

中国县域人口收缩与碳排放强度空间分异及关联机制研究

冯章献^{1,2}, 谢铭堦^{1*}, 王士君^{1,2}, 祁奥¹, 龙望³, 关皓明^{1,2}

(1. 东北师范大学地理科学学院, 长春 130024; 2. 长白山地理过程与生态安全教育部重点实验室, 长春 130024;
3. 贺州学院经济与管理学院, 广西 贺州 542899)

摘要:人口收缩与碳排放强度之间的关系是近年来备受关注的研究热点, 深入探讨人口收缩与碳排放强度的内在关联, 已成为推动区域可持续发展和实现碳减排目标的关键议题。论文识别了1218个人口收缩县, 并测度了收缩县的碳排放强度; 随后, 使用空间分析方法识别人口收缩与碳排放强度之间的空间特征和关联性; 并基于可解释的贝叶斯优化XGBoost模型探索了人口收缩和碳排放强度、人口收缩与各类经济变量交互对碳排放强度的影响。结果表明: ①中国县域人口收缩整体以轻度为主, 收缩县的碳排放强度总体偏低, 二者均存在显著的空间集聚特征; ②人口收缩与碳排放强度呈显著负向空间关联, 二者关系具有明显区域差异; ③人口收缩的特征重要性居中, 总体上其高值对应较高的碳排放强度、低值对应较低的碳排放强度, 但不同样本之间仍存在一定异质性; ④轻度人口收缩对碳排放强度表现出正向边际效应, 而中度和重度收缩则表现为负向边际效应; ⑤人口收缩与各类社会经济变量的交互作用对碳排放强度呈现显著非线性影响。论文系统揭示了人口收缩与碳排放强度之间的非线性关系, 丰富了收缩地区低碳发展研究的理论认识, 并为不同收缩阶段地区制定差异化减排策略提供了实证依据。

关键词:人口收缩; 碳排放强度; 贝叶斯优化XGBoost; 非线性关系; 交互效应

为适应社会经济发展的需要, 大量化石燃料的持续燃烧已对全球可持续发展构成严峻挑战^[1]。CO₂排放所引发的气候变化, 对海平面上升、淡水供应、粮食安全、生态平衡及人类健康均产生了深远影响^[2]。世界各国已普遍意识到, 必须在维持经济增长的同时大幅削减碳排放, 实现经济与碳排放的脱钩已成为全球可持续发展的共识目标^[3]。作为全球最大的发展中国家, 中国在经济高速发展的同时, 也伴随着巨大的能源消耗和CO₂排放, 并已超过美国成为全球最大的碳排放国^[4]。面对这一挑战, 中国提出了宏伟的“双碳”目标: 在2015年提交的国

家自主贡献(INDC)文件中, 明确承诺CO₂排放力争于2030年前达到峰值, 并实现在2005年基础上碳强度降低60%~65%^[5]。该目标不仅是对全球气候变化的积极回应, 也强调低碳发展需统筹经济增长与民生福祉, 要求各地区结合实际、因地制宜推进绿色转型^[6]。

人口收缩已成为全球普遍现象, 深刻影响区域与城市发展路径。欧洲多国、韩国和日本等均面临人口收缩压力^[7-10], 即便在总体人口增长的地区, 局部收缩现象也广泛存在^[11]。在中国, 人口收缩主要源于部分地区内生动力不足, 以及人口、资本等要

收稿日期: 2025-09-07; 修订日期: 2025-12-31。

基金项目:国家自然科学基金项目(42471227, 42171198); 吉林省社会科学基金项目(博士青年项目)(2025C76); 教育部人文社会科学研究规划基金项目(25YJA790021)。[Foundation: National Natural Science Foundation of China, No. 42471227 and 42171198; Jilin Provincial Social Science Foundation (Doctoral Young Scholars Project), No. 2025C76; Ministry of Education Humanities and Social Sciences Research Planning Fund Project, No. 25YJA790021.]

第一作者简介:冯章献(1982—), 男, 安徽合肥人, 教授, 博士生导师, 研究方向为城市与区域发展。

E-mail: fengzx092@nenu.edu.cn

***通信作者简介:**谢铭堦(1997—), 男, 湖北恩施人, 博士生, 研究方向为城市地理。E-mail: xiem0788@nenu.edu.cn

引用格式:冯章献, 谢铭堦, 王士君, 等. 中国县域人口收缩与碳排放强度空间分异及关联机制研究[J]. 地理科学进展, 2026, 45(6): 1168-1183. [Feng Zhangxian, Xie Mingke, Wang Shijun, et al. Spatial differentiation and mechanisms of association of population shrinkage and carbon emission intensity in Chinese counties. Progress in Geography, 2026, 45(6): 1168-1183.]
DOI: 10.18306/dlkxjz.2026.06.003 CSTR: 32072.14.dlkxjz.2026.06.003

素向一线和沿海发达城市的单向集聚^[12]。2020年新型城镇化建设任务明确提出,中小收缩型城市需“瘦身强体”^[13],标志着人口收缩已成为中国空间治理的新命题。近20年来,相关研究从现象识别逐步拓展至机制解析与治理策略。早期聚焦于识别人口收缩区域^[14],继而从社会、经济、产业与环境等多维度探讨成因^[15-17]，“精明收缩”“适应性规划”等治理理念随之兴起^[18-19]。近年来,研究重点转向评估人口收缩引发的多重效应^[20-21],包括人均基础设施成本上升、公共服务效率下降、社会凝聚力减弱等社会经济问题^[22-23],并与贫困深化、住房市场波动、土地闲置及环境退化等现象密切相关^[24-25]。还有学者指出,人口收缩可能具备城际溢出效应,将收缩的不确定性传导至周边地区^[15]。然而,人口收缩并非必然导致消极后果,在适当条件下也可缓解交通压力、改善环境,并为土地集约利用与空间重构提供契机^[26-28]。人口收缩的多重效应日益凸显,但现有文献对人口收缩与碳排放强度之间关系的研究仍较为有限,其内在机制尚未得到系统阐释,这也为本文提供了重要的切入方向。

相较于人口收缩的社会经济效应,其环境效应尤其是对碳排放强度的影响,仍缺乏系统性研究。现有关于人口变化与碳排放的讨论大多基于人口增长背景,并普遍支持两者之间存在“倒U型”曲线关系^[29]。然而,在人口持续收缩的背景下,这一关系是否仍然成立,抑或出现根本性转变,目前尚无明确结论。有限研究表明,人口收缩对碳排放强度兼具双重影响:一方面,人口减少通常伴随人类活动强度下降,有助于降低能源消费、改善生态系统功能,从而对减排产生积极作用^[30];另一方面,收缩也可能导致城市空间结构松散、基础设施利用率低下与能源效率下降,反而推高碳排放强度^[31]。尽管人口收缩与碳排放的关系逐渐受到关注,但仍存在“人口收缩必然降低碳排放水平”的认知误区^[17]。事实上,多数实证研究支持人口收缩对碳排放强度具有不利影响^[32]。其机制主要包括:集聚效应减弱制约能效提升^[33]、投资乏力延缓绿色转型^[34]、超前基础设施导致能效低下^[35],以及人才外流阻碍技术创新^[36]。上述研究多基于线性模型,尚未充分揭示人口收缩与碳排放强度之间可能存在的复杂非线性机制,采用非线性建模方法有望更精确地捕捉二者间的内在关系。

综上所述,现有研究存在以下明显不足:①当

前关于碳排放的研究多基于人口增长背景展开,对人口收缩情景的关注较为有限,基于增长情景得出的结论难以有效指导收缩地区实现碳达峰与碳中和目标;②虽有研究指出,人口收缩可能对碳排放产生双向影响,但其净效应究竟为减排还是增排尚未达成共识,内在机制仍需深入厘清;③在研究方法上,现有文献多依赖于线性模型,而人口收缩对碳排放强度的影响往往呈现复杂非线性特征,甚至可能存在阈值效应,线性分析方法容易导致估计偏差。近年来,机器学习方法的迅速发展为识别变量间复杂的非线性关系与交互效应提供了新的途径。基于此,本文以中国县域为研究单元,首先识别人口收缩县域并测算其碳排放强度;其次,运用空间分析方法揭示人口收缩与碳排放强度在空间等级、集聚格局及依赖关系方面的特征;最后,采用可解释的贝叶斯优化XGBoost机器学习模型,系统考察人口收缩及其与社会经济变量的交互对碳排放强度的非线性影响,以期为收缩地区的低碳转型路径与政策制定提供实证依据。本文边际贡献为:在视角上,突破了人口增长的传统分析框架,聚焦人口收缩情景下的碳排放响应机制;在方法上,引入可解释机器学习,识别变量间的非线性关系与复杂交互效应;在实践上,通过机制分析为人口收缩地区的差异化碳减排政策制定提供科学依据。

1 数据与方法

1.1 变量选取与数据来源

为排除2020年新冠疫情对研究结果的干扰,除人口收缩变量外,其余变量均采用2010—2019年期间的年均值。人口收缩的识别基于第六次与第七次全国人口普查常住人口变化的年均值,原因如下:尽管2020年新冠疫情全球暴发,但中国及时采取了一系列严格的疫情防控措施,这些措施显著抑制了人口流动,因此可近似将2020年人口普查数据视为2019年常住人口情况的滞后反映。通过人口数据识别人口收缩县1236个。

探讨碳排放强度的影响因素对揭示区域低碳发展机制和实现“双碳”目标具有重要意义。结合本文的研究目标与既有研究成果,碳排放强度的关键驱动因素主要可分为11类:人口收缩、人口规模、经济发展水平、非农产业占比、资本投资强度、企业金融活动、土地市场活跃度、消费活力、政府投入、

科技创新和固碳能力。首先,人口收缩是本文的核心变量,其通过改变人类活动强度、能源利用效率及空间结构特征,对碳排放强度产生复杂的双向影响^[18];人口规模则是另一项基础性人口变量,是影响碳排放强度变化的重要因素,对碳排放强度存在正负两方面影响^[37]。其次,经济发展水平是决定区域碳排放强度差异的关键经济指标。已有研究表明,经济增长和碳排放强度通常为“倒U”型关系,即初期经济增长会导致碳排放强度上升,而随着经济水平提升和经济结构优化,碳排放强度逐渐下降^[38]。产业结构也与碳排放强度息息相关,一般而言,二产比重较高的地区工业活动密集、能源消耗较大,而三产比重的提升则有助于促进产业低碳化转型^[39]。资本投资强度在一定程度上反映基础设施投资与产业扩张的活跃程度。固定资产投资占比越高,往往意味着建设活动频繁、能源消耗强度较大,从而可能推高碳排放水平^[40]。在此基础上,企业金融活动和土地市场活跃度也被纳入分析框架,用以捕捉资本流动与空间开发对碳排放的间接影响。前者在碳排放核算中被视为碳排放强度的重要决定因素,其生产与价值链环节的活动水平直接影响排放规模与结构;后者反映土地交易与开发的活跃程度,对区域能源消耗和排放结构具有潜在影响^[41-42]。社会消费与政府行为同样在碳排放过程中扮演重要角色。居民消费活力反映社会需求与生活方式的变化,是间接影响碳排放强度的重要社会经济变量。一般而言,消费水平越高,能源消耗与隐含碳排放随之增加,从而可能推高碳排放强度^[43]。政府投入则代表公共部门在经济活动与减排治理中的作用。由于数据可获得性限制,本文以财政支出额占GDP比重刻画政府投入,该指标与碳排放强度的关系具有不确定性:政府支出既可能通过加大环保投入和推动绿色发展降低碳排放强度,也可能通过建设等高碳项目导致碳排放强度上升^[17]。因此,将其纳入分析体系,有助于全面反映政府行为在区域碳排放调节中的双向影响。此外,科技创新与固碳能力分别从技术与生态维度揭示区域低碳转型的内在驱动力。科技创新可通过提升能源利用效率与促进绿色产业发展发挥积极减排作用^[44]。而固碳能力以植被丰度为代表,体现生态系统吸收与固定CO₂的能力,与碳排放强度存在显著负相关关系^[45]。

由于部分人口收缩县社会零售销售额这一指

标严重缺失(如西藏山南和昌都市的下辖县),在剔除数据缺失县后最终得到收缩研究单元1218个。碳排放数据来源于日本国立环境研究所发布的高分辨率人为碳排放数据集ODIAC(<https://db.cger.nies.go.jp/dataset/ODIAC>),该数据集提供1 km与1°两种空间分辨率,本文使用1 km分辨率数据汇总至县级尺度的碳排放总量。由于数据包含月度值,利用ArcGIS Pro 2.8,以县域为单元将CO₂总排放量汇总为年度数据,再以CO₂总排放量除以对应年度的GDP,得出单位GDP二氧化碳排放量(即碳排放强度)。土地市场活跃程度通过土地成交面积予以量化,相关数据来自中国土地市场网(<https://www.landchina.com>)。鉴于现有年鉴缺乏县级专利统计数据,本文采用国家统计局发布的《全国各区县专利申请和授权数(1985—2019)》作为专利数据来源。NDVI基础数据源自美国地质调查局(USGS)地球探测器网站提供的30 m空间分辨率Landsat 8 OLI(操作陆地成像仪)与TIRS(热红外传感器)数据,其计算公式为:NDVI=(NIR-R)/(NIR+R),其中NIR、R分别代表近红外波段、红波段的反射率。在剔除NDVI值为负的像元后,处理得到的NDVI均值介于0~1之间,数值越高表示植被越茂密。其余社会经济变量均来自2010—2019年《中国县域统计年鉴》和《中国区域经济统计年鉴》,部分缺失数据通过各省市统计局发布的统计年鉴及国民经济与社会发展统计公报补充采集,极少数无法补齐的数据采用相邻年份插值法予以填补。所有变量的详细定义、测度方法及数据来源参见表1。

1.2 研究方法

1.2.1 人口收缩和碳排放强度测度

基于第六次与第七次人口普查的常住人口数据,本文使用县域常住人口的年均变化率来区分人口增长和收缩。具体公式为:

$$\text{Pop.change} = \left[\left(\frac{P_{n_2}}{P_{n_1}} \right)^{\frac{1}{n_2 - n_1}} - 1 \right] \times 100\% \quad (1)$$

式中:Pop.change表示县域人口变化率, n_1 表示收缩判定的起始年份2010年, n_2 表示收缩判定的结束年份2020年, P_{n_1} 和 P_{n_2} 分别是2010年和2020年县域的常住总人口。当Pop.change<0时,表明县域正在收缩,且负值越小,收缩程度越高。

基于ODIAC碳排放栅格数据,本文首先统计2010—2019年每个人口收缩县域的碳排放总量,随

表1 变量描述与数据来源
Tab.1 Variable description and data sources

变量类别	指标层	指标描述	数据来源
被解释变量	碳排放强度	单位GDP碳排放量	ODIAC
核心解释变量	人口收缩	年均人口收缩率	第六次、第七次全国人口普查数据
	人口规模	人口总量	中国县域统计年鉴
	经济发展水平	人均GDP	中国县域统计年鉴
	非农产业占比	二三产业产值占GDP比重	中国县域统计年鉴
	资本投资强度	固定资产投资占GDP的比重	中国县域统计年鉴、中国区域经济统计年鉴、各省统计年鉴
其他解释变量	企业金融活动	金融机构各项贷款余额占GDP比重	中国县域统计年鉴
	土地市场活跃度	土地成交面积	中国土地市场网
	消费活力	社会零售销售额占GDP比重	中国县域统计年鉴
	政府投入	财政支出额占GDP比重	中国县域统计年鉴
	科技创新	万人专利数	国家知识产权局
	固碳能力	植被归一化指数	美国地质调查局

后根据相应年份的GDP总量计算得到碳排放强度，具体公式为：

$$C_{ij} = \sum_{z=1}^n V_{ijz} \tag{2}$$

$$CE_{ij} = C_{ij}/GDP_{ij} \tag{3}$$

$$CE_j = \frac{1}{10} \sum_{i=2010}^{2019} CE_{ij} \tag{4}$$

式中： C_{ij} 为第*i*年第*j*个研究单元的碳排放总量， V_{ijz} 为第*i*年第*j*个研究单元的第*z*个碳排放栅格值； CE_{ij} 为第*i*年第*j*个研究单元的碳排放强度， GDP_{ij} 为第*i*年第*j*个研究单元的地区生产总值； CE_j 为2010—2019年间第*j*个研究单元的年均碳排放强度。其中： $i=2010, 2011, \dots, 2019$ ； $j=1, 2, \dots, 1218$ 。

1.2.2 空间分析

空间分析主要分为三大方面：分析人口收缩和碳排放强度的空间等级特征、通过单变量莫兰指数分别分析二者的空间集聚特征，以及通过双变量莫兰指数探索二者的空间关联^[46-47]。对二者各自的空间集聚特征分析包括两个步骤：首先，使用逆欧几里得距离分别计算二者的全局Moran's *I*统计量，该工具能计算对象整体分布的*Z*值和*P*值，以及范围从-1~1的Moran's *I*值，正值表示聚集模式，负值表示分散模式(0值表示没有空间自相关)；其次，全局空间自相关捕获了地理集聚的总体程度，但无法检测特定类型的值(如正值和负值)集聚的地方。因此，为发现每个位置周围的局部空间聚类状况，采用局部Moran's *I*统计量，输出每个位置的*Z*值和*P*值，以及置信度区间，所得统计结果的空间关联类型，即高一高、高一低、低一高、低一低4种类型。基

于双变量莫兰指数的人口收缩和碳排放强度空间关系的计算和解读与上述流程类似，在本文中，双变量莫兰指数反映了人口收缩与碳排放强度的空间依赖性，取值范围为-1~1，正值表示两个变量在空间上呈正相关，反之则反。

1.2.3 贝叶斯优化XGBoost

为深入识别人口收缩对碳排放强度的影响及其与社会经济变量之间的交互效应，本文选用XGBoost对碳排放强度进行建模分析。该模型通过迭代构建弱学习器并进行加权组合，能够有效刻画人口收缩与能源消费、经济发展、消费活力等变量之间复杂的非线性关系及相互作用。同时，XGBoost兼具高计算效率和较强的鲁棒性，可避免传统线性模型因线性假设而造成的重要信息损失。

考虑到超参数设定将影响模型的稳定性和预测精度，本文进一步采用贝叶斯优化方法对XGBoost进行超参数调优。贝叶斯优化通过构建参数空间的后验概率模型并依据历史评估结果进行动态更新，使模型能够在有限的迭代次数内高效逼近最优参数组合^[48]，减少试验成本并提升模型在处理人口收缩与碳排放强度等复杂系统数据时的表现。最终，本文通过贝叶斯优化得到最优XGBoost模型，为揭示人口收缩与碳排放强度之间的非线性关系提供了稳健而可靠的分析工具。

1.2.4 Shapley解释方法

XGBoost虽能够有效刻画人口收缩与碳排放强度之间的非线性关系，但其内部决策机制较为复杂，难以直接解释各变量的具体作用过程。本文采用基于博弈论的Shapley解释方法(SHAP)对模型输

出进行解析。SHAP值能够对应到每一个样本,通过量化人口收缩、能源消费、财政支出等变量对碳排放强度预测结果的影响方向和影响程度来揭示变量的作用机制,其中正值表示推动碳排放强度升高,负值表示产生抑制作用^[49]。

在全局尺度上,本文使用各变量SHAP绝对平均值作为特征重要性指标,以识别影响碳排放强度的核心驱动因素,判断人口收缩在多因素系统中的相对重要位置。在局部尺度上,结合每个样本的SHAP分布特征,可进一步揭示人口在不同收缩阶段下对碳排放强度的差异化效应,从而为理解其非线性边际效应及与社会经济变量的交互影响提供细致解释。

1.2.5 加性局部效应方法

为深入探究人口收缩及其与关键社会经济变量的交互作用对碳排放强度的影响,本文在基于贝叶斯优化调参的XGBoost模型基础上,引入了加性局部效应(additive local effects, ALE)分析方法。ALE作为一种模型解释工具,可用于量化单个或多个特征组合对预测结果的局部边际影响。该方法的核心思路是将特征取值划分为若干区间,并在每个区间内计算该特征对模型输出的平均变化,从而刻画其边际效应。相较于传统的部分依赖图(Partial dependence plot, PDP),ALE在处理高维或强相关特征时表现更为稳健,能够避免因样本稀疏或极端值导致的估计偏差或过度平滑问题^[50]。在本文中,一维ALE用于分析人口收缩对碳排放强度的非线性影响,二维ALE则进一步揭示人口收缩与其他社会经济变量的交互作用对碳排放强度的联合边际效应,从而更直观地呈现人口收缩在不同社会经济情境下的调节作用与影响机制,深化对人口变化与碳排放关系的理解。

2 中国县域人口收缩与碳排放强度的空间分异

2.1 县域人口收缩的空间特征

将人口收缩程度分为轻度收缩 $[-0.01, 0)$ 、中度收缩 $[-0.02, -0.01)$ 和重度收缩 $[-0.047, -0.02)$ 三类。其中:轻度收缩县域576个,占比47.3%;中度收缩399个,占比32.8%;重度收缩243个,占比19.9%,这表明中国县域人口收缩以轻度收缩占主导(图1a)。县域人口收缩在空间上呈现由北向南、由内陆向沿

海逐级减弱的梯度格局。重度收缩县显著集中于东北及内蒙古东部等老工业和资源依赖型区域,呈现大范围连续分布,反映出产业衰退、人口外流与区域发展动力不足的叠加影响。中度收缩县主要分布在华北、黄淮一带以及西南山地丘陵地区,呈现带状和片状并存的格局。这些地区虽具备一定的农业基础或产业支撑,但产业升级和就业承载能力相对有限,人口外流呈现持续但不剧烈的状态。尤其是在西南地区,中度收缩县多分布于地形起伏较大、交通联系相对不便的内陆县域,发展资源禀赋受限,人口难以形成有效回流。相比之下,轻度收缩县主要集中于长三角、珠三角及福建、浙江、江苏等东南沿海区域,这些地区经济增长潜力较强,产业结构较为完善,具备较高人口吸引力,因此人口收缩程度整体较弱,县域人口规模相对稳定。

本文计算了人口收缩率的Moran's I 值。全局Moran's I 为0.241,对应 Z 得分为4.03($P < 0.01$),说明中国已经形成了收缩县的集中分布。为进一步分析收缩县的空间异质性,基于局部Moran's I 获得LISA图(图1b),并基于 Z 得分与 P 值共同判定局部空间聚类的显著性。由分析结果可知,全国4种集聚类型县的数量分别是:高一高集聚型412个、高一低集聚型40个、低—低集聚型165个、低—高集聚型99个,这意味着中国县域收缩分布呈现显著的局部空间正相关性,即在空间上主要呈现高一高集聚和低—低集聚的模式。

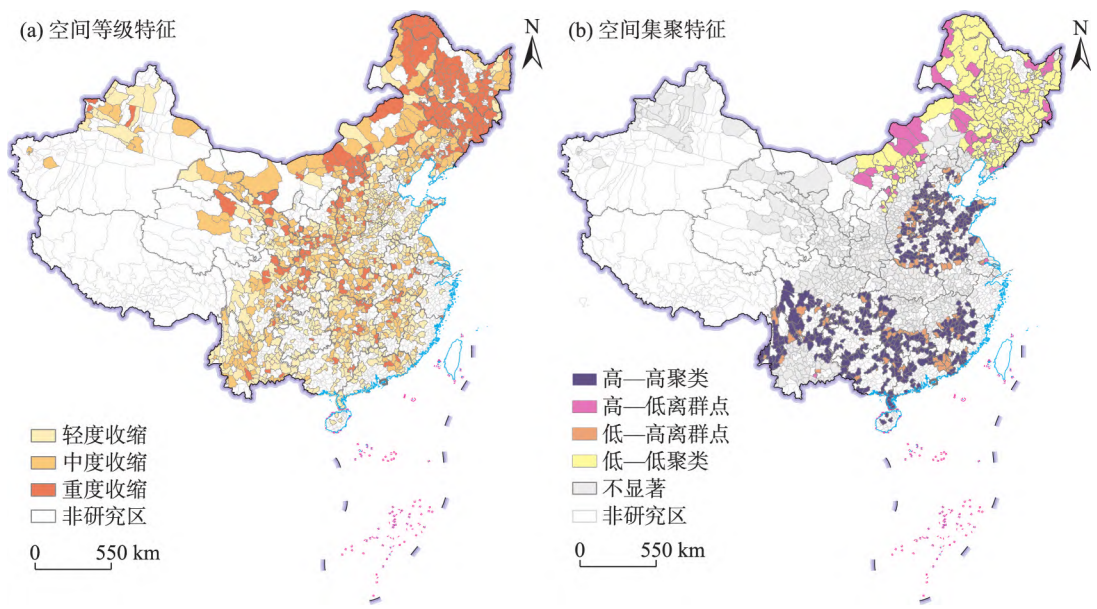
4种聚类呈现明显的片区特征:高一高集聚主要分布在山东半岛与华南沿海。例如,山东的青岛、烟台、威海等市在城市群虹吸效应下存在人口外流,但由于产业结构较优、发展基础较强,收缩表现相对稳定;而华南的湛江、茂名、玉林等市则受与珠三角显著的经济梯度影响,劳动力持续向核心城市迁移,形成人口收缩的集聚片区。低—低集聚集中在东北三省和内蒙古中东部,如鹤岗、双鸭山、阜新、通辽等资源型城市,由于资源枯竭、产业转型受阻,就业机会减少,人口加速外流,区域呈现整体性的衰退型收缩特征。此外,高一低与低—高聚类多沿区域内部边缘分布,体现出人口收缩在县域层面存在的邻近离散与梯度扩散特征。

2.2 人口收缩县碳排放强度的空间特征

碳排放强度分为低碳排放强度 $[0, 0.5)$ t/万元、中碳排放强度 $[0.5, 1.0)$ t/万元和高碳排放强度 $[1.0, 8.006792]$ t/万元三类。其中,低碳排放强度的县域

有1066个,占比87.5%;中等碳排放强度100个,占比8.2%;高碳排放强度52个,占比4.3%,这意味着县域碳排放强度以低碳排放强度占主导(图2a)。县域碳排放强度在空间上呈现显著的“南低北高”梯度分布格局。高碳排放强度县主要集中于辽宁、内蒙古中部与西部、山西以及新疆北部等资源型与重工业集聚区,这些地区以煤炭开采、冶金加工及能

源加工为主,能源结构以高碳排放的化石燃料为核心,因而形成明显的高排放核心带。中等碳排放强度县主要分布在内蒙古与黑龙江交界带、黄土高原中部以及西南部分内陆地区,其产业结构和能源利用水平正处于由高碳向较低碳转型的过渡阶段,排放水平相对中等。相比之下,低碳排放强度县广泛分布于东部沿海和南方大部分地区,形成连续的低



注:本图基于自然资源部标准地图服务网站下载的审图号为GS(2023)2767号的标准地图制作,底图无修改。下同。

图1 县域人口收缩空间特征

Fig.1 Spatial characteristics of population shrinkage at the county scale

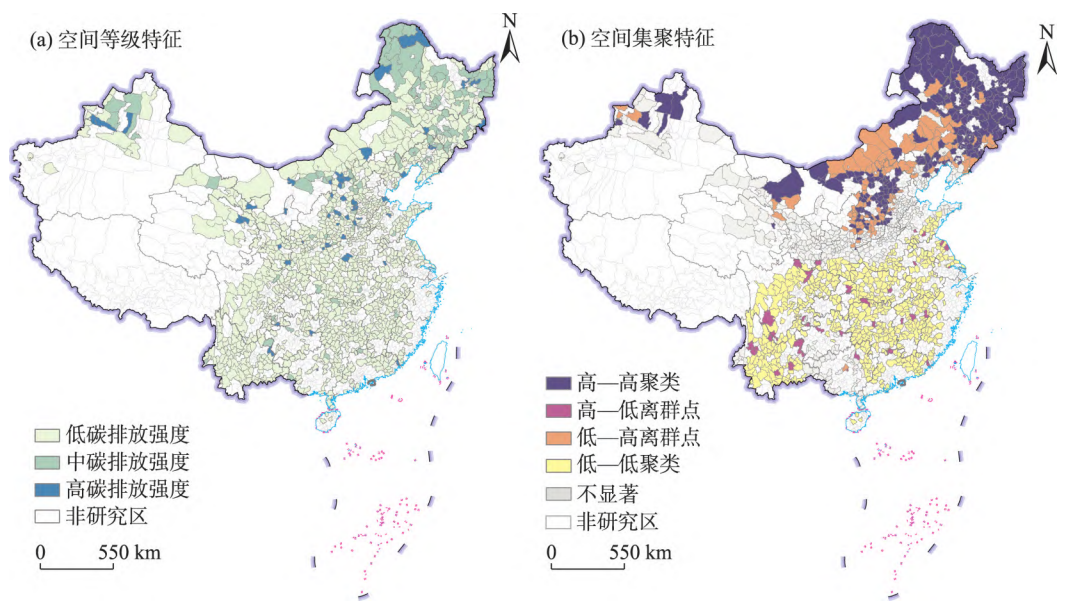


图2 县域碳排放强度空间特征

Fig.2 Spatial characteristics of carbon emission intensity at the county scale

值区,该区域经济结构中第三产业和新型制造业占比较高,能源利用效率更优,碳排放强度相对较低。

本文计算了碳排放强度的 Moran's I 值。全局 Moran's I 为 0.15, 对应 Z 得分为 2.51 ($P < 0.01$), 说明具有相似特征的碳排放强度单元在空间上是聚集分布的。为进一步分析碳排放强度的空间异质性, 基于局部 Moran's I 获得 LISA 图(图 2b), 并基于 Z 得分与 P 值共同判定局部空间聚类的显著性。由分析结果可知, 4 种碳排放强度集聚类型县的数量分别是: 高一高集聚型 203 个、高一低集聚型 35 个、低—低集聚型 530 个、低—高集聚型 117 个, 县域碳排放强度分布呈现显著的局部空间正相关性, 即在空间上主要呈现高一高集聚和低—低集聚的模式。

4 种聚类的片区模式如下: 高一高聚类主要分布在东北三省、内蒙古、河北、山西和新疆北部等资源型地区, 形成了显著的连片收缩区。这些地区多以煤炭等化石能源资源为主, 经济发展长期依赖传统的高碳密集型产业, 产业转型的难度较大。例如, 山西省大同和内蒙古鄂尔多斯等地, 受制于资源型产业结构, 尽管面临能源转型压力, 但高碳产业仍占主导地位, 造成较高的碳排放强度。此外, 东北地区的采暖需求集中, 冬季集中供热主要依赖煤炭, 进一步推动了当地碳排放强度的提升。在这些高碳排放县域周围, 低—高聚类均匀分布, 尤其在山西和河北部分区域, 往往是高碳地区的周边县域, 受周边城市群影响, 虽然排放强度较高, 但与核心城市相比稍低, 形成“外围依赖”现象。低—低聚类主要分布在“秦岭—淮河”以南的东部沿海与中部丘陵平原地区, 形成了大范围的低碳排放连片区域。该区域产业结构相对成熟, 服务业与先进制造业占比较高, 能源结构清洁化进程较早, 碳排放强度整体较低。例如, 湖北荆州和江西南昌所在区域在推动产业升级与能源替代方面成效较为突出, 低碳转型基础坚实。高一低聚类则多出现在中部地区承接产业转移的过渡带, 通常位于低—低集聚区域的边缘。此类地区一方面承接了沿海地区外迁的加工制造和部分高耗能产业, 导致自身碳排放水平相对升高; 另一方面, 周边地区产业结构更趋低碳, 形成排放差异的空间镶嵌格局。

2.3 人口收缩与碳排放强度的空间耦合

为进一步揭示人口收缩与碳排放强度的空间联系, 通过计算得到二者的全局 Moran's I 为 -0.106, 对应 Z 得分为 -1.75 ($P < 0.01$), 表明二者存在

显著的负向空间相关性。通过双变量局部空间自相关分析, 基于 Z 得分与 P 值, 进一步识别了人口收缩与碳排放强度的空间集聚特征(图 3)。其中, 高一高集聚型 61 个、高一低集聚型 254 个、低—高集聚型 85 个、低—低集聚型 128 个。高一高集聚和低—高集聚类型主要分布在东北与华北资源型区域, 呈现明显的连片分布格局。其中, 高一高集聚主要集中于内蒙古中西部、山西北部以及黑龙江东部部分资源型县域。这些地区长期依赖煤炭等高碳产业, 人口持续外流与产业高碳路径叠加, 形成“人口收缩—高碳排放强度”的典型区域。低—高集聚多环绕在高一高集聚外侧, 分布于辽宁北部、吉林西部及冀北—晋北交界带, 表现为对核心资源型区的产业与能源结构依赖。相比之下, 高一低集聚与低—低集聚类型主要分布于“秦岭—淮河”以南地区。东部沿海及长三角部分县域呈现高一低集聚, 人口收缩程度较轻、产业结构升级推进较快, 碳排放强度维持在较低水平。而低—低集聚则广泛分布于中部丘陵与西南山区, 这些地区工业基础较弱, 人口主要外流至省会或沿海中心城市, 本地碳排放强度整体偏低。整体来看, 人口收缩与碳排放强度在空间上呈现出一定的耦合格局, 但这仅是二者的空间组合关系和共现状态, 并不代表人口收缩对碳排放强度的具体作用机制或因果效应。

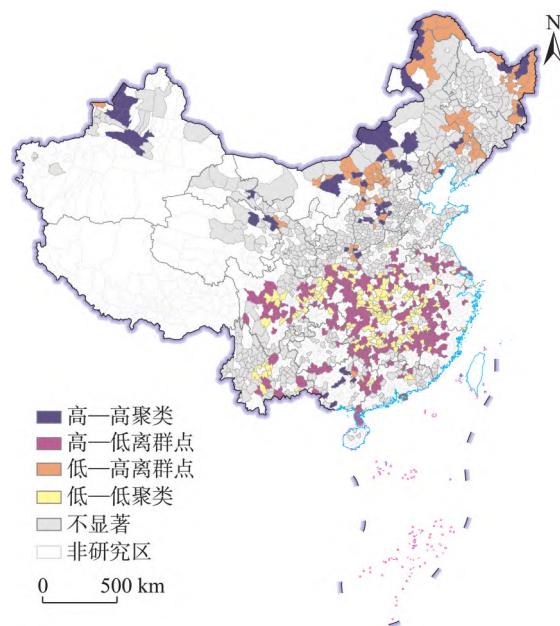


图3 县域人口收缩与碳排放强度的空间关联
Fig.3 Bivariate local indicators of spatial association (LISA)
of population shrinkage and carbon emission intensity
at the county scale

3 人口收缩与碳排放强度的关联机制

3.1 模型优化结果

本文利用 Optuna 框架中的 TPE 贝叶斯优化算法,对 XGBoost 模型的参数进行自动化调优。TPE 算法属于一类高效的概率模型优化方法,可依据初始采样结果动态调整参数搜索空间,进而迅速确定最优参数配置。从图 4a 可以看出,在优化初始阶段,目标函数值迅速下降,随后随着迭代进行逐渐趋于平稳,并最终实现收敛。图 4b 所展示的参数重要性分析表明,子样本比例与列采样率是决定模型性能的两个最重要参数。图 4c、4d 中的等高线能够直观地识别不同参数组合对目标函数值的影响模式,图中颜色深浅与目标函数值呈负相关。图 4c 则通过多维可视化方式,呈现了超参数取值与目标函数值之间的映射关系,其中纵轴代表各超参数的数值,而颜色深浅或线条粗细则对应目标值的大小。经过系统优化,最终确定的最优参数组合为:决策树数量 100,最大深度 9,学习率 0.012,子样本比例 0.608,列采样率 0.648,分裂最小增益 0.285。

基于上述参数设定,本文选取均方误差(MSE)、均方根误差(RMSE)、平均绝对误差(MAE)和决定系数(R^2)4个指标对模型表现进行综合评估。MSE 反映预测结果与实际值之间误差平方的平均水平,其平方根即 RMSE,二者数值越低说明模型精度越高;MAE 刻画预测误差绝对值的平均水平,相比 MSE 和 RMSE,MAE 对异常值更具稳健性,数值越小表示拟合效果更优; R^2 衡量模型的拟合优度,取值范围为 0~1,越接近 1 代表模型解释力越强。实证分析表明,整体结果具有两个显著特征:其一,模型性能均满足 $MSE < 1$ 、 $RMSE < 1$ 、 $MAE < 1$ 且 $R^2 > 0.6$ 的基本标准,验证了训练的有效性;其二,训练集的 MSE(0.001)、RMSE(0.043)、MAE(0.031)和 R^2 (0.974)明显优于测试集对应指标(0.047、0.116、0.109 和 0.783),模型在训练集上表现出了优异的拟合性能,尽管在测试集上的泛化能力有所下降,但初步验证了机器学习方法在捕捉县域人口收缩与碳排放强度之间复杂非线性关系上的潜力。

3.2 碳排放强度影响因素的相对重要性和分布

利用 Shapley 解释贝叶斯优化 XGBoost 模型的训练结果,图 5a 给出了基于各变量 Shapley 绝对平均值的总体特征重要性及排序,各变量的重要性从

上到下依次递减。由于变量的全局重要性无法为局部尺度的关系提供证据,因此使用局部特征重要性图(图 5b)进一步阐明本文发现。固碳能力是影响碳排放强度的首要因素,其高值总体对应较低的碳排放强度,符合常规认知(植被的固碳功能对碳排放具有明显的抑制作用),反映了区域内植被丰度的积极作用。非农产业占比在特征重要性中排名靠前,但其对碳排放强度的影响较为复杂:一方面,较高的非农产业比例通常意味着制造业、建筑业等高排放部门占主导地位;另一方面,非农产业占比较高的县可能同时具备较为发达的第三产业,从而在一定程度上抑制碳排放。人口规模与碳排放强度整体表现出负向对应关系,人口规模小的收缩县可能因规模经济效应不足而排放强度高,而相对较大的人口规模则有助于通过经济集聚效应降低碳排放强度。企业金融活动与碳排放强度整体表现出正向对应关系,这可能是因为信贷扩张刺激了高碳部门的规模增长,而绿色金融机制尚不完善进一步强化了这一效应。经济发展水平与碳排放强度整体表现出负向对应关系,表明经济水平提升通常伴随能源效率的提高和低碳生活方式的普及。人口收缩的重要性在各项指标中居于中等水平,其高值样本更多对应较高的碳排放强度,而低值样本则更多对应较低的碳排放强度,表明人口收缩与碳排放强度之间存在一定的正向关联特征。资本投资强度与碳排放强度之间未呈现明显的方向性(正或负)特征,原因可能在于部分地区的投资流向基础设施和重工业从而推高排放,而其他地区则可能倾向于支持绿色低碳发展。政府投入与碳排放强度整体表现出负向对应关系,表明政府增加投入有助于抑制碳排放,反映出政府在减排方面的措施取得一定成效。消费活力与碳排放强度之间未呈现稳定的方向性特征,居民消费水平提高通常会导致碳排放强度上升,但其具体影响受消费结构制约;在推行绿色消费和低碳生活方式的地区,较高的消费潜力也可能与较低的碳排放强度并存。土地市场活跃度的重要性较低,且与碳排放强度之间未呈现明显方向性特征,这可能是因为土地市场对碳排放的影响更多是间接的。科技创新与碳排放强度之间未呈现明显方向性特征,这可能源于县域创新能力有限,以及技术创新是否聚焦于绿色低碳领域;在当前阶段,科技创新对能源效率的提升作用尚未充分显现。

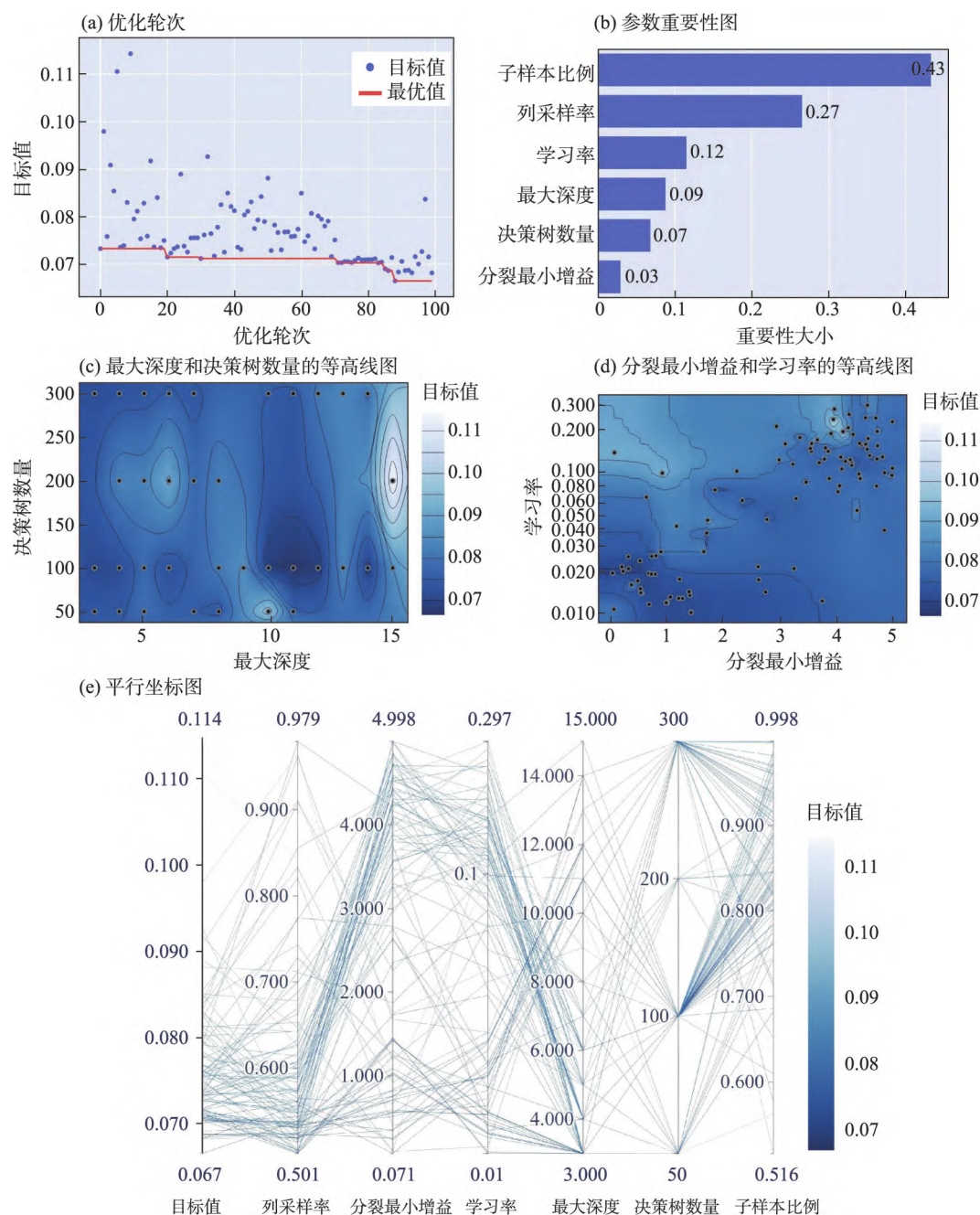


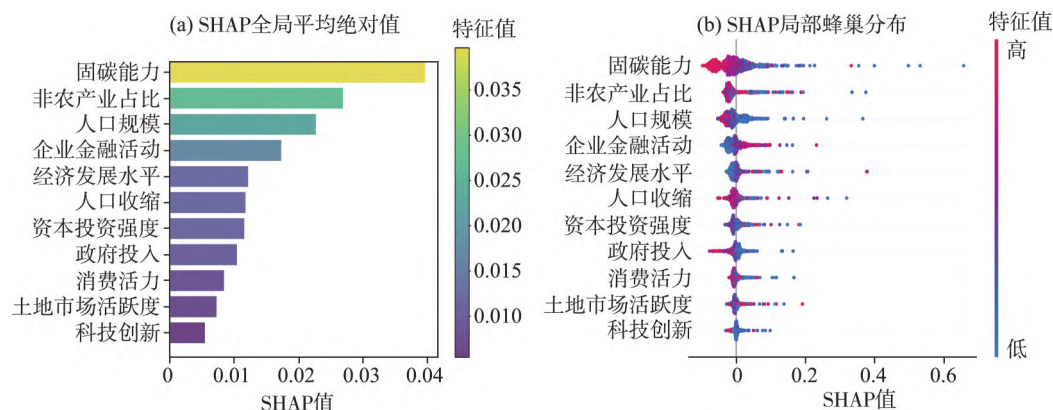
图4 贝叶斯算法优化XGBoost过程

Fig.4 Process of Bayesian optimization for the XGBoost model

3.3 人口收缩对碳排放的非线性影响

前文的特征重要性分析为变量与碳排放强度之间的关系提供了初步见解。然而,仅依赖特征重要性难以揭示变量的非线性作用机制。为此,进一步利用一维 ALE 方法刻画人口收缩与碳排放强度之间的边际效应,结果如图6所示。由图6可知,轻度收缩对碳排放强度表现出正向影响,随着轻度人口收缩程度加剧,碳排放强度相应上升,表明在轻

度收缩阶段人口流失尚未引发明显的产业退出或能效提升,反而劳动力减少和规模经济效应减弱,导致单位产出排放上升。此类现象多见于东部沿海部分县域,其人口轻度收缩主要受核心城市虹吸效应影响,本地经济仍保持一定活跃度,但公共设施与产业体系的运行效率有所降低。中度人口收缩对碳排放强度的影响转为负向,表明收缩程度的加深改变了产业结构并促使能源消费量下降,碳排



注:图b中每个点表示相应特征对某个样本的具体贡献,红蓝点分别代表每个变量的高特征值和低特征值,SHAP值高于零和低于零分别表示该变量对碳排放强度的积极和消极影响。

图5 贝叶斯优化XGBoost的SHAP特征相对重要性

Fig.5 Shapley additive explanations (SHAP) feature importance based on Bayesian-optimized XGBoost

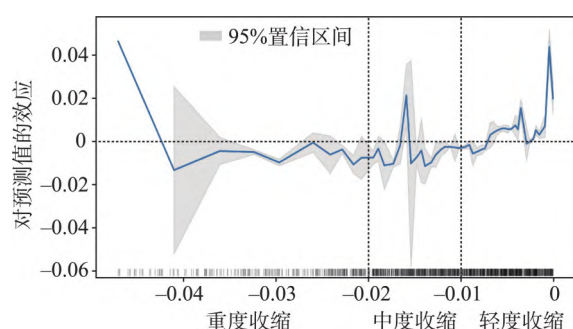


图6 人口收缩对碳排放强度预测值的加性效应

Fig.6 Additive effect of population shrinkage on predicted carbon emission intensity

放强度逐步降低。该趋势在中部及东部部分地区较为显著,伴随传统产业外迁与能源结构优化,人口收缩所带来的减排效应逐渐显现。同时,中度收缩对碳排放强度也存在着短暂的正向影响,反映出部分县域进入中度收缩初期时,产业结构调整尚未完成,经济衰退速度超过碳排放下降速度,该现象多见于资源型或重工业依赖程度较高的地区。而重度人口收缩的影响为负向,持续的人口收缩削弱了消费需求与投资活力,促使高耗能产业逐步退出或陷入低水平运行,从而降低碳排放强度。这一模式在东北、内蒙古及中西部欠发达县域中尤为典型。当人口收缩程度低于-0.042时,估计结果超出95%置信区间。

3.4 人口收缩与其他变量交互对碳排放强度的非线性影响

为进一步探究人口收缩与社会经济变量交互对碳排放强度的非线性影响,本文采用二维ALE方

法进行分析(图7)。二维ALE结果显示,人口收缩与经济发展水平的交互作用在重度收缩中期至轻度收缩且人均收入高于10000元的较大区间内,对碳排放强度的影响接近零,表明在这些地区,人口收缩与经济发展水平相结合并未对碳排放强度产生明显扰动。而在人均收入处于5000~10000元的区间内,交互效应随人口收缩程度加深由正转负,即在轻度收缩时推升碳排放强度,重度收缩时则抑制碳排放强度。这一现象说明,在经济相对滞后的县域,轻微人口收缩可能导致产业活力下降从而推高碳排放强度;但当收缩加剧,产业活动与消费需求同步萎缩,反而促使碳排放强度降低。在重度收缩背景下,随着经济发展水平提高,二者交互效应由负转正,意味着经济水平较低时收缩有助于碳减排,而随着经济水平上升、产业升级滞后与消费需求扩张,碳排放强度随之上升。

人口收缩与政府投入的交互效应呈现明显异质性。当人口处于重度收缩且政府投入占GDP比重为0.05~0.25,或轻度收缩且政府投入高于0.25时,交互效应为正向,推升碳排放强度,表明在人口收缩较严重或轻微收缩的地区,政府投入可能未能有效逆转收缩趋势或推动绿色转型,反而因公共建设和基础设施投资带来额外能耗,从而提高碳排放强度。而当轻度收缩且政府投入维持在0.05~0.25的中低水平时,交互效应转为负向,抑制碳排放强度,说明在轻度收缩且财政投入偏低的县域,资金不足与人口收缩共同降低了碳消费需求,这一现象在中西部县域较为典型。

人口收缩与非农产业占比的交互同样呈现复

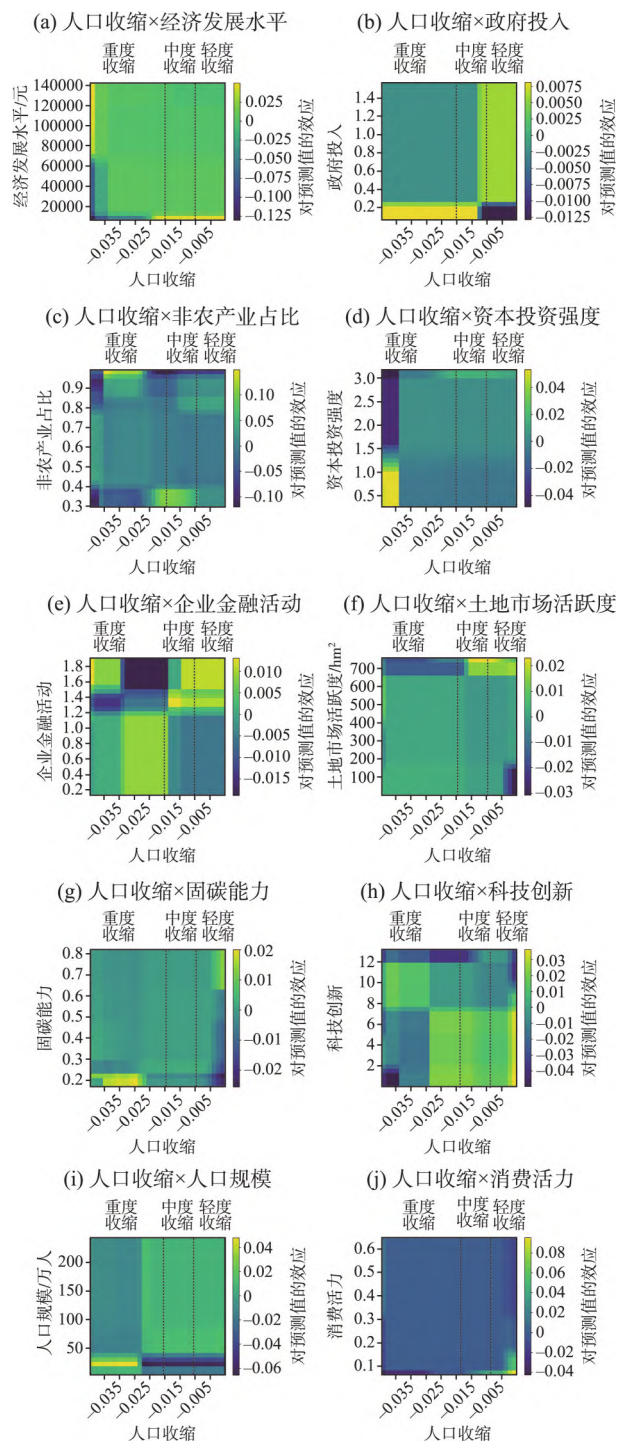


图7 人口收缩与社会经济变量交互作用
对碳排放强度的影响

Fig.7 Interaction effects of population shrinkage and socioeconomic variables on predicted carbon emission intensity

杂特征。在中度收缩且非农产业占比为0.3~0.38,或重度收缩中期且非农产业占比处于0.95~1时,交互效应对碳排放强度均呈正向影响。在这些区间,人口收缩与较高或较低的非农产业比重相结合反

而提升碳排放强度,其原因可能包括:低非农产业占比地区产业结构较为粗放,而高占比地区则常依赖高能耗制造业,人口收缩未能改变其产业路径依赖。而当重度收缩后期且非农产业占比处于0.3~0.4或0.8~1,交互效应才表现为负向,有助于碳减排。在显著收缩背景下,产业结构存在“分化效应”,部分地区因产业空心化或服务业转型削弱了碳排放强度。此外,在非农产业占比较高(0.95~1)且轻度收缩和中度收缩的县域,交互效应同样为负向,可能与该类地区第三产业较发达、对高碳行业依赖较低有关。

在人口收缩与资本投资强度的交互中,大部分区域效应接近零,二者结合未对碳排放强度产生显著影响。但在少数区间,即人口收缩处于重度收缩后期时,交互效应随资本投资强度水平提高由正转负,此时人口收缩影响较弱,资本投资强度的调节作用更为突出,基础设施投入提升城市运行效率,从而增强碳减排效果。

人口收缩与企业金融活动的交互结果显示,负向效应主要出现在重度收缩前期且金融消费活力为1.2~1.9时,较高金融活力可缓解经济冲击,推动企业绿色投资与低碳技术改造,从而降低碳排放强度。正向效应则主要出现在轻度和中度收缩的金融区域,尤其当金融活力为1.25~1.95时,以及在中度及重度收缩区域且金融活力较低(0.15~1.2)时,表明这些区域内金融活动更多服务于传统产业或短期经济刺激,反而推高了碳排放强度。具体而言,在收缩程度较轻的地区,高金融活力通常对应较强经济基础和较低收缩水平,但若金融支持侧重于短期刺激或传统行业,仍会导致碳排放强度上升;而在收缩较严重区域,即使金融活力较低,人口流失压力与高碳产业依赖仍使碳排放强度居高不下,未能实现低碳转型。

在人口收缩与土地市场活跃度的交互中,轻度收缩且土地交易面积为0~175 hm²时,交互效应为负,抑制碳排放强度,说明适度土地流转可优化资源配置,促进土地利用低碳化。但当土地交易面积超过650 hm²时,交互效应接近零,土地市场的主导作用掩盖了人口收缩的影响,碳排放强度变化主要受土地交易规模驱动。

人口收缩与固碳能力的交互在多数区间内为零或负值,符合预期,即植被覆盖与生态质量提升通常可抵消人口收缩的负面效应。但在部分重度

收缩地区且固碳能力为0.16~0.22时,交互效应呈正向,该类地区(例如东北老工业基地)在严重收缩背景下同时面临生态退化与高碳产业依赖,闲置土地治理不足,低碳转型困难。

人口收缩与科技创新的交互效应随收缩程度加深和科技创新水平提高由正转负,碳排放强度逐渐下降,科技创新可在一定程度上抵消收缩带来的负面影响,推动技术升级与能效提升,使收缩与低碳发展之间形成“反向调节”。

在人口收缩与人口规模的交互中,当人口规模为20万~45万时体现出较为明显的规模约束:部分重度收缩下交互效应为正,该类中等规模县域在显著收缩下经济下行压力大,碳排放强度升高;轻度或中度收缩时交互效应转为负向,说明适度收缩配合一定人口规模更易通过人口流动和产业优化实现碳减排。

在人口收缩与消费活力的交互中,大部分区域效应接近零,表明消费水平对人口收缩与碳排放强度关系的调节作用有限,未呈现显著非线性效应。

4 结论与讨论

基于第六次第七次人口普查数据,本文识别了1218个人口收缩县,并使用ODIAC数据集,定量测度了收缩县的碳排放强度;在此基础上,利用空间分析方法识别人口收缩与碳排放强度之间的空间特征和关联性;随后利用可解释的贝叶斯优化XG-Boost模型探索了人口收缩和碳排放强度、人口收缩与各类经济变量交互对碳排放强度的影响。主要结论如下:

(1) 中国县域人口收缩总体上以轻度收缩为主,但在空间上呈现显著的南北差异与集聚特征。重度收缩县集中分布在东北和内蒙古东部,中度收缩主要分布在华北、黄淮一带以及西南山地丘陵地区,而轻度收缩县分布较为分散。全局与局部空间自相关结果进一步揭示,县域人口收缩在空间上表现为高一高和低一低的显著集聚格局,分别对应于山东半岛与华南片区,以及东北和内蒙古地区。

(2) 中国县域碳排放强度整体以低水平为主,但呈现由南向北递增的空间格局。中高碳排放强度县集中在东北、内蒙古、山西和新疆等资源型地区,而东部和南部地区则普遍保持低水平。全局与局部空间自相关分析进一步表明,碳排放强度具有

显著的空间集聚性,主要表现为高一高和低一低两种模式。前者主要分布在北方地区,后者则集中在东部和中西部地区。

(3) 县域人口收缩与碳排放强度在空间上存在显著的负向关联。在东北、内蒙古及山西等资源型地区,高人口收缩程度与高碳排放强度耦合;而在东部和南方地区,低人口收缩程度与低碳排放强度耦合。中西部部分县域虽呈低碳特征,但更多源于经济基础薄弱、产业水平有限。

(4) 人口收缩对碳排放强度的作用具有显著的非线性和阶段性特征。在轻度收缩阶段,人口流失具有推高碳排放强度的趋势,反映出劳动力减少和规模效益削弱带来的潜在能耗上升;随着收缩加深,其效应逐渐转为负向,产业外迁和能源结构优化带来碳排放强度下降的趋势;而在重度收缩的初期,部分资源型和重工业县域会出现短暂的反弹,直到持续收缩推动高耗能产业退出后,对碳排放强度的影响才重新变负。“波动式”的非线性效应揭示了人口收缩的减排效应具有条件性和区域差异性,只有在产业结构调整与能源转型同步推进的背景下,收缩过程才能真正转化为碳减排动力。

(5) 人口收缩与经济发展、财政投入、产业结构、金融活力、土地利用、生态条件及科技创新等因素的交互作用,对碳排放强度呈现显著的非线性和区域异质性特征。总体上,在经济水平较低、财政投入或产业结构调整滞后的地区,人口收缩常与高碳路径相叠加,推高碳排放强度;而在产业升级、金融支持绿色投资、科技创新和生态恢复等条件较优的地区,人口收缩则可能与低碳转型形成协同效应,带来减排效果。不同变量在特定区间内对收缩效应具有放大或削弱作用,说明人口收缩对碳排放的影响并非单一线性过程,而是受到多重社会经济和环境因素的制约与调节。

人口收缩与碳排放强度之间呈现复杂的非线性关系,并受到经济发展、产业结构、人口规模、财政投入、金融活力、科技创新等多重因素的交互影响。这一结果表明,人口收缩本身并不必然带来减排效应,其作用方向和强度取决于不同发展阶段与制度环境。在不同程度的人口收缩背景下,应构建分层化的低碳调控与再生策略。对于轻度收缩地区,应着重通过调控经济发展方式、政府投资结构与金融资源配置,防止轻微收缩引发产业活力下降与碳排放上升。强化绿色创新驱动,合理控制建设

性投资规模,促进土地与财政资源的高效利用,可有效削弱收缩带来的碳约束风险。对于中度收缩地区,应以增强系统韧性与促进产业再生为核心,推动非农产业多元化和基础设施更新,优化政府投入方向,鼓励绿色金融与生态修复项目,以防范产业结构僵化与能源效率下降。对于重度收缩地区,应转向“有质量的收缩”路径,通过生态修复、产业转型与科技创新的协同推进,提升资源配置效率与单位产出的碳效率。特别是在老工业区,应强化能源结构调整和绿色技术应用,构建以低碳再生为导向的发展模式,实现人口收缩背景下的高质量绿色转型。

本文仍存在不足之处。首先,基于中国县域尺度展开,但由于不同层级行政区划在经济与社会结构上存在差异,结论的普适性有待进一步验证。未来研究可扩展至地级市和城市群等类型,构建更分层、有针对性的分析框架。其次,采用的机器学习方法虽在预测精度和非线性识别上优势明显,但缺乏因果推断能力,后续研究可结合时间序列数据,深入探讨变量间的因果关系。再次,未充分考虑空间异质性,各地人口收缩与碳排放的关系可能受地理与经济因素影响,未来可引入地理加权机器学习等方法加以改进。最后,现阶段关于人口收缩与碳排放关系的系统研究仍较为薄弱,尤其是在具体数据的可获得性和理论框架的完善方面,相关领域的研究仍处于起步阶段。未来可结合多源数据以及分区域的实证分析,拓宽现有理论框架,从而为理解人口收缩对碳排放的长期影响提供更为全面和系统的证据支持。

参考文献(References)

- [1] 王强,党牛,蒋子龙,等.碳中和背景下能源转型研究综述与展望[J].地理学报,2025,80(3):586-604. [Wang Qiang, Dang Niu, Jiang Zilong, et al. A review and outlook on energy transition research in the context of carbon neutrality. *Acta Geographica Sinica*, 2025, 80(3): 586-604.]
- [2] 汪建君.气候变化的另面观:谨慎看待CO₂和全球变暖[J].中国科学院院刊,2010,25(4):438-447. [Wang Jianjun. The other side of climate changes: A second opinion on CO₂ and global warming. *Bulletin of the Chinese Academy of Sciences*, 2010, 25(4): 438-447.]
- [3] Deutch J. Decoupling economic growth and carbon emissions[J]. *Joule*, 2017, 1(1): 3-5.
- [4] 葛全胜,刘洋,王芳,等.2016—2060年欧美中印CO₂排放变化模拟及其与INDCs的比较[J].地理学报,2018,73(1): 3-12. [Ge Quansheng, Liu Yang, Wang Fang, et al. Simulated CO₂ emissions from 2016–2060 with comparison to INDCs for EU, US, China and India. *Acta Geographica Sinica*, 2018, 73(1): 3-12.]
- [5] 朱媛媛,张瑞,顾江,等.“双碳”目标下长江中游城市群生态福利绩效演变及驱动机制研究[J].地理科学进展,2022,41(12): 2231-2243. [Zhu Yuanyuan, Zhang Rui, Gu Jiang, et al. Spatiotemporal evolution and driving mechanism of ecological well-being performance in the urban agglomeration of the middle reaches of the Yangtze River under the carbon peaking and carbon neutrality goals. *Progress in Geography*, 2022, 41(12): 2231-2243.]
- [6] Wang Y N, Fang X L, Yin S W, et al. Low-carbon development quality of cities in China: Evaluation and obstacle analysis[J]. *Sustainable Cities and Society*, 2021, 64, 102553. doi: 10.1016/j.scs.2020.102553.
- [7] Bourgeois-Pichat J. Recent demographic change in western Europe: An assessment[J]. *Population and Development Review*, 1981, 7(1): 19-42.
- [8] Kim H, Kim H, Woosnam K M, et al. How studentification reshapes social vulnerability in urban Korea: Impressions based on regeneration and shrinkage[J]. *Habitat International*, 2024, 148: 103070. doi: 10.1016/j.habitatint.2024.103070.
- [9] Peng W, Fan Z X, Duan J, et al. Assessment of interactions between influencing factors on city shrinkage based on geographical detector: A case study in Kitakyushu, Japan[J]. *Cities*, 2022, 131: 103958. doi: 10.1016/j.cities.2022.103958.
- [10] Martinez-Fernandez C, Wu C T, Schatz L K, et al. The shrinking mining city: Urban dynamics and contested territory[J]. *International Journal of Urban and Regional Research*, 2012, 36(2): 245-260.
- [11] 王露,杨艳昭,封志明,等.基于分县尺度的2020—2030年中国未来人口分布[J].地理研究,2014,33(2): 310-322. [Wang Lu, Yang Yanzhao, Feng Zhiming, et al. Prediction of China's population in 2020 and 2030 on county scale. *Geographical Research*, 2014, 33(2): 310-322.]
- [12] 刘振,刘盛和.2000—2020年中国县市人口收缩的年龄结构特征及未来预测[J].地理研究,2025,44(6): 1515-1533. [Liu Zhen, Liu Shenghe. Age structural characteristics of population shrinkage at the county level from 2000 to 2020 and the future predictions in China. *Geographical Research*, 2025, 44(6): 1515-1533.]
- [13] 孙平军,张可秋,曹乃刚,等.东北区域性城市收缩的地理认知与治理逻辑[J].地理学报,2024,79(8): 1918-1939. [Sun Pingjun, Zhang Keqiu, Cao Naigang, et al. Geographical cognition and governance logic of regional

- urban shrinkage in Northeast China. *Acta Geographica Sinica*, 2024, 79(8): 1918-1939.]
- [14] 刘振, 戚伟, 齐宏纲, 等. 多时期演变视角下中国人口收缩区的识别、空间特征与成因类型分析 [J]. *地理科学进展*, 2021, 40(3): 357-369. [Liu Zhen, Qi Wei, Qi Honggang, et al. Spatial distribution of population decline areas in China and underlying causes from a multi-periodical perspective. *Progress in Geography*, 2021, 40(3): 357-369.]
- [15] 杜志威. 中国中小城市城—镇—乡人口收缩的空间特征与影响因素 [J]. *地理研究*, 2025, 44(6): 1534-1550. [Du Zhiwei. Spatial characteristics and influencing factors on population shrinkage in city-town-rural areas of small and medium-sized cities in China. *Geographical Research*, 2025, 44(6): 1534-1550.]
- [16] 张旭亮, 周思敏. 中国县域人口收缩空间格局与影响因素 [J]. *经济地理*, 2023, 43(7): 42-51, 98. [Zhang Xu-liang, Zhou Simin. Evolution of regional population decline and its driving factors at the county level in China. *Economic Geography*, 2023, 43(7): 42-51, 98.]
- [17] He X J, Guan D J, Yang X, et al. Quantifying the trends and affecting factors of CO₂ emissions under different urban development patterns: An econometric study on the Yangtze River Economic Belt in China [J]. *Sustainable Cities and Society*, 2024, 107: 105443. doi: 10.1016/j.scs.2024.105443.
- [18] 黄馨, 谭雪兰, 黄晓军. 陕西省乡村人居空间演化类型与精明收缩路径 [J]. *西部人居环境学刊*, 2023, 38(5): 40-47. [Huang Xin, Tan Xuelan, Huang Xiaojun. Evolution types and smart shrinking path of rural human settlement in Shaanxi Province. *Journal of Human Settlements in West China*, 2023, 38(5): 40-47.]
- [19] Özatağan G, Eraydin A. Emerging policy responses in shrinking cities: Shifting policy agendas to align with growth machine politics [J]. *Environment and Planning A: Economy and Space*, 2020, 53(5): 1096-1114.
- [20] Xie M K, Feng Z X, Guan H M, et al. Population shrinkage and its influence on housing prices: A mediation perspective based on commercial amenities [J]. *Habitat International*, 2024, 151: 103151. doi: 10.1016/j.habitatint.2024.103151.
- [21] Xie M K, Feng Z X, Wang S J, et al. Exploring the non-linear effect of population shrinkage on carbon emission intensity in Chinese counties using an interpretable XG-Boost model [J]. *Applied Geography*, 2025, 183: 103734. doi: 10.1016/j.apgeog.2025.103734.
- [22] Ryberg-Webster S. Heritage amid an urban crisis: Historic preservation in Cleveland, Ohio's Slavic Village neighborhood [J]. *Cities*, 2016, 58: 10-25.
- [23] Sha S Y, Cheng Q, Lu M. Building a "reservoir of social resilience": A strategy for social infrastructure regeneration in shrinking cities based on social network analysis [J]. *Habitat International*, 2024, 143: 102991. doi: 10.1016/j.habitatint.2023.102991.
- [24] Audirac I, Cunningham-Sabot E, Fol S, et al. Declining suburbs in Europe and Latin America [J]. *International Journal of Urban and Regional Research*, 2012, 36(2): 226-244.
- [25] Lange D A. Polluted and dangerous: America's worst abandoned properties and what can be done about them [J]. *Journal of the American Planning Association*, 2009, 75(4): 498-499.
- [26] Chen D, Fang C L, Liu Z T. Progress and major themes of research on urban shrinkage and its eco-environmental impacts [J]. *Journal of Geographical Sciences*, 2023, 33(5): 1113-1138.
- [27] Liu Y, Zhu J M. Spatial restructuring and population shrinkage along with industrialization in counties: The case of Jiangsu Province [J]. *Habitat International*, 2023, 135: 102785. doi: 10.1016/j.habitatint.2023.102785.
- [28] Han J W, Miao J J, Shi Y, et al. Can the semi-urbanization of population promote or inhibit the improvement of energy efficiency in China? [J]. *Sustainable Production and Consumption*, 2021, 26: 921-932.
- [29] Xu A T, Song M Y, Wu Y G, et al. Effects of new urbanization on China's carbon emissions: A quasi-natural experiment based on the improved PSM-DID model [J]. *Technological Forecasting and Social Change*, 2024, 200: 123164. doi: 10.1016/j.techfore.2023.123164.
- [30] Herrmann D L, Schwarz K, Shuster W D, et al. Ecology for the shrinking city [J]. *BioScience*, 2016, 66(11): 965-973.
- [31] He X J, Gao W J, Guan D J, et al. Impacts of urban shrinkage on the built environment and its environmental sustainability: An analytical review [J]. *Environmental Research Letters*, 2023, 18(10): 103004. doi: 10.1088/1748-9326/acf726.
- [32] Yang S D, Yang X, Gao X, et al. Spatial and temporal distribution characteristics of carbon emissions and their drivers in shrinking cities in China: Empirical evidence based on the NPP/VIIRS nighttime lighting index [J]. *Journal of Environmental Management*, 2022, 322: 116082. doi: 10.1016/j.jenvman.2022.116082.
- [33] Liu X J, Wang M S, Qiang W, et al. Urban form, shrinking cities, and residential carbon emissions: Evidence from Chinese city-regions [J]. *Applied Energy*, 2020,

- 261: 114409. doi: 10.1016/j.apenergy.2019.114409.
- [34] Xiao H J, Duan Z Y, Zhou Y, et al. CO₂ emission patterns in shrinking and growing cities: A case study of Northeast China and the Yangtze River Delta [J]. *Applied Energy*, 2019, 251: 113384. doi: 10.1016/j.apenergy.2019.113384.
- [35] Moss T. 'Cold spots' of urban infrastructure: 'shrinking' processes in eastern Germany and the modern infrastructural ideal [J]. *International Journal of Urban and Regional Research*, 2008, 32(2): 436-451.
- [36] Sun J N, Zhou T. Urban shrinkage and eco-efficiency: The mediating effects of industry, innovation and land-use [J]. *Environmental Impact Assessment Review*, 2023, 98: 106921. doi: 10.1016/j.eiar.2022.106921.
- [37] Wang Y N, Zhao T. Impacts of energy-related CO₂ emissions: Evidence from under developed, developing and highly developed regions in China [J]. *Ecological Indicators*, 2015, 50: 186-195.
- [38] Ouyang X L, Lin B Q. Carbon dioxide (CO₂) emissions during urbanization: A comparative study between China and Japan [J]. *Journal of Cleaner Production*, 2017, 143: 356-368.
- [39] Zhao J, Jiang Q Z, Dong X C, et al. How does industrial structure adjustment reduce CO₂ emissions? Spatial and mediation effects analysis for China [J]. *Energy Economics*, 2022, 105: 105704. doi: 10.1016/j.eneco.2021.105704.
- [40] Yang L, Wang J M, Shi J. Can China meet its 2020 economic growth and carbon emissions reduction targets? [J]. *Journal of Cleaner Production*, 2017, 142: 993-1001.
- [41] Klaaßen L, Stoll C. Harmonizing corporate carbon footprints [J]. *Nature Communications*, 2021, 12: 6149. doi: 10.1038/s41467-021-26349-x.
- [42] Li Z, Yao L, Wang M M, et al. Does the digital economy catalyze the emergence of urban shrinkage? Empirical evidence from Chinese prefecture-level cities [J]. *Cities*, 2024, 154: 105363. doi: 10.1016/j.cities.2024.105363.
- [43] Yuan B L, Ren S G, Chen X H. The effects of urbanization, consumption ratio and consumption structure on residential indirect CO₂ emissions in China: A regional comparative analysis [J]. *Applied Energy*, 2015, 140: 94-106.
- [44] Gao S, Wang S J. Urban green technology innovation: The spillover effects of a low-carbon city pilot program [J]. *Annals of the American Association of Geographers*, 2025, 115(4): 820-835.
- [45] Liang D Z, Lu H W, Guan Y L, et al. Population density regulation may mitigate the imbalance between anthropogenic carbon emissions and vegetation carbon sequestration [J]. *Sustainable Cities and Society*, 2023, 92: 104502. doi: 10.1016/j.scs.2023.104502.
- [46] Aguiar L L, Manzato G G, Rodrigues da Silva A N. Combining travel and population data through a bivariate spatial analysis to define functional urban regions [J]. *Journal of Transport Geography*, 2020, 82: 102565. doi: 10.1016/j.jtrangeo.2019.102565.
- [47] Anselin L, Li X. Operational local join count statistics for cluster detection [J]. *Journal of Geographical Systems*, 2019, 21(2): 189-210.
- [48] Xie M K, Feng Z X, Wang S J, et al. Spatiotemporal patterns and nonlinear drivers of carbon emission intensity under urban shrinkage and growth: A machine learning approach with interpretability [J]. *Sustainable Cities and Society*, 2025, 130: 106593. doi: 10.1016/j.scs.2025.106593.
- [49] Li C, Managi S. Impacts of community attachment and community livability on environmental activity according to XGBoost and SHAP [J]. *Cities*, 2025, 156: 105559. doi: 10.1016/j.cities.2024.105559.
- [50] Guan S Y, Chen Y D, Wang T W, et al. Mitigating urban heat island through urban-rural transition zone landscape configuration: Evaluation based on an interpretable ensemble machine learning framework [J]. *Sustainable Cities and Society*, 2025, 123: 106272. doi: 10.1016/j.scs.2025.106272.

Spatial differentiation and mechanisms of association of population shrinkage and carbon emission intensity in Chinese counties

FENG Zhangxian^{1,2}, XIE Mingke^{1*}, WANG Shijun^{1,2}, QI Ao¹, LONG Wang³, GUAN Haoming^{1,2}

(1. School of Geographical Sciences, Northeast Normal University, Changchun 130024, China;

2. Key Laboratory of Geographical Processes and Ecological Security in Changbai Mountains, Ministry of Education, Changchun 130024, China; 3. School of Economics and Management, Hezhou University, Hezhou 542899, Guangxi, China)

Abstract: The relationship between population shrinkage and carbon emission intensity (CEI) has recently become a prominent research topic. Exploring their intrinsic link is crucial for promoting regional sustainable development and achieving carbon reduction goals. This study identified 1218 shrinking counties and measured their CEI. Spatial analysis was first applied to reveal the spatial patterns and associations between population shrinkage and CEI. Subsequently, an interpretable Bayesian-optimized XGBoost model was employed to examine the effects of population shrinkage on CEI, as well as the interactive impacts between shrinkage and various socioeconomic variables. The results show that: 1) Population shrinkage at the county level in China was generally mild, shrinking counties exhibited relatively low CEI, and both of them displayed significant spatial clustering. 2) Population shrinkage was significantly and negatively associated with CEI, although the strength of this relationship varied across regions. 3) In terms of feature importance, shrinkage ranked at a medium level; at the local scale, high shrinkage was linked to high CEI, while low shrinkage corresponded to low CEI. 4) Mild shrinkage exerted a positive marginal effect on CEI, whereas moderate to severe shrinkage produced a negative marginal effect. 5) The interactions between shrinkage and socioeconomic variables had pronounced nonlinear impacts on CEI. This study systematically revealed the nonlinear relationship between population shrinkage and carbon emission intensity, thereby enriching the theoretical understanding of low-carbon development in shrinking regions and providing empirical evidence to support the formulation of differentiated emission reduction strategies across areas at different stages of shrinkage.

Keywords: population shrinkage; carbon emission intensity; Bayesian-optimized XGBoost; nonlinear relationship; interaction effects