治理绩效

智能制造如何影响企业碳减排成本？

——基于多时点DID的实证研究

朱妍妍，杨小辉

（石家庄铁道大学管理学院，石家庄 050043）

摘要：以2010—2023年智能制造试点企业为样本，运用交叠差分模型（SDID）分析智能制造对企业碳减排成本的影响。结果显示，智能制造显著降低了企业碳减排成本，且在获得外部支持的企业中作用更为突出。机制分析表明，其通过技术升级、资源优化与产业结构升级实现碳减排成本控制。基于此，建议构建企业绿色创新协同机制，实施差异化财税激励与动态环境规制，助力实现碳减排成本控制的动态平衡。

关键词：智能制造；碳减排成本；交叠双重差分（SDID）

中图分类号：F424.7 **文献标志码：**A **文章编号：**1671－1807(2026)07－0300－07

随着数字经济和实体经济深度融合，制造企业正成为数字化转型的关键力量。作为全球制造业大国，中国长期以来依赖的高能耗、高污染发展模式已难以适应可持续发展的要求。为应对气候变化，中国政府明确提出2030年前实现碳达峰、2060年前实现碳中和的“双碳”目标[1]，并在党的二十大报告中强调“高质量发展是全面建设社会主义现代化国家的首要任务”。在这一背景下，通过智能制造推动制造业绿色转型，已成为产业升级的迫切需求和必然路径。因此，推动制造业企业落实碳减排行动，就成为实现国家“双碳”目标的关键[2]。2015年，《中国制造2025》战略明确提出将新一代信息技术与制造业深度融合，推动中国从制造大国迈向制造强国。该战略设定到2025年单位工业增加值能耗下降40%的目标，致力于实现高端化、智能化、绿色化制造。同年，工信部启动“智能制造试点示范专项行动”，通过政策扶持推动企业实施智能化改造，为产业升级提供有力支撑。

碳减排成本作为衡量低碳转型经济可行性的关键指标，直接关系到企业减排意愿与实施效果。环境效益与经济效益相辅相成。碳减排不仅有助于改善空气质量、减缓气候变化，还能通过节能降耗、开拓新市场提升企业竞争力。若碳减排成本过高，企业可能因经济压力推迟甚至放弃减排行动，从而影响整体减排进程。因此，降低碳减排成本对于激励企业主动减排、实现环境与经济双赢具有重要意义。

在此背景下，一个重要问题值得深入探讨：智能制造政策在推动企业经济发展的同时，是否能够直接或间接影响碳减排成本？具体而言，获得政策支持的企业在实施智能化改造后，其碳减排成本是否发生变化？变化机制如何？不同类型企业之间是否存在异质性效应？为回答上述问题，以2010—2023年工信部公布的智能制造试点示范企业为研究对象，构建准自然实验框架，系统考察智能制造对企业碳减排成本的影响及其内在机制。研究旨在揭示智能制造在促进制造业转型升级过程中对碳减排成本的具体作用路径，为推动企业智能化改造与实现碳减排目标提供科学依据与政策参考。

与现有研究相比，本文的创新点主要体现在以下3个方面：①拓展了智能制造影响效应的研究维度。从成本效率视角揭示了智能制造对企业低碳转型的经济性影响，弥补了现有研究在成本效益量化评估方面的理论缺口。②构建了多维机制分析框架。提出技术演进、资源配置与产业成长的三重协同作用机制，为企业统筹技术创新与低碳发展提供机制设计依据。③建立了异质性分析“外部环境-

收稿日期：2025-10-14

基金项目：河北省社会科学基金（HB22GL057）

作者简介：朱妍妍（2001—），女，河南焦作人，硕士研究生，研究方向为智能制造与碳减排；杨小辉（1987—），男，河北定州人，博士，副教授，研究方向为能源资源与环境管理、人工智能与可持续发展。

内部特征”双重分析视角。揭示了政策效应对不同所有制企业的差异化影响规律,为制定分类施策的智能制造推进方案提供了实证支持。

1 国内外研究综述

1.1 碳减排成本的测算

碳减排成本指每减少一单位 CO_2 排放所产生的经济损失,可视为非期望产出的机会成本[3]。当前测算 CO_2 边际减排成本的方法主要包括成本函数法、距离函数法以及基于数据包络分析(data envelopment analysis,DEA)的非参数方法。在基于成本理论的模型中,边际成本法旨在估算 CO_2 排放的边际损害成本,即额外排放 1 tCO_2 所造成的损害,或减少 1 t 排放所避免的损害。该方法理论基础坚实,但成本数据的可用性与准确性往往较差[4]。利用方向距离函数与利润函数之间的对偶关系,可估计边际碳减排成本,具体包括参数估计和非参数估计两种途径。参数估计需预先设定方向性距离函数,通过方向性改进实现在特定方向上调整投入与产出,是环境效率分析的核心工具之一[5]。相关研究已应用于中国制造业的污染减排成本与 CO_2 影子价格估计[6]。非参数方法中,DEA 模型通过构建投入与产出的生产前沿面,采用非径向模型处理松弛变量,能够更灵活地度量效率损失。例如,Wang 和 Wei[7]基于 DEA 方法评估了中国 30 个主要城市的区域能源与排放效率及工业部门的节能减碳潜力;Wang 等[8]引入松弛测度模型,兼顾合意与非合意产出之间的联系,对中国 285 个城市的能源效率与 CO_2 减排成本进行了分析。然而,传统 DEA 模型在存在产出不足或投入过剩时可能导致结果偏差。为克服该局限,Choi 等[9]结合松弛变量(slacks-based measure,SBM)模型与对偶理论,估算了中国能源相关 CO_2 排放的能源效率、减排潜力及边际减排成本。

由以上的分析来看,当输出不足或输入过多时,传统的 DEA 模型会导致结果偏差,而引入基于 SBM 可以避免这一局限性。现与对偶理论相结合,估算 CO_2 排放的边际减排成本。

1.2 智能制造与碳减排的相关研究

国内外学者围绕智能制造如何影响企业碳减排的机制展开了广泛探讨。研究表明,企业碳减排面临的主要瓶颈在于信息不完备、资源不充分、技术不先进以及治理不完善等因素所导致的能力与动力不足。而智能制造凭借其颠覆性技术创新,可以促进劳动生产效率提升,推动生产要素重组,催生新质生产力推动企业实现系统性变革,进而对企业的经济绩效与环境绩效产生深远影响[10]。

在技术层面,智能制造对碳减排的影响体现为全生命周期的系统性优化。研究表明,绿色技术创新是应对环境污染问题的长远之策,能够显著降低温室气体排放[11]。智能制造政策总体上显著促进了企业数字技术创新能力的提升[12]。在资源协调方面,信息作为决策的基础,在企业碳减排过程中发挥着关键作用。碳绩效评估、碳排放权交易等管理活动高度依赖信息的真实性及传递效率。在智能信息时代,以大数据、人工智能、物联网等为代表的技术手段,为企业提供了强大的信息获取与处理能力[13]。通过数据驱动,企业能够更科学地进行决策,优化碳管理流程,提升减排行动的精准性与有效性[14]。在产业升级改造方面,智能制造通过多种路径赋能碳减排。智能制造加速了企业数字化进程并优化人力资源配置,进而提升全要素生产率[15]。另有学者强调,智能制造试点项目通过增强产业链整合能力与创新投入,强化了企业在产业链中的低碳协同[12,16]。在环境绩效方面,智能制造推动技术创新,提高生产效率,降低能源消耗与污染物排放,并显著减弱企业排放强度[17]。

综合来看,企业碳减排成本的降低依赖于绿色技术突破、能源结构优化与产业升级等多重路径。智能制造作为融合信息、技术与治理的系统性工程,正逐步成为推动企业实现低碳转型的关键力量。

2 研究方法与数据来源

2.1 研究方法

为评估智能制造对企业碳减排成本的影响,将智能制造试点政策视为一项准自然实验,采用交叠双重差分(staggered difference-in-differences,SDID)方法构建计量模型。

$$\ln MAC_{it} = \alpha_0 + \beta IM_{it} + \theta X_{it} + \eta_i + \delta_t + \varepsilon_{it} \quad (1)$$

式中:i 为企业;t 为年份;被解释变量 lnMAC 为企业碳减排成本,数值越高代表成本越大;核心解释变量 IM 为智能制造虚拟变量,若企业在试点当年及之后参与试点,则取值为 1,否则为 0;X 为控制变量,包括企业规模、资产负债率、成长能力、上市年限、股权集中度、两职合一、董事会规模与产权性质;α_0 为常数项;η_i、δ_t 分别为企业固定效应和时间固定效应;ε_{it} 为随机误差项;β、θ 为系数,重点关注系数 β,其反映智能制造试点对碳减排成本的影响。

采用 SBM-DEA 模型估算企业碳排放的影子价格,以衡量碳减排成本。该模型通过引入松弛变量,在考虑期望产出与非期望产出的基础上评估决

策单元(DMU)的相对效率。设定投入(T)、期望产出(M)与非期望产出(N)构成的生产可能性集如式(2)所示。其中 $P(T)$ 为生产函数。投入要素包括劳动力(L)、资本(C)与能源消耗(E);期望产出为企业利润(EVA),非期望产出为 CO_2 排放量。考虑非期望产出的 SBM-DEA 模型设定如式(3)所示。

$$\{P(T)=\{(M,N):(M,N)\text{It can be produced by consuming } T\} \tag{2}$$

$$\rho=\min\frac{1-\frac{1}{I}\sum_{t=1}^{I}\frac{s_{io}^{t}}{t_{io}}}{1+\frac{1}{E+U}\left(\sum_{e=1}^{E}\frac{s_{eo}^{m}}{m_{eo}}+\sum_{u=1}^{U}\frac{s_{uo}^{n}}{n_{uo}}\right)}$$

$$\text{s.t.}\begin{cases}t_{io}=\sum_{d=1}^{D}\lambda_d+t_{id}+s_{io}^{t},\ i=1,2,\cdots,I\\ m_{eo}=\sum_{d=1}^{D}\lambda_d m_{ed}+s_{eo}^{m},\ e=1,2,\cdots,E\\ n_{uo}=\sum_{d=1}^{D}\lambda_d t_{ud}+s_{uo}^{n},\ u=1,2,\cdots,U\\ \lambda_d\geqslant 0,\ d=1,2,\cdots,D,\ s_{io}^{t}\geqslant 0,\ i=1,2,\cdots,I\\ s_{eo}^{m}\geqslant 0,\ e=1,2,\cdots,E,\ s_{uo}^{n}\geqslant 0,\ u=1,2,\cdots,U\end{cases} \tag{3}$$

式中:ρ 为目标函数,其严格递减,满足 $0\leqslant\rho<1$,$\rho=1$ 表示 DMU(T,M,N)完全有效;d 为 DMU 数量;M、E、U 分别为投入、期望产出与非期望产出的指标个数;下标 o 为 DMU 的取值;s_{io}^{t}、s_{eo}^{m}、s_{uo}^{n} 分别为投入、期望产出、不期望产出的松弛变量;λ_d 为非负强度向量,$\lambda_d\geqslant 0$ 为规模回报不变。

基于对偶原理,进一步推导 CO_2 排放的影子价格。采用对偶的方法,利用成熟模型获得不期望产出 CO_2 排放的影子价格,具体公式如式(4)所示。其中,π 为最大收益;r_i^t、r_e^m 和 r_u^n 分别为 t_{io}、m_{eo} 和 n_{uo} 的价格;p^t、p^m 和 p^n 分别为投入、理想产出和不理想产出的虚拟价格。期望产出的绝对影子价格等于其市场价格且期望产出的市场价格已知,则 CO_2 排放的影子价格可表示为式(5),其中,sp^m 与 sp^n 分别为期望产出与非期望产出的影子价格。由此计算得出 CO_2 的边际减排成本(MAC),表示减少一单位 CO_2 排放所需承担的机会成本。

$$\max\pi=p^m m_0-p^t t_0-p^n n_0$$

$$\text{s.t.}=\begin{cases}\sum_{e=1}^{E}r_e^m m_{eo}-\sum_{i=1}^{I}r_i^t t_{io}-\sum_{u=1}^{U}r_u^n n_{uo}\leqslant 0\\ p^t\geqslant\frac{1}{I}\left(\frac{1}{T_0}\right)\\ p^m\geqslant\frac{1}{E+U}\left(\frac{1}{m_0}\right)\\ p^n\geqslant\frac{1}{E+U}\left(\frac{1}{n_0}\right)\end{cases} \tag{4}$$

$$sp^n=sp^m\frac{p^n}{p^m} \tag{5}$$

2.2　变量说明

(1)被解释变量:碳减排成本(lnmac)。采用 SBM-DEA 模型测算碳减排边际成本,并取自然对数以保持数据平稳性。

(2)核心解释变量:智能制造试点(IM)。依据工信部公布的智能制造试点示范名单构建准自然实验:试点企业取值为 1,否则为 0。

(3)中介变量:包括绿色专利申请数(Patent)衡量绿色技术创新;全要素生产率(TFP)反映资源配置效率;第二产业增加值比重(Indus2)表征地区产业结构升级。

(4)控制变量:控制企业上市年限、规模、资产负债率、盈利能力、成长能力、股权集中度及现金状况,以缓解遗漏变量偏误。变量定义见表 1。

表 1　变量定义

变量类型	变量名称	变量符号	变量定义
被解释变量	碳减排成本	lnmac	利用 SBM-DEA 方法得出碳排放成本并取对数
核心解释变量	智能制造试点	IM	实施智能制造试点企业为 1,否则为 0
中介变量	绿色专利申请数	Patent	企业当年申请的绿色专利数量(取自国家知识产权局数据库)
	全要素生产率	TFP	LP 方法计算的企业全要素生产率
	第二产业增加值比重	Indus2	企业所在城市第二产业增加值占 GDP 的比重
控制变量	企业规模	Size	员工总数的自然对数
	资产负债情况	Leg	总负债/总资产
	上市年限	Age	统计日期减上市日期取整加 1
	企业成长能力	Grow	(企业当期主营业务收入－上期主营业务收入)/上期主营业务收入
	股权集中度	First	第一大股东持股比例
	两职合一	Dual	董事长与总经理兼任为 1,否则为 0
	董事会规模	Board	董事会人数的自然对数
	产权性质	Nature	国有企业为 1,其他为 0

2.3 数据来源

以2010—2023年中国A股制造业上市公司为研究对象。数据来源于CSMAR数据库、上市公司年报及《中国城市统计年鉴》,绿色专利申请数据来自国家知识产权局。为确保样本的有效性,剔除PT、ST或*ST企业,变量缺失、财务数据缺失及资不抵债的样本,并对连续变量进行1%和99%水平的缩尾处理,最终获得880条"企业-年度"样本观测值。变量描述性统计见表2,其中每个变量的VIF(方差膨胀因子)远小于10,这意味着不存在多重共线性,模型构建良好。

3 实证结果

3.1 碳减排成本分布

图1展示了2010—2020年基于SBM-DEA模型测算的碳减排成本变化趋势。结果显示,碳减排成本呈现显著下降态势,均值从2010年的216.8元/t持续降至2020年的127.9元/t,降幅达41%。同时,碳减排成本的分布区间逐年收窄,表明各企业减排成本差异逐步缩小,单位CO_2减排的难度与经济成本整体趋于降低。

3.2 基准回归结果

表3报告了基准回归结果。第(1)列显示,在不加入控制变量与固定效应时,智能制造(IM)的估计系数显著为负。随着逐步加入企业层面控制变量及个体、时间固定效应[第(2)列~第(4)列],IM的系数始终在1%水平上显著为负,且系数绝对值逐步增大,模型R^2持续上升。结果表明,智能制造显著降低了企业碳减排成本,同时模型拟合度的提高也说明变量选择与模型设定具备合理性。

表2 变量描述性统计

变量	样本数	均值	中位数	标准差	最小值	最大值	VIF
lnmac	880	5.083	4.995	0.340	4.548	6.762	
IM	880	0.250	0.000	0.433	0.000	1.000	1.09
Patent	880	4.474	3.000	0.303	0.000	34.000	1.04
TFP	880	10.523	11.430	0.560	0.000	14.407	1.42
Indus2	880	0.066	0.055	0.698	−5.746	5.813	1.08
Size	880	22.970	22.890	1.584	17.640	26.180	1.34
Lev	880	0.502	0.530	0.187	0.072	0.960	1.27
Age	880	14.690	16.000	7.628	0.000	29.000	1.23
Grow	880	3.843	2.109	1.601	−9.105	79.060	1.02
First	880	32.910	32.960	0.537	0.000	69.990	1.18
Dual	880	0.273	0.000	0.446	0.000	1.000	1.10
Board	880	8.609	8.609	1.042	5.000	14.000	1.07
Nature	880	0.527	1.000	0.500	0.000	1.000	1.36

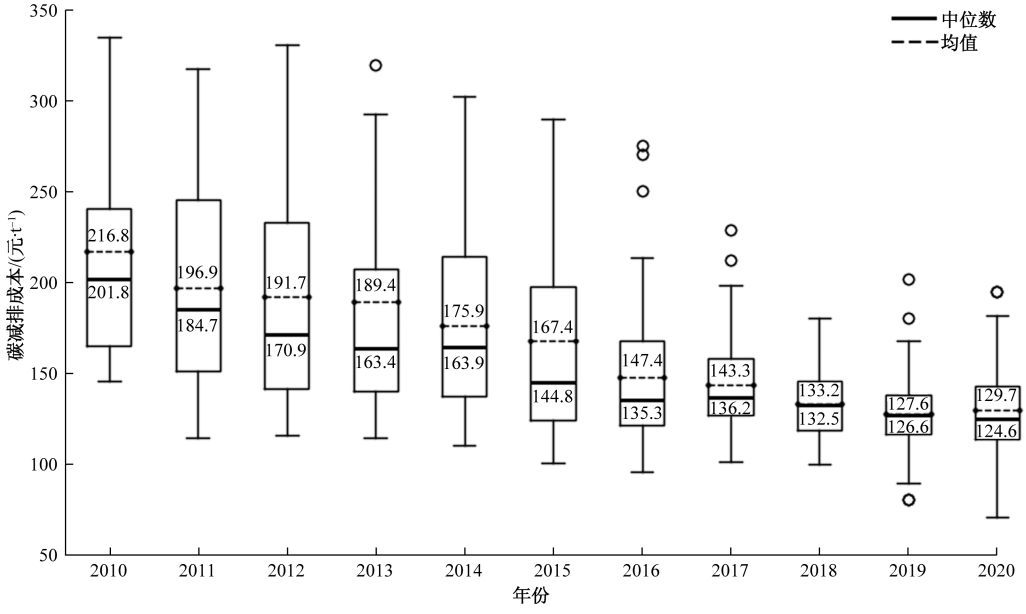


图1 碳减排成本变化箱线图

表 3　基准回归结果

变量	(1)	(2)	(3)	(4)
IM	−0.373***	−0.374***	−0.265***	−0.362***
	(0.052)	(0.027)	(0.044)	(0.053)
常数项	5.679***	5.177***	4.914***	5.838***
	(0.013)	(0.258)	(0.422)	(0.459)
控制变量	No	Yes	Yes	Yes
样本数	880	880	880	880
R^2	0.318	0.136	0.313	0.320
时间固定	No	No	No	Yes
个体固定	No	No	Yes	Yes
行业固定	Yes	Yes	Yes	Yes

注：*、**、***分别表示 $P<0.1$、$P<0.05$、$P<0.01$；括号内为标准误。

3.3　平行趋势检验

通过时间研究法进行平行趋势检验，验证 SDID 估计结果的有效性是否可以通过平行趋势的影响。平行趋势检验结果如图 2 所示，横线虚线（$y=0$）表示置信区间边界线，竖线虚线（$x=0$）表示处理效应为当期的参考线。在实施智能制造之前，对照组与实验组的碳减排成本存在小幅度的下降趋势。在实施智能制造之后，企业碳减排成本呈现显著的下降趋势。因此，随着智能制造的不断深入碳减排成本将会持续减少。

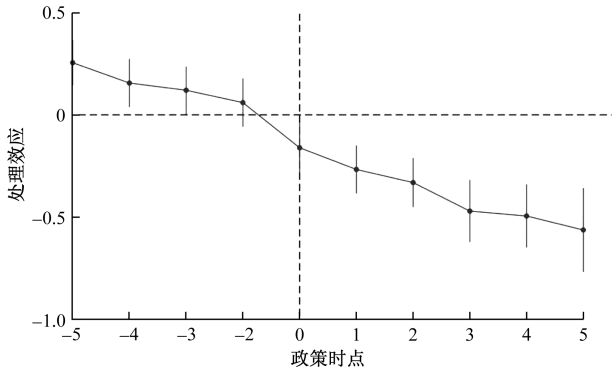


图 2　平行趋势检验

3.4　稳健性检验

3.4.1　异质性检验

在评估智能制造试点对企业碳减排成本的影响时，采用多时点双重差分（DID）模型，并使用 Goodman-Bacon 分解法检验估计稳健性。整体 DID 估计值为−0.373，表明处理组（试点企业）的碳减排成本显著低于对照组。进一步分解显示，从未处理组与处理组比较的 Beta 值为−0.478 1（权重为 0.714 3），对整体估计贡献最大，进一步证实智能制造试点政策对企业碳减排成本具有显著负向影响。结果表明，IM 显著降低了企业边际碳减排成本，体现了智能制造在促进企业碳减排方面的积极作用。

3.4.2　安慰剂检验

为排除随机因素干扰，进行了 500 次安慰剂检验，结果如图 3 所示。随机生成的估计系数呈正态分布且集中在零附近，与基准回归的真实系数（图中虚线）存在明显差异。这表明前文关于智能制造试点降低企业碳减排成本的结论具有稳健性。

3.4.3　其他政策干扰

为排除其他政策干扰，在基准回归中进一步控制了知识产权、战略性新兴产业及三网融合试点政策。表 4 结果显示，在控制上述变量后，智能制造试

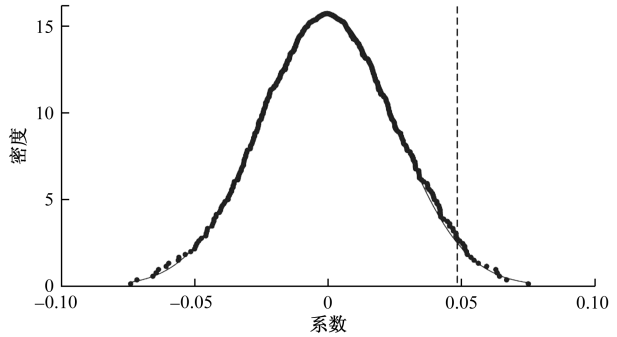


图 3　安慰剂检验

表 4　其他政策干扰回归结果

变量	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)
	base	政策 1	政策 2	政策 3	全部
IM	−0.365***	−0.358***	−0.348***	−0.364***	−0.321***
	(0.053)	(0.054)	(0.052)	(0.053)	(0.052)
知识产权试点政策		0.042			−0.124
		(0.063)			(0.091)
战略性新兴产业试点			0.106		0.066
			(0.081)		(0.086)
三网融合试点政策				−0.082	−0.041
				(0.081)	(0.073)
常数项	5.679***	5.632***	5.656***	5.655***	5.734***
	(0.459)	(0.463)	(0.461)	(0.469)	(0.522)
R^2	0.396	0.397	0.399	0.397	0.410

注：*、**、***分别表示 $P<0.1$、$P<0.05$、$P<0.01$；括号内为标准误。

点的系数仍显著为负,且与基准结果基本一致,表明其对碳减排成本的降低作用具有独立性。其他政策变量大多不显著,进一步支持了结论的稳健性。

4 机制检验和异质性分析

4.1 机制检验

选取企业年绿色专利申请数、全要素生产率和第二产业增加值,分别衡量智能制造政策在技术演进、资源配置与产业成长3个维度的作用。表5的实证结果显示,智能制造政策对3项中介变量均存在显著正向影响。政策本身对企业碳减排成本具有直接负向作用,但通过促进绿色技术创新、资源配置及推动产业结构升级,其降成本效应得到进一步强化。这一结果验证了智能制造政策通过技术、效率与结构三重路径降低企业碳减排成本的作用机制。

表5 机制检验结果

变量	(1) 中介变量1	(2) 中介变量2	(3) 中介变量3
技术进步	0.118** (0.147)		
资源配置		0.259** (0.154)	
产业结构升级			0.394*** (0.072)
常数项	0.254 (0.620)	8.730 (1.054)	0.359 (0.130)
样本数	880	880	880
R^2	0.368	0.254	0.284
时间固定	Yes	Yes	Yes
个体固定	Yes	Yes	Yes

注:*、**、***分别表示 $P<0.1$、$P<0.05$、$P<0.01$;括号内为标准误。

4.2 异质性分析

4.2.1 财政支持

从财政支持异质性角度分析表明,政府补贴与税收优惠有效降低了企业智能化改造成本,提升了碳减排技术升级动力。表6结果显示,政策支持力度越大,智能制造对降低企业碳减排成本的作用越显著,说明财政措施与智能制造政策具有协同强化效应。

4.2.2 外部压力

基于政府监管与市场竞争视角的研究发现,外部压力显著强化了智能制造对碳减排的促进作用。在环境规制较强地区,严格监管倒逼企业通过技术改造实现减排;同时,市场竞争压力推动企业主动推进智能制造以构建低碳优势。表6的实证结果表明,政府监管与市场竞争形成双重驱动机制,共同增强智能制造对碳减排成本的降低效果。

4.2.3 企业内部特征

国有企业在碳减排中发挥关键作用,凭借规模优势与政策支持,更易推进智能制造并降低碳减排成本,尤其在高碳行业中效果显著。相比之下,私营企业投资意愿更多取决于竞争力提升与市场激励。表6结果显示,国有企业和高碳行业通过智能制造降低碳减排成本的作用更为突出。

5 结论与启示

5.1 研究结论

以2010—2023年实施智能制造政策的制造企业为研究对象,利用SDID探讨智能制造对企业碳减排成本的具体影响。研究发现,智能制造通过技术演进水平、资源配置优化和产业成长3条路径显著降低碳减排成本。该结论通过稳健性和内生性检验,证实了智能制造政策对降低碳减排成本的作用。异质性分析显示,在制度环境更优渥的区域,企业具有更强的智能升级实现碳减排的积极性;而处于环境规制强化区域的高碳锁定型企业,则面临环境规制约束与转型资源短缺的双重压力,其技术升级呈现显著的被动响应特征。

5.2 政策启示

(1)企业可以通过智能制造实现绿色技术创

表6 异质性分析结果

变量	政府补贴		税收优惠		政府监管		市场竞争		国有企业		高碳行业	
	更低	更高	更低	更高	更低	更高	更低	更高	否	是	否	是
智能制造	−0.555*** (0.075)	−0.232*** (0.049)	−0.464*** (0.057)	−0.265*** (0.049)	−0.555*** (0.075)	−0.232*** (0.049)	−0.528*** (0.067)	−0.247*** (0.046)	−0.323*** (0.045)	−0.375*** (0.071)	−0.261*** (0.090)	−0.371*** (0.043)
常数项	5.928*** (0.773)	5.690*** (0.614)	5.486*** (0.618)	5.427*** (0.681)	5.928*** (0.773)	5.690*** (0.614)	5.604*** (0.681)	5.553*** (1.014)	4.534*** (1.114)	6.333*** (0.540)	5.385*** (1.852)	5.727*** (0.465)
样本数	328	552	441	439	328	552	366	514	459	415	212	667
R^2	0.383	0.446	0.413	0.446	0.383	0.446	0.428	0.409	0.457	0.375	0.459	0.390
时间固定	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes
个体固定	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes

注:*、**、***分别表示 $P<0.1$、$P<0.05$、$P<0.01$;括号内为标准误。

新、资源优化和产业结构调整进行低碳转型。构建“企业-高校-科研机构”创新联合体，搭建产学研合作平台，突破绿色技术瓶颈，提高企业的绿色技术能力。

(2)政府应实施差异化财政与税收优惠政策，重点向积极履行环境责任的非国有企业倾斜。政府提供的财政支持和税收优惠，为企业提供技术改造和碳减排的资金支持。企业应抓住发展机遇，实现技术改造升级。

(3)强化环境规制力度与标准体系，针对高污染行业建立动态排放标准。通过设置阶梯式环境税税率、推行排污权有偿使用制度，运用市场化手段形成倒逼机制，促使企业将环境成本内部化。

参考文献

[1] 庄贵阳. 我国实现“双碳”目标面临的挑战及对策[J]. 人民论坛，2021(18)：50-53.

[2] 丁华，任滔，丁宁，等. 智能制造与企业产业链关联：来自中国智能制造示范项目的准自然实验[J]. 经济经纬，2024，41(6)：3-15.

[3] 茹雪，雷鹏飞，刘培. 二氧化碳动态边际减排成本及其影响机制[J]. 中国人口·资源与环境，2022，32(11)：43-57.

[4] REKKER L，KESINA M，MULDER M. Carbon abatement in the European chemical industry：assessing the feasibility of abatement technologies by estimating firm-level marginal abatement costs[J]. Energy Economics，2023，126：106889.

[5] FÄRE R，GROSSKOPF S，PASURKA C A. Environmental production functions and environmental directional distance functions[J]. Energy，2007，32(7)：1055-1066.

[6] LEE M，ZHANG N. Technical efficiency，shadow price of carbon dioxide emissions，and substitutability for energy in the Chinese manufacturing industries[J]. Energy Economics，2012，34(5)：1492-1497.

[7] WANG K，WEI Y M. China’s regional industrial energy efficiency and carbon emissions abatement costs[J]. Applied Energy，2014，130：617-631.

[8] WANG J，LÜ K，BIAN Y，et al. Energy efficiency and marginal carbon dioxide emission abatement cost in urban China[J]. Energy Policy，2017，105：246-255.

[9] CHOI Y，ZHANG N，ZHOU P. Efficiency and abatement costs of energy-related CO_2 emissions in China：a slacks-based efficiency measure[J]. Applied Energy，2012，98：198-208.

[10] 曾静，代璐，刘樑. 新型工业化赋能新质生产力涌现：逻辑框架与实现路径[J]. 科技和产业，2025，25(13)：146-151.

[11] 苏涛永，郁雨竹，潘俊汐. 低碳城市和创新型城市双试点的碳减排效应：基于绿色创新与产业升级的协同视角[J]. 科学学与科学技术管理，2022，43(1)：21-37.

[12] 陈彦霖，阳镇. 智能制造政策是否促进企业数字技术创新？来自国家智能制造试点企业的证据[J]. 重庆理工大学学报(社会科学)，2024，38(11)：68-83.

[13] 吴非，胡慧芷，林慧妍，等. 企业数字化转型与资本市场表现：来自股票流动性的经验证据[J]. 管理世界，2021，37(7)：130-144.

[14] FERDAUS M M，DAM T，ANAVATTI S，et al. Digital technologies for a net-zero energy future：a comprehensive review[J]. Renewable and Sustainable Energy Reviews，2024，202：114681.

[15] 付强，郭昱琦，刘丽蕊，等. 数字化水平对智能制造装备企业ESG表现的影响[J]. 科技和产业，2025，25(6)：100-106.

[16] 丁华，任滔，丁宁，等. 智能制造与企业产业链关联：来自中国智能制造示范项目的准自然实验[J]. 经济经纬，2024，41(6)：3-15.

[17] 姚童欣，纪鸿阳，池建宇. 智能制造如何影响绿色发展：基于省级面板数据的分析[J]. 科技和产业，2024，24(24)：71-79.

How Does Smart Manufacturing Affect Corporate Carbon Abatement Costs? An Empirical Study Based on Multi-period DID

ZHU Yanyan，YANG Xiaohui

(School of Management，Shijiazhuang Tiedao University，Shijiazhuang 050043，China)

Abstract：The staggered difference-in-differences(SDID) model was employed to analyse the impact of smart manufacturing on corporate carbon reduction costs，using pilot enterprises in smart manufacturing from 2010 to 2023 as the sample. Results indicate that smart manufacturing significantly reduces corporate carbon reduction costs，with a more pronounced effect observed in enterprises receiving external support. Mechanistic analysis indicates that this reduction is achieved through technological upgrading，resource optimisation，and industrial structure enhancement. Consequently，it is recommended that enterprises establish collaborative green innovation mechanisms，implement differentiated fiscal and tax incentives，and adopt dynamic environmental regulations to facilitate a dynamic equilibrium in carbon emission reduction cost control.

Keywords：smart manufacturing；carbon emission reduction costs；staggered difference-in-differences(SDID)