基于机器学习的中国碳排放影响因素分析与达峰情景模拟

李渊[1]，张芝镟[1]，温慧[2]，蔡智[1]，郭宇龙[3]，李天天[1]，王嘉诚[1]，张琳敏[1]，徐良雪[1]
（1.浙江工商大学旅游与城乡规划学院，杭州 310018；2.嘉兴南湖学院公共基础部，嘉兴 314001；3.河南农业大学资源与环境学院，郑州 450002）

摘要：在“双碳”背景下，对碳排放进行估算和达峰情景模拟具有重要意义.然而，准确识别碳排放的影响因素，科学预测碳达峰时间仍具有较大挑战.以中国30个省份（中国香港、澳门、台湾和西藏资料暂缺）为研究对象，利用IPCC碳排放系数法，估算2000~2020年中国30个省份的碳排放总量，并刻画其时空分布特征；进一步，利用多种机器学习算法，构建并遴选性能最优的碳排放估算模型，量化识别影响我国碳排放的主要因子；最后，在顾及全国和各地区不同发展趋势的基础上，运用情景分析法和碳排放估算模型，预测未来15 a全国及各地区碳排放的变化趋势.结果表明：①2000~2020年，我国碳排放在时间上呈现出“先快后慢”的增长特征，在空间上呈现出“东高西低、北高南低”的分布特征；②能源消费总量、能源结构、常住人口、城市化水平和产业结构高级化是影响我国碳排放的主要因子；③在基准、低碳及高碳情景下，2021~2035年全国及各地区碳排放都呈现出“先上升后下降”的变化趋势.其中，除高碳情景下的西北地区外，全国及各地区在3种情景下均能在2030年前实现碳达峰目标.研究可为后续制定和实施区域碳达峰峰值综合控制策略提供有益的参考.

关键词：机器学习；碳排放；影响因素；碳达峰；情景模拟
中图分类号：X24 **文献标识码：**A **文章编号：**0250-3301(2025)10-6097-13 **DOI：**10.13227/j.hjkx.202409041

Analysis of the Influencing Factors of China's Carbon Emissions and Simulation of Peak Scenarios Based on Machine Learning

LI Yuan[1], ZHANG Zhi-qiang[1], WEN Hui[2], CAI Zhi[1], GUO Yu-long[3], LI Tian-tian[1], WANG Jia-cheng[1], ZHANG Lin-min[1], XU Liang-xue[1]
(1. School of Tourism and Urban & Rural Planning, Zhejiang Gongshang University, Hangzhou 310018, China; 2. Department of Public Basic Education, Jiaxing Nanhu University, Jiaxing 314001, China; 3. College of Resources and Environmental Sciences, Henan Agricultural University, Zhengzhou 450002, China)

Abstract: In the context of the "dual carbon" goals, estimating carbon emissions and simulating peak scenarios has significant importance. However, accurately identifying the factors influencing carbon emissions and scientifically predicting the peak carbon emission time still present considerable challenges. This study focused on 30 provinces in China (data were not available for Hong Kong, Macau, Taiwan, and Tibet, China) and utilized the IPCC carbon emission coefficient method to estimate the total carbon emissions from 2000 to 2020, while also depicting their spatial and temporal distribution characteristics. Furthermore, various machine learning algorithms were employed to construct and select the optimal carbon emission estimation model, quantifying the main factors influencing carbon emissions in China. Finally, considering different development trends across the country and regions, scenario analysis and the carbon emission estimation model were used to predict changes in carbon emissions nationwide and in various regions over the next 15 years. The results follow: ① From 2000 to 2020, China's carbon emissions exhibited a "rapid then slow" growth pattern through time, with a spatial distribution characterized as "higher in the east and lower in the west, higher in the north and lower in the south." ② The main factors affecting China's carbon emissions include total energy consumption, energy structure, resident population, urbanization level, and the advancing industrial structure. ③ Under baseline, low-carbon, and high-carbon scenarios, carbon emissions nationwide and in various regions are projected to show an "increase then decrease" trend from 2021 to 2035. Notably, except for the northwest region under the high-carbon scenario, all regions are expected to achieve their carbon peak targets by 2030 under the three scenarios. This study provides valuable insights for formulating and implementing comprehensive control strategies for regional carbon peak emissions.

Key words: machine learning; carbon emissions; influencing factors; carbon peaking; scenario simulation

全球气候变化对地球生态环境、社会经济发展和人类生命健康的影响日益显著[1].化石燃料燃烧所产生的二氧化碳被广泛认为是导致气候变化的主要影响因子[2].为降低气候变化带来的威胁，减少碳排放、实现碳中和已成为世界各国共同努力的目标.中国作为《巴黎协定》的缔约国，同时也是世界上人口最多且经济增长最快的国家之一，其碳排放水平以及未来发展路径对全球碳中和目标的实现具有重要影响.因此，对我国开展碳排放影响因素分析及其未来变化趋势研究，可为各级政府制定碳减排措施提供理论支持和决策依据，有望助力我国“双碳”目标的实现.

当前，已有众多学者在全国尺度下围绕碳排放的估算和影响因素分析以及碳排放预测开展了大量工作[3~5].在碳排放的估算方面，目前常用的碳排放估

收稿日期：2024-09-03；**修订日期：**2024-11-26
基金项目：国家自然科学基金项目(42071333)；浙江省教育厅一般科研项目(Y202454544)；嘉兴南湖学院2023年度校级科研项目(62312YW)；国家级大学生创新创业训练计划项目(202210353037)
作者简介：李渊(1985~)，男，博士，副教授，主要研究方向为城市环境遥感，E-mail：liyuan@mail.zjgsu.edu.cn

中国知网 https://www.cnki.net

算方法主要有3种,分别是生命周期分析法[6]、投入产出分析法[7]和IPCC碳排放系数法[8]. 其中,生命周期分析法是通过量化产品在原材料提取、生产、运输、使用和处置等阶段的资源消耗来估算碳排放,得出的碳排放结果更接近实际状况,但计算过程较为复杂[9]. 投入产出分析法是利用国家或地区的投入产出表来估算碳排放,可以较为准确地识别经济系统中各部门的碳排放,但构建投入产出表所需的数据获取难度较大[10]. IPCC碳排放系数法是利用政府间气候变化专门委员会(IPCC)提供的碳排放系数来估算碳排放. 该方法因数据易得、计算简便等特点,受到了学者们的广泛青睐[11~13]. 在碳排放的影响因素分析方面,前人多利用LMDI因素分解法[14]和STIRPAT模型法[15]等线性方法分析碳排放的影响因素. 然而,影响因素与碳排放之间往往呈现出复杂的非线性关系[16],使得利用线性的方法难以准确解构二者之间的响应关系. 近年来,BP神经网络[17]、支持向量机[18]、随机森林[19]和XGBoost[20]等机器学习算法因其在处理非线性问题上的出色表现,被广泛应用于碳排放的影响因子识别. 在碳排放预测方面,情景分析法多被应用于预测未来碳排放的变化趋势. 许多学者通过设置人口规模[21]、产业结构[22]以及能源结构[23]等因子的不同发展情景,探讨未来的碳排放趋势. 然而,针对情景设置,已有研究多将全国设置为统一的发展速率,未顾及区域差异,可能会增加碳排放预测的不确定性.

基于此,本研究拟利用IPCC碳排放系数法,估算近20 a中国30个省份的碳排放总量,并刻画其时空分布特征;进一步,利用多种机器学习算法,构建并遴选性能最优的碳排放估算模型,量化识别影响我国碳排放的主要因子;最后,在顾及全国和各地区不同发展趋势的基础上,运用情景分析法和碳排放估算模型,预测未来15 a全国及各地区碳排放的变化趋势,以期为我国实现"双碳"目标及可持续发展提供借鉴参考.

1 材料与方法

1.1 数据来源

本研究所使用的数据包括2000~2020年中国30个省份(中国香港、澳门、台湾和西藏资料暂缺)的化石燃料消费数据和社会经济统计数据. 其中,化石燃料消费数据为省级尺度的终端能源消费量数据,来源于《中国能源统计年鉴》(http://www.stats.gov.cn/);社会经济统计数据为省级尺度的年度统计数据,来源于《中国统计年鉴》(http://www.stats.gov.cn/sj/ndsj/).

1.2 研究方法

1.2.1 IPCC碳排放系数法

根据IPCC提供的碳排放系数法,结合我国的用能特点,选取10种主要能源(原煤、焦炭、原油、汽油、煤油、柴油、燃料油、天然气、热力和电力)来计算碳排放[24]. 其中,考虑到各地区的火电占比不同,导致相同电力消费所产生的碳排放不尽相同,为此本研究通过火电占比系数来体现电力碳排放的空间差异性[25]. 计算公式如下:

$$CO_2 = \frac{44}{12} \times \left(\sum_{i=1}^{9} K_i \varepsilon_i E_i + \alpha K_p \varepsilon_p E_p \right) \quad (1)$$

式中,CO_2为能源消费产生的碳排放总量,44/12为碳折合成二氧化碳的换算系数,i为所选的能源种类(除电力外),K_i为第i种能源的碳排放系数,ε_i为第i种能源的标准煤换算系数,E_i为第i种能源的终端消费量,α为火电占总发电量的比值,K_p为电力的碳排放系数,ε_p为电力的标准煤换算系数,E_p为电力的终端消费量.

1.2.2 碳排放趋势分析法

本研究利用一元线性回归模型,计算2000~2020年我国各省份碳排放的倾向值,进而分析我国各省份碳排放的时间变化趋势[26]. 计算公式如下:

$$Slope = \frac{n \times \sum_{t=1}^{n} (t \times C_t) - \left(\sum_{t=1}^{n} t \right) \left(\sum_{t=1}^{n} C_t \right)}{n \times \sum_{t=1}^{n} t^2 - \left(\sum_{t=1}^{n} t \right)^2} \quad (2)$$

式中,Slope为碳排放变化的趋势,n为研究期长度(n=21),t为时间序列(2000年为第一年),C_t为第t年对应的碳排放总量. 若Slope>0,表示碳排放随时间推移呈增长趋势;若Slope<0,则表示碳排放随时间推移呈减少趋势. Slope的绝对值大小反映了碳排放增长或减少的速率. 此外,本研究以P<0.05表征碳排放趋势变化(Slope)的显著性.

为进一步划分各省份碳排放增长速率的高低,本研究采用标准差划分法将各省份碳排放增长趋势划分为4种类型[27]. 划分标准如表1所示.

表1 变化趋势类型划分标准[1)]

Table 1 Criteria for classifying types of trends

增长类型	缓慢增长型	中速增长型	较快增长型	迅猛增长型
Slope	$< \bar{x} - 0.5s$	$(\bar{x} - 0.5s) \sim (\bar{x} + 0.5s)$	$(\bar{x} + 0.5s) \sim (\bar{x} + 1.5s)$	$> \bar{x} + 1.5s$

1)$\bar{x}$为各省份Slope的平均值;s为各省份Slope的标准差

中国知网 https://www.cnki.net

1.2.3　碳排放影响因素筛选

影响碳排放的因素众多，综合分析前人研究成果，并结合数据可得性，本研究从人口、经济、科技、产业、能源和社会共6个方面，筛选并获得了24个对碳排放影响较大的因子（表2）. 其中，人口方面用常住人口和户均人口数来表示[28]；经济方面用GDP和人均GDP来表示[29]；科技方面用科技成果、能源效率和R&D内部支出来表示[30]；产业方面用第一、二和三产业结构、第一、二和三产业GDP和产业结构高级化来表示[31]；能源方面用能源结构、能源强度和能源消费总量来表示[32]；社会方面用城市化水平、治理投资、消费品零售总额、社会消费水平、外商投资强度、公路客运量和私人汽车拥有量来表示[33].

表2　碳排放影响因子

Table 2　Factors influencing carbon emission

变量类型	变量名称	指标含义	数据来源
人口	常住人口	全年经常在家或在家居住6个月以上的人口	《中国统计年鉴》
	户均人口数	户籍人口/总户数	
经济	GDP	国内生产总值	《中国统计年鉴》
	人均GDP	国内生产总值/常住人口	
科技	科技成果	专利授权数	《中国统计年鉴》《中国能源统计年鉴》
	能源效率	国内生产总值/能源消费总量	
	R&D内部支出	研究与开发机构用于本机构内部的实际支出	
产业	第一产业结构	第一产业增加值/国内生产总值	《中国统计年鉴》
	第二产业结构	第二产业增加值/国内生产总值	
	第三产业结构	第三产业增加值/国内生产总值	
	第一产业GDP	第一产业增加值	
	第二产业GDP	第二产业增加值	
	第三产业GDP	第三产业增加值	
	产业结构高级化	第三产业增加值/第二产业增加值	
能源	能源结构	煤炭消费量/能源消费总量	《中国统计年鉴》《中国能源统计年鉴》
	能源强度	能源消费总量/国内生产总值	
	能源消费总量	各种能源消费的总和	
社会	城市化水平	城镇人口/常住人口	《中国统计年鉴》
	治理投资	工业污染治理完成投资	
	消费品零售总额	向城乡居民和社会集团供应的消费品总额	
	社会消费水平	消费品零售总额/常住人口	
	外商投资强度	实际利用外资额/国内生产总值	
	公路客运量	公路交通客运量	
	私人汽车拥有量	平均每百户家用汽车拥有量	

鉴于不同因子对碳排放的影响程度各异，为提升模型的可解释性和预测性能，并降低多重共线性对模型结果的干扰，有必要在构建模型前对这24个影响因子进行筛选. Lasso回归是一种数据降维分析方法，通过在损失函数中加入L1正则化项来实现变量筛选和模型复杂度控制[34]. 这种方法可以有效地减少模型中的参数数量，帮助识别重要特征，从而提高模型的可解释性和预测性能，减少多重共线性问题对模型结果的影响. 本研究首先对上文选取的24个影响因子数据进行Max-Min归一化处理，然后将处理后的影响因子数据作为自变量输入，碳排放数据作为因变量输入，利用Lasso回归进行影响因子筛选. 若Lasso分析结果中变量的标准化系数为0，则该变量被剔除，决定系数（R^2）可以评估剔除变量后模型的精度.

1.2.4　机器学习模型对比与精度验证

本研究利用机器学习模型预测碳排放并量化各影响因子的重要性. 根据机器学习算法的组织方式和学习策略，将模型分为了单模型和集成学习模型两类，每个类别分别选取一些经典的模型. 其中，单模型方面选取了BP神经网络、支持向量机和决策树；集成学习模型方面选取了随机森林、AdaBoost、XGBoost和LightGBM. 以此来分别构建碳排放估算模型.

单模型是指仅包含一个模型的机器学习架构，通过训练单一模型来解决问题. 其中，BP神经网络具有强大的非线性建模能力，可以进行端到端学习，无需手动提取特征[35]；支持向量机具有较强的泛化能力和鲁棒性，在处理高维数据和样本较少时表现优秀[36]；决策树具有易解释性，适用于各种数据类型，

中国知网　https://www.cnki.net

并能够有效处理缺失值[37].

集成学习模型是指包含多个模型的机器学习架构,通过组合训练多个单模型来解决同一个问题.集成学习模型的常见算法有Bagging算法和Boosting算法两种,随机森林是Bagging算法的典型代表,具有良好的鲁棒性和特征重要性评估能力,适用于处理大规模数据集和高维特征[38];AdaBoost、XGBoost和LightGBM则是Boosting算法的典型代表,其中AdaBoost具有高预测准确率和自适应性,能够处理复杂的回归问题[39];XGBoost具有高泛化能力和并行计算优势,同样能够处理大规模数据集和高维特征[40];LightGBM是XGBoost的更高效实现,具有高性能、低内存消耗和并行计算的优势[41].

本研究将总计630条(21 a×30个省份)的数据集划分为训练集与测试集.其中,随机选择70%的数据作为训练集,用于模型训练和参数调优;30%的数据作为测试集,用于评价模型性能.在模型调参时,首先确定超参的参数空间,然后使用五折交叉验证确定最优超参数[42].在评价模型性能方面,本研究选择均方根误差(RMSE)、平均绝对误差(MAE)及决定系数(R^2)作为评价指标,评估模型精度.

2 结果与分析

2.1 碳排放时空演化特征

2.1.1 碳排放年度变化特征

2000~2020年我国碳排放总量如图1所示.总体上,我国碳排放呈现出"先快后慢"的增长特征.具体地,2000~2012年我国碳排放快速增长,从237 676万t增长至661 610万t,年均增速为8.91%;2012~2020年,我国碳排放的增速放缓,从661 610万t增长至704 507万t,年均增速为0.79%.值得注意的是,在2013年我国碳排放出现了负增长,下降幅度达到了3.45%.

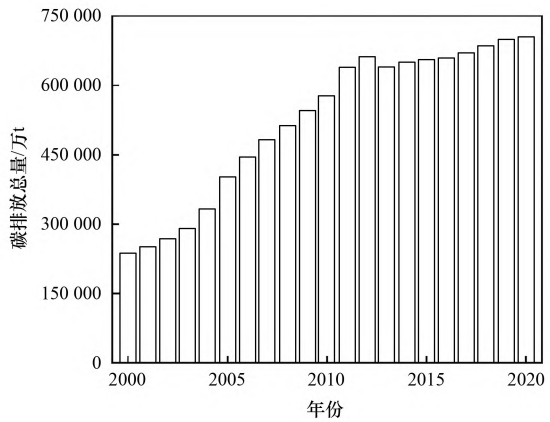


图1 2000~2020年中国碳排放总量

Fig. 1 Total carbon emissions in China from 2000 to 2020

2.1.2 碳排放空间变化特征

2000~2020年我国各省份碳排放的时空分布特征如图2所示.从空间上看,我国碳排放整体呈现出"东高西低、北高南低"的空间分布特征.其中,环渤海地区(辽宁、河北和山东)是我国碳排放的高值区域,该区域的碳排放总量常年占据全国的20%以上;而青海省和海南省则是我国碳排放的低值区域,碳排放总量分别仅占全国的0.52%和0.40%.从时间上看,我国各省份碳排放都呈现出向上增长的趋势.其中,广东、新疆以及内蒙古至江苏一带碳排放的增长更为快速,近20 a的年均增量分别达到1 274万、1 161万和8 728万t,三者年均增量之和占全国的43.88%.此外,各省份碳排放趋势分析结果均通过了$P<0.05$的显著性水平检验,表明上述结果具有较好的可靠性.

2.2 碳排放估算模型构建与评价

2.2.1 基于Lasso回归的影响因素筛选

基于Lasso回归,对24个影响因子数据进行筛选.依据标准化系数分析结果,剔除科技成果、第一、二和三产业结构、第一产业GDP、能源强度、外商投资强度和私人汽车拥有量等8个变量(表3).上述变量剔除后的模型R^2为0.98,表明剔除上述变量后模型依然有较好的精度.因此,本研究选取常住人口、户均人口数、GDP、人均GDP、能源效率、R&D内部支出、第二、三产业GDP、产业结构高级化、能源结构、能源消费总量、城市化水平、治理投资、消费品零售总额、社会消费水平和公路客运量等16个变量作为机器学习模型的输入因子.

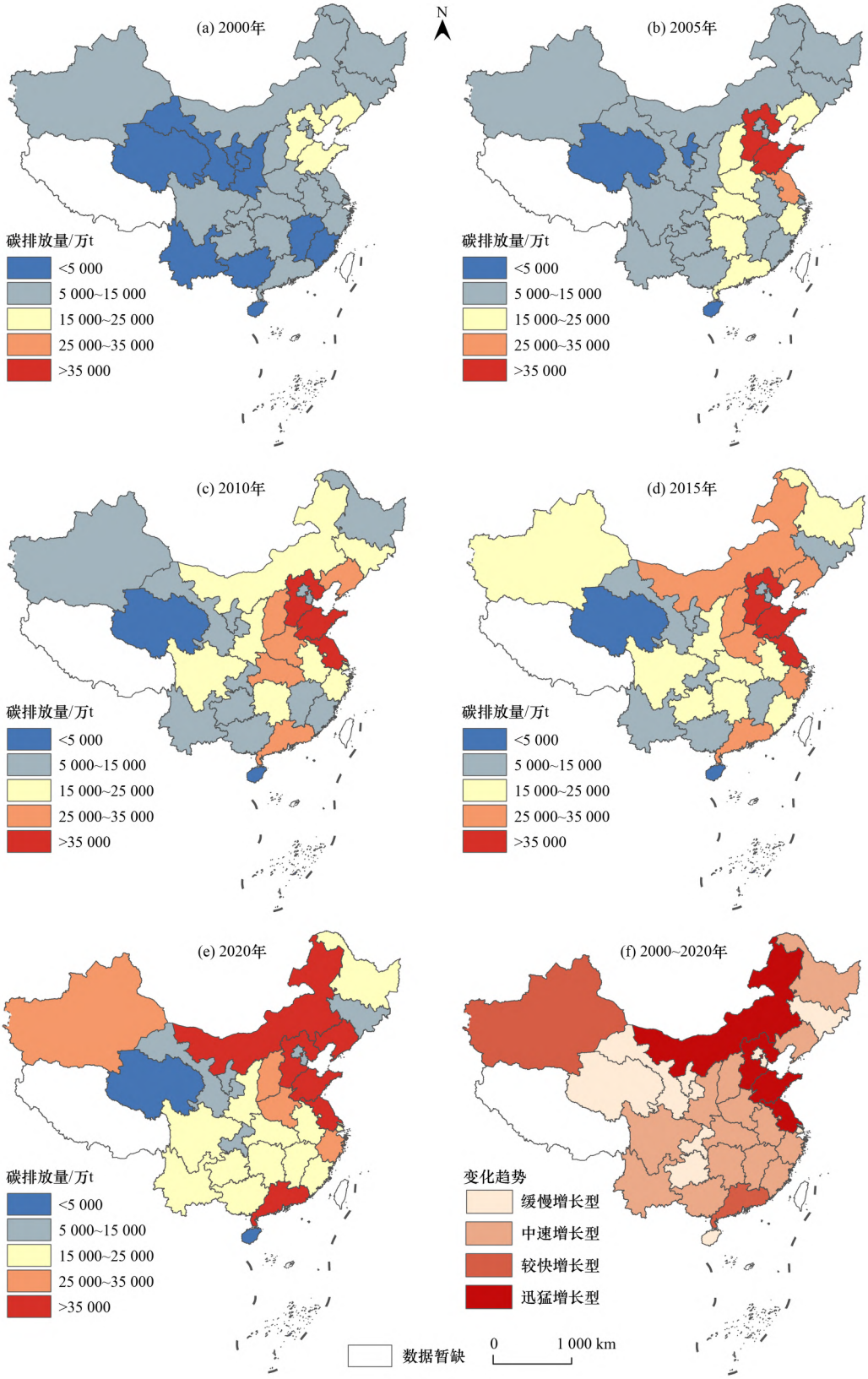
2.2.2 模型性能分析与对比

基于16个影响因子数据和碳排放数据,利用7种机器学习算法,分别构建了碳排放估算模型,并在验证数据集上进行了精度评价(表4).结果表明,随机森林、AdaBoost、XGBoost和LightGBM等集成学习模型的估算精度优于BP神经网络、支持向量机和决策树等单模型.其中,LightGBM模型的RMSE(0.02)和MAE(0.01)最小,R^2(0.99)最高,表明LightGBM模型的估算性能最好.

2.2.3 模型因子特征重要性分析

为简化模型输入参数,同时保证模型精度,本研究利用LightGBM模型,分析了不同因子的相对重要性(图3).结果表明,能源消费总量和能源结构对碳排放估算结果的贡献最大,分别为33.7%和22.0%.另外,常住人口、城市化水平和产业结构高级化对碳排放估算结果的影响也较为显著.上述5个因子的累计重要性达到了71.8%,意味着这5个因子能够涵盖原模型的大部分特征[43].

中国知网 https://www.cnki.net



基于国家测绘地理信息局标准地图服务网站下载，审图号为GS(2024)0650号的标准地图制作，底图无修改

图2　2000~2020年各省份碳排放的时空分布特征及变化趋势

Fig. 2　Spatiotemporal distribution and temporal trends of carbon emissions at the provincial scale from 2000 to 2020

利用上述5个影响因子作为模型输入，进一步评价了各机器学习模型在精简模型输入参数后的模型精度(表5). 结果表明，LightGBM模型的估算性能最好(RMSE为0.02，MAE为0.01，R^2为0.99). 同时考虑到LightGBM模型在计算效率、计算性能等方面的优势，因此，本研究以能源消费总量、能源结构、常住人

中国知网　https://www.cnki.net

表 3 Lasso 回归的变量筛选[1)]

Table 3 Variable screening in Lasso regression

变量类型	变量名称	标准化系数	R^2
人口	常住人口	−0.06	0.98
	户均人口数	0.06	
经济	GDP	0.37	
	人均 GDP	−0.14	
科技	科技成果	—	
	能源效率	0.09	
	R&D 内部支出	0.22	
产业	第一产业结构	—	
	第二产业结构	—	
	第三产业结构	—	
	第一产业 GDP	—	
	第二产业 GDP	0.06	
	第三产业 GDP	−0.36	
	产业结构高级化	0.06	
能源	能源结构	0.21	
	能源强度	—	
	能源消费总量	1.09	
社会	城市化水平	0.05	
	治理投资	0.06	
	消费品零售总额	−0.49	
	社会消费水平	0.18	
	外商投资强度	—	
	公路客运量	−0.09	
	私人汽车拥有量	—	

1)“—”为 Lasso 回归剔除的变量

表 4 各模型误差对比

Table 4 Comparison of errors across models

模型类型	模型名称	RMSE	MAE	R^2
单模型	BP 神经网络	0.04	0.03	0.96
	支持向量机	0.05	0.04	0.94
	决策树	0.05	0.03	0.94
集成学习	随机森林	0.03	0.02	0.98
	AdaBoost	0.03	0.02	0.98
	XGBoost	0.03	0.02	0.98
	LightGBM	0.02	0.01	0.99

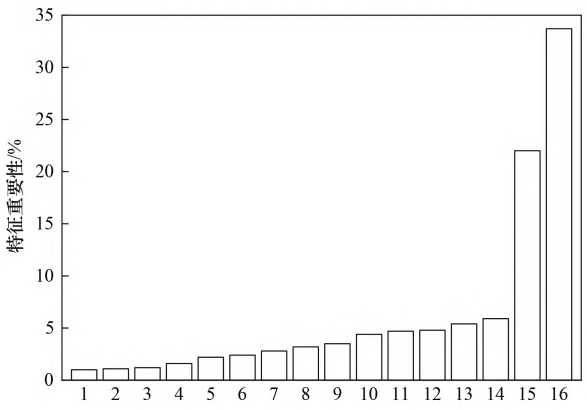
口、城市化水平和产业结构高级化等 5 个因子作为输入变量，运用 LightGBM 模型对碳排放进行预测.

2.3 未来碳排放趋势情景模拟分析

2.3.1 情景设置

由于我国不同地区发展水平和速度各不相同，本研究将全国划分为六大地区：华北（北京、天津、河北、山西和内蒙古）、东北（辽宁、吉林和黑龙江）、华东（上海、江苏、浙江、安徽、福建、江西和山东）、中南（河南、湖北、湖南、广东、广西和海南）、西南（重庆、四川、贵州和云南）和西北（陕西、甘肃、青海、宁夏和新疆）.

本研究设置了基准、低碳及高碳共 3 种碳排放情景[44]，同时假设各地区的因子增速与全国保持相对



1.GDP，2.第三产业 GDP，3.消费品零售总额，4.社会消费水平，5.能源效率，6.人均 GDP，7.第二产业 GDP，8.R&D 内部支出，9.户均人口数，10.公路客运量，11.治理投资，12.产业结构高级化，13.城市化水平，14.常住人口，15.能源结构，16.能源消费总量

图 3 全国尺度下碳排放估算模型的特征重要性

Fig. 3 Importance of features in the carbon emission estimation model based on LightGBM at the national scale

表 5 精简参数后的各模型误差对比

Table 5 Comparison of errors across models after streamlining parameters

模型类型	模型名称	RMSE	MAE	R^2
单模型	BP 神经网络	0.05	0.03	0.94
	支持向量机	0.05	0.04	0.94
	决策树	0.06	0.03	0.92
集成学习	随机森林	0.04	0.02	0.97
	AdaBoost	0.04	0.02	0.96
	XGBoost	0.03	0.02	0.98
	LightGBM	0.02	0.01	0.99

固定的差值，从而对我国 2021~2035 年的碳排放进行预测. 具体地，首先对全国整体的因子增速进行预测，进而根据各地区与全国近 5a 的因子增速差值，实现对各地区不同因子的增速预测. 计算公式如下：

$$S_{ix}^{t} = S_{x}^{t} + \left(S_{ix}^{2016\sim2020} - S_{x}^{2016\sim2020}\right) \quad (3)$$

式中，i 为所选的地区（i=1，2，…，6），x 为所选的因子（x=1，2，…，5），t 为所选的预测时期（t=2021~2025，2026~2030，2031~2035），S_{ix}^{t} 为第 i 个地区的第 x 个因子在 t 年间的年均增速预测值，S_{x}^{t} 为第 x 个因子在 t 年间全国的年均增速预测值，$S_{ix}^{2016\sim2020}$ 为第 i 个地区的第 x 个因子在 2016~2020 年间的年均增速，$S_{x}^{2016\sim2020}$ 为第 x 个因子在 2016~2020 年间全国的年均增速. 公式（3）中的变量 S_{x}^{t} 是通过各类文献获取，变量 $S_{ix}^{2016\sim2020}$ 和变量 $S_{x}^{2016\sim2020}$ 是通过研究年份的《中国统计年鉴》和《中国能源统计年鉴》获取.

能源消费总量：根据《中国能源展望 2060》预测，我国能源消费总量在 2021~2025、2026~2030 和 2031~2035 年间的年均增速分别为 3.277%、0.345% 和 −0.592%. 进一步，各地区与全国近 5 a 的年均增速差

中国知网 https://www.cnki.net

值分别为 0.116%、－0.112%、－0.062%、－0.110%、0.041% 和 0.244%，由此得到基准情景下各地区能源消费总量的变化趋势（表 6）. 最后，依据文献[45]的情景设置，低碳情景与高碳排情景在基准情景的基础上分别上下浮动 0.4%.

能源结构：根据《中国能源展望 2060》和《中国经济周刊》预测，我国能源结构在 2021~2025、2026~2030 和 2031~2035 年间的年均增速分别为－1.750%、－2.422% 和－2.757%. 进一步，各地区与全国近 5 a 的年均增速差值分别为 0.230%、－0.356%、0.006%、－0.236%、0.002% 和 0.083%，由此得到基准情景下各地区能源结构的变化趋势（表 7）. 最后，依据文献[46]的情景设置，低碳情景与高碳排情景在基准情景的基础上分别上下浮动 0.4%.

常住人口：根据文献[47]预测，我国常住人口在 2021~2025、2026~2030 和 2031~2035 年间的年均增速分别为－0.043%、－0.138% 和－0.162%. 进一步，各地区与全国近 5 a 的年均增速差值分别为－0.080%、－0.334%、0.042%、0.050%、0.020% 和 0.057%，由此得到基准情景下各地区常住人口的变化趋势（表 8）. 最后，依据文献[48]的情景设置，低碳情景与高碳排情景在基准情景的基础上分别上下浮动 0.1%.

表 6　能源消费总量年均增速预测值/%

Table 6　Projected average annual growth rate of total energy consumption/%

情景	年份	全国	华北	东北	华东	中南	西南	西北
基准情景	2021~2025	3.277	3.393	3.165	3.215	3.167	3.318	3.521
	2026~2030	0.345	0.461	0.233	0.283	0.235	0.386	0.589
	2031~2035	−0.592	−0.476	−0.704	−0.654	−0.702	−0.551	−0.348
低碳情景	2021~2025	2.877	2.993	2.765	2.815	2.767	2.918	3.121
	2026~2030	−0.055	0.061	−0.167	−0.117	−0.165	−0.014	0.189
	2031~2035	−0.992	−0.876	−1.104	−1.054	−1.102	−0.951	−0.748
高碳情景	2021~2025	3.677	3.793	3.565	3.615	3.567	3.718	3.921
	2026~2030	0.745	0.861	0.633	0.683	0.635	0.786	0.989
	2031~2035	−0.192	−0.076	−0.304	−0.254	−0.302	−0.151	0.052

表 7　能源结构年均增速预测值/%

Table 7　Projected average annual growth rate of energy structure/%

情景	年份	全国	华北	东北	华东	中南	西南	西北
基准情景	2021~2025	−1.750	−1.520	−2.106	−1.744	−1.986	−1.748	−1.667
	2026~2030	−2.422	−2.192	−2.778	−2.416	−2.658	−2.420	−2.339
	2031~2035	−2.757	−2.527	−3.113	−2.751	−2.993	−2.755	−2.674
低碳情景	2021~2025	−2.150	−1.920	−2.506	−2.144	−2.386	−2.148	−2.067
	2026~2030	−2.822	−2.592	−3.178	−2.816	−3.058	−2.820	−2.739
	2031~2035	−3.157	−2.927	−3.513	−3.151	−3.393	−3.155	−3.074
高碳情景	2021~2025	−1.350	−1.120	−1.706	−1.344	−1.586	−1.348	−1.267
	2026~2030	−2.022	−1.792	−2.378	−2.016	−2.258	−2.020	−1.939
	2031~2035	−2.357	−2.127	−2.713	−2.351	−2.593	−2.355	−2.274

表 8　常住人口年均增速预测值/%

Table 8　Projected average annual growth rate of resident population/%

情景	年份	全国	华北	东北	华东	中南	西南	西北
基准情景	2021~2025	−0.043	−0.123	−0.377	−0.001	0.007	−0.023	0.014
	2026~2030	−0.138	−0.218	−0.472	−0.096	−0.088	−0.118	−0.081
	2031~2035	−0.162	−0.242	−0.496	−0.120	−0.112	−0.142	−0.105
低碳情景	2021~2025	−0.143	−0.223	−0.477	−0.101	−0.093	−0.123	−0.086
	2026~2030	−0.238	−0.318	−0.572	−0.196	−0.188	−0.218	−0.181
	2031~2035	−0.262	−0.342	−0.596	−0.220	−0.212	−0.242	−0.205
高碳情景	2021~2025	0.057	−0.023	−0.277	0.099	0.107	0.077	0.114
	2026~2030	−0.038	−0.118	−0.372	0.004	0.012	−0.018	0.019
	2031~2035	−0.062	−0.142	−0.396	−0.020	−0.012	−0.042	−0.005

城市化水平：根据文献[49]预测，我国城市化水平在 2021~2025、2026~2030 和 2031~2035 年间的年均增速分别为 1.402%、1.432% 和 0.837%. 进一步，各地区与全国近 5 a 的年均增速差值分别为－0.067%、－0.113%、－0.069%、0.026%、0.201% 和 0.150%，由此得到基准情景下各地区城市化水平的变化趋势（表 9）.

中国知网　https://www.cnki.net

最后，依据文献[50]的情景设置，低碳情景与高碳排情景在基准情景的基础上分别上下浮动0.2%.

表9 城市化水平年均增速预测值/%

Table 9 Projected average annual growth rate of urbanization level/%

情景	年份	全国	华北	东北	华东	中南	西南	西北
基准情景	2021~2025	1.402	1.335	1.289	1.333	1.428	1.603	1.552
	2026~2030	1.432	1.365	1.319	1.363	1.458	1.633	1.582
	2031~2035	0.837	0.770	0.724	0.768	0.863	1.038	0.987
低碳情景	2021~2025	1.202	1.135	1.089	1.133	1.228	1.403	1.352
	2026~2030	1.232	1.165	1.119	1.163	1.258	1.433	1.382
	2031~2035	0.637	0.570	0.524	0.568	0.663	0.838	0.787
高碳情景	2021~2025	1.602	1.535	1.489	1.533	1.628	1.803	1.752
	2026~2030	1.632	1.565	1.519	1.563	1.658	1.833	1.782
	2031~2035	1.037	0.970	0.924	0.968	1.063	1.238	1.187

产业结构高级化：根据文献[51]预测，我国产业结构高级化在2021~2025、2026~2030和2031~2035年间的年均增速分别为2.203%、2.295%和2.305%. 进一步，各地区与全国近5 a的年均增速差值分别为0.454%、−0.249%、−0.146%、0.185%、0.027%和0.065%，由此得到基准情景下各地区产业结构高级化的变化趋势(表10). 最后，依据文献[52]的情景设置，低碳情景与高碳排情景在基准情景的基础上分别上下浮动0.1%.

2.3.2 碳排放预测分析

在基准、低碳、高碳情景下，我国碳排放都呈现出先上升后下降的“倒U”型时间变化特征(图4)，碳达峰时间及峰值分别为2027年及772 652万t、2026年及755 248万t、2028年及794 415万t. 由此可以看出，我国在3种情景下均能实现碳达峰目标. 相比于基准情景，在低碳情景下，碳达峰时间提前了1 a，峰值降低了2.25%；在高碳情景下，碳达峰时间延后了1 a，峰值增加了2.82%.

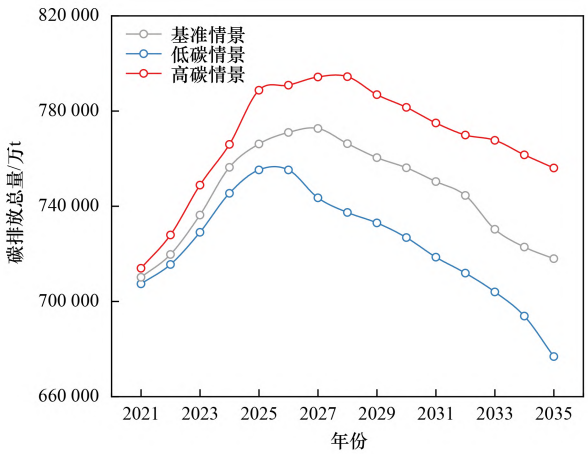


图4 不同情景下未来15 a(2021~2035年)中国碳排放变化趋势

Fig. 4 Trends in national carbon emissions over the next 15 years (from 2021 to 2035) under different scenarios

不同情景下，各地区碳达峰时间及峰值同样存在显著差异(图5). 在基准和低碳情景下，各地区的碳达峰时间集中在2025~2030年，峰值位于67 423万~214 960万t之间，各地区都能够较好地实现碳达峰目标；而在高碳情景下，各地区的碳达峰时间集中在2025~2031年，峰值位于72 535万~221 272万t之间，西北地区无法在2030年前实现碳达峰目标. 相比于基准情景，在低碳情景下，各地区的碳达峰时间平均提前了0.67 a，峰值平均降低了3.42%；在高碳情景下，各地区的碳达峰时间平均延后了0.83 a，峰值平均增加了2.71%.

不同的发展情景会影响各地区未来的累计碳排放总量，尤其对东北和西南地区的影响较大(表11). 相比于基准情景，在高碳情景下，2021~2035年东北

表10 产业结构高级化年均增速预测值/%

Table 10 Projected average annual growth rate of advancing industrial structure/%

情景	年份	全国	华北	东北	华东	中南	西南	西北
基准情景	2021~2025	2.203	2.657	1.954	2.057	2.388	2.230	2.268
	2026~2030	2.295	2.749	2.046	2.149	2.480	2.322	2.360
	2031~2035	2.305	2.759	2.056	2.159	2.490	2.332	2.370
低碳情景	2021~2025	2.303	2.757	2.054	2.157	2.488	2.330	2.368
	2026~2030	2.395	2.849	2.146	2.249	2.580	2.422	2.460
	2031~2035	2.405	2.859	2.156	2.259	2.590	2.432	2.470
高碳情景	2021~2025	2.103	2.557	1.854	1.957	2.288	2.130	2.168
	2026~2030	2.195	2.649	1.946	2.049	2.380	2.222	2.260
	2031~2035	2.205	2.659	1.956	2.059	2.390	2.232	2.270

中国知网 https://www.cnki.net

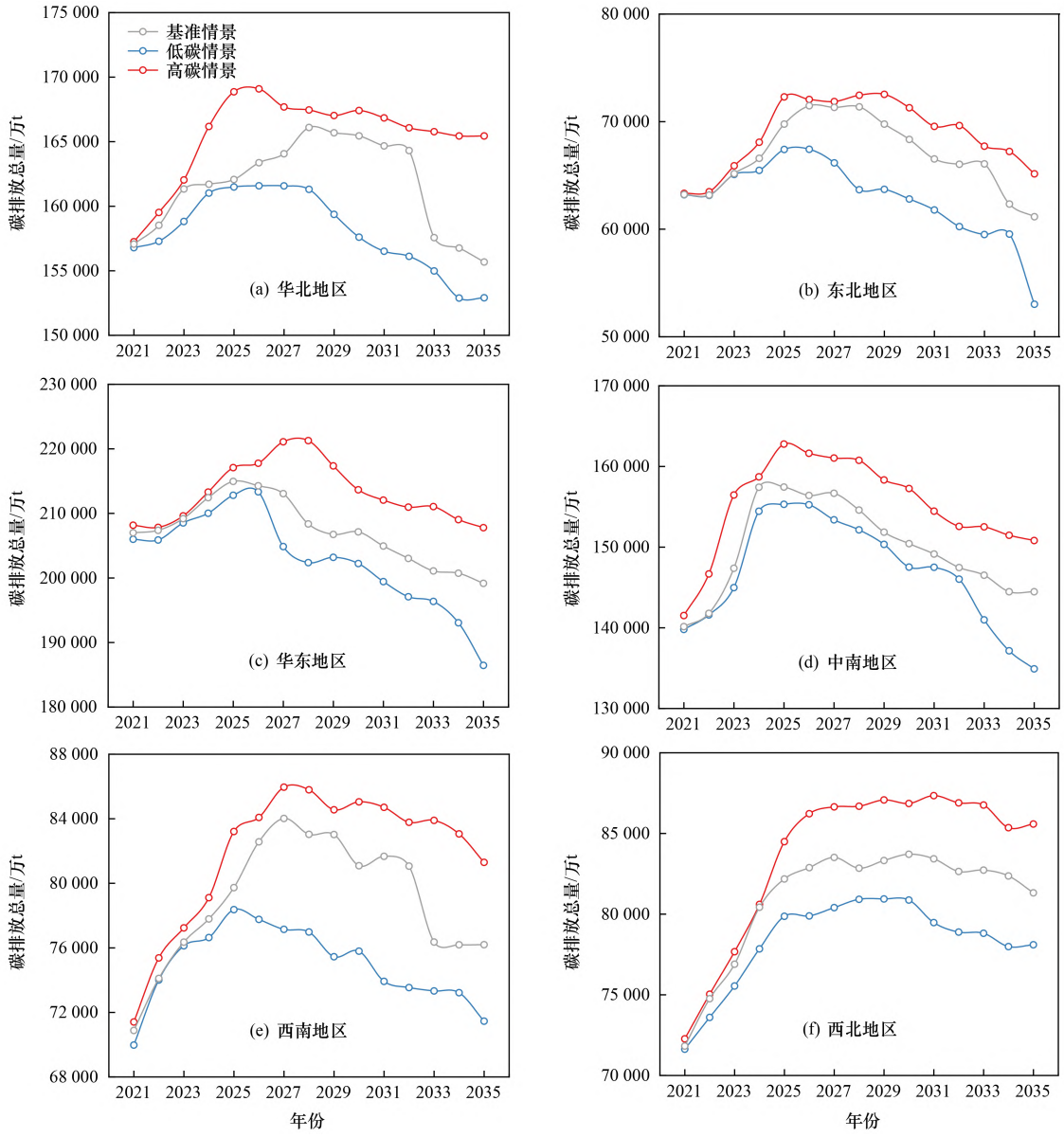


图 5　不同情景下未来 15 a(2021~2035 年)各地区碳排放变化趋势

Fig. 5　Trends in regional carbon emissions over the next 15 years (from 2021 to 2035) under different scenarios

表 11　2021~2035 年各地区低、高碳情景较基准情景的累计碳排放总量变化/%

Table 11　Changes in cumulative total carbon emissions of regional low-carbon and high-carbon scenarios compared with the baseline scenario from 2021 to 2035/%

低碳情景	累计碳排放总量变化	高碳情景	累计碳排放总量变化
华北地区	−2.23	华北地区	2.38
东北地区	−6.00	东北地区	3.02
华东地区	−2.18	华东地区	2.85
中南地区	−2.00	中南地区	3.60
西南地区	−5.10	西南地区	3.75
西北地区	−3.30	西北地区	3.35

和西南地区的累计碳排放总量分别增加了 3.02% 和 3.75%；在低碳情景下，东北和西南地区的累计碳排放总量分别降低了 6.00% 和 5.10%. 由此可以看出，对于东北和西南地区而言，走低碳发展路线能够取得更大的成效.

3　讨论

3.1　碳排放时间变化的影响因素分析

结合 5 个主要影响因子的变化趋势和我国发展的实际情况，我国碳排放在 2000~2020 年间呈现出“先快后慢”的增长特征可能有四方面的原因. 第一，我国能源消费总量增速放缓，能源结构趋于合理，抑制了碳排放的增长. 根据《中国能源统计年鉴》统计，我国能源消费总量由 2000 年的 146 964 万 t 快速增长至 2012 年的 402 138 万 t，年均增幅达 8.75%. 其中，煤炭占能源消费总量的比例(能源结构)较大，常年保持在 68.5% 以上，高碳能源的大量使用导致了我国碳排放迅速增加[图 6(a)]. 然而自“十二五”规划以来，我国出台了一系列关于能源消费总量和强度“双控”

中国知网　https://www.cnki.net

的政策,并加大了对清洁能源的投入.我国能源消费总量仅由2012年的402 138万t小幅增长至2020年的498 314万t,年均增幅仅2.72%;煤炭占能源消费总量的比例由2012年的68.5%逐步下降至2020年的56.9%,年均降幅达2.29%.能源消费总量的合理调控与能源结构的持续优化,有效地抑制了碳排放的增长.

第二,我国人口增长趋缓,抑制了生活能源消费量的增加.根据《中国统计年鉴》统计,我国常住人口由2000年的126 743万人快速增长至2012年的135 922万人,年均增幅达0.58%.人口的快速增长进而导致生活能源消费量的迅速增加,带动了碳排放的增长[图6(b)].然而近年来受到育龄妇女数量持续下降和生育时间推迟等问题的影响,出生人口规模有所下降.我国常住人口仅由2012年的126 743万人小幅增长至2020年的141 212万人,年均增幅仅0.48%.人口增长的趋缓抑制了生活能源消费量的增加,使得生活能源消费量对碳排放的带动作用减弱.

第三,我国人口城市化的速度减缓,抑制了能源需求的增加.根据《中国统计年鉴》统计,我国城市化水平由2000年的36.82%快速增长至2012年的53.09%,年均增幅达3.10%.城市化带来了更高的人口密度和工业化水平,导致对能源的需求显著增加[图6(c)].然而近年来随着我国城市化的深入,农村劳动力向城市迁移的速度逐渐减缓,部分城市甚至出现了人口外流现象.我国城市化水平仅由2012年的53.09%小幅增长至2020年的63.91%,年均增幅仅2.35%.城市化推进速度的减缓,在一定程度上抑制了能源需求的增加.

第四,我国第二产业向第三产业转型的步伐显著加快,抑制了碳排放的增长.根据《中国统计年鉴》统计,我国产业结构高级化仅由2000年的0.80小幅增长至2012年的0.83,年均增幅仅0.37%.在这一时期,主要表现为第一产业向第二产业和第三产业转型,第三产业与第二产业增加值的比值(产业结构高级化)几乎保持稳定,进而导致了碳排放的快速增长[图6(d)].然而近年来我国提出了多项加快产业结构优化升级的重点任务和措施,逐步推动了第二产业向第三产业转型.我国产业结构高级化由2012年的0.83快速增长至2020年的1.43,年均增幅达6.98%.第二产业通常呈现较高的碳排放强度,而第三产业则相对较低.在转型过程中,第二产业比例的降低抑制了碳排放的增长.

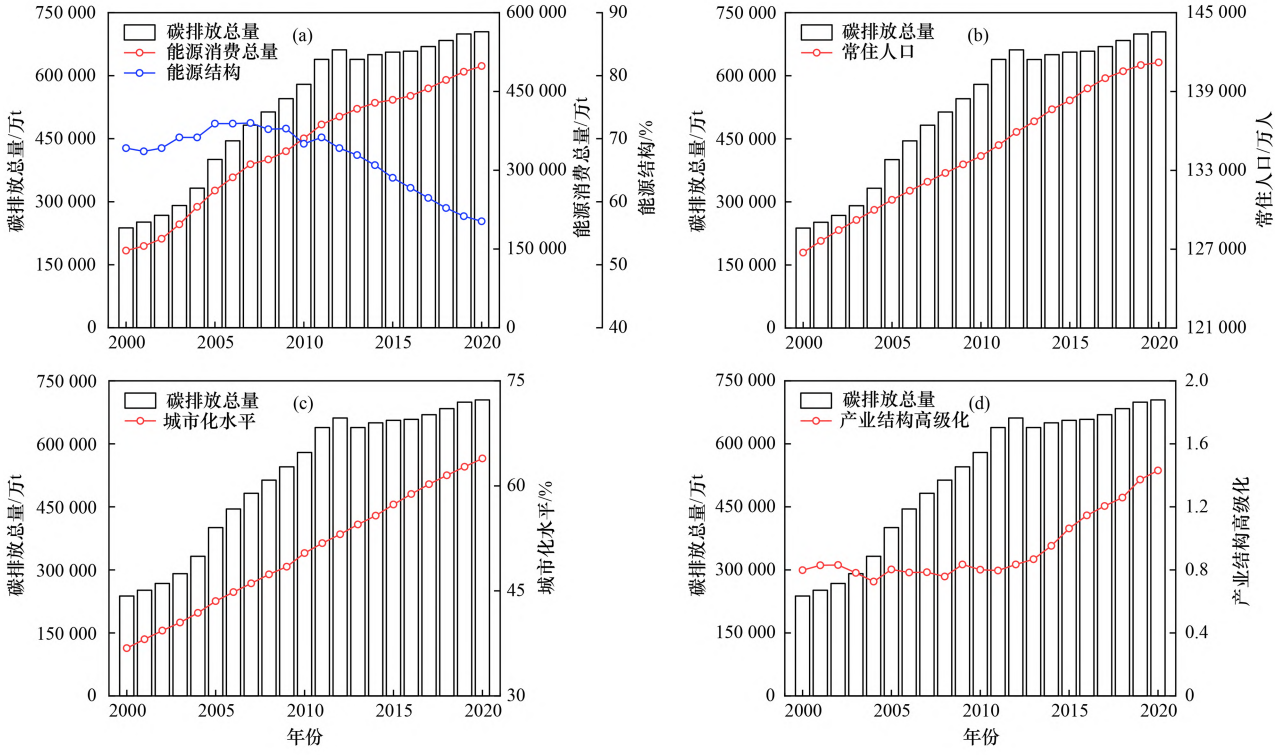


图6 2000~2020年中国碳排放总量与主要影响因子的变化趋势

Fig. 6 Trends in total carbon emissions and main influencing factors in China from 2000 to 2020

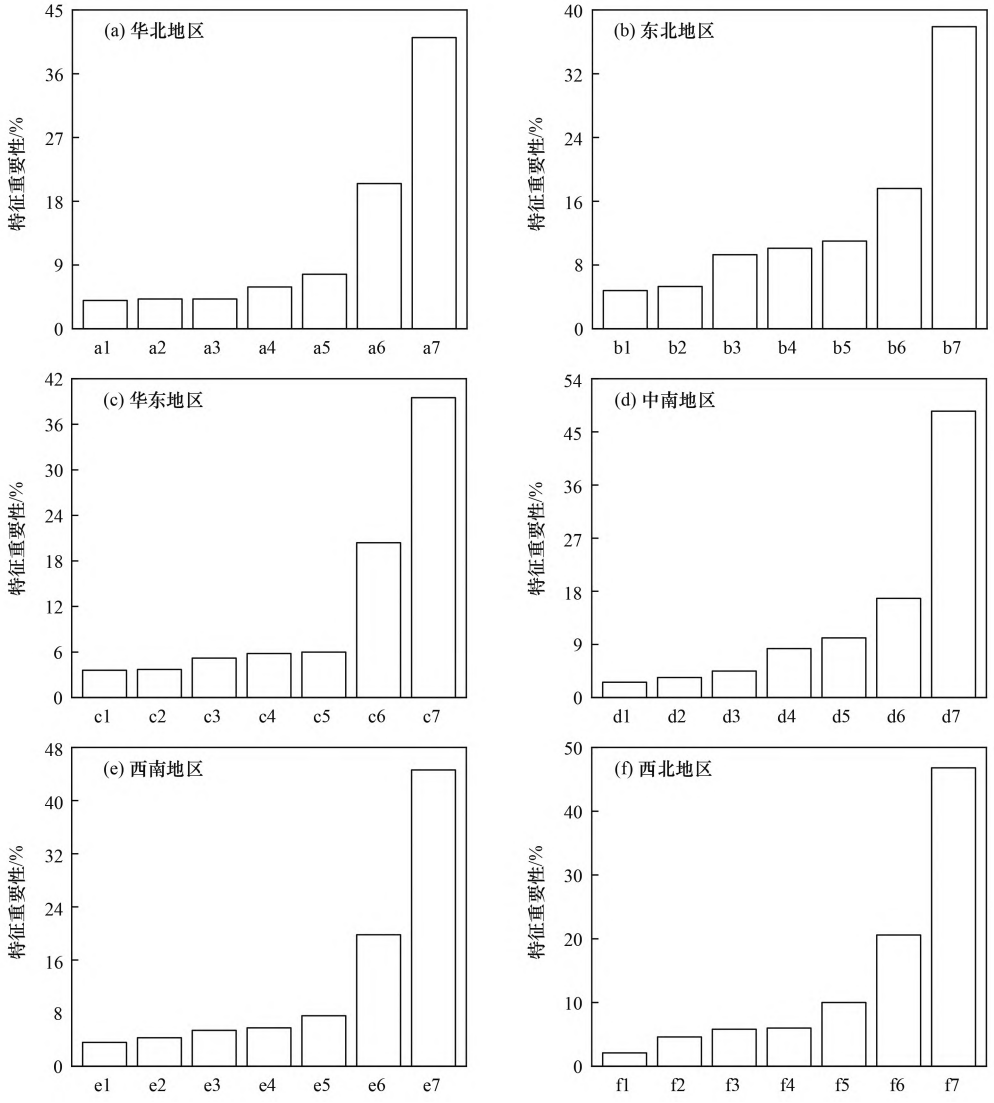
3.2 碳排放空间变化的影响因素分析

利用LightGBM模型,输入Lasso回归筛选得到的16个影响因子,得到各地区不同因子的相对重要性.其中,部分因子重要性较低,受限于篇幅,仅展示各地区重要性排名前7的因子(图7).结果表明,碳排放影响因子呈现出显著的空间异质性.总体上看,不同

中国知网 https://www.cnki.net

地区的碳排放主要影响因子表现出两种类型.第一种类型是能源消费总量和能源结构占主导地位的地区,主要体现在东北、中南和西南地区.在这3个地区中,能源消费总量和能源结构这两个因子对估算结果的平均贡献分别为43.7%和18.1%,这与全国范围所得到的结果相似.其主要原因在于能源消费是碳排放的主要来源,能源消费总量的增加将直接导致碳排放量的增加.此外,不同类型的能源在燃烧过程中产生的碳排放量存在较大差异,能源结构的优化能够显著降低碳排放量.

第二种类型是能源消费总量和常住人口占主导地位的地区,主要体现在华北、华东和西北地区.在这3个地区中,能源消费总量和常住人口这两个因子对估算结果的贡献分别为42.5%和20.5%.其主要原因在于这些地区常住人口持续增长,城市化进程加快,直接导致了能源消费总量的增加,进一步推动了碳排放的增加.据统计,2000~2020年华北、华东和西北地区常住人口的年均增幅较全国平均高0.19%,而能源消费总量的年均增幅同样较全国平均高0.51%.解决大量人口增长带来的能源消费总量快速增加的问题,成为了华北、华东和西北地区实现碳达峰的关键.



a1.能源结构,a2.产业结构高级化,a3.社会消费水平,a4.GDP,a5.第二产业GDP,a6.常住人口,a7.能源消费总量,b1.公路客运量,b2.治理投资,b3.常住人口,b4.GDP,b5.社会消费水平,b6.能源结构,b7.能源消费总量,c1.能源结构,c2.公路客运量,c3户均人口数,c4.第二产业GDP,c5.R&D内部支出,c6.常住人口,c7.能源消费总量,d1.治理投资,d2.公路客运量,d3.产业结构高级化,d4.常住人口,d5.第二产业GDP,d6.能源结构,d7.能源消费总量,e1.治理投资,e2.消费品零售总额,e3.公路客运量,e4.R&D内部支出,e5.常住人口,e6.能源结构,e7.能源消费总量,f1.GDP,f2.公路客运量,f3.治理投资,f4.能源结构,f5.第二产业GDP,f6.常住人口,f7.能源消费总量

图7　区域尺度下碳排放估算模型的特征重要性

Fig. 7　Importance of features in the carbon emission estimation model based on LightGBM at the regional scale

3.3　政策建议

(1)针对碳排放的高值区域,应建立节能减排的法律框架,明确高耗能产业的减排责任和目标,加强监督和执法力度.同时提供财政支持,设立节能减排

中国知网　https://www.cnki.net

专项资金,支持高耗能产业进行技术升级和装备更新,推动绿色生产方式的发展.另一方面加强产业转型的指导和支持,为高耗能产业提供咨询和培训服务,引导其向节能减排方向发展.

(2)针对碳排放增长较快的区域,应制定和完善新能源发展规划,明确清洁能源发展目标和路径.同时加大清洁能源技术研发和创新力度,建立绿色能源技术创新基地,加强产学研合作,推动清洁能源技术创新和应用.另一方面加强新能源发电和储能设施建设,完善电力市场体系,提高清洁能源发电比例,推动电力行业绿色转型.

(3)考虑到我国各地区的发展条件各不相同,碳减排政策的实施存在地区差异.例如我国东北、中南和西南地区,能源消费总量和能源结构对碳排放有着较大影响.为促进这些地区的可持续发展,必须摒弃高耗能、高排放的发展模式,推动可再生能源产业发展,助力这些地区进行能源结构的转型升级.同时加大人才引进和科研投入,建设以互联网、智能物流网络和智能电网为核心的新型基础设施网络,推动信息化与工业化的深度融合.华北、华东和西北地区的碳排放则主要受到能源消费总量和常住人口的影响.在发展过程中,应提高居民的环保意识,倡导全民节能减排,构建绿色低碳生活方式.同时积极推广清洁生产和节能减排措施,减少对化石能源的消耗.此外,对于率先实现碳达峰的地区,可以向尚未实现碳达峰的地区提供技术、管理等方面的指导和支持,加快产业转型和碳减排步伐.

4 结论

(1)2000~2020年,我国碳排放在时间上呈现出“先快后慢”的增长特征,在空间上呈现出“东高西低、北高南低”的分布特征.其中,2000~2012年碳排放增长速度较快,2012~2020年增长速度放缓;碳排放的高值区域主要集中于环渤海地区,高增长区域集中于广东、新疆以及内蒙古至江苏一带.

(2)能源消费总量、能源结构、常住人口、城市化水平和产业结构高级化是影响我国碳排放的主要因子.

(3)在基准、低碳及高碳情景下,2021~2035年全国及各地区碳排放都呈现出“先上升后下降”的时间变化特征.其中,除高碳情景下的西北地区外,全国及各地区预计都能在2030年前实现碳达峰目标.同时,不同的发展情景会影响各地区未来的累计碳排放总量,尤其对东北和西南地区的影响较大.

(4)本研究有助于为我国和各地区碳减排、碳达峰提供理论依据和技术支撑.受限于相关统计数据的可得性,本研究的影响因子选择存在一定的局限性.此外,在情景设置方面,各因子在不同情景下的发展速率设定可能与未来的实际发展趋势有所出入,未来在实践中还需进一步完善.

参考文献:

[1] Abbass K, Qasim M Z, Song H M, *et al*. A review of the global climate change impacts, adaptation, and sustainable mitigation measures[J]. Environmental Science and Pollution Research, 2022, **29**(28): 42539-42559.

[2] Olabi A G, Abdelkareem M A. Renewable energy and climate change[J]. Renewable and Sustainable Energy Reviews, 2022, **158**, doi: 10.1016/j.rser.2022.112111.

[3] Ma Q, Murshed M, Khan Z. The nexuses between energy investments, technological innovations, emission taxes, and carbon emissions in China[J]. Energy Policy, 2021, **155**, doi: 10.1016/j.enpol.2021.112345.

[4] Huang Y M, Xue L, Khan Z. What abates carbon emissions in China: examining the impact of renewable energy and green investment [J]. Sustainable Development, 2021, **29**(5): 823-834.

[5] Fang K, Li C L, Tang Y Q, *et al*. China's pathways to peak carbon emissions: New insights from various industrial sectors[J]. Applied Energy, 2022, **306**, doi: 10.1016/j.apenergy.2021.118039.

[6] 卢浩洁, 王婉君, 代敏, 等. 中国铝生命周期能耗与碳排放的情景分析及减排对策[J]. 中国环境科学, 2021, **41**(1): 451-462.
Lu H J, Wang W J, Dai M, *et al*. Scenario analysis of energy consumption and carbon emissions in Chinese aluminum life cycle and emissions reduction measures[J]. China Environmental Science, 2021, **41**(1): 451-462.

[7] Dai F, Yang J J, Guo H, *et al*. Tracing CO_2 emissions in China-US trade: a global value chain perspective[J]. Science of the Total Environment, 2021, **775**, doi: 10.1016/j.scitotenv.2021.145701.

[8] Liang X Y, Fan M, Xiao Y T, *et al*. Temporal-spatial characteristics of energy-based carbon dioxide emissions and driving factors during 2004-2019, China [J]. Energy, 2022, **261**, doi: 10.1016/j.energy.2022.124965.

[9] Wu H J, MacDonald G K, Galloway J N, *et al*. The influence of crop and chemical fertilizer combinations on greenhouse gas emissions: A partial life-cycle assessment of fertilizer production and use in China [J]. Resources, Conservation and Recycling, 2021, **168**, doi: 10.1016/j. resconrec. 2020. 105303.

[10] Jiang T Y, Li S Q, Yu Y, *et al*. Energy-related carbon emissions and structural emissions reduction of China's construction industry: the perspective of input-output analysis[J]. Environmental Science and Pollution Research, 2022, **29**(26): 39515-39527.

[11] 崔涵, 王丙参, 周明生. 中国农业碳排放时空演进及驱动因素[J]. 中国生态农业学报(中英文), 2024, **32**(7): 1097-1108.
Cui H, Wang B C, Zhou M S. Spatiotemporal evolution and driving factors of China's agricultural carbon emissions[J]. Chinese Journal of Eco-Agriculture, 2024, **32**(7): 1097-1108.

[12] Meng C H, Du X Y, Zhu M C, *et al*. The static and dynamic carbon emission efficiency of transport industry in China[J]. Energy, 2023, **274**, doi: 10.1016/j.energy.2023.127297.

[13] Jiang W Y, Zhang Z Y, Wen J, *et al*. Spatio-temporal variation and influencing factors of industrial carbon emission effect in China based on water-land-energy-carbon nexus [J]. Ecological Indicators, 2023, **152**, doi: 10.1016/j.ecolind.2023.110307.

[14] Ang B W. Decomposition analysis for policymaking in energy: which is the preferred method? [J]. Energy Policy, 2004, **32**(9): 1131-1139.

[15] Ehrlich P R, Holdren J P. Impact of population growth: complacency concerning this component of man ' s predicament is unjustified and counterproductive[J]. Science, 1971, **171**(3977): 1212-1217.

[16] Xu G Y, Schwarz P, Yang H L. Determining China's CO_2 emissions peak with a dynamic nonlinear artificial neural network approach and scenario analysis [J]. Energy Policy, 2019, **128**: 752-762.

[17] Cao J X, Zhang J, Chen Y, *et al*. Current status, future prediction and offset potential of fossil fuel CO_2 emissions in China [J]. Journal of Cleaner Production, 2023, **426**, doi: 10.1016/j.jclepro.2023.139207.

[18] Shi M S. Forecast of China's carbon emissions under the background of carbon neutrality[J]. Environmental Science and Pollution Research, 2022, **29**(28): 43019-43033.

[19] Li Y, Huang S Y, Miao L, *et al*. Simulation analysis of carbon peak path in China from a multi-scenario perspective: evidence from random forest and back propagation neural network models [J]. Environmental Science and Pollution Research, 2023, **30**(16): 46711-46726.

[20] 刘慧甜, 胡大伟. 基于机器学习的交通碳排放预测模型构建与分析[J].

中国知网 https://www.cnki.net

环境科学，2024，**45**(6)：3421-3432.
Liu H T，Hu D W. Construction and analysis of machine learning based transportation carbon emission prediction model[J]. Environmental Science，2024，**45**(6)：3421-3432.
[21] Li W，Zhang S H，Lu C. Exploration of China's net CO_2 emissions evolutionary pathways by 2060 in the context of carbon neutrality[J]. Science of the Total Environment，2022，**831**，doi：10.1016/j.scitotenv.2022.154909.
[22] Hao J H，Gao F，Fang X Y，*et al*. Multi-factor decomposition and multi-scenario prediction decoupling analysis of China's carbon emission under dual carbon goal[J]. Science of the Total Environment，2022，**841**，doi：10.1016/j.scitotenv.2022.156788.
[23] Sun L L，Cui H J，Ge Q S. Will China achieve its 2060 carbon neutral commitment from the provincial perspective?[J]. Advances in Climate Change Research，2022，**13**(2)：169-178.
[24] 杨青林，赵荣钦，胡月明，等. 京津冀地区经济社会要素与碳排放的时空耦合关系[J]. 生态学报，2023，**43**(9)：3458-3472.
Yang Q L，Zhao R Q，Hu Y M，*et al*. Spatial-temporal coupling relationship between economic and social factors and carbon emissions in Beijing-Tianjin-Hebei region[J]. Acta Ecologica Sinica，2023，**43**(9)：3458-3472.
[25] 张攀路，都沁军，张凯旋，等. 中国钢铁行业碳排放：达峰情景与中和路径[J]. 环境科学，2024，**45**(11)：6336-6343.
Zhang P L，Du Q J，Zhang K X，*et al*. Carbon emission for China's iron and steel industry：peak scenarios and neutralization pathways[J]. Environmental Science，2024，**45**(11)：6336-6343.
[26] 朱振东，齐璇璇，贾一越，等. 长三角城市群CO_2排放时空格局和影响因素[J]. 长江流域资源与环境，2024，**33**(2)：242-253.
Zhu Z D，Qi X X，Jia Y Y，*et al*. Analysis of Spatial-temporal pattern and influencing factors of CO_2 emissions in the Yangtze River Delta urban agglomeration[J]. Resources and Environment in the Yangtze Basin，2024，**33**(2)：242-253.
[27] 李海萍，龙宓，李光一. 基于DMSP/OLS数据的区域碳排放时空动态研究[J]. 中国环境科学，2018，**38**(7)：2777-2784.
Li H P，Long M，Li G Y. Spatial-temporal dynamics of carbon dioxide emissions in China based on DMSP/OLS nighttime stable light data[J]. China Environmental Science，2018，**38**(7)：2777-2784.
[28] 宋鹏，张慧敏，毛显强. 面向碳达峰目标的重庆市碳减排路径[J]. 中国环境科学，2022，**42**(3)：1446-1455.
Song P，Zhang H M，Mao X Q. Research on Chongqing's carbon emission reduction path towards the goal of carbon peak[J]. China Environmental Science，2022，**42**(3)：1446-1455.
[29] 蒋昀辰，钟苏娟，王逸，等. 全国各省域碳达峰时空特征及影响因素[J]. 自然资源学报，2022，**37**(5)：1289-1302.
Jiang Y C，Zhong S J，Wang Y，*et al*. Spatio-temporal characteristics and influencing factors of carbon emission peak by province of China[J]. Journal of Natural Resources，2022，**37**(5)：1289-1302.
[30] 韩楠，罗新宇. 多情景视角下京津冀碳排放达峰预测与减排潜力[J]. 自然资源学报，2022，**37**(5)：1277-1288.
Han N，Luo X Y. Carbon emission peak prediction and reduction potential in Beijing-Tianjin-Hebei region from the perspective of multiple scenarios[J]. Journal of Natural Resources，2022，**37**(5)：1277-1288.
[31] Wu L F，Sun L W，Qi P X，*et al*. Energy endowment，industrial structure upgrading，and CO_2 emissions in China：revisiting resource curse in the context of carbon emissions[J]. Resources Policy，2021，**74**，doi：10.1016/j.resourpol.2021.102329.
[32] Xu G Y，Schwarz P，Yang H L. Adjusting energy consumption structure to achieve China's CO_2 emissions peak[J]. Renewable and Sustainable Energy Reviews，2020，**122**，doi：10.1016/j.rser.2020.109737.
[33] 杨红雄，杨光. 基于现代化的中国省级碳排放时空演变及影响因素研究[J]. 气候变化研究进展，2023，**19**(4)：457-471.
Yang H X，Yang G. Spatial-temporal evolution and influencing factors of provincial carbon emissions in China based on modernization[J]. Climate Change Research，2023，**19**(4)：457-471.
[34] 张新生，魏志臻，陈章政，等. 基于LASSO-GWO-KELM的工业碳排放预测方法研究[J]. 环境工程，2023，**41**(10)：141-149.
Zhang X S，Wei Z Z，Chen Z Z，*et al*. Prediction of industrial carbon emissions in Shaanxi province based on LASSO-GWO-KELM model[J]. Environmental Engineering，2023，**41**(10)：141-149.
[35] 高愈霄，汪巍，黄永海，等. 基于神经网络和数值模型的重点区域$PM_{2.5}$预报比较分析[J]. 环境科学，2022，**43**(2)：663-674.
Gao Y X，Wang W，Huang Y H，*et al*. Comparison and analysis of $PM_{2.5}$ forecast in key areas based on the neural network model and numerical model[J]. Environmental Science，2022，**43**(2)：663-674.
[36] Hsu C W，Lin C J. A comparison of methods for multiclass support vector machines[J]. IEEE Transactions on Neural Networks，2002，**13**(2)：415-425.
[37] 周志华. 机器学习[M]. 北京：清华大学出版社，2016.
[38] 韩方红，高凡，何兵，等. 1990~2020年阿克苏河流域土地利用碳排放时空轨迹与影响因素[J]. 环境科学，2024，**45**(6)：3297-3307.
Han F H，Gao F，He B，*et al*. Exploring the spatial and temporal trajectories of land use carbon emissions and influencing factors in the Aksu River Basin from 1990 to 2020[J]. Environmental Science，2024，**45**(6)：3297-3307.
[39] Cao Y，Miao Q G，Liu J C，*et al*. Advance and prospects of AdaBoost algorithm[J]. Acta Automatica Sinica，2013，**39**(6)：745-758.
[40] Chen T Q，Guestrin C. XGBoost：a scalable tree boosting system[A]. In：Proceedings of the 22nd ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining[C]. San Francisco：ACM，2016. 785-794.
[41] Ke G L，Meng Q，Finley T，*et al*. LightGBM：a highly efficient gradient boosting decision tree[A]. In：Proceedings of the 31st International Conference on Neural Information Processing Systems[C]. Long Beach：ACM，2017. 3149-3157.
[42] Li J，Pan L J，Suvarna M，*et al*. Fuel properties of hydrochar and pyrochar：prediction and exploration with machine learning[J]. Applied Energy，2020，**269**，doi：10.1016/j.apenergy.2020.115166.
[43] 刘卫东，唐志鹏，夏炎，等. 中国碳强度关键影响因子的机器学习识别及其演进[J]. 地理学报，2019，**74**(12)：2592-2603.
Liu W D，Tang Z P，Xia Y，*et al*. Identifying the key factors influencing Chinese carbon intensity using machine learning，the random forest algorithm，and evolutionary analysis[J]. Acta Geographica Sinica，2019，**74**(12)：2592-2603.
[44] 刘淳森，曲建升，葛钰洁，等. 基于LSTM模型的中国交通运输业碳排放预测[J]. 中国环境科学，2023，**43**(5)：2574-2582.
Liu C S，Qu J S，Ge Y J，*et al*. LSTM model-based prediction of carbon emissions from China's transportation sector[J]. China Environmental Science，2023，**43**(5)：2574-2582.
[45] 田涛源. 基于机器学习的长三角碳排放估算与趋势变化研究[D]. 上海：东华大学，2022.
Tian T Y. Research on carbon emission estimation and trend change in the Yangtze river delta based on machine learning[D]. Shanghai：Donghua University，2022.
[46] 刘卫东，姜宛贝，唐志鹏，等. 中国2030年前实现碳达峰的路径研究——基于GDP增速的组合分析[J]. 中国科学：地球科学，2022，**52**(7)：1268-1282.
Liu W D，Jiang W B，Tang Z P，*et al*. Pathways to peak carbon emissions in China by 2030：an analysis in relation to the economic growth rate[J]. Science China Earth Sciences，2022，**65**(6)：1057-1072.
[47] 陈卫. 中国人口负增长与老龄化趋势预测[J]. 社会科学辑刊，2022，(5)：133-144.
Chen W. Forecasting negative population growth and population ageing in China[J]. Social Science Journal，2022，(5)：133-144.
[48] 陈喜阳，周程，王田. 多情景视角下中国能源消费和碳达峰路径[J]. 环境科学，2023，**44**(10)：5464-5477.
Chen X Y，Zhou C，Wang T. China's energy consumption and carbon peak path under different scenarios[J]. Environmental Science，2023，**44**(10)：5464-5477.
[49] 苏红键. 人口城镇化趋势预测与高质量城镇化之路[J]. 中国特色社会主义研究，2022，(2)：48-56.
Su H J. Forecast of population urbanization trend and the road of high-quality urbanization[J]. Studies on Socialism with Chinese Characteristics，2022，(2)：48-56.
[50] 张雪梅，曹丹丹，王鑫，等. 中国省域能源消费二氧化碳排放状态分析与情景预测[J]. 生态经济，2023，**39**(12)：26-32.
Zhang X M，Cao D D，Wang X，*et al*. Analysis on the status and scenario forecast of carbon dioxide emissions in China's provincial energy consumption[J]. Ecological Economy，2023，**39**(12)：26-32.
[51] 中国社会科学院宏观经济研究中心课题组. 未来15年中国经济增长潜力与"十四五"时期经济社会发展主要目标及指标研究[J]. 中国工业经济，2020，(4)：5-22.
Research Group of the Macroeconomic Research Center of the CASS. Research on the potential growth of the Chineses economy in the next 15 years and the main goals and indicators of economic and social development during the 14th five-year plan period[J]. China Industrial Economics，2020，(4)：5-22.
[52] 刘自敏，张娅. 中国碳排放的时空跃迁特征、影响因素与达峰路径设计[J]. 西南大学学报(社会科学版)，2022，**48**(6)：99-112.
Liu Z M，Zhang Y. Temporal and spatial transition characteristics，influencing factors and peak path design of carbon emissions in China[J]. Journal of Southwest University (Social Sciences Edition)，2022，**48**(6)：99-112.

中国知网　https://www.cnki.net