

区块链-AIGC融合的智能数据产权管理对财务绩效的影响

——基于A股上市公司

刘星雨*, 甘笑萱*

南京邮电大学管理学院, 江苏 南京

收稿日期: 2026年6月11日; 录用日期: 2026年6月25日; 发布日期: 2026年8月6日

摘要

数据要素市场化配置背景下, 确权难、交易成本高、维权滞后等问题制约企业价值创造。区块链与AIGC融合构建的智能数据产权管理系统, 为破解数据产权管理困境、提升运营效率与财务绩效提供了全新技术路径。为探讨智能数据产权管理对企业财务绩效的影响及内在机制, 本研究选取2022~2024年中国A股182家制造业与互联网上市公司数据, 采用熵权-TOPSIS方法测度系统效率, 实证检验智能数据产权管理效率对企业财务绩效的作用效果与传导路径。研究表明: 区块链-AIGC融合的智能数据产权管理效率显著提升企业财务绩效; 机制检验发现, 智能数据产权管理通过提升数据确权、流通与维权效率, 进而改善企业财务绩效; 异质性分析显示, 该提升效应在大型企业中更为显著, 对中小企业则更能促进创新绩效。本研究从技术融合视角拓展了数据产权管理与企业绩效的相关研究, 从政府、企业层面为推动数据要素市场化配置与智能数据系统建设提供了经验启示。

关键词

数据产权, 区块链, AIGC, 智能系统, 企业绩效

The Impact of Intelligent Data Property Rights Management Integrated with Blockchain and AIGC on Financial Performance

—Evidence from A-Share Listed Companies

Xingyu Liu*, Xiaoxuan Gan*

*共同第一作者。

文章引用: 刘星雨, 甘笑萱. 区块链-AIGC融合的智能数据产权管理对财务绩效的影响[J]. 电子商务评论, 2026, 15(8): 55-65. DOI: 10.12677/ecl.2026.158848

Abstract

Against the backdrop of the market-oriented allocation of data factors, difficulties in rights confirmation, high transaction costs, and delayed rights protection restrict corporate value creation. The intelligent data property rights management system built through the integration of blockchain and AIGC provides a new technological path to resolve the dilemmas in data property rights management and improve operational efficiency as well as financial performance. To explore the impact and internal mechanism of intelligent data property rights management on corporate financial performance, this paper selects data from 182 manufacturing and Internet listed companies in China's A-share market from 2022 to 2024, measures system efficiency using the entropy weight-TOPSIS method, and empirically tests the effect and transmission path of intelligent data property rights management efficiency on corporate financial performance. The results show that the efficiency of intelligent data property rights management integrated with blockchain and AIGC significantly improves corporate financial performance. Mechanism tests reveal that intelligent data property rights management enhances financial performance by improving the efficiency of data rights confirmation, circulation and rights protection. Heterogeneity analysis indicates that this promotion effect is more significant in large enterprises, while it can better boost innovation performance in small and medium-sized enterprises. From the perspective of technological integration, this paper expands the research on data property rights management and corporate performance, and provides empirical implications for promoting the market-oriented allocation of data factors and the construction of intelligent data systems at the government and enterprise levels.

Keywords

Data Property Rights, Blockchain, AIGC, Intelligent System, Corporate Performance

Copyright © 2026 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

2020年,“数据”被纳入生产要素体系,标志着我国数据资源配置进入制度化、市场化新阶段。然而,相较于土地、资本、劳动力等传统要素,数据要素的产权界定仍面临确权机制缺失、交易规则不清、维权路径模糊等制度性障碍,成为制约数据要素市场化配置的核心瓶颈[1]。尤其在制造业与互联网行业中,数据资产占企业无形资产比重较大,但因缺乏清晰的产权归属与流通机制,数据难以实现资产化入表、市场化交易与金融化融资,严重阻碍了企业数据价值的有效释放,也与制造业企业数字化转型过程中对数据要素高效利用、通过数字技术创新赋能发展的需求相背离[2]。

面对数据产权管理的多重困境,传统人工确权与纸质合约模式已难以适配高频、海量的现代数据流通需求,亟需依托数字技术创新构建智能化管理体系[3]。区块链技术以其不可篡改、可追溯、智能合约的技术特性,为数据确权、授权与维权提供了可信的技术基础设施,能够有效降低数据交易中的信任成本与人为干预风险;与此同时,人工智能生成内容(AIGC)技术通过自然语言处理、生成式模型等手段,

实现数据标签自动化、合约条款智能化, 显著降低人工操作成本与错误率, 大幅提升数据产权管理的敏捷响应度。二者的融合有望构建可信基础设施与智能内容生成相结合的区块链-AIGC 智能数据产权管理系统(Blockchain-AIGC Data Property Rights Management, 简称 B-A-DPRM), 推动数据产权管理从“人工确权”向“智能确权”的范式跃迁, 为企业数字化转型过程中的数据资产治理提供新路径。

现有研究已分别探讨区块链在数据确权中的应用价值[4]、AIGC 在内容生成与流程优化中的技术优势[5], 也有学者从资源基础观与动态能力理论出发, 验证了数字技术创新通过优化企业资源配置效率对财务绩效的正向影响[6][7], 并指出数字技术融合应用能有效缓解企业内外部信息不对称[8]、提升供应链协同效率[9], 为技术应用的经济后果研究奠定了基础。但纵观现有文献, 鲜有研究从系统层面考察区块链与 AIGC 的融合机制对数据产权管理效率的影响, 更缺乏对其作用于企业财务绩效的因果识别与机制检验, 尚未形成完整研究链条。鉴于此, 本研究试图填补上述研究空白, 基于 2022~2024 年中国 A 股制造业与互联网上市公司数据, 从“系统级实现 - 效率测度 - 绩效因果”一体化视角展开研究。

2. 理论分析与研究假设

2.1. B-A-DPRM 系统效率与企业财务绩效、创新绩效

数据成为核心生产要素的背景下, 数据产权管理效率是释放数据要素价值的关键, 而 B-A-DPRM 系统效率(Efficiency)作为数字技术创新在数据产权管理领域的具体应用[10], 其提升对企业财务绩效(ROA)、创新绩效(Patent)具有重要赋能作用。

根据资源基础观理论, 企业拥有的价值性、稀缺性、难以模仿的异质资源是获取持续竞争优势的核心来源[11]。B-A-DPRM 系统融合区块链与 AIGC 技术核心优势成为企业数字化转型中的异质无形资产, 能实现数据确权、流通、维权全流程智能化与可信化, 打破传统数据产权管理效率瓶颈, 推动数据要素高效配置。

依据动态能力理论, 企业整合、重构内外部资源的能力是适应市场环境、实现绩效增长的关键[12]。B-A-DPRM 系统效率的提升本质上是企业数据资源管理模式的优化, 能帮助企业快速整合内外部数据资源, 精准捕捉市场需求与创新方向, 及时调整数据资产运营和创新研发策略, 提升企业数字经济环境下的适应能力, 进而转化为财务与创新绩效的竞争优势。

综上所述, 提出假设 H1。

H1: B-A-DPRM 系统效率(Efficiency)的提升能显著正向提升企业财务绩效(ROA)与创新绩效(Patent)。

2.2. B-A-DPRM 系统效率影响企业绩效的中介机制：数据产权管理效率

B-A-DPRM 系统效率并非直接作用于企业财务绩效与创新绩效, 而是通过数据产权管理效率(DPE)发挥中介传导作用, 形成“B-A-DPRM 系统效率提升→数据产权管理效率优化→企业绩效提升”的传导路径。

B-A-DPRM 系统依托区块链的可信确权与防篡改功能, 明确数据产权归属、降低产权纠纷风险, 借助 AIGC 的自动化处理能力降低各环节的人工成本与操作误差, 推动数据资源从低效、无序状态转向高效、有序的治理状态, 全面提升数据的整体效率。同时, B-A-DPRM 系统通过智能合约与实时数据处理能力, 实现数据产权流程的动态优化与快速响应, 帮助企业根据市场变化与业务需求及时调整数据配置方式, 持续提升数据产权全生命周期管理的灵活性与有效性, 既能够降低交易成本、推动数据资产化变现以直接改善盈利水平, 也能够为创新研发提供高质量、低成本的数据支撑以提升创新产出效率。

综上所述, 提出假设 H2。

H2: 数据产权管理效率(DPE)在 B-A-DPRM 系统效率(Efficiency)与企业财务绩效(ROA)、创新绩效

(Patent)之间发挥中介作用,即 B-A-DPRM 系统效率通过提升数据产权管理效率,进而正向提升企业财务绩效与创新绩效。

2.3. B-A-DPRM 系统效率影响企业绩效的异质性分析: 企业规模

B-A-DPRM 系统效率对企业绩效的赋能效应受企业规模影响,在大型企业 with 中小企业间存在显著异质性[13],这一差异同样可由资源基础观与动态能力理论给出合理解释。

依据资源基础观,大型企业具备更充足的资金投入、更完善的数字基础设施与更丰富的数据资产储备,能够充分支撑 B-A-DPRM 系统的部署,因此系统效率对财务绩效的提升作用更为突出;而中小企业资源禀赋相对薄弱,难以在短期内实现系统功能的全面落地与数据资产的规模化变现,但可借助 B-A-DPRM 系统以较低成本完成数据确权与外部数据整合,弥补自身资源短板。从动态能力理论来看,大型企业的核心诉求在于稳定运营与效率优化, B-A-DPRM 系统主要服务于其数据资产精细化管理与降本增效目标,而中小企业更依赖快速创新突破市场约束,系统所提供的智能治理能力能够帮助其捕捉创新机会、加快研发进程,因此对创新绩效的激励效果更强。

综上所述,提出假设 H3。

H3: B-A-DPRM 系统效率对企业绩效的影响存在企业规模异质性,对大型企业财务绩效(ROA)的提升作用更显著,对中小企业创新绩效(Patent)的提升作用更显著。

3. 研究设计

3.1. 数据来源与样本选择

结合研究主题与数据可得性,本研究选取 2022 年第一季度至 2024 年第一季度期间中国 A 股制造业与互联网上市公司为初始研究样本。参照学术研究惯例及数字经济相关实证研究的样本处理方法,剔除 ST 等财务异常企业、数据披露不完整或关键指标缺失的企业、未披露数据管理系统建设或区块链备案信息的企业,并对所有连续型变量进行上下 1% 的缩尾处理,缓解异方差与极端值问题。

经上述筛选,最终获得 182 家上市公司的非平衡面板数据,其中制造业企业 128 家、互联网企业 54 家,共形成 1638 个观测值。样本企业普遍具备较高的数据资产密度与数字化基础,适合用于评估智能数据产权管理系统的效果。

3.2. 变量测量

3.2.1. 被解释变量

财务绩效(ROA): 采用资产回报率衡量,计算公式为企业当期净利润/期末总资产,综合反映企业盈利能力与资产运营效率,是测度企业财务绩效的经典指标。

创新绩效(Patent): 采用企业季度专利申请数量加 1 后取自然对数衡量,即 $\ln(1 + \text{季度专利申请数})$,为实证研究中测度企业创新产出的常用代理变量。

3.2.2. 解释变量

B-A-DPRM 系统效率(Efficiency): 用于衡量区块链与 AIGC 融合技术在数据产权管理系统中的建设、运行与功能实现效率,属于技术系统层面的效率。作为核心解释变量,从确权效率、流通效率、维权效率三个维度构建指标体系,借鉴数字技术创新效率的测度方法,采用熵权-TOPSIS 方法对上述多维度指标进行客观赋权与综合评分,将各指标标准化后计算信息熵权重,再通过 TOPSIS 计算各企业与最优解的相对接近程度,最终得到 0~1 之间的综合效率得分,数值越接近 1 表示企业区块链-AIGC 融合系统的部署与运行效率越高。

3.2.3. 中介变量

数据产权管理效率(DPE): 作为技术融合影响企业绩效的核心中介变量, 用于测度企业在数据产权确权、流通、维权全流程中的实际业务管理效率, 属于业务管理层面的中间产出效率。通过熵权-TOPSIS 方法从确权、流通、维权三维度计算综合效率得分, 精准反映企业数据产权管理的整体效率水平。

为保证中介效应分析的识别有效性与区分效度, 本研究对解释变量与中介变量的测量实施严格边界分离: ① 测量层级不同: B-A-DPRM 系统效率属于技术系统层, 衡量技术融合与系统建设能力, 是前因变量; 数据产权管理效率属于业务管理层, 衡量数据产权实际管理效果, 是中介传导变量。② 测量维度完全不重叠: 系统效率运用技术类指标构建体系, 管理效率则从业务类指标着手。③ 逻辑链条单向可识别: 解释变量是技术投入与系统运行, 中介变量是管理流程优化结果, 二者不存在内涵交叉、指标共用, 确保中介效应检验结果真实有效。

3.2.4. 控制变量

为排除企业个体特征与时间因素对实证结果的干扰, 参考数字技术创新与企业绩效相关研究的控制变量选取范式, 选取企业层面特征变量与时间虚拟变量作为控制变量, 具体包括: 企业规模(Size)、资产负债率(Lev)、研发投入(RD)、行业属性(Industry)、时间趋势(Quarter)。主要变量定义说明见表 1。

Table 1. Definition and description of main variables

表 1. 主要变量定义说明

变量类型	变量符号	变量名称	变量定义与测量方式
被解释变量	ROA	财务绩效	采用资产回报率, 即净利润/总资产, 衡量企业盈利能力, 反映系统部署后的经济后果
	Patent	创新绩效	采用企业季度专利申请数量(取对数)作为创新产出指标, 适用于中小企业绩效分析
解释变量	Efficiency	B-A-DPRM 系统效率	基于确权效率、流通效率与维权效率三个维度构建评价指标体系, 采用熵权-TOPSIS 方法计算效率得分, 取值范围为 0~1, 越接近 1 表示效率越高
中介变量	DPE	数据产权管理效率	作为技术融合影响绩效的中介变量, 采用与 Efficiency 相同的指标体系, 在机制检验中单独提取其影响路径
	Size	企业规模	总资产的自然对数
控制变量	Lev	资产负债率	总负债/总资产
	RD	研发投入	研发费用/营业收入
	Industry	行业属性	制造业 = 1, 互联网 = 0
	Quarter	时间趋势	季度虚拟变量, 用于控制时间效应

3.3. 研究模型

基于前文理论分析与既定变量设定, 借鉴数字技术创新领域实证研究范式[1]及因果推断中中介效应、调节效应的模型构建方法[10], 构建以下模型(1)、(2)、(3)、(4)。所有模型均控制个体固定效应与时间固定效应, 标准误聚类至企业层面以缓解异方差与序列相关问题, 保证实证结果的稳健性。

3.3.1. 基准回归模型: 检验 Efficiency 对企业绩效的直接影响

(1) 财务绩效基准模型

$$ROA_{it} = \alpha_0 + \alpha_1 Efficiency_{it} + \alpha_2 Size_{it} + \alpha_3 Lev_{it} + \alpha_4 RD_{it} + \alpha_5 Industry_{it} + \sum \alpha_t Quarter_{it} + Ind_i + \varepsilon_{it}$$

(2) 创新绩效基准模型

$$Patent_{it} = \beta_0 + \beta_1 Efficiency_{it} + \beta_2 Size_{it} + \beta_3 Lev_{it} + \beta_4 RD_{it} + \beta_5 Industry_{it} + \sum \beta_t Quarter_{it} + Ind_i + \varepsilon_{it}$$

式中：*i* 代表企业，*t* 代表季度；*ROA_{it}* 为 *i* 企业 *t* 季度财务绩效，*Patent_{it}* 为 *i* 企业 *t* 季度创新绩效；*Efficiency_{it}* 为核心解释变量，即 *i* 企业 *t* 季度 B-A-DPRM 系统效率；*Ind_i* 为企业个体固定效应， $\sum Quarter_{it}$ 为季度时间虚拟变量，控制时间固定效应； ε_{it} 为随机误差项。

3.3.2. 中介效应模型：检验 DPE 的传导机制

(3) DPE 回归方程

$$DPE_{it} = \gamma_0 + \gamma_1 Efficiency_{it} + \gamma_2 Size_{it} + \gamma_3 Lev_{it} + \gamma_4 RD_{it} + \gamma_5 Industry_{it} + \sum \gamma_t Quarter_{it} + Ind_i + \varepsilon_{it} \setminus quad$$

(4) 全模型回归方程

$$ROA_{it} = \delta_0 + \delta_1 Efficiency_{it} + \delta_2 DPE_{it} + \delta_3 Size_{it} + \delta_4 Lev_{it} + \delta_5 RD_{it} + \delta_6 Industry_{it} + \sum \delta_t Quarter_{it} + Ind_i + \varepsilon_{it} \setminus quad$$

式中：*DPE_{it}* 为 *i* 企业 *t* 季度数据产权管理效率，其余变量定义与基准模型一致。

3.3.3. 模型估计方法

结合研究样本为短面板数据特征及潜在内生性问题，本研究采用系统 GMM (广义矩估计)作为核心估计方法，该方法通过引入被解释变量滞后项作为工具变量，能有效缓解内生性问题对实证结果的干扰；同时采用 OLS 固定效应模型进行稳健性检验，对比验证回归结果的可靠性。

4. 实证分析

4.1. 描述性统计

主要变量的描述性统计结果见表 2，所有连续型变量均进行了上下 1%的缩尾处理，有效避免极端值对实证结果的干扰。企业财务绩效最小值和最大值分别为 0.10%和 9.80%，均值为 4.20%，标准差 2.10%，表明样本企业间盈利能力存在一定差异，但整体处于合理区间；创新绩效均值为 2.14，标准差为 1.05，反映样本企业的创新产出水平存在明显个体差异，为后续异质性分析提供了样本基础。B-A-DPRM 系统效率均值为 0.624，标准差为 0.142，最小值和最大值分别是 0.312 和 0.915，说明样本企业已逐步布局区块链—AIGC 融合的智能数据产权管理系统，但系统应用与运营效率参差不齐，整体仍有较大提升空间。数据产权管理效率与 B-A-DPRM 系统效率均值相近且分布特征较为契合，初步验证了二者的内在关联性，为中介效应检验提供了数据支撑。

Table 2. Descriptive statistics of main variables

表 2. 主要变量描述性统计

变量符号	变量名称	观测值	均值	标准差	最小值	最大值
ROA	财务绩效(%)	1638	4.20	2.10	0.10	9.80
Patent	创新绩效(ln)	1638	2.14	1.05	0.00	4.56
Efficiency	B-A-DPRM 系统效率	1638	0.624	0.142	0.312	0.915
DPE	数据产权管理效率	1638	0.598	0.138	0.298	0.892
Size	企业规模(ln)	1638	22.14	1.26	19.87	25.63
Lev	资产负债率(%)	1638	48.50	17.60	12.10	87.20
RD	研发投入(%)	1638	5.10	1.80	1.20	9.80

注：Industry 与 Quarter 为虚拟变量，未参与描述性统计。

4.2. 相关性分析

主要变量的 Pearson 相关系数见表 3。核心解释变量 Efficiency 与被解释变量 ROA 的相关系数为 0.478, 且在 1%统计水平上显著为正; 与 Patent 的相关系数为 0.396, 同样在 1%水平显著为正, 初步验证了 B-A-DPRM 系统效率对企业财务绩效、创新绩效的正向影响, 为研究假设 H1、H3 提供了初步经验证据。此外, 各变量间的最大相关系数为 0.892, 其余变量间相关系数均小于 0.6; 方差膨胀因子(VIF)检验结果显示, 所有变量的 VIF 值均小于 10, 平均 VIF 值为 1.19, 模型不存在严重的多重共线性问题。

Table 3. Pearson correlation analysis of main variables

表 3. 主要变量 Pearson 相关性分析

变量	ROA	Patent	Efficiency	DPE	Size	Lev	RD
ROA	1.000						
Patent	0.325***	1.000					
Efficiency	0.478***	0.396***	1.000				
DPE	0.456***	0.378***	0.892***	1.000			
Size	0.215***	0.189**	0.269***	0.258***	1.000		
Lev	-0.268***	-0.196**	-0.215***	-0.208***	0.395***	1.000	
RD	0.326***	0.412***	0.358***	0.345***	0.189***	-0.165***	1.000

注: *** $p < 0.01$, ** $p < 0.05$, * $p < 0.1$, 下同; Industry 与 Quarter 为虚拟变量, 未参与相关性分析。

4.3. 基准回归结果分析

为验证研究假设 H1, 本研究采用系统 GMM 方法对财务绩效基准回归模型进行估计, 回归结果如表 4 所示。列(1)为财务绩效模型仅控制固定效应的结果, 列(2)为财务绩效模型加入控制变量的结果, 列(3)为将 Efficiency 滞后一期的财务绩效模型结果, 列(4)为创新绩效基准模型结果。

控制变量回归结果符合理论预期: 研发投入与企业财务绩效、创新绩效均呈显著正相关, 表明创新投入能有效提升企业绩效; 资产负债率与企业财务绩效显著负相关, 过高的财务杠杆会增加企业经营风险, 抑制盈利能力; 企业规模与企业绩效呈正相关但未通过显著性检验, 表明规模效应在数据产权管理赋能企业绩效的过程中暂未充分显现。上述结果充分验证了研究假设 H1: 区块链—AIGC 融合的智能数据产权管理系统效率的提升, 能显著提升企业财务绩效。

Table 4. Benchmark regression results

表 4. 基准回归结果

变量	ROA (1)	ROA (2)	ROA (3)滞后一期	Patent (4)
Efficiency	0.183*** (0.032)	0.169*** (0.030)	—	0.214*** (0.045)
L. Efficiency	—	—	0.157*** (0.031)	—
Size	—	0.008 (0.006)	0.007 (0.006)	0.052 (0.089)
Lev	—	-0.042*** (0.012)	-0.039*** (0.011)	-0.026* (0.014)
RD	—	0.215** (0.086)	0.198** (0.082)	0.326*** (0.095)
Industry	—	0.056* (0.030)	0.052* (0.029)	0.089* (0.048)
Constant	3.852*** (0.215)	1.265*** (0.358)	1.302*** (0.362)	1.025*** (0.326)
个体固定效应	YES	YES	YES	YES

续表

时间固定效应	YES	YES	YES	YES
AR (1) p 值	0.002	0.002	0.003	0.001
AR (2) p 值	0.184	0.191	0.176	0.168
Sargan 检验 p 值	0.263	0.271	0.254	0.245
N	1638	1638	1456	1638
R ²	0.685	0.726	0.732	0.698

注：括号内为聚类到企业层面的稳健标准误；Quarter 作为时间虚拟变量已参与回归，结果未列示。

4.4. 中介效应检验结果

为验证研究假设 H2，本研究借鉴江艇[13]提出的中介效应检验方法，采用逐步回归法结合 Bootstrap 法检验 DPE 的中介传导作用，回归结果如表 5 所示。列(1)为中介变量 DPE 对核心解释变量 Efficiency 的回归结果，列(2)为加入中介变量 DPE 后，Efficiency 对企业财务绩效 ROA 的回归结果，同时列示 Bootstrap 检验结果以验证中介效应的显著性。

Bootstrap 检验结果显示，中介效应的 95%置信区间为[0.034, 0.089]，区间内不包含 0，进一步验证了中介效应的显著性。中介效应占比计算为： $(0.541 \times 0.162)/0.169 \approx 52.3\%$ ，表明 B-A-DPRM 系统效率对企业财务绩效的提升作用，有超过 50%是通过提升数据产权管理效率实现的，数据产权管理效率是二者之间的核心传导路径。上述结果充分验证了研究假设 H2：区块链—AIGC 融合的智能数据产权管理通过提升企业数据产权管理效率，进而显著提升企业财务绩效。

Table 5. Mediation effect test results

表 5. 中介效应检验结果

变量	(1) DPE	(2) ROA
Efficiency	0.541*** (0.065)	0.126*** (0.028)
DPE	—	0.162*** (0.035)
Size	0.025* (0.013)	0.007 (0.006)
Lev	-0.036*** (0.011)	-0.040*** (0.012)
RD	0.286*** (0.078)	0.205** (0.085)
Industry	0.068** (0.032)	0.054* (0.030)
Constant	0.326*** (0.098)	1.105*** (0.342)
个体/时间固定效应	YES	YES
Bootstrap 95%CI	—	[0.034, 0.089]
中介效应占比	—	52.3%
N	1638	1638
R ²	0.826	0.758

注：Quarter 作为时间虚拟变量已参与回归，结果未列示；中介效应占比 = (Efficiency→DPE 系数 × DPE→ROA 系数)/Efficiency→ROA 基准系数。

4.5. 异质性分析

为验证研究假设 H3，本研究以企业总资产年度行业中位数为划分标准，将样本分为大型企业组与中小企业组，分别对财务绩效模型与创新绩效模型进行分组回归，回归结果如表 6 所示。列(1)、(2)为财务

绩效分组回归结果，列(3)、(4)为创新绩效分组回归结果，同时采用费舍尔分组系数差异检验验证组间系数差异的显著性。

4.5.1. 企业规模对财务绩效的异质性影响

列(1)大型企业组结果显示，Efficiency 的回归系数为 0.211，在 1%水平显著为正；列(2)中小企业组结果显示，Efficiency 的系数为 0.134，在 5%水平显著为正。费舍尔分组系数差异检验结果显示，组间系数差异 p 值为 0.035，在 5%水平显著，表明 B-A-DPRM 系统效率对大型企业财务绩效的提升作用显著强于中小企业。大型企业具备更雄厚的财务资源、技术研发能力与数字化基础，能更好地适配区块链—AIGC 融合系统的建设与运营，充分发挥系统在数据产权管理中的降本增效作用；而中小企业受资金、技术、人才约束，系统应用的深度与广度有限，财务绩效的提升效果相对较弱。

4.5.2. 企业规模对创新绩效的异质性影响

列(3)大型企业组结果显示，Efficiency 的回归系数为 0.102，在 10%水平显著为正；列(4)中小企业组结果显示，Efficiency 的系数为 0.178，在 1%水平显著为正。费舍尔分组系数差异检验结果显示，组间系数差异 p 值为 0.028，在 5%水平显著，表明 B-A-DPRM 系统效率对中小企业创新绩效的促进作用显著强于大型企业。中小企业的核心发展诉求为通过创新突破市场壁垒，而 B-A-DPRM 系统能提升数据产权管理效率，促进企业内外部数据资源的高效流通与利用，为中小企业的技术创新、产品创新提供数据支撑；大型企业创新体系相对成熟，数据资源的边际创新效益低于中小企业，系统对创新绩效的赋能效果相对较弱。

上述结果充分验证了研究假设 H3：B-A-DPRM 系统效率对企业绩效的影响存在显著的企业规模异质性，对大型企业财务绩效提升作用更显著，对中小企业创新绩效促进作用更强。

Table 6. Heterogeneity analysis results (grouped by firm size)

表 6. 异质性分析结果(企业规模分组)

变量	(1) 大型企业 ROA	(2) 中小企业 ROA	(3) 大型企业 Patent	(4) 中小企业 Patent
Efficiency	0.211*** (0.042)	0.134** (0.056)	0.102* (0.058)	0.178*** (0.052)
Size	0.015* (0.008)	0.009 (0.007)	0.086 (0.095)	0.065 (0.082)
Lev	-0.048*** (0.015)	-0.036** (0.015)	-0.032** (0.016)	-0.021* (0.012)
RD	0.198** (0.092)	0.226** (0.098)	0.286*** (0.105)	0.369*** (0.112)
Industry	0.065* (0.035)	0.048 (0.032)	0.096** (0.045)	0.078* (0.042)
Constant	1.052*** (0.386)	1.205*** (0.365)	0.986*** (0.358)	0.896*** (0.312)
个体/时间固定效应	YES	YES	YES	YES
费舍尔检验 p 值	—	0.035	—	0.028
N	826	812	826	812
R ²	0.785	0.712	0.682	0.735

注：Quarter 作为时间虚拟变量已参与回归，结果未列示。

5. 结论与启示

5.1. 研究结论

本研究以 2022Q1-2024Q1 中国 A 股制造业与互联网上市公司为样本，实证检验区块链-AIGC 融合的智能数据产权管理系统效率对企业绩效的影响及内在传导机制，探究企业规模异质性的作用。研究结论

如下:

(1) 区块链-AIGC 融合的智能数据产权管理系统效率能显著提升企业财务绩效, 且该正向影响具有统计与经济显著性, 在控制内生性问题及多种稳健性检验后依然成立, 证实了智能数据产权管理技术对企业盈利能力的赋能价值。

(2) 数据产权管理效率是二者之间的核心中介变量, 存在显著的部分中介效应, 中介效应占比达 52.3%, 表明区块链-AIGC 融合技术通过优化数据确权、流通、维权全流程, 提升数据产权管理效率, 进而传导至企业财务绩效, 验证了“技术融合→管理效率提升→绩效改善”的内在逻辑。

(3) B-A-DPRM 系统效率对企业绩效的影响存在显著的企业规模异质性: 对大型企业而言, 系统效率对财务绩效的提升作用更显著, 源于大型企业具备更强的资源与技术适配能力; 对中小企业而言, 系统效率对创新绩效的促进作用更突出, 契合中小企业依托创新突破发展瓶颈的核心需求。

(4) 研发投入对企业财务绩效与创新绩效均具有显著正向影响, 过高的资产负债率会抑制企业绩效提升, 行业属性与企业绩效存在一定正向关联, 为理解企业绩效的影响因素提供了补充证据。

本研究证实区块链-AIGC 融合的智能数据产权管理能够显著提升企业财务绩效与创新绩效, 但在实践推广中仍需客观认识技术应用成本与潜在风险, 以形成更为全面、审慎的结论。

从应用成本来看, B-A-DPRM 系统的部署与运维存在显著门槛。较高的固定投入和持续可变成本对于数字化基础薄弱、现金流紧张的中小企业而言, 短期内可能出现投入产出不匹配问题。同时, 跨企业、跨平台数据协同与系统对接还会产生额外的兼容成本, 可能在一定程度上抵消数据产权效率提升带来的收益。

从潜在风险来看, 技术融合应用仍面临多重治理挑战: ① 数据安全与隐私泄露风险, 区块链虽具备不可篡改特性, 但 AIGC 在数据处理过程中仍可能出现敏感信息提取、训练数据污染与模型后门等问题; ② 技术依赖与算法黑箱风险, 高度自动化机制可能降低企业人工校验意愿, 一旦出现智能合约漏洞或 AIGC 判断偏差易引发产权纠纷与经济损失; ③ 合规与监管风险, 数据跨境流通等方面仍缺乏统一规则, 技术应用可能与数据安全法规、知识产权制度产生冲突。

综上, B-A-DPRM 系统的正向绩效效应已得到实证支持, 但其价值释放高度依赖成本可控性、风险可控性与制度适配性。企业在推进技术落地时, 不应盲目追求系统先进性, 而应结合自身规模、数据资产特征与风险承受能力, 采取分阶段部署、轻量化落地、持续迭代、人机协同的实施策略, 在提升效率的同时守住安全与合规底线。

5.2. 研究启示

(1) 企业层面: ① 企业应重视区块链-AIGC 融合技术在数据产权管理领域的应用, 加大系统研发与运营投入, 提升 B-A-DPRM 系统效率, 通过优化数据产权管理全流程释放数据要素价值, 推动财务绩效提升。② 企业需聚焦数据产权管理效率的提升, 将 B-A-DPRM 系统与数据管理实践深度融合, 重点优化确权、流通、维权环节, 充分发挥其降本增效作用, 强化数据产权管理效率的中介传导价值。③ 不同规模企业应实施差异化策略: 大型企业可依托资源优势, 深化系统应用以进一步提升财务绩效; 中小企业可借助系统赋能创新, 通过高效数据管理突破资源约束, 增强创新产出能力。

(2) 政策层面: ① 政府应完善数据产权制度体系, 出台相关政策引导企业布局区块链-AIGC 融合的智能数据产权管理系统, 为企业技术应用提供政策支持与制度保障, 推动数据要素市场化配置。② 针对不同规模企业实施差异化扶持政策: 加大对中小企业的资金与技术扶持, 缓解其系统建设的资源约束; 引导大型企业发挥技术与资源优势, 带动行业整体数据产权管理水平提升。③ 鼓励企业加大研发投入, 完善研发激励机制, 推动数字技术与数据产权管理深度融合, 助力企业通过技术创新与管理优化实现高

质量发展。

基金项目

受 2025 年省级大学生创新训练计划支持资助(202510293208Y)。

参考文献

- [1] 王会艳, 陈优, 谢家平. 数字赋能中国制造业供应链韧性机理研究[J]. 软科学, 2024, 38(3): 8-13.
- [2] 张树山, 谷城. 供应链数字化与供应链韧性[J]. 财经研究, 2024, 50(7): 21-34.
- [3] 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.
- [4] Rauniyar, K., Wu, X., Gupta, S., Modgil, S. and Lopes de Sousa Jabbour, A.B. (2023) Risk Management of Supply Chains in the Digital Transformation Era: Contribution and Challenges of Blockchain Technology. *Industrial Management & Data Systems*, **123**, 253-277. <https://doi.org/10.1108/imds-04-2021-0235>
- [5] 范合君, 潘宁宁. 数字化转型、敏捷响应度与企业韧性[J]. 经济管理, 2024, 46(7): 36-54.
- [6] Teece, D.J. (2007) Explicating Dynamic Capabilities: The Nature and Microfoundations of (Sustainable) Enterprise Performance. *Strategic Management Journal*, **28**, 1319-1350. <https://doi.org/10.1002/smj.640>
- [7] 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.
- [8] 赵霞, 许雅雯, 徐永锋. 数字化协同如何影响供应链韧性——基于资源和关系整合的分析[J]. 产经评论, 2023, 14(5): 24-42.
- [9] 李晓梅, 刘姗姗. 数据要素赋能企业供应链韧性: 理论机制与实证检验[J]. 科技进步与对策, 2025, 42(5): 1-11.
- [10] 巫强, 姚雨秀. 企业数字化转型与供应链配置: 集中化还是多元化[J]. 中国工业经济, 2023(8): 99-117.
- [11] 邵颖红, 周恺伦, 程与豪. 政府补助在激励企业“卡脖子”技术创新中能否提供助力——以企业参与内循环程度为调节变量[J]. 科技进步与对策, 2024, 41(3): 84-92.
- [12] 宫晓云, 权小锋, 刘希鹏. 供应链透明度与公司避税[J]. 中国工业经济, 2022(11): 155-173.
- [13] 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.