引用格式：张经阳，郑琳琳，索蕾，等. 人工智能创新生态网络对城市创新集聚的影响[J]. 技术经济，2026，45(11)：67-83.

Zhang Jingyang，Zheng Linlin，Suo Lei，et al. The impact of artificial intelligence innovation ecosystem network on urban innovation agglomeration[J]. Journal of Technology Economics，2026，45(11)：67-83.

人工智能创新生态网络对城市创新集聚的影响

张经阳[1]，郑琳琳[2]，索 蕾[3]，施雄天[4]

（1. 北部湾大学经济管理学院，钦州 535011；2. 上海大学经济学院，上海 200444；3. 北京工商大学经济学院，北京 100048；4. 云南大学工商管理与旅游管理学院，昆明 650500）

摘 要：人工智能创新生态网络是重塑城市创新集聚模式的关键力量。基于创新生态系统理论，构建了“人工智能创新生态网络-生态结构机制-城市创新集聚”的分析框架，运用社会网络分析和空间杜宾模型，对2014—2024年中国271个地级市的面板数据进行实证检验。研究发现：第一，人工智能创新生态网络对城市创新集聚具有显著的正向驱动，其空间溢出效应随地理距离呈U型变化，500千米~600千米为最优溢出半径；第二，生态网络惯例在人工智能创新生态网络对城市创新集聚的影响中发挥中介作用，但间接效应为负，表明惯例积累可能固化为“路径锁定”，阻碍创新生态系统的动态调适；第三，生态位宽度和生态位重叠度均显著负向调节人工智能创新生态网络对城市创新集聚影响的正向关系，揭示了网络协同效应的边界条件；第四，异质性分析表明，该效应在中部地区、大规模与小规模城市、中低市场一体化城市中更为显著。研究结论拓展了创新生态系统理论在城市创新地理中的应用，亦为差异化区域政策设计提供了实证支撑。

关键词：人工智能创新生态网络；生态位宽度；城市创新集聚；生态位重叠度；生态网络惯例；空间溢出效应

中图分类号：G203 **文献标志码**：A **文章编号**：1002-980X(2026)11-0067-17

DOI：10.12404/j.issn.1002-980X.J26051829

一、引言

人工智能正以前所未有的深度和广度重塑全球经济地理格局。2025年8月，国务院发布的《关于深入实施“人工智能+”行动的意见》明确提出：到2027年，率先实现人工智能与6大重点领域广泛深度融合；到2030年，智能经济成为中国经济发展的重要增长极；到2035年，全面步入智能经济和智能社会发展新阶段。在此背景下，单一技术或企业的突破已难以支撑系统性创新涌现，构建多元主体协同共生、高效联动的人工智能创新生态网络，成为激发城市创新活力、形成创新集聚效应的必然选择[1]。人工智能作为引领新一轮科技革命的技术，正催生出以虚拟集聚、功能联动与平台协同为特征的新型创新生态网络。然而，有关创新生态系统研究多聚焦于新兴服务业、传媒产业簇群及高新技术产业集聚等方面，鲜有将人工智能创新生态网络进行系统分析；以地理邻近性为核心的传统集聚经济学，难以有效解释人工智能时代超越地理空间约束的新型创新组织形态。因此，系统探究人工智能创新生态网络对城市创新集聚的影响机制，不仅能拓展与深化创新地理学的理论体系，也为优化人工智能产业空间布局、提升国家创新资源配置效率提供了坚实的决策支撑。

就创新生态系统的研究而言，既有文献主要沿三条脉络展开。第一，王琳琳和王光辉[2]从三螺旋理论视角揭示了城市间产学研创新合作网络密度偏低、连通性不足；应秋阳和操友根[3]认为区域科创走廊协同创新网络规模持续扩大；王京[4]提到云制造产业的三螺旋合作网络呈现小世界特征。上述研究证实了创新

收稿日期：2026-05-18

基金项目：国家自然科学基金项目“大数据驱动信息基础设施PPP可融资性影响因素获取及评价方法研究”(71964018)

作者简介：张经阳(1969—)，博士，北部湾大学经济管理学院教授，研究方向：贸易经济、项目管理；(通信作者)郑琳琳(1996—)，上海大学经济学院博士研究生，研究方向：数字经济、国际贸易学；索蕾(2000—)，北京工商大学经济学院博士研究生，研究方向：应用经济学、区域经济学；施雄天(1997—)，云南大学工商管理与旅游管理学院博士研究生，研究方向：低碳经济、科技创新管理。

主体间关联对知识溢出的重要性,但多聚焦于产学研特定组合,未能覆盖人工智能生态中企业、高校、科研院所、投资机构、孵化平台等多元异质性主体的复杂互动。第二,余振和李锦坡[5]从区域创新集聚视角指出,战略性新兴产业是驱动中国城市创新集聚的主要因素,同时,樊贵莲和李蕊婷[6]认为支撑区域人才集聚的创新生态系统各要素,其贡献水平存在显著的异质性。这些研究揭示了产业选择对创新集聚的基础性作用,但对创新主体之间的网络联结强度、密度、中心性等结构特征如何影响集聚效应关注相对有限。第三,赵佳丽和吴榕[7]、王松磊[8]、毛金祥和张可[9]从多样化集聚视角发现,数字产业与制造业协同集聚能够提升区域创新效率并产生正向溢出;王松磊[8]发现经济集聚能够显著促进区域创新水平提升;刘丙泉和刘增果等[10]发现制造业与生产性服务业的协同集聚有助于绿色创新成果转化。这类研究强调了产业间协同的积极效应,但将"协同"主要理解为产业门类的共聚,而非创新主体间通过知识流动、技术合作、资本关联形成的功能性网络。上述研究为理解创新生态系统提供了丰富洞见,但多聚焦于特定产业或单一维度,将人工智能创新生态系统作为整体性分析,系统考察其网络结构对城市创新集聚影响的研究相对较少。

现有关于城市创新集聚的驱动因素研究,主要集中于要素投入、创新发展机理、结构动力学及空间演化四个维度。一是有学者从要素投入维度,强调人力资本集聚及其技能互补效应[11-13];二是余振和李雪[12]从宏观、中观和微观三维视角,探究发现科技创新可以有效推动开放发展;三是向仙虹和冯浩[14]、余飞和董小君[15]从结构动力学维度,重点阐释产业专业化与多样化的权衡,如发现产业多样性对创新的"U"型影响及城市专业化的路径依赖;四是赵星和王林辉[16]从空间演化维度,指出创新集聚虽呈现多中心趋势,但知识溢出仍受制于地理距离。此外,也有学者从制度层面发现,知识产权保护与区域倡议也构成了重要支撑[17-18]。上述成果为理解创新集聚奠定了坚实基础,但大部分基于传统产业逻辑,难以充分解释人工智能时代以功能集聚与虚拟邻近为特征、超越地理空间约束的新型创新集聚格局。现有机制研究虽关注到网络结构的赋能作用,但在转化路径与边界条件上仍留有理论空白。一方面,网络内部的合作惯例在赋能协调的同时,是否会在技术快速迭代中引发"路径锁定"的负面效应,其动态演化机制尚不明晰;另一方面,创新主体自身的生态位特征能否有效地调节网络结构对集聚的驱动效果,仍缺乏系统考察。这构成了本文研究人工智能生态网络作用机制的主要原因。

基于上述研究缺口,本文的边际贡献体现在以下层面:一是理论层面尝试构建网络-结构-集聚的整合性分析范式,将网络结构、生态位特征与组织惯例统一纳入"人工智能创新生态网络-生态结构机制-城市创新集聚"的分析框架,探究智能经济时代创新网络超越地理邻近性的空间重塑逻辑,拓展了创新生态系统理论在城市创新地理学中的应用边界。二是测度方法的改进与细化方面,运用改进引力模型与社会网络分析法,测度了人工智能创新生态网络的结构演进,为评估数字技术驱动的新型空间组织形态提供了量化工具。三是因果机制方面,深入考察了生态网络惯例的双向性,引入了生态位宽度与重叠度的微观调节视角,揭示了网络结构转化为城市创新集聚效应的内在机理。四是实证策略方面,基于空间溢出阈值分析与多维情境检验,识别人工智能创新生态网络的最佳空间作用半径,为优化人工智能产业空间布局、提升创新资源配置效率提供政策实证依据。为了实现以上研究目标,遵循以下研究步骤:一是确定人工智能创新生态网络的核心内容并构建理论框架;二是采用引力模型与社会网络分析方法测度人工智能创新生态网络;三是构建双固定模型与调节效应模型,检验网络结构的直接影响与生态位调节作用;四是构建空间杜宾模型检验空间溢出效应及衰减边界,并进行异质性检验。在此基础上,根据相关研究总结结论并提出政策建议。

二、理论与假设

(一)人工智能创新生态网络与城市创新集聚

城市创新集聚以创新要素的高效配置和创新产出的空间集中为核心特征,是实现区域创新驱动发展的重要路径[1]。人工智能创新生态网络对城市创新集聚具有显著的驱动作用。首先,人工智能创新生态网络能够通过结构优化提升创新要素配置效率。一方面,高网络密度增加了创新主体间的信任与知识共享,降低了合作中的交易成本与信息不对称,有助于形成稳定高效的协作关系[19-20];另一方面,索琪和李长升[21]认为丰富的结构洞使城市能够获取新颖、异质性的信息与技术资源,避免认知锁定,拓展创新机会的识别空

间。两种机制协同作用，使人工智能创新生态网络成为创新要素高效配置的组织载体。再者，人工智能创新生态网络有助于打破行政区划壁垒，促进城市间创新协同。人工智能技术依赖关系作为联结纽带，使城市间创新合作突破了传统地理邻近性的限制，形成功能集聚与虚拟邻近相结合的松散耦合结构[22]。这种结构既保留了地理邻近带来的面对面交流优势，又通过数字技术赋能实现了跨区域的知识共享与协同研发，有效扩大了创新资源的配置半径。最后，人工智能创新生态网络能够借助知识溢出与技术扩散等传导路径，有效驱动城市创新产出的提质增效。网络内创新主体间的频繁互动加速了隐性知识的传播与吸收，不仅降低了技术学习的边际成本，也推动了创新成果在更广范围内实现转化与应用[23]。同时，网络结构的优化有助于形成创新资源的梯度配置，引导创新要素向高效率区域有序流动，避免资源错配导致的集聚负外部性。

基于上述探讨，本文提出假设：

人工智能创新生态网络能够显著正向驱动城市创新集聚（H1）。

（二）人工智能创新生态网络对城市创新集聚的空间溢出效应

聚焦城市人工智能创新生态网络的演进过程，能够凭借创新要素的动态流动与技术知识的跨区域共享，对地理邻近城市的创新集聚发挥显著的正向溢出效应。首先，知识是创新生态网络的核心要素。知识具有非竞争性和部分排他性的特征，使得创新活动的成果能够突破地理空间约束向周边扩散[12]。同时，人工智能创新生态网络表现出高渗透性的特征，能够通过与人才、资本等传统要素深度融合产生要素协同效应，在提升本地创新配置效率的同时，通过产业链与技术链的渗透融合向邻近城市延伸，加速邻近城市创新资源的集聚与整合。其次，人工智能技术的研发与应用能够加速城市释放创新活力，降低相关技术和服务的获取成本，促进邻近城市对先进技术的需求[24]。相邻城市创新主体为提升自身竞争力，会主动引进相关技术、吸纳外溢知识，加速自身创新能力建设。人工智能创新生态网络向外溢出扩散，理论上能够加快相邻城市融入区域创新网络并提升其创新能级，进而赋能其创新集聚。最后，人工智能创新生态网络有助于区域内创新分工协作和资源共享，进一步消除行政壁垒，增强城市间创新联系，扩大创新辐射范围，赋能区域全面创新集聚。人工智能创新生态网络既可以催生跨界融合的新业态新模式，也为传统产业智能化转型注入新活力[25]。新主体创造合作机会的同时，也给相邻城市创新主体提供了参与区域协同创新的通道，从而提升了邻近城市的创新活跃度与集聚水平。综上所述，焦点城市人工智能创新生态网络发展在促进邻近城市创新要素配置、技术能力提升和协同创新参与等方面发挥了重要作用。这些渠道的共同作用使得空间邻近城市从焦点城市人工智能创新生态网络发展中受益，表现出人工智能创新生态网络积极影响的空间溢出效应。然而，上述正向溢出机制的强度并非在所有空间尺度上均质分布。知识扩散的有效性随地理距离衰减是经济地理学的经典规律[26]，邻近城市吸收能力的差异决定了技术需求拉动效应的边界[27]，而区域内行政壁垒的消除往往局限于特定城市群尺度[26]。但值得注意的是，在过度邻近的地理范围内，焦点城市对优质创新要素的“虹吸效应”可能压倒“扩散效应”[28]，使溢出效应阶段性转为负值。因此，人工智能创新生态网络的空间溢出效应并非简单的“存在与否”问题，而是随地理距离呈现出复杂的非线性变化特征。

基于上述探讨，本文提出假设：

人工智能创新生态网络对城市创新集聚的空间溢出效应存在显著的距离异质性（H2）。

（三）生态网络惯例的中介效应

人工智能创新生态网络对城市创新集聚的驱动效应，依赖于生态网络惯例的传导与桥梁作用。一方面，优化的网络结构为惯例的形成提供了高效、可信的互动平台。适度的网络联结强度与异质性特征，能够有效赋能创新主体在深度交互中共享知识与行为准则，进而催生并内化组织惯例[29-30]。惯例机制将网络联结从单纯的合作意愿转化为可预期的低成本协作行为，使创新合作从偶发性的知识交换上升为制度化的协同创造，为创新集聚提供了稳定的组织基础。另一方面，生态网络惯例能够通过规范创新主体行为、抑制资源竞争带来的负面效应，增强创新生态系统的韧性与稳定性。惯例通过明确合作预期、降低协调成本、建立信任机制，有效缓解了创新网络中的信息不对称与机会主义行为，保障了创新要素的持续、无摩擦溢出[31]。然而，在人工智能技术快速迭代的情境下，长期积累的合作惯例若未能与技术变革同步更新，可能固化为低

效的“路径锁定”,使创新主体陷入“惯性陷阱”,反而抑制了新知识的吸收与新路径的探索[32]。综上所述,人工智能创新生态网络对城市创新集聚的驱动效应,在很大程度上是通过生态网络惯例这一中介机制得以传导的。

基于上述探讨,本文提出假设:

生态网络惯例在人工智能创新生态网络与城市创新集聚之间发挥显著的中介作用(H3)。

(四)生态位宽度的调节效应

人工智能创新生态网络驱动城市创新集聚的过程中,生态位宽度是其重要的边界条件。在技术与市场维度,生态位宽度规定了创新主体配置和利用资源的边界广度[33]。生态位宽度越大,人工智能创新生态网络促进城市创新集聚的驱动效应将受到越显著的制约。首先,过于宽泛的生态位意味着创新资源在多个技术或市场方向上被分散配置,极易导致核心能力稀释和资源集聚度下降。网络内主体若“广而不专”,将降低人工智能创新生态网络配置资源的精准性与效率,增加信息冗余与协调成本,从而抑制网络结构对创新集聚的正向放大效应[34]。其次,生态位过宽可能引致城市创新方向的模糊化,使其在人工智能创新生态网络中的功能定位与其他城市产生重叠,从而加剧同质化竞争,弱化专业化分工优势。城市创新集聚的核心动力在于专业化带来的规模经济与知识深度,而过度扩张的生态位将分散有限的人才、资本与政策资源,阻碍城市在特定技术领域的深度积累与重大突破。因此,生态位宽度形成了人工智能创新生态网络作用效果的边界约束。

基于上述探讨,本文提出假设:

生态位宽度在人工智能创新生态网络与城市创新集聚之间发挥显著的负向调节作用(H4)。

(五)生态位重叠度的调节效应

生态位重叠度是影响人工智能创新生态网络驱动城市创新集聚的关键调节变量。生态位重叠度反映了人工智能创新生态网络内部,多元主体围绕资源要素与技术路线所展开的竞争程度[35]。生态位重叠度越高,人工智能创新生态网络对城市创新集聚的正向驱动效应将受到越显著的削弱。首先,过高的生态位重叠度意味着激烈的同质化竞争,极易使网络主体间的关系从“互补协同”转向零和博弈。当多个城市在相同的技术领域和资源维度上展开过度竞争时,合作的信任基础与风险共担机制将受到侵蚀[36-37]。这种竞争挤压将削弱人工智能创新生态网络通过高效协同带来的集聚优势,抑制跨主体的知识溢出与技术共享。其次,生态位高度重叠可能导致创新资源的重复投入与低效配置。在人工智能领域,技术路线的高度同质化竞争不仅会造成研发资源的严重浪费,还可能引发地方政府或主体之间的人才恶性争夺与数据封锁,阻碍创新要素的合理流动与优化配置,对城市创新集聚的可持续性产生负面影响。因此,生态位重叠度构成了人工智能创新生态网络效应发挥的重要边界条件。

基于上述探讨,本文提出假设:

生态位重叠度在人工智能创新生态网络与城市创新集聚之间发挥显著的负向调节作用(H5)。

三、研究设计

(一)模型设计

1. 基准回归模型

综合前文的理论分析与研究假设,为进一步验证人工智能创新生态网络对城市创新集聚的影响,设计如下模型进行检验,如式(1)所示。

$$City_{it} = \alpha + \beta_1 AI_{it} + \beta_2 Controls_{it} + \mu_i + \lambda_t + \varepsilon_{it} \quad (1)$$

其中:$City_{it}$为第i个城市第t年的创新集聚水平,以人工智能专利授权数量占行政区划面积的比例衡量;AI_{it}为第i个城市第t年的人工智能创新生态网络结构指数,以网络密度与结构洞的熵值法综合得分衡量;$Controls_{it}$为本文的控制变量,包括人口密度、经济发展水平、金融发展水平、财政投资力度、教育支出水平和人力资本水平;α为常数项;β_1为人工智能创新生态网络对城市创新集聚的影响系数;β_2为控制变量的回归系数;μ_i为城市固定效应;λ为时间固定效应;ε_{it}为随机扰动项。本文采用时空双重固定效应模型,以控制

不随时间变化的城市特征和不随城市变化的时间冲击。

2. 空间计量模型

鉴于城市创新集聚可能存在空间自相关性，普通面板回归模型可能因忽略空间依赖关系而导致估计结果出现偏差。经 LM 检验、Hausman 检验、Wald 检验和 LR 检验，选用更具一般性的空间杜宾模型进行估计，设计如式(2)所示的模型。

$$City_{it} = \rho WCity_{it} + \beta_1 AI_{it} + \beta_2 Controls_{it} + \theta_1 WAI_{it} + \theta_2 WA_{it} + \mu_i + \lambda_t + \varepsilon_{it} \quad (2)$$

其中：W 为空间权重矩阵；$WCity_{it}$ 为邻近城市创新集聚的空间滞后项；ρ 为空间自回归系数，用以衡量不同城市之间创新集聚的空间自相关性；WAI_{it} 为核心解释变量人工智能创新生态网络的空间滞后项；θ_1 为捕捉邻近城市人工智能创新生态网络对本城市创新集聚的溢出效应；θ_2 为空间滞后项 WA_{it} 的系数。本文基于城市地理特征和经济发展水平，构建了空间地理距离矩阵、空间经济距离矩阵和综合考虑地理与经济因素的空间经济地理嵌套矩阵，三种空间权重矩阵均进行了标准化处理。

3. 中介效应模型

综合前文的理论分析，进一步验证生态网络惯例在人工智能创新生态网络与城市创新集聚之间的中介传导作用，参考 Neuman 和 Baron[39] 的相关研究，遵循 Baron-Kenny 步骤框架，设计如式(3)和式(4)所示的模型进行检验。式(3)检验人工智能创新生态网络对生态网络惯例的影响，式(4)检验人工智能创新生态网络和生态网络惯例对城市创新集聚的共同作用。间接效应通过乘积项 $\beta \times \delta_2$ 计算，并采用 Bootstrap 方法(5000 次重采样)检验其显著性。

$$HAB = \alpha + \beta AI_{it} + \gamma Controls + \mu_i + \lambda_t + \varepsilon_{it} \quad (3)$$

$$City_{it} = \delta_0 + \delta_1 AI_{it} + \delta_2 hab_{it} + \theta Controls + \mu_i + \lambda_t + \varepsilon_{it} \quad (4)$$

其中：HAB_{it} 为第 i 个城市第 t 年的生态网络惯例水平。

4. 调节效应模型

综合前文的理论分析，进一步验证生态位宽度和生态位重叠度在人工智能创新生态网络驱动城市创新集聚过程中的边界调节作用，参考 Giesselmann 等[40] 相关研究，遵循 Aiken-West 框架，设计如下模型进行检验：

$$City_{it} = \beta_0 + \beta_1 AI_{it} + \beta_2 wit_{it} + \beta_3 (AI_{it} \times wit_{it}) + \gamma Controls + \delta_t + \mu_i + \varepsilon_{it} \quad (5)$$

$$City_{it} = \beta_0 + \beta_1 AI_{it} + \beta_2 ove_{it} + \beta_3 (AI_{it} \times ove_{it}) + \gamma Controls + \delta_t + \mu_i + \varepsilon_{it} \quad (6)$$

其中：wit_{it} 为第 i 个城市第 t 年的生态位宽度，以 Levins 公式计算，为第一个调节变量；ove_{it} 为第 i 个城市第 t 年的生态位重叠度，以 Pianka 公式计算，为本文的第二个调节变量；$AI_{it} \times wit_{it}$ 和 $AI_{it} \times ove_{it}$ 分别为人工智能创新生态网络与生态位宽度、生态位重叠度的交互项；β_3 为本文关注的调节效应系数。若 β_3 显著为负，表明调节变量削弱了人工智能创新生态网络对城市创新集聚的正向驱动效应。

(二)变量选取

1. 被解释变量

城市创新集聚。参考赵星和王林辉[16] 及王福涛等[17] 的做法，采用人工智能专利授权数量占行政区划面积的比例衡量。该指标反映了城市单位面积上人工智能创新产出的集中程度，数值越大，表明城市创新集聚水平越高。地级市人工智能专利数据来源于中国研究数据服务平台(CNRDS)数据库，依据国家知识产权局发布的《关键数字技术专利分类体系(2023)》中人工智能技术专利分类体系表模块，匹配出符合标准的相关人工智能专利，以发明专利授权数量与实用新型专利授权数量之和表示人工智能专利授权数量。

2. 解释变量

人工智能创新生态网络。参考吴结兵和徐梦周[20] 及刘善仕等[41] 的研究，从网络密度与结构洞两个维度刻画人工智能创新生态网络的结构质量。具体而言，基于改进引力模型求得城市间人工智能专利合作的潜在联系强度，运用 Ucinet 软件，分别测算各城市在创新生态网络中的网络密度与结构洞指数。

网络密度以核心城市之间实际存在的联结数量与可能联结总数的比值衡量，表征创新生态网络的内部

凝聚协同能力，计算公式如式(7)所示。

$$D_i = \frac{L}{\frac{n(n-1)}{2}} = \frac{2L}{n(n-1)} \tag{7}$$

其中：D_i 为第 i 个城市所处人工智能创新生态网络的密度，L 为网络中实际存在的联结数量，n 为生态网络中地级市总数。

结构洞指数以1减去网络约束度衡量，表征创新生态网络的外部机会获取能力，计算公式如式(8)所示。

$$HD_i = 1 - C_i = 1 - \sum_{j=1}^{n} C_{ij} = 1 - \sum_{j=1}^{n} \left(P_{ij} + \sum_{q} P_{iq}P_{qj}\right)^2 \tag{8}$$

其中：HD_i 为创新生态网络成员结构洞指数；C_i 为第 i 个城市所面临的网络约束度；P_{ij} 为第 i 个城市对第 j 个城市资源投入的比例；$P_{iq}P_{qj}$ 为通过第 q 个共同联结者所产生的间接联系的比例强度。

鉴于网络密度与结构洞之间存在张力，高密度成员可能外部连接性弱，高结构洞成员通常内部凝聚性低；参考 Guan 和 Chen[42] 的研究，采用熵值法对两者进行综合，求得人工智能创新生态网络结构指数，以客观反映各城市人工智能创新生态网络的整体结构优势。该指标数值越大，表明城市在人工智能创新生态网络中的结构越具优势。

3. 中介变量

生态网络惯例。参考宋华和陈思洁[31]的研究，基于三元关系的稳定性指数刻画生态网络惯例的形成与稳固程度。具体而言，根据城市专利合作网络中的三元关系结构，计算网络中不稳定联结数量在总联结数量中的比重，以1减去该比重求得生态网络的稳定性指数，用以衡量创新主体间行为默契与协作规范的制度化水平，计算公式如式(9)所示。

$$S_i = 1 - \frac{T^+ + T^-}{T_{total}} \tag{9}$$

其中：S_i 为节点 i 的制度化水平；T^+ 和 T^- 为网络中存在的不稳定联结数量；T_{total} 为网络中所有三元关系联结的总数。该指标数值越大，表明网络中已内化的合作惯例越稳固。

4. 调节变量

引入生态位宽度和生态位重叠度两个调节变量，以刻画人工智能创新生态网络中创新主体的资源利用广度与主体间竞争强度。

生态位宽度。参考解学梅等[37]的研究，采用 Levins 公式计算。具体而言，从智能数据维、智能经济维、智能服务维、技术维、学习维和生活维6个维度构建人工智能创新矩阵，以各城市在不同维度上专利授权量占其专利总授权量的比例为基础，计算公式如式(10)所示。

$$B_i = \frac{1}{\sum_{h=1}^{3} P_{ih}^2} \tag{10}$$

其中：B_i 为第 i 个城市的生态位宽度；P_{ih} 为第 i 个城市在第 h 个维度的专利授权量占其所有专利总授权量的比例。该指标数值越大，表明城市在人工智能技术领域的资源利用范围越广。

生态位重叠度。参考孙耀吾和韩冰[38]的研究，采用 Pianka 公式计算。以两城市在各技术维度上资源利用比例的共占程度为基础，经标准化处理后求得生态位重叠度指数，计算公式如式(11)所示。

$$O_{ij} = \frac{\sum_{h=1}^{3} P_{ih}P_{jh}}{\sqrt{\sum_{h=1}^{3} P_{ih}^2 \sum_{h=1}^{3} P_{jh}^2}} \tag{11}$$

其中：O_{ij} 为城市 i 与城市 j 之间的生态位重叠度指数；P_{ih} 和 P_{jh} 分别为城市 i 和城市 j 在第 h 个维度资源利用量占资源利用总量的比例。该指标数值越大，表明城市间在人工智能技术路线和资源利用上的竞争强度越高。

5. 控制变量

城市创新集聚水平除了受到人工智能创新生态网络的影响外，还可能受到其他因素的影响。为了最大化减少遗漏变量的影响，选取以下控制变量：人口密度（*POP*），以城市户籍人口数占行政区域土地面积比例取对数衡量。经济发展水平（*PGDP*），以人均 GDP 取对数衡量。金融发展水平（*FIN*），以年末金融机构存贷款余额占 GDP 比重衡量。财政投资力度（*FIS*），以固定资产投资占政府财政一般支出的比重衡量。教育支出水平（*EDU*），以教育支出占财政一般支出的比重衡量。人力资本水平（*HUM*），以普通高校在校学生数占年末总人口的比重衡量。

（三）数据来源

样本数据来源于中国 271 个地级市，选取 2014—2024 年平衡面板数据为观测值。城市创新集聚及水平与人工智能创新生态网络结构测度所用的专利数据，来源于中国专利全文数据库（CNIPR），通过将国际专利分类号（IPC）与人工智能相关关键词相结合的方式检索获得人工智能专利数据。人口密度、经济发展水平、金融发展水平等 6 个控制变量数据来源于《中国城市统计年鉴》《中国区域经济统计年鉴》及各省、市的统计年鉴和统计公报等。部分缺失值以线性插值法补齐，以确保面板数据的完整性。变量描述性统计见表 1。

表 1　变量描述性统计

变量	样本量	均值	标准差	最小值	最大值
City	2981	0.257	1.337	0	36.240
AI	2981	0.165	0.176	0.001	0.989
POP	2981	5.801	0.917	1.746	8.251
PGDP	2981	10.939	0.678	9.135	13.185
FIN	2981	2.914	1.439	0.470	26.091
FIS	2981	7.131	5.693	0.005	48.394
EDU	2981	0.172	0.036	0.015	0.380
HUM	2981	0.023	0.027	0.001	0.219
WIT	2981	0.309	0.160	0.088	1.000
OVE	2981	0.046	0.064	0.018	0.200
HAB	2981	0.042	0.050	0	0.262

四、实证结果与分析

（一）基准回归分析

基准回归结果见表 2。（1）列为在未控制城市和时间固定效应的情况下，人工智能创新生态网络的估计系数在 1%的水平上显著为正。（2）列中在引入时间固定效应后，其对城市创新集聚水平的正向驱动作用依然显著。（3）列进一步同时控制了城市固定效应与时间固定效应，人工智能创新生态网络对城市创新集聚水平的影响在双向固定模型下依然显著为正。这充分证实了人工智能创新生态网络能够有效促进城市创新集聚，假设 H1 得到验证。

（二）稳健性检验

本文采用如下方法进行稳健性检验，以确保基准回归检验结果的稳健性与可靠性。

第一，核心解释变量滞后一期。考虑到人工智能创新生态网络对城市创新集聚的影响可能存在时间滞后性，本文将核心解释变量滞后一期重新进行回归，结果见表 3 的（1）列。滞后一期的人工智能创新生态网络对城市创新集聚的影响依然在 1%的水平上显著为正，表明基准回归结果具有良好的稳定性。

第二，全部解释变量与控制变量滞后一期。为进一步缓解可能存在的双向因果等内生性问题，将模型中的全部解释变量与控制变量统一滞后一期进行重新估计，结果见表 3 的（2）列。回归系数依然显著为正，再次证实了基准回归结论的稳健性。

表 2　基准回归结果

变量	（1）	（2）	（3）
AI	0.164*** （2.690）	0.148*** （3.600）	0.148*** （2.610）
控制变量	Yes	Yes	Yes
时间固定	No	Yes	Yes
城市固定	No	No	Yes
常数项	−47.376** （−2.080）	−39.945** （−1.970）	−39.945** （−1.971）
R^2	0.288	0.309	0.310
样本量	2 981	2 981	2 981

注：***、**、* 分别表示在 1%、5%、10%的统计水平上显著；括号内为 t 值。

表3　稳健性检验结果

变量	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
AI	0.046*** (1.240)	0.262*** (1.600)	0.044*** (1.710)	4.474** (1.940)	0.004*** (1.500)	0.095*** (1.340)
控制变量	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes
时间固定	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes
城市固定	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes
常数项	-33.126** (-1.940)	-33.934** (-1.920)	-39.034** (-1.920)	-26.109*** (-2.840)	-0.080*** (-2.480)	-40.655** (-1.990)
R^2	0.294	0.291	0.312	0.200	0.130	0.308
样本量	2 710	2 710	2 937	2 981	2 981	2 439

注：***、**、*分别表示在1%、5%、10%的统计水平上显著；括号内为*t*值。

第三，剔除直辖市样本。考虑到北京市、上海市、重庆市和天津市四个直辖市在政治地位、资源配置能力及经济规模上具有极大的特殊性，可能对实证结果产生干扰，本文在全样本中剔除上述四个直辖市的数据后重新进行估计，结果如表3的(3)列。人工智能创新生态网络对城市创新集聚的正向驱动作用依然显著，排除了极端样本对整体结论的干扰。

第四，更换被解释变量。本文通过变换被解释变量的测算方式进行稳健性检验，分别采用“人工智能专利授权数量占建成区面积的比重”，以及“人工智能专利授权数量占市辖区行政区域土地面积的比重”来重新衡量城市创新集聚水平，估计结果分别见表3的(4)列和(5)列。两列回归中的核心系数均显著为正，证实了基准结论不依赖于因变量的特定度量方式。

第五，排除其他外部政策与事件冲击。考虑到2021—2022年由于特殊外部环境冲击，城市经济与创新活动可能受到非市场化因素的异常干扰，剔除了这一时期的控制数据后重新进行回归，以排除特殊时间窗口对结果的影响，结果见表3的(6)列。结果显示，人工智能创新生态网络依然能显著促进城市创新集聚水平，进一步证实前文结论具有较强的稳健性。

(三)内生性检验

内生性检验是实证分析中确保参数估计无偏性和一致性的核心步骤。为了消除遗漏变量、测量误差及反向因果等潜在内生性问题的干扰，本文同时采用系统广义矩估计(GMM)与工具变量两阶段最小二乘法(2SLS)进行检验。首先，采用GMM进行检验。将城市创新集聚水平滞后一期(*L. City*)作为自变量引入动态面板模型，估计结果如表4的(1)列所示。结果显示，AR(1)检验在5%水平上显著，而AR(2)检验值的*p*为0.246不显著，表明模型残差项不存在二阶序列相关；同时，Hansen过度识别检验的*p*为0.158，不能拒绝工具变量过度识别约束有效的原假设，证实了GMM中内部工具变量的有效性。在控制了动态效应后，人工智能创新生态网络对城市创新集聚的影响依然显著为正，证明前文结论在前向因果视角下依然稳健。其次，采用2SLS进行外生工具变量检验。参考姚艳虹等[36]、解学梅等[37]的研究，利用差分和水平方程变量信息构建工具变量，分别选用生态网络惯例差分项(*SHab*)和人工智能创新生态网络与生态位宽度的交乘项(*AI*×*WIT*)作为内生变量的工具变量，结果见表4的(1)列。第一阶段结果显示，两工具变量对人工智能创新生态网络的影响均显著为正，*F*分别为19.90和27.32，拒绝弱工具变量假设。第二阶段人工智能创新生态网络显著为正，表明在控制内生性后人工智能创新生态网络对城市创新集聚具有显著促进作用，研究结论不存在严重的内生性偏误。最后，选取1984年邮电业务总量(*Emi*)和信息技术服务收入(*Inf*)的交互项作为工具变量。由于1984年邮电业务总量反映了通信基础设施初始状态，不受技术影响，但也影响了人工智能创新生态网络发展水平，也对当前城市创新集聚的影响趋近于无，满足外生性要求；1984年邮电业务总量与信息技术收入的交互项赋予时间维度变化，解决了固定效应模型识别问题。从表4的(2)列可以看出，在工具变量控制下，人工智能创新生态网络对城市创新集聚的影响显著为正，且AR(1)显著为1.210，AR(2)不显著为1.190，Hansen检验*p*大于0.1，不能拒绝过度识别约束有效的原假设，表明工具变量有效。2SLS检验结果表明，第一阶段邮电业务总量与信息技术服务的交互项对人工智能创新生态网络影响显著为正，*F*为98.520，拒绝弱工具变量，且第二阶段人工智能创新生态网络显著为正，表明研究结论不存在内生性偏误问题。

表 4　内生性检验结果

变量	(1)					(2)		
	GMM(1)	2SLS 第一阶段(2)		2SLS 第二阶段(2)		GMM	2SLS 第一阶段(2)	2SLS 第二阶段(2)
		AI		*AI*=*AI*×*WIT*	*AI*=*SHab*		*AI*	*AI*=*Emi*×*Inf*
L. City	1.187** (1.005)							
AI	0.018** (1.030)			0.051*** (1.533)	0.350*** (1.507)	0.097** (1.400)		0.098*** (3.050)
AI×*WIT*		2.287*** (0.050)						
SHab			0.004*** (0.000)					
Emi×*Inf*							0.031*** (9.100)	
常数项	−0.150 (0.078)	−0.091 (0.152)	−1.395 (0.199)	−35.598** (23.077)	−40.041** (22.821)	−7.408** (−2.120)	−1.612*** (−20.350)	−41.922** (−1.830)
控制变量	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes
时间固定效应	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes
地点固定效应	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes
样本量	2981	2981	2981	2981	2981	2981	2981	2981
R^2	0.681	0.720	0.362	0.288	0.287	0.298	0.429	0.827
AR(1)	−10.43**					1.21**		
AR(2)	1.16					1.19		
Sargan 检验	chi2(116)= 2092.25***					Chi2(65)= 8591.61***		
Hansen 检验	chi2(116)= 178.69***					Chi(65)= 95.93***		
弱工具变量识别 F 值		F=19.90***	F=27.32***				F=98.52***	

注：***、**、* 分别表示在 1%、5%、10%的统计水平上显著；括号内为 *t* 值。

(四) 空间自相关检验

由于普通面板回归模型可能会受到城市创新集聚空间自相关关系的干扰而使估计结果出现偏差，本文进一步采用空间计量方法，探究人工智能创新生态网络驱动城市创新集聚的空间关联特征。全局空间自相关分析是测算区域间空间关联性的核心方法，采用全局莫兰指数(Moran's *I*)来衡量地理相邻区域间城市创新集聚的相似程度。参考 Guo 等[43]的研究，其计算公式如式(12)所示。

$$I=\frac{n\sum_{i}^{n}\sum_{j=1}^{n}W_{ij}(y_i-\bar{y})(y_j-\bar{y})}{\sum_{i}^{n}\sum_{j=1}^{n}W_{ij}\sum_{i=1}^{n}(y_i-\bar{y})^2} \tag{12}$$

其中：I 为全局莫兰指数；y_i 与 y_j 分别为城市 i 和城市 j 的创新集聚水平；$n=271$；$\bar{y}=\frac{n\sum_{i}^{n}\sum_{i=1}^{n}y_i}{n}$ 为所有城市创新集聚水平的均值；W_{ij} 为城市 i 与城市 j 之间的空间权重矩阵。全局莫兰指数的取值范围为从−1 到 1。当 $I>0$ 时，表明空间属性值呈正相关关系，即城市创新集聚水平相似的城市在空间上趋于集聚分布；当 $I<0$ 时，表明空间属性值呈负相关关系；当 $I=0$ 时，表明空间属性值具有随机分布的特点。

在历年城市创新集聚水平数据的基础上计算全局莫兰指数，以反映中国城市创新集聚的空间关联特征。由表 5 的计算结果可知，2014—2024 年全局莫兰指数均显著为正，且均通过了 1%的显著性水平检验。这表明中国城市创新集聚水平在空间上呈现出显著的正向自相关关系，即其地理分布并非完全随机，而是表

现出高值与高值集聚、低值与低值集聚的显著空间黏性与群聚趋势。从演变趋势来看，2014—2018年，莫兰指数从0.102逐步攀升至峰值0.219，反映出城市创新集聚的空间溢出与联动效应逐年增强，这一现象可能受到区域重大发展战略的扩散及市场一体化进程的积极影响；2019年后指数虽略有微幅回落，但整体仍维持在较高水平，且均通过1%显著性水平的双侧 Z 检验，再次证实了中国城市创新集聚空间自相关特征的高度可靠性与稳健性。

表5　空间自相关检验

年份	I	Z	P
2014	0.102	4.345	0.000
2015	0.132	5.090	0.000
2016	0.163	5.928	0.000
2017	0.189	6.584	0.000
2018	0.219	7.726	0.000
2019	0.200	7.645	0.000
2020	0.185	7.220	0.000
2021	0.176	7.290	0.000
2022	0.145	6.047	0.000
2023	0.151	6.329	0.000
2024	0.156	6.504	0.000

注：I 为全局莫兰指数，Z 为标准化统计量，P 为显著性概率；数据来源于本文样本。

（五）空间效应分析

为进一步确认空间依赖的具体形式，基于三种空间权重矩阵进行了LM检验，结果均在1%的水平上显著。随后，Hausman检验结果支持采用固定效应模型；同时，Wald检验与LR检验的结果一致拒绝了空间杜宾模型（SDM）会退化为空间误差模型（SEM）或空间自回归模型（SAR）的原假设。综上，最终选用包含时空双重固定效应的SDM进行实证估计（表6）。

表6　空间效应结果

变量	空间地理距离矩阵	空间经济距离矩阵	空间经济地理嵌套矩阵
AI	0.153* （1.090）	0.123* （0.860）	0.129* （0.900）
W×AI	0.654 （0.990）	−0.003 （−0.010）	−0.156 −0.490
直接效应	0.153 （1.090）	2.218*** （14.610）	2.635*** （15.910）
间接效应	0.473 （0.900）	0.141 （0.970）	0.154 （1.060）
总效应	0.626 （1.180）	3.159*** （15.580）	2.789 （16.970）
控制变量	Yes	Yes	Yes
控制时间	Yes	Yes	Yes
控制地点	Yes	Yes	Yes
ρ	0.067**	0.261***	0.243***
样本量	2 981	2 981	2 981

注：***、**、*分别表示在1%、5%、10%的统计水平上显著；括号内为 t 值。

由表6空间杜宾模型的估计结果可知，人工智能创新生态网络对城市创新集聚的空间效应呈现出复杂且深刻的非对称特征，具体分析如下：

第一，本地赋能效应显著且稳健，研究假设H1得到验证。在三种空间权重矩阵下，人工智能创新生态网络的核心解释变量系数均在1%的水平上显著为正。这表明高密度的创新网络与丰富的结构洞资源，能够有效降低本地创新要素的搜寻与交易成本，加速隐性知识的内部化，对本地城市创新集聚发挥了强劲的底层驱动作用。

第二，经济逻辑超越地理逻辑成为核心传导渠道，进一步验证了假设H2。值得注意的是，核心解释变量的直接效应在经济距离矩阵和经济地理嵌套矩阵下显著为正，但在纯地理距离矩阵下却未通过显著性检验。这一非对称结果深刻揭示了人工智能作为通用目的技术的“跨空间关联”特征，即人工智能技术的创新协同不再单纯依赖物理边界的接壤，而是高度依赖于城市间的经济势能差与产业结构的认知邻近度[44]。以中国“京杭深”人工智能创新轴为例，北京、杭州与深圳虽在物理空间上相距千里，但凭借相似的数字经济底座与极高的市场化水平，在人工智能大模型训练、算法开源等领域形成了紧密的跨域协同。相反，部分地理毗邻的城市若经济势能落差过大，则难以跨越认知壁垒形成有效的创新共振，这使得经济邻近性成为激活网络效应的先决条件。

第三，空间溢出的结构性极化与渠道制约效应。间接效应在三种矩阵下均未通过全局显著性检验，说明从全国样来看，人工智能创新生态网络的空间溢出路径依然受到了一定程度的体制或技术制约。这一实证结果折射出当前中国区域创新生态的两大深层制约机制：一是知识要素的吸收能力门槛约束。人工智能技术具有极高的复杂性，若邻近城市缺乏匹配的人才底座与算力基础，导致跨区域的知识溢出面临空间落地与转化的体制性瓶颈。二是极化效应与扩散效应的非对称博弈。核心城市在向外释放技术红利的同时，往往也在依托其强大的网络核心位势，对周边城市的优质资源产生强烈的空间极化与虹吸效应。这一现象在城市群演化初期尤为典型：作为人工智能的增长极城市，核心城市凭借其对高端要素的吸附动能，吸引了周边区域的顶尖人才与核心资本，在一定程度上抵消了技术扩散带来的正向福利。正是这种正负向空间驱

动力量的非对称博弈与相互抵消，导致全国全局层面的间接效应在统计上呈现不显著的状态。

第四，基于市场逻辑的网络乘数效应。总效应仅在经济距离矩阵下显著为正，且数值测算表明其空间乘数效应约为本地效应的1.4倍。这进一步证实，人工智能创新生态网络并非简单的线性叠加，而是能够通过经济链条产生“1+1>2”的非线性放大作用。这也为后续政策制定提供了关键启示：打破行政区划和物理边界，依托经济纽带构建市场化的数字创新共同体，才是实现人工智能创新生态网络集聚效能最大化的根本路径。此外，空间溢出效应随地理距离的变动分析，有助于进一步揭示地理距离对间接效应的非线性调节作用。图1展示了基于空间杜宾模型的间接效应随100~1000千米地理距离的变化趋势。总体而言，间接效应呈现出显著的“U型”空间衰减与重构特征。

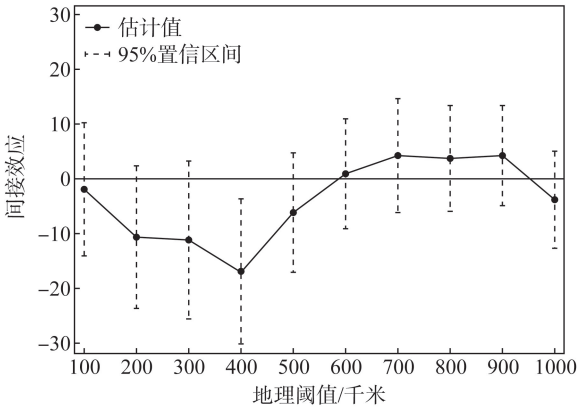


图1　空间溢出效应随地理距离的变化

由图1可知，100~400千米近距离区间内，间接效应显著为负，表明空间竞争抑制与极化虹吸效应在此阶段占据主导地位。在过度邻近的空间范围内，核心城市往往凭借强大的要素集聚先发优势，对周边中小城市的人工智能人才、数据和资本等关键要素产生强烈的极化虹吸；同时，高度重叠的产业定位也极易引发区域内的结构性同质化竞争与排他性利益博弈，从而对周边城市的创新集聚产生抑制作用。

在400~700千米的中等距离区间内，间接效应由负转正，并在500~600千米达到空间溢出的峰值，呈现出明显的空间距离异质性特征。这一最优溢出半径的形成，印证了中国新型交通基础设施的空间收敛效应与区域经济圈层结构的嵌套逻辑。一方面，500~600千米的空间跨度恰好契合中国以高速铁路网络为核心的两至三小时跨区域要素流动半径。这一物理距离既能支持不同区域的创新主体进行高频次的面对面交流，有效保障人工智能算法逻辑、工程试错等高度复杂隐性知识的无损传递，又保持了适当的空间隔离，规避了过度同城化引致的要素极化负效应。另一方面，从经济地理格局来看，该半径恰好跨越了单一核心都市圈的边界，成功连接了具有异质性资源禀赋和互补性产业基础的次中心城市。这种跨区域的异质性互补，使得人工智能技术得以从研发中心向具备丰富应用场景和制造基础的经济腹地平稳梯次转移，实现了跨区域的产业链协同与网络结构洞红利。

在700~1000千米的远距离区间内，间接效应逐渐回落并重新趋近于负值，空间距离衰减规律重新显现。过远的地理距离不仅大幅增加了跨区域要素协同的交易成本与信息摩擦，也在一定程度上削弱了区域间的制度与文化认同，最终导致人工智能创新生态网络的知识溢出难以在远距离空间实现有效触达与转化。

五、进一步分析

（一）机制检验

1. 生态网络惯例的中介效应检验

生态网络惯例作为创新生态系统演化中的关键中介机制，其核心功能在于连通网络要素输入与城市创新集聚产出。本文采用结构方程模型结合Bootstrap方法（5000次重采样），检验了生态网络惯例在人工智能创新生态网络与城市创新集聚之间的中介作用显著性，具体的估计与检验结果见表7。

由表7可知：第一，人工智能创新生态网络对生态网络惯例的影响系数为0.890，且在1%的水平上显著为正，表明人工智能创新生态网络能够显著推动区域内合作惯例的形成与内化。第二，人工智能创新生态网络对城市创新集聚的直接效应显著为正，使研究假设H1得到了进一步的稳健性验证。第三，间接效应系数显著为−0.132，这证实了生态网络惯例在模型中发挥了关键的传导机制作用，但由于效应方向为负，因而呈现出明显的遮掩效应。实证发现深刻揭示了网络演进的内在负外部性：人工智能创新生态网络虽然在前

期能够高效促进合作惯例的形成,但随着人工智能技术的颠覆性迭代,长期积累的传统合作惯例若未能与最新技术特征同步演进,便极易固化为技术与体制的路径依赖。这种依赖性会导致组织认知与行为的结构性僵化,反而抑制了创新主体对前沿新知识的吸收能力,阻碍了对未知技术路径的探索[45]。此外,该结果表明高惯例化网络由于网络关联的过度深化,容易导致创新资源被长期禁锢于次优的合作关系之中。或者过于强烈的行为惯例挤出了更具创新张力、更有利于异质性信息流动的弱连接关系。需要指出的是,由于这一解释基于宏观统计数据的推断,其微观因果链条仍有待后续通过多案例研究或大样本微观调查数据进行更深层次的稳健性检验。

2. 生态位的调节效应检验

生态位调节效应作为创新生态系统动态平衡的核心机制,揭示了网络成员之间围绕资源竞争与互补协同所展开的交互路径。本文对生态位宽度与生态位重叠度的调节效应进行了实证检验,具体的估计与回归结果如表8所示。

由表8可知,人工智能创新生态网络对城市创新集聚的正向主效应依然显著。然而,人工智能创新生态网络与生态位宽度的交互项系数为-2.486,验证假设H4成立;人工智能创新生态网络与生态位重叠度的交互项系数显著为-2.098,验证假设H5成立。这表明城市技术领域的过度分散或竞争烈度的急剧攀升,均对人工智能创新生态网络的集聚放大效应构成显著的抑制作用。具体而言,一方面,当城市的生态位宽度过大时,网络内部主体的技术方向往往过于分散且缺乏核心聚焦,这极易导致有限的创新资源被严重稀释,核心研发能力出现分散,进而降低了网络结构对创新集聚的赋能效率;另一方面,当生态位重叠度过高时,加剧的同质化竞争会迫使网络成员间的关系从互补协同转向排他性利益争夺,破坏了跨区域合作的信任基础,阻碍了知识要素的共享与合理流动[34]。这揭示了人工智能创新生态中存在着网络协同与生态位演进之间的权衡约束机制,也极大丰富了创新生态系统内部动态竞争与共生演化机制的相关研究。

3. 中介稳健性检验

为了确保实证结论的可靠性并增强研究证据的说服力,本文进一步采用Sobel检验与Bootstrap方法对中介效应进行稳健性检验。由表9可知,Sobel检验Z为-3.916,且在1%的水平上显著;Bootstrap在95%置信区间内不包含0,这一结果与前文结构方程模型的估计结果高度一致,进一步证实了生态网络惯例在模型中传导路径的稳健性。

表7　生态网络惯例中介效应检验结果

变量		(1)生态网络惯例	(2)城市创新集聚
AI		0.890*** (0.006)	0.425*** (0.107)
HAB			-0.149* (0.090)
直接效应	*AI*	0.890*** (0.006)	0.425*** (0.107)
	HAB		-0.149* (0.090)
间接效应	*AI*		-0.132* (0.080)
	HAB		
总效应	*AI*	0.890*** (0.006)	0.293*** (0.039)
	HAB		-0.149* (0.090)
控制变量		Yes	Yes
常数项		0.028 (0.003)	0.041 (0.015)
Var(e.HAB)		0.037 (0.001)	
Var(e.y)		0.686 (0.253)	
样本量		2 981	2 981

注:括号内为Bootstrap标准误;***、**、*分别表示在1%、5%、10%的统计水平上显著;间接效应经Bootstrap检验显著。

表8　生态位调节效应检验结果

变量	(1)生态位宽度	(2)生态位重叠度
AI	0.688* (2.030)	0.743** (2.230)
AI×WIT	-2.486* (-1.750)	
AI×OVE		-2.098* (-1.880)
WIT	0.072 (0.580)	
OVE		1.196 (1.030)
常数项	-75.403* (-1.900)	-75.581* (-1.890)
控制变量	Yes	Yes
时间固定	Yes	Yes
地点固定	Yes	Yes
R^2	0.295	0.288
样本量	2981	2981

注:***、**、*分别表示在1%、5%、10%的统计水平上显著,括号内为z值。

表 9　中介效应稳健性检验：基于 Sobel 和 Bootstrap 方法检验结果

自变量	中介变量	因变量	Sobel 检验的 Z	标准误	Bootstrap 效应值	95%置信区间	
						LLCI	ULCI
AI	*HAB*	*city*	−3.916***	0.003	−0.449	−0.517	−0.395

注：***、**、*分别表示在 1%、5%、10%的统计水平上显著；样本数为 2981；LLCI 表示偏差校正置信区间下限；ULCI 表示偏差校正置信区间上限；Bootstrap 重采样 5000 次。

（二）异质性检验

1. 区域异质性检验

为了进一步考察人工智能创新生态网络对城市创新集聚影响的地理空间与区域特征异质性，依据《国务院关于促进中部地区崛起的若干意见》及借鉴生延超和刘晴[46]的方法，将区域划分为东部、中部、西部、东北部四大板块，胡焕庸线北部、沿线和南部分区及包括沿海城市和内陆城市的城市地理位置进行分组回归。如图 2 所示，人工智能创新生态网络能大幅提升东部、中部、胡焕庸线北部、胡焕庸线南部和沿海城市的创新集聚。而在西部、东北部、胡焕庸线沿线及内陆城市，人工智能创新生态网络对城市创新集聚的赋能效应不显著。这表明人工智能创新生态网络倾向于在具备较好创新基础、较完善基础设施、较活跃市场环境的区域发挥正向作用，而对创新要素相对匮乏的区域，其赋能效应则受到制约。因此，在推进人工智能创新生态网络建设时，需要正视区域间的发展差距，采取差异化的政策策略。

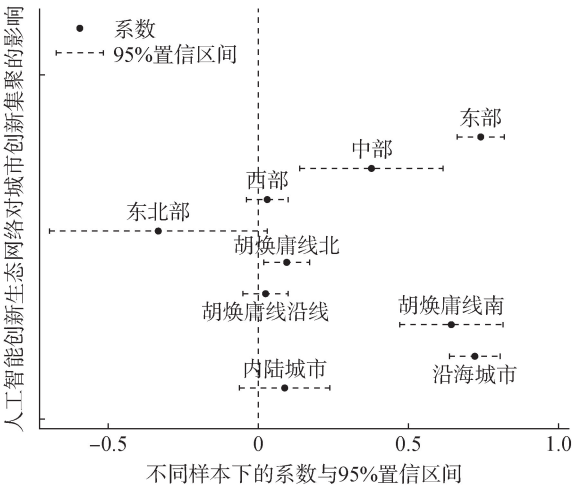


图 2　区域异质性检验

2. 城市规模异质性检验

城市规模作为创新集聚的核心驱动因素，其异质性可能放大或抑制人工智能创新生态网络的空间赋能效应。根据《中国城市统计年鉴（2019 年）》《国务院关于调整城市规模划分标准的通知》，将城市划分为一线城市、二线城市、三线城市、四线城市和五线城市及超大型城市、特大城市、大城市和中小城市。如图 3 所示，人工智能创新生态网络在一线城市、三线城市、超大型城市、大城市和中小城市中，显著促进城市创新集聚；但对二线城市、四线城市、五线城市和特大城市的城市创新集聚的影响不显著。这表明人工智能创新生态网络的赋能效应呈两头强、中间弱的非线性特征。其中，一线及超大城市具有枢纽效应，三线及中小城市享有后发红利；而二线及特大城市受困于转型磨合与网络中间性困境暂不显著。网络的赋能效应存在规模门槛与转型陷阱的双重约束，并非规模越大效应越强，未来政策需因地制宜、精准施策。

3. 市场异质性检验

市场一体化程度是创新集聚的重要市场环境，其水平高低可能影响人工智能创新生态网络效应的强弱。参考 Williams[48]的做法，将市场规模、市场分割水平及市场一体化水平按 2014—2024 年均值划分为高、中、低三组（图 4）。人工智能创新生态网络在高等市场潜力、中低等市场分割水平及高等市场一体化水平层面，能够显著促进城市创新集聚。但在中低等市场潜力、高等市场分割水平及中低等市场一体化水平方面，人工智能创新生态网络对城市创新集聚的影响不显著。在高等市场分割水平和低等市场一体化水平层面，人工智能创新生态网络影响为负。这表明人工智能创新生态网络对城市创新集聚的赋能效应，高度依赖于外部市场环境的成熟度，呈现出环境优良时网络效应放大，环境恶劣时网络效应抑制甚至逆转。因此要加快全国统一大市场建设、差异化施策，发挥高市场潜力区域的增长极[47]，预防人工智能创新生态网络的马太效应。

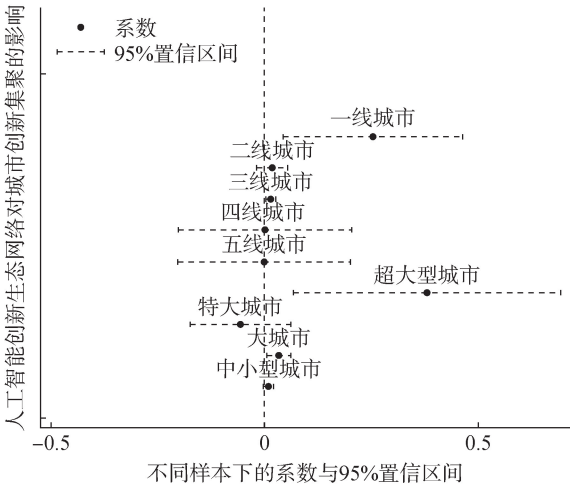


图3　城市异质性检验

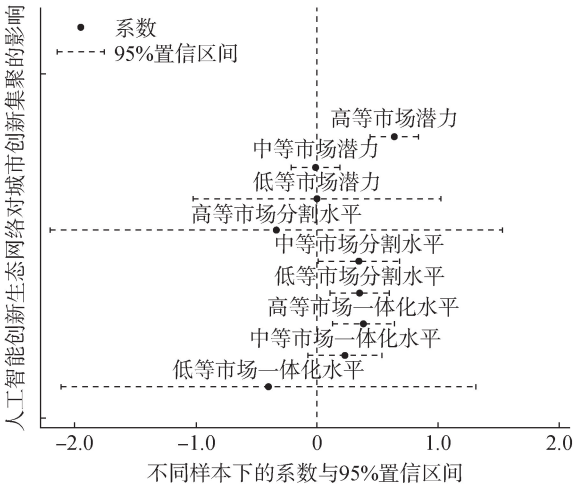


图4　市场异质性检验结果

六、结论与启示

(一)研究结论

本文利用2014—2024年地级市层面数据,检验人工智能创新生态网络对城市创新集聚的直接效应、空间效应和作用机制。主要研究结果包括以下方面。

第一,人工智能创新生态网络显著促进了城市创新集聚,且具备明显的空间非对称与非线性特征。一是因变量的空间群聚性,全局莫兰指数始终显著为正,证实城市创新集聚存在显著的正向空间自相关。二是空间传导的“经济邻近偏向”,空间效应在经济及嵌套矩阵中显著为正,在纯地理矩阵下不显著,表明经济与产业邻近性已超越物理边界成为核心渠道。三是空间溢出的“近距虹吸、中距扩散、远距衰减”波动特征,间接效应随地理距离扩张呈现先负、后正、再回落的非线性演变,深刻揭示了极化虹吸与梯度扩散的空间博弈。

第二,调节效应分析表明,人工智能创新生态网络对城市创新集聚的正向驱动作用显著,且该结论具有较强的稳健性。然而,生态位宽度和生态位重叠度均对人工智能创新生态网络的放大效应构成显著的负向调节作用。这意味着,城市技术领域的过度分散与高水平的结构性同质化竞争,均会对人工智能创新生态网络的协同效应与溢出红利构成显著的负向制约,甚至导致城市创新集聚从正向的外部性转向负向的反馈机制,在一定程度上加剧了区域发展的不均衡性。结果揭示了在高水平数字红利驱动的创新生态中,存在着网络协同与生态位演进之间的权衡约束机制。

第三,机制检验表明,人工智能创新生态网络主要通过连通要素输入与创新集聚产出来提升城市创新集聚水平,但其内部作用机制呈现出显著的复合性。首先,人工智能创新生态网络作为一个前沿的技术系统,凭借其核心的技术要素和政策红利[48],能够跨越传统体制惯例的约束,独立且高效地促进本地创新集聚。然而,这种直接的积极作用在全局层面却被生态网络惯例的负向中介效应所显著削弱。这一深层机制在于:人工智能创新生态网络虽能强力驱动区域内合作惯例的形成,但长期积累的传统协作模式与行为准则若未能随人工智能技术的颠覆性变革而及时更新,便极易固化为技术与体制的路径依赖,进而引发组织认知与行为的结构性僵化。两者对立在一定程度上抑制了人工智能创新生态网络本应产生的正向空间溢出与协同效应,从而导致了区域内的创新碎片化与资源要素内耗。因此,技术体系的输入与制度环境的同步演化,是维持创新生态系统长期健康与共生演进的关键所在。

第四,异质性检验表明,人工智能创新生态网络的赋能效应并非一成不变,而是深受多维边界约束。一是区域禀赋的“门槛偏向性”,网络红利显著集中于东中部及沿海等高禀赋区域,西部及东北边缘区域则因承接底座不足而受阻;二是城市规模的“两端显著、中间式微”特征,核心大城市凭借极化效应、中小城市依

托后发红利均实现显著集聚，而腰部城市则受困于转型瓶颈暂不显著；三是市场环境的“顺周期放大与逆周期抑制”，一体化大市场能强有力放大网络效应，而市场分割则会导致负向冲击。本文为因地制宜精准施策和建设全国统一大市场提供了微观证据。

（二）政策启示

基于以上结论，本文提出以下政策建议：

第一，因地制宜，构建跨区域多维网络化空间治理体系。基于空间计量分析的非线性特征，政府应实施差异化的非均衡空间治理与梯度支持策略。一方面，应依托经济邻近打破行政边界，以数字经济底座相似、产业结构互补为纽带构建跨区域数字创新共同体，通过跨域组网与开源共建实现要素的跨时空调度；另一方面，把握中距扩散的最优半径，利用高铁网络的时空收敛效应，在核心增长极外围的 500 千米黄金半径内培育产业梯度协同腹地，推动人工智能技术从研发中心向应用场景基地平稳梯次转移。此外，还应前瞻性防范近距虹吸与远距衰减，既要在 500 千米以内的近距离圈层建立利益补偿与算力共享机制以缓解中小城市要素外流，又要在 700 千米以上的远距离区间破除跨省份制度与数据壁垒，降低交易成本，从而畅通全国统一大市场下的技术要素大循环。

第二，精准施策，优化要素配置结构。政策制定应从盲目扩张规模转向精细化、差异化的共生演进治理，重在优化网络内部的要素配置结构。政府在推进人工智能创新生态网络建设时，应引导各城市立足自身禀赋，精准锚定细分技术赛道与特定产业领域，通过强化专业化分工避免技术方向的盲目多元化与核心研发能力的稀释。同时，应建立健全跨区域的产业规划统筹与信息共享机制，有效遏制城市间在相同资源维度和技术路线上的恶性同质化，推动各节点城市从排他性利益争夺转向多维互补的创新链条延伸。此外，还应积极构筑柔性网络协同生态，鼓励核心城市通过技术出海、算力租赁等错位合作模式，将网络主效应的溢出红利向生态位互补的周边腹地平滑渗透，在动态平衡中化解因竞争重叠引发的负反馈机制，有效减缓区域间数字创新发展的不均衡性。

第三，聚焦技术制度协同发展，破除刚性制约。聚焦于技术输入与制度环境的协同共进，着力破除因网络惯例滞后带来的结构性刚性制约。政府应积极搭建与人工智能颠覆性技术相匹配的动态制度调节平台，推动区域合作准则、知识产权共享协议及多方信任机制的数字化、柔性化重构，以避免协作模式固化为阻碍创新的技术与体制路径依赖。在持续导入前沿人工智能创新资源与政策红利的同时，应鼓励企业、高校等网络节点主体打破传统行业壁垒与僵化认知结构，通过建立敏捷型组织形态和跨界融合的创新联盟，释放网络系统的正向协同效能。此外，相关部门应重点优化创新生态系统的动态反馈渠道，引导要素流向从次优的刚性合作圈层向具有更高技术敏感度的创新极点平滑过渡，通过技术创新与制度演化的同频共振，从根本上消解因惯例滞后导致的创新碎片化与资源要素内耗。

第四，重构空间治理机制，动态精准治理。政策制定应重构多维非均衡空间治理机制，依据区域禀赋、城市规模与市场环境的异质性边界实施动态精准治理。针对区域禀赋的门槛偏向性，应加大对西部及东北边缘区域的基础设施投资与新型数字底座建设，通过定向技术援助与数字化人才引配，夯实其承接网络溢出的吸收能力，缓解要素匮乏的制约。在城市规模布局上，应顺应两端显著的非线性规律：一方面，强化核心大城市的极化与枢纽辐射能效；另一方面，激活中小城市的后发红利，重点针对受困于转型瓶颈的腰部城市实施专项体制改革与产业结构腾退，平滑网络赋能的规模阻滞。此外，必须加快全国统一大市场建设，通过清理地方保护主义、打破行政性市场分割，推动高标准市场一体化与市场潜力的深度释放，以此构筑顺周期放大的优良外部环境，防止数字创新发展陷入两极分化的不均衡陷阱。

参考文献

[1] 刘秉镰，孙鹏博. 新发展格局下中国城市高质量发展的重大问题展望[J]. 西安交通大学学报(社会科学版)，2021，41(3)：1-8.

[2] 王琳琳，王光辉，陈刚. 基于三螺旋理论的中国城市间产学研创新合作网络结构特征分析[J]. 科技管理研究，2023，43(12)：101-110.

[3] 应秋阳，操友根. 区域科创走廊协同创新网络结构分析：以福厦泉科创走廊为例[J]. 中国软科学，2024(S2)：137-147.

[4] 王京. 云制造产业三螺旋创新合作演进研究[J]. 中国科技论坛，2022(7)：44-52，64.

[5] 余振，李锦坡. 中国区域创新集聚的测度及其影响因素分析——基于 1985—2020 年个体专利数据[J]. 江西社会科学，2023，43(12)：

23-35, 206-207.
[6] 樊贵莲, 李蕊婷, 郭淑芬. 殊途同归的区域人才集聚路径——基于创新生态系统理论框架的组态分析[J]. 科技管理研究, 2022, 42(22): 137-144.
[7] 赵佳丽, 吴榕. 数字产业与制造业协同集聚对区域创新效率的影响研究[J]. 管理学刊, 2024, 37(5): 113-127.
[8] 王松磊. 迈向敏捷治理: 人工智能时代的现实要求、推进动力与路径策略[J]. 河北大学学报(哲学社会科学版), 2025, 50(5): 125-136.
[9] 毛金祥, 张可. 空间视角下经济集聚对区域创新的影响研究[J]. 云南财经大学学报, 2018, 34(6): 16-26.
[10] 刘丙泉, 刘增果, 王月, 等. 产业协同集聚对区域绿色创新效率的影响[J]. 华东经济管理, 2023, 37(5): 52-61.
[11] 周笑琦, 敖荣军, 陈京, 等. 中国城市高技能劳动力集聚与技能互补对创新产出的影响[J]. 地理研究, 2025, 44(6): 1600-1615.
[12] 余振, 李雪. 新发展阶段我国科技创新与对外开放战略的三维协同: 机理、路径与对策[J]. 国际贸易, 2026(8): 11-21.
[13] 李娜, 赵康杰, 景普秋. 异质性劳动力集聚视角下地方品质对城市创新的影响[J]. 城市问题, 2024(5): 82-91.
[14] 向仙虹, 冯浩, 李文雅. 我国六大城市群创新要素集聚空间格局与效率评估[J]. 科学管理研究, 2025, 43(4): 114-127.
[15] 余飞, 董小君, 王坤沂. 城市群产业集聚多样性如何影响企业创新[J]. 山西财经大学学报, 2025, 47(9): 45-58.
[16] 赵星, 王林辉. 中国城市创新集聚空间演化特征及影响因素研究[J]. 经济学家, 2020(9): 75-84.
[17] 王福涛, 谢健, 熊培志. 知识产权保护如何影响城市创新集聚? ——兼论有为政府和有效市场[J]. 经济与管理研究, 2024, 45(12): 68-87.
[18] 张涵, 杨晓昕. "一带一路"倡议如何影响城市创新集聚方向——来自我国地级市的经验证据[J]. 国际贸易问题, 2021(5): 127-142.
[19] 张艺, 程子坚, 聂晓婷, 等. 海洋科技创新国际合作网络特征及其影响因素研究——以海洋生物医药为例[J]. 创新科技, 2025, 25(4): 75-90.
[20] 吴结兵, 徐梦周. 网络密度与集群竞争优势: 集聚经济与集体学习的中介作用——2001—2004年浙江纺织业集群的实证分析[J]. 管理世界, 2008(8): 69-76, 187-188.
[21] 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.
[22] 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, 45(1): 130-140.
[23] 庞思璐,成春林. 专利质押融资如何影响企业创新网络地位--基于创新生态视角[J]. 现代经济探讨, 2026(11): 48-62.
[24] 孙永磊, 党兴华, 宋晶. 基于网络惯例的双元能力对合作创新绩效的影响[J]. 管理科学, 2014, 27(2): 38-47.
[25] 吴胜男, 杨扬. 城市经济专业化向多样化演化的路径依赖[J]. 经济地理, 2025, 45(5): 75-84.
[26] 贺星星, 阮俊杰, 卞彩杏. 人工智能应用促进了长江经济带三大城市群的绿色创新吗? ——基于"数字红利"和"数字鸿沟"视角[J]. 经济地理, 2024, 44(8): 137-147.
[27] 刘凤朝, 刘靓, 马荣康. 区域间技术交易网络、吸收能力与区域创新产出——基于电子信息和生物医药领域的实证分析[J]. 科学学研究, 2015, 33(5): 774-781.
[28] 宋炜, 周勇. 创新要素流动、地方保护主义与空间知识溢出——来自2000—2016年中国省级的经验证据[J]. 管理评论, 2021, 33(7): 107-119.
[29] 胡琰欣, 李郇涛, 舒海诚, 等. 数字产业集聚对城市绿色经济效率提升的影响及其空间溢出效应[J]. 中国人口·资源与环境, 2026, 36(2): 161-172.
[30] 杨坤, 殷涛, 王琲. 试探性治理视域下省域科技创新策源能力提升的多元路径研究[J]. 创新科技, 2025, 25(6): 64-77.
[31] 宋华, 陈思洁. 高新技术产业如何打造健康的创新生态系统: 基于核心能力的观点[J]. 管理评论, 2021, 33(6): 76-84.
[32] 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, 21(3): 165-175, 90.
[33] 王发明, 张赞. 平台企业主导的创新生态系统稳定性研究: 基于企业间网络关系视角[J]. 科技进步与对策, 2021, 38(8): 26-33.
[34] 李培庆,赵新正, 史海金. 基于人工智能企业联系的中国城市网络演变及对城市创新的影响[J/OL]. 地理研究, 1-19[2026-11-25]. https://link.cnki.net/urlid/11.1848.P.20260804.0922.002.
[35] 李孟刚, 高林安. 人工智能驱动的金融变革: 机遇、风险与应对[J]. 河北大学学报(哲学社会科学版), 2025, 50(6): 138-146.
[36] 姚艳虹, 陈彦文, 周惠平. 技术创新网络中企业生态位对二元式创新的影响[J]. 科技进步与对策, 2017, 34(19): 1-7.
[37] 解学梅, 王宏伟, 余生辉. 上下同欲者胜: 开放式创新生态网络结构对价值共创影响机理[J]. 管理科学学报, 2024, 27(3): 133-158.
[38] 孙耀吾, 韩冰, 黄万艮. 高技术服务创新网络生态位重叠企业竞合关系建模与仿真[J]. 科技进步与对策, 2014, 31(13): 59-63.
[39] NEUMAN J H, BARON R A. Workplace violence and workplace aggression: Evidence concerning specific forms, potential causes, and preferred targets[J]. Journal of Management, 1998, 24(3): 391-419.
[40] GIESSELMANN M, HAGEN C, SCHUNCK R. Motherhood and mental well-being in Germany: Linking a longitudinal life course design and the gender perspective on motherhood[J]. Advances in Life Course Research, 2018, 37: 31-41.
[41] 刘善仕, 孙博, 葛淳棉, 等. 人力资本社会网络与企业创新——基于在线简历数据的实证研究[J]. 管理世界, 2017(7): 88-98, 119, 188.
[42] GUAN J C, CHEN K H. Modeling the relative efficiency of national innovation systems[J]. Research Policy, 2012, 41(1): 102-115.

[43] GUO L, DU S H, HAINING R, et al. Global and local indicators of spatial association between points and polygons: A study of land use change [J]. International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation, 2013, 21: 384-396.
[44] 袁智慧,谢贤君. 人工智能技术驱动企业协同创新的理论机制与经验证据[J]. 统计与决策, 2026, 42(11): 173-178.
[45] 丁元竹. 人工智能成为通用技术的理论、市场和社会逻辑——兼论当前人工智能大模型是否存在"泡沫"问题[J]. 河北大学学报(哲学社会科学版), 2025, 50(2): 28-38.
[46] 生延超, 刘晴. 人力资本促进区域旅游经济效率的空间差异研究[J]. 地理科学, 2020, 40(10): 1710-1719.
[47] 仝文涛,张鹏远, 柳天恩. 东北地区产业链融入全国统一大市场的机理与路径:基于对接国家经济增长极视角[J]. 区域经济评论, 2026(5): 15-25.
[48] WILLIAMS J. Economic insights on market structure and competition[J]. Addiction, 2016, 111(12): 2094-2095.

The Impact of Artificial Intelligence Innovation Ecosystem Network on Urban Innovation Agglomeration

Zhang Jingyang[1], Zheng Linlin[2], Suo Lei[3], Shi Xiongtian[4]
(1. School of Economics and Management, Beibu Gulf University, Qinzhou 535011, China; 2. School of Economics, Shanghai University, Shanghai 200444, China; 3. School of Economics, Beijing Technology and Business University, Beijing 100048, China; 4. School of Business Administration and Tourism Management, Yunnan University, Kunming 650500, China)

Abstract: Artificial intelligence innovation ecosystem networks are regarded as an important force reshaping the spatial pattern of urban innovation agglomeration. An analytical framework was developed to link artificial intelligence innovation ecosystem networks, ecological structural mechanisms, and urban innovation agglomeration. Social network analysis and a spatial Durbin model were employed. Panel data from 271 prefecture-level cities in China were examined for the period from 2014 to 2024. Hong Kong, Macao, and Taiwan were excluded. The findings are as follows. First, artificial intelligence innovation ecosystem networks have a significant positive effect on urban innovation agglomeration. Their spatial spillover effects show a U-shaped relationship with geographic distance. The optimal spillover radius is identified as 500 ~ 600 km. Second, ecosystem routines mediate the relationship between artificial intelligence innovation ecosystem networks and urban innovation agglomeration. The indirect effect is negative. This result suggests that routine accumulation may produce path dependence and constrain the dynamic adaptation of innovation ecosystems. Third, niche breadth and niche overlap both significantly and negatively moderate the positive effect of artificial intelligence innovation ecosystem networks on urban innovation agglomeration. These results reveal the boundary conditions of network synergy. Fourth, the effect is stronger in central China, in large and small cities, and in cities with low or moderate levels of market integration. The findings extend the application of innovation ecosystem theory to the geography of urban innovation. Empirical support is also provided for the formulation of differentiated regional policies.

Keywords: artificial intelligence innovation ecosystem network; niche breadth; urban innovation agglomeration; niche overlap; ecosystem routines; spatialspillover effects