doi. 10. 3724/1005-0566. 20260115

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

吕建林[1]，胡　斌[1]，杨博旭[2]

（1. 上海工程技术大学管理学院，上海　201620；2. 中国社会科学院数量经济与技术经济研究所，北京　100732）

摘　要：基于社会网络理论，本文利用2010—2024年人工智能领域合著论文和联合授权发明专利构建科研与技术合作网络，借助随机行动者导向模型对比分析科研与技术合作网络演化机制。研究表明：密度对技术网络演化负向影响大于科研网络，传递三方组对技术网络演化正向影响大于科研网络，网络孤立点对科研网络演化正向影响大于技术网络。行政级别通过吸引伙伴和主动建立关系推动技术网络演化，但在科研网络中，高行政级别节点难以建立新关系。地理邻近对技术网络演化具有正向影响，技术邻近对技术网络演化具有负向影响。文化邻近对技术网络演化正向影响大于科研网络，社会邻近对科研网络演化正向影响大于技术网络。

关键词：科研合作网络；技术合作网络；人工智能；多维邻近性；演化机制

中图分类号：C93；F426　　**文献标识码**：A　　**文章编号**：1005－0566(2026)01－0171－11

Evolutionary mechanisms of artificial intelligence scientific and technological cooperation networks: An empirical analysis based on a “three-dimensional driving force-dual network heterogeneity” framework

LÜ Jianlin[1], HU Bin[1], YANG Boxu[2]

(1. *School of Management*, *Shanghai University of Engineering Science*, *Shanghai* 201620, *China*;
2. *Institute of Quantitative and Technical Economics*, *Chinese Academy of Social Sciences*, *Beijing* 100732, *China*)

Abstract: Based on social network theory, this paper utilizes co-authored papers and jointly authorized invention patents in the field of artificial intelligence from 2010 to 2024 to construct scientific and technological cooperation networks. This paper uses stochastic actor-oriented models to conduct a comparative analysis of the evolution mechanism of scientific and technological cooperation networks. The results show that density has a greater negative impact on the evolution of technological networks than on scientific networks. Transitive triads have a greater positive impact on the evolution of technological networks than on scientific networks. Network-isolates have a greater positive impact on the evolution of scientific networks than on technological networks. The administrative level promotes the evolution of technological networks by attracting partners and actively establishing ties. However, in scientific networks, nodes with high administrative levels find it difficult to establish new ties. Geographical proximity has a positive impact on the evolution of technological networks. Technological proximity has a negative impact on the evolution of technological networks. Cultural proximity has a greater positive impact on the evolution of technological networks than on scientific networks. Social proximity has a greater positive impact on the evolution of scientific networks than on technological networks.

基金项目：国家自然科学基金青年项目(72304277)；国家自然科学基金面上项目(72574234)。

作者简介：吕建林(1995—)，男，山东济南人，上海工程技术大学管理学院讲师，博士，研究方向为创新网络。通信作者：杨博旭。

Key words: scientific cooperation networks; technological cooperation networks; artificial intelligence; multi-dimensional proximity; evolutionary mechanism

人工智能作为新一轮科技革命核心驱动力，正深刻重塑全球创新版图。人工智能领域具有多源数据驱动、高度跨学科交叉、技术迭代迅速等典型特征，其创新过程依赖于大数据、算法与算力资源的深度融合。中国高度重视人工智能发展，人工智能领域创新生态迅速崛起，形成了以企业为主体、高校与科研机构协同、政策引导的多元创新网络[1]。从科研领域看，高校、科研机构的人工智能科研团队不断涌现创新成果，学术交流与合作日益频繁，形成科研合作网络[2]。从技术合作角度，企业间、企业与科研机构间围绕人工智能技术研发、应用转化建立合作关系，技术合作网络逐渐拓展[3]。中国人工智能领域总体呈现“基础研究快速突破”与“产业应用加速落地”的并行特征，创新主体通过构建差异化合作网络实现知识流动。科研合作网络以论文合作为载体，聚焦前沿理论探索，主要由高校和科研机构主导；技术合作网络以专利合作为纽带，面向产业化应用，企业参与度更高。两类网络在主体构成、空间形态和演化路径上呈现系统性差异，同时受到人工智能多源数据驱动与跨学科特性影响，共同塑造中国人工智能创新的双轨生态。

已有研究多聚焦单一维度合作网络，如基于专利合作的创新网络[4]和基于合著论文的科研网络[5]，两类网络在结构和演化机制上存在明显差异，但现有研究缺乏对两者差异的系统比较。人工智能合作网络演化分析主要从结构特征、演化机制与路径等方面展开。在结构特征上，中国人工智能创新合作网络呈现小世界性、异配性和“核心—边缘”结构[6]。在演化机制上已有研究主要探讨了多维邻近性的驱动作用[7]，网络内生演化动力，如自组织机制和结构嵌入性[8]。在演化路径上，中国人工智能合作网络呈现阶段性演化规律，萌芽期以本地合作为主，成长期跨区域合作扩张，成熟期则网络层级化加剧[9]。尽管已有文献对人工智能合作网络演化进行了广泛探讨，但仍存在以下局限：其一，研究视角上，以往研究将人工智能合作网络视为同质化整体，未明确区分科研与技术合作网络的差异演化机制，缺乏对比剖析；其二，研究内容上，现有文献主要从多维邻近性来探究网络演化机制，或是仅关注结构特征，尚未将内生因素、外源属性和二元特征统一纳入分析框架，缺乏对网络演化机制的系统性分析；其三，研究方法上，传统社会网络分析难以刻画网络动态演化因果机制，虽然已有文献采用二次指派程序[10]和指数随机图模型[11]，但主要以静态分析为主，鲜在多维度因素作用下综合考虑网络动态演化机制。因此，为充分理解中国人工智能合作创新发展规律，揭示科研与技术合作网络差异演化机制，亟需构建更为全面的分析框架以深入探究并对比两类网络演化机制。

为填补以上研究空白，基于 2010—2024 年人工智能领域合著论文与合作专利分别构建科研与技术合作网络，使用长于网络动态分析的随机行动者导向模型，构建由内生结构、外源属性、二元邻近组成的“三维驱动”和科研与技术合作网络形成的“双网异质”整合分析框架。基于社会网络理论，内生结构是网络自组织核心驱动力，外源属性决定网络节点的异质性行为，二元邻近揭示外部情境作用，忽视任一维度可能导致对网络演化机制的片面化理解。本文系统分析并对比科研与技术合作网络的差异演化机制有助于突破创新网络同质化研究范式，以双网分异演化来深化对两类网络演化机制的理解，加深对人工智能合作创新复杂性的认识，为创新网络相关研究补充适用于动态比较的网络演化分析体系，同时为政府和企业制定人工智能领域差异化合作策略提供理论依据，也为中国在全球人工智能竞争中实现基础研究与创新应用协同发展提供科学参考。

一、理论分析与假设

（一）结构特征对合作网络演化的影响

网络演化作为持续的结构过程，过去网络结构会影响当前网络。内生结构反映了不同节点间相互关系的内在规律，是推动网络演化的内驱

力[12]。网络密度呈现了人工智能合作网络关系的分布情况,当密度较高时,网络关系分布较为复杂,过多的网络连接可能会形成关系冗余,信息和资源流动效率降低,从而不利于合作网络积极演化。密度对网络演化的影响主要体现在两方面:一是成本约束机制,密度增加使得网络主体维持现有合作关系的成本上升,主体需在有限资源投入条件下权衡新关系的投入,这就抑制了新关系的形成;二是关系饱和机制,在高密度网络中,主体通过现有合作关系已能够获取自身所需资源,新增合作关系可能会导致冗余信息,降低网络中资源传递效率,即新增关系的边际效益递减从而抑制网络关系形成[13]。人工智能领域科研与技术合作在知识属性上存在本质差异。科研合作以开放共享、显性基础知识为主,受市场影响较小,高密度网络有助于促进跨学科知识整合与学术声誉积累[5]。而技术合作涉及专有性、隐性的应用知识,受市场竞争与知识产权保护驱动,高密度易导致知识冗余与合作关系竞争性稀释[14]。这种知识属性与合作动机的差异,导致密度对技术合作网络负向影响显著大于科研合作网络。据此提出假设1。

假设H1a:密度对人工智能合作网络演化具有负向影响。

假设H1b:密度对技术合作网络演化负向影响大于科研合作网络。

传递三方组指人工智能合作网络中3个主体间形成的传递关系。基于结构平衡理论,主体趋向于形成闭合三方关系以降低合作不确定性。从知识属性看,传递三方组通过建立信任机制,尤其有利于隐性知识的传递与整合[15]。从合作动机看,闭合结构既能降低合作风险,又能提高创新效率[16]。然而由于两类网络在知识属性与合作动机的本质不同,传递三方组对人工智能科研与技术合作网络演化的驱动机制存在差异。技术合作涉及大量隐性知识,如AI算法优化经验,技术调试技巧以及专有AI技术,其合作动机高度依赖商业利益保护和市场竞争优势。在此情境下,传递三方组通过共同伙伴背书,能有效降低技术泄露风险,加速隐性知识转移,提高合作效率。这与魏龙等[15]提出的网络闭包促进创新催化相一致。相比之下,科研合作以显性知识为主,遵循知识开放共享的学术规范,其合作动机多源于知识探索与学术积累[2]。因此,科研合作网络对传递三方组依赖程度较低,闭合结构的促进作用相对较弱。这一发现对Cao等[11]提出的封闭结构普遍促进合作形成重要补充,揭示了网络闭包效应的情境依赖性。据此提出假设2。

假设H2a:传递三方组对人工智能合作网络演化具有正向影响。

假设H2b:传递三方组对技术合作网络演化正向影响大于科研合作网络。

网络孤立点是人工智能合作网络中尚未建立连接的节点。从知识重组看,孤立节点常蕴含独特创新模式与技术思路,其嵌入网络有助于打破知识同质化瓶颈,促进异质性知识整合[17]。从网络拓扑看,孤立点的嵌入能够重构合作路径,增强网络结构多样性,并且新关系的建立可能会形成跨群体知识桥接的结构洞,这进一步促进关系的形成[18]。然而,科研与技术合作网络在接纳孤立点方面存在系统性差异。科研合作网络以知识探索为主要动机,孤立点作为新颖知识源,其异质性知识输入更易被接纳并促进知识重组。这一机制与Mariotti等[18]提出的结构洞促进知识重组相呼应。相比之下,技术合作网络以知识利用和产业应用为主要动机,对节点的技术成熟度和合作风险更为敏感。孤立点可能因缺乏已验证的技术成果而被视为高风险伙伴,难以建立新关系。科研合作的非竞争性与成果非排他性,降低了孤立点嵌入网络的生存阈值。而技术合作由于外部市场竞争与资源约束增加了孤立点嵌入网络的难度。据此提出假设3。

假设H3a:网络孤立点对人工智能合作网络演化具有正向影响。

假设H3b:网络孤立点对科研合作网络演化正向影响大于技术合作网络。

(二)外源属性对合作网络演化的影响

外源属性涵盖了网络节点自身的资源禀赋、

政策支持等关键要素,不仅决定了节点的初始合作潜力,还影响着节点间合作选择与关系动态,进而塑造网络演化路径。一方面,高行政级别节点通常掌握着更丰富的资源与更强政策支持,能够吸引更多合作关系,其主要体现为:一是资源控制权的制度性配置,高行政级别节点掌握着政策试点、算力配额、数据要素等稀缺资源,形成人工智能创新发展的制度性吸引力[19];二是政策信号的认证效应,高行政级别节点具备合法性背书,降低合作风险,而且算力网络、数据平台等关键基础设施分布较多,吸引其他节点主动寻求合作。另一方面,高行政级别节点为提高影响力,会积极拓展网络关系。高行政级别节点承担人工智能领域重要战略任务,需主动整合资源来发起合作项目,通过整合跨区域机构的横向覆盖和吸纳不同层级应用场景的纵向渗透来形成行政影响力辐射的范围经济[20]。技术合作网络具有一定政策依赖性,高行政级别节点通过政策壁垒和资源分配权主导合作。而科研合作网络具有较弱行政依附,基础研究更多受学术共同体的自治规范调节,这符合创新网络研究中技术转化依赖制度环境,科研创新依赖知识生态的分异规律[21]。根据社会网络理论,节点间同质性对关系形成具有重要影响[22]。相同行政级别节点的政策资源较为匹配,在相似的决策流程和沟通机制上能提高合作效率,而跨级别合作则会受到行政壁垒和资源差距限制。据此提出假设 4。

假设 H4a:高行政级别节点能够吸引更多伙伴与之建立合作关系,推动网络演化。

假设 H4b:高行政级别节点会主动建立更多关系,推动网络演化。

假设 H4c:行政级别对技术合作网络演化的影响大于科研合作网络。

假设 H4d:节点倾向于与自身行政级别一致的节点建立合作关系。

(三)二元邻近对合作网络演化的影响

多维邻近性是刻画网络演化重要维度,其呈现了网络节点在不同维度的接近程度[23]。现有研究已证明,地理邻近是驱动不同节点构建合作关系的首要因素,相距较近的节点间更容易建立合作关系[24]。地理邻近反映了人工智能合作网络中各节点在地理距离的远近程度。人工智能技术研发涉及大量隐性知识,如跨领域技术融合等,地理邻近缩短了空间距离,促进非编码化知识溢出,降低了隐性知识传递成本。地理邻近促进节点间建立基于地域文化的信任关系,促进长期合作,并推动创新资源在区域内集聚,加速知识溢出与技术扩散,形成区域创新生态集聚效应[12]。技术合作网络的产业特性强化了地理邻近需求,其主要依赖隐性知识传递、高协调成本与技术应用的本地化需求,地理邻近通过促进面对面交流和降低成本来发挥核心作用。科研合作网络通过论文等可编码化知识降低了地理依赖,依托学术共同体弱化了地理约束。由于两类网络知识属性差异和资源依赖分化,地理邻近对两类网络演化影响存在差异。据此提出假设 5。

假设 H5a:地理邻近对人工智能合作网络演化具有正向影响。

假设 H5b:地理邻近对技术合作网络演化正向影响大于科研合作网络。

文化邻近描述了人工智能合作网络内节点间文化属性的相似程度,侧重于非正式的文化环境[25]。相似文化环境有助于区域间政策衔接,通过共享价值观和行为规范,减少机会主义行为,提高节点间在人工智能领域技术协作效率,增强语言与认知共通性,减少沟通误解[26]。在人工智能高投入、高风险场景下,基于相似文化的信任能促进敏感技术交流共享与长期攻关协作,推动合作网络演化。技术合作网络需深入了解市场需求与前沿趋势,文化邻近节点在市场认知方面具有一致性,能够更准确地把握市场需求,通过文化认同来降低技术适配成本。科研合作网络追求普适性知识产出,节点间文化差异可通过学术规范弱化,文化邻近对于科研合作的增效作用较弱。据此提出假设 6。

假设 H6a:文化邻近对人工智能合作网络演化具有正向影响。

假设 H6b:文化邻近对技术合作网络演化正向

影响大于科研合作网络。

技术邻近描述了人工智能合作网络内各节点在技术领域、技术结构及技术基础等方面的相似程度[24]。技术邻近导致节点间知识库高度重叠，易引发知识同质化，限制异质性知识输入，使网络陷入技术锁定效应。人工智能具有高度跨学科特性，技术邻近削弱了跨领域知识整合能力，使跨学科融合受阻，合作网络局限于同质化技术群体，难以向外拓展。技术邻近节点研发方向趋同，易引发资源竞争[10]。同时，技术邻近降低了合作互补性，使伙伴关系的可替代性增强，加速合作关系解散，抑制网络演化。技术邻近对科研与技术合作网络演化发挥差异化影响，主要是由于目标差异、环境差异和领域差异。技术合作网络追求市场化创新，技术邻近导致知识同质化风险，加大了市场竞争压力，同时技术合作受市场政策影响进一步强化了竞争，人工智能技术快速迭代提高了对知识多样性的要求。人工智能涵盖多个技术子领域，技术邻近会限制技术融合与组合创新[27]。相比之下，科研合作网络侧重知识积累，对技术邻近的容忍度较高，知识公有性和成果非排他性降低了竞争程度，科研合作受到长周期科研基金支持，更依赖连续性知识整合。据此提出假设7。

假设H7a：技术邻近对人工智能合作网络演化具有负向影响。

假设H7b：技术邻近对技术合作网络演化负向影响大于科研合作网络。

社会邻近描述了人工智能合作网络内节点间社会关系的亲疏程度[7]。现有研究多采用节点间历史合作记录来刻画社会关系[9]。人工智能技术复杂度高、研发周期长，节点倾向于选择有合作历史的伙伴，以减少信息不对称与机会主义行为。社会邻近通过信任基础加速隐性知识传递，这对依赖算法设计、模型调试等非编码化技术的人工智能领域至关重要。历史合作形成的社会资本激励节点间深化合作关系，扩展合作网络[28]。因此，社会邻近通过信任机制降低风险、促进隐性知识转移、巩固关系稳定性及扩展合作网络来推动人工智能合作网络演化。科研合作网络以知识创新为主要目标，社会邻近节点间基于长期学术交流建立深厚信任与高度共享，增强了节点间合作意愿，深化了网络中信息传播与知识共享深度，有助于推动深度科研合作[27]。技术合作网络中节点间信任建立在技术合同基础上，多涉及知识产权、市场竞争等敏感问题，社会邻近节点间技术合作更注重短期目标，受市场变化和技术更新影响较大，难以形成可持续性合作关系。据此提出假设8。

假设H8a：社会邻近对人工智能合作网络演化具有正向影响。

假设H8b：社会邻近对科研合作网络演化正向影响大于技术合作网络。

综合以上假设，本文理论模型如图1所示。

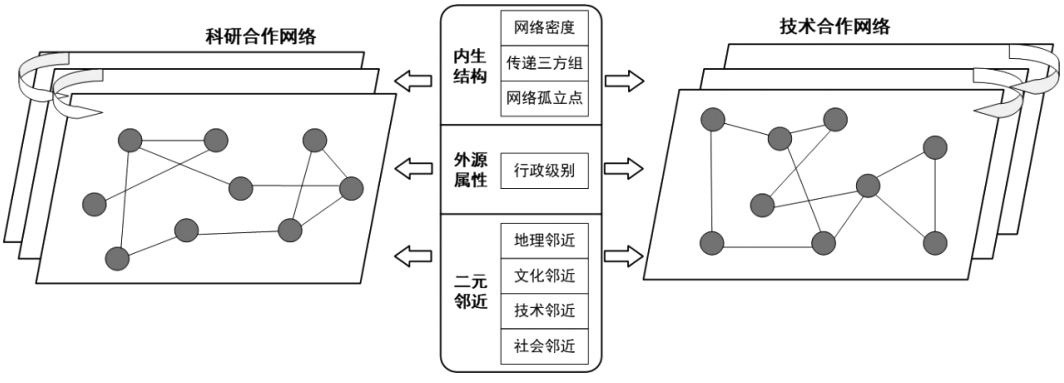

图1　理论模型

二、研究设计

（一）数据来源与网络构建

以人工智能合作网络作为实证研究对象，其主要原因如下：一是人工智能作为知识密集型领域，其创新过程高度依赖多源数据驱动与跨学科交叉融合，合作网络成为整合异质资源关键载体；

二是人工智能创新活动呈现基础研究与技术应用双轨并进特征,科研合作网络聚焦理论突破与学术发表,技术合作网络侧重技术产业化与专利布局,两者在知识属性与合作动机上存在系统差异,具备对比研究的理论价值;三是人工智能快速发展积累了大量论文与专利,为实证研究提供丰富样本。相较于实用新型与外观设计专利,发明专利创新质量更高。在人工智能大量论文中,由中国计算机学会推荐人工智能领域学术刊物发表的论文具有更高知识创新潜力。遵循以往研究[4],基于合著论文来构建科研合作网络,基于联合授权发明专利来构建技术合作网络。

科研合作网络构建步骤为:①以人工智能为核心检索词,结合机器学习、计算机视觉等子领域关键词,在中国计算机学会推荐人工智能领域 62 本国际期刊和 68 本国内期刊检索相关论文,时间为 2010—2024,获取 4 376 篇中文和 1 739 篇英文论文,共 6 115 篇;②利用天眼查识别合著信息中不同机构所在城市;③基于论文合著中城市间共现信息,仅保留中国大陆城市,利用 MATLAB 将其转换为邻接矩阵。技术合作网络构建步骤为: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利用天眼查识别联合授权发明专利中不同机构所在城市;③基于专利中城市间共现信息,仅保留中国大陆城市,利用 MATLAB 将其转换为邻接矩阵。为保证两类网络可比性和纵向数据连贯性,在构建两类网络时仅保留在 2010—2024 年出现的城市。按照现有研究[29],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)的科研与技术合作网络。城市数据来源于《中国城市统计年鉴》及各个城市统计局官网等。

(二)变量测度

1. 结构变量

(1)密度。密度反映了人工智能合作网络整体连接的紧密程度,为实际存在的关系数量与所有可能关系数量的比值。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。

(2)传递三方组。传递三方组反映了人工智能合作网络中节点间形成封闭三元组关系的趋势,为网络中存在的传递三方组数量。该指标测量了当节点 A 与节点 B、节点 B 与节点 C 均存在连接时,节点 A 与节点 C 也存在连接的条件概率。若效应为正,则说明节点间倾向于形成闭合三角。

(3)网络孤立点。网络孤立点反映了人工智能合作网络中未与其他节点建立连接的节点,是度数为零的节点比例。若效应为正,则说明孤立节点倾向于主动建立新关系。

2. 非时变一元协变量

非时变一元协变量是行政级别。城市行政级别影响着资源获取强度、创新环境优度与政策支持力度等。作为制度因素的代理变量,行政级别呈现城市的行政管理层级。按照现有研究[19],将直辖市、副省级城市和省会城市划分为高行政级别,地级市为低行政级别。

3. 非时变二元协变量

(1)地理邻近。地理邻近呈现了合作网络内不同节点距离的接近程度。已有研究采用经纬度、地理距离、相邻程度来测量地理邻近[23]。基于样本数据特征,采用城市相邻程度来表示地理邻近,两个城市彼此相邻为 1,否则为 0。

(2)文化邻近。传统文化差异在一定程度上塑造了中国语言地图的划分,借鉴现有研究从地区方言体系角度来考虑文化邻近[26],以官话(大类)和汉语方言(大类)作为城市语言文化区别标准,方言数据来源于中国研究数据服务平台(CNRDS)。两个城市属于同一语言大类为 1,否则为 0。

4. 时变二元协变量

(1)技术邻近。现有研究多采用 IPC 代码来表示技术知识元素[10],与已有文献一致,基于节点间在观察年度的技术知识相似程度来测量技术邻近。基于人工智能领域技术细分特征,将 IPC 代码映射至人工智能核心子领域,若两个城市专利占比最高的人工智能技术子领域一致为 1,否则为 0。

(2)社会邻近。现有研究多采用节点间历史合作记录来表示社会邻近[9],与既有研究一致,采用节点间历史合作来测量社会邻近,两个城市上一年度存在合作为1,否则为0。

(三)研究方法

随机行动者导向模型(stochastic actor-oriented models, 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模型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、二元邻近特征纳入多层次效应整合,适用于人工智能合作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。

SAOM具体包括速率和评价函数,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关系发生变化的概率。本文重点关注人工智能合作网络演化受内生结构、外源属性和二元邻近的影响,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控制变量。评价函数公式为:

$$f_i^{(net)}(x) = \sum\nolimits_k \beta_k^{(net)} S_{ik}^{(net)}(x) \qquad (1)$$

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

三、实证结果

(一)描述性网络统计

2010—2024年人工智能科研与技术合作网络描述性统计如表1与表2所示。人工智能合作网络内节点间联系正在逐渐增加。合作关系的密切分布使得整体网络能高效、快捷地吸收不同节点的知识资源。网络关系的增加使得科研与技术合作网络密度都缓慢上升。总体来看,前期科研合作网络密度大于技术合作网络,后期技术合作网络密度则大于科研合作网络。网络关系的增加缩短了节点间合作距离,因此合作网络的平均距离在下降,而且技术合作网络平均距离明显低于科研合作网络,这主要是由于两类网络在知识属性、资源依赖和制度环境方面的系统性差异。平均度随时间变化呈现逐渐上升趋势,表明节点直接联系的伙伴增多,信息与资源在合作网络的扩散会变得更加便利,前期科研合作网络平均度较高,后期技术合作网络平均度较高。

随着时间变化,人工智能科研与技术合作网络的新建关系、消失关系、维持关系都在逐渐增加。在网络演化过程中存在明显的关系异质性。雅卡尔指数全部大于0.3,表明各阶段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。

表1　科研合作网络描述性统计

时期	结构			时段	关系			
	密度	平均距离	平均度		0　1	1　0	1　1	雅卡尔指数
T1	0.050	2.506	4.427					
				T1　T2	80	67	130	0.469
T2	0.054	2.417	4.719					
				T2　T3	125	63	147	0.439
T3	0.069	2.320	6.112					
				T3　T4	234	98	174	0.344
T4	0.104	2.301	9.169					
				T4　T5	333	167	241	0.325
T5	0.147	2.043	12.899					

表2　技术合作网络描述性统计

时期	结构			时段	关系			
	密度	平均距离	平均度		0　1	1　0	1　1	雅卡尔指数
T1	0.035	2.346	3.124					
				T1　T2	77	30	109	0.505
T2	0.047	2.200	4.180					
				T2　T3	172	59	127	0.355
T3	0.076	2.237	6.719					
				T3　T4	260	123	176	0.315
T4	0.111	2.012	9.798					
				T4　T5	379	181	255	0.313
T5	0.162	1.903	14.247					

(二)网络演化实证结果

人工智能科研与技术合作网络演化结果如表3与表4所示,所有模型总体收敛T比率均小于0.25,表明SAOM结果是可靠的。Akcomak等[8]研究指出,当两类网络节点与节点间连接的构成方式一致时,可应用SAOM对两类网络演化机制进行对比分析。本文中的科研与技术合作网络满足此条件。

从结构特征来看,表3与表4的模型1均显示密度效应显著为负,且技术合作网络密度的负向效应较大,支持假设H1a和假设H1b。传递三方

组效应均显著为正,且技术合作网络传递三方组的正向效应较大,支持假设 H2a 和假设 H2b。网络孤立点效应均显著为正,且科研合作网络孤立点的正向效应较大,支持假设 H3a 和假设 H3b。

在 SAOM 中,X Ego 表示具有高水平属性节点主动建立关系的趋势。X Alter 表示具有高水平属性节点吸引其他节点与之建立关系的趋势。Same X 表示具有相同属性节点间形成关系的趋势。从外源属性来看,表 3 与表 4 的模型 2 显示,科研合作网络的行政级别 Alter 不显著,技术合作网络的行政级别 Alter 显著为正,部分支持假设 H4a。科研合作网络的行政级别 Ego 显著为负,技术合作网络的行政级别 Ego 显著为正,部分支持假设 H4b,总体来看行政级别对技术合作网络演化影响较高,支持假设 H4c。科研与技术合作网络的 Same 行政级别均不显著,未支持假设 H4d。

从二元邻近来看,表 3 与表 4 的模型 3 显示,科研合作网络中地理邻近不显著,技术合作网络中地理邻近显著为正,部分支持假设 H5a,验证了假设 H5b。科研与技术合作网络中文化邻近均显著为正,且技术合作网络中文化邻近正向效应较高,支持假设 H6a 和假设 H6b。科研合作网络中技术邻近不显著,技术合作网络中技术邻近显著为负,部分支持假设 H7a,验证了假设 H7b。科研与技术合作网络中社会邻近均显著为正,且科研合作网络中社会邻近正向效应较高,支持假设 H8a 和假设 H8b。

表 3　科研合作网络演化结果

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	3. 442	0. 443	3. 753	0. 477	3. 742	0. 473
Rate 2	5. 063	0. 666	6. 009	0. 800	5. 462	0. 720
Rate 3	11. 386	1. 419	16. 319	2. 266	14. 094	2. 302
Rate 4	13. 238	1. 203	39. 740	8. 525	14. 566	1. 431
密度	-1. 473 ***	0. 039	-1. 411 ***	0. 059	-1. 445 ***	0. 037
传递三方组	0. 197 ***	0. 010	0. 077 ***	0. 012	0. 171 ***	0. 009
网络孤立点	3. 452 ***	0. 377	2. 333 ***	0. 461	3. 173 ***	0. 344
行政级别 *Alter*	—	—	-0. 035	0. 056	—	—
行政级别 *Ego*	—	—	-0. 233 **	0. 077	—	—
Same 行政级别	—	—	0. 056	0. 072	—	—
地理邻近	—	—	—	—	-0. 064	0. 130
文化邻近	—	—	—	—	0. 258 **	0. 094
技术邻近	—	—	—	—	0. 014	0. 101
社会邻近	—	—	—	—	1. 462 ***	0. 080
总收敛 T	0. 120		0. 105		0. 129	
迭代次数	1 922		2 875		2 750	

注:$^{*}p<0.05$,$^{**}p<0.01$,$^{***}p<0.001$。下同。

总体来看,H4d 未通过验证,网络节点没有表现出与自身行政级别一致的节点建立关系的倾向,这可能是由于择优连接效应主导,节点更倾向于与网络地位高、行政级别高的核心节点合作,并没有基于行政级别匹配,节点更重实际合作效益而非级别[30]。

表 4　技术合作网络演化结果

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	2. 075	0. 276	2. 513	0. 344	1. 734	0. 191
Rate 2	5. 968	0. 715	8. 801	1. 200	4. 382	0. 390
Rate 3	11. 994	1. 502	22. 751	3. 581	6. 882	0. 471
Rate 4	13. 131	1. 047	64. 283	13. 490	8. 542	0. 459
密度	-1. 568 ***	0. 038	-1. 458 ***	0. 085	-1. 480 ***	0. 080
传递三方组	0. 222 ***	0. 011	0. 079 ***	0. 017	0. 305 ***	0. 024
网络孤立点	1. 698 ***	0. 398	0. 968 *	0. 510	1. 834 ***	0. 423
行政级别 *Alter*	—	—	0. 245 ***	0. 055	—	—
行政级别 *Ego*	—	—	0. 237 **	0. 075	—	—
Same 行政级别	—	—	-0. 063	0. 077	—	—
地理邻近	—	—	—	—	0. 452 ***	0. 132
文化邻近	—	—	—	—	0. 695 ***	0. 110
技术邻近	—	—	—	—	-2. 366 ***	0. 400
社会邻近	—	—	—	—	1. 362 ***	0. 107
总收敛 T	0. 131		0. 138		0. 134	
迭代次数	1 920		2 875		2 750	

(三)稳健性检验

为保证分析结果稳健性,对 SAOM 进行稳健性检验。借鉴余良如等[13],将 3 年时间窗口改为 5 年,即 2010—2014(T1)、2015—2019(T2)、2020—2024(T3)。再次对科研与技术合作网络演化进行分析,稳健性结果如表 5 与表 6 所示。稳健性结果与前文基本一致,本文研究具有较好可靠性。

表 5　稳健性检验:科研合作网络

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	10. 969	1. 074	11. 141	0. 816	12. 934	1. 458
Rate 2	5. 599	0. 356	6. 791	0. 482	5. 873	0. 378
密度	-1. 480 ***	0. 046	-1. 125 ***	0. 124	-1. 499 ***	0. 042
传递三方组	0. 251 ***	0. 012	0. 152 ***	0. 015	0. 227 ***	0. 012
网络孤立点	5. 718 ***	0. 301	6. 381 ***	0. 363	5. 544 ***	0. 355
行政级别 *Alter*	—	—	0. 008	0. 146	—	—
行政级别 *Ego*	—	—	-0. 207 **	0. 061	—	—
Same 行政级别	—	—	0. 023	0. 085	—	—
地理邻近	—	—	—	—	-0. 326	0. 174
文化邻近	—	—	—	—	0. 388 **	0. 124
技术邻近	—	—	—	—	0. 016	0. 124
社会邻近	—	—	—	—	1. 240 ***	0. 220
总收敛 T	0. 156		0. 153		0. 175	
迭代次数	3 014		3 255		3 190	

表6　稳健性检验:技术合作网络

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	15.353	1.901	15.221	1.052	10.587	0.861
Rate 2	5.571	0.303	6.674	0.430	5.175	0.276
密度	-1.519***	0.051	-1.267***	0.067	-1.503***	0.078
传递三方组	0.280***	0.015	0.165***	0.024	0.320***	0.027
网络孤立点	1.946***	0.363	0.994*	0.416	1.507***	0.414
行政级别 *Alter*	—	—	0.363***	0.057	—	—
行政级别 *Ego*	—	—	0.399**	0.093	—	—
Same 行政级别	—	—	-0.021	0.148	—	—
地理邻近	—	—	—	—	0.534***	0.183
文化邻近	—	—	—	—	0.636***	0.149
技术邻近	—	—	—	—	-0.671*	0.330
社会邻近	—	—	—	—	1.109***	0.087
总收敛T	0.192		0.199		0.194	
迭代次数	2 626		3 255		3 184	

四、结论与启示

(一)研究结论

基于社会网络理论,利用人工智能领域合著论文和联合授权发明专利数据分别构建科研与技术合作网络,采用随机行动者导向模型,深入探究了内生结构、外源属性和二元邻近对人工智能合作网络演化的影响,对比分析不同维度特征对科研与技术合作网络演化影响的差异。

(1)从内生结构看,密度对人工智能合作网络演化具有负向影响,其对技术合作网络演化的负向影响大于科研合作网络。传递三方组对人工智能合作网络演化具有正向影响,其对技术合作网络演化的正向影响大于科研合作网络。网络孤立点对人工智能合作网络演化具有正向影响,其对科研合作网络演化的正向影响大于技术合作网络。内生结构效应的系统性差异体现了人工智能领域知识属性与创新逻辑的特征。技术合作网络因专有知识特性呈现强关系竞争效应,高密度易引发资源分散,科研合作网络则因知识开放展现互补优势。传递三方组在技术合作中的重要作用凸显了隐性知识传递对信任闭环的依赖,而科研合作因成果公开性降低了对闭合结构的需求。网络孤立点在科研网络的显著效应证实了基础研究对异质性知识输入的内在要求。

(2)从外源属性看,在技术合作网络中,高行政级别节点能够吸引更多伙伴与之建立合作关系,并会主动建立更多关系,推动网络演化。在科研合作网络中,高行政级别节点主动建立新关系的倾向较低,抑制网络演化。行政级别对技术合作网络演化的影响大于科研合作网络。外源属性影响机制揭示了制度驱动的复杂性,行政级别在技术合作中通过资源配置发挥双路径驱动作用,而在科研合作中则可能抑制创新活力。

(3)从二元邻近看,地理邻近对技术合作网络演化具有正向影响,对科研合作网络演化影响不显著。文化邻近对人工智能合作网络演化具有正向影响,其对技术合作网络演化的正向影响大于科研合作网络。技术邻近对技术合作网络演化具有负向影响,对科研合作网络演化影响不显著。社会邻近对人工智能合作网络演化具有正向影响,其对科研合作网络演化的正向影响大于技术合作网络。多维邻近性效应的情境依赖性反映了不同创新环节的差异化需求。技术合作依赖地理邻近形成创新集群,需要面对面交流保障隐性知识传递。科研合作则突破地理约束,依托学术共同体实现协作。文化邻近通过认知共识促进技术落地,技术邻近负效应凸显跨领域融合价值,社会邻近则为科研合作的深度探索提供了信任基础,共同构成人工智能创新的多维支撑体系。

(二)理论贡献

(1)构建了“知识—动机—结构”融合视角下的双网异质演化理论,深化了创新网络理论在人工智能领域的情境化建构。以往文献多聚焦于单一类型网络[6],本文突破传统创新网络同质化分析框架,系统揭示科研与技术合作网络差异演化路径。研究发现内生结构效应存在非对称影响,如传递三方组在技术合作网络的正向效应显著强于科研合作网络,而孤立点的正向效应在科研合作网络强于技术合作网络,这一发现颠覆了 Cao 等[11]关于封闭结构普遍促进合作的结论,揭示了结构效应的网络类型依赖性。研究揭示了多维邻近性的作用悖论,如地理与技术邻近在技术合作网络中发挥显著影响,而在科研合作网络中影响不显著,这突破了 Liu 等[23]、陈钰芬等[9]关于多维

邻近性普适性的理论认知。

(2)通过识别行政级别在两类网络的差异化作用,揭示了行政驱动在双网的互补与张力,重构了人工智能创新生态的制度逻辑。研究证实了行政级别对技术合作网络的双路径驱动(即吸引合作伙伴与主动建立关系)显著强于科研合作网络,这与 Sun 等[7]提出的制度邻近促进合作形成理论张力,揭示了行政力量在不同创新阶段的非对称作用,丰富了创新网络节点连接策略的理论认知。

(3)创新性地验证了邻近性效应的网络情境依赖性,推动多维邻近理论的范式突破。研究发现文化邻近在技术合作网络的正向效应显著强于科研合作网络,而社会邻近在科研合作网络的正向影响强于技术合作网络,这证明以往研究中的传统邻近性理论[9]需依据网络类型重构。本研究构建的内生结构、外源属性和二元邻近组成的“三维驱动”和科研与技术合作网络形成的“双网异质”整合框架,将创新网络研究从碎片化归因推向系统化解构,为创新网络相关研究提供新思路。

(三)研究启示

第一,基于科研与技术合作网络异质演化规律,实施差异化网络治理策略。对技术合作网络,要充分发挥高行政级别城市的资源整合与政策引领作用,促进核心技术创新与产业转化。对在人工智能基础软件、核心算法等领域取得突破的核心节点给予政策支持,激励核心城市向周边地区扩散技术资源。对科研合作网络,需弱化行政干预,通过改革科研评价体系与设立专项基金,激发基础研究原创活力。搭建产学研协同创新平台,建立两类网络间知识转化通道,形成基础研究与应用创新良性互动的双轮驱动格局。

第二,充分重视多维邻近协同效应,系统优化人工智能创新生态。通过规划建设人工智能产业集群,引导产业链、创新链上下游主体在空间上集聚,降低技术合作协调成本,发挥地理邻近促进隐性知识传播的积极作用。依托区域创新联盟,强化文化邻近在构建合作信任中的基础功能。建立长期合作信用机制,增强社会邻近对深度协作的维系作用。这种多维度协同布局能有效降低合作成本,提升创新要素配置效率,形成具有韧性和活力的创新生态。

第三,构建双网耦合的异质要素融通机制,推动科技创新与产业创新深度融合。加强基于科研合作网络的科技创新端和基于技术合作网络的产业创新端的协同,搭建跨网络平台,实现创新要素的高效流动。近期在国家级人工智能创新试验区开展差异化双网协同治理试点,中期建立政策效果评估体系,长期形成稳定的人工智能创新网络治理范式,实现科研与技术网络高效耦合,最终建成具有全球竞争力的人工智能创新体系。

参考文献:

[1]崔圣君,武装,于丽娜. 产业合作复杂网络结构演化与资源配置研究:来自中国人工智能企业大数据的实证分析[J]. 中国软科学,2025(1):193-207.

[2] HAJIBABAEI A, SCHIFFAUEROVA A, EBADI A. Women and key positions in scientific collaboration networks: analyzing central scientists' profiles in the artificial intelligence ecosystem through a gender lens[J]. Scientometrics,2023,128(2):1219-1240.

[3] SHI Q Y, SHEN L. From ecosystem orchestrators to partners: Unraveling the diffusion effect of AI adoption in manufacturing ecosystems[J]. IEEE transactions on engineering management,2025,72:1745-1759.

[4]杨震宁,袁梓晋. 数字创新网络嵌入与关键核心技术攻关[J]. 中国工业经济,2025(5):156-173.

[5]曾德明,张志东,赵胜超. 科学合作网络、伙伴动态性与企业创新绩效[J]. 科学学研究,2022(5):906-914.

[6]冯瑜满,马丽,金凤君. 中国人工智能创新合作网络的时空格局及其影响因素分析[J]. 地理科学,2025(1):130-140.

[7]SUN Y T, JIANG L, CAO C. Multiple proximities and inter-agency collaboration within a policy network: the case of innovation policymaking in China[J]. Technovation, 2025, 141:103169.

[8]AKCOMAK B S, ÇETINKAYA U Y, ERDIL E, et al. What drives network evolution? comparing R&D project and patent networks in the EU[J]. Industrial and corporate change, 2023,32(5):1109-1134.

[9]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(7):1045-1055.
[10]苏屹,曹铮. 京津冀区域协同创新网络演化及影响因素研究[J]. 科研管理,2023(3):43-55.
[11]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.
[12]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.
[13]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(2):477-493.
[14]刘刚,李依菲. 规模化需求与芯片产业升级路径:基于珠海芯片产业创新网络的分析[J]. 科学学研究,2024(12):2497-2508.
[15]魏龙,党兴华. 惯例复制、网络闭包与创新催化:一个交互效应模型[J]. 南开管理评论,2018(3):165-175,190.
[16]曹兴,赵倩可,许羿. 新兴技术合作创新网络形成影响因素研究:基于虚拟现实技术的专利数据[J]. 科学决策,2024(2):62-78.
[17]陈凯华,薛泽华,张超. 数字化背景下的社会创新:理论框架与政策启示[J]. 科学学研究,2025(4):775-786.
[18]MARIOTTI F, HAIDER S. Managing institutional diversity and structural holes: network configurations for recombinant innovation[J]. Technological for ecasting and social change, 2020, 160: 120237.
[19]邓慧慧,刘宇佳,王强. 中国数字技术城市网络的空间结构研究:兼论网络型城市群建设[J]. 中国工业经济,2022(9):121-139.
[20]苏玺鉴,胡安俊. 人工智能的产业与区域渗透:态势、动力、模式与挑战[J]. 经济学家,2023(2):79-89.
[21]YANG J, ZHANG J, ZENG D M. Scientific collaboration networks and firm innovation: the contingent impact of a dynamic environment[J]. Management decision, 2022, 60(1): 278-296.
[22]QIAN M H, ZHAO M C, YANG J L, et al. A novel approach to enterprise technical collaboration: recommending R&D partners through technological similarity and complementarity [J]. Journal of informetrics, 2024, 18(4): 101571.
[23]LIU W W, GUO Y Q, BI K X. Exploring collaborative innovation evolution of China's energy conservation and environmental protection industry: a social network analysis based on patents[J]. Journal of business & industrial marketing, 2024, 39(5): 1008-1028.
[24]杨博旭,王玉荣,李兴光. 多维邻近与合作创新[J]. 科学学研究,2019(1):154-164.
[25]MA H T, XU X F. The effects of proximities on the evolving structure of intercity innovation networks in the Guangdong-Hong Kong-Macao Greater Bay Area: comparison between scientific and technology knowledge[J]. International journal of urban sciences, 2023, 27(3): 390-413.
[26]冯粲,韩霞,史冬梅,等. 多维邻近性视角下城市群协同创新网络及影响因素分析[J]. 中国科技论坛,2023(10):50-61.
[27]XIAO J L, BAO Y T, WANG J K. Which neighbor is more conducive to innovation? The moderating effect of partners' innovation[J]. Journal of technology transfer, 2023, 48(1): 33-67.
[28]贺灿飞,李文韬. 中国国际科研合作网络的时空演化特征与驱动力[J]. 中国软科学,2022(7):70-81.
[29]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(6):73-84.
[30]周媛媛,董平,陆玉麒,等. 基于上市高新技术企业的中国城市创新网络及其影响因素[J]. 经济地理,2023(6):145-155.