

引用格式:彭威龙,曾松梧,张宝庆,等.基于GA-BP模型的大型接地网腐蚀速率预测方法[J].电力科学与技术学报,2024,39(3):264-270.

Citation: PENG Weilong, ZENG Songwu, ZHANG Baoqing, et al. Prediction method of corrosion rate of large-scale grounding grid based on GA-optimized BP neural network[J]. Journal of Electric Power Science and Technology, 2024, 39(3): 264-270.

# 基于GA-BP模型的大型接地网腐蚀速率预测方法

彭威龙<sup>1</sup>, 曾松梧<sup>1</sup>, 张宝庆<sup>1</sup>, 王子浪<sup>1</sup>, 乐骁文<sup>2</sup>, 梁峰<sup>2</sup>, 谢炆<sup>2</sup>, 杨鑫<sup>2</sup>

(1. 五凌电力有限公司, 湖南长沙 410076; 2. 长沙理工大学电气与信息工程学院, 湖南长沙 410114)

**摘要:** 接地网腐蚀速率是接地网腐蚀状态评估的一个重要方面。人工智能算法模型可以很好地预测接地网腐蚀速率, 针对目前预测模型中特征输入量选取不够全面的问题, 在对接地网进行电网络理论分析的基础上, 确定接地网腐蚀采样点, 提出以土壤理化性质和接地网电阻平均增长率为预测模型的特征输入量, 采用遗传算法 (genetic algorithm, GA) 优化反向传播 (back propagation, BP) 神经网络, 建立接地网腐蚀速率预测模型。将所提模型预测结果与未优化的 BP 神经网络模型和采用果蝇优化算法 (fruit fly optimization algorithm, FOA) 优化 BP 神经网络模型对比。在 BP 神经网络模型预测精度方面, GA 算法相比于 FOA 算法, RMSE 和 MAPE 值分别提高 5.88% 和 1.5%, 相比未经优化的 BP 神经网络模型, RMSE 和 MAPE 值提高 22.01% 和 4.96%。由此可见, 提出的方法有更好的适用性。

**关键词:** 接地网腐蚀; BP 神经网络; 腐蚀速率; 遗传算法; 果蝇优化算法

DOI: 10.19781/j.issn.1673-9140.2024.03.028 中图分类号: TM862 文章编号: 1673-9140(2024)03-0264-07

## Prediction method of corrosion rate of large-scale grounding grid based on GA-optimized BP neural network

PENG Weilong<sup>1</sup>, ZENG Songwu<sup>1</sup>, ZHANG Baoqing<sup>1</sup>, WANG ZiLang<sup>1</sup>,  
LE Xiaowen<sup>2</sup>, LIANG Feng<sup>2</sup>, XIE Yang<sup>2</sup>, YANG Xin<sup>2</sup>

(1. Wuling Power Co., Ltd., Changsha 410076, China; 2. School of Electrical & Information Engineering, Changsha University of Science & Technology, Changsha 410114, China)

**Abstract:** The corrosion rate of grounding grid is an important aspect of corrosion state evaluation. The artificial intelligence algorithm model can predict the corrosion rate of the grounding grid well. In view of the problem that the selection of the characteristic input in the current prediction model is not comprehensive enough, based on the theoretical analysis of the grounding grid, the corrosion sampling point of the grounding grid is determined. The physical and chemical properties of the soil and the average growth rate of the grounding grid resistance are proposed as the characteristic input of the prediction model. The genetic algorithm (GA) is used to optimize the back propagation (BP) neural network, and the prediction model of the corrosion rate of the grounding grid is established. Compared with the unoptimized BP neural network model and the BP neural network model optimized by fruit fly optimization algorithm (FOA), the prediction performance of the proposed model is better and has better applicability.

**Key words:** grounding network corrosion; BP neural network; corrosion rate; GA; FOA

随着现代电力系统的快速发展, 准确获取接地网的状态信息对电力系统安全可靠的运行至关重要<sup>[1]</sup>。接地网导体被长时间掩埋在土壤中, 在土壤理化性质的作用下, 容易导致接地网导体发生腐蚀

从而影响接地网的整体性能<sup>[2-3]</sup>。因此, 准确掌握并预测接地网的腐蚀状态就十分必要, 而研究接地网腐蚀速率可很好地反映其腐蚀状态。

目前, 预测接地网腐蚀速率主要从以下两方面

收稿日期: 2022-11-11; 修回日期: 2023-01-30

基金项目: 国家自然科学基金(52177015); 国家电投集团湖南五凌电力工程有限公司科技项目(320121SC0420220001)

通信作者: 梁峰(1995—), 男, 硕士研究生, 主要从事电力设备状态评价和接地网状态评估与检测方面的研究; E-mail: 792710378@qq.com

进行。第1种方法是在基于电化学分析的基础上,在土壤中布置腐蚀检测传感器得到接地网的腐蚀速率<sup>[4]</sup>。但是这种方法需要在土壤中布置多组传感器,检测成本比较高,不适用于现场实际测量。第2种方法是采用人工智能算法来获取接地网腐蚀速率,通过建立相关特征量样本数据库,对算法预测模型进行训练收敛。通过测得的土壤理化性质数据为特征输入量样本库,文献[5]建立了反向传播(back propagation, BP)神经网络腐蚀速率预测模型;文献[6]建立了基于果蝇优化算法(fruit fly optimization algorithm, FOA)优化BP神经网络腐蚀速率预测模型;文献[7]在层次分析法的基础上计算土壤腐蚀因子的权重,选择相关性较高的腐蚀因子;文献[8]先选择出相似度较高的特征变量数据,作为模型的输入量,建立接地网腐蚀预测支持向量机模型。文献[9-11]通过电化学试验分析单一土壤因子如土壤电阻率、氧化还原电位或土壤PH值等进行接地网腐蚀状况评价,然而仅通过分析单项土壤参数来评价腐蚀状况容易造成结果精度不够。因为基于接地网腐蚀状态评估的接地网电阻平均增长速率同样对腐蚀预测有重要影响<sup>[12-13]</sup>,目前仅采用土壤理化性质因子作为预测模型的输入特征量,忽略了接地网自身状态也会影响腐蚀速率,使得预测模型存在局限性。腐蚀速率预测的算法仍然存在预测精度较低、收敛性等问题,需要对其进行传统的神经网络算法进一步优化。

本文基于电网络分析对接地网腐蚀状况进行计算,确定腐蚀数据采样节点,得到接地电阻的平均增长率,将其与土壤相关的理化特征参数一起定义为输入特征量,通过这两类因素对腐蚀速率进行联合预测。采用遗传算法(genetic algorithm, GA)对BP神经网络的权重和阈值等参数进行优化,建立其预测接地网络腐蚀速率模型。用现场测量的数据对所提模型进行验证,并对预测结果进行了对比分析,结果表明所提模型具有较好的适用性。

## 1 接地网腐蚀速率的影响因素

土壤是一种复杂的混合物,由于其中存在电荷以及阴离子,在存在水分的湿润环境中相当于一种电解质,接地网的金属导体会和土壤中的氧离子形成一个原电池腐蚀模型。因此,土壤理化性质对于接地网腐蚀速率有着密切的关联。除此之外,接地网导体本身的腐蚀情况也密切影响着其腐蚀

速率<sup>[14-17]</sup>。

### 1.1 接地网电阻平均增长速率

基于电网络理论来对接地网腐蚀状态进行诊断是一种常用的方法。土壤中接地网的金属导体之间互相连接形成一种电路网络结构,当忽略土壤电阻率的影响时,可以将整个接地网结构视为只由纯电阻组成。现设接地网为一个拥有 $b$ 条支路、 $n$ 个节点的网络 $N$ ,在接地网的 $i, j$ 端接有第 $b$ 条支路,在网络 $i, j$ 端联结一个激励电流源 $I_0$ 得到端口电阻 $R_{ij}$ 。假设被腐蚀后的接地网为 $N'$ ,将一电流源 $I_0$ 连接至网络 $i, j$ 端口,得到端口电阻 $R'_{ij}$ 。由于网络 $N$ 和 $N'$ 具有同样的拓扑结构,因此,当支路 $k$ 被腐蚀时,支路电阻由 $R_k$ 变成 $R'_k$ ,支路电阻的变量个数为 $b$ 个,可以得到:

$$\begin{cases} \Delta R_{ij(1)} = \sum_{k=1}^b \Delta R_k I'_{k(1)} I_{k(1)} / I_0^2 \\ \Delta R_{ij(2)} = \sum_{k=1}^b \Delta R_k I'_{k(2)} I_{k(2)} / I_0^2 \\ \vdots \\ \Delta R_{ij(m)} = \sum_{k=1}^b \Delta R_k I'_{k(m)} I_{k(m)} / I_0^2 \end{cases} \quad (1)$$

式中, $m$ 为网络端口的数目。通过 $R_k$ 可得出 $I_k$ 。采用迭代的的思想,使 $I'_{k(0)} = I_k$ ,则式子可转换为线性方程组,再用牛顿法求出 $\Delta R_k$ 和 $\Delta R'_k$ ,即可计算出 $I'_{k(1)}$ ,再用 $I'_{k(1)}$ 求出 $R'_{k(1)}$ 。将上述步骤进行反复迭代运算,直到结果满足误差就可以结束计算,进而得到各支路电阻的计算值。

本文在电网络理论的基础上分析接地网的腐蚀状态,使用腐蚀诊断程序来分块计算接地网,以测得的多组电阻值得出接地网模型中每条支路的电阻增长倍数。通过多次计算诊断分析,支路 $L_1, L_2, \dots, L_n$ 等为腐蚀支路,电阻增大倍数分别为 $m_1, m_2, \dots, m_n$ 。

假设接地网的已投运时间为 $x$ ,则本文提出的接地网电阻平均增长率计算公式如下:

$$Z = \frac{m_1 + m_2 + \dots + m_n}{nx} \quad (2)$$

接地网电阻平均增长率由接地网腐蚀诊断出的各支路电阻变化倍数和接地网运行时间共同得出,其可以用来表征接地网腐蚀状态,并补充了作用于接地网络腐蚀的土壤特征量,降低了预测模型的限制。因此,为了使模型输入特征维度更加全面,将以接地网电阻平均增长率为特征输入量,建立腐蚀速率的预测模型。

## 1.2 接地网土壤理化性质

由上述分析可知接地网的腐蚀过程为电化学反应,土壤作为一种比较特殊的电解质,当接地网的金属导体接触土壤后,两者表面上会产生界面电位从而形成回路,构成腐蚀电池。土壤内理化因子会对腐蚀电池接地网金属导体电位和土壤导电性产生影响等,由此可反映接地网导体腐蚀速率。故土壤部分理化性质可作为接地网腐蚀速率的特征输入量用于接地网腐蚀预测模型中。本文考虑的土壤理化性质主要有:含水量、土壤电阻率、孔隙率、硫酸根离子和氯离子含量<sup>[18-20]</sup>。

本文对实地水电厂进行接地网腐蚀诊断以及接地网试验,计算得出接地电阻平均增长速率。对接地网腐蚀诊断计算得出的关键采样节点进行开挖,以接地网导体支路周围土壤为数据样本,测得土壤样本理化性质数据,并截取有关采样节点所在位置的金属导体为样品。采用失重计算法,获得这部分接地网导体的真实腐蚀速率。

由于接地网腐蚀速率预测的样本数据本身具有小样本和非线性的特点,为了解决可能因数据不够充足而导致预测模型鲁棒性差、预测精度低的问题,可采用unifrnd函数对所收集的数据样本进行数据扩充。

## 2 接地网腐蚀速率预测模型

### 2.1 BP神经网络

BP神经网络是一种通过误差逆向传递的网络模型,由输入层、输出层以及若干隐含层构成。BP神经网络的学习能力强,构造简单、模型稳定,是当前应用较为普遍的神经网络结构。

在BP神经网络模型中,其输入和输出之间的函数关系:

$$y = f\left(\sum_{i=1}^R x_i w_i + b\right) \quad (3)$$

式中, $x_i$ 为网络的输入向量; $w_i$ 为神经元间的权值; $b$ 为网络中的神经元阈值; $f$ 为神经元间的传递函数; $y$ 为网络的输出向量。

BP神经网络的结构特点:首先是正向信息传递,网络的输入量从输入层向隐含层和输出层正向扩散;另一个是反向信息传递,由实际值与预测值的误差进行逆向传递,以此修改各层级间的权值和阈值。其函数表达式如下。

1) 正向信息传递。

隐含层第*i*个网络神经元输出:

$$y_{1i} = f_1\left(\sum_{j=1}^r w_{1ij} x_j + b_{1i}\right), i = 1, 2, \dots, m \quad (4)$$

输出层第*k*个神经元函数表达式为

$$y_{2k} = f_2\left(\sum_{i=1}^m w_{ki} y_{1i} + b_{2k}\right), k = 1, 2, \dots, n \quad (5)$$

2) 误差函数反向传递。

误差函数进行反向传递,可以修改各层级间的权值和阈值。更改后隐含层第*i*个神经元的权值和阈值和输出层第*k*个神经元间的权值和阈值为

$$\begin{aligned} \Delta w_{2ki} &= \eta \delta_{ki} y_{1i} \\ \Delta b_{2ki} &= \eta \delta_{ki} \end{aligned} \quad (6)$$

式中, $\Delta w_{2ki}$ 为隐含层与输出层间权值变化量; $\Delta b_{2ki}$ 为隐含层与输出层间阈值变化量; $\eta$ 为网络学习率。

BP神经网络在实际操作中,由于初始权值和阈值是任意生成的,通过梯度降法进行修正,初始权值的变化量会对神经网络产生很大的影响,不仅求解难度会增大,还会降低收敛速度。针对上述问题,本文提出了利用GA改进BP网络的初始权值及阈值,从而进一步改善BP神经网络预测的准确度以及运行的稳定性。

### 2.2 GA优化BP神经网络

GA是一种随机寻优算法,其方法是模拟生物世界演化中的自然选择与遗传机理。主要过程有选择、交叉、变异等,由上述操作让种群里的个体自然结合,使个体不断优化,从而得到最优解<sup>[21-22]</sup>。

本文通过遗传算法和BP神经网络结合起来加以应用,其基本原理是选择初始化的BP神经网络通过交叉、变异等方式,可以获得BP神经网络的初始权值和阈值的最优解。此方法能避免BP神经网络因为初始权重取值不当从而陷入局部最优解,造成预测结果不准确的问题。遗传算法改善BP神经网络的步骤如下。

1) 编码权值和阈值。

对种群进行初始化,BP神经网络中权值和阈值在区间 $[U_1, U_2]$ 内波动,第*i*个网络权值 $w_i$ (或阈值)与对应无符号数 $U_i$ 间映射关系为

$$W_i = U_1 + U_i \frac{U_2 - U_1}{2^k - 1} \quad (7)$$

其中, $k$ 为该个体长度。

2) 评价个体的适应度值。

在网络模型的优化过程中,种群中个体的适应度值是影响其下一代遗传的重要因素。个体适应

度  $f(i)$  为

$$\begin{cases} f(i) = \frac{1}{E(i)} \\ E(i) = \frac{1}{2l} \sum_{k=1}^l \sum_{j=1}^q (t_{kj}^i - z_{kj}^i)^2 \end{cases} \quad (8)$$

式中,  $z_{kj}^i$  为第  $k$  个采样数据在第  $i$  个个体作用下的第  $j$  个输出位置的值;  $t_{kj}^i$  为所需的期望输出值;  $l$  为训练样本的数量;  $q$  为输出层神经元个数;  $i=1, 2, \dots, M$ ,  $M$  为种群大小。

3) 交叉、变异。

① 交叉。适应度值评价后, 在群体中挑出 2 个进行部分基因交换的个体, 得到交叉概率为

$$p_c = \begin{cases} k_1 \frac{f_{\max} - f_c}{f_{\max} - f_{\text{avg}}}, & f_c \geq f_{\text{avg}} \\ k_2, & f_c < f_{\text{avg}} \end{cases} \quad (9)$$

式中,  $k_1, k_2$  为  $[0, 1]$  中的常数;  $f_c$  为交叉的 2 个个体中适应度值较大者;  $f_{\max}$  为种群中最大适应度值;  $f_{\text{avg}}$  为种群平均适应度值。

② 变异。用其他点位的等位基因来置换个体编码串中的某些特定基因值, 从而发展为一个新的个体, 个体变异概率为

$$p_m = \begin{cases} k_3 \frac{f_{\max} - f_m}{f_{\max} - f_{\text{avg}}}, & f_m \geq f_{\text{avg}} \\ k_4, & f_m < f_{\text{avg}} \end{cases} \quad (10)$$

式中,  $k_3, k_4$  为  $[0, 0.5]$  中的常数;  $f_m$  为变异个体串的适应度值。

### 2.3 GA-BP 接地网腐蚀速率预测模型

本文采用 GA 检测 BP 神经网络的最优初始权值和阈值, 建立了基于 GA-BP 接地网腐蚀速率预测模型。预测模型的搭建过程如图 1 所示。

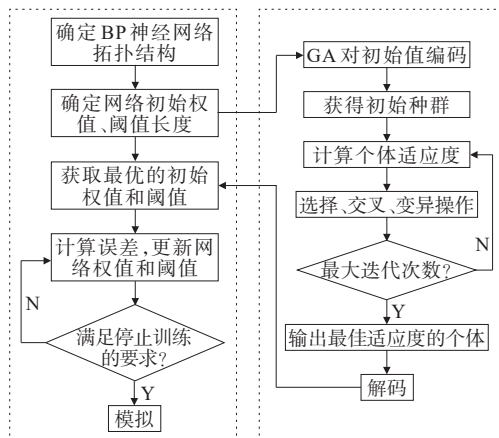


图 1 模型搭建步骤

Figure 1 Steps of model building

### 2.4 模型评价指标

完成模型训练预测后, 要对其进行评测, 文中通过平均相对误差  $\epsilon_{\text{MAPE}}$ 、均方根误差  $\epsilon_{\text{RMSE}}$ 、全局最大相对误差  $\epsilon_{\text{MAX}}$  以及决定系数  $R^2$ , 来对构建的模型进行综合评价, 其计算公式分别为

$$\epsilon_{\text{MAPE}} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \left| \frac{y_i - y_i^*}{y_i} \right| \times 100\% \quad (11)$$

$$\epsilon_{\text{RMSE}} = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (y_i - y_i^*)^2} \quad (12)$$

$$\epsilon_{\text{MAX}} = \max \left| \frac{y_i - y_i^*}{y_i} \right| \times 100\% \quad (13)$$

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^N (y_i^* - y_i)^2}{\sum_{i=1}^N (y_i - \bar{y})^2} \quad (14)$$

式(11)~(14)中,  $N$  为测试集样本集;  $y_i$  为样本腐蚀速率实际值;  $y_i^*$  为样本腐蚀速率预测值;  $\bar{y}$  为样本腐蚀速率平均值。

## 3 实例计算

### 3.1 计算条件和流程

本文使用湖南某水电集团下属水电厂收集的数据进行模型训练与计算。由于理化特性数据样本较少, 可能导致预测模型鲁棒性差、预测精度低的问题, 采用 unifrnd 函数对所收集的理化特征数据样本进行了数据扩充。部分样本数据如表 1 所示。

表 1 部分样本数据

Table 1 Partial sample data

采样点	含水率/%	电阻率/ $(\Omega \cdot \text{m})$	孔隙率/%	硫酸根离子/ $(\text{mg} \cdot \text{kg}^{-1})$	氯离子/ $(\text{mg} \cdot \text{kg}^{-1})$	电阻增长速率/ $(\text{倍} \cdot \text{a}^{-1})$	腐蚀速率/ $(\text{g} \cdot \text{dm}^{-2} \cdot \text{a}^{-1})$
1	23.33	60.45	40.17	393.56	262.69	0.85	7.76
2	14.56	38.89	24.25	502.93	169.34	0.97	6.23
3	24.56	71.07	36.61	138.75	223.02	0.92	7.59
4	23.30	71.01	52.78	148.63	221.97	1.02	8.20

1) GA-BP 模型中, BP 网络使用 3 级结构。每级 6 个输入层节点, 分别与接地系统的土壤含水率、电阻率、孔隙率、硫酸根离子含量、氯离子含量和接地电阻平均增长速率相对应; 输出层节点数为 1, 同接地网导体的腐蚀速率对应。对输入数据样本集进行归一化。

2) 将测试得到的数据结果划分为训练集和测试集, 训练集样本数据用于模型训练, 测试集样本

数据用来查证其预测的精度。

3) 分别对BP神经网络的初始权值和阈值进行设定,设定GA的相关参数,利用二进制对其进行编码,个体编码长度为121,对所有个体通过适应度函数进行评价,交叉概率选择0.3,变异概率选择为0.1。

4) 执行迭代,设置最大迭代次数 $T$ 为200,通过遗传算法对神经网络的初始权值和阈值进行优化,以判定结果是否符合要求,如果能达到,即可输出最优解,否则将继续进行迭代。

5) 最后将寻优结果值代入BP神经网络模型,就满足了对测试集数据值的预测。

### 3.2 GA优化算法性能分析

利用本文中建立的GA-BP模型,对接地网腐蚀速率进行了预测,并选取未经寻优算法优化的BP神经网络和FOA-BP模型进行对比,以验证此模型的性能。将FOA-BP模型的种群规模设定为50,搜索半径 $r \in [0.1, 5]$ ,学习速率为0.02,目标误差为0.0001;未经参数寻优处理的BP神经网络模型的参数和GA-BP模型参数设置相同。

为对比GA优化算法的优越性,本文对GA以及FOA算法在寻优过程中的收敛性曲线进行研究,其收敛性曲线如图2所示。

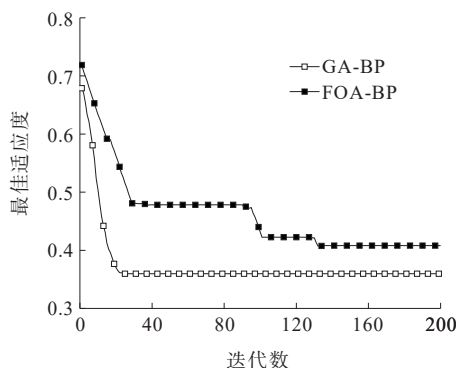


图2 GA-BP模型与FOA-BP模型的收敛曲线

Figure 2 Convergence curves of GA-BP model and FOA-BP model

由图2可知,当迭代次数到第135代时,FOA才收敛,最佳适应度是0.4048;与之不同的是,GA在迭代至第13代时就已达到收敛,此时的最佳适应度为0.3611。由此可知,与FOA相比,遗传算法具有收敛速度更快和收敛精度更高等优点,表明了本文选用GA的优越性。

### 3.3 模型预测精度结果分析

对上述3种模型分别进行实例测试,预测结

果如表2所示,其中样本序号为收集的接地网腐蚀速率特征集样本编号,腐蚀速率单位为 $g/(m^2 \cdot h)$ ,预测误差曲线如图3所示。

表2 3种模型预测结果

Table 2 The prediction results of three models  $g/(m^2 \cdot h)$

样本序号	实际腐蚀速率	GA-BP模型预测速率	FOA-BP模型预测速率	BP模型预测速率
1	8.50	8.55	8.58	8.61
2	5.47	5.44	5.38	4.85
3	8.02	7.86	7.73	7.62
4	6.16	5.79	5.61	5.46

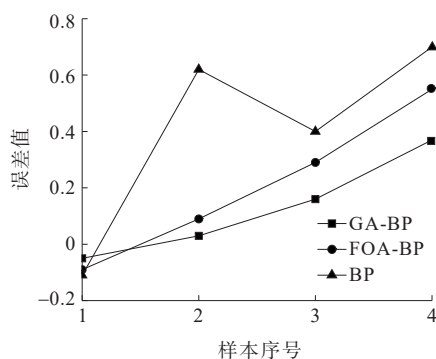


图3 预测误差曲线对比

Figure 3 Comparison of prediction error curves

由图3可知,使用GA优化后的BP神经网络预测误差绝对值之和从原来的1.83下降到0.61,表明GA在改善BP神经网络的预测精度方面有一定的作用,并且效果要优于FOA-BP模型。

为了更加深入的对比3种模型的预测结果。用文2.4中的模型评价指标对表2中3种模型的预测结果进行计算分析,得到以均方误差、平均绝对百分比误差和相对误差标准差作为评价指标的模型性能分析表,如表3所示。可知,在BP神经网络模型预测精度方面,GA相比于FOA, RMSE和MAPE值分别提高了5.88%和1.5%;相比未经优化的BP神经网络模型,均方误差值和平均绝对百分比误差值提高了22.01%和4.96%。这展现了GA

表3 3种模型性能分析

Table 3 Performance analysis table of the three models

预测模型	均方误差	平均绝对百分比误差%	相对误差标准差
GA-BP	0.0415	2.28	0.0571
FOA-BP	0.1003	3.78	0.0920
BP	0.2616	7.24	0.1709

优化BP神经网络预测接地网腐蚀速率的可行性及高准确性。

通过对模型的稳定性和适应性分析,发现单一的BP神经网络模型稳定性和适应性较差,GA优化后的GA-BP模型稳定性和适应性相较单一BP神经网络模型来说会有大幅提高,MAPE值提高0.0789,相对误差标准差降低了0.1138。综合以上结果可知,GA-BP模型能够可靠地计算推出接地网的腐蚀速率,并且提高模型的适应性以及稳定性。

## 4 结语

为提高接地网络腐蚀速率预测模型的精确度以及稳定性,本文提出了基于GA-BP模型的接地网腐蚀速率预测模型,具体结论如下:

1) 通过电网络理论对接地网络腐蚀状况进行剖析,确定数据采集节点,提出以相关土壤理化性质和接地网电阻平均增长率为特征输入量,提高了腐蚀预测模型的可靠性;

2) 针对现有BP神经网络模型的不足,利用GA对BP神经网络的参数进行寻优处理,建立了GA-BP接地网络的腐蚀速率预测模型,通过仿真实验得出,GA能够有效地降低迭代次数,找出全局最优解,通过和遗传算法结合起来更有效地改善了神经网络应用的预报精度和推广性能。

3) 采用GA-BP模型对相关测试集数据进行预测,与其他模型进行评价指标分析比较,结果表明,文中提出的GA-BP预测模型的预测精度最高,外推预测的波动性更小,稳定性更好。

### 参考文献:

- [1] 闫孝姮,林晓雪,吕秋皓,等.基于Homotopy-Tikhonov算法的接地网阻抗成像方法[J].电工技术学报,2022,37(9):2284-2294.  
YAN Xiaoheng, LIN Xiaoxue, LÜ Qiuhaohao, et al. Grounding grid electrical impedance tomography based on Homotopy-Tikhonov algorithm[J]. Transactions of China Electrotechnical Society,2022,37(9):2284-2294.
- [2] 王乐天,刘振,宋萌清,等.基于矩量法的新建接地网对原接地网的影响[J].电网与清洁能源,2023,39(9):32-39+46.  
WANG Letian, LIU Zhen, SONG Mengqing, et al. Impact of newly built grounding grid on the original grounding grid based on the method of moments[J]. Power System and Clean Energy,2023,39(9):32-39+46.
- [3] 李光茂,杜钢,王勇,等.湿热环境下电场作用对碳钢腐蚀行为的影响[J].高压电器,2022,58(6):144-149+156.  
LI Guangmao, DU Gang, WANG Yong, et al. Effect of electric field on corrosion behavior of carbon steel in humid and hot environment[J]. High Voltage Apparatus, 2022,58(6):144-149+156.
- [4] 贾文虎,徐群杰.海上风电设施防腐技术研究进展[J].发电技术,2023,44(5):703-711.  
JIA Wenhui, XU Qunjie. Research progress of anti-corrosion technology for offshore wind power facilities [J]. Power Generation Technology,2023,44(5):703-711.
- [5] 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].北京:华北电力大学,2016.  
GUO Yangyang. Study on corrosion prediction of Q235 steel from soil in Hainan substation based on artificial neural network[D]. Beijing: North China Electric Power University,2016.
- [6] 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.  
CHENG Hongwei, GAO Lian, YU Hong, et al. Corrosion rate prediction model of grounding grid based on BP neural network optimized by updated fruit fly optimization algorithm[J]. Electrical Measurement & Instrumentation,2022,59(11):71-78.
- [7] 杜京义,韩娟,寇水潮,等.基于模糊可拓层次分析的接地网腐蚀速率预测[J].计算机应用与软件,2014,31(6):170-173+197.  
DU Jingyi, HAN Juan, KOU Shuichao, et al. Predicting grounding grid corrosion rate based on fuzzy extensible analytic hierarchy process[J]. Computer Applications and Software,2014,31(6):170-173+197.
- [8] 杜京义,杜博玮,韩娟,等.一种预测接地网腐蚀速率的新方法[J].数学的实践与认识,2015,45(19):123-130.  
DU Jingyi, DU Bowei, HAN Juan, et al. A novel analyzing method to predict grounding grid corrosion rate[J]. Mathematics in Practice and Theory,2015,45(19):123-130.
- [9] DECKER J B, ROLLINS K M, ELLSWORTH J C. Corrosion rate evaluation and prediction for piles based on long-term field performance[J]. Journal of Geotechnical and Geoenvironmental Engineering, 2008, 134(3):341-351.
- [10] SEICA M V, PACKER J A, GRABINSKY M W, et al. Evaluation of the properties of Toronto iron water mains and surrounding soil[J]. Canadian Journal of Civil Engineering,2002,29(2):222-237.
- [11] CHENDORAIN M D, STEWART L D, PACKER B. Corrosion of unexploded ordnance in soil-field results[J]. Environmental Science & Technology,2005,39(8):2442-2447.
- [12] 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.

- WANG Haitao, CHEN Ming, WEN Zhong, et al. Corrosion rate prediction of grounding grid based on KPCA-ISHO-LSSVM[J]. *Smart Power*, 2022, 50(2): 62-68.
- [13] 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+200.
- LIU Yugen, CHEN Chao. Corrosion rate prediction model of grounding grid based on support vector machine optimized by artificial bee colony algorithm[J]. *Electric Power Automation Equipment*, 2019, 39(5): 182-186+200.
- [14] 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.
- LI Wenbin, WANG Yong, FENG Yanting, et al. The non-excavation corrosion rate prediction model of grounding grid based on improved CL-ML method[J]. *Electric Power Science and Engineering*, 2021, 37(4): 49-54.
- [15] 陈敬友, 陈超, 吴迪, 等. 接地网腐蚀性评价方法与腐蚀速率预测[J]. *腐蚀与防护*, 2021, 42(3): 64-67+78.
- CHEN Jingyou, CHEN Chao, WU Di, et al. Corrosion evaluation method and corrosion rate prediction of grounding grid[J]. *Corrosion & Protection*, 2021, 42(3): 64-67+78.
- [16] 张树亮, 刘东亮, 徐洪福, 等. 基于磁场分布特性的接地网腐蚀断点检测方法研究[J]. *电瓷避雷器*, 2021(1): 51-55+62.
- ZHANG Shuliang, LIU Dongliang, XU Hongfu, et al. Detection method of corrosion breakpoint of grounding grid based on distribution characteristics of magnetic field[J]. *Insulators and Surge Arresters*, 2021(1): 51-55+62.
- [17] 粟渊恺, 刘盛祥, 范力权, 等. 高土壤电阻率地区500 kV变电站过电压防护复合接地研究[J]. *电力科学与技术学报*, 2017, 32(3): 75-80.
- SU Yuankai, LIU Shengxiang, FAN Liqun, et al. Study on the over-voltage protection compound grounding in 500 kV substation with high soil resistivity[J]. *Journal of Electric Power Science and Technology*, 2017, 32(3): 75-80.
- [18] 谭媛, 张文海, 王杨. 基于多源信息融合的配网故障外部原因识别[J]. *电力建设*, 2023, 44(3): 77-84.
- TAN Yuan, ZHANG Wenhai, WANG Yang. Distribution system external fault causes identification based on multi-source information fusion[J]. *Electric Power Construction*, 2023, 44(3): 77-84.
- [19] 于艾清, 丁丽青, 王育飞, 等. 基于故障邻接状态的配电网多故障抢修与优化策略[J]. *中国电力*, 2023, 56(3): 64-76.
- YU Aiqing, DING Liqing, WANG Yufei, et al. Multi-fault repair and optimization strategy of distribution network based on fault adjacency state[J]. *Electric Power*, 2023, 56(3): 64-76.
- [20] 周斌, 彭敏放, 黄清秀, 等. 基于节点撕裂和化学反应优化算法的接地网故障诊断[J]. *电力自动化设备*, 2017, 37(1): 163-168+175.
- ZHOU Bin, PENG Minfang, HUANG Qingxiu, et al. Grounding grid fault diagnosis based on node tearing and chemical reaction optimization algorithm[J]. *Electric Power Automation Equipment*, 2017, 37(1): 163-168+175.
- [21] 彭茜, 王爱娟, 李峻阳, 等. 基于高效遗传算法的电网需求侧调度优化研究及其收敛性分析[J]. *电力系统保护与控制*, 2022, 50(6): 33-42.
- PENG Qian, WANG Aijuan, LI Junyang, et al. Optimization of the demand side dispatching of a power grid based on an efficient genetic algorithm and its convergence analysis[J]. *Power System Protection and Control*, 2022, 50(6): 33-42.
- [22] 李博通, 孙铭阳, 陈晓龙, 等. 无相位量测的多环中压配电网线路参数辨识方法[J]. *电力系统自动化*, 2023, 47(24): 22-30.
- LI Botong, SUN Mingyang, CHEN Xiaolong, et al. Line parameter identification method for multi-ring medium-voltage distribution network based on phaseless measurement[J]. *Automation of Electric Power Systems*, 2023, 47(24): 22-30.