DOI：10. 13504/j. cnki. issn1008-2700. 2026. 05. 005

智能制造迎合对企业碳排放双控的影响研究

彭梓倩[1a,1b]，张海洋[1a]，吕 纤[2]，韩 云[3]

（1. 湖北工业大学 a. 经济与管理学院；b. 湖北数字工业经济发展研究中心，湖北 武汉 430068；
2. 中南民族大学 管理学院，湖北 武汉 430074；
3. 上海立信会计金融学院 金融学院，上海 201209）

摘 要：如何更好地驱动智能制造形成有效的碳治理机制，是当前碳排放双控政策背景下的重要命题。本文以 2010—2023 年 A 股上市公司为样本，分析智能制造迎合对企业碳排放强度和总量双控的影响。研究发现：智能制造迎合导致企业碳排放强度上升，使得碳排放总量降低。机制分析表明，智能制造迎合通过创新挤出效应增加碳排放强度，同时经由规模缩减效应减少碳排放总量。异质性分析显示，在融资约束较高、重污染行业及竞争压力较大的企业中，智能制造迎合对碳排放双控的影响更为明显。本文的研究不仅深化了迎合视角下智能制造影响企业碳排放双控的理论，而且为强化信息披露监管、推动实体经济智能化与绿色化协同发展提供了政策启示。

关键词：智能制造；智能制造迎合；碳排放双控；绿色低碳转型；碳治理机制

中图分类号：F425 **文献标识码：**A **文章编号：**1008-2700（2026）05-0058-15

一、问题提出

党的二十大报告强调，“积极稳妥推进碳达峰碳中和”，要求完善能源消耗总量和强度调控。国务院办公厅印发《加快构建碳排放双控制度体系工作方案》，明确将实施以强度控制为主、总量控制为辅的碳排放双控制度。与此同时，国家高度重视智能制造对产业升级的引领作用，将智能制造作为制造强国建设的主攻方向，着力推动新一代信息技术与先进制造技术深度融合，并强调数字化、智能化与绿色化协同发展。在此政策背景下，智能制造与碳排放双控目标的战略协同价值日益凸显。智能制造通过产业链信息整合实现企业内部从设备到云的集成，协同优化企业之间的研发、采购、制造和服务流程[1]，成为实现制造业绿色发展的重要方式[2-3]。值得注意的是，部分企业在转型过程中可能会存在迎合行为，导致智能制造信息披露水平高于实际水平的情况，从而影响政策实施效果。因此，厘清智能制造迎合对企业碳排放双控的影响效应与作用机制，探讨如何更好地驱动智能制造形成有效的碳治理机制，对于加快推进制造业绿色低碳转型和经济高质量可持续发展具有重要意义。

目前，学术界聚焦制造业智能化转型在环境治理中的作用展开了广泛探讨，但观点仍存在分歧。多

收稿日期：2026-04-13；修回日期：2026-07-11

基金项目：国家社会科学基金一般项目“全球碳定价博弈下的碳风险传染及防控策略研究”（23BJY106）

作者简介：彭梓倩，湖北工业大学经济与管理学院/湖北数字工业经济发展研究中心副教授；张海洋，湖北工业大学经济与管理学院硕士研究生；吕纤，中南民族大学管理学院讲师，通信作者；韩云，上海立信会计金融学院金融学院教授。

数学者认可智能制造作为新一代信息技术与制造技术相结合的新型生产方式，对减污降碳具有积极作用，发挥了碳治理效应。具体而言，智能制造有助于激发创新活力，推动企业绿色技术创新“增量提质”[4-5]。例如，以智能制造试点示范政策为准自然实验的研究发现，智能制造可以提升企业环境绩效，推动企业从“表面的、保守的、短视的”转型困境转向“实质的、突破的、清洁生产的”绿色转型[6]。然而，一些学者对智能制造的碳治理效应提出了质疑，认为工业智能水平与区域碳排放之间存在非线性关联，在发展初期局部的技术创新难以转化为整体经济生产率提升的动能[7]，只有当智能化程度超过特定阈值后，区域碳排放才会呈现下降趋势[8]。同时，智能制造以大规模机器生产代替人工劳动，反而可能由于机器设备能源消耗增加，导致碳排放总量不降反升[9]。随着碳治理政策逐渐聚焦碳排放强度，已有学者关注到数实融合不仅有效抑制碳排放总量，还有助于降低碳排放强度[10]。此外，机器人应用同时具有规模增排效应与技术减排效应，但总体上有效控制了碳排放强度[11]。不过，较少研究系统考察智能制造对碳排放双控的影响，现有关于智能制造的研究并未考虑迎合行为。相关文献以企业年报词频测度智能制造转型程度[12-13]，这一方法实则假设了企业会据实披露智能制造转型信息。然而在实践中，企业出于资金、成本以及竞争力等因素的考量，可能操纵智能制造信息披露以迎合外部预期和要求。数字经济时代下，企业存在“言过其实”的“数字炒作”行为[14-15]。实施智能制造迎合的企业，通常缺少与披露信息相适配的实质性投入，难以触发智能制造减排机制，还会制约自身长远发展。这可能导致企业碳排放呈现强度上升而总量虚控的“伪绿色”现象，与政策预期相悖。

基于此，本文测度企业智能制造迎合程度，实证研究智能制造迎合对企业碳排放双控的影响效应。本文的边际贡献主要体现在三个方面。第一，构建迎合视角下智能制造与碳排放双控的分析框架，揭示了智能制造迎合对企业碳排放强度和总量的非对称效应，为智能制造相关研究提供全新视角，同时拓展碳治理微观领域研究。第二，厘清智能制造迎合对企业碳排放双控的影响路径，识别创新挤出引发碳排放强度增加和规模缩减导致碳排放总量下降的两类机制，进而深化企业碳排放双控的理论阐释。第三，考察融资约束、行业属性及市场环境等条件下智能制造迎合对企业碳排放双控的差异化影响，为完善相关领域研究提供实践启示，为健全智能制造发展的制度保障体系提供政策建议，也为制定与市场机制相适配的碳治理政策提供优化方向。

二、理论分析与研究假设

（一）智能制造迎合与企业碳排放双控

迎合理论认为，企业会为满足特定政策要求、市场预期或应对其他外部压力而调整行为，这是管理者在信息不对称情境下的策略性博弈结果[16-17]。由于实质性调整见效慢、成本高，实施迎合的企业往往更倾向于采取形式化的信息披露策略，从而快速向外部释放积极信号，实现印象管理或获取短期利益[18-19]。随着智能制造成为中国制造业重要战略部署，部分企业管理者试图通过策略性披露智能制造转型信息迎合政策导向与利益相关者预期。具体而言，为化解智能制造转型的资金缺口，企业有动机迎合银行的信息审查要求以争取更高信贷额度。同时，智能制造是企业传递绿色发展形象的重要载体，企业可能通过夸大或虚构智能制造转型进程塑造“技术先进、环保合规”形象，以降低政策遵循成本。此外，由于智能制造意味着先进生产模式和较强创新能力，企业通过向供应商和客户策略性披露智能制造转型信息，更容易在供应链中取得优势地位。

智能制造作为数字技术与生产体系深度融合的先进制造方式，可以通过高效设备、智能管控系统等赋能企业绿色生产与绿色治理。但实施迎合的企业，其智能设备与技术的实际应用并未达到与披露一致的水平，可能难以实现智能制造的碳治理效应。事实上，实施迎合的管理者未能积极推进高耗能设备更新、数字能耗管控系统建设等实质性智能制造转型活动，而是将有限的资金资源用于其他可能带来短期较高收益的项目，这将导致企业智能化和低碳化升级进程延滞[15,20]，不利于碳排放强度控制。从碳排放总量来看，智能制造企业可能因机器设备和产能规模扩张导致总体碳排放在短期内有所增长，而实施迎

合的企业将由于转型滞后收缩产能规模，出现碳排放总量下降的情况。需要指出的是，这种总量下降并非源于企业绿色治理能力的真实提升，而是由实际产出规模收缩所致，具有“伪绿色”特征。由于信息披露失真，企业迎合行为还可能形成信息遮蔽效应，使监管部门、市场、股东等内外部利益相关主体难以识别这种“伪绿色”表象，削弱其对企业碳排放强度的监督约束力度，导致智能制造迎合形成碳治理悖论。基于上述理论分析，本文提出如下假设。

H_1：智能制造迎合导致企业碳排放强度上升，从而使得碳排放总量降低。

（二）智能制造迎合影响企业碳排放双控的机制分析

从实践来看，智能制造不仅可以嵌入绿色生产流程，依托智能技术实现数据驱动下的柔性生产[21]、提高生产效率[22]并降低无用损耗[23]，还可以通过智能管控系统实时监测各环节能耗与排放数据，推动治污设备升级与低碳技术改进，从而降低企业碳排放强度。但是，企业实施智能制造迎合容易引发创新挤出效应，进而提高碳排放强度。实施迎合的企业为规避转型阵痛与风险，倾向于减少对绿色化生产设备的真实投入，这将造成设备升级滞后[24-45]。并且迎合行为常伴随着管理层的短期偏好，导致资源配置扭曲，研发资金被挤占，从而抑制绿色技术创新[14-15]。绿色技术创新的迟滞意味着企业难以通过工艺改进与能效提升降低单位产出的碳排放，最终使得企业碳排放强度上升。

与此同时，智能制造迎合行为可能造成企业生产经营规模缩减，从而使碳排放总量下降。实施迎合的企业虽然在宣传中突出智能设备的引入，却未对生产工艺与产品功能开展深度研发与实质性升级，导致产品市场竞争力下降，错失潜在的市场机遇。随着消费者与下游企业对产品质量及响应能力的要求不断提升，此类企业容易面临订单流失、产能利用率下降以及销售规模萎缩等问题，甚至可能出现整体生产规模缩减，进而降低能源消耗总量与碳排放总量[26-27]。基于上述理论分析，本文提出以下假设。

H_2：智能制造迎合通过创新挤出效应导致企业碳排放强度上升，而通过规模缩减效应使得碳排放总量降低。

三、实证设计

（一）样本选取与数据来源

《国务院关于加快培育和发展战略性新兴产业的决定》（国发〔2010〕32 号）首次在国家层面系统性地将“高端装备制造”确立为战略性新兴产业，并明确提出“智能制造装备”概念。据此，本文以 2010 年为研究起点，选取 2010—2023 年 A 股上市公司作为研究对象，实证检验智能制造迎合对企业碳排放双控的影响与作用机制。其中，企业层面相关数据、行业碳排放总量数据来自深圳希施玛数据科技有限公司 CSMAR 中国经济金融研究数据库、万得（Wind）数据库以及上市公司年度报告，软硬件资产数据来自锐思（RESSET）数据库，行业主营业务成本数据来自《中国工业经济统计年鉴》。同时，为保证样本数据质量，本文进行了如下处理：（1）剔除财务数据以及主要变量缺失的上市企业；（2）剔除 *ST、ST 类企业和资不抵债的企业；（3）为缓解极端值对实证研究结果形成干扰，对所有样本的连续变量在 1% 和 99% 分位数上进行缩尾处理。最终，本文共得到 24 485 个企业-年度观测值。

（二）模型构建

本文设定如下回归模型（1），检验企业智能制造迎合行为对企业碳排放双控的影响：

$$Y_{it} = \alpha_0 + \alpha_1 Cater_{it} + \boldsymbol{X}'_{it}\boldsymbol{\beta} + \gamma_i + \lambda_t + \zeta_{vt} + \varepsilon_{it} \quad (1)$$

其中，Y_{it} 为被解释变量，包括企业的碳排放强度（*Carbonint*）与碳排放总量（*Carbon*）；核心解释变量为智能制造迎合程度（*Cater*）；$\boldsymbol{X}'_{it}$为控制变量向量，γ_i 为企业固定效应，λ_t 为年份固定效应，ζ_{vt} 为省份-年份联合固定效应，ε_{it} 为残差项。

（三）变量说明

1. 被解释变量

（1）碳排放总量（*Carbon*）。本文借鉴周鹃和盛宇华[28]的研究方法，以企业主营业务成本与行业主

营业务成本之比乘以行业二氧化碳排放量加 1 取自然对数，近似衡量企业的碳排放总量，具体方式如下：

$$Carbon = \ln\left(\frac{\text{企业主营业务成本}}{\text{行业主营业务成本}} \times \text{行业二氧化碳排放量} + 1\right) \quad (2)$$

（2）碳排放强度（*Carbonint*）。参照已有研究方法[3]，本文将碳排放强度定义为碳排放总量与企业主营业务收入之比。

2. 解释变量

智能制造迎合程度（*Cater*）。在迎合动机驱使下，企业管理者可能运用自由裁量权实施选择性披露甚至操纵信息，这将使年报“言过其实”，即向外部呈现的智能制造水平高于企业实际水平。因此，本文参照已有研究的思路[15,29]，基于信息披露水平与实际水平差异构建企业智能制造迎合程度指标，方法如下：首先测度企业智能制造信息披露水平和智能制造水平，然后通过原值减去平均值并除以标准差的方式进行标准化处理，以标准化后的智能制造信息披露水平与智能制造水平之间的差额，衡量企业智能制造迎合程度。该数值越大，表明企业迎合程度越高。具体计算方法如式（3）所示：

$$Cater = \frac{Aware - \overline{Aware}}{\sigma_{Aware}} - \frac{IML - \overline{IML}}{\sigma_{IML}} \quad (3)$$

其中，*Aware* 表示企业向外披露的智能制造信息水平，以年报中与智能制造有关词频取自然对数衡量[12-13]；$\overline{Aware}$ 表示当年所有企业向外披露的智能制造信息水平的平均值；σ_{Aware} 代表当年所有企业向外披露的智能制造信息水平的标准差。

IML 表示企业实际智能制造水平，通过综合指标测度得到；$\overline{IML}$ 表示当年所有企业实际智能制造的平均水平；σ_{IML} 代表当年所有企业实际智能制造水平标准差。具体地，本文参照工业和信息化部发布的《智能制造能力成熟度评估方法》（GB/T 39117—2020）及《智能制造能力成熟度模型》（GB/T 39116—2020），并借鉴彭梓倩等[30]的研究思路，从要素投入层、生产应用层、综合效益层构建企业智能制造指标体系，通过熵权法确定各项指标的权重，最终得到企业智能制造水平（*IML*）。

企业智能制造指标体系如表 1 所示。

表 1 企业智能制造指标体系

一级指标	二级指标	三级指标	指标测度方法
要素投入层	智能制造政策投入	政府创新补助金额	年报中的政府创新补助金额取自然对数
	智能制造人才投入	R&D 人员比重	研发人员数量/员工总数
	智能制造资金投入	研发投入与营业收入比例	研发投入/营业收入
生产应用层	智能制造转型程度	工业机器人应用水平	企业层面机器人渗透度
	智能制造技术运用	软硬件资产智能化程度	软硬件资产加总取自然对数。其中，硬件资产为财务报告中电子计算机、通信设备、电子设备的净值。软件资产为财务报告中软件的净值
	智能制造场景应用	企业获批工信部智能制造试点示范项目	若获批工信部智能制造试点示范项目赋值为 1，否则为 0
综合效益层	智能制造经济贡献	成本费用利润率	利润总额/成本费用总额
	智能制造社会贡献	ESG 评级指数	华证 ESG 评分
	智能制造创新贡献	发明专利数量	企业当年发明专利授权数

3. 控制变量

参照已有研究[3,28]，本文从微观层面与宏观层面选取了相关的控制变量。具体包括：资产负债率（*Lev*）、托宾 Q 值（*TobinQ*）、股权集中度（*Top*1）、两职合一（*Dual*）、独立董事比例（*Indep*）、董事会规模（ln*Board*）、成立年限（ln*Firmage*）、经济发展水平（ln*PGDP*）、政府干预程度（*GOV*）、产业结构（*IND*）。

各变量的具体定义与测算说明见表 2。

表 2　主要变量说明

变量性质	变量名称	变量符号	变量测度
被解释变量	碳排放强度	*Carbonint*	碳排放总量/企业主营业务收入
	碳排放总量	*Carbon*	（企业主营业务成本/行业主营业务成本×行业二氧化碳排放量+1）取自然对数
核心解释变量	智能制造迎合程度	*Cater*	见式（3）
控制变量	资产负债率	*Lev*	期末总负债/总资产
	托宾 Q 值	*TobinQ*	市值/总资产
	股权集中度	*Top*1	第一大股东持股数量/总股数
	两职合一	*Dual*	当董事长与总经理由一人同时担任时，取值为 1，否则为 0
	独立董事比例	*Indep*	独立董事人数/董事会人数
	董事会规模	ln*Board*	董事会人数取自然对数
	成立年限	ln*Firmage*	（观测年份−公司成立年份+1）取自然对数
	经济发展水平	ln*PGDP*	人均地区生产总值取自然对数
	政府干预程度	*GOV*	地方财政一般预算内支出/地区生产总值
	产业结构	*IND*	第三产业增加值占 GDP 比重

（四）变量描述性统计

表 3 报告了本文主要变量的描述性统计结果。碳排放强度（*Carbonint*）均值为 0.431 5，标准差为 0.536 3，且最小值 0.040 1 与最大值 2.270 6 之间差距明显，表明企业单位营业收入的碳排放水平存在差异。碳排放总量（*Carbon*）均值为 10.720 2，高于中位数 10.551 4，且标准差为 1.922 0，数据呈右偏分布，说明部分企业的碳排放总量相对较高。智能制造迎合（*Cater*）中位数为 0.002 4，一定程度上说明企业在智能制造信息披露中存在“言过其实”的迎合现象。此外，主要控制变量的数值均在合理范围内。

表 3　描述性统计结果

变量	样本量	均值	标准差	最小值	最大值	中位数
Carbonint	24 485	0.431 5	0.536 3	0.040 1	2.270 6	0.156 6
Carbon	24 485	10.720 2	1.922 0	6.853 8	15.904 0	10.551 4
Cater	24 485	0.008 7	1.050 4	−3.684 8	2.735 9	0.002 4
Lev	24 485	0.398 7	0.202 3	0.050 1	0.928 9	0.389 6
TobinQ	24 485	2.080 8	1.296 1	0.871 5	8.436 2	1.658 2
*Top*1	24 485	0.338 5	0.145 5	0.088 9	0.731 9	0.316 4
Dual	24 485	0.311 5	0.463 1	0	1	0

表3(续)

变量	样本量	均值	标准差	最小值	最大值	中位数
Indep	24 485	0. 376 1	0. 052 8	0. 333 3	0. 571 4	0. 363 6
Board	24 485	7. 443 6	1. 632 8	4	13	8
Firmage	24 485	18. 727 8	6. 100 4	6	36	18
PGDP	24 485	164 773. 047 0	126 246. 855 7	18 335. 841 8	516 643. 031 3	131 109. 953 1
GOV	24 485	0. 154 4	0. 054 1	0. 075 7	0. 379 3	0. 142 4
IND	24 485	0. 553 1	0. 124 3	0. 298 7	0. 837 6	0. 532 2

四、实证结果与分析

（一）基准回归

智能制造能够赋能企业绿色生产与绿色治理，但实施迎合的企业的智能制造实际应用水平不及对外披露水平，可能难以取得披露水平下智能制造的碳治理效果。因此，本文首先检验智能制造与碳排放双控的基准关系，将其作为智能制造迎合对碳排放双控影响的对照，所得结果如表 4 列（1）—列（4）所示。从中可以看出，无论是否控制固定效应，碳排放强度对智能制造水平的回归系数均显著为负，而碳排放总量对智能制造水平的回归系数显著为正，说明智能制造尽管带来一定程度的碳排放总量增加，但能够对碳排放强度形成有效治理，这与当前碳排放双控政策思路基本相符。在此基础上，本文基于模型（1）考察智能制造迎合对碳排放双控的基准影响，所得结果如表 4 列（5）—列（8）所示。其中，列（5）与列（7）仅控制所有控制变量而未控制固定效应，列（6）与列（8）进一步控制了固定效应。结果显示，碳排放强度对智能制造迎合程度的回归系数均在 1%水平下显著为正，碳排放总量对智能制造迎合程度的回归系数显著为负，假设 H_1 得到验证。从经济意义上看，在控制固定效应后，当智能制造迎合程度提升 1 个标准差时，企业碳排放强度相对于样本均值约提升 1. 25%，而碳排放总量相对于样本均值约下降 0. 11%。上述结果说明，企业实施智能制造迎合使得碳排放总量下降幅度相对有限，而导致碳排放强度增大的程度更为突出。这意味着，智能制造迎合并非真正实现绿色减排，而是形成总量小幅下降但强度明显上升的“伪绿色”表象，不利于企业实现碳排放双控政策下的治理目标。

表 4 基准回归结果

变量	（1）	（2）	（3）	（4）	（5）	（6）	（7）	（8）
IML	−1. 314 0***	−0. 098 8***	0. 774 9***	0. 703 2***				
	（0. 038 1）	（0. 022 3）	（0. 127 1）	（0. 077 4）				
Cater					0. 019 3***	0. 005 1***	−0. 184 5***	−0. 010 8**
					（0. 002 4）	（0. 001 6）	（0. 007 9）	（0. 005 4）
Lev	0. 311 4***	0. 106 1***	3. 280 6***	1. 087 1***	0. 323 2***	0. 106 5***	3. 249 2***	1. 081 5***
	（0. 017 7）	（0. 017 9）	（0. 055 5）	（0. 054 1）	（0. 018 1）	（0. 017 9）	（0. 055 1）	（0. 054 3）
TobinQ	−0. 039 8***	−0. 007 0***	−0. 341 2***	−0. 099 2***	−0. 039 0***	−0. 007 0***	−0. 341 9***	−0. 099 3***
	（0. 002 4）	（0. 001 7）	（0. 009 2）	（0. 007 0）	（0. 002 5）	（0. 001 7）	（0. 009 1）	（0. 007 1）
*Top*1	0. 225 7***	−0. 039 1	2. 288 0***	0. 091 0	0. 275 9***	−0. 039 2	2. 292 7***	0. 088 1
	（0. 023 3）	（0. 030 9）	（0. 072 6）	（0. 097 6）	（0. 023 6）	（0. 030 9）	（0. 072 1）	（0. 097 8）

表4(续)

变量	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)
Dual	−0.069 0***	−0.007 8*	−0.386 5***	−0.017 2	−0.070 1***	−0.007 8*	−0.373 7***	−0.018 4
	(0.006 7)	(0.004 3)	(0.021 4)	(0.013 6)	(0.006 8)	(0.004 3)	(0.021 2)	(0.013 7)
Indep	−0.060 4	−0.058 2	2.076 7***	−0.002 8	−0.117 0	−0.057 7	1.977 7***	−0.000 04
	(0.073 8)	(0.049 1)	(0.229 7)	(0.149 9)	(0.075 4)	(0.049 2)	(0.228 4)	(0.150 7)
ln*Board*	0.118 4***	−0.001 1	1.776 5***	0.378 7***	0.101 1***	−0.001 2	1.723 0***	0.382 1***
	(0.020 6)	(0.015 1)	(0.064 5)	(0.049 8)	(0.021 1)	(0.015 1)	(0.064 1)	(0.049 9)
ln*Firmage*	0.088 3***	−0.003 9	0.830 8***	1.093 4***	0.088 4***	−0.005 8	0.813 8***	1.107 4***
	(0.009 7)	(0.027 4)	(0.030 3)	(0.091 8)	(0.009 8)	(0.027 4)	(0.030 2)	(0.092 1)
ln*PGDP*	−0.105 9***	−0.051 0**	−0.173 9***	−0.152 0**	−0.115 2***	−0.052 3**	−0.162 8***	−0.145 9*
	(0.004 9)	(0.025 7)	(0.015 9)	(0.075 2)	(0.005 0)	(0.025 7)	(0.015 9)	(0.075 4)
GOV	0.061 5	−0.293 2**	0.649 2***	−0.633 4*	0.115 9*	−0.298 2**	0.815 6***	−0.610 3*
	(0.069 0)	(0.131 2)	(0.204 5)	(0.361 6)	(0.070 2)	(0.131 2)	(0.203 5)	(0.362 2)
IND	−0.275 4***	0.198 7*	−0.491 7***	−0.068 3	−0.328 6***	0.198 4*	−0.414 1***	−0.060 4
	(0.033 6)	(0.110 5)	(0.109 3)	(0.285 9)	(0.034 0)	(0.110 6)	(0.108 3)	(0.287 0)
常数项	1.421 5***	1.002 3***	4.591 7***	8.277 9***	1.396 1***	1.009 2***	4.715 4***	8.255 0***
	(0.091 6)	(0.339 2)	(0.285 2)	(1.005 2)	(0.093 5)	(0.339 2)	(0.284 4)	(1.008 2)
企业固定效应	未控制	控制	未控制	控制	未控制	控制	未控制	控制
年份固定效应	未控制	控制	未控制	控制	未控制	控制	未控制	控制
省份×年份固定效应	未控制	控制	未控制	控制	未控制	控制	未控制	控制
样本量	24 485	24 485	24 485	24 485	24 485	24 485	24 485	24 485
调整$\overline{R^2}$	0.138 9	0.898 9	0.371 6	0.928 0	0.111 5	0.897 3	0.380 8	0.927 3

注：****、**、*分别表示在1%、5%、10%水平下显著，括号内为标准误，后表同。列（1）、列（2）、列（5）和列（6）的被解释变量为 *Carbonint*；列（3）、列（4）、列（7）和列（8）的被解释变量为 *Carbon*。

（二）内生性分析

1. 工具变量法

本文采用工具变量法并使用工具变量-两阶段最小二乘（IV-2SLS）模型回归，缓解可能由双向因果关系或遗漏变量引发的内生性问题。借鉴已有研究[31]，本文分别采用本企业智能制造迎合、数字化转型迎合水平与同行业其他企业年度均值差额的四次方（*IV*1、*IV*2）作为智能制造迎合的工具变量。由于同行业其他企业智能制造迎合的普遍特征往往与焦点企业的智能制造迎合行为相关，因此上述工具变量满足相关性要求。同时，同行业其他企业的智能制造迎合行为相对单个企业碳排放而言属于外生因素，并不直接影响本企业的碳排放结果，故上述工具变量也满足外生性要求。一阶段回归结果如表5列（1）所示，企业智能制造迎合程度对工具变量（*IV*1、*IV*2）的回归系数均显著为正，*LM* 统计量在1%水平下显著，Wald *F* 统计量为238.033，大于Stock-Yogo弱识别检验10%水平下的临界值，说明工具变量基本合理不存在识别不足或弱有效问题。二阶段回归结果如表5列（2）和列（3）所示，可以看出，碳排放强度与碳排放总量对智能制造迎合程度的回归系数分别为0.016 8、−0.105 8，均在1%的水平下显著。这与基准回归结果一致，说明本文核心结果在控制内生性问题后仍然稳健。

2. 倾向匹配得分法（PSM）

为缓解样本选择偏误，本文利用 PSM 进行稳健性检验。首先，借鉴李哲和王文翰[14] 的研究思路，本文构建“多言寡行”智能制造信息披露哑变量，以此划分实验组与对照组。其次，以基准回归模型中一系列控制变量作为协变量计算倾向得分，采用 1∶4 近邻匹配法进行 PSM 匹配，寻找与实验组样本特征相似的对照组样本。最后，使用匹配后的样本重新进行回归，结果报告于表 5。由列（4）和列（5）可知，碳排放强度对智能制造迎合程度的回归系数在 1%的水平下显著为正，且碳排放总量对智能制造迎合程度的回归系数在 5%的水平下显著为负。上述结果与前文基本保持一致，表明本文基准回归结果稳健。

表 5　内生性分析结果：工具变量法、倾向匹配得分法

变量	工具变量法			倾向匹配得分法	
	（1）	（2）	（3）	（4）	（5）
*IV*1	0.009 9***				
	（0.000 5）				
*IV*2	0.000 2*				
	（0.000 1）				
Cater		0.016 8***	−0.105 8***	0.004 8***	−0.012 1**
		（0.005 3）	（0.021 9）	（0.001 6）	（0.005 6）
常数项				0.971 3***	8.163 0***
				（0.346 9）	（1.041 5）
控制变量	控制	控制	控制	控制	控制
企业固定效应	控制	控制	控制	控制	控制
年份固定效应	控制	控制	控制	控制	控制
省份×年份固定效应	控制	控制	控制	控制	控制
样本量	23 242	23 242	23 242	23 114	23 114
调整$\overline{R^2}$				0.899 7	0.927 6
Kleibergen-Paap rk *LM*	216.395***				
Kleibergen-Paap rk Wald *F*	238.033				

注：列（2）和列（4）的被解释变量为 *Carbonint*，列（3）和列（5）的被解释变量为 *Carbon*。

（三）稳健性检验

1. 替换关键变量

（1）替换被解释变量。本文借鉴杨刚强等[27] 的研究方法，以企业自身运营设备所产生的直接温室气体排放与自用采购电力产生的间接温室气体排放的总和取自然对数作为企业碳排放总量的代理变量（*Carbon*1）。其中，对于未披露碳排放量的企业，使用各类型化石能源消耗量、用电量、用热量数据代入化石燃料排放因子计算公式求得碳排放总量。同时，本文以碳排放总量与企业主营业务收入之比衡量企业碳排放强度（*Carbonint*1）。表 6 列（1）和列（2）的结果表明，碳排放强度对智能制造迎合程度的回归系数在 10%的水平下显著为正，而碳排放总量对智能制造迎合程度的回归系数在 5%的水平下显著为负。

（2）替换核心解释变量。本文借鉴李哲和王文翰[14] 的研究思路，构建企业智能制造迎合哑变量（*Cater*1）作为核心解释变量替代指标进行检验，回归结果如表 6 列（3）和列（4）所示。结果表明，碳排放强度对智能制造迎合哑变量的回归系数在 1%的水平下显著为正，而碳排放总量对智能制造迎合哑变量的回归系数在 5%的水平下显著为负。这与前文基准回归结果基本一致，结果稳健性得到验证。

表 6　稳健性检验结果：替换关键变量

变量	（1）	（2）	（3）	（4）
Cater	0.003 4*	−0.010 5**		
	（0.002 0）	（0.005 2）		
*Cater*1			0.014 4***	−0.022 2**
			（0.003 0）	（0.008 8）
常数项	1.789 8***	7.707 6***	0.997 8***	8.275 6***
	（0.425 2）	（0.870 6）	（0.339 1）	（1.008 7）
控制变量	控制	控制	控制	控制
企业固定效应	控制	控制	控制	控制
年份固定效应	控制	控制	控制	控制
省份×年份固定效应	控制	控制	控制	控制
样本量	22 290	22 290	24 485	24 485
调整$\overline{R^2}$	0.401 5	0.891 6	0.899 0	0.927 8

2. 调整聚类方法

考虑到某些变量可能在更高维度上相关，本文将聚类维度分别调整到行业−年份、城市−年份层面，回归结果如表 7 所示。列（1）和列（2）汇报了聚类到行业−年份的结果，列（3）和列（4）汇报了聚类到城市−年份的结果。调整聚类方法后，核心解释变量的回归系数未发生实质性改变，表明前文基准回归结果稳健。

3. 改变时间窗口

首先，剔除 2015 年观测样本。2015 年资本市场大幅波动对实体经济形成明显外部冲击，多数企业智能制造转型受阻甚至陷入停滞，可能干扰基准回归的估计有效性。对此，本文剔除 2015 年样本后重新检验，回归结果如表 7 列（5）和列（6）所示。其次，剔除 2020—2021 年观测样本。新冠疫情对企业生产经营、战略决策及信息披露行为产生强外生冲击，可能扭曲企业智能制造转型节奏，为排除疫情的干扰，本文进一步剔除 2020—2021 年样本进行检验。回归结果如表 7 列（7）和列（8）所示，仍与前文基本保持一致，表明基准回归结果稳健。

表 7　稳健性检验结果：调整聚类方法、改变时间窗口

变量	调整聚类方法				改变时间窗口			
	（1）	（2）	（3）	（4）	（5）	（6）	（7）	（8）
Cater	0.005 1***	−0.010 8**	0.005 1***	−0.010 8*	0.004 8***	−0.011 0*	0.005 9***	−0.011 6**
	（0.001 7）	（0.005 2）	（0.001 6）	（0.005 5）	（0.001 7）	（0.005 7）	（0.001 7）	（0.005 9）
常数项	1.009 2***	8.255 0***	1.009 2***	8.255 0***	0.936 2***	8.192 7***	1.168 7***	8.741 4***
	（0.339 5）	（0.886 5）	（0.318 1）	（0.909 7）	（0.353 9）	（1.051 5）	（0.367 0）	（1.114 6）
控制变量	控制	控制	控制	控制	控制	控制	控制	控制
企业固定效应	控制	控制	控制	控制	控制	控制	控制	控制
年份固定效应	控制	控制	控制	控制	控制	控制	控制	控制

表7(续)

变量	调整聚类方法				改变时间窗口			
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)
省份×年份固定效应	控制	控制	控制	控制	控制	控制	控制	控制
样本量	24 485	24 485	24 485	24 485	23 076	23 076	19 730	19 730
调整$\overline{R^2}$	0.898 9	0.927 8	0.898 9	0.927 8	0.896 7	0.926 7	0.898 5	0.925 8

注：列（1）、列（3）、列（5）、列（7）的被解释变量为 *Carbonint*，列（2）、列（4）、列（6）、列（8）的被解释变量为 *Carbon*。

（四）智能制造迎合影响碳排放双控的作用机制分析

前文的实证检验表明，智能制造迎合加大了企业碳排放强度，而使企业碳排放总量降低，其形成机制值得深入探究。本文认为，智能制造迎合可能引起资源错配，形成挤占研发投入、抑制绿色创新产出的创新挤出效应，增大企业碳排放强度。同时，策略性迎合还会影响产品竞争力，可能导致订单流失甚至生产规模收缩，通过规模缩减效应使企业碳排放总量呈现降低趋势。

基于上述分析，本文设定模型（4）探究智能制造迎合对企业碳排放双控的作用机制。

$$M_{it} = \alpha_0 + \alpha_1 Cater_{it} + \boldsymbol{X}'_{it}\boldsymbol{\beta} + \gamma_i + \lambda_t + \zeta_{vt} + \varepsilon_{it} \quad (4)$$

其中，机制变量 M_{it} 分别包括如下变量：（1）创新投入（*RD*），以研发人员占企业总员工的比重衡量；（2）绿色技术创新（*INV*），以企业申请的绿色专利技术总数加 1 取自然对数衡量；（3）市场份额（*MS*），采用企业营业收入占行业总收入的比重衡量；（4）产能利用率（*CU*），定义为实际产出除以前沿产出，使用营业收入、资产总额和企业人数来构建随机前沿生产面，进而计算企业产能利用率[32]。模型（4）中其余变量和前文一致，回归结果汇报于表 8。

表 8 列（1）和列（2）汇报了智能制造迎合创新挤出效应的检验结果。其中，创新投入（*RD*）、绿色技术创新对智能制造迎合程度的回归系数均显著为负，表明智能制造迎合挤占了创新投入并抑制了绿色技术创新产出，因而难以对碳排放强度形成有效治理。列（3）和列（4）汇报了智能制造迎合规模缩减效应的检验结果。结果显示，市场份额、产能利用率对智能制造迎合程度的回归系数均显著为负，说明智能制造迎合导致企业生产经营规模降低，在一定程度上带来了企业碳排放总量的减少。根据上述结果，本文假设 H_2 得到验证。

表 8　智能制造迎合影响碳排放双控的作用机制检验结果

变量	(1)	(2)	(3)	(4)
Cater	−0.004 0***	−0.020 4***	−0.000 2**	−0.000 9***
	(0.000 6)	(0.004 8)	(0.000 1)	(0.000 3)
常数项	0.494 8***	0.227 4	0.027 1	0.782 7***
	(0.120 6)	(0.697 2)	(0.018 1)	(0.053 5)
控制变量	控制	控制	控制	控制
企业固定效应	控制	控制	控制	控制
年份固定效应	控制	控制	控制	控制
省份×年份固定效应	控制	控制	控制	控制
样本量	17 685	24 328	24 300	23 432
调整$\overline{R^2}$	0.885 1	0.666 4	0.879 1	0.697 2

注：列（1）、列（2）、列（3）、列（4）的被解释变量分别为 *RD*、*INV*、*MS*、*CU*。

（五）智能制造迎合作用的异质性分析

1. 基于融资约束的异质性分析

不同融资约束下，企业实施智能制造迎合的动机亦不相同，对技术创新活动及生产经营活动的影响也存在差异，因此将产生异质性的碳排放效应。为此，本文选择 KZ 指数作为企业融资约束的代理变量，将样本分为低融资约束和高融资约束企业进行分组回归，结果汇报于表 9。结果显示，在低融资约束分组中，碳排放强度和总量对智能制造迎合程度的回归系数均不显著。而在高融资约束组中，碳排放强度对智能制造迎合程度的回归系数显著为正，碳排放总量对智能制造迎合程度的回归系数显著为负。原因可能在于，高融资约束的企业更容易面临资金缺口大与风险承受能力弱的转型困境。鉴于银行信贷是企业智能制造转型的核心外部融资渠道，这类企业往往有更强的动机通过“言过其实”的智能制造信息披露突破信贷约束，获取更多信贷资金以缓解资金压力。并且，高融资约束的企业由于资金受限，智能制造迎合更容易对其技术创新与生产经营产生负面冲击，进而影响碳排放双控成效。

表 9　融资约束的异质性分析结果

变量	*Carbonint*		*Carbon*	
	低融资约束	高融资约束	低融资约束	高融资约束
Cater	0.002 9	0.006 8***	0.009 6	−0.014 3*
	(0.002 3)	(0.002 6)	(0.007 3)	(0.008 6)
常数项	0.728 2	1.056 1*	8.576 6***	7.605 1***
	(0.475 1)	(0.571 3)	(1.332 2)	(1.605 9)
控制变量	控制	控制	控制	控制
企业固定效应	控制	控制	控制	控制
年份固定效应	控制	控制	控制	控制
省份×年份固定效应	控制	控制	控制	控制
样本量	10 413	10 555	10 413	10 555
调整$\overline{R^2}$	0.918 7	0.906 3	0.954 5	0.927 7
组间差异系数检验 P 值	0.000		0.000	

2. 基于行业类型的异质性分析

污染程度不同的行业中，企业受到环境规制约束存在差异，使得智能制造迎合对碳排放双控也可能具有异质性影响。对此，借鉴王伊攀和何圆[33]的研究，本文将样本分为重污染与非重污染行业进行检验，回归结果汇报于表 10。结果显示，在重污染行业样本中，碳排放强度对智能制造迎合程度的回归系数显著为正，碳排放总量对智能制造迎合程度的回归系数显著为负。而在非重污染行业样本中，碳排放强度和总量对智能制造迎合程度的回归系数均不显著。这可能是因为，重污染行业面临更严格的环境监管与合法性压力，具有更强的动机通过智能制造迎合规避环境监管核查，达到降低政策遵循成本的目的。重污染行业多属于传统制造业，行业内企业不仅受到严格的环境规制约束，而且智能化转型的调整成本与风险较高、回报周期较长，更容易陷入转型升级的“阵痛期”。因此，这类企业更倾向于实施智能制造迎合，且受资源约束影响，智能制造迎合对碳排放双控的影响也更加明显。

表 10　行业类型的异质性分析结果

变量	*Carbonint*		*Carbon*	
	重污染	非重污染	重污染	非重污染
Cater	0.011 3*	0.001 9	−0.032 8**	−0.006 2
	(0.005 9)	(0.001 3)	(0.013 0)	(0.005 9)
常数项	0.699 9	0.659 1*	11.395 5***	6.599 1***
	(0.715 4)	(0.373 7)	(1.720 9)	(1.225 4)
控制变量	控制	控制	控制	控制
企业固定效应	控制	控制	控制	控制
年份固定效应	控制	控制	控制	控制
省份×年份固定效应	控制	控制	控制	控制
样本量	6 595	17 874	6 595	17 874
调整$\overline{R^2}$	0.818 6	0.804 0	0.897 9	0.900 4
组间差异系数检验 *P* 值	0.016		0.038	

3. 基于企业外部环境的异质性分析

不同市场竞争环境下，企业推进智能制造转型所面临的压力存在差异，其对碳排放双控的影响也可能呈现异质性。为此，本文采用个股勒纳指数衡量企业所处竞争程度，依照中位数区分高竞争压力组和低竞争压力组。表 11 结果显示，在低竞争压力组中，主要变量的回归系数均不显著。而在高竞争压力组中，碳排放强度对智能制造迎合程度的回归系数显著为正，碳排放总量对智能制造迎合程度的回归系数显著为负。其原因可能在于：在高竞争压力环境下，企业迫切需要向市场传递积极的转型信号以获取竞争优势，而智能制造迎合为其塑造创新能力高、生产模式先进的良好形象提供了捷径。此时，企业更可能为提升市场势力实施策略性信息披露，并将有限的资源用于应对市场争夺，这使得智能制造迎合对企业碳排放双控的影响更为明显。

表 11　企业外部环境的异质性分析结果

变量	*Carbonint*		*Carbon*	
	低竞争	高竞争	低竞争	高竞争
Cater	0.002 3	0.005 9**	−0.010 8	−0.015 9**
	(0.002 1)	(0.002 5)	(0.007 2)	(0.007 9)
常数项	0.720 8	1.021 6**	7.141 8***	9.159 2***
	(0.471 2)	(0.517 0)	(1.408 6)	(1.450 0)
控制变量	控制	控制	控制	控制
企业固定效应	控制	控制	控制	控制
年份固定效应	控制	控制	控制	控制
省份×年份固定效应	控制	控制	控制	控制
样本量	11 932	11 947	11 932	11 947
调整$\overline{R^2}$	0.922 6	0.906 6	0.954 6	0.923 2
组间差异系数检验 *P* 值	0.000		0.000	

五、结论与建议

智能制造是促进制造业转型升级的关键引擎，对于绿色低碳发展具有重要意义。本文以 2010—2023 年 A 股上市公司为研究样本，基于迎合视角研究智能制造对碳排放双控的影响效应与作用机制。研究结论如下：智能制造迎合导致企业碳排放呈现“强度上升、总量下降”的非对称性变化，且在采取工具变量法、PSM 检验以及多种稳健性验证后该结论依旧成立。智能制造迎合通过降低创新投入与绿色技术创新的创新挤出效应，导致碳排放强度上升；同时通过减少市场份额和抑制产能利用率的规模缩减效应，使得碳排放总量下降。智能制造迎合对碳排放双控的影响因企业、行业及市场环境特征呈现异质性，在融资约束较高、重污染行业、外部竞争程度较大的企业中，迎合行为引发的资源错配与生产规模缩减问题被显著强化，对碳排放双控成效的影响也更为突出。

基于上述研究结论，本文提出如下建议：

第一，突出碳排放强度约束，提升碳治理实效。针对智能制造迎合引发碳排放总量下降但强度上升的“伪绿色”问题，应坚持强度控制为主的治理思路，防止以总量达标掩盖绿色治理不力的投机行为。政策激励上，将专项支持与碳排放强度控制目标完成情况挂钩，优先支持取得碳排放强度控制实效的企业，弱化对末端治理、单一碳排放总量控制的补贴支持。同时，建立碳排放数据直采直报机制，推动智能制造企业能耗监测管理系统与政府监管平台有效衔接，实现碳排放数据自动采集、实时共享，运用数字化手段强化排放数据质量核查与交叉核验，促使企业实现降强度与稳总量的协同治理。

第二，优化政策支持，推动实质性创新与效率提高。一方面，应持续支持智能制造企业研发投入与绿色技术创新，设立绿色智能制造专项资金，引导智能技术嵌入能效改进、清洁生产与碳管理，抑制策略性迎合对创新资源的挤占。同时，围绕智能设备投入、绿色技术应用与碳减排成效开展实地调研和交叉核验，确保政策支持作用于实质性创新。另一方面，针对规模缩减效应，应区分效率提升型规模优化与被动减产型规模收缩，建立产销监测机制，准确识别碳排放总量下降源于绿色效率提升抑或生产规模萎缩。通过市场拓展与需求引导，推动企业依托生产率提升和绿色转型实现碳减排，避免形成“减产降碳”的路径依赖。

第三，构建差异化监管体系，减少策略性迎合空间。一是增大对企业智能制造转型的资金支持，并在信贷审批环节强化对智能制造实际水平的审核与监管，避免企业在资源约束情况下采取策略性迎合行为。二是依据《上市公司环境信息披露指南》，要求重污染企业全面披露智能制造转型过程中的环境成本与减排成效，将环境信息披露不实行为纳入企业环保信用记录，并实施相应的信用约束机制，以抑制企业为降低合规成本而进行的投机性迎合。三是关注外部市场竞争压力诱发的短期策略性迎合，应推动产业链内智能技术、设备与管理模式的共享共用，降低单一企业转型成本与风险，鼓励企业基于产业链协作与区域集聚形成长期转型合力，系统支持制造业绿色低碳高质量发展。

参考文献：

[1]刘建丽,李娇. 智能制造:概念演化、体系解构与高质量发展[J]. 改革,2024(2):75-88.

[2]黄宏斌,张玥杨,付龑钰. “双碳”目标下智能制造能否驱动企业绿色协同创新?:基于智能制造试点的准自然实验[J/OL]. 科学学与科学技术管理,2025-06-20. https://doi.org/10.20201/j.cnki.ssstm.20250620.001.

[3]韩少真,张田,李辉. 智能制造能否有效促进企业碳减排[J]. 财经科学,2024(9):72-88.

[4]甘行琼,许启凡,邹甘娜,等. 智能制造促进了制造业低碳转型与稳增长协同发展吗?[J]. 经济学动态,2025(7):77-95.

[5]韩少真,王超凡,张涵诗,等. 智能制造促进企业绿色创新:基于外部压力与支持的调节效应分析[J]. 管理学刊,2025,38(2):114-133.

[6]毛其淋,石步超. 通向绿色发展之路:智能制造与企业绿色转型[J]. 世界经济,2024,47(9):152-182.

[7]程文. 人工智能、索洛悖论与高质量发展:通用目的技术扩散的视角[J]. 经济研究,2021,56(10):22-38.

[8]Wang L H,Chen Q,Dong Z Q,et al. The role of industrial intelligence in peaking carbon emissions in China[J]. Technological Forecasting and Social Change,2024,199:123005.

[9]Strubell E,Ganesh A,McCallum A. Energy and policy considerations for modern deep learning research[J]. Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence,2020,34(9):13693-13696.

[10]张平淡,郝时雨,林琳. 数实融合对碳排放的影响及作用机制研究[J]. 求是学刊,2025,52(1):88-99.

[11]蒋为,龚思豪,李锡涛. 机器人冲击、资本体现式技术进步与制造业碳减排:理论分析及中国的经验证据[J]. 中国工业经济,2022(10):24-42.

[12]温素彬,张金泉,焦然. 智能制造、市场化程度与企业运营效率:基于A股制造业上市公司年报的文本分析[J]. 会计研究,2022(11):102-117.

[13]惠丽丽,谢获宝. 智能制造、创新文化与企业成本粘性[J]. 管理评论,2024,36(5):178-193.

[14]李哲,王文翰. “多言寡行”的环境责任表现能否影响银行信贷获取:基于“言”和“行”双维度的文本分析[J]. 金融研究,2021(12):116-132.

[15]刘毛桃,方徐兵. 数字化转型披露迎合行为对企业绿色创新的影响[J]. 科研管理,2026,47(5):84-94.

[16]Long J B Jr.. The market valuation of cash dividends:a case to consider[J]. Journal of Financial Economics,1978,6(2/3):235-264.

[17]Baker M,Wurgler J. Market timing and capital structure[J]. The Journal of Finance,2002,57(1):1-32.

[18]Bloomfield R J. The “Incomplete Revelation Hypothesis” and financial reporting[J]. Accounting Horizons,2002,16(3):233-243.

[19]赵璨,王竹泉,杨德明,等. 企业迎合行为与政府补贴绩效研究:基于企业不同盈利状况的分析[J]. 中国工业经济,2015(7):130-145.

[20]李健,赵乐欣,姚能志,等. 数字经济与企业创新迎合行为:信息缓解政策扭曲效应的实证研究[J]. 数量经济技术经济研究,2024,41(7):134-154.

[21]黄卓,陶云清,刘兆达,等. 智能制造如何提升企业产能利用率:基于产消合一的视角[J]. 管理世界,2024,40(5):40-59.

[22]王永进,王文斌,陈菲. 深度智能化:后机器换人时代生产率增长的动力[J]. 世界经济,2024,47(12):165-192.

[23]Wang E Z,Lee C C,Li Y Y. Assessing the impact of industrial robots on manufacturing energy intensity in 38 countries[J]. Energy Economics,2022,105:105748.

[24]龙睿,余典范,王超. 绿色信贷政策与企业供应链透明度[J]. 经济与管理研究,2025,46(7):22-42.

[25]王洋洋,邓晨芳. 环保税改革的非预期效应:基于企业财务杠杆操纵视角[J]. 会计研究,2023(5):122-136.

[26]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.

[27]杨刚强,王海森,岳子洋,等. 客户数字化转型、供应商碳减排与碳信息披露迎合[J]. 中国工业经济,2024(8):99-117.

[28]周鹃,盛宇华. 要素市场扭曲对制造业企业碳排放的影响[J]. 经济管理,2025,47(5):149-169.

[29]Zhou B L,Ma L L,Yang S H. Catering behaviors in corporate digitization disclosures:identification and analyst forecast accuracy loss[J]. Research in International Business and Finance,2024,68:102201.

[30]彭梓倩,华曦,韩云,等. 数字金融发展与企业智能制造水平:兼论制造业新质生产力培育[J]. 经济管理,2025,47(11):97-115.

[31]邬爱其,赵晶,吴波,等. 供应链集中与“专精特新”企业创新质量[J]. 经济管理,2025,47(4):5-22.

[32]杜勇,孙帆,胡红燕. 共同机构所有权与企业产能利用率[J]. 财经研究,2022,48(10):49-63.

[33]王伊攀,何圆. 环境规制、重污染企业迁移与协同治理效果:基于异地设立子公司的经验证据[J]. 经济科学,2021(5):130-145.

The Impact of Intelligent Manufacturing Catering on Corporate Dual Carbon Control

PENG Ziqian[1], ZHANG Haiyang[1], LV Xian[2], HAN Yun[3]
(1. Hubei University of Technology, Wuhan 430068;
2. South-Central Minzu University, Wuhan 430074;
3. Shanghai Lixin University of Accounting and Finance, Shanghai 201209)

Abstract: In the 15th Five-Year Plan period, a dual carbon control system, primarily focused on intensity control and complemented by total volume control, will be fully implemented. Therefore, it is crucial to explore effective carbon governance mechanisms propelled by intelligent manufacturing, particularly from a catering perspective, to facilitate the transition of manufacturing towards green, low-carbon practices, and to foster high-quality sustainable economic development.

This study empirically investigates the effects of intelligent manufacturing catering on corporate dual carbon control using A-share listed firms from 2010 to 2023. The findings indicate that intelligent manufacturing catering results in a rise in enterprises' carbon emission intensity but a decrease in total carbon emissions. Mechanism analysis reveals that intelligent manufacturing catering addresses the escalating carbon emission intensity via the innovation crowding-out effect and diminishes total carbon emissions through the scale reduction effect. Heterogeneity analysis reveals that in enterprises with high financing constraints, heavy pollution industries, and significant competitive pressure, the impact of intelligent manufacturing on dual carbon control is more pronounced.

This study proposes the following policy implications. First, in response to the "pseudo-green" phenomenon in carbon governance of intelligent manufacturing catering, the dual carbon control policy should be optimized, and the implementation of the dual carbon control policy based on intensity should be promoted. Second, substantive innovation should be supported through special funds for green intelligent manufacturing to curb the crowding-out of innovation resources by strategic catering. Third, the regulatory system should be improved by increasing financial support, tightening credit review, strengthening environmental information disclosure, and promoting technology sharing across the industrial chain, thereby reducing firms' room for strategic manipulation.

This study provides three key contributions. First, it constructs an analytical framework for intelligent manufacturing and the dual carbon control, revealing the asymmetric effects of such catering on firms' carbon emission intensity and total emissions. Second, it clarifies the pathways through which strategic catering in intelligent manufacturing affects the dual carbon control, identifying two mechanisms: innovation crowding-out that increases carbon emission intensity and scale contraction that reduces total carbon emissions. Third, it examines the heterogeneous effects of strategic catering in intelligent manufacturing on dual carbon control under financing constraints, industry attributes, and market environment.

Keywords: intelligent manufacturing; intelligent manufacturing catering; dual carbon control; green and low-carbon transformation; carbon governance mechanisms

(编校：周　斌；姚望春)