

算力基础设施如何影响企业数字技术创新?

——基于国家超算中心建设的准自然实验

谢璇 崔培琳 张根杰 王运陈

摘要:在实数融合的背景下,如何破解算力资源约束与应用门槛的双重困境,是激发企业数字技术创新活力的关键命题。本文以国家超算中心建设为准自然实验,基于2007—2023年沪深A股上市公司数据,使用多期双重差分模型,考察算力基础设施对企业数字技术创新的影响及其作用机制。研究发现,算力基础设施提升了企业数字技术创新的数量与质量,并通过政策资源供给、创新生态结构优化、数字人才集聚三条路径发挥作用。进一步研究表明,高管团队数字化战略能力会影响算力基础设施的赋能效果,且算力赋能效应在非技术密集型行业中更为明显,对大企业数字技术创新数量和小企业数字技术创新质量的促进作用更突出。本文为“算力驱动数字技术创新”提供了微观证据,也为优化算力资源布局和创新政策制定提供了政策启示。

关键词:算力基础设施 企业数字技术创新 国家超算中心 政策资源供给 创新生态结构优化 数字人才集聚

中图分类号:F492;F273.1

文献标识码:A

文章编号:1000-7636(2026)07-0032-15

一、问题提出

在数字经济与实体经济深度融合的时代背景下,数字技术创新已成为驱动中国经济发展、支撑科技自立自强的关键引擎^[1]。企业是数字技术创新的关键实施主体,其利用数字技术开展研发、生产与商业模式革新的能力,直接决定了数字产业发展的深度与广度。当前中国数字经济规模持续扩大、企业数字技术创新活跃度不断提升,但海量数据驱动的复杂计算需求与有限算力供给之间的矛盾也愈发突出,许多企业正面临算力资源约束与应用门槛高的双重困境^[2]。算力资源分布的结构性失衡、高昂的使用成本以及政策协同的不足^[3-4],进一步加剧了这一困境。尤其是随着大模型训练、智能制造仿真等前沿应用场景的快速涌现,企业对高性能算力的需求明显增长,算力供需矛盾已成为制约数字技术创新的关键因素。在此背景下,探究算力基础设施如何赋能企业数字技术创新,是亟待解决的重要理论与现实议题。

为破解算力资源约束与企业应用门槛高的双重困境,科技部自2009年起分批次批准设立国家超级计算中

收稿日期:2025-10-11;修回日期:2026-06-14

作者简介:谢璇 四川农业大学管理学院讲师,成都,611130;

崔培琳 四川农业大学管理学院硕士研究生;

张根杰 四川农业大学管理学院博士研究生;

王运陈 西华大学管理学院教授,成都,610039。

作者感谢匿名审稿人的评审意见。

心(后文简称“超算中心”),截至2023年已批准设立14所(详见表1)。超算中心的设立旨在通过提供普惠性、高水平的公共算力服务直接降低区域内企业的创新成本与技术门槛。试点城市往往会配套推出地方性产业支持政策与本地化服务机制^①,使本地企业在服务接入、成本负担与协同创新上享有系统性的优先权和便利性,从而构成了其赋能企业数字技术创新的重要现实路径。因此,超算中心分批次运营所带来的区域算力供给的提升,能够有效反映算力基础设施建设对区域内企业经营环境的改善,为识别算力基础设施对企业数字技术创新的影响提供了合适的研究场景。本文以超算中心建设为准自然实验,利用2007—2023年沪深A股上市公司数据,构建多期双重差分(DID)模型,考察算力基础设施对企业数字技术创新的影响效应及其作用机制。

表 1 超算中心试点建设历程与运营概况

超算中心	获批年份	运营年份	政策文件	战略意图
天津、深圳	2009 年	2009—2011 年	《国家中长期科学和技术发展规划纲要(2006—2020 年)》	探索超算中心的建设、运营与服务模式
长沙、济南、广州	2010—2013 年	2011—2014 年	《国家重大科技基础设施建设“十二五”专项规划》	部署超算系统,实现核心硬件自主可控
无锡	2016 年	2016 年	《“十三五”国家科技创新规划》《国家创新驱动发展战略纲要》	服务于航空航天等国家关键领域的尖端科研任务
郑州、西安、昆山、成都、太原、乌镇之光	2019—2023 年	2020—2022 年	《全国一体化大数据中心协同创新体系算力枢纽实施方案》	完善算力资源分布,强化人工智能算力供给,构建全国算力网络
文昌、重庆	2023 年	在建	《数字中国建设整体布局规划》《算力基础设施高质量发展行动计划》	服务国家算力基础设施高质量发展战略,探索跨境算力服务创新

本文的边际贡献主要体现在两个方面。第一,从算力资源视角拓宽了企业数字技术创新影响因素的研究边界。已有研究虽关注到数字基础设施的作用^[5-6],但围绕算力资源获取的系统研究相对匮乏。本文依托超算中心政策的准自然实验设计,为“算力驱动数字技术创新”提供了微观证据,并将以知识溢出为核心的创新理论拓展至以算力为代表的新型生产要素领域。第二,从区域创新生态升级视角揭示了算力基础设施赋能企业数字技术创新的机制。现有研究多着眼于算力基础设施对企业微观行为的影响机制^[5,7],未能有效解释超算中心作为“资源共享平台”所产生的区域异质性经济效应。本文从政策资源供给、生态结构优化与数字人才集聚三条路径入手,揭示了算力基础设施重塑区域数字技术创新生态的内在逻辑,为制定针对性的算力资源布局政策提供了理论依据。

二、文献综述

与本文联系较为紧密的文献主要包括两类,一类是企业数字技术创新的前因研究,另一类是数字基础设施的后果研究,下面分别进行梳理,并在此基础上提炼本文的切入点。

在企业数字技术创新的前因研究中,现有研究主要基于“技术-组织-环境”(TOE)框架展开。在技术层面,数字技术的开放与生成属性可降低信息搜寻成本和促进知识溢出^[8-9];而企业的数字技术吸收能力与持续研发投入,则是保障算力迭代与技术深度融合的关键^[10]。在组织层面,高管数字素养与包容性组织文化共同支撑知识流动、战略落地与数字创新^[11-12]。环境层面受市场与政策双重驱动,前者通过竞争压力与需求牵引形成企业数字技术创新的市场性驱动^[13],后者则通过政策工具进行激励和规范^[14]。

在数字基础设施的后果研究中,学术界主要从效应评估角度揭示了其多维度的积极影响。从宏观层面

① 例如,济南市政府于2023年出台专项政策,设立百亿级算力产业基金,支持超算中心配套建设及产业链培育,围绕超算中心积极构建济南数算法流通服务平台;长沙市超算中心通过本地化合作创新产业集群培育生态;成都市于2022年依托国家数字经济试验区建设契机,在高新区布局算力集群,对符合条件的算力相关企业给予年度累计最高500万元的专项奖励。

来看,数字基建有效促进了产业升级、碳减排及高技能创业人才吸引等经济、环境与社会效应^[15-17]。就微观视角而言,其能够有效推动企业能力提升与核心技术突破^[18]。事实上,人工智能、工业互联网等前沿应用高度依赖底层的算力资源。当前研究主要从企业微观层面验证了算力资源的经济后果,包括对企业人工智能技术应用^[9]以及全要素生产率^[2]的影响。此外,算力部署也展现出宏观的资源配置效应^[19]。

综上所述,现有文献对企业数字技术创新的前因进行了丰富探讨,也关注到了新型基础设施尤其是算力基础设施的经济后果,但一个关键的研究缺口在于:现有研究多将算力基础设施视为通用的技术环境,考察其对企业经济绩效或广义创新的促进作用,尚未剖析其对数字技术创新活动的独特影响及内在机制。这一区分具有重要意义,数字技术创新高度依赖低成本、高效率的试错迭代与复杂计算,算力所提供的正是支撑这种创新范式的核心要素资源。因此,深入考察算力基础设施对企业数字技术创新的影响机制,能更深刻地解释数字技术创新活动的独特规律,对现有创新前因理论形成有价值的补充。

三、理论分析与研究假设

(一)算力基础设施对企业数字技术创新的影响

数字经济时代,算力已跃升为关键的战略性生产要素。以超算中心为代表的算力基础设施作为此类要素的公共供给平台,其价值远不止于提供超算服务,更在于通过算力资源的集约配置与开放共享,重塑区域内企业数字技术创新的外部条件和支撑环境。

首先,基于资源依赖理论,算力基础设施的建设与运营,构成了地方政府获取战略资源、提升区域竞争力的关键契机,能够引导科技财政资源、专项补贴向所在区域倾斜,形成政策资源的“供给池”,从而降低区域内企业数字技术创新的资源门槛^[6]。其次,基于知识溢出理论,算力基础设施是串联区域创新网络、加速知识流动的关键枢纽。超算中心多依托顶尖高校与科研机构建设,凭借地理邻近性优势构建高密度创新合作网络,推动数字技术知识在本地扩散、吸收与再创造^[20],有效优化了区域数字技术创新的生态结构。最后,根据知识型劳动力流动理论,算力基础设施作为重大科技基础设施,能够向市场释放出区域内大力发展前沿数字技术的强信号,进而吸引高技能数字人才向算力高地流动与集聚^[21]。集聚的人才构成了承接与转化前沿数字技术的核心载体,这正是创新规模化扩散的关键。依托算力基础设施汇聚的应用场景、行业知识与共性技术模块,以及高密度的人才互动网络,技术知识在人才间快速扩散与再创造,企业能够更有效地将外部数字技术融入创新实践,拓宽数字技术创新的路径。

基于上述分析,本文提出假设1:算力基础设施对企业数字技术创新具有促进作用。

(二)算力基础设施影响企业数字技术创新的作用机制

1. 促进政策资源供给

算力基础设施能够促进政策资源向所在区域定向配置,为企业数字技术创新提供关键支持。根据信号传递理论,算力基础设施的建设不仅推动地方政府通过“算力券”等政策工具向相关企业定向配置创新补贴,也向市场传递政府认可数字技术创新路线的积极信号,明显增强企业从事高风险数字技术创新活动的制度合法性^[22],并帮助企业吸引外部投资者,有效缓解融资约束并激励企业增加研发投入^[23]。同时,依据制度理论,算力基础设施的建设促使地方政府在合法性诉求与战略趋同驱动下,主动加大财政科技投入以对接国家战略,为区域营造了具备高风险容忍度的资金环境,降低企业数字技术创新的试错成本,激活技术研发的内在活力。

基于上述分析,本文提出假设2:算力基础设施通过促进政策资源供给提升企业数字技术创新水平。

2. 优化创新生态结构

算力基础设施能够优化区域创新生态,增强知识溢出的广度与深度。根据创新生态系统理论,创新主

体的绩效依赖于其所处生态环境的整体质量。算力基础设施能够驱动区域数字经济发展水平的整体跃升^[24],降低企业技术搜寻与试错成本^[25],拓宽企业识别数字技术创新机会的边界。知识溢出效应的深化还有赖于微观层面知识网络的构建。根据开放式创新范式,算力基础设施作为开放的研发平台,有助于降低高校、科研机构与企业跨界合作壁垒,能高效催化前沿领域的产学研深度合作^[26],加速基础科学知识向产业界的外溢并增强企业对外部知识的吸收与再创造能力。

基于上述分析,本文提出假设3:算力基础设施能够通过优化创新生态结构提升企业数字技术创新水平。

3. 促进数字人才集聚

算力基础设施所引发的数字人才集聚效应,能够从区域人才供给与企业人才配置两个层面转化为企业数字技术创新的智力基础。依据区位选择理论,重大科技基础设施能够引导技术人才向特定区域集中。地方政府以算力基础设施建设为契机完善人才引进与激励机制,有效提升科技人才集聚水平^[21]。高密度的人才集聚加速了隐性知识在区域内的流动与重组^[27],提升了数字技术创新效率。人才集聚效应也向企业内部延伸,根据人力资本的技术吸收模型,算力基础设施能提升企业对数字技能劳动力的需求^[28],促使企业增加技术类员工的雇佣比例^[29],增强企业对外部技术机会的识别与响应能力^[30],并通过内部知识共享,降低将新技术推向应用场景的转化风险。

基于上述分析,本文提出假设4:算力基础设施能够通过促进数字人才集聚提升企业数字技术创新水平。

四、实证设计

(一) 样本选择与数据来源

本文以2007—2023年沪深A股上市公司为研究样本。起始年份设为首个超算中心正式运营(2009年)的前两年,以保证政策前观测期充分。2023年尚未实际运营的超算中心因缺乏政策后观测期不纳入实验组。在剔除金融行业、ST类及变量严重缺失的样本后,得到3636家企业共38391个观测值。数据来源方面,超算中心试点信息通过手工搜集科技部、地方政府官方网站公告获得;企业数字技术创新专利数据来源于上海经禾信息技术有限公司中国研究数据服务平台(CNRDS);企业层面财务数据从深圳希施玛数据科技有限公司CSMAR中国经济金融研究数据库、万得(Wind)数据库及企业年报中获取;城市层面数据来源于《中国城市统计年鉴》及北京大学数字普惠金融指数;产学研合作数据来源于中国知网(CNKI)与全国顶级综合性学术文摘与引文数据库(SCOPUS)。所有连续变量均实施上下1%的缩尾处理,以减轻极端值的影响。

(二) 模型设定

本文以超算中心政策作为识别算力基础设施经济效应的准自然实验,鉴于超算中心分批次投入运营,使用多期双重差分模型识别其对企业数字技术创新的影响效应。模型设定如下:

$$DTI_{ict} = \alpha_1 + \beta_1 CPI_c \times POST_t + X'_{ict} \gamma + \lambda_i + \mu_t + \varepsilon_{ict} \quad (1)$$

其中,被解释变量 DTI_{ict} 包括 $\ln DTIL_{ict}$ 、 $\ln DTIQ_{ict}$,分别表示位于城市 c 的企业 i 在年份 t 的数字技术创新数量与质量;解释变量 $CPI_c \times POST_t$ 为超算中心试点的政策虚拟变量,若企业 i 所在的城市 c 在年份 t 已投入运营超算中心则取值为1,否则为0; X'_{ict} 为控制变量向量; α_1 为截距项; λ_i 、 μ_t 分别为个体固定效应和年份固定效应; ε_{ict} 为随机扰动项。

(三) 变量说明

1. 被解释变量

企业数字技术创新(DTI),界定为企业以人工智能、大数据、云计算与区块链等数字技术为核心对象,通过自主研发产出新技术、新方法或新系统的技术创新活动,聚焦技术层面的创新产出。企业数字技术创新

的核心技术成果直接反映在专利产出上^[1],区分其与传统技术创新的关键在于专利内含的数字化特征。参考陶锋等^[31]的研究,本文依据《国际专利分类与国民经济行业分类参照关系表(2018)》和《数字经济及其核心产业统计分类(2021)》,识别数字技术创新专利的国际专利分类(IPC),并匹配上市公司及其参控股公司的专利数据,从数量($\ln DTIL$)和质量($\ln DTIQ$)两个维度衡量:数量以数字技术创新专利申请总量加1后取自然对数衡量;质量以数字技术创新专利被引次数加1后取自然对数衡量。

2. 解释变量

算力基础设施($CPI \times POST$),以超算中心投入运营作为政策冲击时点,由两个变量交互构成:一是对照组虚拟变量(CPI_c),若企业*i*所在城市*c*超算中心投入运营取1,否则取0;二是时间虚拟变量($POST_t$),城市*c*有超算中心投入运营的当年及之后年份取1,否则取0。实验组由2009—2022年实际运营超算中心的城市所辖企业构成,共包括309家企业、4377个观测值;对照组为样本期内未运营超算中心的城市所辖企业,共3327家企业、34014个观测值。

3. 控制变量

本文参考相关研究的做法^[6,21,32],选取以下控制变量:企业规模($\ln Asset$),企业资产总额取自然对数;企业年龄(Age),当前年份与成立年份之差;第一大股东持股比例($Top1$),企业第一大股东持股数量占总股本的比例;企业成长性($Growth$),营业收入增长率;现金持有水平($Cashflow$),企业经营活动产生的现金流量净额与资产总额之比;资产负债率(Lev),企业负债总额与资产总额之比;总资产报酬率(Roa),企业净利润与资产总额之比;托宾Q值($TobinQ$),企业市场价值与资产总额之比;新型数字基础设施水平(Ndi),省级政府工作报告中相关词频比重与地级市信息就业人员占比的乘积。

(四) 变量描述性统计

表2报告了主要变量的描述性统计结果。企业数字技术创新数量($DTIL$)的均值为16.6367,标准差为45.2043,取值范围为0至387;企业数字技术创新质量($DTIQ$)的均值为83.5895,标准差为1149.0864,取值范围为0至62989。这表明,样本企业在数字技术创新数量和质量水平方面均存在较大差异,创新活动呈现较强的企业间分化特征。控制变量的均值和标准差均处于合理区间,不存在极端异常值。

表2 描述性统计结果

变量类型	变量	观测值	均值	标准差	最小值	最大值
被解释变量	$DTIL$	38391	16.6367	45.2043	0	387
	$DTIQ$	38391	83.5895	1149.0864	0	62989
解释变量	$CPI \times POST$	38391	0.0630	0.2430	0	1
控制变量	$Asset$	38391	1.2359×10^{10}	3.1075×10^{10}	4.4233×10^8	2.3322×10^{11}
	Age	38391	10.0406	7.6316	0	28
	$Top1$	38391	0.3430	0.1480	0.0896	0.7288
	$Growth$	38391	0.1515	0.3289	-0.4863	1.7399
	$Cashflow$	38391	0.0508	0.0666	-0.1385	0.2316
	Lev	38391	0.4167	0.2005	0.0565	0.8698
	Roa	38391	0.0537	0.0635	-0.1968	0.2396
	$TobinQ$	38391	1.9953	1.1797	0.8528	7.2759
	Ndi	38391	0.0018	0.0015	0.0000	0.0058

五、实证结果与分析

(一) 基准回归

表3 报告了算力基础设施对企业数字技术创新影响的基准回归结果。结果显示,在控制控制变量、个体固定效应和年份固定效应后,CPI×POST 的回归系数分别在 5%和 1%水平下显著为正。其中,第一列解释变量的回归系数为 0.073 5,表明超算中心投入运营后,所在城市企业的数字技术创新数量较对照组企业平均提升约 7.35%;第二列解释变量的回归系数为 0.227 0,表明企业数字技术创新质量较对照组平均提升约 22.70%。这说明算力基础设施不仅扩大了企业数字技术创新的产出规模,更有效提高了数字技术创新的技术含量与影响力,假设 1 得到验证。

表 3 基准回归结果

变量	lnDTIL	lnDTIQ
CPI×POST	0.073 5** (2.491 7)	0.227 0*** (6.855 6)
lnAsset	0.430 9*** (35.926 0)	0.362 1*** (28.230 0)
Age	-0.038 0 (-1.324 7)	0.069 8** (2.553 8)
Top1	-0.111 1 (-1.435 7)	-0.384 6*** (-4.801 2)
Growth	-0.019 6 (-1.387 9)	-0.090 9*** (-6.459 5)
Cashflow	-0.165 9** (-2.127 7)	0.216 2*** (2.625 9)
Lev	-0.089 4** (-2.026 9)	0.132 9*** (2.879 2)
Roa	-0.008 1 (-0.082 9)	-0.586 6*** (-5.990 4)
TobinQ	0.028 7*** (5.512 7)	0.043 9*** (7.926 1)
Ndi	-7.718 4 (-1.528 9)	-22.423 6*** (-4.154 9)
常数项	-7.731 0*** (-20.184 2)	-7.161 8*** (-18.394 4)
个体固定效应	控制	控制
年份固定效应	控制	控制
R ²	0.793 2	0.843 0
观测值	38 391	38 391

注：*、**和***分别表示在 10%、5%、1%水平下显著,括号内为 t 值,后表同。

(二) 平行趋势假设评估

为验证多期双重差分模型的适用性,本文采用事件研究法进行平行趋势评估,并以政策实施前 1 年为基准期,考察政策的动态效应。如图 1 所示,政策实施前各期估计系数均围绕 0 值波动且均不显著,满足平行趋势假定。政策实施后,当被解释变量为 lnDTIL 时,估计系数自第 4 期开始显著为正,表明对数字技术创新数量的促进具有一定滞后性;当被解释变量为 lnDTIQ 时,估计系数持续显著为正,表明其对数字技术创新质量的提升更具即时性。综上,模型满足平行趋势假设,基准回归结果具有较好的可信度。

进一步地,考虑到进行多期双重差分估计时,可能因处理效应异质性而产生估计偏误,本文采用古德曼-培根分解方法^[33]进行检验。由表 4 可知,“较晚处理组与较早对照组”属于可能引发偏误的对照组,在 lnDTIL 和 lnDTIQ 两个维度上,该组的权重均仅为 2.4%。因此,异质性处理效应对估计结果的影响有限,结论较为稳健。

(三) 内生性分析

为控制超算中心选址非随机性及样本特征差异带来的内生性问题,本文分别采用两阶段最小二乘(2SLS)法、倾向得分

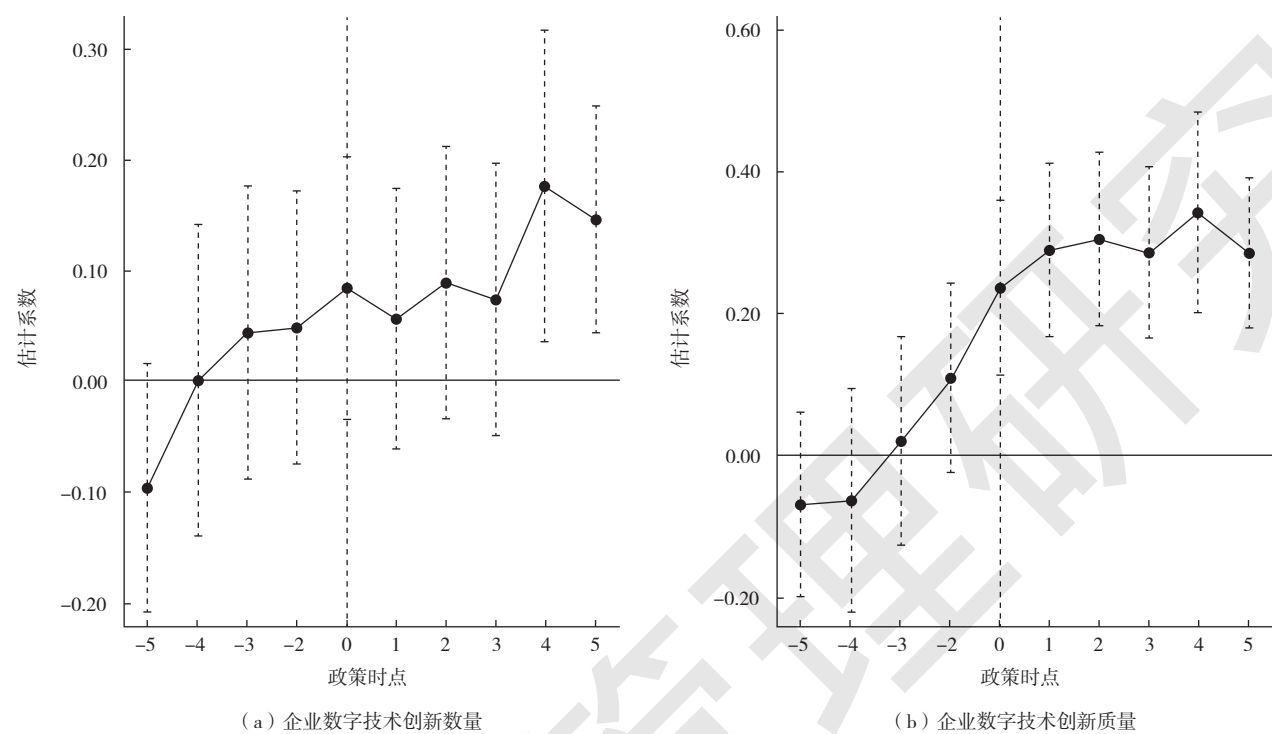


图 1 平行趋势假设评估结果

匹配方法与熵平衡匹配方法进行检验。

表 4 古德曼-培根分解结果

变量	分组类型	权重	估计系数
lnDTIL	较早处理组与较晚对照组	0.019 0	0.160 0
	较晚处理组与较早对照组	0.024 0	0.085 0
	处理组与未处理组	0.957 0	0.093 0
lnDTIQ	较早处理组与较晚对照组	0.019 0	0.284 0
	较晚处理组与较早对照组	0.024 0	0.309 0
	处理组与未处理组	0.957 0	0.259 0

一是 2SLS 法。选取 1984 年城市百人电话机数量与时间虚拟变量的交互项作为工具变量(IV)。历史电话机数量具有时间不变性,满足外生性;早期通信资源禀赋明显影响超算中心选址,满足相关性。表 5 前三列回归结果显示,Kleibergen-Paap rk LM 统计量在 1%水平下显著,Kleibergen-Paap rk Wald F 值高于 Stock-Yogo 10%临界值,说明工具变量识别有效且不存在弱工具变量问题。第一阶段 IV 的回归系数在 1%水平下显著为正;第二阶段 $CPI \times POST$ 的回归系数均显著为正,表明控制选址非随机性后,基准结论依然稳健。二是倾向得分匹配(PSM)和熵平衡匹配(EBM):PSM 检验中以控制变量为匹配变量执行 1:4 最近邻匹配,EBM 将控制变量的一阶矩、二阶矩与三阶矩纳入匹配,处理后结果见表 5 回归结果的后四列。两种方法下, $CPI \times POST$ 的回归系数均显著为正,说明控制样本特征差异后,结论仍成立。

表 5 内生性分析回归结果

变量	2SLS			PSM		EBM	
	第一阶段	第二阶段		lnDTIL	lnDTIQ	lnDTIL	lnDTIQ
		lnDTIL	lnDTIQ				
CPI×POST		0.432 3*** (9.833 1)	0.463 4*** (8.511 3)	0.055 7* (1.688 3)	0.212 6*** (5.703 3)	0.118 0*** (3.589 0)	0.236 0*** (6.558 3)
IV	0.472 9*** (52.156 2)						
常数项	-0.053 5 (-1.105 6)	-11.890 9*** (-70.812 3)	-13.455 3*** (-65.737 1)	-7.092 8*** (-11.713 2)	-5.951 4*** (-9.735 5)	-7.497 3*** (-11.283 4)	-6.024 4*** (-9.111 4)
控制变量	控制	控制	控制	控制	控制	控制	控制
个体固定效应	控制	控制	控制	控制	控制	控制	控制
年份固定效应	控制	控制	控制	控制	控制	控制	控制
Kleibergen-Paap rk LM	984.919 0***						
Kleibergen-Paap rk Wald F	2 720.271 0						
R ²	0.807 1	0.186 5	0.192 4	0.816 6	0.863 7	0.801 7	0.856 9
观测值	38 391	38 391	38 391	16 840	16 840	38 391	38 391

(四) 稳健性检验

1. 安慰剂检验

为排除随机因素干扰,本文分别进行空间安慰剂检验(随机设定实验组城市,500次模拟)和混合安慰剂检验(随机生成伪实验组和伪政策时间,500次模拟)。结果如图 2 所示,两种检验下真实处理效应估计值均明显偏离安慰剂系数分布,并位于分布右侧尾部,P 值均达到显著性水平,表明基准结论并非由随机因素驱动。

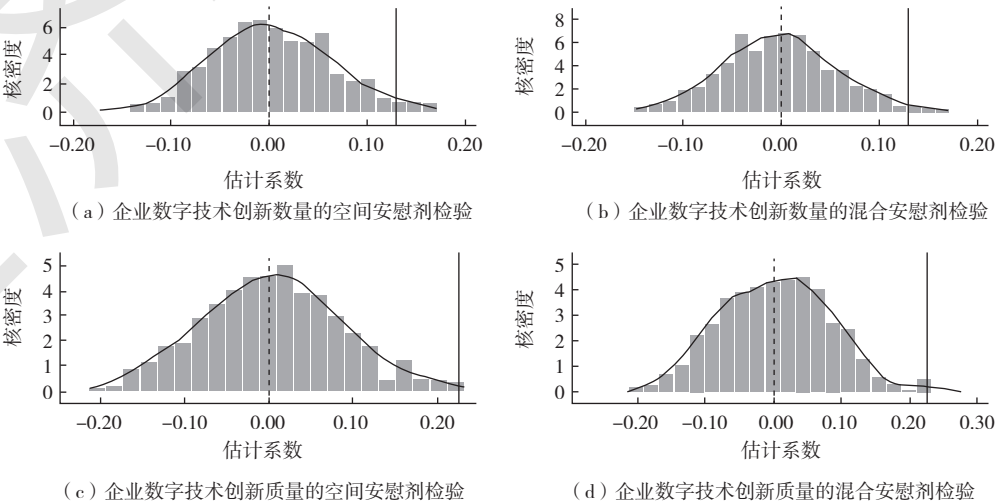


图 2 安慰剂检验结果

2. 基于获批时间的检验

鉴于超算中心从获批到正式运营存在时间间隔,政策效应可能面临政策时点识别偏差的问题。为检验基准结论的稳健性,本文以获批年份重新界定政策冲击时点,构建交互项 CPI_A (实验组虚拟变量) $\times POST_A$ (政策时间虚拟变量)。表 6 的结果显示, $CPI_A \times POST_A$ 的回归系数均在 1% 水平下显著为正,表明以获批年份测度的政策冲击有效促进企业数字技术创新,验证了基准结论的稳健性。

表 6 基于获批时间的回归结果

变量	lnDTIL	lnDTIQ
$CPI_A \times POST_A$	0.1301*** (4.1205)	0.2242*** (6.3204)
常数项	-7.7176*** (-20.1501)	-7.1454*** (-18.3405)
控制变量	控制	控制
个体固定效应	控制	控制
年份固定效应	控制	控制
R^2	0.7933	0.8429
观测值	38391	38391

3. 其他稳健性检验

为进一步检验基准结论的可靠性,本文还进行了如下稳健性检验:第一,替换被解释变量,分别使用发明型和实用型数字技术专利的申请量、引用量重新度量企业数字技术创新数量与质量,并基于年报文本中数字技术创新相关关键词词频构建企业数字技术创新指数;第二,更换估计模型,考虑到数字技术专利申请量及引用量具有非负整数特征,采用负二项回归模型重新估计;第三,排除其他政策干扰,将智能制造试点、数字经济创新发展试验区及人工智能创新试验区的政策变量分别及同时纳入模型进行控制。上述稳健性检验结果均表明,结论仍成立^①。

(五) 机制检验

基于理论分析,算力基础设施可能通过政策资源供给、创新生态结构优化、数字人才集聚三条路径发挥作用。为此,本文参考已有研究^[34],设定如下模型:

$$M_{ict} = \alpha_2 + \beta_2 CPI_e \times POST_t + X'_{ict} \gamma + \lambda_i + \mu_t + \varepsilon_{ict} \quad (2)$$

其中, M_{ict} 代表机制变量,其余变量设定与基准回归模型保持一致。

1. 政策资源供给机制

本文从城市和企业两个层面测度政策资源供给机制。城市层面的政府科技支出 (GTE),以城市财政科学技术支出占一般公共预算收入的比重测度;企业政府创新补贴 ($lnGIGS$),以企业算力领域政府创新补贴金额加 1 后取自然对数衡量^②。表 7 结果显示, $CPI \times POST$ 的回归系数均显著为正,表明算力基础设施能够通过增加政府科技支出、促进企业获得的政府创新补贴增长,提升政策资源供给水平。具体而言,财政科技投入的增加有助于营造高风险容忍度的区域资金环境,政府专项补贴则能够缓解企业数字技术创新的融资约束,二者共同降低了企业数字技术创新的资源门槛并激励研发投入。因此,假设 2 得到验证。

2. 创新生态结构优化机制

本文从宏观环境和微观网络两个维度测度创新生态结构优化机制。宏观数字经济发展水平 (DE) 以

① 限于篇幅,其他稳健性检验结果未详细报告,留存备案。

② 企业算力领域政府创新补贴根据上市公司年报政府补助明细识别,先筛选创新导向补贴项目,再结合算力领域关键词进行二次筛选;限于篇幅,政府创新补贴特征词和算力领域关键词未详细报告,留存备案。

熵值法构建综合指数测度,选取互联网普及率、互联网相关从业人员情况、互联网相关产出情况、移动电话普及率、数字普惠金融指数共 5 个城市数字化指标^[35];微观产学研合作网络(lnIUGC)以企业算力领域产学研合作论文数量加 1 后取自然对数衡量^①。表 7 结果显示,CPI×POST 的回归系数均显著为正,表明算力基础设施能够通过改善宏观数字经济环境、强化微观产学研协作网络,优化区域数字技术创新生态结构。具体而言,数字经济环境提升拓宽了知识溢出渠道,并降低技术搜寻与试错成本;产学研协作则增强了企业外部知识吸收与再创造能力,二者协同改善了企业数字技术创新的外部生态条件。因此,假设 3 得到验证。

3. 数字人才集聚机制

本文从城市集聚和企业集聚两个层面测度数字人才集聚机制。城市数字人才集聚(CDTA),采用区位熵计算数字产业从业人员的空间集聚水平^[27]。其中,数字产业从业人员数为信息传输、软件与信息技术服务业从业人数与计算机、通信以及其他电子设备制造业从业人数之和;企业数字人才集聚(EDTA),采用企业技术类员工占员工总人数的比例衡量^[36]。表 7 结果显示,CPI×POST 的回归系数均显著为正,表明算力基础设施能够通过增强城市层面的数字人才吸引能力和企业层面的数字人才配置能力,促进数字人才要素集聚。具体而言,算力基础设施不仅通过重大科技平台建设提升了城市对数字人才的吸引力,加速了隐性知识在区域内的流动与扩散^[27],也通过丰富企业数字化应用场景和技术实践机会,增强了数字人才向企业内部流动和沉淀的动力,从而形成由外部技术扩散到内部吸收能力提升的系统性赋能效应。因此,假设 4 得到验证。

表 7 机制检验回归结果

变量	政策资源供给		创新生态结构优化		数字人才集聚	
	GTE	lnGIGS	DE	lnIUGC	CDTA	EDTAS
CPI×POST	0.010 2 *** (20.547 4)	3.162 1 ** (2.157 9)	0.019 9 *** (9.150 1)	0.008 0 * (1.752 3)	0.111 3 *** (13.855 3)	0.008 4 ** (2.515 4)
常数项	-0.029 6 *** (-5.194 5)	-12.983 5 (-0.895 0)	-0.170 8 *** (-4.853 3)	-0.245 9 *** (-5.076 4)	2.137 5 *** (4.783 1)	0.148 0 *** (2.907 0)
控制变量	控制	控制	控制	控制	控制	控制
个体固定效应	控制	控制	控制	控制	控制	控制
年份固定效应	控制	控制	控制	控制	控制	控制
R ²	0.842 8	0.212 3	0.776 7	0.354 8	0.898 8	0.797 6
观测值	37 952	38 391	38 391	38 391	24 235	38 391

(六)交互效应分析

算力基础设施对企业数字技术创新的赋能效应易受到高管团队特质的影响。根据高层梯队理论,数字素养较高的高管团队具有更强的技术敏感性,能够及时识别算力资源中的创新机会^[11];高管数字化领导力

① 企业算力领域产学研合作论文根据合作论文标题与参与机构信息识别,并结合算力领域关键词进行筛选;限于篇幅,算力领域关键词未详细报告,留存备案。

则通过组织变革与资源协调提升算力向创新成果的转化效率^[37-38]。本文从核心高管数字素养(*IT*)和数字化领导力(*DL*)两个维度来衡量高管团队识别数字技术机会并推动数字化战略实施的能力。*IT*的度量参考何一鸣和刘向前^[39]的研究,从学习经历、专业技术职称与从业经历三个维度考察高管是否具备数字技术背景,若企业至少存在一位此类高管取1,否则取0。*DL*的度量参考王辰等^[40]的研究,根据具备数字技术经验的高管在治理结构中的层级赋值:无此类高管取0,存在取1,进入董事会取2,担任CEO或董事长取3。据此,设定如下模型:

$$DTI_{ict} = \alpha_3 + \beta_3CPI_c \times POST_t + \eta_1CPI_c \times POST_t \times T_{ict} + \varphi_1T_{ict} + X'_{ict}\boldsymbol{\gamma} + \lambda_i + \mu_t + \varepsilon_{ict} \tag{3}$$

其中, T_{ict} 包括*IT*和*DL*, η_1 反映高管团队数字化战略能力对算力赋能效应的交互影响;其他与基准模型保持一致。

回归结果见表8。*IT*交互项的回归系数在ln*DTIL*维度于5%水平下显著为正,在ln*DTIQ*维度于1%水平下显著为正,表明核心高管数字素养能够进一步强化算力基础设施对企业数字技术创新的促进作用,且对创新质量的提升效应更突出。*DL*交互项的回归系数仅在ln*DTIQ*维度于1%水平下显著为正,说明数字化领导力的强化作用主要体现在创新质量方面,具有较强数字化领导力的管理团队更倾向于将算力资源投入高价值、突破性创新活动,而非单纯追求数字技术专利数量的增长。

表 8 高管团队数字化战略能力交互效应回归结果

变量	核心高管数字素养		数字化领导力	
	lnDTIL	lnDTIQ	lnDTIL	lnDTIQ
<i>CPI</i> × <i>POST</i>	0.048 0 (1.492 4)	0.158 7 *** (4.400 7)	0.045 5 (1.246 5)	0.138 4 *** (3.462 0)
<i>CPI</i> × <i>POST</i> × <i>IT</i>	0.120 1 ** (2.050 8)	0.285 5 *** (4.674 2)		
<i>CPI</i> × <i>POST</i> × <i>DL</i>			0.018 2 (1.182 9)	0.057 6 *** (3.743 9)
<i>IT</i>	0.137 1 *** (5.848 2)	0.064 6 *** (2.689 4)		
<i>DL</i>			0.006 8 (1.534 0)	0.005 0 (1.049 7)
常数项	-7.747 7 *** (-20.284 8)	-7.161 8 *** (-18.362 0)	-7.720 2 *** (-20.147 6)	-7.125 0 *** (-18.296 6)
控制变量	控制	控制	控制	控制
个体固定效应	控制	控制	控制	控制
年份固定效应	控制	控制	控制	控制
<i>R</i> ²	0.793 6	0.843 2	0.793 3	0.843 1
观测值	38 391	38 391	38 391	38 391

(七) 异质性分析

1. 行业技术密集程度

企业与算力基础设施的互动逻辑因所处行业的技术密集程度而异。本文依据《上市公司行业分类指引》(2012年修订)将样本划分为技术密集型与非技术密集型两组检验此异质性。表9前两列的结果显示:在lnDTIL维度,CPI×POST的回归系数仅在非技术密集型组中显著为正,且组间系数差异显著;在lnDTIQ维度,CPI×POST的回归系数均显著为正,但非技术密集型组的回归系数更大,组间系数差异显著。这表明,非技术密集型企业原有技术积累和数字创新基础相对薄弱,对外部算力资源、公共技术平台和创新服务的依赖更高,因而算力基础设施更能弥补其内生技术能力不足,呈现出“补短板”特征。

2. 企业规模

企业规模同样影响算力基础设施的赋能效果。本文以行业年度的营业收入中位数为界划分企业规模,回归结果见表9后两列。CPI×POST的回归系数均显著为正,在lnDTIL维度,企业规模差异影响不大;在lnDTIQ维度,小企业组的回归系数显著高于大企业组;且两个维度的组间系数差异均显著。这表明,大企业在组织资源、研发投入和创新项目管理方面具有优势,更容易将算力支持转化为数字技术创新数量积累;小企业受资源约束更强,更倾向于将有限算力资源配置于高价值、突破性创新活动。

表 9 异质性分析回归结果

变量	技术密集				企业规模			
	lnDTIL		lnDTIQ		lnDTIL		lnDTIQ	
	技术密集	非技术密集	技术密集	非技术密集	大企业	小企业	大企业	小企业
CPI×POST	-0.042 7	0.180 6***	0.176 2***	0.272 5***	0.079 0*	0.070 8*	0.185 9***	0.214 1***
	(-0.932 3)	(4.602 9)	(3.520 4)	(6.215 3)	(1.741 8)	(1.687 5)	(3.763 4)	(4.301 7)
常数项	-9.138 8***	-6.608 6***	-8.366 1***	-5.541 5***	-6.196 8***	-6.921 6***	-4.217 0***	-6.591 5***
	(-15.121 9)	(-13.026 1)	(-14.383 2)	(-10.714 8)	(-9.970 9)	(-13.582 3)	(-6.803 9)	(-11.895 2)
控制变量	控制	控制	控制	控制	控制	控制	控制	控制
个体固定效应	控制	控制	控制	控制	控制	控制	控制	控制
年份固定效应	控制	控制	控制	控制	控制	控制	控制	控制
R ²	0.818 7	0.713 0	0.883 0	0.786 6	0.830 4	0.748 9	0.877 9	0.819 4
观测值	17 455	20 900	17 455	20 900	19 019	18 961	19 019	18 961
组间系数差异检验	0.000 0***		0.000 0***		0.000 0***		0.000 0***	

注:组间系数差异的显著性检验采用邹检验(Chow test)。

六、结论与建议

本文基于2007—2023年沪深A股上市公司数据,以超算中心建设为准自然实验,运用多期双重差分系统检验算力基础设施对企业数字技术创新的因果效应,得出如下结论:算力基础设施能够提升企业数字技术创新数量与质量,并主要通过政策资源供给、创新生态结构优化、数字人才集聚三条路

径发挥作用,这一结论经过内生性分析和稳健性检验后仍然成立。进一步分析表明,高管团队数字化战略能力会影响算力基础设施的赋能效果,其中核心高管数字素养能够强化其对企业数字技术创新数量和质量的促进作用,数字化领导力的强化作用主要体现在数字技术创新质量方面。异质性分析进一步揭示,该效应在非技术密集型企业中更明显,说明算力基础设施有助于弥补其内生技术能力不足;从企业规模看,算力基础设施对大企业数字技术创新数量、小企业数字技术创新质量的促进作用更强。

基于上述研究结论,本文就如何进一步推进算力基础设施建设、推动企业数字技术创新提出以下政策建议。

第一,优化算力基础设施的战略定位,将其定位为重塑区域创新生态的关键节点。政府在推进算力基础设施建设时,应强化其与地方产业、高校及科研机构的规划联动,引导技术、人才、数据等政策资源围绕算力中心形成集聚,切实降低企业尤其是中小企业的算力使用门槛。

第二,健全多元化算力赋能体系,回应不同类型企业的创新需求。地方政府应在加大公共科技投入和优化定向补贴的基础上,依托算力平台构建产学研深度融合的协同网络,并配套出台人才“引育用留”政策,提升区域对数字人才的吸引力。同时,针对非技术密集型行业可设立解决方案中心,推动算力应用下沉;针对中小企业则推动共享型、低成本的算力服务模式,实现不同类型企业数字技术创新能力的精准提升。

第三,重视高管团队数字化战略能力培育,提升企业识别和转化算力价值的能力。算力价值的释放不仅取决于外部资源供给,也依赖于企业内部的战略认知、资源配置和组织执行能力。企业应将数字化能力建设纳入高管培训体系,推动管理团队更新知识结构,并提高数字化战略执行能力,从而更有效地将外部算力资源转化为高质量创新成果。

参考文献:

- [1] 黄勃,李海彤,刘俊岐,等. 数字技术创新与中国企业高质量发展:来自企业数字专利的证据[J]. 经济研究,2023,58(3):97-115.
- [2] 许诺,毛聚,毛新述,等. 算力部署、数据跨域流动与企业全要素生产率:来自智算中心的证据[J]. 中国工业经济,2025(4):61-79.
- [3] 刘洋,董久钰,魏江. 数字创新管理:理论框架与未来研究[J]. 管理世界,2020,36(7):198-217.
- [4] Scheerder A, van Deursen A, van Dijk J. Determinants of Internet skills, uses and outcomes: a systematic review of the second-and third-level digital divide[J]. Telematics and Informatics, 2017, 34(8):1607-1624.
- [5] 王华,宫裕凯. 算力基础设施建设与企业人工智能技术发展[J]. 统计与信息论坛,2026,41(2):42-55.
- [6] 沈姗姗,罗琛,程铨. 数字基础设施建设对企业数字技术创新的驱动效应研究[J]. 经济问题探索,2025(2):62-76.
- [7] 毛丰付,魏亚飞,高雨晨. 算力基础设施与企业数字化转型[J]. 经济管理,2025,47(12):101-120.
- [8] Nambisan S, Lyytinen K, Majchrzak A, et al. Digital innovation management: reinventing innovation management research in a digital world[J]. MIS Quarterly, 2017, 41(1):223-238.
- [9] Forman C, van Zeebroeck N. Digital technology adoption and knowledge flows within firms: can the Internet overcome geographic and technological distance? [J]. Research Policy, 2019, 48(8):103697.
- [10] Chang C H, Chen Y S, Tseng C W, et al. Digital transformation anxiety: absorptive capacity, dynamic capability, and digital innovation performance [J]. Management Decision, 2025, 63(3):734-755.
- [11] 匡慧妹,刘政,左勇华,等. 信息技术背景高管能否推动企业数字创新? [J]. 科学学研究,2024,42(12):2656-2667.

- [12] Cao G M, Duan Y Q, Edwards J S. Organizational culture, digital transformation, and product innovation[J]. Information & Management, 2025, 62(4): 104135.
- [13] 叶举, 艾玮炜. 市场竞争中的企业数字变革: 赋能创新的影响研究[J]. 当代经济科学, 2024, 46(3): 80-94.
- [14] 张古鹏, 梁艳, 黄杜鹃, 等. 政府混合激励政策如何影响多元数字技术创新[J]. 科学学研究, 2026, 44(4): 842-858.
- [15] 袁航, 朱承亮. 数字基础设施建设加速中国产业结构转型升级了吗? ——基于“宽带中国”战略的准自然实验[J]. 经济问题探索, 2022(10): 118-133.
- [16] Peng H R, Ling K, Zhang Y J. The carbon emission reduction effect of digital infrastructure development: evidence from the broadband China policy [J]. Journal of Cleaner Production, 2024, 434: 140060.
- [17] 焦豪, 崔瑜, 张亚敏. 数字基础设施建设与城市高技能创业人才吸引[J]. 经济研究, 2023, 58(12): 150-166.
- [18] 元茹静, 钞小静. 数字基础设施建设对关键核心技术突破的影响: 来自专利文本机器学习的经验证据[J]. 经济与管理研究, 2024, 45(11): 14-31.
- [19] 廖斌, 曾湛荆, 易行, 等. 算力部署与未来产业企业进入[J]. 财经科学, 2025(12): 90-103.
- [20] 郭金花, 朱承亮. 数字基础设施建设对中国企业创新影响研究: 作用机制与效应检验[J]. 现代财经(天津财经大学学报), 2023, 43(10): 39-55.
- [21] 毛其淋, 钟一鸣. 创新型城市试点建设如何赋能企业数字技术创新? [J]. 世界经济研究, 2024(12): 3-17.
- [22] 郭玥. 政府创新补助的信号传递机制与企业创新[J]. 中国工业经济, 2018(9): 98-116.
- [23] 赵天宇, 郭树龙. 政府引导基金、政府补贴与企业创新: 效应差异与互补影响[J]. 经济与管理研究, 2024, 45(7): 57-76.
- [24] 王亚飞, 柏颖, 刘静. 自由贸易试验区设立对创新集聚的影响机制及效应评估[J]. 统计与信息论坛, 2023, 38(7): 87-101.
- [25] 李治国, 王杰. 数字经济发展、数据要素配置与制造业生产率提升[J]. 经济学家, 2021(10): 41-50.
- [26] 江唐洋, 于洋, 聂军. 数字化转型会促进企业产学研合作创新吗? [J]. 中南财经政法大学学报, 2024(2): 29-39.
- [27] 李晓龙, 魏启帆. 数据要素市场化赋能数字技术创新的机制与影响效应研究[J]. 统计与决策, 2026, 42(5): 166-171.
- [28] 张艺, 司徒东博, 李秀敏. 企业数字化转型、城市数字基础设施与劳动力数字技能需求[J]. 首都经济贸易大学学报, 2025, 27(6): 53-66.
- [29] 王海, 闫卓毓, 郭冠宇, 等. 数字基础设施政策与企业数字化转型: “赋能”还是“负能”? [J]. 数量经济技术经济研究, 2023, 40(5): 5-23.
- [30] Huang Y H, Gao Y J. Labor protection and the digital transformation of enterprises: empirical evidence from China's social insurance law[J]. Finance Research Letters, 2023, 57: 104169.
- [31] 陶锋, 朱盼, 邱楚芝, 等. 数字技术创新对企业市场价值的影响研究[J]. 数量经济技术经济研究, 2023, 40(5): 68-91.
- [32] 李健, 张金林, 董小凡. 数字经济如何影响企业创新能力: 内在机制与经验证据[J]. 经济管理, 2022, 44(8): 5-22.
- [33] Goodman-Bacon A. Difference-in-differences with variation in treatment timing[J]. Journal of Econometrics, 2021, 225(2): 254-277.
- [34] 江艇. 因果推断经验研究中的中介效应与调节效应[J]. 中国工业经济, 2022(5): 100-120.
- [35] 赵涛, 张智, 梁上坤. 数字经济、创业活跃度与高质量发展: 来自中国城市的经验证据[J]. 管理世界, 2020, 36(10): 65-76.
- [36] 孟庆斌, 李昕宇, 张鹏. 员工持股计划能够促进企业创新吗? ——基于企业员工视角的经验证据[J]. 管理世界, 2019, 35(11): 209-228.
- [37] Firk S, Hanelt A, Oehmichen J, et al. Chief digital officers: an analysis of the presence of a centralized digital transformation role[J]. Journal of Management Studies, 2021, 58(7): 1800-1831.
- [38] 张恒, 高中华. 数字化领导力与员工创新行为: 基于社会信息加工的理论视角[J]. 首都经济贸易大学学报, 2025, 27(4): 100-112.
- [39] 何一鸣, 刘向前. CEO 的 IT 背景对企业数字化转型的影响: 基于上市公司数据的 DID 检验[J]. 中国软科学, 2024(S1): 92-99.
- [40] 王辰, 赵钰莹, 薛睿, 等. 数字化领导力如何驱动高耗能企业绿色技术创新[J]. 科技进步与对策, 2025, 42(24): 138-149.

How Does Computing Power Infrastructure Affect Enterprise Digital Technological Innovation?

—A Quasi-Natural Experiment Based on Construction of National Supercomputing Centers

XIE Xuan¹, CUI Peilin¹, ZHANG Genjie¹, WANG Yunchen²

(1. Sichuan Agricultural University, Chengdu 611130;

2. Xihua University, Chengdu 610039)

Abstract: Enterprise digital technological innovation is a core driver of high-quality development amid digital-real economy integration, yet firms face dual constraints of limited computing power and high application barriers. Unlike general technological innovation, digital technological innovation relies more on complex computing, large-scale data processing, and repeated experimentation. Most existing research examines the antecedents of enterprise digital technological innovation within the technology-organization-environment (TOE) framework, with insufficient attention to the unique role of computing power as a key strategic resource. This paper addresses this gap by examining whether and how computing power infrastructure empowers enterprise digital technological innovation.

Using China's staggered National Supercomputing Center policy as a quasi-natural experiment, This paper constructs a multi-period difference-in-differences model based on data from A-share listed firms in China from 2007 to 2023. The findings show that computing power infrastructure enhances the quantity and quality of innovation, especially the latter. Mechanism tests reveal three channels: stronger policy resource supply, better innovation ecosystem structure, and greater digital talent agglomeration. Specifically, it increases local science and technology expenditure, computing-related innovation subsidies, regional digital economy development, university-industry-research collaboration, digital talent inflows, and firms' share of technical employees. Further analysis shows that top management teams' digital strategic capability affects this enabling role: executive digital literacy enhances both quantity and quality, whereas digital leadership mainly improves quality. Heterogeneity analysis shows stronger effects in non-technology-intensive industries, suggesting that computing power infrastructure can compensate for a lack of internal technical capabilities. Moreover, large firms gain more in innovation quantity, while small firms gain more in innovation quality. Therefore, computing power infrastructure is not only a technical public platform but also an important vehicle for reshaping the allocation of regional innovation resources, collaboration networks, and talent mobility.

This paper offers firm-level causal evidence for computing-driven digital technological innovation and shows how computing power works through several paths within a regional innovation ecosystem. It also clarifies when the effect becomes stronger or weaker. The findings offer practical recommendations, including treating computing infrastructure as a regional innovation anchor; linking policy, industry, research, and talent support; improving access to public computing services; enhancing executives' digital strategic capability; and adopting differentiated empowerment strategies.

Keywords: computing power infrastructure; enterprise digital technological innovation; National Supercomputing Center; policy resource supply; innovation ecosystem structure optimization; digital talent agglomeration

编校:姜 莱;宋怡茹