

与星同行：突破式创新、网络结构与技术扩散

王群勇 武文杰

摘要：创新扩散是促进中国关键核心技术进步、加快实现高水平科技自立自强的重要路径。本文基于 2018—2022 年沪深 A 股上市公司间五百余万条专利引用数据构建技术扩散网络，发现企业在创新过程中呈现“与星同行”特征，即偏好引用技术前沿企业的高质量创新成果。因此，突破式创新的明星企业对技术扩散发挥了重要作用。本文基于时间指数随机图模型验证了企业突破式创新程度的提升会吸引更多外部企业引用其技术，加速技术扩散；而创新网络的互惠关系与传递结构则会强化这种促进效应。异质性分析发现，中国技术扩散呈现资源结构性分化，资源禀赋充裕、知识存量丰厚的企业更倾向于获取外部高水平的突破式创新技术，而其余企业倾向于更广泛的技术引用。本文为技术扩散相关研究提供新的视角和分析框架，并对推动创新技术的扩散与高效应用、完善科技创新体系、加快实现高水平科技自立自强提供了有益启示。

关键词：技术扩散 突破式创新 网络结构 时间指数随机图模型

中图分类号：F062.3;F273.1

文献标识码：A

文章编号：1000-7636(2026)02-0055-17

一、问题提出

随着全球科技竞争加剧，中国科技事业面临关键核心技术“卡脖子”以及外部技术封锁等复杂因素的干扰。在此背景下，党的二十大报告提出要“坚持创新在我国现代化建设全局中的核心地位”“加快实施创新驱动发展战略”“加快实现高水平科技自立自强”。对于创新发展的战略部署以及当前所面临的挑战，中国不仅要促进新的科技创新成果涌现，还需要加速现有先进技术和创新成果的扩散^[1]。尤哈斯等(Juhász et al.)指出，技术扩散是生产率长期增长的核心^[2]。圭多林(Guidolin)同样认为技术扩散是创新过程中重要的内在组成部分，初始创新的提升在很大程度上依赖于对外界知识的学习^[3]。

基于全球知识产权数据库(Orbis Intellectual Property)的数据，本文绘制了 1991—2023 年中国所有专利申请总量与引用状态分布图(见图 1)。一方面，在过去近三十年内，中国专利申请数量呈指数级增长，其中有较大比例依赖国外创新技术的扩散，引用国外专利的比例整体呈现上升趋势，尤其是中国在 2001 年加入世界贸易组织(WTO)后，该比例迅速提高。在随后的 2004—2018 年，外部引用占比始终保持在 50%至 60%之间。刘和马(Liu & Ma)^[4]也证实了这一现象。因此，中国既是全球创新的重要贡献者，也是全球创新技

收稿日期:2025-05-23;修回日期:2026-01-16

基金项目:国家自然科学基金一般项目“社会网络的计量经济理论与应用研究”(22BJY160)

作者简介:王群勇 南开大学经济学院/经济行为与政策模拟实验室教授、博士生导师,天津,300071;

武文杰 南开大学经济学院博士研究生,通信作者。

作者感谢匿名审稿人的评审意见。

术扩散的受益者。另一方面,自2018年中美贸易摩擦开始,中国专利申请中含国外专利引用的比例出现明显下降,但完全引用国内专利的比例仍微乎其微。当今世界正处于百年未有之大变局,中国的技术创新、高科技产业可能面临更强烈的外部打压以及“脱钩断链”的风险^[5-7]。如何加快提升自主创新能力,并为维护国家安全提供强大科技支撑,已经成为新时代中国创新工作的重要议题与行动导向。

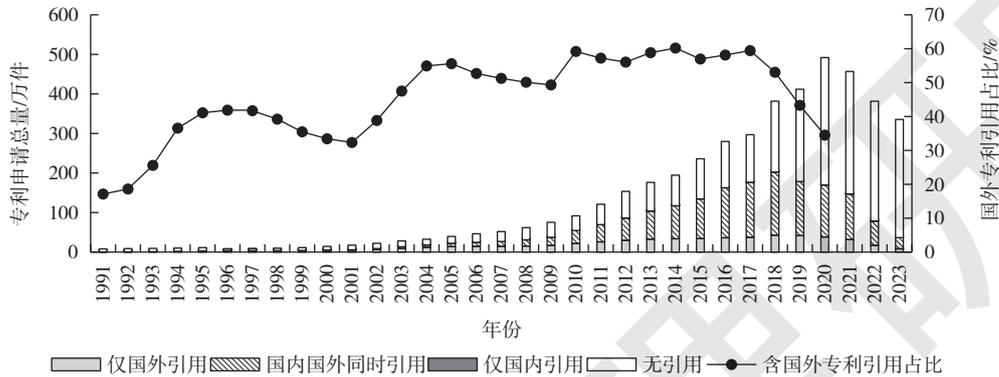


图1 中国所有专利申请总量与引用状态分布

注:2021年开始中国专利申请数量出现大幅下滑,主要原因在于较长的专利审查周期。根据历年国家知识产权局年度报告可知,中国每年专利实际申请数量保持稳步增长,但2020—2023年中国专利平均审查周期为16~20个月,因此部分专利申请与引用数据未能展示。

在上述背景下,识别中国创新技术在企业间扩散的内在形成机制,对于充分发挥突破式创新的网络外部性、提升知识溢出效率、强化国家自主创新能力具有重要意义。本文基于全球知识产权数据库1991—2022年中国上市公司及其子公司之间10 464 700条专利引用关系数据,并以此构建企业层面的技术扩散网络,发现扩散网络具有两点基本特征:(1)中国技术扩散网络的整体规模在样本期内迅速扩张,企业间的知识流动与技术关联不断增强,显示出技术扩散的系统性与复杂性明显提高;(2)中国企业的技术扩散呈现典型的“与星同行”特征,即企业在创新活动中偏好引用技术前沿企业所产生的高质量创新成果,突破式创新程度较高的企业在网络中更易成为技术扩散的中心节点。所谓“星”,并非特指那些行业的明星企业或头部企业,而是指在技术扩散网络中,因突破式创新程度提升而被其他企业持续引用,形成技术前沿地位的创新主体。

如图2所示,中国技术扩散网络在2002年尚处于形成阶段,网络关系非常稀疏。随着国家创新驱动发展战略的推进,以及企业研发投入与专利申请数量的持续增长,越来越多的企业参与到专利引用的技术互动中,技术扩散网络的节点数量与连接关系呈指数式增长,网络形态也由早期的点状分布逐步演化为多核心、多层次的复杂网络结构。网络统计指标进一步

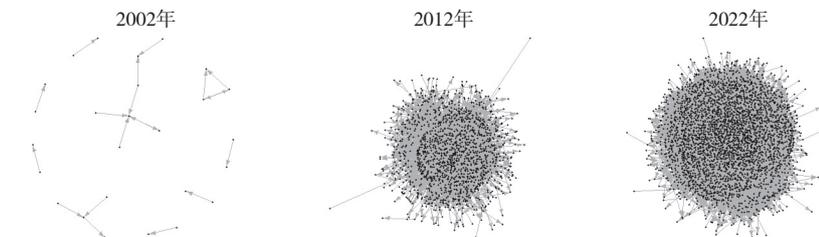


图2 中国上市公司技术扩散网络演化

注:由于篇幅所限,图2仅展示了2002年、2012年和2022年的创新扩散网络,1991—2022年的创新扩散网络演化图备索。

印证了这一趋势:截至2022年,中国上市公司间的技术扩散网络密度达到0.004 6,而2002年尚不足百万分

之一。这表明,中国创新体系经历了由点状创新向网络化创新的转型过程,企业间知识传播与联系的密集程度、结构嵌入程度均大幅增强,技术扩散逐渐由个别企业的孤立传播演化为多主体协同互动的系统性过程。

从技术扩散的动态特征来看,中国创新技术扩散网络已呈现明显的“与星同行”特征。如图3所示,企业在上一期的突破式创新程度与其当期所获得的外部引用企业数量(企业入度)之间存在正相关关系。这意味着,在技术扩散过程中,突破式创新企业往往成为技术溢出的中心节点,其创新成果更容易被其他企业识别、模仿或采纳,从而带动创新技术在更大范围内扩散。

然而,当前少数关注“与星同行”这一特征的文献主要聚焦于分析企业创新能力对技术扩散的直接作用关系,鲜有研究剖析创新网络结构在其中发挥的作用。根据社会网络理论,任何一种经济行为都与社会网络结构存在双向的共生关系,网络结构的特征及其演化模式会影响经济行为与经济后果^[8]。创新技术的扩散与网络形成也不例外,“与星同行”现象应当是创新网络结构

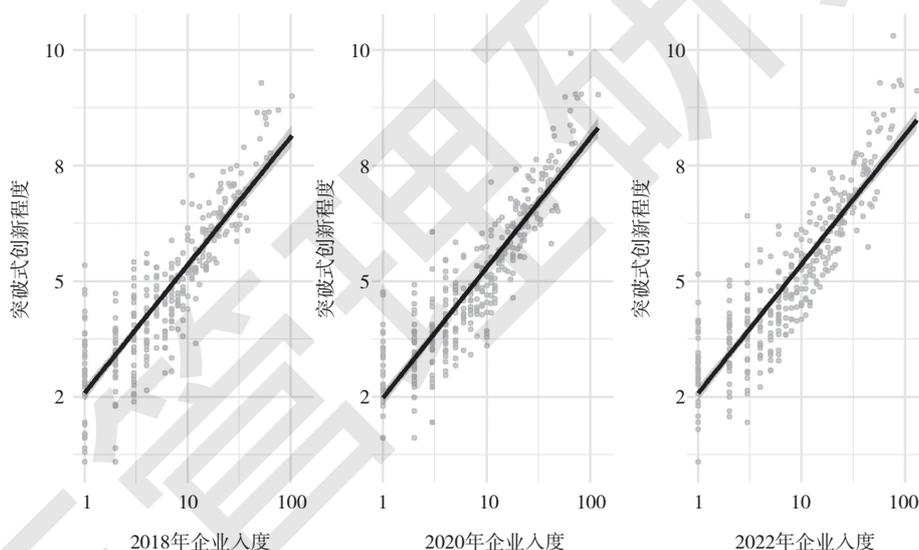


图3 企业突破式创新程度与企业创新网络入度的关系强度

与行为主体协同演化的结果。因为创新,尤其是突破式创新,往往伴随着高风险与高投入,其他企业是否选择与之建立技术联系,取决于他们对该创新质量的信任程度与信息获取成本。仅仅观察到“明星企业”吸引更多外部企业进行专利引用,并不足以说明这种技术扩散是单纯由技术本身的优越性驱动的,因为这种分析忽略了网络结构的影响。因此,深入研究“与星同行”特征有助于揭示技术扩散的网络作用机制与社会传播逻辑。换言之,突破式创新对技术扩散的影响并非孤立发生,而是受到企业间创新网络关系的系统性约束。只有识别出这些网络结构(如互惠性与传递性)如何强化或削弱突破式创新的扩散效应,才能更准确地理解中国创新体系内部的知识流动机制,并为政策制定提供有针对性的创新协同与网络治理建议。

鉴于此,本文结合社会网络理论,从突破式创新的直接驱动效应以及网络结构在技术扩散中的影响出发,提出中国技术扩散的理论机制框架,并综合利用时间指数随机图模型(temporal exponential random graph model, TERGM)和线性概率模型(linear probability model, LPM)开展实证推断,在多维异质性场景下进行充分论证。

本文的边际贡献主要包括三个方面。第一,本文同时引入创新能力与网络结构两个维度,识别突破式创新在驱动企业间技术扩散中的关键作用,并首次证实网络结构会强化突破式创新对技术扩散的推动效果。既有文献多从地理、制度、贸易等外生因素切入^[9-11],或主要考察结构因素对扩散的直接影响^[12],相对

而言忽视了创新能力本身与网络拓扑结构之间的内生交互作用。在中国强化关键核心技术攻关、塑造新质生产力的时代背景下,阐明突破式创新能否更有效驱动技术扩散这一关键问题,以及创新网络结构能否进一步强化突破式创新的扩散效应,对于统筹创新资源布局、提升国家创新体系整体效能具有现实政策意义。第二,本文基于全球专利数据,构建全国全行业企业间技术扩散网络,系统识别中国技术扩散关系及其演化特征,是对现有微观实证研究的有效拓展。既有微观实证文献多聚焦单一行业或单一技术路径^[12],导致其研究结论的适用范围通常具有一定局限性。本文从2018—2022年5 561 979条专利引用关系中构建中国上市公司技术扩散网络,结论具有更强的外部适用性和政策解释力。第三,本文揭示了中国技术扩散的资源结构性分化特征,即突破式创新对技术扩散的驱动效应不均等分布。企业在资源禀赋与知识存量上的结构性差异,塑造了其对外部创新技术截然不同的搜索模式。既有研究受样本范围所限,鲜有识别出中国技术扩散在技术搜索模式上的这种结构性分化。本文的结论为准确识别中国技术扩散机理、优化创新资源配置提供了新证据与有益启示。

二、文献综述

现有关于技术扩散的研究大体可以分为两类路径。第一类研究从生产、增长视角出发,将技术扩散内嵌于技术进步或生产率提升机制之中。在熊彼特式内生增长框架中,企业通常被设定为在自身技术基础上,从行业平均技术中吸收一定比例的知识以提升自身技术水平^[13]。此类研究实际上将技术扩散外生化为一种社会公共资本,忽略了技术扩散在企业层面、行业层面随网络结构发生动态演化的特征,使研究重心集中在创新形成及其对宏观产出或生产率的影响。生产网络模型是较早将创新形成与扩散纳入网络结构中加以考虑的理论框架之一^[14-15]。

第二类研究直接以创新网络中的技术扩散为研究对象。马加良斯和阿丰索(Magalhães & Afonso)认为,内生增长理论的核心不仅应关注知识技术的产生,也更应关注技术的扩散^[16]。刘和马也指出,相较于投入产出关系形成的生产网络,创新活动关系网络是更为强劲的技术扩散渠道^[4]。因此,近年研究逐渐聚焦于创新网络内部的扩散机制。阿奇吉特等(Akcigit et al.)将专利引用网络纳入内生增长模型中,发现基础研究与应用研究在扩散属性上存在较大差异,并基于此分析创新资源错配问题^[17];刘维刚等则将非生产性联系纳入生产网络模型,以考查研发合作在塑造技术扩散中的作用^[18]。在实证层面,已有文献从地理边界、金融网络等多重视角揭示了影响创新扩散的制度与结构因素。陈志远等从区域层面证实创新扩散存在行政区域等地理因素导致的边界效应^[10];赖烽辉和李善民^[9]、谢佳松和才国伟^[19]分别从共同股东网络和商业银行网络分析金融关系对技术扩散的促进作用。还有学者从产业链供应链或者国际贸易网络等角度分析知识的链条式溢出对技术扩散的影响^[20-22],或从制度性政策的视角研究技术扩散与开放式创新问题^[11,23]。

然而,此类研究大多依赖传统计量方法,其识别基础普遍隐含个体行为独立假设,因此难以识别个体间的关联对个体行为的影响^[24]。空间计量尽管考虑了相邻单元的互动,但其邻接结构多以地理等外生矩阵为载体^[15],无法充分表征技术扩散中技术与网络结构相互作用的复杂关系。对此,杰克逊等(Jackson et al.)认为,为了应对个体间复杂的相互关系及其衍生问题,实证模型不能在单个网络关系层面进行分析,而是应该在网络全局层面进行研究^[8]。针对这一研究需求,部分文献开始引入指数随机图模型以及时间指数随机图模型刻画网络结构与外生属性对关系形成概率的综合影响。例如,刘等人(Liu et al.)利用5G技术专利的引用数据构建创新网络,通过TERGM研究发现新兴技术的属性与生命周期均会影响创新网络的形成与演化,度结构与时间稳定性等网络结构属性也具有较大影响^[12]。

综上所述,既有研究往往分别讨论创新能力或网络结构对技术扩散的影响,没有将两者置于同一识别框架之中,更缺乏针对突破式创新与多维网络结构如何共同塑造技术扩散的机制性分析。因此,本文将在既有研究的基础上,进一步整合企业突破式创新与网络结构效应,探究“与星同行”扩散特征隐含的理论机制并进行实证分析。

三、理论分析与研究假设

本文所关注的问题是突破式创新程度与创新网络结构是否促进技术扩散,即表现为“与星同行”的演化现象。为探究这一问题,本文从突破式创新的直接效应与网络结构的交互效应两个方面进行分析。

(一) 突破式创新与技术扩散的直接效应

突破式创新对技术扩散的直接促进效应可以从价值信号释放和技术引用动力两个角度阐释。

第一,突破式创新作为技术质量的外部可观察绩效,主动释放其价值信号。突破式创新意味着企业在既有技术轨迹之外实现范式跃迁或路径重构,这种“破坏性”特点使得其本身便带有极强的识别度与标志性。根据信号理论,在信息不对称的市场环境中,行为主体需要通过可被观察的行为或特征向外部传递其能力或质量^[25]。在创新体系中,企业的突破式创新便是一种自身能力的展示,相关技术专利或研究成果都成为其创新能力与创新质量的信号载体。赫尔什科维奇和拉莫斯(Herskovic & Ramos)指出,个体的策略选择更依赖那些具影响力的同行信号^[26]。在其他企业搜寻外界创新知识时,容易关注这类价值信号更强、技术更具影响力的创新主体。因此,一旦某企业形成了突破式创新,它便可能因为技术价值的信号释放而迅速成为技术领域的“明星企业”,进而吸引更多外部主体主动与之建立技术关联。

第二,突破式创新作为技术“高地”,激发其他企业引用动力和学习意愿。突破式创新通常具有技术引领作用。其他企业通过引用、学习或整合创新技术可有效提升其自身技术储备与研发能力。根据资源依赖理论,在多元主体交互的创新生态系统中,企业间形成的资源依赖结构是企业获取外部异质性资源的有效途径^[27]。在创新网络中,引用高水平技术正是获取外部资源的典型路径之一。对此,阿西莫格鲁等(Acemoglu et al.)指出,突破式创新如此重要不仅是因为其对生产率的直接促进效应,更是因为后续进一步的创新往往是建立在此类创新基础之上的^[28]。从发明人互动和知识溢出视角看,扎基亚(Zacchia)研究发现,与高质量创新主体建立联系,有助于提升自身的创新能力与技术水平^[29]。由于突破式创新实现了原有技术路径的跃迁,为行业设定了新的技术标准或“高地”,其余企业出于技术赶超或竞争压力,将更倾向于主动采用、模仿或引用突破式创新技术。尤其在技术竞争日趋激烈的当下,其他企业将更有动力借助突破式创新技术实现自身技术水平的升级。

据此,本文提出假设1:企业的突破式创新程度提升会促使更多外部企业进行技术引用,加速技术扩散。

(二) 网络结构对突破式创新促进技术扩散的交互效应

与众多社会性经济行为类似,突破式创新对技术扩散的影响并非独立于社会网络而存在。创新主体在进行技术引用决策时,其行为不仅取决于突破式创新所传递的技术价值信号与潜在经济收益,也受到所处网络结构中其他主体关系的共同塑造^[8],企业之间的技术扩散往往嵌入在复杂的网络结构之中。在多种网络结构中,本文聚焦于分析互惠关系与传递结构是否可以影响突破式创新对技术扩散的作用强度和方向。

第一,互惠关系的强化机制。在创新扩散网络中,互惠关系是体现企业间双向技术扩散的重要网络结构。若企业间存在相互引用的历史关系,则表明双方在技术层面已建立起互惠互信的互动模式^[27]。这种互

动超越了单向知识流动,体现出隐性的技术信任与社会资本积累。

首先,互惠关系具有技术信任效应。历史的技术联系使得相关创新主体间形成了对彼此创新质量的先验评估,有效弥补企业在对外部技术评估时的信息不对称问题,降低技术引用方对外部技术水平的不确定性(如技术可靠性与技术应用价值)。在这种情形下,突破式创新专利传递的价值信号更容易被接收并转化为实际引用行为。其次,互惠关系具有技术认同效应。双向技术引用说明企业间的技术存在一定关联性与技术引用可行性,这种技术的双向认同结构有助于降低技术沟通与知识吸收的边际成本、提升自身创新能力^[30]。最后,互惠关系还具有技术协同效应。尤其是长期稳定的互惠关系有助于提升彼此的技术临近性,使得复杂或跨领域的突破式创新知识更容易被转化为可操作的技术输入,降低双方的技术理解与沟通成本^[31],进而促进二次创新与组合应用。因此,前期的互惠关系会强化突破式创新对技术扩散的促进作用。当某个企业突破式创新程度提升时,与之有互惠关系的外部企业会更倾向于与之建立新的专利引用关系,深化“与星同行”现象。

据此,本文提出假设2:互惠关系强化了突破式创新对技术扩散的促进效应。

第二,传递结构的强化作用。传递结构反映的是企业通过共同邻居形成直接或间接联系的倾向,从局部路径缩短、信息集聚与社会验证层面对突破式创新产生的技术扩散效应产生影响。

首先,传递结构具有路径缩短效应,增强突破式创新的间接可见性。在信息过载的网络环境中,直接发现一项突破式创新或者高价值技术专利并非易事。若企业的某项技术专利被其他企业引用,并在后者的创新活动中披露,则有助于这些专利引用企业的邻居企业发现并更深入地理解专利被引用企业的技术信息,从而降低企业间的技术检索与评估成本。其次,传递结构具有信息集聚效应,能加快局部信息传递与扩散。既有研究已证实,多企业间形成技术扩散的传递结构表明多样化或非冗余信息在局部形成了集聚效应,这有助于破除组织间信息流动障碍,也有助于增强企业对外部知识和先进技术的理解与利用效率,从而促进形成新的技术联系^[32]。再次,传递结构在认知上形成了一种社会验证效应。当企业观察到多个共同邻居均与企业有技术引用关系时,就为企业的技术质量提供了群体验证的技术背书,进一步降低了企业对外部技术不确定性的顾虑,促进直接引用的形成。因此,当企业观察到其多个共同邻居均与某一企业有技术互动关系时,后者的突破式创新更容易通过共同邻居的间接信息通道被前者发现并引用,从而形成直接的“与星同行”现象。

据此,本文提出假设3:传递结构强化了突破式创新对技术扩散的促进效应。

四、实证设计

为深入研究突破式创新对企业技术扩散演化趋势的影响,本文以企业间的专利引用关系为研究对象。与传统的数据相比,企业的引用关系并非独立的,而是存在相互影响。比如,企业的专利同时被两个外部企业引用,那么这两个外部企业都会受到被引用企业的技术特征影响,导致这两对引用关系是相关的。对于这种情况,本文采用 TERGM 从网络层面分析个体互动关系,该模型突破传统计量模型的独立性假设,明确引入网络结构变量。

(一) 样本选取与数据来源

考虑到以下因素,本文将样本期设定为 2018—2022 年。(1)TERGM 对样本一致性的要求。为刻画突破式创新与网络结构对技术扩散的作用机制,本文采用 TERGM 从动态网络角度分析企业间技术扩散关系的演化规律。该模型能够同时识别网络的多维内生结构特征及外生属性^[12,33]。然而,TERGM 需保证各期网络节点集合一致且企业属性无缺失。考虑到企业上市时间及财务披露区间存在差异,样本起点若过早将

导致大量后上市企业被剔除,影响网络的完整性及动态刻画。(2)过度稀疏的网络易引发 TERGM 估计退化^[33]。2018年后网络孤立节点减少、密度提升,更适宜开展动态网络分析。(3)信息披露标准的统一要求。中国证监会于2017年底修订年报披露准则,为保持财务数据可比性,样本始于2018年。(4)避免因专利公开滞后导致的右侧截尾偏差。鉴于发明专利平均审查周期约为16个月,2022年后申请的部分专利尚未审核公开,存在制度性的右尾截断问题,导致2023—2025年大量专利缺乏充分的被引用数据。因此,本文不纳入2022年后的专利引用关系。在稳健性检验中将通过扩大或缩小时间窗口进行重复估计,以检验结果的稳健性。

专利数据整理自全球知识产权数据库,共得到2018—2022年中国上市公司及其子公司在全球范围内已授权的发明专利919 596项以及5 561 979条引用关系数据,在剔除上市公司及其子公司内部的技术流动后构建中国上市公司之间的技术扩散网络^①。鉴于实用新型专利与外观设计专利的审查较为宽松,本文参照成程等^[7]、武文杰等^[34]的做法,仅考虑发明专利,后文如非特指均表示发明专利。企业财务数据整理自上海奇思信息技术有限公司Choice数据库。本文剔除了金融行业与ST类企业,并排除了存在连续样本缺失的企业。对于余下样本中的少数缺失值,本文进行插值填补,旨在构建平衡面板数据集的同时保留全部拥有已授权发明专利且具有引用关系的企业。若不进行插值填补,则会因为删除大量企业样本而导致大量突破式创新专利被遗漏。其中,2018—2022年不进行插值填补的情况下,研究所涵盖的突破式创新专利规模将锐减一半以上,而时间跨度越长,所遗漏的重要专利也就越多。

此外,为避免异常值对估计结果的干扰,本文对各变量均进行上下1%的缩尾处理。

(二) 模型设定

TERGM 设定如式(1)所示:

$$P(N^t | N^{t-K}, \dots, N^{t-1}, \theta) = \frac{\exp\{\theta' h(N^t, N^{t-1}, \dots, N^{t-K})\}}{c(\theta, N^t, \dots, N^{t-K})} \quad (1)$$

其中, N^t 是 t 期的企业间技术扩散网络邻接矩阵; $h(N^t)$ 表示 t 期统计变量,包括核心解释变量(专利被引用方的突破式创新程度)与控制变量, θ 则为各统计量的系数。 $c(\cdot)$ 为标准化常数,保证网络 N^t 出现的概率在 $[0, 1]$ 区间。

除了TERGM,本文还采用LPM,模型设定为:

$$P(\text{Citation}_{ij,t} = 1) = \beta_0 + \beta_1 \text{Break}_{j,t-1} + \mathbf{X}'_{i,t-1} \boldsymbol{\beta} + \lambda_i + \gamma_t + \varepsilon_{i,t} \quad (2)$$

其中, $\text{Citation}_{ij,t}$ 表示在 t 时期企业 i 是否引用了企业 j 的专利成果,解释变量 $\text{Break}_{j,t-1}$ 为专利被引用方(企业 j)的突破式创新程度, $\mathbf{X}'_{i,t-1}$ 为控制变量向量;固定效应方面,本文控制了个体固定效应 λ_i 和时间固定效应 γ_t ; $\varepsilon_{i,t}$ 为随机扰动项。为避免潜在的反向因果问题,本文解释变量与控制变量均滞后一期。

(三) 变量说明

1. 被解释变量

企业间专利引用关系 $\text{Citation}_{ij,t}$ 是本文的被解释变量,考察专利引用方 i 是否引用了其他企业 j 的专利成果,当企业 i 在 t 期存在对企业 j 的专利引用时, $\text{Citation}_{ij,t} = 1$,否则为0。

^① 本文使用的数据集包含同族专利,没有采取简单同族的原因是在创新扩散过程中,不同公司存在引用技术同族但非同一专利的情况。上市公司及其子公司名单整理自深圳希施玛数据科技有限公司CSMAR中国经济金融研究数据库与上海经禾信息技术有限公司中国研究数据服务平台(CNRDS),并综合专利申请人信息与企业官网、企查查等互联网平台检索信息,对子公司名单进行了查缺补漏。

2. 解释变量

本文以专利被引用方(企业*j*)的突破式创新程度 $Break_{j,t-1}$ 作为核心解释变量。该变量是基于丰克和欧文-史密斯(Funk & Owen-Smith)^[35]构建的突破式创新测度指标,在5年时间窗口期内衡量企业专利技术对已有专利的巩固与破坏性创造程度。

3. 交互变量

$Recip_{ij,t-1}$ 表示企业*i*与*j*之间是否存在互惠引用关系(互惠性), $Transit_{ij,t-1}$ 表示企业*i*与*j*之间在三元闭包结构中的嵌入程度,反映技术扩散中的三角结构依赖(传递性)。

4. 控制变量

本文借鉴成程等^[7]、王雄元和秦江缘^[36]的研究,控制影响技术引用行为的企业与行业因素,包含企业的盈利能力(ROE)、企业资产($\ln Size$)、研发投入($\ln InnS$)、杠杆率($Leve$)、两职兼任($Dual$)、大股东持股比例($MajorS$)、高管持股比例($ManagS$)、独董比例($IndeD$)、董事会规模($\ln Board$)、审计水平($Audit$)、企业年龄(Age)、行业竞争状况(HHI)等。此外,本文还借鉴孙宇和彭树远^[37]、陈钰芬和王科平^[38]的研究进一步控制企业间的关系属性,包括技术邻近性($DistanceT$)、地理邻近性($DistanceG$)等企业间关系因素。本文还控制了后续异质性分组使用的企业规模类别($BigSize$)、产权属性($Property$)、研发投入强度($InnsD$)等。

技术邻近性参考孙宇和彭树远(2021)^[37]的研究,计算公式为:

$$DistanceT_{fo} = \frac{F_f F'_o}{[(F_f F'_f)(F_o F'_o)]^{\frac{1}{2}}} \quad (3)$$

其中,向量 F_f 和 F_o 分别表示企业*f*和其他企业*o*在各种技术领域内持有专利的比例。对于专利技术领域的区分,本文以国际专利分类(IPC)主分类号小类为依据统计不同时期各个企业所申请专利的技术领域及其专利数量^[11],最终形成时序的企业与技术二部矩阵。将其代入式(3)处理,得到每年企业间技术邻近性矩阵。若企业间技术越接近,则技术邻近性数值越大。

地理邻近性参考陈钰芬和王科平^[38]的研究,利用式(4)根据企业所在城市的经纬度计算球面距离,得到企业间地理距离矩阵。式(4)中, $C = 6371$,为经纬度转换成地球表面公里的系数。然后,用式(5)对距离进行归一化处理,其中, $long$ 和 lat 分别表示城市的经度和纬度。

$$d_{fo} = C \{ \arccos[\sin(lat_i) \sin(lat_j) + \cos(lat_i) \cos(lat_j) \cos(|long_i - long_j|)] \} \quad (4)$$

$$DistanceG_{fo} = \frac{d_{fo} - \min(d_{fo})}{\max(d_{fo}) - \min(d_{fo})} \quad (5)$$

(四) 变量描述性统计

表1为变量描述性统计情况,样本量为70 508 636,涵盖沪深A股(非金融)全行业的企业间专利引用关系。

表1 变量描述性统计结果

变量类型	变量符号	变量含义	均值	标准差	最小值	最大值
被解释变量	<i>Citation</i>	企业是否引用了其他企业的专利成果	0.003 8	0.061 2	0	1
解释变量	<i>Break</i>	被引方专利的突破式创新程度总值	63.105 8	179.452 6	0	1 402
交互变量	<i>Recip</i>	企业间形成双向技术扩散关系的倾向	0.003 8	0.061 8	0	1
	<i>Transi</i>	企业间技术扩散存在传递三元组的倾向	0.175 5	0.466 7	0	16.460 5

表1(续)

变量类型	变量符号	变量含义	均值	标准差	最小值	最大值
控制变量	<i>ROE</i>	企业净资产收益率	0.075 8	0.161 7	-0.722 9	0.523 6
	<i>Size</i>	企业总资产	1.51×10^{10}	4.10×10^{10}	1.34×10^7	3.05×10^{11}
	<i>InnS</i>	企业研发支出合计加 1	2.36×10^8	5.86×10^8	0	4.42×10^9
	<i>Leve</i>	企业总负债与总资产之比	0.405 9	0.188 1	0.059 7	0.747 3
	<i>Dual</i>	董事长和总经理兼任取 1, 否则为 0	0.135 0	0.341 7	0	1
	<i>MajorS</i>	前十大股东持股数与 A 股流通股总数的比值	0.488 4	0.215 6	0	0.871 5
	<i>ManagS</i>	高管持股数与 A 股流通股总数的比值	0.088 5	0.160 0	0	0.656 3
	<i>IndeD</i>	独立董事人数与董事人数的比值	0.370 5	0.072 1	0	0.571 4
	<i>Board</i>	董事会人数加 1	8.306 0	1.726 4	0	20
	<i>Audit</i>	年报由四大审计事务所审计为 1, 否则为 0	0.037 2	0.189 2	0	1
	<i>Age</i>	企业年龄/年	20.555 8	6.466 4	1	67
	<i>HHI</i>	行业内的企业按营业收入计算的赫芬达尔指数	0.115 5	0.146 5	0.000 5	0.988 7
	<i>DistanceT</i>	由式(3)测算	0.050 2	0.125 2	0	1
	<i>DistanceG</i>	由式(4)、式(5)测算	0.624 0	0.304 7	0.073 9	1
	<i>BigSize</i>	大规模企业为 1, 中小微企业为 0	0.661 8	0.473 1	0	1
	<i>Property</i>	国有企业为 1, 非国有企业为 0	0.186 8	0.389 8	0	1
	<i>InnsD</i>	高研发投入企业为 1, 低研发投入企业为 0	0.641 5	0.479 5	0	1

五、实证结果与分析

(一) 基准回归

表 2 报告了被引用企业的突破式创新程度影响企业间技术扩散的基准回归结果。列(1)是 TERGM 的回归结果,由于 TERGM 是基于整个网络结构进行估计,参数估计基于全网的依赖关系而非单个节点的变化,不存在个体固定效应或时间固定效应。列(2)为 LPM 的回归结果,其中控制了个体固定效应与时间固定效应。两种模型估计结果均表明,被引用方的突破式创新程度的回归系数在 1% 水平下显著为正。其中,列(1)中解释变量的回归系数为 0.519 9,意味着被引用方的突破式创新程度每增加 1 个标准差(为 179,见表 1),企业间技术扩散的机会(odds)^①将是原来的 2 倍;列(2)的回归系数为 0.007 1,表明突破式创新程度每提升 1 个标准差,企业间技术扩散的概率将平均增加 0.01。上述结果说明,突破式创新程度对技术扩散具有明显的直接促进作用,验证了假设 1,表明突破式创新具有较强的知识吸引力,其蕴含的前沿技术与突破式技术思路使其成为后续创新研发的重点学习与引用对象,因此在网络中形成“与星同行”的现象。

(二) 内生性分析

基准模型可能存在由反向因果和遗漏变量引起的内生性问题。第一,反向因果问题。获得更多技术引用的企业可能因声誉提升、知识反馈增强以及社会学习等而进一步激励企业选择突破式创新策略。第二,遗漏变量问题。城市层面的技术冲击或政策支持,可能同时影响企业的创新行为与其专利在引用网络中的可见度与

^① ERGM 类的统计量纲不统一,因此所反映的回归系数不能直接比较。回归结果主要从三个方面解释:显著性、系数正负与机会比。机会比(odds ratio)是事件发生概率与事件不发生概率之比,因此 ERGM 类回归系数不能直接解释为关系形成概率的增减,而是解释为关系形成机会是原来的倍数。这种参数含义类似于评定(Logit)模型。

吸引力。基于上述考虑,本文采用两类工具变量对突破式创新变量进行识别,以缓解潜在的内生性问题。

表 2 基准回归结果

变量	(1)	(2)
<i>Break</i>	0.519 9*** (0.002 4)	0.007 1*** (0.000 0)
<i>Recip</i>	0.841 2*** (0.0200)	0.176 5*** (0.0001)
<i>Transi</i>	0.068 1*** (0.002 5)	0.003 0*** (0.000 0)
<i>ROE</i>	0.008 1*** (0.002 9)	0.000 2*** (0.000 0)
<i>lnSize</i>	1.183 5*** (0.078 2)	0.000 4*** (0.000 0)
<i>Leve</i>	-0.044 3*** (0.002 7)	0.000 0 (0.000 0)
<i>lnInnS</i>	0.144 9*** (0.014 8)	0.000 1*** (0.000 0)
<i>Dual</i>	-0.022 4 (0.021 3)	0.000 1*** (0.000 0)
<i>MajorS</i>	0.013 4*** (0.001 3)	0.000 0 (0.000 0)
<i>ManagS</i>	-0.006 1*** (0.001 6)	-0.000 0* (0.000 0)
<i>IndeD</i>	0.010 7** (0.004 3)	0.000 0*** (0.000 0)
<i>lnBoard</i>	-1.318 5*** (0.137 5)	0.000 1* (0.000 1)
<i>Audit</i>	0.049 4** (0.018 9)	-0.000 1* (0.000 1)
<i>Age</i>	-0.246 8*** (0.013 9)	0.000 0 (0.000 0)
<i>BigSize</i>	0.032 3*** (0.002 8)	0.000 1* (0.000 0)
<i>Property</i>	0.026 0 (0.031 4)	0.000 1* (0.000 0)
<i>InnsD</i>	-0.001 1* (0.000 6)	-0.000 4*** (0.000 0)
<i>HHI</i>	-0.137 8 (0.132 7)	0.000 0 (0.000 1)
<i>DistanceT</i>	3.222 7*** (0.0300)	0.055 5*** (0.0001)
<i>DistanceC</i>	-0.000 1*** (0.000 0)	-0.000 0*** (0.000 0)
个体固定效应		控制
时间固定效应		控制
样本量	70 508 636	70 508 636
R^2		0.037 5

注:***、**、* 分别代表 1%、5%、10% 的显著性水平;括号中是稳健性标准误,后表同。TERGM 通过自举法计算 P 值;设回归系数为 z ,自举回归系数为 $z^* = (z_1, \dots, z_R)$,其 P 值为 $Pr(z^* > z)$ 。限于篇幅,省略了控制变量的回归结果。

首先,基于行业同群效应的工具变量(IV1)。参照王雄元和秦江缘^[36]、黄先海和高亚兴^[39]的研究,本文采用同行业同年度其他企业的突破式创新程度均值作为企业自身突破式创新的工具变量。其理由是:第一,行业内其他企业的整体创新水平构成外部竞争压力与知识溢出源,会影响目标企业的突破式创新程度,满足相关性要求;第二,行业平均的突破式创新程度由其他企业行为决定,与目标企业特定专利是否被外部企业引用的微观决策无直接关联,理论上满足排他性要求。

其次,基于外生基础设施冲击与行业异质性的工具变量(IV2)。为进行更严密的因果识别,本文进一步构造了一个基于高铁开通政策冲击与行业特征交互的工具变量。采用企业所在城市是否开通高铁与所在行业人才依赖度的交互项,作为企业突破式创新程度的工具变量,形式如下:

$$IV2_{jt} = HSR_{c(j),t-3} \times TD_{k(j)} \quad (6)$$

其中, $HSR_{c(j),t-3}$ 为企业 j 所在城市 c 在 $t-3$ 期是否开通高铁(是为 1, 否为 0), 数据整理自历年《全国铁路旅客列车时刻表》; $TD_{k(j)}$ 为企业 j 所在国民经济行业大类 k 对人才的依赖程度,以 2010 年该行业本科以上学历从业人员占比衡量,与本文样本期有 8~12 年的人才培训与成长间隔,属于前定变量。

该工具变量的有效性基于两点。第一,相关性。高铁开通降低了地理间隔引致的人才流动成本。对于人才依赖度更高的行业,其突破式创新活动更依赖于跨区域的高端人才配置与知识交流,因此从高铁开通中获益的边际效应更大。这使得 IV2 与企业突破式创新程度存在相关

性。第二,排他性。高铁开通可能通过改善城市整体信息环境等共性渠道直接影响技术扩散。首先,本文在基准分析中仅保留跨城市的引用样本,以切断本地溢出效应这一最直接的干扰渠道;其次,在模型中进一步控制时间×地区固定效应、时间×行业固定效应,以吸收高铁对城市、行业层面知识溢出、经济活力等时变因素的普遍影响。在基准模型控制企业与行业特征基础上,高铁开通仅通过影响人才跨区域流动,从而改变行业对突破式创新的投入与产出这一渠道作用于企业层面的突破式创新,而难以直接影响跨城市专利引用行为,从而满足工具变量的排他性假设。

表3报告了分别使用IV1和IV2的两阶段最小二乘(2SLS)法回归结果。其中,第一阶段的工具变量回归系数均显著为正,满足相关性要求^①;并且Kleibergen-Paap rk LM检验显著拒绝工具变量识别不足的原假设,Kleibergen-Paap rk Wald F统计量也都超过10%水平临界值16.38,说明不存在弱工具变量问题。第二阶段结果显示,在使用基于行业同群效应的工具变量IV1控制潜在内生性问题后,被引用方突破式创新程度的回归系数为0.0035,在5%水平下显著为正;在使用基于外生交通冲击与行业异质性的工具变量IV2并进一步控制时间×地区固定效应后,被引用方突破式创新程度的回归系数为0.0009,且在1%水平下仍然显著为负。综上,在控制潜在内生性问题影响后,本文基准结论成立,即企业突破式创新对其技术扩散具有明显且稳健的促进作用。

表3 内生性分析回归结果

变量	行业同群效应		外生基础设施冲击	
	第一阶段	第二阶段	第一阶段	第二阶段
<i>Break</i>		0.0035** (0.0010)		0.0009*** (0.0005)
<i>IV1</i>	-326.4404*** (26.7897)			
<i>IV2</i>			-0.0108*** (0.0000)	
控制变量	控制	控制	控制	控制
个体固定效应	控制	控制	控制	控制
时间×地区固定效应	控制	控制	控制	控制
时间×行业固定效应	未控制	未控制	控制	控制
样本量	70 508 636	70 508 636	66 554 815	66 554 815
<i>R</i> ²		0.0154		0.0133
Kleibergen-Paap rk LM	1 711.2400*** [0.0000]		3 753.9600*** [0.0000]	
Kleibergen-Paap rk Wald F	1 701.1500 {16.38}		6 327.8500 {16.38}	

注:[]内为P值, { }内为Stock-Yogo弱识别检验10%水平的临界值。

此外,本文还从多个维度对研究结论进行了稳健性检验,包括增加网络内生结构变量、调整实证模型、变换观测维度、调整核心变量测度指标、采用专利转让数据进行分析,以及改变样本时间范围等。结果表

^① 高铁开通政策冲击与行业特征交互的工具变量IV2对企业突破式创新程度影响的回归系数显著为负,原因可能在于高铁开通会引发强烈的人才虹吸效应,使得非核心城市的优质人才与创新资源加速外流,从而抑制当地企业的突破式创新。

明,被引用方的突破式创新水平对企业间技术扩散始终具有促进作用,验证了“与星同行”假设的稳健性^①。

(三) 交互效应分析

为检验创新网络结构对突破式创新促进技术扩散的交互机制,本文设定模型(7)进行分析:

$$P(Citation_{ij,t} = 1) = \beta_0 + \beta_1 \times Break_{j,t-1} + \beta_2 \times M_{ij,t-1} + \beta_3 \times (Break_{j,t-1} \times M_{ij,t-1}) + X'_{i,t-1}\boldsymbol{\beta} + \lambda_i + \gamma_i + \varepsilon_{i,t} \quad (7)$$

其中,交互变量 $M_{ij,t-1}$ 包括 $Recip_{ij,t-1}$ (企业 i 与 j 之间是否存在互惠引用关系) 和 $Transit_{ij,t-1}$ (企业 i 与 j 之间在三元闭包结构中的嵌入程度), 这两个指标均是基于专利引用数据计算得到。其余变量含义与基准回归模型一致。机制分析回归结果如表 4 所示, 其中突破式创新与网络结构变量(互惠与传递)的交互项回归系数均显著为正, 证实了前述理论分析关于网络结构强化机制的判断。

1. 互惠关系的交互效应

表 4 列(1)和列(2)分别给出了基于 TERGM 和 LPM 得到的互惠关系交互效应分析结果。其中,企业间的互惠关系回归系数均显著为正,说明在具有互惠关系的企业之间知识流动与技术互动更为频繁,从而形成更多的技术扩散。同时,互惠关系与被引用方的突破式创新程度交互项回归系数也在 1% 水平下显著为正,表明互惠关系强化了突破式创新对技术扩散的促进效应。这一结果说明,在技术扩散网络中,企业间的相互引用行为充分发挥了理论机制分析中提出的技术信任、技术认同与技术协同效应,使得突破式创新主体所释放的技术价值信号能够更快被网络中其他企业识别并引用。换言之,互惠性不仅直接提高了技术扩散效率,也强化了突破式创新技术的信号传递,假设 2 得以验证。

2. 传递结构的交互效应

表 4 列(3)和列(4)分别给出了基于 TERGM 和 LPM 得到的传递结构交互效应检验结果,其中传递结构本身的回归系数均显著为正,说明传递性较高的网络结构能够增强企业间的信息流通与知识传递,有助于提升技术扩散水平。同时,传递结构与突破式创新的交互项回归系数亦显著为正,说明传递结构充分发挥了理论机制分析中提出的路径缩短、信息集聚和社会验证效应,强化了突破式创新对技术扩散的影响。这意味着当突破式创新嵌入较为集聚的网络中会形成一种社区传递的现象,不仅通过多重间接联系缩短创新知识搜寻的路径,也通过信息集聚、社会验证等方式进一步放大了突破式创新的影响范围,即假设 3 得以验证。

表 4 交互效应分析回归结果

变量	互惠关系		传递结构	
	(1)	(2)	(3)	(4)
<i>Break</i>	0.090 8*** (0.019 6)	0.006 0*** (0.000 0)	0.338 9*** (0.001 8)	0.005 1*** (0.000 0)
<i>Recip</i>	2.918 0*** (0.036 2)	0.123 5*** (0.000 2)		
<i>Break×Recip</i>	1.111 2*** (0.021 8)	0.458 5*** (0.000 4)		
<i>Transit</i>			1.666 9*** (0.003 8)	0.006 3*** (0.000 0)

^① 限于篇幅,省略具体结果,备索。

表4(续)

变量	互惠关系		传递结构	
	(1)	(2)	(3)	(4)
<i>Break</i> × <i>Transit</i>			0.192 4*** (0.005 1)	0.004 8*** (0.000 0)
控制变量	控制	控制	控制	控制
个体固定效应	未控制	控制	未控制	控制
时间固定效应	未控制	控制	未控制	控制
样本量	70 508 636	70 508 636	70 508 636	70 508 636
R^2		0.153 4		0.190 8

(四) 异质性分析

第一,企业规模。本文依据国家统计局《统计上大中小微型企业划分办法(2017)》,将大规模企业取值为1,中小微企业取值为0,并在模型中引入该变量及其与被引用方突破式创新程度的交互项,以检验企业规模差异对技术扩散效应的影响。

表5结果显示,企业规模的主效应为负,而交互项回归系数显著为正,表明大规模企业整体上引用他人专利的倾向较弱,但当被引用方具有较高的突破式创新水平时,这一负效应会被逐渐抵消。具体而言,被引用方的突破式创新程度回归系数为0.007 1,在1%水平下显著,说明在考虑企业规模差异后,突破式创新仍会提升被外部企业引用的机会,表明“与星同行”的扩散特征依然稳健存在。引用方企业规模的回归系数为-0.008 8,且突破式创新程度与企业规模的交互项回归系数为0.005 9,二者均在1%水平下显著。这一结果表明,大规模企业的技术搜索更具质量导向特征,其倾向于引用那些在技术上具有突破性 or 技术积累的企业创新成果,而非进行广泛的探索性引用;而中小微企业的技术搜索更具开放性与多样化特征。这种差异可能源于不同规模企业在资源禀赋与知识基础上的结构性差异,即大规模企业通常拥有更雄厚的研发资源与技术积累,因而在创新引用决策中表现出更强的选择性和质量偏好。

第二,产权属性。本文根据Choice数据库提供的企业产权属性,将国有企业取值为1,非国有企业取值为0,并在模型中引入该变量及其与被引用方突破式创新程度的交互项,以检验产权属性差异对技术扩散效应的影响。表5结果显示,产权属性的主效应为负,而交互项回归系数显著为正。这说明国有企业总体上引用外部专利的概率低于非国有企业,反映出国企在技术引进与对外学习上的保守性;但是当外部创新具备高水平的突破性时,其技术引用反应更强烈,表现出较高的技术扩散敏感度。这种异质性可能源于不同产权属性企业在资源禀赋与技术积累上的差异。国有企业通常具有更深厚的技术积累,并在对接技术需求与资源供给方面具备制度性和网络性优势^[27]。因此,相较于非国有企业,国有企业在技术引用决策中表现出更强的质量偏好,更倾向于吸收突破性创新成果。

第三,研发投入强度。为考察企业创新资源投入对技术扩散的异质性影响,本文基于Choice数据库中的企业研发投入合计指标,以均值为阈值将企业划分为高研发投入企业与低研发投入企业。通过在模型中引入该分组变量及其与被引用方突破式创新程度的交互项,我们检验了研发资源差异对企业外部技术引用行为的影响。表5结果显示,研发投入强度分组的主效应为负,而交互项系数回归显著为正。这一模式与企业规模、产权属性等维度的检验结果相呼应,表明高研发投入企业因其具备较强的内部技术供给基础,对于普通外部技术的引用动机较弱;然而,当面对真正高水平的突破式创新时,其强大的资源储备则转化为识别

与吸收优势,表现出更强烈的技术引用倾向。

表 5 异质性分析回归结果

变量	企业规模	产权属性	研发投入强度
<i>Break</i>	0.007 1*** (0.000 0)	0.007 1*** (0.000 0)	0.007 2*** (0.000 0)
<i>BigSize</i>	-0.008 8*** (0.000 1)		
<i>Break×BigSize</i>	0.005 9*** (0.000 0)		
<i>Property</i>		-0.000 2*** (0.000 0)	
<i>Break×Property</i>		0.006 5*** (0.000 0)	
<i>InnsD</i>			-0.000 3*** (0.000 0)
<i>Break×InnsD</i>			0.008 4*** (0.000 0)
控制变量	控制	控制	控制
个体固定效应	控制	控制	控制
时间固定效应	控制	控制	控制
样本量	70 508 636	70 508 636	70 508 636
R^2	0.038 0	0.037 9	0.038 4

总体而言,突破式创新确实是驱动企业间技术扩散的重要力量,但这一扩散效应并非均匀分布,而是存在明显的资源结构性分化。大型企业、国有企业和高研发投入企业在突破式创新扩散中展现出更强的吸收弹性。这表明中国技术扩散网络中存在“偏向性捕获”机制,即资源更充裕、知识存量更丰厚的企业,更倾向于获取外部高水平的突破式创新技术;而资源禀赋较弱企业,在技术扩散网络中更多开展“广域搜索”的技术识别与引用行为。

六、结论与建议

本文基于中国上市公司之间专利引用关系数据构建技术扩散网络,发现中国企业在创新发展过程中呈现明显的“与星同行”特征。第一,突破式创新能直接促进企业间技术扩散。突破式创新主体在网络中能够释放更强的技术价值信号,引致其他企业基于技术跟随或技术竞争的动机而产生更强的引用倾向,从而形成“与星同行”现象。第二,创新网络结构具有放大效应。企业间的互惠关系与传递结构均能强化突破式创新推动技术扩散的效果。突破式创新不仅扩大了知识边界,也通过网络结构效应增强其外溢影响,使中国技术扩散呈现高质量的明星创新企业在网络中更易成为扩散枢纽的特征。第三,中国技术扩散存在明显的资源结构性分化。资源禀赋充裕、知识存量丰厚的企业,对低水平创新的兴趣较低,更倾向于“定向搜索”外部高水平突破式创新技术;资源禀赋不强的企业,则更倾向于“广域搜索”。这一新的事实揭示了中国技术扩散的异质性模式,为识别技术扩散差异与优化创新资源配置拓展了新的分析视角。

根据上述研究结论,本文提出以下政策建议:

第一,强化创新技术领军企业的引领支撑作用,增强突破式创新的扩散源动力。针对突破式创新主体的明星效应,创新激励政策应从普惠性的扶持型政策,转为精准识别和重点培育一批能够产生突破式创新的科技领军企业。其一,建立突破式创新动态识别与评价体系,如以专利突破性强度、技术新颖性指数等为核心指标,筛选中国创新网络中的潜在明星主体。其二,针对科技领军企业实施差异化资源倾斜,加快做大做强科技领军企业,如支持领军企业参与国家科技创新决策,支持这些企业优先承担重大科技项目,并给予研发投入加计扣除比例上浮等政策,支持其自行开展前沿探索和基础研究。其三,鼓励科技领军企业知识开放与技术溢出。如支持创新网络枢纽企业牵头组建产业创新联合体,配套建设中试验证平台与技术熟化基地,鼓励、引导这些企业通过技术标准制定、开源社区、学术交流等形式强化其技术价值信号释放能力。

第二,优化创新网络结构治理,有意识地构建与强化互惠、开放的创新生态结构。政策应超越对单个创新主体的扶持,致力于塑造有利于知识高效流动与重组的创新网络生态。其一,促进形成互惠式的创新集群,可以基于国家级高新区、自主创新示范区等平台,通过政策引导和组织机制创新,鼓励企业、高校、科研院所之间建立紧密的、双向的研发合作与专利互引关系,形成知识共享、风险共担的创新共同体。其二,搭建高水平的技术传递结构,如积极扶持和培育专注于技术转移、概念验证和中试熟化的新型研发机构与科技中介,使其成为连接不同创新集群、传递关键技术的桥梁,减少网络中的结构洞,加速突破性技术跨越不同社会网络圈层进行扩散。其三,建设跨区域、跨行业的共性技术研发与扩散平台,针对产业链上下游的技术堵点与断点,由政府牵头或支持建设面向社会的共性技术研发与扩散平台,降低各类企业获取前沿技术的门槛和搜索成本。

第三,建立差异化资源配置机制,缓解技术扩散带来的结构性分化。政策需针对不同主体的能力和需求,提供精准化的支持工具,提升整体创新体系的协同效率。其一,针对资源充裕的创新企业,应支持其建立前沿技术实验室,为其嵌入全球创新网络、“定向搜索”国际高质量创新资源提供便利,并保护其知识产权。其二,对资源相对薄弱的企业,政府应当强化公共科技信息服务体系建设,利用人工智能和大数据技术,为企业提供定制化的技术趋势分析、专利导航和成果推送服务,降低其“广域搜索”的盲目性和成本,并鼓励其加入以科技领军企业为核心的创新产业联盟,通过“干中学”和“用中学”更快地引进、吸收先进技术。

参考文献:

- [1] 国务院发展研究中心,世界银行. 创新中国:培育中国经济增长新动能[M]. 北京:中国发展出版社,2019.
- [2] JUHÁSZ R, SQUICCIARINI M P, VOIGTLÄNDER N. Technology adoption and productivity growth: evidence from industrialization in France[J]. *Journal of Political Economy*, 2024, 132(10): 3215-3259.
- [3] GUIDOLIN M. Innovation diffusion models: theory and practice[M]. Hoboken, NJ: Wiley, 2023.
- [4] LIU E, MA S. Innovation networks and R&D allocation[Z]. NBER Working Paper No. 29607, 2021.
- [5] 王群勇,李月,薛彦. 国内国际双循环生产网络的冲击传播:特征与模拟[J]. *中国工业经济*,2023(7):26-45.
- [6] 中国社会科学院工业经济研究所课题组. 现代化进程中的中国工业:发展逻辑、现实条件与政策取向[J]. *中国工业经济*,2024(3):5-23.
- [7] 程程,王一出,田轩,等. 对外开放制度创新、全球创新网络嵌入与中国科技国际影响力[J]. *管理世界*,2024,40(10):16-43.
- [8] JACKSON M O, ROGERS B W, ZENOU Y. The economic consequences of social-network structure[J]. *Journal of Economic Literature*, 2017, 55(1): 49-95.
- [9] 赖烽辉,李善民. 共同股东网络与国有企业创新知识溢出——基于国有企业考核制度变迁的实证研究[J]. *经济研究*,2023,58(6):119-136.

- [10] 陈志远,于皓,张杰. 中国知识溢出本地化的行政边界效应研究[J]. 中国工业经济,2025(1):81-99.
- [11] HEGDE D, HERKENHOFF K, ZHU C Q. Patent publication and innovation[J]. *Journal of Political Economy*, 2023, 131(7): 1845-1903.
- [12] LIU Y Q, YU Q, LI J. The impact of knowledge attributes and life cycle on the evolution of emerging technology innovation network: a TERGM analysis[J]. *Journal of Knowledge Management*, 2025, 29(2): 639-662.
- [13] ACEMOGLU D, AGHION P, ZILIBOTTI F. Distance to frontier, selection, and economic growth[J]. *Journal of the European Economic Association*, 2006, 4(1): 37-74.
- [14] ACEMOGLU D, CARVALHO V M, OZDALGLAR A, et al. The network origins of aggregate fluctuations[J]. *Econometrica*, 2012, 80(5): 1977-2016.
- [15] 刘维林,程倩,余泳泽. 双循环技术溢出视角下中国产业技术进步的网络效应研究——基于全球生产网络下的全要素生产率增长与传导测算[J]. 管理世界,2023,39(5):38-59.
- [16] MAGALHÃES M, AFONSO Ó. A multi-sector growth model with technology diffusion and networks[J]. *Research Policy*, 2017, 46(7): 1340-1359.
- [17] AKCIGIT U, HANLEY D, SERRANO-VELARDE N. Back to basics: basic research spillovers, innovation policy, and growth[J]. *The Review of Economic Studies*, 2021, 88(1): 1-43.
- [18] 刘维刚,张鹏扬,贾锐宁. 创新知识、网络传递与企业技术进步——生产-非生产性关联统一分析框架[J]. 数量经济技术经济研究,2025, 42(2):69-89.
- [19] 谢佳松,才国伟. 金融网络何以推动创新扩散[J]. 财贸经济,2025,46(1):99-115.
- [20] 董君,张继. 生产网络中环境保护税法的非对称溢出效应——基于上下游企业全要素生产率的验证[J]. 首都经济贸易大学学报,2025,27(6):82-95.
- [21] 关鑫,李枫园. 数字化转型、供应链溢出与企业创新[J]. 经济与管理研究,2025,46(5):107-124.
- [22] 李瑞敏,李雪松. 加入大企业供应链网络如何影响中小企业创新? [J]. 经济与管理研究,2025,46(1):109-123.
- [23] 陈永昌,孙鹏博,王宏鸣. 知识产权保护政策能否推动企业开放式创新? ——以国家知识产权示范城市政策为准实验的经验研究[J]. 经济与管理研究,2023,44(4):90-107.
- [24] VAN DER POL J. Introduction to network modeling using exponential random graph models (ERGM): theory and an application using R-project [J]. *Computational Economics*, 2019, 54(3): 845-875.
- [25] CONNELLY B L, CERTO S T, REUTZEL C R, et al. Signaling theory: state of the theory and its future[J]. *Journal of Management*, 2025, 51(1): 24-61.
- [26] HERSKOVIC B, RAMOS J. Acquiring information through peers[J]. *American Economic Review*, 2020, 110(7): 2128-2152.
- [27] 王歌,覃柳森,曾赛星,等. 新型举国体制下重大工程创新生态系统的资源配置模式——来自港珠澳大桥技术创新的证据[J]. 管理世界, 2024,40(5):192-216.
- [28] ACEMOGLU D, AKCIGIT U, CELIK M A. Radical and incremental innovation: the roles of firms, managers, and innovators[J]. *American Economic Journal: Macroeconomics*, 2022, 14(3): 199-249.
- [29] ZACCIA P. Knowledge spillovers through networks of scientists[J]. *The Review of Economic Studies*, 2020, 87(4): 1989-2018.
- [30] ARORA A, BELENZON S, SHEER L. Knowledge spillovers and corporate investment in scientific research[J]. *American Economic Review*, 2021, 111(3): 871-898.
- [31] WANG S X, YANG L H. The network structure of innovation networks[J]. *Networks and Spatial Economics*, 2022, 22(1): 65-96.
- [32] ABBASIHAROFTEH M, KOGLER D F, LENGYEL B. Atypical combinations of technologies in regional co-inventor networks[J]. *Research Policy*, 2023, 52(10): 104886.
- [33] CRANMER S J, DESMARAIS B A, MORGAN J W. *Inferential network analysis*[M]. Cambridge: Cambridge University Press, 2020.
- [34] 武文杰,武娜,王群勇. 发明人对企业突破性创新质量的影响与机制研究[J]. 宏观经济研究,2025(9):58-81.
- [35] FUNK R J, OWEN-SMITH J. A dynamic network measure of technological change[J]. *Management Science*, 2017, 63(3): 791-817.
- [36] 王雄元,秦江缘. 创新竞争与企业高质量创新模式选择——来自专利被无效宣告的经验证据[J]. 经济研究,2023,58(11):80-98.
- [37] 孙宇,彭树远. 长三角城市创新网络凝聚子群发育机制研究——基于多值 ERGM[J]. 经济地理,2021,41(9):22-30.
- [38] 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.
- [39] 黄先海,高亚兴. 数实产业技术融合与企业全要素生产率——基于中国企业专利信息的研究[J]. 中国工业经济,2023(11):118-136.

Following the Stars: Breakthrough Innovation, Network Structure, and Technology Diffusion

WANG Qunyong, WU Wenjie
(Nankai University, Tianjin 300071)

Abstract: Innovation diffusion serves as a vital pathway for advancing China's core technologies and accelerating the achievement of greater self-reliance and strength in science and technology. In the policy context of strengthening breakthroughs in core technologies in key fields, it remains unclear whether and how breakthrough innovation (BI) more effectively facilitates technology diffusion, and how network structures condition this process. Addressing these questions is crucial for optimizing the configuration of the national innovation system and enhancing its overall efficiency.

Therefore, this paper constructs a large-scale technology diffusion network based on more than five million inter-firm patent citation links among Chinese listed companies. Using this network, this paper systematically examines the micro-level mechanisms and structural features of technology diffusion in China. Preliminary evidence indicates that firms exhibit a pronounced tendency to cite BI achievements produced by technological frontier firms, leading to a distinct star-following phenomenon. This observation motivates the argument of the paper: Beyond their superior technological value, BI generates stronger external identification signals, while reciprocal and transitive structures within innovation networks enhance the visibility and influence of these signals. As a result, technology diffusion emerges from a composite mechanism linking BI, network structures, and diffusion dynamics.

This paper identifies both the direct effect of BI on technology diffusion and the interaction effect of network structures. Employing the temporal exponential random graph model (TERGM) alongside the linear probability model (LPM), the empirical analysis yields three main findings. First, BI increases the likelihood of being cited by external firms, providing robust evidence for the star-following phenomenon in China's technology diffusion process. Second, reciprocal and transitive network structures strengthen the diffusion-enhancing effect of BI, indicating that diffusion is not driven solely by technological value, but rather unfolds through a network-based "signal amplification" mechanism. Third, this mechanism exhibits pronounced resource-based heterogeneity. Firms with abundant resources and strong knowledge bases tend to engage in targeted search to selectively absorb high-quality BI achievements, whereas resource-constrained firms are more inclined toward broad exploration through more dispersed citation behavior.

This paper develops an integrated analytical framework that explicitly links innovative capability with network structures, shedding light on their interactive role in shaping technology diffusion. Methodologically, by constructing a comprehensive, nationwide, and industry-wide inter-firm technology diffusion network and applying advanced social network econometric techniques, this paper addresses key limitations in prior research on sample coverage and identification, thereby enhancing the generalizability and explanatory power of the findings. Empirically, it provides the systematic evidence of resource-based structural differentiation in China's technology diffusion process, offering a new foundation for subsequent research. Moreover, these findings carry important policy implications.

Keywords: technology diffusion; breakthrough innovation; network structure; temporal exponential random graph model

编校:魏小奋;董启琛