

技术集群与人力资本创新： 增量提质还是低效“内卷”？

冉 征^{1,2}, 刘修岩^{1,2}

(1. 东南大学 经济管理学院, 江苏 南京 211189; 2. 东南大学 国家发展与政策研究院, 江苏 南京 211189)

摘 要:人力资本的地理集聚对于技术创新增量提质具有重要意义。文章构建了一个技术结构对比算法来处理长期困扰创新研究的发明人重名问题,进而使用中国发明专利申请数据,对发明人个体层面的创新产出以及城市层面的技术集群规模进行测算。文章从知识溢出和绩效竞争两个渠道分析技术集群对发明人生产率的影响机制,并实证检验了技术集群规模对于发明人创新数量和创新质量的影响。研究发现:(1)总体来看,技术集群规模对本地发明人创新数量有促进作用,但对创新质量的影响不显著;(2)知识溢出效应促进发明人创新产出增量提质,但是在同一机构中,发明人之间的绩效竞争产生“重量轻质”的创新策略,导致低效“内卷”,大规模技术集群中的中小企业能够为发明人提供更好的创新环境;(3)进一步研究发现,马歇尔外部性在中国当前的技术集群发展中发挥主导作用,创新明星是雅各布斯外部性发挥作用的关键推动力。文章从扶持中小企业、营造良好创新氛围和改善创新评价系统等方面,提出了促进技术集群优化升级的对策建议。

关键词:技术集群;发明人生产率;知识溢出;绩效竞争

中图分类号:F429.9 **文献标识码:**A **文章编号:**1001-9952(2025)11-0125-15

DOI: 10.16538/j.cnki.jfe.20250817.401

一、引 言

中国已经进入到新质生产力驱动高质量发展的新阶段,研究数据显示,2014年以来中国的发明专利申请和授权数量长期保持领先,北京、上海等城市也成为了重要的世界性创新中心。^①但是,中国创新活动的有效性、创新产出的质量一直受到质疑(张杰等,2016)。如何在保证创新活力的同时进一步提升创新质量是当前面临的重要现实问题。人力资本是技术创新的核心要素。党的二十大报告指出,要“加快建设世界重要人才中心和创新高地”,这反映出人力资本地理集聚对于技术创新增量提质具有重要意义。

经济地理学的相关研究表明,企业和劳动力地理集聚所形成的产业集群有助于地区经济发展和竞争力提升。在产业集群的发展过程中,以投入产出关联、劳动力共享和知识溢出为代表

收稿日期:2025-03-26

基金项目:国家社会科学基金重大项目(22&ZD066);国家自然科学基金青年项目(72403036);江苏省社科基金青年项目(25EYC011)

作者简介:冉 征(1994—),男,江苏盱眙人,东南大学经济管理学院助理研究员;

刘修岩(1979—)(通讯作者),男,山东济宁人,东南大学经济管理学院、国家发展与政策研究院教授,博士生导师。

① 根据机构 2thinknow 发布的 2023 年创新城市指数,北京、上海、香港、深圳和广州排名世界城市前 100,共计 40 个中国城市(地区)入围前 500。数据来源: <https://innovation-cities.com/innovation-cities-index-2022-2023-global-100-top-innovative-cities/26454/>。

的马歇尔外部性起到重要作用(Ellison 等, 2010; Bloom 等, 2013)。从近年来发达经济体的创新发展经验来看,人力资本密集的技术集群逐渐成为地区经济增长的重要引擎(Moretti, 2021; 余振等, 2024),如硅谷、波士顿和多伦多等地区,分别作为电子信息、生物医药和人工智能等关键技术的主要发源地,实现跨越式发展。与传统产业集群相比,技术集群的突出特点在于以新技术和新产业的培育为导向,围绕或邻近高校与研发机构(Kerr 和 Robert-Nicoud, 2020),具备良好的创新环境(Dittmar 和 Meisenzahl, 2020),最终吸引大量研发人员在本地集聚(Moretti, 2021)。

由于“隐性知识”的存在,知识溢出的距离衰减效应比较显著,因此有效的技术集群通常体现为省(州)、城市或更小的地理范围(Kerr 和 Kominers, 2015; 刘修岩和王峤, 2022)。但是其对创新主体的空间集聚是否提高创新效率,特别是对创新质量存在什么样的影响,相关的实证研究并没有达成一致(Moser 等, 2014)。现有关于技术集群如何影响创新生产率的研究主要将视角集中在企业层面,着重讨论技术集群中的企业如何在知识溢出效应中进行创新决策,忽视了密集人力资本环境下复杂的个人创新决策过程。实际上,发明人在技术集群中接收知识溢出的同时也面临激烈的绩效竞争压力,每个独立的发明人在技术集群中所处的单位和岗位存在差异,接受的知识溢出和面临的竞争强度也不同,这导致创新决策因人而异(Akcigit 等, 2018; Moretti, 2021),进而影响技术集群整体的创新产出和经济效益。在深化教育综合改革、科技体制改革以及人才发展体制机制改革的背景下,把握中国各地区技术集群发展趋势、剖析技术集群影响发明人个体生产率的机制以及弄清集群内部知识溢出的最优传导路径,对于创新活动提质增效具有重要的政策指导意义。

本文从知识溢出和绩效竞争两个维度出发,梳理技术集群影响发明人生产率的理论机制,并从中国发明专利申请数据中提取发明人和申请人信息,对地级市层面的技术集群规模进行测度。研究发现,技术集群规模对于发明人创新数量有显著的促进作用,对创新质量的影响不显著。机制检验表明,在知识溢出广泛存在的前提下,同一机构内部的发明人集聚强化了“内卷”效应,而明星发明人的存在有助于提升本地区发明人的创新质量。

与现有研究相比,本文的边际贡献包括以下几点:第一,拓展了创新经济学研究的层次与视角。本文尝试聚焦个人创新活动的决策机制,系统分析宏观层面的技术集群发展如何影响微观层面的发明人创新生产率。第二,丰富了人力资本集聚影响创新活动的传导机制。产业和创新集群的相关研究聚焦知识外部性对于创新的影响,本文在经典理论的基础上,将知识溢出效应和绩效竞争效应同时引入研究框架,分析两种渠道如何同时影响个人创新决策,尝试弄清技术集群规模影响发明人生产率的数量与质量的机制。第三,为解决发明人重名问题进行了尝试。本文构建了技术结构对比算法,基于同名者之间的技术结构相似度判断同名发明人是否为同一自然人。

二、文献回顾与理论机制

(一)文献回顾

1. 本地集聚与知识溢出

自马歇尔提出集聚外部性理论以来,经济地理学的相关研究证明了生产活动在一定地理范围内集聚的劳动力外部性和生产上下游外部性(Baum-Snow 等, 2024)。但是对于知识溢出是否发生和在什么条件下发生,相关研究还存在争议。

一些研究从共同集聚、生产率提升和专利引用等视角切入,验证了知识溢出存在性与边界性。Audretsch 和 Feldman(1996)对生产联系和技术联系进行了区分,研究发现创新活动在空间上集聚的倾向更多地归因于知识溢出的影响,而不仅仅是生产的地理集中度,地方知识交流或

学习成为集聚外部性的关键驱动因素之一(Duranton 和 Puga, 2014); Ellison 等(2010)的研究指出,在美国产业的发展过程中,马歇尔的三种集聚动力均发挥作用,但是他们认为投入产出联系在三种作用力中占据主导地位; Bloom 等(2013)则认为知识溢出的重要性超过了产品市场的联系; Moretti (2021)以专利发明人数量为标准,测度美国不同地区在五个高技术领域的技术集群规模,研究发现集群规模越大,本地发明人的创新水平越高;余振等(2024)利用中国战略性新兴产业专利数据,验证了高端人才集聚对个体创新产出的积极影响。

随着专利数据在经济学领域的广泛应用,一些学者尝试利用专利数据中丰富的信息量化知识溢出,主要的研究集中在对知识溢出的有效范围进行确认。Jaffe 等(2000)基于美国专利数据中的引用信息构造专利网络,发现专利申请人倾向于引用位于同一州的专利; Kerr 和 Kominers (2015)利用硅谷内部的专利引用关系证明知识溢出的距离衰减效应;刘修岩和王峤(2022)利用专利数据的引用关系证明,中国背景下跨行政区域的知识溢出存在壁垒。进一步的研究强调产业间的知识溢出,即雅各布斯外部性在创新活动中也非常重要(Jacobs, 1969); Saxenian(1996)指出地区形成多个相关产业共存的集群,可以降低创业成本、增加创新机会、更好地获得更多样化的投入和互补产品,从而促进创业,这一结果得到了后续研究的支持(Glaeser和 Kerr, 2009);即使关联性较弱的产业在同一地区形成集群,也可以带来知识溢出,促进创新发展(郑江淮和冉征, 2021; Pinheiro 等, 2022)。

尽管主流的观点认为知识溢出在创新活动中非常重要,但并非所有文献都支持正溢出效应。Moser 等(2014)证明德国科研人员向美国的转移并不能提高现有发明人的研发效率,但是能够吸引更多的发明人参与研发活动。也有研究指出知识溢出更多地发生在同一产业或技术领域内部,例如 Moretti(2021)指出,知识溢出对于个体创新产出的影响主要发生在技术领域内部,跨技术领域的知识溢出效应并不显著。

2. 市场竞争与企业创新

尽管公司、客户、供应商和其他机构同处一地会增加对创新机会的感知,但同时也会加大其创新压力(Porter, 2000)。关于竞争对创新影响的研究由来已久, Akcigit 等(2018)总结前人的研究,将企业研发的动因总结为企业的防御性创新动机、扩张性创新动机,并受到知识溢出效应的影响。市场竞争一方面降低未来的潜在收益,进而降低创新的积极性,但另一方面竞争也会降低企业当前的租金,从而鼓励创新(Autor 等, 2020)。在竞争环境中,落后者的“熊彼特效应”和并驾齐驱企业的“逃避竞争效应”同时存在,外部竞争的加强可以增强领先者企业的防御性创新动机,进而推动创新生产率的提升(Aghion 等, 2005)。

在实证层面,对于竞争环境如何影响创新行为仍未达成一致。Bloom 等(2013)利用企业层面的数据研究了中国 2001 年加入世贸组织及其随后的出口扩张对欧洲企业的影响,他们发现,中国所带来的市场竞争加速了美国企业的创新,并导致了更快的生产率增长; Autor 等(2020)使用美国专利数据进行研究发现,外部竞争的加剧降低了美国公司的销售额、盈利能力、研发支出以及专利产量; Aghion 等(2005)提出竞争与创新之间存在“倒 U”形关系,同样的创新环境会阻止落后的公司进行创新,并会鼓励并驾齐驱的公司进行创新,而进口竞争的冲击提高了高生产率企业的专利申请量,对低生产率企业的专利申请几乎没有影响。中国创新产出指标的大幅提升受到广泛关注,国内学者集中分析了市场竞争对于创新质量与创新数量的差异化影响。研究显示,在创新政策不断出现的背景下,中国企业可能通过策略性创新提高创新数量(黎文靖和郑曼妮, 2016),通过谋取政策支持获得额外的竞争优势(王永贵和李霞, 2023),但这一行为不利于创新质量的提升和整体经济发展(龙小宁和王俊, 2015)。

（二）理论机制与研究假说

1. 技术集群中的知识溢出

与传统产业集群相比，技术集群在形成目的、内在特征和外在表现方面均存在明显的技术创新导向性。具体来说，技术集群的主体包括创新型企业、高校、科研机构等多类型创新主体，通过金融机构和创业者的运作（Dittmar 和 Meisenzahl, 2020），能够在一定地理范围内集聚大量研发人员（Moretti, 2021）。知识溢出在技术集群中起到关键纽带的作用，受益于研发人员的地理集聚，集群内部积累了丰富的显性和“隐性知识”，新知识、新想法可以通过面对面交流的方式快速扩散至本地其他研发人员（Kerr 和 Robert-Nicoud, 2020）。

以专利引用为代表，显性的知识溢出通常发生在一定的地理区间之内（Jaffe 等, 2000），这些引用指标包括未定价的知识溢出，体现了发明人之间的交流与合作网络。在现实中，以专利和论文为代表的编码知识依然低估了技术集群中的知识溢出。“隐性知识”的存在进一步强化了技术集群的地区属性。研发所需的“隐性知识”难以被编码，不能通过产品交易和专利引用进行流通，需要直接交流才能在发明人之间有效传播（刘修岩和王峤, 2022）。企业和其他创新机构接受知识溢出依赖于每个独立的发明人个体，只有专业发明人在工作过程中不断积累经验并与其他发明人交流合作，才能够形成和获得相应的知识（Parrotta 和 Pozzoli, 2012）。

尽管通信技术的进步增加了编码知识的传播范围，地理距离接近仍然是发明人之间交流合作、实现“隐性知识”溢出的前提条件。技术集群的空间邻近性实际上为发明人提供了长期面对面交流的机会，形成了良好的即时反馈机制，也提供了非正式的多模态信息传递渠道（Atkin 等, 2022），有助于发明人更好地获取多领域的前沿知识，进而通过知识的重组，在提高创新效率的同时产生更前沿的创新成果。此外，新知识如何应用于生产过程、进而产生实际价值，也存在学习和探索成本（龙小宁等, 2023）。技术集群往往来自于当地已有产业集群或者生产集合（Kerr 和 Robert-Nicoud, 2020），因而技术集群内部依然存在传统的生产关联，发明人能够更好地了解新技术的应用场景，进而对研发活动进行方向把控，节约了潜在的搜寻匹配成本，提升创新的实际应用价值。

2. 绩效竞争与发明人创新决策

技术集群为发明人提供知识溢出的同时，也蕴含着竞争效应。本地化的知识溢出依赖于发明人之间的非正式社会网络（Diemer 和 Regan, 2022），当发明人之间存在正式的团队关系时，随着团队的扩大，集聚的负面效应将会逐渐显现（Hu 等, 2021）。与其他工作岗位类似，更多发明人的聚集将导致更激烈的绩效竞争，即发明人需要与其他发明人进行绩效对比来得到团队认可和获得奖励报酬（张红等, 2016）。

对于创新机构来说，按照发明人的创新产出提供报酬，设定领先奖励和末位淘汰等激励机制是常见的管理手段（贺伟和龙立荣, 2011）。创新产出的评估一般涉及数量和质量两个层面，对于创新机构来说，以市场价值为外在表现的创新质量显然更为重要，但创新质量的评价难度较大（Kogan 等, 2017）。一方面，一项创新活动是否具有现实价值，例如提升已有产品线的生产效率和设计全新的产品，需要经受市场的长期检验（Arkolakis 等, 2018）。发明专利申请的平均审查周期超过一年，市场对于创新活动的反馈周期可能更长。另一方面，随着产品复杂度的不断提升，产品所需要的技术不断增加，一项创新最终产生的经济效应依赖于其他相关创新活动的跟进，最终经济效益的提升难以追溯到哪一项创新占据主导（陈喆等, 2025）。总之，创新机构很难在短期对发明人的创新质量进行准确评估，对于以年度为考核周期的大部分机构来说，以创新数量作为发明人产出的主要评价指标是更为可行的手段。

技术集群中发明人之间的相互知识溢出并不是均衡的，知识溢出的中心往往是创新能力强、成果丰富、影响力大的创新明星。创新明星通常只占发明人总数的一小部分，这些顶尖发明家的极少数创意带来技术变革，并对后续的一系列创新有长期影响(Author, 2009)。创新明星较少与普通发明人有产生岗位和报酬方面的竞争关系，能够避免普通发明人的短视决策。同时，创新明星所掌握的知识是通过多年科学教育和培训获得的，具备稀缺性、复杂性和非编码性的特征(Hess 和 Rothaermel, 2011)，往往与创造新知识和新想法相关。与创新明星交流、互动与合作，有利于发明人接触前沿技术领域的知识，更快地把握研发方向，提高知识重组能力，这导致创新数量和质量得到提升(Akcigit 等, 2018)，从而使得企业在竞争中获得有利地位。

因此，技术集群对于发明人生产率的总体影响取决于知识溢出效应和绩效竞争效应的加总。对于创新数量，知识溢出和发明人竞争具有同向的叠加效应。对于创新质量，知识溢出与绩效竞争存在分歧的抵消效应，技术集群规模扩张所引致的知识溢出可以提升发明人创新质量，而规模扩张引发更激烈的绩效竞争，将促使发明人进行更多低质量创新。综上所述，本文提出以下假说：

假说：技术集群规模扩大促进发明人创新数量提升，但难以改善发明人创新质量。

三、中国专利数据中的发明人识别方法与特征事实^①

(一)发明人识别方法

中国专利统计只记录发明人的姓名信息，如何处理潜在的重名现象、精准识别每个独立发明人的创新生产率，一直是困扰中国创新微观研究的重要问题。常见的方法是将涉及同名问题的发明人样本删除，保证回归样本的准确性，或者基于技术领域的通用技术分类(IPC)，将分属于不同部、大类或者小类的同名发明人认定为不同的自然人(罗勇根等, 2019; 余振等, 2024)。但本文整理中国发明专利申请数据发现，重名的发明人姓名数量占全样本之比超过 40%。^②对发明人进行抽样分析发现，同一发明人在不同技术分类中申请专利的现象非常普遍，传统方法必然存在重名的过度识别问题，导致低估单一发明人的创新数量。综上所述，进行微观发明人层面的中国创新研究，必须要解决发明人重名所带来的识别偏误。

本文尝试构造技术结构对比法，对同一姓名、归属于不同申请机构的发明人进行技术结构对比，基于两两之间技术矩阵的相似度判断同名发明人是否为同一自然人。主要步骤如下：

第一步，按照申请人信息进行机构编号。中国专利数据的申请人一般为发明人所在单位，包括企业、高校、科研机构和政府机关等，一部分发明人为个人申请，申请人的内容与发明人相同。本文借鉴寇宗来和刘学悦(2020)的方法，对非个人的机构申请人信息进行清洗，得到机构简称。以机构申请人简称和个人申请人全称为基础，对申请人进行编号，为便于表述，后文统一称之为机构编号(id_ap)。

第二步，按照发明人信息进行人名编号。提取每一项专利的所有发明人姓名信息，对全库的发明人进行姓名编号(id_name)。

第三步，发明人技术结构统计。按照机构编号(id_ap)和姓名编号(id_name)，筛选出同一 id_name 在多个 id_ap 中出现的样本，即潜在的同名发明人。按照“ $id_name-id_ap$ -技术领域”的方式汇总专利数量，得到每个姓名在每个机构中的专利申请结构向量： $\vec{T}_{f,p} = [x_1, x_2, \dots, x_m]$ 。

^① 限于篇幅，省略图表分析结果，留存备索。

^② 不同于很多文献将同一姓名在不同地区(城市或省份)出现视作同名现象，本文认为，当不同机构(包括企业、高校、科研机构等)出现同一个发明人的名称时，就出现了重名问题，因此所涉及同名专利会大大增加。

其中, f 表示机构, p 表示姓名, m 表示技术领域数量。本文使用国际专利分类(IPC)中的技术大类作为技术领域分类标准。^①

第四步, 基于技术结构确定是否同名。对于同一 id_name 、不同 id_ap 的两个同名发明人 f_1p 和 f_2p , 计算两者技术结构 \vec{T}_{f_1p} 和 \vec{T}_{f_2p} 的余弦相似度:

$$cor_{f_1p, f_2p} = \frac{\vec{T}_{f_1p} \times \vec{T}_{f_2p}}{|\vec{T}_{f_1p}| |\vec{T}_{f_2p}|} \quad (1)$$

如果 cor_{f_1p, f_2p} 大于某个值, 例如 0.5, 则认为处于不同机构的发明人实际上是同一个自然人, 分享同一个发明人编码(id_person); 如果 cor_{f_1p, f_2p} 小于阈值, 则说明是同名现象, 两个样本分属于不同的(id_person)。

对于涉及多个单位的复杂的同名关系, 采用间接连接的思路简化发明人重名关联。例如, 对于同名分属于三家不同公司的 f_1p 、 f_2p 和 f_3p 样本, 如果 $cor_{f_1p, f_2p} > 0.5$ 且 $cor_{f_2p, f_3p} > 0.5$, 则三个样本视为同一个发明人。通过技术结构对比确定不同机构中具有相同姓名的发明人是否为同一自然人, 避免了单一技术领域识别法造成的过度识别问题, 更符合现实情况下发明人频繁跨技术领域进行创新的现状。

(二) 发明人识别结果

1. 技术集群的发展与扩散

本文所构造的技术结构对比法为解决中国专利数据中发明人的重名问题提供了一个可行的思路。以机构编号(id_ap)和姓名编号(id_name)识别的发明人初步编号($id_ap \times id_name$)超过 1150 万个, 使用技术结构对比法处理后的发明人唯一识别码(id_person)约 730 万条, 重名率约为 36.5%。本文利用技术结构对比法分析了中国发明人规模的变化趋势。根据图表分析结果, 自从 20 世纪 90 年代以来, 发明人规模长期处于稳定上升的通道, 2008 年以来发明人增长率逐渐下降, 但是仍然维持在 10% 左右。根据图表分析结果, 以不同的 IPC 分类区分重名发明人可能导致发明人数量增加, 造成数据偏误。

本文用图表分析了中国城市层面技术集群规模变化趋势以及创新活动在各城市的分布情况。其中, 技术集群规模以城市内发明人数量表示, 平均技术集群规模指当年所有城市的平均发明人数量。以赫芬达尔—赫希曼指数(HHI)表示创新活动在城市间的分布情况, 数值越小说明分布越分散。根据图表分析结果, 不论是以发明人还是专利数量作为创新代理指标, HHI 指标在 2000 年以后均出现逐渐下降的趋势, 表明创新活动逐渐从中心城市向其他城市扩散。这种扩散并没有浪费中心城市的创新资源, 而是通过人力资本不断增加来驱动。根据图表分析结果, 中国城市层面的技术集群规模稳步提升, 各个城市均涌现出一大批发明人。

本文用图表分析了中心城市的创新活动集中度。根据分析结果, 2000 年前后中心城市的集中度经历了一次较大幅度的提升, 主要原因是半导体、电子信息和纳米等新兴技术首先在中心城市出现。此后, 中心城市的集中度逐渐下降。近年来, 排名前列的创新中心地区表现出较强的创新韧性, 较快恢复了创新活动, 前十名城市的专利占比在随后几年中有较大提升, 同一时期创新中心城市的发明人占比提升幅度较小, 说明这些城市的存量发明人承担了更高强度的创新活动。上述现象说明, 中国大部分城市处于技术集群规模不断扩展的创新发展时期, 而本文主要研究微观层面的发明人个体如何在技术集群扩张的大趋势中进行创新决策。

^① 国际通用 IPC 分类标准包括“部—大类—小类—大组—小组”等多个层次, 以 A01B1/02 为例, A 为部, 01 为大类, A01B 为小类, A01B1 为大组。

2. 技术集群与发明人生生产率

本文用图表分析了不同经济发展水平地区的技术集群规模和人均专利产出的变化趋势,高、中、低收入地区的划分标准为各省(自治区、直辖市)样本期内人均 GDP 的平均数。由于数据缺失和统计口径不一致的问题,样本中不包含海南省、西藏自治区、台湾省、香港特别行政区和澳门特别行政区。根据图表分析结果,各地区的平均技术集群规模均呈现逐渐上升趋势,其中高收入地区的技术集群上升速度最快,从 2000 年开始逐渐拉开了与其他地区之间的差距。中等收入地区与低收入地区的技术集群平均规模相差不大,且长期保持稳定差距。

四、实证检验:技术集群规模与发明人生生产率

(一)研究设计

1. 基准模型和变量设计

为了验证技术集群规模对于发明人生生产率的影响,本文设定如下基准模型:

$$y_{ifct} = \alpha + \beta_1 \ln size_{ct} + d_i + d_c + d_t + d_f + d_{fc} + \varepsilon_{ifct} \quad (2)$$

其中, i 为发明人个体下标, f 为机构下标, c 为城市下标, t 为年份下标; d_i 、 d_c 、 d_t 、 d_f 分别表示发明人固定效应、地区固定效应、时间固定效应和机构固定效应; d_{fc} 表示机构×地区固定效应,控制机构随时间变化的增长和衰退效应; ε 表示随机误差项;所有回归均在地区层面进行标准误的聚类。

解释变量 $size_{ct}$ 表示技术集群规模,用 t 时期在 c 城市进行专利申请的发明人数量表示,其中发明人个体通过技术结构对比法进行了去重名化处理。本文在城市层面确定技术集群规模,一方面,城市的体量适中,是汇聚企业和发明人等各层次创新主体的主要“容器”(Florida 等, 2017);另一方面,创新活动具有较强的本地性特征,研究显示一旦跨越了城市级别的行政区划,知识溢出的强度将会大幅下降(Jaffe 等, 2000; 刘修岩和王峤, 2022)。不同于 Moretti(2021)和余振等(2024)用发明人的全国占比来表示集聚水平,本文的主要解释变量更能够体现中国高技术人才总量快速上升的现实情况。

被解释变量 y 表示发明人的创新生产率。为综合评估技术集群规模对于发明人个体的影响效应,本文设计数量和质量两个方面的变量。创新数量用发明人当年提交的发明专利申请量($patent$)表示;创新质量用发明人当年申请专利三年内被引数量的平均值($cite$)表示。专利引用是一个长期过程,在一项专利公开后才能陆续收到引用,被引一般发生在一项专利公开后的三至五年(Akcigit 等, 2016),考虑到本文的发明专利数据到 2022 年截止,2018 年以前申请的专利被引次数较为准确。为了保证创新数量效应、创新质量效应以及后文中工具变量回归的数据一致性,基准回归部分统一使用 2001 年至 2018 年的数据样本。

本文在基准回归中加入城市层面的控制变量,具体包括:经济发展水平($\ln gdp$),用人均 GDP 表示;产业结构($\ln stru$),用第二产业占比表示;政府财政支持($\ln gov$),用政府一般财政支持表示;人力资本水平($\ln pk$),用高等学校在校人数表示。所有变量均滞后一期并使用对数法调整。此外,考虑到政策对中国创新活动的重要作用,本文借鉴白俊红等(2022)的做法,将 2008 年开始逐步推行的创新型城市试点政策作为外生冲击纳入控制变量。

2. 数据来源和处理

本文的专利数据来源于中国专利数据库中的发明专利数据。专利数据库提供了每一条专利申请的所有相关信息,包括专利申请号、申请人、发明人、申请时间、被引用情况、专利分类号(IPC)等。本文对于发明人的识别依赖于申请人信息和发明人信息,发明人每年的专利申请数量以专利申请时间为准。本文将研究范围限定在发明专利数据,相较于实用新型专利和外观

专利,发明专利审核更为严格,缴费更高,对于创新性的要求也更强。使用专利申请而不是专利授权数据,是因为专利申请量更能反映发明人的真实研发情况(Griliches, 1990),发明专利的审核周期较长且不确定性较大,使用授权数量可能造成识别偏误。主要变量的描述性统计如表 1 所示。

表 1 主要变量描述性统计

变量	含义	观测值	平均值	标准差	最小值	最大值
个人层面主要变量						
lnSize	技术集群规模	6 180 351	9.296	1.557	0.693	11.760
patent	发明专利申请数量对数值	6 180 351	1.036	0.513	0.693	7.419
cite	专利三年内平均被引量	6 180 351	2.226	2.863	0	12
城市层面控制变量						
lngdp	经济发展水平	5 530	9.626	1.199	6.550	13.185
lnstru	产业结构	4 768	0.461	0.116	0.107	0.916
lnpk	人力资本水平	5 059	3.841	1.529	0	7.244
lngov	政府支出水平	5 085	12.488	1.642	7.479	18.087
lnpolicy	创新型城市试点政策	5 530	0.062	0.241	0	1

在计算技术集群和发明人创新的相关指标时,首先,需要对专利数据进行一系列处理工作,具体包括:删除申请时间、发明人姓名、申请人名称等有明显错误样本;对于申请人所在城市有明显错误的样本,按照申请人名称和填报地址进行手动匹配,如果均无法匹配城市信息则删除该样本。其次,处理后按照技术结构对比法的四个步骤对发明人重名问题进行处理。最后,按照“发明人—年份—企业—城市”进行汇总,得到发明人专利数量、专利被引用数量等个体层面指标;按照“年份—城市”对发明人数量进行统计,得到技术集群规模等城市层面指标。稳健性检验部分涉及城市层面的宏观指标,通过手工整理各城市统计年鉴得到相关数据。相关指标的含义和描述性统计如表 1 所示。

(二)基准回归结果

表 2 展示了基于式(2)的回归结果。列(1)至列(3)为技术集群规模对于发明人专利数量的影响效应。其中,列(1)控制发明人个人、时间、地区和机构的固定效应,列(2)加入机构×地区固定效应,列(3)进一步加入地区层面的控制变量。回归结果显示,lnSize的系数显著为正,技术集群规模对于集群内部发明人的创新数量有显著的促进作用,验证了本文的主要假说。

表 2 技术集群与发明人生生产率

	(1) patent	(2) patent	(3) patent	(4) cite	(5) cite	(6) cite
lnSize	0.1283*** (0.0139)	0.1298*** (0.0151)	0.1313*** (0.0134)	0.1214* (0.0643)	0.0753 (0.0651)	0.0705 (0.0651)
控制变量			控制			控制
个人固定	控制	控制	控制	控制	控制	控制
年份固定	控制	控制	控制	控制	控制	控制
城市固定	控制	控制	控制	控制	控制	控制
机构固定	控制	控制	控制	控制	控制	控制
机构×城市固定		控制	控制		控制	控制
N	6 180 351	6 093 942	5 194 571	6 180 351	6 093 942	5 194 571

注:括号内为地区层面的稳健标准误;***、“”和* 分别表示在 1%、5%和10%的水平上显著;下表同。

列(4)至列(6)展示了技术集群规模对于发明人专利质量的影响。结果显示，在严格控制各项固定效应的情况下，技术集群对于发明人创新质量的影响不显著。这一结果初步验证机制分析，即技术集群规模扩大对于发明人创新质量的影响不显著。

(三)内生性处理^①

发明人对于城市的选择是内生的，发明人和其所在企业综合考虑各方因素决定其研发活动所在的城市(Moretti, 2021)。本文通过 IV-2SLS 方法避免潜在内生性问题导致的回归结果偏误。常规的工具变量，例如基础设施建设、城市区位条件、科研机构数量等，对于技术集群规模有明显促进作用，但是发明人的创新产出受到诸多因素影响，难以保证这些变量只通过技术集群规模的扩张影响发明人的创新决策。基于此，本文尝试使用份额偏移法构造一个外生的复合型工具变量，具体方法如下：

$$IVSize_{ct} = \ln \left[\sum_{j \in J_c} \left(Sizeall_{cj2000} \times \frac{size_{jt-1}}{size_{j2000}} \right) \right] \quad (3)$$

其中， $Sizeall_{cj2000}$ 表示 2000 年及以前在 c 城市 j 技术领域从事过专利研发工作的发明人总量； $size_{jt}$ 表示 j 技术领域 t 时期的全国发明人数量； $\frac{size_{jt-1}}{size_{j2000}}$ 表示 j 技术领域中国发明人数量相对于基期(2000 年)的增长率，表示份额偏移程度； $Sizeall$ 表示城市技术集群的初始规模，不受到反向因果的影响，全国统一的技术领域增长率允许工具变量随时间变化。

根据回归结果， $IVSize$ 的系数在 1% 的水平上显著为正，并且通过了弱工具变量检验和不可识别检验，说明工具变量与技术集群规模之间有明确的相关性。在使用工具变量进行调整后， $\ln Size$ 与 $patent$ 之间呈显著的正相关关系， $\ln Size$ 对于 $cite$ 的系数影响不显著。因此，使用份额偏移法构造工具变量并进行 2SLS 估计，回归结果与基准回归保持一致，即技术集群规模的扩大有利于发明人专利申请数量的提升，但对于发明人的创新质量没有显著作用。

(四)稳健性检验

1. 调整创新质量的测度方式。本文借鉴龙小宁和王俊(2015)的做法，将发明人的授权率作为创新质量的指标。发明人专利被授权率用当年申请专利中后续被授权的数量除以当年申请专利数量的值表示。

2. 使用专利授权数据重新测算各项指标。本文借鉴陈强远等(2020)的策略，使用发明授权数据重新测算各项主要变量，进行稳健性检验。

3. 删除直辖市样本。稳健性检验部分删除了四个直辖市中的发明人样本，针对所有地级市的发明人进行回归。

4. 删除高频发明人名称样本。为了避免高频发明人名称带来的不可识别性，本文删除出现在 15 个以上城市的发明人名称样本。删除的发明人名称数量为 49 178 个，占姓名数量的 1.4%，这些名称所涉及的发明人标识码占全样本的 34.3%。

5. 修改重名标准。稳健性检验部分使用更严格的重名识别策略，设定阈值为 0.8，重新整理回归样本后带入式(2)进行回归。

在以上各组稳健性检验的回归结果中，主要解释变量的系数和显著性均与原回归基本一致，这说明本文基准回归的结果是稳健的。

^① 限于篇幅，省略内生性检验和稳健性检验结果，留存备索。

五、机制检验

(一)知识溢出与绩效竞争

技术集群规模对于发明人创新生产率的影响渠道包括知识溢出和绩效竞争，具体的影响方向取决于两种效应的叠加与抵消。考虑到同一机构内部员工之间的竞争更为直接和激烈（Jackson 等，2014），本文通过拆分技术集群规模变量*Size*，对两种效应影响发明人生产率的方向进行识别。本文按照发明人所属机构的信息拆分城市技术集群规模指标，设计如下计量模型：

$$y_{ifct} = \alpha + \beta_1 \ln Size_{in_{fct}} + \beta_2 \ln Size_{out_{fct}} + d_i + d_c + d_t + d_f + \varepsilon_{ifct}$$
 (4)

其中， $\ln Size_{in_{fct}}$ 表示与发明人*i*同属于一家机构的发明人数量； $\ln Size_{out_{fct}}$ 表示与发明人*i*属于同一城市、不同机构的发明人数量；其他参数与式（2）保持一致；当被解释变量为创新数量时， β_2 表示跨机构知识溢出的数量效应， β_1 表示机构内知识溢出和绩效竞争两个数量效应的叠加；当被解释变量为创新质量时， β_2 表示跨机构知识溢出的质量效应， β_1 衡量机构内知识溢出正向效应与绩效竞争负向效应相互抵消后的最终结果。表 3 的列（1）至列（3）展示了创新数量效应的发生机制，结果显示，机构内发明人规模和机构外技术集群规模对于发明人创新数量的影响均显著为正，且 β_1 的估计值明显大于 β_2 的估计值，说明绩效竞争与知识溢出都对创新数量产生了正向影响。列（4）至列（6）展示了创新质量效应，结果显示，机构内发明人规模对创新质量有显著的负向影响，机构外发明人规模对于发明人的创新质量存在正向影响，但显著性较弱。

表 3 机制检验：知识溢出与绩效竞争

	(1) <i>patent</i>	(2) <i>patent</i>	(3) <i>patent</i>	(4) <i>cite</i>	(5) <i>cite</i>	(6) <i>cite</i>
<i>lnSizein</i>	0.1430*** (0.0035)		0.1417*** (0.0034)	-0.0841*** (0.0092)		-0.0862*** (0.0089)
<i>lnSizeout</i>		0.0894*** (0.0109)	0.0683*** (0.0083)		0.0979 (0.0630)	0.1108* (0.0618)
个人固定	控制	控制	控制	控制	控制	控制
年份固定	控制	控制	控制	控制	控制	控制
城市固定	控制	控制	控制	控制	控制	控制
机构固定	控制	控制	控制	控制	控制	控制
<i>N</i>	6 180 351	6 180 351	6 180 351	6 180 351	6 180 351	6 180 351

(二)创新明星复合机制检验

为了检验技术集群中创新明星的作用，同时考虑创新明星与企业内外部关系，本文将城市技术集群规模*Size_{ct}*拆分为四项：机构内创新明星规模（*Starin*）、机构内普通发明人规模（*normalin*）、机构外创新明星规模（*Starout*）和机构外普通发明人规模（*normalout*），取对数后同时加入回归。计量模型如下所示：

$$y_{ifct} = \alpha + \beta_1 \ln Starin_{fct} + \beta_2 \ln normalin_{fct} + \beta_3 \ln Starout_{fct} + \beta_4 \ln normalout_{fct} + d_i + d_c + d_t + d_f + \varepsilon_{ifct}$$
 (5)

表 4 的列（1）至列（3）展示了创新数量效应的回归结果， $\ln Starin$ 和 $\ln normalin$ 的系数均显著为正，对比系数大小发现， β_2 明显大于 β_1 ，说明在机构内部，普通发明人之间的绩效竞争更为激烈，造成了更为显著的数量提升效应。 $\ln Starout$ 的系数显著为正，说明创新明星在知识溢出效应中起到了关键作用，其他发明人与创新明星交流合作的意愿更强，也可以从中获益。表 4 的

列(4)至列(6)展示了创新质量效应的回归结果, $\ln normalin$ 的系数均显著为负, $\ln Starout$ 系数显著为正, $\ln normalout$ 的系数为正但不显著。上述结果说明, 机构内部的绩效竞争不仅发生在普通发明人之间, 而且创新明星对于其他发明人也会产生“重量轻质”的影响, 但相对来说效应较弱。通过广泛的知识溢出, 机构外部的技术集群规模对于发明人创新质量有显著的提升作用。创新明星在跨机构知识溢出中起到主导作用, 原因在于其本身的创新能力较强, 且不会与发明人产生直接的竞争。

表 4 机制检验:创新明星复合机制

	(1) <i>patent</i>	(2) <i>patent</i>	(3) <i>patent</i>	(4) <i>cite</i>	(5) <i>cite</i>	(6) <i>cite</i>
$\ln Starin$	0.0435*** (0.0044)		0.0434*** (0.0043)	-0.0116 (0.0124)		-0.0117 (0.0124)
$\ln normalin$	0.1088*** (0.0038)		0.1077*** (0.0038)	-0.0770*** (0.0120)		-0.0787*** (0.0117)
$\ln Starout$		0.0297*** (0.0094)	0.0395*** (0.0077)		0.0748* (0.0395)	0.0688* (0.0382)
$\ln normalout$		0.0620*** (0.0130)	0.0312*** (0.0098)		0.0231 (0.0753)	0.0426 (0.0740)
个人固定	控制	控制	控制	控制	控制	控制
年份固定	控制	控制	控制	控制	控制	控制
城市固定	控制	控制	控制	控制	控制	控制
机构固定	控制	控制	控制	控制	控制	控制
<i>N</i>	6 180 351	6 180 351	6 180 351	6 180 351	6 180 351	6 180 351

六、基于技术领域分类的进一步分析^①

本部分通过解构技术集群规模指标, 研究中国背景下技术领域内部知识溢出、跨技术领域知识溢出对发明人生产率的差异化影响。为了研究不同知识溢出渠道对于发明人生产率的影响, 构建如下计量模型:

$$y_{ifkct} = \alpha + \beta_1 \ln Mar_{kct} + \beta_2 \ln Jac_{kct} + d_i + d_f + d_{kc} + d_{kt} + d_{ct} + \varepsilon_{ifkct} \quad (6)$$

其中, k 为技术领域下标; d_i 、 d_f 分别表示发明人个体固定和机构固定效应; d_{kc} 、 d_{kt} 和 d_{ct} 分别表示技术领域×城市、技术领域×时间和城市×时间的固定效应; ε 表示随机误差项; 其他参数的含义与式(2)保持一致。主要解释变量方面, Mar_{kct} 表示马歇尔外部性, 用 c 城市 k 技术领域在 t 时期的发明人数量作为代理变量; Jac_{kct} 表示雅各布斯外部性, 即 c 城市其他技术领域的技术集群对于 k 领域的知识溢出, 跨技术领域知识溢出受到技术间相关性的影响, 如果两项技术本身依赖于相同或相似的知识, 那么跨领域的知识溢出效应较强。本文设计技术关联性加权法, 基于技术领域之间的关联性 (Pinheiro 等, 2022) 测算雅各布斯外部性的代理变量, 具体方法如下:

$$Jac_{ck} = \sum_{j \neq k} Size_{cj} \times cor_{k,j} \quad (7)$$

其中, $Size_{cj}$ 表示 c 城市 j 技术领域的发明人数量, $cor_{k,j}$ 表示技术 j 与目标技术 k 之间的关联性。测算雅各布斯型知识溢出的关键是确定技术领域之间的关联性矩阵, 本文借鉴 Pinheiro 等 (2022) 的

① 限于篇幅, 省略回归检验结果, 留存备案。

技术空间指标体系测算技术之间的关联性。基于专利数据中的技术领域信息测算城市层面的技术空间,即每个城市在不同技术领域的显性比较优势($RTCA$),技术领域划分标准为技术大类:

$$RTCA_{cjt} = \frac{patent_{cjt} / \sum_j patent_{cjt}}{\sum_c patent_{cjt} / \sum_{c,j} patent_{cjt}}; x_{cjt} = \begin{cases} 1, & RTCA_{cjt} \geq 1 \\ 0, & RTCA_{cjt} < 1 \end{cases} \quad (8)$$

其中, c 为城市下标, j 为技术领域下标, t 代表年份。当 c 城市在 j 技术领域的份额大于全国层面该项技术的占比时, c 城市在这一领域具有比较优势,即 $x_{cjt} = 1$ 。对每年所有的 x_{cjt} 指标构建一个二维矩阵 $M = (M_{cj})$,其中 M_{cj} 表示 c 地区在 j 技术领域是否拥有显性技术优势。以显性比较优势矩阵 M 为基础,计算两个技术之间的关联性:

$$cor_{jj'} = \frac{\sum_c M_{cj} M_{cj'}}{\max(k_{j0}, k_{j'0})} \quad (9)$$

其中, $cor_{jj'}$ 表示两项技术领域 j 和 j' 之间的关联性, k_{j0} 和 $k_{j'0}$ 分别代表当期 j 技术和 j' 技术中表现出显性技术优势的地区数量,式(9)的数学含义是一个地区同时在这两个技术领域具有显性优势的最小概率(Hidalgo 等, 2007),其经济学原理为:一个地区已有的技术存量和研发资源是有限的,企业通常围绕本地区已有产业进行技术研发或接受技术溢出,新技术与已有技术呈现一定的关联性,如果两项技术更频繁地在同一地区表现出显性比较优势,那么这两项技术之间的联系就更强(郑江淮和冉征, 2021)。

根据回归结果,当被解释变量是创新数量时, $\ln Mar$ 的系数显著为正, $\ln Jac$ 的系数为正但不显著;当被解释变量是创新质量时, $\ln Mar$ 的系数为正, $\ln Jac$ 的系数为负,均不显著。考虑技术集群规模影响发明人生产率的机制较为复杂,不同方向的机制效应可能相互抵消,导致总体回归结果不显著。

本文检验知识溢出和绩效竞争两种效应,将两类外部性指标 $\ln Mar$ 和 $\ln Jac$ 分别拆分为机构内部和机构外部两个部分,共同加入式(6)进行回归。其中, $\ln Marin$ 表示企业内技术团队的规模, $\ln Jacout$ 表示企业外技术团队的规模; $\ln Jacout$ 表示企业内部其他技术领域发明人数量, $\ln Jacout$ 表示本地非本企业的其他技术领域发明人数量。根据回归结果,当被解释变量为创新数量时, $\ln Marin$ 的系数显著为正, $\ln Marout$ 的系数显著为负;当被解释变量为创新质量时, $\ln Marin$ 的系数显著为正, $\ln Marout$ 的系数显著为负。此结果与 Akcigit 等(2018)的研究相互验证,即机构内部针对某个技术领域的创新活动通常由一个团队协作完成,创新成果收益通常由团队成员共享, $\ln Marin$ 代表了企业内技术团队的规模,即处于专业化团队能够促进发明人创新增量提质,绩效竞争更多地发生在不同团队之间的,因此 $\ln Jacin$ 的系数为负。进一步考虑创新明星在跨技术领域知识溢出中的重要作用,将两类知识溢出指标 $\ln Mar$ 和 $\ln Jac$ 拆分为创新明星和普通发明人两个部分。根据回归结果,非本领域创新明星的集聚可能导致本地高质量创新结构转换。

七、结论和政策建议

本文研究结论对于建设现代化产业创新体系、促进技术创新增量提质有如下的政策含义:第一,为发明人创新创业营造良好的技术集群环境。知识溢出是技术创新的重要来源,大规模技术集群是创新活动的主要载体,以高质量创新为目标,技术集群应当为发明人提供更全面的

创新创业服务,包括基础科学知识、资金支持和合作平台。应构建高校、企业和科研团队之间创新联合体,破除发明人才、科技资源在科学研究和应用创新之间的壁垒,扩大发明人才和科技资源自由匹配的范围。继续推进户籍制度改革进程,破除限制劳动力跨地区自由迁移的体制机制障碍,促进发明人等高层次人才向符合自身发展需要的技术集群中集聚。

第二,大力支持创新型中小企业发展。创新型中小企业中的发明人能够更好地利用本地知识溢出,规避低效“内卷”。但中小企业往往面临资金短缺、技术积累不足等问题。应加大对创新型中小企业的支持力度,通过税收减免、融资补贴、专项资金支持等方式,降低其创新成本。设立专项资金支持中小企业的技术研发和产业化项目,建立创新型中小企业和大型企业之间的合作机制,帮助中小企业融入本地产业链,加快创新产出的价值实现过程。

第三,构建跨区域创新合作与资源共享机制。受制于土地等自然要素,高发展水平地区的创新承载能力存在上限,构建跨城市乃至跨省份的大规模技术集群是进一步提升中国整体创新能力的必要条件。尽管高速公路、高铁等基础设施的建设在一定程度上缓解了知识溢出的距离效应,但是区域壁垒可能依然存在,这不利于跨地区的创新合作和知识溢出。应强化知识产权保护制度,明确合作研发成果的产权问题,维持知识产权保护标准和法律法规的执法统一性,保障发明人创新成果的合法权益。应确保各地政策和创新活动的互补性与协同效应。

第四,形成质量与数量兼顾的创新评价体系。发明人低效“内卷”导致专利数量提升而质量下降。创新政策对企业的评价和企业对个人的评价都依赖于创新数量,其根源在于目前缺乏有效的创新质量评价标准。创新政策制定应加入对于企业创新成果技术突破性、市场应用前景和社会效益等方面的考量。推动多元化的评价机制,引入专家、市场和公众多方参与创新产出评价,并建立长期跟踪机制,对创新项目进行持续评估。完善员工与企业之间的协商制度,保证发明人能够从利润分配过程中获益。

主要参考文献:

- [1]白俊红,张艺璇,卞元超.创新驱动政策是否提升城市创业活跃度——来自国家创新型城市试点政策的经验证据[J]. 中国工业经济, 2022, (6): 61-78.
- [2]陈强远,林思彤,张醒. 中国技术创新激励政策:激励了数量还是质量[J]. 中国工业经济, 2020, (4): 79-96.
- [3]陈喆,郑江淮,冉征. 全国统一大市场建设、地区间技术互补与省际贸易增长[J]. 管理世界, 2025, (3): 68-92.
- [4]贺伟,龙立荣. 实际收入水平、收入内部比较与员工薪酬满意度的关系——传统性和部门规模的调节作用[J]. 管理世界, 2011, (4): 98-110.
- [5]寇宗来,刘学悦. 中国企业的专利行为:特征事实以及来自创新政策的影响[J]. 经济研究, 2020, (3): 83-99.
- [6]黎文靖,郑曼妮. 实质性创新还是策略性创新?——宏观产业政策对微观企业创新的影响[J]. 经济研究, 2016, (4): 60-73.
- [7]刘修岩,王峤. 知识溢出的边界效应——来自专利引用数据的证据[J]. 经济研究, 2022, (11): 84-101.
- [8]龙小宁,王俊. 中国专利激增的动因及其质量效应[J]. 世界经济, 2015, (6): 115-142.
- [9]罗勇根,杨金玉,陈世强. 空气污染、人力资本流动与创新活力——基于个体专利发明的经验证据[J]. 中国工业经济, 2019, (10): 99-117.
- [10]王永贵,李霞. 促进还是抑制:政府研发补助对企业绿色创新绩效的影响[J]. 中国工业经济, 2023, (2): 131-149.
- [11]余振,李锦坡,蒋盛君. 高端人才空间集聚与后发国家创新发展——来自中国个体专利数据的证据[J]. 经济研究, 2024, (8): 151-168.

- [12]张红,周黎安,梁建章.公司内部晋升机制及其作用——来自公司人事数据的实证证据[J].管理世界,2016,(4):127-137,188.
- [13]张杰,高德步,夏胤磊.专利能否促进中国经济增长——基于中国专利资助政策视角的一个解释[J].中国工业经济,2016,(1):83-98.
- [14]郑江淮,冉征.走出创新“舒适区”:地区技术多样化的动态性及其增长效应[J].中国工业经济,2021,(5):19-37.
- [15]Aghion P, Bloom N, Blundell R, et al. Competition and innovation: An inverted-U relationship[J]. The Quarterly Journal of Economics, 2005, 120(2): 701-728.
- [16]Akcigit U, Ates S T, Impullitti G. Innovation and trade policy in a globalized world[R]. Working Paper 24543, 2018.
- [17]Akcigit U, Baslandze S, Stantcheva S. Taxation and the international mobility of inventors[J]. American Economic Review, 2016, 106(10): 2930-2981.
- [18]Arkolakis C, Ramondo N, Rodríguez-Clare A, et al. Innovation and production in the global economy[J]. American Economic Review, 2018, 108(8): 2128-2173.
- [19]Audretsch D B, Feldman M P. R&D spillovers and the geography of innovation and production[J]. American Economic Review, 1996, 86(3): 630-640.
- [20]Baum-Snow N, Gendron-Carrier N, Pavan R. Local productivity spillovers[J]. American Economic Review, 2024, 114(4): 1030-1069.
- [21]Bloom N, Schankerman M, Van Reenen J. Identifying technology spillovers and product market rivalry[J]. Econometrica, 2013, 81(4): 1347-1393.
- [22]Dittmar J E, Meisenzahl R R. Public goods institutions, human capital, and growth: Evidence from German history[J]. The Review of Economic Studies, 2020, 87(2): 959-996.
- [23]Duranton G, Puga D. The growth of cities[J]. Handbook of Economic Growth, 2014, 2: 781-853.
- [24]Hu D, She M Y, Ye L F, et al. The more the merrier? Inventor team size, diversity, and innovation quality[J]. Science and Public Policy, 2021, 48(4): 508-520.
- [25]Jaffe A B, Trajtenberg M, Fogarty M S. Knowledge spillovers and patent citations: Evidence from a survey of inventors[J]. American Economic Review, 2000, 90(2): 215-218.
- [26]Kerr W R, Kominers S D. Agglomerative forces and cluster shapes[J]. Review of Economics and Statistics, 2015, 97(4): 877-899.
- [27]Kogan L, Papanikolaou D, Seru A, et al. Technological innovation, resource allocation, and growth[J]. The Quarterly Journal of Economics, 2017, 132(2): 665-712.
- [28]Moretti E. The effect of high-tech clusters on the productivity of top inventors[J]. American Economic Review, 2021, 111(10): 3328-3375.
- [29]Moser P, Voena A, Waldinger F. German Jewish émigrés and US invention[J]. American Economic Review, 2014, 104(10): 3222-3255.
- [30]Pinheiro F L, Hartmann D, Boschma R, et al. The time and frequency of unrelated diversification[J]. Research Policy, 2022, 51(8): 104323.
- [31]Porter M E. Location, competition, and economic development: Local clusters in a global economy[J]. Economic Development Quarterly, 2000, 14(1): 15-34.

Quantity-Quality Improvement or Inefficient Involution: Tech Clusters and Human Capital Innovation

Ran Zheng^{1,2}, Liu Xiuyan^{1,2}

(1. School of Economics and Management, Southeast University, Nanjing 211189, China;

2. National Institute of Development and Policy, Southeast University, Nanjing 211189, China)

Summary: How to further improve innovation quality while ensuring innovation vitality is an important practical issue currently faced by China. Human capital is the core element of technological innovation, and the geographical agglomeration of human capital is of great significance for improving the quantity and quality of technological innovation.

From the perspective of the innovation and development experiences of developed economies in recent years, tech clusters with dense human capital have gradually become an important engine for regional economic growth. Compared with traditional industrial clusters, the prominent feature of tech clusters lies in that they are oriented toward the cultivation of new technologies and new industries, have favorable funding sources and an innovative environment by being around or adjacent to universities, and ultimately attract and gather a large number of personnel for local agglomeration. Existing studies mainly focus on how enterprises in tech clusters make innovation decisions under the knowledge spillover effect, while ignoring the complex individual innovation decision-making process in the environment with dense human capital.

This paper constructs a technical structure comparison algorithm to address the problem of inventor name duplication, and then uses Chinese invention patent application data to measure the innovation output at the individual inventor level and the scale of tech clusters at the city level. Subsequently, it analyzes the mechanism of how tech clusters affect inventor productivity through the two channels of knowledge spillover and performance competition, and conducts an empirical test on the impact of tech cluster scale on the quantity and quality of inventor innovation.

The findings show that: On the whole, the scale of tech clusters has a promoting effect on the quantity of innovation by local inventors, but its impact on innovation quality is not significant. The knowledge spillover effect promotes the quantity and quality of inventor innovation, while performance competition gives rise to an innovation strategy that emphasizes quantity over quality, leading to inefficient involution; small and medium-sized enterprises (SMEs) in large-scale tech clusters can provide a better innovative environment for inventors. Both Marshallian externality and Jacobs externality play an important role in the current development of tech clusters in China, and the existence of innovation stars is the key driving force for the functioning of Jacobs externality.

This paper enriches the transmission mechanism of how human capital agglomeration affects innovation activities and makes an attempt to solve the problem of inventor name duplication. Its policy implications include supporting SMEs, creating a good innovation atmosphere, and improving the innovation evaluation system.

Key words: tech clusters; inventor productivity; knowledge spillover; performance competition

(责任编辑 顾 坚)