

# 基于模态分析和 PCA-WOA-RF 的磨煤机下架体壳振预测

赵小惠<sup>1</sup>, 刘磊<sup>1</sup>, 蒲军平<sup>1</sup>, 成小乐<sup>1</sup>, 高畅<sup>2</sup>, 胡胜<sup>1</sup>

(1. 西安工程大学机电工程学院, 陕西 西安 710048; 2. 国能长源武汉青山热电有限公司, 湖北 武汉 430080)

**摘要:**为探究磨煤机下架体壳振与其他运行参数之间的复杂非线性映射关系,并提高磨煤机下架体壳振预测的准确性,提出一种基于 PCA-WOA-RF 模型的磨煤机下架体壳振预测方法。对磨煤机下架体进行模态分析,验证下架体壳振标准值,使用 Spearman 相关系数法和主成分分析法(principal component analysis, PCA)对磨煤机工作数据进行相关性分析并提取主成分;以随机森林(random forest, RF)为预测模型结构基础,使用鲸鱼优化算法(whale optimization algorithm, WOA)对模型的超参数进行优化;以国能长源武汉青山热电有限公司磨煤机工作数据进行实例验证,并与 PCA-BP、PCA-SVM 和 PCA-RF 模型进行精度对比。结果表明:一次风流量、拉杆应变、磨煤机电机轴振动、中架体壳振、煤量和一次风出入口差压与磨煤机下架体壳振有显著相关性,经过主成分分析法提取的 2 个主成分方差贡献率达 94.569%,所提出的 PCA-WOA-RF 模型平均预测误差最小,预测精度达到 97.80%。该模型进一步提升了磨煤机下架体壳振预测精度。

**关键词:**磨煤机;下架体壳振;主成分分析;随机森林;鲸鱼优化算法

**中图分类号:**TM621

**文献标志码:**A

**引用格式:**赵小惠,刘磊,蒲军平,等. 基于模态分析和 PCA-WOA-RF 的磨煤机下架体壳振预测[J]. 山东大学学报(工学版), 2026, 56(1): 149-157.

ZHAO Xiaohui, LIU Lei, PU Junping, et al. Prediction of shell vibration of coal mill lower frame body based on modal analysis and PCA-WOA-RF[J]. Journal of Shandong University (Engineering Science), 2026, 56(1):149-157.

## Prediction of shell vibration of coal mill lower frame body based on modal analysis and PCA-WOA-RF

ZHAO Xiaohui<sup>1</sup>, LIU Lei<sup>1</sup>, PU Junping<sup>1</sup>, CHENG Xiaole<sup>1</sup>, GAO Chang<sup>2</sup>, HU Sheng<sup>1</sup>

(1. School of Mechanical and Electrical Engineering, Xi'an Polytechnic University, Xi'an 710048, Shaanxi, China; 2. Guoneng Changyuan Wuhan Qingshan Thermal Power Co., Ltd., Wuhan 430080, Hubei, China)

**Abstract:** In order to investigate the complex nonlinear mapping relationship between the shell vibration of the lower frame body of the coal mill and other operating parameters, and to improve the accuracy of the prediction of the shell vibration of the lower frame body of the coal mill, a prediction method of the shell vibration of the lower frame body of the coal mill based on the PCA-WOA-RF model was proposed. Modal analysis was carried out on the lower frame body of the coal mill to verify the standard value of shell vibration of the lower frame body, correlation analysis was conducted on the working data of the coal mill using Spearman correlation coefficient method and principal component analysis (PCA) method and principal components were extracted. Random forests (RF) were used as the basis of the structure of the prediction model, and the hyperparameters of the model were optimised using whale optimisation algorithm (WOA). The coal mill working data of Guoneng Changyuan Wuhan Qingshan Thermal power Co., Ltd. was used as an example for validation, and the accuracy was compared with PCA-BP, PCA-SVM and PCA-RF models. The results showed that the primary air flow, tie rod strain, coal mill motor shaft vibration, mid-frame body shell vibration, coal volume and primary air inlet and outlet differential pressure were significantly correlated with the lower frame body shell vibration of the coal mill, the variance contribution of the two principal components extracted by principal component analysis was 94.569%.

**收稿日期:**2024-09-05

**基金项目:**国家自然科学基金资助项目(72001166);陕西省科技计划资助项目(2022JQ-721)

**第一作者简介:**赵小惠(1970—),女,陕西西安人,教授,硕士生导师,博士,主要研究方向为智能制造系统理论及应用。

E-mail: xhuizhao@xpu.edu.cn

and the proposed PCA-WOA-RF model had the smallest average prediction error, and the prediction accuracy reached 97.80%. The model further improved the prediction accuracy of the shell vibration of the lower frame body of the coal mill.

**Keywords:** coal mill; lower frame shell vibration; principal component analysis; Random Forest; whale optimization algorithm

## 0 引言

磨煤机下架体壳振是衡量磨煤机工作状况的重要运行参数,下架体壳振过大,引起部件变形,引发密封间隙增大,造成缸体磨损、加载系统故障,影响设备的安全运行<sup>[1-3]</sup>。准确预测下架体壳振,根据预测结果合理设置磨煤机运行参数,避免下架体壳振过大,对降低下架体壳振、减少部件变形和缸体磨损具有重要意义。

国内外学者对磨煤机运行参数的预测进行积极的探索。文献[4]建立磨煤机机理模型,对磨煤机热量的输入输出进行计算。文献[5]考虑煤中水分和煤粉水分对制粉系统的影响,预测磨煤机出口温度,并使用前馈补偿控制器对出口温度进行优化。文献[6]考虑传热对出口煤粉质量流量影响,建立磨煤机非线性动力学模型,对磨煤机出粉量进行预测。文献[7]建立制粉系统动态模型,实现磨煤机制粉系统在变出力过程关键参数的预测。文献[8]建立煤粉颗粒运动模型,对出粉量进行计算。用于磨煤机运行参数预测的机理模型适应性强且预测准确性高,但机理模型建模过程需要花费大量的时间和算力,模型的复杂性和局限性较高,机理模型的使用受到极大的限制。

随着人工智能的迅猛发展,机器学习模型因其建模方便和泛化性强的优势,在磨煤机运行参数预测领域受到研究人员青睐。文献[9]建立锅炉两侧汽温偏差回归预测模型,对锅炉两侧汽温进行了预测。文献[10]结合电厂数据服务器的磨煤机历史运行参数中出粉量与其他运行参数的非线性映射关系,建立算法模型,对磨煤机出粉量进行预测。文献[11]提出一种基于选择性递推及自适应的软测量模型,实现对磨煤机一次风量的预测。文献[12]建立结合相空间重构和极限学习机的磨煤机振动模型,能够精确模拟磨煤机振动量的变化。文献[13]提出一种基于变分模态分解、改进麻雀搜索算法和门控循环神经网络的组合模型,用于实际风电功率预测,很好地解决了风电功率预测精度不高的问题。文献[14]提出基于卷积神经网络和长短

时记忆神经网络混合模型的氮氧化物  $\text{NO}_x$  预测模型,能够以较高的精度预测反应器入口  $\text{NO}_x$  质量浓度的变化。现有的机器学习方法成功实现了磨煤机运行参数的预测,但单一预测模型受到超参数选择影响,易陷入局限、泛化能力差,经智能优化算法优化模型超参数的组合模型,在处理高纬度数据时,效率低下,预测能力下降。

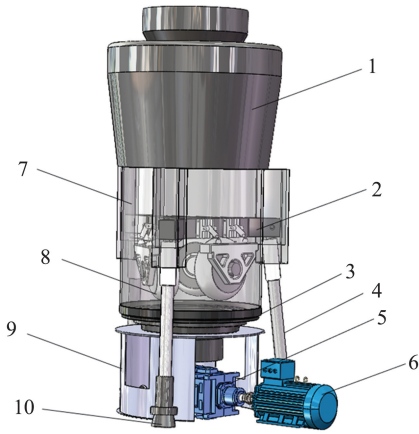
针对上述问题,本文提出一种基于主成分分析(principal component analysis, PCA)-鲸鱼优化算法(whale optimization algorithm, WOA)-随机森林(random forest, RF)的磨煤机下架体壳振预测模型。首先,对磨煤机下架体进行模态分析,验证下架体壳振标准值,为后续下架体壳振预测工作提供安全范围。其次,使用 Spearman 相关系数法分析磨煤机参数之间的相关性,使用 PCA 进行磨煤机工作数据主成分提取,对数据进行降维处理,降低数据的运算复杂度。然后,用 WOA 对 RF 模型的决策树深度和叶子数两个超参数寻优,提高模型的预测能力。最后,以国能长源武汉青山热电有限公司磨煤机进行实例分析,并与 PCA-神经网络(back propagation, BP)、PCA-支持向量机(support vector machine, SVM)和 PCA-RF 模型进行对比,PCA-WOA-RF 在 3 种模型评价指标下均取得最好的预测效果。为精准控制磨煤机下架体壳振与合理设置磨煤机运行参数提供依据,避免企业磨煤机的非计划停机。

## 1 磨煤机下架体结构有限元分析

在进行磨煤机下架体壳振预测时,确定下架体壳振的安全范围是预测过程的重要步骤。本节通过对下架体进行模态分析,建立起下架体壳振与下架体振型变化关系,明确下架体壳振的安全范围,为后续下架体壳振预测提供依据。

### 1.1 三维建模

本研究采用基于特征的参数化实体建模软件 Solidworks 建立磨煤机整机和下架体的三维模型。为避免其他因素对磨煤机下架体有限元分析的影响,对构建的下架体模型进行结构简化。磨煤机三维模型如图 1 所示。



1—上架体;2—压力架;3—磨碗;4—液压拉杆;5—减速机;6—电机;7—中架体;8—磨辊;9—下架体;10—地脚螺栓装置。

图 1 磨煤机三维模型  
Fig.1 Coal mill 3D model

下架体位于磨煤机底部,其主要功能为:为中架体和分离器提供支撑、为减速机和电机传递动力、吸收部分振动和冲击。

在 Solidworks 软件中建立磨煤机下架体的三维模型。根据国能长源武汉青山热电有限公司磨煤机尺寸数据,下架体顶板外圈半径设置为 1 570 mm,内圈半径设置为 970 mm,顶板高度设置为 1 690 mm,侧板内径为 1 445 mm,下架体底部圆半径为 1 517 mm,厚度设置为 30 mm,完成下架体三维模型构建,保存为.stp 格式,导入 ANSYS Workbench 有限元分析软件中,导入后的模型如图 2 所示。对导入到 ANSYS Workbench 中的磨煤机下架体模型进行材料设定。根据厂家磨煤机使用情况,定义磨煤机下架体材料属性为 Q235A,杨氏模量为 206 GPa,泊松比为 0.29,密度为 7.85 g/cm<sup>3</sup>,安全系数为 1.1,屈服强度为 235 MPa。

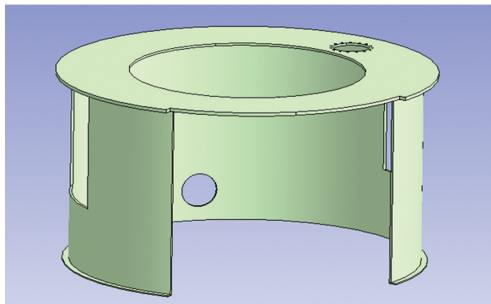


图 2 磨煤机下架体三维模型  
Fig.2 Coal mill lower frame body 3D model

1.2 网格划分及无关性验证

对图 2 中磨煤机下架体几何模型进行网格划分。在工程模拟中,为了在尽可能低的计算成本下获得可靠的数值计算结果,需进行网格无关性验

证。本研究在划分下架体网格时,将网格划分为 5 种不同大小,5 种网格尺寸计算得到的网格数目如表 1 所示。

表 1 5 种网格尺寸计算的网格数  
Table 1 Number of grids calculated for 5 grid sizes

序号	网格尺寸/mm	网格数
1	60	28 324
2	50	40 169
3	40	63 587
4	30	115 212
5	20	305 044

本研究通过改变网格数目,获得上述 5 种网格数目下的磨煤机下架体变形量,如图 3 所示。

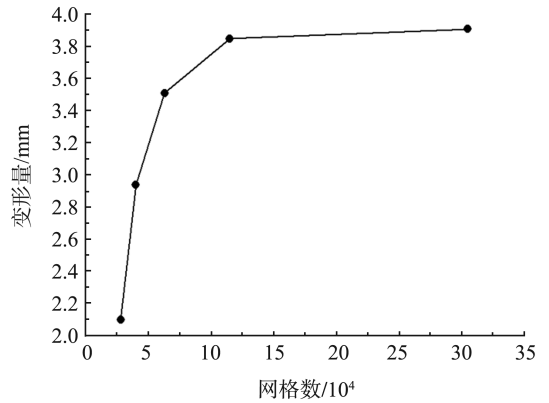


图 3 不同网格数目下磨煤机下架体变形量  
Fig.3 Grid invalidation validation results

由图 3 知,当网格数目增加到 110 000 之后,下架体变形量趋于稳定,说明采用 110 000 网格,即可获得较高的计算精度。因此后续研究中采用 115 212 网格,网格单元尺寸设置为 30 mm,网格划分情况如图 4 所示。

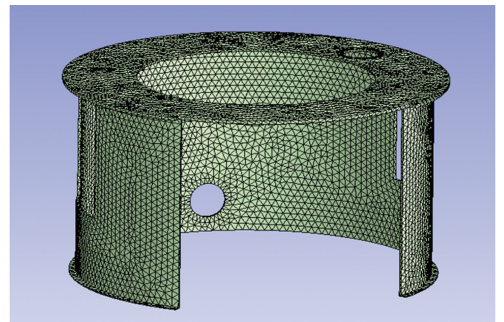


图 4 网格数目为 115 212 时的网格划分情况  
Fig.4 Mesh division status at a mesh count of 115 212

1.3 模态计算结果分析

模态是结构系统的固有振动特性,与部件自身材料属性、结构残余应力和约束条件等有关,通过模态分析可以得到结构的固有频率、模态阻尼以及相应各阶模态的振型<sup>[15]</sup>,建立起下架体各阶

振型与下架体壳振的映射关系,掌握各阶模态下的下架体壳振变化,为后续下架体壳振预测奠定基础。

下架体模态分析时,根据厂家磨煤机工程数据,施加上端结构压力 350 900 N。鉴于磨煤机下架

体的振动可以由各个固有振型的线性组合表示,各阶固有振型对动态特性起着关键作用,经过仿真分析,6 阶振型无法完全反映下架体的振型变化,因此,本研究对前 12 阶模态进行了分析。分析结果如图 5 所示。

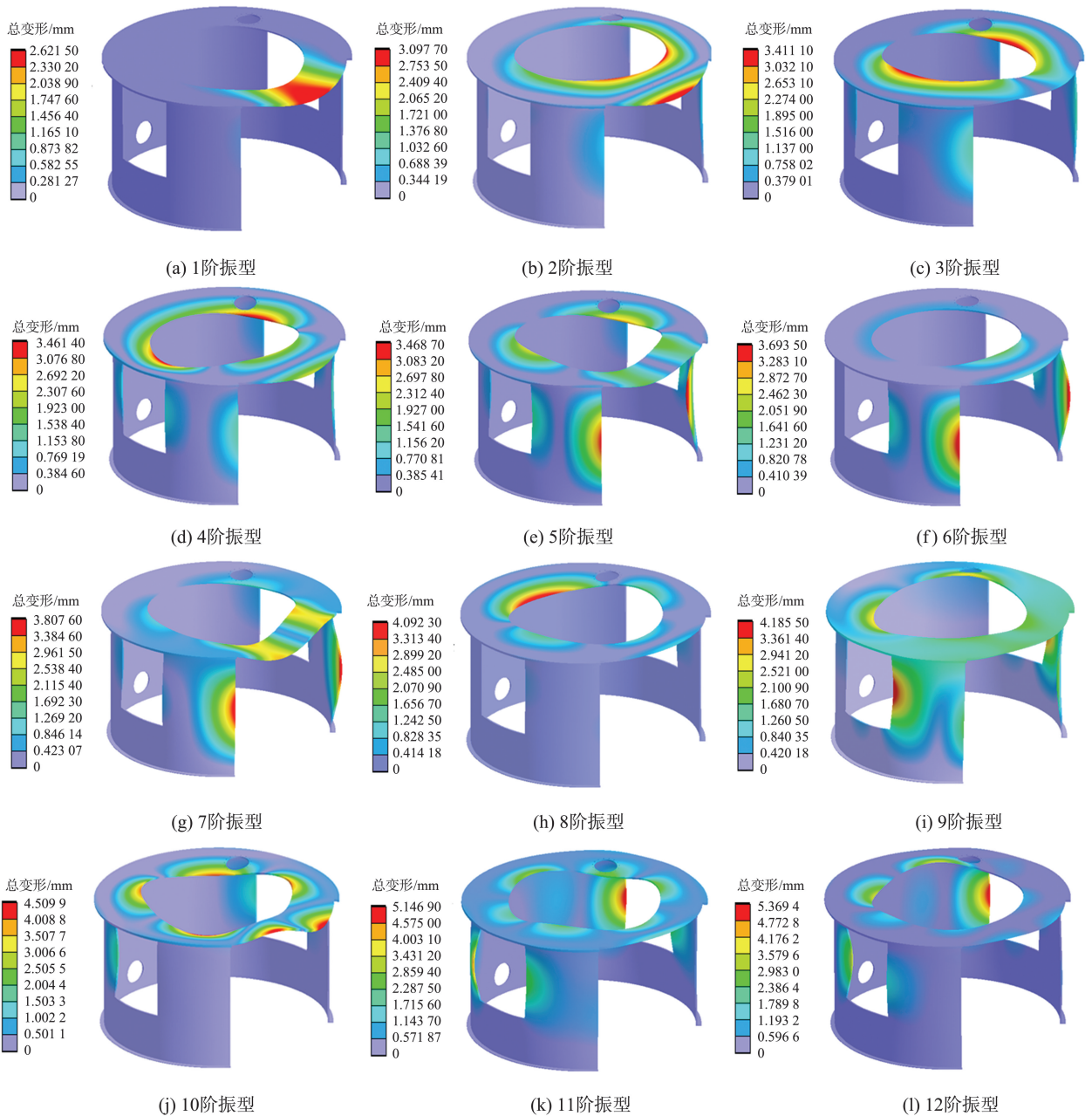


图5 磨煤机下架体模态分析结果

Fig.5 Results of modal analysis of coal mill lower frame body

由图 5 得磨煤机下架体的固有频率、总变形量及振型,根据下架体壳振计算公式计算各阶振型对应的下架体壳振值。

$$Z = \frac{fA}{60}, \quad (1)$$

式中, $f$ 为下架体振动频率, $Z$ 为下架体壳振值, $A$ 为下架体总变形量。

对下架体壳振进行计算,将结果绘制如图 6。

由图 6 知,前 7 阶振型壳振值均小于 4 mm/s,下架体变形最大为 3.81 mm,后 5 阶振型壳振值均大于 4 mm/s,最大壳振值为 7.5 mm/s,变形最大为 5.37 mm,随着下架体壳振值的增大,下架体变形量也随着增大,在下架体壳振值超过 4 mm/s 时,下架体变形量增大速度大幅增加。

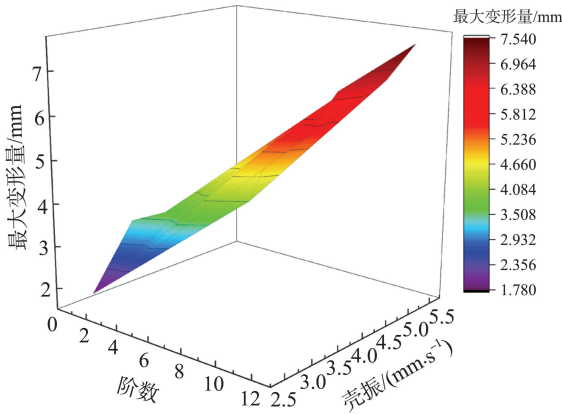


图 6 下架体壳振对应最大变形图  
Fig.6 Maximum deformation corresponding to shell vibration of the lower frame

## 2 研究方法

### 2.1 数据处理

磨煤机运行数据统计结果显示,包括中架体壳振、电流、煤量、磨煤机电机轴振动等在内的多个要素都会对磨煤机下架体壳振产生重要的影响,如果忽略某个因素以及因素之间的交互作用关系,可能会影响到模型的预测性能<sup>[16]</sup>。Spearman 相关系数法是衡量两个变量的依赖性的非参数指标,能够衡量两个变量关系之间的相关性,当两个变量的秩相关系数越大,变量间的一致性水平越高、相似程度越大,且可以分析有序且不满足正态分布的研究数据,具有不受离散群值影响的优势<sup>[17]</sup>,能够分析出磨煤机运行参数之间的相关性。

经电厂采集的磨煤机历史工作数据维度大,直接使用会影响磨煤机下架体壳振预测模型的预测精度和效率。主成分分析法是一种用于探索高维数据结构的技术,主要用于对数据的降维,使得数据特征更便于理解,加快对样本有价值信息的处理速度,同时保持原始数据的方差,使得在新的低维空间中数据的差异性得以保留,能够有效反映原始数据的大部分信息<sup>[18]</sup>。使用 PCA 法提取磨煤机历史工作数据中的主成分因素,不仅去除了大量冗余数据,还降低了相关性较低的磨煤机其他运行参数对磨煤机下架体壳振预测模型的影响。

### 2.2 磨煤机下架体壳振预测模型

为实现磨煤机下架体壳振预测,使用机器学习算法建立磨煤机下架体壳振预测模型。随机森林是一种由多棵决策树组成的集成分类器,有较高的泛化能力,其预测结果有较高的准确性,随机森林

模型以各特征在决策树中的贡献度来评估各特征对于输出结果的重要性程度<sup>[19]</sup>,能够实现磨煤机下架体壳振的预测。

由于所建立的随机森林预测模型预测精度容易受到超参数的影响,而不同的超参数对于模型实际应用效果影响极高。为了更好地寻找预测模型超参数,以达到在最短时间内得到最优预测效果的目的,需要通过优化算法确定预测模型的超参数<sup>[20]</sup>。鲸鱼优化算法是模拟了座头鲸特有的搜索方法和围捕机制的一种元启发式优化算法,该算法调整的参数少以及跳出局部最优的能力强<sup>[21]</sup>,能够实现磨煤机下架体壳振预测模型的超参数优化。

为实现磨煤机下架体壳振预测,利用 PCA 主成分分析法对磨煤机的历史工作数据集进行数据降维,然后使用 WOA 算法优化 RF 模型的决策树深度和叶子数,构建出基于 PCA-WOA-RF 算法的磨煤机下架体壳振预测模型,模型构建过程如图 7 所示。

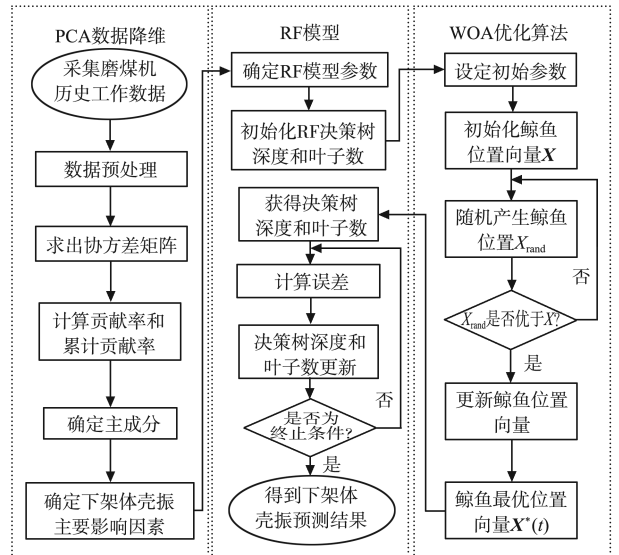


图 7 PCA-WOA-RF 模型流程示意图

Fig.7 Schematic diagram of the PCA-WOA-RF model flow

PCA-WOA-RF 模型具体步骤如下。

- (1) 磨煤机历史工作数据进行 PCA 降维和归一化处理,按照 7:3 随机划分为训练集和测试集。
- (2) 随机森林模型参数初始化,设置待优化参数的搜索上限和下限。
- (3) 鲸鱼优化算法参数的初始化,设置鲸鱼种群数量。
- (4) 确认最佳搜索代理,根据鲸鱼捕食方式迭代更新位置。
- (5) 满足终止迭代条件时,确定随机森林模型的决策树深度和叶子数。
- (6) 评估最优 PCA-WOA-RF 模型的性能,完成

模型构建。

为验证本研究提出方法的有效性,将其与3种常用的机器学习模型 PCA-BP<sup>[22]</sup>、PCA-SVM<sup>[23]</sup>和 PCA-RF<sup>[24]</sup>进行比较。

### 2.3 模型评估标准

为综合评估磨煤机下架体壳振预测模型性能,选取决定系数  $R^2$ 、平均绝对误差  $E_{MA}$  和均方根误差  $E_{RMS}$  3种评价指标,衡量基于 PCA-WOA-RF 的磨煤机下架体壳振预测模型的性能<sup>[25]</sup>。

(1)  $R^2$  反映下架体壳振预测曲线和实际曲线之间的拟和程度,其取值范围在  $[0, 1]$ , 数值越大,说明该模型的拟合能力和泛化能力越好。 $R^2$  的计算公式为

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^N (\hat{Z}_i - Z_i)^2}{\sum_{i=1}^N (\hat{Z}_i - \bar{Z})^2}, \quad (2)$$

式中,  $N$  为样本个数,  $Z_i$  为样本  $i$  的下架体壳振实际值,  $\hat{Z}$  为样本  $i$  对下架体壳振的预测值,  $\bar{Z}$  为下架体壳振实际值的均值。

(2)  $E_{MA}$  的取值范围为  $[0, +\infty)$ , 是用来量化磨

煤机下架体壳振预测值与实际值之间的具体误差,数值越小,说明该模型的预测精度越高。 $E_{MA}$  的计算公式为

$$E_{MA} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N |\hat{Z}_i - Z_i|. \quad (3)$$

(3)  $E_{RMS}$  的取值范围为  $[0, +\infty)$ , 是用来反映样本的分散程度,数值越小,说明该模型的预测能力越好。 $E_{RMS}$  的计算公式为

$$E_{RMS} = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (\hat{Z}_i - Z_i)^2}. \quad (4)$$

## 3 实证分析

### 3.1 数据来源

选取国能长源武汉青山热电有限公司 DCS 系统 2023 年 11 月 1 日至 2023 年 12 月 21 日的磨煤机历史工作数据,共 1 200 组数据。选择磨煤机电机轴振动、一次风流量、电流、中架体壳振、煤量、拉杆应变、一次风出入口差压作为构建模型的变量,下架体壳振作为模型的输出。表 2 为数据采集信息统计表。

表 2 数据采集信息统计表  
Table 2 Data collection information statistics table

统计量	$P_0$	$P_1$	$P_2$	$P_3$	$P_4$	$P_5$	$P_6$	$P_7$
平均	1.43	55.52	70.19	27.43	1.95	26.38	-63.73	3.78
最大	4.33	93.75	89.92	39.61	13.87	38.75	536.75	6.36
最小	0.02	0.07	0	0	-0.05	0	-420.93	-0.05
标准差	0.70	19.38	25.96	16.23	2.17	10.26	160.92	1.47

注: $P_0$  为磨煤机下架体壳振, mm/s;  $P_1$  为磨煤机电机轴振动,  $\mu\text{m/s}$ ;  $P_2$  为一次风流量, MPa;  $P_3$  为电流, A;  $P_4$  为中架体壳振, mm/s;  $P_5$  为煤量, t/h;  $P_6$  为拉杆应变,  $\mu\text{e}$ ;  $P_7$  为一次风出入口差压, kPa。

表 2 可知,经电厂 DCS 系统采集的磨煤机历史工作数据,误差和特征值有较大的数值差别,直接输入会影响的模型的预测结果,因此,需要对数据进行归一化处理。使用数据集中的最大值和最小值,将原始数据  $X_{\text{org}}$  映射在  $[0, 1]$  区间内:

$$X_{\text{new}} = \frac{X_{\text{org}} - X_{\text{min}}}{X_{\text{max}} - X_{\text{min}}}, \quad (5)$$

式中,  $X_{\text{new}}$  为归一化后的磨煤机工作数据值,  $X_{\text{org}}$  为原始的磨煤机工作数据,  $X_{\text{max}}$  为磨煤机工作数据中最大值,  $X_{\text{min}}$  为磨煤机工作数据中最小值。

### 3.2 Spearman 相关性分析

使用 SPSS 软件对磨煤机工作数据进行 Spearman 相关系数分析,分析  $P_0$ 、 $P_1$ 、 $P_2$ 、 $P_3$ 、 $P_4$ 、 $P_5$ 、 $P_6$ 、 $P_7$  共 8 个磨煤机运行参数之间的相关性,并绘制磨煤机运行参数相关系数热力图,绘制结果如图

8 所示。

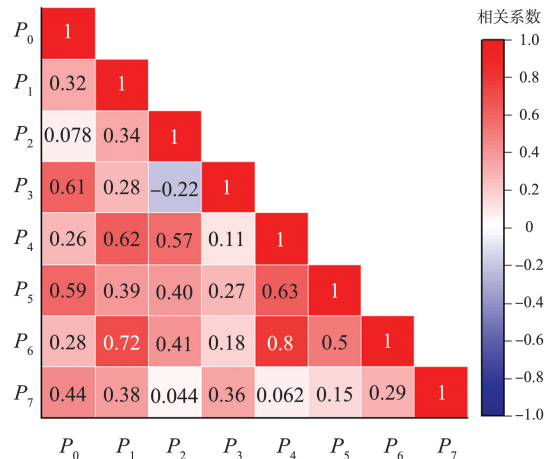


图 8 磨煤机运行参数相关系数热力图  
Fig.8 Heat map of the correlation coefficients of the operating parameters of the coal mill

图 8 中,颜色深浅代表磨煤机运行参数之间的相关程度,从图 8 知,对磨煤机下架体壳振影响较大的参数顺序依次是:一次风流量、拉杆应变、磨煤机电机轴振动、中架体壳振、煤量和一次风出入口差压。

### 3.3 PCA 数据降维

根据 PCA 对磨煤机工作数据进行降维处理,使用 SPSS 软件对磨煤机下架体壳振影响因素进行 PCA,对数据进行 KMO (kaiser-meyer-olkin) 检验和 Bartlett 检验,得到 KMO 为 0.88 (大于 0.5), Bartlett 检验显著性为 0,说明满足主成分分析前提,经过分析,得到 7 个主成分的方差分析数据,分析结果见表 3。

表 3 磨煤机下架体壳振影响因素主成分分析表  
Table 3 Table of principal component analysis of factors affecting shell vibration of coal mill lower frame body

主成分	特征值	方差贡献率/%	累计贡献率/%
$F_1$	5.718	81.681	81.681
$F_2$	0.902	12.888	94.569
$F_3$	0.195	2.789	97.357
$F_4$	0.103	1.465	98.823
$F_5$	0.043	0.611	99.434
$F_6$	0.027	0.387	99.820
$F_7$	0.013	0.180	100.000

特征值的大小和累计贡献率反映了保留主成分的合理性,提取累计贡献率大于 85% 的前 2 个主成分  $F_1$ 、 $F_2$ 。根据表 3 选取的前 2 个主成分的因子荷载矩阵见表 4。每个主成分的因子数值表示对各因子的解释能力,绝对值越接近 1 表示其解释能力越强,说明该因素对磨煤机下架体壳振的影响重要性越大。

表 4 主成分因子荷载矩阵

Table 4 Principal components factor loading matrix

影响因子	主成分	
	$F_1$	$F_2$
$P_1$	-0.962	-0.154
$P_2$	0.204	0.987
$P_3$	-0.890	0.219
$P_4$	0.970	-0.175
$P_5$	0.959	-0.100
$P_6$	0.981	-0.071
$P_7$	0.958	-0.169

从表 4 可知,主成分  $F_1$  与磨煤机电机轴振动、中架体壳振、煤量、拉杆应变、一次风出入口差压相关性较大;主成分  $F_2$  与一次风流量相关性较大。综合分析主成分  $F_1$  和主成分  $F_2$ ,对磨煤机下架体壳

振影响较大的因素有磨煤机电机轴振动、一次风流量、中架体壳振、煤量、拉杆应变、一次风出入口差压,与电流的相关性小,分析结果与 Spearman 相关系数分析法分析结果一致,将上述因素带入模型中进行下一步预测。

### 3.4 磨煤机下架体壳振预测与结果分析

建立 PCA-BP、PCA-SVM、PCA-RF 和 PCA-WOA-RF 磨煤机下架体壳振预测模型,将主成分  $F_1$ 、 $F_2$  作为预测模型的输入变量,磨煤机下架体壳振作为模型输出,采用随机抽样方法将数据集按 7:3 的比例划分为训练样本和测试样本,用于预测模型的训练和测试。

结合经验公式,确定 PCA-BP 神经网络模型的网络输入层神经元节点数为 7,输出层神经元节点数为 1,设置 6 个隐藏层神经元,误差阈值为  $10^{-6}$ ,学习率为 0.01;PCA-SVM 模型采用核函数类型为径向基内核,惩罚因子设置为 4.0,径向基函数参数设置为 0.8;PCA-RF 和 PCA-WOA-RF 模型决策树数目为 500,最小叶子数为 5,训练次数 1 000 次。经过模型评估指标计算,得到各模型评估指标计算结果,将结果进行对比,得到图 9。

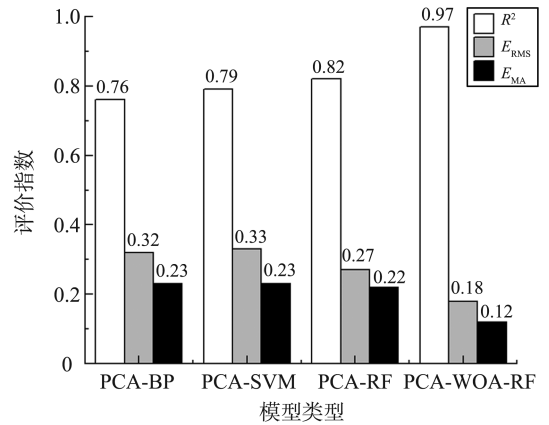


图 9 各模型评估结果

Fig.9 Results of the assessment of the models

从图 9 知,4 种磨煤机下架体壳振预测模型的预测性能不同,PCA-WOA-RF 模型的  $R^2$  为 0.97,高于其他模型; $E_{EA}$  平均绝对误差为 0.12 mm/s,低于其他模型; $E_{RMS}$  为 0.18 mm/s,低于其他模型。综合评估,在 4 种预测模型中,PCA-WOA-RF 模型的预测性能最优。

### 3.5 实例验证

为验证磨煤机下架体壳振预测模型性能评估的准确性,重新在电厂采集 200 组不同时间和不同机组的磨煤机历史工作数据,从中随机抽取 5 组数据,输入 PCA-BP、PCA-SVM、PCA-RF 和 PCA-WOA-RF 磨煤机下架体壳振预测模型进行预测,得

到结果见表5。

表5 各模型预测结果对比  
Table 5 Comparison of model predictions

类别	量				
	1	2	3	4	5
真实值	1.15	0.91	1.41	3.17	2.61
PCA-BP	1.28	1.33	1.12	2.52	2.28
PCA-SVM	1.08	0.89	1.70	2.59	1.98
PCA-RF	1.29	1.11	1.21	2.61	2.31
PCA-WOA-RF	1.11	0.89	1.36	3.24	2.52

从表5可知,4种机器学习模型的预测结果差距较大,同一模型在5组数据的预测效果也不同,预测结果与真实值的差距不稳定。通过计算各模型的预测结果与真实值之间的误差,同时对比各模型在5组数据的预测相对误差值,得到图10。

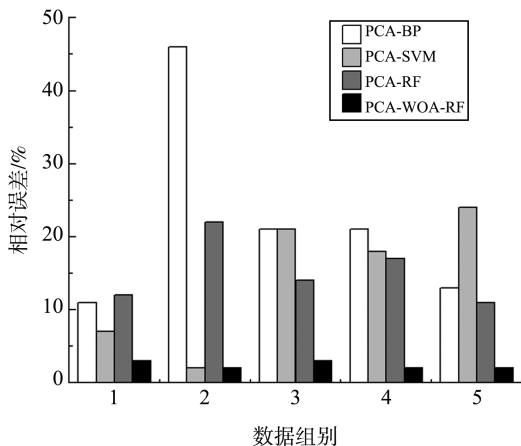


图10 各模型预测结果与真实值相对误差  
Fig.10 Relative error of each model's prediction to the true value

从图10知,PCA-BP模型的预测相对误差最大为46%,相对误差波动最大为35%,预测精度差;PCA-SVM模型的预测相对误差最大为24%,相对误差波动最大为22%,预测精度差;PCA-RF模型的预测相对误差最大为22%,相对误差波动最大为11%,预测精度差;PCA-WOA-RF模型的预测相对误差最大为3%,相对误差波动最大为1%,小于其他3种模型,预测精度最高。

## 4 结论

本研究提出的PCA-WOA-RF模型对国能长源武汉青山热电有限公司磨煤机下架体壳振进行预测,获得结论如下。

(1) 使用Spearman相关系数法分析磨煤机其他运行参数与磨煤机下架体壳振的相关性,经过分析,影响磨煤机下架体壳振的重要程度依次是一次

风流量、拉杆应变、磨煤机电机轴振动、中架体壳振、煤量、一次风出入口差压,与电流无明显相关性,因此,在进行磨煤机下架体壳振预测时,有显著相关性的6个特征都应考虑在内。

(2) 使用主成分分析法,对磨煤机原始工作数据进行处理,对影响磨煤机下架体壳振的众多变量有效降维,提取2个主成分 $F_1$ 、 $F_2$ 的方差贡献率达94.569%,以主成分 $F_1$ 、 $F_2$ 代替原始数据,简化数据结构的同时,保留了原始数据的重要信息。

(3) 基于PCA-BP、PCA-SVM、PCA-RF和PCA-WOA-RF算法建立磨煤机下架体壳振预测模型,使用 $R^2$ 、MAE、RMSE共3种评估指标对模型进行评估,并对磨煤机实例数据进行预测对比,PCA-WOA-RF模型的决定系数为0.97,平均绝对误差为0.12 mm/s,均方根误差为0.18 mm/s,预测精度达97.80%,模型评价最优,预测精度最高。

该模型进一步提升了磨煤机下架体壳振预测精度,根据模型预测结果,依据磨煤机其他运行参数与磨煤机下架体壳振的相关性大小,合理设置磨煤机运行参数,精准控制磨煤机下架体壳振,可减少磨煤机部件磨损,避免磨煤机漏风漏粉故障,对指导磨煤机参数调控具有一定的工程价值。

## 参考文献:

- [1] 刘会令. MPS190型磨煤机振动、漏风、减速机加热器问题的处理[J]. 中国新技术新产品, 2021(4): 64-66.  
LIU Huiling. Treatment of vibration, air leakage and heater of reducer of MPS190 coal mill[J]. New Technology & New Products of China, 2021(4): 64-66.
- [2] 吴宏伦. ZGM95G中速磨煤机传动盘裙边的修复[J]. 江苏电机工程, 2010, 29(2): 61-63.  
WU Honglun. The repair of the skirt border of transmission tray of ZGM95G medium speed mill[J]. Jiangsu Electrical Engineering, 2010, 29(2): 61-63.
- [3] 贾春梅. 中速磨煤机下架体泄漏分析及改造[J]. 科技与企业, 2013(17): 276-277.  
JIA Chunmei. Leakage analysis and transformation of lower frame of medium-speed coal mill[J]. Technology and Enterprise, 2013(17): 276-277.
- [4] GAO Y K, ZENG D L, LIU J Z. Modeling of a medium speed coal mill[J]. Powder Technology, 2017, 318: 214-223.
- [5] ZENG D L, HU Y, GAO S, et al. Modelling and control of pulverizing system considering coal moisture[J]. Energy, 2015, 80: 55-63.

- [6] LI X W, WU Y C, CHEN H F, et al. Coal mill model considering heat transfer effect on mass equations with estimation of moisture [J]. *Journal of Process Control*, 2021, 104: 178-188.
- [7] 王朝阳, 石慧, 王文毓, 等. MPS 型磨煤机制粉系统动态模型与瞬态运行优化控制研究[J]. *中国电机工程学报*, 2024, 44(16): 6518-6529.  
WANG Chaoyang, SHI Hui, WANG Wenyu, et al. Study on dynamic model and transient operation optimization control of the MPS coal mill pulverizing system[J]. *Proceedings of the CSEE*, 2024, 44(16): 6518-6529.
- [8] 屈子尧, 陈敏, 姚啸林. 分离器转速对中速磨煤机风粉分配的影响[J]. *热力发电*, 2024, 53(4): 141-149.  
QU Ziyao, CHEN Min, YAO Xiaolin. Influence of separator rotation speed on air-powder distribution in medium-speed coal pulverizer [J]. *Thermal Power Generation*, 2024, 53(4): 141-149.
- [9] 丁皓轩, 李松山, 唐文, 等. 对冲燃烧锅炉两侧主蒸汽温度偏差的预测模型及问题诊断[J]. *锅炉技术*, 2024, 55(2): 32-38.  
DING Haoxuan, LI Songshan, TANG Wen, et al. Prediction model and problem diagnosis on main steam temperature deviation of opposed firing boiler [J]. *Boiler Technology*, 2024, 55(2): 32-38.
- [10] 张志勇, 陆金桂, 张猛. 基于 WOA-BP 神经网络的磨煤机出粉量估算[J]. *电子测量技术*, 2022, 45(22): 157-161.  
ZHANG Zhiyong, LU Jingui, ZHANG Meng. Estimation of powder output of coal mill based on WOA-BP neural network. *Electronic Measurement Technology*, 2022, 45(22): 157-161.
- [11] 张坚群, 张新胜. 基于自适应递推最小二乘支持向量机的磨煤机一次风量软测量模型[J]. *热力发电*, 2021, 50(11): 137-143.  
ZHANG Jianqun, ZHANG Xinsheng. Soft measurement model of primary air flow of coal mill based on self-adaptive recursive LSSVM [J]. *Thermal Power Generation*, 2021, 50(11): 137-143.
- [12] 陈金楷, 夏季, 谭鹏, 等. 结合相空间重构和 ELM 的磨煤机振动软测量[J]. *热力发电*, 2015, 44(3): 42-47.  
CHEN Jinkai, XIA Ji, TAN Peng, et al. Phase space reconstruction and ELM based soft measurement for vibration of a mill with multiple parameters and coal types[J]. *Thermal Power Generation*, 2015, 44(3): 42-47.
- [13] 王辉, 邹智超, 李欣, 等. 基于 VMD-ISSA-GRU 组合模型的短期风电功率预测[J]. *热力发电*, 2024, 53(5): 122-131.  
WANG Hui, ZOU Zhichao, LI Xin, et al. Short-term wind power prediction based on VMD-ISSA-GRU comprehensive model [J]. *Thermal Power Generation*, 2024, 53(5): 122-131.
- [14] 李影, 卓建坤, 吴逸凡, 等. 可解释的变负荷下燃煤机组 SCR 反应器入口 NO<sub>x</sub> 质量浓度预测模型[J]. *热力发电*, 2024, 53(7): 119-128.  
LI Ying, ZHUO Jiankun, WU Yifan, et al. Interpretable prediction model for NO<sub>x</sub> mass concentration at SCR reactor inlet in coal-fired power plants under flexible operating conditions [J]. *Thermal Power Generation*, 2024, 53(7): 119-128.
- [15] 李静立, 王谦, 张军, 等. 基于阶次分析的风电机组在线模态参数识别与故障诊断[J]. *山东大学学报(工学版)*, 2017, 47(4): 96-102.  
LI Jingli, WANG Qian, ZHANG Jun, et al. Online modal parameter identification and fault diagnosis of wind turbines based on order analysis [J]. *Journal of Shandong University (Engineering Science)*, 2017, 47(4): 96-102.
- [16] 张海龙, 李雯, 张锋, 等. 中速磨煤机振动影响因素的研究[J]. *热力发电*, 2023, 52(12): 190-197.  
ZHANG Hailong, LI Wen, ZHANG Feng, et al. Research on influence factors of vibration of medium speed coalpulverizers [J]. *Thermal Power Generation*, 2023, 52(12): 190-197.
- [17] 吴军英, 路欣, 刘宏, 等. 基于 Spearman-GCN-GRU 模型的超短期多区域电力负荷预测[J]. *中国电力*, 2024, 57(6): 131-140.  
WU Junying, LU Xin, LIU Hong, et al. Ultra-short-term multi-region power load forecasting based on spearman-GCN-GRU model [J]. *Electric Power*, 2024, 57(6): 131-140.
- [18] 孙东磊, 王艳, 于一潇, 等. 基于 BP 神经网络的短期光伏集群功率区间预测[J]. *山东大学学报(工学版)*, 2020, 50(5): 70-76.  
SUN Donglei, WANG Yan, YU Yixiao, et al. Interval prediction of short-term regional photovoltaic power based on BP neural network [J]. *Journal of Shandong University (Engineering Science)*, 2020, 50(5): 70-76.
- [19] BREIMAN L. Random forests [J]. *Machine Learning*, 2001, 45(1): 5-32.
- [20] 李鸿钊, 张庆松, 刘人太, 等. 浅埋地铁车站施工期地表变形风险预警[J]. *山东大学学报(工学版)*, 2023, 53(6): 82-91.