技术影响的特征,本文关注以下 4 个维度:重要性、广泛性、时滞性和持续性。

首先,Fleming 等^[49]发现,对于那些需要寻求复杂知识耦合的相对困难的技术发明,引用科学论文能够获得更多的专利引用。还有学者指出,不同学科领域的引用距离不同,纳米技术和计算机科学等领域的距离最短,所以该领域的科学知识更容易被专利直接引用^[50]。人工智能领域的颠覆性科学成果提供了全新的思路和方法,能有效契合复杂度高、难度大的专利的需求。同时,随着信息过载现象不断加剧,注意力越来越成为稀缺资源^[51],较短的引用距离减少了专利申请人和审查员搜寻知识的成本,因此更容易得到技术界的多次关注,而更多的引用次数又会涉及更广泛的技术领域。

其次,创新扩散理论认为,相对优势、复杂性、可试用性、兼容等特点在一定程度上影响了创新被采纳的速度^[52]。复杂性指人们感知理解和使用创新

相对困难的程度,兼容性指人们对使用创新与现存的价值、过去的经验、潜在采纳者的需求感知一致性的程度。颠覆性科学的超前性导致其与现有研究和过去经验之间的兼容性更弱,加剧了被认可的难度,这些因素可能会导致产生技术影响的时间滞后更久。

最后,考虑到阶跃式变革之后会存在相对平静的创新扩散阶段^[43],颠覆性研究可能会成为未来一段时间内的主流范式,因此技术影响的持续性会更强。基于此,本文提出如下研究假设。

H2: 颠覆性程度高的科学论文比颠覆性程度低的科学论文产生更重要、更广泛、更持续的技术影响,但需要等待更长时间才能产生技术影响。

H2a: 颠覆性程度高的科学论文比颠覆性程度低的科学论文产生更重要的技术影响(获得的被引次数更多)。

H2b: 颠覆性程度高的科学论文比颠覆性程度低的科学论文产生更广泛的技术影响(被更多领域的专利引用)。

H2c: 颠覆性程度高的科学论文比颠覆性程度低的科学论文产生技术影响的时滞性更强(从发表至首次被引的时间间隔更长)。

H2d: 颠覆性程度高的科学论文比颠覆性程度低的科学论文产生更持续的技术影响(被引的持续时间更长)。

4 研究设计

4.1 模型设定

为了检验上述假设,本文借助一系列回归模型,模型设立如公式(1)和公式(2)所示。

$$Patent_cit = \beta_0 + \beta_1 \times X_i + \beta_2 \times C_i + \varepsilon_i \quad (1)$$

$$Y_j = \beta_3 + \beta_4 \times X_j + \beta_5 \times C_j + \varepsilon_j \quad (2)$$

其中,因变量 $Patent_cit$ 表示论文是否被专利引用,用于表征可能性维度;因变量 Y_j 包括论文被专利引用次数等,用于表征衍生出的 4 个维度; X_i 和 X_j 是自变量,即论文的颠覆性指数; C_i 和 C_j 是控制变量,包括但不限于论文页数、期刊影响因子、是否开放获取; ε_i 和 ε_j 为残差项。

4.2 样本选取

本文的论文数据来自荷兰莱顿大学科学技术研

究中心(The Centre for Science and Technology Studies, CWTS)的Web of Science(WOS)数据库内部使用(In-House)版本,专利数据来自Derwent数据库。专利-论文引用数据由Marx等^[53-54]构建。本文的分析单元是科学论文,首先检索Computer Science/Artificial Intelligence分类下的全部论文,接着利用专利-论文引用关系在WOS数据库和Derwent数据库中进行匹配,同时获取作者、年份、参考文献等信息,共得到700 453条原始数据。最后,考虑到Film Review、Poetry等类型的出版物较少,且计算机领域的学者倾向于将会议论文作为学术交流的主要方式而非期刊论文^[55],本文控制文献类型为Article、Review、Letter和Proceedings Papers这4类,共计685 843篇。

4.3 变量设置

(1) 因变量

本文使用一系列因变量从多个维度考查科学论文的技术影响。首先关注技术影响的可能性维度,即截至2023年11月该论文是否被专利引用。在此基础上,进一步探究论文产生的技术影响的4个衍生维度特征:重要性,通过论文被专利引用的次数衡量;时滞性,通过论文首次被论文或专利引用年份和论文发表年份之差衡量;持续性,通过论文最高被引年份和论文首次被引年份之差衡量;广泛性,通过去重的施引专利前4位IPC(International Patent Classification)号个数衡量。

(2) 自变量

本文关注的核心自变量是科学论文的颠覆性指数,采用Wu等^[15]提出的计算方法,具体如公式(3)所示。

$$D = p_i - p_j = \frac{n_i - n_j}{n_i + n_j + n_k} \quad (3)$$

其中, n_i 、 n_j 、 n_k 分别表示三类论文的数量; p_i 和 p_j 分别表示*i*类论文数量占比和*j*类论文数量占比。颠覆性指数的取值集合为 $[-1, 1]$,为正表明该论文偏颠覆性,为负表明该论文偏巩固性。

通过计算每一篇论文的颠覆性指数,并删去空缺字段,得到有效数据396 070条,其中颠覆性的科学论文占比为30.34%,巩固性的科学论文占比为37.66%。

(3) 控制变量

为了排除其他潜在因素对回归结果的影响,结

合前人的研究,将以下控制变量纳入考虑范围。

首先是参考文献数量。一方面,论文的颠覆性指数是基于引文网络计算得出的,因此参考文献数量与该指标的大小密切相关。另一方面,Veugelers等^[28]和Ke^[29]证实了参考文献的数量和结构与技术影响有关。

其次是被论文引用次数。该指标常被视作论文质量的代理变量,Popp^[56]指出,高被引论文更容易受到发明人的关注,与技术影响之间存在显著的正向关联。因此,本文将截至2023年11月每一篇论文的被引次数作为控制变量之一。

再次是期刊影响因子和是否开放获取。高影响因子期刊往往具有更高的学术声望,有利于提高论文的可见性并促进其向技术领域传播^[29]。也有研究表明,与总体趋势相比,专利中引用的科学论文更有可能开放获取^[57],故将其纳入回归模型。

最后,本文考虑了论文页数、作者数量、学科数量等控制变量。这些因素都被普遍认为是与技术影响存在相关性的^[28-29, 33, 56]。尽管在一些研究中的回归系数很小,但*p*值仍具有统计学意义。除此之外,为了排除时间趋势和个体特征差异对回归结果带来的潜在影响,对论文出版年份和文献类型分别设置虚拟变量,采用双向固定效应模型进行分析。

为了验证变量选取的合理性,对相关变量分别进行多重共线性检验和相关性检验,结果表明可以开展后续分析。

上述变量的具体描述如表2所示。所有变量的描述性统计结果如表3所示。其中,*Cit_nums*、*Time_lag*、*Time_last*、*IPC_nums*变量观测数的减少是由于选取了不同的样本,即只选取产生技术影响的样本,将在后续进行详细分析。

5 研究结果

5.1 技术影响的可能性

论文被专利引用的分布情况如表4所示。总体来看,截至2023年11月,共有31 830篇科学论文被专利引用,占比为8.04%。其中,颠覆性的科学论文($D>0$)有11.87%(14 263/120 171)的可能性被专利引用,高于巩固性的科学论文($D<0$)的9.87%

表 2 变量描述及测度方法

Table 2 Variable Description and Measurement Method

变量类型	变量名称	表示符号	数据类型	变量描述
自变量	颠覆性指数	<i>Disruption</i>	连续变量	论文的颠覆性指数
因变量	是否被专利引用	<i>Patent_cit</i>	二分变量	被引用则为 1, 反之为 0
	重要性	<i>Cit_nums</i>	计数变量	被专利引用次数
	时滞性	<i>Time_lag</i>	整数变量	首次被引与发表年份之差
	持续性	<i>Time_last</i>	整数变量	最高被引与首次被引年份之差
	广泛性	<i>IPC_nums</i>	计数变量	施引专利的去重前 4 位 IPC 个数
控制变量	页数	<i>Pages</i>	整数变量	论文页数
	参考文献数量	<i>Refs</i>	计数变量	论文参考文献数量
	被论文引用次数	<i>Sci_cits</i>	计数变量	论文被论文的引用次数
	作者数量	<i>Authors</i>	计数变量	论文作者数量
	学科数量	<i>Sub_cats</i>	计数变量	论文的去重 WOS Categories 数量
	期刊影响因子	<i>JIF</i>	连续变量	时间范围 $[N-2, N-1]$
	是否开放获取	<i>OA</i>	二分变量	开放获取为 1, 反之为 0

表 3 相关变量的描述性统计

Table 3 Summary Statistics of Variables

变量	均值	标准差	最小值	最大值	观测数
<i>Disruption</i>	0.023 0	0.135 9	-0.833 3	1	396 070
<i>Patent_cit</i>	0.080 4	0.271 9	0	1	396 070
<i>Cit_nums</i>	4.907 7	20.274 1	0	1 161	31 830
<i>Time_lag</i>	5.687 8	4.843 1	-16	49	31 044
<i>Time_last</i>	1.357 8	3.249 4	0	36	31 044
<i>IPC_nums</i>	3.843 7	4.449 0	1	98	31 044
<i>Pages</i>	13.147 4	8.111 5	0	789	396 070
<i>Refs</i>	32.019 6	25.288 5	0	1 540	396 070
<i>Sci_cits</i>	16.995 0	154.631 3	0	29 323	396 070
<i>Authors</i>	3.423 3	1.948 3	1	189	396 005
<i>Sub_cats</i>	2.409 0	1.161 7	1	9	396 070
<i>JIF</i>	12.562 6	14.212 4	0	298.781 8	285 609
<i>OA</i>	0.267 3	0.442 5	0	1	396 070

(14 716/149 141), 初步表明颠覆性的科学可能更容易产生技术影响, 为了验证结论的可靠性, 下面将使用回归模型进行计量分析。

表 4 被专利引用的论文分布

Table 4 Distribution of Papers Cited by Patents

<i>Patent_cit</i>	<i>Disruption</i>			总计
	$D < 0$	$D = 0$	$D > 0$	
0	134 425	123 907	105 908	364 240
1	14 716	2 851	14 263	31 830
总计	149 141	126 758	120 171	396 070

论文发表数量及其产生技术影响的时间分布情况如图 2 所示。首先, 2003 年之前科学知识增速缓慢, 之后呈现出高速增长态势, 并于 2022 年前后达到峰值。其次, 被专利引用的论文比例一直处于较低水平, 表明多数科学知识很难直接产生技术价值。

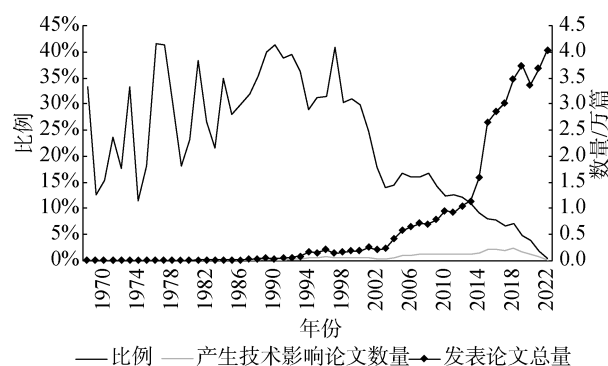


图 2 发文量与被专利引用趋势

Fig.2 The Number of Publications and the Trend of Patent Citations

本文使用回归分析检验颠覆性程度高的科学产生技术影响的可能性。考虑到因变量“是否被专利引用”是虚拟变量, 这里使用 Probit 回归。另外, 为了缓解参考文献数量、论文页数等控制变量的极端值影响, 进行对数化处理。

回归结果如表 5 所示。模型 1 仅包含控制变量,

模型2仅包含自变量,模型3和模型4添加了年份固定效应和期刊类型固定效应。首先,从控制变量的回归结果来看,与先前的研究结果一致,期刊影响因子、跨学科性以及开放获取等因素会促进技术影响的产生。其次,模型2证明了颠覆性指数和技术影响之间存在显著的正效应,这种效应在加入控制变量之后仍然显著,见模型4。最后,对比表5的第3列和第4列,发现额外控制被论文引用次数之后,模型更加准确地估计了颠覆性指数的独立效应,尽管系数有所下降,但其显著性表明颠覆性指数仍然是一个重要的预测变量,同时,该现象可能也反映了科学影响与技术影响之间的复杂关系。因此,研究假设H1得证,即颠覆性程度高的科学论文产生技术影响的可能性更大。

表5 技术影响可能性的Probit模型回归结果
Table 5 Probit Regression Results of the Possibility of Technological Impact

变量	模型			
	1	2	3	4
<i>Disruption</i>		0.400 0*** (0.018 1)	0.367 9*** (0.034 3)	0.209 6*** (0.037 0)
<i>Sci_cits</i> (ln)	0.441 8*** (0.003 1)			0.330 7*** (0.003 5)
<i>JIF</i>	0.002 3*** (0.000 3)		0.011 8*** (0.000 3)	0.007 9*** (0.000 3)
<i>Refs</i> (ln)	-0.239 8*** (0.007 8)		0.250 9*** (0.008 3)	0.006 1 (0.009 3)
<i>Authors</i> (ln)	0.046 7*** (0.008 0)		0.275 0*** (0.008 0)	0.228 8*** (0.008 7)
<i>Pages</i> (ln)	0.108 6*** (0.009 5)		-0.111 9*** (0.009 0)	-0.009 8*** (0.010 0)
<i>Sub_cats</i>	0.018 7*** (0.003 4)		0.011 8*** (0.003 3)	0.003 8 (0.003 6)
<i>OA</i>	0.022 1* (0.009 0)		0.083 8*** (0.008 7)	0.076 0*** (0.009 4)
<i>Year Fe</i>	No	No	Yes	Yes
<i>Type Fe</i>	No	No	Yes	Yes
<i>Constant</i>	-1.966 8*** (0.028 3)	-1.413 2*** (0.002 9)	-4.602 8*** (0.114 7)	-3.539 7*** (0.175 0)
<i>Observations</i>	223 619	396 070	284 438	223 618
<i>BIC</i>	126 726	221 100	137 069	120 822
<i>Pseudo-R²</i>	0.163 0	0.002 1	0.178 9	0.206 6

(注:①括号中为标准误;②* $p<0.1$, ** $p<0.05$, *** $p<0.01$, *** $p<0.001$;③*Year Fe*为年份固定效应,*Type Fe*为期刊类型固定效应,*Constant*为常数项,*Observations*为观测数,*BIC*为贝叶斯信息准则,*Pseudo-R²*为模型拟合优度。下同。)

5.2 技术影响的特征

在上文分析中,颠覆性程度高的科学更容易产生技术影响已经被证实。将研究样本限制为产生技术影响(被专利引用)的31 830篇科学论文,进一步探究技术影响的4个维度特征,即重要性、广泛性、时滞性和持续性。相关变量的分组描述性统计结果如表6所示,科学界以论文表征,技术界以专利表征^[58]。为了进一步探究颠覆性程度不同的科学知识在科学界和技术界面临的时滞性和持续性是否存在显著差异,将科学界的回归结果作对比分析,而重要性和广泛性两个维度仅关注技术界。

表6 技术影响特征的描述性统计
Table 6 Summary Statistics of Characteristics of Technological Impact

维度	<i>Disruption</i>			总体均值	总体标准差
	$D < 0$	$D = 0$	$D > 0$		
<i>Cit_nums</i> 均值	3.747 3	2.411 8	6.603 9	4.907 7	20.274 1
<i>IPC_nums</i> 均值	3.518 2	2.888 7	4.371 0	3.843 7	4.449 0
<i>Sci_time_lag</i> 均值	1.403 3	2.589 4	2.422 4	1.958 7	2.546 9
<i>Tec_time_lag</i> 均值	5.103 8	4.794 5	6.392 6	6.056 9	4.840 4
<i>Sci_time_last</i> 均值	3.580 6	3.939 3	3.883 5	3.746 3	4.917 7
<i>Tec_time_last</i> 均值	1.066 3	0.462 4	1.838 0	1.357 8	3.249 4

考虑到被引用次数和IPC号个数均为计数类型,且数据分布是过离散的,选用负二项(Negative Binomial, NB)回归模型而非泊松回归模型进行分析,结果如表7所示,其中 α 的结果也验证了该选择($p<0.001$)。对于时滞性和持续性两个连续变量,选用普通最小二乘(Ordinary Least Squares, OLS)回归模型。

(1) 技术影响的重要性的广泛性

首先探讨技术影响的重要性,即一篇科学论文被专利引用的次数。表6中*Cit_nums*均值的描述性统计结果显示,颠覆性的科学被专利引用的平均次数为6.603 9,比巩固性的科学高出约76.23%([6.603 9-3.747 3]/3.747 3),同时比平均值高出34.56%([6.603 9-4.907 7]/4.907 7)。进一步分析负二项回归结果,表7中模型6表明,科学论文的颠覆性程度高低与技术影响的重要性之间存在显著的正向关联,也就是说,颠覆性高的科学比颠覆性低的科学产生更重要的技术影响,因此假设H2a得到验证。

表 7 重要性和广泛性的 NB 模型回归结果

Table 7 Negative Binomial Regression Results of Importance and Universality

变量	重要性模型		广泛性模型		
	5	6	7	8	9
<i>Disruption</i>		0.715 0*** (0.061 3)		0.344 0*** (0.041 4)	0.076 3+ (0.039 4)
<i>Sci_cits</i> (ln)	0.417 2*** (0.004 3)	0.308 0*** (0.004 8)	0.234 5*** (0.003 3)	0.190 2*** (0.003 6)	0.110 3*** (0.003 8)
<i>JIF</i>	-0.007 0*** (0.000 5)	0.003 4*** (0.000 5)	-0.000 8* (0.000 4)	0.003 2*** (0.000 4)	0.002 9*** (0.000 4)
<i>Refs</i> (ln)	-0.237 2*** (0.013 6)	0.069 1*** (0.016 0)	-0.102 6*** (0.009 7)	0.042 2*** (0.011 4)	0.025 2* (0.010 8)
<i>Authors</i> (ln)	-0.202 8*** (0.014 6)	0.017 8 (0.014 7)	-0.067 4*** (0.010 4)	0.034 1** (0.010 7)	0.030 4** (0.010 2)
<i>Pages</i> (ln)	0.225 4*** (0.017 3)	0.107 7*** (0.017 8)	0.049 5*** (0.012 3)	-0.008 9 (0.012 6)	-0.023 1+ (0.011 9)
<i>Sub_cats</i>	-0.012 0+ (0.006 7)	-0.038 9*** (0.006 4)	0.010 1* (0.004 6)	-0.002 1 (0.004 5)	0.012 2** (0.004 3)
<i>OA</i>	0.046 6** (0.016 7)	0.043 4** (0.016 2)	0.081 1*** (0.011 5)	0.083 2*** (0.011 5)	0.076 8*** (0.010 8)
<i>Cit_nums</i>					0.016 7*** (0.000 4)
<i>Year Fe</i>	No	Yes	No	Yes	Yes
<i>Type Fe</i>	No	Yes	No	Yes	Yes
<i>Constant</i>	0.490 5*** (0.048 4)	1.199 1 (0.923 2)	0.748 6*** (0.035 5)	0.498 7 (0.692 5)	0.699 1 (0.643 2)
<i>Alpha</i>	0.922 8*** (0.009 7)	0.800 0*** (0.008 7)	0.037 0*** (0.004 9)	0.277 3*** (0.004 6)	0.211 6*** (0.003 8)
<i>Observations</i>	23 725	23 725	23 125	23 125	23 125
<i>BIC</i>	117 764	115 165	105 267	104 488	100 399
<i>Pseudo-R²</i>	0.082 1	0.107 0	0.046 9	0.059 2	0.096 4

此外,模型 6 中被论文引用次数和期刊影响因子的回归系数与学科数量截然相反,说明在本文的研究样本中,相较于具备多学科特征的论文,发明人倾向于将发表于高影响因子期刊和高被引的论文作为知识来源。一方面,可能是因为这些论文在学术界被广泛传播和认可,具有较高的学术价值和应用潜力,因此更容易引起发明人的注意。另一方面,涉及多学科的论文创新点可能较为分散,导致其价值被学科边界所稀释。

其次,考查技术影响的广泛性,即引用该科学论文的所有专利的去重前 4 位 IPC 号个数。从表 6 中

IPC_nums 均值的描述性统计结果来看,颠覆性的科学平均被来自 4.371 0 个领域的专利引用,而巩固性的科学仅为 3.518 2 个。负二项回归结果也证实了高颠覆性科学的技术影响的广泛性,见表 7 中的模型 8。从理论上说,如果论文被专利引用的次数较多,那么涉及的领域自然也会更广。为了排除该因素的潜在影响,本文在模型 9 中额外控制了被专利引用次数,发现核心解释变量的系数和显著性水平虽然有所下降,但这种效应仍然是存在的。因此,假设 H2b 得到验证。

(2) 技术影响的时滞性和持续性

通常来说,大部分科学论文在发表之初不会立刻产生科学影响和技术影响,会有一定的时滞性,这可以通过首次被引用年份和发表年份之差来测度。前人的研究证实了新颖的科学在学术界面临延迟认可^[59],而技术界的情况截然相反^[28-29]。表 6 的统计结果显示,颠覆性的科学在科学界和技术界的平均时滞分别为 2.422 4 年和 6.392 6 年,较巩固性的科学分别高出 72.62% ($[2.4224-1.4033]/1.4033$) 和 25.25% ($[6.3926-5.1038]/5.1038$)。如果仅从描述统计结果来看,颠覆性的科学在技术界的平均时滞更长,但是回归分析却表明这一结果并不具有统计学意义。时滞性和持续性的 OLS 模型回归结果如表 8 所示。表 8 中模型 11 的结果证实了颠覆性指数和科学界时滞性的显著正向关系,但是这一系数在模型 13 中却显著为负,表明高颠覆性科学在科学界面临延迟认可的程度更大,但是在技术界会被更快接受。因此,假设 H2c 没有得到验证。此外,期刊影响因子这一变量的回归系数在模型 11 和模型 13 中差异显著,说明高影响因子期刊加剧了高颠覆性科学在科学界的延迟认可,同时缩短了技术界的认可时间。

最后,本文关注科学论文产生影响的持续性,即首次被引用之后经过多长时间会达到引用峰值。从表 6 的分组统计结果来看,颠覆性的科学产生的科学影响和技术影响的持续性均高于巩固性的科学,但是表 8 呈现出了不同的结果。观察模型 15,发现颠覆性指数的回归系数显著为负,结合模型 11,本文认为较长的时滞性和较短的持续性反映了高颠覆性科学在科学界的高风险特征。这类研究会遭遇多方阻力,如被学界同行孤立、资金支持缺乏以及公众与

表8 时滞性和持续性的OLS模型回归结果

Table 8 Ordinary Least Squares Regression Results of Time Lag and Persistence

变量	时滞性模型				持续性模型			
	科学界		技术界		科学界		技术界	
	10	11	12	13	14	15	16	17
<i>Disruption</i>		4.298 0*** (0.219 3)		-1.053 2*** (0.222 2)		-3.905 6*** (0.495 6)		1.307 4*** (0.178 4)
<i>Sci_cits</i> (ln)	-0.056 9*** (0.009 7)	-0.150 6*** (0.010 7)	0.528 3*** (0.021 3)	-0.145 6*** (0.020 0)	-0.187 0*** (0.021 8)	-0.221 4*** (0.024 2)	0.789 2*** (0.015 2)	0.580 8*** (0.016 0)
<i>JIF</i>	-0.002 2* (0.001 0)	0.003 0** (0.001 0)	-0.052 1*** (0.002 1)	-0.005 5** (0.001 9)	-0.000 9 (0.002 2)	0.002 2 (0.002 3)	-0.016 7*** (0.001 5)	0.000 7 (0.001 5)
<i>Refs</i> (ln)	-1.220 0*** (0.027 3)	-0.995 2*** (0.031 6)	-2.115 5*** (0.058 5)	-0.083 2 (0.059 2)	-0.063 8 (0.061 0)	-0.084 0 (0.071 4)	-0.757 9*** (0.041 7)	0.057 2 (0.047 4)
<i>Authors</i> (ln)	-0.252 9*** (0.028 2)	-0.124 8*** (0.029 4)	-1.809 6*** (0.061 7)	-0.192 2** (0.055 4)	-0.633 8*** (0.063 1)	-0.611 2*** (0.066 4)	-0.506 9*** (0.044 0)	0.092 3* (0.044 4)
<i>Pages</i> (ln)	0.422 0*** (0.033 3)	0.393 6*** (0.034 3)	1.575 9*** (0.072 6)	0.287 0*** (0.064 9)	0.261 3*** (0.074 4)	0.235 6** (0.077 6)	0.512 5*** (0.051 9)	0.052 0* (0.052 0)
<i>Sub_cats</i>	0.000 3 (0.012 0)	-0.016 9 (0.012 0)	0.169 9*** (0.026 4)	0.049 9* (0.022 8)	0.066 4* (0.026 8)	0.030 0 (0.027 1)	0.022 7 (0.018 9)	-0.020 5 (0.018 3)
<i>OA</i>	0.003 6 (0.031 3)	0.008 0 (0.031 3)	-0.209 3** (0.068 5)	0.275 2*** (0.059 2)	0.189 3** (0.070 1)	0.207 8** (0.070 8)	-0.028 1 (0.048 8)	0.084 0* (0.047 3)
<i>Year Fe</i>	No	Yes	No	Yes	No	Yes	No	Yes
<i>Type Fe</i>	No	Yes	No	Yes	No	Yes	No	Yes
<i>Constant</i>	5.575 0*** (0.099 2)	3.573 8*** (1.010 6)	9.898 9*** (0.213 7)	43.782 4*** (3.817 8)	4.480 5*** (0.222 0)	2.962 5 (2.284 3)	0.873 3*** (0.152 7)	-2.528 0 (3.065 7)
<i>Observations</i>	22 925	22 925	22 950	22 950	22 925	22 925	23 125	23 125
<i>BIC</i>	97 908	97 640	134 071	127 106	134 839	135 033	119 668	117 933
<i>Adj-R²</i>	0.111 3	0.140 8	0.174 6	0.404 2	0.008 1	0.021 5	0.129 5	0.210 5

(注:Adj-R²为模型拟合优度,下同。)

论压力等。然后观察技术界,模型17的结果证实了高颠覆性科学产生的技术影响的持续性更久,结合模型13,本文认为较短的时滞性和较长的持续性体现了高颠覆性科学在技术界的高收益特征,一旦其技术价值被发掘,将会迅速产生广泛而深远的影响。因此,假设H2d得到验证。

5.3 稳健性检验

本文使用一系列额外的回归分析来检验上述研究结果的稳健性。首先,被解释变量为二分类变量,常用来处理这类数据的模型有Probit回归模型和Logistic回归模型,二者主要区别在于分布函数不同。为了排除模型选择不当和数据分布异常等情况的干扰,将上文的模型更换为Logistic回归模型并重复实验,结果如表9所示。核心解释变量和控制变

量的回归结果表明,颠覆性程度高的科学论文更容易产生技术影响这一结论依旧成立,并且回归系数得到了较大的提高。

其次,为了缓解参考文献数量、作者数量、论文页数以及被论文引用次数这4个变量中极端值造成的模型不收敛问题,本文对原始数据进行对数化处理,这导致初始值为0的样本缺失。因此,分别采用两种方法进行稳健性检验,一是对原数据加1取对数之后继续使用Probit回归模型,二是直接对原数据使用OLS回归模型。结果如表10所示,基本都没有影响上述结论的稳健性,颠覆性指数与技术影响之间的正效应仍然是显著存在的。但是模型24和模型25的回归系数普遍非常小,表明对数化处理是合理的。

表 9 稳健性检验一的回归结果

Table 9 Regression Results of Robustness Test 1

变量	模型			
	18	19	20	21
<i>Disruption</i>		0.752 0*** (0.032 9)	0.721 5*** (0.062 4)	0.432 5*** (0.068 5)
<i>Sci_cits</i> (ln)	0.850 6*** (0.006 1)			0.633 6*** (0.006 8)
<i>Controls</i>	Yes	No	Yes	Yes
<i>Year Fe</i>	No	No	Yes	Yes
<i>Type Fe</i>	No	No	Yes	Yes
<i>Constant</i>	-3.618 0*** (0.054 1)	-2.458 2*** (0.006 0)	-9.796 3*** (0.366 4)	-7.217 3*** (0.506 3)
<i>Observations</i>	223 619	396 070	284 438	223 618
<i>BIC</i>	126 299	221 111	137 004	120 412
<i>Pseudo-R²</i>	0.165 8	0.002 0	0.179 3	0.209 4

表 10 稳健性检验二的回归结果

Table 10 Regression Results of Robustness Test 2

变量	模型				
	22 Probit	23 Probit	24 OLS	25 OLS	26 OLS
<i>Disruption</i>		0.125 5*** (0.032 8)		0.066 9*** (0.004 4)	-0.005 1 (0.004 3)
<i>Controls</i>	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes
<i>Year Fe</i>	No	Yes	No	No	Yes
<i>Type Fe</i>	No	Yes	No	No	Yes
<i>Constant</i>	-2.121 6*** (0.030 6)	-2.315 4*** (0.632 1)	0.066 3*** (0.001 8)	0.064 1*** (0.001 8)	0.103 8 (0.092 9)
<i>Observations</i>	285 562	285 562	285 562	285 562	285 562
<i>BIC</i>	133 736	127 458	75 230	75 012	47 774
<i>Pseudo/Adj-R²</i>	0.199 5	0.241 4	0.026 9	0.027 7	0.027 7

最后,由于本文选取的文献类型包含了会议论文,将期刊影响因子作为控制变量会造成一定程度的数据缺失,因此,删去该变量并重复上述所有回归分析,发现所有结果依旧是稳健的,即颠覆性高的科学更容易产生技术影响,同时高颠覆性研究比低颠覆性研究产生更大、更广泛、更持续的技术影响,且不会面临延迟认可。

6 结 语

本文尝试从专利引用科学论文的视角研究“科学-技术”关联,基于人工智能领域发表的 68 万余篇科学论文,计算颠覆性指数并剔除缺失值,结合专利

引用论文数据进行分析,旨在探究科学论文的颠覆性与其产生技术影响之间的关系。研究结果表明,颠覆性指数与被专利引用之间存在较大且显著的正效应,并且在额外控制被论文引用次数这一因素之后,结论依然是成立的。换言之,相较于巩固性的科学,颠覆性的科学更容易被专利引用,且颠覆性程度高的科学论文产生技术影响的可能性更大。

为了进一步探究技术影响的特征,将样本限制为被专利引用的科学论文,重点关注重要性、广泛性、时滞性和持续性这 4 个维度。结果显示,颠覆性高的科学比颠覆性低的科学能够获得更多的专利引用次数,更广的技术领域分布,以及更久的持续被引时间,即颠覆性程度高的科学论文能够产生更重要、更广泛、更持续的技术影响。但是,本文发现高颠覆性科学在科学界面临着严重的延迟认可现象,但是在技术界截然相反,颠覆性指数与被引时滞之间呈现出显著的负向关系。一种可能的解释是,科学界和技术界对颠覆性创新的认可机制不同。在科学界,原有范式的排挤、学术权威的影响以及出版延迟等共同导致了高颠覆性科学的严重延迟认可。而在技术界,市场驱动、商业价值以及投资支持等使得颠覆性成果能够快速实现转化,因而造成了不同结果。

总体而言,本文有以下几点贡献。首先,本文着眼于科学知识的自身特征,丰富了学术界关于科学技术互动和转化的研究。其次,本文发现颠覆性程度高的科学存在高风险高收益的特性,因此,相关的科技政策应该重视高颠覆性科学成果,呼吁各类组织机构抛开偏见,充分发掘其科学价值、技术价值和社会价值。最后,在信息爆炸的大数据时代,价值折损问题愈发严重,大部分科学知识的价值并没有得到体现。同时,有学者指出作为创新先驱的论文和专利的颠覆性正在不断下降^[60],极大阻碍了社会发展进步,所以,本文为支持原创性成果、促进产学研合作提供了一定的理论支撑。

然而,本文作为一项探索性研究,存在一定的局限。首先,仅关注人工智能领域,相关结论的普适性还有待检验;此外,并未考虑引用的动机与类型,也没有对引用论文的专利特征进行分析。为了更好地理解科学与技术之间的复杂关系,未来还需要开展更为深入的研究,如采用更复杂的模型探究二者之

间的因果关系。

参考文献:

- [1] Jaffe A B. Real Effects of Academic Research[J]. The American Economic Review, 1989, 79(5): 957-970.
- [2] Cockburn I, Henderson R. Public-Private Interaction in Pharmaceutical Research[J]. Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America, 1996, 93(23): 12725-12730.
- [3] Breschi S, Catalini C. Tracing the Links Between Science and Technology: An Exploratory Analysis of Scientists' and Inventors' Networks[J]. Research Policy, 2010, 39(1): 14-26.
- [4] 许海云, 王超, 龚兵营, 等. 科学-技术关联视角下的新兴研究主题产学研合作适用模式研究——以干细胞研究领域为例[J]. 图书情报工作, 2022, 66(15): 3-13. (Xu Haiyun, Wang Chao, Gong Bingying, et al. Research on the Applicable Mode of Industry-University-Research Cooperation of Emerging Research Topics Based on Science-Technology Linkage—A Case Study of Stem Cell Research[J]. Library and Information Service, 2022, 66(15): 3-13.)
- [5] 滕子优, 朱雪忠, 胡成, 等. 创新主体在城市群知识网络中的角色——基于科学与技术关联视角[J]. 科学学研究, 2024, 42(6): 1288-1299. (Teng Ziyu, Zhu Xuezhong, Hu Cheng, et al. The Role of Actors in the Knowledge Networks of City Clusters: From the Perspective of the Linkage Between Science and Technology[J]. Studies in Science of Science, 2024, 42(6): 1288-1299.)
- [6] Etzkowitz H, Leydesdorff L. The Dynamics of Innovation: From National Systems and "Mode 2" to a Triple Helix of University - Industry - Government Relations[J]. Research Policy, 2000, 29(2): 109-123.
- [7] Narin F, Noma E. Is Technology Becoming Science? [J]. Scientometrics, 1985, 7: 369-381.
- [8] 王飞跃, 缪青海. 人工智能驱动的科学新范式: 从AI4S到智能科学[J]. 中国科学院院刊, 2023, 38(4): 536-540. (Wang Feiyue, Miao Qinghai. Novel Paradigm for AI-Driven Scientific Research: From AI4S to Intelligent Science[J]. Bulletin of Chinese Academy of Sciences, 2023, 38(4): 536-540.)
- [9] Haefner N, Wincent J, Parida V, et al. Artificial Intelligence and Innovation Management: A Review, Framework, and Research Agenda[J]. Technological Forecasting and Social Change, 2021, 162: 120392.
- [10] Liu J, Chang H H, Forrest J Y, et al. Influence of Artificial Intelligence on Technological Innovation: Evidence from the Panel Data of China's Manufacturing Sectors[J]. Technological Forecasting and Social Change, 2020, 158: 120142.
- [11] Gittelman M, Kogut B. Does Good Science Lead to Valuable Knowledge? Biotechnology Firms and the Evolutionary Logic of Citation Patterns[J]. Management Science, 2003, 49(4): 366-382.
- [12] Stern S. Do Scientists Pay to Be Scientists? [J]. Management Science, 2004, 50(6): 835-853.
- [13] Kuhn T S. The Structure of Scientific Revolutions[M]. The 50th Anniversary Edition. Chicago: University of Chicago Press, 2012.
- [14] Funk R J, Owen-Smith J. A Dynamic Network Measure of Technological Change[J]. Management Science, 2017, 63(3): 791-817.
- [15] Wu L F, Wang D S, Evans J A. Large Teams Develop and Small Teams Disrupt Science and Technology[J]. Nature, 2019, 566(7744): 378-382.
- [16] National Science Board. Enhancing Support of Transformative Research at the National Science Foundation: NSB-07-32[R]. Alexandria: National Science Foundation, 2007.
- [17] 许海云, 王超, 陈亮, 等. 颠覆性技术的科学-技术-产业互动模式识别与分析[J]. 情报学报, 2023, 42(7): 816-831. (Xu Haiyun, Wang Chao, Chen Liang, et al. Recognition and Analysis of Science-Technology-Industry Interaction Patterns of Disruptive Technologies[J]. Journal of the China Society for Scientific and Technical Information, 2023, 42(7): 816-831.)
- [18] Chai S, Menon A. Breakthrough Recognition: Bias Against Novelty and Competition for Attention[J]. Research Policy, 2019, 48(3): 733-747.
- [19] 张金柱, 胡一鸣. 融合表示学习与机器学习的专利科学引文标题自动抽取研究[J]. 数据分析与知识发现, 2019, 3(5): 68-76. (Zhang Jinzhu, Hu Yiming. Extracting Titles from Scientific References in Patents with Fusion of Representation Learning and Machine Learning[J]. Data Analysis and Knowledge Discovery, 2019, 3(5): 68-76.)
- [20] 张金柱, 王玥, 胡一鸣. 基于专利科学引文内容表示学习的科学技术主题关联分析研究[J]. 数据分析与知识发现, 2019, 3(12): 52-60. (Zhang Jinzhu, Wang Yue, Hu Yiming. Analyzing Sci-Tech Topics Based on Semantic Representation of Patent References[J]. Data Analysis and Knowledge Discovery, 2019, 3(12): 52-60.)
- [21] 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.
- [22] Bryan K A, Ozcan Y, Sampat B. In-Text Patent Citations: A User's Guide[J]. Research Policy, 2020, 49(4): 103946.
- [23] Debackere K, Veugelers R. The Role of Academic Technology Transfer Organizations in Improving Industry Science Links[J]. Research Policy, 2005, 34(3): 321-342.
- [24] Cassiman B, Veugelers R. In Search of Complementarity in Innovation Strategy: Internal R&D and External Knowledge Acquisition[J]. Management Science, 2006, 52(1): 68-82.
- [25] Bozeman B, Rimes H, Youtie J. The Evolving State-of-the-Art in

- Technology Transfer Research: Revisiting the Contingent Effectiveness Model[J]. *Research Policy*, 2015, 44(1): 34-49.
- [26] Hicks D, Breitman A, Hamilton K, et al. Research Excellence and Patented Innovation[J]. *Science and Public Policy*, 2000, 27(5): 310-320.
- [27] Yamashita Y. Exploring Characteristics of Patent-Paper Citations and Development of New Indicators[M]//*Scientometrics*. London: InTech, 2018: 151-172.
- [28] Veugelers R, Wang J. Scientific Novelty and Technological Impact[J]. *Research Policy*, 2019, 48(6): 1362-1372.
- [29] Ke Q. Technological Impact of Biomedical Research: The Role of Basicness and Novelty[J]. *Research Policy*, 2020, 49(7): 104071.
- [30] Ke Q. Interdisciplinary Research and Technological Impact: Evidence from Biomedicine[J]. *Scientometrics*, 2023, 128(4): 2035-2077.
- [31] Li B, Chen S J, Larivière V. Interdisciplinarity Affects the Technological Impact of Scientific Research[J]. *Scientometrics*, 2023, 128(12): 6527-6559.
- [32] Manjunath A, Li H Y, Song S C, et al. Comprehensive Analysis of 2.4 Million Patent-to-Research Citations Maps the Biomedical Innovation and Translation Landscape[J]. *Nature Biotechnology*, 2021, 39(6): 678-683.
- [33] 石静, 吴柯烨, 孙建军. 信息来源特征对科学知识采纳的影响研究——基于专利引用的视角[J]. *现代情报*, 2023, 43(9): 3-14. (Shi Jing, Wu Keye, Sun Jianjun. Influence of Information Source-Related Characteristics on Scientific Knowledge Adoption—Based on Perspective of Patent Citation[J]. *Journal of Modern Information*, 2023, 43(9): 3-14.)
- [34] Guan J C, He Y. Patent-Bibliometric Analysis on the Chinese Science-Technology Linkages[J]. *Scientometrics*, 2007, 72(3): 403-425.
- [35] Bryan K A, Ozcan Y. The Impact of Open Access Mandates on Invention[J]. *The Review of Economics and Statistics*, 2021, 103(5): 954-967.
- [36] Bornmann L, Tekles A. Disruptive Papers Published in *Scientometrics*[J]. *Scientometrics*, 2019, 120(1): 331-336.
- [37] 潘一如, 毛进, 李纲. 基于引文网络的高颠覆性专利知识扩散特征研究[J]. *数据分析与知识发现*, 2023, 7(10): 1-14. (Pan Yiru, Mao Jin, Li Gang. Knowledge Diffusion Characteristics of Highly Disruptive Patents Based on Citation Network[J]. *Data Analysis and Knowledge Discovery*, 2023, 7(10): 1-14.)
- [38] Bornmann L, Tekles A. Disruption Index Depends on Length of Citation Window[J]. *El Profesional de la Información*, 2019, 28(2): e280207.
- [39] Bornmann L, Devarakonda S, Tekles A, et al. Disruptive Papers Published in *Scientometrics*: Meaningful Results by Using an Improved Variant of the Disruption Index Originally Proposed by Wu, Wang, and Evans (2019) [J]. *Scientometrics*, 2020, 123(2): 1149-1155.
- [40] 杨杰, 邓三鸿, 王昊. 科学研究的颠覆性创新测度——相对颠覆性指数[J]. *情报学报*, 2023, 42(9): 1052-1064. (Yang Jie, Deng Sanhong, Wang Hao. Measure of Disruptive Innovation in Science: Relative Disruptive Index(RDI)[J]. *Journal of the China Society for Scientific and Technical Information*, 2023, 42(9): 1052-1064.)
- [41] 刘小慧, 沈哲思, 廖宇, 等. 科研论文颠覆性指数的改进及其影响因素研究[J]. *图书情报工作*, 2020, 64(24): 84-91. (Liu Xiaohui, Shen Zhesi, Liao Yu, et al. The Research about the Improved Disruption Index and Its Influencing Factors[J]. *Library and Information Service*, 2020, 64(24): 84-91.)
- [42] Bu Y, Waltman L, Huang Y. A Multidimensional Framework for Characterizing the Citation Impact of Scientific Publications[J]. *Quantitative Science Studies*, 2021, 2(1): 155-183.
- [43] Peirce C S. *Philosophical Writings of Peirce*[M]. New York: Dover Publications, 2011.
- [44] Azoulay P, Zivin J S G, Manso G. Incentives and Creativity: Evidence from the Academic Life Sciences[J]. *The RAND Journal of Economics*, 2011, 42(3): 527-554.
- [45] Wei C L, Li J, Shi D B. Quantifying Revolutionary Discoveries: Evidence from Nobel Prize-Winning Papers[J]. *Information Processing & Management*, 2023, 60(3): 103252.
- [46] Wei C L, Zhao Z Y, Shi D B, et al. Nobel Prize Winning Papers are Significantly More Highly-Cited but Not More Disruptive than Non-Prize Winning Counterparts[C]//*Proceedings of the 15th International Conference on Information*. 2020.
- [47] Wang S Y, Ma Y X, Mao J, et al. Quantifying Scientific Breakthroughs by a Novel Disruption Indicator Based on Knowledge Entities[J]. *Journal of the Association for Information Science and Technology*, 2023, 74(2): 150-167.
- [48] Besancenot D, Vranceanu R. Reluctance to Pursue Breakthrough Research: A Signaling Explanation[J]. *Research Policy*, 2024, 53(4): 104974.
- [49] Fleming L, Sorenson O. Science as a Map in Technological Search[J]. *Strategic Management Journal*, 2004, 25(8/9): 909-928.
- [50] Ahmadpoor M, Jones B F. The Dual Frontier: Patented Inventions and Prior Scientific Advance[J]. *Science*, 2017, 357(6351): 583-587.
- [51] Bordalo P, Gennaioli N, Shleifer A. Competition for Attention[J]. *The Review of Economic Studies*, 2016, 83(2): 481-513.
- [52] 埃弗雷特·M. 罗杰斯. 创新的扩散[M]. 辛欣, 译. 北京: 中央编译出版社, 2002. (Everett M. Rogers. *Diffusion of Innovations* [M]. Translated by Xin Xin. Beijing: Central Compilation & Translation Press, 2002.)
- [53] Marx M, Fuegi A. Reliance on Science: Worldwide Front-Page Patent Citations to Scientific Articles[J]. *Strategic Management*

- Journal, 2020, 41(9): 1572-1594.
- [54] Marx M, Fuegi A. Reliance on Science by Inventors: Hybrid Extraction of In-Text Patent-to-Article Citations[J]. Journal of Economics & Management Strategy, 2022, 31(2): 369-392.
- [55] 王大顺, 艾伯特-拉斯洛·巴拉巴西. 给科学家的科学思维[M]. 贾韬, 汪小帆, 译. 天津: 天津科学技术出版社, 2021.(Wang Dashun, Albert-László Barabási. The Science of Science[M]. Translated by Jia Tao, Wang Xiaofan. Tianjin: Tianjin Science and Technology Press, 2021.)
- [56] Popp D. From Science to Technology: The Value of Knowledge from Different Energy Research Institutions[J]. Research Policy, 2017, 46(9): 1580-1594.
- [57] Jahn N, Klebel T, Pride D, et al. Quantifying the Influence of Open Access on Innovation and Patents[J]. Open Research Europe, 2022, 2: 64.
- [58] Meyer M. Tracing Knowledge Flows in Innovation Systems[J]. Scientometrics, 2002, 54(2): 193-212.
- [59] Wang J, Veugelers R, Stephan P. Bias Against Novelty in Science: A Cautionary Tale for Users of Bibliometric Indicators [J]. Research Policy, 2017, 46(8): 1416-1436.

- [60] Park M, Leahey E, Funk R J. Papers and Patents Are Becoming Less Disruptive over Time[J]. Nature, 2023, 613(7942): 138-144.

作者贡献声明:

王贤文: 提出研究选题, 设计研究方案, 项目执行管理, 修改论文并定稿;
尹逸贤: 方法设计, 规范分析, 撰写论文初稿, 修改论文;
耿屿: 数据收集清洗, 修改论文;
余芊芊, 张光耀: 修改论文。

利益冲突声明:

所有作者声明不存在利益冲突关系。

支撑数据:

[1]尹逸贤. 科学论文颠覆性数据. DOI:10.57760/sciencedb.27530.

收稿日期: 2025-03-10
收修改稿日期: 2025-07-05

Disruptiveness and Technological Impact of Scientific Papers on Artificial Intelligence

Wang Xianwen Yin Yixian Geng Yu Yu Qianqian Zhang Guangyao

(WISE Lab, School of Public Administration and Policy, Dalian University of Technology, Dalian 116024, China)

Abstract: [Objective] This study explores the relationship between the disruptiveness of scientific papers and their technological impact, using patent-paper citation data to enrich our understanding of how scientific knowledge flows into technological domains. [Methods] We constructed a large-scale dataset with over 680, 000 scientific papers published in the field of artificial intelligence, combined with patent citation records. Using Probit and other regression models, we analyzed the relationship across five dimensions: likelihood, significance, breadth, delay, and persistence of technological impact. [Results] We found a positive correlation between a paper's disruptiveness and the likelihood of being cited by patents, indicating that more disruptive scientific knowledge tends to exert greater technological impact. Furthermore, highly disruptive papers were associated with more significant, broader, and persistent technological impacts, but exhibited shorter delays before influencing technology. [Limitations] We did not examine the motivations or types of citations, nor did we analyze the characteristics of citing patents. [Conclusions] This study confirms a positive relationship between the scientific disruptiveness and technological impact, providing theoretical support for policy efforts aimed at accelerating the translation of scientific knowledge into technological innovation.

Keywords: Disruption Index Science-Technology Linkage Technological Impact Knowledge Flow Artificial Intelligence