

碳中和目标下中国碳排放关键影响因素分析及情景预测

孙 蒙, 李长云, 邢振方, 于永进
(山东科技大学电气与自动化工程学院, 青岛 266590)

摘 要: 研究中国碳排放关键影响因素对于实现碳达峰碳中和目标具有关键意义。首先, 运用空间杜宾模型分析 2003—2019 年我国各省碳排放量的空间集群效应, 表明我国碳排放量具有显著的空间分布特性, 其中能源结构对碳排放量的影响最大, 其次人口规模、能源强度, 人均 GDP、城镇化率和产业结构对碳排放也有一定的影响。然后, 选取人均 GDP、能源结构、能源强度、人口规模和城镇化率作为碳排放影响因素, 发展了联合改进蝙蝠算法与 BP 神经网络的碳排放量预测模型, 测试结果表明该模型的预测平均误差为 0.16%。最后, 设立高速、中速、低速碳达峰 3 种情景进行情景分析, 得到了我国计及碳汇的碳排放量预测值, 研究表明在高速和中速情景下, 我国有望在 2028—2029 年实现碳达峰目标, 对应碳排放峰值在 120 亿~122 亿 t 之间。本研究可为我国制订能源强度和能源结构的调整方案提供参考。

关键词: 碳排放; 碳达峰; 空间模型; 情景分析; MBA; 影响因素

Analysis of Key Influencing Factors and Scenario Prediction of China's Carbon Emission Under Carbon Neutrality

SUN Meng, LI Changyun, XING Zhenfang, YU Yongjin

(College of Electrical Engineering and Automation, Shandong University of Science and Technology, Qingdao 266590, China)

Abstract: It is critical to investigate the key influencing factors of China's carbon emissions in order to achieve the goal of carbon peaking and carbon neutrality. Firstly, a spatial cluster effect analysis of China's provincial carbon emissions in 2003—2019 shows that the spatial distribution characteristics of carbon emissions significantly affect the energy structure of carbon emissions, followed by population size, energy intensity, per capita GDP, urbanization rate and industrial structure of carbon emissions. Then, as influencing factors of carbon emissions, per capita GDP, energy structure, energy intensity, population size, and urbanization rate were chosen, and a carbon emissions prediction model was developed using an improved bat algorithm and BP neural network. According to the results of the test, the model's average error is 0.16%. Finally, three scenarios of high-, medium-, and low-speed carbon peaking were created for scenario analysis, and the predicted values of carbon emissions after taking into account the carbon sinks were obtained. According to the research, China is expected to reach the carbon peaking target in 2028—2029 under the high- and medium-speed scenarios, corresponding to a carbon emission peak of 12 billion to 12.2 billion tons. This study can provide a reference for the adjustment scheme of energy intensity and energy structure.

Key words: carbon emissions; carbon peaking; spatial model; scenario analysis; MBA; influencing factors

0 引言

中国“2030 年前实现碳达峰、2060 年实现碳中和”的目标, 既是我国积极应对全球气候变化的大国担当, 也是我国战略转型的机遇。其中, 碳达峰包括达峰年份和对应的碳排放峰值, 显然, 达峰

时间的早晚和峰值高低直接影响碳中和目标实现的时长和难度。为制定切实可行的碳减排方案, 首先需准确预测 CO₂ 的峰值, 而明确碳排放影响因素则是预测碳排放量的关键。

目前, 分析碳排放因素的方法主要有 Kaya 恒等式^[1]、结构分解(structural decomposition analysis, SDA)法^[2]、指数分解(index decomposition analysis, IDA)法^[3]等。Tavakoli 利用 Kaya 等式从人口规模、

基金资助项目: 山东省重点研发计划(2019GGX102049)。
Project supported by Key R&D Program of Shandong Province (2019GGX102049).

能源强度、人均碳排放等角度分析了欧盟碳排放前十名的国家碳排放影响因素的变化特点,并且预测了欧洲十国的碳排放走势^[4]。文献[5]通过 SDA 对中国碳排放增长进行了递阶分解分析,识别了 2010—2015 年中国碳排放的主要动因和路径。对数平均迪氏指数分解法(logarithmic mean Divisia index, LMDI)通过将目标变量的变化分解为若干驱动因素的组合,可有效避免残差项和数据零值。文献[6]采用 LMDI 法对引起碳排放变化的因素进行分解,分析各影响因素对碳排放量的变动效应和贡献度。在 LMDI 法的基础上,文献[7]提出了广义迪氏指数分解法,该方法既克服了 Kaya 恒等式和拉式分解法残差项难以去除的缺陷,也弥补了 LMDI 法中因素分解相互覆盖的问题,且其分解结果可以对所有因素的关联性予以区分,不会产生重复计算的问题。在碳排放预测路径方面:文献[8]基于改进的环境负荷(impact, population, affluence, technology, IPAT)模型模拟了 2015—2060 年长三角地区碳排放量,并提出低碳发展策略。在 IPAT 基础上,衍生出了可拓展的随机性环境影响评估(stochastic impacts by regression population affluence and technology, STIRPAT)模型,克服了 IPAT 的局限性而得到了广泛应用;文献[9]基于 STIRPAT 模型和社会经济发展数据构建了碳排放预测模型,并对青海省碳中和途径给出了针对性建议;文献[10]采用 Kaya 恒等式和长期能源替代规划系统模型,预测了南京市某市辖区未来的碳排放趋势及达峰时间。近年来,大数据技术发展迅速,在负荷预测、状态估计等研究中广泛采用智能算法、深度学习等方法,并且取得了较好的结果^[11-13],部分学者将深度学习引入碳排放预测中。文献[14]基于 Lasso-BP 神经网络模型对河南省 2021—2035 年的碳排放量进行预测,并给出了河南省碳达峰路径建议。文献[15]采用改进粒子群优化算法(improved particle swarm optimization, IPSO)优化 BP 神经网络对山东省碳排放量和碳排放强度进行仿真预测,表明 IPSO 优化 BP 神经网络比较适用于碳排放量及相关指标的预测。

上述研究为预测碳排放峰值提供了理论参考,但是,中国地域辽阔且各地经济发展不均衡,因此存在空间溢出效应^[16],将进一步影响碳排放的空间格局和时空变化。显然,现有研究尚未考虑碳排放的空间溢出效应,所得结果或影响碳中和目标的如期实现。基于此,本文基于带时间固定效应的空间

杜宾模型对 2003—2019 年中国各省碳排放影响因素进行分析,进而提出了带高斯扰动的变异蝙蝠优化算法来优化 BP 神经网络,并结合情景分析法对我国未来十年的碳排放量进行了预测,最后给出了我国实现碳达峰路径及相关建议。

1 碳排放影响因素分析

1.1 样本数据与影响因素选取

基于现有数据,本文选取中国除西藏和台湾省之外的 30 省进行碳排放因素分析。同时,本文根据《2006 年 IPCC 国家温室气体清单指南》和《中国能源统计年鉴》提供的 8 类化石燃料的缺省 CO₂ 排放系数和各省能源化石燃料消费量分别计算各省份每年的 CO₂ 排放量,收集 2003—2019 年各省数据,各省(市区)的碳排放量^[17]计算式为:

$$C = k \sum_{m=1}^8 E_m \delta_m \quad (1)$$

式中: C 表示 CO₂ 排放量; k 为 CO₂ 与碳分子重量比($k=44/12$); E_m 和 δ_m 分别为第 m 类化石燃料的消费量和碳排放系数;各类燃料相应参数见附录 A 表 A1。

本文设定解释变量如下文所述。

1) 人均 GDP

各省份的碳排放量与人均 GDP 强线性相关,且全国 GDP 随碳排放量的逐渐增长而增加,亦呈线性关系。针对 2003—2019 年各省份的人均 GDP 数据,为克服经济膨胀等因素影响,以 2003 年为基期计算实际的人均 GDP,记为 G 。

2) 能源结构

研究表明,能源结构转型、CO₂ 排放均与经济增长呈倒 U 型关系,且能源结构转型的拐点早于 CO₂ 排放的拐点,即当人均 GDP 超过一定范围后能源结构转型会实现 CO₂ 和经济发展双重红利^[18]。因影响碳排放量的主要因素为煤炭消耗量,故本文以煤炭能源消费总量和化石能源消费总量之比来表征能源结构,并记为 M 。

3) 能源强度

能源强度即创造单位 GDP 所消耗的能量。能源强度与技术进步对能源碳排放与大气环境存在显著的空间溢出效应。因煤炭是当前各种能源中碳排放的主要贡献者,故本文以煤炭使用总量 T 与 GDP 的比来表示煤炭的能源强度,记为 Q 。

4) 人口规模

人口规模对碳排放量有着显著的正向影响,人

口快速增长会加大对碳排放量的影响程度, 人口规模是碳排放的一个重要影响因素。此处以各省份年底的人口总量表征人口规模, 记为 P 。

5) 城镇化程度

城镇化程度越高, 其碳排放量越大, 但随着工业化水平的提升和产业结构的升级, 其碳排放量逐步降低。本文用年底省内城镇居常住人口数与年底省内常驻总人口的比值表征城镇化程度, 记为 J 。

6) 产业结构

产业结构调整对于实现节能减排具有很大潜力, 倘第二产业占比较大, 则会促进碳排放量的增多, 对碳排放具有显著的正向影响。本文用第二产业占生产总值的比重来表示产业结构, 记为 B 。

1.2 空间相关性检验和模型选择

随着经济的稳步提升, 各省间的发展密切联系, 各省间的变量相互独立的假设已不再适用, 距离越近的省份其关系就越密切, 因此, 本文对碳排放量及其相关因素的空间溢出效应进行分析。

1.2.1 空间权重矩阵

为对区域空间距离进行度量, 本文采用式(2)所示空间权重矩阵 W 表示各省份之间的空间距离。

$$W = \begin{bmatrix} w_{11} & K & w_{1n} \\ M & & M \\ w_{n1} & L & w_{nn} \end{bmatrix} \quad (2)$$

式中: n 为度量区域的数量; w_{pq} 为区域 p 与区域 q 之间的距离, $p \in [1, n], q \in [1, n]$ 。

本文中 W 的设定采用邻接矩阵中的“后式”邻接, 即 2 个相邻区域之间有共同的边或点则记为 1, 否则记为 0。

1.2.2 空间相关性检验

对模型进行分析研究之前, 采用式(3)计算莫兰指数 I 以进行空间相关性检验。

$$I = \frac{\sum_{p=1}^n \sum_{q=1}^n w_{pq} (C_p - \bar{C})(C_q - \bar{C})}{S^2 \sum_{p=1}^n \sum_{q=1}^n w_{pq}} \quad (3)$$

式中: S^2 为样本方差; C_p 与 C_q 分别为省域 p 和 q 的碳排放量; \bar{C} 为所有省域碳排放量的平均值。 I 一般介于 -1~1 之间, 为正则表示正自相关, 为负则表示负自相关。

表 1 为中国 2003—2019 年各省份碳排放量的莫兰指数及其检验结果, 2003 年在 5% 显著性水平下显著, 其余年份在 1% 的显著性水平下均拒绝原

假设, 表明中国的碳排放量之间有着空间互动规律, 需采用空间计量模型进行后续分析。

1.2.3 模型的选择

对 2003—2019 年中国的各省人均 GDP、能源结构、能源强度、人口规模、城镇化率和产业结构进行对数化处理, 减小数据的异方差。进一步对其进行多重共线性检验, 方差膨胀因子均小于 10, 表明数据之间不存在多重共线性问题。

拉格朗日乘数(Lagrange multiplier, LM)检验即基于最小二乘回归的检验, 检验模型的残差序列是否存在序列相关, 以确定是使用空间自回归模型(spatial autoregression model, SAR)、空间误差模型(spatial error model, SEM)还是空间杜宾模型(spatial Dubinmodel, SDM), 相关模型检验如表 2 所示。

表 1 2003—2019 年中国各省碳排放量莫兰指数
Table 1 Moran index of carbon emissions of China's provinces from 2003 to 2019

时间	莫兰指数	Z 值	伴随概率
2003	0.250	2.446	0.014
2004	0.302	2.890	0.004
2005	0.341	3.263	0.001
2006	0.372	3.534	0.000
2007	0.347	3.337	0.001
2008	0.368	3.544	0.000
2009	0.357	3.454	0.001
2010	0.353	3.433	0.001
2011	0.379	3.636	0.000
2012	0.356	3.463	0.001
2013	0.352	3.419	0.001
2014	0.334	3.310	0.001
2015	0.328	3.317	0.001
2016	0.304	3.177	0.001
2017	0.288	3.020	0.003
2018	0.308	3.143	0.002
2019	0.297	3.020	0.003

注: Z 值为样本数据与总体平均数之间的差除以总体标准差。

表 2 模型检验结果

Table 2 Model test results

检验	统计量	伴随概率
LM 空间误差	20.719	0
稳健的 LM 空间误差	26.262	0
LM 空间滞后	8.593	0.003
稳健的 LM 空间滞后	14.135	0
豪斯曼检验	18.790	0.0431
LR 空间滞后	40.780	0
LR 空间误差	43.780	0

由表 2 可知, 无论是 LM 检验还是稳健的 LM 检验, 均在 1% 显著性水平下拒绝原假设, 因此可优先考虑 SDM, 对应表达式为:

$$H = \rho WH + U\beta + WU\theta + \varepsilon \quad (4)$$

式中: H 是 $n \times 1$ 的被解释变量向量; U 是 $n \times d$ (d 为解释变量个数) 的解释变量矩阵; β 和 θ 为 d 维参数向量, 分别表示第 d 个解释变量对本地区的影响系数和空间滞后项系数; ρ 为被解释变量的空间滞后项系数; ε 为扰动项。

在解释变量中, 人均 GDP 既与当地的经济有关, 也和当地人口规模有关。同样地, 城镇化率不仅仅与当地经济发展有关, 也与人口基数挂钩。产业结构也与 GDP 有着密不可分的联系。因此, 这 3 个解释变量的空间溢出效应较差, 可剔除它们的空间滞后项, 然后重新进行验证分析。

修正后 SDM 模型的检测结果见表 2, 根据豪斯曼检验结果, 模型效应需采用固定效应。此外, 似然比检验(likelihood ratio, LR)结果均在 1% 的显著性水平下拒绝原假设, 表明模型不可退化为 SAR 或者 SEM, 因此, 本文的空间计量模型选取合理, 可据其做进一步研究。

1.3 时间固定效应的空间杜宾模型

本文运用 Stata16 软件对 SDM 的时间固定效应、空间固定效应和双固定效应对模型的影响进行分析, 结果见表 3 和表 4。

由表 3 可知, 采用时间固定效应的 SDM 的拟合效果较好, 并且除 ρ 在 5% 的显著性水平下显著, 其余参数均在 1% 的显著性水平下显著。因此可选取带时间固定效应的 SDM 进行溢出效应分析。

当与处于空间中的某个个体相关的某些因素变化时, 会对该空间中的个体本身产生影响, 即为传统回归模型中的直接效应。直接效应表征空间中某地区某些因素的变化对个体自身影响的大小, 同时, 对其他地区的影响又会反过来影响该地区。在对自身影响的同时, 还影响其他空间中的某些个体, 称为间接效应, 或空间溢出效应(spatial spillover effects), 常用于度量与该空间“相邻”某些个体的解释变量对自身的影响。总效应是直接效应和间接效应的代数和, 其值大小直接决定了各个指标对解释变量的影响程度, 也是最重要的指标。

由表 4 可得, 化石能源消费结构对本地的影响呈现很强的负效应, 总效应最大, 这是因为煤炭消费量衰减的速度远不及化石能源需求量的增加, 因

表 3 SDM 估计结果

变量	时间固定效应	空间固定效应	双固定效应
$\ln G$	0.758*** (42.44)	0.951*** (35.59)	0.997*** (29.43)
$\ln M$	-1.412*** (-54.89)	-1.250*** (-66.51)	-1.259*** (-64.18)
$\ln Q$	0.933*** (95.44)	0.933*** (90.36)	0.939*** (88.22)
$\ln J$	0.402*** (10.01)	0.0691* (1.86)	0.0480 (1.27)
$\ln P$	1.008*** (144.21)	-0.0749* (-1.53)	-0.0942* (-1.93)
$\ln B$	0.0864*** (3.47)	0.0887*** (4.26)	0.0624*** (2.59)
$W\ln M$	0.357*** (6.56)	-0.0509 (-1.07)	0.133** (2.30)
$W\ln Q$	-0.0838*** (-4.30)	-0.0264 (-0.82)	-0.0931** (-2.25)
$W\ln P$	-0.104*** (-4.73)	0.425*** (5.94)	0.422*** (5.87)
ρ	0.0399** (2.20)	-0.00809 (-0.32)	0.0421 (1.20)
σ^2	0.006 18*** (16.03)	0.001 04*** (15.97)	0.001 01*** (15.96)
组内 R^2	0.9706	0.9895	0.9838
组间 R^2	0.9938	0.0766	0.0671
整体 R^2	0.9902	0.1747	0.1702

注: σ^2 表示个体效应的特异误差; R^2 表示决定系数; **、*和*分别表示在 1%、5% 和 10% 的水平上显著, 括号内表示 Z 统计量。

表 4 SDM 效应分解

变量	总效应	直接效应	间接效应
$\ln G$	0.789 979 1	0.765 699 7	0.031 205 2
$\ln M$	-1.099 159 0	-1.410 117 0	0.310 957 3
$\ln Q$	0.884 797 5	0.934 068 1	-0.049 270 6
$\ln J$	0.402 100 3	0.402 100 3	0.016 224 8
$\ln P$	0.942 895 1	1.008 032 0	-0.065 136 7
$\ln B$	0.089 387 0	0.085 836 3	0.003 550 8

此会呈现负效应。而当地煤炭使用量的减少势必会使得以煤炭为主要能源的企业向邻省迁移, 进而导致能源消费结构的间接效应为正。

此外, 人口规模对碳排放的影响较大, 其对自身碳排放有着显著的正向效应, 这是因为人口规模本身决定碳排放的多少, 再者, 人口较多的省份可能会吸引邻省人口迁移到本省而导致邻省出现一定的负效应。同时, 这也说明了 2030 年人口达峰^[18]的政策对于 2030 年碳达峰目标实现的重要贡献。

相比而言, 能源强度对本地区也呈现显著的正向效应, 表明技术发展对于碳排放抑制的重要性,

而对邻省的负效应体现在本省技术提升后会吸引周围省份的资本和能源, 导致邻省的碳排放量下降。综上可得, 各个影响因素根据总效应绝对值的大小排序为: 能源结构>人口规模>能源强度>人均 GDP>城镇化率>产业结构。

2 MBA-BP 神经网络模型的建立

2.1 基于遗传算法的改进蝙蝠算法

蝙蝠算法(bat algorithm, BA)是基于蝙蝠的回声定位理论形成的启发式群智能优化算法^[19]。标准蝙蝠算法在计算后期可能会陷入局部最优, 而蝙蝠个体往往会向最优位置的蝙蝠个体靠拢, 致使蝙蝠个体大面积聚拢在相同的一个区域内。为解决此局限性, 提高其局部求解和全局寻优能力, 本文将遗传算法中的交叉变异机制引入蝙蝠个体的寻优过程中, 得到改进蝙蝠算法(modified bat algorithm, MBA), MBA 的基本流程图如图 1 所示。

本文利用遗传算法的交叉机制保留蝙蝠群体中的优秀个体, 增强局部寻优能力; 利用变异机制增加蝙蝠群体后代的多样性, 进一步提升蝙蝠群体的全局寻优能力。具体地, 在蝙蝠算法寻优过程中, 每次迭代所有蝙蝠个体位置更新后, 对相邻 2 个个体进行交叉计算以保证每个个体都会产生新的后代, 增加了寻优的范围和多样性, 防止因随机性而导致某蝙蝠多次充当父代以至于降低了后代多样性, 计算方法为:

$$x'_i = \eta x'_i + (1 - \eta)x'_{i+1} \quad (5)$$

$$x'_{i+1} = (1 - \eta)x'_i + \eta x'_{i+1} \quad (6)$$

式中: x'_i 和 x'_{i+1} 分别为第 i 、 $i+1$ 两个父代交叉所产生的新的个体; η 为 $[-1,1]$ 上的随机数; x'_i 和 x'_{i+1} 分别为第 i 、 $i+1$ 只蝙蝠第 t 次迭代时的位置; t 为当前迭代次数。 x'_i 的计算式为:

$$x'_i = x_i + v'_i \quad (7)$$

式中: v'_i 为第 i 只蝙蝠在第 t 次迭代时的速度, 其计算式为:

$$v'_i = v_i + (x'_i - x^*)f_i \quad (8)$$

式中: x^* 表示当前所有全局最优解; f_i 是第 i 只蝙蝠的搜索脉冲频率, $f_i \in [f_{\min}, f_{\max}]$, 由式(9)求解; f_{\max} 和 f_{\min} 分别为频率的上、下限。

$$f_i = f_{\min} + \zeta(f_{\max} - f_{\min}) \quad (9)$$

式中: ζ 是服从随机分布的随机数, $\zeta \in [0,1]$ 。

父代交叉产生新的后代之后, 变异操作则通过

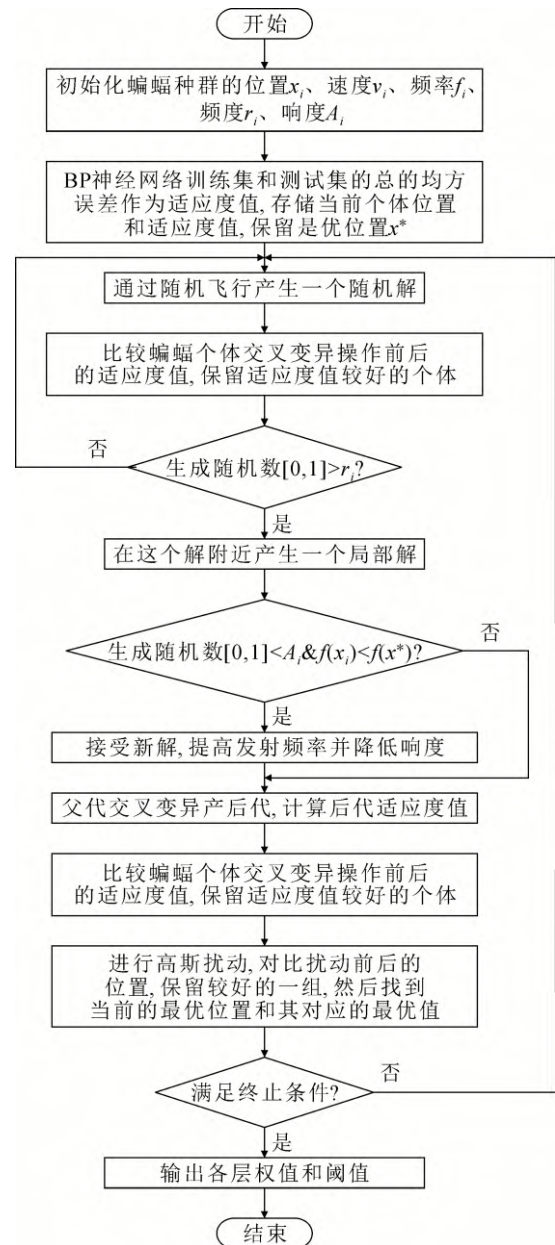


图 1 改进蝙蝠算法的流程图

Fig.1 Flow chart of MBA

非线性递增的变异惯性权重对个体进行变异操作, 蝙蝠个体在前期所受到的变异因子影响较小, 在迭代后期, 变异概率逐渐增加, 个体更容易突破局部极值^[19]。相关计算式为:

$$\begin{cases} x''_i = x'_i + \omega(x_{\max} - x'_i), & 0.5 \leq \tau < 1 \\ x''_i = x'_i - \omega(x'_i - x_{\min}), & 0 < \tau < 0.5 \end{cases} \quad (10)$$

$$\omega = \left(\frac{t}{t_{\max}} \right)^3 \quad (11)$$

式中: x''_i 为 x'_i 变异后得到的新个体; ω 为变异惯性权重; x_{\max} 和 x_{\min} 分别为蝙蝠个体取值的上、下界;

t_{max} 为最大迭代次数。

交叉变异操作产生新后代之后计算新的适应度值，将新适应度值与父代适应度值进行对比，保留适应度值更高的个体，使其进入接下来的计算。

保留下适应度值高的蝙蝠位置后会对其按式(12)进行高斯扰动，然后比较扰动前后蝙蝠的位置，并确定最优位置和此时对应的最优值。

$$x^{t+1} = x^t + \alpha\mu \tag{12}$$

式中： x^t 和 x^{t+1} 分别是第 t 次和 $t+1$ 次迭代时的蝙蝠种群； μ 是服从高斯分布的随机数； α 为高斯扰动系数，用来调节局部搜索范围，提高局部求解能力。在进行局部搜索时，若在最优解中选择一个解，则可按式(13)更新每只蝙蝠的位置。

$$x_{new} = x_{old} + \lambda A^t \tag{13}$$

式中： x_{old} 和 x_{new} 分别为更新前、后蝙蝠的位置； λ 是一个随机数， $\lambda \in [-1,1]$ ； A^t 是在此次迭代过程中的平均响度。

然后，第 i 只蝙蝠的响度 A_i 和频度 r_i 在迭代过程中不断更新，与蝙蝠狩猎相一致，待蝙蝠发现猎物时，响度 A_i 会逐步降低，频度 r_i 逐步升高， A_i 和 r_i 的具体求解式为：

$$A_i^{t+1} = \varphi A_i^t \tag{14}$$

$$r_i^{t+1} = r_i^0 (1 - e^{-\gamma}) \tag{15}$$

式中： A_i^t 和 A_i^{t+1} 分别表示第 t 次和第 $t+1$ 次迭代第 i 只蝙蝠的响度； φ 表示脉冲响度衰减系数； γ 表示频度增强系数， $\gamma > 0$ ； r_i^{t+1} 为第 i 只蝙蝠在第 $t+1$ 次迭代时的频度； r_i^0 表示第 i 只蝙蝠初始发射频度。

2.2 模型验证

为验证 MBA 算法的有效性，分别采用白鲸优化算法(beluga whale optimization, BWO)、麻雀优化算法(sparrow search algorithm, SSA)、海鸥优化算法(seagull optimization algorithm, SOA)和蝙蝠优化算法优化 BP 神经网络(BA-BP)，与本文 MBA-BP 算法的预测结果进行对比分析。5 种模型初始种群均设置为 60，迭代次数设置为 100 次，BP 神经网络的输入数据均为各个碳排放影响因素的线性值、各个解释变量的平方项和交叉项，即输入因子为 20，输出为碳排放量。本文引入式(16)—(18)所示平均绝对百分比误差(mean absolute percentage error, MAPE)、均方误差(mean square error, MSE)和决定系数 R^2 3 个指标进行模型评价。模型检验结果如表 5 所示。

$$e_{MAPE} = \frac{1}{N} \sum_{l=1}^N \left| \frac{y_l^* - y_l}{y_l} \right| \times 100\% \tag{16}$$

$$e_{MSE} = \frac{1}{N} \sum_{l=1}^N (y_l^* - y_l)^2 \tag{17}$$

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{l=1}^N (y_l^* - y_l)^2}{\sum_{l=1}^N (y_l - \bar{y}_l)^2} \tag{18}$$

式中： e_{MAPE} 和 e_{MSE} 分别表示平均绝对百分比误差和均方误差； y_l 和 y_l^* 分别为第 l 个样本的真实值和预测值； \bar{y}_l 为真实值的平均值； N 为观测样本数量。

由表 5 可知，5 种算法优化 BP 神经网络都可以较为精确地预测碳排放量，其中决定系数表示自变量的变异占因变量变异的程度情况，决定系数大的表明自变量引起的变动占因变量的占比较大，模型泛化性较好，其中，MBA-BP>BWO-BP>BA-BP>SSA-BP>SOA-BP。由 MAPE 和 MSE、结合图 2 所示残差可知，MBA-BP 模型的残差值较其他模型小且更加平稳，其 MAPE 和 MSE 也优于其他 4 种模型。结果表明，MBA-BP 神经网络模型在碳排放预测上的拟合效果优于其他模型。

表 5 模型预测精度对比

Table 5 Comparison of model prediction accuracy			
模型	R^2	MAPE/%	MSE
BWO-BP	0.9988	0.7380	0.7599
BA-BP	0.9984	0.9218	0.9903
SSA-BP	0.9982	1.0432	1.1309
SOA-BP	0.9980	1.1278	1.2748
MBA-BP	0.9995	0.4976	0.3150

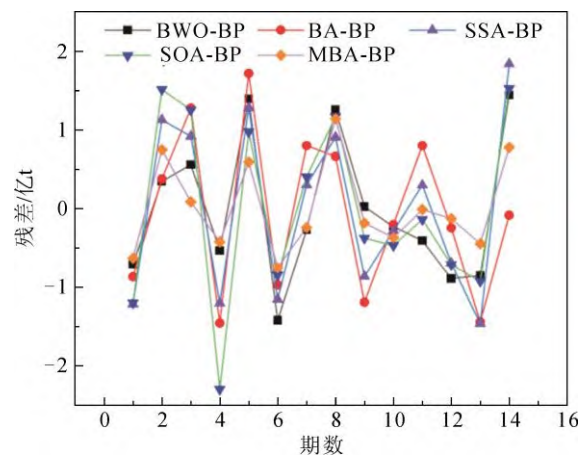


图 2 预测结果残差对比图

Fig.2 Comparison of the residuals of the prediction results

图3为MBA-BP算法与其他算法寻优迭代过程中全局最优适应度值的变化情况,从图中可以看出,BA-BP算法和MBA-BP算法无论在收敛速度上还是预测精度上都明显优于其他算法,但是BA-BP算法在迭代初期陷入了局部最优,经过多次迭代后曲线才趋于稳定,这是因为BA算法本身没有变异机制,一旦受到局部极值约束将很难摆脱,且蝙蝠种群中的超级蝙蝠会吸引其他个体快速向其周围聚拢,使得种群多样性大幅降低,尤其是在高维、多峰情况下,BA算法很容易在寻优过程中陷入局部最优。而MBA-BP算法加入了交叉变异机制和高斯扰动,既保存了BA算法收敛快的优点,又能大幅增强其跳出局部最优而寻找全局最优的能力。

2.3 MBA-BP神经网络模型的构建

输入数据分为2部分:(1)各个碳排放影响因素的线性值;(2)二次非线性输入,即除了第1部分的6个变量的线性值之外,再加上各个解释变量的平方项和交叉项。将2003—2016年的数据作为训练集数据样本,考虑到2007—2009年的金融危机对于我国碳排放量和经济发展有着不可忽略的影响,进一步采用剔除2007—2009年后的数据进行模型训练。以2017—2019年作为测试集数据样本对模型进行训练以检验模型的准确性。训练集和测试集比保持在7:3和8:2之间,保证了模型训练和预测的可靠性。参数设定见表6,计算结果见表7。

由表7可知,采用二次非线性输入的神经网络,其MSE与MAPE均优于线性输入,且MBA-BP模型的MSE和MAPE值相较于BA-BP模型都要小很多。进一步对比训练集的MAPE,发现BA-BP模型虽然在测试集上的误差较小,但是在训练集上的拟合程度较差,出现了过拟合现象,而MBA-BP模型可有效避免这种现象。最优网络出现在非线性MBA-BP模型中,其MSE值相对于其他组要小很多,MAPE也降至0.16%,表明二次非线性输入的预测精度更高,MBA-BP模型具有较高的预测精度。

选取MBA-BP神经网络模型,输入变量采用二次非线性输入,按2003—2019年各项指标的平均增速来设定中国未来的发展,所得碳排放量见图4。由图4可知,若采用现有发展模式,其碳排放量一直不断增高,则中国在2030年前无法实现碳达峰的目标。因此,需进一步设置中国未来十年的发展情景,将不同情境下碳排放因素的二次非线性量作为输入,对应的碳排放总量作为输出值,计算各情景

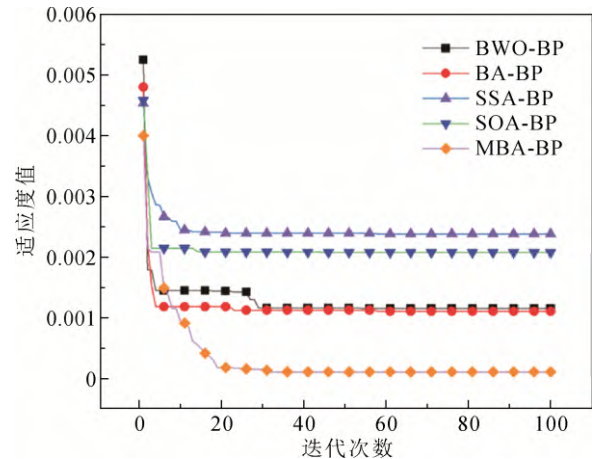


图3 迭代过程对比图

Fig.3 Comparative diagram of the iterative process

表6 模型参数设置

Table 6 Model parameter setting

参数	取值	参数	取值
初始蝙蝠个数	60	最大迭代次数	100
初始响应范围	[0,1]	权重阈值上边界	1
初始脉冲速率	0.001	权重阈值下边界	-1
最小频率	2	响应衰减系数	0.5
最大频率	0	频度增大系数	0.5
高斯扰动范围	[-1,1]	高斯扰动系数	0.1

表7 各组实验训练网络误差对比

Table 7 Comparison of experimental training network errors among groups

实验组	R^2	测试集 MSE	训练集 MAPE/%	测试集 MAPE/%
线性 BA-BP	0.9866	1.927 120	10.58	4.14
非线性 BA-BP	0.9852	1.617 976	9.21	3.59
线性 MBA-BP	0.9996	0.282 174	1.23	1.50
非线性 MBA-BP	0.9998	0.004 339	1.12	0.16

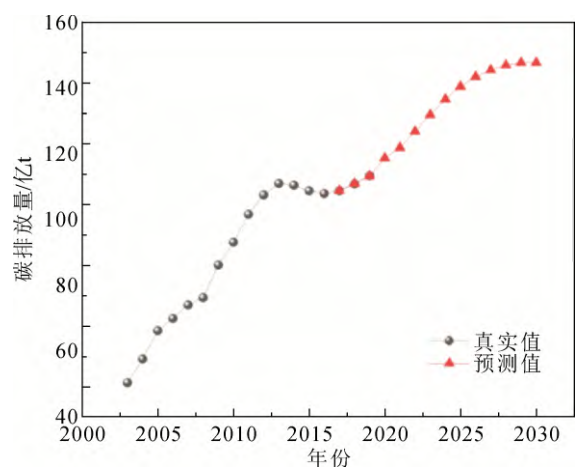


图4 平均增速下的中国碳排放量预测

Fig.4 Projections of China's carbon emissions at average growth rates

下的碳排放量, 据此分析未来的碳达峰路径。

3 基于 MBA-BP 模型的碳排放情景分析

根据上文 SDM 效应分解可知, 化石能源结构对本地影响的总效应最大, 人口规模次之, 然后是能源强度、人均 GDP、城镇化率和产业结构。本文选取了前 5 个解释变量作为影响变量, 并根据各个影响指标对于碳排放量总效应的正负相关性设置了 3 种情景, 每种情景按 5 年一个规划来进行设定, 且假定未来不发生金融危机等使得经济发展和碳排放量等有较大幅度变化的事件。

1) 经济增长率

《2060 年世界与中国能源展望》中提出, 2035 年前中国 GDP 年均增长 4.8% 左右, 2035—2060 年间年均增长 3.1%^[18], 并将其作为高速碳达峰情景。《中国 2030 年前碳达峰研究报告》中预计, 我国在“十四五”、“十五五”期间 GDP 年均增速在 5% 以上^[20], 结合国家统计局核算司司长许宪春预测, 2021—2025 年我国的年均 GDP 增长为 5.5%, 2026—2030 年的年均 GDP 增长率为 4.5%^[21], 并以此作为中速碳达峰情景。文献[22]提出, 在 2021—2025 年 GDP 年均增长率为 6.89%, 2026—2030 年 GDP 年均增长率为 6.31%, 并将此作为低速碳达峰情景。

2) 人口增长

中国石油经济技术研究院预计: 在 2030 年前中国人口数量将达到峰值 14.3 亿人, 此后缓慢下降, 2060 年将降至 13 亿人^[18], 本文将其作为高速碳达峰情景。陈霞等人预测在 2025 年总人口数达到 14.28 亿人, 2030 年人口数达 14.41 亿人, 以此作为中速碳达峰情景^[23]。据《国家人口发展规划》和《人口预测资料汇编》的指定情景分析, 全国总人口数在 2020 年达到 14.2 亿人, 在 2030 年达到 14.5 亿人, 其中人口在 2030 年达到人口峰值, 以此作为低速碳达峰情景。

3) 城镇化率

在“双循环”的新格局下, 新型城镇化持续推进, 预计 2030 年城镇化率达到 70% 左右, 2060 年城镇化率将进一步增至 80% 左右^[18], 将其作为高速碳达峰情景。文献[24]中提出“十四五”时期, 我国城镇化速度将整体呈现稳中趋缓的态势, 2020—2025 年的年均增速将保持在 0.71% 左右, 到 2025 年预计将达 67.45% 左右。设定第 2 个五年城镇化增长率为第 1 个五年的 2/3, 因此 2026—2030 年的平

均增速为 0.43%, 预计 2030 年城镇化率为 69.82%, 以此作为中速碳达峰情景。基于文献[22]提出的情景和现在的数据统计, 2020 年城镇化率为 63.9%。2020—2025 年平均城镇化年增速保持在 1.32%, 2026—2030 年平均城镇化率增速为 0.88%, 预计到 2030 年城镇化率达到 74% 左右, 以此作为低速碳达峰情景。

4) 煤炭消费量

谢和平院士提出, 我国能源消费格局演变分为煤炭由基础能源(2021—2030 年)—保障能源(2031—2050 年)—支撑能源(2051—2060 年)、新能源对应由补充能源—替代能源—主体能源的 3 个阶段。其中在基础能源(2021—2030 年)阶段, 煤炭消费量保持平稳或略有增长, 维持在 45 亿~35 亿 t^[25], 并以此作为高速碳达峰情景。《2060 年世界与中国能源展望》提出, 我国煤炭使用占比将持续下降^[18], 文献[26]提出, 2025 年煤炭消费比重会比 2020 年降低 8%。增设 2030 年煤炭消费比重较 2025 年降低 15%, 并将其作为中速碳达峰情景。《煤炭工业“十四五”高质量发展指导意见》指出, 到“十四五”末, 全国煤炭消费量保持年均消费增长 1% 左右^[27], 将其作为低速碳达峰情景。

5) 化石能源消费量

非化石能源的规模化开发利用是推进能源绿色低碳转型的重要手段, 预计 2030 年和 2060 年非化石能源占比分别增至 26.9% 和 80%, 煤炭占比在 2030 年和 2060 年分别降至 42.8% 和 5%^[18], 结合高速发展情景的煤炭消费量估算化石能源消费量在 2030 年为 59.163 72 亿 t, 煤炭占化石能源比重为 0.589 779, 并将其作为高速碳达峰情景。按照哥本哈根气候大会中国政府承诺的到 2030 年中国非化石能源比重达到 20%, 煤炭比重降至 50% 左右^[28], 其煤炭占化石能源的比重为 0.6, 并将其作为中速碳达峰情景, 并在此基础上提高能源结构的 2% 作为低速碳达峰情景。

本文以各个权威机构及相关文献中所提到的我国未来发展规划为依据, 对“十四五”和“十五五”期间进行情景设定, 见表 8。为了研究纳入森林(含现有和新造森林)的生物碳汇量对我国双碳目标的影响, 在预测模型中引入负碳进行分析。据方精云院士的预测^[29-30], 2003—2020 年中国森林平均年碳汇量为 0.14 亿 t/a, 2021 年后我国陆地生态系统的碳汇潜力为 2.97 亿~3.60 亿 t/a, 其中生态建设

表 8 情景设置
Table 8 Scenario setting

情景	年份	G(增率)/%	M	T(增率)/%	P(增率)/%	J(增加值)/%
高速	2020—2025	4.9	0.740~0.690	-1	0.2	0.69
	2026—2030	4.7	0.670~0.590	-4	0.10	0.49
中速	2020—2025	5.5	0.740~0.690	-2	0.22	0.71
	2026—2030	4.5	0.673~0.605	-3	0.22	0.43
低速	2020—2025	6.89	0.745~0.720	1	0.4	1.32
	2026—2030	6.31	0.701~0.625	0.5	0.2	0.88

增汇 0.54 亿~0.68 亿 t/a。在 2060 年, 我国陆地碳汇潜力为 3.6 亿 t/a(其中生态建设增汇 0.68 亿 t/a)。将其与碳排放量的预测值线性叠加, 则可得到最终碳排放预测峰值及达峰时间。

根据所设情景对未来我国碳排放量进行预测, 预测结果见图 5、6。刘卫东等指出, 我国可在 2025—2029 年达峰, 峰值平均值为 112 亿 t, 分布范围在 105 亿~119 亿 t 之间^[31]。杜焱等预测我国碳达峰时间为 2025—2030 年之间, 峰值在 111.2 亿~130.3 亿 t 之间^[32]。方琦等人预测我国在 2025 年左右达到 106.2 亿 t 的峰值, 到 2030 年, 将会下降到 101.4 亿 t^[33]。这些结果与中国工程院给出的中国可能在 2027 年实现碳达峰、峰值可能达到 122 亿 t 碳排放量有着一定差距。究其原因或未考虑碳汇影响, 或模型预测精度较差。

由图 5 可知, 本文模型在高速和中速碳达峰情景下, 我国可在 2028 年或 2029 年实现不同程度的碳达峰, 其碳排放量峰值在 120 亿~122 亿 t 之间, 与中国工程院给出的预测结果相似, 可进一步佐证 MBA-BP 模型在中短期预测上的可靠性。

在低速碳达峰情景下, 我国无法在 2030 年前实现碳达峰, 如图 6 所示。低速碳达峰情景达峰年份在 2042 年, 其峰值在 156 亿 t 左右, 较前 2 种情景差距较大。

分析表明, 由于煤炭使用量不减反增, 导致能源结构和煤炭的能源强度较大, 人口增长相较另外 2 种情景也有着明显的差距, 结合空间杜宾模型分析结果可知, 能源结构对碳排放量的总效应最大, 其次为人口规模和能源强度。这些指标对碳排放量有着不可忽视的影响, 也直接导致低速碳达峰情景达峰时间较长, 对应的峰值较大。

由于近年来人口增长率相对稳定, 能源结构和能源强度的控制就成了实现双碳目标的重中之重。技术方面的进步是实现双碳目标的关键, 减少煤炭

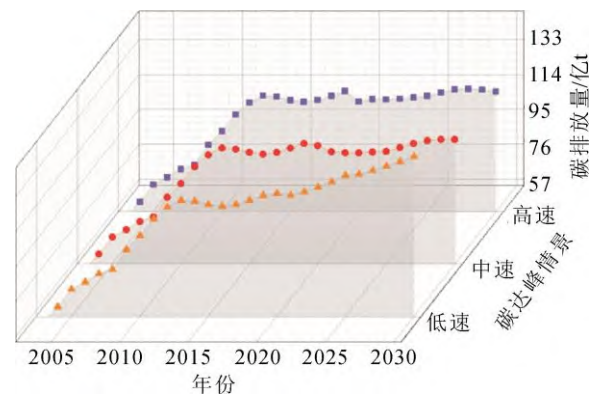


图 5 3 种情景下碳排放量预测趋势对比图

Fig.5 Comparison of projected carbon emission trends under the three scenarios

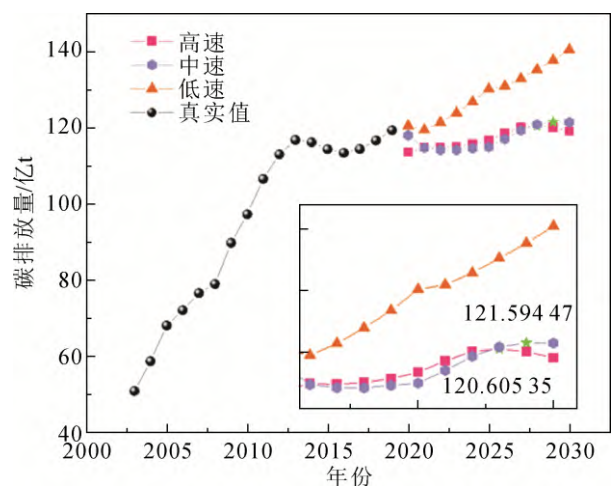


图 6 3 种情景下碳排放量预测图

Fig.6 Forecasted carbon emission under the three scenarios

消费量和增大非化石能源的使用, 不仅可使碳达峰的年限提前, 还可降低碳达峰的峰值。政府提出相关政策控制相应指标至关重要, 但同时也应该增强对技术领域的投资。在控制人均 GDP、人口规模和城镇化率等指标的同时, 也要重点关注科技领域的发展, 降低碳排放的着力点应放在技术层面, 进一步改善能源结构和能源强度。

4 结论与建议

本文基于空间计量模型对与碳排放有密切关系的相关因素进行了分析,建立了 MBA-BP 模型并结合情景分析法,预测了中国未来碳排放的峰值以及达峰时间,得到以下结论:

1) 对中国碳排放量影响最大的是能源结构,其对本地呈现出强负效应,对外也有着显著的溢出效应。其次是人口规模和能源强度,不仅对本身有着显著正效应,对外也表现出一定的负效应。再则是人均 GDP 和城镇化率虽对外溢出效应较弱,但对本身的影响仍不可忽略。

2) 所建立的 MBA-BP 算法平均误差为 0.16%,可准确预测我国未来的碳排放量,且很大程度上改进了单一蝙蝠算法优化 BP 神经网络可能陷入局部最优的缺点。

3) 碳排放与我国经济、技术、社会发展密切相关,在所设定 3 种情景中,我国有望在 2028—2029 年实现碳达峰,其峰值在 120 亿~122 亿 t 之间。且能源强度和能源结构的改善会很大程度上影响我国的碳排放量。

此外,当前我国经济仍持续增长,能源需求量也与日俱增,在能源结构调整、能源强度和能源效率的改善等方面会面临很严峻的挑战,实现双碳目标十分艰巨。基于该现状,本文提出了以下建议:

1) 巩固稳定电力转型路线,优化电力行业顶层设计。统筹兼顾各省份各行业的碳减排潜力,明确碳排放的关键影响因素。加快发展风、光、水、核等非化石能源发电,合理制定煤电退役、煤电延寿、退役煤电转备用等计划,保证电力系统的稳定运行。

2) 完善碳交易市场体制,合理分配碳排放配额。实现双碳目标的强有效工具之一为全国碳排放权交易市场,以市场化手段解决碳排放配额以及新能源利用成本较高的问题。深度挖掘灵活性资源的配置潜力,保障新能源的高效利用。

3) 推进高新技术产业的发展,同步实施“清洁替代”和“电能替代”。产业结构的改善是实现双碳目标重要举措,加快发展低碳技术,促进清洁能源、电制氢、储能等技术领域尽早实现突破,发展高新技术产业,推动能源发展和经济发展与碳排放的脱钩。

4) 设立监督追踪体系与部门问责机制。要明

确对国家重点领域和行业的减排目标,设置减排任务底线,合纵连横加强减排目标的实现。对能源结构和能源强度的改善情况进行持之以恒的监管,保证双碳目标的有效实现。

在后续工作中,本团队将进一步建立我国未来 2030—2060 年的发展情景,并以此找到适合我国进一步实现碳中和的路径,进而对我国电力需求和电源配置进行合理规划。

附录见本刊网络版(<http://hve.epri.sgcc.com.cn>)。

参考文献 References

- [1] 杨玉文, 吴爱玲, 朱洋洋. 碳排放驱动因素分解及动态模拟: 以内蒙古自治区为例[J]. 统计与决策, 2020, 36(12): 76-80.
YANG Yuwen, WU Ailing, ZHU Yangyang. Decomposition of carbon emission drivers and dynamic simulation: an example of Inner Mongolia autonomous region[J]. Statistics and Decision Making, 2020, 36(12): 76-80.
- [2] 马 峥, 崔豫泓. 基于 SDA 模型的中国碳排放驱动因素分解研究[J]. 煤炭经济研究, 2020, 40(7): 32-36.
MA Zheng, CUI Yuhong. Research on decomposition of driving factors of China's carbon emission based on SDA model[J]. Coal Economic Research, 2020, 40(7): 32-36.
- [3] WANG Q, HAN X Y, LI R R. Does technical progress curb India's carbon emissions? A novel approach of combining extended index decomposition analysis and production-theoretical decomposition analysis[J]. Journal of Environmental Management, 2022, 310: 114720.
- [4] TAVAKOLI A. A journey among top ten emitter country, decomposition of "Kaya Identity"[J]. Sustainable Cities and Society, 2018, 38: 254-264.
- [5] 张炎治, 冯 颖, 张 磊. 中国碳排放增长的多层递进动因——基于 SDA 和 SPD 的实证研究[J]. 资源科学, 2021, 43(6): 1153-1165.
ZHANG Yanzhi, FENG Ying, ZHANG Lei. Analysis on the progressive motivation of carbon emissions growth in China using structural decomposition analysis and structural path decomposition methods[J]. Resources Science, 2021, 43(6): 1153-1165.
- [6] 吉兴全, 赵国航, 于一潇, 等. 基于 4E 平衡的碳排放因素分解与峰值预测方法[J]. 高电压技术, 2022, 48(7): 2483-2494.
JI Xingquan, ZHAO Guohang, YU Yixiao, et al. Carbon emission peak prediction and factor decompose method based on 4E equilibrium[J]. High Voltage Engineering, 2022, 48(7): 2483-2494.
- [7] VANINSKY A. Factorial decomposition of CO₂ emissions: a generalized Divisia index approach[J]. Energy Economics, 2014, 45: 389-400.
- [8] 李建豹, 黄贤金, 揣小伟, 等. “双碳”背景下长三角地区碳排放情景模拟研究[J]. 生态经济, 2022, 38(11): 13-18, 35.
LI Jianbao, HUANG Xianjin, CHUAI Xiaowei, et al. Scenario simulation of carbon emissions in the Yangtze River Delta under the background of "Dual Carbon"[J]. Ecological Economy, 2022, 38(11): 13-18, 35.
- [9] 谢 笛, 田颖琳, 王光谦, 等. 青海省碳中和路径及实现途径研究[J]. 应用基础与工程科学学报, 2022, 30(6): 1331-1345.
XIE Di, TIAN Yinglin, WANG Guangqian, et al. Study on the pathway and strategy of carbon neutralization in Qinghai Province[J]. Journal of Basic Science and Engineering, 2022, 30(6): 1331-1345.
- [10] 杜涵蓓, 赵立君, 刘臣炜, 等. 基于 LEAP 模型和 KAYA 模型的主城区碳达峰预测及不确定性分析[J]. 生态与农村环境学报, 2022, 38(8): 983-991.
DU Hanbei, ZHAO Lijun, LIU Chenwei, et al. Prediction of peaking carbon dioxide emissions in main city areas based on LEAP model and KAYA model and analyses on its uncertainty[J]. Journal of Ecology and Rural Environment, 2022, 38(8): 983-991.
- [11] 罗凤章, 张 旭, 杨 欣, 等. 基于深度学习的综合能源配电系统负荷分析预测[J]. 高电压技术, 2021, 47(1): 23-32.

- LUO Fengzhang, ZHANG Xu, YANG Xin, et al. Load analysis and prediction of integrated energy distribution system based on deep learning[J]. High Voltage Engineering, 2021, 47(1): 23-32.
- [12] 王振浩, 王 翀, 成 龙, 等. 基于集合经验模态分解和深度学习的光伏功率组合预测[J]. 高电压技术, 2022, 48(10): 4133-4142. WANG Zhenhao, WANG Chong, CHENG Long, et al. Photovoltaic power combined prediction based on ensemble empirical mode decomposition and deep learning[J]. High Voltage Engineering, 2022, 48(10): 4133-4142.
- [13] 陈源奕, 王玉彬, 杨 强. 基于时空特征图卷积网络的配电网实时状态估计方法[J]. 高电压技术, 2021, 47(7): 2386-2395. CHEN Yuanyi, WANG Yubin, YANG Qiang. Real-time state estimation method for distribution networks based on spatial-temporal feature graph convolution network[J]. High Voltage Engineering, 2021, 47(7): 2386-2395.
- [14] 赵金辉, 李景顺, 王潘乐, 等. 基于 Lasso-BP 神经网络模型的河南省碳达峰路径研究[J]. 环境工程, 2022, 40(12): 151-156, 164. ZHAO Jinhui, LI Jingshun, WANG Panle, et al. A study on carbon peaking paths in Henan, China based on lasso regression-BP neural network model[J]. Environmental Engineering, 2022, 40(12): 151-156, 164.
- [15] 张 迪, 王彤彤, 支金虎. 基于 IPSO-BP 神经网络模型的山东省碳排放预测及生态经济分析[J]. 生态科学, 2022, 41(1): 149-158. ZHANG Di, WANG Tongtong, ZHI Jinhui. Carbon emissions prediction based on IPSO-BP neural network model and eco-economic analysis of Shandong province[J]. Ecological Science, 2022, 41(1): 149-158.
- [16] RICHARDSON H W. Growth pole spillovers: the dynamics of backwash and spread[J]. Regional Studies, 1976, 10(1): 1-9.
- [17] 李 斌, 张晓冬. 中国产业结构升级对碳减排的影响研究[J]. 产经评论, 2017, 8(2): 79-92. LI Bin, ZHANG Xiaodong. Research on the impact of industrial structure upgrading on carbon emission reduction in China[J]. Industrial Economic Review, 2017, 8(2): 79-92.
- [18] 中国石油经济技术研究院. 2060 年世界与中国能源展望[R]. 北京: 中国石油经济技术研究院. 2021. China Institute of Petroleum Economics and Technology. World and China energy outlook 2060[R]. Beijing, China: China Academy of Petroleum Economics and Technology, 2021.
- [19] 陈优良, 陈 洋, 肖 钢, 等. 改进蝙蝠算法优化极限学习机的大坝变形预测模型分析[J]. 测绘通报, 2021(9): 68-73. CHEN Youliang, CHEN Yang, XIAO Gang, et al. Dam deformation prediction model based on IBA-ELM model[J]. Bulletin of Surveying and Mapping, 2021(9): 68-73.
- [20] 全球能源互联网发展合作组织. 中国 2030 年前碳达峰研究报告[R]. 北京: 全球能源互联网发展合作组织, 2021. Global Energy Interconnection Development and Cooperation Organization. China's carbon peaking study by 2030[R]. Beijing, China: Global Energy Internet Development Cooperation, 2021.
- [21] 刘 贞, 朱开伟, 阎建明, 等. 产业结构优化下电力行业碳排放潜力分析[J]. 管理工程学报, 2014, 28(2): 87-92, 86. LIU Zhen, ZHU Kaiwei, YAN Jianming, et al. The analysis of power sector carbon mitigation potential in the industrial structure optimization scene[J]. Journal of Industrial Engineering and Engineering Management, 2014, 28(2): 87-92, 86.
- [22] 毕 超. 中国能源活动碳排放峰值方案及政策研究[J]. 科技创新导报, 2015, 12(5): 16-19, 120. BI Chao. The scheme and policies for peaking energy carbon emissions in China[J]. Science and Technology Innovation Herald, 2015, 12(5): 16-19, 120.
- [23] 陈 霞, 肖 岚. Logistic 模型的改进与中国人口预测[J]. 成都信息工程大学学报, 2020, 35(2): 239-243. CHEN Xia, XIAO Lan. Improved logistic model and China population forecast[J]. Journal of Chengdu University of Information Technology, 2020, 35(2): 239-243.
- [24] 欧阳慧, 李 智, 李沛霖. “十四五”时期我国城镇化率变化趋势及政策含义[J]. 城市发展研究, 2021, 28(6): 1-9. OUYANG Hui, LI Zhi, LI Peilin. Trend and policy implication of urbanization rate in China during the 14th five year plan period[J]. Urban Development Studies, 2021, 28(6): 1-9.
- [25] 谢和平, 任世华, 谢亚辰, 等. 碳中和目标下煤炭行业发展机遇[J]. 煤炭学报, 2021, 46(7): 2197-2211. XIE Heping, REN Shihua, XIE Yachen, et al. Development opportunities of the coal industry towards the goal of carbon neutrality[J]. Journal of China Coal Society, 2021, 46(7): 2197-2211.
- [26] 中国煤炭工业协会. 煤炭工业“十四五”高质量发展指导意见[R]. 北京: 中国煤炭工业协会, 2021. China Coal Industry Association. Guidance on the high-quality development of coal industry in the 14th Five-Year Plan[R]. Beijing, China: China Coal Industry Association, 2021.
- [27] 廖 华, 向福洲. 中国“十四五”能源需求预测与展望[J]. 北京理工大学学报(社会科学版), 2021, 23(2): 1-8. LIAO Hua, XIANG Fuzhou. Forecast and prospect of energy demand in China's "14th Five-year" plan period[J]. Journal of Beijing Institute of Technology (Social Science Edition), 2021, 23(2): 1-8.
- [28] 国际能源署. 全球煤炭市场报告[R]. 北京: 中国神华能源股份有限公司, 2019. International Energy Agency. Global coal market report[R]. Beijing, China: China Shenhua Energy Company Limited, 2019.
- [29] 徐 冰, 郭兆迪, 朴世龙, 等. 2000—2050 年中国森林生物量碳库: 基于生物量密度与林龄关系的预测[J]. 中国科学: 生命科学, 2010, 40(7): 587-594. XU Bing, GUO Zhaodi, PIAO Shilong, et al. Biomass carbon stocks in China's forests between 2000 and 2050: a prediction based on forest biomass-age relationships[J]. Science China Life Sciences, 2010, 40(7): 587-594.
- [30] 方精云. 碳中和的生态学透视[J]. 植物生态学报, 2021, 45(11): 1173-1176. FANG Jingyun. Ecological perspectives of carbon neutrality[J]. Chinese Journal of Plant Ecology, 2021, 45(11): 1173-1176.
- [31] 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 Weidong, JIANG Wanbei, TANG Zhipeng, 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, 52(7): 1268-1282.
- [32] 杜 焱, 胡鑫杨. 我国 2030 年实现碳达峰路径研究——基于经济、能源、碳排放系统的 SD 模型[J]. 资源与产业, 2022, 24(5): 19-28. DU Yan, HU Xinyang. An approach China's 2030 carbon peak based on SD model on economy, energy and carbon emission system[J]. Resources & Industries, 2022, 24(5): 19-28.
- [33] 方 琦, 钱立华, 鲁政委. 我国实现碳达峰与碳中和的碳排放量测算[J]. 环境保护, 2021, 49(16): 51-56. FANG Qi, QIAN Lihua, LU Zhengwei. Measure carbon emission amount of China in the context of carbon peak and carbon neutrality[J]. Environmental Protection, 2021, 49(16): 51-56.



SUN Meng

孙 蒙

1997—, 男, 硕士生

主要从事碳排放预测、电力系统优化调度的研究

E-mail: 1072173757@qq.com



LI Changyun

Ph.D.

Associate professor

Corresponding author

李长云(通信作者)

1974—, 男, 博士, 副教授

主要研究方向为高压电气设备运行与故障诊断、

能源互联网中绝缘技术的教学与科研工作

E-mail: sdlycee@sdust.edu.cn

收稿日期 2022-09-25 修回日期 2023-01-05 编辑 程子丰

附录 A

表 A1 各类化石燃料碳排放系数表

Table A1 Carbon emission coefficient of various fossil fuels

燃料类型	缺省碳含量/(kgC GJ ⁻¹)	缺省碳氧化率	平均低位发热量/(kJ kg ⁻¹)	碳排放系数/(kgC kg ⁻¹)
煤炭	25.8	1	20 908	0.539 43
焦炭	29.2	1	28 435	0.830 30
原油	20.0	1	41 816	0.836 32
汽油	18.9	1	43 070	0.814 02
煤油	19.6	1	43 070	0.844 17
柴油	20.2	1	42 652	0.861 57
燃料油	21.2	1	41 816	0.882 32
天然气	15.3	1	38 931 kJ/m ³	0.595 64 kgC/m ³

注: 表中数据来自《2006 年 IPCC 国家温室清单指南》和《中国能源统计年鉴》。