doi:10.16112/j.cnki.53-1223/n.202602040005
引用格式:吕建林,尹西明,胡斌.网络动力学视角下人工智能合作创新网络演化机制[J].昆明理工大学学报(自然科学版),2026,51(3):188-200.
Citation:LYU Jianlin,YIN Ximing,HU Bin. Evolutionary Mechanisms of Collaborative Innovation Networks in Artificial Intelligence from a Network Dynamics Perspective[J]. Journal of Kunming University of Science and Technology(Natural Science),2026,51(3):188-200.

网络动力学视角下人工智能合作创新网络演化机制

吕建林[1],尹西明[2],胡　斌[1]
(1. 上海工程技术大学 管理学院,上海 201620; 2. 北京理工大学 管理学院,北京 100081)

摘要:知识经济背景下,合作网络已成为人工智能领域重要创新渠道.本文基于复杂适应系统理论,利用2010—2024年人工智能领域联合授权发明专利构建合作创新网络,在网络动力学视角下,借助随机行动者导向模型从内生结构、外源属性与多维邻近特征深入探究其对合作创新网络演化的差异性影响机制,并剖析内外因素交互效应.研究表明:密度对网络演化具有负向影响,传递三元组和流行度则发挥正向影响.创新积累通过吸引合作关系与主动探索新关系的双重路径来驱动网络演化,创新积累差异较大的组织间更容易建立合作关系.地理和文化邻近对网络演化具有正向影响,组织和技术邻近则发挥负向影响.网络演化还受到内外因素的复杂交互效应影响.本研究突破创新网络演化的单维解释局限,为优化人工智能创新网络提供关键理论依据.

关键词:人工智能(AI);合作创新网络;多维邻近;网络动力学;网络演化机制
中图分类号:TP18　　**文献标识码**:A　　**文章编号**:1007-855X(2026)03-0188-13

Evolutionary Mechanisms of Collaborative Innovation Networks in Artificial Intelligence from a Network Dynamics Perspective

LYU Jianlin[1],YIN Ximing[2],HU Bin[1]
(1. School of Management,Shanghai University of Engineering Science,Shanghai 201620,China;
2. School of Management,Beijing Institute of Technology,Beijing 100081,China)

Abstract: In the context of the knowledge economy,collaboration networks have become a vital channel for innovation in the field of artificial intelligence (AI). Based on complex adaptive system theory,this paper uses jointly authorized invention patents in the field of AI from 2010 to 2024 to construct collaborative innovation networks. From the perspective of network dynamics,this paper uses stochastic actor-oriented models to explore the differential impact mechanisms of endogenous structure,exogenous attributes,and multidimensional proximity characteristics on the evolution of collaborative innovation networks and analyzes the interactive effects of internal and external factors. The results show that density has a negative impact on network evolution,while transitive triplets and popularity have a positive impact. Innovation accumulation drives network evolution through the dual paths of attracting partnerships and actively exploring new ties. Organizations with greater differences in innovation accumulation are more likely to establish collaborative ties. Geographical and cultural proximity have a positive impact

收稿日期:2026-02-04. **基金项目**:国家自然科学基金面上项目(72474025);工业和信息化部重大课题(GXZK2025-107).
作者简介:吕建林(1995-),男,博士,讲师.主要研究方向:创新网络与知识管理. **E-mail**:lyujianlin19@163.com

on network evolution, while organizational and technological proximity have a negative impact. Network evolution is also influenced by the complex interplay of internal and external factors. This study breaks through the limitations of one – dimensional interpretations of innovation network evolution and provides a key theoretical basis for optimizing AI innovation networks.

Keywords: artificial intelligence; collaborative innovation network; multidimensional proximity; network dynamics; network evolution mechanism

0 引 言

当前,全球人工智能领域竞争格局正经历深刻的结构性转变,中国人工智能发展态势尤为引人瞩目. 2025 年 8 月,国务院印发《关于深入实施“人工智能 +”行动的意见》强调要推动人工智能与经济社会各行业各领域广泛深度融合,优化应用发展环境,支持企业、高校、科研机构等探索普惠高效的开源应用新模式. 从产业组织层面来看,中国人工智能产业呈现出多主体协同创新的复杂网络特征. 多元主体通过广泛跨领域合作,形成庞大且动态变化的合作创新网络[1]. 这一网络的演化不仅关乎人工智能技术突破与升级,更深刻影响着产业生态构建、经济效益释放以及社会价值创造等诸多方面[2]. 然而,既往研究表明,人工智能合作创新网络仍面临诸多挑战:创新主体协同不足,呈现“分散化孤岛”特征,主体间合作难度日益递增,网络集聚效应难以形成等[3]. 这些问题凸显出探究人工智能合作创新网络内在演化机制的紧迫性,对于推动我国人工智能产业高质量发展具有重要现实意义.

网络动力学作为探究复杂网络动态演化规律的核心理论工具,为理解人工智能合作创新网络演化机制提供了全新视角. 该视角强调网络中节点及其连接关系的动态变化过程,将合作创新网络视为一个由适应性主体构成、并随时间推移不断重构的动态复杂系统,其核心在于揭示网络状态变化的过程而非仅描述某一时点的状态. 然而,人工智能合作创新网络演化相关研究中,从网络动力学角度进行系统深入探讨的成果相对匮乏. 已有研究多聚焦单一维度解释,如基于资源基础理论强调知识资源内部化是网络形成的核心动力[4],基于多维邻近性框架强调地理与技术等外部因素作用[5]. 这些理论视角仅揭示了网络演化的某一侧面,未能从多维度构建综合分析框架,并且缺乏对主体行为与网络结构互馈机制的系统分析. 既有实证研究未能结合纵向长时期的面板数据来追踪网络拓扑的时序演变规律,基于静态网络分析的方法(如 QAP 等)未能结合网络动态[6],现有指数随机图模型(ERGM)未能考虑多维度因素综合作用[7],这导致难以深入理解人工智能合作创新网络动态演化机制. 因此,为弥补现有研究理论整合不足与明确动态演化规律,本研究旨在从网络动力学视角出发,系统探究人工智能合作创新网络演化机制.

本研究基于 2010—2024 年人工智能领域合作专利数据构建合作创新网络,使用长于行为与网络动态分析的随机行动者导向模型来系统探究网络演化机制. 复杂适应系统理论认为[8],系统由具有适应能力的主体构成,主体通过交互形成自组织网络结构,并受外部环境约束. 系统演化源于内生适应性行为、主体异质性与环境选择压力的动态互馈,在合作创新网络中分别体现为内生结构、外源属性和多维邻近. 内生结构对应系统自组织产生的拓扑特征(如传递三元组等),外源属性反映主体异质性(如组织间创新积累差异等),多维邻近表征外部环境选择压力(如地理/技术邻近等). 基于复杂适应系统理论,在网络动力学视角下,应用动态网络分析方法,从内生结构、外源属性、多维邻近来深入剖析人工智能合作创新网络演化机制,突破传统单维范式局限,加深对人工智能合作创新复杂性的认识,有助于丰富和拓展创新网络理论的内涵与外延. 与已有文献相比,本文边际贡献在于:一是构建“结构 – 属性 – 环境”整合框架,突破创新网络演化的单维解释局限,为理解创新网络的复杂适应性提供了系统性理论工具;二是揭示“内生 – 外源”冲突机制,深化网络动态演化的非线性认知,弥补了创新网络研究对演化阻力的理论忽视,为优化人工智能创新网络提供关键理论依据.

1 理论分析与假设

基于复杂适应系统理论,系统由具有适应能力的主体构成,主体通过交互形成自组织网络结构,并受

外部环境约束[8]. 结合人工智能合作创新网络情境,可提炼出驱动网络演化的三个核心维度. 一是内生结构,对应系统自组织产生的网络拓扑特征,反映结构对主体行为的动态引导与约束,是网络演化的内部动力[9]. 二是外源属性,对应主体异质性带来的资源禀赋与行为差异,反映主体的适应性决策对网络演化的驱动作用,是网络演化的微观基础[10]. 三是多维邻近,对应外部环境的选择压力,反映主体间多维距离对合作可能性的影响,是网络演化的情境约束[5]. "结构—属性—环境"的三维整合框架,既覆盖了复杂适应系统理论的三个核心要素,也突破了传统研究仅聚焦单一维度的局限.

1.1 网络内生结构对人工智能合作创新网络演化的影响

人工智能合作创新网络内生结构效应体现为网络拓扑对主体行为的动态引导与约束,通过自反馈效应来驱动网络演化[11]. 网络密度扩张导致信息过载与资源竞争的负向抑制,传递三元组通过信任强化与稳定合作促进主体协同,流行度依托择优连接加速技术权力集聚. 内生结构维度选取密度、传递三元组和流行度,密度是网络演化的基础变量,反映整体连接水平,传递三元组刻画局部聚类倾向,体现社会资本理论中的信任强化机制,流行度反映节点位势差异,对应网络科学中的择优连接,三者分别从全局连接水平、局部聚类形态、节点位势分布切入,构成解析人工智能合作创新网络自组织演化的基础维度.

网络密度反映现有连接占可能最大连接数的比例[12]. 从网络动力学视角看,当网络密度较大时,主体间已存在较多合作关系,这可能引发三重负向反馈. 一是成本约束与资源稀释,人工智能合作创新通常涉及较高知识整合成本,较高网络密度导致节点需要付出更高管理成本去维护大量合作关系,而且创新资源具有排他性,密集网络会加速资源耗散. 二是信息过载与协调难度,人工智能技术迭代迅速,过度连接可能降低知识转移效率,高密度网络引发信息冗余并增加协调难度. 三是结构僵化与路径依赖,高密度网络强化主体对既有合作路径的依赖,抑制主体探索新知识源[13].

传递三元组描述了网络中三元闭合结构的形成趋势[14]. 网络动力学视角下,传递三元组通过信任强化与风险降低、知识协同与创新溢出、结构嵌入与稳定性提升来驱动人工智能合作创新网络演化[10]. 人工智能技术合作依赖隐性知识共享,三元闭合通过基于共同伙伴的社会嵌入来建立信任担保,降低技术泄露风险. 三元闭合结构依托模块化知识单元加速跨领域知识整合,并且闭合三元结构还增强了网络凝聚力和合作稳定性.

流行度指网络中高连接度节点吸引新连接的能力[15]. 流行度对人工智能合作创新网络演化的驱动效应主要源于网络动力学中的择优连接. 高连接度主体通过信号传递机制向其他节点传递技术可靠性信号,吸引其他节点优先选择与其合作[16]. 高流行度主体在网络中通常占据核心位置,在人工智能领域形成创新资源引力场,吸引更多人工智能技术开发主体接入并共享数据资源,在数据资源广泛投入与技术研发的双向驱动下形成"数据飞轮效应". 据此提出以下假设.

H1a 密度对人工智能合作创新网络演化具有负向影响.

H1b 传递三元组对人工智能合作创新网络演化具有正向影响.

H1c 流行度对人工智能合作创新网络演化具有正向影响.

1.2 外源属性特征对人工智能合作创新网络演化的影响

人工智能领域具有技术密集性和知识依赖性强的特征,其合作创新网络演化受主体异质性资源禀赋的深层驱动[17]. 创新积累作为关键外源属性,直接影响主体知识储备与创新能力,创新积累差异决定了主体在网络的技术位势与合作吸引力,进而驱动网络演化. 在网络动力学视角下,外源属性维度聚焦于创新积累. 基于资源基础观,高创新积累主体具有更强的合作吸引力. 基于创新扩散理论,高创新积累主体为维持领先地位会主动拓展合作. 基于知识重组角度,创新积累差异较大的主体间更易形成互补性合作. 因此,主要通过伙伴选择偏好、自主连接能力、技术势差动力三重机制来全面揭示创新积累驱动网络演化的微观路径.

高创新积累主体作为网络的知识枢纽,其对网络其他节点具有较高吸引力. 创新积累较高主体拥有丰富技术研发经验与专利库,能够显著降低合作伙伴的知识获取成本[18]. 例如人工智能算法框架与训练模型等核心知识具有较高复用性,合作伙伴可借助技术溢出来快速提升创新能力. 高创新积累主体在网络中

具有主动扩张能力. 创新积累较高主体为维持技术领先地位,倾向于主动在网络中拓展合作关系来获取互补性知识资源. 例如,人工智能企业与科研机构联合攻关来突破基础算法瓶颈,或与产业链下游组织深度合作来优化应用场景. 创新积累的差异能够促进主体间互补性合作. 人工智能具有较强跨学科属性,差异化知识组合成为突破技术孤岛的关键路径[19]. 主体间创新积累差异越大,越可能通过融合多学科知识的合作创新来填补技术鸿沟,并且低创新积累主体还能够通过连接高创新积累主体来实现知识梯度转移. 据此提出以下假设.

H2a 高创新积累组织能够吸引更多伙伴与之建立合作关系,推动网络演化.

H2b 高创新积累组织会主动建立更多关系,推动网络演化.

H2c 创新积累差异较大的组织间更容易建立合作关系,推动网络演化.

1.3 多维邻近特征对人工智能合作创新网络演化的影响

多维邻近性是刻画网络演化的重要维度,其呈现了网络内不同主体在不同维度的接近程度[5]. 人工智能具有较高技术密集与较高创新风险特征,组织间合作创新面临困境较多,可能涉及不同维度因素影响. 地理邻近降低隐性知识转移成本,组织邻近反映制度同构性,文化邻近促进认知认同,技术邻近影响知识互补性,社会邻近承载历史信任资本. 五个维度邻近性能够全面刻画主体间多维距离对合作决策的选择压力. 因此,为全面探究人工智能合作创新网络演化受到不同维度邻近性的影响差异,将地理、组织、文化、技术、社会邻近同时纳入分析框架,以期明确不同维度邻近性的异质性影响.

地理邻近描述了人工智能合作创新网络中不同组织在地理距离的远近程度. 现有研究已证明,地理邻近是驱动不同主体构建合作关系首要因素[5]. 人工智能技术研发对隐性知识转移要求较高,地理邻近通过缩短空间距离降低合作成本,促进知识快速转移和技术创新的协同发展.

组织邻近描述了组织间架构、组织惯例以及组织内不同机构间隶属关系的相似程度. 在人工智能领域,较高的组织邻近可能引发创新同质化. 同类型组织合作易陷入技术路径依赖,并且这种相似性还会在资源有限的情况下加剧主体间竞争,降低合作创新效率[5].

文化邻近描述了人工智能合作创新网络内不同组织间文化属性的相似程度. 文化邻近能够促进主体间理解和认同,减少文化冲突和沟通障碍[20]. 在人工智能领域,合作创新需要跨学科、跨领域的团队协作,文化邻近有助于形成良好合作氛围并提高合作创新效率.

技术邻近描述了人工智能合作创新网络内各组织在技术领域、技术结构及技术基础等方面的相似程度. 人工智能技术创新需要不同技术领域的交叉融合,技术邻近主体间缺乏互补性知识资源,难以形成有效的技术协同. 过度邻近可能会引发主体间认知锁定,相似技术领域主体间合作易产生知识冗余,对新颖技术探索动机弱化,抑制合作创新[21].

社会邻近描述了人工智能合作创新网络内组织间社会关系的亲疏远近程度. 陈钰芬等[3]认为社会邻近源于历史合作积累的信任资本,是网络演化的核心驱动力. 人工智能技术研发的高风险性和高不确定性使组织依赖信任关系来降低机会主义风险,社会邻近通过增强关系韧性来提高合作的稳定性和持续性. 据此提出以下假设.

H3a 地理邻近对人工智能合作创新网络演化具有正向影响.

H3b 组织邻近对人工智能合作创新网络演化具有负向影响.

H3c 文化邻近对人工智能合作创新网络演化具有正向影响.

H3d 技术邻近对人工智能合作创新网络演化具有负向影响.

H3e 社会邻近对人工智能合作创新网络演化具有正向影响.

2 研究设计

2.1 数据来源与网络构建

以人工智能合作创新网络作为实证研究对象,主要原因:一是人工智能作为战略性新兴产业之一,受到全球范围的普遍关注,是新一轮科技革命和赋能实体经济的关键力量;二是作为技术知识密集的行业之

一,人工智能需要不同技术领域的深度合作,人工智能的快速发展积累了大量专利,为实证研究提供了丰富样本.相较于实用新型与外观设计专利,发明专利的创新质量更高.遵循以往研究[4],基于联合授权发明专利构建合作创新网络.

人工智能合作创新网络构建步骤为:(1)按照《战略性新兴产业分类与国际专利分类参照关系表(2021)》在智慧芽数据库中检索人工智能领域联合授权发明专利,时间为2010—2024,共获取30 905项专利;(2)识别专利中不同专利权人信息,剔除国外机构和专利权人为个人的信息;(3)基于专利权人共现信息,利用MATLAB将其转换为邻接矩阵;(4)为保证纵向网络数据的连贯性,并满足SAOM模型对持续节点的要求,仅保留持续出现的节点;(5)以3年为时间窗口,利用UCINET构建2010—2012($T1$)、2013—2015($T2$)、2016—2018($T3$)、2019—2021($T4$)、2022—2024($T5$)的合作创新网络.

2.2 变量测度

2.2.1 网络内生结构

密度.密度反映人工智能合作创新网络整体连接的紧密程度.密度效应为正,说明网络倾向于形成更多新连接;密度效应为负,说明网络趋向于稀疏.

传递三元组.传递三元组反映了人工智能合作创新网络中节点间形成封闭三元组关系的趋势.若效应为正,则说明节点间倾向于形成闭合三角.

流行度.流行度反映了网络中高连接度节点吸引新连接的趋势.若效应为正,则说明具有更多网络关系的节点能够吸引更多其他节点与之合作.

2.2.2 外源属性

创新积累.创新积累反映了主体的知识储备与掌握的创新经验.借鉴史丹等[18]采用专利存量来测度创新积累.由于此类数据具有右偏特征,采用组织拥有的专利存量加1取自然对数来计算.

为了更好地分析创新积累的接收者效应、发送者效应、差异效应,采用SAOM模型中的X ALTER、X EGO、X DIFFERENCE来测度.创新积累ALTER反映了高属性节点吸引合作关系的趋势,创新积累EGO反映了高属性节点主动建立合作关系的趋势,创新积累DIFFERENCE反映了组织间属性差异影响合作关系形成的趋势.

2.2.3 多维邻近性

地理邻近.地理邻近呈现了合作创新网络内不同组织在地理位置上的接近程度,以往研究多采用城市经纬度、城市间交通距离、城市相邻程度等来测量[5].基于研究样本特征,采用城市相邻程度来测度.判定标准为:

$$\text{地理邻近}=\begin{cases}1,\text{组织}\ i\ \text{与}\ j\ \text{位于同一城市或相邻城市}\\0,\text{组织}\ i\ \text{与}\ j\ \text{位于非相邻城市}\end{cases}$$

组织邻近.人工智能合作创新网络汇聚了不同类型组织,不同类型组织的组织架构与惯例不同,可按照组织类型来对组织邻近进行判定.借鉴已有研究[22],将组织类型划分为:(1)企业;(2)高校;(3)科研机构.判定标准为:

$$\text{组织邻近}=\begin{cases}1,\text{组织}\ i\ \text{与}\ j\ \text{属于同一类型}\\0,\text{组织}\ i\ \text{与}\ j\ \text{属于不同类型}\end{cases}$$

文化邻近.人工智能产业链分为基础层、技术层和应用层,位于不同产业层级的组织拥有不同的文化属性[2].按照产业层级来判定文化邻近如下:

$$\text{文化邻近}=\begin{cases}1,\text{组织}\ i\ \text{与}\ j\ \text{属于同一产业层级}\\0,\text{组织}\ i\ \text{与}\ j\ \text{属于不同产业层级}\end{cases}$$

技术邻近.现有研究多采用IPC代码来表示技术知识元素[4],与已有文献一致,基于组织间在观察年度的技术知识相似程度来测量技术邻近.判定标准为:

$$\text{技术邻近}=\begin{cases}1,\text{组织}\ i\ \text{与}\ j\ \text{专利占比最高的IPC代码一致}\\0,\text{组织}\ i\ \text{与}\ j\ \text{专利占比最高的IPC代码不一致}\end{cases}$$

社会邻近. 现有研究多采用组织间的历史合作记录来测量社会邻近[3],与现有研究一致,判定标准如下:

$$\text{社会邻近} = \begin{cases} 1, \text{组织 } i \text{ 与 } j \text{ 有合作历史} \\ 0, \text{组织 } i \text{ 与 } j \text{ 无合作历史} \end{cases}$$

2.3 研究方法

随机行动者导向模型(SAOM)是一种用于分析纵向网络动态演化的统计模型,基于行动者网络理论与随机过程理论,将网络演化视为行动者自主决策的结果. SAOM 核心原理基于马尔可夫过程与行为者决策模拟,能够同时捕捉网络演化与节点属性变化,克服传统回归的联立性偏误,将网络内生结构效应、节点外源属性、多维邻近特征纳入多层次效应整合,适用于人工智能合作创新网络的非平衡演化特性. 与传统回归模型中自变量独立性假定不同,SAOM 允许各变量间存在相关性,不需要强假设变量间相互独立. 并且 SAOM 更强调行动者导向的微观机制,优于 ERGM 等面向关系的模型.

SAOM 具体包括速率函数和评价函数,速率函数用来捕捉行动者在两个时期的变化机会,评价函数用来捕捉行动者合作关系发生变化的概率. 本研究重点关注人工智能合作创新网络演化受内生结构、外源属性和多维邻近的影响,纵向网络分析主要集中在 SAOM 的评价函数,速率函数仅作为模型分析的控制变量. 评价函数公式为:

$$f_i^{(\text{net})}(x) = \sum\nolimits_k \beta_k^{(\text{net})} S_{ik}^{(\text{net})}(x)$$

其中:$\beta_k^{(\text{net})}$ 为估计参数,$S_{ik}^{(\text{net})}(x)$ 为网络演化的影响因素. 参数估计采用马尔可夫链蒙特卡洛模拟.

3 实证结果

3.1 描述性统计与网络相关性

描述性网络统计如表 1 所示. 从密度看,$T1$ 至 $T5$ 期间网络密度由 0.019 缓慢升至 0.040,始终维持在 0.05 以下的较低水平,这一特征与中国人工智能产业发展的现实阶段密切相关. 一方面,中国人工智能领域近年来创新主体快速增长,高校、科研院所、科技企业等多元主体广泛参与合作,网络规模持续扩张. 另一方面,人工智能技术的高复杂性和跨学科特征决定了合作关系的建立需要较高知识整合成本与信任基础,网络整体呈现稀疏但活跃的连接格局,适度稀疏的结构为分析密度对网络演化的影响提供了现实背景. 从平均距离看,由 $T1$ 的 4.992 持续下降至 $T5$ 的 3.303,表明组织间建立合作所需的中间环节逐渐减少,信息与资源在网络中的传递效率显著提升. 平均度由 $T1$ 的 2.239 稳步增至 $T5$ 的 4.650,反映组织直接联系的合作伙伴数量不断增多. 平均距离下降与平均度上升的协同演化,揭示了中国人工智能合作创新网络正逐步形成“小世界”特征的雏形,即较高的局部聚类与较短的全局路径并存,这一结构特征有助于隐性知识的快速扩散与跨领域知识的交叉融合,契合人工智能技术迭代对知识流动效率的内在要求. 从聚类系数看,$T2$ 达到峰值 0.437 后波动下降至 $T5$ 的 0.271,呈现先集聚后调整的动态特征. 初期聚类系数上升反映了早期合作多依托于抱团模式,局部形成较为紧密的创新子群. 后期聚类系数适度回落,则与近年来政策引导下的产学研用深度融合、跨领域合作日益增多密切相关,组织倾向于与异质性主体建立关系,网络局部集聚程度趋于优化. 中国人工智能合作创新网络正从初期的局部集聚、整体稀疏向全局连通、适度集聚的方向演进,拓扑结构的动态调整为理解网络内生结构效应奠定了结构性基础.

随着时间变化,人工智能合作创新网络中的新建关系(0→1)、消失关系(1→0)、维持关系(1→1)都在逐渐增加. 在网络演化过程中存在明显的关系异质性. 杰卡德指数全部大于 0.3,表明各个阶段的网络演化具备进一步分析的合理性,这保证了 SAOM 分析结果的稳定性.

为探究不同时期网络的关联性,采用 QAP 相关性分析,结果如表 2 所示. 相关性系数均显著为正,表明不同时期的合作创新网络是相互影响的. 这初步验证了网络内生结构对网络演化具有显著影响. QAP 相关系数全部小于 0.7,说明不存在严重的多重共线性问题,可以对网络演化做进一步分析.

3.2 网络演化实证结果

利用 SAOM 对人工智能合作创新网络演化分析结果如表 3 所示,所有模型总体收敛 T 比率均小于

0.25,表明SAOM的结果是可靠的.模型1作为基准模型仅包括内生结构变量,模型2－模型3在模型1基础上分别加入外源属性变量和多维邻近变量.

表1 描述性统计

Tab. 1 Descriptive statistics

时期	结构				时段	关系			
	密度	平均距离	聚类系数	平均度		0→1	1→0	1→1	杰卡德指数
*T*1	0.019	4.992	0.252	2.239					
					*T*1→*T*2	119	63	199	0.522
*T*2	0.023	4.466	0.437	2.718					
					*T*2→*T*3	192	103	215	0.422
*T*3	0.030	3.836	0.334	3.479					
					*T*3→*T*4	236	161	246	0.383
*T*4	0.036	3.510	0.337	4.120					
					*T*4→*T*5	260	198	284	0.383
*T*5	0.040	3.303	0.271	4.650					

表2 QAP相关性

Tab. 2 QAP correlation

合作矩阵	1	2	3	4	5
1. *T*1 合作矩阵	1				
2. *T*2 合作矩阵	0.683***	1			
3. *T*3 合作矩阵	0.327***	0.587***	1		
4. *T*4 合作矩阵	0.248***	0.423***	0.540***	1	
5. *T*5 合作矩阵	0.212***	0.348***	0.394***	0.537***	1

注:*** $p<0.001$.

表3 网络演化结果

Tab. 3 Network evolution results

变量	模型1		模型2		模型3	
	系数	标准误	系数	标准误	系数	标准误
Rate 1	23.117	2.659	19.160	2.083	30.912	4.659
*Rate*2	40.782	4.070	33.840	3.355	15.983	1.843
*Rate*3	51.100	4.518	48.843	4.274	18.151	1.815
*Rate*4	54.460	4.400	54.726	4.576	25.367	2.177
密度	−7.690***	0.279	−6.848***	0.372	−8.036**	2.714
传递三元组	0.414***	0.033	0.421***	0.032	0.278***	0.052
流行度	0.062**	0.010	0.191***	0.027	0.130***	0.031
创新积累 *Alter*			0.471***	0.107		
创新积累 *Ego*			0.404***	0.105		
创新积累 *Difference*			0.083*	0.040		
地理邻近					2.953***	0.355
组织邻近					−0.406***	0.072
文化邻近					0.139*	0.070
技术邻近					−2.276***	0.234
社会邻近					2.613	4.564
总收敛 *T*	0.173		0.176		0.103	
迭代次数	2 903		5 079		7 450	

注:* $p<0.05$, ** $p<0.01$, *** $p<0.001$. 下同.

从内生结构来看,模型 1 显示,密度效应显著为负,传递三元组效应显著为正,流行度效应显著为正,支持假设 H1a、H1b、H1c. 模型 2 – 模型 3 的结构变量效应再次支持了假设 1.

从外源属性来看,模型 2 显示,创新积累 *Alter* 显著为正,说明高创新积累组织具有接收者效应,创新积累 *Ego* 显著为正,说明高创新积累组织具有发送者效应,支持假设 H2a、H2b. 创新积累 *Difference* 显著为正,说明组织间创新积累差异越大越可能形成合作关系,支持假设 H2c.

从多维邻近来看,模型 3 显示,地理邻近显著为正,组织邻近显著为负,文化邻近显著为正,技术邻近显著为负,支持假设 H3a、H3b、H3c、H3d. 社会邻近的影响不显著,未能验证 H3e.

社会邻近未能对人工智能合作创新网络演化发挥显著影响,这可能是网络动力学与人工智能技术特性共塑的结果. 人工智能技术的快速迭代削弱了历史合作经验的价值,择优连接又重构了合作优先级,竞争性技术创新与知识重组需求倒逼主体突破路径依赖,不再与社会邻近伙伴积极建立合作关系.

3.3 稳健性检验

为保证分析结果的稳健性,对 SAOM 进行稳健性检验. 借鉴余良如等[23]的研究结果,将 3 年时间窗口改为 5 年,即 2010—2014($T1$)、2015—2019($T2$)、2020—2024($T3$). 再次对合作创新网络演化进行分析,稳健性分析结果如表 4 所示. 稳健性检验结果与前文基本一致,说明本研究具有较好可靠性.

表 4　稳健性检验结果

Tab. 4　Robustness test results

变量	模型 1		模型 2		模型 3	
	系数	标准误	系数	标准误	系数	标准误
*Rate*1	70. 531	5. 505	67. 624	5. 763	48. 622	3. 904
*Rate*2	32. 995	2. 633	34. 808	2. 823	19. 284	1. 788
密度	– 7. 197 ***	0. 760	– 6. 447 ***	0. 362	– 7. 419 ***	0. 388
传递三元组	0. 398 ***	0. 038	0. 393 ***	0. 032	0. 375 ***	0. 040
流行度	0. 074 **	0. 021	0. 184 ***	0. 033	0. 093 *	0. 027
创新积累 *Alter*			0. 313 ***	0. 092		
创新积累 *Ego*			0. 370 **	0. 106		
创新积累 *Difference*			0. 066 *	0. 032		
地理邻近					2. 398 ***	0. 421
组织邻近					– 1. 372 ***	0. 295
文化邻近					2. 178 ***	0. 302
技术邻近					– 4. 910 ***	0. 331
社会邻近					4. 874	5. 211
总收敛 T	0. 165		0. 145		0. 118	
迭代次数	3 900		5 678		7 877	

3.4 网络演化的交互效应检验

基于复杂适应系统理论,网络动力学视角下人工智能合作创新网络演化受微观主体的自主决策与整体网络结构的动态反馈共同驱动[8]. 作为一个典型的复杂适应系统,人工智能合作创新网络演化还会受到内外因素的复杂交互效应影响,如内生结构与外源属性的互馈决定技术权力分配,内生结构与多维邻近的交互重塑网络演化的环境约束边界. 因此,需要进一步探究网络演化的交互效应,应用 SAOM 模型的交互项参数来定量揭示网络演化规律,结果如表 5 所示.

表5 网络演化交互效应

Tab. 5 Interaction effects on network evolution

变量	模型1		模型2	
	系数	标准误	系数	标准误
*Rate*1	19.317	2.199	16.019	1.773
*Rate*2	33.926	3.232	30.566	3.005
*Rate*3	48.899	4.400	38.542	3.439
*Rate*4	59.614	5.233	58.730	5.516
密度	−6.437	0.336	−7.642***	0.234
传递三元组	1.995***	0.184	0.769***	0.104
流行度	0.405***	0.060	0.213***	0.025
创新积累 *Alter*	0.336*	0.169		
创新积累 *Ego*	0.968***	0.172		
创新积累 *Difference*	0.277*	0.138		
传递三元组×创新积累 *Alter*	−0.539*	0.245		
传递三元组×创新积累 *Ego*	−0.278	0.216		
传递三元组×创新积累 *Difference*	−0.401***	0.102		
流行度×创新积累 *Alter*	0.280***	0.036		
流行度×创新积累 *Ego*	−0.119**	0.037		
流行度×创新积累 *Difference*	−0.094*	0.039		
地理邻近			2.517*	1.198
组织邻近			−0.212**	0.072
文化邻近			2.266***	0.664
技术邻近			−0.854***	0.203
传递三元组×地理邻近			−2.192***	0.552
传递三元组×组织邻近			2.001**	0.721
传递三元组×文化邻近			0.461	0.686
传递三元组×技术邻近			0.271	0.328
流行度×地理邻近			0.239*	0.085
流行度×组织邻近			−0.046	0.261
流行度×文化邻近			−0.335**	0.125
流行度×技术邻近			−0.173*	0.075
总收敛 *T*	0.154		0.148	
迭代次数	9 738		10 538	

3.4.1 内生结构与外源属性的交互效应

(1)传递三元组与创新积累的交互. 模型1显示,传递三元组与创新积累 *Alter* 的交互项显著为负,两者的交互效应抑制网络演化,这主要是由于网络结构自强化机制与创新资源扩散需求之间的冲突导致. 当高创新积累组织嵌入密集的传递三元组,其合作创新网络趋于局部闭合,这会导致结构锁定效应和资源流动瓶颈[10]. 高创新积累组织被锁定在闭合三角中,新伙伴难以接入,抑制网络扩张,同时闭合三角内知识同质化逐渐加剧,而人工智能技术创新需要跨领域知识重组,局部闭合阻碍了异质性知识流入. 此外,维持闭合关系的成本还会挤占吸引新合作关系的资源,进一步降低了网络动态适应性,从而抑制网络演化. 传递三元组与创新积累 *Ego* 的交互项不显著,表明传递三元组与高创新积累组织主动建立新关系的交互未能显著影响人工智能合作创新网络的演化. 传递三元组与创新积累 *Difference* 的交互项显著为负,两者的交互效应抑制网络演化,这主要是由于网络结构刚性与知识流动柔性之间的冲突导致. 当传递三元组与较高的创新积累差异共存时,会导致路径依赖强化与知识重组成本上升,结构闭合抑制知识重组[24]. 一方

面,闭合网络倾向于维持已有合作关系,排斥外部新伙伴加入,阻碍差异性技术知识流入. 另一方面,在基于闭合三角的强关系网络中,依托技术势差与创新积累差异的知识梯度转移无法有效发挥作用,反而会增加协调成本,抑制网络演化.

(2)流行度与创新积累的交互. 模型 1 显示,流行度与创新积累 *Alter* 的交互项显著为正,两者的交互效应促进网络演化,这体现了结构优势与技术优势的协同增强机制. 一方面,创新积累强化流行度的吸引力,高创新积累组织通过提供优质技术资源,进一步放大其"择优连接"优势,吸引更多新伙伴[1]. 另一方面,流行度提升创新积累的价值,高流行度组织通过更广泛的网络渠道加速知识扩散,使创新积累的价值在更大范围内实现,形成正向增强回路. 然而,流行度与创新积累 *Ego* 的交互项显著为负,两者的交互效应抑制网络演化,这可能是源于结构对行为的反向约束. 高创新积累组织同时具备高流行度时,新增合作带来的边际收益递减,而协调成本则急剧增加. 由于资源分配冲突,组织会将有限资源投入已有关系而非拓展新关系,从而抑制网络演化[25]. 流行度与创新积累 *Difference* 的交互项显著为负,两者的交互效应抑制网络演化,这可能源于结构优势对技术多样性的压制. 高流行度组织因网络地位优势形成富者愈富的马太效应[26],压缩了由组织间创新积累差异形成的技术势差空间,难以形成人工智能合作创新所需的异质性知识重组环境,进而抑制网络演化.

3.4.2 内生结构与多维邻近的交互效应

(1)传递三元组与多维邻近的交互. 模型 2 显示,传递三元组与地理邻近的交互项显著为负,两者的交互效应抑制网络演化,其本质是过度嵌入问题[7]. 传递三元组与地理邻近叠加易形成封闭式创新群落,三元闭合强化了本地的内部合作,放大了网络的封闭性,限制新伙伴加入,进而抑制网络演化. 传递三元组与组织邻近的交互项显著为正,两者的交互效应促进网络演化,这体现了三元闭合与组织同质性的协同增效. 当传递三元组与组织邻近共存时,如 A(企业) - B(高校) - C(企业),三元闭合的信任传递(B 作为中介)缓解了组织同质性(A 与 C 均为企业)的竞争排斥,化解了组织邻近的合作阻力,形成深度合作与风险分担,推动网络演化. 传递三元组与文化/技术邻近的交互项不显著,表明传递三元组与组织间文化/技术邻近的交互效应未能显著影响人工智能合作创新网络演化.

(2)流行度与多维邻近的交互. 依据模型 2,流行度与地理邻近的交互项显著为正,两者的交互效应促进网络演化,这体现了择优连接的地理锚定效应. 高流行度组织在地理邻近范围内易成为区域知识枢纽,地理邻近加速知识溢出,高流行度通过虹吸资源放大溢出效益,这种地理锚定的择优连接加速了网络关系的形成,推动网络演化[14]. 流行度与组织邻近的交互项不显著,表明流行度与组织邻近的交互效应未能显著影响人工智能合作创新网络演化. 流行度与文化邻近的交互项显著为负,两者的交互效应抑制网络演化,这是由于权力集聚与认知锁定的互斥效应. 高流行度组织成为其他节点择优连接的对象,然而,当其频繁与同产业层级伙伴合作,就会形成封闭式"核心 - 边缘"结构[7],无法满足人工智能技术迭代的竞争性需求,抑制网络关系形成. 流行度与技术邻近的交互项显著为负,两者的交互效应抑制网络演化,这是由于权力集中与技术同质化的恶性循环. 高流行度组织在网络中具有广泛的知识基础,与技术邻近伙伴合作的同质化知识增量有限[27],边际收益递减,导致合作收益难以覆盖协调成本,还会增加机会成本,进而抑制网络关系形成.

4 结论与启示

4.1 结 论

基于复杂适应系统理论,利用人工智能领域联合授权发明专利构建了合作创新网络,采用随机行动者导向模型,从网络动力学视角深入探究了内生结构、外源属性和多维邻近特征对人工智能合作创新网络演化的影响,在此基础上,进一步分析内外因素交互效应对合作创新网络动态演化的差异性作用机制. 通过研究得到如下结论:

1)从内生结构来看,网络密度对人工智能合作创新网络演化具有负向影响,传递三元组和流行度则发挥正向影响.

2)从外源属性来看,创新积累通过吸引合作关系与主动探索新关系的双重路径来驱动网络演化,并且创新积累差异较大的组织间更容易建立合作关系.

3)从多维邻近来看,地理和文化邻近对人工智能合作创新网络演化具有正向影响,组织和技术邻近则发挥负向影响.

4)内外交互效应显示,由于网络结构自强化机制与创新资源扩散需求间冲突和网络结构刚性与知识流动柔性间冲突导致传递三元组与创新积累的交互效应抑制网络演化.流行度与创新积累接收者效应的交互通过结构优势与技术优势的协同增强机制来促进网络演化.由于结构对行为的反向约束和结构优势对技术多样性的压制导致流行度与创新积累发送者效应/差异效应的交互抑制网络演化.传递三元组与地理邻近的交互由于产生过度嵌入问题而抑制网络演化.三元闭合与组织同质性的协同增效使得传递三元组与组织邻近的交互促进网络演化.流行度与地理邻近的交互通过择优连接的地理锚定效应来推动网络演化.由于权力集聚与认知锁定的互斥效应导致流行度与文化邻近的交互抑制网络演化.流行度与技术邻近的交互由于权力集中与技术同质化的恶性循环而抑制网络演化.

4.2 启 示

本研究为优化中国人工智能合作创新网络、提升创新体系整体效能提供科学依据与实践指引.通过揭示内生结构、外源属性与多维邻近对网络演化的差异化影响,本文为政策制定、产业生态治理及企业战略决策提供了可操作的理论指引.据此提出以下三点具体启示:

第一,激活异质性主体协同机制,强化科技创新向产业转化的知识势能.企业应定期组织跨领域、跨行业的联合创新项目,邀请高校、科研机构及产业链上下游企业共同参与,通过优势互补实现创新成果的快速转化.同时,建立知识互补性评估体系,精准匹配基础研究型与应用开发型组织,培育差异势能转化机制.此外,依托地理锚定增效策略,强化地理邻近与创新资源流动的耦合作用,降低科技创新成果的本地化转化成本,构建从知识生产到技术商业化的高效路径,推动人工智能技术从实验室走向市场.

第二,构建动态适应性治理体系,破解网络演化困境.针对网络自强化机制与资源扩散需求的矛盾,构建“权力制衡-资源重组-政策”适配的联动机制.一方面,实施权力制衡与资源重组机制,对网络中过度闭合的创新子群定期进行主导权轮换,打破权力固化对技术多样性的压制.另一方面,设计多维邻近性的动态激励方案,当组织间技术过于邻近时,强化跨域合作强度,降低同质化创新路径的锁定效应,保障人工智能创新网络在动态演进中维持多样性与开放性的平衡,支撑产业创新的高质量发展.

第三,引导企业实施网络结构优化战略,以化解网络交互效应的创新锁定风险.企业应主动诊断并管理其合作网络的结构模式,对于内部过度闭合、地理邻近导致的小范围合作,应设立专项基金,积极与桥接组织开展深度合作.对于因技术邻近与核心企业流行度叠加导致的技术路径依赖,需强制引入跨领域合作伙伴.通过结构性干预措施,将合作网络从封闭、同质的锁定状态,转向开放、异质的动态创新系统.

参考文献:

[1] BARBOSA S,SÁIZ P,ZOFíO J L. The emergence and historical evolution of innovation networks:On the factors promoting and hampering patent collaboration in technological lagging economies[J]. Research Policy,2024,53(5):104990.

[2] 杨伟,李福玲,张晓泉. 创新网络内生因素对结构韧性的影响研究——以上海人工智能产业为例[J]. 科研管理,2025,46(7):13-23.
YANG W,LI F L,ZHANG X Q. The impact of endogenous factors of innovation networks on structural resilience:Taking Shanghai' s artificial intelligence industry as an example[J]. Science Research Management,2025,46(7):13-23.

[3] 陈钰芬,王科平. 多维邻近性视角下人工智能合作创新网络演化研究[J]. 管理学报,2023,20(7):1045-1055.
CHEN Y F,WANG K P. Research on the evolution of AI cooperative innovation network from the perspective of multi-dimensional proximities[J]. Chinese Journal of Management,2023,20(7):1045-1055.

[4] 赵炎,吕建林,孟庆时. 知识搜索、技术多元化与企业创新质量——双重网络视角[J]. 科学学与科学技术管理,2025,46(6):98-113.
ZHAO Y,LYU J L,MENG Q S. Knowledge search,technological diversity,and firm innovation quality from dual network perspective[J]. Science of Science and Management of S. & T. ,2025,46(6):98-113.

[5] 刘微微,金英哲,毕克新. 多维邻近性、创新开放度与合作创新绩效——基于网络演化视角[J]. 科研管理,2023,44(8):162 – 172.
LIU W W,JIN Y Z,BI K X. Multidimensional proximity,innovation openness and cooperative innovation performance:A study from the perspective of network evolution[J]. Science Research Management,2023,44(8):162 – 172.

[6] 曹霞,张鑫. 新能源汽车产学研创新网络演化及邻近性机理[J]. 科学学研究,2023,41(9):1678 – 1689.
CAO X,ZHANG X. Evolution and proximity mechanism of new energy vehicle industry – university – research innovation network[J]. Studies in Science of Science,2023,41(9):1678 – 1689.

[7] CAO X,ZHANG X,XING Z Y. Exploring the formation mechanism of new energy vehicle industry – university – research innovation network:The role of structural,cognitive and relational social capital[J]. Scientometrics,2024,129(6):3045 – 3065.

[8] HAN J,RUAN Y,WANG Y M,et al. Toward a complex adaptive system:The case of the Zhongguancun entrepreneurship ecosystem[J]. Journal of Business Research,2021,128:537 – 550.

[9] 吕建林,胡斌,杨博旭. 人工智能科研与技术合作网络演化机制研究:基于“三维驱动—双网异质”框架的实证分析[J]. 中国软科学,2026(1):171 – 181.
LYU J L,HU B,YANG B X. Evolutionary mechanisms of artificial intelligence scientific and technological cooperation networks:An empirical analysis based on a “three – dimensional driving force – dual network heterogeneity” framework[J]. China Soft Science,2026(1):171 – 181.

[10] 金茜茜,陈虹枢,汪雪锋. 融合社会资本与知识存量的合作创新网络演化机制研究[J]. 图书情报工作,2024,68(6):93 – 103.
JIN Q Q,CHEN H S,WANG X F. Revealing the role of social capital and knowledge stock in driving the evolution of collaborative innovation networks[J]. Library and Information Service,2024,68(6):93 – 103.

[11] 苏佳璐,李明星,马泽君,等. 基于 TERGM 的跨区域技术协同创新网络演化动力研究[J]. 系统管理学报,2023,32(6):1255 – 1268.
SU J L,LI M X,MA Z J,et al. Evolution dynamics of cross – regional technological collaborative innovation network based on TERGM[J]. Journal of Systems & Management,2023,32(6):1255 – 1268.

[12] MAO C F,YU X Y,ZHOU Q,et al. Knowledge growth in university – industry innovation networks – Results from a simulation study[J]. Technological Forecasting and Social Change,2020,151:119746.

[13] 冯科,曾德明. 技术标准的路径依赖和路径突破:产业创新网络结构嵌入性的 TES 作用机制[J]. 系统工程,2016,34(11):73 – 80.
FENG K,ZENG D M. Path dependence and break – out of technical standards:The TES impact mechanism of the embeddedness of industrial innovation networks[J]. Systems Engineering,2016,34(11):73 – 80.

[14] 索琪,李长升. 技术 – 合作网络视角下中国新能源汽车产业演化动力机制研究[J]. 管理学报,2023,20(3):329 – 338.
SUO Q,LI C S. The dynamic evolution mechanism of China’s new energy vehicle industry from the perspective of technology – cooperation network[J]. Chinese Journal of Management,2023,20(3):329 – 338.

[15] WU G D,LI X,HU Z B. Evolving connections:Understanding the dynamics behind the Sino – foreign sister city network[J]. Cities,2024,152:105219.

[16] GUI Q C,XU W,JIANG S D,et al. Unpacking the dynamics of international research collaboration network:Structural effects and dyadic effects[J]. Technology in Society,2025,82:102954.

[17] 尹西明,武沛琦,钱雅婷,等. 人机场三元协同如何赋能新质生产力:范式逻辑与实践进路[J]. 科研管理,2025,46(2):43 – 52.
YIN X M,WU P Q,QIAN Y T,et al. The empowerment of new quality productive forces by the human – machine – context collaboration:Its paradigm logic and practical approaches[J]. Science Research Management,2025,46(2):43 – 52.

[18] 史丹,叶云岭,于海潮. 双循环视角下技术转移对产业升级的影响研究[J]. 数量经济技术经济研究,2023,40(6):5 – 26.
SHI D,YE Y L,YU H C. Impact of technology transfer on industrial upgrading from the perspective of dual circulation[J]. Journal of Quantitative & Technological Economics,2023,40(6):5 – 26.

[19] 陈劲,吴丰. 加快科技强国建设的战略路径研究[J]. 社会科学辑刊,2025(2):110 – 119.
CHEN J,WU F. Strategic pathways for accelerating the development of a science and technology powerhouse[J]. Social Science Journal,2025(2):110 – 119.

[20] 冯海龙,李梦妍,赵建吉. 城际创新网络情境时空的演化特征与影响因素——基于黄河流域的实证研究[J]. 经济地

理,2025,45(10):131 - 140.
FENG H L,LI M Y,ZHAO J J. Evolutionary characteristics and influencing factors of the contextual spatio - temporal on the inter - city innovation network:Empirical analysis based on samples in the Yellow River Basin[J]. Economic Geography,2025,45(10):131 - 140.

[21] 郭本海,顾浩然,龙卓茜,等. 政策驱动下中国光刻机技术多元耦合网络涌现机理[J]. 系统管理学报,2025,34(1):152 - 167.
GUO B H,GU H R,LONG Z X,et al. Policy - driven multi - coupling network emergence mechanism of China's lithography technology[J]. Journal of Systems & Management,2025,34(1):152 - 167.

[22] 吴航,陈劲. 网络伙伴多样化的影响因素与创新情景[J]. 科研管理,2023,44(6):137 - 143.
WU H,CHEN J. Influencing factors and innovation contingencies of network partner diversity[J]. Science Research Management,2023,44(6):137 - 143.

[23] 余良如,于渤. 探索式创新与合作网络的协同演化——基于网络资本视角的动因分析[J]. 系统管理学报,2025,34(2):477 - 493.
YU L R,YU B. Co - evolution of exploratory innovation and collaboration networks:A network capital perspective - based motivation analysis[J]. Journal of Systems & Management,2025,34(2):477 - 493.

[24] 解学梅,王宏伟. 网络嵌入对企业创新绩效的影响机理:一个基于非研发创新的有调节中介模型[J]. 管理工程学报,2020,34(6):13 - 28.
XIE X M,WANG H W. The impact mechanism of network embeddedness on firm innovation performance:A moderated mediation model based on non - R & D innovation[J]. Journal of Industrial Engineering and Engineering Management,2020,34(6):13 - 28.

[25] 杨朝均,齐浩,戴望想,等. 多维邻近视角下跨国低碳技术创新网络的形成机制研究——基于时间指数随机图模型[J]. 昆明理工大学学报(自然科学版),2025,50(4):176 - 187.
YANG C J,QI H,DAI W X,et al. Formation mechanisms of transnational low - carbon technology innovation networks:A multidimensional proximity perspective with temporal exponential random graph modeling[J]. Journal of Kunming University of Science and Technology (Natural Science),2025,50(4):176 - 187.

[26] 苏屹,赵璐,张傲然. 中国石墨烯产业产学研合作创新网络特征分析及演化研究[J]. 软科学,2023,37(9):55 - 66.
SU Y,ZHAO L,ZHANG A R. Characteristics and evolution of industry - university - research cooperation innovation network in China's graphene industry[J]. Soft Science,2023,37(9):55 - 66.

[27] 吕建林,胡斌,杨坤. 合作创新网络与企业创新效率——网络内容与结构视角[J]. 企业经济,2025,44(6):73 - 84.
LV J L,HU B,YANG K. Collaborative innovation networks and enterprise innovation efficiency[J]. Enterprise Economy,2025,44(6):73 - 84.

(编 辑:朱银周)