

制造业数字技术创新对碳排放的产业关联溢出效应研究

张姣姣*, 李 玲, 李莎莎

齐鲁理工学院商学院, 山东 济南

收稿日期: 2026年9月9日; 录用日期: 2026年9月22日; 发布日期: 2026年10月29日

摘 要

本文用中国制造业30个行业近十年的面板数据, 构建数字技术创新综合评价指标体系与碳排放效率测度框架, 综合运用熵值法、碳排放系数法及空间杜宾模型, 从上下游产业的视角出发, 系统探究制造业产业间的溢出效应。研究发现: 在样本考察期内, 数字技术创新会明显抑制本行业的碳排放效率, 主要原因在于新技术应用初期的能耗回弹效应及中小企业技术吸收能力不足; 然而, 间接溢出效应的分解结果显示, 行业间存在正向空间溢出影响, 绿色技术创新通过产业链传导能够有效降低关联行业的碳排放水平。异质性分析进一步发现, 数字技术创新的高水平行业在前向和后向两个方向上均表现出显著的溢出效应, 而中等水平行业则只对下游环节产生溢出作用, 低水平行业则未表现出显著的产业链溢出能力。

关键词

数字技术创新, 碳排放, 产业关联溢出效应, 制造业

Research on the Industrial Linkage Spillover Effects of Digital Technology Innovation in Manufacturing on Carbon Emissions

Jiaojiao Zhang*, Ling Li, Shasha Li

Business School, Qilu Institute of Technology, Jinan Shandong

Received: September 9, 2026; accepted: September 22, 2026; published: October 29, 2026

Abstract

Based on panel data from 30 manufacturing industries in China over the past decade, this paper

*通讯作者。

文章引用: 张姣姣, 李玲, 李莎莎. 制造业数字技术创新对碳排放的产业关联溢出效应研究[J]. 世界经济探索, 2026, 15(5): 738-750. DOI: 10.12677/wer.2026.155073

constructs a comprehensive evaluation index system for digital technology innovation and a measurement framework for carbon emission efficiency. By comprehensively applying the entropy method, the carbon emission coefficient method, and the spatial Durbin model, it systematically explores the spillover effects among manufacturing industries from the perspective of upstream and downstream industries. The findings are as follows: during the sample observation period, digital technology innovation significantly inhibits the carbon emission efficiency of the industry itself, mainly due to the energy rebound effect in the early stage of new technology application and the insufficient technology absorption capacity of small and medium-sized enterprises. However, the decomposition results of indirect spillover effects show that there is a positive spatial spillover effect among industries, and green technology innovation can effectively reduce the carbon emission levels of related industries through industrial chain transmission. Heterogeneity analysis further reveals that industries with a high level of digital technology innovation exhibit significant spillover effects in both forward and backward directions, while industries with a medium level only generate spillover effects on downstream segments, and industries with a low level show no significant industrial chain spillover capacity.

Keywords

Digital Technology Innovation, Carbon Emissions, Industrial Linkage Spillover Effects, Manufacturing

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

近年来,碳排放不断攀升,作为核心驱动因素,现已构成国际社会高度瞩目的议题。削减碳排放、遏止全球变暖趋势,已演变为一项亟需应对的全球性使命。在温室气体中,二氧化碳居于首位,主要源自化石燃料的燃烧。数据显示,2024年,煤炭在中国能源消费结构中的比重虽已下降至53.2%,然而能源消费总量依旧高达59.6亿吨标准煤¹。制造业能源消费量占比约57%,其中,化学原料和化学制品制造业、非金属矿物制品业、黑色金属冶炼和压延加工业、有色金属冶炼和压延加工业等行业占制造业能源消费量的77.4%²。这表明中国制造业仍较大幅度依赖资源消耗型增长模式,加剧了全球气候变暖[1]。因此,促进中国制造业的能源结构优化升级,减少对煤炭资源的依赖程度,对实现国内“双碳”目标和全球气候治理均具有重要意义。

在这一转型过程中,数字技术创新发挥着核心推动作用。它不仅能推动制造业生产经营模式的变革,还可大幅提高能源使用效率。借助技术升级,企业能够在产出水平不变的情况下,切实减少能源消耗与碳排放[2]。数字技术创新还可以溢出到上下游行业,实现更广泛的碳减排效益[3]。

2. 作用机理与研究假设

2.1. 数字技术创新对本行业碳排放的影响途径

数字技术创新对制造业碳排放的影响具有显著的时序异质性。从短期来看,数字技术创新可能推升碳排放:一是新旧系统并行运行导致阶段性能耗增加;二是新技术投产初期运行效率未达设计水平,单位产品能耗可能不降反升;三是技术研发到产业化落地过程中的设备更新、产线改造等环节直接产生碳

¹https://www.gov.cn/lianbo/bumen/202502/content_7008605.htm

²<https://www.jingjibao.cn/static/detail.jsp?id=652422>

排放；四是既有资产锁定效应使企业倾向于渐进式改良，难以在短期内实现排放结构的根本性优化。

从长期来看，随着技术成熟度提升与产业生态协同演进，绿色技术的深度整合将推动能源利用效率持续改进，清洁能源与数字化智能制造的融合发展将促进能源结构根本转型，产业结构升级与循环经济创新将进一步系统降低碳强度。

由于制造业企业数字化转型尚处于初期，长期跟踪数据获取受限，难以对长期减排效应进行稳健实证检验。然而，由于制造业企业数字化转型尚处于初期阶段，且涉及数字技术创新的长期跟踪数据获取存在显著限制，目前难以对数字技术创新在长期维度下的碳减排效应进行稳健的实证检验。基于此，本研究提出如下假设：

假设 1：制造业数字技术创新在短期内会显著提高制造业碳排放水平。

2.2. 数字技术创新对上下游产业碳排放的溢出效应

在经济体系中，各产业部门通过投入产出关联形成紧密的经济网络，生产过程依赖上游原材料供给，产品又作为中间投入进入下游产业，共同构成完整的经济循环。因此，分析单一产业的数字技术创新效应需置于产业关联的整体框架中，系统考察其对上下游行业的溢出影响。

数字技术创新的前向关联溢出，是指产业通过其产品在下行业中的应用实现技术向下传递。当中间产品在质量、性能或成本上得到改善，将促使下游产业优化生产流程、提高能源利用效率或调整能源结构，进而影响碳排放水平，推动下游技术升级并驱动整个经济体系向低碳化发展。

数字技术创新的后向关联溢出，体现为产业在生产过程中对上游原材料或设备提出更高要求，推动上游供应商进行技术改进。上游产业为适应下游标准而引入新技术时，其能源消耗规模与结构随之调整，进而影响碳排放表现，反映数字技术创新通过产业链向上游传导、带动关联产业协同减排的作用路径。产业间技术溢出是多路径、系统性的过程，各产业通过信息与物质资源交互，共同塑造产业链碳排放格局。基于此，本文提出以下假设：

假设 2：制造业数字技术创新能够降低上下游行业的碳排放。

2.3. 数字技术创新水平对制造业碳排放溢出效应的异质性

基于前文分析，倘若依据数字技术创新水平对制造业各细分行业加以划分，则不同技术层次的行业在向上下游碳排放所施加的空间溢出效应方面，理应呈现出明显差别。数字技术创新水平较高的行业具备更强的自主研发能力、更完善的绿色技术体系和更广泛的产业链协同能力，其技术进步能够通过产品绿色升级、生产工艺示范和供应链碳管理等途径，进而对上下游企业的碳排放形成明显的负向溢出影响。相比之下，数字技术创新水平偏低的行业由于创新能力不足、技术兼容性不足及传导机制不畅，难以在产业链层面形成有效的碳减排驱动力，对上下游碳排放的影响总体不显著。

上述机制表明，制造业数字技术创新的碳减排效果不仅取决于行业自身技术水平，还受到产业链技术关联结构与行业间技术梯度特征的系统性调节。基于此，本文提出：

假设 3：制造业数字技术创新对上下游行业碳排放所产生的溢出效应，在不同行业之间表现出明显的差异性。

3. 计量模型、变量界定和数据说明

3.1. 计量模型

3.1.1. 模型设定

空间杜宾模能够在建模时有效处理变量遗漏问题，从而更准确地估计空间效应[4]。因此选取该模型。

$$\begin{aligned}
CEE_{it} = & \rho \sum_j w_{ij} CEE_{jt} + \beta_1 TII_{it} + \beta_2 SRL_{it} + \beta_3 WL_{it} + \beta_4 CD_{it} + \beta_5 PRO_{it} + \beta_6 MCD_{it} + \beta_7 IS_{it} \\
& + \theta_1 \sum_j w_{ij} TII_{jt} + \theta_2 \sum_j w_{ij} SRL_{jt} + \theta_3 \sum_j w_{ij} WL_{jt} + \theta_4 \sum_j w_{ij} CD_{jt} \\
& + \theta_5 \sum_j w_{ij} PRO_{jt} + \theta_6 \sum_j w_{ij} MCD_{jt} + \theta_7 \sum_j w_{ij} IS_{jt} + \mu_i + \lambda_t + \varepsilon_{it}
\end{aligned}$$

其中, i 表示制造业行业($i=1,2,\dots,30$), t 表示年份($t=2013,2014,\dots,2023$); CEE_{jt} 为行业 i 在第 t 年的碳排放效率(取自然对数); TII_{it} 为数字技术创新指数; SRL_{it} 、 WL_{it} 、 CD_{it} 、 PRO_{it} 、 MCD_{it} 、 IS_{it} 分别为科研水平、工资水平、资本深化、盈利能力、市场竞争程度和行业规模(均取自然对数); w 为行标准化的空间权重矩阵, w_{ij} 为其元素, 且当 $i=j$ 时 $w_{ij}=0$; ρ 为空间自回归系数, β_k 与 θ_k ($k=1,2,\dots,7$) 分别为各解释变量及其空间滞后项的系数; μ_i 与 λ_t 分别为行业固定效应与年份固定效应; ε_{it} 为随机扰动项。

3.1.2. 矩阵设定

研究借鉴朱平芳[5]与钞小静[6]的方法, 依据国家统计局 2023 年投入产出表(该表基于第五次全国经济普查投入产出调查编制, 2025 年 11 月发布, 含 153 个产品部门), 按照《国民经济行业分类》(GB/T 4754-2017)³与投入产出部门分类的对应关系, 将投入产出表部门归并至 30 个制造业行业, 进而测算得到 30 个制造业部门的列昂惕夫逆矩阵 $B = (I - A)^{-1}$, 其中 A 为直接消耗系数矩阵。矩阵 B 的列元素表示其余 29 个部门对本部门的投入量, 行元素表示本部门向其余 29 个部门所提供的中间产品数量, 而列元素之和则反映本部门产品生产过程中所消耗的中间产品总量。将矩阵 B 按行标准化后得到前向空间权重矩阵, 其转置矩阵即为后向空间权重矩阵。前向空间权重矩阵的具体测算过程如下:

$$W_1 = \begin{bmatrix} 1+X_{11} & \cdots & X_{1n} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ X_{n1} & \cdots & 1+X_{nn} \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} 1+X_{11} & \cdots & 0 \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & \cdots & 1+X_{nn} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 & \cdots & X_{1n} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ X_{n1} & \cdots & 0 \end{bmatrix}$$

W_1 为前向空间权重矩阵, W_1 的转置矩阵即为后向空间权重矩阵。

3.2. 变量界定

3.2.1. 被解释变量

本研究以碳排放效率(CEE)作为被解释变量, 定义为各制造业细分行业主营业务收入与二氧化碳排放量之比。选择该指标而非碳排放总量作为基准被解释变量, 主要基于以下考量: 第一, 碳排放效率能够同时反映经济产出与排放水平的关系, 避免单纯以排放总量衡量行业低碳表现时因行业规模差异造成的偏误; 第二, 效率指标更契合“双碳”目标下“降碳不减产”的政策导向, 能够捕捉数字技术创新在产出不变条件下减少能源消耗与排放的核心机制。

碳排放量的核算采用碳排放系数法, 参照 IPCC(2006)国家温室气体清单指南提供的测算框架。具体而言, 各行业的二氧化碳排放量由该行业煤炭、焦炭、汽油、柴油、燃料油、天然气等能源品种的终端消费量, 乘以对应的碳排放系数后加总得到, 即:

$$CO_{2i} = \sum_{j=1}^n (E_{ij} \times NCV_j \times CC_j \times O_j \times 44/12)$$

其中, E_{ij} 为第 i 个行业第 j 种能源的消费量, NCV_j 为第 j 种能源的平均低位发热量, CC_j 为单位热值含碳量, O_j 为碳氧化率, $44/12$ 为碳原子质量向二氧化碳分子质量的转换系数。各类能源的排放系数取自

³<https://www.mca.gov.cn/images3/www/file/201711/1509495881341.pdf>

《中国能源统计年鉴》⁴及 2006 年 IPCC 国家温室气体清单指南⁵。

3.2.2. 解释变量

本研究以数字技术创新作为解释变量，运用熵值法测算制造业各细分行业的数字技术创新水平。测算过程中，首先对各正向指标进行极差标准化处理以消除量纲差异，然后依据各指标信息熵的大小确定权重(指标离散程度越大、信息熵越小，权重越高)，最后加权合成综合指数。合成后的数字技术创新指数取值介于 0~1 之间，数值越大表示该行业数字技术创新水平越高。在指标体系的搭建上，本文参考了周剑[7]、宋培等[8]以及赵巧芝等[9]的研究思路，具体内容参见表 1。

Table 1. Evaluation indicators of the comprehensive index of digital technology innovation in manufacturing
表 1. 制造业数字技术创新综合指数评价指标

一级指标	二级指标	指标类型
创新投入	R&D 人员	正向
	R&D 经费投入	正向
创新产出	发明专利申请数	正向
	创新产品的销售收入	正向
创新支撑	研究与试验发展项目数	正向

3.2.3. 控制变量

本研究借鉴韩先锋等[10]与吴卫红等[11]等学者的相关成果，选取以下变量，以更全面地探讨数字技术创新对制造业碳排放的影响机制，具体内容参见表 2。

Table 2. Control variable selection table
表 2. 控制变量选取表

控制变量	选取指标
科研水平	规模以上制造业企业的 R&D 内部经费支出
工资水平	制造行业城镇非私营单位就业人员的平均工资
资本深化	规模以上制造业企业的固定资产投资
盈利能力	规模以上制造业企业的年利润总额
市场竞争程度	规模以上制造业企业的数量
行业规模	规模以上制造业企业的主营业务收入

3.3. 数据说明

本文数据来源如下：各行业主营业务收入、固定资产、利润总额、企业数量等指标来源于《中国工业统计年鉴》⁶及国家统计局规模以上工业企业分行业数据库；碳排放量采用碳排放系数法测算，能源消费量取自《中国能源统计年鉴》分行业能源平衡表，排放系数参考 IPCC(2006)指南并对照 CEADs 数据库验证；数字技术创新指数各指标来源于《中国科技统计年鉴》⁷规模以上工业企业科技活动统计资料；工

⁴<http://60.16.24.131/CSYDMirror/area/Yearbook/Single/N2023050100?z=D15>
⁵2006 年 IPCC 国家温室气体清单指南：<https://www.ipcc-nggip.iges.or.jp/public/2006gl/chinese/>。
⁶<http://www.nianjiandata.com/index.php/books-zhongguo-gongye-tongjiniannian.html>
⁷<http://60.16.24.131/CSYDMirror/area/Yearbook/Single/N2024010042?z=D18>

资水平数据来源于《中国劳动统计年鉴》⁸；空间权重矩阵依据国家统计局《2023 年全国投入产出表》⁹构建，并按《国民经济行业分类》(GB/T 4754-2017)合并为 30 个制造业细分行业；引言中能源消费与碳排放占比数据来源于生态环境部《2024 中国生态环境状况公报》¹⁰及《中国能源统计年鉴》(2024)。

研究样本为中国制造业 30 个细分行业 2013~2023 年的平衡面板数据，共 330 个观测值。行业分类依据《国民经济行业分类》(GB/T 4754-2017)中制造业门类(代码 13-43)下的大类行业，并基于数据可得性与投入产出表部门口径的匹配情况确定。各变量的描述性统计结果可参见表 3。

针对数据中的缺失部分，本文借助插值法予以补全。为降低异方差带来的干扰，并便于将估计系数解释为弹性，除数字技术创新指数(熵值法综合指数，本身无量纲，取值介于 0~1 之间，故不作对数化处理)外，被解释变量碳排放效率(即主营业务收入与碳排放量之比)及各控制变量均取自然对数。需要说明的是，碳排放效率取对数后取值可以为负，表 3 中碳排放效率最小值-4.505 即源于此；而数字技术创新指数保持原始口径(最小值 0、最大值 1)。两者取值范围的差异属于变量设定所致，并非数据处理上的矛盾。

Table 3. Descriptive statistics of variables
表 3. 变量的描述性统计

变量	符号	均值	标准差	最小值	最大值
碳排放效率	CEE	0.721	2.021	-4.505	4.845
数字技术创新指数	TII	0.089	0.127	0.000	1
科研水平	SRL	14.588	1.294	11.263	17.598
工资水平	WL	11.145	0.354	10.443	12.508
资本深化	CD	8.487	1.082	5.807	10.794
盈利能力	PRO	7.184	1.084	2.655	9.107
市场竞争程度	MCD	8.961	1.230	4.654	10.802
行业规模	IS	9.975	1.056	6.736	11.949

4. 结果与讨论

4.1. 全局自相关分析

借助 Stata 测算全局 Moran’s I 指数，结果如表 4 所示。结果显示，莫兰指数显著为正，均在 5%水平上通过显著性检验，表明制造业细分行业的数字技术创新与碳排放存在显著正向空间相关性。

Table 4. Moran’s I table of technology innovation index and carbon emission efficiency
表 4. 技术创新指数与碳排放效率的莫兰指数表

年份	前向空间权重矩阵		后向空间权重矩阵	
	数字技术创新水平	碳排放效率	数字技术创新水平	碳排放效率
2013 年	0.139*** (0.004)	0.104** (0.034)	0.214*** (0.000)	0.141*** (0.007)
2014 年	0.136*** (0.004)	0.093* (0.052)	0.212*** (0.000)	0.121** (0.018)
2015 年	0.122*** (0.008)	0.090* (0.058)	0.195*** (0.000)	0.131** (0.012)

⁸<http://www.tjnjw.com/e/search/result?searchid=212>
⁹<https://data.stats.gov.cn/dg/website/page.html#/pc/national/home/report?reportId=41a5187ae4114d50aeb6288a54d25234&cataloId=2ab4dc96a65a4c5192478c9798c77f7b&type=inOut>
¹⁰<https://www.cnemc.cn/jcbg/zghjzkgb/202506/P020250611406628093675.pdf>

续表

2016 年	0.121*** (0.008)	0.100** (0.040)	0.196*** (0.000)	0.134** (0.010)
2017 年	0.123*** (0.007)	0.092* (0.054)	0.200*** (0.000)	0.142*** (0.007)
2018 年	0.123*** (0.005)	0.092* (0.054)	0.203*** (0.000)	0.144*** (0.006)
2019 年	0.131*** (0.003)	0.096** (0.047)	0.212*** (0.000)	0.140*** (0.008)
2020 年	0.140*** (0.002)	0.106** (0.032)	0.225*** (0.000)	0.151*** (0.005)
2021 年	0.136*** (0.002)	0.120** (0.019)	0.225*** (0.000)	0.165*** (0.002)
2022 年	0.138*** (0.002)	0.102** (0.038)	0.222*** (0.000)	0.156*** (0.004)
2023 年	0.142*** (0.002)	0.116** (0.022)	0.227*** (0.000)	0.156*** (0.004)

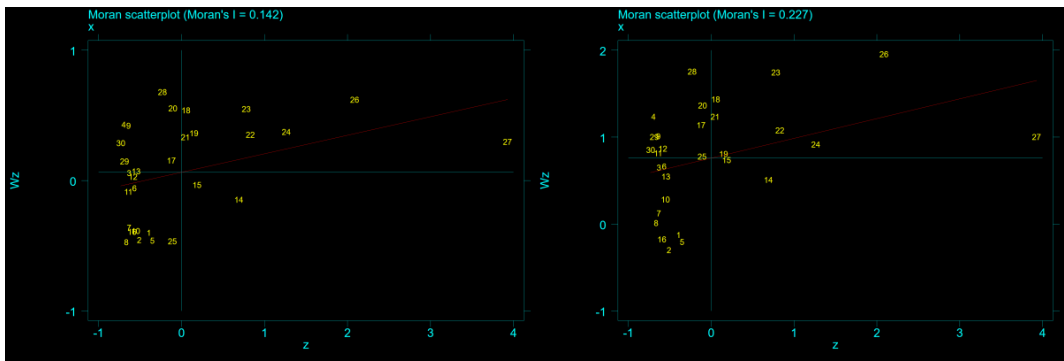
注：***表示在 1%的水平上显著、**表示在 5%的水平上显著、*表示在 10%的水平上显著，下同。该表括号内为 z 值(下同)。

4.2. 局部自相关分析

如图 1 所示，基于前向、后向产业关联权重矩阵得到的局部 Moran's I 分别为 0.227 与 0.142，二者均显著大于 0，表明无论前向还是后向产业链关联下，制造业数字技术创新均存在正向空间集聚，创新水平相近的行业依托产业链关联形成集聚特征；但后向权重下莫兰指数明显降低，说明相比后向投入关联，前向产出关联更有利于行业间创新的集聚与知识交互，后向产业链的创新联动效应相对更弱。

散点图样本基本不分布于 HL 象限，说明制造业数字技术创新很难脱离产业链关联实现孤立式高水平创新。前向权重下，专用设备、汽车、电气机械、电子通信设备等高技术装备制造业集中于 HH 象限，依托产出供给关联形成较强的高高创新集群；橡胶塑料、非金属矿物制品、有色金属冶炼等原材料行业落在 LH 象限，处于创新洼地；农副食品加工、纺织、家具、造纸等传统轻工行业集中在 LL 象限，形成低创新的空间锁定。切换至后向投入权重矩阵后，高技术行业虽仍维持 HH 集聚模式，但点位向原点偏移，集聚强度下降；部分 LH 象限行业向 LL 象限移动，意味着依靠后向投入关系接收上游行业创新溢出的传导效果有限。传统制造业 LL 低 - 低集聚格局依旧稳固。

综上，制造业数字技术创新的空间集聚效应存在明显的产业链非对称性，前向产出关联的创新溢出效能高于后向投入关联。高技术行业的创新优势难以通过后向投入链条充分传导至下游传统行业，产业链创新联动存在堵点，需要打通上下游技术扩散渠道，强化产业链协同创新。



注：图中序号对应行业序号

Figure 1. Moran's scatter plot of the 2023 digital technology innovation index (Left: forward spatial weight matrix; Right: backward spatial weight matrix)

图 1. 2023 年数字技术创新指数莫兰散点图(左：前向空间权重矩阵，右：后向空间权重矩阵)

4.3. 空间计量模型选择及检验

4.3.1. LM 检验

在开展空间面板回归之前，通过 LM 系列检验甄别适配的空间计量模型。由表可知，在前向、后向两类产业关联权重矩阵下，LM-lag、Robust-LM-lag、LM-error、Robust-LM-error 统计量均显著。常规的 LM 检验结果同时支持空间滞后模型(SAR)与空间误差模型(SEM)的适用性，稳健形式检验同样全部显著，单一 SAR 或 SEM 无法同时捕捉被解释变量与扰动项的空间关联，据此，初步倾向于空间杜宾模型(SDM)。

4.3.2. Hausman 检验

前向权重矩阵统计量为 36.24 ($p = 0.002$)，后向权重矩阵统计量为 32.99 ($p = 0.047$)，两者均在 5%及更低的显著性水平上通过了检验，从而拒绝了随机效应模型的原假设，说明解释变量与个体扰动项存在相关性，因此本文选用固定效应形式，进一步选取时间-行业双固定效应开展估计。

4.3.3. LR 检验与 Wald 检验

检验结果如表 5 所示，无论采用前向还是后向空间权重矩阵，LR 检验(SDM or SAR)与 LR 检验(SDM or SEM)均高度显著；相应的 Wald 检验也全部通过显著性检验，因而拒绝了 SDM 可退化为 SAR 或 SEM 的原假设。这说明空间杜宾模型的设定是合理的。综上，本文选取双向固定效应的空间杜宾模型开展实证回归。

Table 5. Test results
表 5. 检验结果

空间面板模型		前向空间权重矩阵		后向空间权重矩阵	
		Statistic	p-Value	Statistic	p-Value
SEM	LM-lag	5.895	0.015	6.120	0.013
	Robust-LM-lag	4.511	0.034	14.634	0.000
SAR	LM-error	18.023	0.000	4.795	0.029
	Robust-LM-error	16.638	0.000	13.308	0.000
Hausman 检验		36.24	0.002	32.99	0.047
LR 检验(SDM or SAR)		28.17	0.0002	41.42	0.0000
LR 检验(SDM or SEM)		28.36	0.0002	40.71	0.0000
Wald 检验(SDM or SAR)		23.76	0.0013	14.45	0.0438
Wald 检验(SDM or SAR)		18.00	0.0120	14.12	0.0497

4.4. 数字技术创新对碳排放的产业关联溢出效应实证分析

4.4.1. 模型结果分析

1) 数字技术创新对碳排放效率产生了负向影响，假说 1 成立。从经济学机制来看，碳排放效率是主营业务收入与碳排放总量之比，效率走低意味着数字技术创新带来的主营业务收入增长未能跟上碳排放总量扩张的步伐。这反映出在样本考察期内，制造业数字技术创新的减排红利尚未充分显现：一方面，数字化转型中的设备更新、产线改造和信息化投入在初期形成额外能耗，且新技术投产初期运行效率未达设计水平，产生阶段性能耗回弹；另一方面，创新资源向数字技术研发集中，可能在一定程度上挤占传统节能技术改造投入，加之中小企业技术吸收能力有限，数字技术对能耗强度与排放结构的优化作用

存在时滞。具体结果详见表 6。

2) 就整体而言, 数字技术创新确实让制造业碳排放有所上升, 但这并不影响假说 2 的成立。这说明, 某一行业的数字技术创新会正向影响其上下游行业的碳排放效率, 若从碳排放量来看, 则表现为下降。

Table 6. Spatial econometric model estimation results
表 6. 空间计量模型估计结果

变量	前向空间权重矩阵	后向空间权重矩阵
TII	-1.225* (-1.77)	-1.226* (-1.82)
SRL	0.586*** (3.18)	0.622*** (3.34)
WL	-2.660*** (-3.62)	-2.667*** (-3.64)
CD	0.191 (0.88)	0.108 (0.50)
PRO	-0.150* (-1.68)	-0.159* (-1.77)
MCD	0.035 (0.12)	-0.229 (-0.74)
IS	-0.749*** (-2.90)	-0.558** (-2.15)
W*TII	10.151*** (4.19)	9.059*** (4.85)
W*SAL	-0.869 (-1.64)	-1.322*** (-1.71)
W*WL	0.066 (0.04)	-2.299* (-0.77)
W*CD	-0.946 (-1.28)	0.395 (0.62)
W*PRO	-0.599* (-1.71)	-0.650 (-1.17)
W*MCD	2.231** (2.08)	1.535 (1.25)
W*IS	-0.203 (-0.22)	-1.169 (-1.18)
ρ	-0.431** (-2.51)	-0.393** (-2.34)
sigma2_e	0.194*** (13.19)	0.193*** (12.81)
Log-L	-204.1078	-198.3521
Obs	330	330
R2	0.0072	0.0383

4.4.2. 产业关联溢出效应分析

如表 7 所示, 在核心解释变量方面, 数字技术创新指数的直接效应在两个权重矩阵下均显著为负, 前向权重矩阵下为-1.415, 后向权重矩阵下为-1.426, 且均通过 5%显著性检验。这表明本行业数字技术创新在样本考察期内对本行业碳排放效率具有抑制作用, 假说 1 得到验证。其原因在于, 新技术投产初期伴随新旧系统并行运行、设备更新改造等环节的能耗增量, 以及规模扩张引致的能源消费回弹效应, 使得碳排放总量增速超过产出增速, 从而在样本考察期内降低了本行业的碳排放效率。

然而, 间接效应在两个权重矩阵下均为正值且高度显著, 前向权重矩阵下为 7.499, 后向权重矩阵下为 6.907, 均通过 1%显著性检验。这一结果表明, 某一行业的数字技术创新对上下游行业的碳排放效率产生了明显的正向空间溢出效应, 即本行业技术进步能够有效降低关联行业的碳排放水平, 从而支持假说 2。从传导路径来看, 前向关联下, 数字技术创新以绿色中间产品、智能化装备等形式向下游行业传递, 改善下游生产工艺与能源利用效率; 后向关联下, 本行业对原材料品质和生产工艺提出的更高要求倒逼上游供应商进行技术升级, 进而降低上游环节的能耗强度。总效应同样显著为正, 前向权重矩阵下

为 6.085，后向权重矩阵下为 5.481，且均通过 1%显著性检验，表明数字技术创新对碳排放的总净效应为正，即其通过产业链溢出所带来的碳减排收益在整体上超过了样本考察期内对本行业的负向冲击。

综上，效应分解结果清晰地表明：数字技术创新的碳减排效应主要依托产业链间接传导而实现，且这种溢出效应在方向上具有稳健性，在强度上具有产业关联非对称性。这为后续从产业链角度设计差异化的碳减排政策奠定了实证基础。

Table 7. Effect decomposition of the spatial Durbin model
表 7. 空间杜宾模型的效应分解

效应分解	前向空间权重矩阵			后向空间权重矩阵		
	直接效应	间接效应	总效应	直接效应	间接效应	总效应
TII	-1.415**	7.499***	6.085***	-1.426**	6.907***	5.481***
	(-2.06)	(4.56)	(3.75)	(-2.13)	(4.99)	(4.03)
SRL	0.588***	-0.834**	-0.246	0.637***	-1.201*	-0.564
	(3.70)	(-2.12)	(-0.60)	(3.93)	(-2.02)	(-0.95)
WL	-2.635***	0.882	-1.752	-2.588***	-1.038	-3.626
	(-3.34)	(0.64)	(-1.26)	(-3.27)	(-0.45)	(-1.63)
CD	0.225	-0.697	-0.472	0.115	0.291	0.405
	(0.94)	(-1.27)	(-0.84)	(0.48)	(0.54)	(0.74)
PRO	-0.159**	-0.402	-0.562*	-0.164	-0.433	-0.598
	(-1.53)	(-1.44)	(-1.89)	(-1.56)	(-0.97)	(-1.34)
MCD	0.031	1.678*	1.709*	-0.229	1.190	0.962
	(0.10)	(1.84)	(1.84)	(-0.76)	(1.23)	(0.99)
IS	-0.756***	0.125	-0.631	-0.543**	-0.604	-1.147
	(-2.92)	(0.18)	(-0.93)	(-2.06)	(-0.81)	(-1.55)

4.5. 稳健性分析

本研究采用替换被解释变量的方式开展稳健性检验，即将原模型中的碳排放效率更换为碳排放总量，以考察核心结论是否因变量度量方式的不同而发生变化。在直接效应方面，数字技术创新指数对碳排放总量的影响在两个权重矩阵下均显著为正，系数分别为 1.213 和 1.226，且均通过 10%显著性检验。由于此处被解释变量已更换为碳排放总量，正向系数说明本行业数字技术创新在样本考察期内反而增加了本行业的碳排放总量，这与前文基准回归中数字技术创新抑制本行业碳排放效率的结论具有逻辑一致性，进一步验证了假说 1 的稳健性。在空间交互效应方面，数字技术创新的空间滞后项系数在两个权重矩阵下均为负值且高度显著，分别为-10.171 和-9.059，均通过 1%显著性检验。这表明某一行业的数字技术创新能够显著降低其上下游行业的碳排放总量，这与前文基准回归所得出的数字技术创新对上下游行业碳排放效率具有正向溢出效应的结论彼此吻合，即本行业技术进步能够有效削减关联行业的碳排放绝对量，再次验证了假说 2 的稳健性。进一步从效应分解结果来看，数字技术创新对碳排放总量的直接效应在两个权重矩阵下均显著为正，前向为 1.434，后向为 1.444，均通过 5%显著性检验，说明本行业数字技术创新对本行业碳排放总量具有显著的增加作用。而间接效应在两个权重矩阵下均显著为负，前向为 -7.839，后向为-7.312，均通过 1%显著性检验，说明本行业数字技术创新对上下游行业的碳排放总量具

有显著的削减作用。总效应同样显著为负，前向为-6.406，后向为-5.868，均通过 1%显著性检验，表明从产业链整体来看，数字技术创新所带来的上下游行业碳减排收益在总量上超过了本行业自身的碳排放增量，净效应表现为碳排放总量的下降。具体结果详见表 8。

综合来看，更换被解释变量后，核心解释变量的符号方向与显著性水平均未发生实质性改变，空间自回归系数 ρ 也显著为负，说明前文基准回归的结论具备良好的稳健性，本文的核心结论不依赖于被解释变量的特定度量方式。

Table 8. Robustness test results
表 8. 稳健性检验结果

变量		前向空间权重矩阵	后向空间权重矩阵
TII		1.213* (1.75)	1.226* (1.82)
W*TII		-10.171*** (-4.19)	-9.059*** (-4.85)
ρ		-0.431** (-2.51)	-0.393** (-2.34)
sigma2_e		0.194*** (13.13)	0.193*** (12.82)
Log-L		-203.9489	-198.3809
Obs		330	330
R2		0.0065	0.0992
TII 效应分解	直接效应	1.434** (2.07)	1.444** (2.16)
	间接效应	-7.839*** (-4.49)	-7.312*** (-4.77)
	总效应	-6.406*** (-3.67)	-5.868*** (-3.82)

4.6. 异质性分析

本文依据数字技术创新综合指数对制造业细分行业进行分组：将指数均值排名前 10 的行业划定为数字技术创新高水平行业；排名第 11 至 20 位的行业归为数字技术创新中水平行业；排名第 21 至 30 位的行业则归为数字技术创新低水平行业。从间接效应来看，低水平行业无论在前向还是后向权重矩阵下，都未能通过显著性检验。这说明该组行业的数字技术创新，并没有对上下游行业形成有效的碳减排溢出。背后的原因在于，这类行业的技术含量本身就比较有限，创新又大多停留在产能扩张层面，产业链上的技术传导自然难以形成。中水平行业的情况则有所不同：其间接效应在前向权重矩阵下显著为正，系数为 109.676，通过了 5%显著性检验，说明它对下游行业存在明显的碳减排溢出效应；不过，在后向权重矩阵下这一效应并不显著，意味着它难以倒逼上游行业进行技术升级。高水平行业在前向和后向权重矩阵下均呈现显著为正的间接效应，系数分别为 8.534 和 4.468，分别通过了 1%和 10%的显著性检验，证实高技术行业的数字技术创新能够通过前向与后向双重维度对关联行业产生积极的碳减排溢出。具体结果详见表 9。

针对分组回归中出现的较大系数(前向权重矩阵下中水平行业间接效应为 109.676、后向权重矩阵下低水平行业间接效应为 82.618)，本文从统计性质与经济机制两方面予以审视。从统计性质看，分组后每组仅包含 10 个行业、110 个观测值，样本容量较全样本明显缩减，空间效应分解的估计精度随之下降；同时，分组权重矩阵由全样本列昂惕夫逆矩阵的子块构成，中水平行业组内部个别行业(如化学原料和化学制品、金属制品等中间品密集行业)与下游行业的供给关联强度较大，子块矩阵求逆后乘数效应被进一步放大，因而间接效应系数的绝对值偏大属于空间乘数矩阵在子样本上的数值特征，而非经济意义上的

数量级差异。从经济机制看，中水平行业多处于产业链中游的“承上启下”位置，其产品以下游行业中投入的形式深度嵌入生产链条，数字技术创新通过中间品绿色升级、智能化装备供给等渠道对下游碳排放效率产生乘数式正向传导，这与前向关联下溢出效应显著为正、后向关联下不显著的估计结果相互印证。低水平行业后向权重矩阵下的间接效应(82.618)虽数值较大但未通过显著性检验，表明该组行业难以对上游形成有效的技术倒逼，系数不稳定主要源于其创新活动的波动性以及组内估计效率较低，不宜过度解读。总体来看，分组回归中的极端系数并未改变核心结论的方向性判断：高水平行业在前向、后向两个方向均产生显著正向溢出，中水平行业仅在前向方向显著，低水平行业在两个方向均不显著，该结论在两组权重矩阵下保持一致。为进一步检验结果的稳健性，后续研究可通过对连续变量进行缩尾处理、延长样本考察期或对中水平行业组内再细分等方式加以验证。

综上，异质性检验验证了假设 3：数字技术创新水平越高的行业，其产业链溢出能力越强。

Table 9. Spillover effect decomposition of the three industry categories
表 9. 三类行业的溢出效应分解

行业	前向空间权重矩阵			后向空间权重矩阵		
	数字技术创新 低水平行业	数字技术创新中 水平行业	数字技术创新 高水平行业	数字技术创新 低水平行业	数字技术创新 中水平行业	数字技术创新 高水平行业
TII 间接效应	9.832 (0.470)	109.676** (2.27)	8.534*** (2.87)	82.618 (1.30)	5.689 (0.4)	4.468* (1.70)

5. 结论与建议

5.1. 结论

结论一：制造业数字技术创新在样本考察期内对本行业碳排放具有显著增加效应。数字技术创新在样本考察期内会显著增加本行业的碳排放总量、抑制碳排放效率，假说一成立。其原因在于新技术投产初期的能耗回弹效应以及中小企业技术吸收能力不足等因素，使得碳排放增速超过产出增速。

结论二：制造业数字技术创新对上下游行业的碳排放存在明显的正向溢出效应。空间滞后项系数及间接效应分解结果均显示，本行业的数字技术创新能够显著削减上下游行业的碳排放总量并提升其碳排放效率，假说二得到支持。这表明数字技术创新的碳减排作用主要借助产业链间接传导得以实现。

结论三：制造业数字技术创新对上下游行业碳排放的溢出效应，表现出明显的行业异质性。异质性检验结果表明，高水平数字技术创新行业在前向与后向关联中都能产生显著的碳减排溢出，这也印证了其作为产业链数字技术创新辐射源的关键地位；相比之下，中水平行业只对下游存在显著溢出，对上游的溢出则并不显著；而低水平行业在两类关联方向上都没有表现出明显的溢出效应，假说 3 由此得到验证。

5.2. 建议

上述研究结果揭示出，数字技术创新在降低上下游行业碳排放方面确实发挥了有效作用。为助力“双碳”目标实现、推动制造业低碳转型，应一方面强化绿色数字技术研发创新，放大跨产业技术溢出效应；另一方面依托产业关联的溢出作用，搭建低碳产业链体系，持续赋能区域碳减排。

基金项目

齐鲁理工学院校级科研项目《制造业数字技术创新对碳排放的产业关联溢出效应研究》(项目编号：QIT25SN013)。

参考文献

- [1] 邵帅, 张曦, 赵兴荣. 中国制造业碳排放的经验分解与达峰路径——广义迪氏指数分解和动态情景分析[J]. 中国工业经济, 2017(3): 44-63.
- [2] 孙作人, 周德群, 周鹏. 工业碳排放驱动因素研究: 一种生产分解分析新方法[J]. 数量经济技术经济研究, 2012, 29(5): 63-74+133.
- [3] 胡剑波, 麦骏南. 中国隐含碳生产率的产业关联效应及差异来源——基于工业出口贸易的实证[J]. 统计与决策, 2024, 40(14): 96-101.
- [4] 郭国强. 空间计量模型的理论和应用研究[D]. [博士学位论文]. 武汉: 华中科技大学, 2013.
- [5] 朱平芳, 项歌德, 王永水. 中国工业行业间 R&D 溢出效应研究[J]. 经济研究, 2016, 51(11): 44-55.
- [6] 钞小静, 沈路, 廉园梅. 人工智能技术对制造业就业的产业关联溢出效应研究[J]. 现代财经(天津财经大学学报), 2022, 42(12): 3-20.
- [7] 周剑. 我国高技术产业创新效率影响因素分析[J]. 中国高新区, 2018(4): 1-6.
- [8] 宋培, 李琳, 艾阳, 等. 中国数字经济创新发展的技术选择与效果评估[J]. 科学学研究, 2023, 41(8): 1410-1421.
- [9] 赵巧芝, 刘倬璇, 崔和瑞. 中国高新技术产业技术创新效率测度及空间收敛研究[J]. 统计与决策, 2023, 39(1): 183-188.
- [10] 韩先锋, 陈龙涛, 宋文飞, 等. 碳排放对绿色技术创新驱动产业升级的动态调节机制[J]. 中国人口·资源与环境, 2023, 33(12): 60-70.
- [11] 吴卫红, 蔡海波, 刘佳, 等. 技术创新双重效应与重污染行业绿色转型升级——基于碳排放的视角[J]. 经济与管理研究, 2023, 44(11): 45-61.