doi. 10. 3724/1005-0566. 20260205

人工智能驱动研发创新的动态效应研究：基于全球碳纳米管专利数据

吴　过[1,2]，周　洪[3]

（1. 上海杉达学院胜祥商学院，上海　201209；2. 香港大学理学院，香港　999077；
3. 中国科学院武汉文献情报中心，湖北　武汉　430071）

摘　要：随着 AI for Science（AI4S）成为全球科技竞争的新前沿，厘清人工智能（AI）如何重塑研发创新范式的微观机制已成为关键议题。揭示 AI 驱动研发创新的动态效应与复杂机制，构建“技术—任务—能力”（Technology-Task-Ability，TTA）分析框架，论证人工智能通过重组而非简单加速研发任务来深刻重塑研发创新生态。基于全球碳纳米管领域专利数据，综合运用技术共现网络分析、时变参数向量自回归模型、脉冲响应分析和小波相干分析等方法，实证考察 AI 融入前后技术网络的动态演化。研究发现：第一，AI 的融入显著提升了技术网络的整体关联程度，且 AI 自身成为关键的技术溢出源并扮演创新网络中“引领者”的角色；第二，AI 通过自动化材料表征等任务，导致材料测试与分析等传统分析技术在网络中的角色从“引领者”转变为“跟随者”，为 TTA 框架提出的任务重组机制提供了直接实证证据；第三，脉冲响应和小波相干分析进一步证实，AI 对碳纳米管技术发展存在显著且动态的正向驱动效应。此外，通过分析人工智能与新材料研发创新的互动逻辑，提出针对研发创新生态的“分层治理”和“分段治理”原则。

关键词：人工智能；研发创新；动态效应；专利数据；技术溢出

中图分类号：G301；G306　　**文献标识码**：A　　**文章编号**：1005－0566（2026）02－0050－12

Dynamic effects of artificial intelligence on R&D and innovation: Based on global carbon nanotube patent data

WU Guo[1,2], ZHOU Hong[3]

(1. *Shengxiang Business School*, *Sanda University*, *Shanghai* 201209, *China*;
2. *Faculty of Science*, *The University of Hong Kong*, *Hong Kong* 999077, *China*;
3. *Wuhan Branch of the National Science Library*, *Chinese Academy of Sciences*, *Wuhan* 430071, *China*)

Abstract: As AI for Science (AI4S) emerges as a new frontier in global technological competition, clarifying the micro-mechanisms of how Artificial Intelligence (AI) reshapes the R&D innovation paradigm has become a critical issue. This paper aims to reveal the dynamic effects and complex mechanisms of AI-driven R&D innovation. This study constructs a “Technology-Task-Ability” (TTA) analytical framework to argue that AI profoundly reshapes the R&D innovation ecosystem by reorganizing, rather than simply accelerating, R&D tasks. Based on patent data from the global carbon nanotube field, this paper employs a combination of methods, including technology co-occurrence network analysis, the

基金项目：教育部人文社会科学研究一般项目“大模型驱动新材料研发创新：技术逻辑、生态重构与治理规则”（24YJCZH339）。

作者简介：吴过（1988—），男，重庆人，博士，上海杉达学院胜祥商学院教授，香港大学理学院访问学者，硕士生导师，研究方向为金融科技、人工智能、科技金融等。通信作者：周洪。

time-varying parameter vector autoregression model, impulse response analysis, and wavelet coherence analysis, to empirically examine the dynamic evolution of the technology network before and after the integration of AI. The findings indicate that: first, the integration of AI significantly enhances the overall connectivity of the technology network, with AI itself becoming a key technology spillover source and playing the role of a "leader" in the innovation network. Second, by automating tasks such as materials characterization, AI causes traditional analytical technologies, such as materials testing and analysis, to shift from a "leader" to a "follower" role within the network, providing direct empirical evidence for the task reorganization mechanism proposed by the TTA framework. Third, impulse response and wavelet coherence analyses further confirm that AI has a significant and dynamic positive driving effect on the development of carbon nanotube technology. Furthermore, by analyzing the interactive logic between AI and new materials R&D innovation, the paper proposes principles of "stratified governance" and "segmented governance" for the R&D innovation ecosystem.

Key words: artificial intelligence; R&D and innovation; dynamic effects; patent data; technology spillover

习近平总书记强调,要以科技创新推动产业创新,特别是要以颠覆性技术和前沿技术催生新产业、新模式、新动能,发展新质生产力。近年来,以深度学习和大语言模型为代表的人工智能(artificial intelligence,AI)技术正以前所未有的深度和广度渗透到科学研究的各个领域,催生了 AI for Science(AI4S)科研范式。AI 有望成为加速知识生产、整合跨学科信息乃至提出全新科学假说的"智能伙伴"。研发创新需要企业、高校、科研院所、投资机构、政府等多方主体的参与和协作[1],各方主体在知识、资金、政策等方面发挥不同作用,形成一个相互依赖的有机整体。

已有研究从不同角度探讨了人工智能技术如何驱动科学研究范式的变革及其在具体应用中的表现。王飞跃等[2]探讨了 AI4S 的概念,提出人工智能驱动下的科学研究新范式,并以材料科学等领域为例展示了 AI 在加速科研进程中的作用。颜世健等[3]从"智能科学范式"出发,提出了人工智能技术在科研中的"第五范式",强调了其跨学科的知识整合能力以及研究路径的统合性。鄂维南[4]指出,人工智能驱动的科学研究模式有望通过平台化的方式提升科研效率,打破传统的"作坊模式"。黄时进[5]则强调了新一代人工智能对科学发现的推动作用,特别是在人机融合框架下,重新定义了科学研究的进程。徐东波[6]探讨了人工智能驱动研发创新的逻辑、风险及其治理,提出了人工智能技术在科研过程中的三重驱动逻辑,即催化驱动、协同驱动和算法驱动,为研究人工智能如何通过数据驱动方式推动研发创新提供了理论支撑。王飞跃等[7]进一步提出了"平行科学"的概念,强调了大模型时代 AI for Science 的前沿技术与框架体系,特别是其在数学、物理和材料科学中的应用。

可以看出,现有研究普遍认可了人工智能在推动科学研究范式转变中的重要作用,尤其是在提高科研效率、促进知识整合以及跨学科互动方面。然而,大多数研究主要集中于理论探讨或宏观层面的应用分析,未能深入某个特定领域来分析。尤其是对人工智能如何在一个具体的研发领域内,动态地重构技术间的相互依赖网络,以及驱动这种重构的微观机制,仍缺乏深入的实证剖析。这引出了一个核心问题:当人工智能技术被整合进一个成熟的创新生态系统时,它如何改变系统内技术间的动态关联与溢出效应,其背后的作用机制又是什么?

回答上述问题对于理解和引导本轮科技革命至关重要。新材料研发是典型的知识密集型和跨学科领域,其研发过程涉及从理论设计、实验合成到性能表征的复杂链条,具有研发周期长、试错成本高的特点,是检验 AI4S 效能的绝佳场域。碳纳米管(carbon nanotubes)作为一种具有革命性潜力的新材料,其技术发展历程长、专利数据丰富、技术分支明确,是一个观察 AI4S 效应的理想"实验室"。专利数据不仅能反映技术发展的历史进程,还可以揭示不同细分技术领域之间的关联性。通过分析碳纳米管的专利数据,可以深入了解不同

细分技术的动态变化及其相互作用,为研究人工智能在研发创新中的作用提供新视角。

一、理论分析与研究假说

传统的创新理论通常将技术进步视为外生冲击或内生于研发投入的线性过程。然而,人工智能的影响力并非简单的线性叠加,而是对创新过程本身的重构。

(一)AI 作为创新加速器:提升研发的速度、规模与多样性

以新材料研发创新为例,其核心是“实验驱动”,实验内容包括材料的制备、性能测试和结构表征等。例如,针对材料性能测试,研究人员通常会采用一系列实验技术,如拉伸测试、硬度测量、热分析等,来评估材料的力学性能、物理性能和热性能等。而在结构表征环节,会使用显微镜、X 射线衍射和电子显微镜等设备来细致观察和分析材料的微观结构。基于“实验驱动”的研发创新方式的优点是可以直接获取精确的材料性能数据,但它也有明显的局限性,包括实验周期较长、成本较高、实验操作过程较为烦琐等。学者认为人工智能技术可能在预测材料性能和开发新材料方面具有较大潜力[8]。例如,先进算法有望增强材料合成和表征的效率[9],图神经网络和高斯过程可以用来预测固态材料属性[10]。AI 在材料设计、性能预测、工艺优化等环节有望发挥关键作用,通过其强大的数据处理能力和模式识别技术,准确预测材料在不同条件下的性能,从而优化实验设计,减少不必要的试错过程,助力研发创新从“试错成本高、周期长”向“数据驱动、智能高效”转变。

(二)AI 作为任务重组器:“技术—任务—能力”框架

创新生态系统(innovation ecosystem)理论是基于生态系统(ecosystem)理论衍生而来,它描述了技术研发创新活动中各参与主体之间的互动关系[11],认为创新的发生是由参与主体之间的互动所导致的。创新生态系统的参与者包括大企业、小企业、初创企业、企业家、金融机构、大学、研究相关组织、非政府组织、政府机构[12],创新主体之间存在紧密的合作、竞争、资源共享等多样化的互动关系,可以形成复杂的网络结构[13]。生态系统内部的竞争与合作,能够刺激各创新主体不断追求技术突破,推动研发创新水平的不断提升[14],而创新生态系统内部的利益相关方,又会通过协商、博弈等方式,对研发创新活动施加约束和调整[15]。

近年来,以 GPT 系列为代表的大型生成式语言模型引发了广泛关注,在自然语言处理、知识推理等方面展现出强大能力,人工智能大模型通过对海量数据的学习,能够实现流畅的文本生成,以及更好地发现隐藏在大数据中的复杂模式[16],其在知识整合、跨域迁移等方面展现出新特点[17]。但是需要指出的是,新材料研发创新的参与主体(企业、高校、科研院所等)在人工智能驱动下的合作、竞争、依赖等关系网络面临重塑,知识、资金、数据等创新资源要素的耦合模式可能发生根本性的变化。比如,研发创新历来被认为是靠创新主体动态互动形成,但人工智能大模型驱动下的研发创新可能会呈现更加自主的特点。技术是生态系统演化所需的一种动力要素,能促进主体之间的交互,但是当技术具备“自主创新意识”,形成一种与人类迥异的智能主体加入原有创新生态时,可能会颠覆企业、高校、科研院所等主体在现有生态中的角色定位、具体分工与相互关系,改变资源配置和知识流动方式[18],引发各主体生态位的调整,推动建立新型研发创新协作机制[19]。

比“加速器”更深刻的,是 AI 作为研发“任务重组器”的角色。通过上述分析不难发现,AI 的融入并非均匀地提升所有研发环节的效率,而是可能系统性地改变研发任务的构成,以及对人类能力的需求。本文构建“技术—任务—能力”(technology-task-ability, TTA)分析框架,其核心思想是任何研发创新过程都可以被分解为一系列相互关联的任务,AI 的引入会选择性地自动化执行其中一部分任务,尤其是那些数据密集、可被模式化和预测的认知任务。与此同时,AI 的介入会创造出新的任务,并极大地提升对人类互补性能力的需求。

首先,由于 AI 能够赋能多个技术领域的共性任务(如数据分析、模拟预测、文献挖掘),它将作为一种基础性、平台性的技术,增强不同技术节点之间的知识流动和协同效应。当一个领域借助 AI 取得突破后,其方法和成果能更快地被其他领域借鉴和应用,从而提升整个技术网络的关联密度和活跃度。同时,作为这种跨领域赋能的核心,AI 自身将成为技术溢出的主要来源。

研究假说 H1:人工智能的融入将显著提升整个技术创新网络的总体关联程度,并且人工智能技术本身将成为网络中的净技术溢出源(net spillover transmitter)。

其次,TTA 框架预示了研发创新网络内部技术角色的动态演变。对于那些核心任务高度依赖于数据分析和模式识别的技术领域,AI 的自动化替代效应将尤为明显,而且领域原有的创新瓶颈可能被 AI 直接突破,导致其创新路径从自主探索转变为依赖于 AI 技术的应用和集成。因此,它们在技术网络中的角色可能会从知识的"引领者"或"创造者"转变为知识的"跟随者"或"接收者"。

研究假说 H2:在研发创新网络中,那些最易于被 AI 自动化的技术领域,其角色将从技术溢出的"引领者"转变为"跟随者"。

二、研究设计与实证结果

(一)数据来源与处理

碳纳米管是一种高长径比特殊碳纳米材料,具有中空管状的结构特征,其可以看作是由二维石墨烯沿一定方向卷曲而成,其直径通常为几纳米到几十纳米,长度可达微米甚至毫米级。由于其独特的结构,在多个领域具有广泛的应用前景。从实验室到市场,碳纳米管面临制备、纯化、功能化以及规模化生产的复杂技术挑战,反映了新材料技术发展中的普遍问题。因此,碳纳米管是新材料领域发展的一个典型代表。

碳纳米管的专利数据可以揭示这一领域的技术演进和创新动态。本文分析数据来自 Web of Science 的 DII 数据库,围绕碳纳米管构建检索式 TS = (" carbon nanotube * "),检索专利时间段为 1990—2023 年,语言选择英语,共得到碳纳米管相关专利 32 731 项①。为了识别碳纳米管领域的核心技术分支,本文依据国际专利分类(IPC)号对专利进行聚类,涵盖了从 CNTs 的制备(C01B)、复合材料应用(C08K, C08L)、能源应用(H01M)到半导体器件(H01L)等关键技术领域。为考察人工智能技术的影响,本文同样在 DII 数据库中检索了全球人工智能专利数据,以此构建月度时间序列,作为引入模型的关键变量。

(二)技术共现网络分析

本文通过提取专利数据中的 IPC 共现信息,运用力导向算法 Fruchterman-Reingold 进行可视化处理,对主要 IPC 号的共现网络进行分析,揭示碳纳米管专利中技术关联和相互作用,如图 1 所示。在共现网络中,每个节点代表一个 IPC 分类号,节点之间的边表示它们之间的共现关系,边的权重反映了共现的强度。根据节点中心度和关联关系进行划分,并标识颜色形成社区。

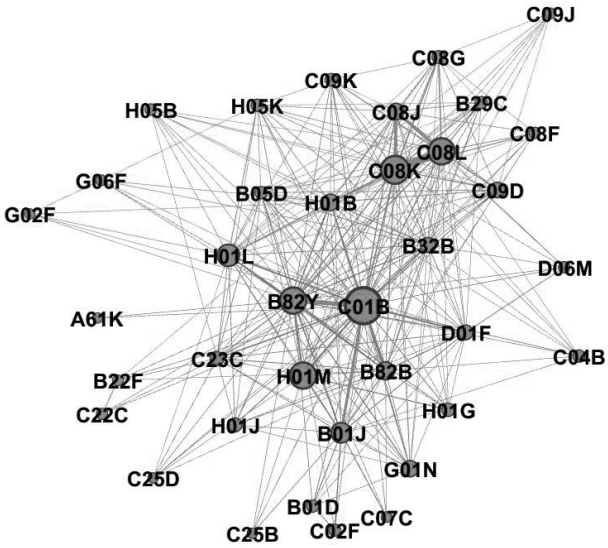


图 1　碳纳米管专利 IPC 分类号的共现网络分析

在共现网络的中心位置, C01B(非金属元素及其化合物)和 B82Y(纳米结构的特定用途或应

① 本文采用基于优先权专利的时间来计算专利申请数量。由于专利申请到公开存在一定的时间,通常需要 18 个月,2022 年、2023 年的专利数量小于实际值。在动态效应分析中,设定专利数据的截止时间为 2022 年 6 月。

用、测量或分析、制造或处理)这两个 IPC 分类号,与多个技术领域有着紧密的联系,在碳纳米管的研发中具有核心作用。此外, H01M(用于直接转变化学能为电能的方法或装置)、B01J(化学或物理方法及装置)等 IPC 分类号是共现网络中的重要技术,涉及碳纳米管的制备、测量和在能源领域的应用。C08K(使用无机物或非高分子有机物作为配料制备有机高分子化合物)、C08L(高分子化合物的组合物)、C08J(有机高分子化合物的加工、配料的一般工艺过程)等 IPC 分类号,也在共现网络中占据了重要的位置,在碳纳米管与高分子材料的结合应用中扮演着关键角色。H01L、H05K、H01G 等与碳纳米管在电子器件中的应用紧密相关,也是共现网络中的重要部分。

(三)基于 TVP-VAR-DY 模型

动态效应分析关注技术随时间的动态变化。传统的向量自回归(VAR)模型通常假设模型参数是固定不变的,但由于现实中变量间的关系可能会随时间、政策调整、市场变化等因素而变化。而时变参数向量自回归(TVP-VAR)模型则允许模型参数随时间变化,能更好地捕捉动态关系。DY 溢出指数由 Diebold 等[20]提出,用于衡量不同变量之间的溢出效应,即一个变量的波动对其他变量产生的方向性影响。通过计算 DY 溢出指数,可以了解各个变量之间相互影响的程度和方向。为了估计溢出效应的方向、强度和动态变化,Antonakakis 等[21]提出了结合 TVP-VAR 模型和 DY 溢出指数的计量模型(简称为 TVP-VAR-DY)②。专利数据通常以时间序列的形式存在,记录了不同细分技术在每个月的专利申请数量,刻画了企业技术创新和研发能力的变化情况。本文创新地运用 TVP-VAR-DY 模型来捕捉这些技术领域之间的动态关系和溢出效应,以及分析各个技术之间的复杂动态交互关系。本文对 2000—2022 年全球碳纳米管专利数据进行细致的分期考察,以探究不同细分技术领域间的关联特征及其演变。考虑到 AI 技术在 2010 年后开始对各行各业产生显著影响,特别是与美国“材料基因组计划”的启动时间(2011 年)相吻合 ,因此将样本划分为两个时期进行对比分析。第一个时期界定为 2000 年 1 月—2010 年 12 月,重点识别和分析 20 项碳纳米管细分技术领域之间的相互关联特征。第二个时期界定为 2011 年 1 月—2022 年 6 月,将 AI 技术作为一个新的变量引入模型,分析包含 AI 在内的 21 个技术变量的系统溢出动态,以考察 AI 的融入带来的结构性变化。分期设计能够为理解技术演进提供历史视角,用于识别不同历史阶段的技术关联特征。

表 1 报告了 2000 年 1 月—2010 年 12 月碳纳米管领域各细分技术的溢出效应矩阵,包含了每个变量对其他变量的预测误差方差的贡献信息。“TO”是非对角元素的列累加值,反映某个变量对其他变量的总方向性溢出。“FROM”为非对角元素的行累加值,反映其他变量对该变量的总方向性溢入。“NET”代表该变量的净溢出水平,正值代表该技术在整体系统中处于“牵引”状态,为溢出效应提供者,负值代表该技术在整体系统中处于“跟随”状态,为溢出效应接收者。“TCI”是总溢出指数,其大小能反映出系统的总体关联程度。TCI 数值为 91.71,表明各技术之间的关联性和相互作用较强,各个细分技术在某些应用或研究领域中相互补充,共同推动碳纳米管领域的研发创新整体进步,某一技术领域的变化也会迅速影响到其他相关领域。此外,尽管 C01B 技术相关的专利数量最多,但其在 2000—2010 年净溢出效应为 -11.94,B82Y 技术的净溢出效应为 58.09,而其专利数量仅排第 4 位。可以看出,虽然专利数量可以作为衡量技术活跃度的一个指标,但它并不足以全面代表技术在系统中的核心地位或影响力,专利数量的排序并不能直接反映技术在整体系统中的重要性。

图 2 展示了各个技术的净溢出效应及其随时间的演变特征。以 H01M 技术领域为例,该技术领域涉及将化学能直接转化为电能的方法和装置,

② TVP-VAR-DY 模型的理论推导可详细参考 Antonakakis 等[21]。采用专利数量取对数后的月度时间序列,根据 LR、AIC、SC 准则综合考虑,设定 VAR 模型最优滞后阶数为 3。基于碳纳米管全球专利数据特点,设定预测误差方差分解的期数为 12 期。

在2005年之前,其表现为“牵引”状态,而在2005年之后则转变为“跟随”状态,类似的动态变化在其他技术领域中也有所呈现。在“牵引”状态下,H01M技术领域对其他技术领域具有较大的影响力,其创新和进展对其他技术的发展产生显著的推动作用。进入“跟随”状态后,H01M技术开始受到其他技术领域发展的影响,可能意味着该技术的发展已经相对成熟,创新速度放缓,或者其他技术领域出现了更为突破性的进展,导致H01M技术领域需要吸收和适应这些新的变化。

表1　碳纳米管领域各细分技术的溢入(FROM)与溢出(TO)效应(2000年1月—2010年12月)

技术	C01B	C08K	H01M	B82Y	C08L	H01L	B01J	B82B	H01B	C08J	G01N	C09D	B32B	D01F	H01J	C23C	H01G	C08G	C09K	H05K	FROM
C01B	6.97	3.81	4.47	7.16	2.44	3.85	6.34	3.21	4.97	2.59	6.03	6.26	4.55	3.66	5.14	4.42	7.28	4.23	7.01	5.60	93.03
C08K	4.81	5.44	4.43	7.01	3.51	4.17	5.81	3.40	5.31	3.39	5.90	5.28	5.19	3.23	4.91	4.73	5.79	4.30	7.27	6.10	94.56
H01M	4.83	3.92	6.94	6.94	2.76	4.13	5.02	3.58	7.01	3.14	5.28	5.20	5.06	3.26	5.37	4.15	5.23	5.36	7.24	5.57	93.06
B82Y	3.77	2.96	4.45	9.84	2.09	4.09	6.08	3.52	5.44	2.37	6.85	4.81	5.11	3.34	5.06	5.39	5.35	4.03	9.01	6.45	90.16
C08L	4.26	4.35	4.25	7.77	4.62	4.16	5.82	3.64	5.17	3.45	6.18	4.63	5.10	3.15	4.85	4.99	5.53	4.14	7.50	6.42	95.38
H01L	4.36	2.93	4.16	8.63	2.18	5.77	6.08	3.07	5.66	2.50	6.51	4.43	5.71	3.66	4.64	5.78	4.82	4.83	8.28	6.00	94.23
B01J	4.76	2.90	4.70	8.60	2.35	3.63	8.40	3.11	4.60	2.43	6.52	5.37	4.90	3.70	5.55	4.69	5.65	4.37	8.08	5.68	91.60
B82B	4.62	3.72	5.49	7.72	2.57	4.30	5.30	7.90	6.51	2.86	5.49	4.45	5.35	3.74	5.15	4.56	3.44	5.18	5.98	5.65	92.10
H01B	3.85	3.58	4.68	8.23	2.58	3.93	5.07	2.61	10.18	3.06	5.09	3.59	5.80	3.81	5.59	5.16	3.35	5.44	8.57	5.83	89.82
C08J	3.66	3.51	4.63	8.40	2.72	4.12	5.94	3.24	5.09	4.28	6.14	4.49	5.63	3.66	4.85	6.13	4.81	3.94	8.45	6.33	95.72
G01N	3.63	2.82	4.63	8.29	2.12	3.79	5.61	3.7	5.61	2.30	9.64	4.20	5.51	3.88	5.22	5.16	4.41	4.90	8.17	6.41	90.36
C09D	4.72	3.29	4.72	8.88	2.17	3.77	5.92	2.82	6.00	1.98	6.36	8.06	4.60	3.49	5.23	4.79	5.51	4.88	7.28	5.52	91.94
B32B	3.80	3.48	4.43	6.89	2.60	4.29	5.74	3.64	5.27	4.04	5.83	3.90	9.05	4.21	5.72	5.24	3.58	4.46	7.48	6.34	90.95
D01F	4.57	2.92	4.18	7.61	2.21	3.81	5.87	2.86	4.29	2.52	6.39	5.18	5.51	7.17	4.72	6.01	5.85	4.47	8.05	5.83	92.83
H01J	5.15	3.67	4.98	5.94	2.77	4.58	5.07	3.10	5.42	2.56	4.85	4.99	5.81	4.54	10.33	3.95	5.98	4.92	6.46	4.93	89.67
C23C	3.76	2.78	4.25	8.17	2.16	3.90	6.05	3.22	4.25	2.49	6.66	5.20	5.63	4.58	4.82	7.81	5.47	4.02	8.17	6.60	92.19
H01G	5.17	3.32	4.73	6.99	2.23	4.10	6.23	3.08	5.11	2.29	6.12	6.15	4.65	3.66	5.42	4.81	8.26	4.01	7.81	5.85	91.74
C08G	4.75	4.73	5.86	5.53	3.60	3.83	4.45	3.11	6.69	2.82	4.47	5.46	4.74	3.77	5.49	3.94	4.02	12.92	5.11	4.69	87.08
C09K	3.02	2.58	4.18	9.11	2.24	3.95	5.93	2.71	7.04	2.73	6.76	3.36	5.81	3.66	4.82	5.89	3.40	4.41	12.54	5.86	87.46
H05K	3.59	2.87	3.94	10.39	2.03	3.58	6.17	3.26	4.66	2.63	6.81	4.16	5.31	3.63	4.88	6.18	4.41	3.93	7.99	9.60	90.40
TO	81.08	64.16	87.16	148.25	47.33	75.99	108.52	60.9	104.11	52.14	114.25	91.12	99.97	70.65	97.42	95.96	93.87	85.82	143.9	111.67	1 834.27
Inc. Own	88.06	69.60	94.10	158.09	51.95	81.76	116.92	68.81	114.28	56.42	123.89	99.19	109.02	77.82	107.75	103.77	102.13	98.74	156.44	121.26	TCI
NET	-11.94	-30.40	-5.90	58.09	-48.05	-18.24	16.92	-31.19	14.28	-43.58	23.89	-0.81	9.02	-22.18	7.75	3.77	2.13	-1.26	56.44	21.26	91.71

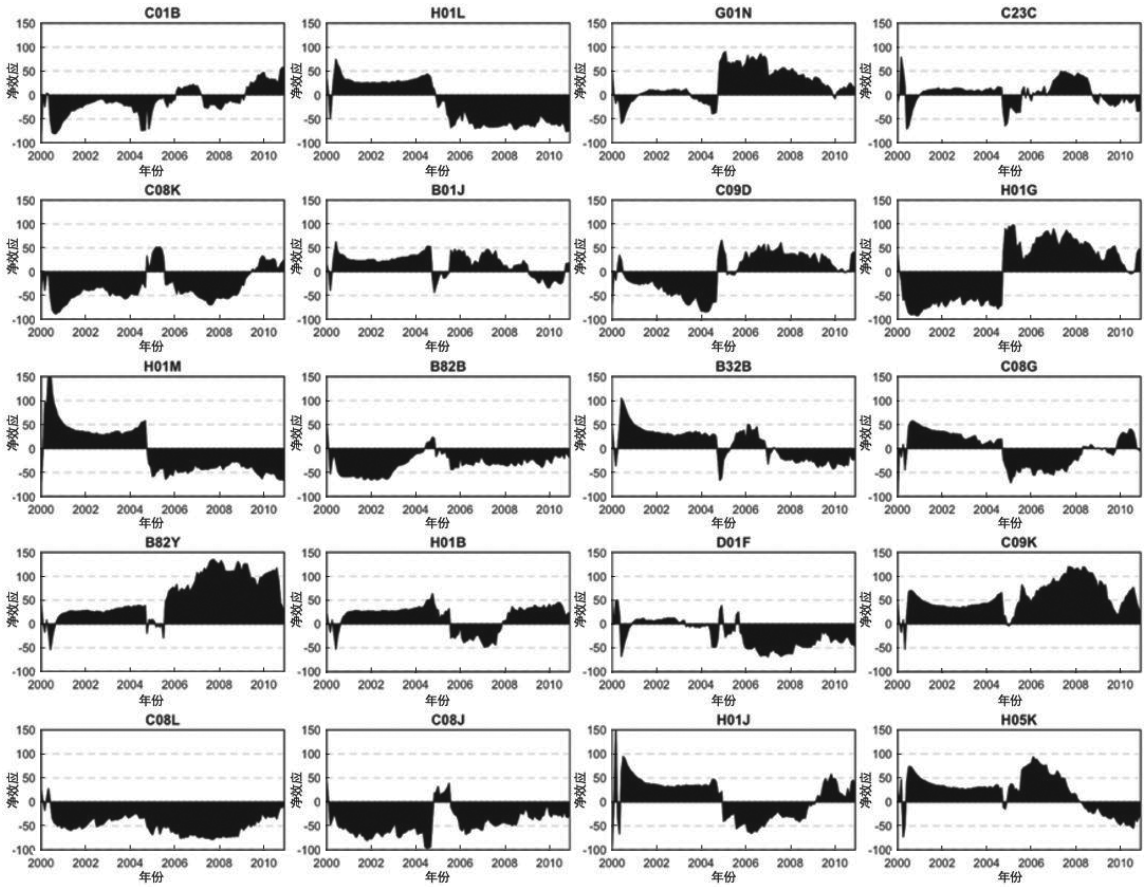


图2　碳纳米管领域各细分技术的净溢出效应动态变化(2000年1月—2010年12月)

表2 报告了2011 年1 月—2022 年6 月溢出效应矩阵。当 AI 技术引入系统,碳纳米管领域各个细分技术的净溢出效应均发生了变化。首先,TCI 数值增加到 92.23,表明 AI 技术的加入可能促进了跨技术领域的知识共享和技术融合,从而提高了整个系统的技术关联度。其次,AI 技术的净溢出效应为 17.25,该数值反映了 AI 技术对其他碳纳米管技术的正向影响和带动作用,表明 AI 技术不仅在自身领域内推动了创新,还对其他相关技术领域产生了积极的外部效应,如通过提供新的分析工具、数据处理方法或自动化解决方案,增强了其他技术的创新能力。但有意思的是,各个碳纳米管技术的重要性程度也发生了变化。AI 技术的引入可能改变原有技术格局,使得某些技术因其与 AI 的高兼容性而变得更加重要,而其他技术则可能相对边缘化。图 3 进一步汇总了碳纳米管领域各细分技术的净溢出效应随时间变化的特征。

表 2　碳纳米管领域各细分技术的溢入(FROM)与溢出(TO)效应(2011 年 1 月—2022 年 6 月)

技术	C01B	C08K	H01M	B82Y	C08L	H01L	B01J	B82B	H01B	C08J	G01N	C09D	B32B	D01F	H01J	C23C	H01G	C08G	C09K	H05K	AI	FROM
C01B	6.60	4.05	3.63	4.96	4.13	3.29	3.94	5.14	4.69	4.82	1.86	5.49	6.16	7.13	7.61	3.89	7.67	2.99	4.09	4.04	3.85	93.40
C08K	2.92	6.47	4.69	5.13	5.78	3.98	4.22	4.72	3.06	4.77	1.92	3.83	6.12	6.73	5.67	4.26	7.17	4.14	5.25	4.23	4.95	93.53
H01M	2.87	3.25	7.81	5.94	3.29	3.84	3.90	4.72	2.72	6.13	1.77	4.70	7.12	6.72	6.93	4.40	6.48	2.66	4.70	4.63	5.43	92.19
B82Y	3.65	3.76	5.23	9.35	2.91	3.44	5.36	4.86	3.25	6.66	1.43	2.65	6.99	4.42	5.71	5.17	4.33	3.20	5.49	5.35	6.81	90.65
C08L	3.33	5.65	4.67	5.10	6.07	3.66	4.13	4.53	3.23	4.92	1.71	4.26	6.61	6.71	5.74	4.29	7.16	3.56	5.05	4.51	5.11	93.93
H01L	4.02	3.68	5.02	4.90	3.62	5.46	3.55	4.37	3.54	5.39	2.06	4.34	6.91	7.49	6.57	3.51	7.17	3.16	5.35	4.79	5.11	94.54
B01J	3.85	4.81	4.13	6.00	4.28	3.10	6.93	4.16	3.23	5.38	2.07	4.60	5.95	5.18	5.77	4.25	5.94	3.83	5.43	5.23	5.87	93.07
B82B	3.68	4.80	3.70	6.16	3.80	3.19	4.33	9.13	3.57	5.89	1.58	4.26	6.19	6.11	6.42	4.38	4.93	4.06	4.52	4.89	4.41	90.87
H01B	4.21	3.58	4.42	3.99	3.47	3.12	4.02	5.71	6.48	4.83	1.95	6.50	5.46	7.05	7.02	3.97	7.22	2.63	5.66	4.58	4.12	93.52
C08J	3.93	3.48	4.34	5.93	2.92	3.17	4.70	5.02	4.11	7.88	1.73	4.08	7.26	6.32	6.17	4.65	6.96	2.31	5.30	4.59	5.16	92.12
G01N	3.32	3.71	4.63	5.39	3.34	4.02	3.87	4.13	2.87	5.56	3.73	4.76	6.07	7.81	6.42	4.04	7.65	3.50	6.01	3.89	5.27	96.27
C09D	3.79	5.02	3.85	4.12	4.56	3.82	3.58	4.61	3.82	4.34	2.30	9.49	4.98	6.75	6.75	3.59	6.81	3.56	6.00	4.45	3.80	90.51
B32B	2.43	4.58	4.90	6.96	4.03	3.13	4.34	3.66	2.18	7.17	1.74	3.24	10.38	5.33	6.05	4.85	4.87	2.77	4.66	6.19	6.54	89.62
D01F	3.57	3.68	5.10	4.79	3.43	3.60	3.99	4.19	3.59	5.09	1.84	4.19	6.25	9.60	6.74	3.71	7.94	3.03	6.04	4.27	5.37	90.40
H01J	3.39	3.68	5.17	5.88	3.53	3.63	3.61	4.44	2.89	4.97	1.62	4.90	6.85	6.43	9.74	3.53	6.49	2.88	5.68	5.05	5.66	90.26
C23C	3.00	3.93	4.62	5.40	3.20	4.41	4.51	4.19	3.10	5.34	2.28	4.85	5.56	5.83	5.56	6.37	6.46	3.18	7.64	4.26	6.31	93.63
H01G	3.24	4.23	4.28	6.21	3.58	3.04	5.12	5.12	3.40	5.34	2.20	3.79	5.91	6.24	6.49	4.52	7.90	3.47	5.37	5.00	5.56	92.10
C08G	2.86	6.11	3.86	5.76	5.42	3.79	4.19	4.03	2.86	4.95	2.14	4.55	6.06	6.38	5.91	4.46	5.64	6.89	5.00	4.52	4.61	93.11
C09K	2.52	5.01	4.85	6.15	4.72	3.45	4.45	4.00	2.60	5.55	1.84	4.42	6.34	5.04	5.47	4.91	4.88	3.74	8.79	4.79	6.47	91.21
H05K	2.55	5.29	5.35	6.41	4.63	3.32	4.85	3.82	3.32	5.40	1.55	3.41	7.19	5.47	5.49	4.27	4.28	3.10	5.30	8.15	6.85	91.85
AI	2.23	4.55	6.66	7.65	3.95	4.04	5.55	3.21	2.47	6.14	1.29	2.30	6.83	3.92	5.00	4.56	3.34	3.28	6.20	6.83	10.01	89.99
TO	65.36	86.86	93.10	112.84	78.58	71.03	86.19	88.62	64.49	108.61	36.86	85.12	126.82	123.08	123.48	85.22	123.38	65.06	108.75	96.08	107.25	1 936.79
Inc. Own	71.96	93.33	100.90	122.19	84.65	76.49	93.12	97.74	70.98	116.49	40.60	94.61	137.20	132.68	133.22	91.59	131.28	71.95	117.54	104.23	117.25	TCI
NET	−28.04	−6.67	0.90	22.19	−15.35	−23.51	−6.88	−2.26	−29.02	16.49	−59.40	−5.39	37.20	32.68	33.22	−8.41	31.28	−28.05	17.54	4.23	17.25	92.23

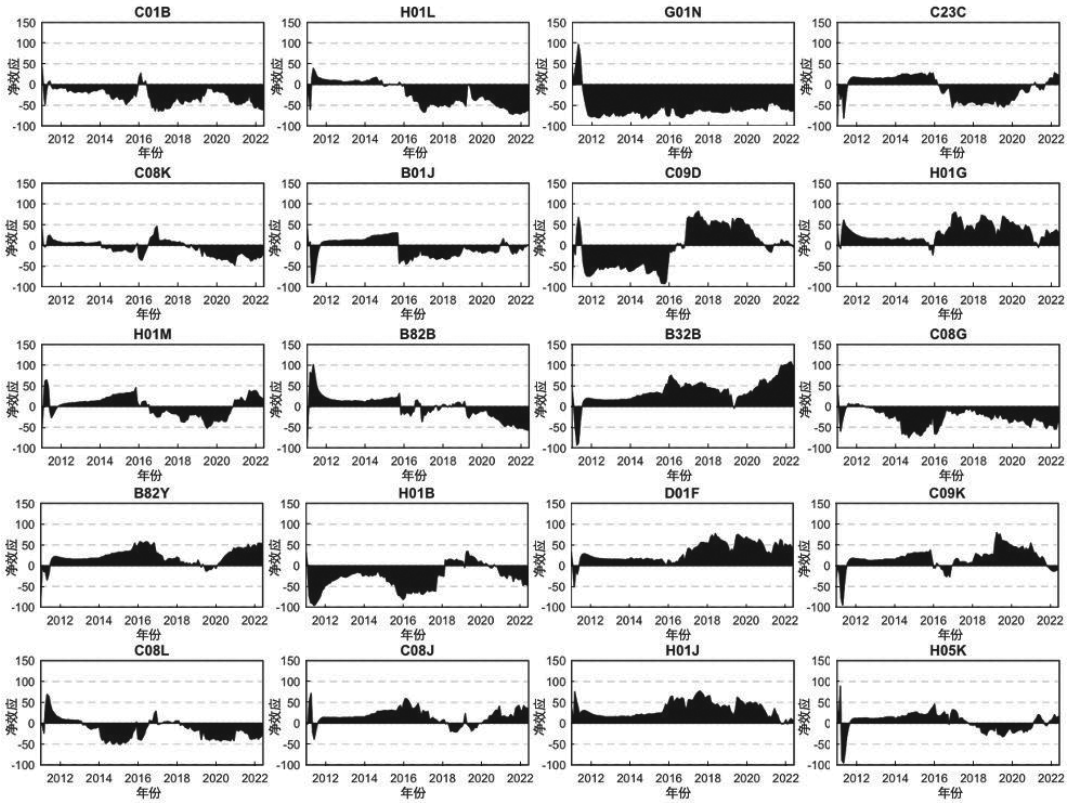
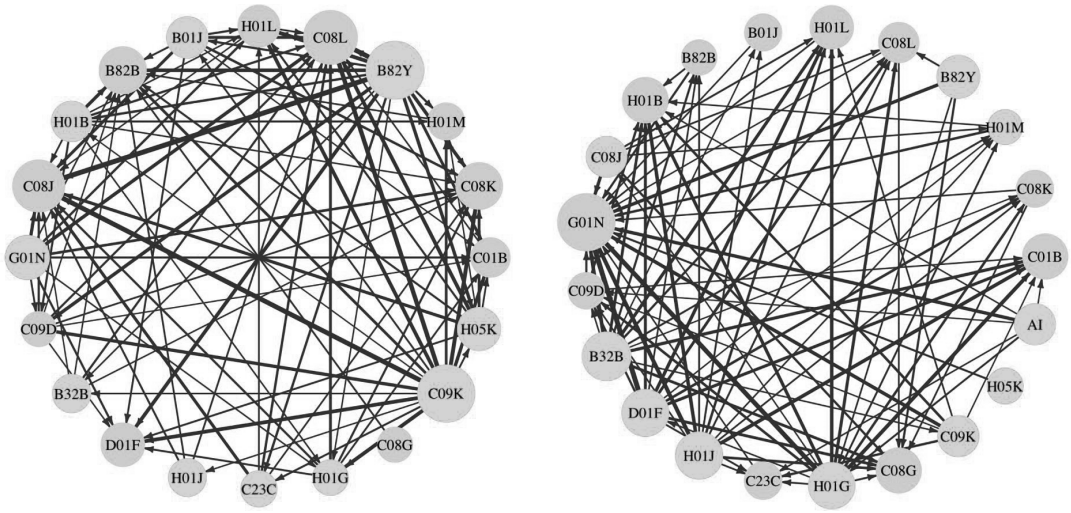


图 3　碳纳米管领域各细分技术的净溢出效应动态变化(2011 年 1 月—2022 年 6 月)

图4展示了溢出效应视角下整体系统的技术关联网络拓扑图,该网络图能够直观展示各个技术的关联关系和传导路径。图中的各个节点代表各个细分技术,节点的大小代表其自身具有的净溢出效应水平,箭头表示传导方向,线条的粗细代表技术传导的强度,绿色代表牵引者,黄色代表跟随者。净溢出方向连通性网络图还能够全面揭示技术之间的成对关系特征。如图4所示,在引入人工智能技术后,碳纳米管领域内各细分技术的相对重要性发生了明显变化。

首先,网络整体关联度增强,AI成为核心溢出源,验证了H1。总溢出指数(TCI)从91.71%上升至92.23%,表明AI的加入使得技术间的知识流动更加频繁和紧密。但更重要的是,AI技术自身呈现出强大的正向净溢出效应,高达17.25,表明AI并非仅仅是研发流程中的一个被动工具,而是作为一个主动的、赋能型的技术平台,向碳纳米管领域的其他技术输送了大量的创新动力。该结果与TTA框架的预测一致,即AI通过提供通用的数据处理、模拟和预测能力,系统性地降低了其他技术领域的创新门槛,成为了整个创新网络的"引领者"。

其次,网络内部发生深刻的角色重构,G01N的转变进一步验证了假设H2。AI的融入彻底改变了原有的技术等级秩序。在引入AI后,原先的几个主要技术溢出源地位发生了变化。其中最引人注目的变化发生在G01N(借助于测定材料的化学或物理性质来测试或分析材料)技术上。在第一阶段,G01N是重要的技术引领者(净溢出效应为23.89);而在第二阶段,它转变为最大的技术跟随者,净溢出效应骤降至-59.40,成为了溢出效应的最大接收者,其在系统中的作用和影响力明显减弱。AI技术的引入可能提供了更高效或成本效益更高的方法来测试和分析材料,从而减少了对G01N技术的依赖。研究人员可以通过机器学习算法分析材料数据,预测材料性质,减少了对传统测试方法的需求。AI增强了材料测试和分析过程的自动化和智能化,使得G01N技术在某些任务场景中变得不那么关键。技术重要性程度变化可能反映了它们在研发任务中扮演的不同角色。某些技术可能与核心的研发创新任务相关,而其他技术可能更多地涉及支持性或辅助性研发活动。AI的引入改变了这些任务的执行方式和效率,从而影响了某些技术的相对重要性,而这种重要性的变化也提示人工智能驱动下技术价值的重新评估。



a. 第一阶段　　b. 第二阶段

图4　碳纳米管领域各细分技术的NPDC网络

上述变化在全球新材料研发创新的实践中也得到了进一步印证。比如,2024年以A-Lab为代表的"AI+机器人"闭环研发模式在全球范围开始普及,实现了从候选材料筛选、自动化合成到原位表征的全流程自主化,以G01N为代表的传统技术在科学发现中从"主导性技术"转变为AI系统中的"嵌入式反馈组件",材料分析与测试任务演变为通过接收AI模型指令并实时反馈数据。再比如,2025年微软研究院发布的生成式AI模型MatterGen,从根本上改变了G01N在新材

料研发链条中的权重，由于 MatterGen 能够实现“根据目标属性逆推结构”，大规模的盲目物理测试需求大幅下降，测试环节从“探索源头”变为“合规验证”。

（四）脉冲响应与小波相干分析

为进一步探究 AI 技术驱动碳纳米管领域技术发展的动态效应，本文分别基于 TVP-VAR-SV 模型③和小波相干分析（wavelet coherency analysis），从不同方法的角度来捕捉数据的特征，从而提供更全面的稳健性验证。碳纳米管（CBNT）技术专利的月度时间序列数据通过加总各个细分技术专利数量后取对数得到。在 TVP-SV-VAR 模型中，通过等间隔脉冲响应分析，可以观察到一个变量对另一个变量的冲击影响在不同时间段的变化，从而揭示出脉冲响应的时变性特征。如图 5 所示，AI 技术对碳纳米管技术的脉冲响应在短期（4 个月）、中期（8 个月）以及长期（12 个月）均为正，呈现出不同的强度和持续性。

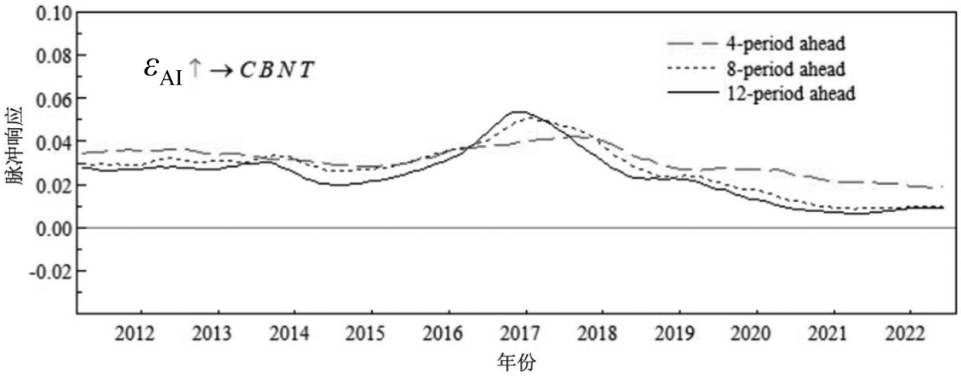


图 5　人工智能发展对碳纳米管技术发展的脉冲响应

小波相干分析可用于测量两个时间序列在时频空间上的相关程度。首先，在小波相干分析中，WTC（wavelet coherency）结果中的数值表示两个信号在特定时间和尺度（period）上的相干程度，其值范围从 0 到 1。值越接近 1，表明在该时间和尺度上两个信号的相干性越强，即它们的变化趋势越一致。除开小波相干性，通过小波相位差还可以知晓变量之间的领先滞后关系。图 6 为 AI-CBNT 小波相干谱，灰色锥状曲线为影响锥曲线。AI 与 CBNT 在 2015 年之后相干程度较高，并在 0 ~ 8 个月尺度较为明显。相位差的结果在图 6 中用箭头呈现。向右箭头代表 AI 与 CBNT 在该时频点上同向变动。此外，箭头向右下偏代表 AI 领先 CBNT，向右上偏则代表 AI 滞后 CBNT。不难看出，在大部分的时频区域内，AI 与 CBNT 之间存在正向的协同关系。少部分箭头朝右上或右下，表明在某些特定的时频点上一种技术对另一种技术的影响更为显著。箭头分布在不同时域区域，提示 AI 与 CBNT 之间的相互作用在不同的时间和尺度上是变化的，该变化可能与经济发展阶段、市场条件、政策支持等有关。通过时频分析，可以识别技术发展的关键时期和转折点，以及技术之间相互作用的时变特性。总的来说，小波分析结果进一步揭示了人工智能技术驱动新材料研发创新的动态性和复杂性。

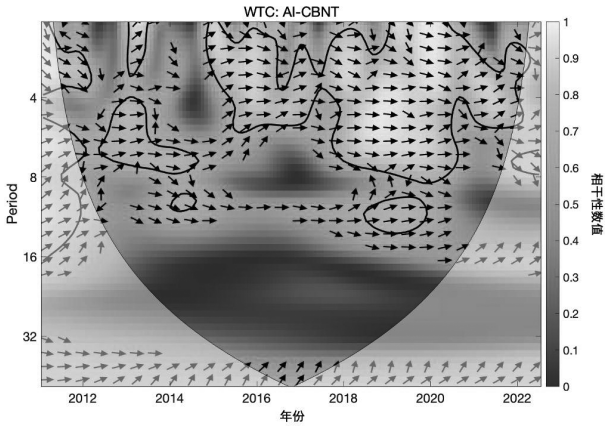


图 6　人工智能发展与碳纳米管技术发展的小波相干谱

③ TVP-SV-VAR 模型结合了时变参数（Time-Varying Parameters，TVP）、随机波动方差（Stochastic Volatility，SV）和向量自回归（Vector Autoregression，VAR）模型，可以捕捉时间序列数据的非稳定性和非线性特征。具体数学推导可以参考 Nakajima 等[22]。与 TVP-VAR-DY 模型设定保持一致，TVP-SV-VAR 模型最优滞后阶数为 3。

三、进一步讨论

(一)AI4S 的“技术—任务—能力”逻辑关系

如图 7 所示,研发创新存在“输入—过程—输出”的流程。首先,能力作为输入(input)要素,是开展研究活动的基础。其次,研发过程活动(process)包括一系列任务,以材料科学为例,核心任务包括文献分析、工艺设计、实验合成、微观表征、结果分析、评估优化以及应用测试。再次,研发活动的最终输出(output)往往是创新技术,其成果以专利形式体现。“技术—任务—能力”这一逻辑关系与“输入—过程—输出”的流程关系形成映射。

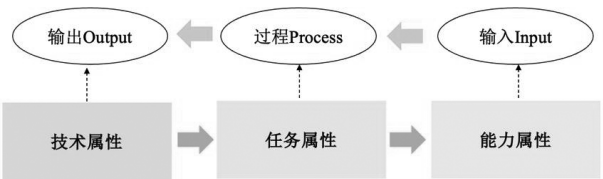


图 7　研发创新“技术—任务—能力”概念框架

基于此,本文以碳纳米管技术领域为例,从技术属性逆向归纳整理了其涉及的研发任务类型(A – 文献分析,B – 工艺设计,C – 实验合成,D – 微观表征,E – 结果分析,F – 评估优化,G – 应用测试),如表 3 所示。不同技术背后所涉及的关键任务类型不同[23]。终端设备、装置、产品等复杂度较高,相关技术的诞生需要更多的任务环节,它们在整个系统中往往处于“牵引”状态。从表中可以看到,AI 的融入导致了显著的角色变化,G01N 的转变已在前文详述。与之形成鲜明对比的是,H01M 和 D01F 等技术,在 AI 融入后从“跟随者”转变为“引领者”。这背后的机制同样可以用 TTA 框架解释。上述技术领域涉及从设计、合成到测试的全链条复杂任务,在传统模式下研发效率极低。而 AI 恰恰能系统性地赋能这些复杂链条的每一个环节,包括用生成式 AI 优化器件设计,用 AI 代理模型预测电池性能,用 AI 视觉检测纤维缺陷等。因此,那些能够成功利用 AI 整合并优化其复杂研发任务链的领域,其创新效率得到了不成比例的放大,从而在网络中跃升为新的“引领者”。

(二)人智融合研发创新生态的治理问题

基于碳纳米管专利数据的分析揭示了人工智能驱动研发创新的动态性和复杂性,也提示人工智能在新材料研发创新中的作用可能并不是简单的研发创新“加速器”,而是一种范式的转变,即向“人智融合”的研发创新生态迈进。人智融合的生态强调人工智能与人类智慧的深度融合,通过智能化工具和算法增强人类专家的决策能力,从而在新材料的研发过程中实现更高效的创新。然而,治理问题也变得至关重要。治理架构应该能够有效引导 AI 技术的应用,确保其在创新过程中的正面影响,并预防可能出现的负面影响[24]。在人智融合的研发创新生态中,治理不仅关乎技术的合理应用,还涉及平衡创新速度与社会伦理、经济可行性与环境可持续性之间的关系[25]。

首先,“分层治理”可能为新材料研发创新生态提供了一个结构化的管理框架。基础层的治理需要确保新材料研发数据的质量和安全性,同时

表 3　“技术—任务—能力”映射及 AI 引起的技术角色转换

技术属性	任务属性	角色转换
C01B(非金属元素及其化合物)	A、C、D	跟随→跟随
C08K(使用无机物或非高分子有机物作为配料制备有机高分子化合物)	A、D、E	跟随→跟随
H01M(用于直接转变化学能为电能的方法或装置)	A、B、C、E、F、G	跟随→牵引
B82Y(纳米结构的特定用途或应用、测量或分析、制造或处理)	A、D、E、F、G	牵引→牵引
C08L(高分子化合物的组合物)	A、C、D	跟随→跟随
H01L(半导体器件)	A、B、E、F	跟随→跟随
B01J(化学或物理方法及装置)	A、B、F	牵引→跟随
B82B(通过操纵单个原子、分子或作为孤立单元的极少量原子或分子的集合而形成的纳米结构)	A、B	跟随→跟随
H01B(电缆;导体;绝缘体;导电、绝缘或介电材料的选择)	A、F	牵引→跟随
C08J(有机高分子化合物的加工、配料的一般工艺过程)	A、B、E、F	跟随→牵引
G01N(借助于测定材料的化学或物理性质来测试或分析材料)	A、E	牵引→跟随
C09D(涂料组合物,例如色漆、清漆或天然漆、填充浆料)	A、D、E	跟随→跟随
B32B(层状产品,即由扁平的或非扁平的薄层)	A、B、C、D、E、F、G	牵引→牵引
D01F(制作人造长丝,线,纤维,鬃或带子的化学特征;专用于生产碳纤维的设备)	A、B、C、D、E、F、G	跟随→牵引
H01J(放电管或放电灯)	A、B、C、D、E、F、G	牵引→牵引
C23C(对金属材料的镀覆;用金属材料对材料的镀覆等)	B、D	牵引→跟随
H01G(电容器;电解型的电容器、整流器、检波器、开关器件、光敏器件或热敏器件)	A、D、F、G	牵引→牵引
C08G(用碳—碳不饱和键以外的反应得到的高分子化合物)	A、B、C、D	跟随→跟随
C09K(不包含在其他类目中的各种应用材料,如液晶材料、耐火材料、发光材料等)	A、B、C、D、E、F、G	牵引→牵引
H05K(印刷电路;电设备的外壳或结构零部件;电气元件组件的制造)	A、B、C、D、E、F、G	牵引→牵引

注:A – 文献分析,B – 工艺设计,C – 实验合成,D – 微观表征,E – 结果分析,F – 评估优化,G – 应用测试。

保护数据隐私和合规性。中间层的治理需要重点关注算法稳定性和安全性。应用层的治理原则主要围绕“场景驱动”的研发任务展开,治理策略需要针对特定的研发场景和任务需求来定制和实施。结果层的治理在新材料研发创新中极为关键,它涉及对新材料可能带来的广泛社会、经济和环境影响的全面评估和管理。

其次,人工智能技术发展也带来了新的挑战。传统的安全标准、研发伦理、审查机制等面临巨大挑战[26],由于研发数据和信息的大规模交互,安全风险可能大幅增加。如图 8 所示,以人工智能大模型为例,可以考虑引入“分段治理”的模式。在构建阶段,数据、隐私与安全是治理规则中的重点。例如,广泛使用公开已发表科学文献中的实验数据(存在幸存者偏差)可能会带来模型偏见和歧视,无法确保模型的公正性。在使用阶段,治理规则重点可能会在伦理规范与法律约束方面。新材料研发创新涉及大量的知识产权问题,如专利权和工艺机密等,人工智能在处理和生成新材料的数据时,必须确保不侵犯现有的知识产权,并且在创新过程中产生的新知识和技术也能得到适当的保护。同时,由于研发结果直接影响新材料的性能和安全,伦理规范方面需要确保研发过程和结果必须是可信赖的。

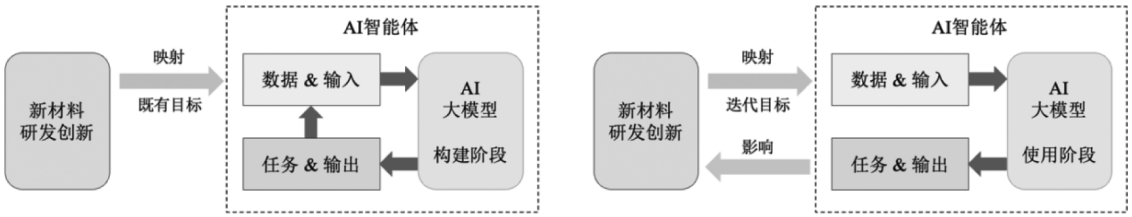


图 8　人工智能大模型构建阶段与使用阶段

四、结语

(一)研究结论

本文以全球碳纳米管专利数据为基础,结合前沿计量方法,深入剖析了人工智能驱动研发创新的动态效应与复杂机制,得出以下主要结论。

第一,AI 是研发创新网络的“结构重塑者”,而非简单的“加速器”。AI 的融入系统性地提升了技术网络的整体关联度,并使自身成为网络中居于核心地位的技术溢出源,AI 正作为一种基础性的通用目的技术,深刻地改变着知识创造和扩散的模式。

第二,AI 通过“任务重组”机制发挥作用,导致技术角色的动态演变。本文基于“技术—任务—能力”框架,发现 AI 对 G01N(材料测试与分析)等技术领域核心任务的自动化,是导致其在网络中角色从“引领者”转变为“跟随者”的根本原因,揭示了 AI 影响创新的微观作用路径。

第三,AI 对研发创新的驱动效应是动态且复杂的。脉冲响应和小波分析均证实 AI 对碳纳米管技术发展存在持续的牵引作用。同时,不同技术领域在 AI 赋能下的角色变迁,也体现了 AI 影响的非对称性和复杂性。

最后,本文针对 AI4S“技术—任务—能力”逻辑关系和人工智能治理问题进行了探讨,并建议采用“分层治理”和“分段治理”原则。

(二)政策建议

第一,构建“元基础设施”而非仅资助具体项目,夯实创新根基。建议国家层面的科技投入应更加注重构建开放、共享、标准化的“科学数据与模型基础设施”。具体措施包括:资助建立面向国家重点产业的、遵循 FAIR 原则的国家级科学数据库;支持开发开源、可互操作的科学计算软件和 AI 代理模型,降低中小企业和高校的创新门槛;布局建设若干个可供全国科研人员远程访问的自动化实验平台,将昂贵的硬件资源转化为普惠的科研服务。

第二,实施“有组织的创新”以应对关键挑战。在“卡脖子”的关键技术领域,纯粹自下而上的模式可能效率不足,建议围绕国家重大战略需求,设立若干“AI 赋能”重大专项,吸引顶尖团队,形成目标导向的产学研用公私合作伙伴关系,整合算力、数据和人才资源,集中力量在关键问题上取得突破性进展。此外,建议积极部署人工智能技术相关的基础设施,构建面向研发活动的人工智能大模型,促进高校、研究机构、企业等各创新主体之间的合作,共享研发数据和资源,形成协同创新网络,加速

研发创新成果从实验室到市场的转化过程。

第三,实施“分层”与“分段”治理。建议构建一个包含不同层面和阶段的分层与分段治理框架,以应对人工智能在新材料研发中带来的挑战。政府应制定分层治理框架,针对不同研发阶段和应用场景,实施差异化的治理策略。同时,应引入分段治理模式,针对人工智能技术的不同发展阶段,制定相应的治理规则。

第四,实施动态政策评估,创新评价机制。建议政府建立一个动态的政策评估机制,定期评估人工智能技术在研发创新中的应用效果,以及将“人机协同”的能力作为评价科研工作者水平的重要维度。同时,针对 AI 可能带来的新风险,如 AI 生成内容的知识产权问题、AI 辅助下的科研不端行为等,建议制定清晰的“负面清单”和行为准则,划定不可逾越的红线,确保 AI 向善发展。

参考文献:

[1]陈劲,尹西明,陈泰伦,等. 有组织创新:全面提升国家创新体系整体效能的战略与进路[J]. 中国软科学,2024(3):1-14.

[2]王飞跃,缪青海. 人工智能驱动的科学研究新范式:从 AI4S 到智能科学[J]. 中国科学院院刊,2023,38(4):536-540.

[3]颜世健,喻国明. 智能方法作为“第五范式”:人工智能时代科研范式的“新物种”[J]. 学术探索,2024(1):34-43.

[4]鄂维南. AI 助力打造科学研究新范式[J]. 中国科学院院刊,2024,39(1):10-16.

[5]黄时进. 新一代人工智能驱动科学发现的新范式[J]. 社会科学,2024(3):54-65.

[6]徐东波. 人工智能驱动科学研究的逻辑、风险及其治理[J]. 中国科技论坛,2024(5):120-129.

[7]王飞跃,缪青海. 平行科学:大模型时代 AI4S 的前沿技术与框架体系[J]. 人民论坛·学术前沿,2024(14):64-79.

[8]BUTLER K T, DAVIES D W, CARTWRIGHT H, et al. Machine learning for molecular and materials science[J]. Nature, 2018, 559(7715): 547-555.

[9]BATRA R, SONG L, RAMPRASAD R. Emerging materials intelligence ecosystems propelled by machine learning[J]. Nature reviews materials, 2021, 6(8): 655-678.

[10]ALLOTEY J, BUTLER K T, THIYAGALINGAM J. Entropy-based active learning of graph neural network surrogate models for materials properties[J]. Journal of chemical physics, 2021, 155(17): 174116.

[11]OH DS, PHILLIPS F, PARK S, et al. Innovation ecosystems: a critical examination[J]. Technovation, 2016(54): 1-6.

[12]DEDEHAYIR O, MAKINEN S J, ORTT J R. Roles during innovation ecosystem genesis: a literature review[J]. Technological forecasting and social change, 2018(136): 18-29.

[13]柳卸林,常馨之. 构建市场导向的核心技术创新生态系统[J]. 科学学研究,2024,42(3):614-623.

[14]马宗国,赵倩倩. 国际典型高科技园区创新生态系统发展模式及其政策启示[J]. 经济体制改革,2022(1):164-171.

[15]SUOMINEN A, SEPPANEN M, DEDEHAYIR O. A bibliometric review on innovation systems and ecosystems: a research agenda[J]. European journal of innovation management, 2019, 22(2): 335-360.

[16]WANG H, FU T, DU Y, et al. Scientific discovery in the age of artificial intelligence[J]. Nature, 2023, 620(7972): 47-60.

[17]吴文峻,马宇晴,高雅君,等. 人工智能驱动科学研究新范式综述:模型、应用与案例[J]. 人工智能,2023(3):1-17.

[18]丁玲,杨明春,吴金希,等. 企业向人工智能创新生态系统演化研究[J]. 科学学与科学技术管理,2022,43(1):138-158.

[19]柳卸林,王倩. 创新管理研究的新范式:创新生态系统管理[J]. 科学学与科学技术管理,2021,42(10):20-33.

[20]DIEBOLD F X, YILMAZ K. Better to give than to receive: predictive directional measurement of volatility spillovers[J]. International journal of forecasting, 2012, 28(1): 57-66.

[21]ANTONAKAKIS N, GABAUER D, GUPTA R. International monetary policy spillovers: evidence from a time-varying parameter vector autoregression[J]. International review of financial analysis, 2019(65): 101382.

[22]NAKAJIMA J, KASUYA M, WATANABE T. Bayesian analysis of time-varying parameter vector autoregressive model for the Japanese economy and monetary policy[J]. Journal of the Japanese and international economies, 2011, 25(3): 225-245.

[23]王林辉,胡晟明,董直庆. 人工智能技术、任务属性与职业可替代风险:来自微观层面的经验证据[J]. 管理世界,2022,38(7):60-79.

[24]汝鹏,秦晓阳,苏竣. 风险、原则与责任:基于实验路径的人工智能社会实验伦理规范体系建构探究[J]. 科学学与科学技术管理,2024,45(4):98-117.

[25]潘云鹤. 人和人工智能(AI)共同进化[J]. 研究与发展管理,2023,35(4):1-4.

[26]庞祯敬,薛澜,梁正. 人工智能治理:认知逻辑与范式超越[J]. 科学学与科学技术管理,2022,43(9):3-18.