引用格式：卜炎，王沛欣，李浩宇，等. 新质生产力视角的碳效率影响因素研究——基于LightGBM和SHAP方法[J]. 技术经济，2026，45(6)：132-145.

Bu Yan，Wang Peixin，Li Haoyu，et al. Research on influencing factors of carbon efficiency from the perspective of new quality productive forces：Based on LightGBM and SHAP methods[J]. Journal of Technology Economics，2026，45(6)：132-145.

新质生产力视角的碳效率影响因素研究

——基于LightGBM和SHAP方法

卜 炎，王沛欣，李浩宇，艾明晔

（哈尔滨工程大学经济管理学院，哈尔滨 150000）

摘 要：在全球气候治理紧迫性加剧与中国“双碳”目标深入推进的背景下，厘清新质生产力对碳效率的关联特征对城市绿色转型至关重要。构建涵盖数据要素、新劳动者、新劳动资料、技术研发、新生产组织与新劳动对象六个维度的新质生产力测度体系，采用非径向方向性距离函数测算地级市碳效率，并分解为效率变动与技术变动。进一步结合LightGBM模型与SHAP方法，系统识别各要素与碳效率的关联特征。结果表明：数据要素、新劳动者与新劳动资料是碳效率预测中贡献度最高的关键特征要素，而技术研发、新生产组织与新劳动对象则表现出潜在影响。在非线性关系上，各要素普遍呈现阈值效应，数据要素与新劳动资料呈现U型影响结构，新劳动者与新劳动对象的作用效果表现出显著的成熟度依赖与规模门槛特征，新生产组织则呈现阶段性正向影响。机制分解显示，效率变动主要由数据要素与新生产组织优化资源配置影响，而技术变动则更多受新劳动资料与新劳动对象的前沿技术创新支撑。本文研究旨在识别新质生产力的绿色效应模式，为城市低碳精准施策提供参考。

关键词：新质生产力；碳效率；非线性效应；方向性距离函数；机器学习；SHAP值

中图分类号：X321；F062.2 **文献标志码**：A **文章编号**：1002-980X(2026)06-0132-14

DOI：10.12404/j.issn.1002-980X.J25123104

一、引言

在全球气候变化风险加剧与中国“双碳”战略深入推进的背景下，实现经济增长与碳排放的深度脱钩已成为高质量发展的核心挑战。然而，现实观察表明，单纯依靠传统要素投入与规模扩张的绿色转型模式正面临边际贡献递减的困境。如何破解资源环境约束与增长动能转换的矛盾，亟须构建以创新为主导的新型生产力体系。新质生产力的提出，不仅是理论上的突破，更是应对这一现实瓶颈的关键路径。

碳效率作为衡量绿色发展的核心绩效指标，本质上由资源配置效率与前沿技术水平共同决定。然而，既有研究多将碳效率视为单一的综合性指标，忽视了其内部动力结构的差异。事实上，提升碳效率存在两条截然不同的逻辑：一是在既有技术条件下，通过优化组织与管理实现向生产前沿的追赶；二是通过颠覆性技术创新实现生产边界的整体外移。如果不区分这两条路径，政策制定者将无法识别新质生产力究竟是在优化现有的资源配置，还是在促进底层的技术革新，从而导致政策错配。

此外，新质生产力要素具有显著的非线性特征。与传统生产要素不同，新质要素往往存在初始成本高、学习周期长、网络效应显著等特点。这意味着其对碳效率的贡献可能并非线性增长，而是存在阈值效应或阶段性波动。如果沿用线性研究范式，将无法捕捉到要素在磨合期与爆发期的表现差异，进而导致对新质生产力绿色效应的误判。

收稿日期：2025-12-31

基金项目：黑龙江省哲学社会科学研究规划一般项目“新质生产力发展驱动黑龙江省碳减排路径研究”(24GLB001)

作者简介：卜炎(1993—)，博士，哈尔滨工程大学经济管理学院副教授，研究方向：资源与环境经济；王沛欣(2000—)，哈尔滨工程大学经济管理学院硕士研究生，研究方向：资源与环境经济；李浩宇(1999—)，哈尔滨工程大学经济管理学院硕士研究生，研究方向：数字经济；(通信作者)艾明晔(1975—)，博士，哈尔滨工程大学经济管理学院教授，研究方向：数字经济。

近年来，新质生产力作为引领中国经济高质量发展的核心概念，强调通过劳动者、劳动资料、劳动对象及其组合模式的质变性跃升，实现数字化、智能化与绿色化的深度融合[1]。学界普遍认为，数据要素、智能装备、绿色材料与创新体系在推动产业升级、促进技术进步与降低资源消耗方面具有显著潜力。然而，现有研究多集中于新质生产力的理论内涵界定[1-2]、区域水平测度[3-4]及其对经济增长与产业升级的宏观影响[5-6]，对其在绿色发展领域，特别是碳效率提升机制中的具体作用仍缺乏系统性的实证证据。

既有文献主要从三个维度展开探讨：第一，新质生产力被认定与绿色发展目标具有内在一致性，能够通过智能制造、绿色技术与数字化平台全面提升资源利用效率[7-8]；第二，培育新质生产力被视为实现“双碳”目标的关键路径，可通过推动能源革命、优化产业结构与增强创新供给为绿色转型注入新动能[9-10]；第三，少量研究开始关注新质生产力对碳排放的直接影响[11-13]，发现其通过能源结构优化[14]、技术创新突破[15]与政策调节干预[16]等渠道促进碳减排。尽管如此，现有研究仍存在明显局限：多数分析局限于省级层面或特定行业领域，对城市尺度下的作用机制揭示不足；缺乏对碳效率的直接研究，未能区分技术进步与效率改善的差异化贡献；也尚未充分考虑新质生产力多要素内涵可能产生的复杂非线性影响。

基于上述现实与理论背景，本文的边际贡献在于：第一，从要素协同视角分析新质生产力，不仅关注单一维度的贡献，更探讨其对碳效率不同分解项的差异化影响，通过卢恩伯格生产率指数将碳效率分解为效率变动（CEEC）与技术变动（CETC），深入揭示新质生产力在效率优化与技术前沿拓展两条路径上的不同表现；第二，引入可解释性机器学习方法（LightGBM+SHAP），旨在识别各要素与碳效率之间的复杂关联模式，而非进行简单的因果推断，从而更真实地捕捉现实中存在的阈值与波动特征。本文研究旨在为新质生产力的绿色发展效应提供更具机制识别的实证依据，为城市层面低碳转型政策制定提供科学参考。

二、理论基础与影响机制分析

（一）新质生产力的内涵与碳效率的关联性

新质生产力是以创新为主导动能，突破传统经济增长模式与生产力发展路径，具有高科技、高效能、高质量特征，并充分体现新发展理念的先进生产力形态。本文遵循劳动者、劳动资料、劳动对象及其优化组合的跃升这一理论本源，借鉴韩文龙等的研究框架，将其系统解构为数据要素、新劳动者、新劳动资料、新劳动对象、技术研发与新生产组织六个核心维度[17]。

新质生产力并非单一维度的静态概念，其六大要素之间存在深刻的交互与互补关系。数据要素作为关键变量，通过赋能新劳动者的数字化技能，支撑智能装备的精准控制，并优化产业协同逻辑，形成超越单一要素叠加的系统性减排潜力。这种协同效应意味着，其对碳效率的影响可能并非简单的线性累加，而是存在明显的规模阈值与阶段性特征。数据要素作为关键生产要素，对其他要素具有全方位的赋能与催化作用。数据要素通过实时监测与智能分析，不仅能提升新劳动者的数字化决策能力与绿色操作技能，实现人力资本的“数字增益”[18]；还能深度渗透进新劳动资料中，实现对智能装备的精准控制与预测性维护，从而在生产全流程中降低冗余能效。新劳动资料与技术研发之间存在相互反馈的良性循环。先进的智能实验平台与绿色算力设施能够极大地缩短低碳技术的研发周期；而技术研发的突破又会物化为更高效率的节能环保装备，通过这种互补效应，共同推动生产边界向低碳前沿扩张。新生产组织模式作为整合平台，发挥着系统性减排的“增幅器”作用。不同于传统科层制，以工业互联网、共享制造为代表的新生产组织能够打破企业内部与产业链间的信息孤岛，通过对数据、人才、装备与绿色材料的优化组合与动态调配，释放出超越单一要素累加的系统性减排潜力。

碳效率是衡量单位碳排放所创造经济价值的核心绩效指标，本质上是能源、资本、劳动力等要素在环境约束下的综合配置效率[19-20]。提升碳效率意味着以最低的碳排放实现最优的经济产出，是落实“双碳”战略目标的直接体现[21-22]。新质生产力与碳效率在价值取向与作用逻辑上存在深刻的内禀关联与目标协同性[23]。从价值维度看，二者共同遵循创新、协调、绿色、开放、共享的新发展理念，新质生产力内生的高效、清洁、创新特质，与碳效率提升所需的资源节约与环境友好要求高度契合。从作用逻辑看，新质生产力通过重塑生产函数影响碳效率前沿曲线外移[24]：数据要素实现全流程精细化碳管理与决策优化、新劳动者构成绿

色技术研发与应用的人力资本基础[25]、新劳动资料直接提升能源与物料的利用精度、新劳动对象推动能源结构低碳化与产品绿色化转型、技术研发提供根本性减排技术的发展源泉、新生产组织则通过优化资源配置与产业协同释放系统性碳减排潜力。

因此,新质生产力并非抽象的宏观概念,其六大要素通过独特且协同的作用路径,深度融入经济活动的微观基础,共同构成影响碳效率提升的结构性力量。这种关联蕴含复杂的非线性互动与门槛特征,为深入探讨其影响机制提供了理论基础。

(二)新质生产力影响碳效率的影响机制

基于上述内涵关联,新质生产力对碳效率的影响是一个多路径、非线性的复杂系统过程。本文融合环境经济学与创新理论,结合新质生产力的多维特征,将其影响机制凝练为两个相互关联的方面。

第一,要素配置与效率优化机制。此机制主要作用于碳效率的效率变动,即通过消除信息不对称和优化管理流程,缩小实际碳绩效与现有前沿的差距(追赶效应)。数据要素与新生产组织在该机制中占据主导。数据要素能够通过实时监测、碳足迹溯源与智能决策,破解信息不对称问题,优化能源调度与资源配置流程[26]。新劳动者凭借绿色技能、环境意识与创新思维,提高生产流程中的能源管理水平与环保操作规范性,将技术潜力转化为运营效率[27]。新生产组织通过智能化平台与绿色供应链管理,优化企业内及产业链间的物质流、能量流与信息流,降低系统性摩擦与损耗[28]。该机制的有效性高度依赖要素质量、协同程度与制度适应性,其作用过程常呈现阈值效应,即当要素积累或组织变革达到临界水平后,其对效率的优化作用将显著增强。这类要素更多表现为对现有生产体系的降本增效,因此主要体现在碳绩效的追赶效应上。

第二,技术赋能与前沿拓展机制。该机制主要影响碳效率的技术变动,即促使生产可能性边界向低碳方向移动。核心在于新劳动对象与新劳动资料的颠覆性创新[29]。新劳动资料中的智能装备与自动化系统通过精准控制与智能运维,显著降低生产过程的能源与物料损耗。新劳动对象如新能源与新材料的规模化应用,通过能源结构与产品构成的根本性替代,从源头降低碳排放强度[23]。该机制核心在于创造新的生产可能性,其效果显现依赖于技术成熟度与市场规模,常呈现前期投入密集、后期效益加速的非线性特征。这类要素通过对旧有低效技术的模式替代,成为影响技术前沿向绿色低碳方向扩张的核心力量。

图 1 总结了新质生产力对碳效率的影响机制。需要强调的是,各要素的作用机制并非截然分离,而是存

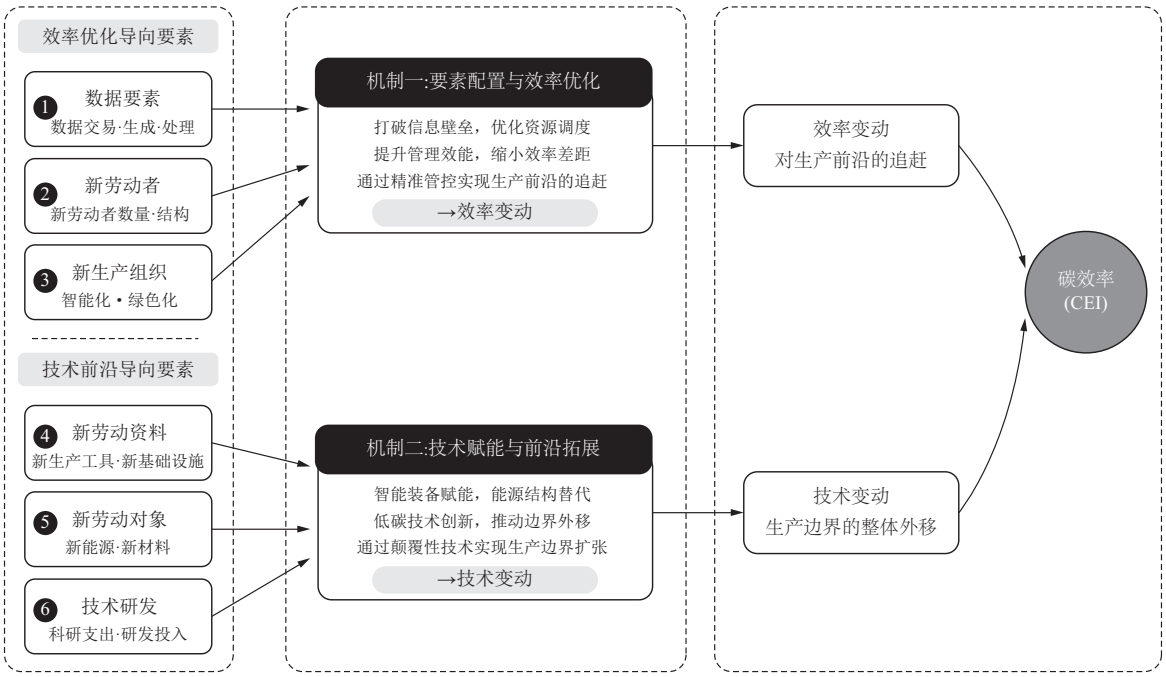


图 1　基于新质生产力视角的碳效率影响因素研究的框架

在显著的交叉渗透性。例如，高素质劳动者（新劳动者）既能通过精准化操作提升现有资源配置效率，又是颠覆性绿色技术的创造者，其作用效果是多维机制交织的结果。

综上所述，新质生产力通过技术赋能与前沿拓展、要素配置与效率优化两大机制共同影响碳效率提升。其中，技术变动路径主要由新劳动对象、新劳动资料和技术研发中的前沿创新影响，聚焦生产边界扩张；而效率变动路径则更依赖数据要素、新劳动者和新生产组织对现有资源利用效率的优化，致力于对既定边界的追赶。各机制并非独立运行，要素间存在复杂的交互、互补与协同效应，且普遍受到发展阶段、规模阈值与制度环境的约束。

三、研究设计

（一）碳效率的测算与分解方法

为科学测度中国城市碳效率，本文在综合现有研究基础上[30-31]，借鉴 Färe 等[32]提出的环境生产技术框架，采用非径向方向性距离函数进行测算。假设每个决策单元投入 N 种要素 $x \in R_+^m$，生产出 M 种期望产出 $y \in R_+^s$ 和 I 种非期望产出 $b \in R_+^I$。在本文中，设定投入要素为资本（K），劳动（L）和能源（E），期望产出为 Q，非期望产出为碳排放 C。由此，该环境技术的生产集合可表示为

$$P = \{(K,L,E,Q,C) : (K,L,E) \text{ 能生产} (Q,C)\} \tag{1}$$

依据 Oh[33]提出的全域技术（Globaltechnology），在能源与环境约束下，基于全域技术的非角度、非径向的方向性距离函数（NDDF）可以表示为

$$\begin{aligned} &\vec{D}^G(L,K,E,Y,C;g) = \sup\{w^T\beta : (L,K,E,Y,C) + g \times \mathrm{diag}(\beta) \in P^G(x)\}, \\ &P^G(x) = \Big\{(K,L,E,Q,C) : \sum_{n=1}^{N}\lambda_n K_n \leqslant K, \sum_{n=1}^{N}\lambda_n L_n \leqslant L, \sum_{n=1}^{N}\lambda_n E_n \leqslant E, \\ &\qquad \sum_{n=1}^{N}\lambda_n Q_n \geqslant Q, \sum_{n=1}^{N}\lambda_n C_n = C, \lambda_n \geqslant 0, n = 1,2,\cdots,N\Big\} \end{aligned} \tag{2}$$

其中：D 为观测值到前沿面的距离；λ_n 为强度变量，即在构建技术前沿时对各横截面观察值的权重；$w = (w_K, w_L, w_E, w_Y, w_C)^T$ 为权重向量；$g = (-g_L, -g_K, -g_E, g_Y, -g_C)$ 为方向向量；尺度因子向量为 $\beta = (\beta_K, \beta_L, \beta_E, \beta_Y, \beta_C)^T \geqslant 0$。

具体而言，考虑到资本和劳动并不会直接产生碳排放，因此在模型设定中将其从目标函数和相关约束中剔除。由此，设定权重向量 $w = (0,0,1/3,1/3,1/3)^T$，方向向量 $g = (0,0,-E,Y,-C)$。因此，基于环境生产技术 $P^G(x)$ 的非径向方向性距离函数可以通过求解如式（3）所示的 DEA 模型。

$$\vec{D}^G(K,L,E,Y,C;g) = \max(w_E\beta_E + w_Y\beta_Y + w_C\beta_C)$$

$$\text{s.t.}\begin{cases} \sum_{n=1}^{N}\lambda_n K_n \leqslant K \\ \sum_{n=1}^{N}\lambda_n L_n \leqslant L \\ \sum_{n=1}^{N}\lambda_n E_n \leqslant E - \beta_E g_E \\ \sum_{n=1}^{N}\lambda_n Y_n \geqslant Y - \beta_Y g_Y \\ \sum_{n=1}^{N}\lambda_n C_n = C - \beta_C g_C \\ \lambda_n \geqslant 0, n = 1,2,\cdots,N \\ \beta_E, \beta_Y, \beta_C \geqslant 0 \end{cases} \tag{3}$$

设β^*为最优解,在此基础上,本文的碳效率(*CEI*)设定为潜在碳强度与实际碳强度的比值。具体计算公式如式(4)所示。

$$CEI_o^G = \frac{(C - \beta_C^* g_C)/(Y + \beta_Y^* g_y)}{C/Y} = \frac{1 - \beta_C^*}{1 + \beta_Y^*} \tag{4}$$

为了进一步考察碳效率的动态变化,本文进一步使用卢恩伯格生产率,来测算碳效率动态效应。具体的计算公式如式(5)所示。

$$\begin{cases} CELI = CEEC + CETC \\ CEEC = CEI_o^{t+1}(t+1) - CEI_o^t(t) \\ CETC = [CEI_o^G(t+1) - CEI_o^{t+1}(t+1)] - [CEI_o^G(t) - CEI_o^t(t)] \end{cases} \tag{5}$$

其中:碳全要素生产率(*CELI*)为根据碳效率(*CEI*)计算的卢恩伯格生产率,碳效率变动效应表示碳绩效的效率变动指标,测度了(t,t+1)期间内决策单元在减排效率上的追赶效应,即对生产前沿的接近程度的变化。若*CEEC*>0,说明减排效率提升,否则为退步;碳效率技术变动效应表示碳效率的技术进步指标,刻画了(t,t+1)期间内生产前沿的移动效应,对应于减排技术的进步。若*CETC*>0,说明减排技术进步,否则为退步。图 2 展示了*CEEC* 和 *CETC* 指标的具体含义。

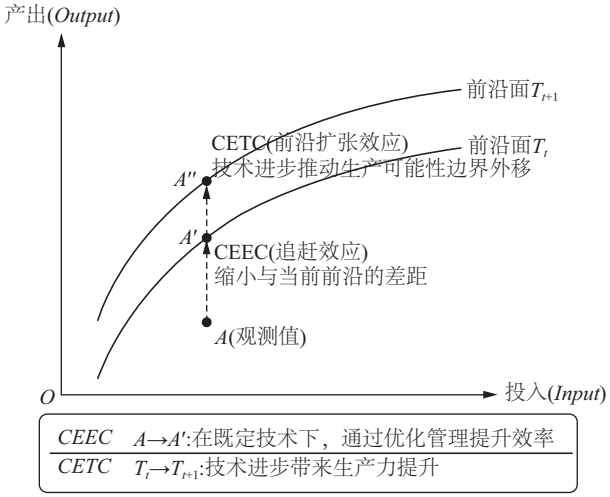


图 2　技术变动与效率变动

(二)碳效率的样本和变量的选取

选取 2010—2021 年中国 280 个地级市作为研究样本。选择该时间跨度主要基于以下考虑:首先,2010 年是“十二五”规划的开局之年,也是节能减排与产业转型路径的关键节点,以此为起点能更好地观察新质生产力发展的影响效应;其次,《中国城市统计年鉴》中部分关键能源与环境指标在 2010 年后统计口径更为统一且覆盖面更广,有效避免了早期数据缺失或口径不一致带来的估计偏差;最后,将样本截止于 2021 年,是考虑到部分数据的缺失,同时避免因新冠肺炎疫情等重大外部冲击,对经济与社会指标造成的非稳态干扰。需说明的是,部分指标(如机器人渗透率、人工智能企业数)在 2010—2013 年数据较为稀疏。为确保稳定性,本文在稳健性检验中剔除早期年份样本重新估计,核心结论保持稳健。新劳动者指标虽以战略性新兴产业上市公司员工数为代理,存在样本选择偏差,但其能较好捕捉高技能人才的集聚趋势;数据要素中关于数据交易平台的虚拟变量虽较粗糙,但在当前数据市场起步阶段仍具代表性。

投入产出变量构建如下:劳动投入以年末从业人员数表征;资本投入采用永续盘存法核算的固定资本存量,参照张军等[34]的方法设定初始资本存量与折旧率,并以 2006 年不变价格进行平减;能源投入以能源消费总量表征;期望产出为地区生产总值,以 2010 年不变价格进行平减;非期望产出碳排放量的测算参考邵帅等[30]的方法,基于《中国能源统计年鉴》中 17 种化石能源消费数据,采用联合国政府间气候变化专门委员会(IPCC)指南提供的核算方法与参数进行估算。所有数据均来源于《中国城市统计年鉴》《中国能源统计年鉴》,各变量的描述性统计特征见表 1。

表 1　投入产出变量数据的描述性统计

变量		单位	均值	标准差	最小值	最大值
投入要素	劳动(L)	万人	53.0	82.4	4.21	1143.3
	资本(K)	亿元	7010.0	8495.6	2226.7	99360.5
	能源(E)	万吨标准煤	203.6	349.4	1.2	4132.3
期望产出	GDP(Y)	亿元	1767.2	2693.3	53.6	32193.2
非期望产出	碳排放(C)	万吨	3962.3	8005.9	537.1	110527.8

(三)新质生产力的测算

基于新质生产力作为劳动者、劳动资料、劳动对象及其优化组合实现质变的理论内涵,本文参照韩文龙

等[17]及吴继飞和万晓榆[35]的省级研究框架，构建适用于地级市层面的多维度测度体系。该体系以数据要素为核心纽带，融合智能化生产工具与绿色创新导向，系统刻画生产力形态的新质跃迁。

在具体指标构建中，将传统生产力三要素，即劳动者、劳动资料与劳动对象，分别转化为体现数字化、智能化与绿色化特征的可观测变量，形成包含 6 个一级指标、12 个二级指标及 20 个具体指标的综合测度框架（表 2）。各指标均基于地级市数据可得性与城市发展特征进行筛选与设计，确保体系兼具理论合理性与实践可操作性。最终，采用熵权法确定各指标权重，合成新质生产力六大分项，为后续实证分析提供量化基础。

指标分布特征方面，本文注意到部分反映前沿技术的变量（如有无数据交易平台等）存在较高的零值比例。经核查，这种分布特征在样本期前后具有高度的连续性，反映了新质生产力要素在空间上显著的结构性稀疏，而非数据统计缺失。为处理此类高度偏态的数据，本文选取的轻量梯度提升算法（LightGBM）能够通过内建的算法逻辑有效识别零值蕴含的分离信息。

表 2　新质生产力发展水平评价指标体系

一级指标	二级指标	具体指标	指标说明/来源	权重
新劳动者指数	新劳动者数量	新产业员工数量	战略性新兴产业上市公司的员工数，按注册地汇总到地市级。数据来源于国泰安 CSMAR 数据库、Wind 数据库上市公司年报	0.072
	新劳动者结构	教育结构	参考范子英等[36]的做法，平均受教育年限=（小学在校生×6+中学在校生×10.5+大学在校生×16）/总在校生人数	0.006
		技能结构	参考苏培和贺大兴[37]的做法，根据其对农林牧渔业、采矿业、制造业这 19 个行业的技术水平分类，分成高中低技术水平，选用高中等技术水平占比作为技能结构指标。数据来源于《中国城市统计年鉴》	0.002
新劳动资料指数	新生产工具	工业机器人渗透率	参考 Acemoglu 和 Restrepo[38]的研究，本文利用国际机器人联合会数据测算地级市人均工业机器人数量	0.034
	新基础设施	重大科技基础设施水平	参考顾江和陈璐[3]的做法借助 R&D 人员全时当量来衡量重大科技基础设施水平。数据来源于《中国城市统计年鉴》	0.033
新劳动对象指数	新能源	新能源产业上市公司数量	新能源产业上市公司数量，按注册地汇总到地市级。数据来源于国泰安 CSMAR 数据库、Wind 数据库上市公司年报	0.054
		新能源上市公司营业收入	新能源产业上市公司的营业收入，按注册地汇总到地市级。数据来源于国泰安 CSMAR 数据库 Wind 数据库上市公司年报	0.085
	新材料	新材料上市公司数	新材料产业上市公司数量，按注册地汇总到地市级。数据来源于国泰安 CSMAR 数据库、Wind 数据库上市公司年报	0.042
		新材料产业产值	新材料产业上市公司规模，按注册地汇总到地市级。数据来源于国泰安 CSMAR 数据库、Wind 数据库上市公司年报	0.042
新技术指数	技术研发	高新技术企业数量（国家级）	数据来源于《中国城市统计年鉴》	0.036
		高科技行业企业研发投入金额	参考杨兴哲和周翔翼[39]的做法，将上市公司分类统计高科技行业企业研发投入金额，按注册地汇总到地级市。数据来源于国泰安 CSMAR 数据库、Wind 数据库上市公司年报	0.072
		科学支出占地方财政支出的比重	参考徐鹏杰和黄少安[40]的做法，用科学支出占比来衡量政府科技支持。数据来源于《中国城市统计年鉴》	0.013
新生产组织指数	智能化	人工智能企业数量	数据来源于天眼查	0.059
		电子商务交易额	参考黄赜琳等[41]的做法，利用地级市快递业务量占本省快递业务量比重做权重将省级电子商务交易额数据分解，省级数据来源于《中国统计年鉴》	0.055
	绿色化	生活污水处理率	数据来源于《中国城市统计年鉴》	0.205
		生活垃圾无害化处理率	数据来源于《中国城市统计年鉴》	0.001
		工业固体废物综合利用率	数据来源于《中国城市统计年鉴》	0.003
数据要素	数据交易	有无数据交易平台	各地级市是否有数据交易所，有取值为 1，没有取值为 0	0.108
	数据生成	互联网宽带接入用户	数据来源于《中国城市统计年鉴》	0.016
	数据处理	数字专利申请数	数据来源于数字经济研究数据库	0.060

(四)机器学习模型

轻量梯度提升算法(Light Gradient Boosting Machine)是一种基于直方图和按叶生长策略的高效梯度提升框架,即基于集成学习框架,构建一系列弱分类器来提高模型的预测精度。对于给定的数据集 $\{(x_i,y_i)\}_{i=1}^{n}$,其目标函数为

$$\mathcal{L}^{(t)}=\sum_{i=1}^{n}\ell[y_i,\hat{y}_i^{(t-1)}+f_t(x_i)]+\Omega(f_t) \tag{6}$$

其中:$\ell(\cdot)$ 为损失函数;$\hat{y}_i^{(t-1)}$ 为前 $t-1$ 轮模型对第 i 个样本的预测值;$f_t(x_i)$ 第 t 轮新增的决策树模型对样本 x_i 的预测;$\Omega(f_t)$ 为正则项。

本文采用 LightGBM 模型旨在识别新质生产力各要素与碳效率之间的复杂关联模式及非线性特征,而非进行严格的因果推断。SHAP 值反映的是特征对模型预测结果的边际贡献,而非经济学意义上的因果效应。因此,本文对结果的解读将严格限定在特征重要性与预测关联范畴。

关于模型采用新质生产力各维度水平值预测碳效率动态变动率的逻辑设定,主要基于以下生产理论考虑:首先,从要素禀赋与吸收能力视角看,碳效率的追赶效应与前沿外移并非孤立的随机过程,而是取决于城市既有的生产力底座。新质生产力要素的初始水平代表了城市的创新禀赋,决定了其对低碳技术的吸收速度以及支撑前沿面外移的原始动力。其次,卢恩伯格生产率衡量的是 $t\sim t+1$ 期的动态演进,而本文使用的 t 期水平值在时间维度上构成了其变化的初始条件。这种水平值预测变动率的设定不仅符合内生增长理论中存量决定增量的逻辑,而且在实证分析中形成了天然的滞后关系,能更有效地捕捉新质生产力对碳效率提升的系统性支撑作用,避免了因同步增长率带来的短期随机波动干扰。

(五)SHAP 方法

SHAP 分析方法用于评估新质生产力各项因子对碳效率预测结果的贡献,即将预测结果归因于各解释变量的边际贡献,揭示新质生产力各因素对碳效率变化的影响及其交互作用。SHAP 计算公式如式(7)所示。

$$f(x)=\varphi_0+\sum_{i=1}^{n}\varphi_i \tag{7}$$

其中:φ_0 为模型的基准预测值,即所有样本的平均预测值;φ_i 为特征 i 的 SHAP 值,反映该特征对预测结果的边际贡献;$\sum_{i=1}^{n}\varphi_i$ 为所有特征的 SHAP 值之和。

四、结果与讨论

(一)碳效率的时序演变与分解特征

基于卢恩伯格生产率的测算结果如图 3 所示。2007—2021 年中国城市碳效率整体呈现小幅下降态势,年均变化率为-0.4%。进一步的效应分解表明,效率变动与技术变动呈现出明显分化特征:

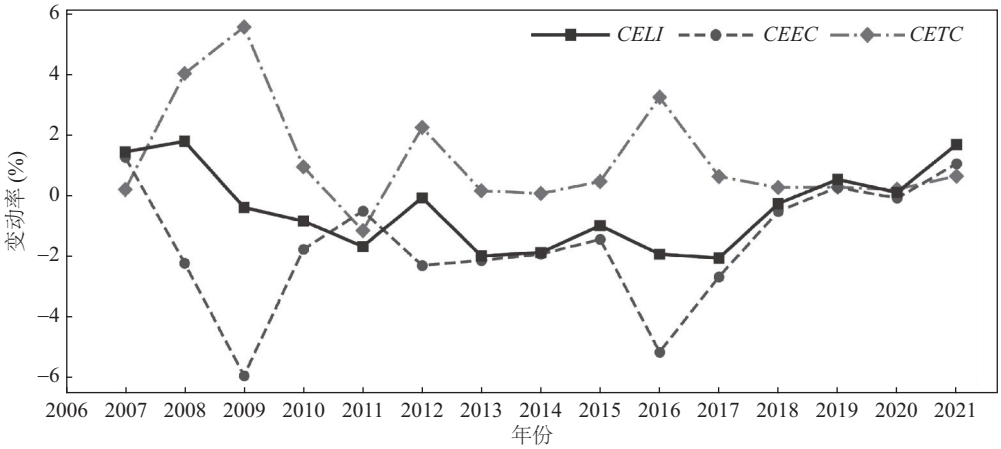


图 3　碳效率卢恩伯格生产率、效率变动指标及技术变化指标的逐年走势

效率变动指标年均值为-1.6%，而技术变动指标保持1.1%的正向增长。这一分化格局显示，尽管低碳技术进步为碳效率提升提供了基础动力，但资源配置效率下降与管理效能不足形成了显著制约。从政策层面看，单纯依靠技术进步难以实现碳效率的全面提升，需要同步推进管理创新和资源配置优化，以弥合技术潜力与实际绩效之间的差距。

（二）机器学习模型的比较与选择

为准确识别新质生产力与碳效率间的复杂关系，本文系统比较了五种代表性机器学习模型，包括线性回归、Lasso、随机森林、XGBoost 和 LightGBM。所有模型采用70%训练集和30%测试集的划分方案，通过均方误差（*MSE*）、均方根误差（*RMSE*）、平均绝对误差（*MAE*）和决定系数（R^2）进行综合评估。

表3的对比结果显示，LightGBM在各项性能指标上均表现最优，其 R^2 达到0.34，*RMSE* 和 *MSE* 分别低至0.25和0.15，显示出优异的预测精度和泛化能力。这一结果证实了LightGBM在处理高维特征和复杂非线性关系方面的优势，为后续影响机制分析提供了可靠方法支撑。

表3　机器学习模型性能比较

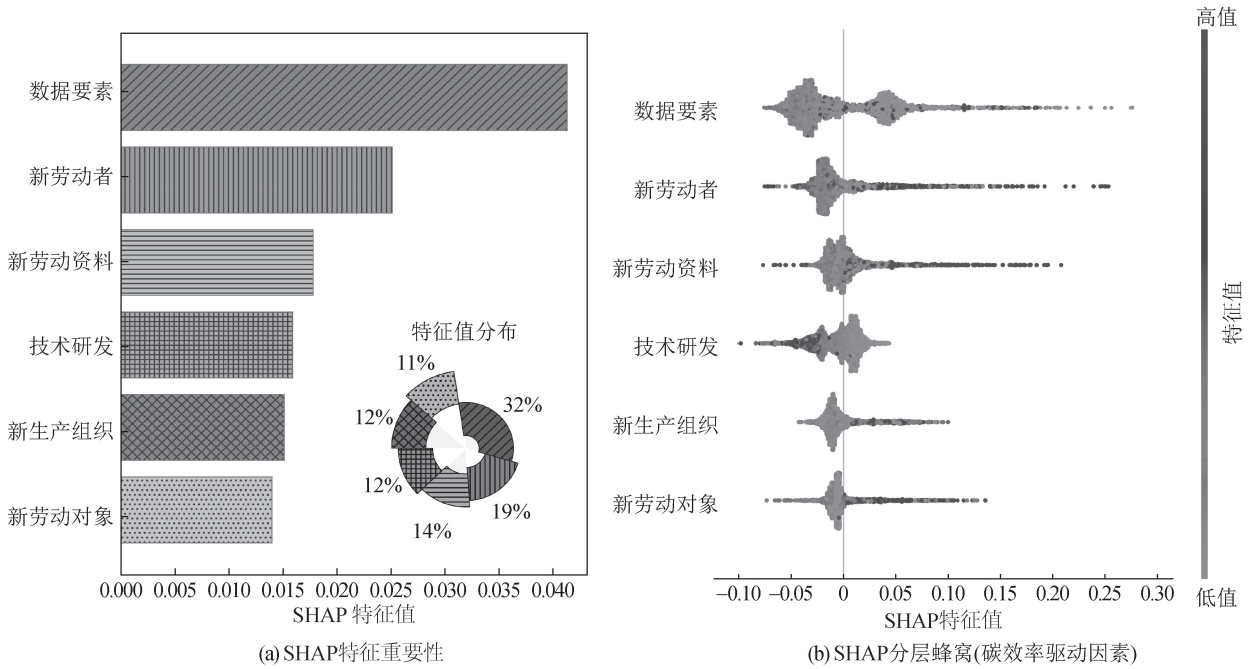
模型	*MSE*	*RMSE*	*MAE*	R^2
LinearRegression	0.039883	0.199707	0.142991	0.013418
Lasso	0.040412	0.201028	0.146371	0.000323
RandomForest	0.028924	0.170071	0.117642	0.284505
LightGBM	0.025096	0.158417	0.108672	0.379203
XGBoost	0.026577	0.163025	0.109485	0.342560

（三）实证分析结果

1. 要素贡献格局与作用方向

图4展示了新质生产力六大要素对碳效率的特征重要性和作用方向。在贡献度方面，数据要素以约32%的平均SHAP值居首，是预测碳效率提升的核心因子。新劳动者（约19%）和新劳动资料（约14%）分别作为人力资本和物质基础代表，共同构成碳效率提升的支柱力量。技术研发与新生产组织（均约12%）表现出稳健的系统支撑作用，而新劳动对象（约11%）的相对较低贡献度反映绿色材料和新能源领域尚处于产业化初期。

分层蜂窝图分析显示，大多数要素呈现高特征值-高SHAP值的正向关联模式。数据要素的样本分布呈现明显右偏特征，且高值样本聚集紧密，体现其稳定持续的正向关联作用。新劳动者与新劳动资料表现出相似分布特征，表明高素质劳动力与智能装备之间存在协同效应。技术研发的SHAP值分布相对分散，部分样本在零值附近波动，提示其作用发挥可能存在门槛条件。新生产组织与新劳动对象在低值区间贡献有限，但在高值样本中显示减排潜力，表明这两类要素的效应释放具有规模依赖性。



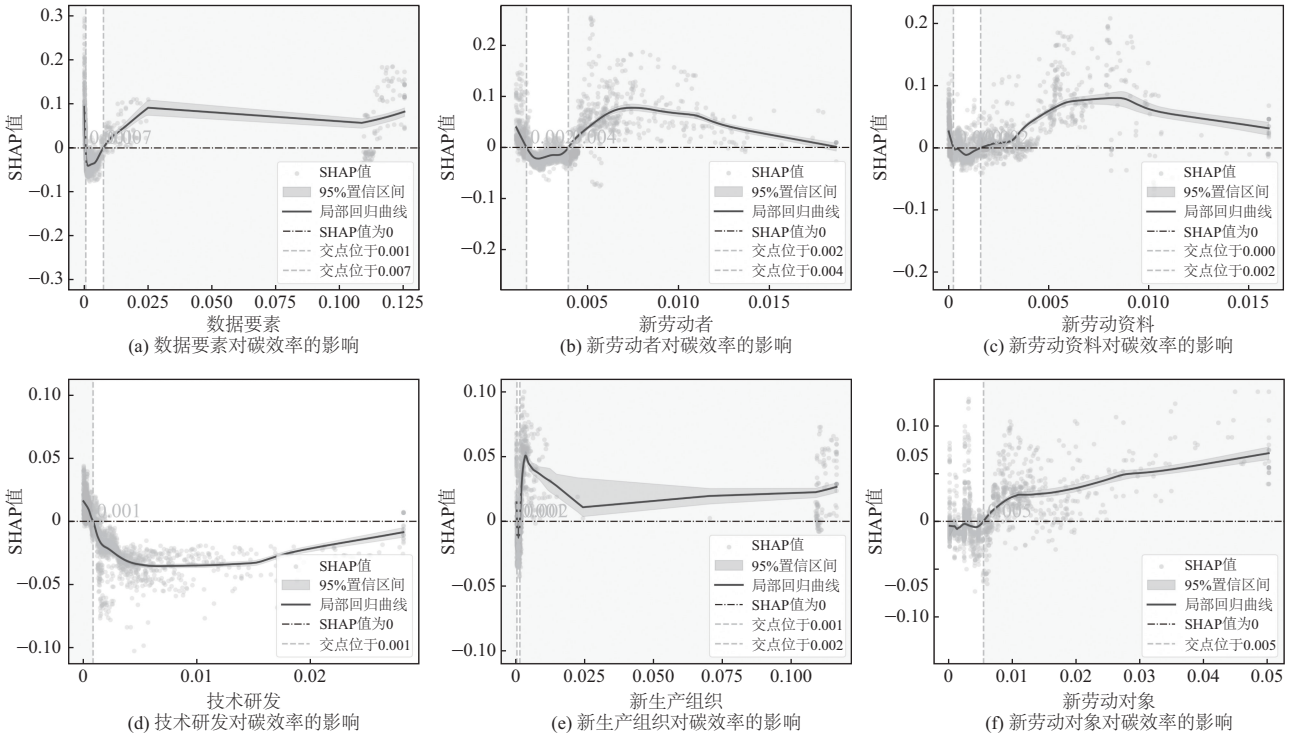
(a) SHAP特征重要性　　(b) SHAP分层蜂窝(碳效率驱动因素)

图4　碳效率影响因素重要性与影响方向分析

2. 新质生产力对碳效率的非线性影响

从整体来看,数据要素、新劳动者、新劳动资料与新劳动对象总体对碳效率表现出正向或阶段性正向的贡献(图 5)。具体而言,数据要素展现出显著的 U 型关联特征(拐点约为 0.007)。当数据要素投入低于 0.007 时,由于初期基础设施投入大且数据孤岛现象严重,对预测碳效率表现为负向贡献;一旦跨越该阈值,数字化治理的规模效应释放,SHAP 值迅速转正并持续攀升。新劳动者也呈现 U 型关联。在投入水平低于 0.004 的区间内,SHAP 值基本在零值附近震荡,反映出人力资本与绿色生产体系处于磨合期;当投入跨越 0.004 后,边际贡献呈现大幅正向增长。新劳动资料表现为滞后正效应,表明设备更新与智能化改造在磨合后能释放节能潜力;新劳动对象则呈现明显的规模门槛效应(0.005),达到一定普及度后对技术扩散和碳效率的影响作用显著。

相比之下,技术研发与新生产组织对碳效率的影响相对有限,并呈现弱化或阶段性变化的特征。技术研发的 SHAP 曲线随投入提升总体呈单调下降,仅在投入极低时表现出轻微正效应,说明当前研发活动在短期内更可能因能耗成本、试验资源占用以及成果转化滞后等因素削弱碳效率提升。这一结果提示科技创新政策需从强调投入规模转向强化研发方向的绿色导向与成果转化效率。新生产组织的作用则表现为强度差异化的正向效应:其低水平阶段 SHAP 值上升迅速,表明组织流程优化与协同机制重构能够即时改善能源利用效率;中期阶段正向贡献有所减弱,可能源于制度磨合与协调成本增加;当组织创新进入成熟阶段后,其效应再次增强,显示数字化、网络化与绿色化的组织体系可以持续提升要素配置效率,从而进一步影响碳效率改善。



(a) 数据要素对碳效率的影响　(b) 新劳动者对碳效率的影响　(c) 新劳动资料对碳效率的影响

(d) 技术研发对碳效率的影响　(e) 新生产组织对碳效率的影响　(f) 新劳动对象对碳效率的影响

图 5　碳效率影响因素的 SHAP 值的部分依赖

3. 新质生产力对效率变动与技术变动的差异化影响

对新质生产力各要素在效率变动和技术变动维度的差异化影响进行分析(图 6 和图 7),可以更精确揭示其作用路径和机制差异。在此需要重申,由于生产活动的复杂性,某一要素的 SHAP 值贡献往往是多重机制交叉叠加的结果。下文的讨论将基于预测贡献的主要倾向,同时兼顾各机制间的内在联系。

在效率变动指标维度,从整体来看,数据要素、新劳动者、新劳动资料与新生产组织在不同阶段均与效率变动指标有正向关联作用,但其效应具有明显的阈值性与阶段性。数据要素呈现非线性特征:低水平投入

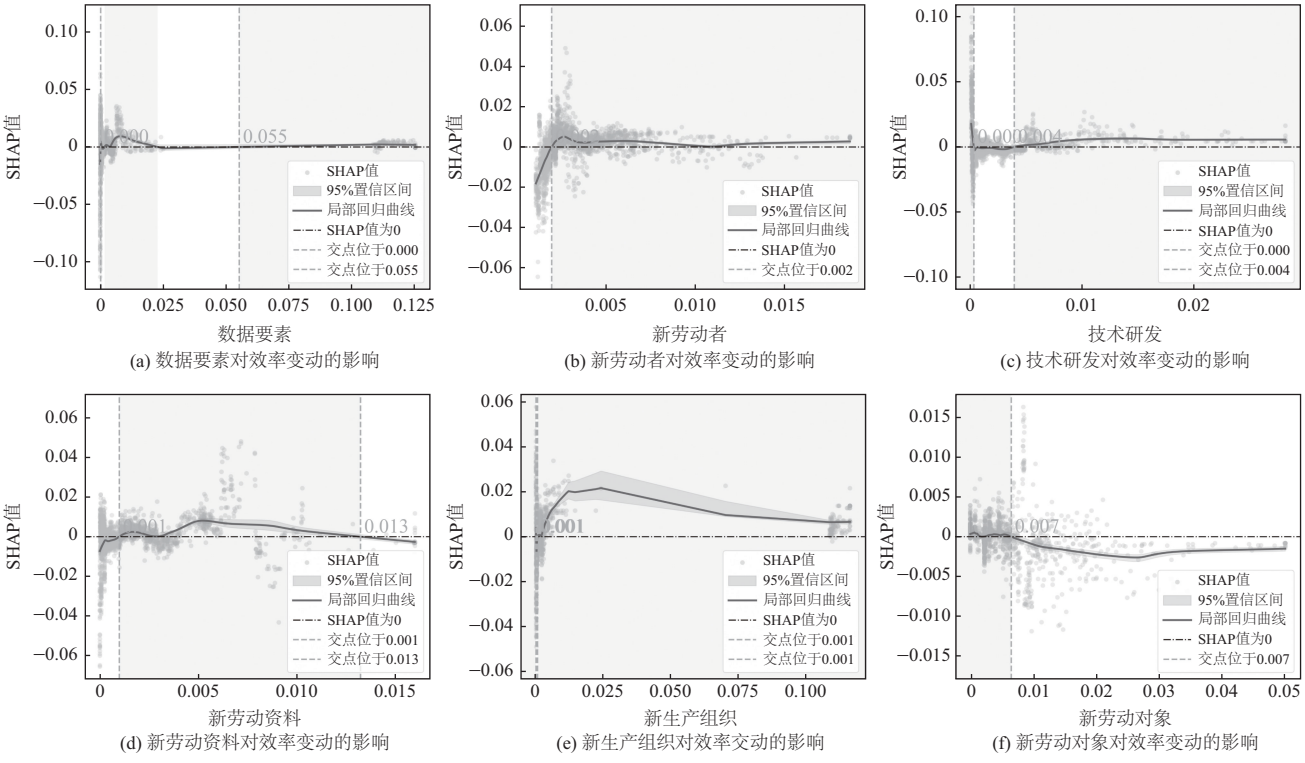


图 6　碳效率的效率变动指标影响因素的 SHAP 值的部分依赖

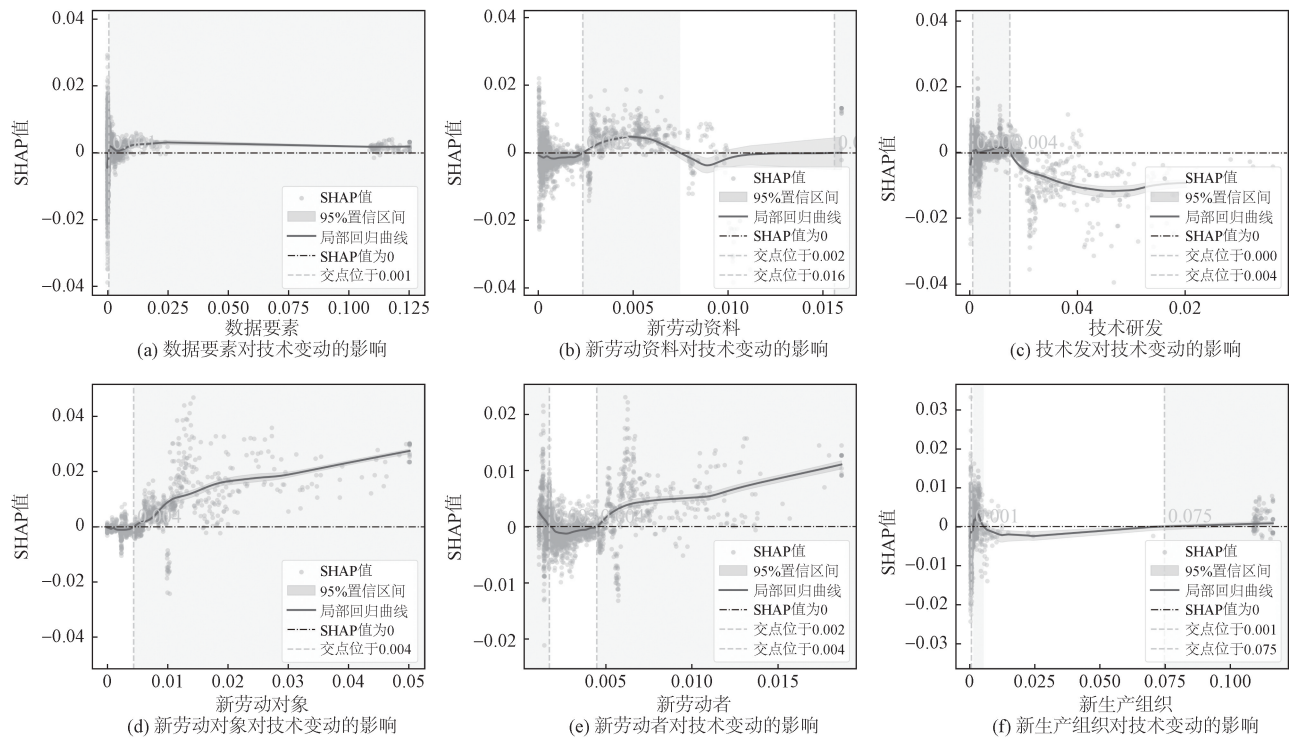


图 7　碳效率的技术变动指标影响因素的 SHAP 值的部分依赖

虽可带来短暂效率改善，但其显著正向效应仅在数据密集度超过约 0.06 的阈值后显现，这表明数据要素存在规模红利——唯有积累达到临界规模，方能有效影响资源配置优化与管理流程改进。新劳动者则呈现典型的 S 型渐进效应：初期由于技能错配带来微弱抑制，但跨越临界点后便转为稳定正向，体现出人力资本集

聚对信息处理、技术吸收与管理创新的持续强化作用。新劳动资料的影响同样从适应期的接近零效应逐步转向轻微正向,说明实体资本升级对效率提升的贡献具有依赖于技术磨合与跨要素协同的滞后性。新生产组织在初期能显著改善资源重组与协作效率,但中期因制度磨合与协调成本回升导致效应减弱,待组织模式成熟后再度恢复稳健的正向作用,凸显组织结构优化在 *CEEC* 改善中的重要潜在价值。

相较之下,技术研发与新劳动对象在影响效率变动方面的作用更为有限,整体呈弱化或负向趋势。技术研发在短期内对碳效率的预测贡献呈现递减。这并非否定创新的重要性,而是反映了研发活动的高投入成本与成果转化的时间滞后。这种非线性特征提示政策制定者:在研发初期需匹配长期的能效保障政策,以对冲创新过程中的能耗波动。相比之下,新劳动对象对 *CEEC* 的影响更趋负向,其 SHAP 曲线随投入增加持续下降,直至达到最低点后才略有回升,反映新材料、新能源和新型生产要素在初期引入阶段往往伴随高昂的转换成本、流程再造与学习曲线,使其短期内更可能造成生产体系的效率扰动,而非直接影响效率改善。整体来看,这两类要素在效率层面的作用需要更长的适应周期与更成熟的应用基础才能逐步转向正向。

在技术变动维度,各要素作用路径分化更为明显。在技术变动维度上,新劳动资料、新劳动对象与新劳动者构成技术前沿扩张的重要力量,但其影响均呈现明显的阶段性或门槛特征。新劳动资料表现为明显阶段性,在到达 0.002 门槛前为趋近 0 的负向效应,跨越门槛后转为正向影响,但在一定程度之后又转为趋近 0 的负向效应,说明低水平投入阶段因建设周期长和资源占用高导致短期抑制,但随着基础设施规模化建成,其作为通用技术平台的作用开始显现,通过降低创新扩散成本、强化技术要素耦合,从而对 *CETC* 形成滞后且稳健的促进作用。新劳动对象与技术变动的增长效应最为直接,其 SHAP 曲线持续位于正向区间,说明绿色材料、新型能源和先进投入品能够通过改善生产结构、降低单位污染物产出推动技术前沿向清洁方向扩张,是 *CETC* 的核心物质基础。新劳动者则呈现双重门槛效应,在跨越初期摩擦阶段后,其知识吸收、技术消化与创新能力逐步释放,投入水平达到第二个临界点后,技术前沿扩张的影响力显著增强,体现出人力资本在城市技术进步中的关键支撑作用。

相比之下,数据要素、技术研发与新生产组织对 *CETC* 的带动作用整体较弱,甚至在部分阶段呈现负向影响。数据要素的 SHAP 曲线始终紧贴零轴,说明其主要作用集中在管理与配置效率上,对技术前沿的直接影响不足,当前仍未形成促进绿色技术突破的规模与深度。技术研发虽然是技术进步的源头,但其作用路径并非线性正向,表现为低水平投入贡献有限,在达到峰值后 SHAP 值持续转负并维持在显著的负向区间,反映出研发活动的高投入成本、周期长、不确定性强以及成果转化滞后等特征,使其短期内反而削弱 *CETC* 的增长动力。新生产组织的 SHAP 曲线亦长期位于零轴附近,且在部分区间略呈负向,表明组织结构优化虽然有助于提升现有技术的使用效率,但难以直接推动技术前沿外移,其在技术变动层面的作用相对微弱。整体而言,这三类要素对 *CETC* 的正向贡献尚未充分释放,更依赖于制度完善、研发转化效率提升与产业协同深化。

综合分析表明,新质生产力各要素通过不同作用路径影响碳效率提升。效率变动路径则更依赖数据要素、新劳动者、新劳动资料与新生产组织对现有资源配置效率的优化。而技术变动路径主要依靠新劳动资料、新劳动对象与新劳动者中的前沿创新影响生产边界外移。这种机制差异提示,要实现碳效率全面提升,需要采取系统性政策组合,同步推进技术创新和管理优化,兼顾前沿技术突破与资源配置效率提升。

(四)结论与展望

1. 研究结论

本文基于地级市层面数据,构建了新质生产力六大分项指数,采用非径向方向性距离函数测度碳效率,并运用卢恩伯格生产率将其分解为效率变动与技术变动两个维度,结合 LightGBM 模型与 SHAP 方法系统评估了新质生产力对碳效率的影响机制。主要研究结论如下:

第一,新质生产力各要素对碳效率的贡献存在显著差异。数据要素、新劳动者与新劳动资料在特征重要性上居于前列,是当前预测碳效率提升的关键影响因子;技术研发、新生产组织与新劳动对象则显示出中等或潜在的影响能力。

第二,新质生产力对碳效率的作用普遍呈现显著的非线性特征。具体表现为:数据要素具有先快后缓

的边际递减效应，新劳动者呈现双阈值特性，新劳动资料展现 U 型关系，技术研发则随投入增加呈现边的单调负向效应。此外，新生产组织和新劳动对象的影响存在明显的阶段性特征和规模门槛，表明其正向作用的发挥需要跨越特定的适应期或成熟度阈值。

第三，新质生产力对效率变动与技术变动的影响机制存在本质差异。在效率变动维度，数据要素、新劳动者、新劳动资料与新生产组织在突破特定门槛后能够与效率提升产生正向关联；而在技术变动维度，主要与新劳动资料、新劳动对象与新劳动者关联，数据要素与新生产组织的直接作用相对有限。总体而言，新质生产力各维度的水平提升与城市资源利用效率的改善展现出深度的统计关联，但其作用发挥呈现出多维度非线性和阶段性特征，在政策设计中需要充分考虑各要素的门槛效应与转化周期。

2. 政策建议

第一，分阶段部署数据战略，跨越数据要素的规模阈值。城市管理者需摒弃重建设、轻运营的传统思维，构建从基础设施建设，到数据集聚，从而实现价值释放的三阶段推进策略。在初期阶段，应着力完善数据基础设施布局，重点推进工业互联网平台、城市大脑等新型数据载体的建设与互联互通，打破部门间数据壁垒，降低数据获取的制度性成本；在成长阶段，需通过产业数字化政策引导企业沉淀高质量生产数据，推动数据密集度跨越规模阈值；在成熟阶段，应聚焦数据影响的智能决策系统开发，将数据要素深度嵌入碳排放监测、能源调度优化与供应链协同管理流程，充分释放数据要素在资源配置效率提升中的乘数效应。此外，建议建立跨行业数据共享机制与数据交易规则，通过降低减排行动的搜索成本与协调成本，加速数据要素向碳效率改善的转化。

第二，构建技能—技术适配体系，缩短人力资本转化周期。人力资本的价值实现存在显著的技能错配摩擦期。为压缩这一转化时滞，建议实施绿色技能提升计划：针对传统产业转型期的技能需求缺口，为高技能劳动者提供专项补贴与职业发展通道，降低其参与低碳转型的机会成本。同时，完善人才流动机制，通过柔性引进、项目合作等方式促进绿色技术人才向中小城市扩散，缓解区域间人力资本配置失衡问题。政策设计需特别关注技能供给与技术需求的动态匹配，建立基于产业技术路线图的人才预警机制，前瞻性地调整教育培训方向。

第三，强化研发成果的绿色转化，优化技术创新导向机制。鉴于技术研发投入对碳效率的短期负向效应及其长期潜在价值，亟须重构科技创新政策的评价导向与激励机制。首先，在研发立项环节引入碳效率影响评估，优先支持具有明确减排路径的清洁生产技术、负碳技术及循环经济技术的研发活动，适度压缩高能耗、高排放领域的研发投入规模；其次，建立研发-转化-应用的全程能效保障政策，对处于中试、示范阶段的绿色技术项目提供能耗补贴与碳排放配额支持，对冲创新过程中的能耗波动与效率损耗；最后，完善绿色技术成果转化平台功能，缩短从实验室到产业化的周期，通过技术成熟度评价体系精准识别具备商业化潜力的技术方向，提高研发资源配置效率。此外，建议将碳效率改善纳入高新技术企业认定与科研绩效评价体系，引导科技投入从通用型创新向具备直接减排效益的绿色技术倾斜，弥补转化周期的效率损耗。

参考文献

[1] 周文，许凌云. 论新质生产力：内涵特征与重要着力点[J]. 改革，2023(10)：1-13.
[2] 高帆. “新质生产力”的提出逻辑、多维内涵及时代意义[J]. 政治经济学评论，2023，14(6)：127-45.
[3] 顾江，陈璐. 数字新基建、区域创新与文化消费升级[J]. 江海学刊，2024(1)：85-92，255.
[4] 王珏，王荣基. 新质生产力：指标构建与时空演进[J]. 西安财经大学学报，2024，37(1)：31-47.
[5] 石建勋，徐玲. 加快形成新质生产力的重大战略意义及实现路径研究[J]. 财经问题研究，2024(1)：3-12.
[6] 贾若祥，王继源，窦红涛. 以新质生产力推动区域高质量发展[J]. 改革，2024(3)：38-47.
[7] 房志敏. 新质生产力与绿色经济：内在契合与实践结合[J]. 中国矿业大学学报(社会科学版)，2024，26(3)：13-26.
[8] 杜仕菊，叶晓宣. 新质生产力赋能绿色发展的逻辑理路、价值意蕴与实践路径[J]. 北京理工大学学报(社会科学版)，2024，26(6)：52-61.
[9] 徐政，张姣玉，李宗尧. 新质生产力赋能碳达峰碳中和：内在逻辑与实践方略[J]. 青海社会科学，2023(6)：30-39.
[10] 杨珊珊，董锋. 高质量发展背景下“双碳”实现的逻辑与渠道——以发展新质生产力为视角[J]. 中国矿业大学学报(社会科学版)，2024，26(4)：63-74.
[11] 欧辉，刘沛峣，张禹罗. 新质生产力对我国碳排放的影响及其空间效应研究[J]. 湖南师范大学自然科学学报，2025，48(1)：28-36.

[12] 胡之阔，张洋，吴成亮. 农业新质生产力对农业碳排放的影响效应研究[J]. 农林经济管理学报，2025，24(5)：685-695.
[13] 李娟，刘爱峰. 数字新质生产力对碳排放效率的影响[J]. 统计与决策，2024，40(24)：23-28.
[14] 林伯强，滕瑜强. 新质生产力与“双碳”目标的关联和挑战——基于能源低碳转型的视角[J]. 四川大学学报(哲学社会科学版)，2024(5)：35-46，208-209.
[15] 周雪琼. 新质生产力、颠覆性技术创新与碳福利绩效[J]. 工业技术经济，2024，43(6)：40-48.
[16] 刘志华，徐军委，吴福生. 新质生产力赋能碳中和绩效：作用机制与实证检验[J]. 环境科学，2025，46(11)：6709-6721.
[17] 韩文龙，张瑞生，赵峰. 新质生产力水平测算与中国经济增长新动能[J]. 数量经济技术经济研究，2024，41(6)：5-25.
[18] 郑煌杰. 数据要素赋能新质生产力的逻辑机理、现实困境与实现进路[J]. 技术经济，2024，43(12)：23-34.
[19] 何伟军，李闻钦，邓明亮. 人力资本、绿色科技创新与长江经济带全要素碳排放效率[J]. 科技进步与对策，2022，39(9)：23-32.
[20] 谢会强，吴晓迪. 城乡融合对中国农业碳排放效率的影响及其机制[J]. 资源科学，2023，45(1)：48-61.
[21] DING L，YANG Y，WANG W，et al. Regional carbon emission efficiency and its dynamic evolution in China：A novel cross efficiency-malmquist productivity index[J]. Journal of Cleaner Production，2019，241：118260.
[22] KONG Y，ZHAO T，YUAN R，et al. Allocation of carbon emission quotas in Chinese provinces based on equality and efficiency principles[J]. Journal of Cleaner Production，2019，211：222-232.
[23] 刘磊，姜克筑. “双碳”战略与新质生产力的耦合机制、要素解构与共生路径[J]. 电子科技大学学报(社科版)，2024，26(4)：19-27.
[24] LIU H，LI X. How digital technology can improve new quality productive forces？—Perspective of total factor agricultural carbon productivity[J]. Journal of Asian Economics，2025，98：101921.
[25] 吴瑞君，李响，章梅芳，等. 充分激发人才在新质生产力发展中的引领驱动作用[J]. 技术经济，2024，43(6)：1-14.
[26] 刘红，张陈陈. 数据要素的减污降碳双重环境福利效应分析[J]. 工业技术经济，2024，43(10)：73-82.
[27] REN S，WU H. Path to green development：The role environmental regulation and labor skill premium on green total factor energy efficiency[J]. Green Finance，2022，4(4)：387-410.
[28] ZHAO R，LIU Y，ZHANG N，et al. An optimization model for green supply chain management by using a big data analytic approach[J]. Journal of Cleaner Production，2017，142：1085-1097.
[29] 周雪琼. 新质生产力、颠覆性技术创新与碳排放绩效[J]. 技术经济与管理研究，2024(11)：1-6.
[30] 邵帅，范美婷，杨莉莉. 经济结构调整、绿色技术进步与中国低碳转型发展——基于总体技术前沿和空间溢出效应视角的经验考察[J]. 管理世界，2022，38(2)：46-69，4-10.
[31] 张宁. 碳全要素生产率、低碳技术创新和节能减排效率追赶——来自中国火力发电企业的证据[J]. 经济研究，2022，57(2)：158-74.
[32] FäRE R，GROSSKOPF S，PASURKA C A. Environmental production functions and environmental directional distance functions[J]. Energy，2007，32(7)：1055-1066.
[33] OH D H. A global Malmquist-Luenberger productivity index[J]. Journal of Productivity Analysis，2010，34(3)：183-97.
[34] 张军，吴桂英，张吉鹏. 中国省际物质资本存量估算：1952—2000[J]. 经济研究，2004，39(10)：35-44.
[35] 吴继飞，万晓榆. 中国新质生产力发展水平测度、区域差距及动态规律[J]. 技术经济，2024，43(4)：1-14.
[36] 范子英，彭飞，刘冲. 政治关联与经济增长——基于卫星灯光数据的研究[J]. 经济研究，2016，51(1)：114-126.
[37] 苏培，贺大兴. 数字经济发展对就业的影响——基于 279 个地级市面板数据的分析[J]. 上海经济研究，2024(10)：53-74.
[38] ACEMOGLU D，RESTREPO P. Robots and jobs：Evidence from US labor markets[J]. Journal of Political Economy，2020，128(6)：2188-2244.
[39] 杨兴哲，周翔翼. 中国上市公司违规处理信息提前泄露了吗——来自股票流动性和融券交易的证据[J]. 财贸经济，2020，41(3)：100-116.
[40] 徐鹏杰，黄少安. 我国区域创新发展能力差异研究——基于政府与市场的视角[J]. 财经科学，2020(2)：79-91.
[41] 黄赜琳，秦淑悦，张雨朦. 数字经济如何驱动制造业升级[J]. 经济管理，2022，44(4)：80-97.

Research on Influencing Factors of Carbon Efficiency from the Perspective of New Quality Productive Forces: Based on LightGBM and SHAP Methods

Bu Yan, Wang Peixin, Li Haoyu, Ai Mingye

(School of Economics and Management, Harbin Engineering University, Harbin 150000, China)

Abstract: Against the backdrop of intensifying global urgency in climate governance and the deepening advancement of China's "Dual Carbon" goals, the clarification of influencing factors of new quality productive forces on carbon efficiency is crucial for urban green transformation. A measurement system for new quality productive forces was constructed, encompassing six dimensions: data factors, new-type workers, new-type means of labor, technology research and development, new production organization, and new-type objects of labor. The non-radial directional distance function was employed to measure carbon efficiency at the prefecture-level city level, which is further decomposed into efficiency change and technological change. Furthermore, by integrating the LightGBM model with SHAP methods, the association characteristics between each element and carbon efficiency were systematically identified. The results indicate that data factors, new-type workers, and new-type means of labor serve as core driving forces for improving carbon efficiency, whereas technology research and development, new production organization, and new-type objects of labor exhibit potential influences. Regarding nonlinear relationships, most elements demonstrate threshold effects. Specifically, data factors and new-type means of labor display a U-shaped influence structure. The effects of new-type workers and new-type objects of labor show significant maturity dependence and scale threshold characteristics, while new production organization presents a phased positive impact. Mechanism decomposition reveals that efficiency change is primarily driven by the optimization of resource allocation by data factors and new production organization, whereas technological change is more supported by frontier technological innovations in new-type means of labor and new-type objects of labor. The green effect patterns of new quality productive forces are identified, providing a reference for precise urban low-carbon policy-making.

Keywords: new quality productive forces; carbon efficiency; directional distance function; nonlinear effects; machine learning; SHAP values