

# 碳达峰目标下国家生态文明试验区 碳强度预测及减排潜力研究

胡剑波<sup>1</sup>, 李潇潇<sup>1</sup>, 蔡雯欣<sup>2</sup>

(1. 贵州财经大学 经济学院, 贵阳 550025; 2. 贵州财经大学 大数据应用与经济学院, 贵阳 550025)

**摘要:** 基于ARIMA-BP神经网络模型并在碳达峰目标下预测国家生态文明试验区的碳强度;同时,运用非径向方向距离函数、共同前沿理论及共同前沿非径向曼奎斯特二氧化碳排放效率指数(MNMCPI)对减排潜力进行深入探讨。研究发现:①由ARIMA-BP神经网络模型所得碳强度预测序列均方误差(MSE)为0.005,平均绝对百分比误差(MAPE)为1.95%,显示了较高的精度;国家生态文明试验区碳强度2028年相较于2005年下降67.5%,提前实现国家2030年碳强度比2005年下降65%以上的目标,其中:贵州碳强度下降幅度最大,2030年相较2005年下降77.5%,福建、江西、海南下降幅度均在65%以上。②国家生态文明试验区减排潜力呈波动下滑趋势,2016—2030年均减排空间达26.59%,约21649.33万吨CO<sub>2</sub>。到2030减排潜力达21.9%,为2016—2030年最低值,由于减排潜力与碳排放效率负相关,碳排放效率越高则减排潜力越小,这意味着国家生态文明试验区碳排放效率得到优化。③通过探究CO<sub>2</sub>排放效率变化,间接分析区域内减排潜力变化动因,发现在MNMCPI分析框架下,区域内MNMCPI均值为1.008,年均增幅0.8%,技术效率变化、最佳实践距离变化和技术差距比率变化均值分别为1.0031、1.0103、1.0007,年均增幅分别为0.31%、1.03%、0.07%,国家生态文明试验区内潜在最优减排技术不断趋近于全国最优减排技术,促使碳强度快速下降。

**关键词:** 碳达峰; 国家生态文明试验区; 碳强度; 预测; 减排潜力

**中图分类号:** F062.2 **文献标志码:** A **文章编号:** 1002—980X(2023)2—0109—12

## 一、引言

“坚持绿色发展,建设美丽中国”是新常态下的重大议题,更是衡量新发展格局下经济、社会、生态的重要标准。当前,二氧化碳(CO<sub>2</sub>)浓度的急剧增长引发的气候问题严重制约着全球经济、社会可持续发展。为积极应对这一挑战,我国相继提出了明确的“双碳”目标与碳强度下降目标,而在此背景下,作为探索生态文明建设新模式与培育绿色发展新动能的有效路径,国家生态文明试验区的设立无疑将会对全国减排降碳事业产生积极“示范效应”。碳强度衡量了经济增长所蕴含的CO<sub>2</sub>排放成本,表征了经济增长与CO<sub>2</sub>减排相统一的理念。降低碳强度更是助力经济社会低碳化、绿色化的关键环节。在迈入以碳排放“双控”为抓手的新的低碳战略转型期,准确预测国家生态文明试验区碳强度变动趋势与合理评估区域内减排潜力对于制定和实施“双碳”政策有着重要的现实意义。国家生态文明试验区作为生态文明建设的“先手棋”与“突破口”,研究其碳强度与减排潜力有助于进一步优化全国性减排布局。“双碳”目标的达成,一方面,需要对碳强度变动趋势有着科学的预测,实现碳达峰碳中和是一场广泛而深刻的经济社会系统性变革,正确认识和把握碳强度趋势,把握节奏步骤,坚持先立后破、稳中求进至关重要;另一方面,由于各地区资源禀赋不同、经济发展各异、技术参差不齐造就了减排空间也极具区域特征,这就要求碳强度下降目标的实现要避免“齐步走”,需在合理评估减排潜力的基础上制定立足特色、因地制宜的降碳政策。鉴于此,本文基于ARIMA-BP(差分移动自回归模型与多层前馈网络)神经网络模型并在碳达峰目标下预测国家生态文明试验区的碳强度;同时,运用非径向方向距离函数、共同前沿理论及共同前沿非径向曼奎斯特CO<sub>2</sub>排放效率指数(meta-frontier non-radial Malmquist CO<sub>2</sub> emission performance index, MNMCPI)对减排潜力进行深入探讨,以期积极稳妥推进碳达峰碳中和工作提供经验参考。

**收稿日期:** 2022-11-11

**基金项目:** 贵州省哲学社会科学规划重点课题“‘碳达峰’背景下贵州工业碳排放强度及影响因素研究”(21GZZD58)

**作者简介:** 胡剑波,博士(后),贵州财经大学经济学院教授,博士研究生导师,研究方向:低碳经济与绿色发展;李潇潇,贵州财经大学经济学院硕士研究生,研究方向:低碳经济与绿色发展;蔡雯欣,贵州财经大学大数据应用与经济学院硕士研究生,研究方向:贸易与气候变化。

## 二、文献回顾

国内外学者针对碳强度和碳达峰的相关预测模型及研究方法大致可以归纳为情景预测分析法、计量分析预测模型、神经网络为代表的机器学习。

(1)情景预测分析法依据研究人员主观经验假设并在基准模型之上附加多种变动因素,通常假设经济规模、人口规模、技术水平、能源结构、产业结构、政策变动等作为碳排放变动的影响因素,进而以此为基础构建不同预测情景。王韶华等(2021)基于拓展的随机性环境预测模型(STIRPAT),分析京津冀地区人口、人均GDP、能源强度、科研投入、对外开放程度与碳强度的动态关系,在低碳、基准和粗放三种情景下对碳强度进行预测。韩楠和罗新宇(2022)从解决复杂非线性问题的角度出发,利用系统动力学构建了包括经济、科技、人口、能源子系统的分析框架,预测了京津冀地区碳达峰情况。

(2)计量分析预测模型以时间序列数据为依据的差分移动自回归模型(ARIMA)和向量自回归模型(VAR)为主。该方法依托历史数据信息,分析以往数据随时间变化的规律,通过计量或数理手段捕捉其中线性信息,从而达到样本外预测的目的。杨玉文和吴爱玲(2020)利用VAR模型,从经济、社会、能源三个维度分析1997—2015年民族地区碳排放的影响因素和该地区碳排放未来趋势的变动。Ning等(2021)基于北京、河南、广东和浙江1997—2017年碳排放历史数据,分别采用差分和强冲击点替代等方法建立ARIMA模型预测四省市未来三年碳排放趋势。

(3)神经网络预测模型源自人类大脑神经元的工作机制,通过对人脑神经网络的仿生、模拟及逻辑抽象之后利用计算机实现对复杂数据的机器学习。神经网络能够根据数据特征进行一般化学习,在学习异质性信息中淡化无关因素、强化有效因素的作用,由此获得更好的预测效果(杨青和王晨蔚,2019)。刘朝等(2022)基于能源结构与行业结构调整背景下自主创新对中国工业碳排放的影响并结合长短期记忆神经网络(LSTM)预测工业碳排放的长期变动趋势。Niu等(2020)构建了基于改进的模糊加权算术平均法(IFWA),优化人工神经网络,预测了中国2016—2040年碳排放总量和碳强度,得出在调整能源政策与市场激励机制下能够实现2030年碳强度目标。Liu等(2021)使用Lasso回归模型筛选出影响碳排放的8个重要因素,并利用back propagation(BP)神经网络模型预测了江苏2019—2030年碳排放总量,得出江苏将在2023年达到碳排放峰值。

当前减排潜力的研究聚焦于污染物排放效率的测算,通过排放效率进而得出减排潜力。针对效率测度的方法包括以参数线性规划法、随机前沿分析法为代表的参数方法和数据包络分析法为主的非参数方法。

(1)采用参数方法对效率进行测算通常需要借助经济学中具体的函数形式,使得该方法的估计具有较强的经济学意义,利于实证分析。参数方法对于指标的选择并不苛刻,故而所得结果具有不错的平稳性。张宁和刘青君(2022)运用方向产出距离函数和随机前沿分析测度了2001—2017年中国碳交易试点省市六大高能耗行业CO<sub>2</sub>影子价格,并深入分析了其碳减排成本。Zhang和Jiang(2019)建立基于共同前沿产出方向距离函数,采用两阶段线性规划方法测算了93家中国燃煤发电厂的绿色生产率指数和影子价格,并分析中国环保政策对其影响,从而验证了波特假说的合理性。张平淡和屠西伟(2022)改进了两步法随机前沿模型对企业全要素效率进行测算并探究了制造业集聚对企业能源减排成本的影响。钟超等(2019)在能源效率随机前沿分析模型的基础上,运用最大似然法对84个国家1971—2014年平均能源效率进行估计,认为提高潜在能源效率对于实现减排目标的贡献度最大,中国需从能源、经济结构,人力资本,资本存量和潜在能源效率来优化减排路径。

(2)相对于参数法,非参数法无需过多前提假设,有效地规避了由假设不足而产生的估计偏误。非参数法可以直接评价不同量纲的指标,使得对效率的测度更加便捷,适用范围更广。张丽琨等(2022)基于超效率网络slack based measure(SBM)模型和Malmquist-Luenberger指数测度了中国各省份工业企业技术创新效率,并分析了创新效率损失的来源和原因。屈秋实等(2021)构建包含非期望产出的超效率SBM模型,通过求解目标函数最优值测算中国各省份有色金属产业潜在碳减排规模,为各省份碳减排政策提供参考依据。

综上可知,当前文献中情景预测主要采用STIRPAT模型框架下的多元回归分析,但影响碳强度的驱动因素极其复杂且各因素对碳强度影响的未来趋势进行定性判断存在一定不足。计量分析预测善于挖掘数据中的线性信息,然而对影响CO<sub>2</sub>排放的众多非线性因素缺乏刻画。神经网络擅长捕获数据中非线性信息,在数据训练之后其预测误差能快速收敛到极低水平之下,但其经济学解释意义不足。已有文献往往将减排潜

力与碳强度预测割裂开来,忽视碳强度预测与减排潜力的内在关系。要想实现碳强度下降65%以上的目标,首先需对碳排放总体形势进行科学的预测,为决策把握大的方向,进而分析碳排放下降的源泉即减排潜力。基于此,本文的边际贡献在于:①将研究视角聚焦于国家生态文明试验区,碳强度预测与减排潜力研究相结合,从整体上预测碳强度变化趋势,并具体分析减排空间及背后的驱动因素,为其他地区减排形成可复制、可推广的研究经验;②依托数据潜在信息,建立ARIMA-BP神经网络模型,强化对时间序列数据中线性、非线性信息的识别,提高碳强度的预测精度,丰富经济学解释意义;③利用非径向方向距离函数和共同前沿理论,通过CO<sub>2</sub>排放效率分析减排潜力,运用ARIMA-BP神经网络分析整个预测期内减排潜力的动态变化,构造共同前沿非径向曼奎斯特CO<sub>2</sub>排放效率指数(MNMCPI)分析CO<sub>2</sub>排放效率变化背后技术效率、技术进步、技术缺口等的变动,探究降碳减排的具体实现路径。

### 三、研究方法 with 数据来源

#### (一)模型构建

##### 1. ARIMA-BP神经网络预测模型

ARIMA实质上是自回归移动平均模型(ARMA)的扩展,是一种时间序列建模方法,能够较好的刻画时间序列之间的线性动态关系(冉靖等,2020)。时间序列模型对数据具有平稳性要求,若序列非平稳可通过差分或协整处理。

$$y_t = \alpha_0 + \sum_{i=1}^p \alpha_i y_{t-i} + \sum_{i=1}^q \beta_i \varepsilon_{t-i} + \varepsilon_t \quad (1)$$

其中: $\alpha$ 为自回归滞后项系数; $\beta$ 为随机扰动项及其滞后项系数; $\{\varepsilon_t\}$ 假定为白噪声序列。由此建立ARIMA( $p, d, q$ )模型,其中 $p$ 为自回归阶数, $q$ 移动平均阶数, $d$ 为使序列平稳化所需差分的阶数。

BP神经网络是根据误差反向传播算法进行训练的多层前馈网络,该算法以实际输出值和期望输出值的误差平方作为目标函数,采用梯度下降的方法计算函数最小值(阮秀凯等,2015)。BP神经网络结构如图1所示,由输入层、隐含层和输出层组成。其基本的学习原理是通过不断调整神经单元间的连接权重使得神经网络总误差最小或达到一定误差值后跳出训练(俞立平,2021)。利用胡剑波等(2022)的研究方法,选取sig-moid函数为激活函数,神经网络设置双隐含层,第一个包含10个神经单元,第二个包含6个神经单元。

碳排放受到社会经济、自然地理和人文风俗等等复杂因素的影响,由其构成的时间序列既有易辨识的线性规律,又包含繁杂的非线性混沌因素,通过ARIMA模型拟合碳排放中线性部分,BP神经网络捕获经ARIMA模型所得残差序列中非线性信息,最终叠加为对整个碳排放趋势的预测,综合二者优势,保证预测结果的稳健性。

##### 2. 减排潜力模型构建

方向距离函数(directional distance function, DDF)是用于测算效率及评估污染物影子价格的一种环境、能源建模技术,其不需要借助特定的函数形式,只需要投入和产出数据便能完成研究所需模型的设定。传统的谢泼德距离函数将期望产出与非期望产出按相同的比例扩张,而方向距离函数最大优点为在一定的生产技术下,沿着事先设定好的方向向量使期望产出最大化,非期望产出最小化。DDF首先由Chambers等(1996)运用于对环境效率的测算,其后Chung等(1997)将非期望产出纳入环境效率测算之内,并将应用范围推广至经济学领域。DDF的理论思想与我国生态文明思想不谋而合,即在经济发展的同时兼顾环境保护。本文构建了包含单个期望产出和单个非期望产出的生产可能性集,用于对全国30个省级地区(因数据缺失,不含西藏及港澳台地区)CO<sub>2</sub>排放效率进行评价,共计30个DMU。假设每个地区使用资本( $K$ )、劳动( $L$ )、能源( $F$ )作为投入,产生了期望产出地区生产总值( $E$ )和非期望产出CO<sub>2</sub>( $C$ )。基于Zhou等(2010)、Zhang和

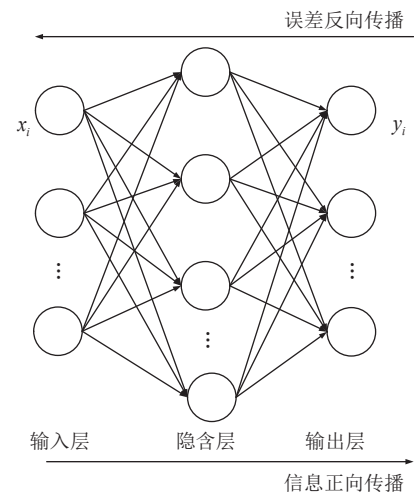


图1 BP神经网络结构图

Choi(2013)对于非径向方向距离函数(non-radial directional distance function, NDDF)的定义,将所有投入和产出都归入目标函数和约束条件,假设有  $K$  个决策单元,在规模报酬不变条件下全要素 NDDF 的值可以表示为如下形式:

$$\begin{aligned} \overline{D}_T(K, L, F, E, C; g) &= \max(\omega_K \beta_K + \omega_L \beta_L + \omega_F \beta_F + \omega_E \beta_E + \omega_C \beta_C), \\ \text{s.t.} &\left\{ \begin{aligned} \sum_{k=1}^K \lambda_k K_k &\leq K - \beta_K g_K \\ \sum_{k=1}^K \lambda_k L_k &\leq L - \beta_L g_L \\ \sum_{k=1}^K \lambda_k F_k &\leq F - \beta_F g_F \\ \sum_{k=1}^K \lambda_k E_k &\geq E + \beta_E g_E \\ \sum_{k=1}^K \lambda_k C_k &= C - \beta_C g_C \\ \lambda_k &\geq 0, \quad k = 1, 2, 3, \dots, K \\ \beta_K, \beta_L, \beta_F, \beta_E, \beta_C &\geq 0 \end{aligned} \right. \end{aligned} \quad (2)$$

其中:  $\omega = (\omega_K, \omega_L, \omega_F, \omega_E, \omega_C)^T$  为与投入指标和产出指标相关的标准化权重向量;  $g = (-g_K, -g_L, -g_F, g_E, -g_C)$  为方向向量,表示期望投入要素的减少、期望产出的增加、非期望产出的减少;  $\beta = (\beta_K, \beta_L, \beta_F, \beta_E, \beta_C)^T \geq 0$  为尺度因子向量,表示要素可以增加、减少的比例。当  $\overline{D}_T(K, L, F, E, C; g) = 0$  时,则决策单元在考虑松弛变量的情况下,位于  $g$  向量的最佳生产前沿上。结合 Zhang 等(2014)将权重向量设为  $\omega = (1/9, 1/9, 1/9, 1/3, 1/3)^T$ ,方向向量  $g$  为  $(-K, -L, -F, E, -C)$ 。本文借鉴 Zhou 等(2010)基于方向距离函数确定全要素测度的思路,构造全要素 CO<sub>2</sub> 排放效率指数(total-factor CO<sub>2</sub> emission performance index, TPCI),用于测量每个省在特定时间内 CO<sub>2</sub> 的排放效率。假设  $\beta_C^*$  和  $\beta_E^*$  为式(2)中对应 CO<sub>2</sub> 和地区生产总值的最优解,则 TPCI 可以表示为

$$TCPI = \frac{(C - \beta_C^* C) / (E + \beta_E^* E)}{C/E} = \frac{1 - \beta_C^*}{1 + \beta_E^*} \quad (3)$$

由于国家生态文明试验区受政策因素的影响,与全国其他非试验区省份存在技术上的异质性,如果将试验区与非试验区不加辨别的放在同一前沿面下研究碳排放效率背后的驱动因素将产生一定的有偏估计。所以本文将 30 个决策单元划分为两个组群前沿,由福建、江西、贵州、海南组成试验组群,其余省份作为非试验组群,然后将不同组前沿包络成一个共同前沿。假设有  $K$  个决策单元进行了  $T$  期生产,全部决策单元可以划分为  $i$  个组群,依次为  $K_1, K_2, \dots, K_i$ 。每个决策单元都使用  $M$  种投入,得到  $N$  中产出,即  $x \in R_+^M, y \in R_+^N$ ,则生产前沿被定义为:  $P = \{(x, y) | x \text{ 生产 } y\}$ 。

$K_i$  组当期基准技术被定义为:  $P_{K_i}^t = \{(x^t, y^t) | x^t \text{ 生产 } y^t\}, t = 1, 2, \dots, T$ 。 $K_i$  组跨期基准组技术被定义为:  $P_{K_i}^I = \text{conv}\{P_{K_i}^1 \cup \dots \cup P_{K_i}^T\}, i = 1, 2, \dots, I$ 。其中  $T$  为时间变量。跨期基准技术由  $K_i$  组内所有时间段的内观测值构成,由此定义相对于组群  $i$  生产技术下的 NDDF 可以表示为

$$\overline{D}^i(K, L, F, E, C; g) = \max\{\omega^t \beta^t: (K, L, F, E, C) + g \times \text{diag}(\beta^t) \in P_{K_i}^t\} \quad (4)$$

共同生产前沿被定义为:  $P^G = \text{conv}(P_{K_1}^I \cup \dots \cup P_{K_i}^I)$ ,表示所有群组生产技术构成的共同前沿,相应的共同前沿技术下的 NDDF 可以表示如式(5),其中  $G$  为共同前沿下技术群组。

$$\overline{D}^G(K, L, F, E, C; g) = \max\{\omega^t \beta^t: (K, L, F, E, C) + g \times \text{diag}(\beta^t) \in P^G\} \quad (5)$$

结合式(3)和组群生产函数的定义,将国家生态试验区减排潜力(reduction potential, RP)的测度表示为

$$RP = 1 - \frac{1 - \beta_C^I}{1 + \beta_E^I} \quad (6)$$

Zhang等(2015)结合群组异质性和非径向松弛向量扩展了Zhou等(2010)提出的基于曼奎斯特指数的CO<sub>2</sub>排放效率评价指数,建立了MNMCI。本文通过研究构建MNMCI,衡量从 $t$ 到 $t+1$ 时期国家生态文明试验区CO<sub>2</sub>排放效率变化的原因。根据式(2)~式(5)并引入时间变量 $S$ ,将静态TPCI扩展为动态TPCI,见式(7)。

$$TPCI(K^s, L^s, F^s, E^s, C^s) = \left[ \frac{(C - \beta_c^*) / (E + \beta_E^*)}{C/E} \right]^s = \left( \frac{1 - \beta_c^*}{1 + \beta_E^*} \right)^s, \quad s = t, t + 1 \quad (7)$$

根据式(7)和对跨期技术、共同前沿技术下NDDF的定义,建立式(8)用于分析CO<sub>2</sub>排放效率动态变化。将MNMCI分解为技术效率变化(efficiency change, EC)、最佳实践距离变化(best-practice gap change, BPC)和技术差距比率的变化(technology gap ratio change, TGC)。EC表示两期观测值与前沿面距离的相对变化,EC>1(或<1)表示决策单元 $t+1$ 期相比 $t$ 期更加接近(或远离)当期组群前沿,是一种“追赶”效应。BPC代表两期前沿面的变动,BPC>1(或<1)表示组群前沿 $t+1$ 期相比 $t$ 期接近(或远离)跨期组群前沿,是一种对技术进步的测量。TGC为跨期组群前沿与共同前沿之间技术差距比率的变化,TGC>1(<1)表示组群前沿 $t+1$ 期相比 $t$ 期更加接近(远离)共同前沿,是一种对技术领先程度的衡量。TGC=1,则组群技术与共同前沿技术重合,该组群在技术创新上居领先地位,若TGC在1左右,则该组群视为领导组。

$$\begin{aligned} MNMCI(K^s, L^s, F^s, E^s, C^s) &= \frac{TCPI^c(K^{t+1}, L^{t+1}, F^{t+1}, E^{t+1}, C^{t+1})}{TCPI^c(K^t, L^t, F^t, E^t, C^t)} = \left[ \frac{TCPI^c(K^{t+1}, L^{t+1}, F^{t+1}, E^{t+1}, C^{t+1})}{TCPI^c(K^t, L^t, F^t, E^t, C^t)} \right] \times \\ &\left[ \frac{TCPI^t(K^{t+1}, L^{t+1}, F^{t+1}, E^{t+1}, C^{t+1}) / TCPI^c(K^{t+1}, L^{t+1}, F^{t+1}, E^{t+1}, C^{t+1})}{TCPI^t(K^t, L^t, F^t, E^t, C^t) / TCPI^c(K^t, L^t, F^t, E^t, C^t)} \right] \times \\ &\left[ \frac{TCPI^c(K^{t+1}, L^{t+1}, F^{t+1}, E^{t+1}, C^{t+1}) / TCPI^t(K^{t+1}, L^{t+1}, F^{t+1}, E^{t+1}, C^{t+1})}{TCPI^c(K^t, L^t, F^t, E^t, C^t) / TCPI^t(K^t, L^t, F^t, E^t, C^t)} \right] = \\ &\left( \frac{TE^{t+1}}{TE^t} \right) \times \left( \frac{BPR^{t+1}}{BPR^t} \right) \times \left( \frac{TGR^{t+1}}{TGR^t} \right) = EC \times BPC \times TGC \quad (8) \end{aligned}$$

## (二)数据来源及处理

本文实证研究基于2005—2019年30个省级面板数据(由于数据缺失,不包含西藏地区和港澳台地区)。投入指标为劳动( $L$ )、资本( $K$ )、能源( $F$ ),产出指标为期望产出地区生产总值( $E$ )和非期望产出CO<sub>2</sub>( $C$ ),数据源自《中国统计年鉴》《中国能源统计年鉴》《中国劳动统计年鉴》。劳动投入(万人):参考陈明华等(2021)处理方法,选取城镇单位期末从业人数、私营和个体期末从业人数。资本存量(亿元):使用永续盘存法进行估算,借鉴张军等(2004)所提供的处理方式。能源消耗(万吨):为各省主要能源产品消费总量。地区生产总值(亿元):各地区生产总值,以2005为基期进行平减处理,剔除物价因素的影响。CO<sub>2</sub>(万吨):来自各地区煤炭、焦炭、原油、汽油、煤油、柴油、燃烧油、天然气八类一次化石能源燃烧产生的直接排放及电力消耗所产生的间接排放。计算方法、折标煤系数、碳排放系数来自《IPCC国家温室气体清单指南(2006)》,电力消耗所用折标煤系数、碳排放系数参考李运新等(2014)的研究。对GDP预期增速的合理分析是碳强度预测的基础一环,参考福建、江西、贵州、海南“十四五规划”中GDP年均增速分别为6.3%、7%、7%、10%左右,据此设定为四省2021—2025年GDP增速。福建、江西“十四五规划”规定2035年人均GDP达到中等发达国家水平,贵州、海南在“十四五规划”中指出2035年人均GDP达到全国平均水平,结合国家“十四五规划”中“到2035年实现经济总量或人均国内生产总值翻一番”,即2020—2035年累计增速在100%以上。参考刘学良等(2014)预测中国人口规模在2027年达到顶峰,即14.15亿人,之后开始持续下降。2021年末我国总人口达14.12亿,据此设定在预测期内总人口规模保持不变,参照蒋昫辰等(2022)对各省GDP预测的基准情形,将福建、江西、贵州、海南2025—2030年GDP年均增速设定为5.2%、5.7%、5.4%、6.3%。

## 四、实证结果与分析

### (一)国家生态文明试验区碳强度预测分析

根据政府间气候变化专门委员会(IPCC)方法测算得到,国家生态文明试验区碳排放总量于2019占全国

碳排放总量 8% 以上,2005—2016 年碳排放增速较快,2016—2019 年增速逐渐放缓。国家生态文明试验区内在各省碳排放总量波动平缓。其中,2018 年之前贵州碳排放总量最大,2019 年后碳排放下降于第二位;福建碳排放总量从 2016 年开始持续上涨于 2018 年超过贵州排到第一位;江西、海南碳排放总量波动幅度最小,排在第三、第四位(图 2)。在利用时间序列模型进行碳排放预测对数据有平稳性要求。因此首先对 2005—2019 年碳排放序列进行单位根检验,所得结果呈现在表 1 中。其中, $C$  为碳排放序列, $t$  统计量值为  $-2.376$ ,无法在 5% 的显著性水平下拒绝存在单位根。对碳排放序列进行 1 阶差分处理,所得序列记为  $DC$ 。对  $DC$  再次单位根检验, $t$  统计量值为  $-2.951$ ,可以在 5% 的显著性水平下拒绝存在单位根,此时数据满足平稳性要求。对碳排放序列差分处理后利用自相关系数和偏自相关系数确定 ARIMA 模型滞后阶数。图 3 和图 4 分别为差分后的碳排放序列各阶自相关系数和偏自相关系数图,阴影部分刻画了 95% 的置信区间。图 3 显示自相关系数呈一阶拖尾,一阶系数位于 95% 的置信区间之外,由此确定自回归模型 AR 的滞后阶数为 1。图 4 显示偏自相关系数呈一阶截尾,一阶系数位于 95% 置信区间之外,以此确定移动平均模型 MA 滞后阶数为 1。综上,建立时间序列模型为 ARIMA(1,1,1)。

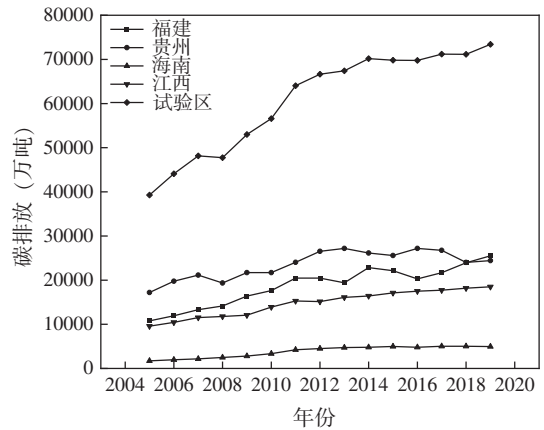


图 2 国家生态文明试验区碳排放变化趋势

表 1 单位根检验

碳排放序列	ADF 检验值	$P$	平稳性
$C$	-2.376	0.1488	非平稳
$DC$	-2.951	0.0397	平稳

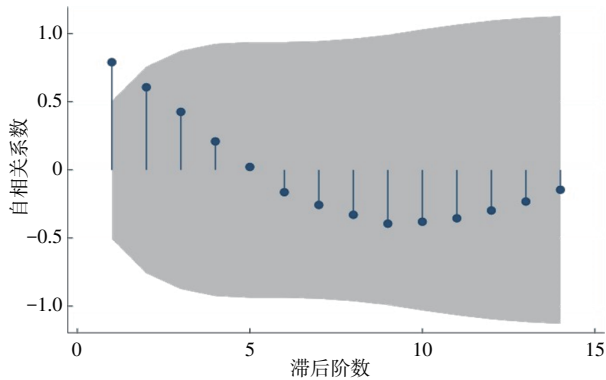


图 3 自相关系数

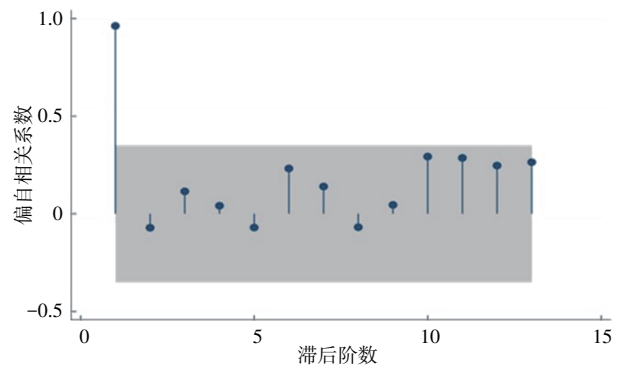


图 4 偏自相关系数

$CO_2$  排放量受经济结构、能源强度、技术效率等等错综复杂因素的交互影响,单纯地时间序列分析能对线性因素进行较好的捕获,为了进一步发掘遗漏信息,将时间序列模型所得残差序列纳入 BP 神经网络之中,更好的揭示了其他因素对碳排放非线性的影响。将原始数据进行归一化处理,以提高神经网络收敛速度,待输出结果后反归一化,残差序列前 10 个数据作为训练集,其余留作验证集。将训练数据带入按研究方法中设定的神经网络,所得结果与 ARIMA 预测值之和为最终预测。由 ARIMA-BP 神经网络模型所得碳排放预测值与 GDP 预测值之比即为国家生态文明试验区碳强度变动趋势,如图 5 所示。由 ARIMA-BP 神经网络模型所得碳强度预测序列均方误(MSE)为 0.005,平均绝对百分比误差(MAPE)为 1.95%。从预测结果得知国家生态文明试验区 2028 年碳强度相较于 2005 年碳强度下降 67.5%,从 2.98 吨/万元下降至 0.968 吨/万元,提前实现国家 2030 年碳强度比 2005 年下降 65% 以上的目标,到 2030 年碳强度降至 0.918 吨/万元,比 2005 年碳强度下降 69.2%。依据 ARIMA-BP 神经网络模型对国家生态文明试验区四省进行预测,结

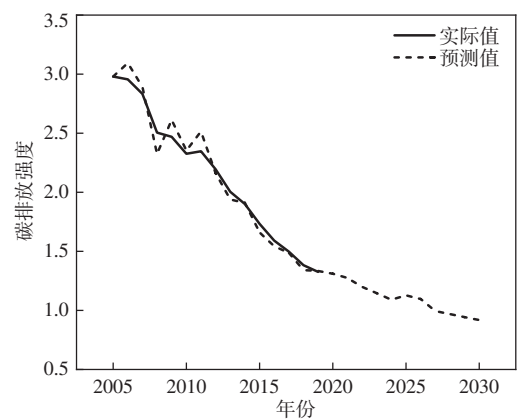


图 5 国家生态文明试验区总体碳强度预测

果汇报如图6所示。贵州碳强度下降幅度最大,2030年相较2005年碳强度下降77.5%,福建、江西、海南碳强度下降幅度相比2005年均均在65%以上。

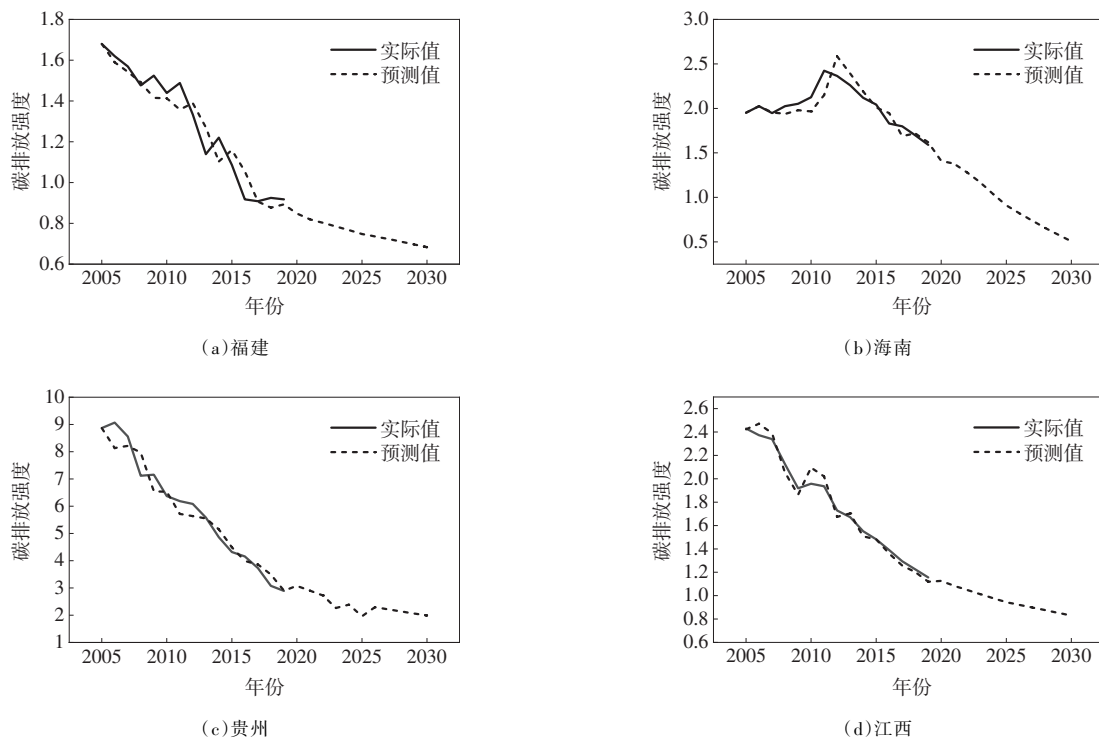


图6 国家生态文明试验区分省碳强度预测

## (二)国家生态文明试验区减排潜力分析

根据国家生态文明试验区投入产出数据,以及式(2)、式(4)和式(6)可以测算出试验区内2005—2019年CO<sub>2</sub>减排潜力,根据式(3)所测福建、江西碳排放效率较高,距离最优前沿面较近,减排空间较小,故此部分仅对国家生态文明试验区总体减排潜力进行预测。为了研究在“双碳”目标及碳强度下降的约束下,国家生态文明试验区减排潜力将会有怎样的演进趋势,运用ARIMA-BP神经网络模型对减排潜力时间序列数据进行直接预测,识别出在历史发展轨迹下减排潜力的推演规律,分析其对国家生态文明试验区2030年碳强度下降目标及碳达峰碳中和进程的影响。2016年中共中央办公厅、国务院办公厅印发《关于设立统一规范的国家生态文明试验区意见》及《国家生态文明试验区(福建)实施方案》,相继确立福建、江西、贵州和海南的国家生态文明试验区的地位。图7汇报了国家生态文明试验区减排潜力在预测期内的波动态势,以2016年为节点,重点研究国家生态文明试验区减排潜力的动态演进规律。从图中可以发现,预测期内减排潜力存在较大的波动,一方面是因为2005—2019年减排潜力时间序列数据本身存在较大起伏,ARIMA-BP神经网络模型对这种趋势进行了很好的学习与捕获,并体现在了后续的预测中;另一方面也表明了实现“双碳”目标与碳强度下降的约束更是前进性与曲折性的统一,实现“双碳”目标不是一蹴而就的事情。2016—2030年,国家生态文明试验区减排潜力趋势图在波动中下滑,年均减排空间可达26.59%,相当于年均减排21649.33万吨CO<sub>2</sub>。到2030年减排潜力达21.9%,为2016—2030年最低值,与此对应的是2030年国家生态文明试验区碳排放强度实现相较于2005年下降65%以上的目标。由于减排潜力等于1-TPCI,碳排放效率越高则减排潜力越小,这意味着国家生态文明试验区碳排放效率得到很好的提升。为了进一步探讨减排潜力呈现波动下滑的原因,一方面,由于

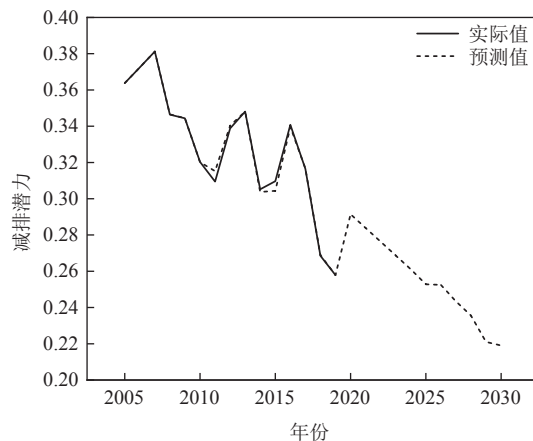


图7 国家生态文明试验区减排潜力预测

减排技术的进步促使化石能源消费量的降低,进而推动 CO<sub>2</sub>排放效率的提高,然而由于反弹效应的存在使得 CO<sub>2</sub>排放效率提高所减少的碳排放会被部分抵消掉(查冬兰等,2013)。减排技术的进步通过影响有效能源服务的价格及促进经济的增长而引致更多的能源消费或带来要素需求的扩张,从而对 CO<sub>2</sub>排放产生直接或间接的反弹效应(杨莉莎等,2019)。另一方面,随着区域内减排技术的进一步优化与推广,在兼顾技术革新的同时加强能源结构的转变与利用效率的提高,使得反弹效应逐步弱化,国家生态文明试验区碳排放效率逐渐得到优化,从而越发接近潜在最优技术前沿,从而使减排空间逐步缩小。

### (三)国家生态文明试验区减排潜力驱动因素分析

CO<sub>2</sub>排放效率的测算受到劳动、资本、能源、期望产出和非期望产出的影响,把这五因素作为变量直接纳入预测模型之中预测效率变化的趋势会产生大量的误差累计,为了探究国家生态文明试验区减排潜力变化背后的驱动因素,重点分析 2005—2019 年区域内 MNMCPI,间接研究区域内减排潜力,为未来减排提供一定的参考。根据式(7)、式(8),分别计算试验组与非试验组 2005—2019 年 CO<sub>2</sub>排放效率指数及 MNMCPI,表 2 给出了历年的 MNMCPI 及其分解均值,表 3 描述了试验组、非试验组与全国之间的差异。由表 2、表 3 可知,国家生态文明试验区 MNMCPI 均值为 1.008,即在观测期内碳排放效率年均提升 0.8%,累计增幅 12%。十八大以来,党中央将生态文明建设纳入中国特色社会主义总布局,国家生态文明试验区碳排放趋势整体好转。观测期内试验组技术效率变化均值 EC 为 1.0031,其值大于 1,年均增幅 0.31%,累计增幅 4.65%,年均增幅远高于非试验组和全国的-0.97%、-0.33%。这说明试验组内减排技术原本落后的省份实现了对省内潜在最优减排技术的追赶。福建福林贷、江西绿色生态技术标准创新机制、贵州磷化工行业“以渣定产”和海南生态敏感区建设造价服从生态机制等技术、机制创新已纳入发改委《国家生态文明试验区改革举措和经验做法推广清单》。这充分说明试验区依托资源禀赋优势,充分挖掘区域创新潜力,提升管理效率,深入市场经济改革等,促使技术效率的提升。

最佳实践距离变化均值 BPC 为 1.0103,虽然低于非试验组和全国的 1.1222 和 1.0663,这一结果与中国社会经济区域发展水平布局相吻合。试验组 BPC 均值大于 1,年均增幅 1.03%,累计增幅 14.5%,这说明在观测期内试验组当期前沿朝跨期前沿不断移动,试验组实际减排技术已愈发向组内最优减排技术靠拢,技术进步效益初见端倪。当前研究普遍认为能源结构、配置效率,技术进步是影响 CO<sub>2</sub>减排的重要因素,Godil 等(2021)、Lin 和 Ma(2022)的研究支撑了科技创新、技术进步在减排降碳中的基础性作用,试验组内这种对先进技术的追赶效应决定了其巨大的减排潜力。试验组技术差距比率变化均值 TGC 为 1.0007,高于全国均值。非试验组 TGC 均值接近 1,说明其在共同前沿内位于领先地位,这也与我国区域发展不平衡不充分的事实相契合。非试验组内广东、江苏、北京、上海等是全国技术最先进、经济最发达的地区,其在减排技术上的巨大优势引领整个非试验组的技术进步。试验组 TGC 均值大于 1,年均增幅 0.07%,累计增 1.05%,说明试验组跨期前沿与共同前沿之间的差距不断缩小,从本质上反映了国家生态文明试验区潜在最优减排技术对全国潜在最优减排技术的迫近。试验组与全国最先进减排技术的差距在缩小,对全国技术水平具有追赶效应,这种强劲的追赶效应也促使了国家生态文明试验区碳强度快速下降。

由表 2 数据绘制图 8,反映了试验组与非试验组 MNMCPI 及分解均值在 2005—2019 年的动态变化趋势。国家生态文明试验区 MNMCPI 在观测期内经历了三个阶段的增长,“十一五”规划中强调“单位国内生产总值能耗降低 20%左右,主要污染物排放总量减少 10%”的约束性指标, MNMCPI 由 2006 年的 0.9727 上升至

表 2 MNMCPI 及分解均值

年份	试验组				非试验组			
	MNMCPI	EC	BPC	TGC	MNMCPI	EC	BPC	TGC
2006	0.9727	0.9861	0.9294	1.0500	1.1904	1.0230	1.1652	1.0000
2007	1.0090	0.8912	1.0276	1.1660	1.0598	1.0020	1.0571	1.0000
2008	1.0538	1.0381	1.0981	0.9261	1.0906	0.9912	1.0972	1.0000
2009	0.9420	1.0272	0.9107	1.0145	1.0922	1.0146	1.1023	1.0000
2010	1.0743	1.0194	1.0270	1.0217	1.0335	0.9914	1.0499	1.0000
2011	0.8109	1.0225	0.8963	0.8763	0.9541	0.9511	1.0145	1.0000
2012	1.0635	0.9587	1.0332	1.0781	1.1091	0.9749	1.1601	1.0000
2013	1.2005	0.9900	1.0903	1.1017	1.0460	0.8531	1.3332	1.0000
2014	1.0250	1.0608	0.9666	1.0015	1.0021	1.2388	0.8850	1.0000
2015	0.9973	0.9628	1.0287	1.0173	1.1632	0.9973	1.1646	1.0000
2016	0.8193	0.9513	1.0982	0.7854	1.1416	0.9579	1.2601	1.0000
2017	1.0288	1.0553	1.0211	0.9559	1.1798	0.9858	1.1553	1.0000
2018	0.9629	1.0623	0.9991	0.9013	1.0173	0.9545	1.0854	1.0000
2019	1.1515	1.0182	1.0186	1.1138	1.0202	0.9293	1.1810	1.0000

表 3 MNMCPI 及分解均值比较

地区	MNMCPI	EC	BPC	TGC
试验组	1.0080	1.0031	1.0103	1.0007
非试验组	1.0786	0.9903	1.1222	1.0000
全国	1.0433	0.9967	1.0663	1.0003



2010年的1.0743。“十二五”规划进一步强化强制性节能减排约束性指标,国务院发布《“十二五”控制温室气体排放工作方案》,环境规制强大的力量促使区域内减排降碳技术的创新,提升了CO<sub>2</sub>的排放绩效。2013年试验组MNMCI达1.2005,为观测期内最高,从另一方面也验证了波特假说。党的十八届五中全会和“十三五”规划中明确提出建立统一规范的国家级生态文明试验区,并与2016年后相继确立了四省试验区的地位,区域内CO<sub>2</sub>排放效率得到巨大提升,并于2019年超越非试验组,到达1.1515,逐步成为我国减排降碳的先锋。以2016年为节点,2016年之前国家生态文明试验区技术效率均值EC波动较大,且多数年份小于1。2016年之后,EC波动逐步平稳,且均大于1,技术效率至此值始终高于非试验组。试验组与非试验组最佳实践距离变化均值BPC在2016年差距达到最大,2016年之后差异逐渐变小,且这种波动差异有慢慢收敛的趋势。2016—2019年,试验组BPC值增幅实现了负增长到正增长的转变。这种转变揭示了组内当期前沿与组内跨期前沿的差距渐渐缩小,组内实际减排技术不断趋近组内潜在最优减排技术,这正是促使国家生态文明试验区CO<sub>2</sub>减排的驱动力。2016年之前,试验组技术差距比率变化均值TGC存在很大的波动,在2016年甚至严重偏离了共同前沿。2016年之后TGC增幅实现由负转正,试验组内减排技术与全国潜在最优减排技术之间的缺口逐渐缩小。一方面得益于国家生态文明试验区发掘自身资源技术潜力。福建生态文明先导效应显现,森林覆盖率保持第一,福夏泉国家自主创新区、“丝路海运”“数字丝路”等重大工程成效显著;贵州依托大数据建设,数字经济增速连续五年全国第一,“双十工程”强力推进,万元GDP能耗降幅居全国前列;江西率先实现全流域生态补偿,深入实施长江经济带“共抓大保护”攻坚行动;海南自由贸易港建设蓬勃开展,南繁、深海、航天三大科技创新中心稳步推进。另一方面得益于试验组承接了大量来自非试验组的产业转移。江西、贵州、海南为我国经济发展不充分地区,“十二五”“十三五”时期是我国大力推进低碳经济、循环经济的转型时期,也是这些地区承接非试验组产业转移的机遇期。试验组充分发挥后发优势,吸收利用先进技术、管理经验,并在此基础上结合区域优势实现跨越式发展,为今后碳达峰打下坚实的技术基础。

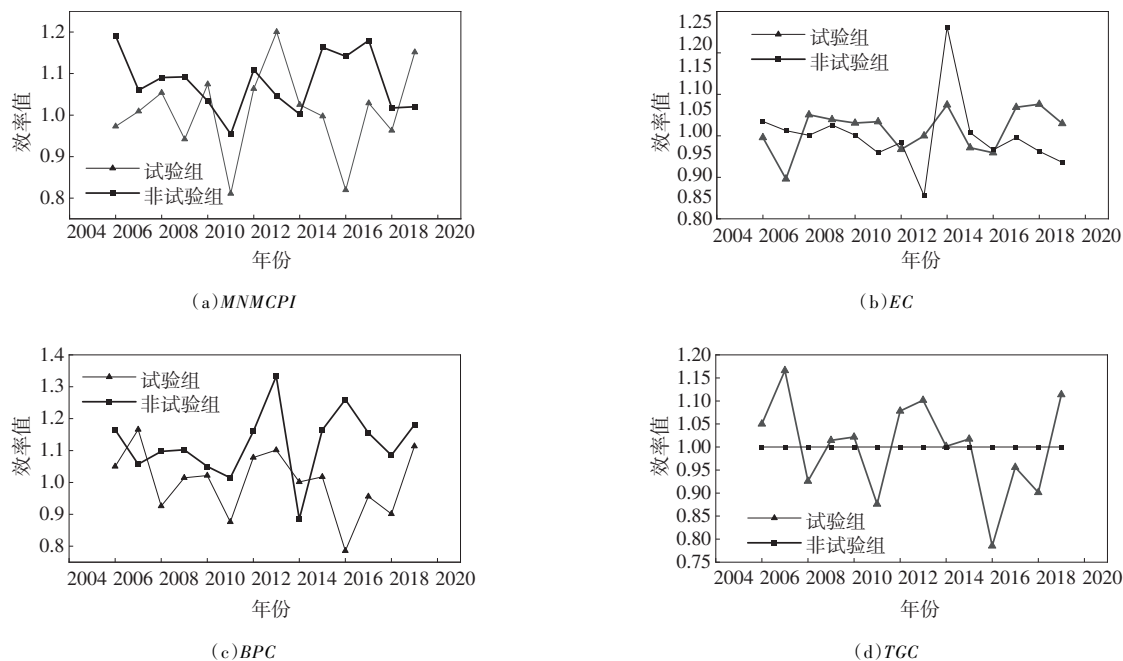


图8 MNMCI及分解均值动态趋势

## 五、结论与政策建议

本文基于ARIMA-BP神经网络模型并在碳达峰和相应的GDP增长目标下预测了国家生态文明试验区碳强度,同时应用非径向方向距离函数、共同前沿理论与MNMCI对国家生态文明试验区减排潜力进行了深入的探讨。研究发现:

(1)在ARIMA-BP神经网络模型的预测中,国家生态文明试验区2028碳强度相较于2005碳强度下降67.5%,从2.98吨/万元下降至0.968吨/万元,提前实现国家2030年碳强度比2005年下降65%以上的目标,到

2030年碳强度降至0.918吨/万元,比2005年碳强度下降69.2%。国家生态文明试验区内贵州碳强度下降幅度最大,2030年相较2005年碳强度下降77.5%,福建、江西、海南碳强度下降幅度相比2005年均均在65%以上。

(2)2016—2030年,国家生态文明试验区减排潜力趋势图大致在波动中下滑,年均减排空间可达26.59%,相当于年均减排21649.33万吨CO<sub>2</sub>。到2030年减排潜力达21.9%,为2016—2030年最低值,与此对应的是2030年国家生态文明试验区碳排强度实现相较于2005年下降65%以上的目标。为了进一步探讨减排潜力呈现波动下滑的原因,一方面,由于减排技术的进步促使化石能源消费量的降低,进而推动CO<sub>2</sub>排放效率的提高,然而由于反弹效应的存在使得CO<sub>2</sub>排放效率提高所减少的碳排放会被部分抵消掉;另一方面,随着区域内减排技术的进一步优化与推广,在兼顾技术革新的同时加强能源结构的转变与利用效率的提高,使得反弹效应逐步弱化,国家生态文明试验区碳排放效率逐渐得到优化,从而越发接近潜在最优技术前沿,从而使减排空间逐步缩小。

(3)为了避免多变量纳入模型之中造成的预测误差累计,利用MNMCI分析国家生态文明试验区2005—2019年CO<sub>2</sub>排放效率变化动因,从而间接分析减排潜力,为研究未来动态趋势提供参考。国家生态文明试验区MNMCI均值为1.008,年均增幅0.8%,EC、BPC、TGC均值为1.0031、1.0103、1.0007,年均增幅分别为0.31%、1.03%、0.07%。以2016年为节点,MNMCI、EC、BPC、TGC均实现正增长,技术效率、技术进步趋势日益显现,跨期前沿向共同前沿不断靠拢,国家生态文明试验区内潜在最优减排技术不断趋近于全国潜在最优减排技术。技术效率和技术进步是驱动国家生态文明试验区CO<sub>2</sub>减排的决定力量,是试验区碳强度下降的动力源泉。

基于以上研究结论,本文对国家生态文明试验区碳强度目标的推进提出以下建议:

(1)立足区位实情,科学稳妥、循序渐进,逐步实现碳强度目标。由本文可知,碳强度下降目标的实现是一个长期的过程,当前国家生态文明试验区经济增长与能源消耗量增加并未完全脱钩,应筑牢能源安全底线,坚持先立后破,推动能源消费低碳化渐进转型。在保障经济平稳运行的前提下务必处理好发展与减排的关系,在稳定碳强度预期的基础上依托资源禀赋条件与减排空间优势实现经济发展方式的绿色转型,发挥经济增长在碳强度下降中的承压作用。

(2)建立并完善市场化降碳机制,促使减排空间优势助力区域经济低碳化增长。根据本文研究至2030年国家生态文明试验区年均减排空间达21649.33万吨,减排潜力作为稀缺的要素资源在全国性碳交易市场建立的背景下国家生态文明试验区应进一步加强碳交易机制建设,扩大交易主体范围,充分发挥减排空间的经济激励作用。同时发挥碳交易、用能权交易、电力市场交易协同增效作用。尝试探索碳汇市场交易机制,发挥其生态补偿与固碳增汇的作用。

(3)巩固强化科技创新在减排降碳中的支撑作用,促进推广先进成果在国家生态文明试验区中的应用。根据本文研究技术进步是驱动国家生态文明试验区CO<sub>2</sub>减排与碳强度下降的决定力量。应加强煤矿绿色开发、化石能源低碳利用、零碳负碳工业、碳捕获及封存等重点行业、领域低碳核心性技术突破,重点研发可再生能源关键技术,打造产能、储能、输能、节能高效清洁的完整闭环。充分发挥试验区内大数据、人工智能的优势,形成新一代信息技术与绿色低碳技术。促进产学研深度融合,加强技术创新的区域协同效应,打造技术研发奖励约束制度,扫清新技术应用中的体制、机制障碍。

### 参考文献

- [1] 查冬兰,周德群,孙元,2013.为什么能源效率与碳排放同步增长——基于回弹效应的解释[J].系统工程,31(10):105-111.
- [2] 陈明华,岳海珺,郝云飞,等,2021.黄河流域生态效率的空间差异、动态演进及驱动因素[J].数量经济技术经济研究,38(9):25-44.
- [3] 韩楠,罗新宇,2022.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,37(5):1277-1288.
- [4] 胡剑波,罗志鹏,李峰,2022.“碳达峰”目标下中国碳排放强度预测——基于LSTM和ARIMA-BP模型的分析[J].财经科学,(2):89-101.
- [5] 蒋昀辰,钟苏娟,王逸,等,2022.全国各省域碳达峰时空特征及影响因素[J].自然资源学报,37(5):1289-1302.
- [6] 李新运,吴学锰,马俏俏,2014.我国行业碳排放量测算及影响因素的结构分解分析[J].统计研究,31(1):56-62.
- [7] 刘朝,王梓林,原慈佳,2022.结构视域下自主技术创新对工业碳排放的影响及趋势预测[J].中国人口·资源与环境,32(7):12-21.
- [8] 刘学良,2014.中国养老保险的收支缺口和可持续性研究[J].中国工业经济,(9):25-37.

- [9] 屈秋实, 王礼茂, 王博, 等, 2021. 中国有色金属产业链碳排放及碳减排潜力省际差异[J]. 资源科学, 43(4): 756-763.
- [10] 冉靖, 张智刚, 梁志峰, 等, 2020. 风电场风速和发电功率预测方法综述[J]. 数理统计与管理, 39(6): 1045-1059.
- [11] 阮秀凯, 刘莉, 张耀举, 等, 2015. 现代无线通信系统盲处理技术新进展: 基于智能算法[M]. 上海: 复旦大学出版社, 19-25.
- [12] 王韶华, 刘晔, 张伟, 2021. 京津冀碳排放强度影响因素的动态效应分析及情景预测[J]. 城市问题, (5): 42-51.
- [13] 杨莉莎, 朱俊鹏, 贾智杰, 2019. 中国碳减排实现的影响因素和当前挑战——基于技术进步的视角[J]. 经济研究, 54(11): 118-132.
- [14] 杨青, 王晨蔚, 2019. 基于深度学习 LSTM 神经网络的全球股票指数预测研究[J]. 统计研究, 36(3): 65-77.
- [15] 杨玉文, 吴爱玲, 2020. 民族地区碳排放驱动机制分析及趋势预测[J]. 云南民族大学学报(哲学社会科学版), 37(3): 88-95.
- [16] 俞立平, 2021. 回归盲点下高校人文社科研究效率影响因素研究——基于 BP 人工神经网络的分析[J]. 软科学, 35(11): 130-137.
- [17] 张军, 吴桂英, 张吉鹏, 2004. 中国省际物质资本存量估算: 1952-2000[J]. 经济研究, (10): 35-44.
- [18] 张丽琨, 张亚萍, 梁远, 2022. 中国工业企业绿色技术创新效率的测度与评价——基于超效率网络 SBM-Malmquist 模型分析[J]. 技术经济, 41(7): 13-22.
- [19] 张宁, 刘青君, 2022. 碳交易对碳达峰、碳中和目标的成本效益机制研究——基于试点省市高耗能行业的模拟[J]. 广东社会科学, (2): 46-58.
- [20] 张平淡, 屠西伟, 2022. 制造业集聚、技术进步与企业全要素能源效率[J]. 中国工业经济, (7): 103-121.
- [21] 钟超, 刘宇, 汪明月, 等, 2018. 中国碳强度减排目标实现的路径及可行性研究[J]. 中国人口·资源与环境, 28(10): 18-26.
- [22] CHAMBERS R G, CHUNG Y, FÄRE R, 1996. Benefit and distance functions[J]. Journal of Economic Theory, 70(2): 407-419.
- [23] CHUNG Y H, FARE R, GROSSKOPF S, 1997. Productivity and undesirable outputs: A directional distance function approach[J]. Journal of Environmental Management, 51(3): 229-240.
- [24] GODIL D I, YU Z, SHARIF A, et al, 2021. Investigate the role of technology innovation and renewable energy in reducing transport sector CO<sub>2</sub> emission in China: A path toward sustainable development[J]. Sustainable Development, 29(4): 694-707.
- [25] LIN B, MA R, 2022. Green technology innovations, urban innovation environment and CO<sub>2</sub> emission reduction in China: Fresh evidence from a partially linear functional-coefficient panel model[J]. Technological Forecasting and Social Change, 2022, 176: 121434.
- [26] LIU X, MENG X, WANG X, 2021. Carbon emissions prediction of Jiangsu province based on lasso-bp neural network combined model[C]//IOP Conference Series: Earth and Environmental Science. IOP Publishing, 769(2): 022017.
- [27] NING L, PEI L, LI F, 2021. Forecast of China's carbon emissions based on Arima method[J]. Discrete Dynamics in Nature and Society, 2021(2021): 1-12.
- [28] NIU D, WANG K, WU J, et al, 2020. Can China achieve its 2030 carbon emissions commitment? Scenario analysis based on an improved general regression neural network[J]. Journal of Cleaner Production, 243: 118558.
- [29] ZHANG N, CHOI Y, 2013. A comparative study of dynamic changes in CO<sub>2</sub> emission performance of fossil fuel power plants in China and Korea[J]. Energy Policy, 62: 324-332.
- [30] ZHANG N, JIANG X F, 2019. The effect of environmental policy on Chinese firm's green productivity and shadow price: A metafrontier input distance function approach[J]. Technological Forecasting and Social Change, 144: 129-136.
- [31] ZHANG N, KONG F, CHOI Y, et al, 2014. The effect of size-control policy on unified energy and carbon efficiency for Chinese fossil fuel power plants[J]. Energy Policy, 70: 193-200.
- [32] ZHANG N, ZHOU P, KUNG C C, 2015. Total-factor carbon emission performance of the Chinese transportation industry: A bootstrapped non-radial Malmquist index analysis[J]. Renewable and Sustainable Energy Reviews, 41: 584-593.
- [33] ZHOU P, ANG B W, HAN J Y, 2010. Total factor carbon emission performance: A Malmquist index analysis[J]. Energy Economics, 32(1): 194-201.

## Carbon Intensity Prediction and Emission Reduction Potential in National Ecological Civilization Pilot Zone under the Goal of Carbon Peak

Hu Jianbo<sup>1</sup>, Li Xiaoxiao<sup>1</sup>, Cai Wenxin<sup>2</sup>

(1. School of Economics, Guizhou University of Finance and Economics, Guiyang 550025, China;

2. School of Big Data Application and Economics, Guizhou University of Finance and Economics, Guiyang 550025, China)

**Abstract:** Based on ARIMA-BP neural network model predicted the carbon intensity of national ecological civilization pilot zone under the target of carbon peak, and the non-radial directional distance function, meta-frontier theory and Meta-frontier non-radial Malmquist CO<sub>2</sub> emission performance index (MNMCPi) were used to discuss the potential of emission reduction. The research conclusions are as follows. Firstly, the MSE (mean square error) of the carbon intensity prediction series from the ARIMA-BP neural network model is 0.005 and the MAPE (mean absolute percentage error) is 1.95%, showing a high accuracy. Compared with the carbon emission intensity in 2005, the carbon emission intensity of the region will be decreased by 67.5% in 2028. This result shows that the goal of reducing carbon intensity by more than 65% in 2030 compared with 2005 will be achieved ahead of schedule. Among them, Guizhou has the largest decrease in carbon intensity, with an 77.5% decrease, while Fujian, Jiangxi and Hainan all have a decrease of more than 65%. Secondly, the trend chart of the emission reduction potential of the zone has generally declined in fluctuation, and the average annual emission reduction space from 2016 to 2030 can reach 26.59%, approximately 216.4933 million tons of CO<sub>2</sub>. By 2030, the emission reduction potential will reach 21.9%, the lowest value between 2016 and 2030. Since the emission reduction potential is negatively related to the carbon emission efficiency, the higher the carbon emission efficiency, the smaller the emission reduction potential, which means that the carbon emission efficiency of the zone has been optimized. Thirdly, by exploring the change in CO<sub>2</sub> emission efficiency, and indirectly analyzing the change causes of regional emission reduction potential, under the MNMCPi analysis, the average value of MNMCPi in the region is 1.008, with an average annual growth rate of 0.8%. The average value of changes in technical efficiency, best practice gap and technology gap ratio is 1.0031, 1.0103 and 1.0007, with an average annual growth rate of 0.31%, 1.03% and 0.07% respectively. The region's potential optimal emission reduction technologies are constantly approaching the national optimal emission reduction technologies, which promotes the rapid decline of carbon intensity.

**Keywords:** carbon peak; national ecological civilization pilot zone; carbon intensity; forecast; carbon reduction potential