

# 基于BP神经网络和SSA-SVM的接地网腐蚀速率组合预测

张衡<sup>1</sup>, 刘闯<sup>2</sup>, 刘炬<sup>2</sup>, 严文帅<sup>2</sup>, 刘云飞<sup>2</sup>, 陈海旭<sup>3,4</sup>

- (1. 福州亿力电力工程有限公司, 福建 福州 350000; 2. 国网湖北省电力有限公司荆门供电公司, 湖北 荆门 448000; 3. 三峡大学电气与新能源学院, 湖北 宜昌 443000; 4. 国网福建省电力有限公司福州供电公司, 福建 福州 350000)

**摘要:**为提高接地网腐蚀速率预测精度,提出了一种接地网腐蚀速率组合预测方法。首先,采用SSA算法对SVM进行优化,建立接地网SSA-SVM腐蚀预测速率模型;然后,采用6-11-1的BP神经网络对SSA-SVM模型的预测残差进行修正,建立了基于BP神经网络和SSA-SVM的接地网腐蚀速率组合预测模型;最后,采用接地网腐蚀实验数据进行算例分析。结果表明,所提接地网腐蚀速率组合模型预测结果的均方根误差、平均相对误差和相关系数分别为0.192、4.98%和0.974 6,在模型稳定性、预测精度、预测结果与实际值的相关性均优于其他模型,验证了所提模型的正确性和优越性。

**关键词:**接地网; 腐蚀速率; 组合预测; 麻雀搜索算法; 支持向量机; BP神经网络

**中图分类号:**TM 73 **文献标志码:**A **文章编号:**1003-6954(2024)01-0059-06

**DOI:**10.16527/j.issn.1003-6954.20240109

## Combination Forecasting for Corrosion Rate of Grounding Grid Based on BP Neural Network and SSA-SVM

ZHANG Heng<sup>1</sup>, LIU Chuang<sup>2</sup>, LIU Ju<sup>2</sup>, YAN Wenshuai<sup>2</sup>, LIU Yunfei<sup>2</sup>, CHEN Haixu<sup>3,4</sup>

- (1. Fuzhou Yili Power Engineering Co., Ltd., Fuzhou 350000, Fujian, China; 2. State Grid Jingmen Electric Power Supply Company, Jingmen 448000, Hubei, China; 3. College of Electrical and New Energy, Three Gorges University, Yichang 443000, Hubei, China; 4. State Grid Fuzhou Electric Power Supply Company, Fuzhou 350000, Fujian, China)

**Abstract:**In order to improve the prediction accuracy of grounding grid corrosion rate, a combined prediction method of grounding grid corrosion rate was proposed. Firstly, the SSA algorithm is used to optimize the SVM, and the SSA-SVM corrosion prediction rate model of the grounding grid is established. Then, the prediction residual of the SSA-SVM model is modified using the 6-11-1 BP neural network, and a combined prediction model of the grounding grid corrosion rate based on BP neural network and SSA-SVM is established. Finally, an example is analyzed by using the experimental data of grounding grid corrosion. The results show that the root-mean-square error, average relative error and correlation coefficient of the prediction results of the combined model of grounding grid corrosion rate proposed in this paper are 0.192, 4.98% and 0.974 6, respectively. The model stability, prediction accuracy, and correlation between the prediction results and the actual values are better than other models, which verifies the correctness and superiority of the model.

**Key words:** grounding grid; corrosion rate; combination forecast; sparrow search algorithm; support vector machine; BP neural network

## 0 引言

随着中国经济的飞速发展,电力负荷需求量日益增长,为了满足人们不断增长的用电需求,电网正朝着大容量和特高压的方向发展<sup>[1-2]</sup>。接地网是电力系统重要的保护装置,对保障人身、设备和电网的安全具有重要作用<sup>[3]</sup>。接地网的主要成分是碳钢和镀锌钢,这些材料长期埋在地下,在土壤化学成分的作用下,容易发生腐蚀,严重时导致接地网断裂造成安全事故<sup>[4-6]</sup>。对接地网腐蚀速率进行预测,及时准确掌握其腐蚀情况,对于保障电网安全运行具有重要意义。

传统接地网腐蚀速率计算方法通常需要进行开挖,这种方法耗费人力、物力<sup>[7]</sup>。随着人工智能的发展,人们开始采用智能算法进行接地网腐蚀预测。文献[8]采用核主成分分析法确定了接地网腐蚀速率的主要影响因素;采用改进斑点鬣狗算法(improved spotted hyena optimization, ISHO)优化最小二乘支持向量机(least squares support vector machine, LSSVM)的参数,建立了基于 ISHO-LSSVM 的接地网腐蚀速率预测模型;采用海南省接地网腐蚀实验数据进行算例分析,取得了较高的预测精度,验证了该模型的实用性。文献[9]采用改进果蝇算法(update fruit fly optimization algorithm, UFOA)对 BP 神经网络的阈值和权值进行优化,建立了基于 UFOA-BP 的接地网腐蚀速率预测模型;采用 24 座变电站接地网腐蚀数据对模型的正确性进行了验证,结果表明该模型预测精度高达 92%。文献[10]利用人工蜂群算法(artificial bee colony, ABC)对支持向量机(support vector machine, SVM)进行了参数寻优,建立了基于 ABC-SVM 的接地网腐蚀速率预测模型,并在模型输入量中增加了接地材料的电阻率,将接地网腐蚀预测精度提高到 93%。但上述模型均未进行误差修正,导致预测效果不够理想。

下面采用麻雀搜索算法(sparrow search algorithm, SSA)对 SVM 的惩罚系数和核系数进行优化,构建 SSA-SVM 模型;在此基础上采用 BP 神经网络对 SSA-SVM 模型进行残差修正,建立基于 BP 神经网络和 SSA-SVM 的接地网腐蚀速率组合预测模型,并用接地网腐蚀样本数据验证模型的正确性和实用性。

## 1 SSA-SVM 模型

### 1.1 麻雀搜索算法

麻雀搜索算法是 2020 年提出的一种新型优化算法,其原理是麻雀群搜索食物的行为<sup>[11]</sup>。大自然中的麻雀是群居的,在捕食过程中,麻雀种群分为头雀和追随者。头雀经验丰富,种群地位高,更容易获得食物,其作用是带领追随者寻找食物,头雀的位置更新公式为

$$\mathbf{X}_{i,j}^{h+1} = \begin{cases} \mathbf{X}_{i,j}^h \cdot \exp\left(\frac{-i}{\theta \cdot h_{\max}}\right), & R_2 < S_T \\ \mathbf{X}_{i,j}^h + Q \cdot \mathbf{I}, & R_2 \geq S_T \end{cases} \quad (1)$$

式中: $\mathbf{X}_{i,j}^h$ 和 $\mathbf{X}_{i,j}^{h+1}$ 分别为第 $h$ 次迭代和第 $h+1$ 次迭代时麻雀 $i$ 在第 $j$ 维上的位置; $\theta$ 为随机数,取值范围为 $[0,1]$ ;  $h_{\max}$ 为最大迭代次数; $Q$ 为随机数,服从标准正态分布; $\mathbf{I}$ 为单位行矩阵; $S_T$ 为安全值; $R_2$ 为警戒值。

麻雀在自然界中会受到蛇、猫、鹰等天敌的威胁, $S_T$ 和 $R_2$ 表示捕食区域是否安全,如果 $R_2 < S_T$ ,表示捕食区域安全;反之, $R_2 \geq S_T$ 时,表示捕食区域不安全,此时,头雀带领追随者去其他地方,并更新位置。

追随者采用式(2)进行位置更新。

$$\mathbf{X}_{i,j}^{h+1} = \begin{cases} Q \cdot \exp\left(\frac{\mathbf{X}_{\text{worst}}^h - \mathbf{X}_{i,j}^h}{\theta \cdot h_{\max}}\right), & i > \frac{B}{2} \\ \mathbf{X}_p^{h+1} + \|\mathbf{X}_{i,j}^h - \mathbf{X}_p^{h+1}\| \cdot \mathbf{I} \cdot \mathbf{A}^+, & \text{其他} \end{cases} \quad (2)$$

式中: $B$ 为麻雀种群容量,当 $i > \frac{B}{2}$ 时,追随者适应度较差,不能得到食物,则需要更新位置; $\mathbf{X}_{\text{worst}}^h$ 为第 $h$ 次迭代时适应度最差的位置; $\mathbf{X}_p^{h+1}$ 为第 $h+1$ 次迭代时的最佳捕食位置; $\mathbf{A}$ 为行矩阵,元素取值为 1 或者 -1,其中 $\mathbf{A}^+ = \mathbf{A}^T (\mathbf{A} \mathbf{A}^T)^{-1}$ 。

为了适应生存环境,麻雀的警惕性很高,一旦发现异常情况便通知种群快速撤离,因此,在 SSA 算法中,设置一定数量的侦查雀,以便能够及时发现异常情况。侦查雀采用式(3)进行位置更新。

$$\mathbf{X}_{i,j}^{h+1} = \begin{cases} \mathbf{X}_{\text{best}}^h + b(\mathbf{X}_{i,j}^h - \mathbf{X}_{\text{best}}^h), & f_i > f_g \\ \mathbf{X}_{i,j}^h + r \cdot \frac{(\mathbf{X}_{i,j}^h - \mathbf{X}_{\text{worst}}^h)}{(f_i - f_w)} + \zeta, & f_i = f_g \end{cases} \quad (3)$$

式中: $\zeta$ 为步长修正参数,取值为 $\zeta = 10e^{-50}$ ;  $r$ 为随机数,取值范围为 $(0, 1)$ ;  $\mathbf{X}_{\text{best}}^h$ 为第 $h$ 次迭代时适应度最好的位置; $f_i$ 为麻雀 $i$ 的位置; $f_w$ 为最佳捕食点; $f_g$ 为最差捕食点。当 $f_i > f_g$ 时,表示麻雀适应度较差,距离食物较远,容易遭到天敌攻击;当 $f_i = f_g$ 时,表示麻雀适应度最差,距离天敌很近,需要马上撤离,更新位置。

## 1.2 支持向量机

支持向量机是一种用于解决分类和回归问题的机器学习方法,利用二次规划方法进行求解,可以有效防止算法陷入局部最优,对于小样本回归问题,也能很好地解决<sup>[12]</sup>。

SVM的回归原理是将样本数据映射到高维空间,然后根据结构最小化原则建立回归函数,公式为

$$f(x) = \omega \varphi(x) + b \quad (4)$$

式中: $\omega$ 为权向量; $\varphi(x)$ 为非线性函数; $b$ 为偏置系数。

对于回归问题,需要将不敏感损失函数引入,并在合适的松弛度下进行回归拟合,根据拟合误差最小建立目标函数,得到优化模型为

$$\begin{aligned} \min & \left[ \frac{1}{2} \|\omega\| + C \sum_{k=1}^S (\xi_k + \xi_k^*) \right] \\ \text{s.t.} & \quad \omega \varphi(x_k) - y_k + b \leq \varepsilon + \xi_k^* \quad (5) \\ & \quad y_k - \omega \varphi(x_k) - b \leq \varepsilon + \xi_k \\ & \quad \xi_k \geq 0, \xi_k^* \geq 0 \end{aligned}$$

式中: $C$ 为惩罚系数, $C > 0$ ;  $\varepsilon$ 为不敏感损失函数; $S$ 为样本容量; $\xi_k$ 为样本 $k$ 正松弛度; $\xi_k^*$ 为样本 $k$ 负松弛度。

为了对式(5)进行求解,引入拉格朗日函数并对各变量求偏导,利用对偶原理进行求解可得

$$\begin{aligned} \max & \left[ -\frac{1}{2} C \sum_{k,l} (\alpha_k - \alpha_k^*) (\alpha_l - \alpha_l^*) K(x_k, x_l) - \right. \\ & \left. \varepsilon \sum_{k=1}^S (\alpha_k + \alpha_k^*) + \sum_{k=1}^S y_k (\alpha_k - \alpha_k^*) \right] \\ \text{s.t.} & \quad \sum_{k=1}^S (\alpha_k - \alpha_k^*) = 0, \alpha_k, \alpha_k^* \in [0, C] \quad (6) \end{aligned}$$

式中: $K(x_k, x_l)$ 为核函数, $K(x_k, x_l) = \varphi(x_k) \varphi(x_l)$ 表示高维空间的内积计算; $\alpha_k, \alpha_k^*$ 均为拉格朗日乘子。

由此可以得到回归函数为

$$f(x) = \sum_{k=1}^S (\alpha_k - \alpha_k^*) K(x_k, x_l) + b \quad (7)$$

核函数的选择会影响SVM的回归效果,为了提高SVM的泛化性,采用径向基核函数,其表达式为

$$K(x_k, x_l) = \exp(-\gamma \|x_k - x_l\|^2) \quad (8)$$

式中, $\gamma$ 为核系数, $\gamma \in (0, +\infty)$ 。

## 1.3 SSA-SVM 腐蚀速率预测模型

研究表明,土壤的含水率、孔隙率、电阻率、 $\text{Cl}^-$ 、 $\text{SO}_4^{2-}$ 和接地网电阻增长速率是影响接地网腐蚀速率的主要因素<sup>[13]</sup>。为此,以上述6种特征量为输入量,以腐蚀速率为输出量,采用SSA算法对SVM的惩罚系数和核系数进行优化,构建接地网SSA-SVM腐蚀速率预测模型,实施步骤如下:

1) 根据样本容量将样本数据划分为训练集和测试集并将其归一化,公式为

$$x'_n = \frac{x_n - x_{\min}}{x_{\max} - x_{\min}} \quad (9)$$

式中: $x_n, x'_n$ 分别为特征量 $n$ 的原始值及归一化后的值; $x_{\max}$ 和 $x_{\min}$ 分别为特征量 $n$ 的最大值和最小值。

2) 设置SSA算法和SVM的相关参数,包括麻雀种群规模、最大迭代次数、惩罚系数和核系数的搜索范围。

3) 设定模型输出结果的均方根误差为适应度函数,适应度函数的计算公式为

$$f = \frac{1}{S} \sqrt{\sum_{k=1}^S (y_k - y_k^*)^2} \quad (10)$$

式中: $y_k$ 为接地网 $k$ 实际腐蚀速率; $y_k^*$ 为接地网 $k$ 预测腐蚀速率。

4) 初始化麻雀种群,并根据式(10)计算个体适应度值,适应度值最小的个体为头雀,其余为追随者。

5) 利用式(1)更新头雀的位置,处在安全区域的个体展开搜索,如果捕食区域不安全,头雀带领追随者去其他地方并更新位置。

6) 利用式(2)更新追随者的位置,如果出现 $i > \frac{B}{2}$ ,追随者无法得到食物,则需要更新位置。

7) 将此次迭代得到的适应度值与最优适应度值比较并更新最优适应度值,同时利用式(3)对侦查雀的位置进行更新。

8) 判断是否满足迭代终止条件,若满足,则输出惩罚系数和核系数的最优值;若不能满足,则返回步骤3继续迭代。

9) 将最优值赋给SVM,建立接地网SSA-SVM腐蚀速率预测模型。

## 2 接地网腐蚀速率组合预测模型

### 2.1 BP 神经网络

1986 年,科学家 Rumelhart 在对神经网络研究的基础上提出了一种误差反向传播的多层前馈网络,即 BP 神经网络<sup>[14]</sup>。BP 神经网络通常由输入层、隐含层和输出层组成,在学习过程中利用学习误差不断修正权值和阈值,直到获得满意的学习效果。由于 BP 神经网络本身已经学习并储存大量的映射关系,能够很好地处理非线性问题,目前已得到广泛应用。

### 2.2 组合预测模型的建立

为了提高接地网腐蚀速率预测精度,采用 BP 神经网络对 SSA-SVM 模型的预测残差进行修正,建立基于 BP 神经网络和 SSA-SVM 的接地网腐蚀速率组合预测模型。组合预测模型的建模思路是:以接地网腐蚀速率影响因素作为 BP 神经网络预测模型的输入量,以 SSA-SVM 腐蚀速率预测模型预测值与实际值之间的偏差值  $\Delta_k$  作为输出量,组成新的训练样本  $(x_k, \Delta_k)$ ,建立 3 层 BP 神经网络模型,对  $\Delta_k$  进行预测,再与 SSA-SVM 腐蚀速率预测模型预测值求和即可得到组合模型的预测结果为

$$y_{\Delta_k} = y_k^* + \Delta_k \quad (11)$$

式中: $y_{\Delta_k}$  为组合模型腐蚀速率预测值; $y_k^*$  为 SSA-SVM 模型腐蚀速率预测值; $\Delta_k$  为 BP 神经网络误差输出值。

根据组合预测模型的建模思路,可得流程如图 1 所示。

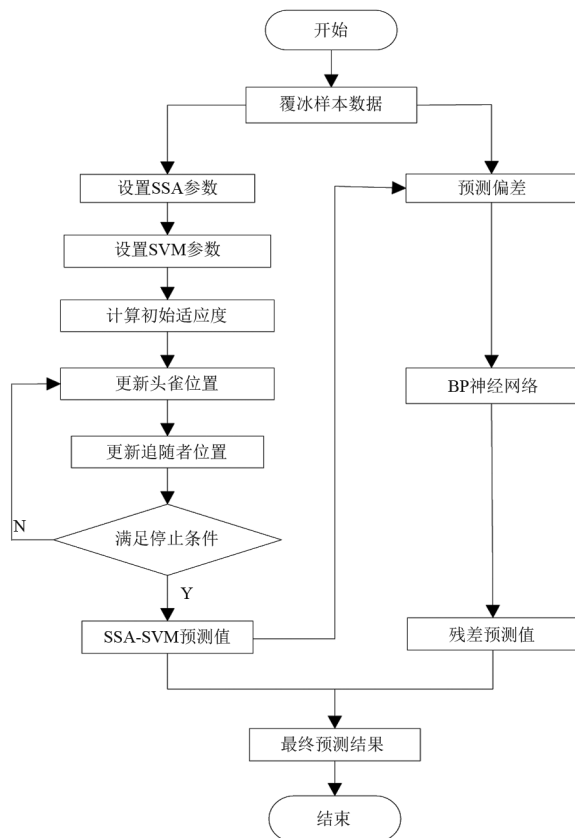


图 1 组合模型流程

## 3 仿真分析

采用文献[13]中的接地网腐蚀实验数据进行算例分析,腐蚀实验数据共获得 72 组样本数据,训练集和测试集分别取前 60 和后 12 组,分别用于模型训练和精度检验,测试集样本如表 1 所示。

表 1 测试集样本

样本编号	含水率/ %	孔隙率/ %	电阻率/ ( $\Omega \cdot m$ )	$Cl^-$ / ( $mg \cdot kg^{-1}$ )	$SO_4^{2-}$ / ( $mg \cdot kg^{-1}$ )	电阻增长速率/ ( $倍 \cdot a^{-1}$ )	腐蚀速率/ ( $g \cdot dm^{-2} \cdot a^{-1}$ )
61	23.56	42.77	36.57	248.10	442.9	0.38	6.63
62	23.76	37.96	20.25	58.63	103.2	0.50	3.48
63	19.11	26.03	117.10	87.31	397.4	0.86	7.42
64	24.20	37.84	70.19	35.71	248.3	0.68	6.53
65	20.07	37.72	74.19	134.20	562.0	0.81	6.90
66	30.54	48.03	110.50	134.70	629.5	0.40	8.33
67	33.98	53.67	37.22	104.30	532.1	0.23	6.51
68	28.48	27.58	102.30	89.24	446.6	0.45	6.79
69	22.72	37.11	76.04	37.09	397.4	0.47	5.83
70	28.86	31.10	99.39	181.90	690.8	0.67	10.12
71	23.26	36.01	119.90	235.60	377.7	0.73	9.59
72	34.29	42.32	116.70	32.77	307.4	0.35	7.99

首先采用 SSA 算法对 SVM 进行优化,建立接地网 SSA-SVM 腐蚀预测速率模型。SSA 算法的参数设置如下:设置最大迭代次数为 200,种群规模为 20,头雀比例为 0.2,侦查雀比例为 0.1。SVM 的惩罚系数  $C$  和核系数  $\gamma$  的搜索范围设置为  $[0, 100]$ 。利用训练集样本进行训练,SSA 算法找到的最优解为  $C = 26.15$ 、 $\gamma = 0.804$ 。将  $C$  和  $\gamma$  的最优解代入 SVM 模型,对测试集样本进行预测,预测结果如表 2 所示。

表 2 SSA-SVM 模型预测结果

样本编号	腐蚀速率实际值/ ( $\text{g} \cdot \text{dm}^{-2} \cdot \text{a}^{-1}$ )	腐蚀速率预测值/ ( $\text{g} \cdot \text{dm}^{-2} \cdot \text{a}^{-1}$ )
61	6.63	6.38
62	3.48	3.91
63	7.42	7.57
64	6.53	6.07
65	6.90	7.29
66	8.33	8.70
67	6.51	7.04
68	6.79	7.50
69	5.83	5.86
70	10.12	9.57
71	9.59	9.04
72	7.99	8.02

接下来采用 BP 神经网络对 SSA-SVM 模型的残差进行预测,BP 神经网络输入层和输出层神经元分别为 6 个和 1 个,隐含层神经元数通常由经验公式确定,具体为

$$m = \sqrt{p + q} + \beta \quad (12)$$

式中: $p$  为输入层神经元数; $q$  为输出层神经元数; $m$  为隐含层神经元数; $\beta$  为常数,取值为 1~10 之间的整数。

根据式(12),确定  $m$  的取值范围为  $[4, 13]$ ,设置输出层训练函数为 trainlm 函数,传递函数为 logsig 函数,学习精度取  $10^{-9}$ ,学习率取 0.1%,训练次数为 1000 次,隐含层数量在 4~13 之间取值。通过反复训练,当隐含层神经元数为 11 时,BP 神经网络训练过程中的均方根误差最小,具体实验结果如图 2 所示。

由此可以建立 6-11-1 结构的 BP 神经网络预测模型,得出含水率、孔隙率、电阻率、 $\text{Cl}^-$ 、 $\text{SO}_4^{2-}$ 、接地网电阻增长速率与 SSA-SVM 模型腐蚀速率预测残差的映射关系。BP 神经网络预测模型的输出结果如表 3 所示,结合式(11),即可得到组合模型的预测值。

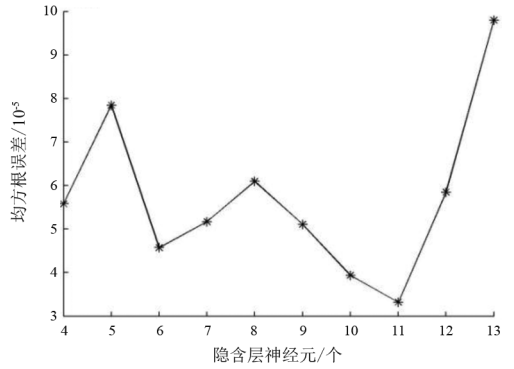


图 2 隐含层不同神经元数的训练误差

表 3 BP 神经网络及组合模型预测值

样本编号	BP 神经网络残差 预测值/( $\text{g} \cdot \text{dm}^{-2} \cdot \text{a}^{-1}$ )	组合模型预测值/ ( $\text{g} \cdot \text{dm}^{-2} \cdot \text{a}^{-1}$ )
61	0.051	6.43
62	-0.042	3.87
63	-0.013	7.56
64	0.077	6.15
65	-0.050	7.24
66	-0.209	8.49
67	-0.043	7.00
68	-0.132	7.37
69	-0.023	5.84
70	0.180	9.75
71	0.131	9.17
72	0.010	8.03

为了比较各模型的预测效果,采用均方根误差、平均相对误差、相关系数等 3 个指标进行分析,它们的表达式分别为:

$$\varepsilon_{\text{MSE}} = \frac{1}{S} \sum_{k=1}^S (y_k - y_k^*)^2 \quad (13)$$

$$\varepsilon_{\text{MAPE}} = \frac{1}{S} \sum_{k=1}^S \left| \frac{y_k - y_k^*}{y_k} \right| \times 100\% \quad (14)$$

$$R = \sqrt{\frac{(S \sum_{k=1}^S y_k^* y_k - \sum_{k=1}^S y_k^* \sum_{k=1}^S y_k)^2}{[S \sum_{k=1}^S (y_k^*)^2 - (\sum_{k=1}^S y_k^*)^2] [S \sum_{k=1}^S y_k^2 - (\sum_{k=1}^S y_k)^2]}} \quad (15)$$

表 4 给出了 SSA-SVM 模型和所提组合模型对测试集样本预测的各类误差。从均方误差和平均相对误差上看,组合模型在 SSA-SVM 模型的基础上进一步降低,可见利用组合模型对接地网腐蚀速率预测时的波动性更小,预测精度更高;从相关系数上看,组合模型在 SSA-SVM 模型的基础上进一步提高,可见组合模型的腐蚀速率预测值与实际值相关性更好。

表 4 SSA-SVM 模型和组合模型预测效果比较

模型	$\varepsilon_{MSE}$	$\varepsilon_{MAPE}/\%$	$R$
SSA-SVM 模型	0.274	6.46	0.953 7
组合模型	0.192	4.98	0.974 6

为了进一步验证基于 BP 神经网络和 SSA-SVM 的接地网腐蚀速率组合预测模型相比 BP 神经网络和支持向量机在接地网腐蚀预测方面的优越性,采用文献[9]和文献[10]中接地网腐蚀速率预测模型进行对比分析,利用文献[15]中的 72 组样本数据进行仿真分析,其中训练集样本容量为 60,测试集样本容量为 12,采用组合模型、UFOA-BP 模型、ABC-SVM 模型分别对测试集样本进行预测。3 种模型的预测结果和误差指标分别如图 3 和表 5 所示。由图 3 可知,相比 UFOA-BP 模型和 ABC-SVM 模型,组合模型的预测结果更接近实际值。对比表 5 中的数据可以看出,所提组合模型在均方根误差、平均相对误差和相关系数上均优于其他两种腐蚀速率预测模型,验证了所提接地网腐蚀速率预测模型的正确性和优越性。

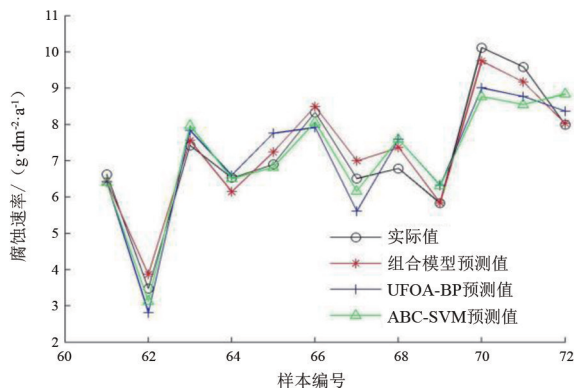


图 3 3 种模型腐蚀速率预测结果

表 5 3 种模型误差对比

模型	$\varepsilon_{MSE}$	$\varepsilon_{MAPE}/\%$	$R$
组合模型	0.192	4.98	0.974 6
UFOA-BP 模型	0.413	7.92	0.922 4
ABC-SVM 模型	0.368	6.73	0.943 1

## 4 结 论

上面以含水率、孔隙率、电阻率、 $Cl^-$ 、 $SO_4^{2-}$  和电阻增长速率等 6 个特征量为输入量,以腐蚀速率为输出量,采用 SSA 算法对 SVM 进行优化,在此基础上采用 BP 神经网络进行残差修正,建立了基于 BP 神经网络和 SSA-SVM 的接地网腐蚀速率组合预测模型;采用接地网腐蚀实验数据进行算例分析,并与

现有接地网腐蚀速率预测方法进行对比,验证了所提接地网腐蚀速率预测模型的正确性和优越性。

## 参考文献

- [1] 董曼玲,李星,杨帆,等.基于支路电压扰动的接地网腐蚀缺陷诊断研究[J].高压电器,2021,57(8):47-53.
- [2] 林肖斐,夏圣峰,吴簪麟,等.基于 IWPA 优化 LSSVM 的输电线路接地网腐蚀预测研究[J].电瓷避雷器,2022(1):1-7.
- [3] 王小军,高广德,吴田,等.基于 PSOEM 优化 LSSVM 的接地网腐蚀预测研究[J].智慧电力,2020,48(11):68-73.
- [4] 李文彬,王勇,冯砚厅,等.基于改进 CL-ML 方法的接地网不开挖腐蚀速率预测模型[J].电力科学与工程,2021,37(4):49-54.
- [5] 詹花茂,郭明鑫,刘春江,等.基于正则化最小二乘法的接地网腐蚀状态评估方法[J].腐蚀与防护,2022,43(6):79-85.
- [6] 黄欢,刘彦辰,高翔,等.基于组合模型的接地网腐蚀速率预测算法[J].计算技术与自动化,2019,38(3):79-83.
- [7] 陈敬友,付明,张军,等.基于改进粒子群算法的接地网腐蚀诊断研究[J].电力大数据,2020,23(9):26-33.
- [8] 王海涛,陈明,文中,等.基于 KPCA-ISHO-LSSVM 的接地网腐蚀速率预测[J].智慧电力,2022,50(2):62-68.
- [9] 程宏伟,高莲,于虹,等.基于改进果蝇算法优化 BP 神经网络的接地网腐蚀速率预测模型[J].电测与仪表,2022,59(11):71-78.
- [10] 刘渝根,陈超.基于人工蜂群算法优化支持向量机的接地网腐蚀速率预测模型[J].电力自动化设备,2019,39(5):182-186.
- [11] 张萍,陆霞,孟庆鹤.基于多策略麻雀搜索算法的微电网容量优化配置[J].电气技术,2023,24(1):1-9.
- [12] 刘闯,何沁鸿,卢银均,等.输电线路 PSOEM-LSSVM 覆冰预测模型[J].电力科学与技术学报,2020,35(6):131-137.
- [13] 陈超.接地网腐蚀速率预测方法研究[D].重庆:重庆大学,2019.
- [14] 晏生莲,巩永旺,潘琳鑫.基于 BAS-BA 优化 BP 神经网络的轴承故障诊断方法[J].计算机与数字工程,2022,50(10):2317-2321.
- [15] 郭阳阳.基于神经网络的海南变电站土壤对 Q235 钢的腐蚀预测研究[D].保定:华北电力大学,2016.

## 作者简介:

张 衡(1994),男,助理工程师,研究方向为输电线路运行与检修。

(收稿日期:2023-05-14)