

doi:10.19920/j.cnki.jmsc.2025.03.005

科技人员流动、源企业联结与逆向知识溢入^①

杨金玉^{1,2}, 彭秋萍³, 罗勇根^{4*}, GE Zhenting⁵

(1. 四川大学商学院, 成都 610065; 2. 北京大学光华管理学院, 北京 100871;
3. 华南农业大学经济管理学院, 广州 510642; 4. 广州大学管理学院, 广州 510320;
5. 麻省理工学院斯隆管理学院, 美国剑桥 02139)

摘要: 科技人员流动所伴随的知识溢出效应是双向的,对源企业同样存在逆向知识溢入效应。利用中国上市企业专利发明人流动数据和企业间专利引用数据,本文考察了科技人员流动对源企业知识溢入的影响。研究发现,科技人员流动对源企业具有知识溢入效应,该影响持续1年—2年的窗口期。同时,相较于低绩效科技人员,高绩效科技人员流动对源企业知识溢入效应更为明显;源企业为非国有性质企业或者目标企业为国有性质企业时,科技人员流动对源企业的知识溢入效应更为显著。作用机制检验表明,知识溢入效应主要通过:1)增加源企业与目标企业合作的可能性;2)在有向性科技人员流动网络中占据较好的网络位置两种渠道带来影响。异质性检验结果表明,在不同的企业特征中,科技人员流动对源企业的知识溢入效应有所差异。研究从科技人员流动和知识溢入方向性角度丰富了人力资本流动相关研究,也为企业如何借助流失的科技人员来积累社会资本和促进知识溢入以提高企业创新提供了重要的启示。

关键词: 源企业; 科技人员流动; 知识溢入; 合作研发; 有向性网络

中图分类号: F272.92 **文献标识码:** A **文章编号:** 1007-9807(2025)03-0079-21

0 引言

当前,中国经济面临转型升级的历史性任务,着力推进供给侧结构性改革成为缓解供求矛盾、维持经济高质量发展的重大战略性选择^②。其中,人力资本的供给侧结构性改革则是重要主攻方向之一:人力资本,尤其是创新型科技工作者对提升区域经济竞争力,实现高质量发展起着决定性的作用。作为近年来人才工作领域首个关于人才流动配置的改革性文件,人力资源社会保障部2019年印发的《关于充分发挥市场作用促进人才顺畅

有序流动的意见》指出“促进人才顺畅有序流动是激发人才创新创业创造活力的重要保障,是深化人才发展体制机制改革的重要任务,是实施人才强国战略的重要内容”^③。科技人员的流动意味着蕴含于个体的知识、技能、信息等关键要素发生了转移,是人力资本在不同区域、企业间优化配置的重要途径,长期以来受到学者们的广泛关注。

前期研究主要基于人力资本理论,关注人员流动的过程和特征对企业知识溢出的重要影响。在源企业,系列研究表明人力资本流出对源企业具有破坏性影响。由于隐性知识等人力资本流失

① 收稿日期:2021-04-23;修订日期:2023-01-16。

基金项目:国家自然科学基金资助项目(72002043;72202074;72402149);教育部人文社科基金资助项目(24YJC630266;24YJAZH100);四川省自然科学基金资助项目(2024NSFSC1044);广东省自然科学基金资助项目(2024A1515011315);四川省哲学社会科学基金资助项目(SCJJ23ND441)。

通讯作者:罗勇根(1989—),男,江西九江人,博士,副教授。Email:yg-luo@foxmail.com

② 资料来源于国务院官网:<http://www.sasac.gov.cn/n2588025/n2588134/c8206800/content.html>

③ 资料来源于国务院官网:http://www.gov.cn/xinwen/2019-01/29/content_5361983.htm

很难在短期内进行获取和替代^[1-3],因此企业尝试各种途径努力留住人才,避免核心人力资本的流失^[4].相反,在目标企业,多数研究表明人力资本流入可以帮助企业实现新知识获取和组织学习^[5-7].可见,现有研究主要探讨了人力资本流动对源企业的“损失效应”以及目标企业的“获得效应”,鲜有研究关注于人力资本的流出对源企业可能带来的潜在积极影响^[8,9].

然而,从企业社会资本来看,人力资本流动可能构建源企业与目标企业的潜在联结,对源企业产生知识溢入的“获得”效应.具体地,企业社会资本是嵌入于个人或社会单元关系网络中的实际和潜在资源的总和^[10,11].基于社会资本视角,当科技人员进入目标企业后可能继续保持与源企业的关系联结,这种联结有利于企业间知识流动,促进源企业知识溢入^[10];同时,源企业和目标企业间潜在联结也可能促进双方合作关系的构建,帮助源企业与更多潜在合作者建立新的社会关系网络,从而获取更多新知识及其他有价值的资源^[12].因此,本文围绕着“科技人员流动对源企业的知识溢入效应及影响机制”这一问题展开探讨.

本文利用2000年—2017年中国上市企业专利发明人流动数据和专利引用数据展开实证检验.研究发现,科技人员的流动对源企业知识溢入具有显著正向影响,持续时间约为1年—2年窗口期.而且,科技人员绩效越高,或者当源企业为非国有性质企业或者目标企业为国有性质企业,科技人员流动对源企业的知识溢入效应也将更为显著.机制检验结果表明,科技人员流动通过促进源企业与目标企业建立合作关系以及拓宽源企业网络联结,继而促进了知识溢入效应.异质性检验表明,当源企业和目标企业地理距离较远、或属于同行业企业时,科技人员流动对源企业的知识溢入效应更为明显.后果检验表明科技人员流动带来的知识溢入显著提高了源企业创新质量.

本研究可能的贡献主要体现在以下方面.首先,丰富了人力资本流动与知识溢出双向性(逆向性)关系的研究.现有研究虽指出人力资本流动会带来知识溢出效应,但主要关注从源企业向

目标企业的单向知识溢出^[5,13],忽略了对源企业的知识溢入.本研究较为创新地构建了由科技人员流动产生的源企业和目标企业间的联结,指出科技人员流出对源企业也是知识溢入、合作关系构建的重要途径,丰富了人力资本流动与知识溢出关系的文献.

其次,揭示人员流动与源企业知识溢入之间关系的影响机制和边界条件.现有关于人员流动与源企业知识溢入相关的研究主要集中于对其直接效应的检验^[9,14],对其中的影响机制和边界条件的探讨略显不足.本研究以源企业为研究对象,指出科技人员流动通过促进建立合作研发关系和拓展源企业网络联结影响源企业的知识溢入.该研究不仅从知识流动方向上对刘善仕等^[15]等的研究做出了补充和回应,同时也在Godart等^[16]关注人员流出对源企业产生的注意聚焦和影响力传播等机制的基础上,进一步从合作路径解释流动如何对源企业产生知识溢入.此外,本文关注科技人员绩效、企业产权性质以及地理距离等边界条件,为源企业何时更受益于科技人员流动带来的知识溢入优势提供了实证证据.

最后,从社会资本角度拓展了人力资本流动相关的研究,为当前以人力资本理论为主导理论解释流动效应的相关研究做出有益补充.前期研究主要基于人力资本理论关注科技人员流动对源企业的破坏性损失.本研究从社会资本的角度提出科技人员流出能够构建源企业与其他企业之间的联结和合作关系,从而对源企业知识溢入产生重要影响.这不仅突破以往仅从人力资本视角关注知识单向流入问题,也延续Somaya等^[17]的研究,即在员工流动形成企业间经济交换的基础上,进一步指出提升源企业知识溢入的社会资本途径.本研究也为社会资本如何补充和增强企业人力资本资源提供了实证证据.

1 文献综述与理论基础

1.1 文献综述

人力资本流动,尤其是创新型科技人员的流

动意味着蕴含于个体的知识、技能等关键人力资本要素在企业或区域间发生了转移,是知识溢出(knowledge spillover)和知识溢入(knowledge spill-in)的重要途径,长期以来受到学者们的广泛关注^[14, 18-20]④。

早期的研究探讨了人力资本流动或个体离职的原因,可分为个体层面因素、企业层面及区域层面因素。在个体层面,Zhao等^[21]研究中指出,个体的流动决策具有羊群效应(peer effect),先前同伴的流动概率显著增加了个体流动的可能性。在企业层面,Marx等^[22]研究指出,强制执行非竞争政策,例如禁止企业特殊人力资本流向竞争企业的政策,显著降低了个体流动的可能性。除了个体特征和企业层面的因素外,也有研究关注于区域因素对人力资本流动的影响,例如国家制度和政策背景^[23]、空气污染等^[24]。

随后,从源企业和目标企业角度来看,在源企业方面,研究指出人力资本流出因隐性知识等人力资本的流失,将对源企业的绩效产生破坏性影响,即人力资本流动的“损失效应”。例如 Hancock等^[1]的元分析表明,员工流出会导致其前期工作和培训所积累知识和技能流失,导致组织遗忘和组织绩效下降。相反,在目标企业方面,研究认为人力资本流动会对目标企业产生知识溢出,即人力资本流动的“获得效应”,从而对其战略方向、组织结构、生产绩效和创新绩效产生影响。例如, Jain^[25]的研究认为雇佣远距离知识的员工能够帮助企业克服路径依赖,促进创新。Slavova等^[5]的研究发现雇佣新员工有助于企业进行现有知识与新知识的组合和重构,有利于创新。

上述观点主要基于人力资本理论,强调人力资本流动对源企业的“损失效应”以及目标企业的“获得效应”,并由此提出企业如何留住或者吸引人力资本,尤其是科技人员和高绩效员工等高价值人力资本的群体^[13]。实际上,基于社会资本视角,人力资本流动产生的知识流动效应并非只是单向的,即人员流失对源企业并不总意味着损失。相反,企业可以通过人员流动建立企业间的社

会联结,并回馈于源企业,产生积极的“知识溢入”效应。例如,Somaya等^[17]的研究发现员工流动有助于建立源企业和目标企业间的经济交换关系。Tan和Rider^[9]研究发现当员工流入到具有更高地位的竞争企业时,有助于源企业声誉和地位的提升。

1.2 理论基础:企业社会资本理论

既有人员流动及相关的企业知识溢出效应主要以人力资本理论为研究视角,实际上二者关系也涉及了社会资本的获取和利用。科技人员的流动意味着工作环境和合作伙伴的变化,伴随着社会人际关系的改变^[26]。社会资本是来源于社会人际关系所带来在信息、知识等资源方面的获取能力^[27],能够为行动者提供互补的、有价值的资源^[28]。

社会资本是一个广义且多层次的概念,可以被描述为个体、企业乃至区域和国家的属性。社会学研究聚焦于个体如何从社会资本中获得收益,管理学研究则对社会资本作为公司层面的现象感兴趣^[29]。本文采用企业层次视角,认为企业社会资本综合了员工社会关系的总体形势和性质,是嵌入于企业关系网络中的实际和潜在资源的总和^[10]。鉴于本文主要基于企业社会资本,但人力资本流动本质上是个体层次的现象,因此,将人力资本流动视为随时间演化形成的企业社会网络和社会资本机制,并将研究重点放在由人力资本流动在企业层面引起的社会资本变化。

当前社会资本机制主要关注于社会资本的三维度——结构、关系和认知^[29]。结构是指企业通过与其他企业间建立的联系属性,有助于经济机会的发现和利用。关系是指嵌入在网络中的信任、规范,互惠以及义务。认知则是指网络成员共享一套语言和编码,意义系统以及工作实践,可以增强工作之间的有效性^[29]。

基于社会资本视角,本文指出人力资本流动所伴随的知识流动效应可能是双向的,并对源企业具有知识溢入效应。科技人员进入目标企业后可能仍保持着与源企业的联结,并通过

④ 人力资本的流动具有知识溢出效应(knowledge spillover),该种知识溢出效应是独立于源企业的其他企业,即对所进入的目标企业而言。本文将人力资本流动前后的企业区分为源企业和目标企业,关注于人力资本流动对源企业的影响,为将其与知识溢出进行区分,参考Kim和Steensma^[14]等的研究,本文将其称为知识溢入(knowledge spill-in)或逆向知识溢入。

关系互动构建更多的研发合作,促进源企业知识溢入.同时,科技人员流动也能获取源企业的关注,通过向目标企业学习进一步促进知识溢入.本文旨在探讨科技人员流动对源企业的知识溢入效应.

2 理论分析与研究假设

2.1 科技人员流动与源企业知识溢入

如上所述,社会资本对企业具有重要意义,体现在促进企业间关键资源的获取、合作关系的建立、市场机会的发掘以及创新行为等各方面^[10, 11].本文提出,科技人员流动构建了源企业和目标企业潜在的关系联结,该种联结既包括基于信任的关系维度,也包括基于合作网络的结构维度,有利于源企业知识溢入^⑤.

首先,科技人员流动能够形成源企业和目标企业间联结,促进双方合作关系构建,拓宽源企业关系网络,从而增强源企业的知识溢入.人们倾向于与前同事保持联系,科技人员到达目标企业后将建立起新旧雇主之间的联系^[8],产生信息和知识交换.在关系维度上,相对于没有前期联结的情况,先前紧密的同事联系(如合作研发)在科技人员流动后易形成企业间高信任和舒适度的网络关系,表现为关系亲密(relational closeness)和关系信任(relational trust).一方面,合作伙伴间的信任有助于双方开放、共享信息.而且,鉴于信任的本质是通过与他人互动合作以获取预期价值,这种关系信任能够提升共享知识和信息的价值^[11].另一方面,关系亲密的行动者间通常自发进行交流和分享,能够降低知识转移过程中各种的监督和谈判成本^[30],从而促进更为隐性和复杂的知识向源企业进行转移.此外,上述关系不仅限于流出人员与源企业人员之间的联结,还能通过间接引荐的方式拓宽源企业知识交流的范围.

其次,从企业社会资本的结构维度来看,源企业和目标企业间潜在联结也可能促使双方构建合作关系,从而促进知识溢入.第一,直接合作关系的构建能够促进企业间知识、信息和技术的转

移与共享,有利于知识溢入.第二,由科技人员流动带来的合作关系建立还有利于拓宽企业外部关系网络,帮助企业在众多网络联结中处于有利的网络位置(如中心度、结构洞).前期研究表明占据良好的社会网络位置有利于企业获得信息优势和控制优势^[31, 15].另外,除直接合作关系外,源企业还能通过被目标企业举荐的方式与更多的潜在合作者建立新联系,进一步实现更丰富的信息交换、资源共享和知识转移等^[31, 32].

最后,基于认知视角,由科技人员流动促成的合作伙伴间可以共享一套认知和实践方式.源企业也由此可以更完整、准确观察到目标企业的行动过程,获取边做边学(learning by doing)过程中的实践知识,带来知识溢入效应.综上所述,藉由科技人员流动,源企业和目标企业科技人员可能激活了原有关系联结,建立起新合作关系,拓宽源企业网络资本,促进知识溢入.鉴于此,本文提出如下假设:

H1 科技人员流动对源企业具有知识溢入效应,即科技人员流动对目标企业向源企业的知识溢入效应有正向影响作用.

2.2 科技人员流动、绩效高低与源企业知识溢入

源企业知识溢入程度可能因流出科技人员绩效高低而有所差异.本文认为科技人员流动,尤其是高绩效的科技人员流动时,源企业能够获得更多的知识溢入效应.

首先,绩效较高的科技人员具有“榜样效应”或者“明星效应”,相比于低绩效的个体能够获得更多的关注和支持^[33].这意味着源企业将更关注自己的“明星员工”离开后的去向(如所进入行业、目标企业),这种对目标企业的关注也有利于源企业通过前员工这种联系向目标企业学习先进的方法、技术等,促进源企业知识溢入.

其次,高绩效的科技人员通常在源企业相关团队中拥有更高强度的关系联结和优势网络位置,以及更高的权威和被信任度,与其他成员紧密交流和合作^[34].当该高绩效员工流向目标企业时,更有可能与源企业继续保持和拓展前期的联

⑤ 人力资本流动对目标企业具有知识溢出效应,但该种影响已经受到较多学者的关注,本文重点关注人力资本流动对源企业的知识溢入效应.

结关系,从而增强知识流向源企业的可能性.本文提出如下假设:

H2 相比于低绩效科技人员,高绩效科技人员流动对源企业的知识溢入效应更为明显.

2.3 科技人员流动、企业产权性质与源企业知识溢入

产权性质决定了企业资源、知识等的分配和利用的方式^[35, 36],不同产权性质的企业在知识溢入效应形成上可能有所差异.鉴于科技人员在企业间进行流动,本文分别从源企业和目标企业的产权性质进行分析.

国有企业激励创新的动机相对更弱,具有更高的路径依赖^[35].因此,国有性质源企业在应对潜在的知识溢入时,存在一定的迟滞效应,从而削弱了因科技人员流出带来的知识溢入效应.同时,相比于非国有性质源企业,国有性质源企业与政府的天然关系有助于其获取更多的稀缺资源、信息等^[37],这将在一定程度上弱化或者减少对科技人员流动及知识溢入的关注和充分利用.相反,当目标企业为国有性质企业时,源企业为了更好地与国有性质目标企业构建联结并从中获取资源和信息,更有动机向国有性质目标企业进行学习,知识溢入效应也随之提高.本文从源企业和目标企业产权性质角度提出以下两个假设:

H3 相比于国有性质源企业,科技人员流动对非国有性质源企业的知识溢入效应更为明显.

H4 相比于非国有性质目标企业,科技人员流入国有性质目标企业对源企业的知识溢入效应更为明显.

3 研究设计

3.1 数据来源及样本数据构建

本文数据主要来源于以下三个途径:1)专利发明人(即科技人员)及其流动数据来源于 He 等^[38]建立的“China Patent”数据库和中国国家知识产权局专利数据库;2)企业间专利引用数据来源于对 Google Patent 的挖掘;3)企业层面的财务

数据等控制变量来源于 Wind 数据库.

首先,参考罗勇根等^[24]的研究,本文从 He 等^[38]建立的“China Patent”数据库(2000年—2010年)和中国国家知识产权局专利数据库(2011年—2017年)获取并构建专利发明人的数据集.根据数据集本文能够追踪到研发人员在企业间流动的记录,以此区分并构建出源企业和目标企业间的联结.具体地,专利发明人(inventor)作为创新的重要主体,是科技人员中极具代表性的群体.事实上,在使用专利数据作为知识和创新水平衡量过程中,专利发明人无疑是最好的研究对象.前期较多研究使用专利发明人样本来探讨科技人员流动及知识溢出效应^[6, 39].例如, Melero 等^[6]研究认为专利授权数量能够显著降低发明人流动可能性. Bhaskarabhatla 等^[39]研究发现相对于企业创新能力,专利发明人对创新绩效的解释力度高出 5 倍~10 倍.可见,本文以专利发明人样本作为研究对象具有较强的文献基础.

其次,企业专利数据以及专利引用数据来源于对 Google Patent 的挖掘.除每年引用和被引用的数量统计外,该数据库较为详细地公布了企业每个专利引用及被引用的专利编号、年份、申请和授权日期、对应企业代码等信息.学者们也常利用专利引用和被引用数据来测量企业间知识流动及其方向^[8, 14, 40].借鉴已有研究,本文采用相类似的方法测量知识溢入效应,详见下文变量测量部分.

第三,根据专利发明人在企业间的流动,例如 2013 年专利发明人从源企业 A 流动到目标企业 B,则构建当年企业 A 和企业 B 之间的联结.同时,为了能够观察到科技人员流动前后对源企业知识溢入的影响,参考现有研究,本文补充了流动前 3 年和流动后 3 年的数据.需要进行以下两方面的说明:1)当连续两年及以上发生流动时,分别以观测年份为基准,补充流动前 3 年和流动后 3 年相应的数据,即补充了前后 3 年的专利发明人相应流动数据(当年没有流动则取值为 0)和源企业引用目标企业的专利数据(即知识溢入指标)^⑥;2)当年源企业和目标企业的专利发明人相互流动时,则视作两个单独观测值,并补充前后

⑥ 非常感谢匿名评审专家对连续流动科技人员时的检验建议.在数据分析过程中,研究发现当源企业和目标企业连续两年及以上有科技人员流动时,对源企业的知识溢入效应更为明显,影响作用的持续时间将更长.

3年的数据^⑦.

为了更为直观地展示科技人员流动和知识溢入方向性,本文以2008年部分企业为例,绘制了科技人员流动和企业间知识流动方向图示(图1和图2).图1为2008年部分企业科技人员在企业间流动的图示,箭头方向表示科技人员流动方向,线的粗细表征流动人数数量.图2为2008年部分企业专利引用图示,箭头方向表示知识流动方向,而节点上的闭合圆环则表示企业专利自引.线的粗细表征引用数量.由图可见,企业间专利互

引幅度较弱(下文描述性统计同样说明了这一点).除少数企业外,大多数企业自引比例远远超过引用其他企业的比例,部分企业甚至只存在自引情况(如图2中右侧股票代码为727的企业).同时,研究指出自引比例越大意味着企业路径依赖导向越强,不利于企业突破式创新^[41].这也表明中国企业突破式创新较弱的原因之一在于企业间的知识流动并不活跃,呈现不同程度的“闭门造车”现象.这也从侧面表明本文关注科技人员流动的知识溢入效应具有较强的现实意义.

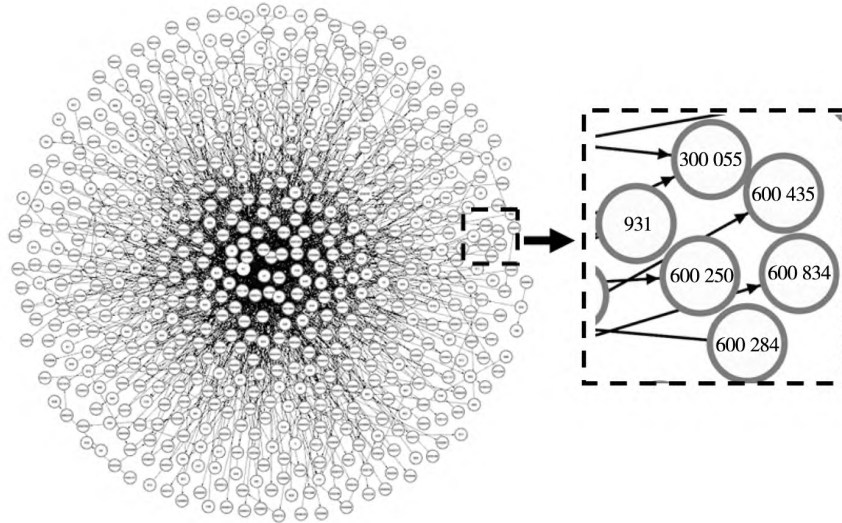


图1 2008年部分企业科技人员流动图示

Fig.1 Example of the directional flow of inventors in 2008

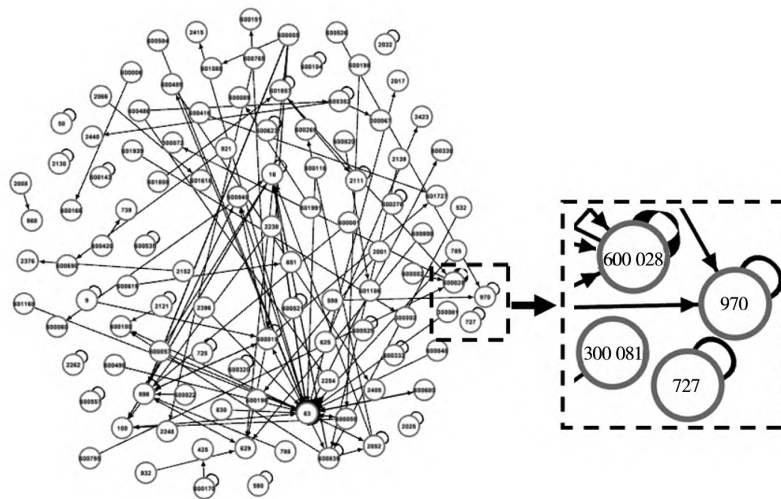


图2 2008年部分企业知识溢入图示

Fig.2 Example of knowledge flow among firms in 2008

⑦ 稳健性检验中,本文使用剔除了源企业和目标企业存在互相流动科技人员的样本进行检验,结果保持一致.

最后,研究从 Wind 数据库获取了企业层面的其他控制变量,根据股票代码和年度进行数据匹配,并剔除了 ST 及 PT 类公司、相关数据缺失的样本。最终样本涉及 2000 年—2017 年间的 2 047 个源企业、2 811 个目标企业共 327 279 个源企业—目标企业—年度的观测值。

3.2 变量测量

知识溢入 (*Cite_dum* & *Cite_num*)。专利引用与被引用常被学者们用来观察并测量企业间知识的流动方向。参考 Corredoira 和 Rosenkopf^[8] 和 Kim 和 Steensma^[14] 等的研究,本文使用两种专利引用测量方式来表征知识溢入,一是使用虚拟变量 (*Cite_dum*),即源企业是否引用目标企业专利来测量,有则取值为 1,反之取值为 0;二是使用源企业引用目标企业专利的总数量来测量 (*Cite_num*)。

科技人员流动 (*Flow_dum*)。使用科技人员,即专利发明人作为研究对象,并使用专利发明人在不同企业间的流动来测量科技人员流动 (*Flow*)。具体地,结合前文论述,本文构建了源企业—目标企业—年度的数据集,当源企业有专利发明人流入目标企业时,*Flow_dum* 取值为 1,反之则为 0^⑧。

科技人员绩效 (*Performance*)。根据流入目标企业的专利发明人在过去一年申请的专利

数量来表征科技人员绩效,大于均值时为高绩效组,*Performance* 取值为 1,反之则取值为 0^⑨。

此外,本文还加入了科技人员个体、源企业和目标企业三个层面的控制变量。第一,参考 Chen 等^[42] 和罗勇根等^[24] 的研究,由于平均任期(距离第一次申请专利的时间)和平均绩效可能影响企业联结关系的强弱以及源企业知识溢入水平,本文在个体层面控制了流动人员的平均任期 (*Tenure_num*) 和平均绩效 (*Patent_avg*)。第二,源企业层面控制变量包括企业性质 (*SOE*)、企业规模 (*Size*)、企业年龄 (*Age*)、企业盈利能力 (*ROA*)、资产负债率 (*Lev*) 以及机构投资者持股比例 (*InvestShare*)。上述因素会在不同程度上影响企业创新 Kong 等^[43],可能对个体流动和知识溢入产生影响。再者,由于源企业专利存量 and 总引用数量越多,引用目标企业专利的可能性也随之增加,因此本文控制了源企业近 3 年专利总数 (*Patent*) 和当年专利引用总数 (*Cite_total*)。还控制了源企业和目标企业过去的合作经历,即两者过去 3 年是否有合作研发专利 (*Collaborate*),有则取值为 1,反之为 0。最后,本文还控制了目标企业层面的因素包括目标企业性质 (*SOE_target*)、目标企业年龄 (*Age_target*)、目标企业规模 (*Size_target*)、目标企业专利存量 (*Patent_target*),如表 1 所示。

表 1 变量定义表

Table 1 Definition of key variables

变量名称	变量标识	变量定义
知识溢入	<i>Cite_dum</i>	源企业是否引用目标企业专利的虚拟变量,有则取值为 1,反之为 0。
	<i>Cite_num</i>	源企业引用目标企业专利的总数,取自然对数。
科技人员流动	<i>Flow_dum</i>	源企业是否有专利发明人流入目标企业,是则取值为 1,反之为 0。
科技人员绩效	<i>Patent_avg</i>	流入目标企业的专利发明人过去一年的平均专利数量。
科技人员任期	<i>Tenure_num</i>	流入目标企业的专利发明人在源企业的平均任期时长。
源企业盈利能力	<i>ROA</i>	营业利润/年末总资产。
源企业资产负债率	<i>Lev</i>	负债/年末总资产。
机构投资者持股比例	<i>InvestShare</i>	机构投资者持股比例/%。
合作经历	<i>Collaborate</i>	源企业与目标企业近三年是否有专利合作,有则取值为 1,反之为 0。
源企业引用总数	<i>Cite_total</i>	源企业当年引用其他企业专利(不包括自引用)的总数,取自然对数。
源企业性质	<i>SOE</i>	源企业为国有企业时取 1,否则为 0。
源企业年龄	<i>Age</i>	源企业上市年限。

⑧ 稳健性检验中,本文也使用流动的专利发明人的数量 (*Flow_num*) 来测量科技人员流动,结果保持一致。

⑨ 数据分析过程中,本文也以流出的科技人员近两年和近三年申请的专利数量区分高低绩效,结果保持一致。

续表 1

Table 1 Continues

变量名称	变量标识	变量定义
源企业规模	<i>Size</i>	源企业总资产,取自然对数.
源企业专利存量	<i>Patent</i>	源企业近三年申请的专利总数,取自然对数.
目标企业专利存量	<i>Patent_target</i>	目标企业近三年申请的专利总数,取自然对数.
目标企业年龄	<i>Age_target</i>	目标企业上市年限.
目标企业性质	<i>SOE_target</i>	目标企业为国有企业时取1,否则为0.
目标企业规模	<i>Size_target</i>	目标企业总资产,取自然对数.

3.3 研究模型

为检验研究假设,本文构建了以下模型

$$Cite_{i,t} = \alpha_0 + \alpha_1 Flow_dum_{i,t-1} + \alpha_2 Control_{i,t-1} + Year_{i-1} + Industry_{i,t-1} + \varepsilon_{i,t-1} \quad (1)$$

其中 *Cite* 为因变量,表示目标企业向源企业的知识溢入; *Flow_dum* 为自变量,表示科技人员从源企业流入目标企业的指标; *Control* 是一系列的控制变量, *Industry* 和 *Year* 则分别表示行业和年份的固定效应, ε 是误差项. 考虑到知识溢入可能存在时滞性,即当年的科技人员流动可能影响下一年的知识溢入,本文对解释变量滞后一期处理,同时也检验了滞后两期和滞后三期的结果. 本文重点考察科技人员流动是否对源企业有知识溢入效应,若模型中 α_1 的系数显著为正,则说明基准假设成立.

4 回归结果及数据分析

4.1 描述性统计

表 2 为本文的描述性统计,源企业知识溢入 (*Cite_dum* 和 *Cite_num*) 均值分别为 0.047 2 和 0.117 1,方差分别为 0.240 3 和 3.706 5,表明不同企业的知识溢入具有较大差异;科技人员流动指标 (*Flow_dum*) 均值为 0.042 1,方差为 0.236 7,可见科技人员在企业间流动的现象并非普遍存在,可能是因为科技人员作为企业核心人力资源,其流动受一定限制(如竞业限制). 此外,控制变量如企业规模 (*Size*)、盈利能力 (*ROA*)、资产负债率 (*Lev*) 等与杨金玉等^[44] 等的研究基本保持一致.

表 2 描述性统计

Table 2 Summary statistics

变量	观测值	均值	方差	最小值	最大值
<i>Cite_dum</i>	327 279	0.047 2	0.240 3	0.000 0	1.000 0
<i>Cite_num</i>	327 279	0.117 1	3.706 5	0.000 0	7.071 6
<i>Flow_dum</i>	327 279	0.042 1	0.236 7	0.000 0	1.000 0
<i>Patent_avg</i>	327 279	0.048 3	0.198 9	0.000 0	17.000 0
<i>Tenure_num</i>	327 279	0.060 5	0.238 3	0.000 0	16.000 0
<i>ROA</i>	327 279	0.035 6	0.052 7	-0.190 4	0.178 5
<i>Lev</i>	327 279	0.530 3	0.184 6	0.091 9	0.952 3
<i>InvestShare</i>	327 279	35.958 5	24.502 8	0.290 0	97.720 0
<i>Collaborate</i>	327 279	0.001 8	0.003 9	0.000 0	1.000 0
<i>Cite_total</i>	327 279	1.060 0	1.988 2	0.000 0	8.542 9
<i>SOE</i>	327 279	0.689 6	0.462 7	0.000 0	1.000 0
<i>Age</i>	327 279	10.628 8	5.865 5	0.000 0	24.000 0
<i>Size</i>	327 279	23.188 4	1.760 0	18.867 8	26.378 6
<i>Patent</i>	327 279	4.948 1	2.405 6	0.000 0	10.487 6
<i>Patent_target</i>	327 279	5.095 9	2.355 6	0.000 0	10.469 4
<i>Age_target</i>	327 279	11.255 1	5.818 6	0.000 0	24.000 0
<i>SOE_target</i>	327 279	0.693 6	0.461 0	0.000 0	1.000 0
<i>Size_target</i>	327 279	23.351 6	1.793 2	18.867 8	26.378 6

4.2 回归结果

4.2.1 科技人员流动与知识溢入

表 3 为不同滞后期下科技人员流动 (*Flow_dum*)

对源企业知识溢入的回归结果. 具体地,模型 1、模型 3 和模型 5 因变量为源企业引用目标企业专利的总数 (*Cite_num*),模型 2、模型 4 和模型 6 因

变量为源企业是否引用目标企业专利的虚拟变量 (*Cite_dum*)。从模型 1 至模型 4(滞后一期和滞后两期)中可以看出,科技人员流动(*Flow_dum*)对源企业具有知识溢入效应;而从模型 5 和模型 6(滞后三期)中可以看出,科技人员流动(*Flow_dum*)对源企业知识溢入没有显著影响。

以上结果表明,科技人员流动对源企业具有知识溢入效应,显著增加了源企业引用目标企业专利的数量及概率,但该效应体现在科技人员流动后 1 年—2 年窗口期内,第 3 年及以后效应消失。这可能是由于随时间推移,整体联结关系和强度变弱。综上,研究 H1 得到支持。

表 3 科技人员流动与知识溢入

Table 3 The impact of inventor flow on knowledge spill-in

变量	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
	滞后一期		滞后两期		滞后三期	
	<i>Cite_num</i>	<i>Cite_dum</i>	<i>Cite_num</i>	<i>Cite_dum</i>	<i>Cite_num</i>	<i>Cite_dum</i>
<i>Flow_dum</i>	0.094 7*** (7.927 3)	0.081 2*** (11.456 6)	0.018 6*** (5.544 2)	0.022 0*** (5.499 8)	0.004 4 (0.293 5)	0.006 7 (0.426 0)
<i>Patent_avg</i>	0.050 3*** (8.061 0)	0.055 2*** (8.407 5)	0.001 7** (2.433 6)	0.001 3** (2.260 4)	0.001 2 (0.944 9)	0.000 5 (0.477 6)
<i>Tenure_num</i>	0.012 1*** (3.288 2)	0.003 5* (1.707 1)	0.004 5** (2.519 6)	0.003 8** (2.024 7)	0.020 3 (-1.406 8)	-0.026 2* (-1.686 4)
<i>ROA</i>	0.079 7*** (4.015 5)	0.096 6*** (4.107 4)	0.023 9 (0.500 6)	0.039 6 (0.662 1)	0.061 1 (1.211 4)	0.084 2 (1.465 6)
<i>Lev</i>	0.005 9 (0.895 3)	0.006 4 (0.812 5)	0.003 1 (0.209 5)	-0.001 9 (-0.108 5)	0.011 4 (0.751 5)	0.008 7 (0.457 6)
<i>InvestShare</i>	0.000 3*** (4.698 8)	0.000 4*** (4.805 3)	0.000 3 (1.585 6)	0.000 5** (2.080 5)	-0.000 1 (-0.516 9)	-0.000 1 (-0.622 4)
<i>Collaborate</i>	0.001 3 (0.262 8)	0.001 4 (0.234 4)	0.001 3 (0.124 6)	0.001 8 (0.143 5)	-0.000 3 (-0.033 5)	-0.000 0 (-0.001 8)
<i>Cite_total</i>	0.029 0*** (8.416 9)	0.032 8*** (8.134 3)	0.009 7** (2.447 2)	0.011 4** (2.420 7)	0.006 7* (1.829 8)	0.008 0* (1.825 3)
<i>SOE</i>	-0.007 2** (-2.040 4)	-0.008 7** (-2.101 6)	-0.007 2 (-0.964 1)	-0.005 4 (-0.699 8)	-0.009 0 (-1.200 4)	-0.009 4 (-1.241 1)
<i>Age</i>	-0.002 5*** (-8.308 3)	-0.003 2*** (-8.969 5)	-0.002 2*** (-3.098 9)	-0.003 1*** (-3.999 8)	-0.002 0*** (-2.875 5)	-0.002 7*** (-3.665 6)
<i>Size</i>	-0.008 7*** (-6.144 3)	-0.010 8*** (-6.468 8)	-0.006 1** (-2.007 5)	-0.006 2* (-1.702 3)	-0.005 2 (-1.563 7)	-0.005 7 (-1.422 4)
<i>Patent</i>	-0.001 0 (-1.083 0)	-0.000 9 (-0.860 6)	0.002 2 (1.419 2)	0.002 1 (1.127 3)	0.000 7 (0.454 6)	-0.000 0 (-0.009 1)
<i>Patent_target</i>	0.007 6*** (11.824 9)	0.008 1*** (12.183 2)	0.000 8*** (2.921 0)	0.000 9*** (3.084 1)	0.000 7*** (2.767 7)	0.000 9*** (3.158 3)
<i>Age_target</i>	-0.000 6*** (-3.505 3)	-0.001 0*** (-4.993 4)	-0.000 2** (-2.479 7)	-0.000 3*** (-2.634 7)	-0.000 2*** (-2.650 9)	-0.000 3*** (-2.838 5)
<i>SOE_target</i>	-0.008 1*** (-6.378 5)	-0.009 1*** (-6.365 8)	-0.000 6 (-0.638 3)	-0.001 3 (-1.093 2)	-0.001 2 (-1.207 4)	-0.001 9 (-1.643 9)
<i>Size_target</i>	-0.001 5** (-2.102 6)	-0.002 6*** (-3.308 3)	-0.000 4 (-1.220 9)	-0.000 7* (-1.717 4)	-0.000 7* (-1.955 7)	-0.001 0** (-2.452 2)
<i>Year/Industry</i>	控制	控制	控制	控制	控制	控制
<i>N</i>	327 279	327 279	298 898	298 898	270 564	270 564
<i>Adj_R²</i>	0.116 1	0.116 9	0.195 0	0.199 2	0.190 4	0.194 6

注：括号中为 *t* 值；*、**、*** 分别表示 10%、5% 和 1% 显著性水平；企业层面 Cluster。下文同。

4.2.2 科技人员流动、科技人员绩效高低与知识溢入
根据 H2, 本文认为相较于低绩效科技人员的

流动, 高绩效科技人员的流动对源企业的知识溢入效应更为明显, 检验结果如表 4 所示。从表 4 模

型1和模型2中可以看出,科技人员流动(*Flow_dum*)指标系数分别为0.1949和0.0370,组间系数差异检验*p*值在1%水平上显著;表4模型3和模型4

中结果一致.因此,回归结果表明,相较于低绩效科技人员的流动,高绩效科技人员的流动对源企业的知识溢入效应更为显著,H2得到支持.

表4 科技人员流动、绩效高低与知识溢入

Table 4 Inventor flow, different level of performance and knowledge spill-in

变量	(1)	(2)	(3)	(4)
	Performance = 1	Performance = 0	Performance = 1	Performance = 0
	<i>Cite_num</i>		<i>Cite_dum</i>	
<i>Flow_dum</i>	0.1949*** (9.7688)	0.0370 (1.1615)	0.1756*** (9.0029)	0.0204* (1.8877)
<i>Control</i>	控制	控制	控制	控制
<i>Year/Industry</i>	控制	控制	控制	控制
<i>N</i>	112316	214963	112316	214963
<i>Adj_R²</i>	0.3996	0.1386	0.4071	0.1395
系数差异 <i>P</i> 值	0.0000***		0.0000***	

4.2.3 科技人员流动、产权性质与知识溢入

根据H3和H4,本文分析了源企业和目标企业的产权性质对知识溢入的影响差异.由于国有企业激励创新的动机相对更弱,当源企业为国有企业时,知识溢入效应将更不明显;而当目标企业为国有企业时,源企业可能为了与国有目标企业建立更好的联结关系,知识溢入效应将

更为明显.表5中的Panel A为源企业产权性质对知识溢入的影响,结果表明当源企业为非国有性质企业时,科技人员的流出对源企业知识溢入效应更为明显,H3得到支持.表5中的Panel B为目标企业产权性质对知识溢入的影响,结果表明当目标企业为国有性质企业时,科技人员的流出对源企业知识溢入效应更强,H4得到支持.

表5 源企业和目标企业不同产权性质的影响差异

Table 5 The impact of the property rights on knowledge spill-in

Panel A: 科技人员流动、源企业产权性质与知识溢入				
变量	(1)	(2)	(3)	(4)
	SOE = 1	SOE = 0	SOE = 1	SOE = 0
	<i>Cite_num</i>		<i>Cite_dum</i>	
<i>Flow_dum</i>	0.0263 (1.3534)	0.1327*** (9.8761)	0.0103* (1.7100)	0.1166*** (11.1850)
<i>Control</i>	控制	控制	控制	控制
<i>Year / Industry</i>	控制	控制	控制	控制
<i>N</i>	225681	101598	225681	101598
<i>Adj_R²</i>	0.1014	0.1786	0.1020	0.1781
系数差异 <i>P</i> 值	0.0000***		0.0000***	
Panel B: 科技人员流动、目标企业产权性质与知识溢入				
变量	(1)	(2)	(3)	(4)
	SOE_target = 1	SOE_target = 0	SOE_target = 1	SOE_target = 0
	<i>Cite_num</i>		<i>Cite_dum</i>	
<i>Flow_dum</i>	0.1977*** (9.9001)	0.0365 (1.3741)	0.1724*** (8.2420)	0.0258 (1.1464)
<i>Control</i>	控制	控制	控制	控制
<i>Year/Industry</i>	控制	控制	控制	控制
<i>N</i>	227001	100278	227001	100278
<i>Adj_R²</i>	0.1075	0.1575	0.1082	0.1560
系数差异 <i>P</i> 值	0.0000***		0.0000***	

5 进一步研究

5.1 机制检验

5.1.1 合作研发的作用机制

结合前文论述,科技人员流动对源企业知识溢入起作用的影响机制在于流出科技人员保留了与源企业的联结关系,促进了源企业和目标企业间合作. 本文对该机制进行了检验. 测量方式如下:如源企业和目标企业有合作研发专利, *Cooperation* 取值为 1, 反之取值为 0. 随后,使用分步检

验法检验了合作关系的机制影响. 首先,表 6 中的 Panel A 模型 1 的结果显示科技人员的流动显著提高了源企业和目标企业之间的合作研发;其次,结合前文分析(表 3),科技人员流动对源企业具有知识溢入效应;最后,将合作研发指标(*Cooperation*)和科技人员流动(*Flow_dum*)同时放入回归模型中,从表 6 中的 Panel A 模型 2 和模型 3 显示科技人员流动(*Flow_dum*)系数分别为 0.074 7 和 0.060 1,均在 1% 水平下显著. 以上结果表明,合作研发(*Cooperation*)在科技人员流动和源企业关系间起部分中介作用,合作研发的作用机制成立.

表 6 作用机制检验

Table 6 The mechanism tests

Panel A: 源企业和目标企业合作研发的影响机制检验			
变量	(1)	(2)	(3)
	<i>Cooperation</i>	<i>Cite_num</i>	<i>Cite_dum</i>
<i>Flow_dum</i>	0.014 2** (2.223 7)	0.074 7*** (8.204 2)	0.060 1*** (9.409 0)
<i>Cooperation</i>		0.016 0*** (7.115 5)	0.019 2*** (7.884 0)
<i>Control</i>	控制	控制	控制
<i>Year/Industry</i>	控制	控制	控制
<i>N</i>	327 279	327 279	327 279
<i>Adj_R²</i>	0.259 7	0.116 3	0.117 1
Panel B: 有向性科技人员流动网络的影响机制检验			
变量	(1)	(2)	
		<i>Cite_outside</i>	
<i>DC</i>	2.030 6*** (6.959 9)		
<i>SH</i>		0.084 1*** (3.451 3)	
<i>Control</i>	控制	控制	
<i>Year/Industry</i>	控制	控制	
<i>N</i>	24 780 ^⑩	24 780	
<i>Adj_R²</i>	0.509 4	0.346 2	

⑩ 结合前文数据部分描述,本文构建出 2000 年—2017 年间共 327 279 个源企业—目标企业—年度的观测值. 在构建有向性科技人员流动网络过程中,本文以源企业—年度构建数据集进行回归,即计算出 2000 年—2017 年间 2 047 个源企业在每一年科技人员有向性流动网络中的网络中心度(DC)和网络结构洞(SHD)指标(非平衡面板数据),观测值为 24 780.

5.1.2 有向性科技人员流动网络的作用机制

如上所述,本文构建了源企业-目标企业-年份的数据集检验科技人员流动对源企业知识溢入的影响.从网络视角来看,源企业的科技人员可能流向不同的企业.因此,本文可以利用社会网络分析软件 Pajec 构建出由不同方向的源企业和目标企业间的联结所形成的企业科技人员流出网络(如前文图1所示网络).参考刘善仕等^[15]的研究,本文使用程度中心度(degree centrality, DC)和结构洞(structure holes, SH)测量源企业在有向性科技人员流动网络中的网络位置^①.分析了源企业科技人员流动网络中心度和结构洞对知识溢入(*Cite_outside*)的影响^②.回归结果如表6中的Panel B所示,从中可以看出,科技人员流动网络中心度和结构洞系数分别为2.0306和0.0841,均在1%水平下显著为正,表明其对源企业知识溢入均有显著的正向影响^③.

5.2 异质性分析

5.2.1 科技人员流动、地理距离与知识溢入

前期研究表明地理距离可能影响到知识流动和信息交换的成本,从而对知识溢出和企业创新有重要影响.本文分析了源企业和目标企业地理距离对知识溢入的影响.本文根据源企业-目标企业注册地各自的经纬度来测量双方的距离,并分为远距离组(*Distance* = 1)和近距离组(*Distance* = 0).结果如表7中的Panel A所示,以模型1和模型2为例,科技人员流动(*Flow_dum*)系数分别为0.1356和0.0399,远距离分组中的系数大于近距离组的系数.基于Bootstrap法的组间系数差异检验显示组间系数差异在1%水平上显著异于零.这表明在源企业-目标企业远距离分组中,科技人员流动对源企业的知识溢入效应更为明显.这可能是因为知识

流动具有地理邻近性,同地企业间的知识溢出/溢入效应已经达到了一定程度和规模.为了应对外部动态环境,企业也可能更加关注远距离知识的溢入,科技人员在远距离企业间的流动所带来的源企业知识溢入效应将更加明显.

5.2.2 科技人员流动、同行业企业与知识溢入

进一步分析源企业-目标企业是否为同行业对本文主效应关系的影响.本文根据中国证监会行业代码区分源企业-目标企业是否为同行业,同行业时 *Industry* = 1,非同行业时 *Industry* = 0.类似地,本研究采用Bootstrap法对组间系数差异进行检验,结果(见表7中的Panel B)显示组间系数差异分别在5%(模型1和模型2)和1%(模型3和模型4)水平上显著异于零,并且在系数上存在较大差异.可见,当源企业-目标企业同行业时(即竞争性企业),科技人员流动对源企业的知识溢入效应更为明显.

5.2.3 科技人员流动、企业盈利能力差异与知识溢入

源企业和目标企业盈利能力差异也可能影响科技人员流动对知识溢入的效应.当目标企业盈利能力高于源企业盈利能力时,由于目标企业自带“光环”加持作用,源企业向目标企业学习的动机可能越强,知识溢入效应可能更强.本文参考Lin等^[45]和Kong等^[43]等的研究,使用企业资产收益率(*ROA*)测量企业盈利能力,并根据源企业和目标企业盈利能力高低进行异质性检验,当目标企业盈利能力高于源企业盈利能力时,*Profit_ROA*取值为1,反之取值为0.回归结果如表7中的Panel C所示,结合组间系数差异检验,结果表明源企业盈利能力低于目标企业盈利能力时,科技人员流动对源企业的知识溢入作用更为明显^④.

① 与刘善仕等^[15]构建的无向性网络不同,本文构建的是科技人员流动的有向性网络,例如当年有科技人员从企业A流动到企业B,那么A就有路径联结B,但如果当年没有科技人员从企业B流向企业A,则企业B没有路径联结企业A.

② 根据源企业不同流向的科技人员网络,统计了源企业引用不同目标企业的总专利次数(*Cite_outside*)作为新的因变量.同时,计算了科技人员所流入的不同目标企业的专利数均值(*Patent_target_avg*)、年龄均值(*Age_target_avg*)、国有性质企业占比(*SOE_target_avg*)、企业规模均值(*Size_target_avg*)加以控制.

③ 不同于合作研发的中介效应需要分步检验,由于有向性网络的构建方式是基于科技人员流动构建,因此无需进行科技人员流动(*Flow_dum*)对网络中心度、结构洞的数据回归(即两者是直接相关,网络整合了一对一的流动关系),直接看有向性网络中心度和结构洞对知识溢入的影响即可.

④ 数据处理过程中,本文使用营业收入增长率、企业TobinQ等指标来测量企业盈利能力,回归结果保持一致.

表 7 异质性检验
Table 7 Heterogeneity tests

Panel A: 距离远近的异质性检验				
变量	(1)	(2)	(3)	(4)
	<i>Distance</i> = 1	<i>Distance</i> = 0	<i>Distance</i> = 1	<i>Distance</i> = 0
	<i>Cite_num</i>		<i>Cite_dum</i>	
<i>Flow_dum</i>	0.135 6 *** (11.316 6)	0.039 9 (1.252 1)	0.121 9 *** (12.451 7)	0.025 3 * (1.969 7)
<i>Control</i>	控制	控制	控制	控制
<i>Year/Industry</i>	控制	控制	控制	控制
<i>N</i>	167 438	159 841	167 438	159 841
Adj_ <i>R</i> ²	0.115 6	0.143 3	0.116 2	0.143 4
系数差异 <i>P</i> 值	0.000 0 ***		0.000 0 ***	
Panel B: 行业差异的异质性检验				
变量	(1)	(2)	(3)	(4)
	<i>Industry</i> = 1	<i>Industry</i> = 0	<i>Industry</i> = 1	<i>Industry</i> = 0
	<i>Cite_num</i>		<i>Cite_dum</i>	
<i>Flow_dum</i>	0.216 4 *** (7.353 6)	0.045 1 *** (8.701 2)	0.237 3 *** (6.836 5)	0.029 0 * (1.948 4)
<i>Control</i>	控制	控制	控制	控制
<i>Year/Industry</i>	控制	控制	控制	控制
<i>N</i>	49 111	278 168	49 111	278 168
Adj_ <i>R</i> ²	0.257 9	0.124 3	0.243 4	0.125 3
系数差异 <i>P</i> 值	0.011 0 **		0.000 0 ***	
Panel C: 源企业和目标企业盈利能力差异检验				
变量	(1)	(2)	(3)	(4)
	<i>Profit_ROA</i> = 1	<i>Profit_ROA</i> = 0	<i>Profit_ROA</i> = 1	<i>Profit_ROA</i> = 0
	<i>Cite_num</i>		<i>Cite_dum</i>	
<i>Flow_dum</i>	0.191 1 *** (9.970 4)	0.034 6 (1.001 7)	0.166 8 *** (10.849 6)	0.030 1 (1.153 9)
<i>Control</i>	控制	控制	控制	控制
<i>Year/Industry</i>	控制	控制	控制	控制
<i>N</i>	157 029	170 250	157 029	170 250
Adj_ <i>R</i> ²	0.131 8	0.134 9	0.133 3	0.136 8
系数差异 <i>P</i> 值	0.000 0 ***		0.000 0 ***	

5.3 后果分析：源企业知识溢入与创新数量和创新质量

如上所述,科技人员流动通过促进合作、拓宽企业社会资本,有利于源企业知识溢入,最终表现为后续创新质量和数量的持续提升. 参考现有研究,本文使用企业专利申请数量(*Pat_apply*)和专利授权数量(*Pat_grant*)来测量企业创新数量. 与此同时,Kaiser 等^[18]等学者指出,专利申请后若被其他专利引用,能够较好地表征企业创新质量,因此本文使用:1)企业当年所申

请的专利后 3 年被引用的数量(包含自引用数量)(*Citation*); 2)企业当年所申请的专利后 3 年被引用的数量(不包含自引用数量)(*Citation_ other*)来测量企业创新质量. 回归结果如表 8 所示,模型 1 至模型 4 为专利申请数量(*Pat_apply*)和专利授权数量(*Pat_grant*)指标;模型 5 至模型 8 为企业创新质量指标. 可见,知识溢入的两个指标(*Cite_num* 和 *Cite_dum*)的系数均显著为正,表明知识溢入效应同时提高了源企业创新的数量和质量.

表8 作用后果检验
Table 8 Consequences tests

变量	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)
	<i>Pat_apply</i>		<i>Pat_grant</i>		<i>Citation</i>		<i>Citation_other</i>	
<i>Cite_num</i>	0.095 7*** (7.955 6)		0.060 6*** (3.071 3)		0.176 0*** (3.198 1)		0.220 9*** (6.142 3)	
<i>Cite_dum</i>		0.085 4*** (8.495 8)		0.052 5*** (3.149 3)		0.181 9*** (6.235 3)		0.193 0*** (6.510 8)
<i>Control</i>	控制	控制	控制	控制	控制	控制	<i>Control</i>	控制
<i>Industry</i>	控制	控制	控制	控制	控制	控制	控制	控制
<i>Year</i>	控制	控制	控制	控制	控制	控制	控制	控制
<i>N</i>	327 279	327 279	327 279	327 279	327 279	327 279	327 279	327 279
<i>Adj_R²</i>	0.442 5	0.411 6	0.423 4	0.423 4	0.435 7	0.483 7	0.376 4	0.355 7

6 内生性和稳健性检验

6.1 内生性检验

6.1.1 PSM—DID 选择性偏差检验

本文采用倾向得分匹配—双重差分(PSM—DID)尝试缓解可能存在的选择性偏差问题。根据源企业和目标企业科技人员流动(*Flow_dum*)和流动前后的虚拟变量(*After*),构建了双重差分交互项

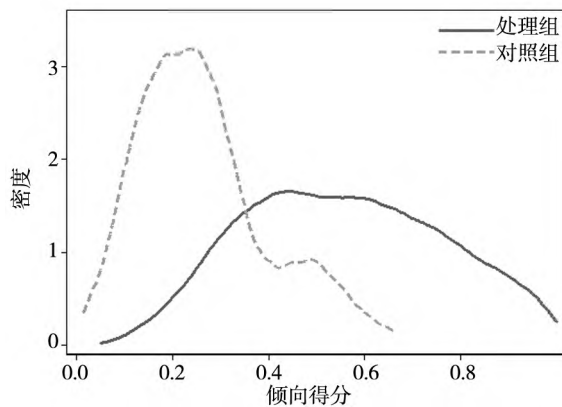


图3 PSM 匹配前倾向得分 Kernel 密度
Fig. 3 The Kernel density plot before PSM

6.1.2 工具变量内生性检验

本文采用工具变量法解决潜在的内生性问题,并选择目标企业员工平均薪酬(*Salary_avg*)作为工具变量。薪酬水平是科技人员在流动决策中考虑的重要因素,在其他条件相当的情况下,目标企业薪酬水平越高,科技人员也将越有可能进

(*Flow_dum* × *After*),并使用半径匹配法(匹配半径设置为0.01)进行检验。图3和图4为使用PSM前后的核密度分布(Kernel),表明匹配后实验组和对照组控制变量趋于一致^⑮。随后回归检验结果如表9中的Panel A所示,模型1至模型4(滞后一期和滞后两期)的结果显示双重差分交互项(*Flow_dum* × *After*)对源企业具有知识溢出效应;而从模型5和模型6(滞后三期)表明双重差分交互项对源企业知识溢出无显著影响,与前文结果保持一致。

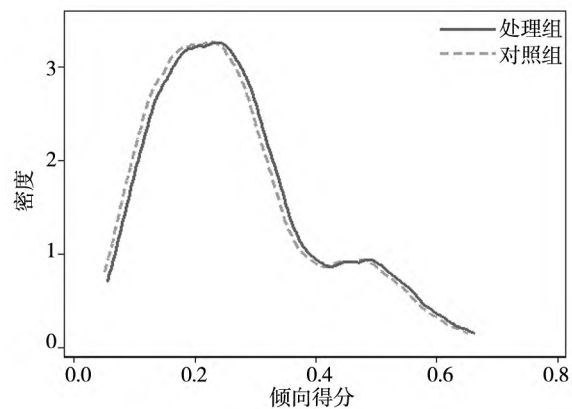


图4 PSM 匹配后倾向得分 Kernel 密度
Fig. 4 The Kernel density plot after PSM

入该企业。而且,目标企业薪酬水平对源企业知识溢出效应并没有直接影响。本文从Wind经济数据库获取了上市企业应付职工薪酬,并用应付职工薪酬数据除以员工总人数计算目标企业的员工平均薪酬(*Salary_avg*),取自然对数。表9中的Panel B模型1为第一阶段工具变量对科技人员流动

⑮ 数据分析过程中,本文对实验组和控制组进行平行趋势检验。检验结果显示,根据源企业和目标企业是否有科技人员流动的实验组和控制组满足平行趋势检验。

(*Flow_dum*)的影响,系数为0.003 5,在5%水平下显著为正. 第一阶段 *F* 统计量为143 (>10),表明本文选取的工具变量不存在弱工具变量问题. 从模型2和模型3中可以看出,工具变量(*Salary_avg*)对因变量没有显著的影响,满足工具变量

检验的第二个排他性约束条件要求. 工具变量第二阶段检验结果(模型4和模型5)表明科技人员流动(*Flow_dum*)系数分别为0.082 4和0.069 3,均在1%水平上显著为正,与主回归结果保持一致.

表9 内生性检验

Table 9 Endogenous tests

Panel A: PSM—DID 内生性检验						
变量	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
	滞后一期		滞后两期		滞后三期	
	<i>Cite_num</i>	<i>Cite_dum</i>	<i>Cite_num</i>	<i>Cite_dum</i>	<i>Cite_num</i>	<i>Cite_dum</i>
<i>Flow_dum</i> × <i>After</i>	0.072 0*** (12.821 3)	0.067 7*** (13.898 5)	0.016 2*** (3.542 0)	0.019 0*** (3.447 3)	-0.037 2 (-1.170 5)	-0.035 9 (-0.900 0)
<i>Control</i>	控制	控制	控制	控制	控制	控制
<i>Year/Industry</i>	控制	控制	控制	控制	控制	控制
<i>N</i>	114 138	114 138	110 804	110 804	110 210	110 210
Adj_ <i>R</i> ²	0.157 3	0.158 4	0.186 5	0.190 3	0.085 7	0.088 7
Panel B: 工具变量内生性检验						
变量	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	
	IV 相关性检验	IV 排他性约束		IV 第二阶段		
	<i>Flow_dum</i>	<i>Cite_dum</i>	<i>Cite_num</i>	<i>Cite_dum</i>	<i>Cite_num</i>	
<i>Salary_avg</i>	0.003 5** (2.114 7)	0.002 2 (1.337 7)	0.002 5 (1.243 6)			
<i>Flow_num</i>				0.082 4*** (7.948 0)	0.069 3*** (9.960 2)	
<i>Control</i>	控制	控制	控制	控制	控制	
<i>Year/Industry</i>	控制	控制	控制	控制	控制	
<i>N</i>	229 478	229 478	229 478	229 478	229 478	
Pseudo <i>R</i> ² /Adj_ <i>R</i> ²	0.261 8	0.128 8	0.124 0	0.182 4	0.129 2	

6.2 其他稳健性检验

6.2.1 变更自变量测量方式

本文在主效应模型中主要使用二元虚拟变量测量自变量. 在稳健性检验中,使用源企业流入目标企业的专利发明人人数(取自然对数)来测量科技人员流动,回归结果(见表10中的Panel A)也支持了科技人员流动后1年—2年窗口期内对源企业的知识溢入效应,仍与上文保持一致.

6.2.2 科技人员流动与净知识溢入

本文在主效应模型中以源企业对目标企业的整体专利数据引用来测量知识溢入. 其中存在的潜在问题是:上述知识溢入效应是仅体现在对科技人员自身专利的引用上(即科技人员在目标企

业申请的专利),还是存在更大范围的知识溢入效应(引用目标企业其他专利). 为了进一步区分该效应,本文在原知识溢入(*Cite_num*和*Cite_dum*)的测量指标上剔除了源企业对科技人员自身专利的引用,即只考虑科技人员流动对源企业净知识溢入效应(额外知识溢入效应). 本文重新测量了因变量,*Clean_dum*代表在减去科技人员自身的专利引用后,如果源企业还引用了目标企业的其他专利则取值为1,反之则取值为0;*Clean_num*表示在减去引用科技人员的自身专利后,源企业引用目标企业其他专利的总次数,取自然对数. 随后的回归分析结果(见表10中的Panel B),表明在剔除科技人员自身专利引用后,目标企业向源

企业的知识溢出效应依然显著. 因此, 科技人员流动对源企业的知识溢出并不仅限于流出的科技人员本身, 还体现在额外的知识溢出效应. 这也与前文理论分析一致, 藉由流出的科技人员“举荐”或者“引荐”, 有利于源企业知识溢出, 再次支持了主效应结果.

6.2.3 排除企业间存在并购的影响

若源企业和目标企业存在并购或收购时, 可能会产生直接的知识溢出作用. 此外, 源企业和目标企业之间的收并购也可能影响科技人员流动, 继而影响目标企业向源企业的知识溢出. 换言之, 科技人员流动和知识溢出可能是因为源企业和目标企业存在收并购关系而引起的. 为排除该潜在解释, 本文剔除了存在并购关系的源企业—目标企业样本. 从中国研究数据服务平台(CNRDS)获取了企业并购数据, 该数据库详细地记录了并购事件的基本信息, 包括并购相关方(买方、卖方和标的方的企业编码或股票代码)、并购时间、并购方式、并购是否成功、并购金额等信息. 在数据匹

配后, 本文剔除源企业和目标企业存在并购的样本, 回归结果(见表10中的Panel C)显示科技人员流动(*Flow_dum*)与知识溢出的相关系数仍显著为正(滞后一期和滞后二期).

6.2.4 剔除互相存在科技人员流动的影响

前文构建的样本将当年源企业和目标企业相互流动的科技人员样本视作两个单独观测值, 并补充前后3年的数据. 然而, 当企业间存在互相流动时, 确实难以识别出由科技人员流出带给源企业知识溢出的净效应. 而且, 当存在互相流动时, 知识溢出作用可能会更强, 可能提高了对知识溢出的整体估计. 因此, 本文进一步剔除了存在互相流动的样本, 回归结果(见表10中的Panel D)仍与主效应结果保持一致.

6.2.5 Probit 模型回归

鉴于本文的因变量“知识溢出”测量方法之一为二元型变量. 使用Probit模型检验模型稳健性. 回归结果如表10中的Panel E所示, 与前文主效应仍然保持一致.

表10 其他稳健性检验

Table 10 Robustness tests

Panel A: 科技人员流动人数与知识溢出						
变量	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
	滞后一期		滞后二期		滞后三期	
	<i>Cite_num</i>	<i>Cite_dum</i>	<i>Cite_num</i>	<i>Cite_dum</i>	<i>Cite_num</i>	<i>Cite_dum</i>
<i>Flow_num</i>	0.0488*** (3.7860)	0.0403*** (4.4036)	0.0195*** (6.2239)	0.0130*** (5.9435)	0.0099* (1.6753)	0.0119 (1.4015)
<i>Control</i>	控制	控制	控制	控制	控制	控制
<i>Year/Industry</i>	控制	控制	控制	控制	控制	控制
<i>N</i>	327 279	327 279	298 898	298 898	270 564	270 564
<i>Adj_R²</i>	0.1135	0.1144	0.0950	0.0992	0.0904	0.0946
Panel B: 科技人员流动与净知识溢出						
变量	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
	滞后一期		滞后二期		滞后三期	
	<i>Clean_num</i>	<i>Clean_dum</i>	<i>Clean_num</i>	<i>Clean_dum</i>	<i>Clean_num</i>	<i>Clean_dum</i>
<i>Flow_dum</i>	0.0839*** (8.1330)	0.0710*** (9.3094)	0.0081*** (8.4371)	0.0115*** (7.8681)	0.0098 (0.8189)	0.0133 (0.9875)
<i>Control</i>	控制	控制	控制	控制	控制	控制
<i>Year/Industry</i>	控制	控制	控制	控制	控制	控制
<i>N</i>	327 279	327 279	298 898	298 898	270 564	270 564
<i>Adj_R²</i>	0.1171	0.1179	0.0971	0.1000	0.0922	0.0946

续表 10
Table 10 Continues

Panel C: 剔除并购或收购的影响作用						
变量	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
	滞后一期		滞后两期		滞后三期	
	<i>Cite_num</i>	<i>Cite_dum</i>	<i>Cite_num</i>	<i>Cite_dum</i>	<i>Cite_num</i>	<i>Cite_dum</i>
<i>Flow_dum</i>	0.090 8*** (7.362 6)	0.079 3*** (11.577 8)	0.015 3*** (5.624 5)	0.017 9*** (5.966 4)	0.003 4 (0.295 8)	0.006 1 (0.470 1)
<i>Control</i>	控制	控制	控制	控制	控制	控制
<i>Year/Industry</i>	控制	控制	控制	控制	控制	控制
<i>N</i>	321 597	321 597	293 341	293 341	265 132	265 132
<i>Adj_R²</i>	0.116 3	0.117 0	0.095 0	0.099 3	0.090 6	0.094 7
Panel D: 剔除科技人员同时存在互相流动时的影响作用						
变量	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
	滞后一期		滞后两期		滞后三期	
	<i>Cite_num</i>	<i>Cite_dum</i>	<i>Cite_num</i>	<i>Cite_dum</i>	<i>Cite_num</i>	<i>Cite_dum</i>
<i>Flow_dum</i>	0.088 0*** (9.940 2)	0.107 5*** (11.287 4)	0.020 2*** (5.476 6)	0.022 8*** (5.013 9)	0.002 7 (0.134 5)	0.005 8 (0.267 2)
<i>Control</i>	控制	控制	控制	控制	控制	控制
<i>Year/Industry</i>	控制	控制	控制	控制	控制	控制
<i>N</i>	274 713	274 713	263 532	263 532	252 403	252 403
<i>Adj_R²</i>	0.118 1	0.119 5	0.099 4	0.104 0	0.097 0	0.101 8
Panel E: 科技人员流动与知识溢入(Probit 模型)						
变量	(1)	(2)	(3)			
	滞后一期	滞后两期	滞后三期			
	<i>Cite_dum</i>					
<i>Flow_dum</i>	0.952 3*** (9.291 7)	0.199 2** (2.135 5)	0.018 3 (1.163 3)			
<i>Control</i>	控制	控制	控制			
<i>Year/Industry</i>	控制	控制	控制			
<i>N</i>	327 279	298 898	270 564			
<i>Person_R²</i>	0.179 4	0.183 2	0.146 9			

7 结束语

利用中国上市企业间科技人员流动数据和专利引用数据,本文实证检验了科技人员流动对源企业知识溢入的影响效应.结果表明科技人员流动对源企业具有知识溢入效应,且该影响持续1年—2年窗口期.进一步地,本文从合作研发视角检验了相关机制,结果表明科技人员流动通过建立源企业和目标企业合作研发关系和网络联结,继而促进知识溢入.同时,流出科技人员绩效越高、源企业为非国有性质企业或者目标企业

为国有性质企业、企业间地理距离越远或同行业企业时,科技人员流动对源企业的知识溢入效应更为显著.此外,后果检验表明科技人员流动带来的知识溢入效应有利于源企业创新质量的提高.

本文具有以下实践启示.首先,科技人员的流出,尤其是高绩效科技人员的流出可能给源企业带来消极影响.然而,本研究发现科技人员的流动对源企业具有一定的知识溢入效应,其中重要机制在于构建了源企业和目标企业之间的合作研发关系及网络联结.因此,面对不可避免的科技人员流失,企业及其管理者与其认为遭受损失,不如从

社会资本角度审视企业如何更好地从中获得知识溢出效应和创新质量的提升.此外,本文虽表明科技人员的流动对源企业具有知识溢出效应,但这并不意味着企业可以放任科技人员流失.本文旨在提出应对不可避免的科技人员流失,企业应关注于如何建立潜在的合作和联结关系促进知识溢出,以缓解流失带来的负面影响.

其次,本研究从社会资本视角提出科技人员流动通过构建和拓宽企业间的知识溢出最终提升创新绩效.因而,从企业创新学习角度来看,源企业除关注与目标企业的合作关系构建外,还可以进一步与其他潜在的企业构建联结,拓宽社会网络.此外,研究也发现源企业和目标企业为同行业企业或空间距离较远时,知识溢出效应更为显著.基于该研究结果,源企业应更关注于如何从同行业企业或远距离目标企业进行学习,从而增加自身的知识溢出.

最后,本研究为政府有关促进人才顺畅有序流动等相关政策的实施提供了坚实的证据和决策参考.科技人员流动对人力资本的优化配置作用不仅体现于对自身或所进入目标企业的影响,同样体现在对源企业的知识溢出效应.从该角度出发,促进人才顺畅有序流动的重要价值在于能够

获取“多赢”局面,不仅限于对目标企业的“获得效应”,对源企业同样具有“获得效应”.同时,从人力资本供给侧结构性改革角度而言,前期研究主要从增加教育年限或企业技能培训等静态角度和措施增加人力资本存量.本文进一步指出科技人员流动也有利于源企业知识溢出和创新质量的提高,从侧面表明动态的科技人才流动同样能够支持人力资本供给侧结构性改革.

当然,本研究也存在一定的局限性.首先,不同类型人力资本的流动带来的知识溢出可能存在差异性.本文聚焦于使用科技人员作为研究对象探讨其流动的知识溢出效应.尽管在利用专利测量创新时,使用专利发明人作为研究对象是较为合适的.然而,其他人员的流动可能存在不同的结果.如销售人员的流出意味着原有客户关系等也可能随之带走,对源企业的知识溢出效应可能较弱,甚至只存在“损失效应”.因此,未来研究可以进一步探讨不同职能员工流动对源企业的差异化影响.其次,鉴于较多研究探讨了科技人员流动对目标企业的影响,本文也以源企业为研究对象探讨了知识溢出作用,后续研究可进一步探讨科技人员流动对源企业和目标企业的影响差异及其边界条件.

参考文献:

- [1] Hancock J I, Allen D G, Bosco F A, et al. Meta-analytic review of employee turnover as a predictor of firm performance [J]. *Journal of Management*, 2013, 39(3): 573–603.
- [2] Ng W, Stuart T E. Acquired employees versus hired employees: Retained or turned over? [J]. *Strategic Management Journal*, 2022, 43(5): 1025–1045.
- [3] Seo E, Somaya D. Living it up at the hotel california: Employee mobility barriers and collaborativeness in firms' innovation [J]. *Organization Science*, 2022, 33(2): 766–784.
- [4] 莫申江, 王夏阳, 陈宏辉, 等. 由敬畏到人心: 组织伦理系统破解员工离职困局的新视角——以山东老家饮食连锁公司为例[J]. *管理世界*, 2015, (2): 145–160, 196.
Muo Shenjiang, Wang Xiayang, Chen Honghui, et al. From the reverence and respect to heart and soul: A new perspective of the organizational ethical system solving the predicament of employees quitting their job: A study taking as an example Shandong town restaurant [J]. *Management World*, 2015, (2): 145–160, 196. (in Chinese)
- [5] Slavova K, Fosfuri A, Castro J O D. Learning by hiring: The effects of scientists' inbound mobility on research performance in academia [J]. *Organization Science*, 2016, 27(1): 72–89.
- [6] Melero E, Palomeras N, Wehrheim D. The effect of patent protection on inventor mobility [J]. *Management Science*, 2020, 66(12): 5485–5504.

- [7] Ganco M, Miller C D, Toh P K. From litigation to innovation: Firms' ability to litigate and technological diversification through human capital[J]. *Strategic Management Journal*, 2020, 41(13): 2436–2473.
- [8] Corredoira R A, Rosenkopf L. Should auld acquaintance be forgot? The reverse transfer of knowledge through mobility ties [J]. *Strategic Management Journal*, 2010, 31(2): 159–181.
- [9] Tan D, Rider C I. Let them go? How losing employees to competitors can enhance firm status[J]. *Strategic Management Journal*, 2017, 38(9): 1848–1874.
- [10] Nahapiet J, Ghoshal S. Social capital, intellectual capital and the creation of value in firms[J]. *Academy of Management Annual Meeting Proceedings*, 1997, 1997(3): 35–39.
- [11] Wu L, Kane G C. Network-biased technical change: How modern digital collaboration tools overcome some biases but exacerbate others[J]. *Organization Science*, 2021, 32(2): 273–292.
- [12] Younge K A, Tong T W, Fleming L. How anticipated employee mobility affects acquisition likelihood: Evidence from a natural experiment[J]. *Strategic Management Journal*, 2015, 36(5): 686–708.
- [13] Tandon V, Ertug G, Carnabuci G. How do prior ties affect learning by hiring? [J]. *Journal of Management*, 2020, 46(2): 287–320.
- [14] Kim J Y R, Steensma H K. Employee mobility, spin-outs, and knowledge spill-in: How incumbent firms can learn from new ventures[J]. *Strategic Management Journal*, 2017, 38(8): 1626–1645.
- [15] 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.
Liu Shanshi, Sun Bo, Ge Chunmian, et al. Human capital network and firm innovation: A study based on the resume data of linkedin[J]. *Management World*, 2017, (7): 88–98. (in Chinese)
- [16] Godart F C, Shipilov A V, Claes K. Making the most of the revolving door: The impact of outward personnel mobility networks on organizational creativity[J]. *Organization Science*, 2014, 25(2): 377–400.
- [17] Somaya D, Williamson I O, Lorinkova N. Gone but not lost: The different performance impacts of employee mobility between cooperators versus competitors[J]. *Academy of Management Journal*, 2008, 51(5): 936–953.
- [18] Kaiser U, Kongsted H C, Laursen K, et al. Experience matters: The role of academic scientist mobility for industrial innovation[J]. *Strategic Management Journal*, 2018, 39(7): 1935–1958.
- [19] 黄潇, 黄守军. 流动人口自雇的决定机制及收入差异[J]. *管理科学学报*, 2021, 24(6): 57–75.
Huang Xiao, Huang Shoujun. The determination mechanism and income difference of migrants' self-employment in China [J]. *Journal of Management Sciences in China*, 2021, 24(6): 57–75. (in Chinese)
- [20] 张生太, 朱宏森. 人员流动对组织间隐性知识共享影响研究[J]. *管理科学学报*, 2016, 19(7): 78–84.
Zhang Shengtai, Zhu Hongmiao. The effect of employee mobility on tacit knowledge sharing among organizations[J]. *Journal of Management Sciences in China*, 2016, 19(7): 78–84. (in Chinese)
- [21] Zhao C, Jiang S, Ming L, et al. How Do Heterogeneous Social Interactions Affect The Peer Effect in Rural-Urban Migration? Empirical Evidence from China[C]. Leuven: LICOS Discussion Paper, 2008: 1–43.
- [22] Marx M, Strumsky D, Fleming L. Mobility, skills, and the michigan non-compete experiment[J]. *Management Science*, 2009, 55(6): 875–889.
- [23] 葛淳棉, 王琪, 姜军辉, 等. “一带一路”倡议与相关国家人员流动性[J]. *管理科学学报*, 2020, 23(6): 110–126.
Ge Chunmian, Wang Qi, Jiang Junhui, et al. “The Belt and Road” initiative and employee mobility in relevant countries [J]. *Journal of Management Sciences in China*, 2020, 23(6): 110–126. (in Chinese)
- [24] 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.
Luo Yonggen, Yang Jinyu, Chen Shiqiang. Air pollution, human capital flow and innovative vitality: Evidence from individual patent inventions[J]. *China Industrial Economics*, 2019, (10): 99–117. (in Chinese)

- [25] Jain A. Learning by hiring and change to organizational knowledge: Countering obsolescence as organizations age[J]. *Strategic Management Journal*, 2016, 37(8): 1667–1687.
- [26] Raffiee J, Byun H. Revisiting the portability of performance paradox: Employee mobility and the utilization of human and social capital resources[J]. *Academy of Management Journal*, 2020, 63(1): 34–63.
- [27] Granovetter M. Problems of explanation in economic sociology[J]. *Networks and Organizations: Structure, Form, and Action*, 1992, 26(3): 25–56.
- [28] Stern I, Deng X, Chen G, et al. The “butterfly effect” in strategic human capital: Mitigating the endogeneity concern about the relationship between turnover and performance[J]. *Strategic Management Journal*, 2021, 42(13): 2493–2510.
- [29] Janine N, Sumantar G. Social capital, intellectual capital, and the organizational advantage[J]. *Academy of Management Review*, 1998, 23(2): 242–266.
- [30] Choi E W, Zheng Y. Network trust and trust behaviors among executives in supply chain interactions[J]. *Management Science*, 2020, 66(12): 5823–5849.
- [31] 杨金玉, 叶绮文, 葛震霆. 取决于网络方向? 科技人员流动网络如何影响企业创新[J]. *系统工程理论与实践*, 2023, 43(10): 2863–2886.
Yang Jinyu, Ye Qiwen, Ge Zhenting. Direction matters? How does inventor mobility network influence firm innovation[J]. *Systems Engineering: Theory & Practice*, 2023, 43(10): 2863–2886. (in Chinese)
- [32] Argyres N, Rios L A, Silverman B S. Organizational change and the dynamics of innovation: Formal R&D structure and intrafirm inventor networks[J]. *Strategic Management Journal*, 2020, 41(11): 2015–2049.
- [33] 王艳艳, 蓝一阳, 于李胜. 盛名难副: 明星 CEO 与负面信息隐藏[J]. *管理科学学报*, 2021, 20(5): 70–86.
Wang Yanyan, Lan Yiyang, Yu Lisheng. The curse of reputation: Superstar CEOs and bad news hoarding[J]. *Journal of Management Sciences in China*, 2021, 20(5): 70–86. (in Chinese)
- [34] Call M L, Nyberg A J, Thatcher S. Stargazing: An integrative conceptual review, theoretical reconciliation, and extension for star employee research[J]. *Journal of Applied Psychology*, 2015, 100(3): 623–640.
- [35] Zhou K Z, Gao G Y, Zhao H. State ownership and firm innovation in China: An integrated view of institutional and efficiency logics[J]. *Administrative Science Quarterly*, 2017, 62(2): 375–404.
- [36] 叶光亮, 罗启铭, 徐璐. 不完全信息下国企混改对市场竞争的影响——基于限制性定价的博弈研究[J]. *管理科学学报*, 2022, 25(6): 67–80.
Ye Guangliang, Luo Qiming, Xu Lu. How does mixed-ownership reform affect market competition: Limit pricing with incomplete information[J]. *Journal of Management Sciences in China*, 2022, 25(6): 67–80. (in Chinese)
- [37] Chen V Z, Li J, Shapiro D M, et al. Ownership structure and innovation: An emerging market perspective[J]. *Asia Pacific Journal of Management*, 2014, 31(1): 1–24.
- [38] He Z L, Tong T W, Zhang Y, et al. A database linking chinese patents to China’s census firms[J]. *Scientific Data*, 2018, 5(5): 180–142.
- [39] Bhaskarabhatla A, Cabral L, Hegde D, et al. Are inventors or firms the engines of innovation? [J]. *Management Science*, 2021, 67(6): 3899–3920.
- [40] Kovács B, Carnabuci G, Wezel F C. Categories, attention, and the impact of inventions[J]. *Strategic Management Journal*, 2021, 42(5): 992–1023.
- [41] Greve H R, Seidel M-D L. The thin red line between success and failure: Path dependence in the diffusion of innovative production technologies[J]. *Strategic Management Journal*, 2015, 36(4): 475–496.
- [42] Chen Y, Hsu P H, Podolski E, et al. In the mood for creativity: Weather-induced mood, inventor productivity, and firm value[J]. *Journal of Empirical Finance*, 2024, 78(1): 101–119.
- [43] Kong D, Zhao Y, Liu S. Trust and innovation: Evidence from ceos’ early-life experience[J]. *Journal of Corporate Finance*, 2021, (69): 101–134.

- [44] 杨金玉, 虞吉海, 彭秋萍, 等. 职场回流如何影响科技人员创新? [J]. 管理世界, 2024, 40(5): 174 – 193.
Yang Jinyu, Yu Jihai, Peng Qiuping, et al. How do boomerang inventors influence innovation performance? [J]. Management World, 2024, 40(5): 174 – 193. (in Chinese)
- [45] Lin Y, Fu X, Fu X. Varieties in state capitalism and corporate innovation: Evidence from an emerging economy [J]. Journal of Corporate Finance, 2021, (67): 101 – 119.

Inventor mobility, source enterprise linkage and reverse knowledge spill-in

YANG Jin-yu^{1, 2}, *PENG Qiu-ping*³, *LUO Yong-gen*^{4*}, *GE Zhenting*⁵

1. Business School, Sichuan University, Chengdu 610065, China;
2. Guanghua School of Management, Peking University, Beijing 100871, China;
3. College of Economics & Management, South China Agricultural University, Guangzhou 510642, China;
4. School of Management, Guangzhou University, Guangzhou 510320, China;
5. Sloan School of Management, Massachusetts Institute of Technology, Cambridge 02139, USA

Abstract: The knowledge spillover effect of inventor mobility is bidirectional, and there is also a knowledge spill-in effect on the source enterprises. Based on a matched dataset of inventors and patent citations from Chinese listed enterprises, this paper investigates the impact of inventor mobility on knowledge spill-in effect. The paper finds that the mobility of inventors has a knowledge spill-in effect on source enterprises, which lasts 1-2 years. Further, the mobility of higher performance inventor has a more obvious effect on the knowledge spill-in. The mobility of inventors also has a more significant effect on knowledge spill-in when the source enterprises are non-SOEs or the target enterprises are SOEs. Besides, it is demonstrated that the mobility of inventors takes effect mainly through the following channels: Cooperative R&D between source enterprises and target enterprises, and a favorable network position in the inventors' directed mobility network. Additional analyses suggest that this positive effect varies based on different enterprise characteristics. This paper contributes to the current research on human capital flow from the direction of the inventors' mobility and knowledge spill-in, providing important practical insights for enterprises to accumulate firm social capital and promote knowledge spill-in to improve enterprise innovation.

Key words: source enterprises; inventor mobility; knowledge spill-in; cooperative R&D; directed network