

doi:10.19920/j.cnki.jmsc.2025.12.008

技术知识分布在生物医药企业技术创新中的作用^①

汤超颖^{1, 2}, 刘丽^{3, 4*}

(1. 中国科学院大学经济管理学院, 北京 100190; 2. 中国科学院大学数字经济监测预测预警与政策仿真教育部哲学社会科学实验室(培育), 北京 100190; 3. 上海理工大学管理学院, 上海 200093;
4. 同济大学经济与管理学院, 上海 200092)

摘要: 现有研究认为拥有多样化技术知识的企业技术创新表现更好, 因为技术创新是技术知识重组的产物, 而多样化的知识可以促进技术知识重组。本文认为企业多样化的技术知识正向影响技术知识重组的预设可能并不必然, 两者的关系可能受到技术知识在研发项目、研发人员中的分布状况影响。当企业技术知识在研发项目间的分布兼具高频共有和低频稀有特征时, 研发人员技术知识重组时的认知成本下降、新颖性提升; 当企业拥有更多既做学术研究又懂技术研发的双栖研发明星时, 企业对多样化技术知识的消化、吸收与整合能力得到提升。上述两种情况皆有助于企业技术创新, 即企业技术知识网络程度中心势越高、企业拥有的双栖研发明星数量越多, 多样化技术知识对知识重组潜力的贡献越大, 进而提升企业技术创新绩效。基于 58 家发明专利数量居前的全球生物医药企业的分析支持了以上假设。本文首次将知识分布作为边界条件引入技术知识多样性、知识重组和技术创新关系模型中, 深化了基于知识组合的技术创新理论。最后, 从知识分布管理的视角提出了企业技术创新管理实践对策。

关键词: 技术创新; 技术知识多样性; 知识分布; 技术知识重组

中图分类号: G301 文献标识码: A 文章编号: 1007-9807(2025)12-0108-15

0 引言

技术创新的本质是技术知识重组^[1]。实证研究发现, 多样化的技术知识可以促进企业技术创新^[2-7], 此类实证结论的理论解释往往是多样化技术知识促进了知识重组^[2, 3, 5, 7]。如 Quintana-García 和 Benavides-Velasco^[3]发现技术多样性可以带来新颖的解决方案, 因为它们降低了技术创新中的认知刚性和路径依赖, 增加了技术重组机会, 从而推动企业技术创新。值得注意的是, 也有研究发现技术多样性与技术创新呈倒 U 型关系^[8, 9]。研究者的解释是: 从范围经济和知识基础

的角度出发, 技术知识多样性有利于技术创新绩效, 但是过于多样化的技术将带来高协调和整合成本, 则有负面作用。相关证据来自 Huang 和 Chen^[8]对中国台湾 305 家 IT 上市公司的研究, 以及 Leten 等^[9]对 184 家美国、欧洲和日本公司的专利研究。追溯知识重组与技术创新的关系, 可以寻根于熊彼特的创新要素组合论^[10], 以及知识基础观所提出的创新的知识要素组合论^[11, 12]。对于如何促进企业技术知识重组, 学者们也进行了相关探索。除了技术知识多样性^[2, 3, 5, 7], 还涉及联盟组合多样性^[13]、技术并购^[14]、资源约束^[15]、信息技术的使用^[16]、企业发明人和科学家的特

① 收稿日期: 2021-10-07; 修定日期: 2023-07-13。

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(71974178); 国家自然科学基金资助重点项目(71932009); 中国科学院大学数字经济监测预测预警与政策仿真教育部哲学社会科学实验室(培育)基金资助项目; 国家自然科学基金资助青年项目(72402164); 国家社会科学基金资助重大项目(24&ZD174)。

通讯作者: 刘丽(1991—), 女, 河北唐山人, 博士, 讲师。Email: liuli173@usst.edu.cn

征^[17, 18]、研发补贴^[19]、问题复杂性^[20]和知识网络^[21]等多个角度。但是,当前文献对于技术知识多样性和知识重组潜力的关系理解,还处于理论解释和预设层面,对知识重组潜力进行测度的实证研究还很缺乏^[12, 22]。

深入分析技术知识多样性对技术知识重组的影响,可以发现两者关系可能受技术知识在研发项目分布和研发人员分布状况影响。具体来说,当企业技术知识在研发项目间的分布兼具高频共有和低频稀有特征时,研发人员技术知识重组时的认知成本下降、新颖性提升^[23];通过培养既做学术研究又懂技术研发的双栖研发明星,企业对多样化技术知识的消化、吸收与整合能力会得到提升^[24, 25]。上述两种情况皆有助于企业技术创新,即企业技术知识网络程度中心势越高、企业拥有的双栖研发明星数量越多,多样化技术对知识组合潜力正向作用越强,更能助力企业技术创新。

本文分析了2008年—2018年58家发明专利数量居前的全球生物医药企业的专利、论文和新药发现数据,验证了上述观点。本文首次将知识分布作为边界条件引入技术知识多样性、技术知识重组潜力和技术创新的关系模型中,深化了基于知识组合的技术创新理论,对企业技术创新管理实践也有积极的指导价值。

1 理论基础与研究假设

1.1 企业技术知识重组潜力:促进企业技术创新的一只看不见的手

企业新技术产品的技术创新是技术知识组合的过程^[1]。技术类新产品的开发离不开已经存在的技术知识,知识的重新组合可以发挥出技术知识在产品技术体系中的新功能,优化原有的产品技术体系,或者探索出新的产品技术体系。促进技术知识组合是提升技术类新产品技术创新的核心要素。

基于知识组合的技术创新理论认为技术知识多样性有助于技术创新,因为多样化知识有助于企业扩大外部知识搜索范围,更好的理解外部技术知识^[26],更易识别跨界技术机会^[7],获取更多

的新技术知识要素,增加企业对技术重组机会的感知力。因此,企业更有能力利用现有知识储备和开展新技术重组^[3, 27],进而有利于企业的技术创新。尤其在技术更新快速的产业,多样化知识可以帮助企业快速识别新机会,开发新技术组合。以生物医药产业为例,自20世纪70年代中期开始,生理学、酶学、细胞生物学、生物工程、高通量组学等领域的突破性进展,新技术元素快速出现,促进了新药发现^[28, 29]。

由于技术创新本身就代表着技术知识的重组,因此引入技术知识重组潜力,将有助于打开技术知识组合发生过程的黑箱。企业技术知识重组潜力指企业内部技术知识要素进行重新组合的潜在可能性^[12]。研究发现,知识重组潜力正向影响企业技术创新绩效^[22]。值得注意的是,技术知识多样性影响技术知识重组潜力、技术知识重组潜力影响企业技术创新,这两个环节均有时滞。已有的企业技术创新研究在设定滞后窗口时段时,根据研究需要有采用一年^[30]、三年或五年。本文研究企业技术创新,企业技术研发项目周期长短不一,但是由于强调时效性,企业往往拥有更多短周期项目和少量长周期项目。对于生物医药企业而言,“新药发现”也不同于长周期的新药发明。因此,采用滞后一年设定时间窗口更吻合企业研发实践。因此,本文认为t期企业技术知识多样性可以提升t+1期技术知识重组潜力,进而助力t+2期企业技术创新。为此,本文提出以下假设:

假设1 企业t期的技术知识多样性通过增加t+1期技术知识重组潜力,提升企业t+2期的技术创新。

1.2 企业技术知识研发项目间分布的调节效应

企业多样化技术知识在不同研发项目之间的分布,将影响研发人员的认知成本和新颖性。一方面,企业需要培育分布于多个研发项目的高频共有技术知识。研发人员往往能更深入的理解在多个研发项目中得到过频繁开发的技术知识,此类知识在研发人员之间的使用合法性也相对更高^[31],重组此类技术的认知成本相对较低。相似的,有一项研究发现当企业技术知识网络中心势较高时,更易整合多技术领域的知识,形成交叉创新^[32]。另一方面,企业需要培育仅仅分布于少量

研发项目中的低频稀有技术知识,即边缘分布的技术知识。它们可以触发企业进入新技术领域,帮助研发人员打破认知束缚,突破既有的技术壁垒^[33],从而带来新颖的知识组合^[23],进而提升技术创新。

测度企业是否同时拥有研发项目间高频共有技术知识和低频稀有技术知识,可以利用基于发明专利数据构建的技术知识网络。发明专利所属的四位国际专利分类码(即 IPC 码),在学术研究中常被用来代表技术知识要素^[34, 35]。当某两个 IPC 分类码共现在一个发明专利中,则表明这两个知识元素之间存在联结。利用 IPC 分类码共现的数据,即可构建出企业技术知识网络。知识网络中的程度中心势指标描述了网络节点关系的集中化趋势^[36]。网络程度中心势高,代表网络中同时存在高中心性与低中心性的节点^[37]。因此,高程度中心势可以用于反映企业同时拥有联结度高的核心知识元素以及联结度低的边缘知识元素^[32, 38]。由于发明专利的执行普遍以研发项目为基本组织单元,高程度中心势的技术知识网络也就代表着企业同步拥有分布于多研发项目的高频率共用技术知识和仅分布于个别研发项目的低频率特有技术知识。基于以上分析并考虑时间窗口,本文提出以下假设:

假设 2 企业 t 期的知识网络程度中心势正向调节 t 期技术知识多样性与 $t+1$ 期技术知识重组潜力之间的关系。

1.3 企业技术知识研发人员间分布的调节效应

企业能够有效利用多样化技术知识提升技术知识重组潜力和技术创新的另一类企业技术知识布局,是技术知识在研发人员之间的分布。其中一

个重要指标是企业拥有的双栖研发明星数量,即同时兼顾学术研究和技术研发的人员^[24, 39]。企业培养的双栖研发明星越多,企业多样化技术知识所带来的后续技术知识重组潜力越大。主要理由如下:

首先,双栖研发明星是企业吸收和整合技术知识的关键力量^[24, 25],他们的技术知识储备更高,可以更好识别企业多样化知识的重组机会,更有可能探索出知识组合的新路径。研究发现他们能够敏锐地捕捉来自其它技术领域和新技术领域的知识组合机遇,助力企业知识创造^[39];其次,科学知识是技术发明的重要驱动力量,双栖研发明星作为学术与产业的双跨人物^[40],同时储备科学知识和技术知识,相当于两类知识的整合器,有助于企业了解学术前沿,加深对技术发展趋势和现有技术知识组合机会的理解;第三,双栖研发明星对技术知识的理解更深入,可以降低企业技术知识重组的协调和整合成本。相关的证据包括:Subramanian^[41]基于 1990 年—2000 年 222 家生物技术公司的面板数据分析发现,双栖研发明星有助于减少创新过程的不确定性并增加知识重组的效率。因此,双栖研发明星可以提升企业的技术知识消化、吸收和整合能力,降低企业知识重组时的成本,从而促进企业更好利用多样化技术知识寻找更多技术知识重组潜力,进而提升企业技术创新。基于以上分析并考虑时间窗口,本文提出以下假设:

假设 3 企业 t 期的双栖研发明星正向调节 t 期技术知识多样性与 $t+1$ 期技术知识重组潜力之间的关系。

综合上述,本文的理论模型如图 1 所示。

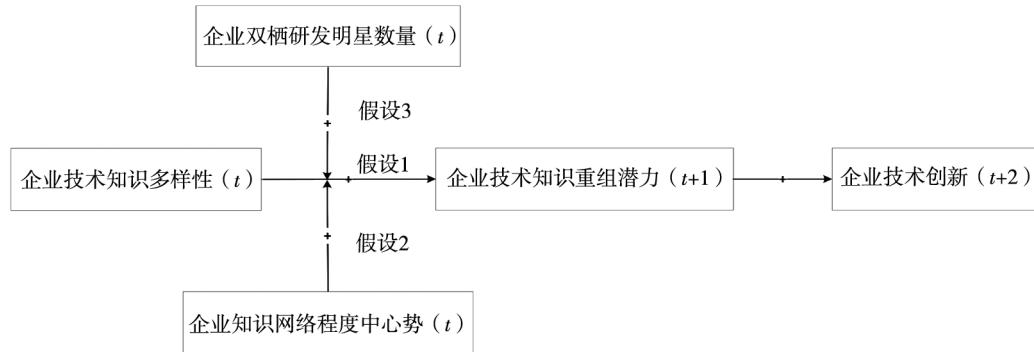


图 1 理论模型

Fig. 1 Theoretical model

2 研究设计

2.1 样本选择与数据来源

本研究样本为全球生物医药企业。近年,我国生物医药产业发展迅速^[42]。但是,整体药物研发实力弱,缺少国际竞争力^[43]。生物医药是知识密集的高科技产业,也是我国的战略性新兴产业。分析国际领先生物医药公司技术创新的成功原因,对于我国生物医药企业的技术创新能力提升将有积极的启示。此外,这类企业的发明专利数据和新药发现数据具有可获性,能满足本文的假设检验。其中,新药发现指的是企业已经找到了主要的候选药物,药物的研发即将进入临床阶段,这是新药发明的一个关键里程碑。

本文的研究对象确定与筛选步骤如下:首先,根据 Novasecta 发布的“2019 全球生物医药公司 100 强”榜单,以及 GFM Asset Management 发布的“2017 全球市值最大的 200 家生物医药公司”,共获得了 252 家全球生物医药公司名录。

此外,与美国《制药经理人》(《Pharmaceutical Executive》)杂志发布的全球制药公司 50 强榜单进行横向对比,该榜单是依据制药企业在上一年度的处方药在全球的销售收入进行排名确定的一个权威排行榜^[44]。核对发现,全球 50 强制药公司已经进入本文样本名录。

第二,企业发明专利数据的收集步骤。首先,以企业英文名称作为专利权人检索词,在德温特专利数据库(Derwent Innovation Index database, DII 数据库)中逐个对 252 家企业在 2008 年 1 月 1 日—2018 年 12 月 31 日的发明专利进行初步检索,根据检索的结果总结出企业可能出现的名称形式,例如:在检索辉瑞公司时,先用“PFIZER”检索,打开在检索结果出现的专利权人名称,尽可能多地选取辉瑞公司可能采用的名称,包括 PFIZER INC, PFIZER LTD, PFIZER CORP, PFIZER & CO INC 等形式。同时,从企业官方网站和万维网上搜索其可能出现的名称进行补充。其次,将总结的所有企业名称作为专利权人检索词依次进行检索,得到企业所有的发明专利数据。

本文在构建企业知识网络时,沿用了已有研

究常常采用四位数的 IPC 代码来表示知识要素,即涉及专利所属的部、大类和小类信息的四位编码(比如 H01B),这主要是因为四位数的 IPC 代码已可以充分表达专利的技术知识特征^[34, 35]。建网的移动时间窗口为五年。要求样本企业在每五年的移动窗口期内应至少拥有一项发明专利,此步骤过后,保留下 193 家企业样本。

第三,生物医药企业的技术创新即新药发现数据来自 Pharma Projects 数据库。本文从该数据库中下载了 2008 年—2018 年间生物医药企业在临床前期试验阶段的药品数量。该数据库涵盖了从临床试验到批准上市的各个研发阶段的药品信息,并得到了学者的广泛使用^[44]。本文选取样本企业时,要求企业在观测期内应至少有一个新药发现,为此保留了 154 家企业。

第四,从 Web of Science 数据库中的 Science Citation Index Expanded (SCI-E) 和 Social Science Citation Index (SSCI) 检索了样本企业的论文,将语言设定为 English, 检索文章类型设定为 Article, 检索时间设定为 2008 年 1 月 1 日—2018 年 12 月 31 日。下载了文献的类型、作者、地址、出版年等数据,统计了观测期内每家企业论文作者的姓名,并按照论文数量从高到低对作者进行排序。同理,统计了观测期内企业每年发明专利申请人的姓名,并按照申请的发明专利数量从高到低对发明人进行排序。如果同一位研发人员的论文和发明专利排名均位居企业前 20%,这一研发人员被定义为双栖研发明星。因此,在选择样本企业时,要求企业在观测期内至少拥有一名双栖研发明星,此步骤过后,保留了 78 家企业样本。

第五,收集生物医药企业财务数据及相关基本信息。从 Compustat、Bureau van Dijk (BVD) 数据库中检索了企业的基本信息和财务数据。Compustat 数据库包含了全球超过 80 个国家,超过 42 000 家公开交易公司的完整财务数据和市场数据。BVD 数据库包括标准化的财务信息,覆盖了全球近 6 000 万家公司。

综上,经过数据筛选和清洗,最终有 58 家全球生物医药上市公司作为本文的研究样本。由于企业来自不同的国家和地区,本文采用相应年份的货币汇率将财务数据标准化为美元。

表 1 样本选择和数据来源

Table 1 Sample selection and data sourcing

步骤	数据获取、筛选和清洗过程
第一步	根据排行榜, 获取了 252 家全球生物医药公司名录.
第二步	以企业英文名称作为专利权人检索词, 在德温特专利数据库中对企业在 2008 年—2018 年间的发明专利进行检索; 以五年移动窗口构建企业知识网络, 样本企业在每五年的移动窗口期内应至少拥有一项发明专利, 为此保留了 193 家企业
第三步	从 Pharma Projects 数据库下载了生物医药企业在临床前期试验阶段的药品数量, 企业在观测期内应至少有一个新药发现, 为此保留了 154 家企业.
第四步	从 Web of Science 数据库中的 SCI-E 和 SSCI 检索了样本企业的论文, 并统计双栖研发明星, 企业在观测期内至少拥有一名双栖研发明星, 为此保留了 78 家企业.
第五步	从 Compustat、Bureau van Dijk (BVD) 数据库中检索了企业的基本信息和财务数据. 最终, 经过数据筛选和清洗, 有 58 家全球生物医药上市企业作为本文的研究样本.

2.2 变量定义与度量

2.2.1 被解释变量: 企业技术创新

由于药品发明的周期很长^[45], 相关数据稀少, 会影响模型数据的数量. 因此, 本文采用新药发现来反映生物医药企业的技术创新水平. 新药发现是生物医药企业走向新药发明的重要一步, 也是反映企业阶段性技术创新水平的重要指标. 本文统计的新药发现数量, 指的是在第 $t+2$ 期进入临床前开发阶段的候选药物数量^[46].

2.2.2 解释变量: 企业技术知识多样性

根据已有研究, 本文采用熵指数测度企业技术知识多样性^[8]. 这一指标计算数据来自 $t-4$ 期 ~ t 期的专利 IPC 码信息, 具体计算公式如下

$$H = \sum_{j=1}^n p_j \ln\left(\frac{1}{p_j}\right) \quad (1)$$

其中 H 指的是技术知识多样性, p_j 表示属于国际技术分类 j 的专利数量占专利总数的比例, j 为国际技术分类的部.

2.2.3 中介变量: 企业技术知识重组潜力

本文借鉴了 Grigoriou 和 Rothaermel^[12] 的计算思路, 他们以企业发明人网络的平均路径长度和聚类系数评价知识重组潜力. 其中, 平均路径长度是指企业知识网络中任何两个发明人之间的平均距离. 企业发明人网络平均路径越长, 表明每个发明人间接接触更多其他发明人, 发明人之间有更多的研究合作与讨论碰撞机会, 从而反映了企业知识重组的可能性越大. 另一方面, 企业发明人网络聚类系数反映了企业内部研发人员的集聚程

度, 其值越大, 意味着企业内部研发人员之间形成的紧密联系小团体的情况越多, 有助于分享和转移知识, 从而知识重组机率提升.

本文建立了基于 IPC 码共现关系的知识网络, 知识元素的平均路径越长, 即企业知识网络中任意两个知识元素之间的平均距离越大, 意味着企业知识元素之间的间接联结越多, 即知识重组的潜力越大. 利用 Ucinet 6 软件计算了 $t+1$ 期企业知识网络的平均路径长度.

相对于发明人之间的平均距离, 本研究认为技术知识元素之间的平均距离更为直接地描述企业的技术知识重组潜力. 而知识网络的聚类系数则刻画了知识元素之间的集聚程度, 这一指标无法像知识网络的平均路径长度一样准确反映企业技术知识重组的潜力. 为此, 本文只采用平均路径长度这一指标开展实证检验.

2.2.4 调节变量

1) 企业双栖研发明星数量. 双栖研发明星是指企业中那些既发表论文又申请发明专利的研发人员, 参考相关文献^[24, 39], 本文中的双栖研发明星指每年发明专利与发表论文数量均居企业前 20% 的研发人员.

2) 企业知识网络程度中心势. 根据已有研究^[36, 37], 企业知识网络程度中心势 (C_D) 的计算公式如下

$$C_D = \frac{\sum_{i=1}^n [C_D(n^*) - C_D(n_i)]}{\max \sum_{i=1}^n [C_D(n^*) - C_D(n_i)]} \quad (2)$$

其中 $C_D(n_i)$ 为节点的程度中心性, $C_D(n^*)$ 为 $C_D(n_i)$ 中最大的程度中心性; n 为所有节点数。网络的程度中心势越高,说明网络联结分布不均,网络中同时存在中心节点与边缘节点。

2.2.5 控制变量

本文对以下变量进行了控制:1)企业规模。采用企业在观测年 t 期总资产的规模进行测度^[47]。规模较大的企业资源相对比较充足,这将影响企业技术创新^[5],因此加以控制;2)企业年龄。企业技术创新是一个积累的过程,企业存活时间越长,积累的技术知识就越多。因此企业年龄作为控制变量,即观测年 t 期与企业成立年份之间的差值;3)企业的地区分布。位于不同地区的企业有不同的专利申请倾向,会影响企业的技术创新,故将企业地区分布加以控制。本文设定了两个地区哑变量,如果公司总部在欧洲,则编码为 1,反之为 0;如果总部在亚洲,则编码为 1,反之为 0;默认值为北美洲;4)企业知识存量。采用企业在 $t - 4$ 至 t 年的专利数量进行衡量。已有研究指出企业知识存量会影响技术创新^[35],故将其加以控制;5)研发支出。研发支出是企业技术创新活动的重要前因^[5],故需加以控制,本文采用企业在观测年 t 的研发支出的自然对数进行测度;6)新药开发经验。采用企业在 $t - 4$ 年至 t 年内获得美国食品药品监督管理局批准的药物数量的自然对数进行衡量。企业过去的新药开发经验反映了其在新药研发方面的积累,会影响未来企业新药研发的创新活动^[48]。因此,本文对其加以控制;7)资产回报率,即企业在观测年 t 期的企业的净利润除以总资产。资产回报率反映了企业的盈利能力,它代表了企业的经济实力,在以往研究中发现企业盈利会影响企业的技术创新^[49],故将其加以控制。

3 实证结果分析

3.1 描述性统计与相关性分析

本文主要研究变量描述性统计和变量间的相关性分析见表 2。其中,企业技术知识多样性分别与技术知识重组潜力和技术创新呈正相关关系 ($r = 0.537, p < 0.01; r = 0.275, p < 0.01$)。企业技

术知识重组潜力与技术创新呈正相关关系 ($r = 0.227, p < 0.01$)。调节变量企业双栖研发明星数量和知识网络程度中心势分别与技术知识重组潜力呈现出不显著的相关性和负相关关系(分别为 $r = 0.118, p > 0.05; r = -0.324, p < 0.01$)。此外,计算了方差膨胀因子 ($VIFs$) 来检验多重共线性。结果显示,技术知识多样性与企业技术知识重组潜力关系模型的实证分析最大的 $VIFs$ 值为 3.98,平均 $VIFs$ 值为 2.16。技术知识多样性与企业技术创新模型的实证分析最大的 $VIFs$ 值为 3.61,平均 $VIFs$ 值为 1.96。因此,所有模型的 $VIFs$ 值都低于临界值 10^[50],说明在本文中不存在多重共线性。

3.2 计量模型选取

在技术知识多样性与企业内部技术知识重组潜力之间关系的实证分析中,因变量技术知识重组潜力属于连续变量,故选取了广义最小二乘估计 (GLS) 模型进行回归分析。在技术知识多样性与企业技术创新之间关系的实证分析中,因变量是企业的技术创新(药物数量),方差不等于均值,故选取负二项回归模型,该模型放松了均值和方差相等的假设^[51]。此外,对本文中的模型做了 Hausman 检验,Hausman 检验结果均显示 p 值大于 0.05,未能拒绝原假设。因此,选取了随机效应的 GLS 回归模型和随机效应负二项回归模型验证本文的假设,并使用 STATA 14.0 执行回归分析过程。

3.3 回归结果分析

表 3 显示了随机效应 GLS 回归分析结果,验证了企业技术知识多样性与技术知识重组潜力之间的关系,并加入了企业知识网络程度中心势及双栖研发明星数量的调节效应。本文中将交互项进行去中心化,以避免交互项进入模型时产生多重共线性。模型 1 只包含控制变量,模型 2 在模型 1 的基础上加入了自变量技术知识多样性。为了验证企业内部知识网络程度中心势的调节效应,模型 3 加入了一个交互项:技术知识多样性与知识网络程度中心势的交互。模型 4 加入了自变量企业技术知识多样性和调节变量企业双栖研发明星数量,以及二者的交互项。最后,模型 5 为全模型,加入了所有变量及交互项。

表 2 变量描述和相关系数矩阵
Table 2 Descriptive statistics and correlation matrix

	变量	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	
1	技术创新 _{i+2}	1.000													
2	技术知识重组潜力 _{i+1}	0.227 **	1.000												
3	技术知识多样性	0.275 **	0.537 **	1.000											
4	双栖研发明星数量	0.511 **	0.118	0.038	1.000										
5	知识网络程度中心势	-0.336 **	-0.324 **	-0.337 **	-0.265 **	1.000									
6	欧洲	0.149 *	0.048	0.010	0.066	-0.229 **	1.000								
7	亚洲	-0.288 **	0.036	-0.041	-0.289 **	0.049	-0.507 **	1.000							
8	企业年龄	0.266 **	0.303 **	0.196 **	0.044	-0.231 **	0.167 **	0.098	1.000						
9	知识存量	0.339 **	0.369 **	-0.087	0.230 **	-0.352 **	0.088	0.012	0.122 *	1.000					
10	研发投入	0.688 **	0.276 **	0.127 *	0.504 *	-0.461 *	0.263 **	-0.407 **	0.161 *	0.383 **	1.000				
11	新药开发经验	0.698 **	0.236 **	0.141 *	0.432 **	-0.422 **	0.351 **	-0.430 **	0.195 **	0.346 **	0.728 **	1.000			
12	资产回报率	0.123	0.108	0.030	0.086	-0.162 **	0.115 *	0.082	0.131 *	0.073	0.184 **	0.110 *	1.000		
13	企业规模	0.763 **	0.193 **	0.247 **	0.407 **	-0.395 **	0.220 **	-0.349 **	0.115 *	0.320 *	0.727 **	0.714 **	0.105	1.000	
	均值	25.825	2.084	1.460	3.576	0.068	0.311	0.363	76.701	6.111	6.414	1.221	0.009	32.362	
	标准差	24.769	0.477	0.468	6.659	0.056	0.464	0.482	57.890	1.729	2.125	1.101	0.434	45.133	

注: * $p < 0.05$, ** $p < 0.01$

从表3回归结果可以看出,企业技术知识多样性有利于提升技术知识重组潜力(模型2, $\beta = 0.230, p < 0.01$).此外,企业内部知识网络程度中心势正向调节技术知识多样性与内部技术知识重组潜力之间的关系,即企业知识网络程度中心势

越高,技术知识多样性对技术知识重组潜力正向作用越强(模型3, $\beta = 3.132, p < 0.01$).本文根据均值+1标准差(高组)和均值-1标准差(低组)将自变量和调节变量分成两组,绘制企业知识网络中心势的调节效应图(图2).如图所示,当企业

表3 随机效应GLS回归结果(因变量:技术知识重组潜力_{t+1})Table 3 Random-effects GLS regression result (DV: Knowledge recombination potential_{t+1})

变量	模型1	模型2	模型3	模型4	模型5
欧洲	-0.054 (0.127)	-0.044 (0.100)	-0.100 (0.080)	-0.035 (0.101)	-0.090 (0.082)
亚洲	0.155 (0.122)	0.131 (0.098)	0.037 (0.080)	0.140 (0.099)	0.049 (0.082)
企业年龄	0.002 ** (0.001)	0.002 ** (0.001)	0.002 *** (0.001)	0.002 ** (0.001)	0.002 ** (0.001)
知识存量	0.060 * (0.034)	0.096 *** (0.031)	0.089 *** (0.027)	0.081 ** (0.031)	0.081 *** (0.028)
研发支出	0.030 (0.031)	0.031 (0.026)	0.006 (0.022)	0.043 (0.027)	0.015 (0.023)
新药开发经验	0.028 (0.049)	0.022 (0.045)	0.030 (0.040)	0.019 (0.045)	0.028 (0.040)
资产回报率	-0.009 (0.050)	0.003 (0.048)	0.014 (0.044)	-0.000 (0.048)	0.012 (0.044)
企业规模	0.001 (0.001)	-0.0003 (0.001)	-0.001 (0.001)	-0.001 (0.001)	-0.001 (0.001)
年份虚拟变量	Included	Included	Included	Included	Included
技术知识多样性		0.230 *** (0.057)	0.357 *** (0.058)	0.314 *** (0.064)	0.404 *** (0.064)
知识网络中心势			-2.379 *** (0.445)		-2.162 *** (0.453)
技术知识多样性×知识网络中心势			3.132 *** (0.783)		2.866 *** (0.785)
双栖研发明星数量				0.003 (0.004)	0.002 (0.004)
技术知识多样性×双栖研发明星数量				2.521 *** (0.825)	1.702 ** (0.822)
常数项	1.543 *** (0.180)	1.233 *** (0.173)	1.426 *** (0.164)	1.051 *** (0.185)	1.290 *** (0.179)
R ²	0.323 1	0.553 9	0.761 4	0.569 8	0.750 4
Wald chi2	22.32	54.38	130.07	62.70	131.81
N	251	251	251	251	251

注: * $p < 0.10$, ** $p < 0.05$, *** $p < 0.01$, standard errors in parentheses.

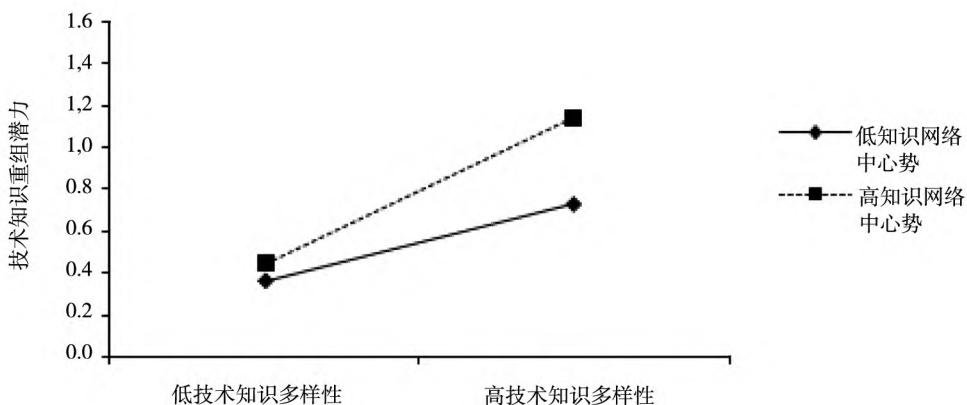


图 2 知识网络中心势的调节作用

Fig. 2 The moderating effect of centralization of knowledge networks

知识网络中心势处于高水平时,企业技术知识多样性与技术知识重组潜力之间的正向关系得到加强($\beta = 2.514, p < 0.1$) ;当企业知识网络中心势处于低水平时,企业技术知识多样性对技术知识重组潜力的正向作用被削弱了($\beta = 0.196, p < 0.01$)。因此,假设2得到支持。此外,双栖研发明星数量正向调节技术知识多样性与技术知识重组潜力之间的关系(模型4, $\beta = 2.521, p < 0.01$)。因此,假设3得到支持。同理,本文绘制了双栖研发明星的调节效应示意图(图3)。从图中可见,双栖研发明星数量高时,技术知识多样性与技术知识重组潜力之间的正向关系越强($\beta = 2.010, p < 0.1$) ;当双栖研发明星数量低时,技术知识多样性与技术知识重组潜力之间的关系变为负向($\beta = -0.010, p > 0.1$) ,进一步支持了假设3。模

型5为全模型,检验结果保持不变。

表4显示了用随机效应负二项回归方法验证企业技术知识重组潜力在技术知识多样性与技术创新之间关系的中介效应。由表4的模型2可以看出,在控制了相关变量后,企业技术知识多样性有利于技术知识重组潜力($\beta = 0.230, p < 0.01$) ;模型4说明企业技术知识重组潜力有利于技术创新($\beta = 0.263, p < 0.1$)。模型5说明企业技术知识多样性也有利于技术创新($\beta = 0.183, p < 0.05$)。最后,模型6将自变量企业技术知识多样性与中介变量技术知识重组潜力共同加入模型时,结果显示技术知识重组潜力依然有利于技术创新($\beta = 0.246, p < 0.1$)。上述结果表明技术知识重组潜力在技术知识多样性正向影响企业技术创新的关系中具有显著的中介作用。因此,假设1得到支持。

表4 随机效应负二项回归结果

Table 4 Random-effects negative binomial regression result

因变量	模型 1	模型 2	模型 3	模型 4	模型 5	模型 6
	技术知识重组潜力 _{t+1}		技术创新 _{t+2}			
欧洲	-0.054 (0.127)	-0.044 (0.100)	-0.301 (0.249)	-0.302 (0.253)	-0.292 (0.247)	-0.291 (0.252)
亚洲	0.155 (0.122)	0.131 (0.098)	-0.422 * (0.252)	-0.469 * (0.257)	-0.431 * (0.251)	-0.473 * (0.256)
企业年龄	0.002 ** (0.001)	0.002 ** (0.001)	0.002 (0.001)	0.002 (0.002)	0.002 (0.001)	0.002 (0.002)
知识存量	0.060 * (0.034)	0.096 *** (0.031)	0.132 ** (0.051)	0.130 ** (0.051)	0.146 *** (0.051)	0.142 *** (0.051)
研发支出	0.030 (0.031)	0.031 (0.026)	0.127 ** (0.056)	0.113 ** (0.057)	0.136 ** (0.056)	0.120 ** (0.056)
新药开发经验	0.028 (0.049)	0.022 (0.045)	0.262 *** (0.074)	0.257 *** (0.072)	0.251 *** (0.073)	0.246 *** (0.072)

续表4

Table 4 Continues

因变量	模型 1	模型 2	模型 3	模型 4	模型 5	模型 6
	技术知识重组潜力 _{t+1}		技术创新 _{t+2}			
资产回报率	-0.009 (0.050)	0.003 (0.048)	-0.076 (0.261)	-0.107 (0.262)	-0.060 (0.258)	-0.088 (0.259)
企业规模	0.001 (0.001)	-0.0003 (0.001)	0.001 (0.002)	0.001 (0.002)	0.0003 (0.002)	0.0003 (0.002)
年份虚拟变量	Included	Included	Included	Included	Included	Included
技术知识多样性 _t		0.230 *** (0.057)			0.183 ** (0.091)	0.171 * (0.087)
技术知识重组潜力 _{t+1}				0.263 * (0.148)		0.246 * (0.146)
常数项	1.543 *** (0.180)	1.233 *** (0.173)	2.785 *** (0.627)	2.721 *** (0.745)	2.632 *** (0.675)	2.653 *** (0.826)
Wald chi2	22.32	54.38	88.51	93.28	94.89	99.13
N	251	251	195	195	195	195

注: * $p < 0.10$, ** $p < 0.05$, *** $p < 0.01$, standard errors in parentheses.

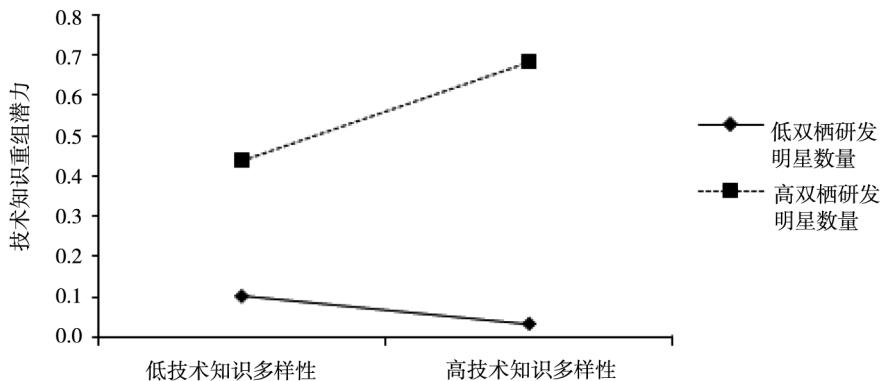


图3 双栖研发明星的调节作用

Fig. 3 The moderating effect of R&D stars

3.4 稳健性检验

首先,本文替换了企业技术知识重组潜力的数据,选择滞后一期($t+2$)的企业技术知识重组潜力作为因变量进入回归模型进行稳健性检验。通过采用随机效应 GLS 回归分析发现,企业技术知识多样性促进企业技术知识重组潜力($\beta = 0.156, p < 0.01$)。此外,企业知识网络程度中心势和双栖研发明星分别正向调节技术知识多样性与技术知识重组潜力之间的关系($\beta = 2.285, p < 0.01; \beta = 2.988, p < 0.01$)。因此,假设2 和假设3 均得到支持。

其次,采用随机效应负二项回归分析方法来检验 $t+2$ 期技术知识重组潜力的中介效应的稳

健性。回归分析结果支持原有结论,即技术知识多样性和技术知识重组潜力分别正向影响技术创新($\beta = 0.183, p < 0.05; \beta = 0.235, p < 0.1$);企业技术知识多样性正向影响技术知识重组潜力($\beta = 0.156, p < 0.01$)。最后,当企业技术知识多样性与技术知识重组潜力共同进入模型时,技术知识重组潜力对技术创新的系数为正(不显著)($\beta = 0.208, p > 0.1$),说明中介效应存在,假设1 得到支持。因此,本文的实证结论具有稳健性。

4 结束语

本文主要研究结论:第一,企业技术知识多样

性可以促进技术知识重组潜力,从而提升企业技术创新;第二,企业知识网络程度中心势正向调节技术知识多样性与技术知识重组潜力之间的关系。企业知识网络程度中心势越高,核心知识元素经历更多组合,更具合法性^[31],组织中进行技术重组的认知成本降低。同时,边缘知识元素有助于企业打破既有的技术壁垒^[33],激发了更多新颖的知识组合^[23];第三,企业双栖研发明星数量正向调节技术知识多样性与技术知识重组潜力之间的关系。因为双栖研发明星是企业吸收和整合科技知识的关键力量^[24, 25],有助于提升企业多样化知识的重组机会。当双栖研发明星数量较少时,技术知识多样性与技术知识重组潜力之间的关系变为负向。这可能是因为企业利用内部多样性技术知识开展知识组合,还需要相应的知识吸收和整合能力。相似的,前人关于技术多样性与企业创新之间的倒 U 型关系的研究曾指出过高的技术多样性可能产生较高的协调和整合成本。

本文的理论贡献在于深化了技术知识多样性和知识重组关系的理解,揭示了企业一方面可以通过高频共有与低频稀有兼具的企业研发项目间技术知识分布,降低知识重组的成本,提升企业技术多样性的新颖性重组机会,以此促进企业技术创新绩效。另一方面,企业可以通过培育更多双栖研发明星,提高企业的知识吸收、消化和整合能力,从而在多样化技术中收获更多的技术重组潜力,进而提高企业技术创新绩效。本研究通过实证分析发现,拥有的双栖研发明星数量多,技术知识多样性对重组潜力有正向作用,反之则多样性削弱企业的知识重组潜力。对此,本文认为双栖研发明星数量不足时,企业内部对多样化技术知识的整合能力下降,技术知识多样性反而不具有积极的作用。这一结论呼应了当前文献中有关企业技术知识多样性和技术创新绩效的倒 U 型关系结论^[8, 9],即技术知识多样性和企业技术创新并非简单线性关系。本文进一步指出:多样性是技术知识的组成属性,在企业研发实践中多样化的技术知识能否促进知识重组,还要考虑企业技术知识在项目间的分布特征以及在研发人员上的分布特征。本研究首次将技术知识分布作为边界条件引入技术知识多样性、企业技术知识重组和技术创

新的关系模型中,所发现的知识布局影响知识组合潜力和技术创新的结论,丰富了基于知识组合的技术创新理论,有一定学术新意和理论贡献。

基于本研究,对企业技术创新管理实践提出以下建议:第一,企业管理者要对技术知识进行合理布局。一方面,企业要拓展技术领域,提高技术知识多样性。另一方面,企业要加强内部技术知识元素间的间接联结,增加内部技术知识开展新组合的可能性。具体来说,可以通过设计交叉主题的研发项目,将不同类别的技术知识进行交叉研究,增加它们的联结路径,促进内部技术知识的重组潜力,以此推进技术创新;第二,企业既要注意培育研发项目之间的高频共有技术知识,也要注意培育低频稀有的项目间技术知识,培育有助于知识组合的知识项目间分布状况;第三,企业应加大研发方面的投入,升级研发平台,吸引有为科技人才;投入培育研发力量,积极探索新型的科技人才合作培养模式,提升研发骨干的学术研究能力,给予更多研发项目实践机会和专业学习提升机会。积极培养双栖研发明星或复合型研发人才,提升企业技术知识吸收、消化和整合能力,提升企业技术知识组合的能力。

本文有以下不足:一是研究样本只涉及生物医药类企业,研究结论的生态效应有待考察;二是考虑到生物医药企业规模和人才水平理论上存在一定跨度,虽然本文的双栖研发明星均有一定数量的专利与论文,实属复合型研发人员,但是由于企业规模和实力存在一定差异,在进行各类企业的双栖研发明星界定时均采用 20% 标准,可能存在一定的企业间偏差效应。双栖研发明星比例标准的设定是一个学术问题,对此还需要未来研究的比较分析;三是本文利用专利数据来测度企业技术知识多样性、建立企业技术知识网络,虽然这种方法比较客观且在已有研究中被广泛采用,但它忽略了技术知识的隐性维度,比如技能、经验和信息等隐性知识。后续可以采用调查问卷、实地调研等方式获取更真实、更丰富的企业信息;四是本文使用进入临床前开发阶段的候选药物数量来测度生物医药企业技术创新。未来研究中可以加入新药进入临床前阶段的时间、新药上市时间以及新药物上市后的市场占有率等指标,更全面地测度生物医药企业的技术创新。

参考文献:

- [1] Pisano G P. Learning-before-doing in the development of new process technology [J]. *Research Policy*, 1996, 25(7): 1097–1119.
- [2] Garcia-Vega M. Does technological diversification promote innovation: An empirical analysis for European firms [J]. *Research Policy*, 2006, 35(2): 230–246.
- [3] Quintana-García C, Benavides-Velasco C A. Innovative competence, exploration and exploitation: The influence of technological diversification [J]. *Research Policy*, 2008, 37(3): 492–507.
- [4] Colombelli A, Krafft J, Quatraro F. Properties of knowledge base and firm survival: Evidence from a sample of French manufacturing firms [J]. *Technological Forecasting and Social Change*, 2013, 80(8): 1469–1483.
- [5] 汤超颖, 伊丽娜. 知识基础与合作网络对企业知识创新的交互影响研究 [J]. 科学学与科学技术管理, 2017, 38(4): 85–95.
Tang Chaoying, Yi Lina. A study on the interactive effect of knowledge bases and cooperation network on firm knowledge innovation [J]. *Science of Science and Management of S. & T.*, 2017, 38(4): 85–95. (in Chinese)
- [6] 寿柯炎, 魏江. 后发企业如何构建创新网络——基于知识架构的视角 [J]. 管理科学学报, 2018, 21(9): 23–37.
Shou Keyan, Wei Jiang. How to build innovation network for latecomers: From the perspective of knowledge configuration [J]. *Journal of Management Sciences in China*, 2018, 21(9): 23–37. (in Chinese)
- [7] Gnekpe C, Coeurderoy R, Mulotte L. How a firm's knowledge base influences its external technology sourcing strategy: The case of biopharmaceutical firms [J]. *Industry and Innovation*, 2023, 30(2): 1–30.
- [8] Huang Y F, Chen C J. The impact of technological diversity and organizational slack on innovation [J]. *Technovation*, 2010, 30(7–8): 420–428.
- [9] Leten B, Belderbos R, Looy B V. Technological diversification, coherence, and performance of firms [J]. *Journal of Product Innovation Management*, 2007, 24(6): 567–579.
- [10] Schumpeter J A. *Business Cycles* [M]. New York: McGraw-Hill, 1939.
- [11] Grant R M. Toward a knowledge-based theory of the firm [J]. *Strategic Management Journal*, 1996, 17(S2): 109–122.
- [12] Grigoriou K, Rothaermel F T. Organizing for knowledge generation: Internal knowledge networks and the contingent effect of external knowledge sourcing [J]. *Strategic Management Journal*, 2017, 38(2): 395–414.
- [13] Subramanian A M, Soh P H. Linking alliance portfolios to recombinant innovation: The combined effects of diversity and alliance experience [J]. *Long Range Planning*, 2017, 50(5): 636–652.
- [14] Ahuja G, Katila R. Technological acquisitions and the innovation performance of acquiring firms: A longitudinal study [J]. *Strategic Management Journal*, 2001, 22(3): 197–220.
- [15] Keupp M M, Gassmann O. Resource constraints as triggers of radical innovation: Longitudinal evidence from the manufacturing sector [J]. *Research Policy*, 2013, 42(8): 1457–1468.
- [16] Dong J Q, Yang C H. Information technology and innovation outcomes: Is knowledge recombination the missing link? [J]. *European Journal of Information Systems*, 2019, 28(6): 612–626.
- [17] Gruber M, Harhoff D, Hoisl K. Knowledge recombination across technological boundaries: Scientists vs. engineers [J]. *Management Science*, 2013, 59(4): 837–851.
- [18] 荣雪云, 杨中楷, 徐鑫. 发明者特征、技术新颖性和发明质量关系研究 [J]. 科学学与科学技术管理, 2020, 41(10): 93–104.
Rong Xueyun, Yang Zhongkai, Xu Xin. The relationship research on inventor features, technological novelty and invention quality [J]. *Science of Science and Management of S. & T.*, 2020, 41(10): 93–104. (in Chinese)

- [19] Ning L, Guo R, Chen K. R&D subsidies, novelty of firm innovation and industrial technological complexity: The knowledge recombinant view[J]. *R&D Management*, 2022, 52(5) : 820 – 237.
- [20] Zhang Y, Yang W. Breakthrough invention and problem complexity: Evidence from a quasi-experiment[J]. *Strategic Management Journal*, 2022, 43(12) : 2510 – 2544.
- [21] Ju H, Fang Y, Zhu Y. Two kinds of properties of knowledge networks, knowledge diversity and recombinant innovation: A patent analysis in the wind energy field[J]. *Journal of Knowledge Management*, 2024, 28(3) : 673 – 697.
- [22] 王泓略, 曾德明, 陈培桢. 企业知识重组对技术创新绩效的影响: 知识基础关系特征的调节作用[J]. 南开管理评论, 2020, 23(1) : 53 – 61.
Wang Honglue, Zeng Deming, Chen Peizhen. A research on knowledge recombination and technology innovation performance: Moderate effect of knowledge elements relationship characteristic[J]. *Nankai Business Review*, 2020, 23(1) : 53 – 61. (in Chinese)
- [23] Wang C, Rodan S, Fruin M, et al. Knowledge networks, collaboration networks, and exploratory innovation[J]. *Academy of Management Journal*, 2014, 57(2) : 484 – 514.
- [24] Gittelman M, Kogut B. Does good science lead to valuable knowledge? Biotechnology firms and the evolutionary logic of citation patterns[J]. *Management Science*, 2003, 49(4) : 366 – 382.
- [25] 裴云龙, 蔡虹, 向希尧. 产学研合作对企业创新绩效的影响——桥接科学家的中介作用[J]. 科学学研究, 2011, 29(12) : 1914 – 1920.
Pei Yunlong, Cai Hong, Xiang Xirao. Effect on R&D productivity of U-I co-publication[J]. *Studies in Science of Science*, 2011, 29(12) : 1914 – 1920. (in Chinese)
- [26] Katila R, Ahuja G. Something old, something new: A longitudinal study of search behavior and new product introduction [J]. *Academy of Management Journal*, 2002, 45(6) : 1183 – 1194.
- [27] Fusillo F. Green technologies and diversity in the knowledge search and output phases: Evidence from European Patents [J]. *Research Policy*, 2023, 52(4) : 104727.
- [28] Malerba F, Orsenigo L. Innovation and market structure in the dynamics of the pharmaceutical industry and biotechnology: Towards a history-friendly model[J]. *Industrial and Corporate Change*, 2002, 11(4) : 667 – 703.
- [29] Coccia M. Technological paradigms and trajectories as determinants of the R&D corporate change in drug discovery industry [J]. *International Journal of Knowledge and Learning*, 2015, 10(1) : 29 – 43.
- [30] 王海花, 李烨, 王莹, 等. 标准联盟网络位置与数字创新: 一个有调节的中介模型[J]. 系统管理学报, 2023, 32(3) : 538 – 548.
Wang Haihua, Li Ye, Wang Ying, et al. Standard alliance network position and digital innovation: A test of moderated mediation[J]. *Journal of Systems & Management*, 2023, 32(3) : 538 – 548. (in Chinese)
- [31] Yayavaram S, Ahuja G. Decomposability in knowledge structures and its impact on the usefulness of inventions and knowledge-base malleability[J]. *Administrative Science Quarterly*, 2008, 53(2) : 333 – 362.
- [32] 刘岩, 蔡虹, 沈聪. 技术知识基础网络结构对企业成为关键研发者的影响——基于中国电子信息行业的实证分析[J]. 研究与发展管理, 2020, 32(4) : 61 – 72.
Liu Yan, Cai Hong, Shen Cong. Influence of structure of firms' technical knowledge base network on being key inventors: Empirical analysis in Chinese electric & electronic industry[J]. *R&D Management*, 2020, 32(4) : 61 – 72. (in Chinese)
- [33] Xu S. Balancing the two knowledge dimensions in innovation efforts: An empirical examination among pharmaceutical firms [J]. *Journal of Product Innovation Management*, 2015, 32(4) : 610 – 621.
- [34] Guan J, Liu N. Exploitative and exploratory innovations in knowledge network and collaboration network: A patent analysis in the technological field of nano-energy[J]. *Research Policy*, 2016, 45(1) : 97 – 112.
- [35] Tang C, Liu L, Xiao X. How do firms' knowledge base and industrial knowledge networks co-affect firm innovation? [J].

- IEEE Transactions on Engineering Management, 2021, 70(1) : 29 – 39.
- [36] 罗家德. 社会网络分析讲义(第二版)[M]. 北京: 社会科学文献出版社, 2010.
- Luo Jiade. Social Network Analysis (Second Edition) [M]. Beijing: Social Sciences Academic Press, 2010. (in Chinese)
- [37] Freeman L C. Centrality in social networks: Conceptual clarification[J]. Social Networks, 1979, 1(3) : 215 – 239.
- [38] 徐露允, 曾德明, 李 健. 知识网络中心势、知识多元化对企业二元式创新绩效的影响[J]. 管理学报, 2017, 14(2) : 221 – 228.
- Xu Luyun, Zeng Deming, Li Jian. The effects of knowledge network centralization, knowledge variety on firms' dual-innovation performance[J]. Chinese Journal of Management, 2017, 14(2) : 221 – 228. (in Chinese)
- [39] Subramanian A M, Lim K, Soh P H. When birds of a feather don't flock together: Different scientists and the roles they play in biotech R&D alliances[J]. Research Policy, 2013, 42(3) : 595 – 612.
- [40] 裴云龙, 郭菊娥, 江 旭. 产学研科学知识转移网络中的桥接科学家角色分析[J]. 科学学与科学技术管理, 2015, 36(3) : 67 – 76.
- Pei Yunlong, Guo Ju'e, Jiang Xu. Analysis of the roles played by bridging scientists in U-I scientific knowledge transfer network[J]. Science of Science and Management of S. & T., 2015, 36(3) : 67 – 76. (in Chinese)
- [41] Subramanian A M. A longitudinal study of the influence of intellectual human capital on firm exploratory innovation[J]. IEEE Transactions on Engineering Management, 2012, 59(4) : 540 – 550.
- [42] 李 菲, 龙耀辉, 赵劲松, 等. 我国生物医药产业现状及区域化发展战略[J]. 中国生物工程杂志, 2020, 40(8) : 97 – 101.
- Li Fei, Long Yaohui, Zhao Jinsong, et al. Current situation and regional development strategy of biomedical industry[J]. China Biotechnology, 2020, 40(8) : 97 – 101. (in Chinese)
- [43] 柴慧婷, 刘振明, 王志锋. 浅析药物创新体系初步建立和中国医药企业创新进展[J]. 华西医学, 2018, 33(3) : 359 – 363.
- Chai Huiting, Liu Zhenming, Wang Zhifeng. Preliminary analysis on the establishment of drug innovation and the innovation progress of Chinese pharmaceutical enterprises[J]. West China Medical Journal, 2018, 33(3) : 359 – 363. (in Chinese)
- [44] Garg P, Zhao M. Knowledge sourcing by multidivisional firms[J]. Strategic Management Journal, 2018, 39(13) : 3326 – 3354.
- [45] 万光羽, 曹 裕. 新产品开发合作中优先许可权机制研究[J]. 管理科学学报, 2022, 25(7) : 41 – 60.
- Wan Guangyu, Cao Yu. Value of preemptive licensing rights in new product development partnership[J]. Journal of Management Sciences in China, 2022, 25(7) : 41 – 60. (in Chinese)
- [46] Hess A M, Rothaermel F T. When are assets complementary? Star scientists, strategic alliances, and innovation in the pharmaceutical industry[J]. Strategic Management Journal, 2011, 32(8) : 895 – 909.
- [47] 肖 珍, 陈 闯, 黄利平. 公司风险投资与新创企业创新——基于母公司战略意图的视角[J]. 管理科学学报, 2022, 25(7) : 61 – 84.
- Xiao Min, Chen Chuang, Huang Liping. Corporate venture capital and young firms' innovation: From the perspective of parent companies' strategic intent[J]. Journal of Management Sciences in China, 2022, 25(7) : 61 – 84. (in Chinese)
- [48] Garzón-Vico A, Rosier J, Gibbons P, et al. The impact of failure and success experience on drug development[J]. Journal of Product Innovation Management, 2020, 37(1) : 74 – 96.
- [49] Asni N, Agustia D. The mediating role of financial performance in the relationship between green innovation and firm value: Evidence from ASEAN countries[J]. European Journal of Innovation Management, 2022, 25(5) : 1328 – 1347.
- [50] O'brien R M. A caution regarding rules of thumb for variance inflation factors[J]. Quality & Quantity, 2007, 41(5) : 673 – 690.

[51] Hausman J A, Hall B H, Griliches Z. Econometric models for count data with an application to the patents-R&D relationship[J]. *Econometrica*, 1984, (52) : 909 – 938.

The role of technological knowledge distribution in technological innovation of biopharmaceutical firms

TANG Chao-ying^{1, 2}, LIU Li^{3, 4*}

1. School of Economics and Management, University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100190, China;
2. Laboratory of Digital Economy Monitoring, Forecasting, Early Warning and Policy Simulation of the Ministry of Education for Philosophy and Social Sciences, University of Chinese Academy of Sciences (Incubation), Beijing 100190, China;
3. Business School, University of Shanghai for Science & Technology, Shanghai 200093, China;
4. School of Economics and Management, Tongji University, Shanghai 200092, China

Abstract: Existing literature found that firms with more diversified technological knowledge performance better in technological innovation, because technological innovation is the result of technological knowledge recombination, and diversified knowledge can facilitate this recombination. However, this study argues that the positive relationship between knowledge diversity and technological knowledge recombination may not be inevitable; rather, the relation may depend how technological knowledge is distributed across R&D projects and R&D personnel. When firms distribute both high-frequency-used and low-frequency-used technological knowledge across R&D projects, the cognitive costs of technological knowledge recombination for R&D personnel decrease, and the novelty of innovation increase. Moreover, when firms have more R&D stars who engage in both academic research and technological research activities, their ability to digest, absorb, and integrate diversified technological knowledge is improved. Both conditions contribute to firm innovation. Specifically, the higher the degree centralization in intra-firm technological knowledge networks and the more R&D stars a firm has, the greater the contribution of diversified technological knowledge to knowledge recombination, which in turn benefits firm technological innovation. The analysis, based on 58 global biopharmaceutical firms that rank among the topinvention patents, supports the above hypothesis. This study introduces knowledge distribution as a boundary condition into the model of technological knowledge diversification, recombination, and technological innovation for the first time, thereby deepening the theory of technological innovation based on knowledge combination. Finally, practical managerial suggestions for technological innovation are proposed from the perspective of knowledge distribution management.

Key words: technological innovation; technological knowledge diversity; knowledge distribution; technological knowledge recombination