

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

刘渝根, 陈超

(重庆大学 输配电装备及系统安全与新技术国家重点实验室, 重庆 400030)

摘要: 为了提高接地网腐蚀速率预测的精确度, 在建立预测模型的过程中, 首先对接地网进行了基于电网络理论的腐蚀诊断过程, 并以经过诊断之后确定的腐蚀支路位置为采样点。考虑到仅以土壤理化性质反映接地网腐蚀速率的局限性, 在接地网腐蚀诊断结果的基础上, 提出接地网电阻平均增长速率作为预测模型的输入特征量之一。建立了基于人工蜂群优化支持向量机的接地网腐蚀速率预测模型, 测试结果显示相对 BP 神经网络模型和广义回归神经网络模型, 所提模型的预测结果精确度和稳定性更高, 表明了对于解决接地网腐蚀速率预测问题, 所提模型具有良好的适用性。

关键词: 接地网; 腐蚀速率; 预测模型; 支持向量机; 人工蜂群算法

中图分类号: TM 72

文献标识码: A

DOI: 10.16081/j.issn.1006-6047.2019.05.027

0 引言

在现代电力系统逐渐向着更高电压等级和更大容量发展的背景下, 需要保证电力系统中接地网的良好运行, 以增强系统运行的安全性和可靠性。我国普遍采用碳钢和镀锌钢作为接地网导体, 由于其长期处于土壤环境中运行, 在土壤环境中各项腐蚀因素的共同影响下, 接地网导体容易发生腐蚀甚至断裂, 使得接地网的电气连接性能大打折扣, 进而威胁电力系统的正常运行^[1-2]。因此, 研究接地网的腐蚀预测模型能够提前掌握接地网的腐蚀状态, 减少接地网事故的发生, 对保证系统稳定运行有着重要意义。

目前, 对于接地网腐蚀速率预测的研究主要有 2 种方法。一种方法是依据电化学腐蚀理论, 通过使用电化学腐蚀检测传感器进行连续观测获取接地网腐蚀速率参数, 然后通过灰色预测等方法对接地网的腐蚀速率进行预测^[3]。但这种方法需要使用电化学腐蚀检测传感器, 成本较高, 而且只能进行短期的预测, 长期预测的误差较大。另外一种方法是通过建立与接地网腐蚀速率相关因素的样本库, 利用智能算法进行样本训练, 进而对腐蚀速率进行预测。文献[4]基于 BP 神经网络智能算法, 以测得的土壤腐蚀影响因素的数据作为神经网络的输入参数, 建立了接地网的腐蚀预测模型; 文献[5]采用层次分析法, 提高了各项腐蚀因素对应权重的科学性, 并将模糊理论融入到接地网腐蚀预测的建模过程中; 文献[6]根据相识度首先对样本数据进行了筛选, 然后以新样本作为输入, 基于支持向量机(SVM)建立了接地网腐蚀预测模型。这些研究普遍采用土壤的

理化性质参数作为预测模型的输入参数, 并未考虑其他影响因素, 同时对于测量土壤理化性质采样点的选取也没有明确说明, 带有一定的盲目性或者经验偏好, 使得所提的预测模型存在局限性。

综上所述, 为了建立更高准确度的接地网腐蚀速率模型, 本文引入接地网腐蚀电网络诊断的思想, 首先对接地网进行腐蚀诊断工作, 从而确定采样点的位置。本文除了以土壤理化性质参数为特征量外, 还结合接地网电网络腐蚀诊断的计算结果, 提出了接地网电阻平均增长速率作为另一新的特征量, 基于这些特征量建立了接地网腐蚀预测的支持向量机模型, 并采用人工蜂群算法对支持向量机的参数进行优化, 提出了接地网腐蚀速率预测的人工蜂群算法优化支持向量机模型, 并以测量的样本数据对所提预测模型进行了测试。

1 接地网腐蚀速率预测模型的输入特征量

1.1 基于电网络理论的接地网腐蚀诊断

埋在地下的接地网的水平均压导体彼此相连接成电路网络, 忽略土壤因素的影响, 接地网可以看成纯电阻网络, 如图 1 所示。

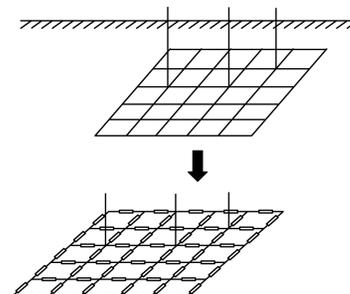


图 1 接地网连接等效图

Fig.1 Equivalent connecting diagram of grounding grid

腐蚀前的接地网模型图可以视为一个具有 $b+1$ 条支路、 $n+1$ 个节点的网络 N , 其中, 第 $b+1$ 条支路

收稿日期: 2018-04-25; 修回日期: 2019-03-20

基金项目: 国家创新研究群体资助基金(51021005)

Project supported by the Fund for Innovative Research Groups of China(51021005)

连接在接地网的 i, j 端。在该接地网上的第 i, j 端口连接一个电流值为 I_0 的电流源, 可以根据电路原理求出端口电阻 R_{ij} 。将接地网发生腐蚀后的模型图视为网络 N' , 仍在其第 i, j 端口连接电流值为 I_0 的电流源, 求出此时的端口电阻 R'_{ij} 。显然, 网络 N 和网络 N' 的拓扑结构相同, 当网络支路 k 发生腐蚀或断裂时, 其支路电阻 R_k 变为 R'_k , 即:

$$\Delta R_k = R'_k - R_k \quad (1)$$

此时网络的端口电阻 R_{ij} 变为 R'_{ij} , 即:

$$\Delta R_{ij} = R'_{ij} - R_{ij} \quad (2)$$

根据特勒根定理:

$$\sum_{k=1}^{b+1} U'_k I_k = 0 \quad (3)$$

$$\sum_{k=1}^{b+1} U_k I'_k = 0 \quad (4)$$

其中, U_k 和 U'_k 分别为网络 N 和 N' 的支路电压; I_k 和 I'_k 分别为网络 N 和 N' 的支路电流。

由于 2 个网络在第 $b+1$ 条支路的电流都为 I_0 , 即:

$$\begin{cases} I_{b+1} = I'_{b+1} = I_0 \\ U_{b+1} = -R_{ij} I_0 \\ U'_{b+1} = -R'_{ij} I_0 \end{cases} \quad (5)$$

将式(5)代入式(3)、(4)变换得:

$$\begin{aligned} (R_{ij} - R'_{ij}) I_0^2 &= \sum_{k=1}^b U_k I'_k - \sum_{k=1}^b U'_k I_k = \\ &= \sum_{k=1}^b (R_k I_k I'_k - R'_k I'_k I_k) = \\ &= \sum_{k=1}^b (R_k - R'_k) I'_k I_k \end{aligned} \quad (6)$$

将式(1)、(2)代入式(6)得:

$$\Delta R_{ij} = \sum_{k=1}^b \Delta R_k I'_k I_k / I_0^2 \quad (7)$$

因为支路电阻的变量个数为 b 个, 所以需测量一系列的端口电阻以构建 1 组方程:

$$\begin{cases} \Delta R_{ij(1)} = \sum_{k=1}^b \Delta R_k I'_{k(1)} I_{k(1)} / I_0^2 \\ \Delta R_{ij(2)} = \sum_{k=1}^b \Delta R_k I'_{k(2)} I_{k(2)} / I_0^2 \\ \vdots \\ \Delta R_{ij(m)} = \sum_{k=1}^b \Delta R_k I'_{k(m)} I_{k(m)} / I_0^2 \end{cases} \quad (8)$$

其中, m 为测量的端口个数。由 R_k 可以求得 I_k 。 I_k 而由 R'_k 决定, 但 R'_k 未知, 式(8)方程组属于非线性方程, 无法直接求解。为解决该问题, 引入迭代方

法。首先, 令 $I'_{k(0)} = I_k$, 则方程组式(8)变为线性方程组, 由于方程组 $m < b$ 欠定, 采用拟牛顿法求解出 ΔR_k 和 $\Delta R'_k$, 利用 $\Delta R'_{k(0)}$ 计算出 $I'_{k(1)}$, 然后利用 $I'_{k(1)}$ 计算 $R'_{k(1)}$ 。重复上述计算步骤, 即可得到支路电阻的计算结果^[7]。

本文基于上述理论对接地网腐蚀状况进行诊断, 结合不动点以及分块测量方式, 测量多组可及节点对的电阻组, 通过腐蚀诊断程序计算出变电站各支路的电阻增大倍数^[8]。经过若干次综合诊断之后, 确定发生腐蚀的支路为 L_1, L_2, \dots, L_n , 而各支路的电阻增大倍数分别为 m_1, m_2, \dots, m_n 。最后选择支路 L_1, L_2, \dots, L_n 所在位置作为采样点。另外, 设所诊断变电站的投运时间为 x a, 本文提出的接地网电阻平均增长速率为:

$$Z = \frac{m_1 + m_2 + \dots + m_n}{nx} \quad (9)$$

接地网电阻平均增长速率在一定程度上反映了接地网导体本身的腐蚀状态, 作为接地网腐蚀速率预测模型的输入特征量, 能够与影响接地网腐蚀的土壤理化性质特征量形成补充, 使得模型的输入特征量更为全面, 减少建立的腐蚀速率预测模型的局限性。

1.2 接地网土壤理化性质测量及样本数据

电力系统中的接地网腐蚀主要是属于电化学腐蚀类型, 土壤的各种理化性质会直接或间接影响腐蚀电池中导体电位、极化电阻或者土壤的导电性等, 进而对接地网导体的腐蚀产生影响^[9-11]。本文主要考虑的土壤理化性质包括: ①含水率, 土壤成为电解质的前提为土壤中含有水分以溶解盐, 此外土壤含水率还会影响土壤中的氧浓差电池; ②电阻率, 土壤的电导率直接表征了土壤的导电性, 宏观腐蚀电池主导的腐蚀中, 土壤电阻率起着主要作用; ③孔隙率, 土壤的孔隙率是表征土壤的通气性的参数, 其物理意义为单位体积的土壤中, 孔隙中存在的气体体积所占的比率; ④ SO_4^{2-} 、 Cl^- 含量, 土壤中的盐会参与接地网导体腐蚀的电化学反应, 会影响土壤腐蚀介质的导电过程, Cl^- 对土壤中碳钢材质的接地网导体腐蚀性较大, 而 SO_4^{2-} 则主要是作为土壤中金属导体材料氧化过程的催化剂。

在重庆范围内选取 24 座变电站进行测量。首先对变电站进行腐蚀诊断, 根据诊断结果, 按照式(9)计算接地网电阻增长平均速率 Z 。然后对确定的采样点进行开挖, 接地网在土壤中的埋深一般在 0.6~0.8 m 范围内, 以采样点处接地网导体附近的土壤作为样本, 测量土壤理化性质数据, 包括土壤电阻率、含水率、孔隙率、 SO_4^{2-} 和 Cl^- 的含量, 并在采样点处截取部分扁钢作为样本, 通过失重法计算出对应接地导体的腐蚀速率^[12]。最后对每座变电站内所

有采样点测量的土壤理化性质数据和接地导体腐蚀速率求取平均值,和求得的接地网电阻增长平均速率 Z 共同作为本座变电站接地网腐蚀速率预测模型的特征量,最终所有变电站接地网的样本数据见附录。为了建立接地网腐蚀速率的预测模型,将样本库中的 24 组样本数据划分为训练集样本和测试机样本,选择前面 20 组数据作为训练样本,后面 4 组数据作为测试样本。

2 基于人工蜂群算法优化 SVM 的接地网腐蚀速率预测模型建立

2.1 SVM 理论基础

SVM 将回归问题转换为二次规划问题,摆脱了容易陷入局部最优的问题,很适合处理小样本回归问题^[13]。

SVM 利用非线性映射函数 $\varphi(\mathbf{x})$ 将作为输入的样本 \mathbf{x} 映射到高维空间 \mathbf{H} 之中,并在 \mathbf{H} 中基于结构风险最小化原则建立高维空间线性回归函数:

$$f(\mathbf{x}) = \mathbf{w}\varphi(\mathbf{x}) + b \quad (10)$$

其中, \mathbf{w} 为权值向量,且有 $\mathbf{w} \in \mathbf{H}$; b 为偏置,且有 $b \in \mathbf{R}$ 。针对回归拟合问题,引入 ε 线性不敏感损失函数,在正、负松弛度分别为 ξ 和 ξ^* 的水平下进行无误差拟合,以回归函数的复杂度和拟合误差之后最小值为目标函数,则优化模型为:

$$\begin{cases} \min \left\{ \frac{1}{2} \|\mathbf{w}\|^2 + C \sum_{i=1}^S (\xi_i + \xi_i^*) \right\} \\ \text{s.t.} \quad \mathbf{w}\varphi(\mathbf{x}_i) - y_i + b \leq \varepsilon + \xi_i^* \\ \quad y_i - \mathbf{w}\varphi(\mathbf{x}_i) - b \leq \varepsilon + \xi_i \\ \quad \xi_i \geq 0, \xi_i^* \geq 0 \end{cases} \quad (11)$$

其中, C 为非负惩罚因子; S 为样本个数。

为求解式 (11), 引入 Lagrange 函数, 分别对式中各变量进行偏导数求解并置其为 0, 通过对偶原理将需要求解的问题转化为:

$$\begin{cases} \max \left\{ -\frac{1}{2} \sum_{i,j=1}^S (\alpha_i - \alpha_i^*) (\alpha_j - \alpha_j^*) K(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j) - \varepsilon \sum_{i=1}^S (\alpha_i + \alpha_i^*) + \sum_{i=1}^S y_i (\alpha_i - \alpha_i^*) \right\} \\ \text{s.t.} \quad \sum_{i=1}^S (\alpha_i - \alpha_i^*) = 0 \quad \alpha_i, \alpha_i^* \in [0, C] \end{cases} \quad (12)$$

其中, $K(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j) = \varphi(\mathbf{x}_i) \varphi(\mathbf{x}_j)$, 为核函数, 表示将 \mathbf{x}_i 、 \mathbf{x}_j 映射到高维空间后再进行内积运算; α_i 、 α_i^* 为 Lagrange 乘子。此时, 可得到回归函数为:

$$f(\mathbf{x}) = \sum_{i=1}^S (\alpha_i - \alpha_i^*) K(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j) + b \quad (13)$$

SVM 可以取不同的核函数, 本文采用应用广泛的径向基函数 RBF (Radial Basis Function), 如式 (14)

所示。

$$K(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j) = \exp(-\gamma \|\mathbf{x}_i - \mathbf{x}_j\|^2) \quad (14)$$

其中, γ 为核函数参数, 且有 $\gamma > 0$ 。

2.2 人工蜂群算法优化 SVM 参数

在利用 SVM 进行接地网腐蚀速率预测时, 惩罚因子 C 和核函数参数 γ 是 2 个需要确定的重要参数, 它们的取值会直接影响最终预测结果的精确度^[14]。因此, 为了提高接地网腐蚀速率预测模型的准确度, 本文采用人工蜂群 ABC (Artificial Bee Colony) 算法对惩罚因子 C 和核函数参数 γ 进行优化计算, 建立了基于人工蜂群算法优化支持向量机 (ABC-SVM) 的接地网腐蚀速率预测模型。

ABC 算法是一种模仿蜜蜂觅食行为的智能算法, 算法中包括采蜜蜂 (EF)、观察蜂 (UF) 和侦察蜂 3 类蜜蜂, 而优化问题的解则作为食物源位置^[15]。ABC 算法的一个重要优势为对信息的深度交互, 即算法中所有的蜜蜂均借助一些摇摆动作以实现信息的交互。

结合 ABC 算法的计算流程, 利用 ABC 算法对 SVM 的参数 C 和 γ 进行优化的流程如下。

a. 算法的初始化, 设置最大迭代次数 M 、食物源个数 N 、维数 D ($D=2$)、个体最大更新次数 G 、待优化参数 C 和 γ 的取值范围, 并产生初始解集 x_{ij} ($i=1, 2, \dots, N; j=1, 2, \dots, D$)。将对模型进行训练时输出的均方误差作为适应度函数:

$$f = \frac{1}{S_1} \sum_{i=1}^{S_1} (y_i^* - y_i)^2 \quad (15)$$

其中, y_i^* 为腐蚀速率预测值; y_i 为实际腐蚀速率值; S_1 为训练集样本数。按照式 (15) 计算各食物源对应的适应度, 并确定最优的食物源。

b. 采蜜蜂工作, 按照式 (16) 搜索新的食物源, 并按照式 (15) 计算适应度, 如果新的食物源的适应度低于搜索前, 则用新的食物源代替先前的最优食物源。

$$v_{ij} = x_{ij} + \phi_{ij}(x_{ij} - x_{kj}) \quad (16)$$

c. 观察蜂工作, 按照式 (17) 计算得出的概率 P_i 选择食物源, 并根据式 (16) 在食物源附近搜索新的食物源, 并计算对应的适应度, 如果新的食物源的适应度低于搜索前, 则选择替代先前的最优食物源。

$$P_i = \frac{f_i}{\sum_{j=1}^N f_j} \quad (17)$$

d. 若某一食物源经过 G 次循环之后没有得到优化, 则选择放弃该食物源, 对应采蜜蜂变异为侦察蜂, 按照式 (18) 产生新的食物源。

$$x_i = x_{\min} + \text{rand}(0, 1)(x_{\max} - x_{\min}) \quad (18)$$

e. 若运算迭代次数达到 M 或者最优适应度达到设定精度,则运算结束,输出参数的最优值,否则返回步骤 b。

2.3 基于 ABC-SVM 的接地网腐蚀速率预测步骤

结合前文所述的接地网腐蚀诊断过程,以及利用 ABC-SVM 的计算流程,基于 ABC-SVM 模型对接地网腐蚀速率预测的具体步骤为:

a. 首先对接地网进行腐蚀诊断,确定采样点位置,计算电阻平均增长速率,获取土壤电阻率、含水率、孔隙率、 SO_4^{2-} 和 Cl^- 的含量,以及接地网的腐蚀预测速率,建立样本数据库。

b. 将样本划分为训练集和测试集,利用式 (11) 对样本数据进行归一化处理:

$$x' = \frac{x - \min\{x\}}{\max\{x\} - \min\{x\}} \quad (19)$$

其中, x 、 x' 分别为进行归一化处理前、后的数据。

c. 利用 ABC 算法对 SVM 模型的惩罚因子 C 和核函数参数 γ 进行优化计算,结合交叉验证方法,以训练集样本作为模型控制量,确定 ABC 算法的适应度函数以及其他初始参数,最终求出最优参数 C 和 γ 。

d. 利用 ABC 算法优化后的 SVM 模型对测试集样本进行预测,并对输出结果进行数据反归一化处理,得到接地网腐蚀速率的预测结果。

3 预测结果对比及分析

3.1 参数优化结果

利用 ABC 算法对接地网腐蚀速率预测的 SVM 模型进行优化,设置:最大迭代次数 $M=200$;食物源个数 $N=10$;维数 $D=2$;个体最大更新次数 $G=10$;判断终止精度为 10^{-3} ; C 和 γ 的搜索范围均为 $[2^{-5}, 2^5]$ 。对训练样本采用交叉验证方法,交叉验证的折数为 4。

经过 200 次迭代计算后,计算过程中的最佳适应度和种群平均适应度变化如图 2 所示。

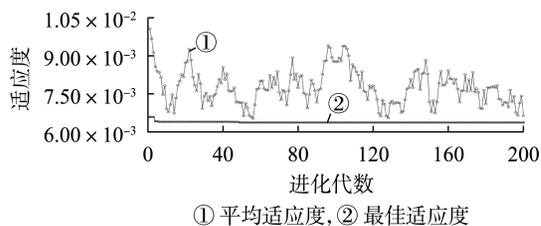


图 2 ABC-SVM 模型的适应度

Fig.2 Fitness of ABC-SVM model

由图 2 可见,ABC 算法的最优适应度最终达到了 6.37×10^{-3} ,接近理想最优值,参数惩罚因子 C 和核函数参数 γ 的寻优结果为 $C=0.61$ 、 $\gamma=8.04$ 。

3.2 预测结果分析

利用 ABC-SVM 模型对测试集样本的接地网腐

蚀速率进行预测,同时为对比所提出的 ABC-SVM 模型的性能,同样采用 BP 神经网络和广义回归神经网络 GRNN (Generalized Regression Neural Network) 对本文建立的样本进行训练和预测^[16],设置 BP 神经网络的输入层、隐含层和输出层的节点数分别为 6、9、1,学习速率为 0.02,目标误差为 0.001;设置 GRNN 的输入层和输出层的节点数分别为 6、9,扩展速度为 0.5。分别利用 3 种预测模型对样本集的接地网腐蚀速率进行预测,结果如表 1 所示。

表 1 3 种模型的预测结果对比

Table 1 Comparison of prediction results among three models

编号	腐蚀速率/($\text{g} \cdot \text{dm}^{-2} \cdot \text{a}^{-1}$)			
	实际值	ABC-SVM	GRNN	BP 神经网络
1	8.50	8.11	7.92	8.59
2	5.47	5.48	5.18	4.62
3	8.02	8.55	8.37	7.55
4	6.16	6.49	7.24	4.83

为了对 3 种预测模型进行更深入的对比分析,采用采用均方误差 (MSE) e_{MSE} 、平均相对误差 e_{MAPE} 以及相对误差的标准差 σ_{MAPE} 这 3 种指标对模型性能进行评价,其计算公式如下:

$$e_{\text{MSE}} = \frac{1}{S_t} \sum_{i=1}^{S_t} (y'_i - y_i)^2 \quad (20)$$

$$e_{\text{MAPE}} = \frac{1}{S_t} \sum_{i=1}^{S_t} \left| \frac{y'_i - y_i}{y_i} \right| \quad (21)$$

$$e_{\text{MAPE}} = \sqrt{\frac{1}{S_t - 1} \sum_{i=1}^{S_t} \left(\frac{y'_i - y_i}{y_i} - e_{\text{MAPE}} \right)^2} \quad (22)$$

根据表 1 中的预测结果,利用式 (20) — (22) 分别对 ABC-SVM 模型、GRNN 预测模型和 BP 神经网络模型的预测结果进行评价,如表 2 所示。

表 2 3 种预测模型的性能对比

Table 2 Comparison of performance among three prediction models

预测模型	e_{MSE}	e_{MAPE}	σ_{MAPE}
ABC-SVM	0.135 5	0.041 8	0.057 8
GRNN	0.427 4	0.085 1	0.132 2
BP 神经网络	0.680 1	0.110 1	0.267 8

通过对比表 2 中的指标,可以发现 ABC-SVM 模型的 e_{MSE} 和 e_{MAPE} 均远低于 GRNN 模型和 BP 神经网络模型,体现了 ABC-SVM 模型的预测结果更接近实际值,具有较高的预测精确度;同时,ABC-SVM 模型的相对误差的标准差 σ_{MAPE} 也要远低于其他 2 种模型,这说明 ABC-SVM 模型的预测结果的相对误差波动性较低,体现了 ABC-SVM 模型具有良好的稳定性和适应性。

4 结论

本文在建立接地网腐蚀速率预测模型的过程中

引入接地网腐蚀电网络诊断的过程,基于 SVM 建立了接地网腐蚀速率的预测模型,并采用 ABC 算法对 SVM 的参数进行了优化,提出了接地网腐蚀速率预测的 ABC-SVM 模型,并对所提预测模型进行了测试,具体结论如下:

a. 对接地网腐蚀状况进行诊断,以经过综合诊断之后确定的腐蚀的支路位置为采样点,并且提出接地网电阻平均增长速率这一参量,与其他土壤理化性质参量一起作为预测模型的输入特征量,提升了预测模型的可靠性;

b. 利用 ABC 算法对 SVM 的参数进行了优化,建立了接地网腐蚀速率预测的 ABC-SVM 模型,测试结果表明相对 BP 神经网络模型和 GRNN 模型,对于接地网腐蚀速率预测这类小样本问题,本文建立的 ABC-SVM 模型具有更强的鲁棒性和泛化能力,预测结果的精确度和稳定性更高。

附录见本刊网络版 (<http://www.epae.cn>)。

参考文献:

- [1] 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. Fault diagnosis of grounding network based on the node tearing and chemical reaction optimization algorithm[J]. Electric Power Automation Equipment, 2017, 37(1):163-168, 175.
- [2] 吕超,刘利强,胡凯旋,等. 测试点偏移时的接地网腐蚀故障诊断方法[J]. 电力自动化设备,2016,36(1):155-161,168.
LÜ Chao, LI Liqiang, HU Kaixuan, et al. The corrosion fault diagnosis methods of grounding network with test point offset[J]. Electric Power Automation Equipment, 2016, 36(1):155-161, 168.
- [3] 杨滔. 接地网腐蚀状态检测及其寿命预测[D]. 长沙:湖南大学,2011.
YANG Tao. Corrosion detection and life prediction of grounding network[D]. Changsha: Hunan University, 2011.
- [4] 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 the corrosion prediction of Q235 steel in Hainan substation based on neural network[D]. Beijing: North China Electric Power University, 2016.
- [5] 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. Prediction of corrosion rate of grounding network based on fuzzy extension level analysis[J]. Computer Application and Software, 2014, 31(6):170-173, 197.
- [6] 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 Jinyi, DU BOWEI, HAN Juan, et al. A new method for predicting corrosion rate of grounding network[J]. Mathematics in Practice and Theory, 2015, 45(19):123-130.
- [7] 刘渝根,肖磊石,李谦,等. 接地网故障诊断平台的功能与构建研究[J]. 高压电器,2011,47(9):78-83.
LIU Yugen, XIAO Leishi, LI Qian, et al. Study on function and construction of fault diagnosis platform of grounding network[J]. High Voltage Apparatus, 2011, 47(9):78-83.
- [8] 刘渝根,王硕,田金虎,等. 接地网腐蚀诊断优化测量方法[J]. 重庆大学学报,2008(11):1303-1306.
LIU Yugen, WANG Shuo, TIAN Jinhui, et al. A method for optimizing the diagnosis and measurement of ground network corrosion[J]. Journal of Chongqing University, 2008(11):1303-1306.
- [9] 闫爱军,陈沂,冯拉俊. 几种接地网材料在土壤中的腐蚀特性研究[J]. 腐蚀科学与防护技术,2010,22(3):197-199.
YAN Aijun, CHEN Yi, FENG Lajun. Study on corrosion characteristics of several grounding materials in soil[J]. Corrosion Science and Protection Technology, 2010, 22(3):197-199.
- [10] 王磊静,徐松,朱志平,等. 红壤中变电站接地网金属材料的腐蚀行为分析[J]. 腐蚀科学与防护技术,2015,27(1):59-63.
WANG Leijing, XU Song, ZHU Zhiping, et al. Analysis of corrosion behavior of metallic materials in substation in red soil[J]. Corrosion Science and Protection Technology, 2015, 27(1):59-63.
- [11] 朱志平,马骁,荆玲玲,等. 变电站土壤腐蚀性评价及接地网金属腐蚀特性分析[J]. 电瓷避雷器,2009(4):18-22,26.
ZHU Zhiping, MA Xiao, JING Lingling, et al. Evaluation of soil corrosion in substation and analysis of corrosion characteristics of ground wire[J]. Insulators and Surge Arresters, 2009(4):18-22, 26.
- [12] 王鑫. 接地网腐蚀现场检测及化学镀镍防护技术[D]. 天津:天津大学,2012.
WANG Xin. Site detection and electroless nickel plating protection technology[D]. Tianjin: Tianjin University, 2012.
- [13] 张德议,焦健,汪可,等. 基于帝国殖民竞争算法优化支持向量机的电力变压器故障诊断模型[J]. 电力自动化设备,2018,38(1):99-104.
ZHANG Yiyi, JIAO Jian, WANG Ke, et al. Power transformer fault diagnosis model based on the support vector machine optimized by imperial competition algorithm[J]. Electric Power Automation Equipment, 2018, 38(1):99-104.
- [14] 陈伟根,滕黎,刘军,等. 基于遗传优化支持向量机的变压器绕组热点温度预测模型[J]. 电工技术学报,2014,29(1):44-51.
CHEN Weigen, TENG Li, LIU Jun, et al. Transformer winding hot-spot temperature prediction model of support vector machine optimized by genetic algorithm[J]. Transaction of China Electrotechnical Society, 2014, 29(1):44-51.
- [15] 赵辉,李牧东,翁兴伟. 具有自适应全局最优引导快速搜索策略的人工蜂群算法[J]. 控制与决策,2014,29(11):2041-2047.
ZHAO Hui, LI Mudong, WENG Xingwei. Artificial bee colony with adaptive global optimal guidance for fast search strategy[J]. Control and Decision, 2014, 29(11):2041-2047.
- [16] 陈伟根,奚红娟,苏小平,等. 广义回归神经网络在变压器绕组热点温度预测中的应用[J]. 高压技术,2012,38(1):16-21.
CHEN Weigen, XI Hongjuan, SU Xiaoping, et al. Application of generalized regression neural network in transformer winding hot temperature prediction[J]. High Voltage Technology, 2012, 38(1):16-21.

作者简介:



刘渝根

刘渝根(1963—),男,重庆人,教授,主要研究方向为电力系统过电压与接地技术(E-mail:cd_yugen_lu@163.com);

陈超(1994—),男,四川江油人,硕士研究生,主要研究方向为电力系统过电压与接地技术(E-mail:chendac8@163.com)。

(下转第 200 页 continued on page 200)

line inductances[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2015,30(20):1-8.

作者简介:

胡庆波(1979—),男,浙江慈溪人,高级工程师,博士,研究方向为永磁同步电机的驱动技术、电力电子装置的数控技术等(E-mail:huqbnbut@163.com);



胡庆波

张荣(1972—),男,浙江余姚人,工程师,研究方向为永磁同步电机的驱动系统;

管冰蕾(1979—),女,浙江台州人,副教授,研究方向为信息融合技术、智能控制系统等。

Initial magnetic pole position detection method for permanent magnet synchronous motor

HU Qingbo¹, ZHANG Rong², GUAN Binglei¹, HE Jinbao¹, KONG Zhonghua¹

(1. School of Electronic and Information Engineering, Ningbo University of Technology, Ningbo 315211, China;

2. Ningbo Haitian Drive Company Limited, Ningbo 315801, China)

Abstract: According to the saturation effect of PMSM(Permanent Magnet Synchronous Motor) windings inductance, a novel initial magnetic pole position detection method for PMSM based on the phase current response under constant voltage source is proposed. In order to solve the problem that PMSM cannot remain stationary without brakes because the accurate magnetic pole position is unknown, a fast positioning method based on position loop is proposed for potential energy load. The method moves the given current vector in reverse direction according to the angle of the actual rotation, so as to achieve rapid positioning. Finally, the exact position of the magnetic pole is obtained by calculating the angle of the two positions of the different amplitude current vectors. The proposed method can accurately obtain the initial magnetic pole position and can be applied to different types of permanent magnet motors. Experimental results show that the proposed scheme is simple in structure, easy to implement digital control, and has strong versatility and robustness.

Key words: permanent magnet synchronous motor; inductance saturation effect; initial magnetic pole position; space voltage vector; position loop

(上接第186页 continued from page 186)

Corrosion rate prediction model of grounding grid based on support vector machine optimized by artificial bee colony algorithm

LIU Yugen, CHEN Chao

(State Key Laboratory of Power Transmission Equipment & System Security and New Technology, Chongqing University, Chongqing 400030, China)

Abstract: In order to improve the accuracy of corrosion rate prediction for grounding grid, firstly the corrosion diagnosis of grounding grid based on the theory of electric network is carried out, and the position of corrosion branches after diagnosis are taken as sampling points. Considering the limitation of reflecting the corrosion rate prediction of grounding grid only by soil physical and chemical properties, and based on the result of corrosion diagnosis, the average growth rate of resistance in grounding grid is proposed as one of the input characteristics of the prediction model. Then the corrosion rate prediction model of grounding grid based on the support vector machine optimized by artificial bee colony algorithm is proposed. The test results show that compared with the BP neural network model and generalized regression neural network model, the proposed model has higher prediction precision and stability, and good applicability to solve the problem of corrosion rate prediction for grounding grid.

Key words: grounding grid; corrosion rate; prediction model; support vector machines; artificial bee colony algorithm

附录

表 A1 接地网腐蚀速率相关样本数据

Table A1 Corrosion correlation measurement data of grounding grid

变电站	含水率/%	电阻率/ ($\Omega \cdot m$)	孔隙率/%	SO ₂ ⁻⁴ 含量/ (mg · kg ⁻¹)	CL含量/ (mg · kg ⁻¹)	电阻平均 增长率	腐蚀速率/ (g dm ⁻² a ⁻¹)
1	18.05	15.45	40.87	541.4	55.24	0.78	8.94
2	14.48	14.32	37.31	695	77.22	0.91	9.13
3	12.51	7.84	37.82	104.6	36.8	1.06	9.26
4	12.18	12.2	39.72	296.6	215.47	0.47	5.15
5	15.72	8.57	42.51	171.8	62.68	0.81	7.83
6	9.28	26.15	39.49	493.4	80.41	0.57	6.66
7	36.8	27.66	54.38	507.8	10.93	0.23	4.07
8	19.21	10.03	40.62	856.6	57.72	0.86	9.04
9	13.92	15.51	45.75	215	50.63	0.52	6
10	11.79	23.08	42.42	171.8	42.48	0.92	8.97
11	21.95	20.64	43.17	877.4	52.76	0.54	5.99
12	24.36	32.28	45.29	99.8	29.71	0.31	4.46
13	24.99	21.96	38.26	128.6	38.58	0.78	7.49
14	16.59	6.42	36.47	839	162.3	0.71	7.36
15	19.77	17.57	39.36	119	20.5	0.45	5.23
16	13.39	35.35	36.46	147.8	36.1	0.14	3.21
17	18.09	24.89	37.09	133.4	37.87	0.17	3.12
18	22.41	21.61	41.49	51.8	17.31	0.32	5.08
19	19.42	43.73	33.55	210.2	35.39	0.49	6.09
20	24.15	16.45	38.08	335	22.27	0.62	6.73
21	20.61	7.84	36.48	186.2	50.98	0.82	8.5
22	15.99	15.35	36.73	219.8	207.32	0.42	5.47
23	18.54	15.29	39.56	517.4	85.73	0.77	8.02
24	17.17	24.13	48.2	668.5	73.59	0.63	6.16