

# 数据要素配置、数字技术创新与企业新质生产力

——基于上市制造业企业 2011—2022 年面板数据

吕明元, 马睿劼

(天津商业大学经济学院, 天津 300134)

**摘要:** 数据要素配置是企业数字技术创新的重要驱动力, 并因其显著的乘数效应和创新引擎作用, 逐渐被视为新质生产力核心生产要素。以企业数据要素配置为出发点, 选取 2011—2022 年上市制造业企业为样本, 实证研究数据要素配置与企业新质生产力之间的关系, 并从数字技术创新数量与质量两个维度研究中介机制效应。研究发现, 制造业企业数据要素配置能有效推动企业新质生产力的提升, 尤其对国有企业、高技术企业和东部地区, 促进效果更为明显。机制效应检验表明, 数据要素配置能通过数字技术创新的“增量提质”作用提升企业新质生产力水平。为促进新质生产力的形成, 建议制造业企业积极融入“数据要素×”行动, 提高数据要素配置水平, 促进数据与技术要素协同联动, 推动数字技术产出数量与质量双提升。

**关键词:** 数据要素配置; 数字技术创新; 新质生产力; 数实融合

**中图分类号:** F49; F424 **文献标志码:** A **文章编号:** 1671-1807(2025)15-0151-11

新质生产力是由生产要素创新性配置、技术革命性突破、产业深度转型升级催生的先进生产力, 最终目标是摆脱传统经济增长方式与生产力发展路径, 弱化对传统生产要素投入数量的依赖, 强调优化生产要素配置与提升对新生产要素的需求。数据作为现代经济社会的核心资源, 具有独特的价值和潜力, 因数据要素显著的乘数效应和创新引擎作用, 其逐渐被认定为新质生产力的核心生产要素, 对发展新质生产力具有极其重要的作用。习近平总书记指出:“整合科技创新资源, 引领发展战略性新兴产业和未来产业, 加快形成新质生产力”<sup>[1]</sup>。党的十九届四中全会首次将数据与土地、劳动力、资本、技术并列作为重要的生产要素; 2023 年 12 月, 国家数据局等 17 部门联合印发《“数据要素×”三年行动计划(2024—2026 年)》, 提出到 2026 年底数据要素应用广度和深度大幅拓展的总体目标, 在 12 个重点行动中, 将工业制造放在首位。制造业领域企业新质生产力的培育离不开数据要素的有效赋能, 研究数据要素配置与企业新质生产力之间的关系, 厘清数据要素配置提升制造业企业新质生产力发展的机制, 对于推动中国制造业企业基于新质生产力的高端化、智能化发展具有重要意义。

数据要素是指以电子方式记录参与生产经营活动并能为用户和所有者带来经济效益的数据资源<sup>[2]</sup>。《“数据要素×”三年行动计划(2024—2026 年)》在指导思想中指出, 充分发挥数据要素乘数效应, 其重点在于推进数据要素协同优化、复用增效、融合创新, 这分别体现了数据要素具备渗透性和虚拟性、低成本和非排他性、多元共享与跨界融合性的特征<sup>[3]</sup>。协同优化路径体现在数据要素创造价值需要依赖如资本、劳动力等传统生产要素和网络技术算法等先进技术, 以此产生协同作用, 实现价值创造<sup>[4]</sup>。复用增效路径体现在同一份数据可以被多个经济主体、在多个应用场景同时使用, 且不产生相互影响或边际效应递减的负面效果<sup>[5]</sup>。融合创新路径体现在数据要素不受地理隔离、行业壁垒的限制, 能够跨越障碍将多元异构的数据进行汇聚创新, 从而催生前沿技术孕育新兴产业, 培育经济发展新动能<sup>[6]</sup>。

微观企业层面的数据要素表现为不同形态, 为实现价值释放需要通过数据要素价值化的演进路径。数据要素价值化包括数据资源化、数据资产化和数据资本化 3 条路径, 数据要素在企业层面表现为数据资源、资产和资本 3 种形态<sup>[7]</sup>。企业生产运营中产生的信息和原始数据, 由于还未经过识别、采集、加工等处

**收稿日期:** 2025-02-13

**作者简介:** 吕明元(1966—), 男, 山东胶南人, 博士, 教授, 研究方向为大数据与制造业融合; 马睿劼(2000—), 男, 河南郑州人, 硕士研究生, 研究方向为大数据与制造业融合。

理流程,暂时不能被直接使用和创造价值,还不能称为数据资源。企业通过数字化转型,建设数据库、数据中心和部署数据中台等设施,实现信息数据的有序整合,由此形成能被直接使用的数据资源,是数据要素价值化的起点<sup>[8]</sup>。数据资产化要求企业进行数据确权、数据定价,明晰数据收益归属,从而能够在流通阶段进一步创造价值<sup>[9]</sup>。数据资本化反映数据资产在市场上进行交易,实现市场化配置,其价值被市场参与者所广泛接受。企业运用其拥有或控制的数据资产作为交易对价,实现投融资、证券化等金融行为,获得的资金能继续推动企业其他不同形态的数据要素实现价值化演进<sup>[10]</sup>。

数据作为数字经济时代的新型生产要素,对于丰富企业生产要素配置、提高生产效率具有重要作用<sup>[11]</sup>。马克思的生产力理论认为,生产力发展水平的高低是由生产力要素构成的系统与其所处的政治、经济、社会、文化、生态等环境体系相互聚合匹配的结果。不同的环境体系外在表现为生产效率差异,因此生产力水平可以表现为投入生产要素与生产效率的乘积。李弦<sup>[12]</sup>提出六要素的生产力4.0理论,认为生产力等于数据要素 $\times$ (信息技术+科学技术+劳动者+劳动资料+劳动对象)。此时数据成为关键生产要素,依靠协同优化其他生产要素发挥赋能作用,括号内五要素之和反映生产效率。传统生产力由具备工作能力的人与生产工具结合构成,生产要素层面上表现为劳动力形态与资本形态。在自然社会环境限制下,需要大量投入各种资源,其生产效率相对较低。而数字经济时代,随着技术、数据等新型生产要素的高水平应用与创新性配置,一方面企业所能使用的生产要素种类与总量增加,另一方面科学技术驱动的科技创新与信息技术驱动的数字赋能大大提升了企业生产效率。数字经济时代,决定生产力水平高低的已经不再是传统资源限制,科技创新与数字赋能逐渐起到主导性作用,以数字化、智能化为未来生产力发展奠定基础,更加符合高质量、可持续的发展要求。学术界多篇文献对此进行验证。苏志文等<sup>[13]</sup>实证验证了数据要素市场化能够通过要素配置与组织运营路径赋能企业实现劳动者优质化、劳动资料智能化、劳动对象数据化;王海杰和王开阳<sup>[14]</sup>指出数据要素是新质生产力的最大公约数和关键驱动因素,数据要素作为新型生产要素深度融入价值创造过程能够推动经济高质量发展。新质生产力的“新”体现在应用新的生产要素,从根本上改变经济结构与增长方式;“质”体现在利用这些新生产要素,提高生产效率,在

提升产品质量与服务品质的同时实现可持续发展。在新的生产要素与高生产效率共同作用下,生产力水平得到大幅提升,由此形成新质生产力。

目前学者对于数据要素配置赋能新质生产力的研究多从理论逻辑层面分析,从实证检验层面的论证还鲜有研究。基于此,本文从企业层面出发,实证探讨数据要素配置与新质生产力的内在关联,在此基础上,重点关注数字技术创新“增量提质”的机制效应。本文可能的边际贡献在于:①研究视角上,从数据要素配置与企业新质生产力两个新兴概念出发,采用非结构化的文本数据从数据要素价值化演进链条的角度衡量企业数据要素配置,在关键词选取上有所补充改进;②研究内容上,将技术创新的“增量提质”机制效应检验拓展到数字专利领域,从数量质量两维度反映企业数字技术创新水平,使得通过数字经济专利衡量数字技术创新水平在企业微观层面的测度更加全面可靠;③研究发现上,本文的研究结论为数据要素配置促进新质生产力水平提升提供了企业层面的新证据。企业数据要素配置通过提升数字技术“数-质”两维度水平进而促进新质生产力形成的路径成立,丰富了数据技术两要素协同赋能研究,为进一步探究数据全要素协同、顺应数据资产入表、构建数据密集型企业分类构筑了坚实基础。

## 1 理论分析与研究假设

### 1.1 数据要素配置对新质生产力的影响效应

数据要素配置对新质生产力的影响效应主要表现为生产要素数量丰富与形态升级,以及对生产力组成部分的改造上。数据要素配置促使制造业企业通过构建数据中心、数据平台等方式,对数据要素进行整合汇聚、深度挖掘和合理配置,形成可被直接使用且能带来经济效益的数据资源,提升企业所能使用的数据要素数量。充足的数据资源帮助企业丰富决策参考依据,降低决策的盲目性和不确定性,从而提升企业的决策质量与效率<sup>[15]</sup>。数字化云平台系统结合大数据人工智能、机器学习,为企业提供深层次的数据洞察,更精准地把握市场需求和生产供给状况。数据资产化与数据资本化在企业层面还处于探索阶段,部分企业开展数据资产入表尝试。目前,数据产权制度仍不够健全,数据权属界定不清成为影响数据要素价值化的制度障碍之一<sup>[16]</sup>。数据要素沿价值化链条形成的数据资产与数据资本,与数据资源相比产权更清晰、分析价值更高,能作为通用性产品通过数据与企业具体业务融合<sup>[17]</sup>,在制造业企业经营中表现为资产与资

本形式的数据要素赋能效果更强。

数据要素配置对新质生产力影响还体现在对劳动力、劳动对象和劳动资料的改造上。创造新质劳动力方面,数据要素配置提升了企业需求与劳动者的匹配度,数据收集与分析能力的提高使得制造业企业更能适应未来行业发展趋势、确定劳动者技能需求,为劳动力培养提供更为精准的方向。企业引入工业机器人等数字化机器设备,劳动者素质因工业机器人到来进行技能培训而提升,成为适应新质生产力时代生产模式的新质劳动者。培育新质劳动对象方面,数据要素协同推动传统机器设备的数字化转型,新引入的数字化机器设备同时具备数据和资本两个属性,生产过程实现高水平的智能化与自动化,产品质量和产量得到提升。通过构建工业互联网、物联网平台结合先进机器设备,制造业企业能加速实现工艺流程优化、产品结构改善和智能装备运行。催生新质劳动资料方面,制造业企业应用深度学习等最新数据分析方法,对大量企业、市场数据进行数据关联、模式识别与趋势预测,有助于识别市场波动、预见市场趋势,提高企业生产周转经营效率。企业完善数据收集和整合机制,推动数据共享与开放合作,高水平的数据要素市场化有助于构建数据驱动的创新生态系统。据此,提出如下假设。

H1:制造业企业数据要素配置正向促进新质生产力水平提升。

## 1.2 数字技术创新“增量提质”在数据要素配置与新质生产力之间发挥的机制效应

数字技术创新在数据要素与新质生产力之间发挥的机制效应主要表现在对新质生产力的生产效率提升。人们很早就发现信息与数据对企业生产效率的提升存在一定价值,大数据发展能够为企业经营提供技术支持<sup>[18]</sup>。数据要素与技术要素的联系紧密,其对企业生产效率提升影响效果也较为明显。数据要素与技术要素能产生协同效应,通过数据要素在技术领域的赋能,形成的数字技术有利于突破有形生产要素的资源边界,加快企业数字化转型<sup>[19]</sup>。数据要素在参与制造业企业研发的过程中,结合现有的人工智能算法、经济数学模型和领域专业知识,有助于研究出新的理论,创造新的知识和技术<sup>[20]</sup>。

在“增量”方面,数据要素配置能促进企业数字基础设施更新升级,从而为数字技术创新提供了良好孵化条件<sup>[21]</sup>;企业基于大数据网络架构优化资源配置方式,通过大规模采集技术创新需求数据,快速定位技术瓶颈,提前认知技术需求方向、对象及数量,并基

于需求分析做出供给决策。数据要素配置提升了数字化创新要素的流动性,由数据驱动的研发投入配置方式有助于化解企业内部治理及外部市场的缺陷,实现创新资源的高效配置;数据要素的融入促进数字技术创新灵感和成果跨域流动,有助于突破产业分布的物理空间和市场区域分割限制,加强企业间技术交流,进而产生更多的数字技术专利。

在“提质”方面,数据要素配置使企业可以更准确地了解市场需求、技术趋势和竞争态势,降低了盲目追赶热门领域技术的低效研发风险。通过筛选培育高质量、富潜力的数字技术专利,使研发资源的投入更有针对性,提高潜在成果的转化效率<sup>[22]</sup>;数据要素配置构建的数字化管理平台畅通了企业沟通渠道,数字化生产设备为一线员工岗位创新提供了丰富的研发资料 and 良好创新平台。充分发挥一线员工创新能动性,整合汇总分析数字化生产设备运营参数,实现现有技术改进升级,对提升创新质量和推进持续性研究具有积极意义。数据要素配置还提升企业信息获取能力,拓宽企业知识边界,增强对融合技术吸收能力与产出泛用性,拓展企业价值空间<sup>[23]</sup>。

技术创新是新质生产力的核心,由数据要素和数字技术引致形成的数字生产力是新质生产力的重要组成部分。人工智能、云计算、物联网等数字技术的广泛应用,为制造业企业决策提供先进的数字化解决方案。数字技术创新通过重构企业生产要素配置范式,驱动新质生产力体系的生成。对于劳动者而言,数字技术融入企业的知识管理教育体系中,其所带来的智能设备集成与任务模块解构,能够实现劳动过程的认知-操作耦合效率跃升;对于劳动资料而言,数字技术的可编程性能够突破传统生产资料功能边界,实现设备集群弹性适配;大数据分析技术构建消费者行为数字镜像,形成需求预测-产品迭代-服务优化的闭环反馈机制;数字主线贯通研发-生产-营销环节,实现产品架构模块化解耦与快速重组。这种技术-组织协同进化机制通过系统性变革生产关系,重构价值创造范式,最终在提升生产效率的同时实现商业模式创新的双重突破。企业数字技术创新催生新的产业模式,通过数字技术在实体经济领域的应用,提升企业产业数字化与数字产业化水平,加快实现产业升级与形成战略新兴产业,促进新质生产力水平进一步提升。据此,提出如下假设。

H2:制造业企业数据要素配置可以通过数字技术创新“增量提质”促进新质生产力水平提升。

## 2 研究设计

### 2.1 数据来源及处理

以 2011—2022 年中国 A 股上市企业作为初始样本,使用 Excel 与 Stata18 清洗、分析数据,做以下处理:①筛选保留行业代码为 C 的制造业企业,剔除非制造业企业的样本;②剔除样本期内 ST、\* ST 的样本;③剔除关键变量缺失的样本;④剔除净资产为负和负债率大于 1 的企业样本;⑤对连续变量进行上下 1% 的缩尾处理。

本文使用的数据主要包括数据要素配置水平数据、发明专利数据及企业生产经营财务数据 3 个部分。数据要素配置水平的相关数据来源于对上市企业年报的文本分析;发明专利数据来自中国研究数据服务平台(CNRDS);企业生产经营财务数据来自国泰安(CSMAR)数据库和万得(Wind)数据库。

### 2.2 变量说明

#### 2.2.1 被解释变量:企业新质生产力(npro)

新质生产力重视创新的主导作用,以劳动者、劳动对象和劳动资料及其优化组合产生质变为基本内涵。参考宋佳等<sup>[24]</sup>、张秀娥等<sup>[25]</sup>的做法,新质生产力包含劳动力和劳动资料两大因素,从新质劳动力、新劳动对象、新科技研发和经验风险控制 4 个子因素出发。其中,新质劳动力指标选取从薪资、所属部门、学历以及高管能力 4 个角度,选择企业研发人员占比、研发人员薪资占比、高学历人员占比和 CEO 职能经历丰富度 4 个指标;制造业企业新劳动对象以高价值的生产线、机器设备为代表,战略新兴制造业对工业机器人的应用水平更高,高机械化、高自动化的制造

设备替代人工在提高生产效率的同时,不仅提高了生产性资产引进成本,而且间接材料费用、设备折旧也相应增加,选取工业机器人水平、企业固定资产占比和制造费用占比 3 个指标;新科技研发反映企业对于研发创新的重视程度,选取企业研发直接投入占比、研发折旧摊销占比、研发租赁费占比和无形资产占比 4 个指标;经营风险控制反映企业内部治理能力,选取企业总资产周转率和权益乘数倒数两个指标。所有指标的属性均为正向,通过熵值法计算得到各年度各企业新质生产力水平。

#### 2.2.2 解释变量:数据要素配置(dfe)

微观企业层面的数据要素配置难以用代理变量直接表征,参考张叶青等<sup>[15]</sup>和马淑琴等<sup>[26]</sup>的研究思路与关键词选取,采用词频法通过 Python 软件的 Jieba 分词功能,对上市公司的年报进行文本处理,统计各企业年报中数据要素配置关键词的出现次数,加 1 取自然对数构建数据要素配置变量。基于数据要素的定义<sup>[2]</sup>与学术界对于数据价值化链条的研究<sup>[7-10]</sup>,将企业数据要素配置分为数据形态和数据价值路径两大类。

数据形态反映数据要素在企业内部的存在形式,数据资源、数据资产、数据资本虽然在数据要素价值化演进中所处的阶段不同(即要素化程度不同),本质上均为企业所能利用的数据形式<sup>[4]</sup>。数据价值路径反映企业使用数据资源实现价值释放的过程,是一种使用行为,通过对数据的处理分析与个性化应用,促使数据资源沿着价值化链条,转化形成符合自身需要的高层次数据资本。数据要素沿价值化链条进行配置,数据要素的资源丰富度提

表 1 企业新质生产力评价指标体系

因素	子因素	指标	指标说明	属性	
企业新质生产力	新质劳动力	研发人员薪资占比	(研发费用—工资薪酬)/营业收入	正向	
		研发人员占比	研发人员数/员工人数	正向	
		高学历人员占比	本科以上人数/员工人数	正向	
		CEO 职能经历丰富度	CEO 职能经历计数	正向	
	劳动力	新劳动对象	固定资产占比	固定资产/资产总额	正向
			工业机器人水平	企业层面工业机器人渗透度	正向
			制造费用占比	(经营活动现金流出小计+固定资产折旧+无形资产摊销+减值准备—购买商品接受劳务支付的现金—支付给职工以及为职工支付的工资)/(经营活动现金流出小计+固定资产折旧+无形资产摊销+减值准备)	正向
	劳动资料	新科技研发	研发折旧摊销占比	(研发费用—折旧摊销)/营业收入	正向
			研发租赁费占比	(研发费用—租赁费)/营业收入	正向
			研发直接投入占比	(研发费用—直接投入)/营业收入	正向
无形资产占比			无形资产/资产总额	正向	
经营风险控制		总资产周转率	营业收入/平均资产总额	正向	
		权益乘数倒数	所有者权益/资产总额	正向	

升,权属逐渐明晰,市场化流动能力增强。数据要素价值化配置不仅提高了企业整体数字化水平,在研发、生产、管理、销售等各个环节生产效率也得到相应提升。

具体关键词检索如下:数据形态包含大数据、数据库、数据资源、数据中心、数据中台、数据平台、海量数据、数据资产、信息资产、数据资本、云平台、分布式文件 12 个关键词;数据价值路径包含数据化、数据采集、数据挖掘、数据传输、数据运维、数据确权、数据估值、数据管理、数据处理、数据可视化、数据分析、机器学习、云计算、流计算、图计算 15 个关键词。

### 2.2.3 中介变量

(1)数字技术创新数量维度(dtis)。企业创新能力的常见衡量标准之一是其专利申请的数量,现有文献识别技术创新属于数字技术创新分类办法主要有两种:一是利用专利文本分析,黄勃等<sup>[27]</sup>通过对上市公司所有专利申请文件的摘要、说明书和权利要求书进行关键词文本分析,识别企业层面的数字专利。二是通过专利分类号的方法检索,2023 年 3 月国家知识产权局发布《数字经济核心产业分类与国际专利分类参照关系表(2023)》,分配数字经济核心产业 IPC 分类号,使得数字经济专利的国内分类与国际分类对照。参考杨鹏等<sup>[28]</sup>的做法,以数字专利分类号检索法作为识别依据,将包含数字核心产业所对应 IPC 分类号的专利认定为数字技术专利。具体做法如下:依据专利分类号检索识别每项发明专利是否为数字产业技术,再将数字技术专利数据加总至公司-年度层面,加 1 取自然对数,反映数字技术创新数量维度。

(2)数字技术创新质量维度(dtiz)。参考对技术创新质量的研究。一是比值法,齐绍洲等<sup>[29]</sup>采用专利授权占所有专利申请的比重;徐佳和崔静波<sup>[30]</sup>采用发明专利申请数量占所有专利申请数量的比重衡量技术创新质量。二是引用法,Acemoglu 等<sup>[31]</sup>指出专利之间的引用信息可以被用来度量企业技术特征。何欢浪等<sup>[32]</sup>通过企业 5 年内的相应技术专利的被引量衡量技术创新质量。专利获得授予认证后,其他专利若是在该专利的基础上再开展技术创新,则需要在专利申请时引用该专利。高被引专利反映其在该技术领域的影响力较大,同时也表明该专利质量和技术含量更高。参考黄先海和高亚兴<sup>[33]</sup>的方法,用企业数实融合指标反映数字技术创新质量维度。具体而言,在数字技术创新数量维度已经筛选出的数字技术专利基础上,识别每

一项实体经济申请专利所引用的专利是否分类为数字产业专利技术。若该申请专利 IPC 主分类属于非数字产业技术,且其引用的专利中包含数字产业技术,则定义为企业一次数实产业技术融合行为。再将“数实融合”数据加总到公司-年度层面,加 1 取自然对数,反映数字技术创新质量维度。

### 2.2.4 控制变量

为控制企业特征因素对新质生产力的影响,参考已有研究<sup>[25]</sup>,选取的控制变量包括企业规模(Size,企业资产总量取自然对数)、企业年龄(Age,企业成立至今的时间+1 取自然对数)、企业成长机会(GROW,营业收入增长率)、股权集中度(CR,第一大股东持股数量/总股数)、市场价值(Tobin Q,企业托宾 Q 值)、大股东资金占用(OCC,其他应收款/总资产)。为了控制因行业特征、时间趋势、地理位置等因素可能带来的影响,在回归分析中控制了行业效应(Industry)、年份效应(Year)和地区效应(City),并在企业层面进行聚类处理。

## 2.3 模型设定

### 2.3.1 基准模型

考虑数据要素配置对企业新质生产力的直接影响,基准模型设定如下:

$$\text{npro}_{it} = a_0 + a_1 \text{dfe}_{it} + \sum a_k \text{Control}_{it} + \mu_j + \gamma_t + \delta_i + \epsilon_{it} \quad (1)$$

式中:被解释变量  $\text{npro}_{it}$  为新质生产力水平;解释变量  $\text{dfe}_{it}$  为数据要素配置水平;  $\sum \text{Control}_{it}$  为控制变量的合集;  $\epsilon_{it}$  为随机扰动项;  $a_0$  为常数项;  $a_1, a_k$  为待估计系数;  $\mu_j, \gamma_t, \delta_i$  分别为行业、年份和地区效应。

### 2.3.2 中介效应模型

为探究数据要素配置是否会通过数字技术创新间接影响企业新质生产力水平,参考 Reuben 和 David<sup>[34]</sup>的中介效应检验机制和 Sobel 检验方法,从数字技术创新的数量与质量两个维度实证分析。在式(1)的基础上分别进行检验。

$$M_{ijt} = b_0 + b_1 \text{dfe}_{it} + \sum b_k \text{Control}_{it} + \mu_j + \gamma_t + \delta_i + \epsilon_{it} \quad (2)$$

$$\text{npro}_{it} = c_0 + c_1 M_{ijt} + \sum c_k \text{Control}_{it} + \mu_j + \gamma_t + \delta_i + \epsilon_{it} \quad (3)$$

$$\text{npro}_{it} = d_0 + d_1 \text{dfe}_{it} + d_2 M_{ijt} + \sum d_k \text{Control}_{it} + \mu_j + \gamma_t + \delta_i + \epsilon_{it} \quad (4)$$

式中:  $M_{ijt}$  为中介变量数字技术创新数量与质量两个维度;  $b_0, c_0, d_0$  为常数项;  $b_1, b_k, c_1, c_k, d_1, d_2, d_k$

为待估系数。若  $b_1$ 、 $c_1$ 、 $d_2$  同时显著,则证明中介效应存在。

### 3 实证结果分析

#### 3.1 变量描述性统计

由表 2 可知,样本观测值共 17 929 条。被解释变量企业新质生产力均值为 10.58,标准差为 3.898,最小值与最大值差距较大,说明企业之间新质生产力水平存在明显差异。解释变量数据要素配置、各中介变量的均值、最小值和最大值也存在明显的差异,均值远小于最大值,说明本文制造业企业样本覆盖范围较广。其他控制变量值均在企业经营正常范围内,样本内数据质量满足基本要求,对样本能起到较好的控制作用。VIF(方差膨胀因子)检验均值为 1.23,各变量 VIF 值均小于 5,满足独立性要求,不存在严重多重共线性。

#### 3.2 基准回归分析

基准回归结果见表 3。4 种回归模型中,无论是否加入控制变量和固定效应,数据要素配置均在 1% 的显著性水平下对企业新质生产力起到正向促进作用; $F$  检验和 Hausman 检验结果支持采用固定效应模型;同时加入控制变量与双向固定效应后,模型整体解释力度较强。基准回归结果支持假设 H1 的初步成立。从影响效应上来看,数据要素配置每增加 1 个单位,企业新质生产力水平提升 0.191 1 个单位。其经济解释在于:制造业企业充分利用大数据资源,通过在管理营运领域构建数字化业务与工业互联网平台、在生产制造领域引入智能设备和数控系统等方式,发挥数据要素的信息挖掘、生产协同、空间融合能力,最终能够有效提升制造业企业劳动者与劳动资料的生产力与生产效率。

#### 3.3 稳健性检验

为增强基准回归结论的稳健性,从以下 4 个方面进行稳健性检验。①替换企业新质生产力。新质生产力表现为生产要素的创新性配置,以全要素

生产率的大幅提升为核心标志。当生产要素投入水平既定时,全要素生产率表现为所达到的额外生产效率<sup>[35]</sup>。采用 LP(Levinsohn-Petrin)法计算的企业全要素生产率数据替换新质生产力,结果见表 4 列(1)。②替换数据要素配置。年报披露信息较为广泛,对于偶然出现的反映行业发展趋势、未来经营计划类关键词信息,并未反映企业当年数据要素配置水平。企业可能通过在年报非自身经营关键章节,频繁出现数据要素配置关键词,从而对词频法企业数据要素配置水平量化产生误导。为避免此类词频数据噪声影响,采用虚拟变量替换的方式降低此类误差影响。若企业年报出现数据要素配置关键词次数大于 1 次,则赋值为 1,否则为 0,命名为(ndfe),替换企业数据要素配置(dfe)检验,结

表 3 基准回归结果

变量	(1)	(2)	(3)	(4)
	npro	npro	npro	npro
dfe	0.654 9*** (0.059 9)	0.211 4*** (0.062 0)	0.244 3*** (0.061 0)	0.191 1*** (0.060 8)
Size		0.327 1*** (0.058 5)	0.272 9*** (0.058 5)	0.268 3*** (0.060 1)
AGE		0.012 5 (0.195 2)	-0.046 3 (0.208 4)	0.045 4 (0.205 4)
Grow		-0.099 2 (0.090 1)	-0.005 7 (0.088 9)	-0.052 9 (0.087 9)
CR		-1.483 3*** (0.415 5)	-1.601 7*** (0.438 7)	-1.220 9*** (0.428 6)
Tobin Q		0.325 3*** (0.058 7)	0.361 9*** (0.060 8)	0.329 2*** (0.057 5)
OCC		-7.056 5*** (2.301 7)	-8.138 1*** (2.366 1)	-5.998 4*** (2.297 8)
常数项	10.028 9*** (0.070 8)	3.046 7** (1.414 5)	4.344 6*** (1.430 9)	4.153 3*** (1.464 9)
年份固定效应	No	Yes	Yes	Yes
行业固定效应	No	No	Yes	Yes
城市固定效应	No	Yes	No	Yes
样本数	17 929	17 929	17 929	17 929
R <sup>2</sup>	0.029 5	0.164 9	0.216 7	0.242 4

注:括号内为聚类到企业层面的稳健标准误;\*\*\*、\*\* 分别表示在 1%、5% 的置信水平下显著。

表 2 变量描述性统计

变量符号	变量	样本数	均值	标准差	最小值	中位数	最大值	VIF
npro	新质生产力	17 929	10.580	3.898	0.817	10.26	38.83	1.17
dfe	数据要素配置	17 929	0.841	1.019	0.000	0.693	5.730	1.23
dtis	数字技术创新-数量	17 929	0.896	1.347	0.000	0.000	8.133	1.54
dtiz	数字技术创新-质量	17 929	0.175	0.514	0.000	0.000	6.225	1.25
Size	企业规模	17 929	22.090	1.161	19.590	21.920	26.450	1.25
AGE	企业年龄	17 929	2.890	0.325	1.386	2.944	3.611	1.08
Grow	企业成长能力	17 929	0.170	0.342	-0.658	0.117	4.024	1.03
CR	股权集中度	17 929	0.334	0.141	0.080	0.313	0.758	1.04
Tobin Q	托宾 Q 值	17 929	2.085	1.262	0.802	1.684	13.53	1.08
OCC	大股东资金占用	17 929	0.010	0.016	0.000	0.005	0.187	1.02

表 4 稳健性检验结果

变量	(1)	(2)	(3)	(4)
	替换生产力	替换数据要素	滞后 1 期	排除疫情事件
	LP	npro	L, npro	npro
dfe	0.039 5*** (0.009 0)		0.184 5*** (0.062 6)	0.146 8** (0.072 0)
ndfe		0.194 5** (0.092 6)		
控制变量	Yes	Yes	Yes	Yes
年份固定效应	Yes	Yes	Yes	Yes
行业固定效应	Yes	Yes	Yes	Yes
城市固定效应	Yes	Yes	Yes	Yes
样本数	17 929	17 929	15 176	11 285
R <sup>2</sup>	0.790 8	0.241 2	0.244 6	0.250 0

注:括号内为聚类到企业层面的稳健标准误;\*\*\*、\*\*分别表示在 1%、5%的置信水平下显著。

果见表 4 列(2)。③滞后 1 期。数据要素配置对新质生产力的影响作用可能存在一定的时滞性,采用滞后一期的新质生产力进行检验,结果见表 4 列(3)。④排除疫情事件。2019 年末新冠肺炎疫情对全球经济造成了重创,对制造业企业的日常经营活动造成冲击,剔除 2020—2022 年的数据重新进行估计,结果见表 4 列(4)。表 5 列(1)~列(4)列结果显示,各列解释变量回归系数均在一定显著性水平下正向显著,验证了基准回归模型的稳健性与可靠性。

### 3.4 内生性检验

#### 3.4.1 工具变量法

为缓解数据要素配置与企业新质生产力之间

可能存在的内生性问题干扰,参考张栋等<sup>[36]</sup>的研究,分别构建企业数据要素配置工具变量。首先,根据年份-行业分类,选取当年除企业自身以外的行业内其他企业数据要素配置均值,作为第一个工具变量(IV1)。其合理之处在于,同一行业的企业在数字资产投入、数据资源利用方面具有一定相似性,数据要素配置程度相近,满足工具变量设定相关性;而行业内其他企业行为并不直接影响企业数据要素配置决策,去个体的均值与企业自身值不直接相关,满足设定外生性。

其次,根据行业分类,使用除企业自身以外的行业内其他企业最后一年(2022 年)数据要素配置均值为初始值,以全行业数据要素配置的年增长率作为行业整体增长率,通过份额移动平均法反推至样本期间的每一年,构建 Bartik 工具变量(IV2)。数据要素概念起步较晚,且受新股 IPO 上市影响,样本年份并非均匀分布,若从第 1 年(2011 年)正向推导面临样本损失风险。Bartik 工具变量在满足相关性设定同时,采用总体增长率模拟出历年估计值,与残差项不相关而与实际值相关,进一步满足了外生性要求。

表 5 列(1)~列(4)结果显示,工具变量与数据要素配置之间存在显著正相关关系,回归结果与基准回归结果保持一致。Kleibergen-Paap rk LM 统计量在 1%的水平上显著,说明工具变量不存在识别不足问题;Kleibergen-Paap Wald rk 的 F 值均大于 Stock-Yogo 在 10%水平上的临界值 16.38,说明

表 5 内生性检验结果

变量	年份-行业均值工具变量(IV1-2SLS)		Bartik 工具变量(IV2-2SLS)		外生政策冲击(DID)	
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
	dfe	npro	dfe	npro	npro	npro
dfe		1.125 4*** (0.380 5)		1.710 9** (0.462 9)		
Treat×Post					0.288 9** (0.137 3)	0.256 1** (0.135 5)
IV1	0.587 0*** (0.063 9)					
IV2			0.783 1*** (0.089 8)			
控制变量	Yes	Yes	Yes	Yes	No	Yes
年份固定效应	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes
行业固定效应	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes
地区固定效应	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes
样本数	17 929	17 929	17 929	17 929	17 929	17 929
R <sup>2</sup>	0.176 1	0.114 6	0.147 2	0.163 4		
Kleibergen-Paap rk LM 统计量	91.65***		71.87***			
Kleibergen-Paap rk Wald F 统计量	84.37>16.38		75.98>16.38			

注:括号内为聚类到企业层面的稳健标准误;\*\*\*、\*\*分别表示在 1%、5%的置信水平下显著。

工具变量不存在弱工具变量问题。两个工具变量回归结果均表明数据要素配置对企业新质生产力存在正向促进作用。

### 3.4.2 外生政策冲击

企业数据要素配置一定程度上可能受到所在城市大数据发展水平的影响。为进一步解决反向因果的内生性问题,采用国家大数据综合试验区设立这一外生冲击事件,构建多期双重差分模型进行回归检验。2015 年国务院率先在贵州省设立大数据综合试验区,2016 年在京津冀地区、珠三角地区、河南省、内蒙古自治区及上海市、重庆市、沈阳市设立大数据综合试验区。参考张修凡和范德成<sup>[37]</sup>的研究,设定公式如下:

$$npro_{it} = e_0 + e_1 Treat_{ip} \times Post_t + \sum e_k Control_{it} + \mu_j + \gamma_t + \delta_i + \epsilon_{it} \quad (5)$$

式中:  $Treat \times Post$  为 DID(双重差分)变量;  $Treat$  为政策冲击虚拟变量,若企业所在地为试点城市,则赋值为 1,否则为 0;  $Post$  为时间虚拟变量,企业所在城市年份在政策实施当期或之后,则赋值为 1,否则为 0;  $e_1$  为常数项;  $e_1, e_k$  为待估系数。表 5 列(5)、列(6)分别显示加入控制变量前后 DID 变量的回归系数,均在 5% 的显著性水平下正向显著,说明数据要素配置仍对企业新质生产力产生正向促进作用。

## 4 进一步检验

### 4.1 机制效应检验

根据前文的理论分析,企业数据要素配置能够通过与技术要素的协同作用,在数量与质量两个维度提升数字技术水平,提升企业经营的要素丰富度与生产效率。为了获得此中介机制的计量证据,设

计了四部式的中介效应模型进行检验。应用此模型原因在于,江艇<sup>[38]</sup>研究发现中介效应三部式检验存在内生性问题控制不足的缺陷,实证研究中注意所有步骤的内生性问题会使文章变得十分复杂。为缓解此类问题影响,在进行 Sobel 检验的基础之上,增加中介变量影响被解释变量的实证链条,进一步增强计量检验的完备性。

表 6 汇报了数据要素配置对数字技术创新数量与质量两维度机制效应的影响。在加入控制变量与年份、行业、地区固定效应前提下,各检验系数均在 5% 的显著性水平下正向显著,说明数字技术创新的数量与质量均存在部分中介效应,假设 H2 成立。说明数据要素配置能促进企业数字技术创新专利成果的产出与被引,在数量质量两维度增强数字创新能力,依靠数字技术优势提升生产效率,最终提升新质生产力水平。

### 4.2 异质性分析

#### 4.2.1 企业所有制异质性

国有企业和非国有企业在研发行为决策、资源分配、数字化转型等方面存在差异,将样本分为国有企业和非国有企业两组。表 7 列(1)、列(2)列结果显示,国有企业在 1% 的显著性水平下正向显著,非国有企业在 10% 的显著性水平下正向显著,邹检验(Chowtest)显示组间存在显著差异,数据要素配置对于国有企业新质生产力形成的正向影响强度更大。原因在于中国公共数据占整个数据规模的 80%,是数据资产的核心组成部分。公共数据涉及国计民生的重要领域,央企背景的企业在此领域具备明显优势。此外,目前数据要素配置政策多从

表 6 数字技术创新在数量质量两维度的中介效应检验结果

变量	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
	dtis	npro	npro	dtiz	npro	npro
dfe	0.163 0*** (0.021 7)		0.131 6** (0.059 3)	0.016 9** (0.007 1)		0.236 9*** (0.060 5)
dtis		0.381 5*** (0.067 2)	0.364 7*** (0.067 1)			
dtiz					0.455 7*** (0.097 6)	0.441 2*** (0.097 1)
控制变量	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes
年份固定效应	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes
行业固定效应	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes
地区固定效应	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes
样本数	17 929	17 929	17 929	17 929	17 929	17 929
R <sup>2</sup>	0.407 0	0.249 3	0.250 1	0.193 6	0.242 6	0.244 3
Sobel 检验	0.143*** (Z=5.978)			0.015*** (Z=3.258)		

注:括号内为聚类到企业层面的稳健标准误;\*\*\*、\*\*分别表示在 1%、5% 的置信水平下显著。

表 7 异质性检验结果

变量	企业所有制		高技术认定		地理位置		
	国有企业	非国有企业	高技术	非高技术	东部地区	中部地区	西部地区
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)
	npro	npro	npro	npro	npro	npro	npro
dfe	0.507 0*** (0.149 3)	0.114 3* (0.061 5)	0.248 6*** (0.086 9)	0.038 8 (0.074 2)	0.203 6*** (0.069 5)	0.172 5 (0.147 7)	0.219 5 (0.166 6)
控制变量	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes
年份固定效应	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes
行业固定效应	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes
地区固定效应	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes
样本数	4 354	13 575	9 052	8 877	13 251	2 788	1 890
R <sup>2</sup>	0.344 2	0.247 7	0.271 9	0.268 1	0.235 0	0.319 6	0.304 8
Chowtest	12.58***		105.14***		(东部/中西部)8.66***		
P	0.000 0		0.000 0		(东部/中西部)0.000 2		

注:括号内为聚类到企业层面的稳健标准误;\*\*\*、\* 分别表示在 1%、10%的置信水平下显著。

国家数据局、各级政府等主体自上而下的推广,国有企业政策敏感性更强,顺应政策发展方向,数据要素配置形成新质生产力的效率更高。国有企业在面临数字化转型风险冲击时,凭借其资源配置与战略规划优势能更好地化解风险,利用资金雄厚积极购进数据处理设备、数字化人才对国有企业发展保障更为认可,也是促使国有企业相较非国有企业数据要素配置对企业新质生产力形成更为有效的原因。

#### 4.2.2 企业要素禀赋异质性

不同类型企业对于生产力要素的需求情况不一致,借鉴现有研究成果<sup>[39]</sup>,根据中国证监会《上市公司行业分类指引》(2012)将样本分为高技术企业和非高技术企业。表 7 列(3)、列(4)结果显示,数据要素配置对高技术企业新质生产力在 1%显著性水平下正向显著,对非高技术企业新质生产力影响不显著。原因在于:对于高技术企业,通常具有较强的技术研发能力和创新驱动动力,其在日常运营中高度依赖数据和数字技术。数据要素的高效配置能够显著提升高技术企业的研发效率和创新能力,推动新质生产力的形成。被认定为高技术企业通常属于技术密集型,数据要素与技术要素的联系较为紧密。技术密集型企业掌握更多的用于数据采集、存储、清洗、分析等的 ICT(信息与通信技术)资本和人力资本,对数据资源的利用相较于其他企业更为高效,最终提升企业新质生产力水平。对于非高技术企业,数据要素与传统生产要素协调性稍弱<sup>[40]</sup>,非高技术企业在数字化转型和智能化改造方面存在较多障碍,可能难以实现数据与其他生产要素的有效融合。非高技术企业以传统制造业为主,相对而言资产、劳动更为密集,数据要素配置和利用水

平相对较低,无法充分发挥数据要素的乘数效应和创新引擎作用,导致数据要素配置对其新质生产力提升作用不显著。

#### 4.2.3 企业地理位置异质性

根据企业总部所在的省份地区地理位置分布,分为东部、中部和西部 3 部分。表 7 列(5)~列(7)结果显示数据要素配置对企业新质生产力形成东部地区在 1%的显著性水平下正向显著,中西部地区不显著。将东部地区和中西部地区分为两组进行邹检验,结果支持东部地区与中西部地区数据要素配置系数存在显著差异。原因在于,东部地区制造业发展的基础较好,体系更完善,数据要素与新质生产力结合场景更为丰富。东部地区技术孵化基础设施、数字数据基础设施建设较发达,技术要素与数据要素市场化水平更高,从而有利于提升企业数据要素配置的产出效率,促进企业新质生产力形成。中西部地区当前的数据要素配置对企业新质生产力形成的促进效果不显著,原因在于其经济发展相对逊色,制造业产业链不完善,数据要素、研发创新与企业生产运营结合不够紧密。目前国家出台“东数西算”等战略政策,鼓励中西部地区建设升级数据基础设施,其发展仍有较大空间。

## 5 结论与建议

以 2011—2022 年中国上市制造业企业为研究样本,考察数据要素配置对企业新质生产力的直接效应,以及数字技术创新在其中发挥的中介作用,通过研究得到以下结论:①数据要素配置能有效促进制造业企业新质生产力水平提升,在经历一系列稳健性、内生性检验后结论仍然成立;②数据要素配置可以通过数字技术创新的“增量提质”中介机制效应,促进企业新质生产力水平提升;③异质性

分析发现,制造业企业数据要素配置对新质生产力的促进提升作用在国有企业、高技术企业和东部地区的影响更为显著。鉴于此,提出以下政策建议。

(1)提升对数据要素开发利用的重视程度,充分发挥数据要素配置对企业各领域的促进效应,加快新质生产力形成。在研发设计领域,拓展大数据分析覆盖面,加速产品设计的迭代进化,提升研发效率;畅通研发与售后反馈沟通渠道,利用大数据在洞察市场需求同时优化产品性能。在生产制造领域,大力引入数控机床、工业机器人等数字化智能生产设备,提高智能制造比率,利用其所搭载的数据追溯、智能监控、预测性维护系统和工业互联网在提升生产效率同时促进供应链协同。在管理营销领域,利用数字化ERP企业资源管理系统基于数据驱动做出决策,制订科学的采购、库存和生产计划,优化企业资源配置;利用互联网新媒体进行营销宣传,大数据分析用户画像制订更为科学销售策略。

(2)数字技术创新领域增加产出同时应注重质量提升,加强数字经济与实体经济在技术层面的融合。制造业企业增加对数字技术研发的投入,推动传统产业加快智能化改造、数字化转型、网络化联结;支持关键技术攻关和前沿技术创新,推动形成自主可控的技术体系;政府部门主导建设数据资产、技术成果交易场所,提升技术专利市场化水平,加强对数字知识产权保护,完善数字监管同时打破数据垄断,降低企业“数实融合”门槛;推进产业链开放式创新平台构建,畅通制造业企业之间数字技术创新交流渠道,加速数字技术在实体经济领域的融合应用。

(3)将数据要素配置落实到产业层面,积极参与“数据要素×”制造业领域重点行动项目。重点行动要求工业制造企业创新研发模式、推动协同制造、提升服务能力、强化区域联动和开发使能技术,通过整合数据资源、引入智能算力、优化前沿算法,加速智能化转型形成新质生产力。不同地区因地制宜发挥数据要素乘数效应,重点发挥国有高技术企业的引领示范作用,政策支持中西部地区企业、传统制造业探索数据资源利用场景。对于地区政府而言,应加快数据基础设施建设,提升区域运算力水平,更新升级网络信息设施。进一步完善数据要素产权制度、健全数据交易与流通法规,推动数据要素市场化建设与价值化配置。通过政策引导与财政补贴支持数据创新应用项目落实推进,提高

区域公共数据利用水平,推动数据创新领域的政企融合。

## 参考文献

- [1] 习近平主持召开新时代推动东北全面振兴座谈会强调牢牢把握东北的重要使命奋力谱写东北全面振兴新篇章[N]. 人民日报, 2023-09-10(001).
- [2] 中国信息通信研究院政策与经济研究所. 数据价值化与数据要素市场发展报告[R]. 北京:中国信息通信研究院, 2021.
- [3] 蔡跃洲, 马文君. 数据要素对高质量发展影响与数据流动制约[J]. 数量经济技术经济研究, 2021(3): 64-83.
- [4] 白永秀, 李嘉雯, 王泽润. 数据要素:特征、作用机理与高质量发展[J]. 电子政务, 2022(6): 23-36.
- [5] JONES C I, TONETTI C. Nonrivalry and the economics of data [J]. American Economic Review, 2020(9): 2819-2858.
- [6] 张夏恒, 冯晓宇. 数据要素乘数效应的逻辑解构与实现进路[J]. 长安大学学报(社会科学版), 2024(3): 91-102.
- [7] 尹西明, 林镇阳, 陈劲, 等. 数据要素价值化动态过程机制研究[J]. 科学学研究, 2022(2): 220-229.
- [8] 朱秀梅, 林晓玥, 王天东, 等. 数据价值化:研究评述与展望[J]. 外国经济与管理, 2023(12): 3-17.
- [9] 李海舰, 赵丽. 数据成为生产要素:特征、机制与价值形态演进[J]. 上海经济研究, 2021(8): 48-59.
- [10] 张俊瑞, 高璐冰, 危雁麟. 数据资产会计:概念演进、解构与关系辨析[J]. 会计之友, 2023(24): 131-137.
- [11] 戚聿东, 刘欢欢. 数字经济下数据的生产要素属性及其市场化配置机制研究[J]. 经济纵横, 2020(11): 63-76.
- [12] 李弦. 数据要素赋能新质生产力的理论逻辑与实践进路:基于马克思劳动过程理论的分析[J]. 上海经济研究, 2024(5): 25-36.
- [13] 苏志文, 刘冉, 刘传明. 数据要素市场化能否促进企业新质生产力发展:基于要素配置与组织运营视角[J]. 中国科技论坛, 2024(12): 31-43.
- [14] 王海杰, 王开阳. 数据要素驱动新质生产力发展的机制、挑战与应对措施[J]. 中国流通经济, 2025(1): 3-13.
- [15] 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(12): 42-59.
- [16] 熊巧琴, 汤珂. 数据要素的界权、交易和定价研究进展[J]. 经济学动态, 2021(2): 143-158.
- [17] 何玉长, 王伟. 数据要素市场化的理论阐释[J]. 当代经济研究, 2021(4): 33-44.
- [18] BAESENS B, BAPNA R, MARSDEN J R, et al. Transformational issues of big data and analytics in networked business[J]. MIS Quarterly, 2016(4): 807-818.
- [19] 李大伟, 田何志, 吴非. 科技金融、企业数字技术应用与产业结构优化[J]. 金融理论与实践, 2021(7): 29-39.
- [20] 刘征驰, 陈文武, 魏思超. 数据要素配置、智能技术进步

- 与内生增长[J]. 管理评论, 2023(10): 10-21.
- [21] 段钢, 刘贤铤, 黄悦. 数字基础设施建设如何影响企业新质生产力发展[J]. 金融与经济, 2024(7): 1-13.
- [22] 欧阳日辉. 数据要素促进数字经济和实体经济深度融合的理论逻辑与分析框架[J]. 经济纵横, 2024(2): 67-78.
- [23] 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(5): 68-91.
- [24] 宋佳, 张金昌, 潘艺. ESG发展对企业新质生产力影响的研究: 来自中国A股上市企业的经验证据[J]. 当代经济管理, 2024(6): 1-11.
- [25] 张秀娥, 王卫, 于泳波. 数智化转型对企业新质生产力的影响研究[J]. 科学学研究, 2024(5): 1-19.
- [26] 马淑琴, 徐苗, 张陈宇. 数据要素应用与企业创新效应: 来自中国A股上市公司的经验证据[J]. 商业经济与管理, 2024(2): 50-67.
- [27] 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(3): 97-115.
- [28] 杨鹏, 刘航, 张柳钦, 等. 税收激励与企业数字技术创新: 来自固定资产加速折旧政策的经验证据[J]. 财政研究, 2023(9): 86-102.
- [29] 齐绍洲, 张倩, 王班班. 新能源企业创新的市场化激励: 基于风险投资和企业专利数据的研究[J]. 中国工业经济, 2017(12): 95-112.
- [30] 徐佳, 崔静波. 低碳城市和企业绿色技术创新[J]. 中国工业经济, 2020(12): 178-196.
- [31] ACEMOGLU D, AKCIGIT U, ALP M C. Radical and incremental innovation: the roles of firms, managers, and innovators[J]. American Economic Journal: Macroeconomics, 2022(3): 199-249.
- [32] 何欢浪, 蔡琦晟, 章韬. 进口贸易自由化与中国企业创新: 基于企业专利数量和质量的证据[J]. 经济学(季刊), 2021(2): 597-616.
- [33] 黄先海, 高亚兴. 数实产业技术融合与企业全要素生产率: 基于中国企业专利信息的研究[J]. 中国工业经济, 2023(11): 118-136.
- [34] REUBEN M B, DAVID A K. The moderator-mediator variable distinction in social psychological research: conceptual, strategic, and statistical considerations[J]. Journal of Personality and Social Psychology, 1986, 51: 1173-1182.
- [35] 蔡昉. 中国经济增长如何转向全要素生产率驱动型[J]. 中国社会科学, 2013(1): 56-71.
- [36] 张栋, 胡文龙, 毛新述. 研发背景高管权力与公司创新[J]. 中国工业经济, 2021(4): 156-174.
- [37] 张修凡, 范德成. 数字经济发展赋能我国低碳经济转型研究: 基于国家级大数据综合试验区的分析[J]. 科技进步与对策, 2023(19): 118-128.
- [38] 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.
- [39] 郭蕾, 肖淑芳, 李雪婧, 等. 非高管员工股权激励与创新产出: 基于中国上市高科技企业的经验证据[J]. 会计研究, 2019(7): 59-67.
- [40] 宋炜, 张彩虹, 周勇, 等. 数据要素与研发决策对工业全要素生产率的影响: 来自2010—2019年中国工业的经验证据[J]. 科技进步与对策, 2022(2): 40-48.

## Data Element Allocation, Digital Technology Innovation and New Quality Productivity of Enterprises: Based on the Panel Data of Listed Manufacturing Enterprises from 2011 to 2022

LÜ Mingyuan, MA Ruijie

(School of Economics, Tianjin University of Commerce, Tianjin 300134, China)

**Abstract:** Data factor allocation is an important driving force of enterprise digital technology innovation, and is gradually regarded as the core production factor of new quality productivity because of its significant multiplier effect and innovation engine. Taking enterprise data factor allocation as the starting point, listed manufacturing enterprises from 2011 to 2022 were selected as samples to empirically study the relationship between data factor allocation and enterprise new quality productivity, and the intermediary mechanism effect was studied from the two dimensions of digital technology innovation quantity and quality. It is found that data factor allocation of manufacturing enterprises can effectively promote the improvement of new quality productivity of enterprises, especially for state-owned enterprises, high-tech enterprises and the eastern region. The mechanism effect test shows that data element allocation can improve the new quality productivity of enterprises through the “incremental quality improvement” effect of digital technology innovation. In order to promote the formation of new quality productivity, it is suggested that manufacturing enterprises actively integrate the “data factor x” action, improve the level of data factor allocation, promote the synergy between data and technology factors, and promote the double improvement of the quantity and quality of digital technology output.

**Keywords:** data factor allocation; digital technology innovation; new quality productivity; digital real fusion