

基于 IGWO-BP 的 SCR 脱硝效率软测量模型

章文涛¹, 张东平²

(1. 南京工程学院 电力工程学院, 南京 211167; 2. 南京工程学院 环境工程学院, 南京 211167)

摘要: 针对电厂 SCR 脱硝装置运行参数多且相互高度耦合, 脱硝效率定量描述困难, 以及传统 BP 网络存在的问题, 提出一种基于 IGWO-BP 的脱硝效率软测量模型; 该方法将基于主成分分析后的降维数据作为输入变量, 采用改进灰狼算法对 BP 网络初始权值、阈值进行优化, 利用优化后的网络对脱硝效率进行预测; 该模型已成功应用于大唐洛河发电厂 6 号机组脱硝装置, 结果表明: 实际脱硝效率平均绝对百分比误差为 2.31%, 较传统 BP 算法与 IGWO-BP 算法分别降低 48.92% 和 21.69%, 具有更高的预测精度。

关键词: 脱硝效率; 神经网络; 灰狼算法; 主成分分析; IGWO

Soft Sensor Model of SCR Denitration Efficiency Based on IGWO-BP

ZHANG Wentao¹, ZHANG Dongping²

(1. School of Electrical Engineering, Nanjing Institute of Technology, Nanjing 211167, China;

2. School of Environmental Engineering, Nanjing Institute of Technology, Nanjing 211167, China)

Abstract: The SCR denitrification device in power plant has many operation parameters and is highly coupled with each other, so it is difficult to describe the denitrification efficiency, and the traditional BP network has some problems. A denitrification efficiency prediction model based on IGWO-BP is proposed. Firstly, the dimension reduction data based on principal component analysis is used as input variables, and the improved gray wolf algorithm is used to optimize the initial weights and thresholds of BP network, and the optimized network is used to predict the denitrification efficiency. The model has been successfully applied to the denitrification device of No. 6 unit in Datang Luohe Power Plant. The results show that the average absolute percentage error of actual denitrification efficiency is 2.31%, which is 48.92% and 21.69% lower than that of traditional BP algorithm and IGWO-BP algorithm, respectively, with higher prediction accuracy.

Keywords: denitrification efficiency; neural network; GWO (grey wolf optimizer); principal component analysis; IGWO (improved grey wolf optimizer)

0 引言

随着我国经济高速发展, 工业用电需求日益增长。现阶段煤炭仍是我国的主体能源^[1], 而火力发电过程中排放的烟气含有多种有害物质, 因此针对燃煤电厂排放物进行的脱硫、脱硝等措施尤为重要。选择性催化还原 (SCR) 方法作为燃煤电厂烟气脱硝的主流选择, 通过催化剂催化, 烟气中氮氧化物 (NO_x) 与还原剂反应后产生氮气与水, 可高效控制排放烟气中氮氧化物含量^[2-3]。火电厂对 SCR 系统脱硝效果有实时监测的客观需求的同时, 由于 SCR 系统脱硝效率影响因素较多且相互间存在强耦合性与非线性关系, 使得难以通过反应机理建立有效模型对其进行准确的预测。

随着机器学习的研究与应用, 智能算法在火电厂 SCR 脱硝系统中应用广泛^[4]。工程上有利用长短时记忆循环神经网络对脱硝效率进行预测, 如温鑫等^[5]将深度循环神经网络与 LSTM 结合, 把时间因素纳入考虑, 构建出拟合效果好

的预测模型。支持向量机在该领域也有所应用^[6-7], 文献 [8] 利用 PSO 算法对双支持向量机的参数进行寻优, 从而构建 PSO-TWSVM 模型, 在提高预测精度的同时降低计算时间。杨碧源^[9]等人针对蜂窝型催化剂, 利用 BP 网络建立 SCR 脱硝预测模型。

针对 BP 算法存在过拟合、易陷入局部最优解等问题^[10-11], 本文提出一种基于改进 GWO-BP 的 SCR 脱硝系统效率预测模型对大唐洛河发电厂 6 号机组脱硝装置进行效率预测。该算法主要创新点在于: 在传统 BP 算法基础上, 通过主成分分析进行降维, 调整灰狼算法中的收敛因子与指导权重, 再于算法前期加入随机引导狼进行改进, 而后用改进后的灰狼算法优化 BP 初始网络结构, 避免算法陷入“局部最优陷阱”, 提高该算法非线性学习能力。

1 IGWO-BP 算法结构设计

1.1 BP 神经网络

BP 神经网络^[12]是一种多层前馈神经网络, 其通过输入

收稿日期: 2021-03-12; 修回日期: 2021-04-06。

基金项目: 江苏省自然科学基金 (BK20181023); 企业重大科研攻关项目 (科 18-168)。

作者简介: 章文涛 (1996-), 男, 江苏无锡人, 硕士研究生, 主要从事虚拟现实技术方向的研究。

张东平 (1973-), 男, 河南罗山人, 博士, 教授, 研究生导师, 主要从事火电厂烟气脱硫脱硝方向的研究。

引用格式: 章文涛, 张东平. 基于 IGWO-BP 的 SCR 脱硝效率软测量模型 [J]. 计算机测量与控制, 2021, 29(10): 66-70, 76.

层、隐含层及输出层的拓扑结构进行信号的正向传播与误差逆向传播, 在训练过程中使用最速下降法调整网络的权值与阈值, 从而使输出结果逐渐接近样本期望值。BP 神经网络作为应用最为广泛的模型之一, 具有较强的非线性映射能力、自学习与自适应能力。但同时也存在易陷入“局部最小陷阱”等缺点。

1.2 灰狼优化算法

灰狼优化算法 (GWO, grey wolf optimizer) 由 Mirjalili 等人^[13]于 2014 年提出, 它受启发于自然界灰狼捕食, 模拟灰狼族群的社会等级制度与捕食策略, 具有优异的全局搜索能力与收敛性能, 也可以与其他算法结合进行优化^[14]。

灰狼算法的基础是将种群按严格等级制度进行排序 (见图 1), 其中上三层分别为 α 层、 β 层与 δ 层, 底层为 ω 层, 分别对应自然界灰狼族群中的头狼、副手、小头目与底层灰狼。在寻优过程中, 头狼始终是最接近猎物的, 低级狼群的行动受到高级狼群的指引, 随着算法不断迭代狼群位置也不断更新, 直至狼群找到最优解, 寻优结束。

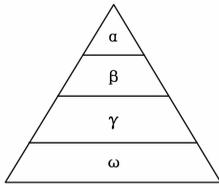


图 1 灰狼算法等级制度

灰狼算法优化过程包括狼群分级、包围猎物、跟踪与猎杀猎物。狼群分级在算法中表现为进行个体的适应度计算, 将适应度最高的 3 个个体分别设定为 α 狼、 β 狼与 δ 狼。包围猎物、跟踪与猎杀猎物的详细步骤如下。

1) 包围猎物。灰狼算法寻优过程首先需要最优解进行包围, 公式如下:

$$\vec{D} = |\vec{C} \cdot \vec{X}_p(t) - \vec{X}(t)| \quad (1)$$

$$\vec{X}(t+1) = \vec{X}_p(t) - \vec{A} \cdot \vec{D} \quad (2)$$

其中: t 为当前迭代次数; 式 (1) 表示受指引灰狼与猎物之间的距离; 式 (2) 代表灰狼位置的更新; \vec{X}_p 与 \vec{X} 分别表示猎物与灰狼的位置; \vec{A} 与 \vec{C} 为协同系数向量, 其表达式为式 (3) 与式 (4); 在迭代过程中, a 为收敛系数, 由 2 线性下降到 0, 表达式为式 (5); \vec{r}_1 与 \vec{r}_2 为 $[0, 1]$ 范围内的随机向量。

$$\vec{A} = 2a \cdot \vec{r}_1 - a \quad (3)$$

$$\vec{C} = 2\vec{r}_2 \quad (4)$$

$$a = 2 - t/t_{\max} \quad (5)$$

2) 跟踪与猎杀猎物。在寻找潜在最优解的过程中, β 与 δ 在 α 的引导下对猎物进行包围, 在优化过程中模拟自然界狼群捕猎行为, 先假设 α 、 β 与 δ 更了解猎物所在位置, 并在寻优过程中利用最佳的 3 个解引导灰狼 ω 进行位置更新。引导过程如式 (6) ~ (8) 所示:

$$\begin{cases} \vec{D}_\alpha = |\vec{C}_1 \cdot \vec{X}_\alpha - \vec{X}| \\ \vec{D}_\beta = |\vec{C}_2 \cdot \vec{X}_\beta - \vec{X}| \\ \vec{D}_\delta = |\vec{C}_3 \cdot \vec{X}_\delta - \vec{X}| \end{cases} \quad (6)$$

$$\begin{cases} \vec{X}_1 = \vec{X}_\alpha - \vec{A}_1 \times (\vec{D}'_\alpha) \\ \vec{X}_2 = \vec{X}_\beta - \vec{A}_2 \times \vec{D}_\beta \\ \vec{X}_3 = \vec{X}_\delta - \vec{A}_3 \times \vec{D}_\delta \end{cases} \quad (7)$$

$$\vec{X}(t+1) = (\vec{X}_1 + \vec{X}_2 + \vec{X}_3)/3 \quad (8)$$

式中, \vec{D}_α 、 \vec{D}_β 、 \vec{D}_δ 分别为当前灰狼与 3 条最优狼间的距离; \vec{X}_α 、 \vec{X}_β 、 \vec{X}_δ 表示当前种群中 α 狼、 β 狼与 δ 狼的位置; $\vec{X}(t+1)$ 表示灰狼的最终移动向量。 \vec{a} 在迭代中呈线性由 2 下降至 0, 受其影响 \vec{A} 范围为 $[-a, a]$, 当 $|\vec{A}| > 1$ 时, 灰狼之间呈分散状态寻找最优解, 灰狼的前进方向可能位于其当前位置与猎物位置间任意一点, 这有助于进行全局寻优。当 $|\vec{A}| < 1$ 时, 狼群将集中向猎物发起进攻, 进行最优解搜索^[15]。

1.3 改进 GWO 算法

灰狼算法种群位置更新依赖于 α 狼、 β 狼与 δ 狼的引导, 若初始位置不理想, 容易陷入局部最优陷阱, 在算法后期搜索能力变弱, 导致最终结果早熟^[16]。为解决这一问题, 本文首先调整灰狼算法中的收敛因子与指导权重, 再于算法前期加入随机引导狼, 以达到扩大搜索范围, 提升搜索效率的目的。

1.3.1 GWO 算法收敛系数调整

如前文所述, $|\vec{A}| > 1$ 时, 狼群进行大范围搜索, $|\vec{A}| < 1$ 时进行局部寻优。理想的搜索方式应当是前期增大搜索范围加强全局搜索能力, 后期减小范围增强定位能力。而原始 GWO 算法中呈线性递减的收敛系数 a 并不符合这一要求。为此, 本文引入一种改进的收敛系数 a' , 其数学表达式如下:

$$a' = 2 - 2 \tan\left(\frac{\pi}{4} \cdot \frac{t}{T}\right)^k \quad (9)$$

式中, k 为根据迭代次数设置的非线性调整参数, t 为当前迭代次数, T 为最高迭代次数。

1.3.2 优化指导权重

传统灰狼算法中, 考虑到 α 狼、 β 狼与 δ 狼本身适应值间存在差异的实际情况, 而 3 者在位置更新中对于 ω 狼的指导权重完全相同, 这不能很好地表现实际中狼群搜寻猎物的情况。因此需要进行权重优化。改进后权重应有助于适应值更高的狼对于狼群有更好的指导权, 从而增加狼群逼近最优解的速率。

本文使用一种基于适应度比值的指导权重, 表达式如下:

$$W_1 = \frac{f_\alpha}{f_\alpha + f_\beta + f_\delta} \quad (10)$$

$$W_2 = \frac{f_\beta}{f_\alpha + f_\beta + f_\delta} \quad (11)$$

$$W_3 = \frac{f_\delta}{f_\alpha + f_\beta + f_\delta} \quad (12)$$

$$X(t+1) = X_1 \cdot W_1 + X_2 \cdot W_2 + X_3 \cdot W_3 \quad (13)$$

式中, W_1 、 W_2 、 W_3 分别为 α 狼、 β 狼与 δ 狼对于指导 ω 狼前进所占权重, f_α 、 f_β 、 f_δ 分别为前三头狼的适应值。

1.3.3 随机引导狼

ω 狼的前进取决于前三头狼的指引，但在算法前期，存在由于初始狼群选择不佳而导致 ω 狼彼此相近，最终造成 GWO 算法早熟收敛的问题^[17]。为避免算法陷入局部最优陷阱，本文改进灰狼算法 (IGWO, improved grey wolf optimizer) 提出一种新的策略来计算矢量 \vec{D} ，具体方法为在 $|\vec{A}| > 1$ 时将传统 GWO 算法中的 β 狼与 δ 狼替换为搜索域内的随机指引狼 Q 与 Z (如图 2)，这在保留了 α 狼的指导下扩大初始搜索范围，提高了获得最优解的概率，而为保证后期跟踪与猎杀阶段 (即 $|\vec{A}| < 1$ 时) 算法寻优的准确与高速，再使 β 狼与 δ 狼回归指引。

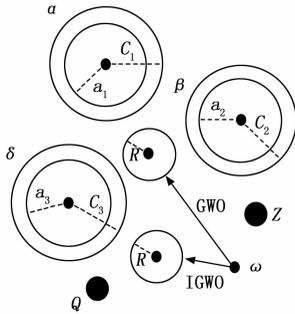


图 2 IGWO 算法示意图

位置更新公式如下：

$$\begin{cases} \vec{D}'_{\alpha} = |\vec{C}_1 \cdot \vec{X}_{\alpha} - \vec{X}| \\ \vec{D}'_{\beta} = |\vec{C}_2 \cdot \vec{X}_{\beta} - \vec{X}| \\ \vec{D}'_{\delta} = |\vec{C}_3 \cdot \vec{X}_Z - \vec{X}| \end{cases} \quad (14)$$

$$\begin{cases} \vec{X}'_1 = \vec{X}_{\alpha} - \vec{A}_1 \times (\vec{D}'_{\alpha}) \\ \vec{X}'_2 = \vec{X}_{\beta} - \vec{A}_2 \times (\vec{D}'_{\beta}) \\ \vec{X}'_3 = \vec{X}_{\delta} - \vec{A}_3 \times (\vec{D}'_{\delta}) \end{cases} \quad (15)$$

$$\begin{cases} W'_1 = \frac{f_{\alpha}}{f_{\alpha} + f_Q + f_Z} \\ W'_2 = \frac{f_Q}{f_{\alpha} + f_Q + f_Z} \\ W'_3 = \frac{f_Z}{f_{\alpha} + f_Q + f_Z} \end{cases} \quad (16)$$

$$X'(t+1) = X'_1 \cdot W'_1 + X'_2 \cdot W'_2 + X'_3 \cdot W'_3 \quad (17)$$

其中： \vec{X}_Q 与 \vec{X}_Z 为随机狼的坐标。

利用 Ackley 函数对改进灰狼算法进行测试，发现 IGWO 算法在第 48 代收敛于 3.98×10^{-15} ，而传统的 GWO 算法于第 412 代才收敛于 2.12×10^{-13} 。由此可见，改进后的灰狼算法具有更高的精度与收敛速度。

1.4 IGWO-BP 神经网络的构建

BP 网络信号在层与层之间前向传递，误差通过函数反向传递。为了获得更好的预测效果，IGWO-BP 网络需在上述结构基础上引入改进灰狼算法，BP 网络原本随机产生的初始权值与阈值易使算法早熟，而 IGWO 算法的加入可以在保留 BP 神经网络自学习能力强等优点的前提下，对 BP 网络的初始权值与阈值进行优化，使得算法有更好的全局寻优能力。

局寻优能力。

IGWO-BP 网络建模流程如图 3 所示。

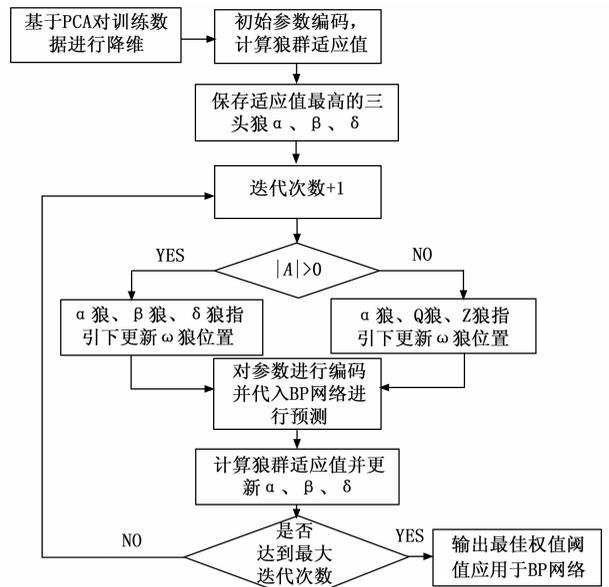


图 3 IGWO-BP 网络建模流程

2 模型预测实例及分析

2.1 输入变量的选择

图 4 为传统火电机组 SCR 烟气脱硝系统，电厂 SCR 系统一般由氨注入系统、SCR 反应系统及氨储存处理系统组成^[18]。其主要工作流程为：将原先储存于氨罐中的液态氨（还原剂）通过蒸发器气化后注入 SCR 系统，经由氨缓冲槽与管道输入锅炉区，与空气混合后喷入烟气中与 NO_x 进行反应。SCR 系统参数庞杂，合理且完善的指标选择既是进行脱硝效率预测的前提，也是保证预测结果准确有效的关键。

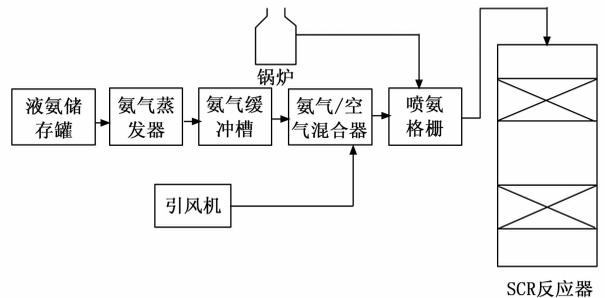


图 4 SCR 系统示意图

本模型的唯一输出变量为 SCR 系统的脱硝效率，通过 SCR 工作机理分析及燃煤电厂现实运行与监测状况对输入变量进行选择如下。

- 1) 机组负荷率；给煤率与机组负荷率正相关，随着给煤率增大，燃烧室内烟气温度随之提高，生成的氮氧化物也相应增加^[19]。
- 2) 尿素溶液流量；作为还原剂，尿素溶液流量对于整

个 SCR 系统脱硝效率影响起关键作用。

3) 反应器入口温度; 炉内温度越高, 反应器入口温度越高, NO_x 排放量也越大。另一方面, 烟气温度对于催化剂活性存在影响, 过低的烟气温度会降低脱硝效率, 而温度过高也可能使催化剂产生烧结现象^[20]。

4) 锅炉总风量与锅炉总煤量; 总风量与总煤量代表了锅炉送煤效率。

5) 反应器入口 No_x 浓度; 入口氮氧化物浓度越高, 对 SCR 系统脱硝带来的压力越大;

6) 反应器催化剂床层压力; 反应器内部压力影响系统内反应速率, 同时脱硝系统压力损失与催化剂抗腐蚀与抗磨损性能有关。

2.2 基于主成分分析的数据预处理

模型基础数据来源于 2020 年大唐洛河发电厂 6 号机组脱硝运行数据参数, 采样时间为 10 月 15 日至 11 月 1 日, 采样间隔为 5 分钟, 共 4 468 组数据。在本次 IGWO-BP 神经网络预测模型中, 采用交叉验证法进行模型训练与检验, 具体实施方法为随机取其中 4 368 组数据进行模型训练, 取剩余 100 组数据进行模型检验。

在基础数据中, 包含了机组负荷率 X_1 , 尿素溶液流量 X_2 , A、B、C 侧反应器入口压力 X_3 、 X_4 、 X_5 , A、B、C 侧反应器入口温度 X_6 、 X_7 、 X_8 , 上、中、下催化剂床层压力 X_9 、 X_{10} 、 X_{11} , 锅炉总风量 X_{12} , 锅炉总煤量 X_{13} , 共 13 项指标。由于各参数量值存在差异, 首先需要对脱硝系统参数进行预处理。其公式如下:

$$X_N = \frac{X - X_{\min}}{X_{\max} - X_{\min}} \quad (18)$$

由于原始数据中 13 个指标之间具有较强的耦合性, 且较多的变量不仅会影响灰狼算法与 BP 神经网络算法的训练成本。为了降低不同变量间的相关性并减少输入变量, 使最终的输入参数为互不相关的独立变量, 本文对数据进行预处理后, 采用主成分分析法 (PCA), 对 13 个脱硝系统参数进行降维处理, 得到参数如表 1 所示。

表 1 主成分特征值及贡献率

主成分编号	特征值	贡献率/%	累计贡献率/%
1	8.492 1	60.66	60.66
2	1.594 9	11.39	72.05
3	1.140 7	8.15	80.20
4	0.946 3	6.76	86.96
5	0.763 6	5.45	92.41
6	0.537 0	3.84	96.25
7	0.264 1	1.89	98.13
8	0.128 9	0.92	99.05
9	0.077 6	0.55	99.61
10	0.027 1	0.19	99.80
11	0.010 2	0.07	99.87
12	0.009 8	0.06	99.95
13	0.005 6	0.04	100

由表 1 可知, 前 6 个主成分理论上就占据原先 13 个指标百分之 95 以上的信息量, 能较好地代表原始元素。故提取前 6 个由脱硝效率影响因素组成的主成分作为神经网络的输入元素, 其特征向量如表 2 所示。

表 2 主成分对应的特征向量

	y_1	y_2	y_3	y_4	y_5	y_6
a_1	0.008 5	0.000 7	-0.000 5	-0.008 3	-0.002 3	-0.328 1
a_2	-0.005 8	0.002 3	0.003 0	0.000 3	-0.000 1	0.010 4
a_3	0.004 5	0.004 5	0.009 4	-0.000 4	-0.000 7	0.377 2
a_4	0.023 3	0.017 5	-0.006 6	0.007 6	0.000 0	0.756 7
a_5	-0.099 5	0.014 9	-0.022 5	-0.032 2	0.009 3	0.061 7
a_6	-0.116 8	-0.048 2	-0.016 4	0.023 3	0.043 0	-0.195 4
a_7	-0.784 0	-0.061 4	-0.093 3	0.059 7	-0.026 8	-0.082 2
a_8	0.116 9	-0.809 1	0.060 0	0.487 3	0.008 8	-0.077 1
a_9	-0.216 7	0.138 2	-0.705 6	0.082 5	0.017 9	-0.072 0
a_{10}	0.327 5	-0.114 7	-0.589 7	0.006 7	-0.324 5	-0.010 5
a_{11}	0.018 4	0.207 2	0.144 3	0.251 2	-0.868 0	-0.025 5
a_{12}	0.026 3	0.441 4	0.036 5	0.821 3	0.261 3	0.019 9
a_{13}	-0.346 0	-0.076 3	0.286 9	-0.024 0	-0.259 8	0.026 4

表 2 中, $y_1, y_2, y_3, y_4, y_5, y_6$ 代表在 PCA 处理后得到的 6 个主成分, 每列 a_1, a_2, \dots, a_{13} 为所对应 y_i 的特征向量, 代表 13 个原始变量 X_1, X_2, \dots, X_{13} 在该主成分中所占的比重。

每个新变量 y_i 是由原始 13 个参数线性组合而成, 系数为对应特征向量值。如表 2 所示, 第 1 个主成分主要反映了 B 侧反应器入口温度和锅炉总煤量, 第 2 个主成分主要反映了 C 侧反应器入口温度和锅炉总风量, 第 3 个主成分主要代表了上催化剂床层压力与中催化剂床层压力, 第 4 个主成分主要代表了 C 侧反应器入口温度与锅炉总风量, 第 5 个主成分主要代表了中下两层催化剂床层压力, 第 6 个主成分主要代表了 A、B 两侧反应器入口压力。

所以, 通过 PCA 降维处理后的 6 个主成分既可以较为全面反映原始数据的信息, 又消除了数据间的相关性, 还通过减少参数种类节约后续网络训练成本。

2.3 脱硝效率预测结果分析

在本模型实际训练的中, 将前文提取的 6 个主成分 $y_1, y_2, y_3, y_4, y_5, y_6$ 作为输入层元素, 预测的脱硝效率值作为单一输出。

在 Matlab 中, 相关参数设置如下: BP 网络结构为 6-4-1 (6 个输出层节点, 4 个隐含层节点, 1 个输出层节点), 隐含层函数使用 tansig 函数, 输出层函数选用 purelin 函数。迭代次数为 1 000, 学习率为 0.1, 学习目标为 0.000 1, 灰狼种群数为 40, 个体编码长度为 33, 最大进化次数为 10 000, 初始位置范围为 $[-1, 1]$, 式 (9) 中的 k 值为 2。

为了验证 IGWO-BP 算法效果, 在 MatlabR2016a 仿真平台下建立 3 种脱硝效率预测模型。分别为: 1) 传统 BP 神经网络模型; 2) 传统 GWO-BP 神经网络模型; 3) IG-

WO-BP 神经网络模型。3 种模型共用一套由 4 000 组原始脱硝数据随机抽取后的训练与检验数据。并采用平均绝对误差 MAE、平均绝对百分比误差 MAPE 与拟合优度 R^2 作为评价标准比较 3 种模型, 3 种评价标准计算公式为式 (19) ~ (21):

$$MAE = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m |y_i - \hat{y}_i| \quad (19)$$

$$MAPE = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m \left| \frac{y_i - \hat{y}_i}{y_i} \right| \times 100\% \quad (20)$$

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^m (y_i - \hat{y}_i)^2}{\sum_{i=1}^m (y_i - \bar{y})^2} \quad (21)$$

其中: m 为电厂脱硝测试数据集样本数, y_i 为脱硝效率真实值, \hat{y}_i 为脱硝效率预测值, \bar{y} 为真实脱硝效率平均值。

按照前述方法建立的 IGWO-BP 模型对训练样本脱硝效率预测训练效果如图 5 所示, 3 种模型间评价参数如表 3 所示。IGWO-BP 模型预测误差绝对值与 BP 模型及 GWO-BP 模型对比如图 6、图 7 所示。

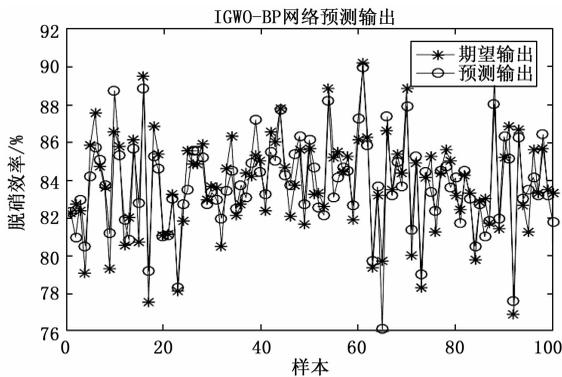


图 5 IGWO-BP 神经网络预测结果

表 3 3 种模型预测效果对比

	MAE	MAPE/%	R^2
BP 模型	2.432 2	3.44	0.696 4
GWO-BP 模型	1.612 2	2.95	0.773 5
IGWO-BP 模型	0.918 0	2.31	0.897 2

由表 3 分析可知, IGWO-BP 预测模型下平均绝对误差 MAE 相较传统 BP 模型减小 62.62%, 平均绝对百分比误差 MAPE 降低 48.92%, 拟合优度 R^2 增加 28.83%; IGWO-BP 预测模型相较传统 GWO-BP 模型 MAE 减小 43.06%, MAPE 降低 21.69%, R^2 增加 15.99%。由图 6、图 7 可以看出, IGWO-BP、传统 GWO-BP 与 BP 模型预测结果最大误差绝对值分别为 3.61%、4.13% 与 6.67%, IGWO-BP 模型下的预测效果明显优于传统 BP 模型, 与 GWO-BP 模型相比, 虽然个别点预测精度不如 GWO-BP, 但整体上预测效果优于 GWO-BP 模型。

3 结束语

提出一种将改进灰狼算法与 BP 算法相结合, 应用于燃

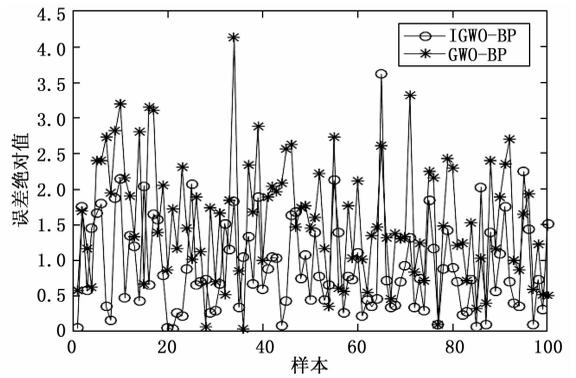


图 6 传统 BP 与 IGWO-BP 预测误差对比

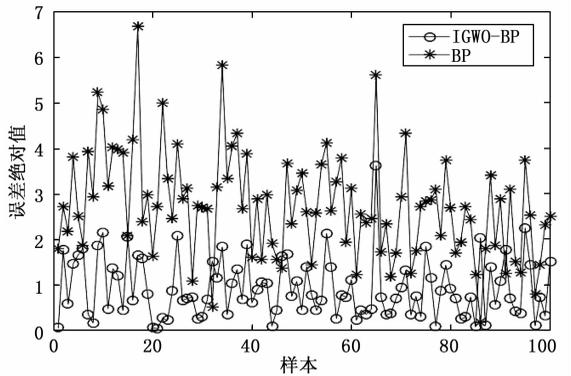


图 7 GWO-BP 与 IGWO-BP 预测误差对比

煤电厂脱硝效率软测量的方法。将影响脱硝效率的因素通过主成分分析法降维成少数几个有代表性且互相独立的因素。再利用改进灰狼算法的优势, 对传统 BP 算法进行优化, 得到大唐洛河发电厂 6 号机脱硝装置预测模型。通过结果可知, 本方法一定程度上提高了预测精度, 改善了传统 BP 网络可能陷入“局部最优解”的缺陷, 可用于电厂脱硝效率的预测。

参考文献:

- [1] 方圆, 张万益, 曹佳文, 等. 我国能源资源现状与发展趋势 [J]. 矿产保护与利用, 2018 (4): 34-42.
- [2] 陈欢哲, 何海霞, 万亚萌, 等. 燃煤烟气脱硝技术研究进展 [J]. 应用化工, 2019, 48 (5): 1146-1151.
- [3] 梁志宏. 基于我国新大气污染排放标准下的燃煤锅炉高效低 NO_x 协调优化系统研究及工程应用 [J]. 中国电机工程学报, 2014, 34 (s1): 122-129.
- [4] 秦天牧, 刘吉臻, 杨婷婷, 等. 火电厂 SCR 烟气脱硝系统建模与运行优化仿真 [J]. 中国电机工程学报, 2016, 36 (10): 2699-2703.
- [5] 温鑫, 钱玉良, 彭道刚, 等. 基于深度双向 LSTM 的 SCR 系统 NO_x 排放预测模型研究 [J]. 热能动力工程, 2020, 35 (10): 57-64.
- [6] 王博, 赵亮, 赵长春, 等. 基于 EMD-SVR 的火电厂选择性催化还原脱硝系统出口 NO_x 浓度预测研究 [J]. 计算机测量与控制, 2020, 28 (5): 71-75.

(下转第 76 页)