

DOI:10.19651/j.cnki.emt.2210231

基于 WOA-BP 神经网络的磨煤机出粉量估算

张志勇 陆金桂 张 猛

(南京工业大学机械与动力工程学院 南京 211816)

摘要: 为了解决火电厂磨煤机出粉量难以估算的问题,运用软测量方法,结合磨煤机工作时的系统参数和磨煤机出粉量建立 BP 神经网络模型,建立各参数与出粉量的非线性映射关系,对磨煤机出粉量进行估算。为了减小该模型的误差,采用鲸鱼算法(WOA)优化 BP 神经网络的权重和阈值,建立了 WOA-BP 算法模型。为了验证 WOA-BP 算法模型的可靠性,将鲸鱼算法(WOA)、粒子群算法(PSO)、遗传算法(GA)和 BP 神经网络分别建立磨煤机出粉量的 WOA-BP、PSO-BP、GA-BP、BP 神经网络算法模型。计算结果表明在 4 种算法模型中,WOA-BP 算法估算模型对磨煤机出粉量有最好的预测能力,平均绝对误差仅 0.94。

关键词: 磨煤机;软测量;BP 神经网络;鲸鱼算法;粒子群算法;遗传算法

中图分类号: TP183;TM621 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 520.2060

Estimation of powder output of coal mill based on WOA-BP neural network

Zhang Zhiyong Lu Jingui Zhang Meng

(College of Mechanical and Power Engineering, Nanjing Tech University, Nanjing 211816, China)

Abstract: In order to solve the problem of difficulty in estimating the powder output of the coal mill in thermal power plants, the soft measurement method is used to establish a BP neural network model combining the system parameters of the coal mill and the powder output of the coal mill, and the relationship between the parameters and the powder output is established. The non-linear mapping relationship is used to estimate the powder output of the coal mill. In order to reduce the error of the model, the WOA-BP algorithm model was established by using the Whale Algorithm (WOA) to optimize the weights and thresholds of the BP neural network. In order to verify the reliability of the WOA-BP algorithm model, the WOA-BP and PSO-BP of the coal mill's powder output were established respectively by the whale algorithm (WOA), particle swarm algorithm (PSO), genetic algorithm (GA) and BP neural network. , GA-BP, BP neural network algorithm model. The research results show that among the four algorithm models, the WOA-BP algorithm estimation model has the best prediction ability for the powder output of the coal mill, and the average absolute error is only 0.94.

Keywords: coal mill; soft sensing; BP neural network; whale algorithm; particle swarm algorithm; genetic algorithm

0 引 言

煤炭是火力发电的主要燃料,相比与煤粒,煤粉因其燃烧的更为充分,在锅炉里效率更高的优点而被广泛使用。而磨煤机^[1]的主要工作就是将煤炭磨成煤粉供应锅炉使用,其出粉量直接影响着锅炉燃烧的整体效能。因为磨煤机工作时,工况复杂,各个参数间产生耦合现象,很难直接测量出磨煤机的出粉量,所以需要寻找适当的方法解决磨煤机出粉量的估算问题很有价值。

在实际生活中,人们通常采用间接方法测量磨煤机的

出粉量,在间接测量中,目前主要采用功率法^[2]、气压差动法、应变法等单一变量的因素来测量磨煤机的出粉量,这种方法存在很大的缺陷,往往得到的磨煤机出粉量与实际出粉量误差较大。近些年来,随着测量技术的进步,对于解决多变量的软测量^[3-5]问题也有了新的解法。其基本思想就是用容易测量的数据与难以测量的数据建立数学关系,并用易于测量的数据表示难以测量的数据。目前的测量模型主要是人工智能方法,引入 BP 神经网络^[6-7]和支持回归向量机法^[8-9]。宋宇等^[10]把支持向量机模型应用于球磨机出粉量的软测量的研究,采用支持向量机建立证据合成融合

法则软量模型,并用智能算法进行优化。李浩然等^[11]基于 BP 神经网络模型,选取数据作为训练集与测试集,测试 BP 神经网络的预测能力,并对参数进行优化,得到磨煤机的最大出粉量。

虽然 BP 神经网络模型具有诸多优点,但是其在反向传播使用梯度下降法调整权重和阈值时,经常陷入局部最小值的情况,造成误差较大,精度不够。为了避免 BP 神经网络易陷入局部最小值的问题,通常的解决办法就是采用智能算法^[12-13]代替 BP 神经网络反向传播时的梯度下降法,从而达到优化 BP 神经网络的权重和阈值目的,此类的优化算法主要有模拟退火算法(SAA)、鸟群算法(BSA)等。而这些算法都会陷入局部最优解,相比而言,鲸鱼算法^[14]计算简单,有较好的全局搜索能力,能最大程度的避免陷入局部最优解的问题。因此本文采用鲸鱼算法(WOA)来替代梯度下降算法,建立 WOA-BP 神经网络算法模型估算磨煤机的出粉量。

本文首先介绍 WOA 算法的原理,并将 WOA 算法与 BP 神经网络结合建立 WOA-BP 神经网络模型。然后将 WOA-BP 模型和 PSO-BP 模型、GA-BP 模型、BP 模型进行对比,验证得到 WOA-BP 模型预测能力最好。

1 预测模型

1.1 算法起源

鲸鱼优化算法^[15]是根据鲸鱼捕食行为提出的算法,鲸鱼在捕食时,每个鲸鱼只有两种行为,一是包围猎物,二是喷出气泡来驱赶猎物进入包围圈,最终达到捕食的目的。

1.2 算法原理

鲸鱼算法主要有 3 个阶段,分别为:包围猎物、气泡驱赶、搜索猎物。WOA 算法中每个鲸鱼的位置代表一个潜在解,通过在解空间中不断迭代更新鲸鱼的位置,最终获得全局的最优解。

1) 包围猎物

鲸鱼算法的搜索范围是全局解空间,鲸鱼算法假定当前猎物所在的位置是全局最优解。而种群中的鲸鱼都会向猎物所在的位置靠拢,在鲸鱼游向猎物所处位置时,鲸鱼所处的位置公式如下:

$$D = |C \cdot X^*(t) - X(t)| \quad (1)$$

$$X(t+1) = X^*(t) - A \cdot D \quad (2)$$

式中: D 表示鲸鱼个体与当前最优解的距离, t 表示迭代次数, $X^*(t)$ 是当前的全局最优解, $X(t)$ 表示当前鲸鱼的位置, A 和 C 是系数,表达式如下:

$$A = 2a \cdot r_1 - a \quad (3)$$

$$C = 2 \cdot r_2 \quad (4)$$

式中: $r_1, r_2 \in [0, 1]$; $a = \frac{2t}{T_{\max}}$ 为收敛因子, t 表示当前的迭代次数, T_{\max} 为最大迭代次数。

2) 螺旋线位置更新

鲸鱼在狩猎时,它是以螺旋上升的形式游向猎物,螺旋形路径的数学表达如下:

$$X(t+1) = X^*(t) + D_p e^{fj} \cos(2\pi q) \quad (5)$$

式中: $D_p = |X^*(t) - X(t)|$ 表示鲸鱼与猎物之间的距离, $X(t)$ 表示目前最好的位置, f 是一个常数, $q \in [-1, 1]$ 。

鲸鱼狩猎时假设有鲸鱼有 50% 的概率在收缩包围和螺旋上升之间进行随机选择,优化鲸鱼的位置。表达式如下:

$$X(t+1) = \begin{cases} X^*(t) - A \cdot D & p < 0.5 \\ X^*(t) + D_p e^{fj} \cos(2\pi q) & p \geq 0.5 \end{cases} \quad (6)$$

3) 搜寻猎物

搜寻猎物阶段,相应的数学模型如下:

$$D = |C \cdot x_{rand}(t) - X(t)| \quad (7)$$

$$X(t+1) = x_{rand}(t) - A \cdot D \quad (8)$$

式中: D 表示当前鲸鱼个体与随机鲸鱼个体间距离, $x_{rand}(t)$ 表示随机选取的鲸鱼个体。

2 WOA-BP 算法

本文采用 WOA 算法来优化 BP 神经网络的权重和阈值。其流程如下:

1) 设置参数。初始种群规模 $n = 20$, 最大迭代次数 $l_{\max} = 50$, 需要优化的自变量个数 $N = in * hn + hn + hn * on + on$, 其中: in, hn, on 分别为 BP 神经网络的输入层、隐含层、输出层的神经元个数。

2) 计算鲸鱼优化算法 WOA 的决策变量长度,将训练集的均方误差(MSE)作为鲸鱼算法的适应度函数。在算法的不断迭代之后,适应度值越小,训练的误差越小,预测结果越精确。均方误差计算公式为:

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

式中: n 表示测试的样本数, y_i, x_i 分别表示预测值和真实值。

3) 当鲸鱼算法不断优化权重和阈值时,使模型的均方误差达到最小值后,鲸鱼算法停止训练,并将此时得到的权重的阈值重新赋予 BP 神经网络。

4) 获得最优权重和阈值后, BP 神经网络进行数据预测。

WOA-BP 算法模型其流程如图 1 所示。

3 计算实例

3.1 数据来源

本文的研究对象是徐州某电厂 1# 磨煤机,通过电厂数据服务器采集了 1 d 的历史运行数据,从中根据不同的工作状况,不同的负载情况下,剔除异常数据,筛选出 200 组数据进行分析。从以上 200 组数据中,选取 160 组作为训练样本,剩余 40 组作为测试样本,分别建立 WOA-BP、

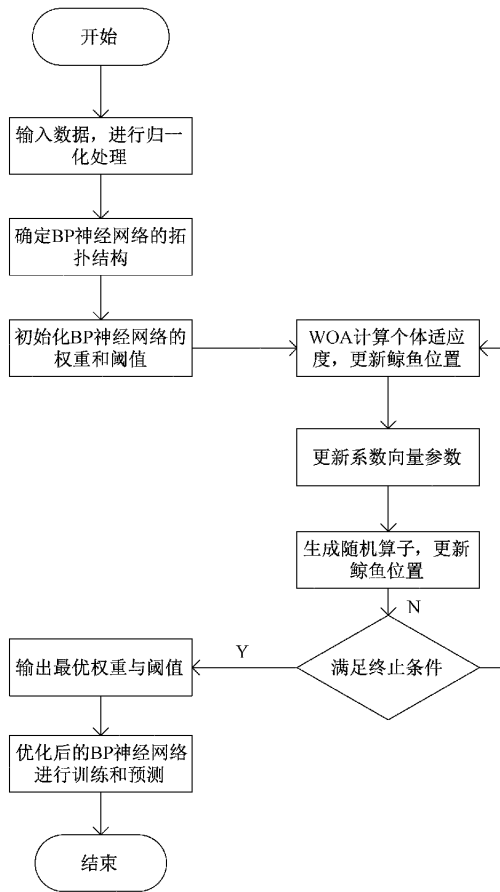
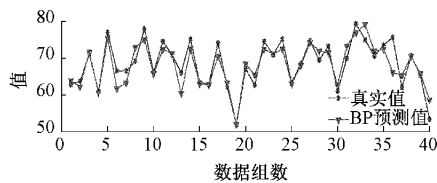
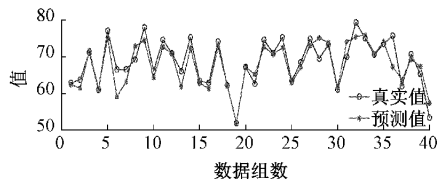


图 1 WOA-BP 算法流程

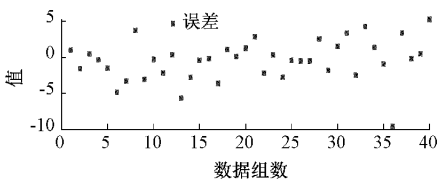
PSO-BP、GA-BP、BP 神经网络算法模型。



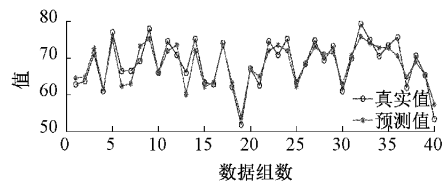
(a) BP模型预测结果



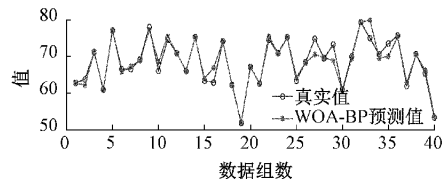
(c) PSO-BP模型预测结果



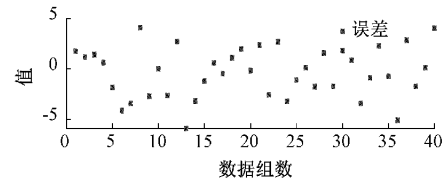
(e) BP模型预测误差



(b) GA-BP模型预测结果



(d) WOA-BP模型预测结果



(f) GA-BP模型预测误差

3.2 算法参数的设置

在 MATLAB 软件中对 BP 神经网络参数进行设置, 设置 3 层网络(即只有一个隐含层)。根据数据可知 BP 神经网络有 7 个输入变量, 1 个输出变量, 对于隐含层神经元个数 K 没有明确具体的公式, 一般采用经验公式 $K = \sqrt{m+n} + a$ (m, n 分别是输入层, 输出层神经元个数; a 为 0~10 之间的随机数), 设置最大迭代次数为 1 000, 学习率为 0.01, 训练最小误差为 1×10^{-5} , 根据程序调试确定 $K = 8$ 时, BP 神经网络训练效果最佳。

1) GA-BP 算法。种群规模 $n = 10$, 最大迭代次数 $l_{max} = 50$, 交叉概率 $p_c = 0.2$, 变异概率 $p_m = 0.1$ 。

2) PSO-BP 算法。粒子规模 $n = 10$, 最大迭代次数 $l_{max} = 50$, 学习因子 $c_1, c_2 = 2$, 惯性权重 $\omega = 0.6$, 粒子最大飞行速度 $v_{max} = 0.8$ 。

3) WOA-BP 算法。初始种群数 $n = 20$, 最大进化代数 $l_{max} = 50$, 随机数 $r, p = 0.5$, 收敛因子 $a = 0.8$, 常数 $b = 1$ 。

3.3 计算结果分析

根据磨煤机的主要平衡方程^[16], 选取磨煤机系统的 7 个参数作为输入数据, 出粉量作为输出数据, 分别建立 4 种算法模型进行预测。其结果如图 2 所示。

由图 2 可知, WOA-BP 模型的预测值与真实值基本相同, 相比之下, BP 模型预测结果误差相对较大。从 4 组模型相对误差来看, WOA-BP 模型误差在 $[-5, 5]$ 之间, 更加接近于 0。而另外 3 组算法模型误差在 $[-10, 5]$ 之间, 说明 WOA-BP 有最好的预测能力。WOA-BP 算法迭代曲线如图 3 所示。

从图 3 中得出, 此算法在前 3 次迭代时, MSE 下降

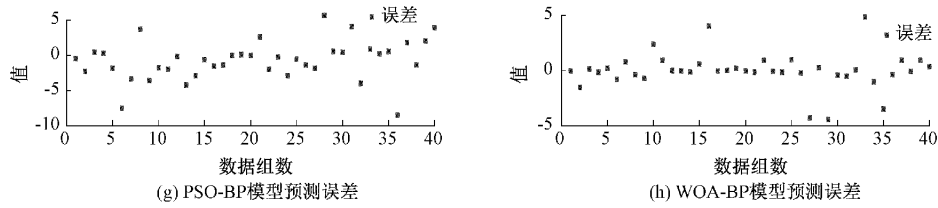


图 2 磨煤机 4 个模型预测结果及误差

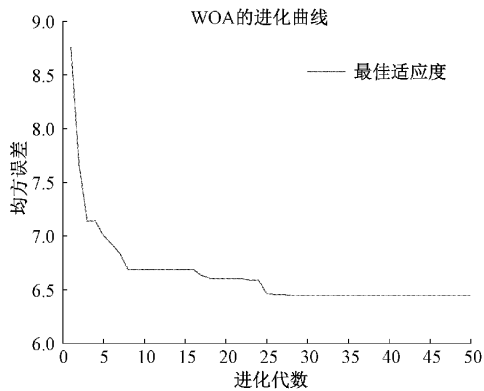


图 3 WOA-BP 模型算法迭代曲线

的很快,在第 4~25 次迭代过程中比较平缓,最终在第 25 次迭代后达到全局最优解。

为了验证算法的精确度,本文引用统计学检验指标对模型精度进行评价。平均绝对误差(MAE),均方根误差(RMSE),平均绝对百分误差(MAPE)。

平均绝对误差(MAE)的计算公式为:

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |y_i - x_i| \quad (10)$$

均方根误差(RMSE):

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - x_i)^2} \quad (11)$$

平均绝对百分误差(MAPE):

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left| \frac{y_i - x_i}{x_i} \right| \times 100\% \quad (12)$$

其中, y_i, x_i 分别表示预测值和真实值, n 是测试样本数量。

磨煤机 4 种模型误差结果如表 1 所示。

表 1 磨煤机 4 种模型 4 个指标误差结果

| 模型 | MAE | RMSE | MAPE/% | 时间/s |
|--------|------|------|--------|------|
| BP | 2.19 | 2.85 | 3.05 | 11.2 |
| GA-BP | 1.91 | 2.71 | 2.81 | 13.4 |
| PSO-BP | 2.07 | 2.25 | 2.91 | 12.8 |
| WOA-BP | 0.94 | 1.64 | 1.35 | 13.1 |

由表 1 可得,在运行时间相差不多的情况下,经过算法优化后的模型预测精度都比传统的 BP 神经网络算法模型要高。而在 3 种优化算法之中,WOA-BP 算法模型的 3

个误差指标都是最低的,GA-BP 算法模型次优,PSO-BP 算法模型效果最差。这表明 WOA-BP 算法模型在这 4 种算法模型中拥有最好的预测精度。

4 结 论

通过采集磨煤机进出口压差、进口风量、进口风压、进口风温、出口风粉压力、出口风粉温度及电流参数对出粉量进行软测量,建立了 WOA-BP 算法模型进行出粉量的估算。试验结果表明:WOA-BP 神经网络软测量模型的平均绝对误差仅为 0.94,均方根误差仅 1.64,平均绝对百分误差仅为 1.35%,较传统的 BP 神经网络模型 3 项指标分别提升了 57.1%、42.5%、55.7%。WOA-BP 算法模型的精度也比另外 2 种优化算法模型更高,WOA-BP 算法模型为磨煤机出粉量的问题提供了更为精确的解法。

参考文献

- [1] 孟丽娜. MGS4060 双进双出磨煤机系统研究[J]. 中国新技术新产品, 2013(24): 98.
- [2] 曾凡阳, 朱仁胜, 张月, 等. 基于等效差压法的浮空器泄漏检测方法研究[J]. 合肥工业大学学报(自然科学版), 2018, 41(4): 451-456, 461.
- [3] 王志杰, 朱晓星, 王锡辉, 等. 基于 LSSVM 的汽轮机阀门流量特性辨识及应用[J]. 中国电力, 2020, 53(9): 189-194.
- [4] 丁续达, 金秀章, 张扬. 基于最小二乘支持向量机的改进型在线 NO_x 预测模型[J]. 热力发电, 2019, 48(1): 61-67.
- [5] 罗嘉, 陈世和, 张曦, 等. 电站锅炉典型热工参数软测量研究[J]. 中国电力, 2016, 49(6): 48-52.
- [6] 马健, 滕召胜, 邱伟, 等. 基于 IGA-BP 神经网络的智能电能计量设备退化趋势研究[J]. 仪器仪表学报, 2021, 42(11): 123-131.
- [7] 李禹剑, 李剑, 辛伟瑶. 一种基于 BP 神经网络的老旧桥梁健康诊断方法[J]. 国外电子测量技术, 2020, 39(2): 19-22.
- [8] 张泰, 张莉, 彭佳红. 基于主成分与支持向量机的邵阳县烟草产量预测[J]. 中国农学通报, 2019, 35(13): 152-156.
- [9] 杨晓敏. 改进灰狼算法优化支持向量机的网络流量预测[J]. 电子测量与仪器学报, 2021, 35(3): 211-217.
- [10] 宋宇, 陆金桂. 基于 MFO-SVR 的球磨机出粉量估

- 算[J]. 合肥工业大学学报(自然科学版), 2021, 44(10):1347-1352.
- [11] 李浩然, 李力, 陆金桂. 基于融合策略粒子群优化 BP 神经网络的磨煤机出粉量优化[J]. 南京工业大学学报(自然科学版), 2022, 44(2):180-186.
- [12] 赵安军, 张宇, 张育平, 等. 基于群智能的集中供暖系统水力管网控制策略优化[J/OL]. 控制与决策: 1-9 [2022-12-08]. DOI:10. 13195/j. kzyjc. 20209. 2288.
- [13] 马也, 范文慧, 常天庆. 基于智能算法的无人集群防御作战方案优化方法[J]. 兵工学报, 2022, 43(6): 1415-1425.
- [14] 郭辉, 付接递, 李振东, 等. 基于改进鲸鱼算法优化 SVM 参数和特征选择[J/OL]. 吉林大学学报(工学版): 1-22 [2022-12-08]. DOI: 10.13229/j. cnki. jdxbgxb20211348.
- [15] 郝晓弘, 王锐, 裴婷婷, 等. 基于改进鲸鱼算法的微电网系统容量优化研究[J]. 自动化与仪表, 2022, 37(3): 11-16.
- [16] 杨晖, 于蕾, 魏明安, 等. 金属磁性衬板在一段格子型球磨机上的应用[J]. 矿业研究与开发, 2022, 42(2):50-53.

作者简介

- 张志勇, 硕士研究生, 主要研究方向为计算机辅助设计。
E-mail: 2874933833@qq. com
- 陆金桂, 教授, 博士生导师, 主要研究方向为人工智能与智能优化算法。
E-mail: lujg@njtech. edu. cn