

[1]熊子文,王浩,李文瑞,等.燃煤电厂运行全过程的碳排放全生命周期评价与预测[J/OL].洁净煤技术,1-10[2024-11-19].<http://kns.cnki.net/kcms/detail/11.3676.td.20240708.1838.002.html>.

## 燃煤电厂运行全过程的碳排放全生命周期评价与预测

熊子文<sup>1</sup>, 王浩<sup>1</sup>, 李文瑞<sup>1</sup>, 沈霖芝<sup>1</sup>, 杜朝辉<sup>1</sup>, 张振<sup>1</sup>, 吴昊<sup>1</sup>, 杨宏旻<sup>1</sup>

(1.南京师范大学 能源与机械工程学院, 南京 210042)

**摘要:** 在低碳发展的大背景下, 对燃煤发电厂产生的碳排放进行核算与预测有助于分析各个环节的排放情况从而减少碳排放。研究基于全生命周期评价理论和燃煤电厂运行流程构建碳排放全生命周期核算模型, 并结合某 600MW 机组实际运行情况进行分析, 最后基于多源碳排放数据利用机器学习技术进行预测和分析。核算结果表明, 煤炭开发利用的全生命周期内锅炉燃烧产生的排放占总排放的 80.1%, 是电厂碳排放的主体, 燃煤机组的发电、供电碳排放强度与负荷率呈负相关。在多种算法比较分析下, 梯度下降法得到的预测值与理论值的拟合效果更好, 相关系数高达 0.961, 产生的误差明显较小。通过机器学习进行碳排放预测可以准确分析各类数据之间的相关性, 发展前景广阔。

**关键词:** 生命周期评价; 碳排放; 燃煤发电; 机器学习; 梯度下降法

## Life cycle assessment and prediction of carbon emissions based on machine learning in whole operation process of coal-fired power plants

XIONG Ziwen<sup>1</sup>, WANG Hao<sup>1</sup>, LI Wenrui<sup>1</sup>, SHEN Linzhi<sup>1</sup>, DU Zhaohui<sup>1</sup>, ZHANG Zhen<sup>1</sup>, WU Hao<sup>1</sup>, YANG Hongmin<sup>1</sup>

(1.School of Energy and Mechanical Engineering, Nanjing Normal University, Nanjing 210042, China)

**Abstract:** In the context of low-carbon development, accounting for and predicting carbon emissions from coal-fired power plants is essential for analyzing emissions across different stages and effectively reducing carbon emissions. This study analyzes the life cycle carbon emission boundary and sources in the whole process of coal-fired power plant operation based on the theory of life cycle assessment and the operation flow of coal-fired power plant, which constructs a comprehensive life cycle accounting model of carbon emission. An empirical case analysis is conducted using the operational data of a 600MW unit, and finally, a multiple linear regression model is established for prediction and analysis of carbon emissions based on machine learning. The results demonstrate that the emissions generated by boiler combustion constitute 81.54% of the total emissions, making it the main portion of power plant carbon emissions throughout the entire life cycle of coal development and utilization. The carbon emission levels of the same unit under different operating conditions exhibit significant variations, the carbon emission intensity of coal-fired power units for both electricity generation and power supply is negatively

基金项目: 该研究得到了国家自然科学基金项目(编号: 51806107)的资助;

第一作者: 熊子文(1998—), 男, 硕士研究生, 研究方向为碳排放核算。E-mail: [1342933894@qq.com](mailto:1342933894@qq.com);

通信作者: 吴昊, 副教授, 研究方向为污染物控制。E-mail: [62102@njnu.edu.cn](mailto:62102@njnu.edu.cn)。

correlated with the load rate. The bottleneck for low-carbon development primarily lies in the low-load operational phase. The predicted values obtained using the gradient descent algorithm demonstrate a better-fitted performance with the theoretical values under multiple algorithm comparisons, showing a high correlation coefficient of 0.961. The resulting Mean Absolute Error (MAE) and Root Mean Square Error (RMSE) are notably smaller at 261.84 and 351.56, demonstrating excellent fitting and predictive capabilities. The use of machine learning for carbon emission prediction enables an accurate analysis of the intricate operational complexities of actual power plants. It effectively reveals the correlations among various types of data, making a significant contribution to carbon neutrality.

Key words: Life Cycle Assessment; Carbon Emissions; Coal-Fired Power Generation; Machine Learning; Gradient Descent

## 0 引 言

火力发电行业在我国经济发展的历史中一直是碳排放的重要来源,煤炭消费总量从 1978 年的 4 亿吨标准煤上升到 40.48 亿吨标准煤,燃煤发电煤耗更是在 2016 年就达到了惊人的 21 亿吨<sup>[1]</sup>,庞大的煤炭需求导致我国很难短时间内摆脱对煤炭资源的依赖。随着“双碳”目标的提出,煤炭发电行业急需更精准的碳排放核算。但现有的国家级碳核算不足以支持发展中国家因地制宜的减碳政策和措施<sup>[2]</sup>。煤炭行业对碳排放数据的收集分为排放因子计算法和实测法两种。我国碳排放核算体系采用排放因子法<sup>[3]</sup>,在实测条件并不普及的情况下,国家根据多台机组测算结果提出缺省值,以代表广大机组的平均水平<sup>[4]</sup>。国际上还有通过安装烟气排放连续监测系统(CEMS),实时监测 CO<sub>2</sub> 浓度和烟气流量以自动测算碳排放量的实测法,欧美整体采用两种方法共同核算碳数据<sup>[5]</sup>。此外,还可以采用全生命周期评价的方法核算煤炭发电行业的碳排放,从而有效地分析总减排潜力<sup>[2]</sup>。

众多学者研究了国内排放的校核与改进。宋铜铜基于排放因子法对燃煤电厂内机组层面界定三个碳排放源,实现了对碳排放的精确计算<sup>[6]</sup>。刘通浩总结已有的诸多温室气体排放检测技术,提出了夯实我国固定污染源温室气体排放监测基础的建议,对实测法的可行性进行论证<sup>[7]</sup>。裴冰对不同负荷下典型燃煤火电机组的 CO<sub>2</sub> 排放计算方法和实测方法结果进行比较和分析,验证不同技术的可行性,提出国内也应考虑直接测量法的意见<sup>[8]</sup>。Yan 对新兴煤炭转化技术从工业规模比较的角度进行了全生命周期评价分析,强调了减少碳排放的必要性<sup>[9]</sup>。

在实测法还远远不具备普及性的情况下,生命周期评价(Life Cycle Assessment, LCA)就成为了一种较好的碳排放核算方法,它是以过程分析为基础的一种“自下而上”核算方法,被广泛应用于产品或活动过程产生的碳排放核算<sup>[10]</sup>。煤炭既是商品又是资源,从开采、运输、储存、利用一直到灰渣的填埋与再利用的全过程都会产生大量的二氧化碳排放<sup>[11]</sup>。构建燃煤电厂碳排放全生命周期评价体系,

对煤炭从开采、运输、燃烧最后到脱硫与灰渣再利用的全过程进行精细化的核算与分析,可以解析各个阶段排放的详细特征,从而在源头上对煤炭行业减排提供数据支撑,为企业实行技术改进和节能减排提供重要依据。此外,在完成碳排放核算体系构建的前提下,本文还进一步引入机器学习技术,基于多元线性回归模型构建计算 CO<sub>2</sub> 排放量。在不增加检测的情况下,尽量利用燃煤电厂现有数据,较为精确地预测 CO<sub>2</sub> 排放量,从而达到科学分析排放数据与降低工作量的效果。

## 1 燃煤电厂碳排放全生命周期模型构建

### 1.1 电厂运行碳排放全生命周期定义与阶段划分

燃煤电厂运行全过程的碳排放全生命周期指燃煤电厂发电这一行为产生的二氧化碳排放的所有过程。为了精简研究工作量,并确保不出现重复计算,本文专注于目前已投产运行的电厂消耗的煤炭所带来的各个阶段的排放的精确计算,研究从电厂自身运行角度的碳排放管理,所以要剔除不受电厂控制以及排放量占比极少的排放源。电厂全生命周期包括把煤炭作为商品资源,从开采到运输、利用最后灰渣废料再利用的过程;以及烟气处理消耗石灰石等资源产生的排放。本文将燃煤电厂碳排放全生命周期细分为:煤炭生产阶段、煤炭运输阶段、锅炉燃烧阶段、烟气脱硫与灰渣再利用阶段。并在此基础上对各个环节的排放数据进行详细的分析,厘清主要排放源,进而对燃煤电厂碳排放全生命周期各阶段的碳排放强度进行进一步研究。电厂全生命周期内碳排放的核算边界如图 1 所示。

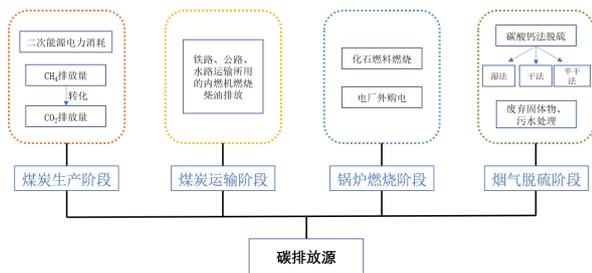


图1 电厂全生命周期评价内碳排放的核算边界

Fig.1. Accounting boundaries of carbon emissions within the whole life cycle assessment of power plants

## 1.2 碳排放源识别

从燃煤电厂运行全过程的碳排放全生命周期出发,识别与分析了直接或间接排放温室气体的各项活动,各阶段产生排放的界定与分析如下:

### 1.2.1 煤炭生产阶段

煤炭的生产环节主要是排放主要是机械设备消耗的电力所间接排放的CO<sub>2</sub>。二次能源电力消耗隐含的碳排放将在煤炭消耗环节进行计算。实际上,煤炭开采环节的CH<sub>4</sub>排放量远远大于CO<sub>2</sub>的排放量,因此,在碳排放核算环节这部分的甲烷需要转换成等额的二氧化碳<sup>[12]</sup>。

### 1.2.2 煤炭运输阶段

煤炭运输环节会燃烧大量燃料并产生碳排放,由于煤炭运输量大、占用空间较多,因此主要以铁路、公路和水路运输为主。鉴于电力不在一次能源碳排放的计算范围内,我国的铁路运输仅计算内燃机车的柴油消耗量;公路运输为20吨以上的重型卡车,为内燃机燃烧柴油驱动;煤炭进出口水运依靠的远洋船运与长距离船舶都是柴油机驱动。因此,煤炭的运输环节都是计算交通运输工具消耗柴油产生的排放。

### 1.2.3 锅炉燃烧阶段

电厂运行碳排放全生命周期评价的核心即为锅炉燃烧阶段。该阶段为锅炉系统从煤进入锅炉至燃烧完毕的过程,送风机将冷风送入空气预加热器中加热,加热后的气体一部分经磨煤机、排粉机进入炉膛,另一部分经喷燃机外侧套筒直接进入炉膛。炉膛内燃烧形成的高温烟气,沿烟道经过热器、省煤器、空气预加热器逐渐降温,再经除尘器除去灰尘,经引风机送入烟囱,排向大气。在锅炉系统运行过程中,除燃烧环节排放大量的CO<sub>2</sub>外,几乎不存在其他环节的直接碳排放源,各环节的能源动力均以电力为主。

### 1.2.4 烟气脱硫与灰渣再利用阶段

脱硫是火电项目的必要流程,目前已有98%的电厂安装了脱硫装置。目前主流的脱硫方法为石灰石-石膏法。每脱除1tSO<sub>2</sub>会产生0.7tCO<sub>2</sub>,还不计

烟囱所排放的烟气中水分和热量间接增加的碳排放。在灰渣处理过程中,各设备的动力源均基本为电力,除使用的外购电力几乎不存在碳排放问题。

## 1.3 模型构建

根据上述燃煤电厂碳排放全生命周期碳排放的分析,碳排放总量即为各阶段直接或间接排放的总和,计算公式为:

$$E=E_1+E_2+E_3+E_4 \quad (1)$$

式中: E<sub>1</sub>为煤炭生产阶段CO<sub>2</sub>排放量, t; E<sub>2</sub>为煤炭运输阶段CO<sub>2</sub>排放量, t; E<sub>3</sub>为锅炉燃烧阶段CO<sub>2</sub>排放量, t; E<sub>4</sub>为烟气脱硫阶段CO<sub>2</sub>排放量, t。

### 1.3.1 煤炭生产阶段碳排放量计算

《温室气体排放与核算要求》对煤矿开采产生的甲烷逃逸排放计算进行了指导<sup>[13]</sup>,本文采用近似计算的方法:将煤矿分为国有重点、国有地方和乡镇分别确定排放因子和产量,求和得到总排放量。本文煤炭开采自地方煤矿,甲烷逃逸因子(立方米/吨)为8.35,再结合煤炭消耗数据,可以得到煤矿开采时所带来的甲烷逃逸量,计算公式为:

$$C_{CH_4}=21 \times P_{j8} \times 8.35 I_{df} \quad (2)$$

式中: C<sub>CH<sub>4</sub></sub>为甲烷逃逸转换成的二氧化碳排放量, t; 21为全球变暖潜势值(1吨甲烷等于21吨二氧化碳); P<sub>j8</sub>为煤炭开采量, t; I<sub>df</sub>为地方(中型)煤矿产量占总产量比重, %。

### 1.3.2 煤炭运输阶段碳排放量计算

煤炭运输环节主要以铁路、公路和水路运输为主,本文的实例模型采用铁路运输。我国的铁路运输主要计算内燃机车的柴油消耗量,参考IPCC中关于交通运输活动中的移动源燃烧碳排放计算规则,可以直接用柴油消耗量与碳排放系数的乘积得到碳排放量<sup>[14]</sup>,具体公式如下:

$$C_{铁}=\sum R_{燃} \times T_{铁} \times F_{铁derv} \times EF_{CO_2} \times 10^{-3} \quad (3)$$

$$T=V \times D \quad (4)$$

式中: C<sub>铁</sub>为煤炭铁路运输CO<sub>2</sub>排放总量,万t; T为煤炭周转量,亿t·km; F<sub>铁derv</sub>为1单位煤炭周转量消耗的柴油量(kg/万t·km); EF<sub>CO<sub>2</sub></sub>为柴油燃烧对应的IPCC缺省碳排放因子,3211.92kg·t<sup>-1</sup>; V为煤炭年货运量,亿t; D为煤炭年平均运距,km。

### 1.3.3 锅炉燃烧阶段碳排放量计算

在锅炉煤炭燃烧产生的碳排放计算结果受到煤炭消耗量、煤炭质量以及燃煤燃烧状态的混合影

响。主流计算方法分为排放因子法和碳平衡法，对它们的选取基于基础数据的类型，计算结果的准确性也不同。本文收到的实例入炉煤质数据仅有一小部分工业分析，因此采用了排放因子法。具体核算公式如下：

$$W_{gr} = W_{coal} \times Q_{net,ar} \times C_{heat} \times R / 1000 \quad (5)$$

式中， $W_{gr}$  为煤炭固定燃烧  $CO_2$  的排放量，t； $W_{coal}$  为消耗的原煤量，t；12 为  $CO_2$  的摩尔质量，无量纲值；44 为碳元素的摩尔质量，无量纲值； $Q_{net,ar}$  为收到基低位发热量，MJ/kg； $C_{heat}$  为单位热值含碳量，tC/万亿焦；R 为碳氧化率，《省级温室气体清单编制指南（试行）》里建议的燃煤发电锅炉平均值为 98%；1000 为单位转换系数。

### 1.3.4 烟气脱硫阶段碳排放量计算

脱硫是火电项目的必要流程，其中使用的碳酸钙湿法脱硫会产生碳排放，对其排放量计算采用的也是排放因子法。需要脱硫机的消耗量和脱硫机对应的排放因子。排放量可以用下式计算：

$$W_{se} = W_{CaCO_3} = W_{LStone} \times K_{CaCO_3} \quad (6)$$

式中， $W_{se}$  为湿法脱硫消耗石灰石发生的  $CO_2$  的排放量，t； $W_{LStone}$  为石灰石消耗量，t； $W$  为碳酸钙消耗量，t； $K$  为石灰石中碳酸钙含量，%；44 为碳元素的摩尔质量，无量纲值；100 为碳酸钙的分子量，无量纲值。

## 2 燃煤电厂运行全过程的碳排放全生命周期实例分析与碳数据预测

### 2.1 电厂概况

本文选取中国南方某燃煤电厂作为研究对象。电厂共有 4 台 600MW 在役燃煤机组以及两台 1000MW 在建燃煤机组。本章以电厂一号机组（600MW）为例，对其碳排放水平进行研究。该 1 号机组配套锅炉为东方锅炉厂制造的国产超临界变压直流本生型锅炉，采用等离子点火系统，降压法吹扫吹管。校核煤种数据见表 1：

表 1 #1 机组煤质分析数据

Table.1 Analysis data of coal quality in #1 unit

名称	符号	单位	煤质数据
全水分	Mt	%	25.03
空干基水分	Ma	%	13.17
空干基灰分	Aad	%	11.68
空干基挥发分	Vad	%	32.34
空干基固定碳	Fcad	%	42.81
空干基全硫	St,ad	%	0.59
收到基全硫	St,ar	%	0.51
空干基氢	Had	%	4.17
弹筒发热量	Qb,ad	MJ/Kg	22.78
收到基低位发热量	Qnet,ar	MJ/Kg	18.24
收到基灰分	Aar	%	10.19
外水	Mf	%	13.72
干燥无灰基挥发分	Vdaf	%	42.95

### 2.2 燃煤电厂碳排放核算数据说明

机组运行起始时间为 2022 年 9 月 1 日 0:00:00，结束时间为 2023 年 2 月 28 日 23:59:00。机组在九月和十月各有一段时间的停机，剩下各月#1 机组保持 24 小时不间断运行状态。#1 机组从 2022 年 9 月至 2023 年 2 月为期半年整体的负荷分布情况见图 2。

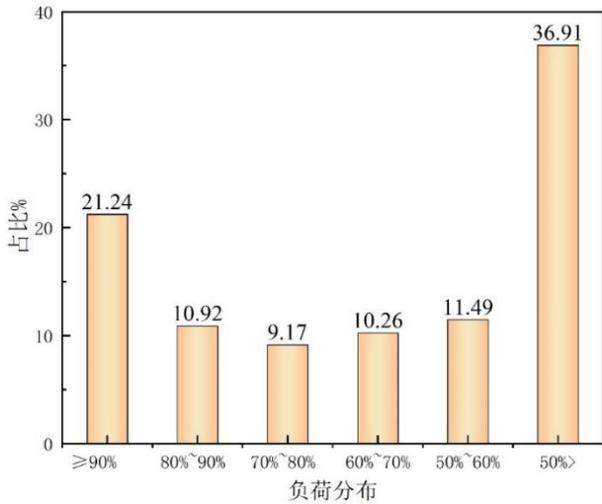


图 2 #1 机组负荷分布情况

Fig.2. Load distribution of unit #1

### 2.3 燃煤电厂碳排放强度计算

图 3 为 2022 年 9 月至 2023 年 2 月的每月负荷分布图，按照其与总负荷的比例将所有负荷分为满负荷（≥90%）、高负荷（90%~80%）、中高负荷（80%~70%）、中负荷（70%~60%）、中低负荷（50%~60%）、低负荷六个等级。可以明显看到 2022 年 9 月机组有足足 54%都处于近满负荷运行的状态，整体处于高负荷运行。其余 5 个月低负荷运行占据极大的比例，整体发电量会相对有所降低。

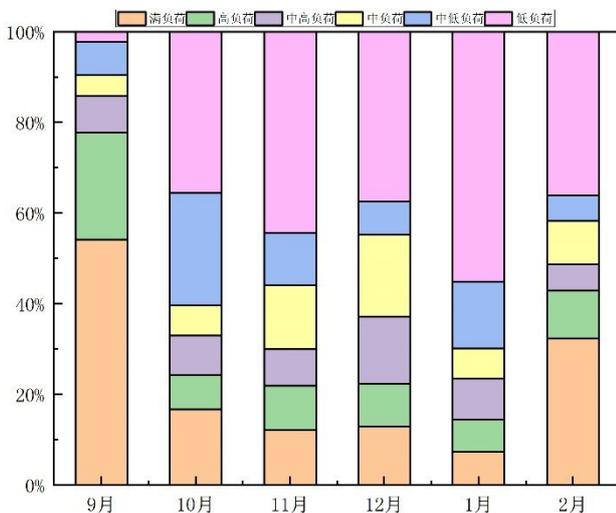


图 3 2022 年 9 月至 2023 年 2 月每月负荷分布

Fig.3. Monthly load distribution from September 2022 to February 2023

通过对时间区间每五分钟记录的数据进行整理与核算，得到每天的实时煤耗量和石灰石消耗量，整合得出每个月的总煤耗和石灰石消耗，如表 2 所示：

表 2 每月总煤耗与石灰石消耗

Table 2

Total monthly coal consumption and limestone consumption.

月份	天数	月总煤耗	月总石灰石消耗	单位
2022.09	30	151059.6	12844.71	t
2022.10	31	111946.4	6060.22	t
2022.11	30	138194.3	8339.79	t
2022.12	31	141424.8	8518.28	t
2023.01	31	123183.3	13847.03	t
2023.02	28	131691.9	12392.51	t

基于各个月的每月资源消耗，可以计算得出全生命周期各个环节的二氧化碳排放量，计算结果见图 4 与图 5。

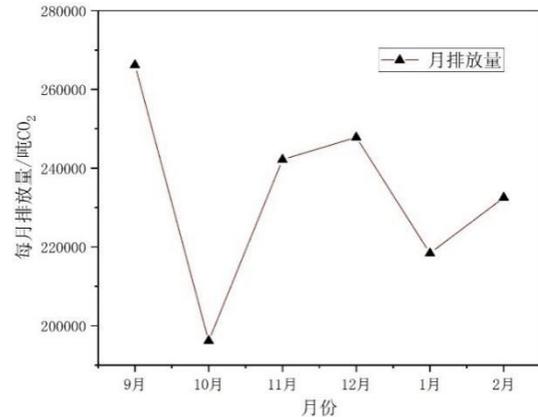


图 4 月排放量变化图

Fig.4. Changes in monthly emissions

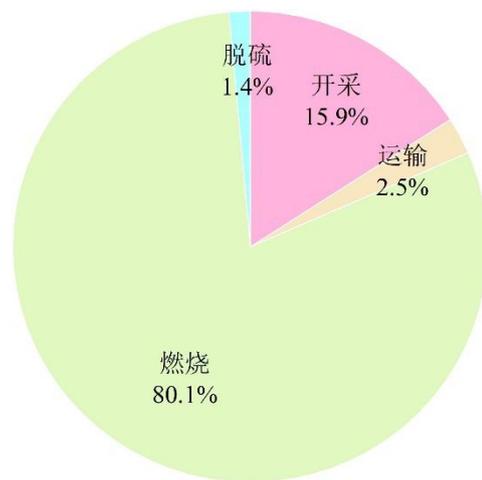


图 5 半年各阶段总排放量

Fig.5. Total half-yearly emissions by stage

可以看到：燃煤电厂碳排放全生命周期内，煤炭开采阶段产生 27.41 万吨 CO<sub>2</sub>，煤炭运输阶段产生 4.37 万吨 CO<sub>2</sub>，锅炉燃烧阶段产生 137.84 万吨 CO<sub>2</sub>，烟气脱硫阶段产生 2.48 万吨 CO<sub>2</sub>，共产生了 172.1 万吨 CO<sub>2</sub>，其中 80.1%为锅炉燃烧产生，是全生命周期碳排放的主体。

完成工况筛选和煤耗数据计算整理后，将煤耗数据按其占比就行归一化，可以对实际负荷占比与理论负荷占比进行对比。见图 6。

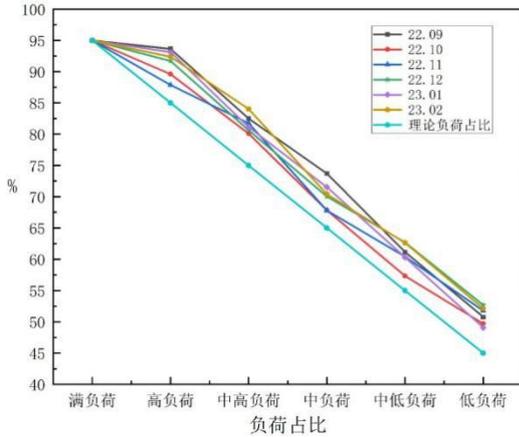


图 6 理论与实际负荷占比对比图

Fig. 6. Comparison of theoretical and actual load shares.

可以明显看到，随着机组负荷的下降，同时间消耗的煤比理论状态下有明显的增多，即相对于高工况运行，低工况运行的机组产生的二氧化碳排放更多。对此进行验证：基于工况以及煤质等相关数据，通过计算，可以得到碳排放评价指标，见表 3。

表 3 各工况经济性评价指标

Table 3 Economic evaluation indexes for each working condition

名称	单位	满负荷	高负荷	中高负荷	中负荷	中低负荷	低负荷
发电效率	%	39.91	39.20	38.81	38.87	37.43	37.61
厂用效率	%	6.92	7.21	7.35	7.48	8.22	8.35
发电煤耗	g/(kW·h)	308.28	313.91	317.02	316.57	328.71	327.12
供电煤耗	g/(kW·h)	331.89	338.46	342.16	341.9	357.34	354.44

根据表 3 中的数据，做不同工况下机组发电效率、厂用电率以及发电供电煤耗变化规律图，见图 7。

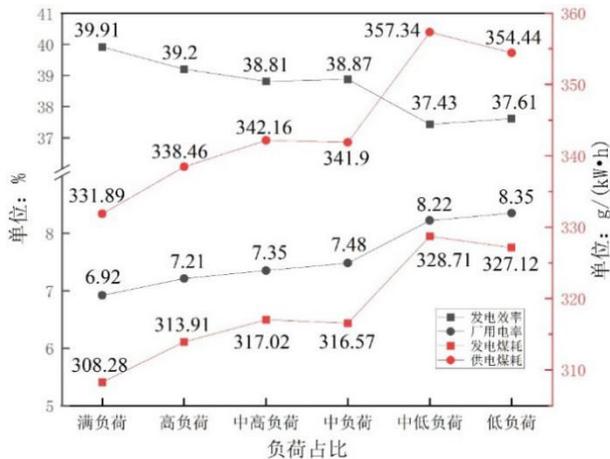


图 7 各工况经济性指标变化图

Fig. 7. Changes in economic indicators for each working condition

由图 7 中黑色曲线可以看到：随着机组负荷逐渐降低，发电效率整体呈正相关，且在中负荷至中低负荷阶段下降速率最大。按负荷降序不同工况的发电效率最大相差 1.44%。厂用电率随负荷的降低而上升，两者呈负相关，按负荷降序不同工况的厂用电率最大相差 0.74%。由发电效率和厂用电率的变化规律可以看到，负荷越小，机组的运行水平越差，能量的损失整体就越多。

由图 7 的红色曲线可知随着机组负荷的下降：发电煤耗与供电煤耗整体呈负相关。在 70%降至 50%的中负荷至中低负荷转变阶段内，负荷平均每降低 1%，供电煤耗与发电煤耗分布增加了 0.607g/(kW·h)和 0.772g/(kW·h)。此阶段产生的煤耗增速最快，尽量减少机组在中低负荷状态运行的时间对电厂碳减排具有重要意义。

## 2.4 基于多元线性回归模型的燃煤电厂碳排放数据预测

为了更好的实现碳减排的目标，现有的核算体系是远远不够的。为此本研究引入了机械学习技术，基于多元线性回归模型<sup>[15]</sup>，提供了一种计算 CO<sub>2</sub> 排放量的简便算法，在不增加检测的情况下，尽量利用燃煤电厂现有数据，较为精确地预测 CO<sub>2</sub> 排放量<sup>[16]</sup>。下文仍然是以中国南方某燃煤电厂的实际测量结果进行分析与验证：

多元线性回归模型是指含有多个解释变量的线性回归模型，用于解释被解释的变量与其他多个变量解释变量之间的线性关系，其数学模型为：

$$y = \beta_0 + \beta_1 \cdot x_1 + \beta_2 \cdot x_2 + \dots + \beta_n \cdot x_n + \varepsilon \quad (7)$$

式中：y：因变量（预测碳排放量）； $\beta_0$ ：截距项（当所有预测变量为 0 时 y 的预测值）； $\beta_n$ ：自变量的回归系数；x：自变量（上文整理和清洗

后的应用数据)；n：样本数量(本文为7)； $\varepsilon$ ：误差项，表示模型无法捕捉到的随机误差或未解释的变异性。

机器学习中回归算法众多，选择合适的算法决定了最终模型的预测效果<sup>[17]</sup>。因此为了有效的减少误差，本文中选择了多种机器学习算法建立回归模型，并进行对比后，最终采用最小二乘法(OLS)、梯度下降法(DG)、FTRL法(Follow-The-Regularized-Leader)、随机梯度下降法(SDG)共4种常见的机器学习算法建立模型。随后对比不同算法之间预测效果，筛选出最优的预测模型。主要采用均方误差、均方根误差和决定系数作为机器学习模型的评估指标<sup>[18]</sup>：

平均绝对误差(Mean Absolute Error, MAE)是绝对误差的平均值，它其实是更一般形式的误差平均值。主要用于比较预测值与真实值之间的差距，其值越小，说明模型的精度越高。它其实是更一般形式的误差平均值。它的定义表达式为：

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |y_i - x_i| \quad (8)$$

式中， $y_i$ 为真实值； $x_i$ 为预测值。

均方根误差(Root Mean Squared Error, RMSE)是指模型预测值和真实值之间的差值绝对值的平均值，它其实是更一般形式的误差平均值。它的定义表达式为：

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - x_i)^2} \quad (9)$$

式中， $y_i$ 为真实值； $x_i$ 为预测值。

一般来说，MAE的值会比RMSE的值小，且RMSE对异常值的反应更大。因为RMSE对每个误差都是进行了平方后才求和，这意味单个误差呈指数倍增长。RMSE能够很好地体现回归模型的精密程度而MAE可以更好地反映预测值误差的实际情况。

决定系数(Coefficient of determination,  $R^2$ )反应的是模型的拟合程度，其值在-1到1之间，越接近1说明拟合程度越好。

碳排放预测模型需要应用到的数据信息如下所示：石灰石消耗量(t)；主蒸汽流量(t)；发电量(kWh)；一次风A(t)；一次风B(t)；二次风A(t)；二次风B(t)；用于对比的真实值与预测输出的预测值为碳排放量( $tCO_2$ )。

通过对数据进行整理和清洗，剔除锅炉停炉以及极低负荷运行的数据，得出了165条数据用于带入回归模型中分析与预测，随后将样本按4:1的比例分为训练集和测试集。对同一个数据表采用最小二乘法(OLS)、梯度下降法(DG)、FTRL法(Follow-The-Regularized-Leader)、随机梯度下降法(SDG)这4种常见的多元线性回归算法进行拟合，得到的评价指标以及测试集预测结果和真实值对比图如下：

表4 机器学习模型效果评估

Table 4 Evaluation of machine learning model effectiveness

	OLS	GD	FTRL	SGD
MAE	278.37	261.84	297.50	297.36
RMSE	365.98	351.56	399.34	398.85
$R^2$	0.958	0.961	0.95	0.95

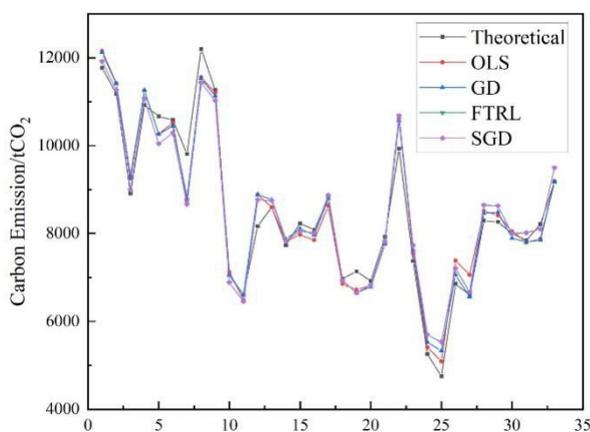


图8 测试集预测结果与真实值对比图

Fig. 8. Comparison of predicted results and theoretical values on the testing set.

从表4中的评价指标可以发现，最小二乘法和

梯度下降法的模型效果明显优于FTRL法和SDG法，其中将梯度下降模型与后两者中相对更精准的SDG法模型比较，MAE降低了11.947%，RMSE降低了11.855%， $R^2$ 提升了1.183%。无论是评价指标分析还是测试结果与真实值对比，梯度下降模型的整体拟合度都更好，因此选择梯度下降模型来进行精细化预测。

图9为8种特征之间的皮尔斯相关矩阵，用于反映各个特征变量之间的相关性程度，其值越接近1代表两者之间的相关性越高。当相关系数大于0.95时，说明两者之间高度相关，此时仅需保留二者之一。可以看到，虽然各特征向量之间的相关系数整体较高，但是没有大于0.95，说明这8种特征之间无高度相关性，数据的整理与清洗已将相关性高的冗余特征删除。前7种特征中，除了石灰石消

耗量与碳排放量相关性不强，其余都与碳排放量直接相关，数据波动都会对碳排放量产生较大影响，这与锅炉实际情况符合。

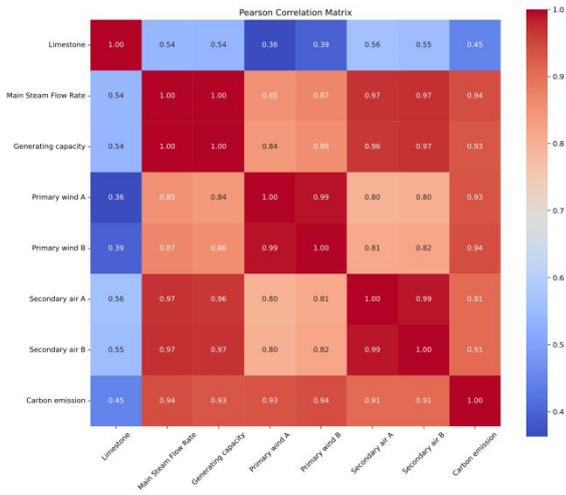


图9 各特征之间的皮尔森相关系数矩阵

Fig.9. The Pearson correlation coefficient matrix among the features

对历史统计数据选择处于满负荷、高负荷、中高负荷、中负荷、中低负荷和低负荷共6个等级每个等级各一组数据作为预测输入值带入梯度下降模型模型中进行预测后与真实值对比。

鉴于选用的165条数据，其组成的子数据负荷在目标负荷范围占比最高的为第136条数据，符合度为96.19%，无法达到100%。该情况与本#1机组自身负荷波动较大的现状相符。因此本文的预测输入值选用由随机挑选的288条均处于目标负荷范围内的子数据组成的真实数据，各子数据的总平均负荷为570、510、450、390、330、270MW。预测结果输出如下

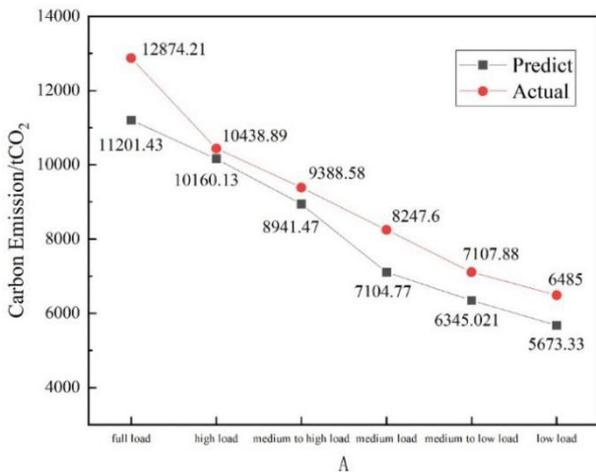


图10 各负荷下输出预测值与真实值对比图

Fig.10. Comparison of predicted output values and theoretical values at various load levels

由图10可以看到，该梯度下降模型对满负荷状态预测时产生的误差最大，有1672.77吨CO<sub>2</sub>，对中负荷状态预测的误差则占比最多，足足有13.86%。与之相对的，该模型对高负荷与中高负荷数据具有较好的拟合性，误差占比仅有2.67%与4.76%显示出了较好的泛化能力。模型的平均误差占比为9.59%，整体拟合度较好，且在中负荷至低负荷下产生的误差明显减少，是一个成熟的预测模型。

### 3 结论

本文构建了燃煤电厂运行全过程碳排放全生命周期评价模型，并结合实际案例对燃煤电厂碳排放全生命周期的碳排放强度和各工况经济性指标进行了详细的分析。最后基于已有排放数据构建了多元线性回归模型，对排放计算进行简便化和精准化改良。

1) 在锅炉运行状态上，燃煤电厂碳排放全生命周期内小于50%的低负荷运行工况占比最多，占比达36.91%，是锅炉的主要运行状态。其次则是大于90%的满负荷运行状态，总体占比21.24%，在九月更是接近一半时间是满负荷运行状态。其余四个工况的占比基本在10%左右。

2) 锅炉燃烧阶段产生的碳排放是燃煤电厂碳排放全生命周期评价中的主要排放源，足足有80.1%，其占比与煤质，锅炉运行负荷分布，煤炭运输距离和运输方式等有关。当煤收到基低位发热量与单位热值含量升高、锅炉整体运行负荷上升时，燃烧阶段产生的CO<sub>2</sub>占比会明显增加。当煤炭运输距离变长或者更换运输方式，采用可能产生排放更多的海运等方式时，燃烧阶段产生的CO<sub>2</sub>占比则会降低，整体应该会保持在75%-85%之间浮动。其余各阶段中煤炭开采阶段有15.9%的排放，也需要有一定的重视。

3) 当机组负荷下降时，同时间消耗的煤比理论状态下有明显的增多，发电效率也同时整体显著降低，发电与供电煤耗反而呈负相关增加。因此从减排角度出发，需要增加高负荷甚至满负荷的整体占比。

4) 梯度下降模型与真实数据的实际拟合程度最好，R<sup>2</sup>能达到0.9612，整体误差不超过百分之十，尤其是对高负荷与中高负荷数据有非常好的适应性。但是受限于本身锅炉负荷变化过快导致的数据变化过于剧烈，仍然做不到极精准化拟合，仍需要改进。模型在中负荷至低负荷下产生的误差明显减少，在中低负荷下具有良好的泛化能力。

从上述研究可以看出,燃煤电厂碳排放全生命周期内,锅炉燃烧阶段是产生排放的主体,而低负荷运行则导致了更多的排放。因此,燃煤电厂要实现节能减排与低碳发展,最终为“碳达峰”与“碳中和”目标出一份力,就必须重点针对锅炉燃烧阶段实施一系列措施。一方面,要继续研究碳减排技术,全面采用低碳、清洁、安全、高效的燃烧工艺和设备,从源头减少燃煤排放。另一方面,要增加高负荷乃至满负荷运行时长,尽量减少中低负荷的持续时间,实现从细节上降低排放,实现可持续发展。另外,采用智能排放核算、合理运用算法,可以有效地提高精准度并减少人力,进而助力“双碳”目标达成。

## 参考文献 (References) :

- [1] 《中国统计年鉴-2022》编委会和编辑出版人员. p. 4-5.
- [2] Li J, Wang Y, Xu D, Xie K. High-resolution analysis of life-cycle carbon emissions from China's coal-fired power industry: A provincial perspective[J]. *International Journal of Greenhouse Gas Control*. 2020;100:103110.
- [3] 中国标准化研究院,北京中创碳投科技有限公司,中国电力企业联合会,北京能源投资有限公司,国电科学技术研究院,电投碳资产经营管理有限公司. 温室气体排放核算与报告要求 第1部分:发电企业. 中华人民共和国国家质量监督检验检疫总局;中国国家标准化管理委员会; 2015. p. 20.
- [4] 孟春江. 中国煤化工行业温室气体排放核算研究[D].北京:清华大学, 2014.  
Meng Chunjiang. Research of Greenhouse Gas Emission Calculation Inventory in Coal Chemical industry of China[D]. Tsinghua University, 2014.
- [5] 王超. 欧盟二氧化碳捕集和封存指令研究[D].北京:华北电力大学, 2015.  
Wang Chao. Dissertation for the Master Degree in Law Research on EU Carbon Capture and Storage Directive[D]. School of Humanities and Social Sciences, 2015
- [6] 宋铜铜. 燃煤电厂碳排放强度核算及影响因素研究[D].北京:华北电力大学, 2021.  
Song Tongtong. Study on Accounting and Influencing Factors of Carbon Emission Intensity of Coal-fired Power Plants[D]. School of Energy Power and Mechanical, 2021
- [7] 刘通浩,敬红,王军霞,等. 夯实我国固定污染源温室气体排放监测基础的建议[J]. *环境保护*. 2021;49(16):23-5.  
Liu Tonghao, Jing Hong, Wang Junxia, et al. Suggestions on Consolidating the Monitoring Foundation of Greenhouse Gas Emissions from Stationary Pollution Sources in China[J]. *Environmental Protection*, 2021;49(16):23-5.
- [8] 裴冰,刘通浩,杨文雨,等. 典型燃煤电厂机组二氧化碳排放测试及核算研究[J]. *中国环境监测*. 2023;39(02):225-31.  
Pei Bing, Liu Tonghao, Yang Wenyu, et al. Study on Determination and Accounting of CO<sub>2</sub> Emission from Typical Coal-Fired Power Plant[J]. *Environmental Monitoring in China*. 2023;39(02):225-31.
- [9] Yan Y;Li J;Duan X;Yang D. Life cycle assessment of emerging coal conversion technologies in China: An industrial-scale comparison[J]. *Energy Conversion and Management*. 2022;271:116293.
- [10] Li J, Zhang Y, Yang Y, Zhang X, Wang N, Zheng Y, et al. Life cycle assessment and techno-economic analysis of ethanol production via coal and its competitors: A comparative study[J]. *Applied Energy*. 2022;312:118791.
- [11] 夏丹. 中国煤炭生命周期碳排放核算与预测研究[D].淮南:安徽理工大学, 2021.  
Xia Dan. Research on Accounting and Forecasting of Coal Life Cycle Carbon Emissions in China[D]. Anhui University of Science and Technology, 2021
- [12] 曹原广,刘娜. 井工煤矿开采全生命周期碳排放特征研究[J]. *煤炭工程*. 2023;55(1):162-7.  
Cao Yuanguang, Liu Na, Whole life cycle carbon emission characteristics of underground coal mining[J]. *Coal Engineering*, 2023;55(1):162-7.
- [13] 国家应对气候变化战略研究和国际合作中心,中国标准化研究院,北京市工程咨询公司,煤炭科学研究总院,国家安全生产监督管理总局信息研究院,北京市应对气候变化研究中心, et al. 温室气体排放核算与报告要求 第11部分:煤炭生产企业. 国家市场监督管理总局;中国国家标准化管理委员会; 2018. p. 32.
- [14] 张优,程明今,刘雪薇. 中国煤炭铁路运输生命周期温室气体排放研究[J]. *资源科学*. 2021;43(3):601-11.  
Zhang Y, Cheng M J, Liu X W. Life cycle greenhouse gas emissions from China's coal railway transport[J]. *Resources Science*, 2021, 43(3): 601-611.
- [15] Hall C, Rauch B, Bauder U, Le Clercq P, Aigner M. Predictive Capability Assessment of Probabilistic Machine Learning Models for Density Prediction of Conventional and Synthetic Jet Fuels[J]. *Energy & Fuels*. 2021;35(3):2520-30.
- [16] Mirzaei M, Gorji Anari M, Diaz-Pines E, Saronjic N, Mohammed S, Szabo S, et al. Assessment of soil CO<sub>2</sub> and NO fluxes in a semi-arid region using machine learning approaches[J]. *Journal of Arid Environments*. 2023;211:104947.
- [17] Olafasakin O, Chang Y, Passalacqua A, Subramaniam S, Brown RC, Mba Wright M. Machine Learning Reduced Order

Model for Cost and Emission Assessment of a Pyrolysis System[J]. *Energy & Fuels*. 2021;35(12):9950-60.

[18] Wang M, Wang Y, Teng F, Ji Y. The spatiotemporal evolution and impact mechanism of energy consumption carbon emissions in China from 2010 to 2020 by integrating multisource remote sensing data[J]. *Journal of Environmental Management*. 2023;346:119054.