

# 持续资助的创新激励效应： 多多益善还是过犹不及\*

孙雅慧<sup>1</sup> 罗守贵<sup>2</sup>

(1. 合肥工业大学经济学院, 安徽 合肥 230601;  
2. 上海交通大学安泰经济与管理学院, 上海 200030)



**内容提要:**持续的研发资助既可能产生更高的创新激励效应,也可能加剧委托代理问题,需要政策制定者面临权衡取舍。本文在控制单次资助强度的基础上,从连续性和积累性两个维度探究持续研发资助对企业创新活动全过程的影响,测算持续资助的最优比例,并考察其创新质量效应和动态效应。采用2008—2017年上海市科技企业调查数据,并使用倾向得分匹配构造可比样本,实证结果表明:(1)持续资助的创新激励效应不仅作用于创新规模,还有助于提升创新质量。在连续时期内施加研发资助及各期资助效果的积累均显著促进私人R&D投资并推动专利申请与授权,且对发明专利的促进作用更为明显。(2)持续资助的最优比例约为9.94%,低于单次资助的最优比例和样本企业的实际资助比例。动态效应结果表明,持续资助的创新质量提升效应随着资助年限的延长而增强,创新规模提升效应则先增强后减弱。(3)对经济效应的进一步分析表明,持续资助的连续状态和积累效果均可通过研发规模和创新质量两条中介路径对企业全要素生产率产生正向影响,但当前研发规模路径的中介效果远高于创新质量路径。本文研究表明,多期研发资助间存在时间互补性,从而支持了对部分企业进行持续资助的政策实践。

**关键词:**持续资助 企业创新 最优资助比例 动态效应 全要素生产率

**中图分类号:**F204 **文献标志码:**A **文章编号:**1002—5766(2023)12—0081—21

## 一、引言

党的二十大报告强调要“加快实施创新驱动发展战略,加快实现高水平科技自立自强”,这对我国鼓励企业创新的政策实践提出了新的要求。研发资助是世界各国激励创新的通用工具(吴海军等,2023)<sup>[1]</sup>,然而,实践中广泛存在一项权衡取舍:在行政预算约束下,是应该持续资助少量企业,尽快培育一批行业领先者,还是应该放宽资助范围以提升平均技术水平(叶光亮等,2022)<sup>[2]</sup>?分配方式的微小差异通过中国研发资助绝对体量的放大,将演化为经济增长“质”的差别(张建顺和解洪涛,2022)<sup>[3]</sup>,需要回答的关键问题在于:持续资助相对于单次资助,是否能够更有效地促进

收稿日期:2023-01-25

\* 基金项目:国家自然科学基金面上项目“基于重大传染病空间扩散规律的公共卫生事件应急响应体系与机制研究”(72174117);中央高校基本科研业务费专项资金项目“政府研发资助模式与企业创新行为研究”(JS2022ZSPY0032);中央高校基本科研业务费专项资金项目“研发资助政策下的企业策略性行为:形成、表现与对策”(JZ2022HGQA0184)。

作者简介:孙雅慧,女,讲师,经济学博士,研究领域是产业经济与创新,电子邮箱:yhsun@hfut.edu.cn;罗守贵,男,教授,博士生导师,经济学博士,研究领域是产业经济、科技创新战略,电子邮箱:sgluo@sjtu.edu.cn。通讯作者:罗守贵。

企业创新并进而提高生产效率?

企业连续多年持续接受政府补贴的“持续资助”现象在实践中非常普遍,但现有理论尚未说明这一资助方式是否更加有效:持续研发资助在理论上能够更好地缓解企业融资约束、分散创新风险,从而鼓励高质量创新(Meuleman和Maeseneire,2012)<sup>[4]</sup>,但也可能导致公共创新资源集中于小范围企业,从而放大寻租等低效率分配的扭曲效应或产生创新激励不足的问题。此外,持续资助在强度和期限上的协调也缺乏理论指引。在创新活动的复杂系统内,研发资助间存在相互作用和连锁反应(Boeing,2016)<sup>[5]</sup>。对持续资助效果的深入探讨将推动关于异质性资助分配方式与研发资助效果关系的研究,并有助于全面反思和科学评估当前研发资助政策的有效性,从而为在创新型国家建设中充分发挥体制特色、厘清创新领域中政府参与资源分配的合理边界等一系列重大理论和实践问题提供有价值的政策参考。

持续资助对企业创新的影响可从连续性和积累性两个维度展开探索。就连续性而言,持续资助的不间断特征能够对企业创新提供更有效的激励,有助于企业建立对于外部研发资金流的稳定预期,从而增强创新稳定性和风险承担偏好;同时可通过当期资助情况补充下一期资助的信息缺口,从而有效约束创新投机行为(Aschhoff,2009)<sup>[6]</sup>,弥补研发资助政策作为不完全契约的效率损失。就积累性而言,持续资助长期延续的特征有助于企业研发经验、创新要素和可支配资源逐期积累,使得往期资助对当期资助效果产生增益效应。本文综合对于持续资助效果的正向和负向理论解释,采用上海市科学技术委员会2008—2017年的企业创新情况调查数据,从连续性和积累性维度探究持续资助对创新活动的真实效应。研究结论不仅揭示持续资助影响企业创新的内在机理,还有助于补充公共资助效果时间关联性的实证证据。

此外,本文还考察了如下问题:第一,假使持续资助对企业创新存在积极效果,需要为其实践推广提供更多理论支持。本文测算了持续资助的最优资助比例,并考察了在不同资助年限下对创新投入和产出的动态影响,以便政府根据其政策目标合理设置持续资助强度与期限。第二,近年来众多学者指出,政府资助可能导致策略性创新(黎文靖和郑曼妮,2016)<sup>[7]</sup>或研发操纵(杨国超和芮萌,2020)<sup>[8]</sup>,进而引发创新质量低下、创新成果多但经济产出低的技术创新困境(陈强远等,2020)<sup>[9]</sup>,本文在创新投入、产出规模之外还考察了持续资助对创新质量的影响。第三,全要素生产率的提升是高质量发展的动力源泉,对研发资助效果的评估必须考虑技术创新能否真正应用于生产环节,这是检验科技创新政策能否助力高质量发展的重要标准,本文进一步检验持续资助对企业全要素生产率的影响及影响路径。通过上述内容拓展,本文揭示持续资助对企业创新的全方位影响,不仅能够丰富关于持续性研发资助的理论,还为政府优化政策制度设计、提升资助效果提供重要的政策参考。

## 二、文献综述与研究假设

中国的创新政策具有鲜明的选择性特征,为在有限预算内引导产业创新方向、尽快培育一批领先企业,政府往往筛选具有高创新能力或处于国家重点发展领域的企业予以资助(曹平和王桂军,2018)<sup>[10]</sup>。这使得研发资助的分配表现出显著的“马太效应”或“赢者通吃”特征(Aschhoff,2009<sup>[6]</sup>;Pereira和Suárez,2018<sup>[11]</sup>),即政府倾向于持续资助少数企业,而非对多个企业进行单次资助。持续资助现象至少可从三个方面予以解释:第一,绩效优势。中国绝大多数研发资助项目都依照竞争择优原则予以分配(Howell,2017)<sup>[12]</sup>,使得高创新绩效的企业更易被选中。尤其是前期资助提升了企业研发规模和知识产权数量(Dimos和Pugh,2016)<sup>[13]</sup>,使得已获资助的企业在下一期筛选中享有便利。第二,声誉优势。研发资助有效配置的前提是政府具有完备信息和充分的判断能力,然而政府难以掌握企业研发活动的真实情况,加之我国地方官员普遍缺乏创新评价所需的专

业技能(张杰等,2022)<sup>[14]</sup>,选择曾经资助过的企业可能被官员视为“至少不出错”的次优方案,使得获得研发资助的经历成为创新质量信号发挥声誉效应(郭玥,2018)<sup>[15]</sup>。第三,经验优势。地方政府作为研发资助政策的主要执行部门,在目标制定、规则设计和资助过程中具有较高自由裁量权(戴小勇和成力为,2019)<sup>[16]</sup>,意味着参与研发资助项目过程包含大量沉默知识,新的申请者面临较高准入门槛。以往获得研发资助的经历则有助于企业了解地方官员偏好和积累申请经验,从而降低参与成本。

既有研究尚未说明持续资助是否比单次资助更有助于鼓励实质性创新和提升经济效率,然而该问题对于优化研发资助政策的分配方式和提升政策效果至关重要。检索既有文献,发现Boeing(2016)<sup>[5]</sup>、朱桂龙等(2019)<sup>[17]</sup>及李奎和牡丹(2022)<sup>[18]</sup>在对研发资助效果的研究中考虑了持续资助现象,但三项研究均采用倾向值匹配法(PSM)对获得补贴组和未获得补贴组进行比较,仅将持续资助指标作为一个匹配协变量,其结果代表控制持续特征后的研发资助平均效应,而非持续资助的政策效果。Labeaga等(2021)<sup>[19]</sup>探讨了西班牙企业持续参与税收优惠型创新政策后的表现,这可能是同本文主题最为相关的研究,但该研究重点关注税收政策而非补贴政策。整体而言,尽管国内外文献已为持续资助的存在提供了证据,但关于持续资助效果的研究还极为稀缺,尤其是缺乏以中国企业为背景的研究。这使得对于持续资助效果和作用机理的讨论在学术上和实践中均具有较强的边际贡献与价值。

特别地,本文从连续性和积累性两个维度探讨持续资助的影响。从辩证法角度,连续性反映了事物维持其支配地位和结构稳定的能力,而积累性则反映了事物在社会结构中的地位巩固(李玉花和简泽,2021)<sup>[20]</sup>,二者作为量变的二元特征对外界和事物本身产生影响。持续资助作为在一定期限内不间断施加于企业的外部力量,也可视为一种量变。考虑到企业既可能获得一次性资助或持续资助,也可能在一定时期内断断续续获得多次资助,从二元角度考察持续资助的影响将有助于更全面地揭示持续资助的作用机理,例如连续性维度有助于解释持续资助与不连续的多次资助的差异,而积累性维度则反映了持续资助同一次性资助的差异。

### 1. 资助连续性特征对企业创新的影响

既有研究关注的持续资助主要是从连续性维度展开,即企业在获得研发资助的下一期再次接受资助,从而使资助政策在相邻时期保持不间断的特征(Boeing,2016)<sup>[5]</sup>。现有理论从正反两个方面解释了资助连续性对企业创新的影响。

资助连续性可能从如下三个方面发挥创新激励效应。第一,预期管理效应。创新具有不确定性,企业必须在资金约束、外部风险和预期收益间进行权衡取舍(Clauss,2017)<sup>[21]</sup>。持续资助通过提供不间断的资金支持(Engel等,2016)<sup>[22]</sup>,帮助企业分散风险、缓解融资约束。若企业预期未来研发资助不会终止,则可能放宽风险偏好并预先开展研发投入,从而扩大研发规模。第二,创新维持效应。创新性更强的项目往往风险更大且期限更长,然而受资金限制,很多企业只在资金充裕或获得资助的年份开展研发(Caloffi等,2018)<sup>[23]</sup>,导致创新质量提升缓慢且缺乏整体性。资助连续性帮助企业维持长周期研发活动,避免创新存量逐年折旧导致的摩擦性损失,也有助于企业克服高质量研发初始投资门槛高、成果转化周期长和创新失败风险大的困难,从而提升创新质量。第三,不完全契约纠正效应。研发资助是政府与企业间的不完全契约,政府缺乏充分信息确保筛选出合适的资助对象,也难以保证企业严格按照契约内容开展创新活动(杨瑞龙和侯方宇,2019)<sup>[24]</sup>,因而无法避免“策略性创新”等道德风险问题。持续资助跨越多个资助期,可视为政企重复博弈,有助于解决单次博弈的低效率问题。企业往期创新情况将影响继续获取研发资助的几率,从而对道德风险行为产生实质性约束,促使企业遵守契约要求(曹虹剑等,2022)<sup>[25]</sup>,加之政府可借助往期资助情况缩小与企业的信息不对称程度,从而提高分配效率、完善制度设计和实施有效监管,有助

于提升创新质量。

资助连续性也可能强化寻租等低效分配方式的负面影响,从而削弱政策效果。持续资助使得公共资金集中于少数企业。如果分配效率低,容易导致不符合政策标准的企业长期占据资源,而面临融资约束又有创新意愿的企业却得不到支持(张杰,2020)<sup>[26]</sup>。在中国创新政策实践中,研发资助的分配合理性时常受到质疑,因为企业可能穷尽各种途径提升获得资助的可能性,例如进行研发操纵(杨国超和张李娜,2021)<sup>[27]</sup>或开展寻租活动(Fang等,2023)<sup>[28]</sup>,甚至官员可能出于个人晋升需求主动干预分配过程。扭曲性分配可能引发“劣币驱逐良币”的问题,将进行实质性创新的企业挤出资助范围(黎文靖和郑曼妮,2016)<sup>[7]</sup>,导致创新质量萎缩。另一方面,通过非正规途径获取研发资助的企业开展创新活动的意愿更低(杨洋等,2015)<sup>[29]</sup>,产生更强的私人投资挤出效应,导致创新规模下降。

基于上述分析,本文提出如下竞争性研究假设:

H<sub>1a</sub>:持续资助的连续性特征对企业创新有积极影响,促进创新规模和创新质量提升。

H<sub>1b</sub>:持续资助的连续性特征对企业创新有消极影响,阻碍创新规模和创新质量提升。

## 2. 资助积累性特征对企业创新的影响

除连续性特征外,持续资助还具有积累性特征。研发资助的效果通过企业的研发经验、专用性资产和创新资源等途径逐期积累,从而对企业创新活动产生长期影响。具体而言,资助积累性可能从三个方面产生创新激励效应:第一,资源门槛跨越效应。创新活动存在资源门槛,若可支配资源不足,企业难以通过稳定的研发投入维持创新活动质量,接触和吸收外部知识的能力也受到阻碍(蒋兵等,2021)<sup>[30]</sup>。加之中国在转型期存在知识产权保护不足、金融发展滞后等问题(唐松等,2020)<sup>[31]</sup>,由此产生的企业创新负外部性和强溢出效应进一步加剧了资源门槛。研发资助可通过直接资金支持和间接认证效应帮助企业跨越资源门槛、抵消外部环境导致的创新损失,资助的积累使得企业可支配资源逐渐增加,提升创新活动的预期收益,从而鼓励企业扩大研发规模。此外,高质量创新往往面临更高门槛,资助效果的积累为企业开展更高等级的研发活动创造了可能,从而有助于创新质量提升。第二,创新要素积累效应。研发资助在创新活动中逐渐内化为仪器设备等专用固定资产和保存在人力资本中的知识资产。持续资助通过逐期集聚优质创新要素提升研发投资的边际产出,从而鼓励企业扩大研发规模。第三,创新能力积累效应。研发资助能够提升实质性创新能力(Ahia等,2020)<sup>[32]</sup>。企业不仅获得新产品和新技术等显性成果,为未来创新活动提供知识基础,还将在资助期间获得研发经验增加、研发团队配合和研发流程优化等隐性收益,提升后续研发效率,有助于创新质量提高。

资助积累性也可能对创新产生负面影响。一方面,削弱企业创新动力。尽管研发资助帮助企业改善现金流、弥补亏损、抵御市场风险,但如果企业预期研发资助将持续相当长的时间,可能产生“政府兜底”的机会主义心态(王永钦等,2018)<sup>[33]</sup>,不再积极追求创新突破或仅满足于简单的技术改良。即使企业并非有意采取机会主义行为,也可能被研发资助带来的临时性竞争优势误导,削弱创新动力,导致创新质量下降。另一方面,积累性也有助于企业逐期加深同政府部门及官员的非正式联系,从而取得其他行政便利,这可能导致企业从“创新优势”战略向“关系优势”战略转变(Huang和Yuan,2020)<sup>[34]</sup>,创新资金转而用于维持政企关系,导致创新规模缩小。

基于上述分析,本文提出如下竞争性研究假设:

H<sub>2a</sub>:持续资助的积累性特征对企业创新有积极影响,促进创新规模和创新质量提升。

H<sub>2b</sub>:持续资助的积累性特征对企业创新有消极影响,阻碍创新规模和创新质量提升。

### 3. 持续资助的最优资助比例

一些研究表明,研发资助同私人研发投入之间可能并非单纯的线性挤入或挤出关系。假使政府资助能够鼓励企业增加研发投入,企业的资金、产能和管理能力等外部因素的限制也使得研发规模不可能无限制地扩张,因此必然存在一个最大研发规模的界限,在此界限后,企业将维持研发规模和总研发投入不变,使得研发资助的增加可能会挤出私人投资(安同良和千慧雄,2021)<sup>[35]</sup>。因此,应当存在一个研发资助的最优比例或区间,研发资助高于或低于这一比例都会导致私人研发投入的减少(毛其淋和许家云,2015)<sup>[36]</sup>,即公共资助强度同私人研发投入之间存在“倒U型”关系。

持续资助的最优比例可能与单次资助不同,然而,既有研究尚未对这一问题予以重视。研发资助需要弥补由创新溢出等因素导致的私人损失并帮助企业跨越资源门槛,由于单次资助创新激励周期短,需要相对更多的资金投入。持续资助不仅有助于企业形成良好的资金流动性预期并鼓励私人研发投入,还能提供较单次资助更强的创新质量信号,从而有助于企业获取外部融资,这意味着持续资助帮助企业达到最大研发规模所需的资金投入强度可能低于单次资助。

因此,本文提出如下假设:

H<sub>3</sub>:存在使研发资助效果最大化的最优资助比例,且持续资助的最优比例小于单次资助。

### 4. 持续资助对于生产效率的影响

根据创新链理论,企业的创新活动以满足市场需求为导向,创新活动不仅包括技术开发阶段,还包括成果转化阶段(刘树林等,2015)<sup>[37]</sup>。经济合作与发展组织(OECD)将技术创新定义为将科技导入新产品与新制造程序,并在产品与制造程序上有显著的技术革新(OECD,1997)<sup>[38]</sup>。根据这一定义,研发部门开发新产品和新技术的活动只是创新的一个方面,将新技术应用于社会生产环节、创造经济效益也是创新活动的重要内容。同时,技术开发和成果转化是创新链条上的邻近环节,新技术、新产品的数量和品质将直接决定企业从中获得的经济效益。持续资助若能够对企业创新规模和创新质量起到促进作用,则应能够显著促进企业研发新技术、设计新产品,并进一步经由成果转化环节提升企业的经济效益。全要素生产率被广泛用于衡量技术对生产环节的贡献(鲁晓东和连玉君,2012)<sup>[39]</sup>,持续资助对企业经济效益的提升将直接通过全要素生产率得到体现,因此,本文提出如下假设:

H<sub>4</sub>:持续资助有助于提升全要素生产率,创新规模和创新质量在其中发挥中介效应。

## 三、实证设计

### 1. 样本选择

本文使用2008—2017年上海市科技企业调查数据。上海市科学技术委员会作为上海市科技政策主管部门,开展了为期10年的科技企业年度抽样调查,调查表中囊括了30余个创新相关指标及20余个财务和基础信息指标,能够充分反映上海市企业的创新发展状况。数据库收录了企业每年获得资助情况及当年到账的资助金额,除持续获得资助的企业外,还有大量仅单次获得资助和未获得资助的企业样本作为对照组,因而能够充分支撑关于持续性研发资助的研究,避免了采用上市公司等公开数据可能面临的手工整理研发补贴信息、资助期限及到账金额信息披露不充分、遗漏统计等问题。在剔除政府补贴、研发投入等关键信息和基础信息缺失及有明显填报错误的样本后,本文共获得97323个观测值。

### 2. 变量定义与描述性统计

(1)创新规模。研发投入是企业创新活动的最直接反映,本文将其作为企业创新规模的衡量指标,用企业当年私人研发投入的对数形式( $\ln RD_{invest}$ )来衡量。

(2)创新质量。创新活动质量往往同其产出水平密切相关,这使得专利信息被广泛用于质量评估(Hottenrott等,2016)<sup>[40]</sup>。本文使用对数形式的专利申请数(*lnPatents*)衡量创新质量,考虑到一些研究指出研发资助导致专利中创新质量降低的问题(毛昊等,2018)<sup>[41]</sup>,本文参考黎文靖和郑曼妮(2016)<sup>[7]</sup>,进一步区分发明专利(*lnInvp*)和非发明专利(*lnNip*),并使用专利授权数做检验。考虑到专利从申请到授权存在时间差,使用授权数进行回归时将主要解释变量滞后一期。若资助仅对非发明专利起到促进作用或仅推动了专利申请而不增加专利授权,则代表企业可能存在创新质量低下的问题。

(3)持续资助。本文从连续性和积累性两个维度考察持续资助效果。连续性作为衡量两个相邻时期企业状态一致性的指标,现有文献基本使用直接识别法,即直接比较*t*期和*t-1*期的企业状态变化(Busom等,2017<sup>[42]</sup>;Boeing,2016<sup>[5]</sup>;李奎和牡丹,2022<sup>[18]</sup>);Labeaga等(2021)<sup>[19]</sup>提出间接测度法,通过预测企业连续获得资助的概率衡量连续性。考虑到间接法受所选特征变量和模型形式的影响较大,反而可能降低数据质量,本文采用直接法,建立连续性的虚拟变量,当*t*年和*t-1*年均被资助时取1,反之取0。既有研究较少涉及积累性指标,考虑到积累性旨在反映往期资助效果的叠加对当期创新的影响,本文通过持续资助的累计资助期数衡量。

(4)单次资助强度。为估计连续性和积累性的真实效应,必须剔除研发资助本身的影响。本文控制研发资助强度,用政府研发补贴在企业当年全部研发经费中的占比(*SubRate*)衡量,其回归系数反映了单次资助的真实创新激励效应。

(5)最优资助比例。本文加入资助强度的平方项(*SubRate2*)计算最优资助比例,若平方项系数显著为负数且抛物线对称轴在(0,1)之间,说明企业的研发投入同政府资助金额之间呈“倒U型”关系,可将对称轴的数值视为研发资助的最优比例。

(6)生产效率。本文采用全要素生产率的对数来衡量企业生产效率。本文采用索罗余值法,通过OLS、FE、OP、LP、GMM五种方法对生产效率进行测算。

(7)其他控制变量(*Controls*)。本文选取对数化的研发人员数(*lnRDstaff*)衡量研发人员投入,对数化的企业总资产(*lnAsset*)和从业人员数(*lnLabor*)控制企业规模。通过是否为高新技术企业(*Hightech*)的虚拟变量控制高新技术企业认定政策对企业创新的影响,还控制了企业年龄(*Age*)。

表1列示了本文变量及描述性统计量,其中资金变量均使用上海市CPI做去规模化处理,三个解释变量均提供全样本和获补贴子样本的统计指标。全样本中共18056个获补贴观测值,占整体的18.55%,其中38.17%的企业获持续资助,平均积累资助次数为1.76次,平均资助比例为16.79%。

表1 变量定义与描述性统计

变量	变量名称	变量符号	衡量方式	均值	标准差
被解释变量	创新规模	<i>lnRDinvest</i>	企业私人研发投入(对数)	6.75	2.24
	创新质量	<i>lnPatents</i>	专利申请数(对数)	0.78	0.99
		<i>lnInvp</i>	发明专利申请数(对数)	0.42	0.70
		<i>lnNip</i>	非发明专利申请数(对数)	0.51	0.84
	生产效率	<i>lnTFP_ols</i>	lnTFP(混合OLS模型计算)	1.54	1.10
		<i>lnTFP_fe</i>	lnTFP(固定效应模型计算)	3.72	1.30
		<i>lnTFP_op</i>	lnTFP(OP模型计算)	2.19	1.13
		<i>lnTFP_lp</i>	lnTFP(LP模型计算)	3.57	1.30
		<i>lnTFP_gmm</i>	lnTFP(GMM模型计算)	3.85	1.32

续表 1

变量	变量名称	变量符号	衡量方式	均值	标准差
解释变量	连续性	<i>Continuity</i>	虚拟变量, <i>t</i> 年和 <i>t</i> -1年均获得补贴时取 1	0.07	0.26
	积累性	<i>Accumulation</i>	企业截至第 <i>t</i> 年累计获得持续资助的期数	0.53	1.03
	资助强度	<i>SubRate</i>	研发补贴在企业当年全部研发经费中的占比(%)	2.84	9.55
控制变量	控制变量	<i>Hightech</i>	虚拟变量, 高新技术企业取 1	0.39	0.49
		<i>lnRDstaff</i>	研发人员数(对数)	2.34	1.38
		<i>lnAsset</i>	总资产(对数)	9.12	2.50
		<i>lnLabor</i>	年末从业人员(对数)	3.57	1.38
		<i>Age</i>	企业年龄	8.40	6.24
解释变量 (仅获补贴子样本)	连续性	<i>Continuity</i>	同上	0.38	0.49
	积累性	<i>Accumulation</i>	同上	1.76	1.32
	资助强度	<i>SubRate</i>	同上(%)	16.79	17.46
	观测值	18056			
	观测值占比	18.55%			

### 3. 选择偏误的处理

政府发放补贴的非随机性可能导致选择偏误问题, 本文通过构造反事实框架加以处理。Rosenbaum 和 Rubin(1983)<sup>[43]</sup>提出, 可通过倾向得分匹配度量样本间的相似度, 进而筛选出同处理组样本特征接近的控制组, 本文采用此方法构造用于计量分析的子样本。由于实际操作中不可能保证精确匹配, 即相互匹配的样本每个协变量的值都完全相等, 根据 Abadie 等(2004)<sup>[44]</sup>建议进行一对四匹配, 能够最小化均方误差并尽可能地保留更多的信息。两组样本在共同支撑域内相互匹配, 协变量包括全部控制变量和其他可能有助于企业获取补贴的因素, 后者包括研发投入在总收入中的占比(*RDintensity*)、是否为外向型企业(*Export*)和是否为国有企业(*SOE*)。

表 2 列示了平衡性检验结果, 匹配前处理组和控制组的偏差最高可达 34.3%, 而匹配后的最高偏差仅为 2.6%, 说明倾向值匹配确实减少了两组样本的差异。T 检验结果表明, 匹配前仅有研发强度一个指标的 P 值不为 0, 而匹配后所有的协变量均不拒绝“处理组同控制组无系统差异”的原假设, 说明匹配后样本具有平衡性。表 3 列示了匹配后的样本数量变化, 未获补贴企业样本在匹配后被剔除了 49.68%, 获补贴样本有 4.97% 未在共同支撑域内也被剔除, 最后剩余样本数量为 57049 个, 比全样本减少了 41.38%。整体来看, 匹配后样本较好地消除了选择偏误。

表 2 平衡性检验

协变量	匹配前后	处理组均值	控制组均值	偏差(%)	偏差减少比例(%)	T 检验	<i>P&gt;t</i>
<i>lnRDstaff</i>	匹配前	3.183	2.645	43.3	97.8	51.52	0.000
	匹配后	3.183	3.171	1.0		0.87	0.386
<i>RDintensity</i>	匹配前	4.470	7.779	-0.5	82.8	-0.44	0.659
	匹配后	4.470	3.901	0.1		0.33	0.744
<i>lnAsset</i>	匹配前	9.889	9.053	34.5	98.6	39.79	0.000
	匹配后	9.884	9.876	0.5		0.47	0.638

续表 2

协变量	匹配前后	处理组均值	控制组均值	偏差(%)	偏差减少比例(%)	T检验	$P>t$
<i>lnLabor</i>	匹配前	4.007	3.514	35.5	96.7	41.95	0.000
	匹配后	4.006	3.990	1.2		1.06	0.290
<i>Age</i>	匹配前	8.971	8.713	4.1	37.8	4.90	0.000
	匹配后	8.971	8.811	2.6		2.41	0.016
<i>Export</i>	匹配前	0.192	0.148	11.9	93.4	14.43	0.000
	匹配后	0.192	0.189	0.8		0.69	0.488
<i>SOE</i>	匹配前	0.262	0.282	-4.5	87.3	-5.21	0.000
	匹配后	0.262	0.260	0.6		0.53	0.595
<i>Hightech</i>	匹配前	0.517	0.375	28.9	94.6	34.24	0.000
	匹配后	0.517	0.510	1.6		1.42	0.156

表 3 匹配后的样本数量变化

企业类别	样本数	匹配样本	未匹配样本	样本剔除比例(%)
获得补贴企业	18056	17158	898	4.97
未获得补贴企业	79267	39891	39376	49.68
合计	97323	57049	40274	41.38

## 四、持续资助的创新激励效应

### 1. 基准回归

(1)持续资助创新激励效应的初步分析。本部分探究持续资助对企业创新规模和创新质量的影响,首先构造如下基准回归模型:

$$Inno_{it} = \beta_0 + \beta_1 FrequFund_{it} + \beta_2 SubRate_{it} + \beta_3 Controls_{it} + \mu_i + \mu_t + \varepsilon_{it} \quad (1)$$

其中,  $Inno_{it}$  为创新规模和创新质量的衡量指标,  $FrequFund_{it}$  为反映持续资助情况的连续性或积累性指标。其他指标的定义在第三部分已有介绍,后文不再重复。 $i$  和  $t$  分别代表企业和年份,  $\mu_i$  为年份虚拟变量,  $\mu_t$  为不随时间变化的个体效应,  $\varepsilon_{it}$  为随机误差项。

表 4 列示了基准模型的回归结果,连续性和积累性指标对研发投入和专利申请数的回归系数均显著为正。进一步计算二者的精确影响,连续取得研发资助使企业研发投入增加 16.53%,专利申请增加 4.79%;持续资助期限每增加一年,企业研发投入平均上涨 4.40%,专利申请增加 2.23%<sup>①</sup>。上述结论说明,持续资助通过连续性和积累性两个途径产生积极的创新激励效应,偶发的策略性创新和寻租问题未从根本上影响持续资助效果,其净效应依然表现为显著的推动作用。研究假设  $H_{1a}$  和假设  $H_{2a}$  成立,排除竞争性假设  $H_{1b}$  和假设  $H_{2b}$ 。此外,资助强度对企业私人研发投资的回归系数显著为负,该结果同 Boeing(2016)<sup>[5]</sup> 对中国上市公司的研究结论一致,意味着我国的研发资助政策可能对企业产生了挤出效应。根据理论分析,挤出效应可能源于研发资助强度过高,因此需要进一步对研究假设  $H_3$  进行检验。

<sup>①</sup> 由于回归模型中被解释变量采取对数形式,主要解释变量为虚拟变量或计数指标,解释变量的精确影响可通过如下公式计算:  $\% \Delta \hat{y} = 100 \cdot [\exp(\hat{\beta}) - 1]$ 。



表4 持续资助对创新规模和质量的影响

变量	(1)	(2)	(3)	(4)
	<i>lnRDinvest</i>	<i>lnPatents</i>	<i>lnRDinvest</i>	<i>lnPatents</i>
<i>Continuity</i>	0.153*** (0.0130)	0.0468*** (0.0141)		
<i>Accumulation</i>			0.0431*** (0.00664)	0.0221*** (0.00693)
<i>SubRate</i>	-1.342*** (0.0686)	0.121*** (0.0390)	-1.286*** (0.0681)	0.132*** (0.0389)
<i>Hightech</i>	0.180*** (0.0185)	-0.0769*** (0.0170)	0.185*** (0.0185)	-0.0761*** (0.0170)
<i>lnRDstaff</i>	0.450*** (0.0185)	0.0842*** (0.0138)	0.451*** (0.0185)	0.0841*** (0.0138)
<i>lnAsset</i>	0.216*** (0.0145)	0.0445*** (0.00672)	0.217*** (0.0144)	0.0443*** (0.00671)
<i>lnLabor</i>	0.234*** (0.0218)	0.145*** (0.0163)	0.235*** (0.0218)	0.145*** (0.0163)
<i>Age</i>	0.00514 (0.00681)	-0.00515 (0.00935)	0.00661 (0.00709)	-0.00429 (0.00940)
常数项	2.745*** (0.121)	-0.184** (0.0793)	2.722*** (0.122)	-0.183** (0.0793)
企业/年份固定效应	是	是	是	是
观测值	55662	55662	55662	55662
R <sup>2</sup>	0.243	0.028	0.242	0.028

注:采用聚类稳健标准误; \*、\*\*和\*\*\*分别表示在10%、5%和1%水平上显著,下同

(2)持续资助的最优比例。资助强度同私人研发投入之间可能存在“倒U型”关系,使用资助强度的一次项和平方项对研发投入进行回归,建立如下模型:

$$lnRDinvest_{it} = \beta_0 + \beta_1 SubRate_{it} + \beta_2 SubRate_{it}^2 + \beta_3 Controls_{it} + \mu_i + \mu_t + \varepsilon_{it} \quad (2)$$

表5中列(1)和列(2)分别为使用持续资助和单次资助样本的回归结果,资助强度的平方项显著为负、一次项显著为正,说明政府资助同企业私人研发投入之间确实存在先挤入、再挤出的“倒U型”关系。计算对称轴表明,单次资助的最优比例为17.27%,而持续资助则仅为9.94%,这意味着持续资助只需要相对更低的强度便能维持创新投资激励,帮助企业达到研发规模的最适区间。企业创新规模的扩大需匹配相应的设备资产、人力资源、技术转化途径以及配套的合作方与上下游网络,使得单次资助必须投入更多资金帮助企业跨越门槛,而持续资助则有助于企业逐期累积创新资源,企业预期未来研发资助不会中断的情况下,扩大研发投入的意愿更强。另一方面,获得持续资助被社会资本视为企业具有高技术水平长期研发项目的质量信号,有助于企业获取股权和债务融资,企业因而拥有更多可支配资源投入研发活动。上述结果的政策启示在于:即使保持每个企业获得的资金总额不变,政府只需简单地调整资金资助结构,即降低每年资助的资金金额、延长资助年限,便可能产生政策效果的帕累托改进。

列(3)和列(4)通过添加资助强度的三次项,排除可能存在的波动关系和非线性递增关系。列(3)中对持续资助样本的回归三次项系数不显著,平方项显著为负,最优资助比例为10.27%,同列(1)的结果非常接近。尽管列(4)中三次项系数显著,但两个极值点分别为0.16和1.579,意味着在

资助比例 $[0, 1]$ 区间内依然为“倒U型”, 最优资助比例在极值点处为16.00%, 也同列(2)的结果较为接近。研究假设 $H_3$ 得以验证。

表5 最优资助比例

样本	持续资助子样本	单次资助子样本	持续资助子样本	单次资助子样本
变量	(1)	(2)	(3)	(4)
	<i>lnRDinvest</i>	<i>lnRDinvest</i>	<i>lnRDinvest</i>	<i>lnRDinvest</i>
<i>SubRate</i> <sup>3</sup>			1.260 (0.991)	3.269* (1.852)
<i>SubRate</i> <sup>2</sup>	-4.489*** (0.267)	-5.087*** (0.411)	-5.857*** (0.983)	-8.525*** (1.749)
<i>SubRate</i>	0.892*** (0.146)	1.758*** (0.194)	1.203*** (0.234)	2.477*** (0.354)
控制变量	控制	控制	控制	控制
企业/年份固定效应	是	是	是	是
观测值	15317	40345	15317	40345
R <sup>2</sup>	0.339	0.227	0.339	0.227
$[0, 1]$ 区间内形状	倒U型	倒U型	倒U型	倒U型
最优资助比例	9.94%	17.27%	10.27%	16.00%

## 2. 进一步分析

(1)对创新质量的进一步考察。近期研究发现,企业可能通过批量制造低成本专利向政府发送误导性创新信号,谋取研发资助(安同良等,2009)<sup>[45]</sup>,导致激励创新规模而抑制创新质量的政策悖论。考虑到发明专利通常被认为是质量更高的创新(龙小宁和张靖,2021)<sup>[46]</sup>,而低成本专利可能以创造性要求低、授权周期短的实用新型和外观设计专利为主,本文进一步从发明专利和非发明专利结构的视角考察持续资助对创新质量的影响,回归结果如表6所示。

表6 持续资助对创新质量影响的进一步考察

Panel A: 资助连续性				
变量	(1)	(2)	(3)	(4)
	<i>lnInvp</i>	<i>lnNip</i>	<i>lnInvpAut</i>	<i>lnNipAut</i>
<i>Continuity</i>	0.0407*** (0.0120)	0.0266** (0.0130)		
<i>Continuity (t-1)</i>			0.0421*** (0.0129)	0.0147 (0.0162)
控制变量	控制	控制	控制	控制
企业/年份固定效应	是	是	是	是
观测值	55662	55662	35331	35331
R <sup>2</sup>	0.022	0.016	0.013	0.015
Panel B: 资助积累性				
变量	(5)	(6)	(7)	(8)
	<i>lnInvp</i>	<i>lnNip</i>	<i>lnInvpAut</i>	<i>lnNipAut</i>
<i>Accumulation</i>	0.0204*** (0.00607)	0.00747 (0.00629)		
<i>Accumulation (t-1)</i>			0.0239*** (0.00678)	0.00006 (0.00834)

续表 6

Panel B: 资助积累性				
变量	(5)	(6)	(7)	(8)
	<i>lnInvp</i>	<i>lnNip</i>	<i>lnInvpAut</i>	<i>lnNipAut</i>
控制变量	控制	控制	控制	控制
企业/年份固定效应	是	是	是	是
观测值	55662	55662	35331	35331
R <sup>2</sup>	0.022	0.016	0.013	0.015

注:当被解释变量采用授权数时,将解释变量滞后一期以消除专利审核期的影响

Panel A 和 Panel B 分别列示了对资助连续性和积累性的回归结果,其中前两列使用发明专利和非发明专利申请数为被解释变量,后两列使用授权数为被解释变量。同基准回归一致,持续资助对专利申请起促进作用,其中连续性同时促进了发明专利和非发明专利的申请,且对发明专利申请的促进作用更强,积累性则仅促进发明专利申请,对非发明专利的影响不显著。说明持续资助带来的增量创新以发明专利为代表的技术创造和突破性创新为主,而非单纯的技术适应性改良等渐进式创新和外观设计,从而缓解了学者们对于持续资助可能引发政策迎合或信号操纵等创新质量萎缩问题的担忧。

对专利授权数的回归结果也类似,连续性和积累性均显著促进发明专利的授权,但对非发明专利授权影响不大。在中国,发明专利必须通过严格的实质性审查才能获得授权,平均授权率不足 60%,而表 6 中持续资助对发明专利授权数的回归系数明显高于申请数的回归系数。这说明,持续资助不仅推动了高水平的增量技术创新,还有助于提升企业创新产出的整体质量,从而提高通过专利审查的可能性。综合上述结论,持续资助在连续性和积累性维度的创新产出激励效应确实源于创新质量的提高,而非企业“创新质量换数量”的机会主义行为。

(2)持续资助的动态效应。另一个值得关注的问题在于,持续资助对创新规模和创新质量的激励效果是否存在动态变化? 本文通过如下模型探究持续资助的动态创新激励效应:

$$Inno_{it} = \beta_0 + \gamma \sum_{k=1}^{over4} year\_k_{it} + \beta_2 SubRate_{it} + \beta_3 Controls_{it} + \mu_i + \mu_t + \varepsilon_{it} \quad (3)$$

其中, *year\_k<sub>it</sub>* 和 *year\_over4<sub>it</sub>* 分别为企业持续获得研发资助的第 *k* 年及持续获得资助五年及以上的虚拟变量。

表 7 列示了回归结果,发现持续资助对企业创新规模和质量均始终保持正向激励效应,但效应大小存在动态变化。列(1)中持续资助的创新规模激励效应先增强后减弱,在第二年达到最高点。对此可能的解释是,尽管持续资助对企业研发投入存在推动作用,但企业管理能力、技术转化水平和产能消化能力增长缓慢,客观上形成了对创新规模的“软约束”。当创新规模增长至企业现有水平能够承载的上限时,企业追加创新投资的意愿降至最低,后续创新规模只能随组织创新和技术转化水平等创新软实力的提升而缓慢增加。另一方面,单纯增加研发投入对全要素生产率和经济效益增长的促进作用并不大,要素配置效率、市场环境、寻租等因素均可能产生影响(靳来群, 2022)<sup>[47]</sup>,也使得政府资助对企业研发投入的激励效应受到限制。列(2)~列(5)中,持续资助对发明专利申请的激励效应在各年份间保持稳定,对非发明专利申请的激励效应则逐渐转为不显著,再次印证持续资助对创新质量的推动效果。持续资助对发明专利授权的激励效应表现出非常明显的逐年增大趋势,这意味着,持续资助的创新质量提升效应是逐渐增强的。这一现象可能源于持续资助对创新活动的积累性影响,在研发规模增长缓慢情况下,企业依然可以通过研发活动逐期积累技术知识、研发经验、人力资本和专用性资产,这些要素的聚集有助于企业产出更高质量成

果。此外,连续多期的持续资助将形成政企重复博弈,使得批量申请非发明专利来包装研发成果的机会主义行为在多个合约期内易被识破,也在客观上起到压缩“专利泡沫”、提升创新质量的效果。

表 7 持续资助的动态效应

变量	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)
	<i>lnRDinvest</i>	<i>lnInvp</i>	<i>lnNip</i>	<i>lnInvpAut</i>	<i>lnNipAut</i>
<i>year 1</i>	0.467*** (0.0152)	0.0621*** (0.0113)	0.0648*** (0.0127)		
<i>year 2</i>	0.478*** (0.0179)	0.0794*** (0.0155)	0.0686*** (0.0168)		
<i>year 3</i>	0.437*** (0.0230)	0.0730*** (0.0217)	0.0765*** (0.0234)		
<i>year 4</i>	0.422*** (0.0284)	0.0749** (0.0301)	0.0476 (0.0333)		
<i>year over4</i>	0.298*** (0.0334)	0.134*** (0.0388)	0.0677 (0.195)		
<i>year 1 (t-1)</i>				0.0114 (0.00938)	0.00469 (0.0133)
<i>year 2 (t-1)</i>				0.0372** (0.0148)	0.0133 (0.0191)
<i>year 3 (t-1)</i>				0.0642*** (0.0219)	0.0279 (0.0293)
<i>year 4 (t-1)</i>				0.0690** (0.0318)	0.0177 (0.0375)
<i>year over4 (t-1)</i>				0.103** (0.0472)	0.0392 (0.0496)
控制变量	控制	控制	控制	控制	控制
企业/年份固定效应	是	是	是	是	是
观测值	55662	55662	55662	35289	35289
R <sup>2</sup>	0.267	0.023	0.017	0.013	0.015

上述结果可能具有重要的政策启示:由于持续资助在扩大创新规模和鼓励创新产出方面动态效应的差异,政府应当依据政策目标和特定补贴项目的实际情况灵活设定资助项目的期限。例如,对于中小型创新企业,政策目标可能更为偏重扩张创新基数和提升研发规模,可开展2~3期持续资助,保证创新规模激励效应最大;对于面临技术封锁和处于技术领先地位的企业,政策目标可能更为偏重提升创新质量和取得技术突破,则应适当延长资助期限保证创新质量激励效应最大。

## 五、持续资助对生产效率的影响及机制

### 1. 持续资助对生产效率的影响

创新活动的最终目的是获得新产品或提高生产效率,进而实现其经济价值,在这一目标下,技术产出绝不是创新的终点,而是创新价值实现的开端。借鉴Howell(2017)<sup>[12]</sup>,本文进一步考虑持续资助对企业全要素生产率的影响,构建如下回归模型:

$$\ln TFP_{it} = \beta_0 + \beta_1 \text{FrequFund}_{it} + \beta_2 \text{SubRate}_{it} + \beta_3 \text{Controls}_{it} + \mu_i + \mu_t + \varepsilon_{it} \quad (4)$$

其中, $\ln TFP_{it}$ 为全要素生产率的对数值,本文使用OP、LP和GMM三种方法测算,并提供采用

OLS和FE方法的回归结果作为对照。测算TFP时,考虑到数据可得性,采用企业总收入来衡量总产出,用总资产来表示资本存量。将劳动进一步拆分为一般劳动和高质量人力资本来吸收异质人力资本的影响,分别用本科以下学历和本科及以上学历从业人员数来衡量。OP法中采用永续盘存法估计当期投资,折旧率使用15%;LP法中使用研发投入作为代理变量。不同测算方式的回归系数无明显差异,说明测算结果是较为可信的。模型中其他指标及含义未发生改变。

回归结果如表8所示,可见连续性和积累性指标对TFP的回归系数均显著为正,这说明持续资助对企业生产效率有积极作用。此外,采用几种不同测度方法计算的TFP值作为被解释变量未对回归显著性产生明显影响,回归系数也基本未发生变化,说明本文对TFP的测度是较为准确的。

表8 持续资助对生产效率的影响

Panel A: 资助连续性					
变量	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)
	<i>lnTFP_ols</i>	<i>lnTFP_fe</i>	<i>lnTFP_op</i>	<i>lnTFP_lp</i>	<i>lnTFP_gmm</i>
<i>Continuity</i>	0.0603*** (0.0120)	0.0592*** (0.0122)	0.0582*** (0.0121)	0.0603*** (0.0122)	0.0610*** (0.0122)
控制变量	控制	控制	控制	控制	控制
企业/年份固定效应	是	是	是	是	是
观测值	52659	52556	52632	52538	52517
R <sup>2</sup>	0.024	0.052	0.022	0.051	0.057
Panel B: 资助积累性					
变量	(6)	(7)	(8)	(9)	(10)
	<i>lnTFP_ols</i>	<i>lnTFP_fe</i>	<i>lnTFP_op</i>	<i>lnTFP_lp</i>	<i>lnTFP_gmm</i>
<i>Accumulation</i>	0.0310*** (0.00612)	0.0326*** (0.00609)	0.0316*** (0.00610)	0.0332*** (0.00611)	0.0334*** (0.00612)
控制变量	控制	控制	控制	控制	控制
企业/年份固定效应	是	是	是	是	是
观测值	52659	52556	52632	52538	52517
R <sup>2</sup>	0.024	0.052	0.022	0.052	0.058

## 2. 持续资助对生产效率的作用机制

借鉴毛其淋和许家云(2015)<sup>[36]</sup>,通过中介效应模型探究持续资助对生产效率的作用机制。完整的中介效应模型是一个描述输入变量、中介变量和输出变量关系的结构方程,包括:输入变量对中介变量的作用;输入变量对输出变量的作用;输入变量、中介变量对输出变量的联合作用。建立如下模型:

$$Media_{it} = \beta_0 + \beta_1 FreqFund_{it} + \beta_3 Control_{it} + \mu_i + \mu_t + \varepsilon_{it} \quad (5a)$$

$$lnTFP_{it} = \alpha_0 + \alpha_1 FreqFund_{it} + \alpha_3 Control_{it} + \mu_i + \mu_t + \varepsilon_{it} \quad (5b)$$

$$lnTFP_{it} = \gamma_0 + \gamma_1 FreqFund_{it} + \gamma_2 Media_{it} + \gamma_3 Control_{it} + \mu_i + \mu_t + \varepsilon_{it} \quad (5c)$$

其中, $Media_{it}$ 为中介指标,即企业研发投入和专利产出,其他指标的含义不变。表9列示了回归结果<sup>①</sup>。其中第(1)列和(2)列为式(5a)分别以研发投入和专利产出为中介变量的回归结果,来自表4;第(3)列为式(5b)的回归结果,来自表8;第(4)列和(5)列为式(5c)的回归结果。

表9中各个指标的回归系数均显著为正,意味着资助连续性和资助积累性均可通过直接通道和中介通道对全要素生产率产生推动作用。从不同的中介路径来看,在Panel A中,第(1)列和第

<sup>①</sup> 列示结果中的TFP通过LP方法测算,使用其他测算方法的回归结果未发生明显变化。限于篇幅,相关结果备案。后续回归采取同样处理方式。

(4)列结果反映了资助连续性通过研发投入的中介效应,其中资助连续性对研发投入的回归系数和研发投入对TFP的回归系数均显著为正,说明资助连续性能够通过提高研发投入、扩大研发活动规模而间接提高企业生产效率,中介效应的大小为列(1)中持续资助对中介变量的回归系数同列(4)中中介变量对TFP回归系数之积,约为3%。第(2)列和第(5)列结果反映了资助连续性通过企业专利成果的中介效应,回归系数之积约为0.13%。

在Panel B中,采用同样计算方法,资助积累性通过研发投入的中介效应大小约为0.85%,通过专利成果的中介效应大约为0.06%。需指出的是,本文使用的资助积累性是一个年次累加的概念,实证回归结果反映的是资助积累性的增长对生产率的边际效应,资助积累性的总效应为资助次数同平均效应之积,上海市获补贴企业的平均持续资助年次为1.76次,因此通过研发投入和专利成果的中介效应大约为1.49%和0.11%,若忽略这一细节,则会严重低估资助积累性对生产率增长和企业长期发展的影响。综合上述分析,研究假设H<sub>4</sub>得以验证。

表9 持续资助对生产效率的中介效应分析

Panel A: 资助连续性					
变量	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)
	<i>lnRDinvest</i>	<i>lnPatents</i>	<i>lnTFP_lp</i>	<i>lnTFP_lp</i>	<i>lnTFP_lp</i>
<i>Continuity</i>	0.153*** (0.0130)	0.0468*** (0.0141)	0.0603*** (0.0122)	0.0297** (0.0119)	0.0594*** (0.0122)
<i>lnRDinvest</i>				0.196*** (0.0069)	
<i>lnPatents</i>					0.0277*** (0.00519)
控制变量	控制	控制	控制	控制	控制
企业/年份固定效应	是	是	是	是	是
观测值	53794	52939	52538	52538	52252
R <sup>2</sup>	0.663	0.131	0.051	0.111	0.052
Panel B: 资助积累性					
变量	(6)	(7)	(8)	(9)	(10)
	<i>lnRDinvest</i>	<i>lnPatents</i>	<i>lnTFP_lp</i>	<i>lnTFP_lp</i>	<i>lnTFP_lp</i>
<i>Accumulation</i>	0.0431*** (0.00664)	0.0221*** (0.00693)	0.0332*** (0.00611)	0.0248*** (0.00591)	0.0323*** (0.00613)
<i>lnRDinvest</i>				0.196*** (0.00688)	
<i>lnPatents</i>					0.0276*** (0.00520)
控制变量	控制	控制	控制	控制	控制
企业/年份固定效应	是	是	是	是	是
观测值	53794	52939	52538	52538	52252
R <sup>2</sup>	0.661	0.132	0.052	0.111	0.053

对比两条中介路径,不论是资助连续性还是积累性,通过增加研发投入发挥的中介效应均明显高于通过提升研发成果的中介效应,这意味着,当前持续资助对经济增长的贡献主要是通过扩大研发规模实现的,持续资助虽然也有助于增加创新产出、提升创新质量,但这一创新激励效应还不能有效转化为生产驱动力。这一问题的可能解释有两种:一是由于创新成果转化的不足,企业研发活动产出形成新产品和应用于生产过程的链条受到阻碍;二是创新活动缺乏市场化激励,政府官员和专家筛选出的受资助项目不一定最适宜投放市场,导致大量创新成果闲置。

## 六、稳健性检验

### 1. 通过工具变量法处理内生性问题

选择偏误是内生性的重要来源,本文在已有反事实样本构建的基础上使用工具变量法检验研究结论的稳健性。一方面,借鉴 Goldsmith-Pinkham 等(2020)<sup>[48]</sup>提出的 Bartik 工具变量构建思路,使用个体初始状态(上一年是否获得补贴)与总体增长率(当年持续资助项目占比)的乘积作为工具变量;另一方面,借鉴郭玥(2018)<sup>[15]</sup>采用以整体趋势代替个体差异的思路,使用企业所在行业当年持续资助率作为工具变量。通过总体趋势模拟的资助概率同企业获得研发资助的实际情况存在正相关关系,但与企业的创新表现不存在直接联系,因此具备作为工具变量的条件。所选工具变量通过了不可识别检验、弱工具变量检验和过度识别检验,意味着工具变量法的回归结果能够较好地解决内生性问题,回归及检验结果如表 10 所示。从结果上看,资助连续性和积累性对研发投入、专利申请和 TFP 均有显著促进作用,这同本文的预期结果是一致的。从专利类别上来看,持续资助推动发明专利申请的效果更加明显,对非发明专利的促进作用则不显著,由于发明专利普遍被认为具有更高技术水平,可得出持续资助推动了创新产出质量的结论,同预期结果也是一致的。

表 10 工具变量法回归结果

Panel A: 资助连续性				
变量	(1)	(2)	(3)	(4)
	<i>lnRDinvest</i>	<i>lnInvp</i>	<i>lnNip</i>	<i>lnTFP_lp</i>
<i>Continuity</i>	0.0762*** (0.0210)	0.0370** (0.0163)	0.00386 (0.0175)	0.104*** (0.0164)
控制变量	控制	控制	控制	控制
企业/年份固定效应	是	是	是	是
观测值	47407	46612	46632	43564
不可识别检验 (P 值)	0.000	0.000	0.000	0.000
弱工具变量检验 (F 值)	5161	4955	5010	4652
过度识别检验 (P 值)	0.333	0.206	0.740	0.343
Panel B: 资助积累性				
变量	(5)	(6)	(7)	(8)
	<i>lnRDinvest</i>	<i>lnInvp</i>	<i>lnNip</i>	<i>lnTFP_lp</i>
<i>Accumulation</i>	0.0532*** (0.0146)	0.0249** (0.0113)	0.00285 (0.0121)	0.0735*** (0.0115)
控制变量	控制	控制	控制	控制
企业/年份固定效应	是	是	是	是
观测值	47407	46612	46632	43564
不可识别检验 (P 值)	0.000	0.000	0.000	0.000
弱工具变量检验 (F 值)	2280	2272	2237	2114
过度识别检验 (P 值)	0.412	0.171	0.747	0.505

注:不可识别检验汇报对 LM 统计量的卡方检验 P 值;弱工具变量检验汇报 Wald 检验 F 值;过度识别检验汇报 Hansen J 统计量的卡方检验 P 值

### 2. 通过控制函数法解决内生性处理中样本量下降的问题

PSM 匹配构建反事实样本的方法能够较好地解决选择偏误导致的内生性问题,但其缺陷在于

匹配后样本量减少,可能导致样本对总体的代表性降低。张杰(2021)<sup>[49]</sup>指出,可以通过控制函数法解决政策选择性偏差,首先建立控制函数方程:

$$Prob(D_{subsidy_{it}} = 1) = \alpha Selection\_factors_{it} + \mu_i + \mu_t + \varepsilon_{it} \quad (6)$$

其中,  $Selection\_factors_{it}$  为一组可能影响企业获得研发补贴概率的创新和非创新特征,指标选择同表 2 中 PSM 匹配协变量的选取保持一致。先对控制函数方程进行 Probit 回归,估计不可观测因素的影响,再将其作为基准模型的一个控制变量进行回归。结果如表 11 的 Panel A 所示,同基准回归和工具变量法结果相比,回归结果未发生明显变化。

表 11 稳健性检验回归结果

Panel A: 通过控制函数法处理选择偏差				
变量	<i>lnRDinvest</i>	<i>lnInvp</i>	<i>lnNip</i>	<i>lnTFP_lp</i>
	(1)	(2)	(3)	(4)
<i>Continuity</i>	0.181*** (0.0132)	0.0443*** (0.0113)	0.0333*** (0.0122)	0.0737*** (0.0121)
	(5)	(6)	(7)	(8)
<i>Accumulation</i>	0.0416*** (0.00675)	0.0133** (0.00531)	0.00297 (0.00544)	0.0399*** (0.00585)
Panel B: 负二项回归解决离散被解释变量的问题				
变量	<i>Invp</i>	<i>Nip</i>	<i>InvpAut</i>	<i>NipAut</i>
	(1)	(2)	(3)	(4)
<i>Continuity</i>	0.345*** (0.0283)	0.0709** (0.0330)	0.428*** (0.0409)	0.0245 (0.0433)
	(5)	(6)	(7)	(8)
<i>Accumulation</i>	0.163*** (0.00882)	0.00453 (0.00947)	0.188*** (0.0119)	0.0134 (0.0122)
Panel C: 以连续 3 期获得资助作为持续资助的识别标准				
变量	<i>lnRDinvest</i>	<i>lnInvp</i>	<i>lnNip</i>	<i>lnTFP_lp</i>
	(1)	(2)	(3)	(4)
<i>Continuity</i>	0.131*** (0.0174)	0.0382** (0.0164)	0.0416** (0.0176)	0.0515*** (0.0160)
	(5)	(6)	(7)	(8)
<i>Accumulation</i>	0.0777*** (0.00690)	0.0190*** (0.00588)	0.0140** (0.00596)	0.0248*** (0.00581)
Panel D: 以连续 4 期获得资助作为持续资助的识别标准				
变量	<i>lnRDinvest</i>	<i>lnInvp</i>	<i>lnNip</i>	<i>lnTFP_lp</i>
	(1)	(2)	(3)	(4)
<i>Continuity</i>	0.0946*** (0.0239)	0.0840*** (0.0233)	0.0349 (0.0247)	0.0516** (0.0222)
	(5)	(6)	(7)	(8)
<i>Accumulation</i>	0.0868*** (0.00743)	0.0220*** (0.00626)	0.0118 (0.00633)	0.0265*** (0.00608)
Panel E: 排除税收优惠政策的组合效应				
变量	<i>lnRDinvest</i>	<i>lnInvp</i>	<i>lnNip</i>	<i>lnTFP_lp</i>
	(1)	(2)	(3)	(4)
<i>Continuity</i>	0.152*** (0.0131)	0.0408*** (0.0121)	0.0280** (0.0131)	0.0571*** (0.0118)
	(5)	(6)	(7)	(8)
<i>Accumulation</i>	0.0415*** (0.00665)	0.0210*** (0.00612)	0.00840 (0.00634)	0.0313*** (0.00605)

注:当使用专利授权数作为被解释变量时,将主要解释变量滞后一期,但为了方便展示,表格内不再分两行列示



3. 负二项回归解决离散被解释变量的问题

本文在基准回归中对专利数量取对数值作为被解释变量,考虑到专利数为计数指标且方差明显大于平均值(表1),可使用负二项回归检验基准回归中的结论。结果如表11的Panel B所示,由于在回归中直接使用专利申请和授权数量作为被解释变量而不再计算对数值,表11中的变量符号也取消对数标记。回归结果未发生明显变化。

4. 以连续三期、四期获得资助作为持续资助的识别标准

持续资助的额外效应同公共研发资金支持长期性和稳定性密不可分。本文在正文中以连续两年获得补贴作为持续资助的认定标准,但仍可能存在资助期限过短、同单次资助差异不大的问题。为了更好地反映研发资助的“持续”特征并衡量其经济影响,本文重新使用连续三期和连续四期获得研发资助作为持续资助的判断准则,结果分别如表11的Panel C和Panel D所示,回归结果同现有结论保持一致。

5. 排除研发费用加计扣除等税收优惠政策的影响

政策组合理论认为不同政策工具的结合将影响单一政策的实施效果,考虑到研发费用加计扣除等税收优惠政策也是常用的创新激励工具,本文在模型中加入税收优惠强度来衡量各类税收优惠政策的综合性影响。通过如下公式计算:

$$Taxpref_{it} = 25\% - \frac{Tax_{it}}{TotalIncome_{it}} \tag{7}$$

其中,  $Tax_{it}$  为当年实际缴纳税款,  $TotalIncome_{it}$  为总收入。将上述指标作为控制变量纳入回归,结果汇报于表11中的Panel E,回归结果未发生明显变化。

6. 持续资助与单次资助效果的直接比较

为了说明持续资助的效果,一个更为直接的办法是将其同单次资助进行比较,本文构建如下模型:

$$Inno_{it} = \beta_0 + \beta_1 FreqFund_{it} + \beta_2 SingleFund_{it} + \beta_3 Controls_{it} + \mu_i + \mu_t + \varepsilon_{it} \tag{8}$$

其中,  $Inno_{it}$  为前文使用的各项衡量企业创新活动的指标;  $FreqFund_{it}$  为持续资助,为同单次资助的识别方式保持一致,用资助连续性指标来表示;  $SingleFund_{it}$  为企业是否获得单次资助的虚拟变量,当企业获得政府资助且非持续资助时取1,否则取0;其他符号的含义未发生变化。

回归结果如表12所示,持续资助与单次资助的创新激励效应在不同创新环节存在差异。就创新投入而言,在控制资助强度后持续资助对研发投入的激励效应同单次资助相比未发生明显变化。就创新绩效而言,持续资助对发明专利的激励效果明显高于单次资助,而对非发明专利的激励效果则同单次资助持平,说明持续资助的确在鼓励创新产出数量增长之外,还具有创新质量提升效应。同样的,持续资助对全要素生产率的激励效应也明显高于单次资助。上述结论再次佐证了持续资助对企业研发产出的额外积极影响并非源于学术界担忧的企业机会主义行为,而是源于高质量的实质性创新。综合既有结论,持续资助同单次资助相比,对企业研发投入的激励效果变化不大,对研发产出质量和生产效率的激励效果则明显提升,表明持续资助的优势体现在能够鼓励企业调整长期研发计划,开展技术水平更高、创新回报更丰厚的研发活动,而非单纯的扩大研发规模。这支持了对企业进行持续研发资助的政策实践。

表 12 持续资助与单次资助效果比较

变量	(1)	(2)	(3)	(4)
	$\ln RDinvest$	$\ln Invp$	$\ln Nip$	$\ln TFP\_lp$
$FreqFund$	0.453*** (0.0170)	0.0812*** (0.0147)	0.0684*** (0.0159)	0.124*** (0.0148)

续表 12

变量	(1)	(2)	(3)	(4)
	<i>lnRDinvest</i>	<i>lnInvp</i>	<i>lnNip</i>	<i>lnTFP_lp</i>
<i>SingleFund</i>	0.464*** (0.0151)	0.0627*** (0.0113)	0.0646*** (0.0126)	0.0965*** (0.0117)
控制变量	控制	控制	控制	控制
企业/年份固定效应	是	是	是	是
观测值	55662	55662	55662	33159
R <sup>2</sup>	0.267	0.023	0.017	0.024

### 7. 其他稳健性检验

本文额外开展了如下两项稳健性检验。一方面,政策组合理论认为不同政策工具的结合将影响单一政策的实施效果,考虑到税收优惠也是常用的创新激励政策工具,本文通过在模型中加入税收优惠强度来控制税收优惠政策的影响。另一方面,本文通过将持续资助同单次资助相比较来进一步验证持续资助的效果。回归结论未发生明显变化<sup>①</sup>。

## 七、结论与政策启示

政府创新政策实践中面临的关键问题在于:是否应该对企业进行长期、持续的资助?不同的研发资助分配模式可能导致政策效应存在差别,这使得对于持续资助效果的探讨具有重要意义。本文在控制单次资助强度的基础上,从连续性和积累性两个维度考察持续资助对创新活动的影响,基于创新全过程的研究不仅涵盖了企业创新规模和创新质量,还考虑了技术成果转化的环节。本文采用2008—2017年上海市科技企业调查数据,发现持续资助的连续性和积累性特征均有助于扩大研发规模、提升研发产出数量与质量,使得持续资助效果显著优于单次资助,这意味着各期研发补贴之间存在时间互补性,从而支持了对企业进行持续资助的政策方案。本文进而从持续资助的最优比例和动态效应两方面刻画其创新激励效应的细节,一方面发现,研发资助强度和同私人研发投入存在“倒U型”关系,持续资助的最优比例约为9.94%,远低于单次资助最优比例和当前实际资助比例;另一方面发现,随着资助期限的延长,持续资助的创新质量提升效应不断增强,创新规模提升效应则先增强后减弱。二者的政策含义在于,政府在持续资助时应当适当降低资助比例,并根据扩大创新规模或提升创新质量的不同政策目标确定资助期限。关于持续资助经济效应的分析表明,资助连续性和积累性均可从扩大研发规模和提升创新质量两条中介路径发挥提升企业全要素生产率的积极效应,但研发规模路径的中介效果远高于创新质量路径,这可能暗示了创新成果转化不足的问题。

上述结论具有如下政策启示:首先,本文发现,多次研发资助的效果存在互补性,为充分发挥其创新激励效应,需要为企业提供获取持续资助的渠道。包括丰富补贴项目的种类,增加长期补贴项目,建立适当的后期资助机制,鼓励企业开展具有重大技术价值但成本高、周期长的研发活动和应用型基础研究活动等。其次,持续资助需要辅以更细致的制度设计。选择资助对象时需充分考虑资助项目的长期回报,科学评估申请方的项目价值与实现能力。为保证优质项目的持续性,可对正在接受资助或已完成资助的研发项目进行持续追踪,将持续资助优先分配给前期开展情况较好但后期存在资金或技术困难的项目,避免一刀切的资助方式。在资助过程中需要加强过程监督,对资金用途和创新成果严格把关,并提供外部反馈渠道。再次,应灵活确定研发资助比例与期限。就创新政策现状而言,本文样本中企业的平均受资助强度远高于最优比例,而资助期限仅为1.76次,考虑到持续资助的创新规模激励效应在持续2~3期后才逐渐下降,当前研发资助政策可以

<sup>①</sup> 限于篇幅,相关结果未列示,备案。

适当降低研发资助比例、延长资助期限,有助于提升企业创新规模和创新质量。最后,加强科技成果转化等需求面政策供给。本文的研究揭示出两个问题:持续资助的创新规模提升效应在资助后期逐渐减弱、创新质量提升效应尚未大幅提升生产能力。导致上述问题的共同因素可能在于当前科技成果转化率低,既削弱了企业进一步扩大研发规模的意愿,也不利于已有研发成果的应用。因此,应加强研发资助政策同技术转化、政府采购、市场引导等需求面创新政策的协同,为企业提供充分的成果转化激励,发挥创新作为经济增长引擎的驱动效应,避免新技术“问世即退市”的窘境。

本文研究可从如下方面予以拓展:第一,结合企业规模和研发活动持续性的进一步研究。技术演进的不确定性使得颠覆式创新极有可能从数量众多的中小型企业中产生,而中小企业往往因融资约束无法保证持久且高质量的研发。因此,关于持续资助是否增强中小企业研发持续性并进而推动颠覆式创新、突破性创新的研究具有重要的现实价值。第二,结合数字经济、绿色技术创新等社会重大问题的针对性研究。中国面临百年未有之大变局,新兴产业和发展模式不断涌现,对经济发展的要求也更加多元,这对学术研究议题提出了新的要求。例如,数字经济中的创新模式同传统技术创新存在差异,其创新基础是数字要素,创新产出可能包括软件著作权等多种非专利形式,技术外溢性也更强,在这一背景下,传统研发资助方式是否仍然有效是一个值得考察的问题。

#### 参考文献

- [1]吴海军,杨其静,阳镇.生产性政府债务与城市创新力——基于中国城市面板数据的经验研究[J].北京:中国工业经济,2023,(10):42-60.
- [2]叶光亮,程龙,张晖.竞争政策强化及产业政策转型影响市场效率的机理研究——兼论有效市场与有为政府[J].北京:中国工业经济,2022,(1):74-92.
- [3]张建顺,解洪涛.财政补贴分配方式变革能促进企业创新吗?[J].北京:科研管理,2022,(10):61-70.
- [4]Meuleman, M., and W. D. Maeseeneire. Do R&D Subsidies Affect SMEs' Access to External Financing? [J]. Research Policy, 2012, 41, (3): 580-591.
- [5]Boeing, P. The Allocation and Effectiveness of China's R&D Subsidies——Evidence from Listed Firms [J]. Research Policy, 2016, 45, (9): 1774-1789.
- [6]Aschhoff, B. The Effect of Subsidies on R&D Investment and Success: Do Subsidy History and Size Matter? [R]. Centre for European Economic Research Discussion Paper, 2009.
- [7]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].北京:经济研究,2016,(4):60-73.
- [8]杨国超,芮萌.高新技术企业税收减免政策的激励效应与迎合效应[J].北京:经济研究,2020,(9):174-191.
- [9]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].北京:中国工业经济,2020,(4):79-96.
- [10]曹平,王桂军.选择性产业政策、企业创新与创新生存时间——来自中国工业企业数据的经验证据[J].南京:产业经济研究,2018,(4):26-39.
- [11]Pereira, M., and D. Suárez. Matthew Effect, Capabilities and Innovation Policy: The Argentinean case [J]. Economics of Innovation and New Technology, 2018, 27, (1): 62-79.
- [12]Howell, A. Picking 'Winners' in China: Do Subsidies Matter for Indigenous Innovation and Firm Productivity? [J]. China Economic Review, 2017, 44, (1): 154-165.
- [13]Dimos, C., and G. Pugh. The Effectiveness of R&D Subsidies: A Meta-regression Analysis of the Evaluation Literature [J]. Research Policy, 2016, 45, (4): 797-815.
- [14]张杰,陈容,郑姣姣.策略性创新抑或真实性创新——来自中国企业设立研发机构的证据[J].北京:经济管理,2022,(3):5-23.
- [15]郭玥.政府创新补助的信号传递机制与企业创新[J].北京:中国工业经济,2018,(9):98-116.
- [16]戴小勇,成力为.产业政策如何更有效:中国制造业生产率与加成率的证据[J].北京:世界经济,2019,(3):69-93.
- [17]朱桂龙,蔡朝林,陈朝月.声誉积累优势还是绩效积累优势?政府R&D补贴分配中“粘性”效应探究[J].天津:科学学与科学技术管理,2019,(3):43-55.
- [18]李奎,牡丹.企业R&D补贴分配的“马太效应”及其影响研究[J].北京:科学学研究,2022,(7):1274-1284.

- [19] Labeaga, J. M., E. Martínez-Ros, A. Sanchis, et al. Does Persistence in Using R&D Tax Credits Help to Achieve Product Innovations? [J]. *Technological Forecasting and Social Change*, 2021, 173: 1–17.
- [20] 李玉花, 简泽. 从渐进式创新到颠覆式创新: 一个技术突破的机制[J]. 北京: 中国工业经济, 2021, (9): 5–24.
- [21] Clauss, T. Measuring Business Model Innovation: Conceptualization, Scale Development, and Proof of Performance [J]. *R&D Management*, 2017, 47, (3): 385–403.
- [22] Engel, D., M. Rothgang, and V. Eckl. Systemic Aspects of R&D Policy Subsidies for R&D Collaborations and their Effects on Private R&D [J]. *Industry and Innovation*, 2016, 23, (2): 206–222.
- [23] Caloffi, A., M. Mariani, F. Rossi, et al. A Comparative Evaluation of Regional Subsidies for Collaborative and Individual R&D in Small and Medium-Sized Enterprises [J]. *Research Policy*, 2018, 47, (8): 1437–1447.
- [24] 杨瑞龙, 侯方宇. 产业政策的有效性边界——基于不完全契约的视角[J]. 北京: 管理世界, 2019, (10): 82–94, 219–220.
- [25] 曹虹剑, 张帅, 欧阳晓, 李科. 创新政策与“专精特新”中小企业创新质量[J]. 北京: 中国工业经济, 2022, (11): 135–154.
- [26] 张杰. 政府创新补贴对中国企业创新的激励效应——基于U型关系的一个解释[J]. 北京: 经济学动态, 2020, (6): 91–108.
- [27] 杨国超, 张李娜. 产业政策何以更有效? ——基于海量媒体报道数据与研发操纵现象的证据[J]. 北京: 经济学(季刊), 2021, (6): 2173–2194.
- [28] Fang, L., J. Lerner, C. Wu, et al. Anticorruption, Government Subsidies, and Innovation: Evidence from China [J]. *Management Science*, 2023, 69, (8): 4363–4971.
- [29] 杨洋, 魏江, 罗来军. 谁在利用政府补贴进行创新? ——所有制和要素市场扭曲的联合调节效应[J]. 北京: 管理世界, 2015, (1): 75–86, 98, 188.
- [30] 蒋兵, 张文礼, 程钧漠. 高技术产业知识积累、研发投入与科技创新——基于门槛效应[J]. 武汉: 财会月刊, 2021, (6): 35–42.
- [31] 唐松, 伍旭川, 祝佳. 数字金融与企业技术创新——结构特征、机制识别与金融监管下的效应差异[J]. 北京: 管理世界, 2020, (5): 9, 52–66.
- [32] Ahia, B., N. Song, S. Anafu, et al. A Story Conveyed for Emerging Economies: The Within Manufacturing Industries [R]. *IEEE Transactions on Engineering Management*, 2020.
- [33] 王永钦, 李蔚, 戴芸. 僵尸企业如何影响了企业创新? ——来自中国工业企业的证据[J]. 北京: 经济研究, 2018, (11): 99–114.
- [34] Huang, Q., and T. Yuan. Does Political Corruption Impede Firm Innovation? Evidence from the United States [J]. *Journal of Financial and Quantitative Analysis*, 2020, 56, (1): 213–248.
- [35] 安同良, 千慧雄. 中国企业R&D补贴策略: 补贴限额、最优规模与模式选择[J]. 北京: 经济研究, 2021, (1): 122–137.
- [36] 毛其淋, 许家云. 政府补贴对企业新产品创新的影响——基于补贴强度“适度区间”的视角[J]. 北京: 中国工业经济, 2015, (6): 94–107.
- [37] 刘树林, 姜新蓬, 余谦. 中国高技术产业技术创新三阶段特征及其演变[J]. 北京: 数量经济技术经济研究, 2015, (7): 104–116.
- [38] OECD. Proposed Guidelines for Collecting and Interpreting Technological Innovation Data: Oslo Manual [R]. Paris: OECD Publishing, 1997.
- [39] 鲁晓东, 连玉君. 中国工业企业全要素生产率估计: 1999—2007 [J]. 北京: 经济学(季刊), 2012, (2): 541–558.
- [40] Hottenrott, H., B. H. Hall, and D. Czarnitzki. Patents as Quality Signals? The Implications for Financing Constraints on R&D [J]. *Economics of Innovation and New Technology*, 2016, 25, (3): 197–217.
- [41] 毛昊, 尹志锋, 张锦. 中国创新能够摆脱“实用新型专利制度使用陷阱”吗? [J]. 北京: 中国工业经济, 2018, (3): 98–115.
- [42] Busom, I., C. Corchuelo, and E. Martínez-Ros. Participation Inertia in R&D Tax Incentive and Subsidy Programs [J]. *Small Business Economics*, 2017, 48: 153–177.
- [43] Rosenbaum, P. R., and D. B. Rubin. The Central Role of the Propensity Score in Observational Studies for Causal Effects [J]. *Biometrika*, 1983, 70, (1): 41–55.
- [44] Abadie, A., D. Drukker, J. L. Herr, et al. Implementing Matching Estimators for Average Treatment Effects in Stata [J]. *The Stata Journal*, 2004, 4, (3): 290–311.
- [45] 安同良, 周绍东, 皮建才. R&D补贴对中国企业自主创新的激励效应[J]. 北京: 经济研究, 2009, (10): 87–98.
- [46] 龙小宁, 张靖. IPO与专利管理: 基于中国企业的实证研究[J]. 北京: 经济研究, 2021, (8): 127–142.
- [47] 靳来群. 中国高研发投入与低生产率悖论的分析——基于研发要素配置扭曲的视角[J]. 南京: 现代经济探讨, 2022, (6): 22–32.
- [48] Goldsmith-Pinkham, P., I. Sorkin, and H. Swift. Bartik Instruments: What, When, Why, and How [J]. *American Economic Review*, 2020, 110, (8): 2586–2624.
- [49] 张杰. 中国政府创新政策的混合激励效应研究[J]. 北京: 经济研究, 2021, (8): 160–173.

## Is More Always Better? The Innovation Incentive Effect of Sustained Subsidies

SUN Ya-hui<sup>1</sup>, LUO Shou-gui<sup>2</sup>

(1.School of Economics,Hefei University of Technology,Hefei,Anhui,230601,China;

2.Antai College of Economics and Management,Shanghai Jiao Tong University,Shanghai,200030,China)

**Abstract:** Governments globally commonly resort to providing external R&D subsidies to counteract this innovation deficit. However, a persistent trade-off prevails in government innovation funding practices: whether to consistently fund a few firms to swiftly foster a cohort of industry leaders under budget constraints or to broaden funding scope for elevating average technological levels. Resolving this quandary hinges on a pivotal question: Does sustained subsidy outperform single subsidies in propelling firm innovation and productivity?

Innovation activities constitute a systematic process, wherein sustained subsidies exert a positive impact on firms' R&D activities that surpasses the simple sum of multiple one-time subsidies. The continuous nature of sustained subsidies enables firms to build expectations on a steady external cash flow, guiding them to engage in high-level innovation activities and mitigating principal-agent risks through repeated game playing. Moreover, the enhancement of innovation capabilities through sustained subsidies accumulates over the years, with complementary effects between the past and current subsidy impacts. In this paper, we summarize the aforementioned effects as the continuity and cumulative impact of sustained subsidies. However, continuity and cumulative effects are not always positive; sustained subsidies may also reinforce negative effects of inefficient allocation, leading to stronger crowding-out effects. Therefore, empirical analysis is necessary to elucidate the comprehensive impact of sustained subsidies on firms' innovation activities.

This paper employs data from the Shanghai Science and Technology Commission's Enterprise Innovation Survey to scrutinize whether sustained subsidies yield supplementary impacts on innovation and ascertain the optimal intensity of such subsidies. The empirical approach involves constructing a panel data model, and we employ propensity score matching approach to build a counterfactual sample to address potential selection biases. Explanatory variables encompass R&D investment, patent application and authorization counts. The continuity (a binary variable indicating whether firms receive R&D subsidies for consecutive years) and accumulation (cumulative periods of sustained subsidies) variables serve as explanatory variables. We control for R&D subsidy intensity, and calculates the optimal intensity of sustained subsidies by incorporating a quadratic term. The study further explores the long-term dynamic effects and whether sustained subsidies bolster total factor productivity (TFP). The latter is computed via the Solow residual approaches, followed by a mediating effects model to scrutinize whether sustained subsidies heighten TFP by expanding R&D and refining innovation quality. Rigorous robustness tests reinforce the reliability of the results.

Empirical findings reveal that: (1) Sustained subsidies' innovation incentive effect not only influences innovation scale but also elevates innovation quality. Both continuity and accumulation feature of sustained subsidies stimulate private R&D investment, foster patent applications and grants. This effect is more pronounced for invention patents compared to non-inventions. (2) The optimal intensity of sustained subsidies approximates 9.94%, lower than that of a one-time subsidy. As funding duration elongates, the innovation quality improvement effect of sustained subsidies gains strength, whereas the innovation scale improvement effect initially rises, then wanes, the turn being between 2 and 3 periods. Considering that in practice, the average intensity of R&D subsidies is much higher than 9.94%, and the average funding period is lower than 2 periods, these findings advocate reducing funding intensity and extending funding duration for improved R&D efficacy. (3) Further economic analysis indicates that both continuous state and cumulative effects of sustained subsidies positively influence TFP through R&D scale and innovation quality, though the intermediary effect of the R&D scale channel far surpasses that of the innovation quality channel. Overall, this study concludes that time complementarity exists among multiple R&D grants, underscoring the policy wisdom of providing sustained subsidies to enterprises.

**Key Words:** sustained R&D subsidies; firm innovation; the optimal funding intensity; dynamic effects; total factor productivity

**JEL Classification:** O32, O38, R10

**DOI:** 10.19616/j.cnki.bmj.2023.12.005

(责任编辑:吴海军)