

DOI: 10.19783/j.cnki.pspc.191534

# 基于天牛须搜索优化支持向量机的变压器故障诊断研究

方涛<sup>1</sup>, 钱晔<sup>1</sup>, 郭灿杰<sup>1</sup>, 宋闯<sup>2</sup>, 王志华<sup>3</sup>, 罗建平<sup>3</sup>, 巴全科<sup>3</sup>

(1. 国网河南省电力公司洛阳供电公司, 河南 洛阳 471000; 2. 国网河南省电力公司电力科学研究院, 河南 郑州 450052; 3. 武汉凯默电气有限公司, 湖北 武汉 430023)

**摘要:** 为了准确地判断变压器绕组是否出现故障, 保证变压器供电的可靠性, 提出了一种基于天牛须搜索算法优化支持向量机(BAS-SVM)的变压器绕组故障诊断方法。采用支持向量机(SVM)作为变压器绕组形变程度的分类器, 并应用天牛须算法对 SVM 的核函数和惩罚因子进行优化, 通过人工经验训练 BAS-SVM, 使其具有很高的故障诊断精度。为了比较 BAS-SVM 算法在变压器绕组故障诊断的优越性, 采用改进的粒子群优化算法(MPSO)优化 SVM。通过仿真验证, BAS-SVM 算法的故障诊断准确率比 MPSO-SVM 算法的故障诊断准确率高 10%。最后通过实例验证了 BAS-SVM 算法对变压器绕组故障诊断的可行性。

**关键词:** 变压器; 故障诊断; BAS-SVM; 绕组变形; MPSO-SVM

## Research on transformer fault diagnosis based on a beetle antennae search optimized support vector machine

FANG Tao<sup>1</sup>, QIAN Ye<sup>1</sup>, GUO Canjie<sup>1</sup>, SONG Chuang<sup>2</sup>, WANG Zhihua<sup>3</sup>, LUO Jianping<sup>3</sup>, BA Quanke<sup>3</sup>

(1. Luoyang Power Supply Company, State Grid Henan Electric Power Company, Luoyang 471000, China; 2. State Grid Henan Electric Power Research Institute, Zhengzhou 450052, China; 3. Wuhan Kemov Electric Co., Ltd., Wuhan 430023, China)

**Abstract:** In order to accurately judge whether a transformer winding has faults and ensure the reliability of power supply of the transformer, a method of transformer winding fault diagnosis based on BAS-SVM is proposed. It uses an SVM as the classifier of the transformer winding deformation degree, and optimizes the kernel function and penalty factor of the SVM by using a beetle antennae search algorithm. The BAS-SVM is trained by artificial experience to ensure that the algorithm has a high accuracy of fault diagnosis. In order to compare the advantages of the BAS-SVM algorithm in this application, a Modified Particle Swarm Optimization (MPSO) is also used to optimize SVM. The simulation results show that the fault diagnosis accuracy rate of the BAS-SVM algorithm is 10% higher than that of MPSO-SVM algorithm. Finally, the effectiveness of the BAS-SVM method on transformer winding fault diagnosis is verified by an example.

This work is supported by Science and Technology Project of the Headquarter of State Grid Corporation of China (No. 52170218000M) and Science and Technology Project of State Grid Henan Electric Power Company in 2019 (No. 5217A01801U5).

**Key words:** transformer; fault diagnosis; BAS-SVM; winding deformation; MPSO-SVM

## 0 引言

电力变压器是电网输电的重要设备, 在电网输电的过程中起着升压或降压的作用, 一旦变压器出现故障, 会对整个变电站的正常运行造成很大的影响, 研究变电站的故障诊断方法对电力系统运

行的稳定性和可靠性具有重要的意义<sup>[1-3]</sup>。国际大电网工作组统计, 30%的变压器损毁是由变压器绕组形变导致的。变压器内部磁场和外部短路电流是造成变压器绕组形变的重要因素<sup>[4-6]</sup>, 此外, 变压器运输、油中溶解气体炸裂和绕组材料老化也可能导致变压器绕组产生形变<sup>[7-8]</sup>。随着我国特高压电网的建设, 变压器的运行环境更加错综复杂, 使得电力系统中短路事件逐渐增多。发生短路事故时, 强大的电流会使变压器绕组发生扭曲、鼓包或移位等永久

**基金项目:** 国家电网公司总部科技项目资助(52170218000M); 国网河南省电力公司 2019 年科技项目资助(5217A01801U5)

失稳形变,严重时会导致变压器无法正常工作,造成大面积停电的事故<sup>[9]</sup>。因此,对变压器绕组故障的精确诊断是确保电力系统稳定运行的重要前提。

变压器绕组形变的故障诊断方法在国内外均有研究,例如频率响应二值化图像法<sup>[7]</sup>、超声波定位的距离转换法<sup>[10]</sup>、漏电感量变化的短路阻抗法<sup>[11-12]</sup>、短路电抗与振动信号联合分析诊断法<sup>[13]</sup>、脉冲时域响应波形为参量的低压脉冲法<sup>[14]</sup>、频率响应数据的图块频点分析法<sup>[15]</sup>、极坐标图像检测法<sup>[16]</sup>等。频率响应二值化图像法具有很高的故障诊断灵敏度,该方法可以区分3种典型变压器绕组故障类型,但不能完全区分开绕组变形的程度;超声波定位的距离转换法可以直观、定量地检测变压器绕组状态,但该方法只能检测变压器绕组的凹凸形变,对变压器绕组的移位形变不能作准确地诊断;频率响应数据的图块频点分析法通过对频率响应数据的量化分析,实现了变压器故障诊断,但该方法忽略了相频特性曲线携带的信息,影响了变压器绕组故障诊断的精度。

针对以上方法的不足之处,本文采用人工智能方法对变压器绕组进行故障诊断,提出了一种基于天牛须算法优化支持向量机(BAS-SVM)的故障诊断方法,通过优化SVM的相关参数,使得SVM具有更高的故障诊断精度,并且能够有效确定变压器绕组的形变程度。根据变压器故障诊断的相关标准,将绕组形变程度分为正常、轻微变形、明显变形和严重变形4种状态,应用天牛须算法对SVM的核函数参数和惩罚因子进行优化,并设定SVM的最优核函数参数和惩罚因子。

为了比较BAS-SVM算法在变压器绕组故障诊断的优越性,本文还采用改进的粒子群优化算法(MPSO)<sup>[17-18]</sup>优化SVM的核函数参数和惩罚因子。其中,绕组相关系数、介损、电容量和故障类型为输入样本,运用采集的样本数据训练BAS-SVM算法,然后用训练好的BAS-SVM算法检测被测变压器是否发生故障。

## 1 BAS-SVM模型

### 1.1 SVM算法

支持向量机(SVM)<sup>[19-22]</sup>是一种以统计学为基础的学习方法,相较于传统人工神经网络,SVM具有非常显著的优点,对于小样本数据,采用该算法依然可以获得良好的分类效果。SVM广泛应用于分类和回归分析,对于线性可分样本,在原空间寻找最优分类超平面;对于线性不可分问题,将低维度、难以分开的特征点通过核函数向更高维度的空间映

射,进而通过超平面将其分开。

设样本集 $(x_i, y_i)$ ,其中 $i=1, L, N$ ,  $x_i$ 是输入的第 $i$ 个样本,  $y_i$ 是样本类型,  $y_i \in \{-1, 1\}$ ,  $N$ 为样本编号,最优分类超平面方程为

$$\omega^T x + b = 0 \quad (1)$$

式中: $b$ 是偏置量,为常数; $\omega$ 为超平面的法向量。通过 $\omega^T x + b > 0$ 或 $\omega^T x + b < 0$ 对 $x$ 进行分类。其中,分类决策函数为

$$f(x_i) = \text{sgn}(\omega^T x_i + b) \quad (2)$$

为了增加分类器对人为误差的容错性,在目标函数中加入松弛项,寻找最优超平面实为二次规划问题,可表示为

$$\min \frac{1}{2} \omega^T \omega + C \sum_{i=1}^m \xi_i \quad (3)$$

$$y_i(\omega^T x_i + b) \geq 1 - \xi_i, \xi_i \geq 0 \quad (4)$$

式中: $C$ 为惩罚因子,可调整样本之间的权重; $\xi_i$ 为松弛项。

利用拉格朗日乘子可在约束条件下求解式(5)的最大值。

$$Q(\alpha) = \sum_{i=1}^m \alpha_i - \frac{1}{2} \sum_{i,j=1}^m \alpha_i \alpha_j y_i y_j (x_i, x_j) \quad (5)$$

式中, $\alpha_i$ 为拉格朗日乘子。求得最优分类函数:

$$f(x) = \text{sgn}\left(\sum_{i=1}^m \alpha_i y_i K(x_i, x_j) + b\right) \quad (6)$$

式中, $K(x_i, x_j)$ 是支持向量机的核函数,SVM的核函数有二次核函数、线性核函数、多项式核函数和高斯径向基核函数等。由文献[23]可知,高斯径向基核函数比采用其他核函数分类效果好,因此,采用高斯径向基核函数作为SVM的核函数。高斯径向基核函数形式如式(7)所示。

$$K(x_i, x_j) = \exp(-g \|x_i - x_j\|^2) \quad g > 0 \quad (7)$$

式中, $g$ 是可变参数,需要对其进行优化。

### 1.2 BAS算法

天牛须搜索(Beetle Antennae Search, BAS)算法<sup>[24-25]</sup>与粒子群优化算法<sup>[26]</sup>、遗传算法<sup>[27-28]</sup>、模拟退火和蚁群算法等智能算法类似,可以实现高效寻优。BAS算法是2017年提出的一种启发式学习算法,该算法根据天牛觅食原理而开发,适用于对多目标函数进行优化。天牛根据左右触须感应食物气味的强度来判断食物的位置,哪一个触须感应到的气味强度大,天牛就往该方向飞。在飞行过程中根据左右触须收到的食物气味强度,不断调整天牛飞行的位姿,最后精准找到食物的位置。与其他一些智能算法相比较,BAS算法只需要一个个体就可以

实现寻优，降低了算法的运算量，使得寻优速度明显提高。

天牛须算法建模过程如图 1 所示。首先，创建天牛须方向的随机向量和天牛须左右的空间指标；其次，判断天牛左右触须感应食物的气味浓度；最后实时更新天牛的位置。

1) 建立天牛触须的随机向量，并对随机向量归一化。归一化后的天牛须随机向量为

$$\vec{b} = \frac{\text{rands}(k,1)}{\|\text{rands}(k,1)\|} \quad (8)$$

式中， $k$  是空间维度。

2) 天牛左右触须的坐标分别以  $x_l$  和  $x_r$  表示， $d_0$  为两触须之间的距离， $x$  为质心坐标，则  $t$  次迭代后天牛左右须的空间坐标为

$$\begin{cases} x_{rt} = x^t + d_0 \cdot \vec{b}/2 \\ x_{lt} = x^t - d_0 \cdot \vec{b}/2 \end{cases} \quad (t=0,1,2,\dots,n) \quad (9)$$

3) 设  $f()$  为天牛须适应度函数，根据该函数判断天牛两触须感应到食物的气味强度，左右触须适应度函数分别为  $f(x_l)$  和  $f(x_r)$ 。

4) 天牛的位置随左右触须气味的感应强度而不断变化，天牛的位置表达式为

$$x^{t+1} = x^t - \delta^t \cdot \vec{b} \cdot \text{sign}(f(x_{rt}) - f(x_{lt})) \quad (10)$$

式中： $\text{sign}()$ 为符号函数； $\delta^t$  为步长因子。

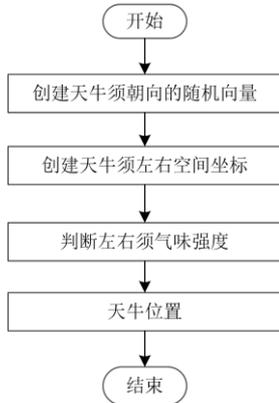


图 1 天牛须算法建模步骤  
Fig. 1 Modeling steps of the BAS

### 1.3 BAS-SVM 模型建立

建立 BAS-SVM 模型主要是为了提高 SVM 的分类能力，使得该算法对变压器的故障诊断更加准确。SVM 的惩罚因子  $C$  和核函数参数  $g$  是影响其分类能力的主要因素，其中惩罚因子  $C$  可以影响 SVM 对样本学习的准确性，参数  $g$  影响样本的空间投射。通过 BAS 算法找到最佳的  $C$  和  $g$ ，进而提高 SVM 的故障诊断率。基于 BAS 算法优化 SVM 参

数的故障诊断过程如图 2 所示。

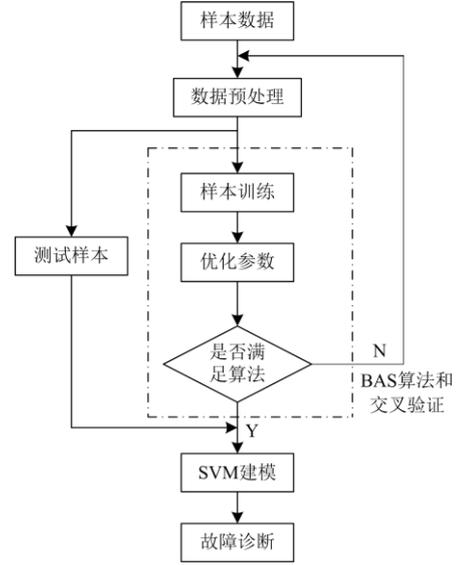


图 2 BAS 算法优化 SVM 故障诊断流程图

Fig. 2 Fault diagnosis flow chart of BAS optimized SVM

BAS-SVM 算法模型建立步骤如下：

- 1) 确定天牛触须的随机向量，以及空间维度  $k$ 。
- 2) 设置步长因子  $\delta$ 。步长因子表达式为

$$\delta^{t+1} = \delta^t \cdot \text{eta} \quad t = (0,1,2,\dots,n) \quad (11)$$

本文取  $\text{eta}=0.96$ 。

- 3) 将测试数据的均方根误差 MSE 作为适应度评价函数。适应函数表达式为

$$\text{fitness} = \text{MSE} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (t_{\text{sim}}(i) - y_i)^2 \quad (12)$$

式中： $N$  为训练样本数； $t_{\text{sim}}(i)$  为第  $i$  个样本输出值； $y_i$  为第  $i$  个样本的实际值。

- 4) 更新天牛须位置。初始化天牛须位置，取  $[-0.5,0.5]$  之间的随机数作为天牛的初始位置，将所取随机数保存于  $\text{bestX}$  中；再根据表达式(12)计算在初始位置时的适应度函数值，将函数值保存在  $\text{bestY}$  中；最后，根据表达式(9)更新天牛左右须的位置坐标。

- 5) 更新  $\text{bestY}$  和  $\text{bestX}$ 。天牛左右须位置分别由函数  $f(x_l)$  和  $f(x_r)$  求得，然后根据表达式(9)获得天牛的实时位置，即调整 SVM 的  $C$  和  $g$ ，并通过计算实时更新  $\text{bestY}$  和  $\text{bestX}$ 。

- 6) 迭代停止控制。如果适应度函数值满足设定的精度要求，则执行步骤 7)，否则，执行步骤 4) 继续更新天牛须的位置。

- 7) 生成最优解。最优解即为支持向量机最优惩罚因子  $C$  和核函数参数  $g$ 。

## 2 人工经验训练 BAS-SVM 和 MPSO-SVM

本文以 110 kV 电压等级下变压器的参数标准为例, 分别输入变压器绕组的标准参数训练 BAS-SVM 算法和 MPSO-SVM 算法。变压器绕组变形程度与相关系数  $R$  的关系参照 DL/T911-2016《电力变压器绕组变形的频率响应分析法》<sup>[29]</sup>, 相关系数与变压器绕组形变程度关系如表 1 所示, 表 1 中  $R_{LF}$  为低频段相关系数,  $R_{MF}$  为中频段相关系数,  $R_{HF}$  为高频段相关系数。

表 1 相关系数与变压器绕组形变程度关系

Table 1 Relationship between correlation coefficient and deformation degree of the transformer winding

绕组变形程度	相关系数 $R$
严重变形	$R_{LF} < 0.6$
明显变形	$1.0 > R_{LF} \geq 0.6$ 或 $R_{MF} < 0.6$
轻微变形	$2.0 > R_{LF} \geq 1.0$ 或 $R_{MF} < 1.0$
正常绕组	$R_{LF} \geq 2.0$ 和 $R_{MF} \geq 1.0$ 和 $R_{HF} \geq 0.6$

根据规范 DL/T596-1996《电力设备预防性试验规程》<sup>[30]</sup>可知, 介质损耗  $\tan \delta\% \leq 0.8$ 、电容变化量  $\geq 5\%$  满足变压器参数要求。用于训练和测试的样本数据包括变压器低频段、中频段和高频段相关系数  $R$  以及介质损耗  $\tan \delta\%$ 、电容误差和故障类型。根据表 1 将变压器绕组变形程度分为 4 个类型: 严重变形、明显变形、轻微变形和正常, 这 4 种故障类型分别用数字 3、2、1 和 0 表示。通过采集变压器的相关参数值和故障类型作为变压器故障诊断的测试样本和训练样本, 采集的部分样本数据如表 2 所示。

表 2 样本数据

Table 2 Sample data

样本号	$R_{LF}$	$R_{MF}$	$R_{HF}$	$\tan \delta\%$	电容误差/%	故障类型
1	2.7	1.4	2	0.8	4.2	0
2	2.3	1.2	2.7	0.5	4.7	0
3	1.4	0.9	0.7	0.9	5.8	1
4	2.6	1.1	1.5	0.7	4.2	0
5	1.2	0.7	0.9	1.2	5.6	1
6	0.8	0.72	1.3	1.8	6.4	2
7	0.5	0.7	0.4	1.4	6.9	3

本文选取 100 组不同故障类型的样本集, 分别对 BAS-SVM 与 MPSO-SVM 算法进行训练和测试, 通过训练使其能够智能地判断变压器绕组的故障类型。将测试样本数据分别以矩阵形式输入到已经训练好的 BAS-SVM 算法和 MPSO-SVM 算法, BAS-SVM 算法和 MPSO-SVM 算法便可以得到故障诊断结果, 诊断结果以数字 3、2、1 和 0 表示。

人工经验训练 BAS-SVM 和 MPSO-SVM 的过程如图 3 所示, 首先将训练样本分别输入 BAS-SVM 和 MPSO-SVM 模型中, 并利用改进的粒子群优化算法(MPSO)和 BAS 算法优秀的寻优能力, 找到最高交叉验证正确率下的核函数参数  $g$  和惩罚因子  $C$ ; 然后将最高交叉验证正确率下的核函数参数  $g$  和惩罚因子  $C$  设定入 SVM 中, 此过程便完成了 BAS-SVM 算法和 MPSO-SVM 算法的训练。

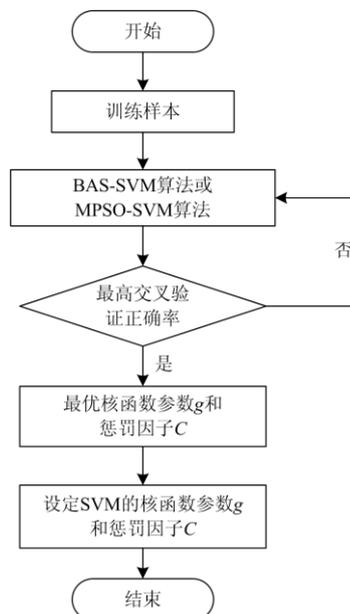


图 3 人工经验分别训练 BAS-SVM 和 MPSO-SVM

Fig. 3 Using artificial experience to train BAS-SVM and MPSO-SVM respectively

运用 MPSO 算法优化 SVM 得到的验证正确率和运用 BAS 算法寻优的验证正确率如图 4 所示。由仿真结果可知, 采用 MPSO 算法优化 SVM 训练的最高准确率为 91.12%, 平均正确率为 86.12%, 对

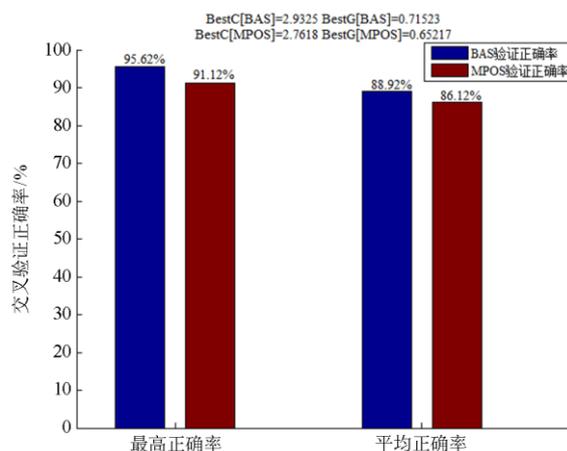


图 4 BAS 与 MPOS 交叉验证正确率

Fig. 4 Cross validation accuracy of BAS and MPOS

应的最佳  $C=2.7618$ ，最佳  $g=0.65217$ ；采用 BAS 算法优化 SVM 训练的最高准确率为 95.62%，平均正确率为 88.92%，对应的最佳参数  $C=2.9325$ ，最佳参数  $g=0.71523$ 。故采用 BAS 验证的最高正确率和平均正确率均高于 MPOS 算法的验证正确率。

将 20 组测试样本分别放入设定好核函数参数  $g$  和惩罚因子  $C$  的 BAS-SVM 算法和 MPSO-SVM 算法中进行预测，并比较两种算法对变压器绕组故障诊断的准确性。对于相同的 20 组测试样本，采用 MPSO-SVM 算法进行故障诊断的仿真结果如图 5 所示，测试数据的诊断正确率为 85.0%；采用 BAS-SVM 算法进行故障诊断的仿真结果如图 6 所示，测试数据的诊断正确率为 95.0%。图 5 和图 6 中，“•”表示实际测试集分类，“×”表示预测测试集分类。通过比较 MPSO-SVM 算法和 BAS-SVM 算法故障诊断的准确率，BAS 算法优化 SVM 的故障诊断准确率明显高于 MPSO 算法优化 SVM 的故障诊断准确率。

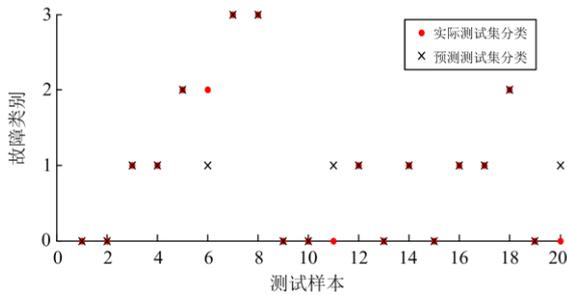


图 5 MPSO-SVM 测试样本预测

Fig. 5 Test sample prediction of MPSO-SVM

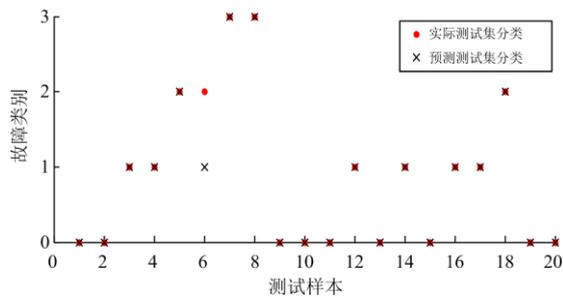


图 6 BAS-SVM 测试样本预测

Fig. 6 Test sample prediction of BAS-SVM

### 3 变压器故障诊断实例

为了用实例验证本文所提算法对变压器故障诊断的准确性，对某 110 kV 变电站的变压器进行故障诊断。该变压器在一次短路事故中引起了主变断路器跳闸，为检测此次故障是否使变压器绕组发生了形变以及变压器绕组的形变程度，本文采用

BAS-SVM 算法对该变压器绕组进行故障诊断。

在对变压器绕组进行故障诊断前，首先要对变压器绕组相关系数进行测试，包括低频段( $R_{LF}$ )、中频段( $R_{MF}$ )和高频段( $R_{HF}$ )绕组相关系数，以及对变压器本体介损  $\tan \delta\%$  和电容量进行测试，将采集的测试样本输入到训练好的 BAS-SVM 算法中进行故障诊断。

被测变压器各频段绕组的相关系数如表 3 所示。

表 3 变压器低压绕组相关系数

Table 3 Correlation coefficient of transformer

low voltage winding			
相关系数	$R_{LF}$ 低频段	$R_{MF}$ 中频段	$R_{HF}$ 高频段
$R_{21}$	1.42	1.39	1.25
$R_{31}$	1.68	0.65	0.91
$R_{32}$	1.59	0.74	0.46

被测变压器的介损  $\tan \delta\%$ 、电容量  $C_x$  和电容误差如表 4 所示。

表 4 介损和电容量

Table 4 Dielectric loss and capacitance

测试形式	$\tan \delta\%$	$C_x / nF$	电容误差/%
高-中低地	1.46	11.12	-4.84
高-低低地	0.38	15.45	-3.57
中-低低地	1.21	13.26	5.14

通过结合具体案例分析，变压器在受到短路电压冲击时，受影响最大的是低压侧绕组，为了判断变压器绕组形变的程度，选取变压器低压侧绕组的试验数据为输入样本，采用 BAS 算法优化 SVM 对变压器绕组形变进行故障诊断。将测试样本以矩阵形式输入已经训练好的 BAS-SVM 算法中，经 Matlab 仿真，得出故障类别为 2，说明此次短路故障使变压器绕组产生了明显变形。为了确定本文所提算法对变压器故障诊断的准确性，将被测变压器返厂检测，检测结果显示低压侧绕组变形明显，其它部位绕组没有出现形变和移位现象。通过实例验证，采用 BAS-SVM 算法对变压器故障诊断结果与实际结果一致。

### 4 结论

本文提出了基于 BAS-SVM 算法的变压器绕组变形故障诊断方法，并比较 BAS-SVM 算法与 MPSO-SVM 算法诊断变压器绕组形变的准确性。首先，分别采用 BAS 算法和 MPSO 算法对 SVM 的惩罚因子  $C$  和核函数参数  $g$  进行寻优；然后分别采用训练好的 BAS-SVM 和 MPSO-SVM 进行变压器绕组变形故障诊断，将测试样本分别放入训练好的

BAS-SVM 模型和 MPSO-SVM 中, 并比较两种模型对变压器绕组故障诊断的正确率。仿真结果表明, 采用 BAS-SVM 算法故障诊断的准确率为 95%; 采用 MPSO-SVM 算法故障诊断的准确率为 85%, BAS-SVM 算法比 MPSO-SVM 算法具有更高的故障诊断精度。最后通过实例验证了本文所提方法在变压器绕组形变故障诊断中的有效性。

### 参考文献

- [1] 柳强, 丁宇. 基于 SVM 和 Kriging 模型的变压器故障诊断方法[J]. 高压电器, 2018, 54(12): 286-292.  
LIU Qiang, DING Yu. Fault diagnosis method of power transformers based on support vector machine and Kriging model[J]. High Voltage Apparatus, 2018, 54(12): 286-292.
- [2] KRISHNAMURTHY S, BANINGOBERA B E. IEC61850 standard-based harmonic blocking scheme for power transformers[J]. Protection and Control of Modern Power Systems, 2019, 4(2): 121-135. DOI: 10.1186/s41601-019-0123-7.
- [3] 韩志远, 王广健, 张晓静, 等. 基于故障模型的大型变压器故障综合诊断方法与应用[J]. 华电技术, 2018, 40(10): 22-26, 77.  
HAN Zhiyuan, WANG Guangjian, ZHANG Xiaojing, et al. Application of large transformer comprehensive fault diagnosis based on fault model[J]. Huadian Technology, 2018, 40(10): 22-26, 77.
- [4] 邓祥力, 谢海远, 熊小伏, 等. 基于支持向量机和有限元分析的变压器绕组变形分类方法[J]. 中国电机工程学报, 2015, 35(22): 5778-5786.  
DENG Xiangli, XIE Haiyuan, XIONG Xiaofu, et al. Classification method of transformer winding deformation based on SVM and finite element analysis[J]. Proceedings of the CSEE, 2015, 35(22): 5778-5786.
- [5] 周院超, 王雪. 基于磁场测量的变压器绕组形变在线监测方法[J]. 电测与仪表, 2017, 54(17): 58-63, 87.  
ZHOU Yuanchao, WANG Xue. The on-line monitoring method of transformer winding deformation based on magnetic field measurement[J]. Electrical Measurement & Instrumentation, 2017, 54(17): 58-63, 87.
- [6] 张鹏, 汪佛池, 周若琪, 等. 一起 220 kV 变压器绕组短路故障诊断与分析[J]. 变压器, 2017, 54(11): 68-72.  
ZHANG Peng, WANG Fochi, ZHOU Ruoqi, et al. Analysis and diagnosis of 220 kV transformer winding short-circuit fault[J]. Transformer, 2017, 54(11): 68-72.
- [7] 赵仲勇, 唐超, 李成祥, 等. 基于频率响应二值化图像的变压器绕组变形故障诊断方法[J]. 高电压技术, 2019, 45(5): 1526-1534.  
ZHAO Zhongyong, TANG Chao, LI Chengxiang, et al. Diagnostic method of transformer winding deformation faults based on frequency response binary image[J]. High Voltage Engineering, 2019, 45(5): 1526-1534.
- [8] 张坤, 王丰华, 廖天明, 等. 应用复小波变换检测突发短路时的电力变压器绕组状态[J]. 电工技术学报, 2014, 29(8): 327-332.  
ZHANG Kun, WANG Fenghua, LIAO Tianming, et al. Detection of transformer winding deformation under sudden short-circuit impact based on complex wavelet algorithm[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2014, 29(8): 327-332.
- [9] 李妍, 周洪伟, 沈小伟, 等. 电力变压器绕组电气参数对绕组变形的全局灵敏度分析[J]. 电力系统保护与控制, 2018, 46(7): 31-37.  
LI Yan, ZHOU Hongwei, SHEN Xiaowei, et al. Global sensitivity analysis of winding electrical parameters on power transformer winding deformation[J]. Power System Protection and Control, 2018, 46(7): 31-37.
- [10] 王昕, 刘伟家, 郑益慧, 等. 基于超声波技术的绕组变形 3 维成像检测装置设计[J]. 高电压技术, 2017, 43(12): 4054-4059.  
WANG Xin, LIU Weijia, ZHENG Yihui, et al. Design of 3D imaging winding deformation detection device based on ultrasonic method[J]. High Voltage Engineering, 2017, 43(12): 4054-4059.
- [11] 朱佼佼, 陈特放, 付强, 等. 一种新的交流机车主变压器绕组状态在线监测方法[J]. 中国电机工程学报, 2016, 36(8): 2280-2288.  
ZHU Jiaojiao, CHEN Tefang, FU Qiang, et al. A new online status monitoring method for the windings of AC locomotive main transformer[J]. Proceedings of the CSEE, 2016, 36(8): 2280-2288.
- [12] ABU-SIADA A, ISLAM S M. A novel online technique to detect power transformer winding faults[J]. IEEE Transactions on Power Delivery, 2012, 27(2): 849-857.
- [13] 徐建源, 陈彦文, 李辉, 等. 基于短路电抗与振动信号联合分析的变压器绕组变形诊断[J]. 高电压技术, 2017, 43(6): 2001-2006.  
XU Jianyuan, CHEN Yanwen, LI Hui, et al. Transformer winding deformation analysis based on short-circuit reactance and vibration signal analysis[J]. High Voltage Engineering, 2017, 43(6): 2001-2006.
- [14] LAVRINOVICH V A, MYTNIKOV A V. Development of pulsed method for diagnostics of transformer windings based on short probe impulse[J]. IEEE Transactions on Dielectrics and Electrical Insulation, 2015, 22(4): 2041-2045.
- [15] 许渊, 弓艳朋, 刘有为, 等. 变压器绕组频率响应数据的图块频点分析法[J]. 电力系统自动化, 2014, 38(6):

- 91-97.  
XU Yuan, GONG Yanpeng, LIU Youwei, et al. Transformer winding frequency response data analysis with block frequency point method[J]. Automation of Electric Power Systems, 2014, 38(6): 91-97.
- [16] 宋慧欣, 张义华, 李皓然, 等. 极坐标图像法用于检测变压器绕组的微小辐向变形故障[J]. 电测与仪表, 2018, 55(3): 25-30.  
SONG Huixin, ZHANG Yihua, LI Haoran, et al. Polar image method used for detecting the minor radial deformation fault of transformer winding[J]. Electrical Measurement & Instrumentation, 2018, 55(3): 25-30.
- [17] 梅恒荣, 殷礼胜, 刘冬梅, 等. 改进粒子群算法优化的 SVM 模拟电路故障诊断[J]. 电子测量与仪器学报, 2017, 31(8): 1239-1246.  
MEI Hengrong, YIN Lisheng, LIU Dongmei, et al. Analogue circuit fault diagnosis based on SVM optimized by IPSO[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2017, 31(8): 1239-1246.
- [18] SHI Zhibiao, SONG Quangang, MA Mingzhao, et al. Fault diagnosis of steam turbine based on MPSO-SVM algorithm[J]. Journal of Chinese Society of Power Engineering, 2012, 32(6): 454-457, 462.
- [19] 谭贵生, 石宜金, 刘丹丹. 基于混沌粒子群优化支持向量机的变压器故障诊断[J]. 昆明理工大学学报: 自然科学版, 2019, 44(5): 54-61.  
TAN Guisheng, SHI Yijin, LIU Dandan. Fault diagnosis of transformers based on support vector machine with improved particle swarm optimization[J]. Journal of Kunming University of Science and Technology: Natural Science, 2019, 44(5): 54-61.
- [20] HAO Peiyi, CHIANG J H, TU Yikun. Hierarchically SVM classification based on support vector clustering method and its application to document categorization[J]. Expert Systems with Applications, 2007, 33(3): 627-635.
- [21] WANG Hui, PI Daoying, SUN Youxian. Online SVM regression algorithm-based adaptive inverse control[J]. Neurocomputing, 2007, 70(4): 952-959.
- [22] 田凤兰, 张恩泽, 潘思蓉, 等. 基于特征量优选与 ICA-SVM 的变压器故障诊断模型[J]. 电力系统保护与控制, 2019, 47(17): 163-170.  
TIAN Fenglan, ZHANG Enze, PAN Sirong, et al. Fault diagnosis model of power transformers based on feature quantity optimization and ICA-SVM[J]. Power System Protection and Control, 2019, 47(17): 163-170.
- [23] 张懿议, 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 support vector machine optimized by imperialist competitive algorithm[J]. Electric Power Automation Equipment, 2018, 38(1): 99-104.
- [24] JIANG Xiangyuan, LI Shuai. BAS: beetle antennae search algorithm for optimization problems[J]. International Journal of Robotics and Control, 2017.
- [25] JIANG Xiangyuan, LI Shuai. Beetle antennae search without parameter tuning (BAS-WPT) for multi-objective optimization[J]. arXiv preprint arXiv:1711.02395, 2017.
- [26] 梁可道. 粒子群优化的小波算法在避雷器老化诊断中的应用[J]. 中国电力, 2018, 51(6): 102-106.  
LIANG Kedao. Application of PSO-based wavelet algorithm in MOA aging diagnosis[J]. Electric Power, 2018, 51(6): 102-106.
- [27] 孙宇贞, 李朵朵, 张婷, 等. 信息熵改进免疫遗传算法在火电厂主蒸汽温度控制系统中应用[J]. 热力发电, 2018, 47(8): 97-102.  
SUN Yuzhen, LI Duoduo, ZHANG Ting, et al. Application of immune genetic algorithm improved by information entropy in main steam temperature control system of thermal power plants[J]. Thermal Power Generation, 2018, 47(8): 97-102.
- [28] 袁雪峰, 马进, 强硕, 等. 遗传算法优化锅炉汽包水位不完全微分 PID 参数[J]. 华电技术, 2018, 40(10): 7-11, 76.  
YUAN Xuefeng, MA Jin, QIANG Shuo, et al. Incomplete differential PID parameters of boiler drum water level optimized by genetic algorithm[J]. Huadian Technology, 2018, 40(10): 7-11, 76.
- [29] 中华人民共和国国家发展和改革委员会. 电力变压器绕组变形的频率响应分析法: DL/T911—2016[S]. 北京: 中国电力出版社, 2016.  
National Development and Reform Committee of China. Frequency response analysis on winding deformation of power transformer: DL/T 911—2016[S]. Beijing: China Electric Power Press, 2016.
- [30] 中华人民共和国电力工业部. 电力设备预防性试验规程: DL/T 596—1996[S]. 北京: 中国电力出版社, 1997.  
Ministry of Power Industry of China. Preventive test code for electric power equipment: DL/T596—1996[S]. Beijing: China Electric Power Press, 1997.

收稿日期: 2019-12-12; 修回日期: 2020-02-06

作者简介:

方涛(1977—), 男, 本科, 高级工程师, 研究方向为智能变电站二次系统。E-mail: baquanke@kemov.com

(编辑 张爱琴)