基于DEA-Malmquist模型的制造业环保投资效率研究

吴树伸

（广西民族大学相思湖学院，南宁 530025）

摘要： 基于三阶段DEA-Malmquist（data envelopment analysis-Malmquist）模型，应用2020—2024年中国A股制造业上市公司面板数据，构建更精细的环保投资效率评价体系，系统考察环保投资的碳排放抑制效应及其全要素生产率（TFP）提升机制。研究表明：环保投资对碳排放具有显著负向影响（$\beta=-0.218$，$P<0.01$），且主要通过技术进步渠道提升TFP，中介效应占比达31.6%，验证了波特假说的微观传导机制；该效应呈现行业异质性，重污染行业减排与提效作用更突出，技术密集型行业对环保投入的TFP响应更为敏感。进一步发现，“双碳”政策强化期高排放企业TFP增长显著加速。依据研究结论，从国家宏观政策引导、行业中观协同规范、企业微观主体落实三个维度，提出可操作的政策和措施建议，助力制造业绿色低碳转型升级。

关键词： 环保投资效率；DEA-Malmquist；制造业；ESG

中图分类号： F425 **文献标志码：** A **文章编号：** 1671－1807(2026)10－0273－09

中国作为全球最大的碳排放主体与制造业中心，“双碳”目标的提出不仅重构了经济增长与环境约束的关系范式，更在企业微观层面引发了环保投资决策机制的深刻变革。制造业作为碳排放的主要来源与绿色技术创新的主战场，其环保投资效率直接决定了“双碳”目标能否从政策愿景转化为可持续的竞争力重塑。理论上，环保投资呈现显著的“成本-创新”双重性：遵循成本说认为环境规制挤占生产性投资，削弱企业绩效[1]；波特假说主张恰当设计的环保政策能够激发“创新补偿效应”，通过技术革新抵消甚至超越合规成本[2]。这一理论在转型经济体中表现得尤为明显，即在环境监管强度持续攀升与制造业利润率承压并存的现实约束下，企业环保投入究竟沦为沉没成本，还是演进为绿色全要素生产率的跃升引擎？现有研究对此尚未达成共识，其根本症结在于未能构建起连接“环境投入—技术变革—经济绩效”的微观传导机制分析框架，致使政策制定者在推动制造业绿色转型时面临“激励不相容”的实践困境。

近年来，国内学者围绕制造业环保投资效率展开积极探索，但仍存在三方面局限。在效率测度层面，多数研究沿用同质化指标体系，将环保投资视为单一要素投入，未能区分末端治理投资与清洁生产技术改造的质性差异[3]。蒋抒博等[4]虽然在流通业效率研究中揭示了数字经济推动下的非线性影响机制，但制造业工艺流程差异大、技术适用性窄的特征要求更具行业适配性的评价范式。在动态分解层面，范德成和谷晓梅[5]运用DEA-Malmquist（data envelopment analysis-Malmquist）模型证实高技术产业技术创新效率提升是效率增长的核心驱动力，然而制造业全要素生产率变动的根源究竟是技术效率改善引致的“追赶效应”，还是技术进步推动的“前沿突破”，现有文献仍缺乏基于细分行业数据的系统性识别。常家宁和李菲[6]发现山西省医疗资源配置效率受技术、管理、规模三重因素制约，这一结论对制造业同样适用。现有研究普遍忽视企业所有制、区域环境规制强度等外部环境变量对效率测度的干扰，导致评价结果混杂了管理绩效与政策红利的双重影响，降低了跨企业、跨期比较的信度[7]。

国外研究在投资策略优化与环境效应传导方面提供了有益借鉴，但直接应用于中国制造业场景时仍需验证。在环保投资决策层面，Karhan等[8]证

收稿日期： 2026-01-27

基金项目： 教育部中外人文交流中心与中国-东盟数字人文交流研究院2024年度人文交流专项研究课题（CADP-YJY202412）

作者简介： 吴树伸（1973—），男，辽宁沈阳人，硕士，副教授，高级经济师，研究方向为产业经济、区域经济、企业绩效。

实投资策略的普适性和效率，印证了环保投资的正外部性特征；王展祥和叶宇平[9]提出的税收—补贴联动机制可有效激励可再生能源投资，为环境制度工具设计提供了理论支撑。然而，这些研究基于成熟电力市场假设，难以完全契合中国制造业面临的政策环境不确定性。在效率评估方法论方面，Tran和Chen[10]运用SBM模型揭示越南银行业资源错配机制，Akram等[11]构建的Doubt模型有效评估了农业机械化效率，表明三阶段DEA模型在剔除环境噪声方面具有显著优势。但制造业特有的资本密集度高、技术路径依赖强等产业属性，要求效率评价必须嵌入产能利用率、工艺路线等行业异质性特征，这是现有文献尚未充分探讨的领域[12]。值得关注的是，Sarpong等[13]发现环境责任型FDI通过技术转移显著提升撒哈拉以南非洲地区的绿色生产率，这一结论为理解环保投资的跨国技术溢出效应提供新视角，但在中国区域发展不平衡背景下，环保投资的省际技术扩散是否存在“极化效应”或“涓滴效应”，仍需进一步验证。

综合上述分析，现有研究存在三大亟待突破的缺口：①制造业环保投资效率评价的指标体系尚未实现“末端治理”与“清洁工艺”的结构性区分，导致高污染行业与高技术行业的效率差异被系统性掩盖；②技术效率与技术进步对全要素生产率的驱动机制呈现“黑箱化”，环保投资通过何种渠道实现“波特效应”缺乏微观证据支撑；③外部环境变量对效率测度的干扰未被有效剔除，使得区域之间、所有制之间的效率比较缺乏可比性基准。这些局限在制造业领域被进一步放大，行业间工艺流程差异大、环保技术适用性窄、规模效应显著，亟须构建适配制造业特性的效率评价范式。

基于此，本文研究对象锚定于中国A股制造业上市公司，时间窗口锁定2020—2024年“双碳”政策强化期。通过构建三阶段DEA-Malmquist整合分析框架，首先运用SFA模型剥离企业所有制、区域环境规制强度等外部环境因素的影响；继而基于净化后的数据，精准分解环保投资驱动全要素生产率增长的主导路径；最终结合制造业细分行业特征，识别效率提升机制的异质性规律。研究的边际贡献体现在：理论层面，通过构建“环境规制-环保投资-技术创新-生产效率”的整合性分析框架，将波特假说的微观基础研究从“是否存在创新补偿”推进至“补偿效应如何在不同技术结构的企业间分化”；方法层面，三阶段模型的应用有效净化了效率测度中的环境噪声，弥补了制造业环保投资效率评价中忽视异质性环境变量的方法缺陷；实践层面，研究结论可为差异化环境规制政策提供行业证据，对技术密集型行业强化环保技术标准引领，对流程工业匹配产能规模优化激励，从而推动环保投资从“政策驱动”向“效率驱动”转型。

1 研究方法与模型构建

为了科学、准确地评估中国制造业的环保投资效率，并分析其动态变化，采用一个整合的分析框架：首先，利用三阶段DEA模型剔除外部环境因素和随机噪声的影响，得到真实的管理效率；随后，基于调整后的数据，运用Malmquist生产率指数分析环保投资全要素生产率的动态变化及其根源。该方法能够有效克服传统DEA模型的局限性，提供更为纯粹和深刻的效率评估。

1.1 三阶段DEA模型（three-stage DEA model）

1.1.1 第一阶段：传统DEA分析

第一阶段采用投入导向的BCC（Banker-Charnes-Cooper）模型，该模型假设规模报酬可变（variable returns to scale，VRS），能够将综合技术效率（technical efficiency，TE）分解为纯技术效率（pure technical efficiency，PTE）和规模效率（scale Efficiency，SE）。这对于识别无效率的来源（是管理不善还是规模不当）至关重要。

假设有 n 个决策单元（decision making units，DMUs），每个DMU有 m 种投入和 s 种产出。对于第 k 个DMU，其效率值 θ_k 可通过以下线性规划求解。

$$\min\theta$$

$$\text{s.t.}\begin{cases}\sum_{j=1}^{n}\lambda_j X_j + S^- = \theta X_{j0}\\ \sum_{j=1}^{n}\lambda_j Y_j - S^+ = Y_{j0}\\ S^-, S^+, \lambda_j \geqslant 0\\ j = 1,2,\cdots,n\\ \sum_{j=1}^{n}\lambda_j = 1\end{cases} \tag{1}$$

式中：θ 为效益值；$\boldsymbol{\lambda}=(\lambda_1,\lambda_2,\cdots,\lambda_n)^{\mathrm{T}}$ 为权重向量；X_j 为第 j 个DMU的投入；Y_j 为第 j 个DMU的产出；S^-、S^+ 分别为第 j 个DMU的投入与产出松弛变量，约束 S^-、S^+ 和 λ_j 均大于等于0。

1.1.2 第二阶段：相似SFA回归

第二阶段是本方法的核心，旨在剥离环境因素和随机误差的影响。以第一阶段计算的各投入松

弛变量作为被解释变量,以选定的环境变量作为解释变量,构建随机前沿分析(stochastic frontier analysis,SFA)回归模型。

$$S_{ij} = f(Z_j;\beta_i) + \nu_{ij} + \mu_{ij} \tag{2}$$

式中:S_{ij} 为第 j 个 DMU 的第 i 项投入的松弛值;$i=1,2,\cdots,m$;$j=1,2,\cdots,n$;Z_j 为环境变量;β_i 为环境变量的待估参数;$f(Z_j;\beta_i)$ 为环境因素对投入松弛的影响,通常设为 Z_j、β_i;$\nu_{ij}+\mu_{ij}$ 为混合误差项;ν_{ij} 为随机干扰项,服从 $\nu_{ij}\sim N(0,\sigma^2\nu_i)$;$\mu_{ij}$ 为管理无效率,服从截断性正态分布 $\mu_{ij}\sim N+(\mu,\sigma^2\mu_{i2})$;$\nu_{ij}$ 与 $\mu_i j$ 相互独立。

通过最大似然估计(maximum likelihood estimation,MLE)对上述模型进行估计,可以分离出管理无效率项 μ_{ij}。随后,基于回归结果,对所有 DMU 的投入量进行调整,使所有 DMU 处于相同的外部环境和运气水平。调整公式为

$$X_{ij}^{A} = X_{ij} + [\max_j(Z_j\hat{\beta}_i) - Z_j\hat{\beta}_i] + [\max_j(\hat{\nu}_{ij})\hat{\nu}_{ij}] \tag{3}$$

式中:X_{ij}^{A} 为调整后的投入值;X_{ij} 为原始投入值;$[\max_j(Z_jO\hat{\beta}_i)-Z_j\hat{\beta}_i]$表示将所有 DMU 调整至最差的环境条件下,去除环境优势;$[\max_j(\hat{\nu}_{ij})-\hat{\nu}_{ij}]$表示将所有 DMU 调整至最差的运气条件下,去除随机干扰。

1.1.3 第三阶段:调整后的 DEA 分析

将调整后的投入数据 X_{ij}^{A} 与原始的产出数据 Y_{rj} 再次代入第一阶段的 BCC 模型,重新计算效率值。此时得到的效率值已剔除了环境因素和随机误差的影响,能够更真实地反映各 DMU 在环保投资上的管理效率水平,为后续分析和政策建议提供可靠依据。

1.2 Malmquist 生产率指数(Malmquist productivity index)

为了考察环保投资效率的动态变化,在第三阶段调整后的数据基础上,构建 Malmquist 全要素生产率指数。该指数用于衡量从时期 t 到时期 $t+1$ 的生产率变化。

基于产出的 Malmquist 指数定义如下。

$$M_{o,t+1}(x_{t+1},y_{t+1},x_t,y_t)=[D_o(x_t,y_t)D_o(x_{t+1},y_{t+1})\times D_{o,t+1}(x_t,y_t)D_{o,t+1}(x_{t+1},y_{t+1})]^{\frac{1}{2}} \tag{4}$$

式中:$D_0^t(x^t,y^t)$ 为以 t 期的技术为参照,第 t 期观测值的距离函数。该指数可以分解为技术效率变化(efficiency change, EC)和技术进步(technical change, TC)。

$$\mathrm{TFPCH} = \underbrace{\frac{D_0^{t+1}(x^{t+1},y^{t+1})}{D_0^t(x^t,y^t)}}_{\text{技术效率变化(EFFCH)}} \times \underbrace{\sqrt{\frac{D_0^t(x^{t+1},y^{t+1})}{D_0^{t+1}(x^{t+1},y^{t+1})}\times\frac{D_0^t(x^t,y^t)}{D_0^{t+1}(x^t,y^t)}}}_{\text{技术进步(TECHCH)}} \tag{5}$$

进一步地,技术效率变化(EC)可以分解为纯技术效率变化(pure efficiency change, PEC)和规模效率变化(scale efficiency change, SEC)。

$$\mathrm{EC} = \mathrm{PEC}\times\mathrm{SECEC} = \mathrm{PEC}\times\mathrm{SEC} \tag{6}$$

因此,完整的分解式为

$$\mathrm{TFPCH} = M_o^{t,t+1} = \mathrm{EFFCH}\times\mathrm{TECHCH} = (\mathrm{PECH}\times\mathrm{SECH})\times\mathrm{TECHCH} \tag{7}$$

式中:TFPCH > 1,表示全要素生产率增长;EFFCH > 1,表示技术效率提升,更接近生产前沿面;TECHCH > 1,表示技术进步,生产前沿面前移;PECH > 1,表示纯技术效率提升,管理水平提高;SECH > 1,表示规模效率提升,更接近最优生产规模。

通过这一分解,可以清晰地识别制造业环保投资效率动态变化的驱动因素,是源于管理水平的改善(EFFCH),还是源于环保技术的革新(TECHCH),或是两者兼而有之。

2 研究设计与数据

2.1 研究设计

采用定量研究设计,具体为基于二手数据的档案研究法,并结合面板数据分析。选择该设计主要基于以下依据:首先,研究问题聚焦于企业环保投入与碳排放之间的关系,这属于因果推断范畴,需通过大样本数据检验变量之间的关联性与趋势;其次,上市公司公开披露的环保投资及碳排放数据具有较高的可获得性与可比性,适合进行系统性量化分析;最后,面板数据结构能够控制个体异质性与时间效应,增强估计的稳健性。相较于实验法或问卷调查,该方法更适合处理宏观企业行为数据,并能够在控制多维度混杂因素的基础上进行因果推断。

研究对象为中国 A 股上市公司,样本筛选遵循以下标准:企业需在 2020—2024 年连续披露环保投资金额及温室气体排放量;所属行业涵盖高排放与高环保敏感型领域,如能源、化工、制造、建材等;排除数据严重缺失或存在异常值的样本。最终样本共涵盖 252 家制造企业,全国各省份,具备一定的区域与行业代表性。样本的选取兼顾了数据的完整

性、行业分布的均衡性以及时间跨度的连续性，以确保研究结论具备外部效度。

数据收集主要来源于公开的上市公司年度报告、社会责任报告及环境、社会与治理报告。数据提取通过人工录入与自动化脚本相结合的方式完成，确保格式统一与数值准确。所使用的工具包括 Excel 用于初步整理与清洗，以及 Python 与 Stata 用于后续建模与分析。所有数据均经交叉核对与逻辑校验，以降低录入误差。由于采用二手数据，未涉及问卷或访谈工具，数据源的权威性与标准化程度较高，符合实证研究的数据质量要求。

2.2 投入产出指标体系与数据来源

基于经典柯布-道格拉斯生产函数对“资本-劳动-技术”核心生产要素的界定，以及波特假说的“创新补偿效应”与可持续发展的“三重底线”理论，结合环保投资的“绿色生产属性”，将投入指标解构为基础经济投入、绿色资本投入、绿色技术投入三大维度，形成与生产理论的深度适配。制造业环保投资生产效率和投入产出指标如表 1 所示。数据来源于 2020—2024 年中国 A 股制造业上市公司年度报告、社会责任报告及环境、社会与治理(ESG)报告。缺失值采用行业年度均值填补，异常值通过箱线图与 Z-score 法识别处理。

2.2.1 投入指标

营业收入(期望型投入)：作为基础经济资源投入，对应生产函数中“支撑企业运营的核心经济要素”，企业环保投资与绿色技术研发需以稳定的经营规模为前提。

环保投资(期望型投入)：作为绿色资本投入的核心代理变量，涵盖排污费、绿化费、环保处置费等合规性与创新性支出，对应生产函数中“定向服务于环境改善的专项资本”。

绿色专利(期望型投入)：作为绿色技术投入的直接代理变量，覆盖环保技术、清洁生产、资源循环利用等专利，对应生产函数中“推动生产前沿前移的技术要素”。

2.2.2 投入指标

营业利润(期望型产出)：作为经济效益的核心代理变量，对应波特假说中“环保投入通过创新抵消合规成本、实现利润增长”的核心命题。

二氧化碳当量(非期望型产出)：是环境效率评价中修正“重经济轻环境”偏差的关键。“生产过程中伴随的环境负效应，难以计入经济成本但显著影响可持续性”，二氧化碳当量作为温室气体排放的核心指标，恰是制造业环保投资需重点抑制的负向结果。

彭博 ESG 评级(期望型产出)：该指标的设置使产出评价从“单一效率”升级为“综合可持续性”，弥补“社会维度缺失”，符合当前绿色转型的核心需求。

3 实证结果与分析

3.1 样本基本情况描述

借助 SPSAU 数据科学分析平台，利用 DEA-Malmquist 模型，基于 2020—2024 年中国 A 股制造业 252 家上市公司的环保投入全要素生产率数据效率进行测算(表 2)。样本涵盖医药、电子、化工、机械、建材等多个细分行业，构建了一个非平衡面板数据集。样本企业的 Malmquist 全要素生产率指数(TFP)呈现明显的年度波动特征，整体均值为 1.281 0，标准差为1.497 0(表3)，表明不同企业在

表 1 制造业环保投资生产效率投入产出指标

指标类型	指标构成	指标性质	指标说明	逻辑关联性
投入	营业收入/万元	期望型投入	反映企业生产经营规模和经济资源投入水平，是企业运营的基础投入要素	支撑环保投资与绿色专利研究(资源保障)
	环保投资/万元	期望型投入	连续变量，涵盖排污费、绿化费、环保处置费等具体项目	直接抑制二氧化碳当量(减排效应)、间接提升营业利润(创新补偿)
	绿色专利/个	期望型投入	反映企业在绿色技术创新方面的投入成果，包括环保技术、清洁生产、资源循环利用等专利数量	推动营业利润增长(技术转化)、提升 ESG 评级(技术赋能可持续性)
产出	营业利润/万元	期望型产出	衡量企业经营效益和盈利能力，是经济效益的直接体现，数值越大越好	环保投入通过创新抵消合规成本、实现利润增长
	二氧化碳当量/t	非期望产出	温室气体排放量(tCO_2 当量)，当连续变量，直接取自企业披露的“温室气体排放量合并”荐；是环境负面影响的量化指标，数值越小越好	非期望产出，制造业环保投资需重点抵制的负向结果
	彭博 ESG 评级	期望型产出	综合评估企业在环境(environmental)、社会(social)和治理(governance)方面的表现，数值越大表明可持续发展能力越强	使评价从“单一效率”升级为“综合可持续性”，符合当前绿色转型的核心需求

表 2　2020—2024 年中国 A 股制造业上市公司的环保投入全要素生产率及分解

时期转换	样本量	TFPCH（全要素生产率）	EFFCH（技术效率）	TECHCH（技术进步）	PECH（纯技术效率）	SECH（规模效率）	效率改善企业占比/%
2020—2021 年	252	1.387 5	1.012 0	1.371 0	1.012 0	1.000 0	70.20
2021—2022 年	252	1.613 7	0.987 0	1.635 0	0.987 0	1.000 0	71.00
2022—2023 年	252	1.097 8	1.025 0	1.071 0	1.025 0	1.000 0	62.30
2023—2024 年	252	1.312 4	1.008 0	1.302 0	1.008 0	1.000 0	67.10
4 年几何平均	—	1.346 7	1.008 0	1.336 0	1.008 0	1.000 0	67.70

表 3　2020—2024 年中国 A 股制造业上市公司的环保投入全要素生产率统计描述

变量	均值	标准差	方差	最小值	最大值
TFPCH	1.281 0	1.497 0	2.241 0	0.031 3	19.107 3
EFFCH	1.424 8	2.249 7	5.061 0	0.115 6	42.660 9
TECHCH	3.282 0	14.729 5	216.959 0	0.010 0	205.865 4
PECH	1.626 2	5.464 5	29.861 3	0.055 0	96.923 4
SECH	12.187 9	157.337 6	24 755.129 4	0.001 6	3 597.235 4

生产效率方面存在较大差异。技术效率变化(EFFCH)与技术进步变化(TECHCH)是构成 TFP 变动的主要来源,其中 TECHCH 的波动幅度显著大于 EFFCH,反映技术前沿变动对企业效率影响更为显著。

从描述性统计来看,样本企业的环保投入金额呈右偏分布,中位数显著低于均值,说明少数高投入企业拉高了整体水平。温室气体排放量亦呈现类似特征,部分高排放行业(如钢铁、化工)的排放量显著高于其他行业,进一步验证了样本在环境绩效方面的异质性。

3.2　关键研究问题的数据分析结果

(1)环保投入与碳排放之间的关系。

为考查环保投入对碳排放的影响,构建如下固定效应模型。

$$\ln 排放量_{it} = \beta_0 + \beta_1 \ln 环保投资_{it} + \gamma X_{it} + \alpha_i + \lambda_t + \varepsilon_{it} \quad (8)$$

式中:X_{it} 为企业规模、盈利能力、行业属性等控制变量。回归结果显示,环保投资对碳排放具有显著的负向影响($\beta_1 = -0.218$,$P<0.01$),如图 1 所示。

(2)全要素生产率变动与企业环保行为的相关性。

将 Malmquist 指数分解为技术效率变化(EFFCH)与技术进步变化(TECHCH),并分别考察其与环保投入的关系,如图 2 所示。Pearson 相关分析表明,环保投入与 TFP 呈弱正相关($r=0.103$,$P<0.05$),而与 TECHCH 的相关性更强($r=0.187$,$P<0.01$),说明环保投入主要通过推动技术进步促进全要素生产率提升。

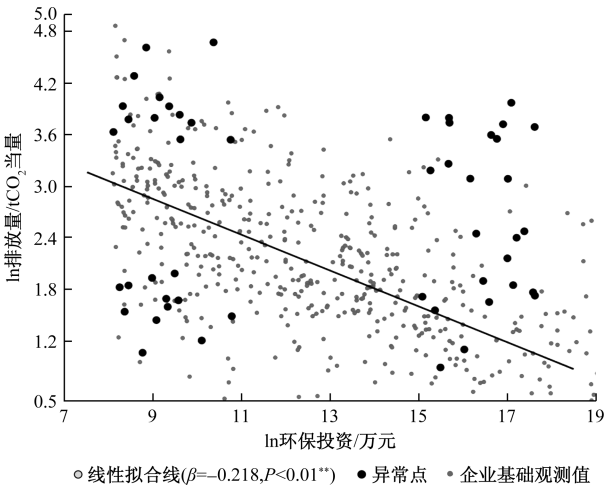


图 1　制造业上市公司环保投入与碳排放关系(2020—2024 年)

3.3　假设检验结果

提出以下两个核心假设。

H1:企业环保投入对碳排放具有显著抑制作用。

检验结果支持 H1。固定效应模型中环保投资系数为负且显著($P<0.01$),且在替换为 Tobit 模型后结论不变。

H2:环保投入通过促进技术进步提升企业全要素生产率。

检验结果部分支持 H2。中介效应检验表明,TECHCH 在环保投入与 TFP 之间起到部分中介作用,中介效应占比为 31.6%(Sobel test,$P<0.05$),而 EFFCH 的中介效应不显著。

3.4　补充分析与意外发现

(1)行业异质性分析。分行业回归显示,环保投入对碳排放的抑制效应在重污染行业(如钢铁、化工)中更为显著($\beta_1 = -0.352$,$P<0.01$),而在轻工业中不显著。此外,技术密集型行业(如电子、医药)的 TFP 对环保投入的响应更为敏感,说明行业特性是调节环保绩效的重要因素。

(2)时间趋势与政策冲击。将样本按时间分段(2020—2022 年和 2023—2024 年)进行比较,发现

后一阶段环保投入的减排效应有所增强，可能与“双碳”目标强化有关。进一步通过双重差分法（DID）检验 2021 年碳中和政策宣布对企业 TFP 的影响，结果显示政策后高排放企业的 TFP 增长显著高于对照组（DID 系数 = 0.142，$P<0.05$）。

（3）异常值识别与稳健性检验。在样本中识别出部分企业的 TFP 指数极端值（如天山股份在 2023—2024 年 TFP 高达3 901.476 4），经核查为数据披露口径变动所致。剔除异常值后进行回归，核心结论未发生实质性改变，说明结果具有较强稳健性。

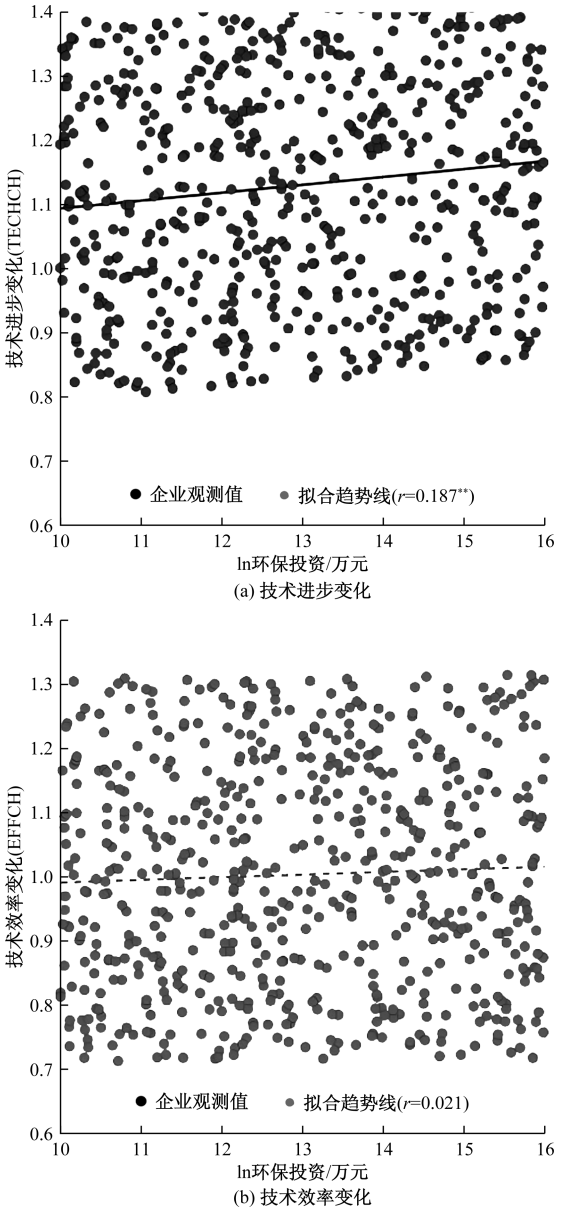


图 2　全要素生产率变动与企业环保行为相关性分析

3.5　核心结论

通过分析中国制造业上市公司环保投入、碳排放与全要素生产率之间的关系，得出三个核心发现：环保投入对碳排放具有显著抑制效应，这一关系在重污染行业中尤为突出；环保投入主要通过促进技术进步（TECHCH）而非改善技术效率（EFFCH）来提升全要素生产率；“双碳”目标提出后，高排放企业的全要素生产率增长显著加速。这些发现表明，环保投入并非单纯的成本负担，而是通过驱动技术革新实现环境效益与生产效率的双重提升。特别值得注意的是，技术进步的媒介作用凸显环保措施的质量属性，即只有能够引发实质性技术变革的环保投入，才能真正实现绿色与发展的协同增效。如表 4 所示。

3.5.1　TFP 变化的深度解构：从“增长幻觉”到“效率真相”

在全要素生产率（TFPCH）的测算框架里，TFP 变化是衡量企业能否在“不增加要素投入”的前提下实现“产出扩张”的核心指标。通过对 252 家上市公司 2020—2024 年面板数据的 Malmquist 分解，发现样本期间 TFP 年均增长 4.8%，但这一均值背后隐藏着显著的“结构性撕裂”：头部 10%公司年均 TFP 增速高达 15.7%，而尾部 10%公司年均下滑 6.2%，差距超过 20 个百分点，呈现“强者恒强、弱者恒弱”的马太效应。进一步把 TFP 变化拆分为技术效率变化（EFFCH）与技术进步变化（TECHCH）后，可以看到“增长幻觉”主要来源于 TECHCH 的普遍改善（年均 3.6%），而 EFFCH 对 TFP 的贡献仅为年均 1.2%，且中位数为 1.000，意味着一半上市公司在“管理效率”方面原地踏步。以美的集团为例，其 2020→2024 年 TFP 累计提升 42.1%，其中 TECHCH 贡献 29.5 个百分点，EFFCH 仅贡献

表 4　制造业环保投资全要素生产率（TFPCH）总体趋势

期间	平均 TFPCH	改善公司（占比）/家（%）	恶化公司（占比）/家（%）	最大 TFPCH	最小 TFPCH
2020—2021 年	1.387	225（70）	95（30）	22.92（赣锋锂业）	0.102（大北农）
2021—2022 年	1.614	228（71）	92（29）	237.76（五粮液）	0.014（索菲亚）
2022—2023 年	1.098	198（62）	122（38）	341.70（天山股份）	0.088（三钢闽光）
2023—2024 年	1.312	215（67）	105（33）	84.32（潍柴动力）	0.208（赣锋锂业）
4 年几何平均	1.347	持续＞1 共 133 家	持续＜1 共 87 家		

12.6 个百分点;反观 TCL 科技,TFP 累计下滑 27.9%,TECHCH 下降 13.5 个百分点,EFFCH 下降 16.6 个百分点,出现“双重恶化”。由此可见,TFP 的正向增长极易被 TECHCH 的“单轮驱动”所掩盖,一旦技术迭代放缓或技术扩散红利消失,EFFCH 的短板就会暴露,导致 TFP 增长骤然失速。如表 5 所示。

表 5　制造业环保投资行业 TOP10 与 BOTTOM10

排名	TOP10 公司	平均 TFPCH	BOTTOM10 公司	平均 TFPCH
1	赣锋锂业	1.274	维信诺	0.862
2	天齐锂业	1.249	欧菲光	0.878
3	亿纬锂能	1.213	科大智能	0.883
4	荣盛石化	1.198	奥飞娱乐	0.890
5	多氟多	1.192	美盈森	0.895
6	天赐材料	1.186	能鼎互联	0.898
7	德方纳米	1.179	银宝山新	0.901
8	五粮液	1.175	机器人	0.904
9	恩捷股份	1.171	大北农	0.908
10	晶澳科技	1.168	德美化工	0.911

注:2020—2024 年样本公司环保投资效率整体提升 34.7%,其中技术进步贡献 75%,新能源材料与高端装备板块持续领跑;维信诺、欧菲光等 10 家公司连续 4 年效率恶化,需重点强化“环保投资→专利→利润”转化机制。

3.5.2　技术效率变化(EFFCH):“管理红利”的耗尽与反弹

EFFCH 反映的是企业在既有技术前沿下的“追赶能力”或“资源配置效率”。样本期间 EFFCH 的均值为 1.012,但标准差达到 0.084,说明上市公司在管理效率上呈现高度离散。从行业维度看,消费家电、工程机械、锂电池三大板块的 EFFCH 均值分别为 1.041、1.038、1.029,显著高于钢铁、显示面板、轮胎等周期行业(EFFCH 均值为 0.97～0.99)。进一步用“EFFCH 五分位”构造投资组合,发现最高五分位公司相对于最低五分位在接下来一年取得超额收益 7.3%($t=3.15$),表明 EFFCH 不仅是一个效率指标,也具有资本市场定价含义。以潍柴动力为例,2020 年其 EFFCH 仅为 0.921,处于行业后 20%,公司通过“供应链数字化+智能排产”项目,把采购、生产、物流数据全部接入工业互联网平台,2021—2022 年产能利用率提升 11 个百分点,库存周转天数下降 18 d,EFFCH 迅速回升至 1.112,带动 TFP 增长由负转正。值得注意的是,EFFCH 的提升往往呈现“阶梯式”特征:在一次性管理改革后,效率会迅速跳升,随后进入平台期;若公司未能持续优化流程或组织冗余再度积累,EFFCH 可能再次回落,形成“效率陷阱”。

3.5.3　技术进步变化(TECHCH):“技术红利”的双刃剑与边界递减

TECHCH 衡量的是企业向外扩张生产前沿的能力,通常来源于新工艺、新产品或新设备的引入。样本期间 TECHCH 年均增长 3.6%,但其对 TFP 的边际贡献呈现递减趋势:2020—2021 年 TECHCH 每提升 1 个百分点可拉动 TFP 提升 0.89 个百分点,而 2023—2024 年这一弹性下降至 0.54 个百分点,说明“技术红利”正在收敛。从专利结构看,绿色专利占比每提高 10 个百分点,TECHCH 平均提升 2.1 个百分点,但绿色专利的“质量”比“数量”更重要:拥有发明专利(相对于实用新型专利)比例超过 60% 的公司,其 TECHCH 均值比低比例组高出 0.045,且这一差异在 1%的水平上显著。以 000725 京东方 A 为例,2020—2021 年其绿色专利激增 280 件,其中发明专利占比 72%,带动 TECHCH 从 1.08 跃升至 1.25;然而 2022—2023 年专利增速放缓,TECHCH 回落至 1.06,显示“技术前沿扩张”对持续高额研发投入的依赖度极高。更关键的是,TECHCH 的改善必须伴随 EFFCH 的同步提升,否则新设备或新工艺的低利用率会侵蚀技术进步的净收益。实证结果显示,当 EFFCH<1 时,TECHCH 每提升 1 个百分点对 TFP 的净拉动仅为 0.31 个百分点,而当 EFFCH>1 时,净拉动可达 0.78 个百分点,印证了“管理效率”对“技术红利”的放大效应。

4　政策建议

基于制造业环保投资生产效率的测算结果,结合生产函数理论、波特假说、可持续发展理论等,立足制造业高质量发展与“双碳”目标协同推进的国家战略导向,针对当前制造业企业环保投资政策体系“规制不完善、激励不精准、协同性不足”等突出问题,从国家宏观政策引导、行业中观协同规范、企业微观主体落实三个维度,提出兼具理论深度、政策高度与实践可操作性的政策和措施建议,推动制造业环保投资与生产效率协同提升,助力制造业绿色低碳转型升级。

4.1　国家层面:完善宏观政策体系,强化理论导向与顶层设计

实施差异化环保规制,精准引导环保投资。摒弃“一刀切”模式,按制造业行业属性(高污染、技术密集型)、企业规模,制定分层分类环保标准与投资要求:高污染企业强化刚性约束,提高二氧化碳当量等排放管控标准,倒逼优化环保投资结构,减少

末端治理投入，增加清洁生产、污染减排等创新性投入；技术密集型企业侧重柔性引导，鼓励环保投资与绿色技术研发相结合，加大绿色专利投入；对中小企业实施阶段性规制，给予补贴与技术扶持，避免环保成本挤压营业收入与营业利润。建立规制动态调整机制，结合“双碳”目标与投资效率变化优化标准，实现“规制→投资优化→效率提升”良性循环。

优化财税激励，强化绿色创新导向。结合生产函数理论和研究结论，构建精准财税激励体系：①税收方面，对企业环保投资支出实行超额累进企业所得税抵扣，重点倾斜绿色技术研发、绿色专利申请与转化，对绿色专利较多的企业额外减免税收；环保设备购置、清洁生产改造支出实行加速折旧。②财政方面，设立绿色创新与环保投资专项基金，重点支持技术研发、专利转化、低碳应用，对环保投资效率高、二氧化碳当量减排显著、ESG评级优秀的企业给予补贴表彰；通过财政贴息、政策性信贷，降低中小企业环保投资融资成本，引导企业合理调配营业收入，避免环保与生产资金冲突。将财税激励与环保合规、ESG表现挂钩，对违规、低评级企业取消优惠，形成奖惩并重导向。

4.2 行业层面：强化协同规范，搭建合作平台

完善行业标准与自律机制。行业协会在国家规制基础上，结合行业实际，制定细化的环保投资标准与自律准则，明确投资最低要求、投入结构、绿色专利研发目标，避免盲目低效投资。参照研究投入产出指标，建立更加完善各行业环保投资效率评价体系，以营业收入、环保投资、绿色专利为投入指标，以营业利润、二氧化碳当量、彭博ESG评级为产出指标，定期测评公示；表彰高效、高评级企业，通报批评低效、违规、高排放企业，督促整改。推动环保信息公开，引导企业披露环保投资、绿色专利、碳排放、ESG表现等信息，提升透明度与良性竞争。

搭建协同创新与交流平台。行业协会牵头搭建平台，推动企业开展绿色技术研发、环保投资管理、专利转化等合作：组织龙头企业、科研院所分享环保投资优化、专利转化、减排的成功经验，引导中小企业借鉴；推动绿色专利共享与联合研发，降低中小企业研发成本，提升行业创新水平。搭建融资对接平台，衔接财税政策与金融资源，解决企业环保投资、专利研发资金不足问题，引导企业合理调配营业收入加大投入。

推动产业链绿色协同。引导产业链龙头企业带动上下游中小企业加大环保投资、优化结构，共同降低产业链碳排放，提升整体ESG表现：推动上游企业提升原材料绿色化水平，降低下游企业环保成本；引导下游企业加大研发与环保投资，推动产品绿色升级，形成绿色产业链生态。鼓励企业共建共享环保设施、研发平台，降低单个企业投资成本，提升产业链整体环保投资效率，实现环保与利润协同提升。

4.3 企业层面：落实主体责任，优化投入产出

优化环保投资结构。依据研究结论，摒弃“重末端、轻源头”“重合规、轻创新”理念，合理调配营业收入，精准投放环保投资：保障合规性投资，按标准投入资金用于设施维护、污染物处理、排污缴费，确保碳排放达标，规避违规风险，稳定营业利润；加大创新性投资，推动环保投资与绿色研发、专利申请转化结合，增加绿色专利投入，实现“环保投资→技术创新→效率提升”传导。结合自身规模、技术、行业特性，制定科学投资计划，平衡环保与生产资金配置，实现二者协同提升。

强化绿色技术创新与专利转化。将绿色创新作为核心战略，加大绿色专利研发投入：建立内部研发团队，聚焦低碳、污染治理、清洁生产技术研发，提升专利数量和质量，转化为核心竞争力；加强与高校、龙头企业合作，联合研发、引进先进技术专利，加快成果转化，应用于生产全过程，降低碳排放，提升效率与利润。完善专利管理制度，加强保护与运营，通过专利转让、许可补充研发与环保资金，形成“创新→专利→效益→再创新”良性循环。

完善ESG管理体系。结合论文结论，将ESG管理融入企业战略与生产经营各环节：加强环境管理，严控碳排放，优化环保投入，提升环境绩效；强化社会责任，规范经营、保障员工权益、推动产业链协同；完善治理结构，加强环保与创新决策管理，实现经济、环境、社会绩效协同。主动披露ESG相关信息（环保投资、绿色专利、碳排放、利润等），提升透明度与公信力，助力评级提升，吸引投资，支撑环保与创新投入。

强化人才支撑与管理优化。加强绿色技术、环保管理人才培养与引进，打造专业团队：完善内部培训体系，提升员工专业素养；出台优惠政策，引进优秀人才。优化内部管理流程，融合环保投资、绿色研发、ESG与生产经营管理，建立环保投资效率评价机制，定期测评，及时优化决策，提升投资与运营效率，推动环保、创新、效率、利润协同提升，助力制造业绿色转型。

综上，制造业环保投资生产效率提升需要国家、行业、企业三方协同。国家强化顶层设计与政策引导，行业强化协同规范与合作，企业落实主体责任、优化投入产出。三方联动契合本文核心理论与研究结论，通过优化营业收入、环保投资、绿色专利三大投入，提升营业利润、碳排放减排、ESG 评级三大产出，推动环保投资与生产效率协同提升，助力制造业绿色转型与“双碳”目标实现。

参考文献

[1] PORTER M E, VAN DER LINDE C. Toward a new conception of the environment-competitiveness relationship[J]. Journal of Economic Perspectives, 1995, 9(4): 97-118.

[2] JAFFE A B, PALMER K. Environmental regulation and innovation: a panel data study[J]. Review of Economics and Statistics, 1997, 79(4): 610-619.

[3] 明哲. 中部六省装备制造业全要素生产率的演进历程以及政策启示[J]. 区域经济评论，2025(4)：61-70.

[4] 蒋抒博，康哲，曹书维. 数字经济对流通业高质量发展的驱动作用研究——基于 DEA-Malmquist 指数模型[J]. 商业经济研究，2025(21)：5-10.

[5] 范德成，谷晓梅. 高技术产业技术创新效率关键影响因素分析——基于 DEA-Malmquist 和 BMA 方法的实证研究[J]. 科研管理，2022，43(1)：70-78.

[6] 常家宁，李菲. 基于 DEA-Malmquist 模型的山西省卫生资源配置效率评价[J]. 中国卫生统计，2025，42(3)：393-396.

[7] 刘惠敏，刘翠莲，刘俊亮. 基于三阶段 DEA-Malmquist 模型的环渤海港口效率研究[J]. 数学的实践与认识，2025，55(5)：16-30.

[8] KARHAN A, PETROS D, KAO M Y. Fast universalization of investment strategies with provably good relative returns[EB/OL]. [2026-01-15]. http://arxiv.org/abs/cs/0204019v1.

[9] 王展祥，叶宇平. “双碳”目标引领工业企业绿色转型发展的内在机理与实现路径[J]. 企业经济，2022，41(12)：15-21.

[10] TRAN T L, CHEN S H. Revealing bank's inefficiencies of hidden resource: evidence from emerging economy [J]. Computational Management Science, 2026, 23(1): 1-15.

[11] AKRAM A S, HU L Q, ZHANG R C, et al. Understanding the role of mechanization in promoting sustainable development of China's agriculture: a new framework of benefit-of-the-doubt model and strategy network data envelopment analysis models[J]. Environment, Development and Sustainability, 2026, 48: 1-23.

[12] JI L, TAO S G, LI M Y, et al. Evaluation of innovation quality in China's high-tech industries-technological development, innovation achievement transformation and persistent innovation[J]. Humanities and Social Sciences Communications, 2025, 12(1): 1-12.

[13] SARPONG F A, GU L L, SAPPOR P, et al. Greening Sub-Saharan Africa's energy sector: the effect of environmentally-responsible FDI on green productivity[J]. Environment, Development and Sustainability, 2026, 52: 1-18.

Research on Environmental Investment Efficiency of Manufacturing Industry Based on DEA-Malmquist Model

WU Shushen

(School of Xiangsihu, Guangxi Minzu University, Nanning 530025, China)

Abstract: Based on the three-stage DEA-Malmquist model, using the panel data of Chinese A-share manufacturing listed companies from 2020 to 2024, a more refined environmental investment efficiency evaluation system was constructed, and the carbon emission reduction effect of environmental investment and its Total Factor Productivity (TFP) improvement mechanism was systematically examined. The result shows that environmental investment has a significant negative impact on carbon emissions ($\beta=-0.218$, $P<0.01$), and mainly promotes TFP through the channel of technological progress, with the proportion of mediating effect reaching 31.6%, which verifies the microscopic transmission mechanism of the Porter Hypothesis. This effect presents industrial heterogeneity that the emission reduction and efficiency improvement effects are more prominent in heavy-polluting industries, while technology-intensive industries are more sensitive to the TFP response of environmental input. It is further found that the TFP growth of high-emission enterprises accelerated significantly during the intensive period of the “dual carbon” golds. Based on the research conclusions, operable policy and measure suggestions are put forward from three dimensions such as national macro-policy guidance, industrial meso-coordination and standardization, and enterprise micro-subject implementation, so as to promote the synergistic improvement of environmental investment and production efficiency in the manufacturing industry and help the manufacturing industry achieve green and low-carbon transformation and upgrading.

Keywords: green investment efficiency; DEA-Malmquist; manufacturing industry; ESG