“无废城市”政策能否激发高耗能企业绿色创新？
——基于双重机器学习的因果推断

张潇，张萌萌，孙彤*
（浙江万里学院商学院，浙江宁波 315100）

【摘　要】在资源约束日益趋紧与固体废物存量持续攀升的双重压力下，中国启动“无废城市”试点以探索循环经济与绿色转型路径，但企业的政策响应机制仍缺乏系统检验。本文利用2015—2023年沪深A股高耗能上市企业微观数据，结合“无废城市”分批试点的准自然实验，构建双重机器学习模型评估政策对高耗能企业绿色创新的影响及其作用机制。实证结果显示，该政策显著提升了高耗能企业的探索式与利用式绿色创新；其作用主要通过外部激励缓解资金约束与内部治理优化两条路径实现，并呈现所有制与地区条件上的异质性；空间计量结果显示政策存在邻近外溢，表现为环境竞争加剧与绿色知识扩散共同推动区域绿色转型。本研究将企业微观行为与区域绿色治理相结合，拓展了环境规制与企业应对行为的研究边界，为政策优化与区域绿色转型提供了经验支持。

【关键字】“无废城市”试点；绿色技术创新；高耗能企业；空间溢出效应；双重机器学习
【中图分类号】X321；X52；F123.9　　【文章编号】1674-6252（2025）05-0130-14
【文献标识码】A　　【DOI】10.16868/j.cnki.1674-6252.2025.05.130

引言

随着中国经济由高速增长迈向高质量发展，传统依赖高投入、高消耗和高排放的线性代谢模式难以为继，工业固体废物的持续累积及处置困境已成为我国绿色转型亟待破解的核心瓶颈[1]。习近平总书记在党的二十大报告中明确提出，要深入践行创新、协调、绿色、开放、共享的新发展理念，以推进资源节约和污染治理协同并举为导向，加快形成绿色生产生活方式，全面推动美丽中国建设。在这一战略框架下，固废治理已从单纯的技术环节上升为引导绿色转型的制度关键，并在高质量发展评价体系中占据核心地位。2018年国务院印发《“无废城市”建设试点工作方案》，标志着我国固废治理由政策倡导走向制度化探索，并在国家层面确立以减量化、资源化、无害化为核心的全流程治理思路，推动固废治理体系向系统化、集成化方向加速演进。2019年，生态环境部等18个部委联合确定深圳、重庆、杭州、厦门等11个城市为首批“无废城市”建设试点，以期在全流程监管、末端资源回收与政策协同方面率先破题，引导城市逐步迈

资助项目：国家自然科学基金青年项目“高管社交媒体互动与资本市场定价效率：基于自然语言处理技术”（72302221）；浙江省自然科学基金资助项目“基于信号博弈的企业家社交媒体披露与投资者信息搜集行为研究”（LQ22G020001）；浙江省高校重大人文社科攻关计划项目“基于模式识别技术的高管社交媒体‘发声’与资本市场定价效率研究”（2023QN113）；浙江省软科学研究计划项目“新质生产力提质赋能浙江省海洋产业链韧性的理论机制与实现路径”（2025C35086）。
作者简介：张潇（1993—），女，博士，讲师，硕士生导师，研究方向为产业经济与绿色创新，E-mail: zhangxiao@zwu.edu.cn。
* 责任作者：孙彤（1990—），女，博士，副教授，硕士生导师，研究方向为企业经济，E-mail: suntong@zwu.edu.cn。

向"无废"发展轨道。作为固废全生命周期管理的复合型治理机制，"无废城市"试点不仅重塑了城市发展模式，也对企业资源配置与生产方式转型提出了更高要求，成为推动绿色转型的重要制度抓手[2]。

作为资源消耗与污染排放的主要源头，企业在绿色转型中承担着重要责任，其中高耗能企业尤为典型。高耗能企业长期依赖能源密集型技术路径，因工艺惯性、资本沉没成本与组织惯例而陷入"路径锁定"[3]。在排放约束趋严与要素成本升高的双重压力下，这类企业面临处置能力不足、回收体系滞后与合规成本上升等多重掣肘[4]，使融资约束与转型瓶颈愈发凸显，也因此被视为固废治理的焦点与难点。在此背景下，"无废城市"试点政策作为聚焦固废治理的系统性环境规制工具适时提出。该政策通过严格的规制标准与激励性工具，一方面缓解企业融资约束，另一方面引导生产流程再造与资源配置优化，从而在制度层面推动企业绿色转型[5]。与此同时，这类企业依托资源集聚、产业链整合优势及龙头企业的研发投入，亦具备推动循环利用、绿色技术研发与跨界协同创新的潜力[6,7]。由此，高耗能企业的响应不仅决定"无废城市"政策的实施绩效，也关系到企业绿色转型的方向与强度。

然而，高耗能企业在政策冲击下能否凭借资源基础与技术条件作出有效创新响应，尚未得到系统性检验。更为关键的是，政策压力究竟是驱动企业采取被动合规式权宜适应，还是能够激励其主动转向探索式绿色创新，并由此实现从被动规避到主动超越的技术突破，仍有待深入探讨。这直接导向一个尚未充分解答的核心研究议题：在"无废城市"政策规制压力下，高耗能企业如何实现从"应对合规"向"技术突破"的跃迁，以及其相应的策略逻辑亟待深入探讨。厘清企业究竟是陷于被动合规，还是能够借助政策力量实现主动创新，不仅有助于揭示微观层面战略转型的内在逻辑，也为环境规制政策的精准优化提供重要的理论支撑与实践启示。

现有关于"无废城市"试点政策的研究主要集中于政策的实施效果评估及提升路径探讨，涵盖试点政策的碳减排绩效量化、循环碳经济导向的政策组合及试点城市的多指标遴选与评估[8–10]。围绕环境政策与企业绿色技术创新关系的研究表明，开放型环境政策能够显著促进企业实质性绿色创新，但其作用因行业特征、融资约束和外部关注度而存在差异[11]。同时，环境规制升级虽加大了企业融资压力并提升了违约风险，但绿色技术创新在其中发挥了重要的风险缓释和绩效稳定作用[12]。据此，以固废全生命周期治理与先进适用技术为核心的"无废城市"，与以排放强度管控为导向的传统政策在激励机制与合规成本约束上存在本质差异。

进一步研究指出，企业绿色创新的方向与效率往往并非完全内生，而是受到技术趋势、市场压力与监管要求等多重外部因素的共同驱动，且这一影响在国有企业与重污染企业中尤为突出[5,13]。而在企业内部层面，治理机制与 ESG 绩效等制度性因素亦对绿色创新绩效产生显著影响，公司治理失效会抑制绿色专利产出[14]，而良好的 ESG 表现可通过提升企业绿色创新能力与战略执行水平，进一步推动绿色转型进程[15,16]。

已有研究为理解环境规制政策对企业绿色创新的影响提供了重要基础，但在特定研究对象的界定、绿色创新的测度以及政策效应评估工具等方面仍存在明显不足。其一，现有研究多聚焦于政策对区域或城市宏观绩效的评估[7]，或在微观层面仅关注所有制类型等泛化的企业创新特征[6]，而对规制压力最为敏感的高耗能企业的创新响应机制缺乏精准识别。其二，绿色创新的测度维度相对单一，普遍以企业绿色发明专利总量作为代理指标[17]，缺乏对探索式与利用式绿色创新的区分，难以有效识别不同创新模式在政策驱动下的差异化表现与内在机制。其三，现有研究在方法上尚未引入更精细化的政策评估工具，对政策空间溢出效应的实证检验亦相对不足。鉴于以上研究尚存显著不足，本文以 2019 年首批确定的"无废城市"试点为切入点，将其视为一项外生且可识别的环境规制政策干预，评估其对高耗能企业绿色创新的影响。同时，结合《关于构建市场导向的绿色技术创新体系的指导意见》和《"十四五"时期"无废城市"建设工作方案》等政策文件对绿色转型与技术升级的目标要求与路径规划，本研究引入探索式与利用式绿色创

新的双维度框架，采用双重机器学习方法（Double Machine Learning，DML）识别“无废城市”政策影响企业绿色创新的因果机制，并进一步检验其作用机制与空间溢出效应，力求在理论逻辑、测度维度与评估策略上突破既有研究的局限。本文的边际贡献如下：

第一，研究对象回应了绿色转型中的关键微观主体。既有文献多停留在宏观层面或全样本分析，难以揭示政策对重点企业群体的差异化影响。本文以高耗能企业作为分析对象，该类企业不仅在资源消耗和污染排放中占据核心地位，也是“无废城市”政策最直接的约束对象。通过聚焦这一主体，本研究不仅深化了环境规制文献对“绿色政策如何作用于高污染、高能耗企业”的微观机制理解，也为识别政策在重点企业群体中的创新效应提供了新的实证依据。

第二，引入创新类型划分视角，拓展了绿色创新维度。现有研究通常将绿色创新简化为单一维度的数量性指标，难以揭示企业在不同创新路径上的战略差异。本文借鉴 March[18] 提出的“探索式—利用式”创新理论框架，将绿色创新划分为探索与利用两个维度，分别对应突破性技术探索与成熟技术深化利用的差异化策略。该视角不仅揭示了“无废城市”政策如何通过外部规制影响企业在不同创新路径上的响应机制，也为理解企业在政策压力下的战略调整与能力重构提供了新证据。

第三，拓展空间外部性视角，揭示试点政策在区域尺度上的溢出效应与传导路径。现有文献多关注政策的本地直接效应，本文则进一步考察了“无废城市”试点对毗邻地区高耗能企业绿色创新的空间溢出效应及其区域异质性，深化了环境政策外部性与区域协同的理论讨论，对完善城市群与都市圈的跨区域绿色治理具有重要启示。

第四，方法上引入双重机器学习，提升政策效应识别的科学性与稳健性。针对绿色政策研究中普遍存在的样本选择偏误、变量选择不当及非线性干扰问题，本文采用双重机器学习方法，融合数据驱动的变量筛选与半参数估计的优势，实现对政策效应的稳健识别与异质性分析。这一方法不仅提高了政策评估的解释力与稳健性，也为环境规制研究在处理高维政策背景下的因果推断提供了新的技术范式。

1 理论分析与研究假设

1.1 “无废城市”试点政策对高耗能企业绿色创新的影响

资源基础理论（Resource-Based View，RBV）指出，企业竞争优势根植于其所拥有的稀缺、难以模仿且能够持续创造价值的资源与能力 [19]。对于高耗能企业而言，绿色技术创新不仅是技术迭代，更体现为对绿色资源要素的重组与整合。外部制度环境的变革，尤其是具有环境属性的公共政策，往往通过约束与激励的双重机制改变企业资源配置方式，从而影响创新行为 [20]。“无废城市”试点作为一种复合型环境制度安排，强化了企业在资源节约与固废治理方面的制度约束。一方面以严格的治理要求倒逼企业优化既有资源结构，提升能源效率与废弃物减量 [21]；另一方面政府通过财政补贴与绿色金融等方式释放绿色激励信号，降低企业绿色转型的进入门槛，增强企业获取绿色资源的可及性，构成了创新所需的重要外部制度资源 [16]。因此，企业绿色创新既体现为对外部制度压力的响应，也表现为对内部资源的重组与能力再造。具体到绿色创新的类型差异：

探索式绿色创新侧重前沿技术、工艺及新兴路径的开发，这些资源因难以模仿而成为企业竞争优势的基础。面对“无废城市”政策带来的严格排放约束与社会责任压力，高耗能企业被迫打破既有路径依赖，加大对突破性绿色技术的研发投入，以寻求污染减量与资源循环利用的前沿解决方案 [22]。同时，企业通过政府补贴和绿色示范项目等外部制度资源，既降低了探索式创新的资源壁垒，也缓解了其持续投入过程中的边际成本，使企业能够实现由被动合规向主动创新的转变 [23]。据此，本文提出假设 H1a：

H1a：“无废城市”试点政策显著促进高耗能企业的探索式绿色技术创新。

相较于探索式创新，利用式绿色技术创新更侧重在既有技术和流程基础上的渐进式优化，其特点是风险较低、实施周期较短、对新增资源需求相对有限。结合 RBV 与 Oliver[24] 的研究可知，企业在

面临规制压力时通常优先通过存量资源进行再部署，在既有能力框架内寻求快速可行的调整路径，以在控制成本的同时满足合规要求。在“无废城市”情境中，高耗能企业多采取技术改良、工艺优化及废弃物回收体系完善等手段，在既有技术路径内推进利用式绿色技术创新，以渐进式策略实现成本约束下的合规性提升。据此提出假设 H1b：

H1b：“无废城市”试点政策显著促进高耗能企业的利用式绿色技术创新。

外部制度作为情境变量，主要通过改变资源的价值性与组织化利用作用于企业创新 [17]。从制度设计逻辑看，“无废城市”试点的规制压力与资源配置高度集中于高污染、高耗能行业，这类企业在政策约束与资源嵌入的双重作用下，更容易触发资源再整合，形成更强的绿色创新驱动力；而非高耗能企业因面临的规制约束较弱、政策性资源获取不足，其资源基础难以被有效激活，创新响应因此相对较弱。据此提出假设 H2：

H2：“无废城市”试点政策对非高耗能企业绿色技术创新的促进作用弱于高耗能企业。

1.2 “无废城市”试点政策对高耗能企业绿色技术创新的作用机制

在“无废城市”制度框架下，高耗能企业绿色技术创新的驱动机制可归纳为外部资源嵌入与内部资源重构两个核心维度。

第一，政府创新补贴强化企业绿色创新的外部资源基础。根据《“无废城市”建设试点工作方案》，各地政府需制定配套激励措施，通过专项研发补贴、绿色信贷和税收优惠引导企业开展固废减量与循环利用技术开发。对于高耗能企业而言，该政策在提高环保合规要求的同时，显著降低绿色创新的资金成本和风险溢价，从而缓解研发融资约束 [7]。鉴于绿色创新在高耗能部门普遍呈现高投入、高不确定性特征，外部财政性资源的注入不仅提升了企业的研发意愿，也增强了其获取稀缺技术要素的能力 [25]。结合 RBV 逻辑，外部资源的有效嵌入可催化企业动态能力的形成，提升其在制度压力下的技术响应速度与创新转化效率 [26]。据此本文提出假设 H3：

H3：“无废城市”试点政策可通过增强政府创新补贴支持，显著促进高耗能企业绿色技术创新。

第二，资源配置效率的提升构成企业绿色创新的内生驱动力。RBV 指出，企业在外部压力下会通过内部资源再配置与组织结构优化来增强适应性。“无废城市”政策严格的固废治理绩效考核与监管约束，迫使高耗能企业加快在源头减量、过程回收与末端处置等环节的技术升级，并构建以减量化、资源化和可追溯管理为核心的绿色运作模式。企业在提升固废全生命周期利用效率过程中实现资源的再配置，将节约下的要素投入绿色研发，进而形成持续的内生创新动力。此外，企业为确保生产连续性与合规稳定性，也倾向于将绿色创新由被动合规转化为规模化与常态化的主动实践 [27]。据此本文提出假设 H4：

H4：“无废城市”试点政策可通过优化企业资源配置效率，内生推动高耗能企业绿色技术创新。

1.3 “无废城市”试点政策对高耗能企业绿色技术创新的空间溢出效应

环境政策虽在试点地区直接实施，但其效应常突破地域边界，通过示范扩散、制度信号与产业链联动机制在空间尺度上传导 [28]，使企业创新嵌入区域知识与产业网络，进而在邻近地区形成溢出效应 [29]。具体到“无废城市”情境，其空间溢出机制主要体现为以下方面：其一，试点城市在实践中形成的技术突破与经验，会通过示范效应和知识扩散传导至邻近地区，从而降低其绿色研发的不确定性与试错成本。其二，固废绩效考核与全流程追溯制度的跨区域传递强化了非试点城市企业的合规预期，企业为规避未来制度风险，往往提前布局绿色创新以保持市场竞争力。其三，试点地区企业在绿色技术创新过程中积累的成本优势与品牌效应，会沿着产业链向上下游和周边企业传导，推动其加速绿色转型并形成市场竞争驱动下的外溢创新响应 [30]。由此提出假设 H5：

H5：“无废城市”试点政策对毗邻地区高耗能企业绿色技术创新具有空间溢出效应。

2 模型构建、变量选取与数据来源

2.1 模型构建

2.1.1 基准回归模型构建

当前，政策效应评估中仍广泛采用双重差分等经典计量模型，然而这些传统方法在应用中存在一定局限。其一，模型设定可能存在偏差，且线性假设往往对现实数据的适应性较差，尤其是在平行趋势假设难以满足时，直接使用该模型可能导致估计结果的偏误。其二，传统模型较难有效应对混淆因素的形式不确定性、维度诅咒、正则化偏差等问题，且过于侧重一致性假设，未能充分考虑其他潜在影响。为了解决这些问题，Chernozhukov 等 [31] 提出了双重机器学习方法（Double Machine Learning，DML），其核心思想是结合 Neyman 正交条件与交叉拟合，以降低第一阶段预测误差对因果效应估计的影响。DML 作为一种半参数因果估计方法，具有一致性、渐进正态性和有效性，能够在更少的假设前提下提供更为可靠的因果效应估计。具体操作上，本文采用 K 折交叉拟合（K=5），在训练集与验证集之间交替进行残差化与外样本预测，以降低过拟合并提升估计精度；在学习器选择上，本文以随机森林为基准算法，以充分刻画企业绿色创新的非线性特征与复杂交互，同时辅以套索回归（LassoCV）、梯度提升（Gradient Boosting）和神经网络（Neural Network）作为补充学习器，以确保估计结果的稳健性；在模型设定方面，本文主分析采用部分线性双重机器学习，用于识别政策变量的线性效应及控制变量的非参数函数关系。同时，考虑到企业绿色创新可能存在更复杂的作用机制，本文亦引入交互式双重机器学习作为潜在替代，以放宽政策变量与控制变量的设定限制，并允许二者产生交互，从而增强模型的灵活性与适配性。

首先构建部分线性双重机器学习模型如下：

$$\text{Innovation}_{i,t}=\theta(\text{pilot}\cdot\text{post})_{i,t}+g(X_{i,t})+U_{i,t},\quad E\left[U_{i,t}\mid(\text{pilot}\cdot\text{post})_{i,t},X_{i,t}\right]=0 \tag{1}$$

其中，i 为企业，t 为年份；$\text{Innovation}_{i,t}$ 为被解释变量，表示企业绿色创新水平；虚拟变量 pilot 表示是否属于试点组，*post* 表示是否在试点政策实施之后；$(\text{pilot}\cdot\text{post})_{i,t}$ 为解释变量，表示“无废城市”试点政策，$(\text{pilot}\cdot\text{post})_{i,t}\in\{0,1\}$；$\theta$ 为解释变量的估计系数，用于评估该试点政策能否提高企业绿色创新水平；$X_{i,t}$ 为多维控制变量集合；$g(X_{i,t})$ 具体函数形式及其估计量 $\hat{g}(X_{i,t})$ 需要通过机器学习模型获得；$U_{i,t}$ 为误差值，其条件均值为 0。

需要注意的是，在具体参数估计过程中，$(\text{pilot}\cdot\text{post})_{i,t}$ 的系数估计量 $\hat{\theta}$ 在机器学习模型引入正则项降维后方差缩小，但 $\hat{g}(X_{i,t})$ 却存在正则化偏误，其典型特征是 $\hat{g}(X_{i,t})$ 向 $g(X_{i,t})$ 的收敛过程相对缓慢。为使处置系数估计量满足无偏性，需要构造辅助方程（2）：

$$(\text{pilot}\cdot\text{post})_{i,t}=m(X_{i,t})+V_{i,t},\quad E(V_{i,t}\mid X_{i,t})=0 \tag{2}$$

式（2）中，需要采用机器学习模型对 $m(X_{i,t})$ 进行估计，以获得该函数估计量 $\hat{m}(X_{i,t})$，再对残差 $V_{i,t}$ 进行估计，如式（3）所示：

$$\hat{V}_{i,t}=(\text{pilot}\cdot\text{post})_{i,t}-\hat{m}(X_{i,t}) \tag{3}$$

此时，可将 $\hat{V}_{i,t}$ 作为 $(\text{pilot}\cdot\text{post})_{i,t}$ 的工具变量，通过机器学习算法估计出 $\hat{g}(X_{i,t})$ 和 $\hat{\theta}$，获得无偏的系数估计量如式（4）所示：

$$\hat{\theta}=\left[\frac{1}{n}\sum_{i\in I}\sum_{t\in T}\hat{V}_{i,t}(\text{pilot}\cdot\text{post})_{i,t}\right]^{-1}\times\frac{1}{n}\sum_{i\in I}\sum_{t\in T}\hat{V}_{i,t}\left[\text{Innovation}_{i,t+1}-\hat{g}(X_{i,t})\right] \tag{4}$$

式（4）中，n 为样本总量。

2.1.2 基于双重机器学习的机制检验模型

参考 Ling 等 [32] 和 Chang[33] 的研究，本文构建了基于 DML 的中介效应识别框架。

$$\text{Innovation}_{i,t}=\alpha(\text{pilot}\cdot\text{post})_{i,t}+g(X_{it})+U_{i,t},\quad E\left[U_{i,t}\mid(\text{pilot}\cdot\text{post})_{i,t},X_{i,t}\right]=0 \tag{5}$$

$$M_{i,t}=\beta(\text{pilot}\cdot\text{post})_{i,t}+g(X_{i,t})+U_{i,t},\quad E\left[U_{i,t}\mid(\text{pilot}\cdot\text{post})_{i,t},X_{i,t}\right]=0 \tag{6}$$

其中，式（5）用以检验 $(\text{pilot}\cdot\text{post})_{i,t}$

对企业绿色创新的总效应，式（6）用以估计（pilot·post)$_{i,t}$对中介变量$M_{i,t}$的影响效应。其余变量与式（1）和（2）含义相同。

2.2 变量选取

2.2.1 被解释变量

被解释变量：企业绿色创新水平。具体处理上，以绿色发明专利申请数量衡量企业的探索式创新能力（EInvPat），并以绿色实用新型专利申请数量反映企业的利用式创新水平（EUtyPat）。为消除零值对计量结果的干扰，所有专利指标均在加1基础上取对数处理。

2.2.2 解释变量

解释变量：“无废城市”试点政策（pilot·post)$_{i,t}$。本文将注册地位于“无废城市”试点范围的高耗能企业定义为处理组，其余企业为对照组。虚拟变量pilot取值规则为：处理组=1，对照组=0；post表示某城市入选年及以后为1，否则为0，未入选城市始终为0。二者交互项（pilot·post)$_{i,t}$的估计系数用于识别试点政策对高耗能企业绿色技术创新的净效应。

2.2.3 机制变量

资源配置效率（ResEff）：本文采用Richardson[34]的方法估计合理投资，据此计算过度投资，并以其相反数度量资源配置效率，数值越大代表效率越高。政府创新补贴（GovSub）：通过企业当期会计年度获得的政府实际创新补贴数额取对数来测度。

2.2.4 控制变量

为提高研究的准确性，本文参考Amore等[14]和Dong等[35]的文献，在模型中设置了如下控制变量：企业规模（Size）、企业年龄（Age）、资产负债率（Lev）、资产报酬率（Roa）、固定资产比例（Fa）、股权集中度（Top10）、现金流水平（Cfo）、托宾Q值（TobinQ）。

2.3 数据来源与描述性统计

参考赵玉珍[36]的研究，本文以2015—2023年中国沪深A股六大高耗能行业的上市企业为研究对象，构建面板数据样本，并在样本筛选中采取以下处理：①排除金融行业企业；②去除ST、*ST及存在严重数据缺失的样本。企业专利数据来源于国家知识产权局，企业及行业财务数据取自国泰安数据库，区域层面数据来自《中国统计年鉴》与《中国城市统计年鉴》。依据“国际专利分类绿色清单”，本文将绿色发明专利和绿色实用新型专利加以区分，以刻画企业绿色创新活动。考虑到在有限样本下增加特征维度可提升双重机器学习模型的预测精度，控制变量引入一次项及二次项。所有比率型变量统一以小数报告，并对连续变量按1%分位数进行缩尾处理，具体变量定义详见表1，表2呈现描

表1　变量定义表

变量类型	变量	变量含义	计算方法
被解释变量	EInvPat	探索式绿色创新	绿色发明专利申请量加1取对数
	EUtyPat	利用式绿色创新	绿色实用新型专利申请量加1取对数
解释变量	pilot·post	试点政策虚拟变量	pilot，试点地区内企业取值为1，否则取值为0；post，某城市入选年及以后为1，否则为0，未入选城市始终为0
机制变量	ResEff	资源配置效率	按本年度合理投资计算过度投资并取其相反数，数值越大代表配置效率越高
	GovSub	政府创新补贴	政府实际创新补贴数额取对数
控制变量	Age	企业年龄	公司上市年限
	Size	企业规模	总资产取对数
	Lev	资产负债率	总负债/总资产
	Fa	固定资产比例	固定资产净额除以总资产衡量
	Roa	资产报酬率	企业净利润与总资产之比
	TobinQ	托宾Q值	市场价值与资产重置成本之比
	Top10	股权集中度	股权集中度用前十大股东占比衡量
	Cfo	现金流比例	经营活动产生的现金流量净额/总资产

述性统计结果。

3 实证结果分析

3.1 基准回归结果

基准回归采用递进回归策略，回归结果如表 3 所示。为剔除其他因素对回归结果的干扰，列（1）和列（3）添加控制变量一次项，其中，列（1）pilot・post 估计系数为 0.073，在 5% 的显著性水平上显著为正，表明“无废城市”试点政策提升了高耗能企业的探索式绿色创新水平；列（3）pilot・post 估计系数为 0.053，且在 5% 的显著性水平上显著为正，说明该项试点政策对高耗能企业的利用式绿色创新产生正向促进作用。列（2）和列（4）添加控制变量的二次项，仍在 5% 水平上显著为正，系数分别为 0.072 和 0.049，变动幅度不大。在被解释变量取对数口径下，系数 0.049～0.073 对应 5.5%～7.6% 的提升。究其原因，“无废城市”试点作为一项具有强制性的环境规制政策，旨在推动企业减少固废排放、强化资源回收与循环利用机制。一方面，企业在响应政策过程中需开发新技术、布局绿色赛道，以实现资源利用效率的突破，进而激发了探索式创新；另一方面，政策对废弃物处理与再利用的明确要求，也推动企业在现有技术基础上进行流程优化和管理升级，提升利用式创新水平。由此，“无废城市”政策在倒逼机制与引导效应的双重作用下，强化了企业的绿色技术积累与创新能力，为实现高质量发展奠定基础，验证了假说 H1a 和 H1b。

表2　描述性统计

变量	Obs	Mean	Std.dev.	Min	Max
EInvPat	4 597	0.728	1.053	0.000	7.124
EUtyPat	4 597	0.744	1.001	0.000	6.425
pilot・post	4 597	0.286	0.452	0.000	1.000
Age	4 597	12.920	8.357	1.000	32.000
Size	4 597	13.320	1.438	9.160	17.860
Lev	4 597	0.436	0.214	0.013	0.849
Fa	4 597	0.321	0.178	0.014	0.754
Roa	4 597	0.032	0.010	−0.032	0.074
TobinQ	4 597	1.162	0.264	0.218	1.492
Top10	4 597	37.150	5.279	16.670	66.670
Cfo	4 597	0.125	0.108	−0.142	0.778

表3　基准回归结果

变量	（1）	（2）	（3）	（4）	（5）	（6）
	EInvPat		EUtyPat		EInvPat	EUtyPat
pilot・post	0.073** （2.44）	0.072** （2.41）	0.053** （2.15）	0.049** （2.09）	0.129* （1.99）	0.099* （1.87）
Observations	4 597	4 597	4 597	4 597	21 379	21 379
控制变量一次项	是	是	是	是	是	是
控制变量二次项	否	是	否	是	是	是
时间固定效应	是	是	是	是	是	是
企业固定效应	是	是	是	是	是	是

注：*、**、*** 分别表示在 10%、5%、1% 的水平下显著，括号内为 *t* 值。余表同。

表 3 列（5）和列（6）将样本扩展至非高耗能上市公司（2015—2023 年），回归结果显示“无废城市”试点对非高耗能企业的绿色技术创新作用，pilot・post 估计系数分别为 0.129 和 0.099，在 10% 水平上显著为正，表明试点政策对非高耗能企业的带动效应相对有限。这与政策更聚焦于高耗能行业的制度定位一致，即试点政策在制度设计上针对能源消耗与固废排放强度高的行业，激励强度和约束压力更大，促使其通过绿色创新实现合规与降本目标，绿色创新响应高于非高耗能企业，假说 H2 得到验证。

3.2 平行趋势检验

双重差分法要求处理组和控制组满足平行趋势假设，以确保估计量的无偏性。具体而言，以“无废城市”试点政策为外生冲击，处理组为位于试点城市的高耗能企业，控制组为非试点城市的同类企业，被解释变量为企业探索式绿色创新水平和利用式绿色创新水平，这意味着在政策实施前，两组企业在创新水平上不应存在显著差异。这一假设的核

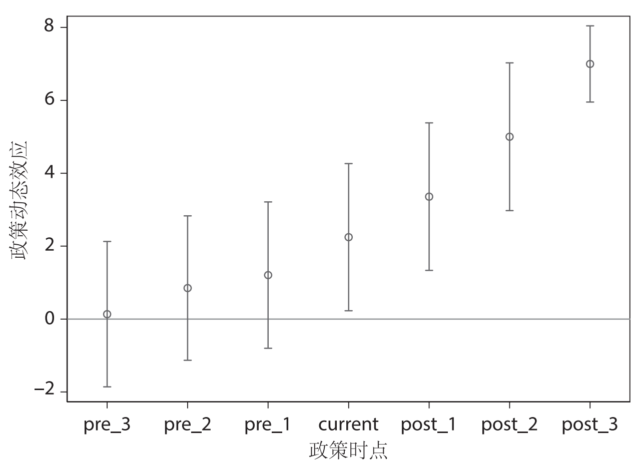
心目的在于确保后续观测到的组间差异，主要归因于该政策本身，而非源自政策实施前已存在的其他趋势或变量。参考 Beck 等[37]的做法，设定如下模型进行平行趋势检验：

$$\begin{aligned}\text{Innovation}_{i,t} = &\lambda_{i,t} + \theta_1(\text{pilot}\cdot\text{post})_{i,(t-3)} \\ &+\theta_2(\text{pilot}\cdot\text{post})_{i,(t-2)} \\ &+\theta_4(\text{pilot}\cdot\text{post})_{i,t} \\ &+\cdots+\theta_7(\text{pilot}\cdot\text{post})_{i,(t+3)} \\ &+\sum\beta X_{i,t}+\gamma_t+\varepsilon_{i,t}\end{aligned} \tag{7}$$

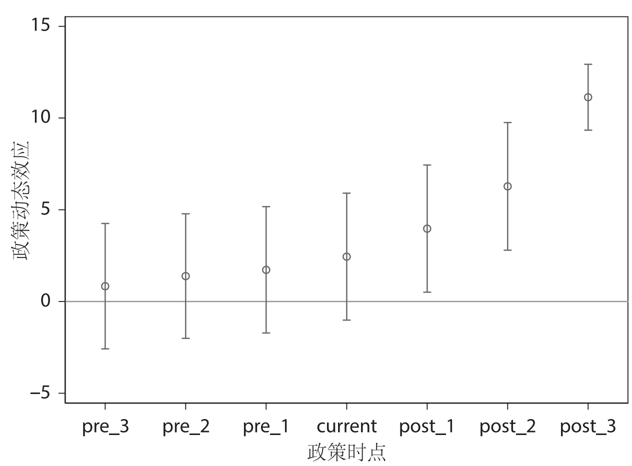
式（7）中，$(\text{pilot}\cdot\text{post})_{i,(t\pm n)}$ 分别是试点政策建设在 i 地区施行前后 n 年的虚拟变量（以政策推行当期为界）。若 $(\text{pilot}\cdot\text{post})_{i,(t-n)}$ 不显著，则说明政策施行前，实验组和对照组具有平行趋势；若 $(\text{pilot}\cdot\text{post})_{i,(t+n)}$ 显著，说明试点建设发挥良好的政策效应。平行趋势检验的结果如图 1 所示，其中 pre_3、pre_2 和 pre_1 表示政策实施前三年，current 表示政策实施当年，而 post_1、post_2 和 post_3 表示政策实施后的三年。带圆点的线是 95% 的置信区间，如果该系数的置信区间不包括 0，则表示该系数显著。从图 1 中的平行趋势测试可知，在政策实施前，实验组和对照组的系数不显著，说明实验组和对照组的样本符合共同趋势，具有可比性。转折点出现在政策落地年度，自此之后，无论是左边的企业探索式绿色创新水平，还是右边的利用式绿色创新水平都开始显露出分道扬镳的迹象，并在滞后期保持稳健。这一结果无疑为平行趋势的假定提供了强有力的佐证，表明“无废城市”试点显著提升了高耗能企业的绿色创新水平，并具有持续性效应。

3.3 稳健性检验

为了验证基准回归结果的稳健性，本文从以下四个维度展开检验：①调整样本分割比例，本文将双重机器学习模型样本分割比例由原先 1∶5 调整为 1∶3 和 1∶7，以此重新估计参数，结果如表 4 第（1）~（4）列所示，pilot · post 核心估计系数均在 1% 水平上显著为正，验证了本文研究结论的稳健性。②替换模型，将部分线性双重机器学习方法改为更通用的交互式双重机器学习模型，以降低模型设定偏误，具体回归结果如表 4 第（5）~（6）列所示，在更换双重机器学习模型后“无废城市”试点对高耗能企业绿色创新水平增长的影响在 1% 的水平上显著为正，原结论依然成立。③更换算法，将初始采用的随机森林方法依次替换为套索回归（LassoCV）、梯度提升（Gradient Boosting）及神经网络（Neural Network），以此重新估计参数。检验结果如表 5 所示，表 5 结果与前文主回归结果基本一致，表明本文研究结论具有稳健性。④排除并行政策干扰，本文还需考虑的一种潜在质疑在于，在评估“无废城市”试点对高耗能企业绿色创新的政策效应时，需关注同期其他环境政策可能带来的干扰。为保证估计结果的准确性，本文在稳健性检验中引入了两项并行政策作为控制变量：一是 2010 年启动的“低碳城市”试点（Low-Carbon



（a）探索式绿色创新



（b）利用式绿色创新

图 1　平行趋势检验结果

表 4　改变样本分割比例和替换模型

变量	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
	EInvPat		EUtyPat		EInvPat	EUtyPat
	改变分割比例				交互式模型	
	1:3	1:7	1:3	1:7		
pilot・post	0.099*** (3.86)	0.091*** (3.56)	0.074*** (2.84)	0.073*** (2.80)	0.104*** (3.43)	0.119*** (3.97)
Observations	4 597	4 597	4 597	4 597	4 597	4 597
控制变量一次项	是	是	是	是	是	是
控制变量二次项	是	是	是	是	是	是
时间固定效应	是	是	是	是	是	是
企业固定效应	是	是	是	是	是	是

表 5　更换机器学习算法

变量	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
	EInvPat			EUtyPat		
	LassoCV	Gradient Boosting	Neural Network	LassoCV	Gradient Boosting	Neural Network
pilot・post	0.100*** (3.95)	0.095*** (3.72)	0.048* (1.91)	0.079*** (2.64)	0.086*** (3.28)	0.055** (1.97)
Observations	4 597	4 597	4 597	4 597	4 597	4 597
控制变量一次项	是	是	是	是	是	是
控制变量二次项	是	是	是	是	是	是
时间固定效应	是	是	是	是	是	是
企业固定效应	是	是	是	是	是	是

表 6　并行政策排除

变量	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
	EInvPat			EUtyPat		
pilot・post	0.070** (2.02)	0.078** (2.23)	0.069** (2.01)	0.052** (2.20)	0.044** (2.03)	0.050** (2.17)
低碳城市试点政策	是		是	是		是
碳排放权交易政策		是	是		是	是
Observations	4 597	4 597	4 597	4 597	4 597	4 597
控制变量一次项	是	是	是	是	是	是
控制变量二次项	是	是	是	是	是	是
时间固定效应	是	是	是	是	是	是
企业固定效应	是	是	是	是	是	是

Pilot，LCP），二是自 2013 年推行的“碳排放权交易”制度（Emission Trading System，ETS），据此构建相应的政策虚拟变量并纳入回归分析。具体回归结果详见表 6，在控制并行政策效应后，pilot・post 的核心估计系数依然显著为正，“无废城市”试点对企业绿色创新的促进作用稳健存在，并非其他同期政策所致。无论是样本比例调整、算法替换、模型变更还是排除并行政策干扰后，“无废城市”试点政策都能够显著提升高耗能企业的绿色创新水平，核心结论依然稳健。

3.4 基于双重机器学习的中介路径检验

为检验“无废城市”试点政策通过外部资源支持与内部资源效率重组提升企业绿色创新的作用机制，本文选取政府创新补贴（GovSub）与资源配置效率（ResEff）作为中介变量，并在实证分析中引入其滞后一期，以缓解可能存在的同时性偏误。表 7 第（1）列结果表明，政策交互项 pilot・post 对高耗能企业探索式绿色创新的影响显著为正，系数为 0.111，且在 1% 水平上显著；第（2）列结果显示，pilot・post 对利用式绿色创新同样具有显著正向作用，系数为 0.084，且在 1% 水平上显著。在被解释变量取对数口径下，系数 0.11～0.14 对应的增幅为 12%～15%。这意味着，政府创新补贴在试点政策影响企业绿色创新过程中发挥了部分通道作用，即政策通过强化补贴支持缓解了企业在绿色创新中的资源约束，从而验证了假设 H3。此外，检验资源配置效率的机制通道结果如表 7 中第（3）和第（4）列所示，政策变量 pilot・post 的系数分别为 0.138 和 0.106，均在 1% 水平上显著为正，进一步表明“无废城市”政策促使企业通过资源内部优化与流程再造提高整体运作效率，释放绿色创新潜能，内部驱动机制 H4 亦得到验证。综上，检验结果揭示了政策作用机

表7　机制检验结果

变量	(1)	(2)	(3)	(4)
	机制通道下的绿色创新响应			
	EInvPat	EUtyPat	EInvPat	EUtyPat
pilot・post	0.111*** (3.85)	0.084*** (2.84)	0.138*** (4.19)	0.106*** (3.68)
Observations	4597	4597	4597	4597
控制变量一次项	是	是	是	是
控制变量二次项	是	是	是	是
时间固定效应	是	是	是	是
企业固定效应	是	是	是	是

制的差异性：外部补贴机制主要通过缓解资金约束强化企业探索式绿色创新，并对利用式创新产生一定溢出效应；内部资源配置机制则以效率提升为核心，对企业探索式与利用式绿色创新均发挥了稳健而广泛的促进作用。

4 进一步分析

4.1 异质性分析

4.1.1 地区知识产权保护水平异质性

参考胡凯等[38]的方法，以"技术合同成交额占地区GDP比重"作为衡量区域知识产权保护水平的指标，并基于试点实施前一年（2018年）各省份该指标的中位数，将样本划分为高、低保护强度两组，超过中位数记为1，否则为0。表8展示了分组回归结果：第（1）列与第（3）列中，pilot・post的回归系数分别为0.128与0.095，显著性分别达到1%与5%水平；而第（2）列与第（4）列的系数未通过显著性检验。该结果表明，相比于知识产权保护水平较低的地区，政策在知识产权保护更完善的区域对企业绿色创新的激励作用更强，尤其体现在探索式绿色创新方面。这可能源于在产权制度更健全的市场环境中，企业更倾向于投入高技术含量和创新价值的研发，并主动强化专利权保障[39]。在此背景下，受保护的高质量专利成果不仅强化了企业应对外部政策考核的能力，也更具针对性地服务于固废治理需求，进而有助于推动企业实现可持续发展与长期经济效益的提升。

4.1.2 企业所有制异质性

企业产权属性通常对研发投入和技术创新决策具有重要影响。基于此，本文进一步探讨"无废城市"试点政策在不同所有制企业间的绿色创新效应是否存在差异。表8显示，第（5）列和第（7）列pilot・post系数均显著为正，分别在1%和10%水平上显著，而非国有企业对应系数未通过显著性检验，表明政策效应确实具有产权异质性，相比非国有企业，国有企业在绿色创新方面受到的政策激励更强。一方面，国有企业在区域治理中肩负政策落实与示范职能，长期受政府监管，因而在政策推行后，更可能通过绿色创新来响应治理任务、达成绩效目标。另一方面，国有企业依托资源禀赋优势，相较于其他企业对环保成本压力更具承受力，更倾向于加大绿色技术的自主研发投入。同时表8第（7）列结果显示，试点政策对其利用式绿色创新的促进作用相对较弱，可能源于国有企业为强化环境治理形象，将资源更多投入与固废治理相关的核心技术发明，以履行社会责任、实现可持续经营。

4.1.3 城市资源异质性

根据试点政策的实施要求，本文参考《全国资源型城市可持续发展规划》，将高耗能企业所在地

表8　知识产权保护水平和企业所有制异质性分析结果

变量	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)
	EInvPat		EUtyPat		EInvPat		EUtyPat	
	高知识产权保护水平	低知识产权保护水平	高知识产权保护水平	低知识产权保护水平	国有	非国有	国有	非国有
pilot・post	0.128*** (2.76)	0.052 (1.06)	0.095** (2.23)	−0.058 (−1.17)	0.173*** (5.54)	0.035 (0.74)	0.076* (2.04)	0.014 (0.34)
Observations	2 223	2 374	2 223	2 374	1 868	2 729	1 868	2 729
控制变量一次项	是	是	是	是	是	是	是	是
控制变量二次项	是	是	是	是	是	是	是	是
时间固定效应	是	是	是	是	是	是	是	是
企业固定效应	是	是	是	是	是	是	是	是

划分为资源型与非资源型城市。回归结果见表 9，第（1）列与第（3）列显示，试点政策对非资源型城市企业的探索式和利用式绿色创新具有显著促进作用，而资源型城市的相关系数未达到显著水平。具体而言，探索式绿色创新侧重于绿色技术的原始研发，非资源型城市往往在产业结构多元化、要素资源供给以及政策执行环境完善等方面具有优势，更有利于前沿绿色技术的突破；而利用式绿色创新侧重于现有技术的优化与集成，非资源型城市企业更易将政策导向转化为效率提升路径。相较之下，资源型城市受“路径依赖”影响较强，绿色创新转型受限，难以有效释放政策红利。

表 9　城市资源异质性分析结果

变量	(1)	(2)	(3)	(4)
	EInvPat		EUtyPat	
	非资源型城市	资源型城市	非资源型城市	资源型城市
pilot・post	0.078***	0.052	0.095**	−0.058
	(2.46)	(1.06)	(1.93)	(−1.17)
Observations	1 919	2 678	1 919	2 678
控制变量一次项	是	是	是	是
控制变量二次项	是	是	是	是
时间固定效应	是	是	是	是
企业固定效应	是	是	是	是

4.2 空间溢出效应

4.2.1 空间自相关性检验

在前文实证基础上，本文进一步探讨“无废城市”试点政策是否具有跨区域的辐射与扩散效应，能否通过区域间联动引导毗邻城市企业加速绿色转型。在继续构建空间计量模型前，需检验企业绿色技术创新在空间维度上是否存在相关性。本文以企业所在的地级市为空间单元，基于城市邻接关系构造空间权重矩阵，并采用 Moran’s I 指数对 2015—2023 年沪深 A 股高耗能上市企业绿色技术创新水平进行空间自相关检验。具体地，将企业层面的绿色专利申请情况按地级市—年份聚合，以衡量城市整体的绿色创新表现。

全局 Moran’s I 指数的表达式为：

$$I=\frac{\sum_{i=1}^{n}\sum_{j=1}^{n}W_{ij}\left(x_i-\bar{x}\right)\left(x_j-\bar{x}\right)}{S^2\sum_{i=1}^{n}\sum_{j=1}^{n}W_{ij}} \tag{8}$$

式（8）中，n 为市级数；i 与 j 分别代表某个不同区域；x_i 和 x_j 分别表示绿色技术创新水平在 i 市和 j 市中的观察值；$S^2\sum_{i=1}^{n}\left(x_i-\bar{x}\right)/n$ 为样本方差；W_{ij} 为空间权重矩阵的元素，选用 0～1 权重矩阵进行分析。

检验结果如表 10 所示，2015—2023 年各年度 Moran’s I 指数均为正值，且在 1% 显著性水平下通过检验，表明高耗能企业绿色技术创新在城市层面呈现显著的空间正相关性，城市间绿色创新水平并非相互独立。具体来看，Moran’s I 值呈波动上升趋势，从 2015 年的 0.075 波动上升至 2021 年的 0.079，在 2023 年达到最大值 0.080，空间依赖性呈逐步增强趋势。进一步结合图 2 莫兰散点图发现，绿色创新水平主要呈现“高—高”与“低—低”的空间集聚格局，若仅采用传统面板回归可能导致空间效应遗漏偏误。因此，在后续实证分析中引入空间计量模型，不仅必要，而且能够更准确地识别“无废城市”试点政策对高耗能企业绿色创新的空间溢出效应。

4.2.2 模型适用性检验

空间计量模型形式多样，需要通过模型设定检验以选择最优模型。表 11 的结果显示：① LM 检验均显著拒绝“非空间模型”的原假设，表明同时存在空间滞后效应和空间误差效应，需采用空间计量模型；② LR 与 Wald 检验均拒绝原假设，指向空间杜宾模型（SDM）；③ Hausman 检验拒绝随机

表 10　2015—2023 年绿色技术创新全局 Moran’s I 及其显著性

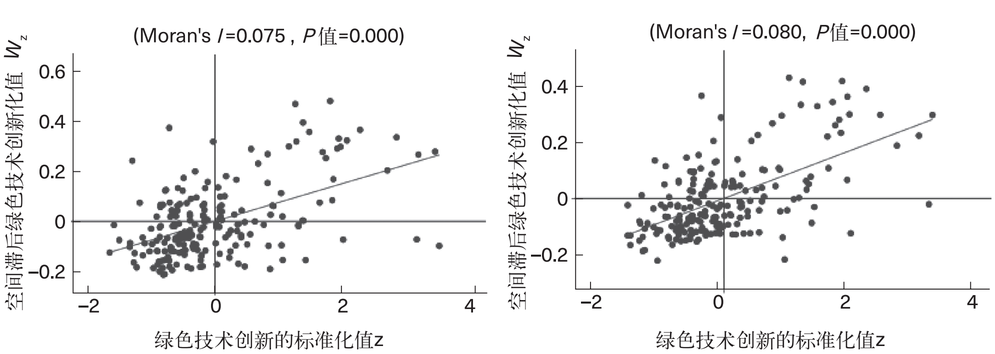
Year	Moran's I	P 值	是否通过 1% 显著性检验	Year	Moran's I	P 值	是否通过 1% 显著性检验
2015	0.075	0.000	是	2020	0.073	0.000	是
2016	0.070	0.000	是	2021	0.079	0.000	是
2017	0.072	0.000	是	2022	0.078	0.000	是
2018	0.075	0.000	是	2023	0.080	0.000	是
2019	0.075	0.000	是				

表 11　空间计量模型适用性检验结果

检验方法	检验	检验值	*P* 值
LM 检验	LM（SAR）	25.324	0.000
	Robust LM（SAR）	23.243	0.000
	LM（SEM）	48.870	0.000
	Robust LM（SEM）	35.314	0.000
Wald 检验	Wald（SAR）	83.510	0.000
	Wald（SEM）	76.435	0.000
LR 检验	LR（SAR）	86.371	0.000
	LR（SEM）	79.167	0.000
Hausman 检验	Hausman（固定效应）	66.630	0.000

表 12　空间效应分解结果

变量	本地效应	邻地效应	总效应
pilot・post	0.090** (2.12)	0.073* (1.69)	0.185*** (3.36)
Age	0.370** (1.98)	0.200* (1.91)	0.570** (1.98)
Size	0.069* (1.46)	0.068* (1.42)	0.051* (1.46)
Lev	−0.179 (−0.29)	−0.213 (−0.33)	−0.133 (−0.21)
Fa	0.266*** (2.92)	0.143*** (2.92)	0.409*** (2.99)
Roa	−0.078*** (−6.85)	−0.067*** (−4.58)	−0.072*** (−6.28)
TobinQ	0.028 (0.87)	0.015 (0.85)	0.044 (0.86)
Top10	0.050*** (4.91)	0.027*** (3.82)	0.077*** (4.68)
Cfo	0.621*** (20.57)	0.339*** (7.00)	0.960*** (16.81)



（a）2015年　　（b）2023年

图 2　2015 年与 2023 年绿色技术创新局部 Moran 散点图

效应假设，应选择固定效应；④进一步的 LR 检验支持双向固定效应设定。综上，本文最终采用双向固定效应的 SDM，以揭示高耗能企业绿色技术创新的空间依赖与区域联动特征。

4.2.3 空间溢出效应结果与分析

在经济空间权重矩阵下，本文采用固定效应空间杜宾模型对假设 H5 进行检验，并将空间效应分解为本地效应与邻地效应。表 12 结果显示，政策变量 pilot · post 的本地效应为 0.090（*t*=2.12，5% 显著），邻地效应为 0.073（*t*=1.69，10% 显著），总效应为 0.185（*t*=3.36，1% 显著），表明政策不仅提升了本地高耗能企业的绿色技术创新水平，也对周边地区产生了正向溢出效应，从而验证了假设 H5。其原因可能在于政策实施后形成了竞争驱动效应和知识扩散效应：一方面，试点政策通过加强本地绿色门槛和融资约束，加剧了企业间的战略互动，从而形成区域竞争驱动效应。邻近地区企业出于规避制度与市场风险的考虑，主动增强绿色技术创新水平，以保持竞争优势[40]；另一方面，试点城市在绿色生产与固废治理中的技术积累通过产业链、示范和人力资本流动等渠道外溢，强化了非试点城市的学习与模仿能力，并推动区域绿色创新认知与制度环境趋同。

5. 研究结论与政策建议

5.1 研究结论

本文围绕“无废城市”试点这一重要制度创新，运用双重机器学习方法系统评估了该政策对企业绿色技术创新的影响效应及其内在机制。研究结果表明：第一，该政策显著提升了试点地区高耗能企业绿色技术创新水平，对探索式创新与利用式创新均发挥了积极促进作用，而对非高耗能企业的影响相对较弱。该主效应在多项稳健性检验下均保持显著，验证了“无废城市”作为新型环境规制工具的政策有效性。第二，机制分析进一步揭示，政策通过外部研发补贴激励与内部资源配置优化两条路径共同发挥作

用。一方面，政府对绿色研发的财政支持有效缓解了企业在绿色转型中的资金约束，提高了绿色研发的投入强度；另一方面，政策倒逼企业在资源使用与生产过程中进行精细化管理，释放更多创新要素流向绿色技术领域，推动绿色技术创新能力的提升。第三，异质性分析表明，政策效果在知识产权保护强度高、企业所有制为国有及位于非资源型城市的企业中更为显著，表明政策效应受制度环境、产权属性与城市类型条件所约束。第四，进一步的拓展性分析发现，试点政策具有明显的空间溢出效应，带动了毗邻城市企业绿色技术创新水平的提升，体现出环境政策在区域联动层面的外部性与示范引导作用。本文基于企业微观数据，识别了“无废城市”政策对高耗能企业“双维”绿色创新的影响，揭示了外部补贴与内部资源重配的作用路径及区域联动效应，为优化“无废城市”政策与完善固废治理体系提供了实证依据。

5.2 政策建议

基于以上结论，本文提出以下政策建议：

第一，将环境规制转化为企业绿色创新的战略契机。研究发现“无废城市”政策显著提升了高耗能企业绿色创新产出，这意味着环境政策并非单纯的成本压力，而是企业改善资源配置、培育竞争优势的重要契机。企业应主动将绿色研发纳入核心战略与绩效考核体系，将外部政策规制要求转化为驱动企业持续创新的内生动力。

第二，企业应精准适配差异化政策导向，切实发挥主体责任。针对“无废城市”政策在不同地区的实施效果具有显著差异这一结论，在资源型城市，高耗能企业应重点推进传统工艺绿色改造，提升存量资产的循环效率；而在低知识产权保护水平地区，企业应积极对接财政补贴政策，推动资源整合与绿色技术的集成应用，提升内生创新能力。企业应通过主动响应本地政策要求，将绿色创新战略与区域发展定位有机结合。

第三，构建区域绿色协同机制，放大政策的空间溢出效应。鉴于我国城市发展呈现集群化、圈层化趋势，建议以都市圈、城市群为单位，推进跨区域绿色治理协同机制建设。可通过共建区域绿色创新示范区，建立绿色产业协同发展平台，鼓励产业链上下游绿色联动等方式，实现政策理念、技术路径与治理模式的跨区域共振，提升绿色转型的系统性与外部性效应。

参考文献

[1] 何凌云 , 祁晓凤 . 环境规制与绿色全要素生产率——来自中国工业企业的证据 [J]. 经济学动态 , 2022(6): 97-114.

[2] 邓玉萍 , 王伦 , 周文杰 . 环境规制促进了绿色创新能力吗？——来自中国的经验证据 [J]. 统计研究 , 2021, 38(7): 76-86.

[3] 陈林 , 陈臻 , 肖倩冰 . 产能过剩与环境规制相机选择——基于正式与非正式环境规制视角 [J]. 中国工业经济 , 2024(3): 62-80.

[4] 郑烨 , 柴金来 , 李真淼 . 环境政策工具促进煤化工企业节能减排绩效的组合路径研究 [J]. 中国环境管理 , 2025, 17(1): 112-124.

[5] 万骁乐 , 毕力文 , 邱鲁连 . 供应链压力、战略柔性与制造企业开放式绿色创新——基于 TOE 框架的组态分析 [J]. 中国软科学 , 2022(10): 99-113.

[6] QIAN Y R, JIANG J F, GUO B N, et al. The impact of “zero-waste city” pilot policy on corporate green transformation: a causal inference based on double machine learning[J]. Frontiers in environmental science, 2025, 13: 1564418.

[7] LIU M Y, CHEN L P, SHENG X R, et al. Zero-waste city pilot and urban green and low-carbon transformation: quasi-experimental evidence from China[J]. Resources, conservation and recycling, 2024, 206: 107625.

[8] LEE R P, MEYER B, HUANG Q L, et al. Sustainable waste management for zero waste cities in China: potential, challenges and opportunities[J]. Clean energy, 2020, 4(3): 169-201.

[9] TIAN C, SUI H Q, CHEN Y L, et al. Estimating carbon emission reductions from China’s “zero-waste city” construction pilot program[J]. Resources, conservation and recycling, 2025, 212: 107975.

[10] RAO C J, HE Y W, XIAO X P. Selection decision-making mechanism of “zero-waste city” in the Yangtze River economic zone[J]. Environment, development and sustainability, 2023, 25(10): 11421-11454.

[11] 余振 , 李晨曦 , 李元琨 . 开放型环境规制如何影响中国企业绿色创新 ?[J]. 系统工程理论与实践 , 2025, 45(7): 2163-2187.

[12] 魏晓云 , 韩立岩 . 环境规制、绿色技术创新与违约风险 [J]. 金融研究 , 2024(6): 169-187.

[13] 刘畅 , 潘慧峰 , 李珮 , 等 . 数字化转型对制造业企业绿色创新效率的影响和机制研究 [J]. 中国软科学 , 2023(4): 121-129.

[14] AMORE M D, BENNEDSEN M. Corporate governance and green innovation[J]. Journal of environmental economics and management, 2016, 75: 54-72.

[15] 施溱峰 , 龙凤 , 段显明 , 等 . ESG 表现对企业绩效的影响与激励机制研究 [J]. 中国环境管理 , 2024, 16(4): 34-43.

[16] ZHANG H, LAI J, JIE S J. Quantity and quality: the impact of environmental, social, and governance (ESG) performance on corporate green innovation[J]. Journal of environmental management, 2024, 354: 120272.

[17] CONG X H, SU P K, WANG L, et al. Measuring the construction efficiency of zero-waste city clusters based

on an undesirable super-efficiency model and kernel density estimation method[J]. Systems, 2023, 11(9): 473.
[18] MARCH J G. Exploration and exploitation in organizational learning[J]. Organization science, 1991, 2(1): 71-87.
[19] PETERAF M A. The cornerstones of competitive advantage: a resource‐based view[J]. Strategic management journal, 1993, 14(3): 179-191.
[20] 刘相锋，丁猛杰，金暄暄，等．激励性政策能否导致发电企业实施策略性绿色创新——兼论政策协同与内外监管效应 [J]. 中国工业经济，2025(2): 137-155.
[21] 柴尚蕾，周倩倩，魏伟，等．“无废城市”建设试点的企业绿色创新效应 [J]. 中国人口·资源与环境，2025, 35(4): 144-156.
[22] 刘金科，肖翊阳．中国环境保护税与绿色创新：杠杆效应还是挤出效应 ?[J]. 经济研究，2022, 57(1): 72-88.
[23] 孙洪锋，刘嫦，郭娟娟．政府绿色认证制度对制造业企业的环境激励效应与溢出效应 [J]. 中国人口·资源与环境，2024, 34(7): 76-87.
[24] OLIVER C. Sustainable competitive advantage: combining institutional and resource-based views[J]. Strategic management journal, 1997, 18(9): 697-713.
[25] 孙雅慧，时省，彭飞，等．研发补贴与渐进式创新锁定：基于机器学习的专利文本分析 [J]. 经济研究，2024, 59(11): 89-105.
[26] TEECE D J. Explicating dynamic capabilities: the nature and microfoundations of (sustainable) enterprise performance[J]. Strategic management journal, 2007, 28(13): 1319-1350.
[27] WANG D L, MAO J Q, CUI R, et al. Impact of inter-provincial power resource allocation on enterprise production behavior from a multi-scale correlation perspective[J]. Energy economics, 2022, 114: 106323.
[28] BERRY F S, BERRY W D. State lottery adoptions as policy innovations: an event history analysis[J]. American political science review, 1990, 84(2): 395-415.
[29] COOKE P. Regional innovation systems, clusters, and the knowledge economy[J]. Industrial and corporate change, 2001, 10(4): 945-974.
[30] 张佐敏，吴英珏，王红蕾．绿色创新与绿色金融支持共生的空间溢出效应 [J]. 中国人口·资源与环境，2024, 34(5): 102-113.
[31] CHERNOZHUKOV V, CHETVERIKOV D, DEMIRER M, et al. Double/debiased machine learning for treatment and structural parameters[J]. The econometrics journal, 2018, 21(1): C1-C68.
[32] LING S, JIN S R, WANG H J, et al. Transportation infrastructure upgrading and green development efficiency: empirical analysis with double machine learning method[J]. Journal of environmental management, 2024, 358: 120922.
[33] CHANG N C. Double/debiased machine learning for difference-in-differences models[J]. The econometrics journal, 2020, 23(2): 177-191.
[34] RICHARDSON S. Over-investment of free cash flow[J]. Review of accounting studies, 2006, 11(2): 159-189.
[35] DONG X, ZHOU N, ZHAO X M, et al. The impact of artificial intelligence on corporate green innovation: can “increasing quantity” and “improving quality” go hand in hand?[J]. Journal of environmental management, 2025, 376: 124439.
[36] 赵玉珍．碳交易政策对高耗能企业碳排放强度的影响 [J]. 经济地理，2025, 45(5): 132-141.
[37] BECK T, LEVINE R, LEVKOV A. Big bad banks? The winners and losers from bank deregulation in the United States[J]. The journal of finance, 2010, 65(5): 1637-1667.
[38] 胡凯，吴清，胡毓敏．知识产权保护的技术创新效应——基于技术交易市场视角和省级面板数据的实证分析 [J]. 财经研究，2012, 38(8): 15-25.
[39] 周泽将，汪顺，张悦．知识产权保护与企业创新信息困境 [J]. 中国工业经济，2022(6): 136-154.
[40] 张同斌，刘文龙，王蕾．高质量创新的溢出效应：企业供应链的视角 [J]. 经济研究，2024, 59(11): 38-54.

Does the “Zero-Waste City” Policy Stimulate Green Innovation in Energy - Intensive Enterprises?
—A Causal Inference Analysis Based on Double Machine Learning

ZHANG Xiao, ZHANG Mengmeng, SUN Tong*
(School of Business, Zhejiang Wanli University, Ningbo 315100, China)

Abstract: Under the dual pressures of increasingly stringent resource constraints and continuously rising solid waste accumulation, China has launched the “Zero-Waste City” pilot to explore pathways toward a circular economy and green transition. However, corporate responses to this policy remain insufficiently examined. Using micro-level data on energy-intensive listed firms in Shanghai and Shenzhen from 2015 to 2023, and leveraging the quasi-natural experiment of the phased “Zero-Waste City” pilot program, this study constructs a double machine learning (DML) model to evaluate the policy’s impact on green innovation in energy-intensive firms and its underlying mechanisms. Empirical results show that the policy significantly enhances both exploratory and exploitative green innovation in energy-intensive firms. The effects are mainly realized through two pathways: external incentives that alleviate financial constraints, and internal governance improvements, with heterogengity observed across ownership structures and regional conditions. Spatial econometric analysis further reveals notable spillover effects to neighboring areas, as intensified environmental competition and green knowledge diffusion, collectively promoting regional green transformation. By linking firm-level behavior with regional environmental governance, this study advances the understanding on environmental regulation and corporate adaptive behavior, and provides empirical evidence to inform policy refinement and regional green transition.
Keywords: Zero-Waste City pilot; green technological innovation; energy-intensive firms; spatial spillover effects; Double Machine Learning