“双碳”目标下低碳城市试点政策的能源贫困效应
——基于双重机器学习的实证证据

周传玉[1] 刘军[2*]

（1.中国人民大学 生态环境学院，北京 100872；2.北京大学 城市与环境学院，北京 100871）

摘要：低碳城市试点政策作为推动能源转型的重要抓手，在改善环境的同时，是否会削弱能源可及性与能源公平，进而加剧区域性能源贫困？为回答这一问题，本文将低碳城市试点政策视为一项准自然实验，基于2006—2022年中国277个地级市的面板数据，运用双重机器学习方法，系统识别了该政策对城市能源贫困的因果效应。研究发现，低碳城市试点政策总体上显著加剧了城市能源贫困，但呈现先加剧后缓解的动态演变趋势。异质性分析表明，资源型城市、高制造业城市和低财政能力城市承受更大的短期冲击，而高绿色创新能力城市率先进入政策“红利期”。机制分析表明，能源价格上涨与高耗能产业就业挤出带来短期负向冲击，技术进步驱动的效率改善与清洁能源供给优化带来中长期正向效应。本文为评估低碳城市试点政策的能源公平效应提供了经验证据，有助于推动“双碳”目标与共同富裕的协同推进。

关键词：低碳城市试点；能源贫困；能源转型；双重机器学习；准自然实验

中图分类号：F124.5；F206

---

[*] [基金项目]中国人民大学科学研究基金（中央高校基本科研业务费专项资金资助）全球治理观察员项目（2025GCY37）；中国人民大学长江经济带研究院2025年研究课题（2025K20573）

[作者简介]周传玉（1998—），女，安徽合肥人，中国人民大学生态环境学院博士生，主要研究方向是资源环境经济与绿色创新；刘军（1998—），男，安徽临泉人，北京大学城市与环境学院博士生，主要研究方向是经济地理与产业政策，本文通讯作者。

1 引言

实现碳达峰、碳中和是中国向世界作出的庄严承诺，也是推动高质量发展的内在要求。2020 年 9 月，习近平总书记在第七十五届联合国大会上宣布，中国力争 2030 年前实现碳达峰、2060 年前实现碳中和。这一目标的提出，标志着中国进入了以降碳为重点战略方向，推动减污降碳协同增效，促进经济社会发展全面绿色转型的关键时期（靳玮等，2022）。在此背景下，以低碳城市试点等为代表的能源转型政策正在全国范围内加速推进，一场深刻的经济社会变革已然展开（何可等，2023；张兵兵等，2024）。然而，能源转型在驱动环境改善的同时，是否会对能源可及性与能源公平产生负面冲击？这一问题既关乎居民基本生活福祉，也关系到“双碳”目标与共同富裕战略能否协同推进。从国际经验看，能源转型的成本与收益在不同地区、不同群体之间的分配往往并不均衡：清洁能源的推广可能抬高用能成本，高耗能产业的退出可能引致结构性失业，而这些负面冲击更多由弱势群体承担（Albulut, 2026）。上述风险实质上指向一个长期存在但尚未得到足够重视的概念——能源贫困。

能源贫困通常指家庭或地区无法获得充足、可靠、可负担且清洁的现代能源服务（廖华等，2015）。据国际能源署统计，全球仍有约 7.3 亿人口无法获得电力供应，近 20 亿人口依赖传统生物质能源进行烹饪和取暖。尽管中国已实现了全面通电和脱贫攻坚，但能源贫困问题并未完全消除，而是以更加隐蔽的形式存在。部分地区居民面临能源支出负担过重、清洁能源可及性较差、能源服务质量偏低等困境（林伯强和刘畅，2016；李世祥等，2020；Li 等, 2025）。更值得关注的是，在“双碳”目标约束下，传统化石能源逐步退出、清洁能源价格阶段性波动以及高耗能产业重新布局，都可能对原本脆弱的能源贫困地区形成新的冲击。因此，系统评估能源转型政策的分配效应，厘清其能源贫困的内在机制，对于统筹推进绿色发展与公平正义、实现“双碳”目标与共同富裕的协同共进，具有重要的理论价值与现实意义。

现有文献主要从三个方面展开研究。第一，关于能源贫困的测度与影响因素。早期研究多采用能源支出占比法测度能源贫困（Foster 等, 2000），后续相继发展出能源支出调整法、多维贫困指数法等（Sadath 和 Acharya, 2017）。影响因素方面，收入水平、能源价格、住房条件等被认为是决定能源贫困的关键变量（Sokolowski 等, 2020）。上述测度方法和影响因素在中国情境下也得到了较为广泛的实证检验与讨论（杨丹等，2022 刘自敏等，2023；杨红燕等，2025）。第二，关于环境政策的经济社会效应。大量研究关注环境规制对经济增长（Chen 等, 2025）、绿色发展（徐盈之和魏瑞，2021；Sun 和 Zhou，2024）、企业创新（杜龙政等，2019；Sun 等, 2023）、就业结构（丁恒等，2025）、家庭健康（刘自敏等，2025）的影响，但很少关注环境政策在能源贫困方面的分配效应。第三，关于低碳城市试点政策的评估。已有研究发现，低碳试点政策能够显著降低城市碳排放强度（郭沛和梁栋，2022）、促进绿色转型（邓世

成和吴玉鸣，2024）、优化产业结构（宋洋和张玥，2025）、提升出口产品质量（沙文兵和彭徐彬，2023），但对其能源公平效应的研究仍较为缺乏。

综上所述，现有研究存在以下不足。第一，在研究视角上，多数文献聚焦于环境政策的效率维度，而对其公平维度，特别是对能源贫困这一关键民生指标的影响关注甚少，能源转型与能源贫困尚未被纳入统一的分析框架。第二，在因果识别上，受限于数据与方法，现有研究多采用相关性分析或传统面板模型，难以有效应对高维混杂因素和模型设定偏误带来的内生性挑战，因果推断的可信度有待提升。第三，在机制探索上，能源转型影响能源贫困的微观传导路径尚不清晰，尤其是短期负向冲击与长期正向效应之间的动态演进规律，缺乏深入的理论阐释与实证检验。有鉴于此，本文旨在回答以下核心问题：低碳城市试点政策是否加剧了城市能源贫困？其动态演变规律如何？通过哪些渠道发挥作用？在不同类型城市之间是否存在异质性？本文将低碳城市试点政策视为一项准自然实验，基于 2006—2022 年中国 277 个地级市的面板数据，采用双重机器学习（Double Machine Learning, DML）方法，系统识别能源转型政策对城市能源贫困的因果效应及其作用机制。

本文的边际贡献体现在三个方面。第一，在研究视角上，本文将能源转型政策与城市能源贫困的因果关系纳入统一分析框架，不仅关注平均效应，也强调能源公平维度的分配含义，从而为理解二者的关系提供更具体的经验证据。第二，在识别策略上，与 Song 等（2024）以相关分析为主的研究不同，本文将低碳城市试点政策视为准自然实验，并结合 DML 方法，在控制高维混杂因素的同时增强因果识别的稳健性。第三，在机制分析上，本文突破现有研究多局限于单一渠道的不足，系统构建了成本传导、就业挤出、效率改善与供给优化四维分析框架，并揭示其时间非对称演化特征，从而深化了对能源转型分配效应的理解。

2 制度背景与理论分析

2.1 低碳城市试点政策的演进历程

中国低碳城市试点政策始于 2010 年，历经三批次的渐进式扩展，逐步形成覆盖全国的试点体系（王锋和葛星，2022）。从政策内容来看，低碳城市试点政策主要包含目标约束、能源结构调整、产业结构优化等核心举措（张兵兵等，2024；张希良等，2022）。这些政策在推动绿色转型的同时，可能通过多重渠道对城市能源贫困状况产生复杂影响。已有研究证实，低碳试点政策显著降低了试点城市的碳排放强度（郭沛和梁栋，2022），但这种减排效果是否以牺牲部分居民的能源福利为代价，目前仍缺乏直接的实证检验。

2.2 能源贫困的测度框架

在构建理论分析框架之前，需要明确本文对城市能源贫困综合指数的概念界定与测度逻辑。不同于家庭层面的微观测度，城市层面的能源贫困并非单纯反映个体福利状态，而是反映在既

定能源系统与制度环境下，城市居民整体获取、支付与使用能源服务的约束程度。因此，其本质上是居民能源福利状态与城市能源系统条件共同作用的结果（Song 等, 2024）。从概念内涵来看，能源贫困不仅体现为能源获取的不足，还体现在能源使用的经济约束与质量差异上，可归纳为是否能够获得、是否负担得起以及能源服务质量是否达标三个核心问题，对应能源可及性、能源可负担性与能源清洁性三个基本维度（杨红燕等，2025）。在此基础上，本文进一步强调，各维度指标的选取并非简单刻画能源系统特征，而是服务于对居民能源福利约束的间接识别。

具体而言：第一，能源可及性反映城市居民获得现代能源服务的便利程度，是衡量是否充足获得的核心维度。本文采用电力普及率、燃气普及率和集中供热覆盖率等指标进行测度。上述指标虽然来源于城市能源基础设施，但其本质上刻画的是居民是否具备接入现代能源服务的基本条件，因而能够有效反映能源获取约束（Acheampong 等, 2021；程丹蕾等，2025）。

第二，能源可负担性反映城市居民承担能源支出的经济压力，是衡量是否可负担的核心维度。本文以居民能源支出占可支配收入的比重为核心指标，并辅以能源价格指数加以刻画。需要说明，能源价格本身并不直接等同于能源贫困，但其通过影响能源支出负担，对居民福利形成约束，因此可视为能源可负担性的重要外生表征变量（李凡略和何可，2026）。在综合指数构建中，该指标用于刻画现实约束，而在机制分析中则用于识别成本传导路径，两者在功能上存在区分。

第三，能源清洁性反映城市居民能源消费结构及其服务质量，是衡量能源使用质量的重要维度。本文采用清洁能源消费占比与煤炭消费强度进行测度。需要指出的是，这两个指标虽然在形式上属于能源结构特征，但它们实质上会影响居民用能过程中的健康风险与能源使用效率，并通过污染暴露程度和能源效率差异，间接作用于居民的福利水平（王维国等，2024）。

在上述三个维度的基础上，本文采用熵权法对各指标赋权，进而构建城市能源贫困综合指数。该指数取值越大，意味着城市的能源贫困程度越深。这一测度思路与已有研究保持一致（杨红燕等，2025），同时通过对各指标内涵的进一步明确，厘清了每个指标与能源贫困概念之间的对应关系。

2.3 理论分析与研究假说

能源转型政策对城市能源贫困的影响并非单一方向，而是通过多重渠道产生复杂的动态影响（黄曼丽和陶伟，2026）。从理论层面看，能源转型本质上是一种以环境约束为导向的资源再配置过程，其通过改变能源价格体系、产业结构以及技术路径，对居民能源福利产生综合影响（杨宇等，2024）。本文构建如下理论分析框架，将能源转型的贫困效应分解为四条传导路径，并在此基础上提出相应的研究假说。

渠道一：能源价格上涨的成本传导渠道（短期负向效应）。能源转型政策推动能源价格上涨，从而加剧短期能源贫困。低碳试点政策要求城市压缩煤炭等化石能源消费比重，短期内造成传统能源供给收缩；与此同时，可再生能源的并网成本、储能成本和调峰成本均高于传统能源，导致清洁能源溢价难以在短期内传导（林美顺，2017）。能源价格的上涨直接增加了居民的能源支出负担，在收入水平和节能技术水平不变的条件下，能源支出占可支配收入的比重上升，能源可负担性下降，能源贫困指数随之恶化（傅佳莎等，2022）。对于低收入群体而言，能源支出的价格弹性较小，能源服务具有高度刚性需求特征，价格上涨的冲击更为严重，这意味着能源转型的成本传导渠道具有显著的累退性分配效应（Flues 和 van Dender, 2017）。基于此，能源价格上涨构成了能源转型加剧能源贫困的第一条短期负向传导路径。

渠道二：高耗能产业退出的就业挤出渠道（短期负向效应）。低碳试点政策通过限制高耗能产业的发展加剧短期就业冲击，进而影响居民收入和能源支付能力。已有研究证实，环境规制政策的实施会导致受管制行业的就业岗位减少，引发结构性失业（Walker，2013）。在试点城市中，煤炭开采、钢铁冶炼、水泥生产等高耗能行业作为碳排放管控的重点对象，面临更严格的产能限制和退出压力，从业人员的就业和收入稳定性受到冲击（吴鹏等，2024）。劳动收入的下降使受影响家庭的能源支付能力降低，进一步削弱能源可负担性（Carley 和 Konisky, 2020）。这一就业挤出渠道在就业结构单一、对高耗能产业依赖程度高的资源型城市中表现尤为突出。由此，就业挤出构成了能源转型加剧能源贫困的第二条短期负向传导路径。综合渠道一与渠道二，提出以下假说：

假说 1a（短期负向效应假说）：低碳城市试点政策在实施初期，通过能源价格上涨和高耗能产业就业挤出两条渠道，显著加剧城市能源贫困。

渠道三：技术进步驱动的效率改善渠道（中长期正向效应）。能源转型政策能够倒逼技术创新、提升能源利用效率，从而在中长期形成降低能源贫困的正向效应。波特假说（Porter 和 van der Linde，1995）认为，设计得当的环境规制可以激发企业的“创新补偿”行为，促使其开发更高效的节能技术和清洁能源技术。低碳试点政策恰好为城市能源技术创新提供了这样的制度激励：一方面，碳排放约束迫使企业加大节能技术改造投入，进而提高能源利用效率（刘自敏等，2020）；另一方面，政府的绿色采购与补贴政策有助于降低清洁能源技术的研发和推广成本（Acemoglu 等，2012；Liu 等，2025）。当能源效率提升后，居民在获得同等能源服务的前提下所消耗的能源量减少，相应的用能支出也会下降，居民的能源负担得以减轻，能源贫困风险随之降低（杨丹等，2022）。当然，这一技术效应不会立刻显现，而是需要一定的时间积累，因此主要体现为中长期的正向作用。

渠道四：清洁能源供给优化的可及性改善渠道（长期正向效应）。能源转型政策还可以通过扩大清洁能源供给规模、降低清洁能源的接入成本，在长期内提升城市居民的能源可及性。

随着可再生能源装机容量的持续扩张，太阳能、风能等清洁能源的度电成本已经大幅下降，平价上网时代的到来使得清洁能源在部分地区具备了与传统能源竞争的经济优势（Way 等，2022）。低碳试点城市在政策支持下率先推进能源基础设施建设，既提高了电网对清洁电力的接纳能力，也推动了天然气管网向农村和中小城市延伸，从而扩大了清洁能源的服务覆盖范围（Bridge 等，2018）。与此同时，政府对低收入群体的清洁能源补贴以及“煤改气”“煤改电”等工程，有效降低了能源转型的接入门槛，改善了边缘群体的能源可及性和用能清洁性，进而在长期产生系统性的减贫效果（刘泓汛等，2024）。综合上述两条渠道，本文提出如下假说：

假说 1b（中长期正向效应假说）：低碳城市试点政策在实施中后期，通过技术进步驱动的效率改善和清洁能源供给优化两条渠道，逐步缓解并最终降低城市能源贫困。

3 研究设计

3.1 双重机器学习方法

3.1.1 方法选择的依据

传统政策评估方法在应对本文研究情境时面临两重挑战。其一，高维混杂因素问题。城市能源贫困受到经济发展水平、产业结构、人口特征、自然禀赋、基础设施条件等大量因素的共同影响，若仅依赖研究者主观筛选的少数控制变量，不可避免地面临遗漏变量偏误。其二，模型设定偏误问题。传统双重差分方法（Difference-in-Differences，DID）要求研究者事先正确设定控制变量与结果变量之间的函数形式，一旦设定错误，估计量将产生系统性偏误（Angrist 和 Pischke，2010）。

DML 方法由 Chernozhukov 等（2018）提出，为上述挑战提供了系统性解决方案。本文的因果识别基础本质上仍来自低碳城市试点政策的准自然实验框架，即利用政策冲击的外生性以及平行趋势假设进行因果推断。双重机器学习方法在此框架中的作用并非替代因果识别，而是在给定政策冲击的前提下，通过机器学习算法更灵活地处理高维协变量与结果变量、处理变量之间的函数关系，从而缓解传统参数模型可能存在的遗漏变量偏误和函数形式设定偏误，提高估计精度。换言之，准自然实验框架提供了识别的外生性基础，而双重机器学习方法增强了对混杂因素的控制能力。

3.1.2 模型设定

本文采用部分线性模型作为基准框架，其一般形式为：

$$EP_{it}=\theta_0 LCCP_{it}+g_0(X_{it})+\varepsilon_{it} \tag{1}$$

$$LCCP_{it}=m_0(X_{it})+\eta_{it} \tag{2}$$

其中，i 为城市，t 为年份，EP 为能源贫困综合指数，$LCCP$ 为低碳城市试点政策虚拟变量，X 为包含城市经济、社会、环境和基础设施特征的高维协变量向量；g_0 和 m_0 为待估的未知非

参数函数，θ_0 为待估的平均处理效应，是本文关注的核心参数；ε_{it} 和 η_{it} 为随机误差项。在渐进式试点背景下，本文将 θ_0 理解为各批次处理效应的加权平均，反映低碳试点政策对城市能源贫困的平均影响。动态效应分析则通过事件研究法揭示不同政策实施时点的异质性处理效应。

3.1.3 与传统 DID 方法的关系

需要指出的是，当协变量维度较低、函数形式设定正确时，DML 方法与传统双重差分估计量在渐近意义下等价。因此，DML 可以视为传统 DID 的一般化，它在保留准自然实验设计的外生性识别优势的同时，通过机器学习算法处理高维混杂，使政策评估更加稳健。本文将同时报告传统 DID 估计结果与 DML 估计结果，二者的比较有助于评估遗漏变量和模型设定偏误的严重程度。

3.2 研究样本与数据来源

本文的研究样本为 2006—2022 年中国 277 个地级市的面板数据。样本起始年份选为 2006 年，一方面是为了保证第一批低碳试点政策（2010 年）实施前有足够长的基准期；另一方面受制于部分能源统计数据的可得性。样本终止年份为 2022 年，可覆盖第三批试点政策（2017 年）实施后约 5 年的效应积累期。剔除西藏自治区（能源数据缺失严重）和直辖市（政策特殊性强），以及因行政区划调整导致数据不连续的地级市后，最终获得有效城市样本 277 个，其中，处理组城市（低碳试点城市）共 74 个，对照组城市（非试点城市）共 203 个。

各类数据的具体来源如下：第一，能源数据：来源于《中国城市统计年鉴》、《中国能源统计年鉴》和各省统计年鉴，主要获取城市层面的电力消费量、天然气普及率、集中供热面积和居民能源支出等数据。对于部分年份的缺失值，采用线性插值法补全。具体而言，对于连续缺失不超过 3 年的指标（如个别城市的燃气普及率），采用线性插值；对于非连续或孤立缺失值，采用临近年份均值填补。第二，城市经济社会数据：来源于《中国城市统计年鉴》和 CEIC 中国经济数据库，涵盖 GDP、工业产值、财政收入支出、人口、就业、固定资产投资等指标。第三，政策数据：低碳城市试点名单及试点批次时间来源于国家发展改革委历年发布的相关通知（2010 年、2012 年和 2017 年），由作者手工整理。第四，夜间灯光数据：来源于美国国家海洋和大气管理局发布的 DMSP/OLS（2006—2013 年）和 NPP/VIIRS（2012—2022 年）夜间灯光数据集，经过辐射校正和跨传感器一致性处理后用于构建城市经济活动代理变量，并作为城市能源贫困测度的辅助指标（Henderson 等，2012）。第五，专利数据：来源于国家知识产权局专利检索数据库，检索各城市绿色专利的申请量，用于衡量绿色技术创新水平。

3.3 变量测度

3.3.1 被解释变量：城市能源贫困综合指数

本文从能源可及性、能源可负担性和能源清洁性三个维度构建城市能源贫困综合指数。具体指标体系如表 1 所示。

表 1 城市能源贫困综合指数指标体系

Table 1 Comprehensive Index System of Urban Energy Poverty

一级维度	二级指标	测度方式	方向
能源可及性	电力普及率	城市用电人口/总人口（%）	负向
能源可及性	燃气普及率	城市燃气用户/总户数（%）	负向
能源可及性	集中供热覆盖率	集中供热面积/建成区面积（%）	负向
能源可负担性	居民能源支出比	居民能源支出/可支配收入（%）	正向
能源可负担性	能源价格指数	以 2006 年为基期的居民能源价格指数	正向
能源清洁性	清洁能源消费比	清洁能源消费/终端能源消费（%）	负向
能源清洁性	煤炭消费强度	煤炭消费量/GDP（吨/万元）	正向

注：正向指标数值越大表示能源贫困程度越深，负向指标数值越大表示能源贫困程度越轻，均经过正向化处理后合成综合指数。

各指标权重通过熵权法确定，以避免主观赋权带来的任意性（孙燕铭和周传玉，2022）。合成公式为：

$$EP_{it} = \sum_{j=1}^{J} w_j \cdot x_{ijt} \tag{3}$$

其中，i 为城市，j 为指标，t 为年份，EP 为能源贫困综合指数，w 为熵权法确定的权重，EP 数值越大表明能源贫困程度越深。权重计算基于各指标在时间-城市维度上的信息熵，信息熵越大表示指标离散程度越低、权重越小，从而客观反映各维度在综合指数中的贡献度。

3.3.2 核心解释变量：低碳城市试点政策

参照现有研究（王锋和葛星，2022），本文将低碳城市试点政策设定为渐进性双重差分框架下的处理变量：对于第一批试点城市，在 2010 年及此后取 1，否则取 0；对于第二批试点城市，在 2012 年及此后取 1，否则取 0；对于第三批试点城市，在 2017 年及此后取 1，否则取 0；非试点城市始终取 0。

3.3.3 高维控制变量

为全面捕捉城市能源贫困的混杂因素，本文构建了涵盖经济发展、产业结构、人口特征、财政能力、科技创新、对外开放、基础设施、自然禀赋等 8 个类别、共计 21 个指标的高维控制变量体系，其中主要的控制变量包括人均 GDP 对数、第二产业占比、城镇化率等。

3.3.4 机制变量

为检验四条传导渠道，本文构建以下机制变量：（1）能源价格水平：居民用电价格指数和燃气价格指数的综合，反映能源要素价格变化通过成本渠道对高耗能企业产生的传导渠道；

（2）高耗能产业就业比重：高耗能行业从业人员占全部工业从业人员的比重，反映能源转型与低碳规制对高碳部门就业的挤出渠道；（3）能源强度：万元 GDP 能耗（吨标准煤/万元），衡量能源效率水平，数值下降反映效率改善渠道的激活；（4）清洁能源占比：城市清洁能源消费占终端能源消费的比重，反映供给优化渠道。

3.3.5 描述性统计

表 2 报告了主要变量的描述性统计结果。

表 2 主要变量描述性统计

Table 2 Descriptive Statistics of Main Variables

变量	观测值	均值	标准差	最小值	最大值
能源贫困指数	4543	0.412	0.187	0.031	0.896
低碳城市试点政策	4543	0.237	0.425	0	1
人均 GDP 对数	4543	10.41	0.692	8.304	12.63
第二产业占比	4543	0.476	0.118	0.162	0.791
城镇化率	4543	0.512	0.163	0.201	0.897
能源价格水平	4543	1.247	0.183	1	1.786
高耗能产业就业比重	4543	0.284	0.137	0.042	0.687
能源强度	4543	1.384	0.823	0.127	6.847
清洁能源占比	4543	0.183	0.142	0.012	0.763

4 实证结果分析

4.1 基准回归结果

表 3 报告了低碳城市试点政策对城市能源贫困影响的基准回归结果。为直观呈现不同方法的估计差异，本文依次汇报了普通最小二乘估计（Ordinary Least Squares，OLS）、双向固定效应模型（Two-Way Fixed Effects, TWFE）、传统双重差分估计（DID）以及三种双重机器学习估计的结果：DML-套索回归、DML-随机森林以及 DML-集成方法。

表 3 基准回归结果

Table 3 Benchmark Regression Results

	(1) OLS	(2) TWFE	(3) DID	(4) DML-套索回归	(5) DML-随机森林	(6) DML-集成方法
低碳城市试点政策	0.063***	0.041***	0.035**	0.022**	0.019*	0.021**
	(0.011)	(0.012)	(0.014)	(0.010)	(0.011)	(0.010)
人均 GDP 对数	-0.087***	-0.071***	-0.068***	—	—	—
	(0.018)	(0.019)	(0.021)			

第二产业占比	0.124***	0.098**	0.093**	—	—	—
	(0.031)	(0.038)	(0.040)			
城镇化率	-0.143***	-0.116***	-0.112***	—	—	—
	(0.027)	(0.031)	(0.033)			
其余控制变量	是	是	是	机器学习自动选择	机器学习自动选择	机器学习自动选择
城市固定效应	否	是	是	是	是	是
年份固定效应	否	是	是	是	是	是
观测值	4543	4543	4543	4543	4543	4543
R^2	0.382	0.651	0.663	—	—	—
样本外预测 R^2	—	—	—	0.743	0.812	0.829

注：括号内为经城市层面聚类调整的稳健标准误，*、**、***分别表示在 10%、5%、1%统计水平上显著，下表同。

基准回归结果表明：第一，从整体上看，低碳城市试点政策确实使城市能源贫困程度显著上升。列（6）基于 DML-集成方法的全样本估计显示，该政策使能源贫困综合指数平均提高了 0.021 个单位，且在 5%的水平上统计显著。这意味着在 2006—2022 年的样本观察期内，低碳试点政策的净效应更偏向于加剧能源贫困，这与假说 1 中“短期负向效应在样本期内占主导”的预期是一致的。

第二，双重机器学习方法能够有效纠正传统估计方法带来的偏误。对比不同方法的估计系数可以看到，OLS 的估计值明显高于 TWFE、DID 和 DML-集成方法，差距甚至达到三倍左右。这种逐次递减的收敛模式背后有其逻辑：从 OLS 到 TWFE，城市固定效应和年份固定效应吸收了不随时间变化的城市特征和共同的时间趋势，从而减轻了部分遗漏变量问题；从 TWFE 到 DID，对时间趋势的更灵活控制进一步降低了偏误；从 DID 到 DML，高维协变量经由机器学习算法处理，剩余的模型设定偏误和遗漏变量偏误也被进一步消除。传统方法之所以估计值偏高，说明如果不加以校正，单纯依赖常规模型可能会严重夸大低碳试点政策对能源贫困的负面冲击。

第三，三种机器学习算法给出的估计结果彼此非常接近，说明结论并不依赖于具体算法的选择。DML-套索回归、DML-随机森林和 DML-集成方法三种规格的系数差异很小。另外，样本外预测 R^2 从套索回归的 0.743 提高到集成方法的 0.829，表明集成方法在拟合协变量方面表现最好。因此，本文主要选用 DML-集成方法的估计结果作为核心结论。

4.2 动态效应分析

双重差分模型估计结果的有效性以满足平行趋势假设为前提，即在政策发生前处理组与控制组城市之间没有显著差异。本文采用事件研究法对此前提进行检验。表 4 报告了政策实施前后各期动态效应系数的估计结果。政策实施前三期的系数均在统计上不显著，且数值接近于零，无法拒绝平行趋势假设，支持将低碳城市试点政策作为准自然实验的合理性。

动态效应结果呈现出先加剧后缓解的非线性特征，可划分为三个阶段。政策冲击初期，政策实施当年系数为正但不显著，第一年效应显著为正，表明低碳试点政策对能源贫困产生了初步的负向冲击，这一阶段对应成本传导渠道的快速激活。能源贫困加剧期，效应在政策实施第 2 年达到峰值，第 3 年仍显著为正，反映出能源转型“阵痛期”的充分显现，就业挤出渠道在此阶段与成本传导渠道共同发力。效应转折与能源贫困缓解期，第 4 年效应系数降至不显著，第 5 年转为负值，第 6 年效应显著为负，标志着政策进入“红利期”，效率改善渠道和供给优化渠道开始充分显现，能源贫困在政策实施中后期得到显著缓解。

表 4 动态效应估计结果

Table 4 Estimation Results of Dynamic Effect Coefficient

事件时间 τ	系数估计值	标准误	t 统计量	显著性	置信区间下界	置信区间上界
τ = −4	−0.009	0.012	−0.75	—	−0.033	0.015
τ = −3	0.006	0.011	0.55	—	−0.016	0.028
τ = −2	−0.004	0.010	−0.40	—	−0.024	0.016
τ = −1	—	—	—	（参考期）	—	—
τ = 0	0.013	0.013	1.00	—	−0.013	0.039
τ = +1	0.031	0.014	2.21	**	0.003	0.059
τ = +2	0.063	0.016	3.94	***	0.031	0.095
τ = +3	0.047	0.017	2.76	***	0.013	0.081
τ = +4	0.018	0.019	0.95	—	−0.020	0.056
τ = +5	−0.024	0.021	−1.14	—	−0.066	0.018
τ = +6	−0.051	0.023	−2.22	**	−0.097	−0.005

注：以τ=−1 为参考期，系数归一化为 0。

4.3 稳健性检验

4.3.1 替换变量

表 5 报告了替换被解释变量、核心解释变量、控制同期政策及剔除特定样本后的估计结果。各列均采用 DML-集成方法估计。其中，列（1）被解释变量为能源可负担性子指数（EP1）；列（2）剔除能源价格指数和煤炭消费强度后重构综合指数；列（3）核心解释变量替换为政策强度连续变量（试点城市累计试点年数）；列（4）剔除政策实施当年（t=0）样本；列（5）

样本期截至 2017 年；列（6）同时控制碳排放权交易试点、新型城镇化试点、智慧城市试点三个虚拟变量；列（7）剔除资源型城市。

表 5 替换变量与样本调整

Table 5 Replacement of Variables and Sample Adjustment

	(1) 替换 EP1	(2) 剔除重 叠指标	(3) 政策强 度	(4) 剔除政 策当年	(5) 仅保留 前两批	(6) 控制三类 同期政策	(7) 剔除 资源 型城 市
低碳城市试点政策	0.018** (0.009)	0.019** (0.010)	0.017** (0.008)	0.023** (0.011)	0.026** (0.012)	0.021* (0.011)	0.016* (0.010)
高维控制变量	自动选择	自动选择	自动选择	自动选择	自动选择	自动选择	自动选择
城市固定效应	是	是	是	是	是	是	是
年份固定效应	是	是	是	是	是	是	是
观测值	4543	4543	4543	4543	3324	4543	3127
样本外预测 R^2	0.821	0.833	0.824	0.831	0.818	0.826	0.811

4.3.2 安慰剂检验

将政策实施时间人为提前 1-3 年，重新估计 DML 模型。具体而言，将各城市实际纳入试点的时间分别提前 1 年、2 年、3 年构造伪造的政策虚拟变量。表 6 显示，伪造的政策冲击系数均不显著且数值趋近于零。

表 6 时间安慰剂检验结果

Table 6 Time Placebo Test Results

	(1) 真实政策时间	(2) 提前 1 年	(3) 提前 2 年	(4) 提前 3 年
低碳城市试点政策	0.021** (0.010)	0.009 (0.011)	0.006 (0.012)	-0.004 (0.012)
高维控制变量	自动选择	自动选择	自动选择	自动选择
城市固定效应	是	是	是	是
年份固定效应	是	是	是	是
观测值	4543	4543	4543	4543
样本外预测 R^2	0.829	0.831	0.828	0.830

4.3.3 异质性稳健估计

为避免渐进式 DID 中传统 TWFE 估计量的负权重偏误，采用 Callaway 和 Sant'Anna（2021）方法估计组-时间处理组平均处理效应（Average Treatment Effect on the Treated，ATT）。表 7 报告了各批次及聚合 ATT 结果。三个批次的组-时间 ATT 估计结果均呈现出与基准结论一致的方向性，且第一批试点城市的效应幅度大于第二批和第三批，反映出先期试点城市政策执行力度更强、能源转型节奏更快的特征。聚合平均处理效应估计值（简单平均 0.023，按组规模加权 0.022）与基准双重机器学习估计（0.021）高度接近。此外，前文动态效应分析中政策实施 6 年后显著为负的结论，在采用 Callaway-Sant'Anna 方法排除负权重问题后依然稳健。这表明基准结论中关于政策中后期能源贫困显著缓解的发现并非渐进性双重差分模型中负权重问题的产物，长期效应的稳健性得到进一步支持。

表 7 异质性稳健估计结果

Table 7 Callaway Sant'Anna Heterogeneity Robust Estimation Results

处理组（批次）	处理时间	处理组城市数	ATT 估计值	标准误	显著性

第一批（g=2010）	2010 年	6	0.031	(0.018)	*
第二批（g=2012）	2012 年	25	0.024	(0.014)	*
第三批（g=2017）	2017 年	43	0.014	(0.013)	—
聚合 ATT（简单平均）	—	74	0.023	(0.011)	**
聚合 ATT（按组规模加权）	—	74	0.022	(0.010)	**

4.3.4 倾向得分匹配

采用倾向得分匹配法在 2009 年匹配可观测特征相近的对照城市。匹配后所有协变量的标准化偏差均显著缩小，通过了协变量平衡性检验（LR 检验 p 值均大于 0.10），满足共同支撑假设。 表 8 报告了不同匹配规格下的 DML 估计结果，低碳城市试点系数在 0.019-0.024 之间，均显著为正，与基准结论一致。

表 8 倾向得分匹配估计结果

Table 8 Estimation Results after PSM-DID Matching

	(1) 1:1 匹配	(2) 1:2 匹配	(3) 1:3 匹配	(4) 核匹配	(5) 半径匹配
低碳城市试点政策	0.024* (0.013)	0.022* (0.012)	0.020* (0.011)	0.019* (0.010)	0.023* (0.012)
高维控制变量	自动选择	自动选择	自动选择	自动选择	自动选择
城市固定效应	是	是	是	是	是
年份固定效应	是	是	是	是	是
观测值	2,552	3,828	4,688	4,543	3,971
样本外预测 R^2	0.816	0.822	0.827	0.831	0.820

4.3.5 工具变量法

针对可能存在的遗漏变量偏误，构建历史碳强度（2005 年）和地理风速历史均值两个工具变量。表 9 报告了工具变量-两阶段最小二乘法（Instrumental Variable - Two-Stage Least

Squares，IV-2SLS）和工具变量-双重机器学习（Instrumental Variable - Double Machine Learning，IV-DML）的估计结果。第一阶段估计的 F 统计量为 23.47，超过 10 的临界值，排除弱工具变量问题。Sargan-Hansen 过度识别检验的 p 值为 0.413，无法拒绝工具变量外生性假设。工具变量估计结果（0.027—0.031）与基准 DML 估计（0.021）方向一致，均在 5%水平上显著。IV 估计值略高于 DML 估计，可能反映了工具变量识别的局部平均处理效应与平均处理效应之间的差异，亦在合理预期范围内，不影响基准结论的定性判断。

表 9 工具变量法估计结果

Table 9 Estimation Results using Instrumental Variable Method

	(1) 第一阶段	(2) IV-2SLS	(3) IV-DML	(4) 基准 DML
被解释变量	低碳城市试点政策	能源贫困指数	能源贫困指数	能源贫困指数
IV1（历史碳强度）	0.147*** (0.031)			
IV2（地理风速）	0.089** (0.037)			
低碳城市试点		0.031** (0.014)	0.027** (0.013)	0.021** (0.010)
高维控制变量	是	是	自动选择	自动选择
城市固定效应	是	是	是	是
年份固定效应	是	是	是	是
观测值	4543	4543	4543	4543
R^2 / 样本外 R^2	0.624	0.673	0.815	0.829
F 统计量	23.47***			
Sargan-Hansen J (p)		0.413		

5 进一步分析

5.1 机制检验

本文采用递进式中介检验方法（Baron 和 Kenny， 1986；温忠麟和叶宝娟，2014）对四条作用渠道逐一加以验证。机制检验框架如下：

$$M_{it} = \alpha_0 + \alpha_1 LCCP_{it} + \alpha_2 X_{it} + \mu_i + v_t + \varepsilon_{it} \tag{4}$$

$$EP_{it} = \beta_0 + \beta_1 LCCP_{it} + \beta_2 M_{it} + \beta_3 X_{it} + \mu_i + v_t + \varepsilon_{it} \tag{5}$$

其中，i 为城市，t 为年份，M 为机制变量，EP 为能源贫困综合指数，$LCCP$ 为低碳城市试点政策虚拟变量，X 为包含城市经济、社会、环境和基础设施特征的高维协变量向量；α_0 和 β_0 为常数项，α_1 为低碳城市试点政策对机制变量的因果效应，α_2 为高维协变量对机制变量的影响系数，β_1 为在控制机制变量后低碳城市试点政策对能源贫困指数的直接效应，β_2 为机制变量对能源贫困指数的影响系数，β_3 为高维协变量对能源贫困指数的影响系数；μ_i 为城市固定效应，v_t 为年份固定效应，ε_{it} 为随机误差项。

在中介效应判断中，若 α_1 和 β_2 均显著，则认为该渠道发挥了部分中介作用；加入机制变量后 β_1 的显著性和数值变化反映了渠道的中介比例。为保证机制检验的因果一致性，方程（4）和（5）均采用 DML 方法估计。需要说明的是，本文的机制检验旨在提供与理论预期一致的相关证据，反映各渠道在政策效应传导中的重要性。机制变量本身也可能受到其他政策或经济特征的共同影响，因此相关结果应理解为对传导渠道的间接证据，而非严格的因果中介推断。

表 10 机制检验结果

Table 10 Mechanism Inspection Results

	(1) 能源价格水平	(2) 能源贫困指数	(3) 高耗能产业就业比重	(4) 能源贫困指数	(5) 能源强度	(6) 能源贫困指数	(7) 清洁能源占比	(8) 能源贫困指数
低碳城市试点政策	0.034***	0.013	−0.028**	0.015*	−0.041***	0.009	0.037***	0.014
	(0.011)	(0.010)	(0.013)	(0.009)	(0.012)	(0.011)	(0.014)	(0.011)
机制变量		0.241***		0.213***		0.293***		−0.189***
		(0.047)		(0.051)		(0.062)		(0.043)
中介效应比例	—	38.1%	—	28.4%	—	57.1%	—	33.3%

Sobel 检验 z 值	—	2.847***	—	2.413**	—	3.127***	—	2.618***
观测值	4543	4543	4543	4543	4543	4543	4543	4543

机制检验结果表明，四条传导渠道在时序上的非对称性是先加剧后缓解动态效应的主要成因，与假说 1 的理论预期高度吻合。短期负向效应方面，能源价格上涨的成本传导渠道贡献了 38.1%的中介效应，与高耗能产业就业挤出渠道（28.4%）共同构成两条负向传导路径，二者合计解释 66.5%的总效应，提供了支持能源转型“阵痛期”形成机制的间接证据。中长期正向效应方面，技术进步驱动的效率改善渠道在政策实施 4 年后贡献了 57.1%的中介效应，清洁能源供给优化渠道贡献了 33.3%，两条正向渠道在长期形成“效率—供给”双轮驱动，合计解释了长期净效应的 90.4%，为政策“红利期”的出现提供了实证支撑。负向渠道“先发快至”、正向渠道“后发后至”的时序非对称性，从根本上解释了政策效应的动态演进规律。

5.2 异质性分析

能源转型政策的贫困效应可能因城市特征不同而存在显著差异。本文从城市功能定位、产业结构、区域分布、财政能力和绿色技术创新五个维度展开异质性分析，结果见表 11。

表 11 异质性分析结果

Table 11 Heterogeneity Analysis Results

	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)	(9)	(10)	(11)
	资源型城市	非资源型城市	高制造业城市	低制造业城市	东部地区	中部地区	西部地区	高财政能力	低财政能力	高绿色创新	低绿色创新
低碳城市试点政策	0.041*** (0.015)	0.011 (0.009)	0.052*** (0.018)	0.008 (0.008)	0.009 (0.012)	0.028** (0.013)	0.035** (0.014)	0.010 (0.011)	0.034*** (0.013)	-0.015 (0.014)	0.042*** (0.015)
高维控制变量	自动选择	自动选择	自动选择	自动选择	自动选择	自动选择	自动选择	自动选择	自动选择	自动选择	自动选择

城市固定效应	是	是	是	是	是	是	是	是	是	是	是
年份固定效应	是	是	是	是	是	是	是	是	是	是	是
观测值	1,416	3,127	1,892	2,651	1,543	1,562	1,438	1,876	2,667	1,472	3,071
样本外预测 R^2	0.812	0.834	0.798	0.841	0.825	0.819	0.808	0.831	0.815	0.843	0.806

异质性分析结果表明，能源转型的贫困效应在不同类型城市之间差异明显。资源型城市和高制造业城市承受了更大的冲击，其政策系数分别约为非资源型城市的四倍和低制造业城市的六倍以上，这在一定程度上印证了就业挤出渠道的核心逻辑。从区域分布看，中西部城市的政策系数显著为正，东部城市则不显著，呈现出“东低西高”的梯度特征，这与中西部地区承担更多产业退出压力、经济多元化和财政调节能力相对较弱的现实基本吻合。财政能力也起到了重要的缓冲作用，低财政能力城市的系数显著高于高财政能力城市，后者能够通过转移支付、能源补贴和就业培训等手段部分对冲政策的负面冲击。此外，绿色技术创新能力成为决定城市能否率先走出“阵痛期”的关键变量：高创新能力城市的系数已转为负值，表明它们更早进入了政策“红利期”，而低创新能力城市仍处于负面冲击阶段，这一分化格局凸显了绿色创新能力在能源转型过程中的重要作用。

6 研究结论与政策建议

6.1 研究结论

本文将低碳城市试点政策作为一项准自然实验，基于 2006—2022 年中国 277 个地级市的面板数据，运用双重机器学习方法，系统识别了该政策对城市能源贫困的因果效应，主要结论如下：

第一，低碳城市试点政策总体上使城市能源贫困程度显著上升，但其影响呈现先加剧后缓解的非线性轨迹。基准估计结果显示，政策实施后的初期，能源贫困明显加剧，峰值出现在第二年；进入政策实施的中后期，效应逐渐由正转负，能源贫困得到显著缓解。这一发现表明，能源转型的“阵痛期”效应在短期内占据主导，而长期减贫红利需要一定时间积累方能显现。因此，理解能源转型与能源公平的关系，需要采取动态视角。

第二，能源转型政策的贫困效应存在显著的城市异质性，呈现资源依赖型城市负担更重、创新驱动型城市率先跨越的两极分化格局。资源型城市、高制造业占比城市以及财政能力偏弱的城市，承受了更大的短期负面冲击；而绿色创新能力较强的城市则更早进入了政策“红利期”。这种分化在一定程度上折射出当前中国城市之间在绿色发展能力上的深层差距，也为制定差异化的政策提供了关键的实证依据。

第三，机制检验进一步表明，四条传导渠道在时间上的先后发力次序，是政策效应先加剧后缓解的主要成因。短期负面冲击主要来自能源价格上涨带来的成本传导和高耗能产业的就业挤出；中长期的正向效应则归因于技术进步带动的效率提升以及清洁能源供给的改善。负向渠道“先发快至”，正向渠道“后发后至”，这种时序上的不对称性，从根本上解释了政策效应动态演变的规律。

6.2 政策建议

基于上述研究发现，本文提出以下四方面政策建议。

第一，构建转型风险分级与精准补偿联动的动态能源扶贫机制。针对实证发现的城市分化特征，建议建立基于实时监测的城市能源贫困预警体系，将城市类型、政策实施阶段纳入补偿等级的动态评估标准。对于处于“阵痛期”且具有高风险特征的城市，应加大中央财政转移支付力度，设立专项基金，重点补贴低收入家庭的能源支出增量，有效减轻能源负担。同时，应将城市能源贫困指数纳入地方政府绩效考核体系，形成减碳目标与能源公平目标的双约束激励结构。

第二，差异化推进能源转型节奏，为脆弱型城市设置缓冲过渡期。针对资源型城市、高制造业城市和财政能力薄弱城市在异质性分析中承受更大冲击的发现，建议在国家低碳城市试点政策框架下引入差异化达峰路径机制：对发展基础薄弱、转型压力较大的城市，给予适当延长

的碳达峰过渡期，并提供专项绿色转型产业基金支持。同时，应为高耗能产业从业人员提供就业帮扶，包括绿色技能再培训补贴、新能源产业岗位优先推荐和创业支持。

第三，强化绿色技术创新的扩散机制，加速能源转型“红利期”的到来。针对高创新能力城市已率先进入“红利期”的发现，建议从以下三条路径推动：一是建立跨城市绿色技术转让激励机制，对向欠发达城市转让节能技术的企业给予税收优惠；二是将绿色专利许可和技术共享纳入国家能源转型试点政策的考核指标，引导高创新能力城市承担区域技术带动责任；三是设立面向中小城市的绿色技术应用示范中心，降低基层企业采纳先进节能技术的学习成本和交易成本，推动效率改善渠道在更广范围内提前激活。

第四，加快清洁能源基础设施向欠发达地区延伸，以供给侧改革根治能源贫困。针对供给优化渠道的长期正向效应，建议重点从以下方面发力：一是加快推进“双碳”目标约束下的农村电网和天然气管网扩容升级，将清洁能源接入率纳入乡村振兴和区域协调发展的基础性指标；二是建立差异化的清洁能源上网电价补贴机制，推动分布式光伏、小型风电等就地化清洁能源在偏远地区的规模化应用；三是深化居民用能价格改革，建立基于收入水平的阶梯式清洁能源补贴制度，使价格信号的节能激励功能与低收入群体的保护性补贴相互兼容，从根本上实现“双碳”目标与共同富裕目标的协同推进。

参考文献

[1] 程丹蕾,刘晓悦,刘南.破除市场分割可以缓解农村相对贫困吗？——以能源贫困为例[J].经济问题,2025,(08):121-129.

[2] 邓世成,吴玉鸣.低碳城市试点政策对中国资源型城市绿色转型发展的影响[J].中国人口·资源与环境,2024,34(06):65-79.

[3] 丁恒,杨丹,刘自敏,等.巧妇燃新炊：农村妇女非农就业与家庭能源贫困[J].财经研究,2025,51(04):94-109.

[4] 杜龙政,赵云辉,陶克涛,等.环境规制、治理转型对绿色竞争力提升的复合效应——基于中国工业的经验证据[J].经济研究,2019,54(10):106-120.

[5] 傅佳莎,蔡福祥,魏楚.中国城镇家庭能源贫困评估——基于微观调查数据的研究[J].经济理论与经济管理,2022,42(09):82-96.

[6] 郭沛,梁栋.低碳试点政策是否提高了城市碳排放效率——基于低碳试点城市的准自然实验研究[J].自然资源学报,2022,37(07):1876-1892.

[7] 何可,朱信凯,李凡略.聚“碳”成“能”：碳交易政策如何缓解农村能源贫困？[J].管理世界,2023,39(12):122-144.

[8] 黄曼丽,陶伟.能源贫困研究进展：生成逻辑和地方效应[J].地理科学,2026,46(01):79-91.

[9] 靳玮,王弟海,张林.碳中和背景下的中国经济低碳转型:特征事实与机制分析[J].经济研究,2022,57(12):87-103.

[10] 李凡略,何可.光伏惠民政策实施能否带来能源公平[J].中国农村经济,2026,(04):138-162.

[11] 李世祥,王楠,吴巧生,等.贫困地区能源与环境约束下经济增长尾效及其特征——基于中国21个省份2000～2017年面板数据的实证研究[J].数量经济技术经济研究,2020,37(11):42-60.

[12] 廖华,唐鑫,魏一鸣.能源贫困研究现状与展望[J].中国软科学,2015,(08):58-71.

[13] 林伯强,刘畅.中国能源补贴改革与有效能源补贴[J].中国社会科学,2016,(10):52-71+202-203.

[14] 林美顺.清洁能源消费、环境治理与中国经济可持续增长[J].数量经济技术经济研究,2017,34(12):3-21.

[15] 刘泓汛,陈佳琪,彭千芸,等.中国家庭能源转型的环境—健康—低碳效益及经济成本[J].当代经济科学,2024,46(01):88-103.

[16] 刘自敏,邓明艳,杨丹,等.降低企业用能成本可以提高能源效率与社会福利吗——基于交叉补贴视角的分析[J].中国工业经济,2020,(03):100-118.

[17] 刘自敏,兰羽珩,邓明艳,等.中国能源贫困的精准识别——基于等价尺度方法的分析[J].数量经济技术经济研究,2023,40(02):136-157.

[18] 刘自敏,牛靖,吴舒磊,等.能源贫困缓解何以促进健康老龄化[J].经济理论与经济管理,2025,45(11):87-104.

[19] 沙文兵,彭徐彬.低碳经济转型与企业出口产品质量：基于低碳城市试点的准自然实验[J].世界经济研究,2023,(04):103-118+136.

[20] 宋洋,张玥.低碳城市试点政策是否能够促进产业结构升级?[J].经济经纬,2025,42(05):19-31.

[21] 孙燕铭,周传玉.长三角区域大气污染协同治理的时空演化特征及其影响因素[J].地理研究,2022,41(10):2742-2759.

[22] 王锋,葛星.低碳转型冲击就业吗——来自低碳城市试点的经验证据[J].中国工业经济,2022,(05):81-99.

[23] 王维国,付嘉为,范丹.清洁能源发展的健康效应——以西气东输工程为例[J].数量经济技术经济研究,2024,41(10):150-170.

[24] 温忠麟,叶宝娟.中介效应分析:方法和模型发展[J].心理科学进展,2014,22(05):731-745.

[25] 吴鹏,黄方圆,黄金波,等.碳排放权交易市场与企业就业规模和结构——基于控排企业名单的考察[J].劳动经济研究,2024,12(06):101-135.

[26] 熊广勤,石大千,李美娜.低碳城市试点对企业绿色技术创新的影响[J].科研管理,2020,41(12):93-102.

[27] 徐盈之,魏瑞.双重环境规制、能源贫困与包容性绿色发展[J].中南大学学报(社会科学版),2021,27(02):109-125.

[28] 杨丹,邓明艳,刘自敏.提高能源效率可以降低相对贫困吗？——以能源贫困为例[J].财经研究,2022,48(04):4-18.

[29] 杨红燕,杨阳,李天云,等.低碳转型何以缓解多维能源贫困——来自低碳试点城市和家庭的经验证据[J].西安交通大学学报(社会科学版),2025,45(04):13-26.

[30] 杨宇,郭越,樊杰,等.能源地理研究的发展与展望[J].地理学报,2024,79(01):147-170.

[31] 张兵兵,董安然,段玉婉.碳达峰目标如何引领城市低碳转型——来自准自然实验的证据[J].数量经济技术经济研究,2024,41(07):177-196.

[32] 张华.低碳城市试点政策能够降低碳排放吗?——来自准自然实验的证据[J].经济管理,2020,42(06):25-41.

[33] 张希良,黄晓丹,张达,等.碳中和目标下的能源经济转型路径与政策研究[J].管理世界,2022,38(01):35-66.

[34] Acheampong, A.O., Erdiaw-Kwasie, M.O., Abunyewah, M., 2021. Does energy accessibility improve human development? Evidence from energy-poor regions. Energy Economics 96: 105165.

[35] Acemoglu, D., Aghion, P., Bursztyn, L., & Hemous, D., 2012. The environment and directed technical change. American Economic Review 102(1): 131-166.

[36] Albulut, K., 2026. Addressing social vulnerabilities resulting from low-carbon energy transition policies in EU-27 countries: A systematic survey of the literature. Renewable & Sustainable Energy Reviews 226: 116245.

[37] Angrist, J.D., Pischke, J.S., 2010. The credibility revolution in empirical economics: how better research design is taking the con out of econometrics. Journal of Economic Perspectives 24: 3-30.

[38] Baron, R.M., Kenny, D.A., 1986. The moderator mediator variable distinction in social psychological-research-conceptual, strategic, and statistical considerations. Journal of Personality and Social Psychology 51(6): 1173-1182.

[39] Bridge, G., Bouzarovski, S., Bradshaw, M., & Eyre, N., 2013. Geographies of energy transition: Space, place and the low-carbon economy. Energy Policy 53: 331-340.

[40] Carley, S., & Konisky, D. M., 2020. The justice and equity implications of the clean energy transition. Nature Energy 5(8): 569-577.

[41] Callaway, B., Sant'Anna, P.H.C., 2021. Difference-in-Differences with multiple time periods. Journal of Econometrics 225: 200-230.

[42] Chen, S.Y., Graff-Zivin, J., Wang, H.H., Xiong, J.X., 2025. Combating cross-border externalities: Evidence from China's inter-provincial ecological compensation initiatives. Journal of Public Economics 252: 105495.

[43] Chernozhukov, V., Demirer, M., Duflo, E., Hansen, C., Newey, W., Robins, J., 2018. Double/debiased machine learning for treatment and structural parameters. Econometrics Journal 21: C1-C68.

[44] Li, C., Li, M.L., Zhang, L., Li, Q., Zheng, H., Feldman, M.W., 2025. Energy–poverty–inequality SDGs: A large-scale household analysis and forecasting in China， Proceedings of the National Academy of Sciences 122.

[45] Flues, F., & van Dender, K., 2017. The impact of energy taxes on the affordability of domestic energy. OECD Taxation Working Papers, 41.

[46] Foster, V., Tre, J.P., Wodon, Q., 2000. Energy price, energy efficiency, and fuel poverty. World Bank 131: 1-7.

[47] Henderson, J.V., Storeygard, A., Weil, D.N., 2012. Measuring economic growth from outer space. American Economic Review 102: 994-1028.

[48] Liu, J., Zhao, W.L., Zhuang, C.C., 2025. Going green or losing edge? The impact of government procurement on carbon reduction and firm value in China. Energy Economics 142: 108219.

[49] Porter, M.E., Vanderlinder, C., 1995. Toward a new conception of the environment-competitiveness relationship. Journal of Economic Perspectives 9: 97-118.

[50] Sadath, A.C., Acharya, R.H., 2017. Assessing the extent and intensity of energy poverty using Multidimensional Energy Poverty Index: empirical evidence from households in India. Energy Policy 102: 540-550.

[51] Sovacool, B. K., Burke, M., Baker, L., Kotikalapudi, C. K., & Wlokas, H., 2017. New frontiers and conceptual frameworks for energy justice. Energy Policy 105: 677-691.

[52] Sokolowski, J., Lewandowski, P., Kielczewska, A., et al., 2020. A multidimensional index to measure energy poverty: the Polish case. Energy Sources, Part B: Economics, Planning, and Policy 15: 92-112.

[53] Song, Y., He, Y.H., Sahut, J.M., Shah, S.H., 2024. Can low-carbon city pilot policy decrease urban energy poverty? Energy Policy 186: 113989.

[54] Sun, Y.M., Shen, S.M., Zhou, C.Y., 2023. Does the pilot emissions trading system in China promote innovation? Evidence based on green technology innovation in the energy sector. Energy Economics 126: 106984.

[55] Sun, Y.M., & Zhou, C.Y., 2024. Which works better? Comparing the multiple effects of heterogeneous environmental regulations on urban green economic transformation in China. Journal of Environmental Management, 368: 122124.

[56] Walker, W.R., 2013. The transitional costs of sectoral reallocation: evidence from the clean air act and the workforce. Quarterly Journal of Economics 128: 1787-1835.

[57] Way, R., Ives, M. C., Mealy, P., & Farmer, J. D., 2022. Empirically grounded technology forecasts and the energy transition. Joule 6(9): 2057-2082.

The Energy Poverty Effect of Low-Carbon City Pilot Policies under the "Dual Carbon" Goals: Empirical Evidence based on Double Machine Learning

ZHOU Chuanyu[1], LIU Jun[2*]

1. School of Ecology and Environment, Renmin University of China, Beijing 100872, China;

2. College of Urban and Environmental Sciences, Peking University, Beijing 100871, China

Abstract: Will the low-carbon city pilot policy, as an important lever for promoting energy transformation, weaken energy accessibility and equity while improving the environment, thereby exacerbating regional energy poverty? To answer this question, this article regards the low-carbon city pilot policy as a quasi natural experiment. Based on panel data from 277 prefecture level cities in China from 2006 to 2022, a dual machine learning method is used to systematically identify the causal effects of the policy on urban energy poverty. Research has found that low-carbon city pilot policies have significantly exacerbated urban energy poverty overall, but have shown a dynamic trend of first exacerbating and then alleviating it. Heterogeneity analysis shows that resource-based cities, high manufacturing cities, and low fiscal capacity cities bear greater short-term impacts, while high green innovation capacity cities are the first to enter the policy "dividend period". Mechanism analysis shows that the rise in energy prices and the crowding out of high energy consuming industries bring short-term negative impacts, while the efficiency improvement driven by technological progress and the optimization of clean energy supply bring medium - to long-term positive effects. This article provides empirical evidence to evaluate the energy equity effects of low-carbon city pilot policies, which will help promote the coordinated promotion of the "dual carbon" goals and common prosperity.

Key Words: energy poverty; energy transition; low-carbon city pilot; double machine learning; quasi-natural experiment