

DOI:10.3969/j.issn.1674-8131.2024.06.005

大数据技术应用对制造业 企业技术创新的影响

孙献贞

(浙江财经大学 经济学院, 浙江 杭州 310018)

摘要:制造业企业应用大数据技术可以改善创新决策、改进创新模式、优化创新流程、降低创新风险、提升创新效率,能够提高创新资源获取能力和创新要素配置效率,并有利于企业与外部主体之间以及内部员工之间的知识共享,从而促进技术创新。基于“技术水平”和“技术应用”两个层面的关键词词典测度大数据技术应用水平,采用沪深A股制造业上市公司2013—2022年数据分析发现:我国制造业企业大数据技术应用水平持续提升,并存在东部较高、中部居中、西部较低的地区差异;大数据技术应用显著提升了制造业企业技术创新水平,其中存在优化创新要素配置和强化知识共享两条路径;大数据技术应用对非绿色技术创新的促进效应更大,对国有企业、非重污染行业企业的技术创新促进效应更大,对资本密集型行业企业的技术创新促进效应比技术密集型行业企业更大,但对劳动密集型行业企业没有显著影响。因此,应促进各类企业的大数据技术应用,并充分发挥其要素配置优化效应和知识共享强化效应,尤其要强化大数据技术应用对绿色技术创新的促进作用。

关键词:大数据技术应用;技术创新;创新要素配置;知识共享;制造业企业

中图分类号:F273.1;F42 **文献标志码:**A **文章编号:**1674-8131(2024)06-0064-14

引用格式:孙献贞. 大数据技术应用对制造业企业技术创新的影响[J]. 西部论坛, 2024, 34(6): 64-77.

SUN Xian-zhen. The impact of big data technology application on technological innovation in manufacturing enterprises[J]. West Forum, 2024, 34(6): 64-77.

一、引言

实现经济高质量发展必须建设现代化产业体系,要把发展经济的着力点放在实体经济上,推动制造业高端化、智能化、绿色化发展,也要加快发展数字经济,促进数字经济和实体经济深度融合,打造具有

* 收稿日期:2024-05-05;修回日期:2024-09-07

基金项目:浙江省哲学社会科学规划青年一般课题(24NDQN054YB)

作者简介:孙献贞(1993),女,山东潍坊人;讲师,博士,主要从事数字经济与绿色发展研究。

国际竞争力的数字产业集群。技术创新能够提升企业的经济绩效和环境绩效,助力经济高质量发展(Wang et al., 2021)^[1]。制造业企业作为实体经济的主体,同时也是技术创新的重要主体,其技术创新对经济高质量发展和中国式现代化建设具有重要推动作用。然而,研发活动具有高投入、高风险、长周期等特征,企业的技术创新会受到多方面因素的制约,如何有效促进制造业企业技术创新成为亟待解决的重大课题。随着数字经济的蓬勃发展,数据要素成为新的关键性生产要素和创新要素,大数据的发展和应用不仅能够释放数据要素潜能,还有利于劳动力、资本、技术等其他要素的自由流动,进而优化要素资源配置,推动制造业生产方式和创新方式变革(李辉, 2019)^[2]。大数据的发展离不开大数据技术的开发和应用,制造业企业对大数据技术的应用能够有效促进其技术创新。在此背景下,深入研究大数据技术应用影响制造业企业技术创新的机制,有助于充分发挥大数据的技术创新促进效应,进而推动制造业企业高质量发展。

大数据通常是指在获取、存储、管理、分析等方面超出传统数据库工具处理能力的数据集(Wen et al., 2022)^[3],具有海量的数据规模、快速的数据流转、多样的数据类型和价值密度低等特征。大数据不仅数据量大,数据价值也大(Farboodi et al., 2019)^[4],是海量、多元化、高价值、高增长的信息资产,其价值的实现需要有新的处理模式。大数据的基本属性是资源和技术,以数据挖掘和应用为核心的大数据技术是大数据创造价值的核心(吕明元等, 2020)^[5]。随着大数据及大数据技术的发展和运用,其产生的经济社会效应逐渐受到学者们的关注,其中,对企业技术创新的影响是研究热点之一。对于宏观层面的大数据发展和应用,已有实证研究大多通过准自然实验来考察大数据发展政策和试点对企业技术创新的影响,比如:史丹和孙光林(2024)^[6]以国家级大数据综合试验区建设为准自然实验,研究发现数据要素能够促进企业创新,进而提升企业的全要素生产率;任晓刚和谢贤君(2024)^[7]以《大数据产业发展规划(2016—2020年)》的实施为准自然实验,分析表明大数据产业发展能够通过增加研发投入、缓解融资约束、提高技术创新收益3个渠道来提升企业技术创新质量;梁明伟(2024)^[8]研究发现,国家级大数据综合试验区的设立能够通过推动数字化转型和优化创新要素配置两个渠道来促进科技型新创企业高端颠覆性创新;戴艳娟等(2024)^[9]分析表明,国家大数据综合试验区的设立对试验区内企业产生了显著的信息改善效应、治理改进效应和资源获取效应,从而有效促进了企业数字技术创新;史丹和孙光林(2022)^[10]通过指数构建法测度地区大数据发展水平,分析表明大数据发展可以通过促进技术创新、优化资本与劳动要素配置效率以及数据赋能来提升制造业企业全要素生产率。对于微观层面的大数据发展和应用,Sivarajah等(2024)^[11]基于356家企业的调研数据,采用CB-SEM模型分析发现,大数据应用能够有效促进企业创新能力提升,Cadden等(2023)^[12]对英国194家中小企业的研究也得到了相似的结论;胡蓉宁(2024)^[13]以2007—2021年沪深A股上市公司为研究样本分析表明,大数据应用可以通过提升营销能力和降低企业成本两个渠道来促进企业技术创新;刘龙均等(2024)^[14]基于我国173家企业数据分析发现,大数据采纳、大数据常规化和大数据同化分别通过资源整合与内部创业对企业创新产生积极影响;张振刚等(2023)^[15]聚焦到制造业企业,利用311家制造企业问卷调查数据,采用PLS-SEM工具研究发现,制造企业的大数据能力与其产品创新绩效正相关。

综上所述,已有研究从宏观大数据相关政策以及微观企业大数据应用两个层面考察了大数据对企业技术创新的影响,结果表明大数据及大数据技术的发展和运用显著促进了企业技术创新。部分文献聚焦制造业企业,分析了地区大数据发展对制造业企业技术创新和制造业企业大数据能力对其产品创新的影响,得到了具有启发性的发现。然而,目前从微观视角分析大数据技术应用影响制造业企业技术创新的研究还较为缺乏,系统剖析大数据技术应用影响制造业企业技术创新的内在作用机制的文献更为少见。有鉴于此,本文在已有研究的基础上,从创新资源配置和知识共享的角度探究大数据技术应用

影响制造业企业技术创新的机制,并采用沪深 A 股制造业上市公司 2013—2022 年的数据进行实证检验。

相比已有研究,本文的边际贡献主要在于:第一,在研究视角上,从微观视角分析大数据技术应用对制造业企业技术创新的影响,拓展了大数据发展与创新之间的关系研究;第二,在研究方法上,基于“技术水平”和“技术应用”两个层面构建大数据技术应用关键词词典,采用词频分析法测度企业的大数据技术应用水平,为相关研究提供了方法参考;第三,探讨并验证了大数据技术应用通过优化创新要素配置和强化知识共享来促进制造业企业技术创新的传导机制,有助于深入认识大数据技术应用对企业高质量发展的积极作用;第四,从技术创新类型、企业产权性质、行业污染属性及行业要素密集度等方面考察了大数据技术应用影响制造业企业技术创新的异质性,为充分发挥大数据技术应用的技术创新促进效应提供了经验借鉴和政策启示。

二、理论分析与研究假说

1. 大数据技术应用与制造业企业技术创新

大数据技术应用是指企业通过先进的大数据技术获取、存储、处理和分析大数据,以提高生产经营决策效率、创造更大价值和效益的能力(Farboodi et al., 2019)^[4]。与云计算、人工智能等数字技术应用相比,大数据技术应用对企业技术创新的影响聚焦于数据挖掘、数据分析、数据可视化等方面,注重在海量数据中发现隐藏的机会和挖掘潜在的价值。制造业企业应用大数据技术可以显著改善其数据收集和处理的方(戴艳娟等, 2023)^[9],促进数据资源的流动和使用,进而通过有效发挥数据要素的潜力促进技术创新。第一,大数据技术应用有助于制造业企业更有效地对数据进行收集、存储和整合,获取更全面准确的信息,并通过数据可视化工具将抽象复杂的数据转化为直观易于理解的图表、图形和仪表盘等,有助于管理层快速掌握关键信息,做出更有前瞻性的创新战略选择,并提高技术创新意愿,从而开展更多更高水平的技术创新活动。第二,大数据技术应用可以提高制造业企业利用信息、处理信息的能力,使得制造业企业可以通过整合海量市场信息对行业和市场的发展进行更精准的预测(白雪洁等, 2021)^[16],进而更有针对性地开展技术研发和转化活动,这将有效降低技术创新失败风险、减少创新资源浪费,激励制造业企业积极提高技术创新水平。第三,大数据技术应用有助于改进制造业企业的技术创新路径,可以通过对技术创新过程数据的实时监测和分析及时调整创新方案和流程,并可以通过构建大数据模型进行模拟仿真和修正来提高技术创新效率、缩短技术创新周期,进而促进制造业企业技术创新(Gao et al., 2023)^[17]。第四,制造业企业还可以应用大数据技术对自身的各种数据进行采集、挖掘和处理,以充分释放自身数据要素的潜能,形成数据驱动、快速迭代式的技术创新模式,从而提升创新能力和创新水平。

总之,大数据技术应用能够有效提高制造业企业的信息采集和处理能力,有助于企业将各种信息转化为可供计算分析的数据要素,并以此提高技术创新决策的效率和科学性;同时,企业可以应用大数据技术对创新过程进行数据建模、修正,从而改进创新模式、优化创新流程、降低创新风险、提升创新效率。由此,本文提出假说 H1:大数据技术应用能够显著促进制造业企业技术创新。

2. 大数据技术应用、创新要素配置与制造业企业技术创新

优化创新要素配置是大数据技术应用促进制造业企业技术创新的重要渠道。根据资源配置理论,大数据技术应用可以拓宽制造业企业获取资本、人才、知识、信息等创新要素的渠道,优化创新要素配置,提高创新要素配置效率,从而提升制造业企业技术创新水平。大数据技术应用能够缓解信息交流障碍造成的要素流动不畅问题,以数据流带动资金流、人才流和技术流,促进制造业企业与不同行业、不同

部门经济主体之间的资源和信息置换(冯楠等,2022;Hu et al.,2024)^[18-19],加快创新要素的有效配置或重组,使得制造业企业能够获得更多样化更丰富的创新资源和产品,从而更有效率地进行技术创新;大数据技术应用有助于制造业企业通过对海量要素数据的整合处理来实现创新要素的精准匹配(任曙明等,2024;Lyu et al.,2024)^[20-21],从而通过创新要素配置的优化提高制造业企业创新能力和创新效率;大数据技术应用有利于市场中供给端与消费端的联通,制造业企业可以应用大数据技术更好地分析和预判市场需求,并针对消费者需求的变化和趋势进行创新资源配置,提高创新要素配置的有效性,进而提升制造业企业技术创新的市场价值和经济收益。

总之,大数据技术应用有利于制造业企业获取更多更高质量的创新资源,并以数据要素带动人才、技术、资本等传统创新要素加速流动,提高制造业企业创新要素的配置效率,进而促进制造业企业技术创新能力和水平的提升。由此,本文提出假说 H2:大数据技术应用可以通过优化创新要素配置的路径来促进制造业企业技术创新。

3. 大数据技术应用、知识共享与制造业企业技术创新

在数字经济时代,强化知识共享成为大数据技术应用促进制造业企业技术创新的另一重要渠道。数字化转型和互联网发展使得技术、专利和知识等不可避免地被扩散,大数据技术应用会加快知识在不同主体之间扩散的速度,同时也为知识的扩散创造了新的更加便捷的路径(田颖等,2021)^[22],而知识共享的强化有助于制造业企业更加有效地利用不同来源的知识来进行技术创新和成果转化,从而促进制造业企业技术创新。一方面,大数据技术应用可以降低沟通成本,提升知识的流转效率,有助于制造业企业内部员工的知识共享(刘宇等,2019)^[23],促进员工知识体系的进化,提升员工的创新能力;另一方面,大数据技术应用可以更好地发挥数据要素优势,加快信息传播速度,提高知识传播效率,促进制造业企业与高校、科研院所、其他企业、政府部门等创新主体之间的知识共享,并显著拓展制造业企业内部的知识存量,而知识存量的增加又会进一步促进制造业企业的内外部知识共享。因此,大数据技术应用有助于强化制造业企业与其他经济主体和创新主体之间以及企业内部的知识共享。知识是不断进化发展的,知识的共享与交流能够促进知识进化,进而带来技术创新模式的变革;同时,充分的知识共享还可以提升创新绩效(Berg et al.,2019;Upadhyay et al.,2020;童红霞,2021)^[24-26],为制造业企业技术创新提供持续强劲的动力。

总之,大数据技术应用能够促进制造业企业的数据生产、积累和扩散,有利于企业与外部主体之间进行知识交换或知识共享,也有助于内部员工之间进行经验沉淀和资源共享,从而促进企业的知识积累和员工知识体系的进化,提高企业的技术创新能力和水平。由此,本文提出假说 H3:大数据技术应用可以通过强化知识共享的路径来促进制造业企业技术创新。

三、实证检验设计

1. 基准模型设定

为了检验大数据技术应用对制造业企业技术创新的影响,本文构建如下双向固定效应模型:

$$Inno_{it} = \beta_0 + \beta_1 Data_{it} + \sum_k \beta_k Cont_{kit} + \mu_i + \xi_t + \varepsilon_{it}$$

其中,下标 i 和 t 分别代表企业和年份,被解释变量 ($Inno_{it}$) “技术创新”为样本企业 i 在 t 年的技术创新水平,核心解释变量 ($Data_{it}$) 为样本企业 i 在 t 年的大数据技术应用水平, $Cont$ 表示控制变量 (k 为

控制变量的数量), μ_i 、 ξ_i 分别表示企业、年份固定效应, ε_{it} 为随机误差项。

(1)“技术创新”变量的测度。借鉴孙成等(2024)^[27]的做法,采用专利申请量加1的自然对数值来衡量样本企业的技术创新水平。

(2)“大数据技术应用”变量的测度。借鉴张叶青等(2021)^[28]的做法,采用企业年报中大数据技术应用关键词词频加1的自然对数值来衡量样本企业的大数据技术应用水平。大数据技术应用实际上包含大数据技术的技术水平和技术应用两个维度,因而本文从“技术水平”和“技术应用”两个层面构建大数据技术应用关键词词典(见表1),并将词汇扩充到python的jieba库,然后采用文本分析法获取关键词在样本企业年报全文中的词频。

表1 大数据技术应用关键词词典

层 面	大数据技术应用关键词
技术水平	云计算、流计算、图计算、内存计算、多方安全计算、类脑计算、云 IT、数据网络、数据挖掘、文本挖掘、异构数据、深度学习、传感器技术、感知技术、机器学习、大数据处理、知识图谱、分布式计算、物联网、数据安全、云服务、智能数据分析、数字技术、数据管理、数据可视化、智能技术、数字控制、数控、数字通信、数字智能、数据平台、信息共享、信息管理、信息集成、信息软件、信息系统、信息网络、信息终端
技术应用	数据化、数字化、信息化、网络化、智能化、互联网营销、数字营销、智能营销、智能穿戴、智能制造、智能生产、智能管理、智能物流、智能故障诊断、智能移动、移动智能、智能仓储、智能设备、智能工厂、智能网联、工业智能、智能车间、智能工厂、自动检测、自动控制、自动监测、自动生产、自动监控、工业云、虚拟制造

(3)控制变量的选取。参考孙献贞(2023)^[29]的研究,采用企业层面的以下变量作为控制变量:一是“企业规模”,采用营业收入的自然对数值来衡量;二是“上市年龄”,采用观测年份与上市年份之差加1的自然对数值来衡量;三是“资产负债率”,采用总负债与总资产之比来衡量;四是“资产收益率”,采用税后净利润与总资产之比来衡量;五是“股权集中度”,采用第一大股东持股比例来衡量;六是“董事会规模”,采用董事会人员总数的自然对数值来衡量。

2. 机制检验方法

创新要素配置的优化能够减少人力、资金等创新要素的浪费,提升创新要素的使用效率,缩短研发周期,还可以释放更多创新资源到关键创新领域,从而提升创新能力、创新效率和创新质量(刘汶荣,2021;孙献贞,2023)^{[30][29]}。知识共享有助于企业内部各部门员工之间以及企业与外部创新主体之间共享智力资本,促进知识整合,提升员工创新能力和企业创新效率,因而知识共享能够对企业技术创新发挥显著的促进作用(吴松强等,2021;吴洁,2023)^[31-32]。因此,本文采用江艇(2022)^[33]提出的中介效应检验方法,构建如下机制检验模型:

$$Alloi_{it} = \beta_0 + \beta_1 Data_{it} + \sum_k \beta_k Cont_{kit} + \mu_i + \xi_i + \varepsilon_{it}$$

$$Share_{it} = \beta_0 + \beta_1 Data_{it} + \sum_k \beta_k Cont_{kit} + \mu_i + \xi_i + \varepsilon_{it}$$

其中, $Alloi$ 为检验创新要素配置优化效应的机制变量,包括“研发人员配置”和“研发资本配置”两个变量; $Share$ 为检验知识共享强化效应的机制变量,包括“知识合作”和“知识扩散”两个变量。借鉴史丹和孙光林(2022)^[10]、吕承超和王志阁(2019)^[34]的做法,采用样本企业创新要素投入与同一年度、同一行业、同一产权性质企业平均创新要素投入的偏离程度来反映创新要素配置情况^①,其中,创新要素投

① 首先,计算不同行业、不同产权性质、不同年度企业创新要素投入的均值,然后计算样本企业创新要素投入与其所在组别创新要素投入均值的差值,差值越大,意味着该企业的创新要素投入相对越多。

入包括研发人员投入和研发资本投入,分别以研发人员数量占比和研发支出占比衡量,进而计算得到“研发人员配置”和“研发资本配置”。知识共享既包括知识获取,也包括知识扩散,是知识和信息的交互与共享(吴松强等,2021)^[31],基于此,本文参考刘斐然等(2023)^[35]、任曙明和马橙(2024)^[20]的方法,分别采用“样本企业与其他实体联合申请的专利数量加1的自然对数值”和“样本企业专利被引用数量加1的自然对数值”来衡量“知识合作”和“知识扩散”。

3. 样本选择与数据处理

本文以沪深A股制造业上市公司为研究对象,样本期间为2013—2022年。企业年报文本来自巨潮资讯网,专利申请数据、机制变量测度数据均来自中国研究数据服务平台(CNRDS),控制变量数据来自CSMAR数据库。剔除核心数据缺失严重的样本以及ST、*ST、PT和样本期间退市的样本,最终得到10700个样本数据。为避免变量异常值干扰实证结果,对所有连续变量进行1%的缩尾处理,主要变量的描述性统计结果见表2。“技术创新”的均值为3.404,标准差为1.593,最大值为8.875,最小值为0,说明样本企业的技术创新水平存在显著差异;“大数据技术应用”的均值为1.809,标准差为1.217,最大值为6.209,最小值为0,说明样本企业的大数据技术应用水平也存在显著差异。其余变量的分布特征与核心变量的分布特征基本类似。进一步分年度和地区计算样本企业大数据技术应用水平的均值(见表3),可以发现:2013—2022年我国制造业企业大数据技术应用水平呈不断上升趋势,且东部地区、中部地区和西部地区^①均呈现不断上升趋势;从地区差异来看,东部地区制造业企业大数据技术应用水平最高,中部地区次之,西部地区最低,呈现出与数字经济发展相似的梯度分布特征。

表2 主要变量的描述性统计结果

	变 量	样本量	均值	标准差	最小值	最大值
被解释变量	技术创新	10 700	3.404	1.593	0.000	8.875
核心解释变量	大数据技术应用	10 700	1.809	1.217	0.000	6.209
控制变量	企业规模	10 700	7.974	1.357	5.072	11.610
	上市年龄	10 700	2.450	0.576	0.693	3.434
	资产负债率	10 700	0.403	0.181	0.008	0.990
	资产收益率	10 700	0.037	0.067	-1.057	0.759
	股权集中度	10 700	0.321	0.141	0.018	0.900
	董事会规模	10 700	2.121	0.189	1.386	2.890
机制变量	研发人员配置	8 306	0.000	0.087	-0.247	0.682
	研发资本配置	10 509	0.000	0.035	-0.093	0.682
	知识合作	10 700	5.790	8.358	0.000	44.039
	知识扩散	7 316	1.959	1.130	0.693	5.517

① 根据国家统计局对于三大地带的划分方法,东部地区包括北京、天津、河北、辽宁、上海、江苏、浙江、福建、山东、广东和海南;中部地区包括山西、吉林、黑龙江、安徽、江西、河南、湖北和湖南;西部地区包括内蒙古、广西、重庆、四川、贵州、云南、西藏、陕西、甘肃、青海、宁夏和新疆。

表3 2013—2022年不同地区制造业企业大数据技术应用水平演进趋势

地 区	2013	2014	2015	2016	2017	2018	2019	2020	2021	2022	均值
总体	1.169	1.367	1.392	1.549	1.715	1.812	1.910	2.059	2.536	2.581	1.809
东部地区	1.269	1.464	1.491	1.640	1.780	1.859	1.963	2.107	2.586	2.631	1.879
中部地区	1.013	1.156	1.191	1.400	1.638	1.818	1.808	2.051	2.542	2.561	1.718
西部地区	0.885	1.167	1.172	1.300	1.498	1.574	1.786	1.832	2.281	2.367	1.586

四、实证结果分析

1. 基准回归与内生性处理

基准回归结果见表4。在逐步加入控制变量的过程中,“大数据技术应用”的估计系数保持在1%的水平上显著为正,表明制造业企业的大数据技术应用水平对其技术创新水平具有显著的正向影响,假说H1得到验证。考虑到基准模型可能存在的反向因果关系、遗漏变量等内生性问题,采用工具变量法进行内生性处理。构建以下两个工具变量:一是借鉴张勋等(2020)^[36]的做法,采用制造业企业所在地到杭州的距离作为“大数据技术应用”的工具变量1;二是参考Lewbel(1997)^[37]和李唐等(2020)^[38]的处理方法,采用样本企业大数据技术应用水平与其所在省份同行业企业大数据技术应用水平均值之差的三次方作为“大数据技术应用”的工具变量2。采用两阶段最小二乘法(2SLS)进行检验,第二阶段的回归结果见表5。两个工具变量均不存在识别不足和弱工具变量的问题,说明工具变量的选择是合适的;工具变量拟合的“大数据技术应用”对“技术创新”的回归系数仍在1%的水平上显著为正,表明在缓解模型的内生性问题后,大数据技术应用显著促进了制造业企业技术创新的结论依然成立。

表4 基准回归结果

变 量	技术创新	技术创新	技术创新	技术创新	技术创新	技术创新	技术创新
大数据技术应用	0.096*** (8.365)	0.083*** (7.386)	0.079*** (6.998)	0.079*** (6.966)	0.079*** (6.986)	0.079*** (6.988)	0.078*** (6.919)
企业规模		0.411*** (20.992)	0.421*** (21.284)	0.429*** (21.219)	0.440*** (20.770)	0.439*** (20.760)	0.434*** (20.405)
上市年龄			-0.191*** (-3.472)	-0.164*** (-2.877)	-0.168*** (-2.950)	-0.165*** (-2.810)	-0.161*** (-2.739)
资产负债率				-0.169* (-1.898)	-0.226** (-2.379)	-0.226** (-2.384)	-0.224** (-2.358)
资产收益率					-0.260* (-1.743)	-0.261* (-1.748)	-0.256* (-1.716)
股权集中度						0.027 (0.191)	0.037 (0.258)
董事会规模							0.209*** (2.799)
常数项	3.230*** (146.427)	-0.022 (-0.142)	0.376* (1.938)	0.314 (1.598)	0.269 (1.355)	0.254 (1.193)	-0.157 (-0.608)

续表 4

变 量	技术创新	技术创新	技术创新	技术创新	技术创新	技术创新	技术创新
年份固定效应	控制	控制	控制	控制	控制	控制	控制
企业固定效应	控制	控制	控制	控制	控制	控制	控制
观测值	10 700	10 700	10 700	10 700	10 700	10 700	10 700
R ²	0. 797	0. 806	0. 806	0. 806	0. 806	0. 806	0. 806

注: *、**、***分别代表在 10%、5%、1%的显著性水平下显著,括号内的数值为 t 值,下表同。

表 5 工具变量法检验结果(2SLS 第二阶段)

变 量	技术创新(工具变量 1)	技术创新(工具变量 2)
大数据技术应用	0. 161 *** (4. 337)	0. 090 *** (3. 850)
Kleibergen-Paap rk LM 统计量	786. 691 [0. 000]	929. 348 [0. 000]
Cragg-Donald Wald F 统计量	1 197. 876 {16. 380}	3 177. 649 {16. 380}
观测值	10 700	10 700

注:[] 内为 P 值,{ } 内为 10%的水平临界值,均控制了控制变量以及年份和企业固定效应,限于篇幅,控制变量和常数项估计结果略,下表同。

2. 稳健性检验

本文进行以下稳健性检验:第一,改变固定效应。考虑到控制不同层面的固定效应可能会影响回归结果的稳健性,采用不同的固定效应控制方式进行稳健性检验:一是控制行业、城市、年份 3 种固定效应,二是控制企业固定效应和行业年份联合固定效应(行业×年份),回归结果见表 6 的列(1)和列(2)。第二,核心解释变量滞后处理。考虑到大数据技术应用对制造业企业技术创新的影响可能存在一定的滞后性,对“大数据技术应用”进行滞后一期处理后重新进行检验,回归结果见表 6 的列(3)。第三,替换被解释变量。专利包括发明专利、外观设计专利和实用新型专利,考虑到发明专利更具创造性和技术含量,借鉴权小锋等(2020)^[39]的做法,采用发明专利申请量加 1 的自然对数值(“技术创新 1”)作为被解释变量重新进行检验,回归结果见表 6 的列(4)。第四,增加控制变量。考虑到董事长和总经理两职合一有利于企业快速做出决策以应对市场变化,在基准模型的基础上增加“两职合一”变量重新进行检验,回归结果见表 6 的列(5)。第五,剔除直辖市样本。考虑到直辖市在经济发展、地理区位以及资源获取等方面具有显著优势,将直辖市样本剔除后重新进行检验,回归结果见表 6 的列(6)。以上稳健性检验结果均显示,大数据技术应用显著促进了制造业企业技术创新。

表 6 稳健性检验结果

变量	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
	技术创新	技术创新	技术创新	技术创新 1	技术创新	技术创新
大数据技术应用	0. 155 *** (14. 510)	0. 077 *** (6. 754)		0. 082 *** (7. 319)	0. 077 *** (6. 838)	0. 071 *** (5. 817)
L1. 大数据技术应用			0. 085 *** (7. 183)			
观测值	10 700	10 700	9 630	10 700	10 693	9 130
R ²	0. 591	0. 814	0. 817	0. 802	0. 807	0. 799

3. 机制检验

机制检验结果见表7。“大数据技术应用”对4个机制变量的回归系数均显著为正,表明制造业企业大数据技术应用水平的提高显著优化了其研发人员和研发资本的配置,并促进了其知识合作和知识扩散,进而可以通过创新要素优化效应和知识共享强化效应来促进制造业企业技术创新。由此,假说H2和H3得到验证。为了进一步检验创新要素配置优化和知识共享强化能否促进制造业企业技术创新,借鉴中介效应检验的思路(温忠麟等,2014)^[40],在基准模型中加入机制变量,并采用Bootstrap法检验中介效应,回归结果见表8。4个机制变量对“技术创新”的回归系数均显著为正,表明研发人员和研发资本的配置以及知识合作和知识扩散对制造业企业技术创新水平具有显著的正向影响,即制造业企业创新要素配置的优化和知识共享的强化显著促进了其技术创新。同时,Bootstrap检验得到的偏差校正置信区间均不包含0,表明4个机制变量的中介效应显著,进一步验证了大数据技术应用能够通过优化创新要素配置和强化知识共享的路径来促进制造业企业技术创新。

表7 机制检验结果

变 量	研发人员配置	研发资本配置	知识合作	知识扩散
大数据技术应用	0.002 ** (2.337)	0.001 *** (3.224)	0.334 *** (3.054)	0.033 ** (2.535)
观测值	8 300	10 505	10 700	7 314
R ²	0.848	0.691	0.342	0.188

表8 影响机制的稳健性检验结果

变 量	技术创新	技术创新	技术创新	技术创新
大数据技术应用	0.061 *** (4.678)	0.070 *** (6.303)	0.073 *** (6.498)	0.065 *** (4.917)
研发人员配置	1.311 *** (5.850)			
研发资本配置		4.238 *** (11.839)		
知识合作			0.017 *** (16.552)	
知识扩散				0.016 * (1.751)
观测值	8 300	10 505	10 700	7 314
R ²	0.826	0.809	0.812	0.618
Bootstrap 检验	[0.012,0.020]	[0.016,0.025]	[0.040,0.051]	[0.010,0.020]

注:[]内为利用偏差校正的非参数百分位 Bootstrap 法检验的置信区间。

4. 进一步的讨论:异质性分析

(1)技术创新类型异质性。为了进一步分析大数据技术应用对制造业企业不同类型技术创新的影

响,本文将技术创新分为绿色技术创新和非绿色技术创新两类。依据 2010 年世界知识产权组织(World Intellectual Property Office, WIPO)推出的《国际专利分类绿色清单》对绿色专利进行界定,除绿色专利以外的专利为非绿色专利,采用前述方法计算得到“绿色技术创新”和“非绿色技术创新”指标,以其为被解释变量分别进行检验,回归结果见表 9。“大数据技术应用”对“绿色技术创新”和“非绿色技术创新”的回归系数均显著为正,其中,对“非绿色技术创新”回归系数的显著性和绝对值更大,表明大数据技术应用对制造业企业非绿色技术创新的促进作用更大。这可能是由于绿色技术创新比非绿色技术创新的创新周期更长,需要的创新投入更多,创新风险也更大,而制造业企业往往更注重技术创新的短期效益和快速回报,导致其在绿色技术创新领域对大数据技术的应用相对有限。

表 9 大数据技术应用对不同类型技术创新的影响

变量	技术创新	绿色技术创新	非绿色技术创新
大数据技术应用	0.078*** (6.919)	0.020** (2.540)	0.077*** (6.814)
观测值	10 700	10 700	10 700
R ²	0.793	0.802	0.805

(2)企业产权性质异质性。将样本划分为“国有企业”和“非国有企业”两组,并分别进行检验,回归结果见表 10 的列(1)和列(2)。两组样本中“大数据技术应用”的回归系数均在 1%的水平上显著为正,其中“国有企业”组的系数显著大于“非国有企业”组,表明大数据技术应用对国有制造业企业和非国有制造业企业的技术创新都具有显著的促进作用,且对国有制造业企业的促进作用更大。这可能是由于国有制造业企业比非国有制造业企业拥有的创新资源更多,技术创新的基础更为雄厚,大数据技术应用水平也更高,能够更好地应用大数据技术对创新流程和创新模式进行改进,从而产生了更强的技术创新促进作用。

(3)行业污染属性异质性。参考李青原和肖泽华(2020)^[41]、王永贵和李霞(2023)^[42]对重污染行业的界定,结合中国证监会 2012 版《上市公司行业分类指引》,将样本划分为“重污染行业”和“非重污染行业”两组,并分别进行检验,回归结果见表 10 的列(3)和列(4)。两组样本中“大数据技术应用”的回归系数均在 1%的水平上显著为正,其中“非重污染行业”组的系数显著大于“重污染行业”组,表明大数据技术应用对重污染行业企业和非重污染行业企业的技术创新都具有显著的促进作用,且对非重污染行业企业的促进作用更大。这可能是由于,相比非重污染行业,重污染行业的企业具有高投入、高排放的特征,技术创新的难度较大,且创新路径受到环境规制的约束较大,一定程度上制约了大数据技术应用对技术创新促进作用的发挥。

(4)行业要素密集度异质性。参考唐红涛等(2024)^[43]的做法,按照行业要素密集程度的不同,将样本划分为“劳动密集型”“资本密集型”“技术密集型”3 组,分别进行检验,回归结果见表 10 的列(5)、列(6)和列(7)。“劳动密集型”组的“大数据技术应用”回归系数为正但不显著,“资本密集型”组和“技术密集型”组的“大数据技术应用”回归系数均在 1%的水平上显著为正,其中“资本密集型”组的系数显著大于“技术密集型”组,表明大数据技术应用对劳动密集型行业企业技术创新的影响不显著,对资本密集型行业企业和技术密集型行业企业的技术创新都具有显著的促进作用,且对资本密集型行业企业的促进作用更大。这可能是由于:劳动密集型行业的企业对劳动力的依赖性较强,生产工艺和生产设备相对落后,拥有的创新资源较少,大数据技术应用水平也较低,导致大数据技术应用对技术创新的促进作用

较难发挥;资本密集型行业的企业往往拥有较大的资金优势,大数据技术应用可以显著增加其对技术研发和成果转化的资金投入,从而能够对技术创新产生更大的促进作用。

表 10 异质性分析结果

变 量	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)
	国有企业	非国有企业	重污染行业	非重污染行业	劳动密集型	资本密集型	技术密集型
大数据技术应用	0.119 *** (6.450)	0.058 *** (4.010)	0.076 *** (3.878)	0.078 *** (5.715)	0.019 (0.500)	0.093 *** (4.481)	0.079 *** (5.507)
观测值	3 940	6 760	3 769	6 931	1 170	3 260	6 270
R ²	0.843	0.775	0.775	0.822	0.720	0.768	0.818
系数差异 P 值	0.000		0.000		0.000		

五、结论与启示

制造业企业技术创新是推动经济高质量发展的重要内驱力。本文从创新要素配置、知识共享角度阐释了大数据技术应用对制造业企业技术创新的作用机制,并以 2013—2022 年沪深 A 股制造业上市公司为样本进行实证检验,研究发现:(1)我国制造业企业大数据技术应用水平呈不断上升趋势,且表现出东部地区较高、中部地区居中、西部地区较低的地区差异。(2)大数据技术应用显著提升了制造业企业技术创新水平,该结论在经过一系列内生性处理和稳健性检验后依然成立。(3)创新要素配置和知识共享在大数据技术应用影响制造业企业技术创新中发挥了显著的中介作用,即大数据技术应用通过优化创新要素配置和强化知识共享两条路径来促进制造业企业技术创新。(4)大数据技术应用显著促进了制造业企业的绿色技术创新和非绿色技术创新,且对非绿色技术创新的促进效应更大;大数据技术应用显著促进了国有和非国有制造业企业的技术创新,且对国有制造业企业技术创新的促进效应更大;大数据技术应用显著促进了重污染行业和非重污染行业企业的技术创新,且对非重污染行业企业技术创新的促进效应更大;大数据技术应用对劳动密集型行业企业技术创新的影响不显著,显著促进了资本密集型行业和技术密集型行业企业的技术创新,且对资本密集型行业企业技术创新的促进效应更大。

根据上述结论,本文得到以下启示:首先,企业应积极推进大数据技术创新、引进和应用。企业要明确大数据发展的战略地位与作用,制定相应的大数据和大数据技术发展规划。企业要建立健全大数据分析平台,支持大数据快速集成与高效计算,并对大数据分析平台算法以及大数据技术进行优化和迭代,促使大数据技术在企业高质量发展中发挥更大作用。另外,企业要培育和引进具有大数据技术和数据分析能力的高素质专业化人才,推动大数据技术的高效应用。其次,充分发挥大数据技术应用的要素配置优化效应和知识共享强化效应。企业内部决策和管理过程要重视大数据和大数据技术的使用,管理者应借助大数据技术进行数据处理、数据建模、数据分析和数据应用,以数据支撑决策,实现智能化决策和科学化管理,提高决策效率和治理效率,不断优化企业要素配置。企业要加强与合作企业及其他创新主体的数据开放与共享,构建数据共享平台,促进信息交流与知识共享;同时,要建立知识管理系统,包括知识库、协作平台等,为员工提供便捷的知识获取和分享渠道,并促进不同部门之间的知识共享和交流。最后,完善制度体系,以差异化的政策组合鼓励和支持不同类型企业的大数据技术应用,并充分发挥大数据技术应用的积极作用。单一的政策往往难以发挥作用,要从鼓励数据人才培养、完善数据交易和数据共享体系、鼓励技术创新、促进行业融合等方面构建组合式的政策体系,激励各类企业积极应

用大数据技术和充分发挥大数据技术应用的创新促进作用。尤其要加大对绿色技术创新的支持力度以强化大数据技术应用对绿色技术创新的促进作用,并鼓励非国有企业、重污染行业企业和劳动密集型行业企业在技术创新过程中积极应用大数据技术。

参考文献:

- [1] WANG M, LI Y, LI J, et al. Green process innovation, green product innovation and its economic performance improvement paths: a survey and structural model[J]. *Journal of Environmental Management*, 2021, 297: 113282.
- [2] 李辉. 大数据推动我国经济高质量发展的理论机理、实践基础与政策选择[J]. *经济学家*, 2019(3): 52-59.
- [3] WEN H, WEN C, LEE C C. Impact of digitalization and environmental regulation on total factor productivity[J]. *Information Economics and Policy*, 2022, 61: 101007.
- [4] FARBOODI M, MIHET R, PHILIPPON T, et al. Big data and firm dynamics[J]. *AEA Papers and Proceedings*, 2019: 38-42.
- [5] 吕明元, 苗效东. 大数据能促进中国制造业结构优化吗? [J]. *云南财经大学学报*, 2020, 36(3): 31-42.
- [6] 史丹, 孙光林. 数据要素与新质生产力: 基于企业全要素生产率视角[J]. *经济理论与经济管理*, 2024, 44(4): 12-30.
- [7] 任晓刚, 谢贤君. 大数据产业发展如何影响技术创新质量: 基于《大数据产业发展规划(2016-2020年)》政策实施的准自然试验[J]. *科学管理研究*, 2024, 42(1): 85-95.
- [8] 梁明伟. 数字中国战略对科技型新创企业高端颠覆性创新的影响研究——基于国家级大数据综合试验区的分析[J]. *西南民族大学学报(人文社会科学版)*, 2024, 45(4): 117-128.
- [9] 戴艳娟, 沈伟鹏, 谭伟杰. 大数据发展对企业数字技术创新的影响研究——基于国家大数据综合试验区的准自然实验[J]. *西部论坛*, 2023, 33(2): 16-28.
- [10] 史丹, 孙光林. 大数据发展对制造业企业全要素生产率的影响机理研究[J]. *财贸经济*, 2022, 43(9): 85-100.
- [11] SIVARAJAH U, KUMAR S, KUMAR V, et al. A study on big data analytics and innovation: from technological and business cycle perspectives[J]. *Technological Forecasting and Social Change*, 2024, 202: 123328.
- [12] CADDEN T, WEERAWARDENA J, CAO G, et al. Examining the role of big data and marketing analytics in SMEs innovation and competitive advantage: a knowledge integration perspective[J]. *Journal of Business Research*, 2023, 168, 114225.
- [13] 胡蓉宁. 大数据应用对企业技术创新的效应研究[J]. *现代经济探讨*, 2024(3): 98-108.
- [14] 刘龙均, 龙静, 柳汝泓, 等. 大数据能力如何驱动企业创新: 基于资源编排视角[J]. *科技进步与对策*, 2024, 41(7): 72-80.
- [15] 张振刚, 叶宝升, 户安涛, 等. 制造企业如何形成大数据能力赋能产品创新绩效? ——CEO 威胁认知与数字化支持行为的视角[J]. *研究与发展管理*, 2023, 35(6): 19-31.
- [16] 白雪洁, 孙献贞. 互联网发展影响全要素碳生产率: 成本、创新还是需求引致[J]. *中国人口·资源与环境*, 2021, 31(10): 105-117.
- [17] GAO Q, CHENG C, SUN G. Big data application, factor allocation, and green innovation in Chinese manufacturing enterprises[J]. *Technological Forecasting and Social Change*, 2023, 192: 122567.
- [18] 冯楠, 任彬彬, 黄梓宸, 等. 数字经济下工业互联网平台信息共享激励机制研究[J]. *北京交通大学学报(社会科学版)*, 2022, 21(2): 1-13.
- [19] HU X, JIANG Y, LI M. How does China's big data policy affect the digital economy of cities? Evidence from national big data comprehensive pilot zones[J]. *Heliyon*, 2024, 10(2): e24638.
- [20] 任曙明, 马橙. 大数据应用与中国企业创新资源错配[J]. *科学学研究*, 2024, 42(1): 194-204.
- [21] LYU Y, XIAO X, ZHANG J. Does the digital economy enhance green total factor productivity in China? The evidence from a national big data comprehensive pilot zone[J]. *Structural Change and Economic Dynamics*, 2024, 69: 183-196.
- [22] 田颖, 常培荃, 田增瑞, 等. 是否知识共享? ——基于开源数字创新社区视角[J]. *科学学研究*, 2021, 39(8): 1474-1484.

- [23] 刘宇,邵云飞,康健.知识共享视角下联盟组合构型对企业创新绩效的影响[J].科技进步与对策,2019,36(21):134-140.
- [24] BERG S, WUSTMANS M, BRÖRING S. Identifying first signals of emerging dominance in a technological innovation system;a novel approach based on patents[J]. Technological Forecasting and Social Change,2019,146:706-722.
- [25] UPADHYAY P,KUMAR A. The intermediating role of organizational culture and internal analytical knowledge between the capability of big data analytics and a firm's performance[J]. International Journal of Information Management,2020,52:102100.
- [26] 童红霞.数字经济环境下知识共享、开放式创新与创新绩效——知识整合能力的中介效应[J].财经问题研究,2021(10):49-61.
- [27] 孙成,崔维军,吴杰,等.加入标准化技术委员会促进了企业技术创新吗?[J].中国软科学,2024(5):58-69.
- [28] 张叶青,陆瑶,李乐芸.大数据应用对中国企业市场价值的影响——来自中国上市公司年报文本分析的证据[J].经济研究,2021,56(12):42-59.
- [29] 孙献贞.数字化转型、政府补助与企业技术创新——来自中国A股上市公司的经验证据[J].南方金融,2023(7):3-15.
- [30] 刘汶荣.制造业高质量发展中创新要素配置研究[J].社会科学战线,2021(12):70-75.
- [31] 吴松强,黄盼盼,曹新雨.企业关系资本、知识共享与企业创新能力——基于先进制造业产业技术联盟的实证研究[J].科学管理研究,2021,39(1):123-131.
- [32] 吴洁.知识共享视角下云服务能力对零售企业创新绩效影响实证分析[J].商业经济研究,2023(18):144-147.
- [33] 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.
- [34] 吕承超,王志阁.要素资源错配、时空效应与技术创新——来自884家制造业上市公司的经验分析[J].经济体制改革,2019(6):115-121.
- [35] 刘斐然,胡立君,范小群.产学研合作如何影响企业的市场绩效?[J].科研管理,2023,44(1):155-163.
- [36] 张勋,杨桐,汪晨,等.数字金融发展与居民消费增长:理论与中国实践[J].管理世界,2020,36(11):48-63.
- [37] LEWBEL A. Constructing instruments for regressions with measurement error when no additional data are available,with an application to patents and R&D[J]. Econometrica,1997,65(5):1201-1213.
- [38] 李唐,李青,陈楚霞.数据管理能力对企业生产率的影响效应——来自中国企业—劳动力匹配调查的新发现[J].中国工业经济,2020(6):174-192.
- [39] 权小锋,刘佳伟,孙雅倩.设立企业博士后工作站促进技术创新吗——基于中国上市公司的经验证据[J].中国工业经济,2020(9):175-192.
- [40] 温忠麟,叶宝娟.中介效应分析:方法和模型发展[J].心理科学进展,2014,22(5):731-745.
- [41] 李青原,肖泽华.异质性环境规制工具与企业绿色创新激励——来自上市企业绿色专利的证据[J].经济研究,2020,55(9):192-208.
- [42] 王永贵,李霞.促进还是抑制:政府研发补助对企业绿色创新绩效的影响[J].中国工业经济,2023(2):131-149.
- [43] 唐红涛,薛雅文,陈捷.制造业数字化转型与提升企业价值——核心机制、模式选择与推进路径[J].管理科学,2024,37(2):81-99.

The Impact of Big Data Technology Application on Technological Innovation in Manufacturing Enterprises

SUN Xian-zhen

(School of Economics, Zhejiang University of Finance & Economics, Hangzhou 310018, Zhejiang, China)

Abstract: With the booming development of the digital economy and the maturity of digital technologies such as big data, the application of big data technology in manufacturing enterprises can optimize innovation factor allocation, promote knowledge sharing, empower innovation mode transformation, and enhance technological

innovation level. However, there is a relative scarcity of studies focusing on the technological innovation effects of big data technology applications in manufacturing enterprises, and systematic analyses of their underlying mechanisms are even rarer.

This paper takes Chinese A-share listed manufacturing companies in Shanghai and Shenzhen from 2013 to 2022 as the research object and explores the impact and mechanism of big data technology application on the technological innovation of manufacturing enterprises from both theoretical and empirical perspectives. The research finds that the level of big data technology application in Chinese manufacturing enterprises shows an upward trend over time, and there are regional differences. The application of big data technology can significantly promote technological innovation in manufacturing enterprises. The application of big data technology promotes technological innovation in manufacturing enterprises by optimizing innovation factor allocation and facilitating knowledge sharing. The promotion effect of the big data technology application on non-green technology innovation in manufacturing enterprises is greater. The promotion effect of the big data technology application on technological innovation is greater in state-owned enterprises and non-heavy pollution enterprises. The promotion effect of big data technology application on technological innovation is more significant in capital-intensive and technology-intensive enterprises.

Compared with previous literature, the main marginal contributions of this paper are as follows. Firstly, from the research perspective, the paper analyzes the impact of big data technology applications on technological innovation in manufacturing enterprises from a micro perspective and expands the research on the application of big data technology and technological innovation in manufacturing enterprises. Secondly, from the perspective of theoretical mechanism construction, the paper innovatively explores the mechanism of big data technology application on technological innovation in manufacturing enterprises from two channels of optimizing innovation factors allocation effect and promoting knowledge sharing effect and enriches the theoretical mechanism research on the impact of big data on technological innovation in manufacturing enterprises. Thirdly, from an empirical analysis perspective, using text mining methods to construct enterprise-level big data evaluation indicators, this paper empirically examines the impact and mechanism of big data technology applications on technological innovation in manufacturing enterprises, and further explores the impact of big data technology applications on different types of technological innovation, as well as the heterogeneous effects of big data technology applications on technological innovation caused by differences in enterprise characteristics. This provides practical evidence for proposing corresponding policy recommendations to leverage the innovation promotion effect of big data technology applications in the future.

This paper helps clarify the impact mechanism of big data technology application on technological innovation in manufacturing enterprises and provides useful reference and guidance for government departments to formulate policies to leverage the promotion effect of big data technology application on technological innovation in manufacturing enterprises.

Key words: big data technology application; technological innovation; innovation factor allocation; knowledge sharing; manufacturing enterprises

CLC number: F273.1; F42

Document code: A

Article ID: 1674-8131(2024)06-0064-14

(编辑:刘仁芳)