文章编号:1005-006X(2025)04-0005-05

基于多元线性回归模型的煤电机组碳排放量计算方法比较研究*

柯文明[1] 陆茂荣[1] 苏 楠[2] 周 斌[2] 伯 鑫[3]** 许 斐[1] 孙尊强[1]
(1.国电环境保护研究院有限公司,2.北京低碳清洁能源研究院,3.北京化工大学)

摘 要:基于多元线性回归模型,比较分析了当前国内火电行业煤电机组利用每日入炉煤检测数据或每月缩分样检测数据计算月度碳排放量的两种计算方法,并基于国家能源集团5台火电机组的数据开展实例研究。结果表明,多元线性回归模型在进行碳排放量预测时在可解释性和计算效率上具有优势;基于两种计算方法的5台机组的碳排放量实验值与预测值之间的误差均保持在±10%以内,月度平均绝对误差为2.90%,年度预测平均绝对误差为1.58%,证明利用月度缩分煤样计算月度碳排放量方法的准确性和可靠性,为火电行业碳排放量的计算提供了经济可行的方法和路径。

关键词:煤电机组;多元线性回归模型;碳排放量预测;计算方法;比较研究
中图分类号:TK227 **文献标识码**:B

Comparative Study on Carbon Emission Calculation Methods for Coal-fired Power Units based on Multiple Linear Regression Models

KE Wen-ming[1], LU Mao-rong[1], SU Nan[2], *et al.*
(1. State Power Environmental Protection Research Institute, 2. National Institute of Clean and Low-carbon Energy, 3. Beijing University of Chemical Technology)

Abstract: Based on a multiple linear regression model to compare and analyze two calculation methods for monthly carbon emissions of coal-fired power units in the current domestic thermal power industry using daily coal detection data or monthly split sample detection data. A case study was conducted using data from five thermal power units of the National Energy Group. The results showed that the multiple linear regression model has advantages in interpretability and computational efficiency when predicting carbon emissions; the error between the experimental and predicted carbon emissions of 5 units based on two calculation methods remains within ±10%, with a monthly average absolute error of 2.90% and an annual average absolute error of 1.58%. This proves the accuracy and reliability of the method of calculating monthly carbon emissions using monthly split coal samples, which provides an economically feasible method and path for calculating carbon emissions in the thermal power industry.

Key words: coal fired power units; multiple linear regression model; carbon emission prediction; calculation method; comparative study

2022年8月,国家发改委、国家统计局、生态环境部共同公布了《关于加快建立统一规范的碳排放统计核算体系实施方案》,提出了2025年要进一步完善碳排放统计核算体系,为碳达峰、碳中和提供全面可靠的数据支持[1~3]。自2010年开展温室气体排放清单编制工作以来,虽然国内已初步建立了碳核算方法[4~10],但在碳排放量的计算上仍存在基础核算数据难获取、核算标准难统一及核算质量难以保障等问题[11]。以火力发电行业为例,近年来国内外研究者针对火力发电行业的大气污染物和二氧化碳的排放开展了系列研究。Tang等[12]基于烟气在线监测数据,构建了一套中国高分辨率火电排放清单模型,分析了2014~2017年实施超低排放改造政策对全国火电空气污染排放浓度的实际影响,缺少火电行业碳排放分析研究。Tong等[13]基于IPCC的方法计算中国的燃煤电厂碳排放量并构建了点源基础数据库,使用基于单位的排放预测模型评估了2010~2030年中国燃煤发电厂及其相关排放的演变。Liu等[14]研究所采用的煤种的排放因子来源于4243个煤矿的调查数据及602个煤矿样点的实测数据,证实了采用IPCC推荐的碳排放因子高估了约40%碳排放量。上述研究表明,目前通用的火电行业燃煤发电机组碳排放量的计算主要是活动水平(煤炭消耗量)乘以排放因子,而排放因子是通过收到基碳含量,碳氧化率以及二氧化碳与碳的相对分子量之比相乘得到。然而,目前燃煤发电机组碳核算存在发电机组运行信息难获取、关键参数动态更新慢、碳排放水平准确性有待提高等问题,从而进一步限制了此方法的推广应用[15~17]。

我国唯一认可的火力发电行业碳核算方式为生产侧碳计量法。该方法将火力发电行业的碳排放来

收稿日期:2024-11-22 **通讯作者:伯鑫
柯文明,高级工程师。江苏南京,210031
*国家能源集团科技项目(GJNY-23-82)资助

中国知网 https://www.cnki.net

源划分为化石燃料燃烧排放和外购电力排放[18]，前者主要由耗煤量、燃煤含碳量等参数计算而得，后者则由购入电量折算所得[19~20]。此外，根据2022年生态环境部发布的《企业温室气体排放核算与报告指南(发电设施)》[21]，火电行业可采用两种方法计算月度碳排放量。一种是利用每日/每批次入炉煤检测数据加权计算得到月度平均收到基元素碳含量，权重为每日/每批次入炉煤消耗量，从而计算出月度碳排放量(方法1)；另一种则是每月按照耗煤量比例混合每日/每批次获得的样品，进而获得月度缩分煤样，通过收到基元素碳含量计算月度碳排放量(方法2)。由于后者每月仅需进行一次煤质检验分析，降低了时间和经济成本，因此被大多数火电企业所采用。然而，煤的组成极其复杂，在缩分样制备过程中也可能引入误差，有必要研究通过两种方式计算得到的碳排放量是否存在误差以及误差大小，但相关研究工作未见报道。

针对上述问题，本研究基于收集到的煤质数据，构建了以空干基水分、干燥基全硫、低位发热量数据为输入，以收到基碳含量为输出的多元线性回归模型，并计算出相应的煤电机组碳排放量 $E_{预测}$(方法1)，利用月耗煤量与缩分样 C_{ar} 计算得出月排放量 $E_{实验}$(方法2)。通过分析比较两种计算煤电机组月度碳排放量方法的误差，旨在证明计算月度碳排放量方法的准确性和可靠性，以期为实现火力发电行业碳达峰、碳中和提供全面可靠的数据支持。

表1 机组A~E煤质参数范围表

机组	数据描述	M_{ad}/%	$S_{t,d}$/%	$Q_{net,ad}$/MJ·kg^{-1}
A	最小值	1.49	0.10	11.52
	最大值	12.05	1.57	20.37
B	最小值	2.33	0.43	18.64
	最大值	9.04	1.38	23.10
C	最小值	0.73	0.28	17.49
	最大值	2.96	1.07	21.24
D	最小值	0.64	0.47	14.54
	最大值	3.49	2.47	20.26
E	最小值	1.24	0.53	15.11
	最大值	5.68	1.76	18.02

1 数据来源及分析

本研究输入 C_{ar} 预测模型的数据来自国家能源集团某煤质分析检测中心，共获取了616条煤质分析结果，涵盖的参数包括收到基碳含量(C_{ar},%)、空干基水分(M_{ad},%)、干燥基全硫($S_{t,d}$,%)和低位发热量($Q_{net,ad}$,MJ/kg)。不同的参数范围如下：24.10≤C_{ar}(%)≤63.96、0.66≤M_{ad}(%)≤25.42、0.18≤$S_{t,d}$(%)≤5.22、8.10≤$Q_{net,ad}$(MJ/kg)≤25.01。此外，本研究收集了2020年国家能源集团5台火电机组(编号为A-E)的日度煤质数据，其中，编号为A-D的机组分别包含365条记录，编号为E的机组包含347条记录，包含的参数为日耗煤量(t)、M_{ad}、$S_{t,d}$、$Q_{net,ad}$，部分煤质参数范围如表1所示。同时，分别收集了2020年5台机组1~12月缩分煤样的元素分析结果，选取 C_{ar} 数据用于每日的 CO_2 排放量的计算。

2 方法与模型搭建

2.1 模型比较与参数选择

本研究将多元线性回归模型与随机森林和梯度提升机等机器学习模型进行了比较，以评估其在碳排放预测中的性能。考虑到火电行业碳排放预测数据的特征，例如数据量较大、变量之间存在交互作用等，本研究选择了随机森林和梯度提升机这两种能够处理非线性关系和交互作用的模型进行比较。结果表明，多元线性回归模型在解释性和计算效率上具有优势。随机森林模型虽然具有较高的预测精度，但其模型解释性较差，难以理解各个变量对碳排放的影响程度。梯度提升机模型虽然具有较高的预测精度和较强的非线性拟合能力，但其计算复杂度较高，训练时间较长。因此，综合考虑模型性能和实际应用需求，最终选择了多元线性回归模型作为碳排放预测模型。

2.2 多元线性回归模型原理

本文通过Python库scikit-learn 1.0.12搭建了用于 C_{ar} 预测的线性回归模型，采用10折交叉验证法将建模数据集划分为训练集和测试集，即把616条数据随机分为10个子集，且不同子集无交集。其中9个子集的数据(训练集)用于训练线性回归模型，再用训练所得模型预测剩余1个子集(测试集)的 C_{ar}。该模型将因变量描述为多个自变量与权重的乘积之和，从而降低模型的复杂度[22-23]。模型一般表示如下：

$$y = \beta_0 + \sum_{i=1}^{n} \beta_i x_i + \varepsilon \tag{1}$$

式中：y 表示因变量；β_0 为偏置项；β_i 为权重项；x_i 为自变量；ε 为模型误差项。本研究建立的线性回归模型以 C_{ar} 为因变量(y)，自变量 x_1-x_3 分别为 M_{ad}、$S_{t,d}$、$Q_{net,ad}$。

2.3 多元线性回归模型性能评价指标

本研究选用决定系数(Coefficient of Determination，R^2)作为评估模型性能的指标。计算方法如式(2)所示。

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i-1}^{n}(y_i - \hat{y}_i)^2}{\sum_{i-1}^{n}(y_i - \overline{y_i})^2} \tag{2}$$

式中：y_i 是第 i 样本的 C_{ar} 实验值；$\hat{y}_i$ 是第 i 样本的 C_{ar} 预测值；$\overline{y_i}$ 为建模数据集 C_{ar} 的平均值。

中国知网 https://www.cnki.net

2.4　燃煤发电机组碳排放计算方法差异性对比

火电机组的 CO_2 排放主要来源于化石燃料燃烧和外购电力,由于 5 台机组的外购电力 CO_2 排放量很少,本研究主要考虑火电机组各种化石燃料燃烧产生二氧化碳排放量[24],计算公式如下:

$$E_{燃烧} = \sum_{i=1}^{n} (FC_i * C_{ar,i} * OF_i * \frac{44}{12}) \quad (3)$$

式中:$E_{燃烧}$表示化石燃料燃烧的排放量,吨二氧化碳(tCO_2);FC_i为第 i 种化石燃料的消耗量,对固体或液体燃料,t;$C_{ar,i}$为第 i 种化石燃料的收到基碳含量,%;OF_i为第 i 种化石燃料的碳氧化率,缺省值为 98%(本文取值);44/12 为二氧化碳与碳的相对分子量之比。

基于 5 台机组每日的 M_{ad}、$S_{t,d}$、$Q_{net,ad}$数据,利用 C_{ar}模型可预测出每日的 C_{ar}数值,结合日耗煤量和式(3)得到每日的 CO_2 排放量,进一步可获取月 CO_2 排放量,记为 $E_{预测}$(方法 1)。此外,利用每月总耗煤量和月度缩分煤样的 C_{ar}实验值计算出的月 CO_2 排放量记为 $E_{实验}$(方法 2)。两者绝对偏差(*deviation*)和相对偏差(亦称为不准确度,*inaccuracy*)的计算见式(4)和(5)。

$$deviation = E_{实验} - E_{预测} \quad (4)$$

$$inaccuracy = \frac{E_{实验} - E_{预测}}{E_{实验}} \quad (5)$$

2.5　多元线性回归模型鲁棒性分析

鉴于碳排放预测数据可能存在噪声和过拟合风险,本文引入了 *L*1 正则化(Lasso 回归)和 *L*2 正则化(岭回归)技术。通过弹性网络结合两种正则化方法,能够在控制模型复杂度的同时,有效防止过拟合,提高模型在未见数据上的泛化能力。弹性网络的目标函数如下:

$$S = ||y - X\beta||^2 + \lambda(\alpha||\beta||_1 + (1-\alpha)||\beta||^2) \quad (6)$$

式中:α 是 *L*1 正则化和 *L*2 正则化之间的权重系数;λ 是正则化参数,控制了正则化项的强度。此外考虑到煤的组成极其复杂,变量之间可能存在交互作用,引入交互项来捕捉变量间的复杂关系,本研究考虑了二阶交互项:

$$y = \beta_0 + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \ldots + \beta_n x_n + \beta_{12} x_1 x_2 + \ldots + \varepsilon \quad (7)$$

并通过模型诊断和显著性检验,筛选出对碳排放预测具有重要影响的交互项,例如空干基水分 M_{ad}和干燥基全硫 $S_{t,d}$之间的交互作用。

本研究利用交叉验证和网格搜索等方法,找到了弹性网络模型的最优参数组合,进一步提高了模型的预测精度。通过交叉验证,确定了 *L*1 正则化和 *L*2 正则化之间的权重系数 α 为 0.5,正则化参数 λ 为 0.1,使得模型在训练集和测试集上均取得了较好的预测性能。

3　结果与讨论

3.1　多元线性回归模型性能分析

图 1 为五台机组的 C_{ar}预测结果和实验值的散点分布图。由图可知,C_{ar}预测值和实验值均紧密散落在拟合曲线周围,表明模型的拟合效果较好。此外,模型的决定系数 R^2 值为 0.99,表明利用多元线性回归模型预测火电碳排放量结果具有较高的准确性。

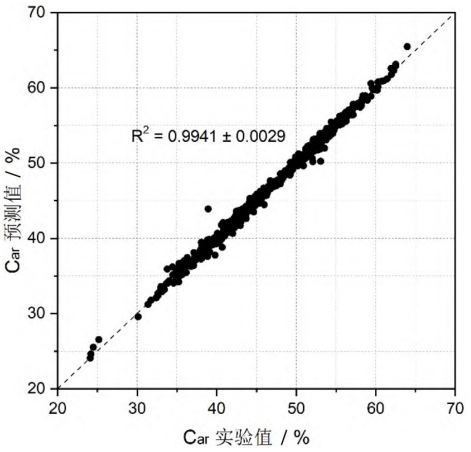


图 1　C_{ar}预测值与实验值的散点图

图 2~4 分别为 5 台机组和实验数据集的 M_{ad}、$S_{t,d}$、$Q_{net,ad}$数据分布情况,其中横坐标为各输入数据的取值范围,纵坐标为对应数据取值的分布密度。由图可知,实验数据集中的数据分布范围覆盖了 5 台机组所有数据的分布范围,因此将本实验数据集用于模型的预测检验,可较为客观准确地反映模型的预测性能。

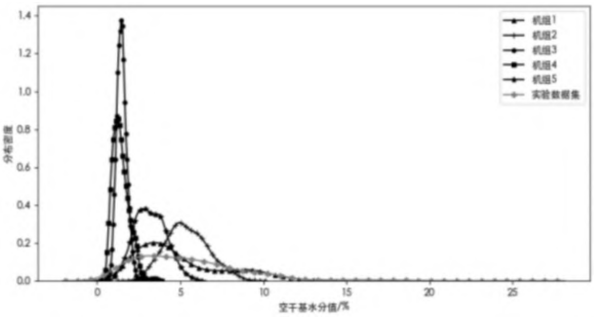


图 2　各机组空干基水分值与实验数据密度分布图

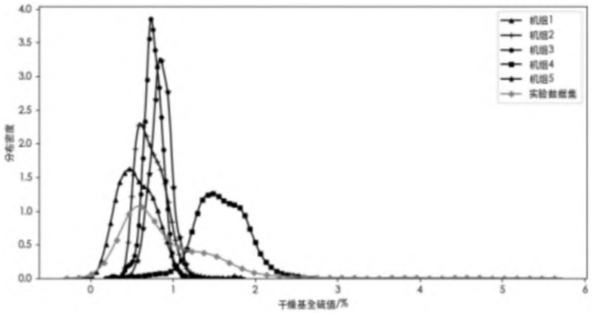


图 3　各机组干燥基全硫值与实验数据密度分布图

中国知网　https://www.cnki.net

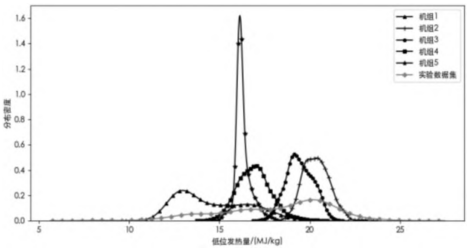


图 4 各机组低位发热量值与实验数据密度分布图

3.2 燃煤发电机组碳排放计算方法比较分析研究

图 5 为 5 个机组 2020 年的每月 CO_2 排放量实验值与预测值误差箱线图。由图可知,5 个机组 2020 年 1 – 12 月碳排放量计算的实验值与预测值之间的误差均保持在 ±10% 以内,平均绝对误差为 2.90%。因此,利用月度缩分煤样计算月度碳排放量方法与利用每日加权计算得到月度碳排放量的方法之间的误差较小。

此外,本研究分析了两种方法计算 5 个机组年度 CO_2 排放量的误差(图 6)。结果表明,CO_2 排放量实验值(方法 2)与预测值(方法 1)差异最大为机组 5,差值为 99701(3.30%);差异最小为机组 4,差值为 28917(0.50%)。总体来说,各机组的年度 CO_2 排放量实验值(方法 2)与预测值(方法 1)之间的差异较小,年度预测平均绝对误差为 1.58%,进一步表明利用月度缩分煤样计算月度碳排放量方法(方法 2)的准确性和可靠性。

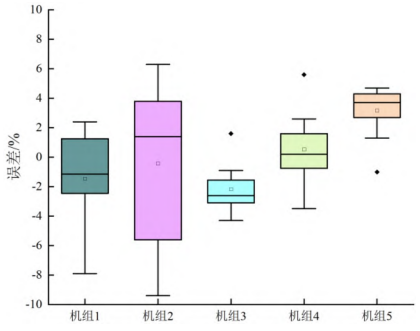


图 5 各机组月度 CO_2 排放量实验值与预测值误差箱线图

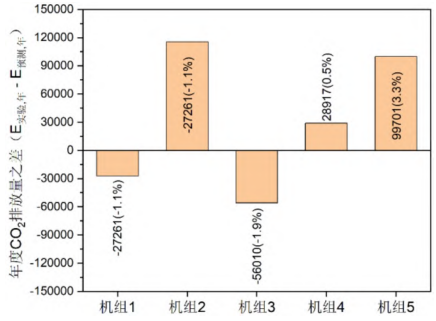


图 6 分机组年度 CO_2 排放量误差分析

3.3 不确定性分析

本研究的不确定性分析如下:①多元线性回归预测模型的输入数据来源于 2021 年国家能源集团某煤质分析检测中心,样本可以合理反映国家能源集团煤质情况,然而,真实情况可能会有所不同,从而造成结果偏差;②预测模型的不确定性,本研究构建的多元线性回归预测模型虽然具有较高的准确性,但是训练过程中的数据集的划分比例可能会影响训练结果,存在一定的不确定性;③本研究年度和月度的 CO_2 排放量与模型预测值之间的平均绝对误差分别为 1.58% 和 2.90%,表明存在一定的不确定性。

为了验证多元线性回归模型的优势,将其与随机森林和梯度提升机等机器学习模型进行了比较。结果表明,多元线性回归模型在解释性和计算效率上具有优势。同时,利用交叉验证和网格搜索等方法,找到了弹性网络模型的最优参数组合,进一步提高了模型的预测精度。为了评估模型预测的不确定性,采用 Bootstrap 方法来估计模型参数的置信区间。结果显示,模型参数的估计存在一定的不确定性,这为后续的研究提供了改进的方向,例如通过增加样本量或采用更复杂的模型来降低不确定性。

通过以上对多元线性回归模型的深化和拓展,本研究构建了一个更加准确、鲁棒和可解释的碳排放预测模型。该模型能够有效地预测火力发电行业的碳排放量,为碳排放管理提供可靠的数据支持,并为实现碳达峰、碳中和目标贡献力量。

4 结论

(1) 本研究比较了多元线性回归模型与随机森林和梯度提升机等机器学习模型,分析结果表明,多元线性回归模型在碳排放量计算方面解释性和计算效率上具有优势。同时利用交叉验证和网格搜索等方法,寻找弹性网络模型最优参数组合,进一步提高模型预测精度。

(2) 本研究基于煤的空干基水分(M_{ad},%)、干燥基全硫($S_{t,d}$,%)、低位发热量($Q_{net,ad}$,MJ/kg)构建了多元线性回归的碳排放预测模型,结果表明预测模型的 R^2 值为 0.99,训练数据集分布范围涵盖了实际监测的数据,表明利用多元线性回归模型预测火电碳排放量(方法 1)结果具有较高的准确性和可靠性。

(3) 年度和月度的 $E_{预测}$(方法 1)和 $E_{实验}$(方法 2)的平均绝对误差分别为 1.58% 和 2.90%,表明两者之间的差异在可接受范围之内,证明利用月度缩分煤样计算月度碳排放量方法的准确性和可靠性,从而降低时间和经济成本,实现数据质量的全面提高,为碳达峰、碳中和提供全面可靠的数据支持。 □

参 考 文 献

[1] 孙萍. 基于碳足迹的旅游行业温室气体排放核算方法研究[J]. 环境科学与管理, 2023, 48(9): 32 ~ 37.

(下转第 12 页)

中国知网 https://www.cnki.net

度,调节左右侧氧量偏差,进而减少总风量,进一步降低SCR入口NO_x的数值,从而减少喷氨量。

具体而言,低负荷和高负荷两个区间,由于SCR入口NO_x浓度增加的原因不同,采取的应对策略也不尽相同。在低负荷时根据煤质与负荷的变化、投停不同磨煤机工况,适当的减少总风量可以有效降低SCR脱硝系统入口NO_x浓度,减少喷氨量。当机组运行在高负荷状态时,根据SCR出口CO的浓度的分布情况,通过火嘴摆动,二次风门开度的调整,使炉膛燃烧过程中控制较低的火焰中心高度和较低的火焰中心温度,保持锅炉处在最佳燃烧状态,既保证燃烧充分不增加飞灰可燃物,氮氧化物的生成量降低减少供氨量,又能保证锅炉受热面不结焦。

虽然SCR出口CO浓度能够监视燃烧工况,但是存在滞后现象,在今后的研究过程中考虑在炉膛出口加装CO浓度测点,以减少调节的滞后性。 □

参 考 文 献

[1] 刘 建民,等. 火电厂氮氧化物控制技术[M]. 中国电力出版社,2012.

[2] 赵金龙, 胡达清, 单新宇, 等. 燃煤电厂超低排放技术综述[J]. 电力与能源, 2015, 36(5): 701~708.

[3] 杜振, 钱徐悦, 何胜, 等. 燃煤电厂烟气SCR脱硝成本分析与优化[J]. 中国电力, 2013, 46(10):124~128.

[4] 颜鲁, 孙奉仲, 郑鹏. 脱硝伴生硫酸氢铵对空预器壁面粘附机理的实验研究[J]. 中国电机工程学报, 2020, 40(20): 6609~6617.

[5] 秦天牧, 尤默, 张瑾哲, 等. 基于自适应智能前馈的SCR脱硝系统优化控制[J]. 中国电机工程学报, 2019, 39(S1): 186~192.

[6] 陈冬林, 刘思含, 殷立国, 等. 导流均流装置对烟气SCR脱硝系统的流场优化模拟[J]. 环境工程学报, 2023,17(2): 588~597.

[7] 周国民, 付鹏, 王富强, 等. 燃煤电站锅炉脱硝精准喷氨技术研究及应用[J]. 锅炉技术, 2020, 51(6): 73~79.

[8] 高正阳, 吉硕, 吕少昆, 等. 燃尽风对锅炉燃烧及脱硝经济性的影响[J]. 热力发电, 2015, 44(9):1~8.

[9] 侯跃华, 刘海玉, 申欣, 等. 低负荷下CFB锅炉二次风优化对NO_x排放影响的数值模拟[J/OL]. 中国电机工程学报: 1~11[2024-03-11].

[10] 陈辉, 黄林滨, 李朝兵, 等. 二次再热锅炉30%负荷下燃烧优化调整研究[J]. 电力科技与环保, 2023, 39(2):129~137.

(上接第8页)

[2] 薛敏. “双碳”背景下关于做好企业碳排放核算的方法研究[J]. 统计科学与实践, 2023, (10): 61~64.

[3] 国家发改委等三部门印发《关于加快建立统一规范的碳排放统计核算体系实施方案》提供坚实的数据支撑与基础保障[J]. 中国有色冶金, 2022, 51(4): 15.

[4] Cai B F, Liang S, Zhou J,*et al*. China high resolution emission database (CHRED) with point emission sources, gridded emission data, and supplementary socioeconomic data [J]. Resources, Conservation Recycling, 2018,129:232~239.

[5] Cai B F, Lu J, Wang J N,*et al*. A benchmark city-level carbon dioxide emission inventory for China in 2005 [J]. Applied Energy, 2019,233:659~673.

[6] Gao Y, Zhang L, Huang A S,*et al*. Unveiling the spatial and sectoral characteristics of a high-resolution emission inventory of CO2 and air pollutants in China [J]. Science of The Total Environment, 2022,847:157623~157623.

[7] Liu Z, Guan D B, Wei W,*et al*. Reduced carbon emission estimates from fossil fuel combustion and cement production in China [J]. Nature 2015,524(7565):335~338.

[8] Shan Y L, Guan D B, Zheng H R,*et al*. China CO_2 emission accounts 1997-2015 [J]. Scientific Data, 2018,5:170201.

[9] Shan, Y L, Huang, Q, Guan, D B, *et al*. China CO_2 emission accounts 2016 - 2017 [J]. Scientific Data, 2020,7:54.

[10] Xu J H, Guan Y R, Oldfield J,*et al*. China carbon emission accounts 2020-2021 [J]. Applied Energy, 2024,360:122837.

[11] 滕磊. 企业碳排放核算的国际比较[J]. 中国统计, 2021, (6): 10~12.

[12] Tang L, Qu J, Mi Z,*et al*. Substantial emission reductions from Chinese power plants after the introduction of ultra-low emissions standards [J]. Nature Energy, 2019,4(D21):929~938.

[13] Tong D, Zhang Q, Liu F,*et al*. Current emissions and future mitigation pathways of coal-fired power plants in China from 2010 to 2030[J]. Environmental science & technology, 2018,52(21): 12905~12914.

[14] Liu Z, Guan D B, Wei W, et al. Reduced carbon emission estimates from fossil fuel combustion and cement production in China [J]. Nature, 2015,524(7565):335~338.

[15] Li J J, Zhang Y L, Tian Y J,*et al*. Reduction of carbon emissions from China's coal-fired power industry: Insights from the province-level data [J]. Journal of Cleaner Production, 2020, 242: 118518.

[16] 赵敬皓, 王娜娜, 蒋嘉铭, 等. 基于BayesianOpt-XGBoost的煤电机组碳排放因子预测[J]. 中国环境科学, 2024, 44(1): 417~426.

[17] 卫冬丽. 中国燃煤电厂二氧化碳排放量计算方法研究[D]. 北京:北京交通大学, 2014.

[18] 许军. 基于低碳经济的火力发电行业碳减排措施探讨[J]. 应用能源技术, 2016,(12):18~21.

[19] 李敏. 火力发电企业碳排放成本核算[J]. 中国高新科技, 2021, (8):128~129.

[20] 杜杰,陈蔚,黄敏,等. 火电企业碳排放成本核算及有效性研究[J]. 现代工业经济和信息化, 2021,11(03):125~126.

[21] 生态环境部. 企业温室气体排放核算与报告指南(发电设施)[S]. 北京: 2022.

[22] 李秋瑶. 多元线性回归模型在河流水质预测中的应用[J]. 信息系统工程, 2023,(7):79~82.

[23] 吴辉, 李雪曼, 岳枫,等. 未来不同情景下发电企业碳排放量的预估[J/OL]. 人民长江, 1-11[2024-02-22]. http://kns.cnki.net/kcms/detail/42.1202.TV.20231209.1129.004.html.

[24] 徐国泉,封士伟. 中国火电行业能源消费碳排放的时空演变特征[J]. 生态经济, 2024,40(2):30~38.

中国知网 https://www.cnki.net