

数字技术创新对企业ESG绩效影响的实证研究

罗春伟, 卢杭琪, 陈晗瑜, 徐登可

杭州电子科技大学经济学院, 浙江 杭州

收稿日期: 2026年3月8日; 录用日期: 2026年3月20日; 发布日期: 2026年4月30日

摘要

在全球可持续发展与数字经济深度融合背景下, 企业ESG绩效已成为衡量长期发展价值、应对市场竞争与政策监管的核心指标, 而数字技术创新作为驱动企业转型升级的关键动能, 其对ESG表现的影响及作用路径备受关注。本文基于2015~2024年沪深A股1170家上市公司面板数据, 采用双重机器学习模型, 结合稳健性检验、异质性分析与机制检验展开实证研究。结果表明: 数字技术创新对企业ESG表现具有显著正向影响并且该结论经稳健性检验后仍成立; 异质性分析显示, 此影响在东部地区、城市群等经济较发达区域及非重污染企业中更突出; 机制检验发现, 其主要通过提升企业市场价值、降低风险水平促进ESG表现, 财务绩效中介作用不明显。研究为企业优化ESG管理、制定数字化战略及政府出台针对性政策提供参考。

关键词

ESG, 双重机器学习, 稳健性检验, 异质性分析, 机制分析

An Empirical Study on the Impact of Digital Technology Innovation on Corporate ESG Performance

Chunwei Luo, Hangqi Lu, Hanyu Chen, Dengke Xu

School of Economics, Hangzhou Dianzi University, Hangzhou Zhejiang

Received: March 8, 2026; accepted: March 20, 2026; published: April 30, 2026

Abstract

Against the backdrop of the in-depth integration of global sustainable development and the digital economy, corporate ESG performance has become a core indicator for measuring long-term develop-

ment value, and the impact of digital technology innovation on ESG performance as well as its mechanism paths have attracted considerable attention. Based on the data of 1170 Shanghai and Shenzhen A-share listed companies from 2015 to 2024, this study employs the double machine learning model and conducts an empirical research by integrating robustness tests, heterogeneity analysis, and mechanism tests. The results show that digital technology innovation exerts a significant positive impact on corporate ESG performance, and this conclusion remains valid after robustness tests; heterogeneity analysis reveals that this impact is more prominent in economically more developed regions such as eastern China and urban agglomerations as well as in non-heavily polluting enterprises; mechanism tests indicate that digital technology innovation primarily promotes ESG performance by enhancing corporate market value and reducing risk levels, while the mediating role of financial performance is not significant. This study provides references for enterprises to optimize ESG management and formulate digital strategies, and also for governments to introduce relevant policies.

Keywords

ESG, Double Machine Learning, Robustness Tests, Heterogeneity Analysis, Mechanism Tests

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

随着近年来全球可持续发展理念的普及,企业 ESG 评价体系应运而生。所谓 ESG (Environment, Social and Governance),即针对企业在环境责任、社会责任与公司治理三个维度表现的评价体系,已成为衡量其长期发展价值的核心指标,不仅是企业用于规范自身行动的依据,也是投资者评估企业可持续发展潜力和社会责任履行等方面的关键标准。中国近年来高度重视 ESG 理念并积极引导企业开展 ESG 实践,2024 年 6 月,《关于新时代中央企业高标准履行社会责任的指导意见》明确要求将 ESG 工作纳入社会责任工作统筹管理,并积极把握与应对 ESG 发展带来的机遇及挑战;同年 10 月,ESG 中国·创新年会(2024)在北京举办,会议不仅强调中央企业要以先进的履责理念为企业高质量发展赋能,加快实现高质量发展目标,还进一步提出企业要主动对标国际先进 ESG 规则和相关实践,将 ESG 提升至经营战略的重要位置。然而,我国 ESG 发展仍处于起步阶段,《A 股上市公司 ESG 评级分析报告 2023》显示,截至 2022 年底,仅有 2.95%的中国上市公司获得 A-级及以上 ESG 评级,而评级在 B- (含)以下的公司占比 64.1%,可见企业 ESG 表现水平不达标现象十分普遍。在此背景下,数字技术创新作为一种新的发展动力,为企业提升 ESG 表现提供了新的机遇和挑战。

当今世界全球数字化转型与可持续发展目标(SDGs)深度融合,数字技术创新已成为重塑经济格局与社会治理的核心驱动力。世界经济论坛发布的《全球竞争力报告》对数字技术创新进行了定义,从全球竞争力视角指出,数字技术创新是“通过数字化手段重构生产要素配置方式,提升全要素生产率,形成以数据为关键资源、平台生态为载体的新型经济形态”,数字技术创新不仅重构了传统产业模式,也在提升资源配置效率、促进可持续发展等方面展现出显著优势。我国在《“十四五”数字经济发展规划》中明确将数字技术创新定义为“以人工智能、大数据、云计算、区块链、物联网等技术为核心,通过技术突破、融合应用和模式创新,推动传统产业数字化转型与新兴产业培育的系统性变革过程”。根据《数字中国发展报告(2023 年)》,我国数字经济发展态势稳健向好,持续释放增长动能。数据显示,数字经济核心产业增加

值在国内生产总值(GDP)中的占比近 10%，成为推动经济高质量发展的重要引擎。数字技术创新作为驱动数字中国建设与经济高质量发展的核心动能，其多维价值正加速释放。这一创新浪潮不仅通过优化资源配置的方式显著提升企业 ESG，更以技术渗透重塑传统产业边界，催生出跨界融合的创新生态系统。因此，深入探讨数字技术创新与企业 ESG 表现之间的关系，对于推动企业可持续发展具有重要的现实意义。

2. 文献综述

2.1. 关于 ESG 的相关研究

企业 ESG (环境、社会和公司治理)表现是衡量企业可持续发展能力的重要指标，综合考虑了企业的环境责任、社会责任和公司治理三大方面。近年来，国内外学者对 ESG 的研究逐渐深入，积累了丰富的学术成果。

首先，环境因素是影响企业 ESG 表现的重要维度。研究表明，环境保护税的实施和碳交易机制的推广能够显著提升企业的绿色创新能力，促进企业实现绿色低碳目标，进而改善 ESG 表现[1]。此外，资源利用的高效性和循环再生也是企业提升环境表现的关键因素，例如通过雨水收集、海水淡化和可再生能源发电等技术实现资源的可持续利用[2] [3]。

社会因素对 ESG 表现的影响同样不可忽视。Kang 等(2018)的跨国研究指出，机构投资者与企业总部的地理邻近性可降低信息不对称，通过频繁的实地调研和非正式沟通强化 ESG 监督，使企业 ESG 评级平均提高 0.3 个标准差。中国的实证研究进一步表明，社会监督强度每提升 1 个单位，企业 ESG 报告披露质量提高 18% [4]。

在治理方面，良好的公司治理结构是提升企业 ESG 表现的关键。中央财经大学(2024)的最新数据表明，连续三年实施 ESG 导向薪酬激励的企业，其环境管理和社会贡献指标分别提升 22%和 19% [5]。国家金融监督管理总局(2023)指出，治理章程完善、重大事项决策机制规范的国有企业 ESG 评级平均高于非国企 1.2 个等级，企业通过健全内部治理决策体系，推动将社会责任目标纳入战略规划[6]。

ESG 表现对企业绩效的影响也得到了广泛关注。良好的 ESG 表现能够降低企业风险，提升企业价值和财务表现，同时促进企业的高质量发展。复旦大学(2024)的研究表明，在 2020 年公共卫生事件期间，ESG 评级高的企业股价波动率比行业平均低 2.3 个百分点，且在供应链中断时恢复速度快 30%。这一优势在环境政策收紧和贸易摩擦等场景中同样显著[7]。

综上所述，ESG 表现是衡量企业可持续发展能力的重要指标，受到环境、社会和公司治理多方面因素的影响。未来，企业应加强 ESG 建设，积极应用新技术，提升可持续发展能力，以实现经济、社会和环境的协调发展。

2.2. 关于数字技术创新的相关研究

在数字经济蓬勃发展的时代背景下，数字技术创新作为关键驱动力，已成为学术界研究的热点议题。众多学者聚焦于其内涵界定与经济社会效应展开深入探讨。其中，江[8]等指出，完善数据要素市场建设能够推动企业在数字技术创新上实现“数量”与“质量”的双重突破，助力数字新质生产力的加快培育。数字技术创新聚焦于技术层面的革新与突破，强调以技术领域的融合变革为推动力，以提升生产效率、创造全新价值为目标，生动展现企业技术迭代与创新发展的动态演进历程[9]。其一，企业开展数字技术创新时，可依托智能化工具革新企业运营流程，达成对经营活动的智能管控与信息精准交互，不仅能削减内部管控成本、优化资源调配效率，还能提升企业全要素生产率，最终助力企业实现降本、提质、增效的多重目标[10] [11]。其二，数字技术创新能够推动企业数字基础设施的系统性迭代，降低管理者隐匿信息的可能性，从而显著提升企业信息披露的质量和透明度[12]。此外，数字技术创新还能促进产业链

各环节企业间的高效沟通与深度协同，强化产业链整体联动效能，企业管理者可依托更全面、准确的数据支撑，制定科学合理的投资决策[13][14]。

综上所述，在现有文献中，尽管已有研究探讨了数字技术创新对企业绩效、市场价值和风险水平的影响，但鲜有研究系统地分析数字技术创新如何通过多重机制作用于企业 ESG 表现。本文引入双重机器学习模型(DML)，通过两阶段估计有效解决了内生性问题，并结合交叉拟合和非线性捕捉，为研究数字技术创新与企业 ESG 表现之间的复杂关系提供了更加稳健的因果推断方法。双重机器学习模型通过第一阶段的机器学习估计和第二阶段的无偏回归，能够有效消除模型中的非线性干扰，同时避免传统计量模型中因变量选择和多重共线性问题导致的估计偏差。此外，DML 模型在处理高维数据和复杂非线性关系方面具有显著优势，能够更精准地捕捉数字技术创新对企业 ESG 表现的多维影响。本文的研究为后续相关研究提供了新的技术路径和理论参考。

对此，本文构建了理论分析和研究框架，如图 1 所示：

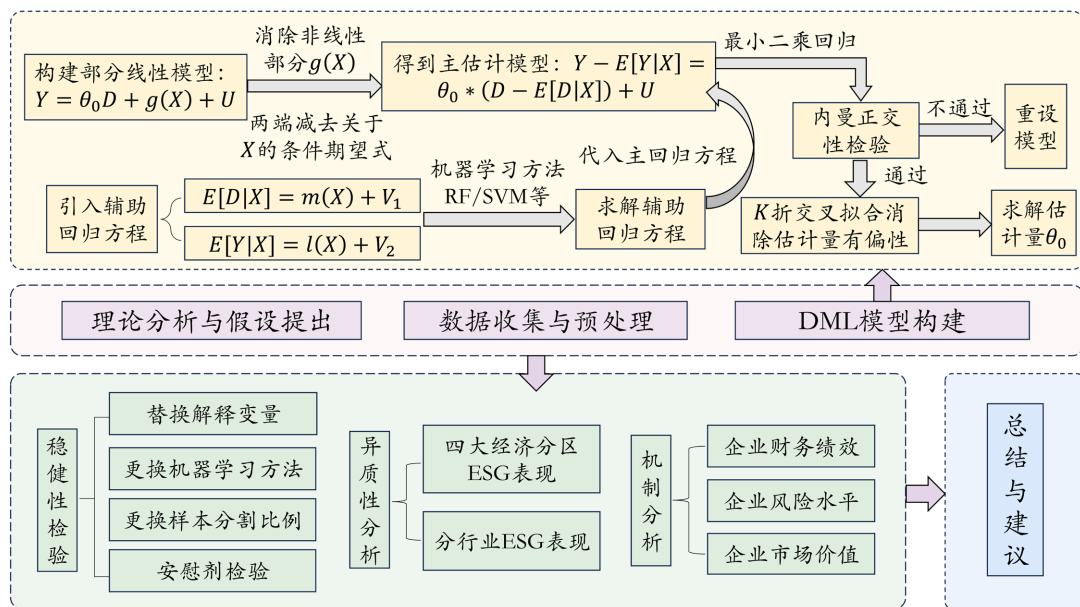


Figure 1. Framework of the research content
图 1. 研究内容框架图

3. 理论分析与研究假设

3.1. 数字技术创新与企业 ESG 表现

在数字经济时代，数字技术创新已经成为推动企业高质量发展的重要引擎。数字技术的应用不仅能够优化企业的生产流程、提升运营效率，还能显著改善企业在 ESG 上的表现。首先，数字技术创新通过智能化和自动化的生产方式，帮助企业实现资源的高效利用和污染的精准治理，从而提升环境责任表现。研究表明，数字技术能够实时监控设备运行状态，优化能源使用效率，减少资源浪费和碳排放，推动企业向绿色低碳方向发展[15][16]。其次，数字技术的应用能够增强企业与利益相关方的互动，提升企业对员工、客户和供应链的管理能力，从而改善社会责任表现。例如，企业通过大数据分析可以更好地了解员工需求，优化工作环境，提高员工满意度[17]。最后，数字技术创新能够优化企业的治理结构，通过信息透明化和数据共享，提升企业的决策效率和治理水平。研究表明，数字技术的应用能够显著降低企业内部的信息不对称，增强企业治理的透明度和效率[18]。因此，本文提出以下假设：

H1: 企业数字技术创新对企业 ESG 表现有正向推动作用。

3.2. 数字技术创新、企业市场价值与 ESG 绩效

数字技术创新已然成为企业增强市场竞争力的核心要素，同时，他还是推动企业市场价值实现长远增长的关键举措。通常情况下，企业市场价值实现提升的同时，也会催生出更高水平的社会责任意识以及更卓越的环境治理能力，继而有力地提升企业在 ESG 方面的良好表现。首先，企业能够凭借数字技术创新，实现生产流程的优化，提升产品品质，改善客户体验，进而直观地提升了自身的市场竞争力。研究表明，数字技术的应用能够显著提高企业的生产效率和创新能力，从而增加市场份额和客户忠诚度[19]。其次，通过引入人工智能、大数据和云计算等技术，数字技术创新能够推动企业的数字化转型，从而为企业创造更多的经济价值，优化资源配置，提升决策效率，增强市场价值[10]。

此外，企业市场价值的提升能够为企业在环境保护、社会责任履行和治理结构优化方面提供更多资源和能力支持。研究表明，市场价值较高的企业更倾向于投资于绿色技术和可持续发展项目，从而提升其 ESG 表现。同时，数字技术创新还能够通过提升企业的品牌价值和社会声誉，进一步促进 ESG 表现的提升[20]。因此，本文提出以下假设：

H2: 企业数字技术创新可借助提升市场价值来促进 ESG 表现。

3.3. 数字技术创新、企业财务绩效与 ESG 绩效

数字化转型能够促进企业财务绩效提升并降低企业风险水平，进而促进企业绿色技术创新，故有助于提升企业 ESG 责任表现[21]。同时，数字技术为企业实现经济高质量发展提供了新动能，有助于企业提升生产效率、降低融资成本以及推动利用式创新[22]，进而对 ESG 表现产生积极影响。数字技术创新对企业财务绩效的影响作用主要体现在两个方面：首先，企业可以通过精细化运营管理实现服务质量的全方位升级，借助流程再造与客户体验重塑提升市场竞争优势，这不仅有助于企业扩大市场版图，还能显著提升财务收益水平。其次，企业 ESG 表现愈发成为利益相关者关注的核心焦点，数字技术创新则为企业提供了双重价值：一方面助力企业更好地满足利益相关者的 ESG 期望，另一方面在企业各项业务分支中发挥重要赋能作用，二者共同推动企业财务绩效提升；这种绩效提升又会激励企业进一步强化 ESG 表现的改进举措。因此，本文提出如下假设：

H3: 企业数字技术创新能通过改善财务绩效推动 ESG 表现提升。

3.4. 数字技术创新、企业风险水平与 ESG 绩效

企业的数字化技术创新有助于降低其风险水平。作为国民经济的核心主体，企业所展现出的风险承担行为及其偏好，对整个经济体系的微观架构产生了深远的影响[23]。过高的企业风险水平可能会导致合作者的不信任，企业声誉受损、发展受限。但是企业可以通过数字技术创新增强自身的信息化水平，提高抗风险能力，推动企业的可持续发展。数字技术发展可为企业打造风险感知体系，应用数字技术手段实现环境风险、社会风险和治理风险的实时监测，从而将隐性风险显性化，缩短风险响应周期，降低突发风险对企业 ESG 绩效的冲击。同时，数字技术可为企业提供相关量化模型，量化企业 ESG 风险敞口，将 ESG 风险纳入企业整体风险矩阵，避免单一风险向系统性风险演化。

通过一系列数据分析，企业可以更准确地评估市场风险和信用风险，从而制定合理可靠的策略进行应对[24]。企业通过数字技术创新强化风险治理能力、完善风险预警体系、改善风险水平，进而提升声誉与可持续发展能力。这一过程也有利于营造公平竞争的市场环境，推动可持续发展目标的实现。基于此，本文提出以下假设：

H4: 企业数字技术创新可通过降低企业风险水平促进 ESG 表现。

4. 研究设计

4.1. 变量设计

1. 被解释变量

本文选定华证 ESG 评级得分为被解释变量, ESG 评价是一种关注环境、社会、治理的企业评价标准。华证 ESG 评级给出“C”到“AAA”共九个等级, 分别对应“1”到“9”的分数, 方便后续数据处理和分析。分数越高, 说明被评主体在这些指标上表现越好。

2. 解释变量

关于数字技术创新的测度, 本文采用发明专利数量占比来衡量。首先, 发明专利是企业技术创新的核心载体, 具有新颖性、创造性和实用性的特质, 直接体现了技术突破的深度; 其次, 发明专利数据便于获取且易被量化处理, 便于后期进行数据分析。

3. 机制变量

1) 企业市场价值

针对企业市场价值, 本文通过 TOBIN-Q 值(企业的总负债与总市值之和除以企业总资产)来测度企业的市场价值。核心思想是通过比较公司市值与重建相同资产所需成本, 判断市场对公司的估值是否合理。TOBIN-Q 值越大说明企业的市场价值越高。

2) 企业财务绩效

针对企业财务绩效指标, 本文采用投入资本回报率(ROIC)衡量企业财务表现。该指标能较好地反映企业财务绩效, 帮助投资者和管理者判断企业的综合盈利能力, 不受资本结构(负债与权益比例)影响。

3) 企业风险水平

本文旨在分析数字技术创新如何通过企业风险水平影响企业 ESG 表现。企业风险水平是指企业在经营过程中面临的各种不确定性及其可能导致的损失或收益波动。本文采用营运资本、留存收益、息税前收益、所有者权益账面价值和营业收入与总资产的比值, 构建 Z-score 模型, 具体计算公式参考 Altman 《公司财务危困与不良债权投资》。

4. 控制变量

为了增强研究结论的准确度, 将可能对企业 ESG 表现产生影响的多个控制变量纳入模型, 这些控制变量涵盖员工数量(COUNT)、总资产收益率(ROA)、资产负债率(LEV)、独立董事比例(ATLR)、高管团队规模(TMTSIZE)、前十大股东持股比例合计(FI)等。

主要变量如表 1 所示:

Table 1. Variables definitions

表 1. 变量定义

类型	名称	符号	定义
被解释变量	企业 ESG 表现	ESG	华证 ESG 评级得分, 九个等级, 转换成 1~9 分
解释变量	数字技术创新	TI_PER	专利总数记为 TI, 发明专利数记为 INTI, 发明专利数占比
控制变量	员工数量(取自然对数)	SIZE	
	总资产收益率	ROA	
	资产负债率	LEV	
	独立董事比例	INDIRECT	
	高管团队规模(取自然对数)	TMTSIZE	

续表

	前十大股东持股比例合计	TOP10	
	企业上市年龄(取自然对数)	AGE	
	利润率	PROFIT	
机制变量 - 财务绩效	投入资本回报率	ROIC	
	营运资本	Zscore	营运资本/总资产
	留存收益		留存收益/总资产
	息税前利润		息税前收益/总资产
机制变量 - 企业风险水平	所有者权益账面价值		所有者权益账面价值/总负债
	营业收入		营业收入/总资产
	总负债		
	总资产		
机制变量 - 企业市场价值	市值	TOBIN	(总负债 + 市值)/总资产

注：由于部分企业的上市年龄不到 1 年，故企业上市年龄的取对方式为： $\ln(\text{企业上市年龄} + 1)$ 。

4.2. 数据来源和描述性统计

本文以 2015~2024 年沪深 A 股上市公司为研究样本，核心数据来源于 CSMAR、同花顺 iFind 和万得 Wind 这三大专业数据库。对于个别指标中某些企业或年份的数据存在缺失值，本文均采用插值法进行填补。本文通过描述性统计，对解释变量、被解释变量、控制变量和机制变量做出一定分析。结果显示企业 ESG 评级的最小值和最大值分别为 1.000 和 8.000，标准差为 0.953，体现所选企业在 ESG 表现上有一定差异。同样的，数字技术创新的最小值为 0.003，最大值达 1.000，标准差为 0.252，反映出不同企业的数字技术创新水平差异较为明显。具体统计结果见表 2：

Table 2. Descriptive statistics of the main variables
表 2. 主要变量的描述性统计

变量	观测值	最小值	最大值	均值	标准偏差
ESG	11,700	1.000	9.000	4.230	1.089
TI_PER	11,700	0.003	1.000	0.499	0.251
SIZE	11,700	2.890	13.783	8.291	1.229
ROA	11,700	-0.957	1.285	0.034	0.073
LEV	11,700	0.014	2.290	0.453	0.192
INDIRECT	11,700	0.167	0.800	0.658	0.965
TMTSIZE	11,700	0.000	3.091	1.827	0.379
TOP10	11,700	0.069	1.012	0.537	0.153
AGE	11,700	0.000	3.555	2.620	0.506
PROFIT	11,700	-12.888	4.184	0.047	0.283
FI	11,700	-0.520	0.636	0.165	0.106
ROIC	11,700	-3.537	1.629	0.070	0.082
Z-score	11,700	-10.205	42.227	2.248	1.654
TOBIN	11,700	0.611	27.087	2.139	1.627

4.3. 模型设计

为探究数字技术创新对企业 ESG 表现的影响, 本文构建如下双重机器学习模型[25]。

Step1: 构建部分线性模型

$$Y = \theta_0 D + g(X) + U \tag{1}$$

其中 $E(U|D, X) = 0$, Y 是被解释变量企业 ESG 得分, D 是核心解释变量数字技术创新(处置变量), X 是多维控制变量, X 通过形式未知的 $g(X)$ 影响被解释变量, U 是误差项。

对以上主回归方程式两边同时关于 X 取条件期望得到:

$$E[Y|X] = \theta E[D|X] + g(X) + E[U|X] \tag{2}$$

其中 $E[U|X] = 0$, 再用主方程减去该方程得到:

$$Y - E[Y|X] = \theta(D - E[D|X]) + U \tag{3}$$

这样做的目的在于消除 $g(X)$ 这一非线性部分[26]的干扰。记 $l(X) \equiv E[Y|X]$, $m(X) \equiv E[D|X]$, 即 $Y - l(X) = \theta^*[D - m(X)] + U$ 。进而转换为线性回归模型的求解, 所以我们的目标转换为了估计 $m(X)$ 和 $l(X)$

Step2: 引入辅助回归方程

$$E[D|X] = m(X) + V_1 \tag{4}$$

$$E[Y|X] = l(X) + V_2 \tag{5}$$

其中, $E(V_1|X) = E(V_2|X) = 0$ 。为了估计 $m(X)$ 和 $l(X)$, 考虑到 Y, D 和 X 之间很可能存在非线性关系, 我们可以采用机器学习方法分别对二者进行估计。考虑到我们的数据量较大且数据特征较多, 而随机森林(RandomForest)可以很好地捕捉这类数据的特征且适用于非线性回归预测。这样一来就可以得到估计量 $\widehat{m(X)}$ 和 $\widehat{l(X)}$, 接下来就可以通过最小二乘法(OLS)估计出 θ 的估计值 $\hat{\theta}$ 。

总的来说整个这是个两阶段估计: 第一阶段估计 $m(X)$ 和 $l(X)$, 第二阶段用最小二乘法估计出 θ 。

5. 实证结果分析

5.1. 基准回归

本小组采用了机器学习中的随机森林算法, 通过 5 折交叉验证, 根据是否控制时间和个体固定效应, 分别得到以下结果: 列(1)的回归设定未对个体及时间固定效应加以控制, 仅加入解释变量与控制变量开展数字技术创新的回归分析; 列(2)在列(1)的基础上增加控制时间固定效应的回归结果; 列(3)则是加入了对个体固定效应的控制, 但未加入时间固定效应; 列(4)则是将两个固定效应都加入模型中。结果均显示, 数字技术创新指标的回归系数在 1% 的显著水平上为正值。具体的基准回归结果见表 3。基准回归结果有效验证了本文的假设 1, 成功论证了企业数字技术创新对其 ESG 表现有促进作用。

Table 3. Baseline regression results

表 3. 基准回归

变量	ESG			
	(1)	(2)	(3)	(4)
TI_PER	0.332***	0.270***	0.338***	0.259***
稳健标准误	0.040	0.034	0.045	0.044

续表

置信区间	[0.243, 0.401]	[0.126, 0.261]	[0.249, 0.426]	[0.173, 0.346]
控制变量一次性	是	是	是	是
固定时间效应	否	是	否	是
固定个体效应	否	否	是	是
样本量	11,700	11,700	11,700	11,700

注：***、**、*分别表示系数在 1%、5%、10%的显著性水平下显著，括号内为 t 值，下同。

5.2. 稳健性检验

1. 更换核心解释变量

为确保模型结果的稳健性，本文通过替换核心解释变量的方式，将原来的发明专利数量占比替换为发明专利数取对数加一，并重新进行了双重机器学习回归分析，得到表 4，结果显示替换核心解释变量为发明专利数时，该变量的回归系数仍然显著为正，与基准回归的结果一致。

2. 替换机器学习方法

为了确保研究结论不受模型特殊性的影响，本文更换了机器学习方法，运用 Gradboost 和 SVM 对通过双重机器学习模型得出的结论进行了稳健性检验。如下表 4 所示，两种机器学习方法得到的 TI_PER 对 ESG 的影响系数分别为 0.294 和 0.263，稳健标准误分别为 0.038 和 0.046。该结果表明：无论采用 Gradboost 还是 SVM 方法，TI_PER 对 ESG 的影响均显著为正，且在 1%的显著性水平下成立。这表明数字技术创新对企业 ESG 表现的正向影响具有较高的稳健性。经过更换机器学习方法的稳健性检验，结果表明，无论采用何种机器学习方法，均能得出数字技术创新对企业 ESG 表现具有显著正向影响的结论。这表明本研究的基准回归结果具有较高稳健性，不受模型特殊性的影响。因此，可以认为数字技术创新对企业 ESG 表现的提升作用是可靠的。

Table 4. Robustness test results

表 4. 稳健性检验

变量	替换核心解释变量	替换机器学习方法		更换样本分割比例	
	TI	Gradboost	SVM	2:1	7:1
TI_PER	0.084***	0.294***	0.263***	0.266***	0.265***
稳健标准误	0.010	0.038	0.046	0.043	0.044
置信区间	[0.064, 0.104]	[0.219, 0.369]	[0.173, 0.353]	[0.181, 0.351]	[0.178, 0.352]
控制变量 X	是	是	是	是	是
固定时间效应	是	是	是	是	是
固定个体效应	是	是	是	是	是
样本量	11,700	11,700	11,700	11,700	11,700

3. 更换样本分割比例

为验证研究结论的稳健性，排除模型设定偏误对结果的潜在干扰，本文基于双重机器学习框架展开稳健性检验，即通过调整线性模型中的样本分割比例进行敏感性分析，将初始 1:4 的分割比例分别调整为 1:2 与 1:7，系统考察不同样本划分策略对研究结论的影响程度。结果显示，在 1:2 的样本分割比例下，TI_PER 对 ESG 的影响系数为 0.266 (标准误 = 0.043)，z 值达 5.74，p 值 = 0.000，表明在 1:2 的样本分

割比例及 3 折交叉拟合设定下, TI_PER 对 ESG 的显著影响依然成立; 在 1:7 的样本分割比例下, TI_PER 对 ESG 的影响系数为 0.265 (标准误 = 0.044), z 值达 5.96, p 值 = 0.000, 表明在 1:7 的样本分割比例及 8 折交叉拟合设定下, TI_PER 对 ESG 的显著影响依然成立, 有效验证了基准回归结果的稳健性。经过重设和调整后的结果表明, 数字技术创新对企业 ESG 表现的基准回归结果未因检验方法变更而改变, 仅在机制效应层面呈现适度调整。同时证明, 在不同计量策略下, 数字技术创新驱动企业 ESG 水平提升的核心结论具备较强的稳定性与可靠性。

4. 个体安慰剂检验

本文构造了省份、行业虚拟变量以及交互项(省份、行业、年份), 对交互项随机抽取 100 次进行回归, 结果如下图 2 所示, 图中垂直虚线为双重差分模型的真实估计系数(0.0586)。由图 2 可见, 在随机化实验下, 数字技术创新的大部分回归系数在 0 附近, 且显著偏离了真实的估计系数, 说明通过了安慰剂检验, 因此可以排除其他随机因素对结果的影响。

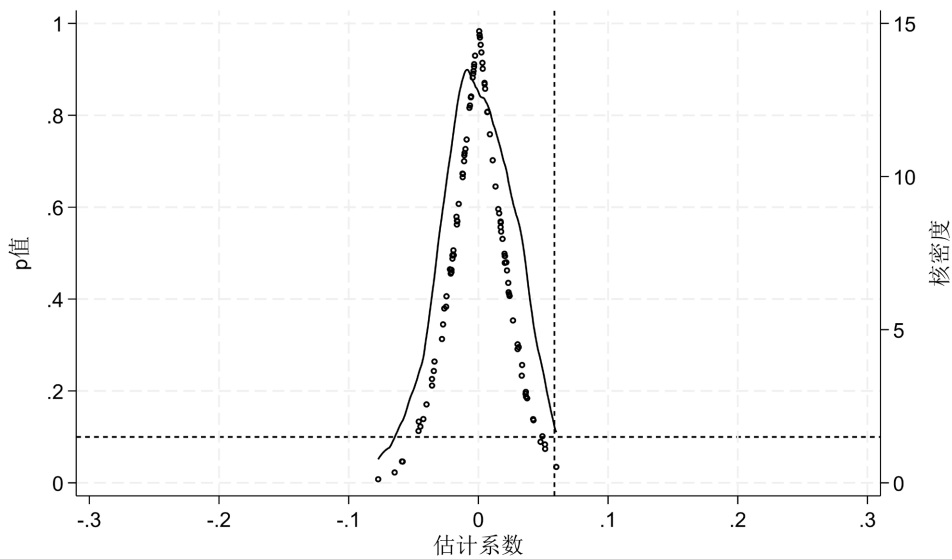


Figure 2. Individual placebo test
图 2. 个体安慰剂检验

5.3. 异质性分析

1. 地区异质性

不同地区的经济发展水平存在差异, 直接影响了企业在环境、社会和治理(ESG)方面的表现以及数字技术创新的能力。因此, 本文根据中国三大经济地带, 划分出东部地区、中部地区和西部地区, 考虑到中部、西部企业数据量较少且上市公司产业结构类似, 我们将其合并为中西部地区, 并分别进行了模型回归分析, 得到如表 5 所示结果。此外, 我们还通过城市群内和非城市群内省份的划分进行地区异质性分析。研究发现, 在经济较发达地区, 即东部地区或城市群地区, 数字技术创新对企业 ESG 表现具有显著的正面影响; 而在经济欠发达地区, 即中西部或非城市群地区, 这种影响则不明显。这一现象背后的原因可能在于, 较高的经济发展水平能够促进更多资源投入到数字技术创新中, 并为企业创造更加有利的发展环境。简言之, 一个地区的整体经济状况对其内部企业的创新能力和可持续发展实践有着重要的影响作用。

按照中国经济地带划分以及城市群和非城市群地区划分做 DML 回归, 得到表 5:

Table 5. Regional heterogeneity
表 5. 地区异质性

变量	东部地区	中西部地区	非城市群地区	城市群地区
	(1)	(2)	(1)	(2)
TI_PER	0.306***	0.083	0.218**	0.257***
稳健标准误	0.051	0.075	0.088	0.052
置信区间	[0.206, 0.406]	[-0.064, 0.230]	[0.045, 0.391]	[0.155, 0.359]
控制变量 X	是	是	是	是
固定时间效应	是	是	是	是
固定个体效应	是	是	是	是
样本量	8300	3400	3720	7980

2. 行业异质性

本文根据收集到的企业数据，按照中国证监会和国民经济行业分类标准，将企业划分为重污染企业和非重污染企业。按照《上市公司行业分类指引》，我们根据企业的行业代码对企业进行重污染和非重污染的划分。我们对这些行业进行 DML 模型回归分析，得到如下结果：

分析显示，在重污染企业和非重污染企业两类企业中，数字技术创新对企业 ESG 均表现具有显著的正面影响。因此，我们推测重污染企业的数字技术可能更多用于合规性改进(如污染监测、达标排放)，而 ESG 提升的边际效应相对较低；非重污染企业可能将技术用于 ESG 增值领域(如绿色产品研发、社会责任品牌建设)，因而回归系数相对较高。

按照污染程度划分，得到表 6。

Table 6. Industry heterogeneity
表 6. 行业异质性

变量	重污染企业	非重污染企业
	(1)	(2)
TI_PER	0.175***	0.271***
稳健标准误	0.062	0.058
置信区间	[0.053, 0.298]	[0.156, 0.385]
控制变量 X	是	是
固定时间效应	是	是
固定个体效应	是	是
样本量	3780	7920

6. 机制检验

6.1. 企业市场价值

本文采用 TOBIN-Q 值来测度企业的市场价值。机制检验结果如表 7 所示，数字技术创新对于企业市场价值的回归系数为 0.412 且显著，可见，企业数字技术创新可通过提高企业市场价值进而提升企业的 ESG 表现。数字技术创新能够优化生产流程，提高运营效率，从而增强企业的市场竞争力。同时，还能

提升企业的市场获利能力，拓展市场渠道，提高品牌知名度和市场影响力。这些因素共同作用，提升了企业的市场价值，而较高的市场价值反映了企业良好的治理水平和社会责任意识，进而促进企业 ESG 表现的提升。结合华证 ESG 评级特征，资本市场对企业 ESG 表现的定价效应已逐步显现，数字技术创新带来的 TOBIN-Q 值提升形成了市值溢价的“监督倒逼”，高市值企业面临投资者、监管层更高的 ESG 披露与表现要求，进而倒逼企业将数字技术创新成果转化为 ESG 各维度的实质性提升，形成“数字创新 - 市值提升 - ESG 优化”的正向循环。基于此，本文的假设 2 得到验证。

6.2. 企业财务绩效

本文用投入资本回报率衡量企业财务绩效。如表 7 所示，数字技术创新对企业财务绩效影响的模型结果显著性水平甚至大于显著水平 0.05，即在 5%的水平上不显著，说明数字技术创新对企业财务绩效的影响较弱，财务绩效的中介作用不明显。由分析可知数字技术创新对财务绩效的影响可能滞后，或因行业差异大，例如研发投入较大的企业，短期财务绩效没有得到显著提升，无法传导到 ESG；或因部分企业财务绩效虽未因技术创新显著提升，但也可能为促成企业合规或增加企业声誉而主动投入 ESG，稀释了财务绩效的中介作用。基于此，本文假设 3 所预期的关联关系并未得到充分的实证支撑。

6.3. 企业风险水平

Table 7. Causal mediating effects

表 7. 机制检验

变量	ESG	TOBIN	ROIC	Zscore
	(1)	(4)	(2)	(3)
TI_PER	0.259***	0.412***	-0.004	-0.114***
稳健标准误	0.044	0.056	0.003	0.024
置信区间	[0.173, 0.346]	[0.302, 0.522]	[-0.010, 0.002]	[-0.161, -0.066]
控制变量 X	是	是	是	是
固定时间效应	是	是	是	是
固定个体效应	是	是	是	是
样本量	11,700	11,700	11,700	11,700

本文用 Altman 于 1983 年构建的 Z-score 模型来衡量企业风险水平，考虑到制造业企业和非制造业企业风险构成差距，该模型对第一版 Z-score 模型进行变体，制造业企业采用：

$$Z = 1.2A + 1.4B + 3.3C + 0.6D + 1.0E \tag{6}$$

非制造业企业采用：

$$Z = 0.717A + 0.847B + 3.107C + 0.420D + 0.998E \tag{7}$$

式中，A 为营运资本/总资产，B 为留存收益/总资产，C 为息税前收益/总资产，D 为所有者权益账面价值/总负债，Z 为营业收入/总资产。如表 7 所示，数字技术创新对企业风险水平的系数为-0.114，且在 1%的水平上显著，说明数字技术创新通过降低企业风险水平提升了企业 ESG 表现。数字技术创新通过构建 ESG 风险实时监测体系、量化风险敞口，不仅可以降低了企业整体经营风险，更直接提升治理维度的评分表现；同时低风险水平让企业有更多资源投入环境、社会维度的 ESG 建设，实现了“风险降低 - 多维 ESG 提升”的传导，而非单一维度的优化。因此，本文的假设 4 得到了验证。

7. 结论与建议

7.1. 结论

本文通过 CSMAR 数据库和同花顺金融终端收集到 1170 家上市公司 2015~2024 年期间的面板数据,运用双重机器学习模型,就企业数字技术创新和 ESG 表现之间的关联展开了深入研究。研究结果证实了数字技术创新确实可以显著提高了企业的 ESG 表现的结论。进一步地,通过随机森林模型分析,我们发现资产负债率、员工数量以及前十大股东持股比例对企业数字技术创新的影响最为显著。基于此,本文认为,企业可通过优化资产负债率、合理调整员工数量以及优化前十大股东持股比例等具体措施,推动数字技术创新,进而有效改善企业的 ESG 表现。为进一步验证该结论的稳健性,我们替换了解释变量的衡量指标,更换了不同的机器学习方法,并调整了样本交叉拟合比例,最终均得出同样结论,证实了企业数字技术创新确实能提高企业 ESG 表现。

此外,本文还通过异质性分析得出更进一步的结论:

首先,数字技术创新水平对东部地区、城市群地区等经济较发达地区企业的 ESG 表现影响更为显著,而对中西部欠发达地区、非城市群地区企业的影响则表现为不显著。推测原因在于,经济较发达地区的城市化率高,环境质量差,因此其 ESG 表现有更大的提升空间,而中西部地区的数字化程度过低,对 ESG 表现的影响不够;另外,在行业层面,数字技术创新水平的变化对重污染和非重污染企业的 ESG 表现影响较为显著,并且均是正向影响。原因可能是数字技术创新用于重污染企业的污染监测、达标排放等合规性改进,或是非重污染企业绿色产品研发、社会责任品牌建设等。

最后,本文还通过机制分析,得出了以下结论:

首先,数字技术创新并不能通过提高财务绩效进而提高企业 ESG 表现;另外,数字技术创新可通过降低企业风险水平或提升企业市场价值进而提高企业 ESG 表现。

7.2. 建议

根据以上结论,本文结合中国上市公司发展的实际情况,给出以下建议。

7.2.1. 企业层面: 实施差异化、机制导向的数字技术创新策略

1) 按行业特征布局数字技术创新方向: 重污染企业突破“末端治理”的单一化创新模式,将数字技术延伸至生产全流程绿色化改造,同时赋能安全生产、供应链环境管理等社会与治理维度,提升 ESG 评分的边际效应;非重污染企业持续深化绿色产品研发、社会责任品牌建设等增值型 ESG 创新,放大数字技术对 ESG 的正向影响。

2) 聚焦核心机制推进数字技术应用: 围绕“提升市场价值”和“降低风险水平”两大显著传导机制,加大数字化市场运营(大数据精准营销、品牌数字化)和 ESG 风险管控(实时监测系统、风险测控模型数字化落地)的投入,弱化对短期财务绩效的诉求,重视数字技术创新的长期 ESG 转化效应。

3) 中西部企业强化跨区域数字化合作: 依托东部城市群数字技术资源,建立产学研合作机制,直接引入成熟的数字化 ESG 解决方案(如污染监测数字化系统、治理数字化平台),快速实现技术落地,推动数字技术创新向 ESG 维度传导。

7.2.2. 政府层面: 制定区域、行业精准化的数字 + ESG 政策

1) 实施区域差异化的政策支持: 对东部/城市群企业,出台绿色数字技术研发补贴、ESG 数字化评级加分等政策,鼓励数字技术创新赋能 ESG 增值;对中西部企业,优先完善工业互联网、大数据中心等数字基础设施,同时开展“数字技术 + ESG”专项培训,解决人才匮乏问题,为技术落地奠定基础。

2) 推出行业特征化的激励与考核政策：对重污染企业，给予数字技术全流程绿色改造的专项税收优惠，将数字技术创新的 ESG 转化效果纳入环保考核，引导企业突破“末端治理”；对非重污染企业，搭建数字 ESG 交流平台，推广技术与社会责任、品牌建设融合的优秀实践，强化三维度协同提升。

强化机制导向的政策引导：围绕数字技术创新提升市场价值和降低风险水平，引导资本市场对“数字+ ESG”企业给予估值溢价(如引导基金优先投资)，同时推出数字化 ESG 风险管控系统的财政补贴，鼓励企业落地量化的 ESG 风险管控工具，推动核心机制的落地见效。

参考文献

- [1] 肖红军. ESG 发展 20 年: 回溯与瞻望[J]. 西安交通大学学报(社会科学版), 2025, 45(1): 1-12.
- [2] 赵思思. ESG 表现对企业风险的影响研究[J]. 电子商务评论, 2024, 13(4): 1039-1047.
- [3] 刘兴华, 袁琦璟. 金融科技赋能制造业企业绿色化转型的效应路径[J]. 统计与信息论坛, 2025, 40(7): 58-73.
- [4] Ioannou, I. and Serafeim, G. (2015) The Consequences of Mandatory Corporate Sustainability Reporting. *Journal of Accounting Research*, **53**, 1-46.
- [5] 中央财经大学绿色金融国际研究院. ESG 表现对企业价值的影响机制研究[J]. 金融研究, 2024, 20(6): 72-89.
- [6] TCL 科技集团. 2023 年 TCL 科技环境、社会及治理报告[R/OL]. <https://www.tcltech.com/development/download>, 2026-01-25.
- [7] 复旦大学国际金融学院. ESG 与企业抗风险能力研究[J]. 金融论坛, 2024, 29(4): 34-45.
- [8] 江成涛, 殷江滨, 马瑞光. 数据要素市场建设赋能数字新质生产力——基于企业数字技术创新“数量”“质量”同步提升的视角[J]. 商业研究, 2024(6): 100-112.
- [9] 王奕淇, 雷婷, 董昊娟. 数字技术创新与企业 ESG 表现——基于专利文本与机器学习[J]. 研究与发展管理, 2025, 37(1): 31-45+183.
- [10] 袁淳, 肖土盛, 耿春晓, 等. 数字化转型与企业分工: 专业化还是纵向一体化[J]. 中国工业经济, 2021(9): 137-155.
- [11] 黄勃, 李海彤, 江萍, 等. 战略联盟、要素流动与企业全要素生产率提升[J]. 管理世界, 2022, 38(10): 195-212.
- [12] 肖静华, 吴小龙, 谢康, 等. 信息技术驱动中国制造转型升级——美的智能制造跨越式战略变革纵向案例研究[J]. 管理世界, 2021, 37(3): 161-179+225+11.
- [13] 陈德球, 胡晴. 数字经济时代下的公司治理研究: 范式创新与实践前沿[J]. 管理世界, 2022, 38(6): 213-240.
- [14] 郭丰, 任毅. 数字经济创新政策能否赋能企业数字技术创新——来自数字经济创新发展试验区的证据[J]. 南昌大学学报(人文社会科学版), 2025, 56(4): 69-82.
- [15] Xue, L., Zhang, Q., Zhang, X. and Li, C. (2022) Can Digital Transformation Promote Green Technology Innovation? *Sustainability*, **14**, Article 7497. <https://doi.org/10.3390/su14127497>
- [16] 李敏鑫, 卢娜, 罗文波. 绿色制造体系建设对企业 ESG 表现的影响研究——基于合作规制理论视角[J]. 现代管理科学, 2025(4): 124-136.
- [17] Zhong, X. and Ren, G. (2023) Independent and Joint Effects of CSR and CSI on the Effectiveness of Digital Transformation for Transition Economy Firms. *Journal of Business Research*, **156**, Article 113478.
- [18] Brynjolfsson, E. and McAfee, A. (2014) *The Second Machine Age: Work, Progress, and Prosperity in a Time of Brilliant Technologies*. W. W. Norton & Company.
- [19] El Ghouli, S., Guedhami, O., Kwok, C.C.Y. and Mishra, D.R. (2011) Does Corporate Social Responsibility Affect the Cost of Capital? *Journal of Banking & Finance*, **35**, 2388-2406. <https://doi.org/10.1016/j.jbankfin.2011.02.007>
- [20] 黄勃, 李海彤, 江萍, 等. 战略联盟、要素流动与企业全要素生产率提升[J]. 管理世界, 2022, 38(10): 195-212.
- [21] 王海军, 王淦正, 张琛, 等. 数字化转型提高了企业 ESG 责任表现吗?——基于 MSCI 指数的经验研究[J]. 外国经济与管理, 2023, 45(6): 19-35.
- [22] 刘方媛, 吴云龙. “双碳”目标下数字化转型与企业 ESG 责任表现: 影响效应与作用机制[J]. 科技进步与对策, 2024, 41(5): 40-49.
- [23] 张涵钰, 张文韬, 李涛. 数字技术应用与企业绩效——基于中国上市公司的经验发现[J]. 宁夏社会科学, 2023(5): 118-129.

-
- [24] 陈芳, 张蓓蓓. ESG 责任履行对企业风险的影响研究[J]. 南京审计大学学报, 2024, 21(2): 58-67.
- [25] Chernozhukov, V., Chetverikov, D., Demirer, M., Duflo, E., Hansen, C., Newey, W., *et al.* (2018) Double/Debiased Machine Learning for Treatment and Structural Parameters. *The Econometrics Journal*, **21**, C1-C68.
<https://doi.org/10.1111/ectj.12097>
- [26] 杨仁发, 杨静. 数字技术创新对企业 ESG 表现影响研究[J]. 统计与信息论坛, 2024, 39(11): 93-104.