

DOI: 10.3969/j.issn.1674-1951.2021.01.000

多重不确定性下基于 LMDI 的城市工业碳排放影响因素分析及预测：以苏州市为例

Impact Factor Analysis and Forecasting of the Carbon Emission of Industrial Sectors
Based on LMDI Method Under Multiple Uncertainties: The Case of Suzhou

王盛^{1*}, 谈健², 马亚辉¹, 邹风华¹

Sheng Wang^{1*}, Jian Tan², Yahui Ma¹, Fenghua Zou¹

(1. 国网(苏州)城市能源研究院有限公司, 苏州 215000; 2. 国网江苏省电力有限公司经济技术研究院, 210000)

(1. State Grid (Suzhou) City & Energy Research Institute Co., Ltd, Suzhou 215000, China; 2. State Grid Jiangsu Economic Research Institute, State Grid Jiangsu Electric Power Co., Ltd, Nanjin 210000, China)

摘 要: “双碳”政策对城市产业发展起着至关重要的影响。准确计算碳排放量及分析碳排放结构, 并综合预测与研判未来产业能源碳排放的走势, 是科学制定城市产业发展与规划政策的基础。本文提出了一种基于 LMDI 法的城市工业碳排放影响因素分析方法, 并提出考虑多种不确定性的未来碳排放量的预测方法, 并以苏州市为例进行了分析。首先, 我们重构了 Kaya 恒等式, 使其能够更好的考虑城市受端电网接收外来电部分的碳排放, 以及同时考虑其细分产业结构和能源消费结构, 并基于 LMDI 法对碳排放的影响因素进行分解。其次, 在以往文献中通常采用的基于确定性场景的情景预测法的基础上, 本文进一步基于箱型不确定集, 对各碳排放影响因素的不确定性确定性进行建模。然后, 建立了改进的 STIRPAT 预测模型, 并通过情景预测与求解基于不确定集的优化模型两者相结合的方式, 构建了碳排放量的预测方法。最后, 以苏州市规模工业为例, 对本文提出的方法进行了验证, 并提出了相应的政策建议。

关键词: 碳排放影响因素分解; LMDI 法; 箱型不确定集; 改进的 STIRPAT 法; 碳排放量预测

中图分类号: XX.XX: XX.XX

文献标志码: A

文章编号: 1674-1951(2020)01-0000-00

Abstract: The policies on peaking carbon emissions and realizing carbon neutrality have crucial impacts on the development of urban industries. Accurately measuring the carbon emission and analyzing its impact factors, as well as comprehensively studying the energy-related carbon emissions structure of industrial sectors in the future, is the foundation of scientifically devising the policies on city development. In this paper, an impact factor analysis approach of urban industries is proposed based on Logarithmic Mean Divisia Index (LMDI) method, and the carbon emission forecasting method under multiple uncertainties is developed. First, the Kaya equation is reformulated to better take the carbon emission of electricity received from outside the city into account. Meanwhile, the reformulated Kaya equation can measure the impacts from the industrial and energy consumption structures. LMDI method is utilized to decompose the impact factors of carbon emission. Then, based on the deterministic scenario-based forecasting method in previous studies, we further model the multiple uncertainties from impact factors based on the box-type uncertainty set. Moreover, we improve the STIRPAT forecasting model, and construct a forecasting method by optimizing and obtaining the upper and lower bound within the uncertainty set. Finally, the proposed methods are validated by using Suzhou as an example, and practical political suggestions are provided.

Keywords: decomposition of impact factors of carbon emission; LMDI method; box-type uncertainty; improved STIRPAT method; carbon emission forecasting

0 引言

随着近些年来社会经济的飞速发展, 中国在 2009 年开始超过美国, 成为全球碳排放量最大的经

济体^[1]。作为负责任的大国, 中国出台了一系列以减少碳排放为目的的能源政策, 并力争在 2030 年实现碳达峰, 2060 年实现碳中和。江苏省作为我国

收稿日期: 2021-XX-XX; 修回日期: 2021-XX-XX

资助项目: “双碳”目标对江苏中长期能源发展影响及对江苏省电力公司发展建议

东部沿海的能源消费大省,而苏州市作为江苏省内经济体量最大的地级市,是实现降低碳排放的重要支柱。在十三五计划中,苏州市碳排放强度下降超过 22%,提前完成国家、江苏省下达的碳排放指标^[2]。然而,在接下来十四五计划中,苏州市仍然面临着经济增长、城市发展等方方面面带来的影响,进一步减少碳排放仍面临着巨大压力。因此,分析驱动碳排放增长的主要因素,并对未来的碳排放趋势进行综合研判,并基于此对症下药,是在未来几年达成降碳排目标的重要技术支撑之一。

对于碳排放驱动因素的研究,目前主流的方法包括结构分解法(Structure decomposition analysis, SDA)^[3]、指标分解法(Index decomposition analysis, IDA)^[4]以及数据拟合法^[5]。其中, LMDI 法(Logarithmic Mean Divisia Index)作为指标分解法的一种,由于其对数据要求较低、全分解、估计无偏差等方法,广泛得到应用^[6]。文献[7]基于 LMDI 法将上海的工业碳排放的影响因素进行了分解,提出了产业升级转型比调节能源结构更重要的观点。文献[6]基于 LMDI 和 Kaya 恒等式结合的方式,以自下而上的模型分析了中国商业建筑的碳排放结构。文献[8]基于中国的化学工业,建立了节约电能对二氧化碳、硫化物、氮氧化物、固体颗粒等排放的综合影响。文献[9]基于 LMDI 法研究了中国能源供应行业的碳排放量和经济发展直接的解耦关系,并提出了相应的政策建议。

在碳排放预测模型方面,目前应用较为广泛的包括 IPAT 模型^[10]、STIRPAT 模型^[11]、LEAP 模型^[12]等。文献[13]基于 IPAT 模型和扩展的 STIRPAT 模型对黄河流域交通运输部门的碳排放进行了情景预测,并提出了加快产业调整、交通工具清洁化和降低单位周转量能耗水平等政策建议。文献[14]利用 STIRPAT 模型对未来中国碳排放峰值进行相关预测。文献[15]以内蒙古自治区为例,采用协整分析方法构建排放影响因素的长期均衡关系,并通过蒙特卡洛法进行了动态模拟。文献[16]基于改进的 STIRPAT 模型,从时间和行业两大维度测算了江苏碳排放的数量特征及其演进规律。文献[17]基于 STIRPAT 模型和岭回归技术,对江苏省能源消费碳排放进行了影响因素分析及趋势预测。

上述的研究工作中,仍然有一些考虑不够充分之处。首先,在碳排放影响因素分解方面,无论是省、市统计局的或者是公开数据库的计算,都缺少对于外来电的考虑。苏州作为负荷中心与工业用电的大市,其与外部具有特高压、交直流混联等复杂

的电网结构^[18]。若不考虑外来电消费过程中的排放,而将其归口至其来源地区能源部门的碳排放,显然是不尽合理的。另一方面,以往的研究中通常未同时考虑产业结构与能源结构的影响,而这两者往往是相互作用的。文献[19]中提出了基于两阶段的同时考虑这两者影响的碳排放分解方法,但是缺乏统筹考虑两者的机制。

其次,在碳排放预测方面,以往的方法多基于绝对数量的数据拟合。该方式由于各数据的量纲不同,数量级相差较大,无法直接反应影响因素的作用机理,且对数值较为敏感,容易形成较大误差。另一方面,以往的碳排放预测并未考虑未来各因素的不确定性,多采用基于预设场景的确定性预测方式。该方式只能分析在给定场景下碳排放的可能情况,而无法将长期尺度上的不确定性的概率分布特性和区间特性纳入考虑。

因此,本文提出了一种能够考虑多重不确定性的基于 LMDI 的城市碳排放的影响因素分析及预测方法,并以苏州市为例进行了分析验证。首先,基于市统计局公布的能源平衡表信息,将外来电纳入考虑,计算苏州市的碳排放总量;其次,基于扩展的 Kaya 恒等式以及 LMDI 法,分解碳排放增长的驱动因素,并同时包含能源消费结构和产业结构信息;然后,基于 Kaya 恒等式中分解得到的各驱动因素的预测结果,通过箱型不确定集(Box type uncertainty set)来刻画其不确定性;基于改进的 STIRPAT 法求取多元线性回归参数,并通过构建优化问题获取碳排放量预测的上下边界,从而得到未来碳排放量预测结果的区间;最后,通过苏州的城市数据,验证所提出方法的有效性,并对苏州未来城市发展提出有效建议。

1 碳排放量计算及影响因素分析

1.1 碳排放量计算

根据苏州统计年鉴内对于全市规模以上工业企业分行业能源消费量表,其碳排放量可以计算为:

$$c_t = \sum_{i \in I} \sum_{j \in J} e_{i,j,t} K_i / F_i \quad (1)$$

其中, c_t 为第 t 年的碳排放量。 I 和 J 分别代表能源类型和工业中细分行业类型的集合。 $e_{i,j,t}$ 代表工业中细分行业 j 在第 t 年的能源类型 i 的消耗量(折算成标煤)。 K_i 为能源类型 i 的标煤折算系数。 F_i 为能源类型 i 的碳排放系数。

1.2 基于 LMDI 的碳排放影响因素分析

我们采用 Kaya 恒等式对碳排放的影响因素进行分解。经典的 Kaya 恒等式通常将影响因素分为人口增长、经济发展、能源消耗强度和碳排放系数^[6]：

$$c_t = p_t \times \frac{g_t}{p_t} \times \frac{e_t}{g_t} \times \frac{c_t}{e_t} \quad (2)$$

其中， p_t 为人口， g_t 为地区生产总值（Gross domestic product, GDP）。

但是，经典 Kaya 恒等式的这些因素还不足以分析苏州的碳排放驱动因素的详细模型。苏州规模工业的碳排放的还有其他更为复杂的因素，例如能源结构，细分行业中高能耗的产业结构，外来电比例等。因此，在此基础上，我们对其进行了扩展：

$$\begin{aligned} c_t &= \sum_{j \in J} \left(c_{j,t}^e + \sum_{i \in I} c_{i,j,t} \right) \\ &= \sum_{j \in J} g_t \times \frac{e_{j,t}^e}{e_{j,t}} \times \frac{g_{j,t}}{g_t} \times \frac{e_{j,t}}{g_{j,t}} \times \frac{c_{i,j,t}}{e_{i,j,t}} \\ &\quad + \sum_{i \in I} \sum_{j \in J} g_t \times \frac{e_{i,j,t}}{e_{j,t}} \times \frac{g_{j,t}}{g_t} \times \frac{e_{j,t}}{g_{j,t}} \times \frac{c_{i,j,t}}{e_{i,j,t}} \\ &= \sum_{j \in J} g_t \times A_t \times B_{i,j,t}^e \times C_{j,t} \times F_{i,t} \\ &\quad + \sum_{i \in I} \sum_{j \in J} g_t \times A_t \times B_{i,j,t} \times C_{j,t} \times F_{i,t} \end{aligned} \quad (3)$$

其中， $c_{j,t}^e$ 代表细分行业 j 中电力消耗所产生的碳

排放。 g_t 为 GDP。 $e_{j,t}^e$ 和 $e_{i,j,t}$ 分别为行业 j 在 t 年

的电力消耗和能源品类 i 的消耗。 $e_{j,t}$ 为行业 j 的

能源总消耗（折算成标煤）。 $g_{j,t}$ 为行业 j 的 GDP。

g_t 为全部规模工业行业的 GDP。因此，影响碳排放的因素在本文中我们将其分解为五个，分别是

经济增长、电力以及其他能源的能源结构（ $A_{i,j,t}^e$

和 $A_{i,j,t}$ ）、GDP 的产业结构（ $B_{i,j,t}$ ）、产业 j 的

能源消耗强度（ $C_{j,t}$ ）以及能源的碳排放系数

（ $F_{i,t}$ ）。

若选取某一年 t_0 为基准年，将其碳排放量记

为 c_0 。那么，任何所需要研究的 T 年的碳排放 c_T 可以表示为：

$$\begin{aligned} c_T &= c_0 + \sum_{t=t_0}^T \Delta c_t \\ &= c_0 + \sum_{t=t_0}^T \sum_{j \in J} \left(\Delta c_{j,t}^{g,e} + \Delta c_{j,t}^{A,e} + \Delta c_{j,t}^{B,e} + \Delta c_{j,t}^{C,e} + \Delta c_{j,t}^{F,e} \right. \\ &\quad \left. + \sum_{i \in I} \Delta c_{i,j,t}^g + \Delta c_{i,j,t}^A + \Delta c_{i,j,t}^B + \Delta c_{i,j,t}^C + \Delta c_{i,j,t}^F \right) \end{aligned} \quad (4)$$

其中， Δc_t 为每年的碳排放增量。 $\Delta c_{j,t}^{g,e}$ 、 $\Delta c_{j,t}^{A,e}$ 、

$\Delta c_{j,t}^{B,e}$ 、 $\Delta c_{j,t}^{C,e}$ 和 $\Delta c_{j,t}^{F,e}$ 分别为经济增长、电力的能

源结构、产业结构、能源消耗强度和碳排放系数

对电力部分的碳排放增量的影响。 $\Delta c_{i,j,t}^g$ 、 $\Delta c_{i,j,t}^A$ 、

$\Delta c_{i,j,t}^B$ 、 $\Delta c_{i,j,t}^C$ 和 $\Delta c_{i,j,t}^F$ 分别为该五项影响因素对其

他能源部分碳排放量的影响。

基于 LMDI 法，我们可以计算出个影响因素所造成的碳排放增量^[20]：

$$\begin{aligned} \Delta c^g &= \sum_{t=t_0}^{T-1} \sum_{i \in I} \sum_{j \in J} \Delta c_{i,j,t}^g \\ &= \sum_{t=t_0}^{T-1} \sum_{i \in I} \sum_{j \in J} \frac{(c_{i,j,t+1} - c_{i,j,t})(\ln g_{t+1} - \ln g_t)}{\ln c_{i,j,t+1} - \ln c_{i,j,t}} \end{aligned} \quad (5)$$

$$\begin{aligned} \Delta c^A &= \sum_{t=t_0}^{T-1} \sum_{i \in I} \sum_{j \in J} \Delta c_{i,j,t}^A \\ &= \sum_{t=t_0}^{T-1} \sum_{i \in I} \sum_{j \in J} \frac{c_{i,j,t+1} - c_{i,j,t}}{\ln c_{i,j,t+1} - \ln c_{i,j,t}} \left(\ln e_{i,j,t+1} - \ln e_{i,j,t} \right) \end{aligned} \quad (6)$$

$$\begin{aligned} \Delta c^B &= \sum_{t=t_0}^{T-1} \sum_{i \in I} \sum_{j \in J} \Delta c_{i,j,t}^B \\ &= \sum_{t=t_0}^{T-1} \sum_{i \in I} \sum_{j \in J} \frac{c_{i,j,t+1} - c_{i,j,t}}{\ln c_{i,j,t+1} - \ln c_{i,j,t}} \left(\ln g_{j,t+1} - \ln g_{j,t} \right) \end{aligned} \quad (7)$$

$$\begin{aligned} \Delta c^C &= \sum_{t=t_0}^{T-1} \sum_{i \in I} \sum_{j \in J} \Delta c_{i,j,t}^C \\ &= \sum_{t=t_0}^{T-1} \sum_{i \in I} \sum_{j \in J} \frac{c_{i,j,t+1} - c_{i,j,t}}{\ln c_{i,j,t+1} - \ln c_{i,j,t}} \left(\ln e_{j,t+1} - \ln e_{j,t} \right) \end{aligned} \quad (8)$$

$$\begin{aligned} \Delta c^F &= \sum_{t=t_0}^{T-1} \sum_{i \in I} \sum_{j \in J} \Delta c_{i,j,t}^F \\ &= \sum_{t=t_0}^{T-1} \sum_{i \in I} \sum_{j \in J} \frac{c_{i,j,t+1} - c_{i,j,t}}{\ln c_{i,j,t+1} - \ln c_{i,j,t}} \left(-\ln e_{i,j,t+1} + \ln e_{i,j,t} \right) \end{aligned} \quad (9)$$

2 碳排放情景预测

对于碳排放量的预测，目前并没有完全成熟、可信的基于机理驱动的方法。由上一节可知，碳排

放受经济增长,以及社会用电用能等多种因素的影响。而对于这些因素,国家、省、市统计局会发布官方的参考数据,或者拥有较为成熟的预测方法。因此,可以通过改进的 STIRPAT 法将碳排放的预测转化为基于经济、用能等因素的预测结果而形成的间接的计算结果。

2.1 不确定性建模

在获取官方公布或其他方法预测得到的碳排放的各类影响因素的结果的同时,需考虑一定的不确定性。在本文中我们采用箱型不确定集来描述各类因素的不确定性:

$$U_t^g = \{\tilde{p}_t^g \mid \tilde{p}_t^g = \bar{p}_t^g + \Delta p_t^g z_t^{g+} - \Delta p_t^g z_t^{g-}\} \quad (10)$$

式中,

$$\bar{p}_t^g = (p_t^{g+} + p_t^{g-}) / 2 \quad (11)$$

$$\Delta p_t^g = (p_t^{g+} - p_t^{g-}) / 2 \quad (12)$$

其中, U_t^g 代表 GDP 在第 t 年的不确定集。 \tilde{p}_t^g 为考虑不确定性下的 GDP 在第 t 年的预测值。 \bar{p}_t^g 为预测上下限的平均值。 Δp_t^g 为预测误差。 p_t^{g+} 和 p_t^{g-} 分别为预测的上下限。 z_t^{g+} 和 z_t^{g-} 分别为不确定集的标么化控制因子。对于其他因素同理,分别可以得到分能源类型和行业的能源消耗量的不确定集 $U_{i,j,t}^e$ 。

对于这些不确定集,需要满足下式:

$$U^z = \left\{ \begin{aligned} & z_{j,t}^{g+}, z_{j,t}^{g-}, z_{i,j,t}^{e+}, z_{i,j,t}^{e-} \in [0,1] \\ & \sum_{j \in J} z_{j,t}^{g+} + z_{j,t}^{g-} + \sum_{i \in I} \sum_{j \in J} z_{i,j,t}^{e+} + z_{i,j,t}^{e-} \leq \Gamma_t \end{aligned} \right\} \quad (13)$$

其中, $z_{i,j,t}^{e+}$ 和 $z_{i,j,t}^{e-}$ 为能源消耗的不确定集的标么化控制因子。 Γ_t 为在 t 年内所有不确定性因素波动情况的总“预算”(Budget)。通过对该参数的设定,可以避免所有因素同时到达上下限的小概率情况。

2.2 预测方法

传统的基于 IPAT 或 STIRPAT 法对碳排放进行预测多采用人口、GDP、能源结构等因素的绝对量的一定幂次的乘积对碳排放量的绝对量进行拟合。但是,该方法由于采用绝对量,因此无法在量纲上形成对应关系;且由于碳排放与这些因素并无直接联系,因此无法证明其拟合的合理性。因此,在本文中,我们通过对碳排放相对变化进

行拟合的方式,从而避免了对上述问题的直接回答。其具体表达式如下:

$$\frac{c_{i,j,t+1}}{c_{i,j,t}} = \varepsilon_{i,j} \left(\frac{g_{j,t+1}}{g_{j,t}} \right)^{\alpha_{i,j}} \left(\frac{e_{i,j,t+1} / e_{j,t+1}}{e_{i,j,t} / e_{j,t}} \right)^{\beta_{i,j}} \left(\frac{g_{j,t+1} / g_{t+1}}{g_{j,t} / g_t} \right)^{\chi_{i,j}} \left(\frac{e_{j,t+1} / g_{j,t+1}}{e_{j,t} / g_{j,t}} \right)^{\delta_{i,j}} \quad (14)$$

其中, $\alpha_{i,j}$ 、 $\beta_{i,j}$ 、 $\gamma_{i,j}$ 、 $\delta_{i,j}$ 分别为拟合参数。 $\varepsilon_{i,j}$ 代表误差系数。

为减少异方差,简化计算,对两边取对数可以将其线性化:

$$\begin{aligned} \ln \frac{c_{i,j,t+1}}{c_{i,j,t}} = & \alpha_{i,j} \ln \left(\frac{g_{j,t+1}}{g_{j,t}} \right) + \beta_{i,j} \ln \left(\frac{e_{i,j,t+1} / e_{j,t+1}}{e_{i,j,t} / e_{j,t}} \right) \\ & + \chi_{i,j} \ln \left(\frac{g_{j,t+1} / g_{t+1}}{g_{j,t} / g_t} \right) + \delta_{i,j} \ln \left(\frac{e_{j,t+1} / g_{j,t+1}}{e_{j,t} / g_{j,t}} \right) + \ln \varepsilon_{i,j} \end{aligned} \quad (15)$$

通过最小二乘法进行拟合,可以得到各参数值。

进一步考虑不确定性因素,则可以通过求解优化问题得到预测年度碳排放量的上下限:

$$\begin{aligned} c_t^{\max} = & \underset{z_{j,t}^{g+}, z_{j,t}^{g-}, z_{i,j,t}^{e+}, z_{i,j,t}^{e-}}{\text{Maximize}} \quad c_t \\ c_t^{\min} = & \underset{z_{j,t}^{g+}, z_{j,t}^{g-}, z_{i,j,t}^{e+}, z_{i,j,t}^{e-}}{\text{Minimize}} \quad c_t \end{aligned} \quad (16)$$

服从以下不确定集约束(17)以及碳排放量的多元线性回归拟合结果(15):

$$g_{j,t} \in U_{j,t}^g, e_{i,j,t} \in U_{i,j,t}^e, \quad (17)$$

3 数据来源说明

本文中,苏州市 GDP、能源消费等数值来自苏州市统计局发布的各年度的苏州统计年鉴。GDP 及其增速根据当年价计算。碳排放系数来自 IPCC 温室气体指南及我国《省级温室气体清单编制指南》。标煤折算系数来自《中国能源统计年鉴》。

4 案例分析

4.1 苏州市工业碳排放量测算与影响因素分析

从 2010 年至 2019 年,苏州市的工业经济总体而言呈现出波动增长的态势。苏州市规模工业 GDP 从 2010 年的 2.47 亿元增长至 2019 年的 3.35 亿元,增幅 35.96%,年平均增速 3.47%。与之相对的,能源消费总量也从 2010 年的 4601 万吨标准煤上升至 2019 年的 5612 万吨标准煤,上升

21.96%，年平均增幅 2.23%。另一方面，各细分行业之间也处于产业结构与能源结构转型的时期。例如，GDP 占比最高的电气机械及器材制造业从 2010 年的 33.85% 下降至 2019 年的 20.08%，而交通运输设备制造业和燃气生产和供应业分别从 2010 年的 3.28% 和 0.28% 上升至 2019 年的 6.64% 和 0.85%。

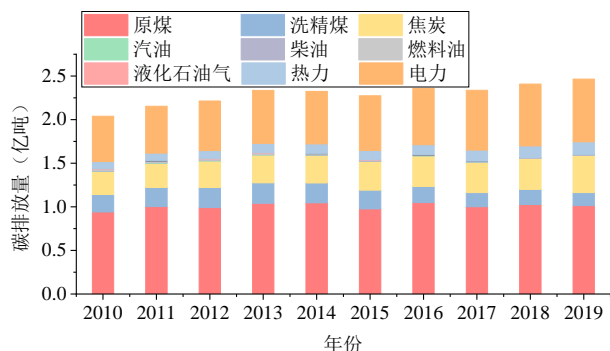


图 1 苏州市规模工业碳排放能源结构

随之而来的是碳排放量的逐年变化，如图 1 所示，展示了苏州市规模工业碳排放能源结构。可以看到，从 2010 年至 2019 年，苏州市规模工业的碳排放量整体而言是小幅上升了 20.88%，年平均增幅 2.13%。但是在个别年份，例如 2014 和 2015 年也呈现出了短时间下降的态势。从碳排放的能源结构来说，煤炭类始终是规模工业碳排放的主要来源之一，但其占比逐年小幅下降，从 2010 年的 68.97% 下降至 2019 年的 64.55%。随着用电负荷的上涨，电力消耗所产生的碳排放量逐年上升，从 2010 年的 25.47% 上升至 2019 年的 29.19%。总体而言，苏州市规模工业碳排放能源结构变动不大。

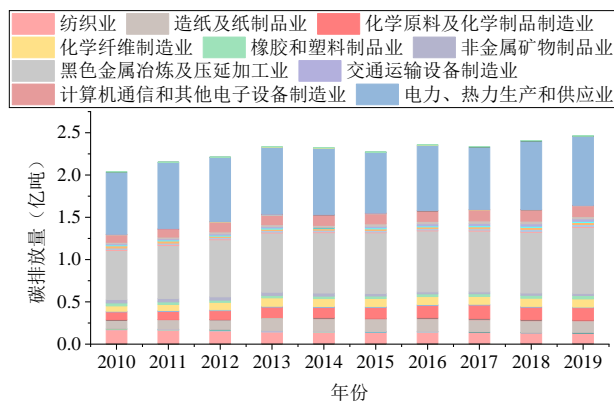


图 2 苏州市规模工业碳排放的细分产业结构

图 2 展示了苏州市规模工业的碳排放结构的主导产业。从各细分产业的碳排放结构来看，其碳排放主要来源于电力、热力生产和供应业和黑

色金属冶炼及压延加工业等，在 2019 年占比分别达到了 33.19% 和 31.62%。总体而言，各细分行业的碳排放占比保持平稳。

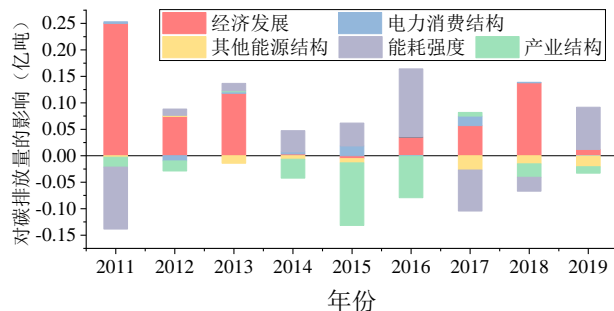


图 3 苏州市规模工业碳排放的影响因素分解

对近 10 年内苏州市规模工业碳排放进行分解，如图 3 所示。可以看到，经济发展、电力消费结构、其他能源结构、产业结构和能耗强度对碳排放增长的贡献分别为 0.68、0.037、-0.092、-0.30 和 0.097 亿吨。总的来说，在 10 年内，除了碳排放量下降的那两年，经济发展对于碳排放增长的贡献度始终为正。电力消费结构对于碳排放增长的贡献在不同年份不同，总体而言是略有促进作用。其他能源的消费结构在这些年对于碳排放的增长有着抑制作用。产业结构是碳排放增长的最主要的抑制因素之一。能耗强度对于碳排放的影响总体为抑制的，但是在不同年度的影响不同，在 2011 和 2017-2019 年间是起着抑制作用，在 2012 年-2016 年间起着促进作用。着总体表明了，碳排放的抑制必然以经济发展放缓作为代价。再近 10 年内，苏州的能源结构优化有待提高，而产业结构变革初见成效，在未来的年份内进行清洁能源替代和电器替代能够有效助力双碳目标的实现。

4.2 苏州市工业碳排放量预测

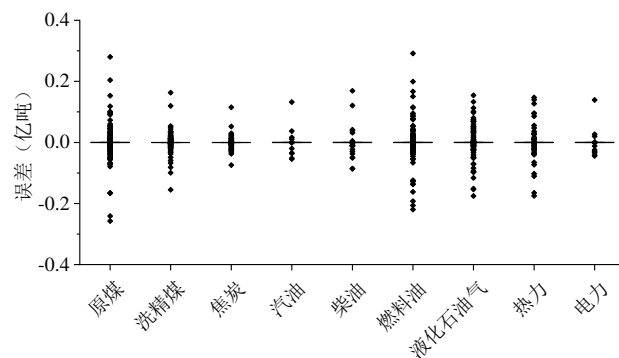


图 4 不同能源的碳排放量拟合误差分布

我们对苏州市规模工业不同能源、不同细分行业的碳排放量历史数据进行了多元线性回归分

析, 其拟合误差如图 4 所示。可以按到, 总体而言, 拟合误差在大多数情况下控制在合理范围之内, 其中误差在 0.5% 范围内的概率占了 85.98%, 验证了该回归方法的有效性。但是, 不同能源类型的预测误差范围, 即预测精确度有所不同。其中, 焦煤、汽油、电力等误差范围较小, 例如电力误差在 0.5% 范围内的概率占了 97.06%, 说明对这些能源的碳排放预测较为准确。

以食品制造业对于煤炭消耗的碳排放量为例, 我们给出如下的拟合结果:

$$\frac{c_{1,4,t+1}}{c_{1,4,t}} = 0.0058 \left(\frac{g_{4,t+1}}{g_{4,t}} \right)^{0.96} \left(\frac{e_{1,4,t+1}/e_{4,t+1}}{e_{1,4,t}/e_{4,t}} \right)^{1.00} \left(\frac{g_{4,t+1}/g_{t+1}}{g_{4,t}/g_t} \right)^{0.029} \left(\frac{e_{4,t+1}/g_{4,t+1}}{e_{4,t}/g_{4,t}} \right)^{1.01} \quad (18)$$

其他产业下其他能源的碳排放拟合也同理。基于拟合的参数, 我们可以对接下来几年 (如十四五期间) 的碳排放进行预测。假设十四五期间, 苏州的各产业的 GDP 增速保持与十三五一致。根据碳排放强度要求的不同, 我们设置了三组对比场景。第一个场景为能源强度根据十三五期间国务院发布的《“十三五”控制温室气体排放工作方案》, 下降相同的幅度, 即 20.5% (即每年下降 4.48%)。第二个场景为控制碳排放强度不变。第三个场景为不控制碳排放强度, 保持原有增速。则, 预测得到苏州规模工业在十四五期间的碳排放结构如图 5 所示。

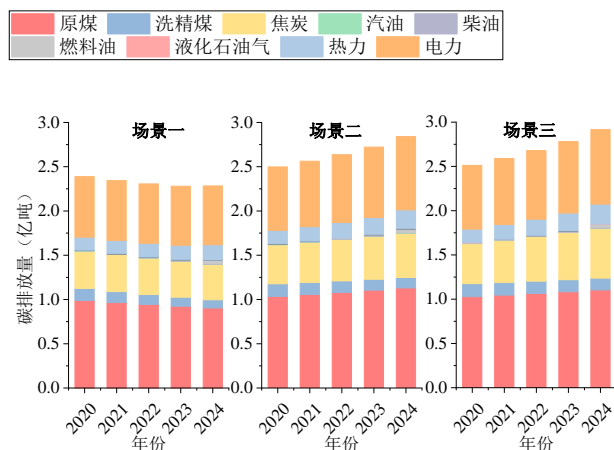


图 5 不同场景下苏州碳排放结构预测

可以看到, 对于碳排放强度的政策不同, 碳排放量的发展和结构呈现出显著不同, 总体而言场景三>场景二>场景一。在场景一中, 由于对碳排放强度做了要求, 因此碳排放量开始逐年下降,

在十四五期间预计下降 4.42%。其中, 煤炭类的一次能源的碳排放量结构调整显著, 下降了 9.59%; 石油类由于其较为清洁、能效较高, 用于替代煤炭类能源, 在十四五期间预计使用所产生的碳排放上升 431.05%; 而电力由于其较为清洁的特性, 占比较为稳定。在场景二中, 碳排放强度保持不变, 所以碳排放量的增长速度基本保持和十三五期间一致, 在十四五期间预计上升 13.72%。其中, 煤炭类一次能源所产生的碳排放稳定上涨 9.33%。在场景三中, 不控制排放强度的增长, 因此其增长速度基本也与十三五期间保持一致, 十四五期间预计增长 14.12%; 其中, 煤炭类一次能源所产生的碳排放稳定上涨 7.33%。

以上为考虑特定场景下的碳排放预测。若考虑经济发展、能源消耗量等影响因素的多重不确定性, 则可以得到未来碳排放预测值的区间。假设 GDP 的预测误差在 $\pm 2\%$ 内, 能源消费量预测误差在 $\pm 4\%$ 内。在每个预测年份的不确定集的预算 $\Gamma_t = 340$ 的情况下, 碳排放量的预测结果如图 6 所示。可以看到, 若不对经济发展、能源消耗强度等进行人为干预, 考虑其不确定性, 2024 年苏州市规模工业的碳排放将达到 2019 年的 1.07~1.18 倍之间。其中, 其最低预测区间的年平均增速约为 1.43%, 最高预测区间的年平均增速约为 3.42%。

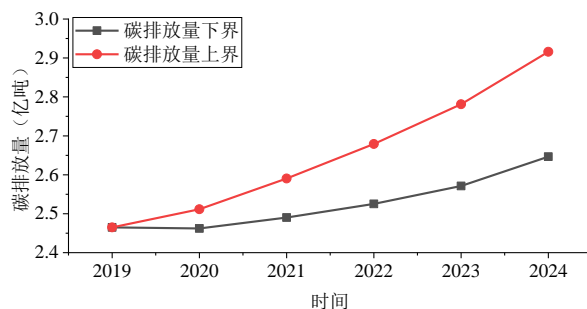


图 6 碳排放量预测区间

5 结论

本文以苏州市为例, 提出一种基于扩展的 Kaya 恒等式和 LMDI 法的碳排放影响因素分析方法, 能够同时考虑外来电, 以及能源消费结构和产业结构的影响。此外, 通过基于箱型不确定集的不确定性建模, 在基于确定性的情景分析的基础上, 提出了考虑多种不确定性下碳排放区间的预测方法。同时, 对 STIRPAT 方法进行了改进, 提出了基于相对比例的碳排放量预测模型。

通过苏州市的案例分析我们可以看到, 煤炭

类能源仍然占据能源消费的主导,且其绝对量基本保持稳定,能源结构占比逐年小幅下降。电力类能源碳排放量占比保持稳定。从行业来看,能源生产和供应业和黑色金属冶炼及压延加工业碳排放占比较大。经济增长为碳排放增长的主要驱动因素,产业结构为主要抑制因素。着说明未来苏州仍需继续坚持产业结构升级,从一味追求经济发展向经济结构优化转变,能源结构仍有待优化。从预测结果来看,如果强制执行十四五期间的降碳排强度的要求,将会倒逼苏州工业的能源消费结构调整,促进碳达峰的实现。

参考文献:

- [1] 胡鞍钢 鄢, 张君忆,高宇宁,刘生龙. 中国碳排放趋势:从相对减排到绝对减排(1990—2050 年)[J]. 国情报告第十八卷 2015 年, 2017, 18:
- [2] 苏州日报. “十三五”期间 苏州市积极推动绿色转型 碳排放强度下降超过 22%[EB/OL]. 2021. <http://www.suzhou.gov.cn/szsrnzf/szyw/202108/2fa64fab21d04eeb893017ef9758b53e.shtml>.
- [3] 吴振信, 石佳, 王书平. 基于 lmdi 分解方法的北京地区碳排放驱动因素分析[J]. 中国科技论坛, 2014, (002): 85-91.
- [4] 柴麒麟, 陈怡, 徐华清. 碳强度和总量双控目标下的区域指标分解方案研究——以温州市为例[J]. 中国能源, 2015, 37 (004): 28-32.
- [5] 赵先超, 丁梦, 杨英. 长沙市碳排放与影响因素的拟合变动分析[J]. 湖南工业大学学报, 2012, 17 (001): 15-20.
- [6] Ma M, Cai W, Cai W. Carbon Abatement in China's Commercial Building Sector: A Bottom-up Measurement Model Based on Kaya-Lmdi Methods[J]. Energy, 2018, 165: 350-368.
- [7] Zhao M, Tan L, Zhang W, et al. Decomposing the Influencing Factors of Industrial Carbon Emissions in Shanghai Using the Lmdi Method[J]. Energy, 2010, 35 (6): 2505-2510.
- [8] Yue H, Worrell E, Crijns-Graus W. Modeling the Multiple Benefits of Electricity Savings for Emissions Reduction on Power Grid Level: A Case Study of China's Chemical Industry[J]. Applied Energy, 2018, 230: 1603-1632.
- [9] Xie P, Gao S, Sun F. An Analysis of the Decoupling Relationship between Co2 Emission in Power Industry and Gdp in China Based on Lmdi Method[J]. Journal of Cleaner Production, 2019, 211: 598-606.
- [10] 聂锐, 张涛, 王迪. 基于 ipat 模型的江苏省能源消费与碳排放情景研究[J]. 自然资源学报, 2010, 025 (009): 1557-1564.
- [11] Aguir Bargaoui S, Liouane N, Nouri F Z. Environmental Impact Determinants: An Empirical Analysis Based on the Stirpat Model[J]. Procedia - Social and Behavioral Sciences, 2014, 109: 449-458.
- [12] Hernández K D, Fajardo O A. Estimation of Industrial Emissions in a Latin American Megacity under Power Matrix Scenarios Projected to the Year 2050 Implementing the Leap Model[J]. Journal of Cleaner Production, 2021, 303: 126921.
- [13] 张国兴, 苏钊贤. 黄河流域交通运输碳排放的影响因素分解与情景预测[J]. 管理评论, 2020, v.32 (12): 285-296.
- [14] 渠慎宁, 郭朝先. 基于 stirpat 模型的中国碳排放峰值预测研究[J]. 中国人口资源与环境, 2010:
- [15] 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, (12): 5.
- [16] 林珊珊. 江苏碳排放的数量测算及其影响因素——基于改进 stirpat 模型的计量检验[J]. 南通大学学报, 2015, (04): 9-16.
- [17] 黄蕊, 王铮, 丁冠群, et al. 基于 stirpat 模型的江苏省能源消费碳排放影响因素分析及趋势预测[J]. 地理研究, 2016, 35 (004): 781-789.
- [18] 陈斌. 苏州电网主变直流偏磁分析及抑制措施研究[D]; 华北电力大学, 2014.
- [19] 鲁航英. 基于二阶段 lmdi 模型的新疆碳排放驱动影响因素研究[J]. 北方经济, 2013, (22): 32-33.
- [20] Lin B, Long H. Emissions Reduction in China'S Chemical Industry – Based on Lmdi[J]. Renewable and Sustainable Energy Reviews, 2016, 53: 1348-1355.

作者简介:

王盛(1994), 男, 汉族, 籍贯浙江省台州市, 博士, 从事综合能源系统运行与评估、城市能源低碳发展策略研究工作(E-mail:wangsheng_zju@zju.edu.cn)。