

技术创新、数据要素利用水平与新质生产力

焦心慧

河北地质大学管理学院, 河北 石家庄

收稿日期: 2025年10月19日; 录用日期: 2025年11月7日; 发布日期: 2025年12月3日

摘 要

本文以2012~2024年中国A股制造业上市公司为研究样本, 实证探究技术创新、数据要素利用水平与企业新质生产力三者间的内在关联及作用机制。研究发现: 技术创新对企业新质生产力提升具有显著正向影响; 数据要素利用水平在二者关系中发挥部分中介作用, 即技术创新投入可通过提升数据要素利用水平, 进一步促进新质生产力的提高。异质性分析表明, 该中介效应在大规模企业与中西部地区企业中更为突出。研究为企业通过“创新投入-数据利用”协同培育新质生产力提供实证依据, 也为政策制定者优化要素配置政策提供参考。

关键词

技术创新投入, 数据要素利用水平, 新质生产力, 中介效应, 制造业上市公司

Technological Innovation, Data Factor Utilization Level and New-Quality Productive Forces

Xinhui Jiao

School of Management, Hebei GEO University, Shijiazhuang Hebei

Received: October 19, 2025; accepted: November 7, 2025; published: December 3, 2025

Abstract

This study takes Chinese A-share listed manufacturing companies from 2012 to 2024 as research samples, and empirically explores the internal connections and mechanism of action among technological innovation, the utilization level of data factors, and enterprises' new-quality productive forces. The findings show that: technological innovation has a significant positive impact on the improvement of enterprises' new-quality productive forces; the utilization level of data factors plays a partial mediating role in the relationship between the two, meaning that investment in technological innovation can further promote the improvement of new-quality productive forces by

文章引用: 焦心慧. 技术创新、数据要素利用水平与新质生产力[J]. 现代管理, 2025, 15(12): 9-19.

DOI: 10.12677/mm.2025.1512306

enhancing the utilization level of data factors. Heterogeneity analysis indicates that this mediating effect is more prominent in large-scale enterprises and enterprises in central and western regions. This study provides empirical evidence for enterprises to collaboratively cultivate new-quality productive forces through the “innovation investment-data utilization” model, and also offers references for policymakers to optimize factor allocation policies.

Keywords

Technological Innovation Input, Data Factor Utilization Level, New-Quality Productive Forces, Mediating Effect, Manufacturing Listed Companies

Copyright © 2025 by author(s) and Hans Publishers Inc.

This work is licensed under the Creative Commons Attribution International License (CC BY 4.0).

<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>



Open Access

1. 引言

当前，新质生产力培育已成为推动经济高质量发展的核心命题，其本质是通过科技创新驱动生产要素深度重构与生产效率质效跃升。党的二十届三中全会明确提出“加快发展新质生产力，推动技术创新与数据要素深度融合”，为微观企业发展指明方向[1]。随着数字经济规模持续扩张，2023年我国数字经济占GDP比重已达42.8%，数据作为第五大生产要素，其与技术创新的融合程度直接决定企业新质生产力的培育效率。实践中，企业技术创新投入强度逐年提升，但“创新投入高、转化效率低”的困境普遍存在。与此同时，数据要素利用水平差异显著，部分企业仍停留在数据收集存储的基础阶段，未能实现数据与技术、生产的深度融合。在此背景下，研究技术创新投入如何有效驱动新质生产力发展和数据要素利用水平在其中发挥的作用，对揭示新质生产力微观形成机理、指导企业实践具有重要意义。

现有研究多单独考察技术创新投入或数据要素对生产力的影响：从技术创新对新质生产力的影响来看，学者们证实技术创新具备产业变革与模式塑造功能，能催生新产业、新模式与新动能[2]，且通过定量分析可证实其对数字新质生产力的显著推进作用[3]，其中突破性技术创新更是加快新质生产力形成的关键力量[4]；从数据要素治理水平对新质生产力的影响看，研究表明数据要素通过优化资源配置、精准匹配需求推动生产效率改善[5]，并且在非重污染、劳动密集型及数字经济产业企业中，数据要素利用水平对新质生产力的正向影响更显著[6]。但鲜有研究将三者纳入统一分析框架，尤其缺乏对数据要素利用水平中介作用的系统检验。

基于此，本文的边际贡献在于：第一，构建“技术创新投入－数据要素利用水平－企业新质生产力”的理论框架，揭示数据要素利用水平的中介传导机制；第二，通过异质性分析明确不同规模、地区企业中技术创新与数据要素利用的作用差异，为不同类型企业及政策制定者提供差异化实践参考，拓宽研究结论应用场景与实践指导价值。

2. 理论分析与研究假设

2.1. 技术创新与企业新质生产力

作为经济高质量发展的核心驱动力，技术创新能够作用于新质生产力的关键构成要素，进而推动生产力系统完成从传统形态到先进形态的转型升级。创新驱动发展理论指出，通过激活创新要素的价值，打破增长瓶颈，可实现可持续的高质量发展。从全要素生产率理论和生产力三要素理论来看，新质生产力在结构上体现为新型劳动者、新型劳动对象与新型劳动工具三者的有机统一。因此，技术创新投入对

新质生产力的促进作用，可从上述三个维度具体展开：第一，在劳动者维度，研发投入催生数字技术培训体系，增强员工在数字化操作与创新思维方面的综合能力，推动劳动力由“体力型”向“技能型”乃至“智能型”转变，从而提升全要素生产率中的人力资本贡献[7]；第二，在劳动资料维度，创新投入推动智能装备、工业互联网平台等先进工具的广泛应用，重构传统生产工具的功能形态，使其具备实时感知、自主决策与动态优化能力，为生产过程的精准化与柔性化奠定物质基础[8]；第三，在劳动对象维度，技术创新促进传统生产要素与数据等新型要素的深度融合。例如，借助数字孪生技术实现产品在全生命周期内的仿真与管控，拓展劳动对象的价值创造边界，推动资源利用从物理形态向数字形态延伸。同时，技术创新投入能加速创新成果产业化进程。例如，企业通过研发投入突破人工智能、大数据等核心技术，可构建数字化生产体系，实现生产流程的智能化改造，进而推动生产效率质的飞跃。

基于此，提出以下假设：H1：在其他条件不变的情况下，技术创新显著正向影响企业新质生产力。

2.2. 技术创新、数据要素利用水平、新质生产力

数据是数字化时代的核心资源和驱动力，根据资源基础理论的观点，数据要素作为新兴的生产要素，具备高度的非模仿性与不可替代性，对数据要素的有效利用将直接影响企业的生产效率和经营活动。数据要素利用水平主要取决于供给效率、转化能力、流通安全性三个核心因素影响，而这三大核心因素的优化升级，离不开技术创新这一关键驱动力的支撑。

技术创新能提高数据要素利用水平。其作用机制便从供给效率、转化能力、流通安全性三方面具体展开。第一，技术创新能提升数据要素供给效率。数据要素的供给不仅是数量的积累，更关键是“有效数据”的供给。技术创新通过拓展数据采集的维度与精度，建立了数据筛选与清洗的标准化理论模型，从源头提升数据的“有效性”比例，解决了传统模式下数据冗余与有效供给不足的矛盾，为高效利用奠定基础[9]。第二，技术创新能强化数据要素价值转化能力。数据要素的价值转化，本质是将原始数据转化为决策信息的过程。技术创新通过构建更先进的信息处理与分析框架，实现了从被动记录到主动预测的转化升级，让数据要素的价值从描述过去延伸到“指导未来”，大幅提升转化效能。第三，技术创新能保障数据流通安全性。数据要素的流通面临“使用与安全”的核心矛盾，即流通越频繁，安全风险越高。技术创新通过建立“数据可用不可见”的理论技术体系，在不泄露原始数据的前提下，实现数据的跨主体协同利用，从理论上解决了“流通”与“安全”的对立关系，为数据要素的规模化流通提供了安全保障[10]。因此，技术创新行为对数据要素利用水平具有显著促进作用。

数据要素利用水平能促进新质生产力的提高。数据要素从全要素生产率、科技创新、绿色低碳三方面推动新质生产力。第一，高效运用数据要素，是推动全要素生产率实现质的飞跃的核心引擎。作为生产力演进的先进形态，新质生产力的重要标志之一，便是全要素生产率的显著提升[11]。作为区别于传统要素的新型生产资源，数据在深度融入传统生产要素体系并对其进行重构的过程中，展现出独特的赋能价值。企业依托数字技术的合理应用，能够精准捕捉市场需求变化并快速做出反应，在此基础上优化生产环节、压缩交易成本。这一过程不仅能有效提升资源配置的效率与精准度，还能强化激励机制的实际作用，为全要素生产率的跨越式提升注入强劲动能[12]。第二，新质生产力的核心要求，是摆脱传统经济增长路径与生产力发展模式的局限，将科技创新置于引领地位。当数据要素与研发设计、技术攻关等关键环节深度融合时，能够为技术突破与产品升级提供重要支撑。企业通过对大规模数据的深度挖掘与应用，可发现潜在的技术突破方向与产品创新空间，加速产品与服务的更新换代节奏。这一机制与熊彼特创新理论的核心观点相契合——创新是驱动经济增长的核心力量，而数据要素在这一过程中，既承担着资源供给的角色，也发挥着工具支撑的功能。第三，在新质生产力的发展过程中，数据要素还对绿色低碳转型起到重要助推作用。绿色发展是高质量发展的重要基础，企业通过充分挖掘数据价值，能够更高效地整合数字技术与绿色技术，推动低能耗、低污染的创新产品研发与绿色技术落地应用，满足可持续

发展的现实需求[13]。这种绿色创新不仅符合未来经济增长的必然趋势，也与新质生产力的绿色属性高度适配，进而帮助企业构建长期竞争优势。

据此提出以下假设：H2：数据要素利用水平在技术创新投入与企业新质生产力之间发挥中介作用，即技术创新能通过提升数据要素利用水平，进而促进企业新质生产力提升。

3. 研究设计

3.1. 样本选取与数据来源

本文选取 2012~2024 年中国 A 股制造业上市公司为初始研究样本，按以下标准筛选：1) 剔除金融类上市公司，因其业务模式与数据要素利用特征与非金融企业差异显著；2) 剔除 ST、*ST 等财务状况异常的公司，避免极端值影响；3) 剔除数据缺失严重的样本；4) 对所有连续变量进行 1%和 99%分位的缩尾处理，缓解极端值干扰。最终得到 19,625 个观测值。数据来源如下：本文数据来自 CSMAR 数据库、Wind 数据库及各上市公司年报；数据处理工具为 Excel 与 Stata18.0。

3.2. 变量定义

Table 1. Variable definition table
表 1. 变量定义表

变量性质	变量符号	变量名称	变量定义
被解释变量	TFP	新质生产力	用 OP 法测算
解释变量	RD	创新投入	研发投入金额/总资产
中介变量	DEul	数据要素利用水平	Ln (披露总次数 + 1)
	Size	企业规模	Ln (年末总资产)
	Lev	资产负债率	总负债金额/总资产金额
	ROA	资产收益率	净利润/平均总资产
控制变量	TobinQ	托宾 Q 值	(流通股市值 + 非流通股股数 × 每股净资产 + 总负债)/总资产
	Balance1	股权制衡度	第二大股东持股比例/第一大股东持股比例
	Top1	第一大股东持股比	第一大股东持股数量/总股本
	Board	董事会规模	Ln (董事会人数)
	ListAge	上市年限	Ln (当年年份 - 上市年份 + 1)

1) 被解释变量：企业新质生产力(TFP)

参考鲁晓东和连玉君的方法[14]，本文采用 OP 法对其进行测算，同时采用 LP 法和 GMM 法对其重新估算，用于稳健性检验。选择 OP 法的核心原因在于，该方法能有效解决传统 OLS 估计中存在的样本选择性偏差与同时性偏差问题，更贴合制造业企业生产过程中要素投入与产出的动态关联特征。

2) 解释变量：技术创新(RD)

参照 Chen & Huang [15]的研究，采用“研发投入强度”衡量，即研发投入金额占总资产的比重。该指标能直观反映企业对技术创新的资源投入力度，是学术界衡量创新投入的主流指标，计算公式为：技术创新投入(RD) = 研发投入金额/总资产。

3) 中介变量：数据要素利用水平(DEul)

由于直接获取企业内部详细技术应用数据的困难，本文借鉴史青春等的研究[16]，通过统计人工智能

技术水平、区块链技术水平、云计算技术水平、大数据技术水平以及大数据技术应用水平等五项指标在企业年度财务报告中的披露次数之和衡量数据要素投入水平。年度财务报告作为企业公开披露的规范性文件，具有较高的可信度和可获得性，确保了数据来源的可靠性和透明度。技术指标在财务报告中的披露频次越高，表明企业的数据要素利用水平越高。

4) 控制变量
参考现有研究，选取以下可能影响企业新质生产力的变量作为控制变量，具体定义如表 1 所示。

3.3. 模型设计

为检验技术创新投入对企业新质生产力的直接影响(假设 H1)，构建基准回归模型：

$$TFP_{i,t} = \alpha_0 + \alpha_1 RD_{i,t} + \sum \alpha_j Controls + \sum Year + \sum Industry + \varepsilon_{i,t} \tag{1}$$

为了考察数据要素治理水平在技术创新投入和新质生产力之间是否产生中介作用，本文进一步设定以下模型：

$$DEul_{i,t} = \beta_0 + \beta_1 RD_{i,t} + \sum \beta_j Controls + \sum Year + \sum Industry + \varepsilon_{i,t} \tag{2}$$

$$TFP_{i,t} = \gamma_0 + \gamma_1 RD_{i,t} + \gamma_2 DEul_{i,t} + \gamma_j Controls + \sum Year + \sum Industry + \varepsilon_{i,t} \tag{3}$$

其中，下标 i 、 t 分别表示企业、年份。TFP_{*i,t*} 为被解释变量，表示企业 i 在第 t 年的新质生产力水平；RD_{*i,t*} 为核心解释变量，表示企业 i 在第 t 年的创新投入；DEul_{*i,t*} 为数据要素治理水平；Controls 为控制变量集合；Industry 为行业固定效应；Year 为时间固定效应；ε_{*i,t*} 为随机扰动项。

4. 实证结果分析

4.1. 描述性统计

Table 2. Descriptive statistical analysis
表 2. 描述性统计

变量名	样本数	均值	标准差	最小值	最大值
TFP	19,625	7.676	0.842	5.976	10.041
RD	19,625	0.025	0.018	0	0.097
DEul	19,625	8.834	18.211	0	118
Size	19,625	22.095	1.155	19.99	25.633
Lev	19,625	0.392	0.19	0.008	1.238
ROA	19,625	0.044	0.064	-0.206	0.228
TobinQ	19,625	2.131	1.321	0.872	8.514
Balance1	19,625	0.379	0.285	0.014	0.996
Top1	19,625	0.33	0.139	0.088	0.704
Board	19,625	2.106	0.187	1.609	2.565
ListAge	19,625	2.085	0.774	0.693	3.332

表 2 报告了主要变量的描述性统计结果。由表 2 可知：第一，新质生产力(TFP)观测值为 19,625 个，标准差 0.842，最小值 5.976，最大值 10.041，说明不同企业间新质生产力发展水平差异较大；第二，技术创新投入(RD)均值为 0.025，最大值 0.097，最小值 0.018，这表明样本企业的整体研发投入强度不高。

作为新质生产力的核心驱动力，这一平均水平反映出整体创新动力不足；第三，数据要素利用水平(DEul)均值为均值 8.834，但标准差高达 18.211，且最大值远大于均值。这反映出数据要素利用水平在企业间存在极端分化，多数企业数据要素利用仍停留在基础阶段，仅有少数企业实现深度利用，印证了数据要素价值释放尚不充分的现状；第四，控制变量方面，公司规模(Size)、资产收益率(ROA)等指标的分布符合制造业上市公司的普遍特征，未出现异常值问题。

4.2. 基准回归

Table 3. Results of the regression analysis
表 3. 回归分析结果

变量	(1)	(2)	(3)
	TFP	TFP	TFP
RD	1.476*** (4.359)	4.136*** (21.82)	5.495*** (28.35)
Size		0.511*** (131.1)	0.494*** (133.3)
Lev		0.658*** (30.28)	0.597*** (29.45)
ROA		2.580*** (42.69)	2.517*** (45.07)
TobinQ		-0.029*** (-10.63)	-0.016*** (-5.915)
Balance1		0.049*** (3.324)	0.054*** (3.954)
Top1		0.239*** (7.681)	0.209*** (7.185)
Board		-0.091*** (-5.061)	-0.053*** (-3.154)
ListAge		0.078*** (14.82)	0.073*** (14.93)
_cons	7.640*** (741.8)	-4.102*** (-50.08)	-3.424*** (-42.46)
Year fe	NO	NO	YES
Industry fe	NO	NO	YES
N	19,625	19,625	19,625
R-squared	0.001	0.708	0.760

注：*、**、***分别表示 10%、5%、1%的显著性水平，括号内为 t 值(下表同)。

表 3 报告了技术创新对企业新质生产力影响的基准回归结果。列(1)为不加控制变量和固定效应的回

归, 结果显示技术创新(RD)的系数为 1.476, 且在 1%水平上显著为正, 初步表明技术创新投入对新质生产力具有正向影响; 列(2)加入控制变量后, 技术创新(RD)的系数提升至 4.136, 仍保持 1%水平显著, 说明在控制企业规模、财务状况等因素后, 技术创新投入的促进作用更为突出; 列(3)进一步加入行业固定效应与时间固定效应, RD 的系数为 5.495, 依旧在 1%水平上显著为正, 此时模型 R-squared 达到 0.760, 表明模型拟合效果良好。

从控制变量来看, 企业规模(Size)系数显著为正, 说明规模较大的企业在资源整合、技术研发等方面更具优势, 更易培育新质生产力; 资产负债率(Lev)系数显著为正, 是因为适度负债能为企业技术创新提供资金支持, 进而推动新质生产力提升; 资产收益率(ROA)系数显著为正, 反映盈利状况良好的企业更有能力投入资源开展创新活动; 董事会规模(Board)系数显著为负, 说明由于董事会规模过大导致决策效率降低, 制约新质生产力发展。综合来看, 基准回归结果支持假设 H1, 即技术创新投入显著正向影响企业新质生产力。

4.3. 稳健性检验

Table 4. Robustness test

表 4. 稳健性检验

变量	(1)	(2)	(3)	(4)
	TFP_LP	GMM	TFP	TFP
RD	8.728*** (43.10)	6.836*** (28.16)		5.535*** (28.28)
RD2			3.339*** (27.09)	
Control	YES	YES	YES	YES
_cons	-4.761*** (-56.52)	0.432*** (4.282)	-0.402*** (-3.605)	-3.400*** (-41.82)
Year fe	YES	YES	YES	YES
Industry fe	YES	YES	YES	YES
N	19,625	19,625	20,516	19,311
R-squared	0.791	0.312	0.063	0.760

为确保基准回归结果的可靠性, 本文从以下三方面开展稳健性检验:

1) 替换被解释变量

表 4 列(1)和列(2)分别用 LP 法和 GMM 法重新测算新质生产力, 并代入基准模型进行回归。结果显示, 技术创新投入(RD)的系数分别为 8.728、6.836, 均在 1%水平上显著为正, 与基准回归结论一致, 说明更换新质生产力测度方法后, 技术创新投入的正向影响依然成立。

2) 替换解释变量

参照付学超的研究[17], 将技术创新投入的衡量指标替换为“研发投入占营业收入比重”(记为 RD2), 表 4 列(3)结果显示, RD2 的系数在 1%水平上显著为正, 进一步验证了技术创新投入对新质生产力的正向作用, 排除了指标选择偏差对结果的影响。

3) 剔除特殊样本

考虑到新上市企业可能存在数据不完整、经营不稳定等问题，剔除上市年限不足一年的企业样本后重新回归。表 4 列(4)结果显示，RD 的系数为 5.535，在 1%水平上显著为正，与基准回归结果基本一致，说明样本选择对研究结论无实质性影响。

综合来看，稳健性检验结果均支持假设 H1，表明技术创新投入显著正向影响企业新质生产力的结论具有可靠性。

4.4. 内生性检验

本文研究可能受到反向因果关系的影响而具有内生性，故采用以下方法加以应对：

1) 滞后被解释变量

基于解释变量不易受到滞后期被解释变量的反向影响，将新质生产力滞后一期(L.TFP)代入基准模型，表 5 列(1)结果显示，技术创新投入(RD)的系数为 5.557，在 1%水平上显著为正，表明在考虑了反向因果问题之后，本文结论依旧成立。

2) 工具变量法

本文将技术创新滞后一期(L.RD)作为工具变量，表 5 列(2)为第一阶段回归结果，L.RD 的系数为 0.896，在 1%水平上显著为正，验证了工具变量的相关性假定；列(3)为第二阶段回归结果，RD 的系数为 5.495，在 1%水平上显著为正，与基准回归结论一致，说明在缓解潜在的内生性问题后，假设 1 依然成立。

Table 5. Endogeneity test
表 5. 内生性检验

变量	(1)	(2)	(3)
	L.TFP	RD	TFP
RD	5.557*** (24.57)		5.495*** (28.35)
L.RD		0.896*** (243.2)	
Control	YES	YES	YES
_cons	-3.482*** (-37.46)	-0.003** (-2.155)	-3.424*** (-42.46)
Year fe	YES	YES	YES
Industry fe	YES	YES	YES
N	15,983	16,705	19,625
R-squared	0.730	0.840	0.760

4.5. 中介效应检验

本文采用逐步回归法对数据要素治理水平的中介效应进行检验，表 6 为数据要素治理水平的中介效应检验结果。列(1)为技术创新对新质生产力的回归结果；列(2)为技术创新对数据要素治理水平的回归结果，列(3)将技术创新和数据要素治理水平一并纳入回归分析，可以看到两者的回归系数均显著为正，且 γ_1 的绝对值 5.369 小于 α_1 的绝对值 5.495，表明数据要素治理水平具有中介效应。

Table 6. Test of mediating effects
表 6. 中介效应检验

变量	(1)	(2)	(3)
	TFP	TFP	TFP
RD	5.495*** (28.35)	177.2*** (23.72)	5.369*** (27.29)
DEul			0.001*** (3.733)
Controls	YES	YES	YES
_cons	-3.424*** (-42.46)	-34.560*** (-11.13)	-3.400*** (-42.04)
Year fe	YES	YES	YES
Industry fe	YES	YES	YES
N	19,625	20,542	19,625
R-squared	0.760	0.214	0.760

4.6. 异质性分析

1) 基于企业规模的异质性分析

参考朱华蓉等的研究[18],以企业年末总资产的中位数为划分标准,将样本分为大规模企业组与小规模企业组。表 7 列(1)和列(2)结果显示:小规模企业组中,技术创新投入(RD)的系数为 7.769,在 1%水平上显著;大规模企业组中,RD 的系数为 9.712,同样在 1%水平上显著,并通过了组间系数差异性检验。这一结果说明,大规模企业技术创新投入对新质生产力的促进作用更强。这一结果的核心原因在于数据要素与技术创新融合存在显著的规模效应与网络效应。从规模效应来看,数据要素具有边际成本递减、边际收益递增的特性,大规模企业能够承担数据采集、存储、分析的高额固定成本,通过批量处理海量数据摊薄单位成本,同时技术创新投入形成的研发成果可借助规模化数据应用快速迭代优化,放大创新价值;从网络效应来看,大规模企业的产业链布局更完整、业务场景更丰富,技术创新与数据要素融合能串联起上下游资源,形成数据流通的网络生态,使创新成果通过数据共享实现跨环节、跨主体的价值扩散,进一步强化技术创新对新质生产力的促进作用。相比之下,小规模企业受资金、资源限制,难以形成数据规模优势与网络效应,技术创新与数据要素的融合效能受限。

2) 基于地区属性的异质性分析

参考国家统计局划分标准,将样本分为东部地区企业与中西部地区企业。表 7 列(3)和列(4)结果显示:中西部地区企业组中,RD 的系数为 7.678,在 1%水平上显著;东部地区企业组中,RD 的系数为 4.476,同样在 1%水平上显著。组间系数差异性检验结果表明两组系数存在显著差异。这一结果与白云朴等的研究结论一致[19],即中西部地区企业技术创新投入对新质生产力的促进作用更强。这一结果源于边际效应的差异:东部地区企业较早布局数字技术与数据应用,新质生产力基数较高,技术创新与数据要素融合的边际收益逐渐递减;而中西部地区企业此前在数据基础设施、技术创新积累上存在差距,随着数字经济政策向中西部倾斜,企业通过技术创新投入快速补齐数据利用短板,数据要素的边际产出更高。同时,中西部地区企业依托后发优势,可直接借鉴东部地区成熟的“创新-数据”融合模式,避免重复试错成本,使技术创新投入通过数据要素的高效利用快速转化为新质生产力,呈现出更显著的边际促进效应。

Table 7. Heterogeneity analysis
表 7. 异质性分析

变量	(1)	(2)	(3)	(4)
	小规模	大规模	中西部	东部
Innovation	7.769*** (29.95)	9.712*** (30.49)	7.678*** (19.51)	4.476*** (20.20)
Controls	Yes	Yes	Yes	Yes
_cons	-4.514*** (-23.26)	-4.770*** (-32.42)	-4.210*** (-28.69)	-3.416*** (-36.42)
Year fe	Yes	Yes	Yes	Yes
Industry fe	Yes	Yes	Yes	Yes
N	10,779	8846	5591	14,034
R-squared	0.5342	0.7013	0.7703	0.7619
组间系数	chi ² (1) = 12.35		chi ² (1) = 40.78	
差异性检验	Prob > chi ² = 0.0004		Prob > chi ² = 0.0000	

5. 结论与启示

本文以 2012~2024 年中国 A 股制造业上市公司为样本，实证分析技术创新投入、数据要素利用水平与企业新质生产力的关系，得出以下结论：第一，技术创新投入对企业新质生产力具有显著正向影响，且这一结论在更换变量测度方法、剔除特殊样本、缓解内生性问题后依然成立，表明技术创新投入是培育新质生产力的核心驱动力。第二，数据要素利用水平在技术创新投入与企业新质生产力之间发挥部分中介作用，即技术创新投入可通过提升数据要素利用水平，间接促进新质生产力发展，验证了“创新投入 - 数据利用 - 新质生产力”的传导路径。第三，异质性分析显示，技术创新投入对新质生产力的促进作用在大规模企业与中西部地区企业中更为突出，反映出不同规模、不同地区企业在新质生产力培育过程中存在差异化特征。

基于上述研究结论，本文提出以下实践启示：从企业层面来看：第一，加大技术创新投入力度，优化研发资源配置，重点投向人工智能、大数据等与数据要素融合紧密的领域，提升创新投入的精准性；第二，提升数据要素利用水平，建立健全数据采集、分析、应用体系，通过数据共享平台实现创新成果的规模化应用，放大技术创新对新质生产力的推动效应；第三，注重培养数字人才，构建覆盖研发、管理、生产等全环节的数字人才梯队，通过内部培训与外部引进相结合的方式，提升员工数据处理、数字技术应用等综合能力，为技术创新与数据要素融合提供人才支撑；第四，大规模企业应依托更雄厚的资金实力、更广泛的资源网络，加快创新决策与数据应用节奏，中西部地区企业可借助政策扶持，通过技术创新与数据要素融合实现后发赶超。从政策层面来看：第一，完善创新激励政策，通过税收减免、研发补贴等方式，鼓励企业增加技术创新投入，尤其加大对大规模企业与中西部地区企业的支持力度；第二，推进数据要素市场化配置，建立数据交易平台，完善数据安全与产权保护制度，降低企业数据要素利用成本；第三，加强数字化基础设施建设，重点向中西部地区倾斜，为企业技术创新与数据要素融合提供硬件支撑；第四，强化软环境建设，推动数据标准化制定，明确数据确权规则与交易规范，减少企业间数据流通的制度性障碍，降低数据共享与利用的风险成本，促进技术创新与数据要素的高效协同。

然而，本文研究仍存在局限性：一是采用文本分析法衡量数据要素利用水平，该方法虽依托公开规

范的财务报告确保数据可获得性与可靠性,但由于企业对技术指标的披露存在主观选择性,且文本分析法仅能捕捉技术相关词汇的披露频次,无法识别词汇背后的实际应用差异,因此会导致变量衡量精度受限。二是样本选择的局限性,本文样本限定为 2012~2024 年中国 A 股制造业上市公司,未纳入服务业、金融业、信息技术业等其他行业企业,削弱了结论的普适性。未来可扩大样本范围,并采用更客观科学的方法计量数据要素利用水平变量,进一步深化技术创新与数据要素的协同机制研究。

基金项目

河北地质大学第二十一届学生科研项目:企业创新、数据资产与企业新质生产力培育(项目编号:KAY202529)。

参考文献

- [1] 黄梅,万小龙. 科技创新和产业创新深度融合赋能新质生产力:逻辑理路、现实障碍与实践路径[J]. 科学管理研究, 2025, 43(2): 82-91.
- [2] 张新宁. 科技创新是发展新质生产力的核心要素论析[J]. 思想理论教育, 2024(4): 20-26.
- [3] 周杰,王慧. 科技创新能促进数字新质生产力提升吗?——以数字普惠金融为调节变量[J]. 企业经济, 2024, 43(8): 106-118.
- [4] 杜传忠,李钰葳. 强化科技创新能力加快形成新质生产力的机理研究[J]. 湖南科技大学学报(社会科学版), 2024, 27(1): 100-109.
- [5] 刘光强. 数据资产赋能企业高质量发展的价值创造逻辑与路径[J]. 财会通讯, 2024(4): 3-12+160.
- [6] 陈培祯,龚晓叶. 数据要素利用水平、ESG 表现与企业新质生产力[J]. 科技与经济, 2025, 38(4): 11-15.
- [7] 张颖熙. 新质生产力视角下的人力资本积累:挑战与对策[J]. 延边大学学报(社会科学版), 2024, 57(4): 41-51+141.
- [8] 韩文龙,陈其煜,张瑞生. 人工智能推动劳动过程变革的内在机理与影响研究[J]. 江西财经大学学报, 2025(6): 38-52.
- [9] 张会平,邓建平. 政企协同与 AI 赋能:数据要素价值释放的路径创新——以成都“管住一级、放活二级”模式为例[J/OL]. 电子政务, 1-13. <https://link.cnki.net/urlid/11.5181.TP.20251104.1129.002>, 2025-11-30.
- [10] 刘立伟,傅超豪,孙泽堃,等. 数据要素流通全流程隐私关键技术:现状、挑战与展望[J/OL]. 软件学报, 1-25. <https://doi.org/10.13328/j.cnki.jos.007478>, 2025-11-30.
- [11] 李涛,欧阳日辉. 数据是形成新质生产力的优质生产要素[N]. 光明日报, 2024-04-23(011).
- [12] Wamba, S.F., Gunasekaran, A., Akter, S., Ren, S.J., Dubey, R. and Childe, S.J. (2017) Big Data Analytics and Firm Performance: Effects of Dynamic Capabilities. *Journal of Business Research*, **70**, 356-365. <https://doi.org/10.1016/j.jbusres.2016.08.009>
- [13] 周雪峰,王大英. 数据要素市场化、数字化转型与企业绿色创新[J]. 商业研究, 2024(3): 32-40.
- [14] 鲁晓东,连玉君. 中国工业企业全要素生产率估计:1999-2007[J]. 经济学(季刊), 2012, 11(2): 541-558.
- [15] Chen, H. and Huang, Y. (2006) Employee Stock Ownership and Corporate R & D Expenditures: Evidence from Taiwan's Information-Technology Industry. *Asia Pacific Journal of Management*, **23**, 369-384. <https://doi.org/10.1007/s10490-006-9005-4>
- [16] 史青春,牛悦,徐慧. 企业数据要素利用水平影响投资效率机理研究——利用数据要素激活冗余资源的中介作用[J]. 中央财经大学学报, 2023(11): 105-115.
- [17] 付学超,赵若瑜. 研发投入、公司治理与企业数字化转型[J]. 财经理论研究, 2023(4): 52-64.
- [18] 朱华蓉,周晓惠. 企业数字化转型对 ESG 表现的影响研究[J]. 中国商论, 2025, 34(19): 143-148
- [19] 蔡凯星,金雪军. 产融结合对企业新质生产力的影响研究[J/OL]. 科学学研究, 1-14. <https://doi.org/10.16192/j.cnki.1003-2053.20251013.001>, 2025-11-30.