DOI:10. 3876/j. issn. 1671 - 4970. 2026. 05. 014

# 政府引导基金对城市新质生产力的作用机制研究

张建翔

(中央财经大学信息学院)

**摘要**:新质生产力的培育与发展离不开有效的资本引导机制,政府引导基金作为兼具财政属性与市场化运作特征的公共风险投资工具,日益成为重塑区域创新生态的关键力量。基于 2011—2024 年中国 265 个城市面板数据,运用双重机器学习方法考察政府引导基金对城市新质生产力的因果效应及其传导机制。研究发现,政府引导基金的设立对城市新质生产力具有显著稳健的正向促进作用。机制分析表明,政府引导基金通过优化区域创新资源配置效率与撬动社会资本跟投两条路径推动城市新质生产力提升:前者降低城市内部各行业间创新要素边际产出的离散程度,驱动研发资源向高效率主体集中;后者带动非政府背景风险投资在广度与深度上实现规模扩张。进一步的异质性分析发现,政府引导基金的促进效应在创新创业生态成熟度较高、数据要素市场化程度较强及市场一体化水平较高的城市中尤为突出。空间杜宾模型估计结果显示,其政策效应突破行政边界,对邻近城市产生显著正向溢出。子维度分解回归揭示,政府引导基金对科技创新能力与数字基础设施的拉动最为突出,对新兴产业培育的驱动次之,对人力资本积累的影响相对滞后。据此,各地应健全政府引导基金市场化运作机制,优化资本杠杆设计以拓宽社会资本参与渠道,推动新质生产力实现区域协同发展。

**关键词**:政府引导基金;新质生产力;双重机器学习;创新资源配置;社会资本跟投

## 一、引　言

面对世界百年未有之大变局与高质量发展的内在要求,加快培育新质生产力已成为推进中国式现代化的战略支撑。新质生产力“由技术革命性突破、生产要素创新性配置、产业深度转型升级而催生,以劳动者、劳动资料、劳动对象及其优化组合的跃升为基本内涵,以全要素生产率大幅提升为核心标志”[1]。《中共中央国务院关于发展新质生产力的意见》指出,要“以科技创新为引领,以全要素生产率大幅提升为核心标志,推动技术革命性突破、生产要素创新性配置、产业深度转型升级,推动劳动者、劳动资料、劳动对象优化组合和更新跃升,全方位推进科技创新、产业创新、发展方式创新、体制机制创新、人才工作机制创新,加快形成同新质生产力更相适应的生产关系”[2]。《中华人民共和国国民经济和社会发展第十五个五年规划纲要》聚焦创新资本供给,明确提出了完善长期资本“投早、投小、投长期、投硬科技”[3]36 的支持政策,而“发挥政府投资基金引导带动作用”[3]50 也为政策性资本赋能新质生产力培育提供了根本遵循。然而,受制于技术创新的高度不确定性与长周期回报特征,市

**引用本文**:张建翔. 政府引导基金对城市新质生产力的作用机制研究[J]. 河海大学学报(哲学社会科学版),2026,28(5):160-176.

**基金项目**:教育部宁夏高等研究院项目(020676125020);中央财经大学科教融汇研究生学术新星孵化计划项目(2025202)

**作者简介**:张建翔(1996—),男,博士研究生,主要从事数字治理研究。E-mail:zjx9612082021@163. com

场机制在早期阶段难以充分供给风险资本,形成了制约新质生产力发展的结构性瓶颈[4]。传统财政补贴虽能提供直接资金支持,却因项目甄别能力薄弱与投后监督缺位等而频遭低效配置与寻租侵蚀的诟病。在此背景下,政府引导基金作为“政府引导、市场运作”的公共风险投资工具应运而生,其试图以股权投资方式撬动社会资本涌入创新领域,同步发挥财政资金的政策导向性与市场机制的筛选功能。2025年颁布实施的《国务院办公厅关于促进政府投资基金高质量发展的指导意见》首次从国家层面对政府投资基金的功能定位、分级管理与市场化运作作出了系统规范,明确提出创业投资类基金要围绕发展新质生产力,支持科技创新与成果转化,这标志着政府引导基金从规模扩张阶段迈向高质量发展阶段[5]。政府引导基金能否切实破解创新资本供给不足的困局并驱动城市新质生产力跃升,其内在作用机理与适用条件如何,已成为兼具理论价值与政策意义的重要研究议题。

围绕上述议题,既有研究主要沿两条脉络展开:一是新质生产力的测度与驱动因素研究。学者多遵循马克思主义生产力理论的“三要素”框架构建综合评价指标体系,将全要素生产率、绿色技术创新与数字化转型纳入统一分析框架[6],并从研发投入与成果转化[7]、数字基础设施与数据要素市场化[8]、营商环境与要素市场化改革[9]等角度识别其提升路径。但相关研究多聚焦单一因素的独立效应,对兼具政策导向性与市场运作特征的混合型投资工具关注不足。二是政府引导基金的经济效应研究。微观证据表明,政府引导基金能够提升被投企业的研发投入与专利产出[10],并借助信号传递缓解融资约束、吸引私人资本跟投[11];少数区域层面研究发现,政府引导基金有助于激发地区创业活力、推动产业结构升级[12]。综合来看,现有文献仍存在以下不足:研究视角上,政府引导基金的效应评估集中于微观企业层面,尚未延伸至城市新质生产力,其经由创新资源配置与社会资本跟投发挥作用的传导路径缺乏系统检验;研究方法上,传统线性回归与双重差分方法在处理高维控制变量、非线性关系及设立决策内生性方面存在局限;分析维度上,鲜有研究关注政府引导基金政策效应的跨区域溢出及其在新质生产力各维度上的结构性差异。基于此,以2011—2024年中国265个城市为研究样本,运用双重机器学习(Double Machine Learning,以下简称DML)方法,考察政府引导基金对城市新质生产力的因果效应及其作用机制。相较于已有文献,笔者尝试从以下3方面拓展现有研究:一是研究视角上,将政府引导基金的经济效应评估从微观企业层面拓展至城市宏观层面,以城市新质生产力综合指数为被解释变量,论证政府引导基金通过创新资源配置优化与社会资本撬动两条渠道驱动新质生产力跃升的传导逻辑,以期丰富新质生产力形成机制的理论认知。二是研究方法上,引入双重机器学习框架,借助机器学习算法的灵活拟合能力与正交化的去偏功能,以缓解传统线性模型在处理高维协变量时的正则化偏误问题,为因果效应估计提供稳健的方法支撑。三是分析维度上,运用空间杜宾模型检验政府引导基金的跨区域溢出效应,并将新质生产力分解为新型劳动者、新型劳动资料与新型劳动对象3个子维度进行结构性分析,以期揭示政府引导基金政策效应的内部差异与作用边界,为弥补已有文献在宏观层面、空间维度与结构维度的研究不足提供经验证据。

## 二、理论分析与研究假说

1.政府引导基金对城市新质生产力的直接影响效应

政府引导基金以股权投资方式向种子期、初创期企业注入资金,能够定向填补早期创新的资本缺口。基于资源配置视角,政府引导基金依托子基金架构撬动财政资金的杠杆放大效应,驱动创新要素向高生产率部门集聚,进而纠正资本市场对前沿技术领域的系统性低配[13]。基于信号传递视角,政府引导基金向市场释放地方政府支持战略性新兴产业的可信承诺,降低社会资本面临的信息不对称与政策不确定性,进而撬动风险投资与产业资本跟进布局。相较于一般性财政补贴和税收优惠,政府引导基金凭借差异化筛选机制与强监督约束[14],能

有效抑制低效寻租行为,引导资金流向具备实质创新能力的企业。在城市层面,微观企业端的资金注入、技术孵化与能力提升经由产业集聚和知识溢出渠道向宏观生产率传导。新经济地理学理论指出,创新活动在空间上的集聚能够产生马歇尔外部性,包括劳动力池共享、中间投入品专业化供给与知识溢出三重效应。伴随政府引导基金设立,本地创新型企业获得股权融资的概率上升,拉动研发投入与专利产出增加[15],继而带动人力资本集聚、技术扩散加速及新兴产业生态形成。当创新型企业在特定城市达到一定密度后,企业间的知识交流与人才流动将产生自我强化的累积循环效应,最终实现城市全要素生产率跃迁与新质生产力水平整体提升。

基于上述分析,提出假说H1:政府引导基金可以促进城市新质生产力发展。

2. 优化创新资源配置效率的传导机制

新质生产力的形成高度依赖创新要素在区域内的高效配置。鉴于我国要素市场化改革滞后于产品市场改革,创新资源在城市、行业和企业间存在显著错配,严重制约了技术创新的产出效率[16]。剖析具体成因可知,信息不对称与融资约束是构成资源错配的两大核心根源:一方面,金融机构倾向于将资金配置于信息披露充分、风险可评估的成熟行业,新兴技术领域因高度不确定性面临系统性资金短缺[17];另一方面,部分行政干预将金融资源优先导向政治关联强但创新效率低的部门,形成“劣币驱逐良币”现象。政府引导基金的制度设计能适度矫正上述双重扭曲现象:一是基于缓解融资约束视角,引导基金以股权投资方式向早期企业注入耐心资本,弥补银行信贷体系在评估无形资产与长周期项目上的先天不足,切实降低创新型中小企业的融资门槛;二是基于纠正信息不对称视角,引导基金对被投企业实施严格的尽职调查与投后监督,以背书效应构筑起企业技术前景的可信信息源,大幅降低其他市场参与者的评估成本[11]。伴随引导基金在特定城市的持续运营,区域内研发资本从低效率企业向高效率企业的再配置进程显著加速,获投创新型企业研发投入规模稳步扩大,信息传递效应同步引导银行信贷、天使投资等互补性资金流向相关产业环节,催生创新要素的集聚与匹配效应[18]。要素再配置理论强调,生产率增长的重要来源并非仅限于企业内部效率提升,要素从低生产率企业向高生产率企业的流动同样构成了总体生产率跃升的关键渠道[19]。资金端与信息端的双重优化协同提升区域创新资源配置效率,驱动技术创新产出增加及全要素生产率跃升,最终转化为城市新质生产力水平的跃升。

基于前述逻辑,提出假说H2:政府引导基金通过优化区域创新资源配置效率促进城市新质生产力发展。

3. 撬动社会资本跟投的传导机制

公共风险投资理论指出,政府资本参与创新投资可能产生两种截然相反的效应:挤入效应与挤出效应[20]。当公共资本填补市场失灵导致的融资缺口并降低私人投资者的风险敞口时,将吸引社会资本跟进,产生挤入效应;反之,若公共资本挤占私人投资者的优质项目来源或扭曲市场定价机制,则可能抑制社会资本参与,产生挤出效应。政府引导基金采取母基金运作模式与让利机制设计,在制度层面倾向于激发挤入效应[21]。在创新融资市场中,早期技术项目因高度不确定性与信息不透明面临严峻股权缺口,私人风险资本受制于短期退出压力,普遍回避长周期深度技术领域投资[22]。政府引导基金以母基金形式参股私人风险投资基金,依靠优先劣后分级与超额收益让渡等让利机制,大幅降低社会资本的下行风险敞口,实质性重塑风险收益结构,激励市场化资金涌入前沿技术赛道。基于信号理论视角,政府引导基金的投资决策依托政府层面的产业筛选与尽职调查,资金注入行为向市场传递项目质量优良与政策预期稳定的积极信号[23]。实证研究证实,获得政府背景风险资本支持的企业后续吸引私人风险资本跟投的概率显著偏高,且信号效应对种子期和初创期企业尤为突出[24]。伴随城市引导基金构建起稳定的子基金网络,本地风险投资生态趋于成熟,社会资本密集流入为创新型企业全生命周期提供连续融资支持,多元投资主体附加的管理经验、行业网络与市场渠道等增值服务加速技术商业化进程[25]。风险

投资机构的价值贡献并非仅限于资金供给，其在公司治理、战略规划、人才招募与市场拓展等方面的深度介入同样构成被投企业成长的关键支撑[26]。伴随多元投资主体的集聚，本地创新型企业获取增值服务的渠道与质量同步提升，技术商业化周期显著缩短。上述机制同步推动人力资本向高生产率部门流动、产业集群效应强化及知识溢出范围扩容，最终驱动城市新质生产力水平整体跃升。

综合上述分析，提出假说 H3：政府引导基金通过撬动社会资本跟投推动城市新质生产力发展。

4. 理论框架

基于上述分析，构建如图 1 所示的理论框架。政府引导基金作为兼具财政属性与市场化运作特征的公共风险投资工具，其对城市新质生产力的作用路径包含直接效应与间接效应两方面：直接效应方面，政府引导基金通过股权投资向创新领域注入风险资本，经由产业集聚与知识溢出渠道推动城市全要素生产率跃升；间接效应方面，政府引导基金分别通过优化区域创新资源配置效率（H2）与撬动社会资本跟投（H3）两条传导路径，间接推动城市新质生产力提升。

## 三、研究设计

1. 样本选取与数据来源

选取 2011—2024 年中国 265 个城市作为研究样本。起始年份设定为 2011 年，主要基于两点考量：一是 2010 年《国务院关于加快培育和发展战略性新兴产业的决定》发布后，地方政府引导基金进入规模化设立阶段，2011 年前，仅有少数城市设立政府引导基金，难以满足因果识别的统计需求；二是新质生产力评价指标中的 R&D 经费、高技术产业产值等核心数据，自 2011 年起在城市层面才具备较为完整的统计口径。样本截至 2024 年，以最大限度覆盖政府引导基金政策效应的释放周期。在城市筛选方面，剔除行政区划发生重大调整的城市、数据严重缺失的城市及存在极端异常值的个别观测，最终形成 265 个城市的面板数据。

核心解释变量政府引导基金的设立与投资信息来源于清科私募通（Zero2IPO）数据库，以基金注册地与投资事件发生地匹配至城市。被解释变量与控制变量数据主要来源于《中国城市统计年鉴》《中国火炬统计年鉴》、国家知识产权局专利数据库、各省市统计年鉴与国民经济和社会发展统计公报，部分指标辅以 EPS 全球统计数据平台和 CEIC 数据库进行交叉验证与补充。需要说明的是，R&D 经费内部支出、高技术产业产值等个别指标的原始统计口径为省级或区域层面，本研究利用规模以上工业企业微观数据汇总至城市层面，或以城市占所在省份的经济权重进行拆分估算，以确保所有变量在空间单元上与城市口径保持一致。对于少量缺失值，采用线性插值法进行补齐；对连续变量在 1% 和 99% 分位数进行缩尾处理，以降低极端值对估计结果的干扰。

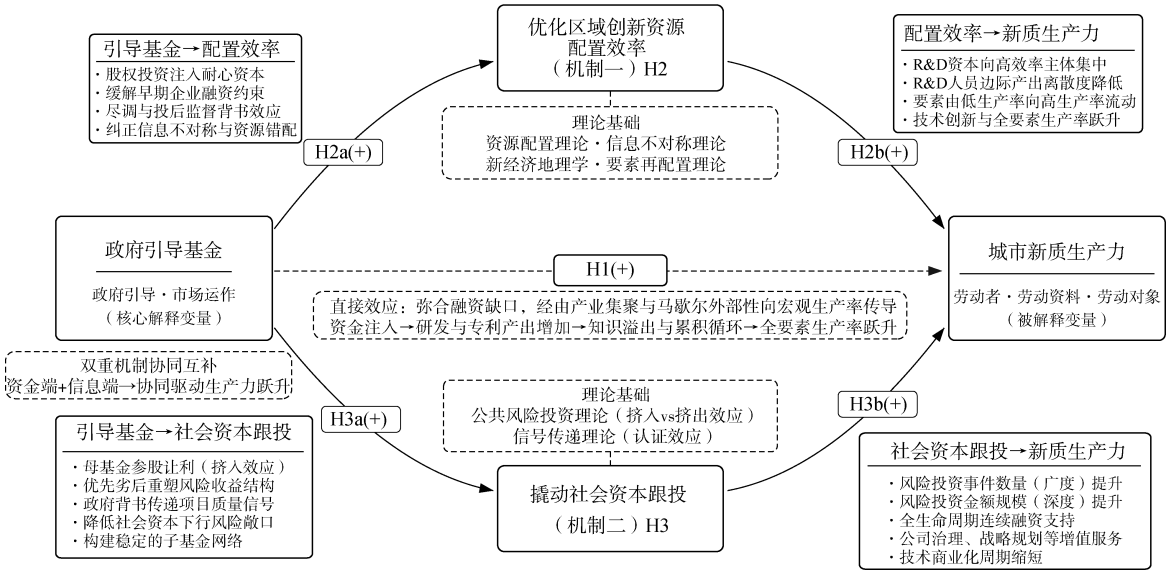


**图 1　理论框架**

2. 变量定义

(1)解释变量:政府引导基金

以城市层面政府引导基金的投资活动作为政策冲击,构建虚拟变量 $GGF_{it}$。若城市 $i$ 在第 $t$ 年或此前存在政府引导基金参与的股权投资事件,则 $GGF_{it}$ 赋值为 1,否则为 0。投资事件数据来源于清科私募通(Zero2IPO)数据库,以投资事件实际发生地匹配至城市。需要指出,上述设定隐含一个前提假设,即政府引导基金的资金主要投向本地或对本地产生直接经济效应。采用虚拟变量而非连续型投资规模指标,主要基于两方面考量:一是各城市政府引导基金的资金到位节奏与披露口径存在较大差异,连续变量的测量误差难以控制;二是虚拟变量设定与 DML 框架下处理效应的识别策略相匹配,有助于获得因果推断意义上的平均处理效应。

(2)被解释变量:城市新质生产力

新质生产力的本质在于以科技创新为核心驱动,经由劳动者素质提升、劳动资料迭代及劳动对象拓展实现全要素生产率跃升。遵循马克思主义生产力理论的“三要素”框架并借鉴 Zhong 等的研究[27],从新型劳动者、新型劳动资料与新型劳动对象 3 个维度构建城市新质生产力综合评价指标体系。具体而言,新型劳动者维度侧重衡量城市人力资本积累与高技能人才储备;新型劳动资料维度聚焦科技创新能力和数字基础设施水平,反映技术工具对生产效率的支撑作用;新型劳动对象维度涵盖战略性新兴产业发展和绿色生态转型,体现生产活动作用领域的质态变化。该体系共计 14 项具体指标,数据主要来源于《中国城市统计年鉴》《中国科技统计年鉴》《中国火炬统计年鉴》、国家知识产权局专利数据库及各省市统计年鉴与统计公报。运用熵值法对各项指标客观赋权,经加权汇总形成综合指数 $NQPF_{it}$,该指数介于 0 至 1,数值越高,代表城市新质生产力发展水平越高。表 1 中各指标均为城市层面统计口径,以确保解释变量与被解释变量在空间单元上的一致性。

(3)控制变量

为有效缓解遗漏变量偏误,选取以下城市层面的控制变量:经济发展水平以人均 GDP 的自然对数衡量;政府干预程度以一般公共预算支出占 GDP 的比重表示;采用年末金融机构贷款余额与 GDP 之比表征金融发展水平;以实际利用外资金额占 GDP 比重度量对外开放程度;用第三产业增加值占 GDP 比重反映产业结构高级化程度;以城镇常住人口占总人口比重测度城镇化水平;基础设施水平以人均城市道路面积衡量;人口规模以年末常住人口的自然对数衡量。各变量的具体描述性统计结果详见表 2。

3. 模型构建

传统线性回归模型处理高维控制变量时易

**表 1　城市新质生产力评价指标体系**

| 一级指标 | 二级指标 | 三级指标 | 指标说明 | 方向 |
|---|---|---|---|---|
| 新型劳动者 | 人力资本水平 | 每万人在校大学生数 | 普通高校在校生数/年末常住人口 | + |
| | | 每万人中小学专任教师数 | 中小学专任教师数/年末常住人口 | + |
| | 高技能人才集聚 | R&D 人员全时当量 | 规模以上工业企业 R&D 人员全时当量 | + |
| | | 科学技术支出占比 | 科学技术财政支出/一般公共预算支出 | + |
| 新型劳动资料 | 科技创新能力 | 每万人发明专利授权量 | 发明专利授权数/年末常住人口 | + |
| | | R&D 经费内部支出占 GDP 比重 | R&D 经费支出/GDP | + |
| | | 技术市场成交额 | ln(技术市场合同成交金额) | + |
| | 数字基础设施 | 互联网宽带接入用户数 | ln(互联网宽带接入户数) | + |
| | | 人均电信业务量 | 电信业务总量/年末常住人口 | + |
| 新型劳动对象 | 新兴产业发展 | 高技术产业产值占比 | 高技术产业总产值/规上工业总产值 | + |
| | | 高新技术企业集聚度 | ln(高新技术企业数量) | + |
| | 绿色生态转型 | 单位 GDP 能耗 | 能源消费总量/GDP | − |
| | | 建成区绿化覆盖率 | 建成区绿化覆盖面积/建成区面积 | + |
| | | 一般工业固体废物综合利用率 | 综合利用量/产生量 | + |

表 2　变量描述性统计结果

| 变量类型 | 变量名称 | 变量符号 | 观测值 | 均值 | 标准差 | 最小值 | 中位数 | 最大值 |
|---|---|---|---|---|---|---|---|---|
| 被解释变量 | 城市新质生产力 | *NQPF* | 3 710 | 0.128 | 0.104 | 0.011 | 0.096 | 0.687 |
| 解释变量 | 政府引导基金 | *GGF* | 3 710 | 0.463 | 0.499 | 0.000 | 0.000 | 1.000 |
| 控制变量 | 经济发展水平 | *PGDP* | 3 710 | 10.872 | 0.563 | 9.347 | 10.841 | 12.546 |
| | 政府干预程度 | *GOV* | 3 710 | 0.213 | 0.098 | 0.062 | 0.189 | 0.674 |
| | 金融发展水平 | *FIN* | 3 710 | 1.037 | 0.582 | 0.213 | 0.893 | 4.156 |
| | 对外开放程度 | *OPEN* | 3 710 | 0.019 | 0.022 | 0.000 | 0.011 | 0.168 |
| | 产业结构高级化程度 | *IND* | 3 710 | 0.438 | 0.103 | 0.186 | 0.431 | 0.836 |
| | 城镇化水平 | *URB* | 3 710 | 0.587 | 0.142 | 0.236 | 0.572 | 1.000 |
| | 基础设施水平 | *INFRA* | 3 710 | 15.634 | 7.281 | 2.410 | 14.230 | 48.520 |
| | 人口规模 | *POP* | 3 710 | 5.849 | 0.715 | 3.258 | 5.882 | 8.127 |

陷入函数形式误设与正则化偏误陷阱,标准双重差分方法高度依赖平行趋势假设。为兼顾因果推断严谨性与高维非线性关系拟合优势,引入 Chernozhukov 等提出的 DML 方法[28],估计政府引导基金对城市新质生产力的平均处理效应。DML 方法的核心逻辑在于分离待估因果参数与高维干扰参数,依托两阶段正交化(Neyman 正交)消除机器学习一阶段估计引发的正则化偏误,进而获取 $\sqrt{N}$ 一致且渐近正态的因果效应估计量。具体而言,DML 框架下的部分线性模型设定如下:

$$NQPF_{it}=\theta_0 GGF_{it}+g_0(X_{it})+U_{it},\ \mathrm{E}[U_{it}\mid GGF_{it},X_{it}]=0 \quad (1)$$

$$GGF_{it}=m_0(X_{it})+V_{it},\ \mathrm{E}[V_{it}\mid X_{it}]=0 \quad (2)$$

式中:$NQPF_{it}$ 为城市 $i$ 在第 $t$ 年的新质生产力综合指数;$GGF_{it}$ 为政府引导基金虚拟变量;$X_{it}$ 为包含全部控制变量及城市、年份固定效应在内的高维协变量向量;$\theta_0$ 为待估的核心因果参数;$g_0(\cdot)$ 和 $m_0(\cdot)$ 分别为结果方程和处理方程中未知的干扰函数;$U_{it}$ 和 $V_{it}$ 为随机扰动项。

估计过程分为 3 个步骤:第一步,利用机器学习算法分别估计干扰函数 $\widehat{g_0}(X_{it})$ 和 $\widehat{m_0}(X_{it})$,得到残差 $\widehat{U}_{it}=NQPF_{it}-\widehat{g_0}(X_{it})$ 和 $\widehat{V}_{it}=GGF_{it}-\widehat{m_0}(X_{it})$。第二步,基于 Neyman 正交矩条件,以 $\widehat{V}_{it}$ 为工具对 $\widehat{U}_{it}$ 进行回归,获得 $\theta_0$ 的去偏估计量:

$$\widehat{\theta}_0=\left(\frac{1}{N}\sum_{i,t}\widehat{V}_{it}\widehat{V}_{it}\right)-1\frac{1}{N}\sum_{i,t}\widehat{V}_{it}\widehat{U}_{it} \quad (3)$$

第三步,为规避过拟合偏误,引入 $K$ 折交叉拟合策略。具体操作是将样本随机划分为 $K$ 个子样本(设定 $K=5$)①,每次提取 $K-1$ 个子样本训练机器学习模型,针对剩余 1 个子样本展开预测与残差计算,循环 $K$ 次后汇总估计量。关于机器学习算法选择,确立随机森林为基准学习器,引入梯度提升与 LASSO 充当稳健性检验的替代学习器,以验证核心因果参数对算法选择的敏感度。

## 四、实证结果与分析

1. 基准模型

表 3 报告了基准模型结果。列(1)仅控制城市与年份固定效应,*GGF*的系数在 1%水平显著为正。列(2)纳入全部控制变量并选定随机森林②为基准学习器,*GGF*的系数为 0.024,在 1%水平上依然显著,表明在控制城市经济特征和时间趋势后,政府引导基金的设立平均提升城市新质生产力综合指数约 0.024 个单位,相对于样本均值(0.128)提升幅度约 18.8%,经济意义显著。列(3)(4)分别以梯度提升和 LASSO 替换基准学习器进行估计,*GGF* 的系数分别为 0.022 和 0.026,均在 1%水平上显著,且与列(2)的估计结果差异较小,说明核心因果参数对机器学习算法的选择不敏感,估计结

① 设定交叉拟合折数 $K=5$,该取值为双重机器学习文献中的常用设定。$K$ 值过小会导致各折训练样本规模不足,机器学习算法对干扰函数的拟合精度下降;$K$ 值过大则接近留一法,计算成本显著上升且方差估计的稳定性降低。$K=5$ 在偏误控制与方差稳定性之间实现了较好的平衡。

② 选择随机森林作为基准学习器基于以下考量:随机森林通过 Bootstrap 聚合与随机特征选择的双重机制,在处理中等规模面板数据时兼具较强的非线性拟合能力与良好的抗过拟合性能,对超参数的敏感度低于梯度提升,对函数形式的灵活性优于 LASSO 的线性框架,综合表现较稳健,因此被广泛用作双重机器学习的默认学习器。

**表 3　基准模型结果**

| 变量 | (1) | (2) | (3) | (4) |
|---|---|---|---|---|
| 学习器 | 随机森林 | 随机森林 | 梯度提升 | LASSO |
| *GGF* | 0.031***(0.006) | 0.024***(0.005) | 0.022***(0.005) | 0.026***(0.004) |
| 控制变量 | NO | YES | YES | YES |
| 城市固定效应 | YES | YES | YES | YES |
| 年份固定效应 | YES | YES | YES | YES |
| 交叉拟合折数 | 5 | 5 | 5 | 5 |
| 观测值 | 3 710 | 3 710 | 3 710 | 3 710 |

注:括号内为基于 DML 正交化得分的标准误;***、**、*分别表示在 1%、5%、10%水平上显著。下同。

果具有良好的稳健性。上述结果支持假说 H1,即政府引导基金的设立对城市新质生产力发展具有显著的促进作用。

2. 平行趋势与动态时间趋势检验

为检验处理组与控制组城市在政府引导基金设立前是否满足平行趋势假设,并考察政策效应的动态特征,借鉴事件研究法的思路,将政策虚拟变量替换为一组相对时间虚拟变量,检验政策实施前是否存在显著的预处理趋势差异。具体而言,以政策实施前 1 年为基期,构建如下动态效应模型:

$$NQPF_{it} = \sum_{k=-4}^{-2} \beta_k Dk_{it} + \sum_{k=0}^{7} \beta_k Dk_{it} + g_0(X_{it}) + \varepsilon_{it} \tag{4}$$

式中:$Dk_{it}$ 为相对时间虚拟变量,当城市 $i$ 在第 $t$ 年处于政策实施后第 $k$ 期时,取值为 1,否则为 0;$\beta_k$ 为各期的动态处理效应系数;$g_0(X_{it})$ 为包含控制变量与固定效应在内的干扰函数,仍以随机森林作为学习器进行估计。

图 2 为平行趋势检验结果,由此可知,事前各期系数的点估计值均接近零且 95%置信区间覆盖零值,表明政策实施前处理组与控制组的新质生产力发展轨迹并无显著分化,平行趋势假设得到支持。从动态回归结果来看,$\beta_1$ 开始显著为正,揭示政府引导基金政策效应存在约 1 年的滞后期,契合资本从设立、投资决策至触达实体经济的现实运作周期。随后第 2 期至第 7 期系数维持显著为正,但点估计值呈现一定幅度的上下波动,反映政府引导基金因跨地域、跨年份投资节奏与退出周期差异所诱发的效应异质性。总体而言,动态效应呈现先升后稳并伴随波动的特征,说明政府引导基金对城市新质生产力的促进作用具有持续性,但边际效应并非单调递增。

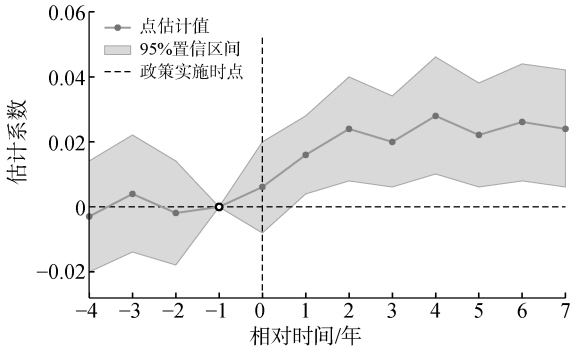


**图 2　平行趋势检验结果**

3. 安慰剂检验

为排除基准回归结果受到不可观测因素驱动的可能性,采用随机置换法进行安慰剂检验。在保持其他变量不变的前提下,从样本中随机指定处理城市并随机分配虚拟的政府引导基金设立时间,以此构造“伪处理变量”,代入 DML 模型进行估计,记录伪处理效应的系数值。将上述过程重复 500 次,得到 500 个伪估计系数的经验分布。图 3 显示,500 次随机模拟所得伪系数的均值为−0.001,接近于零,且绝大多数伪系数的绝对值远小于基准回归中的真实估计值(0.024)。真实系数对应的 $p$ 值在伪系数

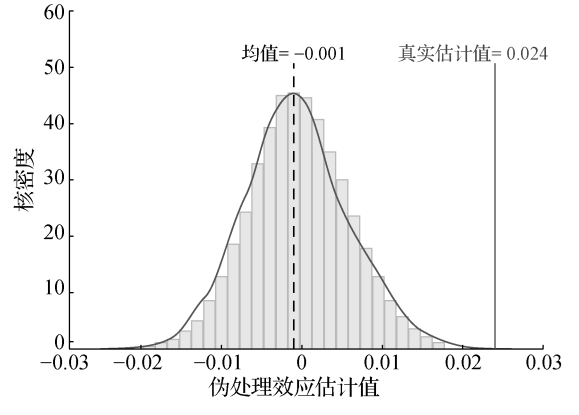


**图 3　安慰剂检验结果**

经验分布中处于1%的右尾区域,表明基准回归所捕捉到的正向政策效应由随机因素驱动的概率较低,进一步支持政府引导基金对城市新质生产力的促进效应并非统计假象。

4. 稳健性检验

(1)替换核心变量

为验证估计结果对变量测度方式的敏感性,分别从解释变量和被解释变量两个方面进行替换检验。针对解释变量,将基准模型中的二值虚拟变量 $GGF_{it}$ 替换为连续型变量 $\ln GGF_{it}$,具体定义为城市 $i$ 截至第 $t$ 年累计设立的政府引导基金数量加1后取自然对数。相较于虚拟变量仅刻画政策有无,连续型变量精准捕捉政府引导基金在不同城市的密集程度差异。若两者估计方向一致,则证实正向效应并非源于虚拟变量设定的人为阈值选择。表4列(1)DML估计结果显示,$\ln GGF_{it}$ 的系数在1%水平显著为正,表明 $\ln GGF_{it}$ 每提高1单位,城市新质生产力综合指数约提升0.013个单位,方向契合基准结论,证实政策效应存在剂量反应特征。针对被解释变量,采用DEA-Malmquist指数法测算城市全要素生产率($TFP_{it}$)替代新质生产力综合指数,以城市实际GDP为产出、固定资产投资存量和年末单位从业人员数为投入要素,借以检验核心结论是否依赖特定被解释变量构建方式。表4列(2)以 $TFP_{it}$ 为因变量的DML估计结果显示,$GGF_{it}$ 的系数在5%水平显著为正,方向与显著性与基准模型高度契合。综合前述检验,政府引导基金的促进效应均稳健成立。

(2)工具变量法

借助高维协变量控制,DML方法在一定程度上能缓解遗漏变量偏误,但仍难以彻底排除不可观测因素同步干扰政府引导基金设立决策与城市新质生产力的潜在风险。为妥善处理潜在内生性问题,构造工具变量并采用两阶段最小二乘法(2SLS)重新估计。工具变量设定为城市到省会城市地理距离与全国当年新设政府引导基金数量的交互项。地理距离以两城市市政府所在地球面距离的对数衡量,借鉴Bartik工具变量的构造思路,将地理距离与全国层面当年新设政府引导基金总数进行交互。交互项的具体形式为 $IV_{it}=\ln(dist_i)\times NationalGGF_t$,其中 $dist_i$ 为城市 $i$ 到所在省份省会城市的球面距离(公里),$NationalGGF_t$ 为全国第 $t$ 年新设政府引导基金数量。就相关性而言,距省会较近的城市在政策信息传播、金融资源对接与人才要素流动方面享有区位优势,获取政府引导基金设立支持的概率偏高[29]。全国政府引导基金设立数量的年际波动为各城市创造了差异化的政策扩散窗口,距省会较近的城市在全国基金扩张高峰期受到的政策辐射强度显著提升,设立本地政府引导基金的概率相应攀升。就排他性而言,全国层面政府引导基金的年度设立总量由中央政策导向与宏观制度环境变迁所决定,并非特定城市新质生产力水平的函数;地理距离为先天自然禀赋,独立于城市层面的创新产出表现。二者交互项对城市新质生产力的影响需经由本城市政府引导基金设立渠道间接传导,满足排他性约束。

**表4　替换核心变量与工具变量法估计结果**

| 变量 | (1)替换解释变量 *NQPF* | (2)替换被解释变量 *TFP* | (3)第一阶段 *GGF* | (4)第二阶段 *NQPF* |
|---|---|---|---|---|
| ln*GGF* | 0.013***(0.004) | | | |
| *GGF* | | 0.017**(0.007) | | 0.029***(0.008) |
| *IV* | | | −0.054***(0.012) | |
| 控制变量 | YES | YES | YES | YES |
| 城市固定效应 | YES | YES | YES | YES |
| 年份固定效应 | YES | YES | YES | YES |
| 估计方法 | DML | DML | 2SLS-1st | 2SLS-2nd |
| 学习器 | 随机森林 | 随机森林 | | |
| Kleibergen-Paap *F* 值 | | | 36.842 | |
| 观测值 | 3 710 | 3 710 | 3 710 | 3 710 |

表 4 报告了两阶段最小二乘法的估计结果。列(3)中,交互项 $IV_{it}$ 的系数在 1%水平上显著为负,表明距省会越近且全国政府引导基金扩张速度越快的年份,城市设立政府引导基金的概率越高。Kleibergen-Paaprk Wald *F* 统计量远超 Stock-Yogo 弱工具变量检验 10%偏误临界值 16.38,有效排除了弱工具变量问题。列(4)结果显示,*GGF* 的系数在 1%水平上显著为正,略高于基准 DML 估计值,说明在纠正潜在内生性偏误后,政府引导基金对城市新质生产力的正向驱动效应依然稳健。

(3)缩短与调整样本区间

为检验基准回归结果是否受到特殊样本的驱动,从两个维度进行样本调整:一方面,剔除北京、上海、天津、重庆 4 个直辖市样本。直辖市在行政层级、经济体量和政策资源获取方面与普通城市存在较大差异,其政府引导基金的运作模式与效果可能难以代表一般城市,保留可能导致估计结果被少数异质性较强的观测值拉动。另一方面,剔除 2020—2024 年样本,仅保留 2011—2019 年区间,这是由于突发公共卫生事件对城市经济活动和创新投入产生广泛且不均匀的外生冲击,可能干扰政府引导基金政策效应的识别。表 5 列(1)(2)的 DML 估计结果显示,两种样本调整方式下的 *GGF* 的系数均在 5%水平显著为正,证实核心结论并非由直辖市样本等异常波动驱动。

(4)PSM-DML 估计

基准 DML 模型借助机器学习算法灵活控制高维协变量,但处理组与控制组之间仍可能在协变量分布上存在较大差异,导致估计结果依赖于对非重叠区域的外推。为缓解上述问题,在 DML 估计前引入倾向得分匹配(PSM)步骤,旨在预先筛选样本并改善协变量平衡性。具体操作为:以政府引导基金设立当年的城市特征充当匹配变量并涵盖全部控制变量,运用 Logit 模型估计各城市获取政府引导基金的倾向得分;遵循最近邻 1∶2 匹配原则且将卡尺设定为 0.05,为每个处理组的城市年份观测匹配可比的控制组观测,同步剔除缺乏公共支撑域的样本。匹配后各项协变量标准化偏差均降至 5%以内,证实处理组与控制组在可观测特征层面达成良好平衡。基于匹配样本重新执行 DML 估计,表 5 列(3)结果显示 *GGF* 的系数在 5%水平显著为正,核心结论保持稳健。

(5)排除其他政策干扰

在样本期间内,多项创新驱动政策相继落地,可能与政府引导基金设立在时空维度形成叠加,对因果识别构成潜在干扰。为剥离竞争性政策的混淆效应,在高维协变量向量中进一步纳入国家级高新区设立、国家创新型城市试点与国家自主创新示范区 3 个政策虚拟变量,借以评估前述政策对新质生产力的独立影响。表 5 列(4)列示加入政策控制后的 DML 估计结果,*GGF* 的系数在 1%水平显著为正,印证政府引导基金的正向效应在剥离同期创新政策干扰后依然成立。

5. 机制分析

(1)优化区域创新资源配置效率

前文理论推导表明,政府引导基金依托缓解融资约束与纠正信息不对称双重路径,驱动创新要素由低效主体向高效主体再配置,进而提升城市新质生产力。为验证前述传导机制,选取区域创新资源配置效率充当机制变量,采用两种互补的测度方法以提升结论可靠性。第一种方法借鉴资源错配分析框架[30],基于城市

**表 5　其余稳健性检验结果**

| 变量 | (1)剔除直辖市 | (2)仅保留 2011—2019 年 | (3)PSM-DML | (4)控制其他政策 |
|---|---|---|---|---|
| *GGF* | 0.021**(0.009) | 0.023**(0.011) | 0.017**(0.008) | 0.019***(0.006) |
| 控制变量 | YES | YES | YES | YES |
| 城市固定效应 | YES | YES | YES | YES |
| 年份固定效应 | YES | YES | YES | YES |
| 政策虚拟变量 | NO | NO | NO | YES |
| 学习器 | 随机森林 | 随机森林 | 随机森林 | 随机森林 |
| 交叉拟合折数 | 5 | 5 | 5 | 5 |
| 观测值 | 3 654 | 2 385 | 2 896 | 3 710 |

内部各行业创新要素边际产出离散程度构造创新资源配置效率指标。设定城市 $i$ 内行业 $j$ 的创新生产函数为柯布-道格拉斯形式：

$$Patent_{ijt}=A_{ijt}\cdot RDK\alpha_{ijt}\cdot RDL1-\alpha_{ijt} \quad (5)$$

式中：$Patent_{ijt}$ 为城市 $i$ 行业 $j$ 在第 $t$ 年的专利产出；$RDK_{ijt}$ 为 R&D 资本投入；$RDL_{ijt}$ 为 R&D 人员全时当量；$A_{ijt}$ 为行业创新效率参数；$\alpha$ 为 R&D 资本的产出弹性。在资源配置达到帕累托最优的条件下，城市内各行业 R&D 资本的边际产出（$MRPK$）和 R&D 人员的边际产出（$MRPL$）应趋于一致。实际情境中，由于融资约束、信息不对称与行政干预等扭曲因素的存在，行业间边际产出呈现系统性分化。据此定义城市 $i$ 在第 $t$ 年的创新资源错配程度为：

$$MisAlloc_{it}=\frac{\mathrm{Var}_j(\ln MRPK_{ijt})+\mathrm{Var}_j(\ln MRPL_{ijt})}{2} \quad (6)$$

式中：$MisAlloc_{it}$ 为城市 $i$ 在第 $t$ 年的创新资源错配指数，由城市内部各行业 R&D 资本边际产出 $MRPK_{ijt}$ 与 R&D 人员边际产出 $MRPL_{ijt}$ 对数值的截面方差取均值得到；$\mathrm{Var}_j(\cdot)$ 为城市 $i$ 在第 $t$ 年内各行业 $j$ 层面的截面方差。$MisAlloc_{it}$ 取值为 0 时，各行业边际产出相等，创新资源处于最优配置状态；$MisAlloc_{it}$ 越大，表明行业间创新要素边际产出差异越大，要素配置偏离最优状态的程度越严重。为便于直观解释，针对该错配变量进行极差标准化并构建反向指标，由此获取创新资源配置效率变量：

$$IRAE1_{it}=1-\frac{MisAlloc_{it}-MisAlloc_{\min}}{MisAlloc_{\max}-MisAlloc_{\min}} \quad (7)$$

式中：$IRAE1_{it}$ 取值介于 0 至 1，数值越大，代表城市创新资源配置效率越高。第二种方法采用直观且数据可得性偏高的比率指标，具体定义每万元 R&D 经费对应的专利产出：

$$IRAE2_{it}=\frac{Patent_{it}}{RDExp_{it}} \quad (8)$$

式中：$Patent_{it}$ 为城市 $i$ 在第 $t$ 年的发明专利授权量；$RDExp_{it}$ 为 R&D 经费内部支出，该指标直接衡量单位创新投入转化为创新产出的效率，数值越大，说明城市创新资源的投入产出转化能力越强，配置效率越高。

表 6 报告了机制检验结果。列（1）以创新产出弹性法构造的 $IRAE1_{it}$ 为因变量，$GGF$ 的系数为 0.035，在 1%水平上显著为正，表明政府引导基金设立显著降低城市内部各行业间创新要素边际产出离散程度，有效驱动 R&D 资本与 R&D 人员向高创新效率行业集中配置。列（2）以每万元 R&D 经费的专利产出 $IRAE2_{it}$ 作为因变量，$GGF$ 系数在 5%水平上显著为正，印证政府引导基金设立切实拉升城市单位创新投入的产出转化能力。从经济含义来看，政府引导基金识别与扶持高潜力创新企业期间，一方面将稀缺风险资本导向边际产出较高的项目，另一方面凭借投资决策向市场释放可信信号并引导互补性资金跟进布局。两条路径协同推进创新要素于城市内部实现优化再配置。综合上述证据，假说 H2 获得实证支持，即政府引导基金依托优化区域创新资源配置效率促进城市新质生产力发展。

（2）撬动社会资本跟投

前文理论分析指出，政府引导基金区别于一般性财政补贴的核心制度优势在于，能够以有限公共资本撬动超额社会资本涌入创新投资领域。为检验前述传导渠道，从投资广度与投资深度双重维度构造社会资本跟投机制变量。第一个指标设定为城市当年非政府背景风险投资事件数（$SCI1_{it}$），借以衡量社会资本参与本地创新投资的广泛程度：

**表 6　机制检验结果：创新资源配置效率与撬动社会资本跟投**

| 变量 | （1）*IRAE*1 | （2）*IRAE*2 | （3）*SCI*1 | （4）*SCI*2 |
|---|---|---|---|---|
| *GGF* | 0.035***（0.009） | 0.003**（0.001 3） | 0.326***（0.087） | 0.418***（0.112） |
| 控制变量 | YES | YES | YES | YES |
| 城市固定效应 | YES | YES | YES | YES |
| 年份固定效应 | YES | YES | YES | YES |
| 学习器 | 随机森林 | 随机森林 | 随机森林 | 随机森林 |
| 交叉拟合折数 | 5 | 5 | 5 | 5 |
| 观测值 | 3 710 | 3 710 | 3 710 | 3 710 |

$$SCI1_{it}=\ln(VCEvents_{it}+1) \quad (9)$$

式中:$VCEvents_{it}$ 为城市 $i$ 在第 $t$ 年由非政府背景 VC/PE① 机构主导或参与的股权投资事件总数。针对该指标执行加 1 取对数处理,旨在顺利纳入投资事件为零的城市-年份观测样本。上述指标客观反映市场化风险资本于特定城市的活跃广度,事件数攀升印证社会资本对本地创新生态的参与面拓宽。第二个指标设定为城市当年非政府背景风险投资实际到位金额($SCI2_{it}$),旨在从资金规模维度刻画社会资本跟投的集中强度:

$$SCI2_{it}=\ln(VCAmount_{it}+1) \quad (10)$$

式中:$VCAmount_{it}$ 为城市 $i$ 在第 $t$ 年非政府背景 VC/PE 机构的实际投资金额。相较于事件数量,金额指标精准捕捉单笔投资规模差异,真实反映了社会资本对本地创新项目的资金承诺深度。表 6 列(3)以 $SCI1_{it}$ 为因变量,*GGF* 的系数为 0.326,在 1%水平上显著为正,证实政府引导基金设立大幅拉升城市当年非政府背景风险投资事件数量,社会资本参与本地创新投资的广度得到有效拓展。列(4)以 $SCI2_{it}$ 为因变量,*GGF* 的系数为 0.418,在 1%水平上显著为正,印证了政府引导基金设立切实带动市场化风险资本投资金额实现实质性增长。两项指标分别从机构参与规模与资金注入体量双重层面刻画社会资本跟投行为,均指向显著的正向效应,形成逻辑上的交叉验证。该结果与信号理论的预测一致:政府引导基金投资决策历经政府层面的产业筛选与合规审查,向市场释放有关本地创新环境与项目质量的可信信号,大幅削减社会资本面临的信息不对称与政策不确定性,进而激励市场化资金跟进布局。综合上述结果,假说 H3 成立,即政府引导基金通过撬动社会资本跟投推动城市新质生产力发展。

6. 异质性分析

(1)创新创业生态成熟度

基准回归揭示政府引导基金对城市新质生产力的平均促进效应,但该效应在不同特征的城市之间可能存在结构性差异。创新创业生态是技术创新、创业活动与支撑服务相互作用形成的有机系统,其成熟度直接决定外部资本注入后的转化效率。具体以城市当年科技企业孵化器与众创空间数量之和的对数值衡量生态发育程度,按样本中位数将 265 个城市划分为高成熟度组与低成熟度组,分别代入 DML 模型执行分组回归。异质性分析显示,高成熟度组 *GGF* 的系数在 1%水平上显著;低成熟度组 *GGF* 的系数仅在 10%水平上显著,组间系数差异检验在 5%水平上显著。上述结果证实,政府引导基金政策效应在创新生态完善城市中尤为突出。探究其底层逻辑,孵化器与众创空间构筑起连接资本供给与技术需求的中介服务网络,为早期创业项目提供物理空间、技术咨询、法律财务及市场对接等全链条增值服务。当城市具备成熟项目筛选、技术转化及创业辅导体系时,政府引导基金注入资金得以高效匹配至极具商业化前景的创新项目,进而加速资本投入向生产率提升转化进程[31]。成熟的创新生态有助于降低投资机构与创业企业之间的信息不对称程度,提升项目尽职调查的效率与准确性,减少投资决策中的逆向选择风险。反观创新生态薄弱城市,政府引导基金受制于项目源短缺与配套服务缺失双重约束,资金边际转化效率相对偏低。

(2)城市数据要素市场化程度

作为新质生产力的关键投入,数据要素的市场化流通程度直接影响政府引导基金投资决策的信息匹配效率与被投企业的数字化创新能力。数字经济时代,数据已跃升为与土地、劳动力、资本并列的核心生产要素,其开放共享与市场化交易水平构成区域创新竞争力的重要支撑。以城市当年经营范围包含数据处理、云计算、大数据服务等关键词的企业数量取对数衡量数据要素市场化程度,通过企查查数据库批量检索并按企业注册地匹配至城市,按样本中位数将城市划分为高数据要素市场化组与低数据要素市场化组,分别代入 DML 模型进行分组回归。结果显示,高数据要素市场化组 *GGF* 的系数在 1%水平上显著,低数据要素市场化组 *GGF* 的系数不显著,组间系数差异检验在 5%水平上显著。由此表明,数据要素市场越活跃

① VC 为风险投资(Venture Capital),PE 为私募股权投资(Private Equity),二者统称为股权投资机构。

的城市,政府引导基金的政策效应越强,其内在机理在于,数据要素密集流通大幅削减了创新项目搜寻与评估环节的信息摩擦,政府引导基金及子基金管理人得以凭借大数据分析与数字化尽调工具,精准锚定高潜力投资标的,全面提升资金配置靶向性[32]。数据服务企业的集聚形成专业化分工网络,为被投企业提供数据采集、清洗、分析与应用的全流程支持,显著降低企业数字化转型的技术门槛与试错成本。伴随数据服务企业集聚,被投企业数字化转型获取充沛技术供给与应用场景,顺势加速政府引导基金所投项目由技术研发向商业化落地的转化进程。数据要素的网络外部性特征意味着,数据资源越丰富、流通越顺畅的城市,企业创新的边际收益越高,政府引导基金的投资回报预期相应提升。在数据要素市场发育迟滞城市,前述信息匹配优势与数字化赋能效应双双受限,政府引导基金边际政策收益随之大幅收缩。

(3)市场一体化水平

城市所嵌入的区域市场环境决定要素跨区域流动的便利程度,进而影响政府引导基金撬动外部资源的能力。市场分割是制约中国区域协调发展的长期痼疾,地方保护主义与行政壁垒阻碍资本、人才与技术等创新要素的自由流动,削弱区域资源配置效率[33]。采用相对价格法衡量市场一体化水平,即利用各城市商品零售价格分类指数,逐个城市计算其与全国其他城市之间相对价格的方差,取倒数后进行标准化处理,数值越大表示该城市市场一体化程度越高[34]。按中位数将样本划分为高一体化组与低一体化组,分别进行 DML 估计。计算可知,高一体化组 *GGF* 的系数在 1%水平上显著,低一体化组 *GGF* 的系数仅在 10%水平上显著,组间系数差异检验在 5%水平上显著。市场一体化程度较高的城市,商品与要素市场的行政壁垒较低,资本、人才和技术等创新资源能够在更大范围内自由流动与优化配置。在此背景下,政府引导基金释放的政策信号能够辐射到更广泛的投资者群体,社会资本的跟投响应速度更快、规模更大,对新质生产力的杠杆放大效应随之增强。高度一体化的市场环境有助于被投企业突破本地市场容量限制,在更大空间范围内获取客户资源、供应链伙伴与技术合作方,加速规模扩张与价值实现。市场一体化程度的提升降低了企业跨区域经营的制度性交易成本,为政府引导基金投资组合的区域多元化布局创造了有利条件。在市场分割严重的城市中,政府引导基金的信号传递半径受限,外部资本进入面临较高的交易成本与制度摩擦,政策效应因此被削弱。

7. 拓展性分析

(1)空间溢出效应

政府引导基金的政策效应可能突破行政边界向周边城市扩散。基于新经济地理学理论,创新要素在空间维度的流动性决定区域创新活动具备显著空间关联特征,政府引导基金投资特定城市创新企业期间,往往会催生两种截然不同的空间效应:一侧,被投企业联合周边城市企业建立供应链合作关系、技术许可协议与人才交流网络,有效促进知识外溢并形成正向空间溢出;另一侧,引导基金集聚创新资源极易对周边城市诱发虹吸效应,吸引人才、资本与技术向中心城市单向流动,进而抑制周边城市新质生产力发展。为此,构建空间杜宾模型进行估计:

$$NQPF_{it}=\rho \boldsymbol{W} NQPF_{it}+\beta_1 GGF_{it}+\beta_2 WGGF_{it}+\gamma X_{it}+\delta WX_{it}+\mu_i+\lambda_t+\varepsilon_{it} \quad (11)$$

式中:$\boldsymbol{W}$ 为 $N\times N$ 的空间权重矩阵;$\rho$ 为空间自回归系数;$\beta_1$ 为政府引导基金的本地效应;$\beta_2$ 为政府引导基金的空间交互效应;$\mu_i$、$\lambda_t$ 分别为城市和年份固定效应。为确保空间溢出结论不依赖特定权重矩阵的设定,采用 3 种空间权重矩阵分别进行估计。第一种为邻接权重矩阵($\boldsymbol{W}adj$),若城市 $i$ 与城市 $j$ 地理上相邻,则$w_{ij}=1$,否则$w_{ij}=0$,刻画的是直接的地理毗邻关系。第二种为地理距离反权重矩阵($\boldsymbol{W}geo$):

$$wgeo_{ij}=\begin{cases}1/d_{ij}, & i\neq j\\ 0, & i=j\end{cases} \quad (12)$$

式中:$d_{ij}$ 为城市 $i$ 与城市 $j$ 之间的球面距离,反映空间关联强度随距离增加而衰减。第三种为经济距离权重矩阵($\boldsymbol{W}eco$),以城市间样本期内人均 GDP 均值之差的倒数构造,刻画经济发展水平相近城市间存在高强度要素流动与政策互动。3 种矩阵均进行行标准化处理。由表 7 可

表 7　空间杜宾模型估计结果

| 变量 | (1)邻接权重 | (2)地理距离权重 | (3)经济距离权重 |
|---|---|---|---|
| *GGF* | 0.023***(0.006) | 0.019***(0.005) | 0.021***(0.007) |
| ***W*×*GGF*** | 0.014**(0.006) | 0.021**(0.009) | 0.015*(0.009) |
| $\rho$ | 0.213***(0.028) | 0.246***(0.035) | 0.208***(0.037) |
| 直接效应 | 0.026***(0.006) | 0.024***(0.006) | 0.025***(0.007) |
| 间接效应 | 0.021***(0.008) | 0.029***(0.011) | 0.020**(0.009) |
| 总效应 | 0.047***(0.010) | 0.053***(0.012) | 0.045***(0.011) |
| 控制变量 | YES | YES | YES |
| 空间滞后控制变量 | YES | YES | YES |
| 城市固定效应 | YES | YES | YES |
| 年份固定效应 | YES | YES | YES |
| LR 检验(SDM vs SAR) | 41.28*** | 38.64*** | 35.17*** |
| LR 检验(SDM vs SEM) | 34.53*** | 36.91*** | 30.82*** |
| 观测值 | 3 710 | 3 710 | 3 710 |

知,在模型选择上,LR 检验拒绝将 SDM 退化为空间滞后模型(SAR)或空间误差模型(SEM)的约束条件,证实 SDM 为最优模型选择。将总效应分解为直接效应和间接效应:直接效应衡量本地政府引导基金设立对自身新质生产力的冲击;间接效应度量本地政府引导基金设立对其他城市新质生产力的平均影响,即空间溢出效应。

表 7 报告了 3 种空间权重矩阵下的 SDM 估计结果与效应分解。列(1)从邻接权重矩阵的结果来看,空间自回归系数 $\rho$ 为 0.213,在 1%水平上显著为正,表明城市新质生产力发展存在显著的空间正相关,地理相邻城市之间的新质生产力水平呈现联动变化趋势。*GGF* 的直接效应系数为 0.026,在 1%水平上显著为正;间接效应系数为 0.021,同样在 1%水平上显著为正,说明城市设立政府引导基金后,对周边城市的新质生产力产生正向空间溢出而非虹吸效应。列(2)地理距离权重矩阵下,直接效应(0.024)、间接效应(0.029)和总效应(0.053)均与邻接矩阵的结果方向一致。列(3)经济距离权重矩阵下,直接效应(0.025)和间接效应(0.020)的方向与显著性均与前两列一致。3 种矩阵下,总效应分别为 0.047、0.053 和 0.045,约为纯本地效应的 1.8 至 2.2 倍,印证了空间溢出构成政府引导基金政策总收益的核心支撑。正向溢出机制可归结为 3 条传导渠道:第一,政府引导基金所投创新型企业积攒的技术知识依托产业链上下游关联及科研合作网络向邻近城市扩散[35];第二,政府引导基金驱动的社会资本跟投活动普遍以城市群为辐射半径,中心城市投资热度足以吸引风险资本关注同一区域内关联投资标的;第三,政府引导基金成功运作释放示范效应,大幅加速区域内创新政策协同推进与制度模仿进程。

(2)政府引导基金对新质生产力子维度的结构性效应

基准回归已证实政府引导基金对城市新质生产力综合指数的正向因果效应,鉴于新质生产力包含新型劳动者、新型劳动资料与新型劳动对象三重维度,政府引导基金对各项维度的驱动强度会呈现显著差异。将被解释变量由综合指数拆解为 3 个子维度指数,运用熵值法分别赋权测算新型劳动者指数($NQPFlabor_{it}$)、新型劳动资料指数($NQPFtool_{it}$)和新型劳动对象指数($NQPFobject_{it}$),分别代入 DML 模型进行估计。

表 8 报告了分维度回归结果:列(1)以新型劳动者指数为因变量,*GGF* 的系数为 0.009,在 10%水平上显著为正,表明政府引导基金对城市人力资本积累与高技能人才集聚的促进作用相对温和。其原因在于,人力资本的形成依赖于教育体系投入和长周期人才培养过程,政府引导基金的股权投资虽然能够通过提升本地高新技术企业的规模与薪酬水平间接吸引人才流入,但传导链条较长且受劳动力市场制度约束[36]。列(2)以新型劳动资料指数为因变量,*GGF* 的系数为 0.038,在 1%水平上显著为正,

表 8　政府引导基金对新质生产力子维度的回归结果

| 变量 | (1)*NQPFlabor* | (2)*NQPFtool* | (3)*NQPFobject* |
|---|---|---|---|
| *GGF* | 0.009*(0.005) | 0.038***(0.007) | 0.018**(0.008) |
| 控制变量 | YES | YES | YES |
| 城市固定效应 | YES | YES | YES |
| 年份固定效应 | YES | YES | YES |
| 学习器 | 随机森林 | 随机森林 | 随机森林 |
| 交叉拟合折数 | 5 | 5 | 5 |
| 观测值 | 3 710 | 3 710 | 3 710 |

且系数绝对值在 3 个维度中最大。该结果表明,政府引导基金对城市科技创新能力和数字基础设施建设的拉动效应最为突出。政府引导基金以股权投资形式直接注入创新型企业的研发环节,带动 R&D 经费投入增长、专利产出提升和技术市场活跃度上升,在新型劳动资料维度上形成较为直接和高效的政策传导[22]。列(3)以新型劳动对象指数为因变量,*GGF* 的系数为 0.018,在 5%水平上显著为正,处于 3 个维度的中间水平。政府引导基金定向投资战略性新兴产业领域企业,强力拉动高技术产业产值占比攀升及新兴产业集群培育,针对新型劳动对象维度释放出正向且有限的驱动力。反观绿色生态转型指标内包含的单位 GDP 能耗下降等要素,往往深度受控于城市宏观产业结构与能源禀赋。政府引导基金难以在短时间内施加显著影响,一定程度上稀释了关联维度的综合效应。综合分维度实证分析整体呈现了清晰的结构性效应梯度:新型劳动资料居首,新型劳动对象次之,新型劳动者垫底。政府引导基金作为以技术创新为导向的股权投资工具,核心政策效能重点依托强化城市科技创新能力与数字基础设施水平予以释放,针对人力资本积累与绿色转型的影响则依赖相对长效的政策传导周期。

## 五、研究结论与政策建议

以 2011—2024 年中国 265 个城市为研究样本,运用 DML 方法考察政府引导基金对城市新质生产力的因果效应。基准回归结果表明,政府引导基金的设立对城市新质生产力具有显著的正向促进作用,该结论在替换核心变量、工具变量法、缩短与调整样本区间、PSM-DML 以及排除其他政策干扰等系列稳健性检验后依然成立。机制分析揭示,政府引导基金通过两条传导路径推动城市新质生产力提升:一是优化区域创新资源配置效率,降低城市内部各行业间创新要素边际产出的离散程度,驱动 R&D 资本与 R&D 人员向高效率主体集中;二是发挥公共资本的杠杆功能,有效撬动非政府背景风险投资在投资广度与投资深度两个层面实现扩张,为城市创新活动注入持续的市场化资金支持。异质性分析发现,政府引导基金的促进效应在创新创业生态成熟度较高、数据要素市场化程度较强、市场一体化水平较高的城市中表现得尤为突出,表明良好的制度环境与要素流通条件构成政府引导基金发挥效能的重要基础。拓展性分析进一步表明,政府引导基金的政策效应并非局限于本地,空间杜宾模型估计结果显示其对邻近城市的新质生产力产生显著正向溢出效应;且在结构维度上,其对新型劳动资料的拉动效能最为强劲,新型劳动对象次之,对新型劳动者的影响相对有限,反映出政府引导基金的资金配置逻辑与技术设备升级和产业前沿拓展之间的契合度高于人力资本积累领域。

基于研究结论,提出以下政策建议。第一,健全政府引导基金的市场化运作机制,强化其对创新资源配置效率的优化功能。各地应完善政府引导基金管理人遴选与绩效考核制度,将创新产出转化率、被投企业专利质量及技术成果商业化进程纳入核心评价指标,引导管理团队精准识别高成长潜力的创新主体,避免资金向低效领域沉淀。建立政府引导基金与被投企业之间的信息共享平台,借助数字化尽调工具降低投融资双方的信息不对称程度,促进研发资本与研发人员向高效率企业流动,纠正城市内部创新要素错配问题。地方政府应建立投后

跟踪与动态调整机制,定期评估被投项目的技术演进方向与市场前景,对偏离既定创新目标的项目及时启动退出程序,将回收资金循环投入具备前沿突破潜质的领域,保障公共资本在创新链条中持续发挥高效配置功能。

第二,优化政府引导基金的资本杠杆设计,拓宽社会资本参与创新投资的渠道与深度。地方政府应合理设定让利机制与风险补偿条款,通过优先劣后结构安排、阶段性收益让渡及超额收益共享等方式降低社会资本的进入门槛与风险敞口,吸引非政府背景风险投资机构积极跟投。鼓励政府引导基金与市场化母基金、产业资本及保险资金开展多层次合作,构建覆盖种子期、初创期到成长期的全生命周期投资体系,为城市创新生态提供持续的市场化资金供给。针对当前部分城市政府引导基金重设立、轻运营的现象,应着力完善基金存续期内的信息披露与绩效公示制度,定期向社会资本合作方通报投资进展与组合收益状况,增强市场化投资者的参与意愿。探索构建区域性政府引导基金二级市场交易平台,为社会资本提供灵活的份额转让与退出通道,缓解长周期创新投资中的流动性约束问题,进一步释放杠杆撬动效应。

第三,因地制宜制定差异化的政府引导基金实施策略,充分发挥区域协同与空间溢出效应。鉴于政府引导基金的政策效果在创新创业生态成熟度较高、数据要素市场化程度较强及市场一体化水平较高的城市中表现尤为突出,欠发达地区应将夯实创新基础设施、培育科技企业孵化器与众创空间及推进数据要素市场建设作为前置条件,避免在配套环境薄弱的条件下盲目扩大基金规模。中西部城市可优先设立规模适度、投向聚焦的专项子基金,集中资源扶持与本地资源禀赋和产业基础相契合的细分领域,待创新生态逐步成熟后再有序扩大基金覆盖范围与投资规模。鉴于政府引导基金对邻近城市存在显著正向空间溢出效应,区域层面应加强城市群内部政府引导基金的协调布局与联动投资,打破行政边界对创新要素流动的阻隔。省级政府可牵头搭建跨市政府引导基金协同投资机制,鼓励中心城市与周边城市围绕重点产业链上下游实施联合投资,推动技术、人才和资本在城市群内部高效流转,实现新质生产力在更大空间范围内的协同提升与均衡发展。

**参考文献:**


[1] 习近平. 发展新质生产力是推动高质量发展的内在要求和重要着力点[J]. 求是,2024(11):4-8.

[2] 中共中央　国务院关于发展新质生产力的意见[EB/OL]. (2026-10-09)[2026-10-15]. https://www.gov.cn/yaowen/liebiao/202610/content_7082819.htm.

[3] 中华人民共和国国民经济和社会发展第十五个五年规划纲要[M]. 北京:人民出版社,2026.

[4] 敦志刚,甘文静. 耐心资本驱动科技创新的全周期动态适配机制研究——跨越“达尔文死海”视角[J]. 科技进步与对策,2026,43(12):1-10.

[5] 国务院办公厅. 国务院办公厅关于促进政府投资基金高质量发展的指导意见[EB/OL]. (2025-01-07)[2025-05-15]. https://www.mee.gov.cn/zcwj/gwywj/202501/t20250108_1100235.shtml.

[6] 王柯丹,刘颖,汪寿阳. 数据要素与绿色创新:基于新质生产力视角[J]. 财经问题研究,2024(9):18-33.

[7] 王树斌,侯博文,李彦昭. 新质生产力要素机制、创新逻辑与路径突破——基于系统论视角[J]. 当代经济科学,2025,47(1):120-133.

[8] 冯永琦,林凰锋. 数据要素赋能新质生产力:理论逻辑与实践路径[J]. 经济学家,2024(5):15-24.

[9] 焦方义,杜瑄. 数据要素加快新质生产力发展的政治经济学分析[J]. 现代经济探讨,2024(8):1-13.

[10] Guerini M,Quas A. Governmental venture capital in Europe: screening and certification[J]. Journal of Business Venturing,2016,31(2):175-195.

[11] 孟祥瑜,谢获宝,黄大禹. 政府引导基金与企业劳动收入份额[J]. 财经研究,2024,50(9):154-168.

[12] 白万平,孙溶镁,白鸽,等. 科技金融发展的产业结构升级效应研究——基于创业活力的视角[J]. 贵州财经大学学报,2022(3):59-68.

[13] Zhang Yuxin, Zhou Yaodong. The impact of government industrial funds on the innovation of SMEs in China[J]. Journal of Asian Economics,2025,97:101898.

[14] 蔡庆丰,刘昊,舒少文. 政府产业引导基金与域内企业创新:引导效应还是挤出效应? [J]. 金融研究,2024(3):75-93.

[15] Li Guangyu, Zhang Jun, Wang Yiming, et al. Can government-guided funds promote corporate technology innovation? Evidence from the new energy automobile industry[J]. International Review of Economics and Finance,2024,96:103667.

[16] Deng Jiapin, Liu Qiao. Good finance, bad finance, and resource misallocation: evidence from China [J]. Journal of Banking & Finance, 2024, 159:107078.

[17] Che Shuai, Tao Miaomiao, Silva E, et al. Financial misallocation and green innovation efficiency: China's firm-level evidence [J]. Energy Economics,2024,136:107697.

[18] Huang Renquan, Liu Xiao, Tian Jing, et al. Sci-tech finance efficiency promotes the construction of a modernized industrial system: evidence from double machine learning [J]. Scientific Reports, 2026, 16:4800.

[19] 王少华,王敢娟,董敏凯. 供应链网络位置、数字化转型与企业全要素生产率[J]. 上海财经大学学报,2024,26(3):3-17.

[20] Brander J A, Du Qianqian, Hellmann T. The effects of government-sponsored venture capital: international evidence [J]. Review of Finance, 2015,19(2):571-618.

[21] 李善民,梁星韵,王大中. 中国政府引导基金的引导效果及作用机理[J]. 南方经济,2020(8):1-16.

[22] 刘超,孙晓鹏. 金融结构、技术创新与金融风险——基于经济政策不确定性的分析[J]. 当代经济研究,2024(2):116-128.

[23] 张果果,郑世林. 国家产业投资基金与企业创新[J]. 财经研究,2021,47(6):76-91.

[24] Xia Zhoubo, Hua Xiuping, Wang Yong, et al. Leading or facilitating? ——The appropriate role of governmental venture capital in China[J]. Research in International Business and Finance, 2025, 76:102807.

[25] 张明喜,魏世杰,朱欣乐. 科技金融:从概念到理论体系构建[J]. 中国软科学,2018(4):31-42.

[26] Hellmann T, Puri M. Venture capital and the professionalization of start-up firms: empirical evidence[J]. The Journal of Finance,2002,57(1):169-197.

[27] Zhong Yuan, Lai Huishu, Zhang Liang, et al. Does public data openness accelerate new quality productive forces? Evidence from China [J]. Economic Analysis and Policy, 2025, 85:1409-1427.

[28] Chernozhukov V, Chetverikov D, Demirer M, et al. Double/debiased machine learning for treatment and structural parameters [J]. The Econometrics Journal,2018,21(1):C1-C68.

[29] Faber B. Trade integration, market size, and industrialization: evidence from China's National Trunk Highway System [J]. Review of Economic Studies,2014,81(3):1046-1070.

[30] Hsieh C T, Klenow P J. Misallocation and manufacturing TFP in China and India [J]. The Quarterly Journal of Economics, 2009, 124(4):1403-1448.

[31] 王一欢,詹新宇. 耐心资本、产学研深度融合与企业自主创新——基于科技成果转化引导基金的经验证据[J]. 当代经济科学,2025,47(6):31-45.

[32] 胡聪慧,赵佳文,彭锐,等. 数字时代的投顾服务与基金价值创造——基于网络外部性的视角[J]. 金融研究,2026(1):189-206.

[33] 孙凤娥,田治威. 区域创新效率提升之道:选择性保护还是全面开放[J]. 科技进步与对策,2019,36(8):35-43.

[34] 李兰冰,逯海勇. 统一大市场建设:物流标准化如何推动国内市场一体化? [J]. 财经研究,2024,50(9):19-33.

[35] 周锐波,邱奕锋,胡耀宗. 中国城市创新网络演化特征及多维邻近性机制[J]. 经济地理,2021,41(5):1-10.

[36] Moretti E. The effect of high-tech clusters on the productivity of top inventors [J]. American Economic Review,2021,111(10):3328-3375.

**The Impact and Mechanisms of Government Guidance Funds on Urban New Quality Productive Forces** / Zhang Jianxiang(School of Information, Central University of Finance and Economics)

**Abstract**: The cultivation and development of new quality productive forces require effective capital guidance mechanisms. As a public venture capital instrument that combines fiscal attributes with market-oriented operations, government guidance funds have increasingly become a critical force in reshaping regional innovation ecosystems. Based on panel data from 265 cities in China from 2011 to 2024, this study employs a double machine learning approach to examine the causal effect of government guidance funds on urban new quality productive forces and the underlying transmission mechanisms. The results show that the establishment of government guidance funds significantly and robustly promotes the development of urban new quality productive forces. Mechanism analysis reveals that government guidance funds enhance new quality productive forces through two channels: improving the efficiency of regional innovation resource allocation and leveraging private capital co-investment. Specifically, the former reduces the dispersion of the marginal products of innovation factors across industries within cities, thereby directing R&D resources toward more efficient entities; the latter expands non-government venture capital in both breadth and depth. Heterogeneity analysis indicates that the promotional effect of government guidance funds is particularly pronounced in cities with more mature innovation and entrepreneurship ecosystems, those with higher levels of data factor marketization, and those with greater market integration. Estimates from the spatial Durbin model demonstrate that the policy effects extend beyond administrative boundaries, generating significant positive spillovers to neighboring cities. Regression decomposition by sub-dimensions further shows that government guidance funds exert the strongest impact on technological innovation capacity and digital infrastructure, followed by the cultivation of emerging industries, while their impact on human capital accumulation lags behind. Accordingly, local governments should improve the market-oriented operational mechanisms of government guidance funds, optimize capital leverage designs to broaden channels for private capital participation, and promote the coordinated regional development of new quality productive forces.

**Key words**: government guidance funds; new quality productive forces; double machine learning; innovation resource allocation; private capital co-investment