

DOI: 10.19361/j.er.2026.04.03

产业政策引导与人工智能突破式创新

师 博 万祺瑞 侯迎信 张良悦*

摘要：本文以国家新一代人工智能创新发展试验区政策为准自然实验，基于 2015—2024 年中国城市样本数据，识别产业政策对 AI 突破式创新的影响。研究发现，试验区政策显著推动了 AI 突破式创新。机制检验结果表明，试验区政策通过资本集聚效应、人才集聚效应和创新熵减效应驱动 AI 突破式创新。进一步分析，门槛效应检验显示，资本与人才投入需达到临界值方可显著激发创新活力，且二者存在协同放大作用；调节效应检验结果表明，知识产权保护强度、高校支持力度与政府治理水平的提升均能正向强化政策实施效果；空间效应分析揭示，试验区对周边地区突破式创新未产生显著带动作用。本文为评估 AI 产业政策的有效性提供了经验证据，也为优化政策设计、深化新型举国体制在科技创新中的应用提供了理论参考与实践启示。

关键词：人工智能；产业政策；突破式创新；虹吸效应

中图分类号：F49

一、引言

人工智能 (Artificial Intelligence, AI) 作为通用目的技术与电信、金融和制造等经济社会各领域广泛深度融合，赋能各行业全要素生产率的提升 (姚加权等, 2024; Lei et al., 2025)，将重塑人类生产生活范式，促进生产力革命性跃迁和生产关系深层次变革。然而，我国 AI 产业在规模扩张的同时面临“大而不强”结构性困境：在产业结构层面，我国 AI 企业数量已超 5000 家^①，但大多数企业集中于应用层，基础层和技术层企业合计占比不足四成^②；在核心技

* 师博，南京大学数字经济与管理学院，邮政编码：215163，电子邮箱：shibo@nju.edu.cn；万祺瑞（通讯作者），南京大学数字经济与管理学院，邮政编码：215163，电子邮箱：wanqirui2024@163.com；侯迎信，南京大学数字经济与管理学院，邮政编码：215163，电子邮箱：houyingxin@163.com；张良悦，安阳师范学院新质生产力发展研究院，邮政编码：455000，电子邮箱：lyz_1966@aliyun.com。

本文得到国家自然科学基金后期资助项目“中国经济高质量发展的机理与路径研究” (20FJLB026) 的资助。作者感谢匿名审稿专家和编辑部的宝贵意见，文责自负。

① 资料来源：《平均约 11 小时新增一家！中国人工智能企业突破 5000 家》，载于新华网 (<https://www.news.cn/tech/20250909/53979c0064c04745adbe2a851a568b20/c.html>)。

② 根据《中国新一代人工智能科技产业发展报告 2024》，在 4311 家 AI 骨干企业中，基础层企业 428 家，占比 9.93%，是 AI 行业发展的基础软硬件和基础设施服务商；技术层企业 1233 家，占比 28.60%，是包括核心算法在内的关键核心技术研发和生产企业；应用层企业 2650 家，占比 61.47%，是 AI 技术集成和应用企业。

术层面,基础软硬件高度依赖进口,高端训练芯片和主流深度学习框架等关键环节面临“卡脖子”风险。

相较于传统的渐进式创新,AI 突破式创新面临的市场失灵更为严峻,具体表现为三类市场失灵场景的叠加。一是正外部性与私人投资不足。根据外部性理论,AI 突破式创新的技术成果具有强非竞争性和部分非排他性,理性企业会倾向于等待其他企业研发并搭便车,导致私人边际收益远低于社会边际收益,形成创新供给缺口。二是高风险与资本配置扭曲。AI 突破式创新的技术路径不确定性和长周期特征与风险厌恶型资本的短期回报诉求存在根本冲突。根据信息不对称理论,投资者因难以评估创新项目前景,会要求更高风险溢价,导致 AI 创新企业融资成本上升,甚至出现信贷错配,进一步抑制投资。三是垄断与创新锁定效应。AI 核心技术的网络效应易形成自然垄断。根据垄断理论,在位企业可能通过专利壁垒、数据封锁等策略阻止潜在竞争者进入,甚至搁置创新以维持垄断利润,导致技术进步停滞。综上,市场失灵的现实存在性为政府干预提供了经济学正当性。

为系统推进 AI 产业发展,科技部于 2019 年起陆续批复 18 个国家新一代人工智能创新发展试验区(以下简称“AI 试验区”)^①,推动 AI 与经济社会深度融合,旨在通过政策先行先试、资源集中配置与制度创新突破,打造一批具有全球影响力的 AI 创新高地,为我国 AI 突破式创新提供政策试验场和制度保障。AI 试验区在顶层设计、资源整合和目标导向方面,体现了新型举国体制的特点。它并非传统意义上完全由政府大包大揽的模式,而是一种在发挥市场机制的基础上,由政府主导,进行战略规划和资源协同以攻克重大目标的新实践,旨在矫正 AI 领域因正外部性、高风险性等特征引发的市场失灵。在此背景下,系统评估该产业政策对 AI 突破式创新的实际影响,揭示其作用机制与传导路径,对优化同类创新产业政策设计、加速政策推广、实现高水平科技自立自强具有重要的理论价值与现实意义。

公共政策是推动技术创新的关键举措(黄群慧,2021)。现有研究表明,公共政策通过信号传递(郭玥,2018),能够完善市场机制,激励技术创新(付晨玉等,2022),促进地方产业结构升级(韩永辉等,2017)。但区别于渐进式创新,突破式创新具有革命性和非连续性特质,需要对技术能力边界进行拓展甚至颠覆现有技术范式。由于存在研发外部性,企业往往偏好渐进式的增量创新,而忽视具备“创造性破坏”潜力的突破式创新(Akcigit and Kerr, 2018);同时,在激烈的竞争环境下,为了争夺技术优先权,创新主体往往在研发尚未完全成熟时便急于推向市场,这种“逐底竞争”导致创新质量的次优状态(Hill and Stein, 2025)。并且随着技术进步,获取新创意的成本呈指数级增长(Alston and Pardey, 2022),这进一步加剧了突破式创新的市场失灵现象。由此引出了一个核心问题:公共政策能否缓解市场失灵,有效支撑并推动突破式创新活动?现有文献分别从公共政策的不同维度进行了探索。竞争政策维度,支持性政策若能导向竞争而非垄断,处于技术前沿的企业将会受到激励而进行技术跃迁(Aghion et al., 2015)。产业政策维度,数字产业集群政策依靠集群内主体协同、技术扩散,可以推动数字关键核心技术突破式创新,吸引更多原本倾向于搭便车的企业投身突破式创新活动(师磊等,2025)。数据政策维度,公共数据开放政策能够提供市场状况和公共政策等方面的信息,降低企业与外部环境的信息摩擦,缓解私人投资风险(沈坤荣、林剑威,

^①政策背景参见《经济评论》网站(<http://jer.whu.edu.cn/>)附件。

2025);而大数据政策可以显著推动科技创新和产业创新融合(庞国光等,2026)。

然而,现有关于突破式创新的研究虽已部分说明了产业政策的引导作用,但多集中于全行业或数字技术范畴,鲜有涉足 AI 这一具体领域。由于 AI 突破式创新具有显著的正外部性、高风险等特征,易引发市场失灵,使得基于更宽泛行业样本的研究结论在 AI 领域的适用性存疑。此外, AI 行业的固定资产投资在相近的信息产业中具备一定的复用价值,但 AI 人才具有高度专用性。尽管非 AI 领域的科技人才在技术的应用落地与产业扩散中发挥着不可或缺的作用,但其难以直接驱动 AI 核心技术突破。然而现有研究在测算 AI 领域人力投入时,却普遍忽视了这一结构性差异,导致对核心研发人员的评估与实际需求存在偏差。与此同时, AI 研发产出对物质资本和人力资本的投入要求极高,研究如何提升创新系统效率具有重大的现实意义。但学界目前关于突破式创新效率的讨论尚不充分,且未达成明确共识。鉴于以上不足,本文基于 2015—2024 年地级及以上城市的面板数据,构建城市 AI 突破式创新强度指标,以科技部 2019 年起批复的国家新一代人工智能创新发展试验区作为准自然实验,采用多时点双重差分的方法,系统评估该政策对当地 AI 突破式创新的影响效果与作用机制。

本文可能的研究贡献在于:(1)在研究视角上,本文从突破式创新的理论特质和新型举国体制的协同优势出发,回归产业政策鼓励科技创新的核心使命,首次基于 AI 突破式创新视角评估 AI 试验区政策的有效性。既有研究主要聚焦于政策的经济溢出效应,如对企业协同创新的影响(权小锋、李静蕾,2025),这在一定程度上忽略了 AI 试验区政策作为 AI 创新体系建构工具的内在逻辑。(2)在指标测度上,本文立足于全球知识网络视角,引入 PageRank 算法,综合全球高被引 AI 专利和中国本土专利数据,构建了一套针对 AI 领域的突破式创新强度指标,旨在为相关研究提供方法论参考。现有研究虽尝试利用专利分类号信息,并依据《工业“四基”发展目录(2016 年版)》等目录测度突破式创新水平(吴超鹏、严泽浩,2023),但该方法存在依托的分类体系更新相对滞后、依赖专利数量统计、评估标准囿于国内产业语境等局限。此外,师磊等(2025)测度的数字关键核心技术突破式创新,仅通过“技术领域在专利中的频率/该领域总频率的倒数”衡量技术重要性,忽略了技术之间的关联性和实际应用影响力。(3)在政策建议上,本文围绕 AI 试验区建设如何有效促进突破式创新提出了如下启示:政策设计应注重精准性,政策效能的发挥受特定门槛条件制约,需因地制宜、分类施策;政策实施应强调协同性,推动社会、高校与政府等多方主体机制化联动,构建开放共治的创新生态;政策布局应具备前瞻性,需要系统评估并引导空间溢出效应,规避虹吸风险,抑制数字鸿沟的扩大,以构建协同共进的联动发展新格局。这些发现不仅为 AI 试验区的经验总结与路径优化提供直接参考,也为我国实现高水平科技自立自强提供来自政策实践前沿的重要启示。

二、理论分析与研究假说

技术创新本质上是一个复杂的“投入—产出”系统,而基于瓦尔拉斯一般均衡理论的传统线性模型难以解释为何在投入相近的情况下,不同区域创新绩效仍存在巨大的差异。实际上,造成这种差异的核心原因在于创新转化的黑箱——创新生态系统的运行效率。因此,本文构建“配置—转化—产出”理论框架,将 AI 试验区政策对城市 AI 突破式创新的影响机

理解析为三个逻辑上独立,但在政策实践上相互关联的机制:资本集聚效应、人才集聚效应和创新熵减效应。其中,资本集聚与人才集聚作用于要素配置端,通过政策信号与平台建设,促进资本与人才向高效率研发主体流动。创新熵减则作用于要素转化端,通过降低制度摩擦、资源错配与知识壁垒,改善 AI 创新的生产函数,提升创新转化效率。

资本集聚效应。根据克鲁格曼的核心-边缘模型,AI 试验区作为“核心区域”,通过财政补贴、税收减免、基础设施投资等政策工具,可以降低研发主体的运营成本与创新风险,吸引 AI 产业链上下游资本集聚。从政策实际内容来看,AI 试验区强调建设开放创新平台与公共算力中心,如重庆的智慧山城场景、苏州的智能网联试验基地等。这种基础设施的公共化,实质上是将企业原本需要独立承担的沉没成本转化为社会成本,显著增强了资本配置的效率。政府资金方面,政策配套的中央和地方财政资金为前沿探索提供了“第一推动力”。政府投资基础设施建设,分担了 AI 研发主体不愿或无力承担的基础研究和高风险项目的研发成本(师博、侯迎信,2025),为研发主体提供高质量的数据和算力资源(Beraja et al., 2023),能够以公共支出的方式激励研发主体尝试突破式创新。社会资本方面,进行 AI 研发的企业主体很多处于初创期或成长期,需要风险资金和私募股权等资金的进入以缓解现金流短缺,并拓宽企业的行业经验和行业资源。AI 试验区的设立向潜在的投资者提供了利好信号,有利于吸引社会资本进入,从而激发企业家精神,激励研发主体将研究重点转向攻克“里程碑式”的技术难题以吸引社会资本的注意。最后,通过提供特殊性、差异化的财政补贴和税收减免,AI 试验区可以进一步促使资本市场形成专注于 AI 领域的产业基金、天使投资社群,引发金融外部性,降低 AI 相关的资本要素价格,提高资本对 AI 研发项目支持的精准性。据此,本文提出:

假说 1:国家新一代人工智能创新发展试验区政策可以通过资本集聚效应促进当地 AI 突破式创新。

人才集聚效应。匹配理论认为劳动力市场中存在信息摩擦。区别于传统的落户补贴,AI 试验区通过“场景驱动”模式实现了人才要素的精准再配置。多地的 AI 试验区在建设方案中明确提出依托新型研发机构,如智源研究院、之江实验室等,实施“首席科学家负责制”,从而打破传统科研体制对人才流动的束缚,拓宽当地人力资本池,提高岗位人才匹配效率,更好地发挥人才对产业链价值提升的作用。对于人才而言,市场信息的不对称性和不完全性会导致人才形成羊群心理,依赖其他参与者的行为进行决策。AI 试验区通过发布“AI 应用场景需求清单”,为顶尖人才提供在自动驾驶、智慧医疗等前沿领域进行技术验证的稀缺试验场。这种以重大任务为导向的资源配置方式,实质上分担了顶尖人才在“无人区”探索时的职业风险与科研沉没成本,从而可以有效吸引“领头羊”入驻。顶尖人才的集中有助于在当地形成强大的人才磁场,加速 AI 专业人才向前沿技术研究岗位集聚。对于研发主体而言,AI 行业的人力成本高昂,且难以准确评估新员工发展潜力,容易造成薪酬与能力错配。AI 试验区通过人才政策汇聚专项人才,建设 AI 人才数据平台与产教融合基地,可以缓解人才信息的不透明性,降低企业搜寻与匹配跨界复合型人才的风险,有效避免人才发现的市场失灵现象(Terviö, 2009)。据此,本文提出:

假说 2:国家新一代人工智能创新发展试验区政策可以通过人才集聚效应促进当地 AI 突破式创新。

创新熵减效应。“熵”是衡量系统无序度的关键指标。在创新生态系统中,高熵状态具体表现为制度摩擦、资源错配与信息壁垒等无序现象。根据国家创新系统理论,技术创新是多元主体(企业、高校、科研机构、政府等)互动的结果,而非孤立行为。一个良性的创新生态系统虽不直接提供资源,却能有效孵化技术创新集群与高科技创业(Gross and Sampat, 2023),从而优化既定资本与人才投入的产出效率,催生更多突破性创新。AI的突破式创新具有革命性与非连续性,因而高度依赖创新生态系统的有效运行。在此背景下,政府的制度安排能够通过以下路径实现系统的“熵减”:一是降低制度熵。多地的AI试验区方案中强调“先行先试”,通过建立AI监管沙盒和安全伦理规范,为突破式创新预留了容错空间。二是降低资源熵。AI试验区通过建设公共算力调度平台和数据交易所试点,打破了传统资源垄断。这种要素再配置机制使得初创企业也能获得昂贵的算力与数据资源,能够预防要素市场扭曲,提升创新资源效率。三是降低知识熵。通过建设开放的AI创新平台、推行“揭榜挂帅”制度,政策强制性地打破了校企、企企之间的知识围墙,促进研发成果的垂直流通。研发成果共享能够增强创新主体间的信任与合作,激发个体竞争与创新热情。同时,信息可得性的提高可引发知识碰撞的规模效应和网络效应,扩大技术溢出效应(沈坤荣等, 2023),优化技术路径选择,最终提升创新质量。基于上述分析,本文提出:

假说3:国家新一代人工智能创新发展试验区政策可以通过创新熵减效应促进当地AI突破式创新。

在AI试验区建设过程中,熵减效应所塑造的低熵创新环境提高了资本与人才的预期回报率,而要素集聚效应又通过规模效应和知识溢出,进一步降低了系统熵值。综上,AI试验区政策对AI突破式创新的促进效应,是生产效率提升与要素配置优化相互独立又协同强化的结果。

三、研究设计

(一) 样本选择与数据来源

本文选用数据样本为2015—2024年全国305个地级及以上城市的面板数据。本文使用的AI专利数据来自知网中国专利全文数据库和PatentLens数据库,城市统计数据均来自《中国统计年鉴》《中国城市统计年鉴》和国泰安数据库(CSMAR),上市公司财务数据及PE/VC投融资数据来自iFinD金融终端,AI相关岗位招聘数据来自EPS数据平台,市场化指数数据来自中国分省份市场化指数数据库,知识产权结案数据来自北大法宝-法律信息数据库,财政透明度数据来自《中国市级政府财政透明度研究报告》。本文对原始数据作出以下处理后进行基准回归:(1)剔除三沙市、临夏州等统计数据缺失值过多的样本;(2)使用插补法补齐缺失值;(3)对连续变量作1%和99%的缩尾处理,以避免极端值的干扰。

(二) 计量模型设定

为评估AI试验区政策对当地AI突破式创新的促进作用,本文设定如(1)式所示的多时点双重差分模型:

$$AI_PR_{it} = \beta_0 + \beta_1 DID_{it} + \sum \beta_k X_{it}^k + \alpha_i + \lambda_t + \varepsilon_{it} \quad (1)$$

(1)式中: i, t 分别表示城市、时间。被解释变量 AI_PR_{it} 表示 i 城市 t 年的AI突破式创新强度。核心解释变量 DID_{it} 表示 i 城市在 t 年是否已建设AI试验区,其回归系数 β_1 反映AI试验区政策对AI突破式创新的促进作用。 X_{it}^k 表示一系列控制变量, α_i 表示城市固定效应, λ_t

表示年份固定效应, ε_{it} 表示随机扰动项。

(三) 变量说明

1. 被解释变量: AI 突破式创新强度 (AI_PR)

突破式创新往往表现为在关键核心技术领域的科研攻坚, 为综合考虑 AI 专利的产出数量、质量和影响力, 本文不直接使用专利数作为衡量指标。具体地, 本文按照以下步骤测度: (1) 确定 AI 关键核心技术专利范围。参考杨震宁和袁梓晋 (2025) 的做法, 基于国家知识产权局发布的《关键数字技术专利分类体系 (2023)》, 选取该分类体系中“人工智能关键核心技术”分支下的国际专利号 (IPC) 作为 AI 关键核心技术专利范围, 去重后共计 77 个 IPC 号 (或小类)。(2) 获取 AI 关键核心技术专利数据。通过 Python 爬虫技术, 从知网中国专利全文数据库分别获取各城市每年以上述 77 个 IPC 号为主专利号的专利数量, 总计得到 2561697 条专利^①。(3) 计算 IPC 号的 PageRank 值^②。参考安同良和吴致治 (2025) 的做法, 以“Artificial Intelligence”为关键词, 在 PatentLens 数据库进行模糊搜索, 以被引量排序, 选取全球 AI 领域被引数量前 50000 条的专利计算 IPC 号的 PageRank 值。具体地, 分解上述 50000 条专利的 IPC 分类号信息, 计算 77 个 AI 关键核心技术 IPC 号之间的“共现次数”, 若两个 IPC 号在同一条专利的专利号中出现, 则视为共现一次。进一步, 以 77 个 AI 关键核心技术 IPC 号为节点, 以共现关系作为连边, 以“共现次数”为权重, 构建专利号网络, 从而计算专利网络中各节点的加权 PageRank 值^③, 并进行归一化处理。(4) 构建城市 AI 突破式创新强度指标。将各城市每年各 IPC 分类号的 AI 关键核心技术专利数与对应的加权 PageRank 值相乘, 加总后得到该城市当年的 AI 突破式创新强度。

2. 核心解释变量: 国家新一代人工智能创新发展试验区政策 (DID)

若该城市当年已建设 AI 试验区, 则 DID 虚拟变量赋值为 1, 否则赋值为 0。截至 2024 年, 科技部共批复成立 18 个国家新一代人工智能创新发展试验区。其中, 德清县国家新一代人工智能创新发展试验区以县为行政主体, 视作湖州市建设; 其余 AI 试验区均以地级及以上城市作为行政主体, 视作该城市建设。

3. 控制变量

为控制城市特征对回归结果的影响, 本文选取以下控制变量: GDP 总量 (GDP)、常住人口数 (Pop)、人均科研经费 ($Tech$)、人均教育经费 (Edu)、第三产业 GDP 占比 (Ter)、城镇化率 ($Urban$)、城镇非私营单位在岗职工平均工资 ($Wage$)。

(四) 描述性统计

表 1 基准回归数据的描述性统计显示, AI_PR 的最小值为 0, 最大值为 0.721, 均值为 0.024, 标准差为 0.093, 可见城市间的 AI 突破式创新强度存在较大的差异, 本文研究的核心问题具有重要的现实意义。

①为调整量纲, 各城市 AI 关键核心技术专利数均以“万条”作为单位。

②衡量 IPC 号节点的综合“声望”或“影响力”。

③计算公式为 $PR(u) = (1 - d) + d \sum_{v \in L_u} \frac{w_{uv}}{\sum_{w \in L_v} w_{vw}} \cdot PR(v)$ 。 $PR(u)$ 为节点 u 的加权 PageRank 值; d 为阻尼系数, 按经验值设置为 0.85; L_u 表示节点 u 邻居节点的集合; w_{uv} 表示节点间连边的权重。初始设定每个节点的 PageRank 值为 1, 多次迭代计算直至收敛, 得到每个节点的加权 PageRank 值。

表 1 变量说明与描述性统计

变量	变量名称	单位	样本量	平均值	标准差	最小值	最大值
<i>AI_PR</i>	AI 突破式创新强度	/	3050	0.024	0.093	0	0.721
<i>DID</i>	AI 试验区政策实施虚拟变量	/	3050	0.030	0.171	0	1
<i>GDP</i>	GDP 总量	万亿元	3050	0.316	0.429	0.011	2.704
<i>Pop</i>	常住人口数	亿人	3050	0.047	0.046	0.003	0.321
<i>Tech</i>	人均科研经费	万元	3050	0.024	0.034	0.001	0.201
<i>Edu</i>	人均教育经费	万元	3050	0.205	0.085	0.093	0.579
<i>Ter</i>	第三产业 GDP 占比	%	3050	47.541	8.757	27.148	73.686
<i>Urban</i>	城镇化率	%	3050	59.121	14.302	28.44	95.64
<i>Wage</i>	城镇非私营单位在岗职工平均工资	万元	3050	8.157	2.385	4.158	15.721

四、实证结果分析

(一) 基准回归分析

表 2 展示了 AI 试验区对于 AI 突破式创新影响的基准回归估计结果。各列均加入了年份固定效应;在个体固定效应的控制上,第(1)列参考曹玉平和侯迎信(2024)的做法,仅区分处理组(*Treat* = 1)和对照组(*Treat* = 0)进行粗糙的控制,第(2)列控制了省份固定效应,第(3)列和第(4)列控制了城市固定效应以实现更精细的控制;此外,第(4)列加入一系列控制变量。结果显示,核心解释变量的估计系数均在 1%水平上显著为正,说明 AI 试验区显著提高了当地的 AI 突破式创新强度。本文以第(4)列作为基准进行分析,建设 AI 试验区有助于当地 AI 突破式创新强度提高 0.122,即使得 AI 突破式创新强度提高 1.312 个标准差。

表 2 基准回归结果

变量	<i>AI_PR</i>			
	(1)	(2)	(3)	(4)
<i>DID</i>	0.202 ^{***} (0.036)	0.210 ^{***} (0.037)	0.201 ^{***} (0.036)	0.122 ^{***} (0.038)
<i>Treat</i>	0.160 ^{***} (0.043)			
<i>GDP</i>				0.228 ^{***} (0.051)
<i>Pop</i>				0.014 (0.010)
<i>Tech</i>				0.061 ^{***} (0.102)
<i>Edu</i>				0.018 (0.041)
<i>Ter</i>				0.000 ^{**} (0.000)
<i>Urban</i>				-0.000 (0.000)
<i>Wage</i>				0.003 ^{**} (0.002)
年份固定效应	YES	YES	YES	YES
省份固定效应	NO	YES	NO	NO
城市固定效应	NO	NO	YES	YES
观测数	3050	3050	3050	3050
<i>R</i> ²	0.457	0.457	0.457	0.621

注:***、**和*分别表示在 1%、5%和 10%水平上显著,括号中是聚类到城市层面的稳健标准误,下各表同。

(二) 内生性分析与稳健性检验^①

本文使用 Logit 模型检验模型内生性,发现对照组和处理组的样本在事前的 AI 突破式创新强度上并未体现出系统性差异。进一步,本文使用工具变量法缓解内生性问题,回归结果稳健。

本文通过平行趋势检验、替换被解释变量、将回归的样本数据调整至技术领域层面、安慰剂检验、排除其他政策和公共卫生事件的干扰、加入时间趋势项等方式进行了稳健性检验,结果均稳健。

五、机制检验

(一) 资本集聚效应

本文使用各城市的信息传输、软件和信息技术服务业(以下简称“信息行业”)的资本存量作为资本投入 K 的衡量指标。参考田友春(2016)的方法,使用永续盘存法,以各城市信息行业的固定资产投资数据^②为基础计算资本存量:

$$K_{it} = (1 - \delta_p) \times K_{i,t-1} + I_{it} \quad (2)$$

(2)式中: K_{it} 表示 i 城市 t 年的信息行业资本存量, I_{it} 表示 i 城市 t 年的信息行业固定资产投资, δ_p 表示所在省份的信息行业折旧率。基期资本存量 $K_{i,0}$ 的估算方式为:

$$K_{i,0} = \frac{I_{i,0}}{\bar{g} + \delta_p} \quad (3)$$

(3)式中: $\bar{g}$ 表示 2015—2024 年信息行业的年均增加值增速。表 3 第(1)列展示了将信息行业的资本存量 K 作为被解释变量代入(1)式的回归结果,估计系数显著为正,表明 AI 试验区政策具有明显的资本集聚效应。这一发现与理论预期一致,说明 AI 试验区作为政策引导的“核心区域”,能够有效吸引产业链上下游资本集中布局。

进一步,本文分别验证是否存在显著的基础设施投资、社会资本进入和税收优惠现象。基础设施方面,本文使用政府工作报告中新型数字基础设施相关词频的频率作为衡量其发展情况的代理变量;社会资本方面,本文从同花顺 iFinD 金融终端的 PE/VC 库汇总了 2015—2024 年的 AI 相关行业^③的全部投融资事件,计算每年各城市的 AI 相关行业的 PE/VC 披露的总融资额,作为社会资本的代理变量;税收方面,本文计算了 A 股和港股(所在地在中国大陆的)上市公司中“人工智能概念股”在 2015—2024 年的实际所得税税率,计算方法参考刘贯春等(2023),即实际税率为应缴所得税除以总利润^④,计算每年各城市上市公司的平均实际所得税税率作为税收优惠的代理指标。表 3 第(2)—(4)列分别展示了将新型数字基础设施发展情况 $Infra$ 、PE/VC 融资额 $PEVC$ 和实际所得税税率 Tax 作为被解释变量代入

①内生性分析与稳健性检验的详细结果参见《经济评论》网站(<http://jer.whu.edu.cn/>)附件。

②样本中部分城市的数据缺失,使用省级信息行业数据按固定资产投资比例填补,具体为:市信息行业固定资产投资 = 所在省信息行业固定资产投资 $\times \frac{\text{市固定资产投资总量}}{\text{所在省固定资产投资总量}}$ 。

③根据同花顺 iFinD 行业分类,选择“智能硬件”“工具软件”“互联网及电信服务”一级行业和“企业服务—企业 IT 服务”“企业服务—行业信息化及解决方案”“高端制造—智能装备”二级行业。

④去除无意义的负值,即去除亏损的公司。

(1)式的回归结果,估计系数均显著,表明 AI 试验区政策可以推进数字基础设施建设、吸引社会资本投资并提供税收优惠。

综上,假说 1 得以验证。

(二)人才集聚效应

由于《中国城市统计年鉴》等数据没有将就业人员数细分至 AI 行业,但 AI 技术因其高度复杂性、快速迭代性以及工程落地的特殊性,导致突破式创新研发高度依赖专职人才,所以本文使用 AI 相关岗位招聘数作为人才投入 L 的代理变量。本文以“人工智能”和“AI”为职位关键词,使用 Python 爬虫技术,从 EPS 数据平台的招聘数据库获取各城市每年的 AI 相关岗位招聘信息条数^①。表 3 第(5)列展示了将 AI 创新的人才投入 L 作为被解释变量代入(1)式的回归结果,估计系数显著为正,表明 AI 试验区政策具有显著的人才集聚效应。该结果说明, AI 试验区通过构建有利于人才发展的制度环境与产业生态,有效吸引大量 AI 专业人才向区域内部汇聚,参与前沿研发活动。

为验证在人力投入增加的同时,人才匹配效率是否提升,本文以各城市的 A 股和港股(所属地在中国大陆的)上市公司中“人工智能概念股”的人力资本回报率^②均值为代理变量。表 3 第(6)列展示了将人力资本回报率 $HCROI$ 作为被解释变量代入(1)式的回归结果,估计系数显著为正。人力资本回报率的显著提升,本质上反映了组织内部人力资源配置效率的优化,即高水平的“人岗匹配”可以通过降低协调内耗成本,实现价值增值的最大化。

综上,假说 2 得以验证。

表 3 资本、人才集聚效应回归结果

变量	K	$Infra$	Tax	$PEVC$	L	$HCROI$
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
DID	0.026 *** (0.007)	5.841 * (3.148)	-0.046 ** (0.020)	1.531 ** (0.745)	0.043 *** (0.013)	21.747 * (11.453)
控制变量	YES	YES	YES	YES	YES	YES
年份固定效应	YES	YES	YES	YES	YES	YES
城市固定效应	YES	YES	YES	YES	YES	YES
观测数	3050	3050	3050	3050	3050	3050
R^2	0.483	0.119	0.121	0.068	0.499	0.075

(三)创新熵减效应

首先,基于熵值与系统效率的内在联系,本文选用 AI 创新效率来表征创新生态系统的有序程度,以检验创新熵减的整体效应。AI 创新效率反映了 AI 突破式创新活动中,由资本、人力投入向 AI 突破式创新产出转化“通道”的运行效率,衡量了单位投入的创新潜力。AI 创新效率的测度参考 Wang 和 Ho(2010)的方法,使用随机前沿方法(SFA)对城市的 AI 创新效率进行测算。由于本文期望检验城市建设 AI 试验区对整体的 AI 创新投入产出效率的影响,而非某项具体要素投入的细分效率,因此使用柯布-道格拉斯生产函数进行模型设定(刘

①共计得到 348996 条 AI 相关的招聘数据,为调整量纲, AI 相关岗位招聘数均以“万条”作为单位。
②参考 Pulic(2000)的计算方法,人力资本回报率 = $\frac{\text{营业收入} - (\text{营业成本} - \text{员工薪酬福利成本})}{\text{员工薪酬福利成本}}$ 。

淑春等,2021),并采用 Battese 和 Coelli(1995)的时变衰减模型进行估计,取对数后的随机前沿模型如(4)式所示:

lnAI_PR_{it} = ϕ₀ + ϕ_KlnK_{it} + ϕ_LlnL_{it} + v_{it} - u_{it} (4)

(4)式中:v_{it}表示随机扰动项,u_{it}表示技术无效率项,AI 创新效率为 Te_{it}=e^{-u_{it}}。表 4 第(1)列展示了将 AI 创新效率作为被解释变量代入(1)式的回归结果,估计系数显著为正,说明 AI 试验区显著提高城市的 AI 创新系统效率,发挥创新熵减效应。随着 AI 创新效率的提升,在给定相同的 AI 创新资本和人才投入的情况下,可以得到更多的突破式创新产出。

为检验“制度熵”的熵减效应,本文使用中国分省份市场化指数数据库的市场化指数、各城市信息行业的法人单位数在全省的占比,将二者的交乘项 Mkt×Lp 作为被解释变量代入(1)式。结果如表 4 第(2)列所示,估计系数显著为正。反映 AI 试验区通过政策先行先试,稳定预期,可以有效降低“制度熵”。

为检验“资源熵”和“知识熵”的熵减效应,本文将各城市每年的 AI 产业链企业数量 Chain 和专精特新“小巨人”企业数量 Spec 作为被解释变量①代入(1)式。AI 试验区提高了资源效率,使企业进入 AI 产业链的预期净收益提升。基于利润最大化及获取产业链协同效应的考量,企业倾向于进入或围绕该产业链布局,因此“资源熵”的缓解最终可表现为产业链企业数量的攀升。AI 试验区还降低了知识流动壁垒与信息不对称,其带来的知识外溢收益超过竞争损失。专精特新企业倾向于在创新生态活跃的区域经营,因此“知识熵”表现为专精特新企业数量增加。企业数量并非创新熵本身,而是微观创新主体在低熵环境下作出理性决策的可观测结果,其增加能够有效反映系统资源错配程度的降低与知识流动壁垒的弱化。回归结果如表 4 第(3)列和第(4)列所示,估计系数均显著为正,反映 AI 试验区政策通过构建公平的 AI 市场竞争环境,促进分工与竞争,降低“资源熵”和“知识熵”,从而有效驱动创新系统的熵减效应。

综上,假说 3 得以验证。

表 4 创新熵减效应回归结果

变量	Te	Mkt×Lp	Chain	Spec
	(1)	(2)	(3)	(4)
DID	10.704 *** (3.245)	0.297 * (0.169)	0.018 *** (0.007)	0.003 * (0.002)
控制变量	YES	YES	YES	YES
年份固定效应	YES	YES	YES	YES
城市固定效应	YES	YES	YES	YES
观测数	3050	3050	3050	3050
R ²	0.548	0.009	0.652	0.402

六、进一步分析

(一) 门槛效应检验

突破式创新具有革命性与非连续性的本质,其产生并非研发投入的简单线性叠加。理

①AI 产业链企业统计信息来源于国泰安数据库的“人工智能产业链”数据库。为调整量纲,企业数量均以“万家”作为单位。

论上,需要创新资本与人才积累跨越关键门槛才能引发跃迁;反之,若缺乏协同,单一要素的过度投入可能导致边际收益递减与资源错配。那么,为精准探究在我国当前的 AI 产业发展情境下,资本与人才投入对突破式创新的驱动是否存在真实的门槛效应,二者是协同互补还是陷入了收益递减的困境,本文采用 Hansen(1999)提出的面板门槛回归模型,实证检验门槛值的存在性,并辨析跨越门槛前后要素边际收益的动态变化与协同关系。具体模型设定如下:

$$AI_PR_{it} = \phi_0 + \phi_1 Input_{it} \cdot I(TH_{it} < \tau) + \phi_2 Input_{it} \cdot I(TH_{it} \geq \tau) + \sum \beta_k X_{it}^k + \varepsilon_{it} \quad (5)$$

(5)式中:解释变量 $Input$ 表示要素投入, TH 为门槛变量,二者都包括资本存量 K 和人才投入 L ; $I(\cdot)$ 为示性函数,当括号中的表达式为真时,取值为 1,否则取值为 0; τ 表示门槛值, ϕ_1 、 ϕ_2 分别表示两阶段的回归系数。参考杨博旭等(2023)的做法,本文使用栅格搜索法确定门槛值,将样本区间划分为 100 个栅格,Bootstrap 抽样数设置为 300。

1. 边际收益

本文以要素投入自身为门槛变量,门槛效应检验结果^①显示资本和人才投入的门槛值 τ 分别为 0.096 和 0.038,均在 1%水平上显著。表 5 第(1)列和第(2)列分别展示了以资本存量为解释变量和门槛变量、以人才投入为解释变量和门槛变量的回归结果。低于门槛值时,两列的重要解释变量的估计系数均显著为负;高于门槛值时,两列的重要解释变量的估计系数均显著为正。所以,资本存量和人才投入都需高于一定门槛值时,才能对城市 AI 突破式创新产生显著的促进作用。资本方面, AI 突破式创新通常需要大量的前期固定资产投资,如高性能计算设备、数据基础设施等,资本存量低于门槛值的城市难以完全覆盖成本。少量零散化的资本投入被分散至多个小项目,还会造成每个项目都出现关键投资短缺的问题,无法产出有价值的成果。人才方面,人才投入低于门槛值时,少量的顶尖人才会处于孤立无援的境地,缺乏必要的支持团队和能够激发思想碰撞的同行来促进知识溢出;反而可能因管理难度增加或团队构成不合理,导致研发人员的时间大量浪费在低附加值的支持性和协调性的工作上,无法专注于核心研发工作。

2. 协同作用

本文先以资本存量为解释变量,以人才投入为门槛变量;再以人才投入为解释变量,以资本存量为门槛变量。门槛效应检验结果显示门槛值分别为 0.061 和 0.096,均在 1%水平上显著。表 5 第(3)列和第(4)列展示了门槛回归结果。当人才投入低于门槛值时,资本存量的估计系数显著为正,但数值较小;当人才投入高于门槛值时,资本存量的估计系数显著为正,且数值大幅提升。当资本存量低于门槛值时,人才投入的估计系数同样显著为正,但数值较小;当资本存量高于门槛值时,人才投入的估计系数显著为正,且数值大幅提升。因此,资本和人才投入对促进 AI 突破式创新存在协同作用。一方面, AI 行业人才专业性要求高,人才投入不足时,资本将因缺乏前沿洞察与技术能力而难以投向正确路径,无法支撑前沿创新探索,并造成固定资产投资闲置的资源浪费现象。另一方面, AI 前沿研究高度依赖算力与数据等昂贵资源,资本投入不足会构成硬性约束,不仅使得顶尖人才的创新构想无法通过大规模实验进行验证,更导致其有限精力不得不耗费在由设备性能瓶颈引发的低效工作上。

^①门槛效应检验的结果参见《经济评论》网站(<http://jer.whu.edu.cn/>)附件。

表 5 门槛回归结果

变量	AI_PR			
	(1)	(2)	(3)	(4)
$K \cdot I(K < 0.096)$	-0.472 *** (0.076)			
$K \cdot I(K \geq 0.096)$	0.453 *** (0.053)			
$L \cdot I(L < 0.038)$		-0.300 ** (0.140)		
$L \cdot I(L \geq 0.038)$		0.908 *** (0.036)		
$K \cdot I(L < 0.061)$			0.163 *** (0.051)	
$K \cdot I(L \geq 0.061)$			1.354 *** (0.057)	
$L \cdot I(K < 0.096)$				0.550 *** (0.044)
$L \cdot I(K \geq 0.096)$				1.188 *** (0.037)
控制变量	YES	YES	YES	YES
观测数	3050	3050	3050	3050
R^2	0.570	0.618	0.616	0.637

(二) 调节效应分析

为检验 AI 试验区政策效果发挥作用的边界条件,本文从创新生态系统的核心支撑环境出发,引入社会知识产权保护意识、高校对 AI 创新的支撑水平以及政府治理水平三个维度的调节变量。知识产权保护为突破式创新提供了根本性激励,决定了研发主体在创新成果具有强外部性的条件下,能否获取充分的创新回报,进而影响其开展长周期、高风险研发活动的积极性;高校的支撑水平直接关系到 AI 突破式创新所需的高端人才与基础知识供给水平,是影响政策措施能否通过产学研协同机制有效转化为实际创新产出的关键环节;最后,政府治理能力则构成了政策执行的宏观制度环境,决定了资源配置与政策执行的效率,是缓解 AI 行业自然垄断现象的重要保障。

1. 知识产权保护的调节效应

参考沈国兵和黄钰珺(2019)的做法,本文以知识产权审判结案数占结案总数的比例作为评估知识产权保护意识的指标,若该城市当年的知识产权保护强度高于上四分位数,则知识产权保护虚拟变量 IP 赋值为 1,否则赋值为 0。表 6 第(1)列展示了将核心解释变量与 IP 虚拟变量的交互项 $DID \times IP$ 纳入(1)式回归的估计结果,交互项系数显著为正,说明在知识产权保护意识足、强度大的地区建设 AI 试验区政策的效果更好。

2. 高校支撑的调节效应

为评估各地高校对 AI 试验区的支撑能力,本文根据教育部公开的第四次学科评估情况,若该城市有高校的“计算机科学与技术”或“软件工程”专业的学科评估为 A+或 A,则认为当地高校对 AI 试验区有强劲的支撑能力,将高校支撑虚拟变量 $Coll$ 赋值为 1,否则赋值为 0。将核心解释变量与 $Coll$ 虚拟变量的交互项 $DID \times Coll$ 纳入(1)式回归,估计结果如表 6 第(2)列所示,交互项系数显著为正,说明当地的计算机强校能为 AI 试验区提供重要的支撑作用。

3.政府治理水平的调节效应

为评估各地政府的治理水平,本文参考潘俊等(2016)的方法,使用财政透明度作为政府治理水平的代理变量。本文根据 2015—2024 年《中国市级政府财政透明度研究报告》测算的数据,若该城市当年的财政透明度高于上四分位数,则政府治理水平虚拟变量 *TP* 赋值为 1,否则赋值为 0。表 6 第(3)列展示了将核心解释变量与 *TP* 虚拟变量的交互项 *DID*×*TP* 纳入(1)式回归的估计结果,交互项系数显著为正,说明高效的政府治理有助于提高 AI 试验区的政策效果。

表 6 调节效应回归结果

变量	<i>AI_PR</i>		
	(1)	(2)	(3)
<i>DID</i>	0.071 *** (0.023)	0.075 ** (0.029)	0.067 *** (0.023)
<i>DID</i> × <i>IP</i>	0.063 ** (0.028)		
<i>DID</i> × <i>Coll</i>		0.113 * (0.067)	
<i>DID</i> × <i>TP</i>			0.076 ** (0.031)
控制变量	YES	YES	YES
年份固定效应	YES	YES	YES
城市固定效应	YES	YES	YES
观测数	3050	3050	3050
<i>R</i> ²	0.631	0.652	0.640

(三)空间溢出效应与虹吸效应分析

厘清 AI 试验区政策的实质影响——是产生积极的辐射带动作用,还是导致消极的资源零和竞争,是未来能否优化政策试点布局、实现区域创新体系高效协同的关键前提。因此,为检验 AI 试验区的政策效果是否存在空间溢出或虹吸效应,本文参考张柳钦等(2023)的做法,若该城市与 AI 试验区相邻,则空间虚拟变量 *Near* 赋值为 1,否则赋值为 0。将核心解释变量与 *Near* 虚拟变量的交互项 *DID*×*Near* 纳入(1)式进行回归,结果如表 7 第(1)列所示,交互项系数不显著,说明 AI 试验区政策无明显溢出效应。

为探究无显著溢出效应的原因,本文将 *DID*×*Near* 纳入机制检验的回归方程,回归结果见表 7 第(2)—(4)列。交互项对资本存量的回归系数显著为负,说明 AI 试验区对周边城市存在资本虹吸效应;交互项对人才投入的回归系数不显著,说明 AI 试验区对周边城市不存在明显的人才溢出或虹吸效应;交互项对 AI 创新效率的回归系数显著为正,说明在 AI 创新效率的提升方面,AI 试验区对周边城市存在溢出效应。但作用效果上,资本虹吸作用压制了创新熵减的溢出效应,导致整体上 AI 试验区政策对周边地区的 AI 突破式创新的促进作用未体现溢出效应(见表 7 第(1)列)。造成 AI 试验区政策在空间上的溢出/虹吸效应存在差异的原因可能是:资本具有高度的流动性和逐利性,税收竞争和区域环境显著影响企业异地投资,而人才流动存在粘性和滞后性,受户籍、住宅、子女教育等多重因素制约,导致不能及时响应人才政策。创新熵减方面表现出的溢出效应,则得益于知识与技术的正外部性和网络效应,周边地区的研发主体和政府可以低成本、便捷地吸收学习 AI 试验区各主体的研发路径与制度经验。

具体地,本文进一步探究了资本虹吸效应在省内省外是否存在差异。若该城市与省内

的 AI 试验区相邻,则省内邻近虚拟变量 $Near_In$ 赋值为 1;若该城市与省外的 AI 试验区相邻,则省外邻近虚拟变量 $Near_Out$ 赋值为 1。表 7 第(5)列和第(6)列分别展示了将 $DID\times Near_In$ 和 $DID\times Near_Out$ 纳入检验资本集聚效应的回归方程的结果, $DID\times Near_In$ 的回归系数显著为负, $DID\times Near_Out$ 的回归系数不显著为负,说明 AI 试验区对省内邻近城市的资本虹吸作用更严重。原因可能在于:省级行政区在我国的经济管理体系中界定了一个相对独立的财政、金融、政策和市场体系,资本从省内其他城市向 AI 试验区转移,可以视为在同一个“政策家庭”内的资源优化配置,而跨省转移则容易面临陌生营商环境、政策衔接不确定性等风险。

表 7 空间效应回归结果						
变量	AI_PR	K	L	Te	K	
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
DID	0.122 *** (0.038)	0.026 *** (0.007)	0.043 *** (0.012)	10.676 *** (3.195)	0.025 *** (0.007)	0.026 *** (0.007)
$DID\times Near$	0.004 (0.005)	-0.003 * (0.001)	0.001 (0.002)	0.784 * (0.441)		
$DID\times Near_In$					-0.004 *** (0.002)	
$DID\times Near_Out$						-0.001 (0.003)
控制变量	YES	YES	YES	YES	YES	YES
年份固定效应	YES	YES	YES	YES	YES	YES
城市固定效应	YES	YES	YES	YES	YES	YES
观测数	3050	3050	3050	3050	3050	3050
R^2	0.622	0.485	0.499	0.552	0.488	0.483

为进一步精确识别虹吸效应与知识溢出的空间衰减边界,本文采用空间杜宾模型(SDM),参考邵帅等(2022)的方法,使用平均直接效应系数和平均间接效应系数来进行空间溢出分析。基于地理距离矩阵构建阈值邻接矩阵,逐步提高阈值,以识别虹吸效应和知识溢出的空间边界。本文选用双向固定效应的 SDM 模型,依次将邻接矩阵的阈值设定为 100km、200km……逐渐提高。回归结果如表 8 所示。

表 8 空间效应衰减边界回归结果				
变量	K		Te	
	300km	400km	200km	300km
	(1)	(2)	(3)	(4)
直接效应	0.025 *** (0.002)	0.025 *** (0.002)	9.001 *** (1.093)	8.808 *** (1.096)
间接效应	-0.012 ** (0.006)	0.006 (0.007)	6.919 *** (2.354)	4.353 (2.883)
总效应	0.013 ** (0.006)	0.031 *** (0.007)	15.921 *** (2.639)	13.162 *** (3.033)
ρ	0.137 *** (0.052)	-0.005 (0.066)	-0.003 (0.042)	-0.899 (0.587)
控制变量	YES	YES	YES	YES
年份固定效应	YES	YES	YES	YES
城市固定效应	YES	YES	YES	YES
观测数	3050	3050	3050	3050
R^2	0.359	0.486	0.504	0.590

资本虹吸效应方面,阈值为 300km 时的间接效应显著为负,阈值为 400km 时的间接效应不显著,因此 AI 试验区政策的虹吸效应的空间边界在 300—400km;创新熵减的溢出效应方面,阈值为 200km 时的间接效应显著为正,阈值为 300km 时的间接效应不显著,因此 AI 试验区政策的知识溢出效应的空间边界在 200—300km。

七、结论与政策建议

在数字经济时代,推动 AI 突破式创新已成为实现高水平科技自立自强和塑造国家竞争新优势的战略基石。本文使用多时点双重差分模型,系统评估了国家新一代人工智能创新发展试验区政策对城市 AI 突破式创新的影响。本文的研究结果表明,AI 试验区政策显著提升了当地 AI 突破式创新强度,且结论稳健。机制分析显示,AI 试验区政策主要通过资本集聚、人才集聚与创新熵减三种效应发挥作用,验证了政策在加大创新要素投入、降低创新系统不确定性方面的积极作用。本文进一步分析发现,资本和人才投入需要高于门槛值才能显著促进 AI 突破式创新,且二者间存在协同作用;社会知识产权保护意识、高校对 AI 创新的支撑和政府治理水平对 AI 试验区政策的实施效果有正向调节作用;AI 试验区政策仅在创新效率提升方面存在明显的空间溢出效应,而在资本集聚方面则存在负面的虹吸效应,尤其对省内邻近城市的影响更为显著。基于上述研究结论,本文提出以下政策建议:

第一,因地制宜、分类施策,进行差异化的 AI 产业战略布局,防范区域间资源虹吸效应。各地区应立足自身在产业基础、人才储备与数据资源等方面的比较优势,明确差异化发展路径。东部地区可聚焦前沿技术研发与国际合作,中西部地区和东北地区则应依托制造业基础,深耕“AI+传统产业”融合应用。为缓解资源虹吸效应,需建立跨区域协同机制,通过财政转移支付、共建飞地园区等方式促进要素流动。支持长三角、粤港澳大湾区等一体化示范区率先探索 AI 产业协同政策,形成可复制推广的经验,在抑制区域间“数字鸿沟”扩大的同时,推动全国范围内 AI 产业的高水平协同与自立发展。

第二,改革政策考核体系,强化政策协同性,引导区域协同与创新生态建设。政府管理部门应突破以 GDP 为核心的传统考核框架,增加“研发合作强度”“跨区域技术交易额”“知识产权维权效率”等反映创新协同的指标权重,构建涵盖企业、高校、院所、金融机构等多主体参与的创新生态评价体系。强化知识产权快速审查与维权机制,尤其在算法、数据模型等新兴领域设立专利审查绿色通道,以考核指挥棒推动地方政府从资源竞争转向环境优化,构建开放、共享、可持续的区域创新体系。

第三,建立基于门槛值的动态监测与精准施策机制,提升要素配置效能。各地区应充分重视资本与人才投入的双重门槛特征及其协同效应,结合地区实际设定差异化的要素投入基准线。对低于门槛值的地区,实施专项扶持计划,通过定向基建与人才引进包助力其突破最小有效规模;对已跨过门槛的地区,政策重点应转向促进要素协同,建立资本-人才匹配度评估指数,引导优化配置结构,防范单一要素过度投入可能带来的边际效用损失,实现从规模扩张向质量提升的战略转型。

参考文献:

1. 安同良、吴致治, 2025:《企业人工智能技术水平的分层测度及其创新效应——基于全球知识网络视角》,《中国工业经济》第6期。
2. 曹玉平、侯迎信, 2024:《智能制造计划可以跨越“生产率悖论”吗:来自智能制造试点示范项目的准自然实验》,《中国软科学》第6期。
3. 付晨玉、杨艳琳、田野、叶晓东, 2022:《产业政策、技术创新与中国工业发展质量》,《经济评论》第6期。
4. 郭玥, 2018:《政府创新补助的信号传递机制与企业创新》,《中国工业经济》第9期。
5. 韩永辉、黄亮雄、王贤彬, 2017:《产业政策推动地方产业结构升级了吗?——基于发展型地方政府的理论解释与实证检验》,《经济研究》第8期。
6. 黄群慧, 2021:《新发展格局的理论逻辑、战略内涵与政策体系——基于经济现代化的视角》,《经济研究》第4期。
7. 刘贯春、叶永卫、张军, 2023:《税收征管独立性与企业信息披露质量——基于国地税合并的准自然实验》,《管理世界》第6期。
8. 刘淑春、闫津臣、张思雪、林汉川, 2021:《企业管理数字化变革能提升投入产出效率吗》,《管理世界》第5期。
9. 潘俊、王亮亮、吴宁、王禹, 2016:《财政透明度与城投债信用评级》,《会计研究》第12期。
10. 庞国光、李琳、刘展豪、郭东, 2026:《大数据发展如何推动科技创新和产业创新融合》,《经济评论》第2期。
11. 权小锋、李静蕾, 2025:《人工智能与企业协同创新——基于国家新一代人工智能创新发展试验区的准自然实验》,《经济研究》第8期。
12. 邵帅、范美婷、杨莉莉, 2022:《经济结构调整、绿色技术进步与中国低碳转型发展——基于总体技术前沿和空间溢出效应视角的经验考察》,《管理世界》第2期。
13. 沈国兵、黄钰珺, 2019:《城市层面知识产权保护对中国企业引进外资的影响》,《财贸经济》第12期。
14. 沈坤荣、林剑威, 2025:《链“岛”成“陆”:公共数据开放的技术创新效应研究》,《管理世界》第2期。
15. 沈坤荣、林剑威、傅元海, 2023:《网络基础设施建设、信息可得性与企业创新边界》,《中国工业经济》第1期。
16. 师傅、侯迎信, 2025:《耐心资本赋能“人工智能+”:逻辑适配与桎梏突破》,《中国特色社会主义研究》第5期。
17. 师磊、阳镇、钱贵明, 2025:《数字产业集群政策与关键核心技术突破式创新》,《中国工业经济》第1期。
18. 田友春, 2016:《中国分行业资本存量估算:1990~2014年》,《数量经济技术经济研究》第6期。
19. 吴超鹏、严泽浩, 2023:《政府基金引导与企业核心技术突破:机制与效应》,《经济研究》第6期。
20. 杨博旭、柳卸林、常馨之, 2023:《“强省会”战略的创新效应研究》,《数量经济技术经济研究》第3期。
21. 杨震宁、袁梓晋, 2025:《数字创新网络嵌入与关键核心技术攻关》,《中国工业经济》第5期。
22. 姚加权、张锜澎、郭李鹏、冯绪, 2024:《人工智能如何提升企业生产效率?——基于劳动力技能结构调整的视角》,《管理世界》第2期。
23. 张柳钦、李建生、孙伟增, 2023:《制度创新、营商环境与城市创业活力——来自中国自由贸易试验区的证据》,《数量经济技术经济研究》第10期。
24. Aghion, P., J. Cai, M. Dewatripont, L. Du, A. Harrison, and P. Legros. 2015. “Industrial Policy and Competition.” *American Economic Journal: Macroeconomics* 7(4): 1–32.
25. Akcigit, U., and W. R. Kerr. 2018. “Growth through Heterogeneous Innovations.” *Journal of Political Economy* 126(4): 1374–1443.
26. Alston, J. M., and P. G. Pardey. 2022. “Are Ideas Really Getting Harder to Find?” AgEcon Search Working Paper 320517, <https://ageconsearch.umn.edu/record/320517>.

27.Battese, G. E., and T. J. Coelli. 1995. “A Model for Technical Inefficiency Effects in a Stochastic Frontier Production Function for Panel Data.” *Empirical Economics* 20(2) : 325–332.

28.Beraja, M., D. Y. Yang, and N. Yuchtman. 2023. “Data–Intensive Innovation and the State: Evidence from AI Firms in China.” *Review of Economic Studies* 90(4) : 1701–1723.

29.Gross, D. P., and B. N. Sampat. 2023. “America, Jump–Started: World War II R&D and the Takeoff of the US Innovation System.” *American Economic Review* 113(12) : 3323–3356.

30.Hansen, B. E. 1999. “Threshold Effect in Non–dynamic Panels: Estimation, Testing and Inference.” *Journal of Econometrics* 93(2) : 345–368.

31.Hill, R., and C. Stein. 2025. “Race to the Bottom: Competition and Quality in Science.” *The Quarterly Journal of Economics* 140(2) : 1111–1185.

32.Lei, L., H. Feng, and J. Ren. 2025. “Artificial Intelligence, Human Capital and Firm–Level Total Factor Productivity.” *Finance Research Letters*,107897.

33.Pulic, A. 2000. “VAIC™ – An Accounting Tool for IC Management.” *International Journal of Technology Management* 20(5–8) : 702–714.

34.Terviö, M. 2009. “Superstars and Mediocrities: Market Failure in the Discovery of Talent.” *Review of Economic Studies* 76(2) : 829–850.

35.Wang, H. J., and C. W. Ho. 2010. “Estimating Fixed–effect Panel Stochastic Frontier Models by Model Transformation.” *Journal of Econometrics* 157(2) : 286–296.

Industrial Policy Guidance and Breakthrough Innovation in Artificial Intelligence

Shi Bo¹, Wan Qirui¹, Hou Yingxin¹, Zhang Liangyue²

(1: School of Digital Economics and Management, Nanjing University;

2: Institute of New Quality Productive Forces Development, Anyang Normal University)

Abstract: This paper uses the national pilot zone for a new generation of artificial intelligence innovation and development as a quasi–natural experiment, identifying the impact of industrial policies on breakthrough AI innovation based on Chinese city sample data from 2015 to 2024. Findings reveal that as a representative of the new national system, pilot zone policies significantly promote breakthrough AI innovation. Mechanism tests reveal that these policies drive breakthrough innovation through capital agglomeration, talent concentration, and innovation entropy reduction effects. Threshold effect analysis indicates that capital and talent investments must reach critical thresholds to significantly stimulate innovation vitality, with synergistic amplification between the two. Moderation effects show that enhanced intellectual property protection, university support, and government governance positively amplify policy outcomes. Spatial effect analysis reveals that pilot zones exert no significant spillover effect on breakthrough innovation in surrounding areas. This study provides empirical evidence for evaluating the effectiveness of AI industrial policies, offering theoretical references and practical insights for optimizing policy design and deepening the application of the new national system in scientific and technological innovation.

Keywords: Artificial Intelligence, Industrial Policy, Breakthrough Innovation, Siphon Effect

JEL Classification: O31, O38, R12

(责任编辑:惠利、陈永清)