

基于主成分分析-神经网络的 燃煤电厂二氧化碳排放预测

林枫, 丁红蕾, 魏超杰, 韩凡, 许亦枫, 王文欢*, 潘卫国

(上海电力大学能源与机械工程学院, 上海市 浦东新区 201306)

CO₂ Emission Prediction of Coal-fired Power Plants With Principal Component Analysis and Neural Network

LIN Feng, DING Honglei, WEI Chaojie, HAN Fan, XU Yifeng, WANG Wenhuan*, PAN Weiguo

(College of Energy and Mechanical Engineering, Shanghai University of Electric Power,

Pudong New Area, Shanghai 201306, China)

ABSTRACT: As a key facility for energy conversion, coal-fired units still occupy an important position in power production. However, their complexity significantly increases the difficulty of predicting carbon dioxide emissions. A carbon dioxide emission prediction model is proposed in the paper. This model combines principal component analysis with backpropagation neural network. Firstly, methods such as missing value processing and outlier processing are used to preprocess the data related to carbon emissions of coal-fired power plants. Then, variables with strong correlation to carbon emissions are screened out through correlation analysis. Combined with the principal component analysis method, the data dimension is further reduced on the premise of ensuring that key information is not lost, and a carbon dioxide emission prediction model for coal-fired power plants is constructed. Taking a coal-fired generator set with an installed capacity of 660 MW as an example, simulation verification is carried out based on its operating parameters. The prediction results show small errors and good fitting effects. This shows that this model can effectively predict carbon dioxide emissions and can provide a reference for carbon dioxide emission reduction in coal-fired power plants.

KEY WORDS: principal component analysis; back propagation neural network; CO₂ emissions; correlation analysis; data dimensionality reduction

摘要: 燃煤机组作为能源转换的关键设施, 当前在电力生产中仍占据重要地位, 但是其复杂性显著增加了二氧化碳排放预测的难度。该文提出一种二氧化碳排放预测模型, 将主成

分分析与反向传播神经网络相结合。首先, 通过缺失值与异常值处理等手段对燃煤电厂的碳排放数据进行预处理。然后, 通过相关性分析筛选出与碳排放关系密切的变量, 并结合主成分分析方法, 在保证关键信息不丢失的前提下进一步降低数据维度, 构建燃煤电厂二氧化碳排放预测模型。以一台 660 MW 装机容量的燃煤发电机组为例, 依据其运行参数开展仿真验证, 模型的预测结果误差小, 拟合效果良好。结果表明, 该模型能够有效预测二氧化碳排放, 可为燃煤电厂制定二氧化碳减排策略提供参考。

关键词: 主成分分析; 反向传播神经网络; 二氧化碳排放; 相关性分析; 数据降维

0 引言

随着全球工业化进程加快和人口数量不断攀升, 人类活动正以前所未有的速度改变地球的生态系统, 全球变暖已成为最紧迫的环境问题之一^[1-2]。化石燃料燃烧、工业生产及废弃物处理等人类活动导致大量温室气体排放^[3]。其中, 二氧化碳被认为是造成气候变暖的主要温室气体之一^[4-5]。为应对全球变暖, 减少温室气体排放, 社会各界积极行动, 制定了一系列政策, 以此来实现减排目标。《巴黎协定》的达成成为各国设定了 1.5℃ 的温控目标^[6]。中国为应对气候变化, 展现气候治理的大国担当, 提出“双碳”目标^[7-10]。

发电行业在能源体系中占据关键地位, 同时也是温室气体排放的重要来源。火力发电大量燃烧煤炭、石油和天然气等化石燃料, 导致二氧化碳持续排放。目前, 中国电力行业的二氧化碳排放占能源相关排放的 40% 以上, 煤电是主要碳排放源^[11-13]。

基金项目: 上海市科委项目(21DZ1207200)。

Fund of Shanghai Science and Technology Development (21DZ1207200).

截至2023年底,全国发电装机容量达29.2亿kW。火电装机容量为13.9亿kW,占总发电装机容量比重为47.6%,其中,煤电装机容量11.6亿kW,占总发电装机容量比重为39.7%^[14-15]。鉴于火电行业在二氧化碳排放方面的突出占比及其在能源供应中的重要地位,开展针对火电行业的二氧化碳排放研究,能够为制定合理的减排策略、优化能源结构提供有力依据,助力发电行业朝着绿色低碳方向转型升级^[16]。

近年来,关于二氧化碳排放预测的研究不断增多。龙芸构建了详细的燃煤电厂二氧化碳排放计算模型,并利用径向基神经网络进行预测。考虑燃煤电厂原煤开采、洗选煤、煤炭运输、燃烧、脱硫、脱硝、除尘以及外购电力过程的二氧化碳排放并进行计算,结果显示燃煤电厂燃烧阶段产生的二氧化碳排放量最多,约占二氧化碳排放总量的95%^[17]。Yu等^[18]结合反向传播神经网络与遗传算法,研究燃料元素含量与二氧化碳排放的关系,提出优化燃料结构有助于减少二氧化碳排放。Rahman等^[19]以某天然气发电厂月度生产报告中的燃料消耗数据为基础,定量计算该厂每月的二氧化碳排放量,并采用极限学习机建立二氧化碳排放的预测模型。Ma等^[20]以蒸汽温度、压力、焚烧量等因素作为输入变量,利用随机森林算法对垃圾焚烧厂烟气中的二氧化碳浓度进行预测,从而计算出与垃圾焚烧相关的直接碳排放。此外,支持向量机(support vector machine, SVM)与长短期记忆网络(long-short term memory neural network, LSTM)等算法也被广泛应用于二氧化碳排放预测^[21-24]。以上研究探索了不同算法在二氧化碳排放预测上的应用,但对于预测算法输入变量的选取却少有讨论。本文结合实际案例计算燃煤电厂发电过程中燃烧阶段、脱硫阶段产生的二氧化碳排放量。在机器学习的基础上进一步引入相关性分析、主成分分析等数据分析方法,详细叙述了输入变量的筛选过程,并建立了主成分分析与反向传播神经网络(principal component analysis-back propagation, PCA-BP)相结合的预测模型,为评估燃煤电厂二氧化碳排放提供参考依据。

1 模型理论背景

在构建燃煤电厂二氧化碳排放预测模型之前,需要对二氧化碳排放量进行核算(图1)。通过碳排放核算可以获得详细的排放数据,这些数据不仅为

评估碳排放提供依据,也是构建预测模型所必需的信息。预测模型能够基于历史数据对未来趋势进行模拟,为决策者制定计划提供科学依据,从而提高决策的准确性与效率。

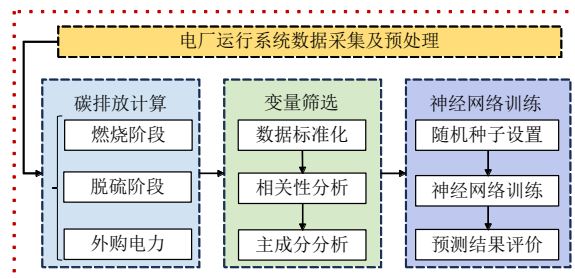


图1 PCA-BP碳排放预测模型流程图

Fig. 1 Flowchart of

PCA-BP CO₂ emission prediction model

1.1 燃煤电厂二氧化碳排放核算方法

根据《中国发电企业温室气体排放核算方法与报告指南》,燃煤电厂二氧化碳核算主要包括3个部分:燃烧过程的二氧化碳排放 E_1 、脱硫过程的二氧化碳排放 E_2 、企业净购入使用电力产生的二氧化碳排放 E_3 ^[25-27]。其中:

$$E_1 = F_C N_{CV} C_C O_F \times \frac{44}{12} \quad (1)$$

式中: F_C 为煤炭的消耗量,t; N_{CV} 为煤炭的平均低位热值,TJ/t; C_C 为煤炭的单位热值含碳量,tCO₂/TJ; O_F 为煤炭的碳氧化率,%;44/12为二氧化碳与碳之间相对分子质量的比值。

$$E_2 = C_{AL} E_F \quad (2)$$

式中: C_{AL} 为脱硫剂中碳酸盐消耗量,t; E_F 为脱硫剂中碳酸盐的排放因子,tCO₂/t。

$$E_3 = A_{DE} E_{FE} \quad (3)$$

式中: A_{DE} 为企业净购入电量,MW·h; E_{FE} 为区域电网年平均供电排放因子,tCO₂/(MW·h)。

1.2 反向传播神经网络模型

反向传播(back propagation, BP)神经网络是一种基于误差反向传播进行训练的多层前馈神经网络。它由输入层、隐含层、输出层组成。输入层接收信息并传递至隐含层,隐含层处理信息后传递至输出层输出。根据实际情况的复杂程度,隐含层可以为单层或多层结构^[28-30],如图2所示。

BP神经网络的运行过程分为信息的正向传播与误差的反向传播。在正向传播过程中,神经元接收信息后,根据分配的初始权重进行加权求和,并适当地引入偏置辅助计算,再通过激活函数处理后

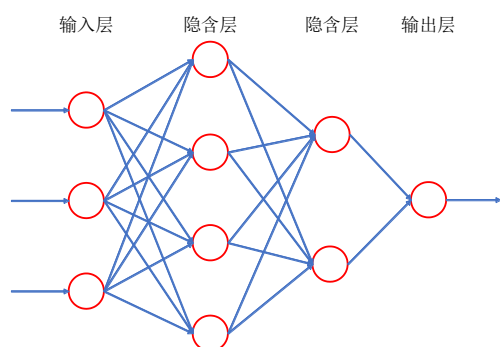


图 2 BP 神经网络结构示意图

Fig. 2 Structure diagram of BP neural network

传输到下一神经元。通过类似的加权求和与偏置操作，层层递进，直至最终输出。当输出值与真实值的偏差在期望值之外时，则开启反向传播过程。在反向传播过程中，同样要对误差进行加权求和计算，直至计算出每个神经元的误差，并利用误差对初始权重进行修正。然后利用修正后的权重重新进行正向传播计算，循环往复，直至最终的输出值与实际值的偏差满足期望值要求^[31]。BP 神经网络设计步骤^[32-33]如表 1 所示。

表 1 BP 神经网络设计步骤

Table 1 Calculation process of BP neural network

步骤	目的	内容
1	收集并处理数据	对原始数据预处理并按照一定比例进行数据集划分
2	创建并配点；初始化输入层至隐含层、隐含层至输出层的连接网络	根据输入输出变量确定输入层、隐含层、输出层的节点数；初始化输入层至隐含层、隐含层至输出层的连接权值，初始化隐含层及输出层各单元的偏置；设置传递函数、学习速率等
3	隐含层输出计算	根据连接权值、隐含层各单元偏置，计算隐含层输出
4	输出层输出计算	根据隐含层输出、隐含层至输出层的连接权值、输出层各单元的偏置，计算输出层预测输出
5	误差计算	根据预测输出和期望输出，计算预测误差
6	更新权值、偏置	根据预测误差更新连接权值、偏置
7	结束训练	判断迭代过程是否满足结束条件，若没有满足，则返回第 3 步。当迭代次数大于预先设定的次数，仍不满足结束条件时，代表网络无法收敛，结束迭代过程

2 数据处理与评价指标

数据处理和评价指标在数据分析和模型开发中占据重要地位。数据处理是数据分析和模型训练的基础，评价指标是量化模型预测结果和性能的重要标尺。

2.1 数据预处理

由于设备的复杂性、环境的多样性以及数据采

集过程中的不确定性，在电厂运行系统中收集的数据可能存在缺失值、离群值问题。这些问题会影响到数据分析的准确性，因此，在建立模型之前，需要对收集到的数据中的缺失值和离群值进行预处理，并对数据进行归一化。

1) 缺失值处理。

查找到缺失值后，采用线性插值的方法对数据中的缺失值进行补偿。

$$x_t = (x_{t-1} + x_{t+1}) / 2 \quad (4)$$

式中： x_t 为 t 时刻的数据值； x_{t-1} 为 t 上一时刻的数据值； x_{t+1} 为 t 下一时刻的数据值。

2) 离群值处理。

将超过 3 倍中位数绝对偏差的值定义为离群值，采用线性插值的方法对其进行替换。中位数绝对偏差 M_{AD} 的定义为

$$M_{AD} = \text{median}(|x_t - x_m|) \quad (5)$$

式中： x_t 为 t 时刻的数据值； x_m 为数据集的中值。

3) 数据归一化。

由于采集的数据在量纲、数量级方面的差别，直接使用会对数据分析结果造成影响。通过数据归一化，将所有数据转化为 $[0,1]$ 之间的数，避免数据自身量纲、数量级造成的误差。采用最大最小法对数据进行归一化处理：

$$x_k = \frac{x_k - x_{\min}}{x_{\max} - x_{\min}} \quad (6)$$

式中： x_k 为样本数据； $x_{\min}$ 为样本数据中的最小数； $x_{\max}$ 为样本数据中的最大数。

2.2 评价指标

在模型训练过程中需要不断地评估模型的性能，了解模型的优缺点，并据此对模型进行优化。选取的预测模型评价指标^[34]如下：

1) 平均绝对误差 M_{AE} 。

$$M_{AE} = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m |y_i - \hat{y}_i| \quad (7)$$

式中： m 为样本数量； y_i 为真实值； $\hat{y}_i$ 为预测值； M_{AE} 为预测误差绝对值的平均数，它能够直观地反映预测值的偏离程度，取值范围为 $[0, +\infty)$ ， M_{AE} 越小，说明误差越小，模型预测效果越好。

2) 均方根误差 R_{MSE} 。

$$R_{MSE} = \sqrt{\frac{1}{m} \sum_{i=1}^m (y_i - \hat{y}_i)^2} \quad (8)$$

式中： m 为样本数量； y_i 为真实值； $\hat{y}_i$ 为预测值；

R_{MSE} 为误差平方和的均值的平方根, 用来衡量预测值与真实值之间的偏离程度, 受异常值影响较大, 它的取值范围为 $[0, +\infty)$, R_{MSE} 越小, 说明模型的误差越小, 模型预测值越准确。

3) 平均绝对百分比误差 M_{APE} 。

$$M_{\text{APE}} = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m \left| \frac{y_i - \hat{y}_i}{y_i} \right| \times 100\% \quad (9)$$

式中: m 为样本数量; y_i 为真实值; $\hat{y}_i$ 为预测值; M_{APE} 为预测值与真实值之间相对误差的平均百分比, 它的取值范围为 $[0, +\infty]$, M_{APE} 越小, 说明模型预测能力越好。

4) 决定系数 R^2 。

$$R^2 = 1 - \left[\sum_{i=1}^m (y_i - \hat{y}_i)^2 \right] / \left[\sum_{i=1}^m (y_i - \bar{y}_i)^2 \right] \quad (10)$$

式中: m 为样本数量; y_i 为真实值; $\hat{y}_i$ 为预测值; $\bar{y}_i$ 为真实值的平均值; R^2 用来衡量预测模型对样本数据的拟合程度, 取值范围为 $[0, 1]$, 数值越接近于 1, 说明模型的拟合效果越好。

3 应用案例与结果分析

选取某燃煤电厂作为研究对象。以其中一台 660 MW 装机容量的燃煤发电机组为例, 对其进行二氧化碳排放计算及预测研究。该机组为超超临界燃煤发电机组, 脱硫系统采用石灰石-石膏湿法脱硫工艺, 无外购电力。二氧化碳气体的核算和预测范围包括煤炭燃烧过程、脱硫过程产生的直接二氧化碳排放, 不包括煤炭生产、运输、燃烧以及脱硫过程中的辅机设备能耗所产生的间接二氧化碳排放。原始数据来自该电厂分散控制系统 (distributed control system, DCS), 选取其中工况较全的 9 d 运行数据, 采样间隔为 10 min。通过对燃烧系统、脱硫系统的分析, 初步筛选出 16 个可能影响二氧化碳排放的变量, 对应的名称及符号如表 2 所示。

3.1 燃煤电厂二氧化碳排放数据核算

1) 燃烧阶段产生的二氧化碳排放。

根据式(1), 已知燃煤量、低位热值、低位热值含碳量和碳氧化率, 可以计算燃烧阶段产生的二氧化碳排放。低位热值含碳量通常通过元素分析获得, 但本机组仅记录了工业分析数据, 未包括低位热值含碳量。工业分析数据作为燃煤质量指标, 与燃煤含碳量之间具有重要联系。经回归分析得到其数学模型^[17]:

表 2 运行参数信息对应表
Table 2 Operation parameter information table

参数	含义
P_o /MW	发电机有功功率
P_1 /MPa	主蒸汽压力
T_1 /°C	主蒸汽温度
F_1 /(t/h)	主蒸汽流量
P_2 /MPa	再热蒸汽压力
T_2 /°C	再热蒸汽温度
T_3 /°C	排烟温度
P_3 /kPa	凝汽器压力
C /(t/h)	燃煤量
H_1 %	锅炉热效率
D_1 /(mg/Nm ³)	吸收塔进口 SO ₂ 浓度
D_2 %	吸收塔进口 O ₂ 浓度
F_2 /(mg/Nm ³)	脱硫系统烟气流量
H_2 %	脱硫系统脱硫效率
O %	省煤器出口氧量
P_4 /kPa	炉膛压力

$$C = \beta_0 + \beta_1 V_{\text{ar}} + \beta_2 F_{\text{car}} + \beta_3 Q_{\text{ar,net}} + \beta_4 A_{\text{ar}} \quad (11)$$

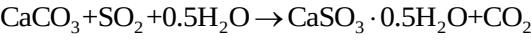
式中: C 为燃煤含碳量, %; β_0 、 β_1 、 β_2 、 β_3 、 β_4 为统计分析模型回归系数; V_{ar} 为收到基挥发分的含量, %; F_{car} 为收到基固定碳的含量, %; $Q_{\text{ar,net}}$ 为收到基低位发热量, MJ/kg; A_{ar} 为收到基灰分的含量, %。相关系数如表 3 所示。

表 3 二氧化碳排放计算相关系数^[17,35]
Table 3 Correlation coefficients for CO₂ emissions calculation

系数	取值
β_0	3.227 44
β_1	0.214 266 7
β_2	0.502 704 8
β_3	1.190 495
β_4	-0.055 090 7
O_F	0.99

2) 烟气脱硫阶段产生的碳排放。

石灰石-石膏湿法脱硫工艺因脱硫效率高、成本低的优点, 成为大多数燃煤电厂的脱硫选择。烟气中的 SO₂ 气体与石灰石浆液中的水和 CaCO₃ 发生反应, 达到脱硫目的。化学反应方程式为



基于采集的样本数据和相关排放系数, 可以计算燃烧和脱硫阶段的二氧化碳排放。

由图 3 可知, 燃煤机组在燃烧与脱硫过程中产生的碳排放主要来自燃烧阶段, 占比超过 99%。图 4 所示为二氧化碳排放的变化趋势, 表明燃烧和

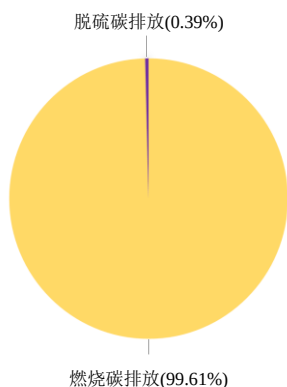


图 3 燃煤机组燃烧、脱硫阶段碳排放占比

Fig. 3 Proportion of carbon emissions during combustion and desulfurization stages of coal-fired power units

脱硫阶段的二氧化碳排放具有相似的变化趋势。这是因为这两个阶段的碳排放均与煤的燃烧量直接相关：燃煤量增加，不仅会导致二氧化碳排放增加，脱硫过程中产生的二氧化硫也随之增多，从而推动脱硫阶段的碳排放增加。

3.2 数据相关性分析

通过相关性分析，可以定量说明不同变量之间的关系。相关系数 r 的取值范围为 $[-1, 1]$ ， $r < 0$ 代表变量之间负相关； $r > 0$ 代表变量之间正相关； $r = 0$

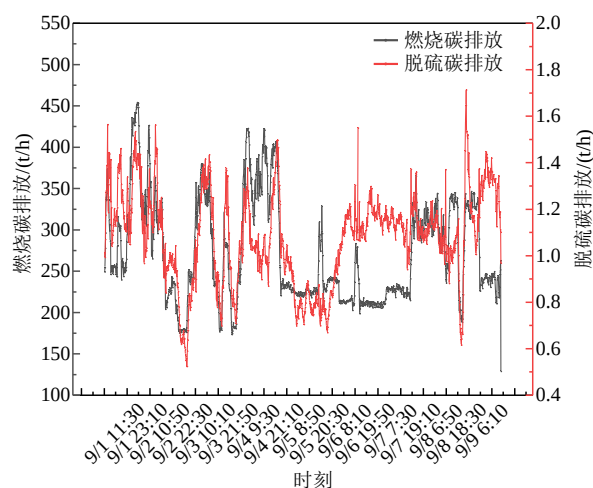


图 4 燃煤机组燃烧、脱硫阶段碳排放变化趋势图

Fig. 4 Trend chart of carbon emissions during combustion and desulfurization stages of coal-fired power units

代表变量不相关。 r 的绝对值越大，相关性越强。具体的关联强度标准如下：①当 $|r|=1$ ，两变量间完全线性相关；②当 $0.8 \leq |r| < 1$ ，两变量间高度相关；③当 $0.5 \leq |r| < 0.8$ ，两变量间显著相关；④当 $0.3 \leq |r| < 0.5$ ，两变量间低度相关；⑤当 $|r| < 0.3$ ，两变量间微弱相关^[36]。本研究采用皮尔逊相关系数衡量变量之间的相关性。图 5 为运行参数之间的相关系数热力图

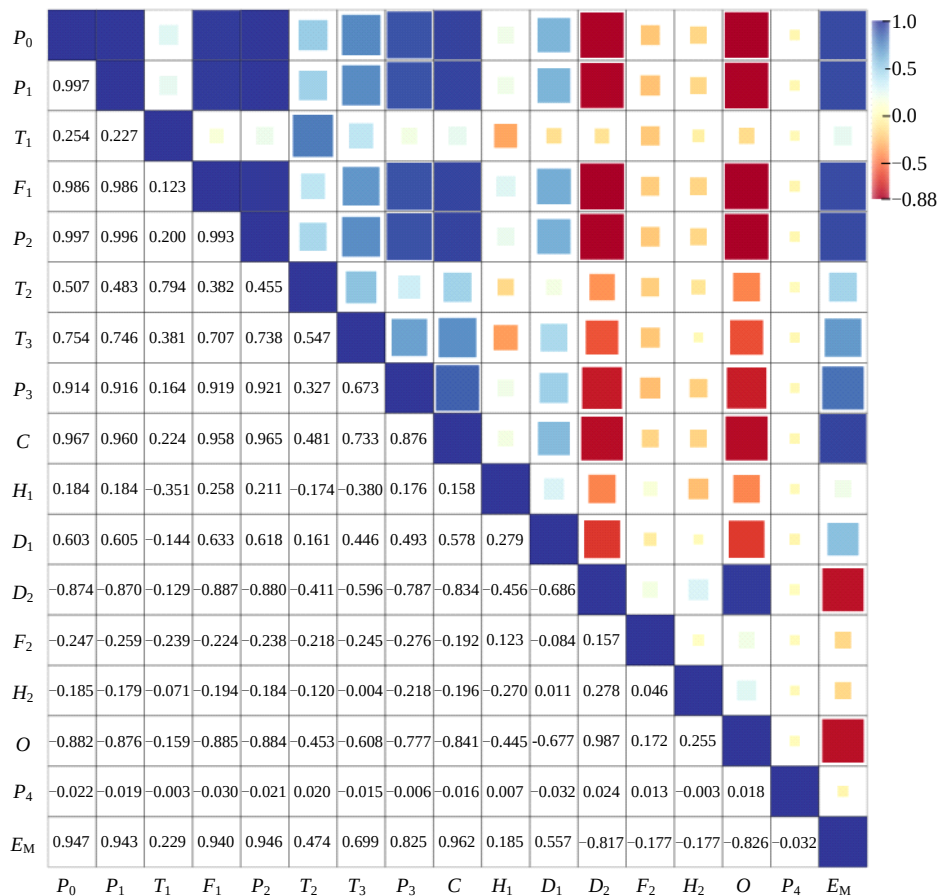


图 5 运行参数的皮尔逊相关系数热力图

Fig. 5 Heatmap of Pearson correlation coefficient of operation parameters

图。数字代表相关系数，方块的颜色代表正负相关性，方块的大小代表相关性强弱。

如图 5 所示，碳排放量 E_M 与 P_0 、 P_1 、 F_1 、 P_2 、 T_2 、 T_3 、 P_3 、 C 、 D_1 均呈正相关，相关系数分别为 0.947、0.943、0.94、0.946、0.474、0.699、0.825、0.962、0.557。 E_M 与 D_2 、 O 呈负相关，相关系数分别为-0.817、-0.826。分析表明，这些变量主要通过间接影响燃煤量影响二氧化碳排放。电厂有功功率越高，燃煤量越多，二氧化碳排放量也随之增加。在保持其他参数不变的情况下，蒸汽压力和温度的升高可以提高锅炉效率，从而减少燃煤量和二氧化碳排放量。但若锅炉给水系统供水不足或燃烧不完全，需增加燃煤量以维持蒸汽压力和温度，导致二氧化碳排放量增加。在一定范围内，凝汽器内压力越高，真空度越低，锅炉效率越差，燃煤量越大，二氧化碳排放增加。排烟温度若超过基准值，排烟温度越高，也会导致燃煤量增加，二氧化碳排放升高，从而使以上变量与碳排放呈现正相关的关系。省煤器出口氧量小于基准值时，氧量与燃煤量呈现负相关的关系，即与碳排放呈现负相关的关系^[37]。

3.3 数据主成分分析

主成分分析法(principal components analysis, PCA)可以实现变量降维,在尽可能保留原始数据信息的同时简化数据结构。对相关性分析筛选出的数据进行抽样适合性检验(Kaiser-Meyer-Olkin, KMO),得到样本的 KMO 检验值为 0.909,巴特利特球形检验显著性为 0。当 KMO>0.7 时,表明该数据适合进行主成分分析^[38]。主成分特征值及方差贡献率如表 4 所示。

表 4 主成分特征值和方差贡献率
Table 4 Principal component eigenvalues and variance contribution rate

成分	初始特征值			提取载荷平方和		
	特征值	贡献率	累积贡献率	特征值	贡献率	累积贡献率
1	8.634	78.488	78.488	8.634	78.488	78.488
2	0.953	8.663	87.150	0.953	8.663	87.150
3	0.607	5.514	92.664	—	—	—
4	0.422	3.832	96.496	—	—	—
5	0.209	1.899	98.395	—	—	—
6	0.110	1.000	99.395	—	—	—
7	0.046	0.414	99.809	—	—	—
8	0.012	0.108	99.917	—	—	—
9	0.006	0.052	99.969	—	—	—
10	0.003	0.024	99.992	—	—	—
11	0.001	0.008	100.000	—	—	—

由表 4 可知，成分 1 的特征值为 8.634，贡献率为 78.488%，成分 2 的特征值为 0.953，贡献率为 8.663%，二者累积贡献率为 87.150%，满足大于 85% 的要求^[39]，因此，认为前两个成分所包含的信息足以代替原始变量。负荷矩阵参数如表 5 所示。

表 5 主成分分析的负荷矩阵参数
Table 5 Load matrix of principal component analysis

变量	成分 1	成分 2
P_0	0.990	0.034
P_1	0.986	0.011
F_1	0.980	-0.103
P_2	0.988	-0.024
T_2	0.509	0.769
T_3	0.773	0.338
P_3	0.906	-0.067
C	0.960	0.034
D_1	0.669	-0.436
D_2	-0.919	0.159
O	-0.923	0.116

由表 5 可知， P_0 、 P_1 、 F_1 、 P_2 、 P_3 、 C 、 D_2 、 O 对第一主成分的相关系数分别为 0.990、0.986、0.980、0.988、0.906、0.960、-0.919、-0.923，高于其他变量。因此，选择这些变量作为 PCA-BP 神经网络的输入变量。

3.4 预测结果与精度分析

预测模型以有功功率 P_0 、主蒸汽压力 P_1 、主蒸汽流量 F_1 、再热蒸汽压力 P_2 、凝汽器内压力 P_3 、燃煤量 C 、脱硫系统入口氧气浓度 D_2 、省煤器出口氧量 O 为输入变量，二氧化碳排放量 E_M 为输出变量。数据集以 4:1 的比例划分为训练集和测试集，最大训练次数设为 1000 次。预测模型的 M_{AE} =8.517, R_{MSE} =11.386, M_{APE} =3.134%, R^2 =0.941, 较小的误差和较大的决定系数表明预测模型结果和真实值之间具有良好的拟合度。当二氧化碳排放量发生变化时，预测结果呈现良好的跟踪性。这表明选取的变量合适，模型具备较强的学习能力，可以有效预测二氧化碳排放量。

为验证 PCA-BP 模型在二氧化碳排放量预测上的优越性，将其与 LSTM、SVM 模型进行比较。以上 3 种模型采用相同的数据集，且训练集和测试集划分方式一致。图 6 所示为 3 种模型预测结果与真实值的对比。表 6 为不同预测模型评价指标结果对比。

由图 6 可知，3 种模型在 CO₂ 排放量预测方面

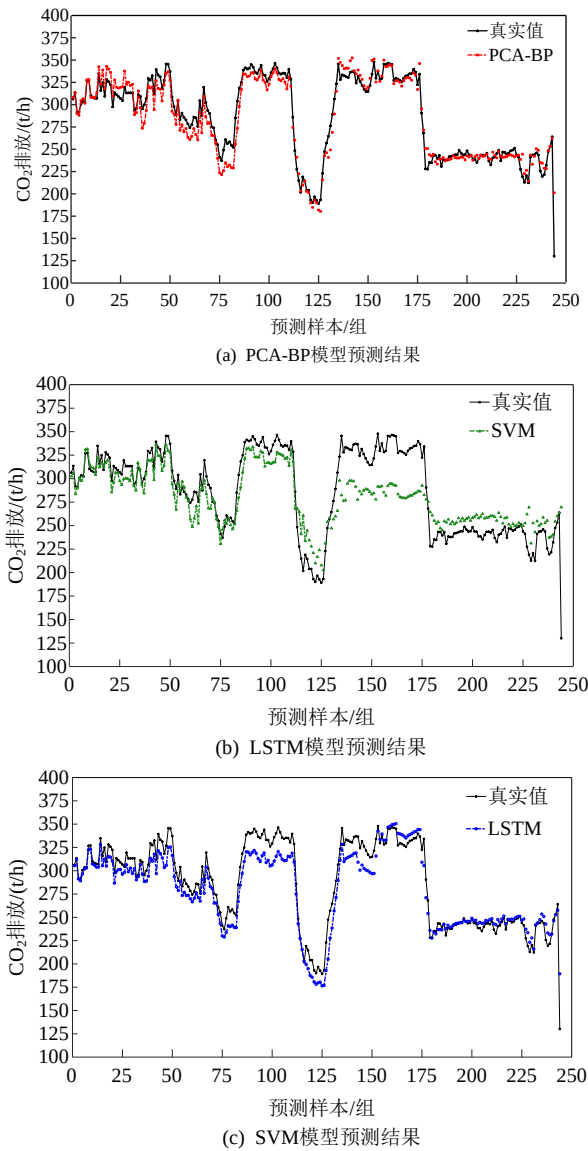


图 6 不同模型的二氧化碳排放预测结果对比
Fig. 6 Comparison of carbon dioxide emission prediction results of different models

表 6 不同预测模型评价指标结果对比

Table 6 Comparison of evaluation indicators for different prediction models

评价指标	M_{AE}	R_{MSE}	M_{APE}	R^2
PCA-BP	8.517	11.386	3.134	0.941
LSTM	11.084	13.08	4.046	0.926
SVM	19.551	25.988	7.063	0.709

均有一定的效果。PCA-BP、LSTM、SVM 3 种模型的决定系数 R^2 分别为 0.941、0.926、0.709。PCA-BP 模型的拟合程度最佳，LSTM 模型次之，SVM 模型对数据的拟合程度最差。燃煤电厂碳排放受多种因素影响，如燃煤量、燃烧效率、机组运行参数等。PCA-BP 预测模型结构简单、参数调整灵活，具备强大的非线性处理能力。在处理此类问题时，能够

根据误差自动调整神经网络的权重以达到精准预测的目的。尽管 LSTM 模型在数据拟合方面表现良好，但其复杂的结构导致在训练和预测过程中需要较大的计算资源投入，训练周期较长，因此，在本研究案例中并非最优选。SVM 模型的预测曲线整体波动性较大，效果相对较差，这可能是由于 SVM 模型对于数据内在规律的学习方式相对单一，因此，在预测燃煤电厂碳排放时，无法像 PCA-BP 模型那样能够灵活地调整以达到更好的预测效果。

4 结论

本文针对燃煤电厂二氧化碳排放进行研究，提出将主成分分析与反向传播神经网络相结合的 PCA-BP 预测模型，并结合某 660 MW 燃煤发电机组的运行参数进行仿真实验，得出以下结论：

1) 通过排放因子法计算二氧化碳排放量，为燃煤机组二氧化碳排放预测模型提供了数据支持。分析结果表明，燃料燃烧阶段和脱硫阶段的二氧化碳排放变化趋势相似。这说明两个阶段的碳排放可能受到相同因素的影响，为二氧化碳与二氧化硫的协同脱除提供参考。

2) 通过主成分分析法，在保留关键信息的前提下，实现了数据降维，简化了模型的复杂度。建立的 PCA-BP 神经网络预测模型具有较好的拟合效果，证明了该模型的有效性和泛化能力。

3) 本文聚焦于燃烧过程和脱硫过程的直接二氧化碳排放，未考虑煤炭生产、运输、燃烧以及脱硫过程中辅机设备能耗导致的间接二氧化碳排放。未来可进一步扩大核算范围，优化和改进模型。

参考文献

- [1] SIKARWAR V S, REICHERT A, JEREMIAS M, et al. COVID-19 pandemic and global carbon dioxide emissions: a first assessment[J]. Science of the Total Environment, 2021, 794: 148770.
- [2] FAN Kaizhe, LI Qunjun, LE Zhen, et al. Harnessing the power of AI and IoT for real-time CO₂ emission monitoring[J]. Heliyon, 2024, 10(17): e36612.
- [3] 李华洋, 邓金根, 谭强, 等. 基于知识图谱的中国碳捕集、利用与封存领域研究历程[J]. 中国电机工程学报, 2024, 44(13): 5219-5234.
LI Huayang, DENG Jingen, TAN Qiang, et al. Research process of carbon capture, utilization and storage in China based on knowledge map[J]. Proceedings of the CSEE, 2024, 44(13): 5219-5234(in Chinese).

- [4] ZHOU Nan, KHANNA N, FENG Wei, et al. Scenarios of energy efficiency and CO₂ emissions reduction potential in the buildings sector in China to year 2050[J]. *Nature Energy*, 2018, 3(11): 978-984.
- [5] LIU Jianmiao, LI Junyi, CHEN Yong, et al. Multi-scale urban passenger transportation CO₂ emission calculation platform for smart mobility management[J]. *Applied Energy*, 2023, 331: 120407.
- [6] ODUNLAMI O A, VERSHIMA D A, OLADIMEJI T E, et al. Advanced techniques for the capturing and separation of CO₂-a review[J]. *Results in Engineering*, 2022, 15: 100512.
- [7] 中华人民共和国中央人民政府. 我国今年将制定 2030 年前碳排放达峰行动方案[EB/OL]. 北京: 新华社, (2021-03-06)[2021-03-06]. https://www.gov.cn/zhengce/2021-03/06/content_5590830.htm.
The Central People's Government of the People's Republic of China. China will formulate an action plan to peak carbon emissions before 2030 this year [EB/OL]. Beijing: Xinhua News Agency, (2021-03-06)[2021-03-06]. https://www.gov.cn/zhengce/2021-03/06/content_5590830.htm(in Chinese).
- [8] 樊启祥, 蒋敏华, 许世森, 等. 碳中和目标下新一代超高参数煤电机组技术体系[J]. *中国电机工程学报*, 2024, 44(18): 7167-7177.
FAN Qixiang, JIANG Minhua, XU Shisen, et al. Technical systems of advanced ultra-supercritical coal-fired power units under the carbon neutralization target [J]. *Proceedings of the CSEE*, 2024, 44(18): 7167-7177(in Chinese).
- [9] GUO Xiaopeng, DONG Yining, REN Dongfang. CO₂ emission reduction effect of photovoltaic industry through 2060 in China[J]. *Energy*, 2023, 269: 126692.
- [10] LIU Zhuhan, NING Zhiyuan, ZHOU Qulan, et al. Effects of external stress on high-temperature corrosion behavior of T92 ferrite steel with Na₂SO₄-K₂SO₄ molten salts[J]. *Oxidation of Metals*, 2022, 97(1): 141-155.
- [11] NASSAR R, HILL T G, MCLINDEN C A, et al. Quantifying CO₂ emissions from individual power plants from space[J]. *Geophysical Research Letters*, 2017, 44(19): 10045-10053.
- [12] OZCAN M. Estimation of Turkey's GHG emissions from electricity generation by fuel types[J]. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 2016, 53: 832-840.
- [13] 国家能源局. 推动能源转型 关注绿色未来[EB/OL]. 北京: 国家能源局, (2023-10-27)[2023-10-27]. https://www.nea.gov.cn/2023-10/27/c_1310747689.htm.
National Energy Administration. Promote energy transformation and focus on a green future[EB/OL]. Beijing: National Energy Administration, (2023-10-27)[2023-10-27]. https://www.nea.gov.cn/2023-10/27/c_1310747689.htm(in Chinese).
- [14] 国家能源局. 国家能源局发布 2023 年全国电力工业统计数据[EB/OL]. 北京: 国家能源局, (2024-01-26)[2024-01-26]. https://www.nea.gov.cn/2024-01/26/c_1310762246.htm.
National Energy Administration. The National Energy Administration releases statistical data on the national power industry for 2023[EB/OL]. Beijing: National Energy Administration, (2024-01-26)[2024-01-26]. https://www.nea.gov.cn/2024-01/26/c_1310762246.htm(in Chinese).
- [15] 中国电力企业联合会. 中电联发布《2023-2024 年度全国电力供需形势分析预测报告》[EB/OL]. 北京: 中国电力企业联合会, (2024-01-30)[2024-01-30]. <https://www.cec.org.cn/detail/index.html?3-330280>.
China Electricity Council. Analysis and forecast report on the national electricity supply and demand situation for 2023-2024[EB/OL]. Beijing: China Electricity Council, (2024-01-30)[2024-01-30]. <https://www.cec.org.cn/detail/index.html?3-330280>(in Chinese).
- [16] 杨勇平, 陈衡, 郝俊红, 等. “双碳”目标下我国燃煤发电转型升级发展路径[J]. *中国电机工程学报*, 2024, 44(17): 6900-6909.
YANG Yongping, CHEN Heng, HAO Junhong, et al. Development pathways for the transformation and upgrading of China's coal-fired power generation under the goals of carbon peak and carbon neutrality[J]. *Proceedings of the CSEE*, 2024, 44(17): 6900-6909(in Chinese).
- [17] 龙芸. 燃煤电厂 CO₂ 排放计算模型与方法研究[D]. 重庆: 重庆大学, 2016.
LONG Yun. Study on calculation model and method of carbon dioxide emissions for coal-fired power plant[D]. Chongqing: Chongqing University, 2016(in Chinese).
- [18] YU Wenbin, ZHAO Feiyang, XU Hongpeng, et al. Predictive control of CO₂ emissions from a grate boiler based on fuel nature structures using intelligent neural network and Box-Behnken design[J]. *Energy Procedia*, 2019, 158: 364-369.
- [19] RAHMAN M, RASHID F, ROY S K, et al. Application of extreme learning machine(ELM) forecasting model on CO₂ emission dataset of a natural gas-fired power plant in Dhaka, Bangladesh[J]. *Data in Brief*, 2024, 54: 110491.

- [20] MA Yifei, HE Pinjing, LÜ Fan, et al. Machine learning-based prediction of the CO₂ concentration in the flue gas and carbon emissions from a waste incineration plant[J]. ACS ES&T Engineering, 2024, 4(3): 737-747.
- [21] CHEN Jiacheng, ZHENG Li, CHE Wenyan, et al. A method for measuring carbon emissions from power plants using a CNN-LSTM-Attention model with Bayesian optimization[J]. Case Studies in Thermal Engineering, 2024, 63: 105334.
- [22] ADEGBOYE O R, FEDAA K, AGYEKUM E B, et al. Towards greener futures: SVR-based CO₂ prediction model boosted by SCMSSA algorithm[J]. Heliyon, 2024, 10(11): e31766.
- [23] BAKAY M S, AĞBULUT Ü. Electricity production based forecasting of greenhouse gas emissions in Turkey with deep learning, support vector machine and artificial neural network algorithms[J]. Journal of Cleaner Production, 2021, 285: 125324.
- [24] WANG Xindong, YAN Chun, LIU Wei, et al. Research on carbon emissions prediction model of thermal power plant based on SSA-LSTM algorithm with boiler feed water influencing factors[J]. Sustainability, 2022, 14(23): 15988.
- [25] 国家发展和改革委员会. 关于印发首批 10 个行业企业温室气体排放核算方法与报告指南(试行)的通知(发改办气候[2013]2526 号)[EB/OL]. 北京: 国家发展和改革委员会, (2013-11-01)[2013-11-01]. https://www.ndrc.gov.cn/xxgk/zcfb/tz/201311/t20131101_963960.html. National Development and Reform Commission. Guidelines for accounting and reporting greenhouse gas emissions of Chinese power generation enterprises(trial) [EB/OL]. Beijing: National Development and Reform Commission, (2013-11-01)[2013-11-01]. https://www.ndrc.gov.cn/xxgk/zcfb/tz/201311/t20131101_963960.html (in Chinese).
- [26] IPCC. 2006 IPCC guidelines for national greenhouse gas inventories[EB/OL]. Geneva: IPCC, 2006. <https://www.ipcc-nggip.iges.or.jp/public/2006gl/index.html>.
- [27] 张安安, 周奇, 李茜, 等. “双碳”目标下火电厂 CO₂ 计量技术研究现状与展望[J]. 发电技术, 2024, 45(1): 51-61.
- ZHANG Anan, ZHOU Qi, LI Qian, et al. Research status and prospect of CO₂ accounting technology in thermal power plants under the goal of dual carbon[J]. Power Generation Technology, 2024, 45(1): 51-61(in Chinese).
- [28] MASON K, DUGGAN J, HOWLEY E. Forecasting energy demand, wind generation and carbon dioxide emissions in Ireland using evolutionary neural networks [J]. Energy, 2018, 155: 705-720.
- [29] 龚广京, 周光, 郑涛, 等. 基于线性回归与 BP 神经网络的火电厂燃煤碳排放计算研究[J]. 热能动力工程, 2024, 39(3): 73-81.
- GONG Guangjing, ZHOU Guang, ZHENG Tao, et al. Study on coal-fired carbon emission in thermal power plants based on linear regression and BP neural network[J]. Journal of Engineering for Thermal Energy and Power, 2024, 39(3): 73-81(in Chinese).
- [30] 杨泽斌, 许婷, 孙晓东, 等. 基于 BPNN 的无轴承异步电机传感器故障诊断及容错控制[J]. 中国电机工程学报, 2022, 42(11): 4218-4226.
- YANG Zebin, XU Ting, SUN Xiaodong, et al. Sensor fault diagnosis and fault-tolerant control of a bearingless induction motor based on BPNN[J]. Proceedings of the CSEE, 2022, 42(11): 4218-4226(in Chinese).
- [31] RUIZ-MORENO S, GALLEGO A J, SANCHEZ A J, et al. A cascade neural network methodology for fault detection and diagnosis in solar thermal plants[J]. Renewable Energy, 2023, 211: 76-86.
- [32] CHEN Hao, WANG Yu, ZUO Mingsheng, et al. A new prediction model of CO₂ diffusion coefficient in crude oil under reservoir conditions based on BP neural network[J]. Energy, 2022, 239: 122286.
- [33] 张德丰. MATLAB R2020a 智能算法及实例分析[M]. 北京: 电子工业出版社, 2021: 337-338.
- ZHANG Defeng. MATLAB R2020a intelligent algorithm and example analysis[M]. Beijing: Electronic Industry Press, 2021: 337-338(in Chinese).
- [34] 孔若琪. 基于机器学习算法的脱硫系统关键参数预测及优化运行策略[D]. 济南: 山东大学, 2023.
- KONG Ruoqi. Prediction and operation optimization strategy of key parameters of desulfurization system based on machine learning algorithm[D]. Jinan: Shandong University, 2023(in Chinese).
- [35] 生态环境部办公厅. 关于印发《企业温室气体排放核算与报告指南 发电设施》《企业温室气体排放核查技术指南 发电设施》的通知[EB/OL]. 北京: 生态环境部办公厅, (2022-12-21)[2022-12-21]. https://www.mee.gov.cn/xxgk/2018/xxgk/xxgk06/202212/t20221221_1008430.html.
- Ministry of Ecology and Environment. Guidelines for accounting and reporting greenhouse gas emissions of enterprises[EB/OL]. Beijing: Ministry of Ecology and Environment, (2022-12-21)[2022-12-21]. https://www.mee.gov.cn/xxgk/2018/xxgk/xxgk06/202212/t20221221_1

008430.html(in Chinese).

- [36] 周尧阳, 李鹏举, 余涛. 统计学基础[M]. 成都: 电子科技大学出版社, 2020: 121.

ZHOU Raoyang, LI Pengju, YU Tao. Fundamentals of statistics[M]. Chengdu: University of Electronic Science and Technology of China Press, 2020: 121(in Chinese).

- [37] 刘宏卫, 李丰泉, 王研凯, 等. 基于多项式拟合的锅炉运行参数对燃煤机组发电煤耗影响研究[J]. 锅炉技术, 2023, 54(5): 37-40, 60.

LIU Hongwei, LI Fengquan, WANG Yankai, et al. Study on the influence of boiler operating parameters on coal consumption of coal-fired units based on polynomial fitting[J]. Boiler Technology, 2023, 54(5): 37-40, 60(in Chinese).

- [38] 丁敬国, 郭锦华. 基于主成分分析协同随机森林算法的热连轧带钢宽度预测[J]. 东北大学学报(自然科学版), 2021, 42(9): 1268-1274, 1289.

DING Jingguo, GUO Jinhua. Prediction of rough rolling width based on principal component analysis collaborated with random forest algorithm[J]. Journal of Northeastern University(Natural Science), 2021, 42(9): 1268-1274, 1289(in Chinese).

- [39] 赵伟佳, 罗德才, 陈方, 等. 基于 PCA-BP 神经网络的既有建筑改造成本预测[J]. 土木工程与管理学报, 2024, 41(2): 89-97.

ZHAO Weijia, LUO Decai, CHEN Fang, et al. Cost prediction of existing building renovation based on

PCA-BP neural network[J]. Journal of Civil Engineering and Management, 2024, 41(2): 89-97(in Chinese).



林枫

收稿日期: 2024-09-06。

作者简介:

林枫(1997), 女, 硕士研究生, 研究方向为碳排放计算及分析, fenglin0327@163.com;

丁红蕾(1968), 女, 博士, 副教授, 研究方向为燃煤锅炉燃烧与污染物控制、CO₂ 等离子体放电催化还原及资源化利用, hlding2005@163.com;

魏超杰(1999), 男, 硕士研究生, 研究方向为二氧化碳的等离子体催化甲烷化, 2523424142@qq.com;

韩凡(2001), 男, 硕士研究生, 研究方向为利用固体废物制备高吸附量低能耗的 CO₂ 吸附剂, 782844775@qq.com;

许亦枫(2000), 男, 硕士研究生, 研究方向为 SCR 脱硝催化剂, dontstopx@163.com;

*通信作者: 王文欢(1980), 女, 硕士, 工程师, 研究方向为电站热力设备节能技术, huan0618@126.com;

潘卫国(1967), 男, 博士, 教授, 研究方向为温室气体 CO₂ 减排与资源化、燃烧与污染物控制等, pweiguo@163.com。

(责任编辑 胡琳琳)