

DOI: 10.19783/j.cnki.pspc.191176

# 基于 IABC 优化 SVM 的变压器故障诊断

谢国民<sup>1</sup>, 倪乐水<sup>1</sup>

(辽宁工程技术大学电气与控制工程学院, 辽宁 葫芦岛 125105)

**摘要:** 针对故障信息较少时无法准确诊断变压器故障的问题, 提出一种改进的人工蜂群算法优化支持向量机的故障诊断方法。首先采用主成分分析(PCA)对输入变量进行特征提取, 降低特征向量的维数, 避免了变量信息之间的相互重叠。其次, 通过基于二维均匀的种群初始化和基于欧氏距离的食物源更新来对传统的人工蜂群算法(ABC)进行改进, 并将改进蜂群算法(IABC)与 ABC 和粒子群算法(PSO)进行性能测试, 证明了搜索速率和收敛性都有显著提高。最后用 IABC 优化支持向量机(SVM)的参数, 将 PCA 提取的新特征值分别输入 IABC-SVM、GA-SVM、PSO-SVM 模型并对比诊断效果。最终表明所提方法具有诊断准确率高、模型简单、泛化能力强的特点。

**关键词:** 变压器; 故障诊断; PCA; 支持向量机; 蜂群算法

## Transformer fault diagnosis based on an artificial bee colony-support vector machine optimization algorithm

XIE Guomin<sup>1</sup>, NI Leshui<sup>1</sup>

(College of Electrical and Control Engineering, Liaoning Technical University, Huludao 125105, China)

**Abstract:** The fault of a transformer cannot be accurately diagnosed when the fault information is small. An improved artificial bee colony algorithm is proposed to optimize the fault diagnosis method of the support vector machine. First, Principal Component Analysis (PCA) is used to extract the features of the input variables. This reduces the dimension of the feature vector and avoids the overlap of the variable information. Secondly, through two-dimensional uniform based population initialization and an Euclidean distance-based food source update, this paper improves the traditional Artificial Bee Colony (ABC) algorithm, and then tests the performance of the Improved Bee Colony Algorithm (IABC) and ABC and Particle Swarm Optimization (PSO). Search rate and convergence are improved significantly. By using IABC optimization Support Vector Machine (SVM) parameters, the new eigenvalues extracted by PCA are input into IABC-SVM, GA-SVM, PSO-SVM models and the diagnostic results are compared. Finally, the method has high diagnostic accuracy, uses a simple model, and has strong generalization ability.

This work is supported by National Natural Science Foundation of China (No. 51974151) and Foundation of Key Laboratory of Liaoning Education Department (No. LJZS003).

**Key words:** transformer; fault diagnosis; PCA; support vector machine; bee colony algorithm

## 0 引言

变压器是保障电力系统安全传输电能的关键设备<sup>[1]</sup>。随着电压等级以及电网规模的不断扩大, 变压器应用数目不断增加, 导致变压器发生故障概率呈几何增长趋势, 严重威胁到电力系统的正常运转<sup>[2-4]</sup>, 因此高效准确诊断变压器故障对保障电力系

统安全具有重大意义<sup>[5]</sup>。

目前, 局部放电检测技术与油中气体分析(Dissolved Gas Analysis, DGA)技术作为电力设备预防性监测技术已普遍使用于变压器故障监测与诊断之中<sup>[6]</sup>。随着 AI 技术的不断发展, 大多数是通过结合 DGA 与智能诊断的方式来提高变压器故障诊断效果, 常见的智能诊断方法有神经网络<sup>[7]</sup>、人工蜂群算法<sup>[8]</sup>、支持向量机等<sup>[9]</sup>。文献[10]利用化学反应优化算法对 BP 神经网络的参数进行优化, 解决了神经网络训练接近局部最小点收敛的问题, 但神经

**基金项目:** 国家自然科学基金项目资助(51974151); 辽宁省教育厅重点实验室基金项目资助(LJZS003)

网络还存在系统相对复杂、收敛速度慢、过拟合等缺点<sup>[11]</sup>。文献[12]通过 ABC 对核主元分析方法核参数进行优化，诊断正确率得到有效提升，但 ABC 局部搜索能力较弱，易导致搜索效率较低<sup>[13]</sup>。文献[14]运用支持向量机进行故障诊断，相比于神经网络与 ABC 算法能更好地处理局部极小值且有较强的学习泛化能力，但核参数和惩罚因子限制了 SVM 的分类性能，若取值不当会对诊断结果造成较大误差<sup>[15-17]</sup>。

针对上述问题，本文提出改进人工蜂群算法 (Improved artificial bee colony algorithm, IABC) 优化 SVM 的故障诊断方法。先用 PCA 进行特征提取，对故障数据进行维数约减，然后输入经 IABC 优化后的 SVM 中，进行变压器故障识别，提高了 ABC 的搜索速率，克服核参数与惩罚因子易取值不当的弊端，最后与传统 GA-SVM 和 PSO-SVM 的诊断效果进行对比，确定改进人工蜂群优化支持向量机进行变压器故障诊断具有较强的泛化能力和较高的准确率。

### 1 故障特征的提取

在传统的智能诊断方法中，通常直接将特征气体绝对百分作为输入参数，忽视了数据预处理前后对诊断正确率的影响<sup>[18-20]</sup>。因此，本文决定选取 9 种对变压器故障影响比较大的油中溶解气体即： $H_2$ 、 $CH_4$ 、 $C_2H_2$ 、 $C_2H_4$ 、 $C_2H_6$ 、 $CO_2$ 、 $CO$ 、 $O_2$ 、 $N_2$ 。采用主成分分析(PCA)的方法对故障样本数据进行特征提取并对比提取前后的诊断精度。

在本文中，PCA 的主要作用是将 9 种溶解气体转化为少数几种具有代表性的气体，保证各个气体之间保持独立，避免输入变量信息相互重叠，简化变压器故障样本数据的提取过程，减小计算量。本文采用 SPSS 进行主成分分析，将  $H_2$ 、 $CH_4$ 、 $C_2H_2$ 、 $C_2H_4$ 、 $C_2H_6$ 、 $CO_2$ 、 $CO$ 、 $O_2$ 、 $N_2$  作为 9 个输入变量，计算它们的特征值和累计方差贡献率，如表 1 所示。

表 1 特征值及累计方差贡献率

主成分	特征值	方差贡献率/%	累计方差贡献率/%
1	3.213	35.700	35.700
2	1.960	21.778	57.478
3	1.286	14.284	71.762
4	1.048	11.648	83.410
5	0.850	9.449	92.859
6	0.426	4.731	97.590
7	0.153	1.703	99.294
8	0.051	0.562	99.856
9	0.013	0.144	100.000

由表 1 中的特征值可以看出，前五个变量已经包含了绝大部分信息，累计方差贡献率达到 90% 以上，因此确定经过 PCA 降维后的输入变量个数为 5 个。

为验证经 PCA 降维后的故障数据能提高诊断效率，现做对比实验。将使用 PCA 降维前后的数据均用传统 SVM 进行故障诊断，并对比降维前后的运行时间和诊断精度，实验结果如表 2 所示。由表 2 可知，经 PCA 降维后的故障数据，不论是在运行时间还是诊断精度方面，都有显著的提高。

表 2 PCA 提取前后对比

	PCA 降维前	PCA 降维后
运行时间/s	12.081	7.116
诊断精度/%	78.12	91.37

## 2 IABC-SVM 模型

### 2.1 IABC 算法

#### 2.1.1 IABC 基本理论

针对传统人工蜂群算法(ABC)搜索效率较低，易产生局部优化的问题，本文提出了一种改进的人工蜂群算法(IABC)，通过基于二维均匀的种群初始化和基于欧氏距离的食物源更新来对 ABC 算法进行改进，提高 ABC 算法的搜索速率和收敛性。

首先，对种群进行初始化。根据实际中多次实验结果确定核参数  $\gamma$  和惩罚因子  $C$  的取值范围分别为  $[0,0.01]$ ， $[1,100]$ 。利用二维均匀设计的办法将  $\gamma$  和  $C$  的取值范围均匀地分成 25 个方块，即 25 个初始食物源，初始食物源的范围由每个方块来表示。一旦采蜜蜂离开局部最优解，便可在如图 1 所示的所有方块中找出没有最佳解的方块，并随机在剩余的方块中生成最佳解，用侦查蜂去搜寻。

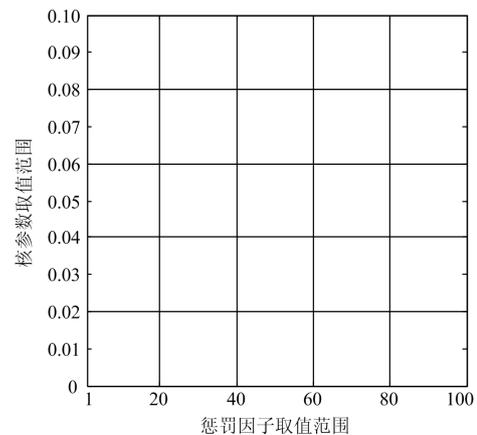


图 1 初始食物源的构建范围示意图

Fig. 1 Schematic diagram of the construction scope of the initial food source

第二,对食物源进行更新。先优化 SVM 的惩罚因子  $C$  与核函数参数  $\gamma$ ,食物源  $(C_1, \gamma_1)$  以及食物源  $(C_2, \gamma_2)$  之间的欧氏距离可表示为

$$d = \sqrt{(C_1 - C_2)^2 + (\gamma_1 - \gamma_2)^2} \quad (1)$$

在传统的 ABC 算法中,生成新食物源的公式为

$$v_{ij} = x_{ij} + \phi_{ij}(x_{ij} - x_{kj}) \quad (2)$$

对应的观察蜂选择食物源的公式如下所示。

$$p_i = \frac{fit_i}{\sum_{n=1}^{SN} fit_n} \quad (3)$$

$$fit_i = \begin{cases} \frac{1}{1 + fit_i}, & fit_i \geq 0 \\ 1 + abs(fit_i), & fit_i < 0 \end{cases} \quad (4)$$

式中:  $j \in [1, 2, \dots, D]$  与  $k \in [1, 2, \dots, SN]$  都是随机选择的;  $\phi_{ij} \in [-1, 1]$ , 表示一个随机数值;  $fit_i$  表示食物源所对应的适应度值大小。当  $\phi_{ij}$  的取值较小时,表示蜜蜂可搜索的范围较小,不利于算法的收敛或造成提前收敛;反之则易将最优解忽视,从而影响算法的收敛性,本文决定对此进行改进。

第三,定义权重值  $\Delta_i = \frac{d_i}{d_{max}}$ , 范围是  $[0, 1]$ 。其中  $d_i$  的值表示当前解与最优解之间的距离,将顶点  $(1, 0)$  与顶点  $(100, 0.1)$  代入式(1)得  $d_{max}$ 。通过  $\Delta_i$  的值可以自动地调节食物源更新解的范围,若  $\Delta_i$  较小,则说明需要搜寻的新解的范围就较小;反之则较大。

根据这种更新策略,能够有效地减少算法的迭代次数。把  $\Delta_i$  代入式(2)中,则改进的食物源的更新公式如下所示。

$$v_{ij} = x_{ij} + \Delta_i \cdot \phi_{ij}(x_{ij} - x_{kj}) \quad (5)$$

### 2.1.2 IABC 性能测试

采用两种测评函数集中的测试函数,来测试改进后的蜂群算法性能是否得到改善,并与传统蜂群算法与粒子群算法进行比较分析。测试函数如图 2、图 3 所示。

测试函数 1:

$$f_1(x_1, x_2) = \frac{\sin x_1}{x_1} \cdot \frac{\sin x_2}{x_2}, \quad -10 \leq x_i \leq 10, \quad i = 1, 2 \quad (6)$$

测试函数 1 在定义域内的全局最大值是 1, 最优点是  $(0, 0)$ 。

测试函数 2:

$$f_2(x_1, x_2) = 100 \times (x_1^2 - x_2^2)^2 + (1 - x_1)^2, \quad -2.048 \leq x_i \leq 2.048, \quad i = 1, 2 \quad (7)$$

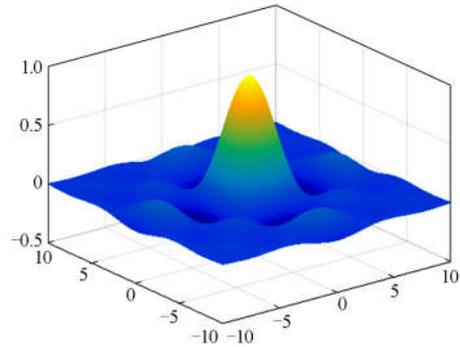


图 2 测试函数  $f_1$

Fig. 2 Test function  $f_1$

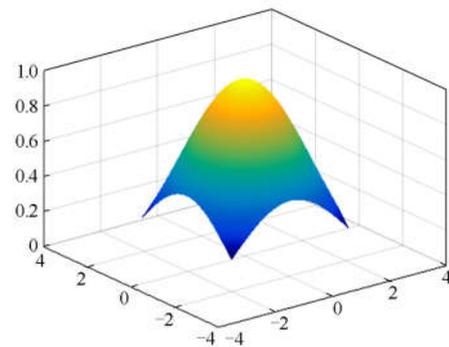


图 3 测试函数  $f_2$

Fig. 3 Test function  $f_2$

分别对两个测试函数进行 50 次独立试验,运用 Matlab 进行仿真,可得到如图 4 和图 5 所示仿真结果。

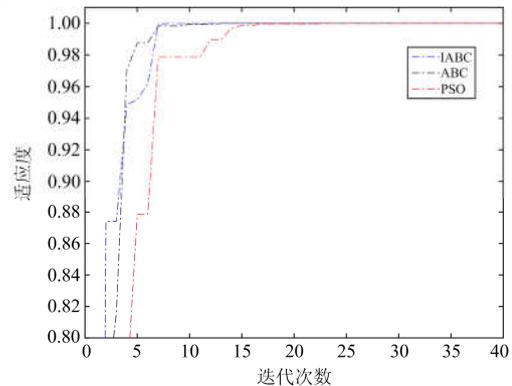


图 4 ABC、IABC 和 PSO 对  $f_1(x)$  函数的优化过程

Fig.4  $f_1(x)$  function optimization process of ABC, IABC and PSO

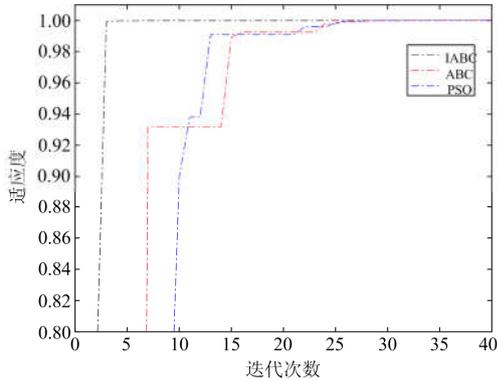


图 5 ABC、IABC 和 PSO 对函数  $f_2(x)$  的优化过程  
Fig. 5  $f_2(x)$  function optimization process of ABC, IABC and PSO

由图看出, 利用两种常用工程测评函数对算法的优化性能进行测评时, 改进后的人工蜂群算法不论是在收敛性还是泛化能力方面, 都有较好的优化效果, 并且 IABC 算法相比于 ABC 算法以及 PSO 算法搜索到的全局最优解更加接近理论最优解。

## 2.2 多分类支持向量机

标准的 SVM 是二分类线性模型<sup>[21]</sup>, 而变压器故障一般是多分类非线性问题, 因此需要先对 SVM 进行多分类变换。本文采用一对一的多分类支持向量机进行故障诊断, 不会使计算量增加太多, 同时也能保证良好的分类正确率<sup>[22]</sup>。现对 SVM 引入核函数进行非线性变换, 优化形式如下:

$$\begin{aligned} \min \Phi(W) &= \frac{1}{2} \|W\|^2 = \frac{1}{2} \langle W \cdot W \rangle + C \sum_{i=1}^n \xi_i \\ \text{s.t. } y_i [\langle W \cdot X_i \rangle + b] - 1 + \xi_i &\geq 0 \end{aligned} \quad (8)$$

引入核函数  $K(x_i, x_j)$  后, 以上各式中向量的内积都可以用核函数代替。

$$\begin{aligned} \min Q(\alpha) &= \frac{1}{2} \sum_{i,j=1}^n \alpha_i \alpha_j y_i y_j K(x_i, x_j) - \sum_{i=1}^n \alpha_i \\ \text{s.t. } \alpha_i &\geq 0, \quad i=1, 2, \dots, n \\ \sum_{i=1}^n y_i \alpha_i &= 0 \end{aligned} \quad (9)$$

相应的分类函数变为

$$f(x) = \text{sgn} \left\{ \sum_{i=1}^n \alpha_i^* y_i K(x_i, x) + b^* \right\} \quad (10)$$

选择合适的核函数即可实现 SVM 的非线性变换。其中径向基核函数不仅局部性能良好, 体现了样本到更高维空间的映射关系, 且具有较少的参数, 性能稳定易于研究<sup>[23-25]</sup>。因此本文决定使用径向基核函数(RBF), 表达式如式(11)所示。

$$K(x_i, x_j) = \exp(-\gamma \|x_i - x_j\|^2), \quad \gamma > 0 \quad (11)$$

式中:  $\gamma$  为 RBF 的宽度参数, 控制了 RBF 的径向作用范围<sup>[26-27]</sup>, 需要对其优化; 除了  $\gamma$  外, 还需要对惩罚因子  $C$  进行优化, 而由上述的推导也可以看出, SVM 的分类性能与  $(C, \gamma)$  有关。因此, 本文拟通过 IABC 算法对 SVM 的参数进行优化, 提升 SVM 的分类诊断性能。

## 2.3 基于 IABC 优化的 SVM

本文核参数的搜索范围是  $[0, 0.01]$ , 支持向量机惩罚因子的搜索范围是  $[1, 100]$ 。因此, 利用改进的人工蜂群算法将 SVM 的核参数以及惩罚因子进行优化的流程图如图 6 所示, 过程如下所述:

Step1 将 ABC 算法的参数初始化, 包括食物源大小 SN、蜂群数目、控制参数 limit, 最大迭代次数  $N$ 。

Step2 将 SVM 的参数初始化, 包括含  $(C, \gamma)$  的搜索范围。

Step3 在  $(C, \gamma)$  的搜索范围中, 利用二维均匀的方法初始化食物源, 然后把所有的解分别带入 SVM 诊断模型当中, 从而获得此解的故障正确率, 即为算法的适应度值。

Step4 根据式(5), 采蜜蜂在当前食物源附近选择新的食物源并且计算出适应度值, 与原始食物源的适应值相互比较, 将适应度值高的保留。

Step5 依据式(3), 观察蜂将选取食物源, 如果这个位置的食物源已经被其他蜜蜂选择了, 则观察蜂将在此食物源的附近继续搜寻新的食物源, 计算并比较适应度值。

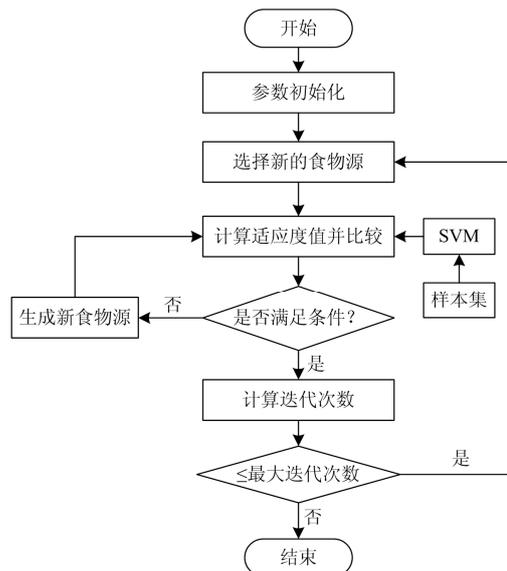


图 6 优化流程图

Fig. 6 Optimized flow chart

Step6 如果食物源在控制参数 limit 内没有得到改进, 那么采蜜蜂将转变为侦查蜂, 在没有食物源解的范围内生成新的食物源。

Step7 当迭代次数没有超出最大迭代次数, 则返回 Step4, 若超出了, 结束寻优过程, 输出最优  $(C, \gamma)$  组合。

### 2.4 IABC-SVM 性能测试

为证明改进蜂群算法对支持向量机参数寻优效果更好, 将利用 GA、PSO 分别对支持向量机的参数进行寻优并对比诊断效果。将三种模型进行仿真训练, 通过多次的训练结果观测收敛时各模型所需的迭代次数和分类精度, 仿真结果如图 7、图 8 所示。

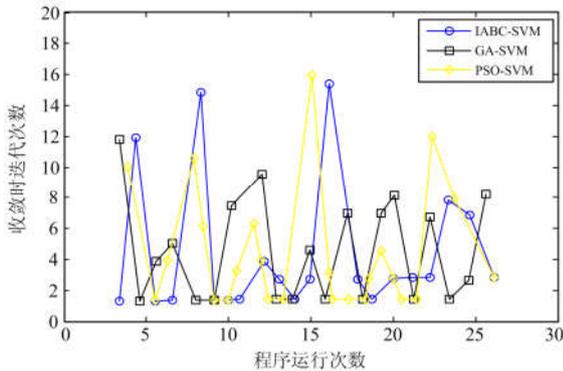


图 7 IABC-SVM 与 GA-SVM 和 PSO-SVM 收敛速度对比图

Fig. 7 Comparison of convergence speed between IABC-SVM, GA-SVM and PSO-SVM

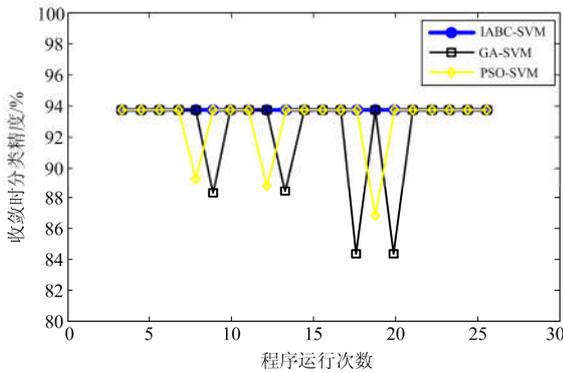


图 8 IABC-SVM 与 GA-SVM 和 PSO-SVM 分类精度对比

Fig. 8 Comparison of classification accuracy between IABC-SVM, GA-SVM and PSO-SVM

由图 7 可知, GA-SVM 收敛时所需的迭代次数是 12 代, PSO-SVM 是 16 代, IABC-SVM 是 15 代, 明显看出 GA-SVM 收敛速度略快于 IABC-SVM 和 PSO-SVM, 但并没有很大优势; 由图 8 可知, 经多次迭代后三种算法的最大分类正确率虽都能达到

93.88%, 但 GA-SVM 在第 8、13、17、19 次运行中提前进入收敛阶段, PSO-SVM 在第 7、12、18 次运行过程中提前进入收敛阶段, 易造成优化精度偏低。可以看出 IABC-SVM 运行相对稳定且不易陷入局部极值, 说明改进后的人工蜂群算法提升了 SVM 的分类精度, 相比其他两种方法更具优越性。

### 3 基于 IABC-SVM 变压器故障诊断

本文的数据由国家电网西南某电网提供。为了验证本文所述的故障诊断方法的可行性和准确性, 将 318 组故障数据用 PCA 进行降维, 得到 5 维特征变量, 当中随机选择 150 组降维故障数据按照 2:1 的比例进行训练与测试, 训练及测试样本数据的分布参照表 3、表 4。变压器故障类型分别是: 正常工作、中低温过热、高温过热、低能放电、高能放电, 并编号为 1-5。

表 3 训练样本数据的分布

Table 3 Distribution of training sample data

运行情况	正常	中低温过热	高温过热	低能放电	高能放电
训练样本数目	20	20	20	20	20

表 4 测试样本数据的分布

Table 4 Distribution of test sample data

运行情况	正常	中低温过热	高温过热	低能放电	高能放电
测试样本数目	10	10	10	10	10

利用 IABC 训练 SVM 并对变压器故障样本进行分类正确率测试, 同时将分类结果与在 PCA 降维基础上的 GA 优化 SVM 和 PSO 优化 SVM 进行对比分析, 在 Matlab 上进行仿真实验, 各分类结果如图 9—图 11 所示, 各方法的分类准确率如表 5 所示。

表 5 不同诊断方法对不同故障诊断的正确率

Table 5 Correct rate of different diagnostic methods for different fault diagnosis

故障类型	GA-SVM 正确率/%	PSO-SVM 正确率/%	IABC-SVM 正确率/%
正常	100.00	100.00	100.00
中低温过热	71.37	75.47	92.95
高温过热	79.83	80.25	91.24
低能放电	70.46	82.31	92.76
高能放电	81.25	83.27	92.45
综合正确率	80.58	84.26	93.88

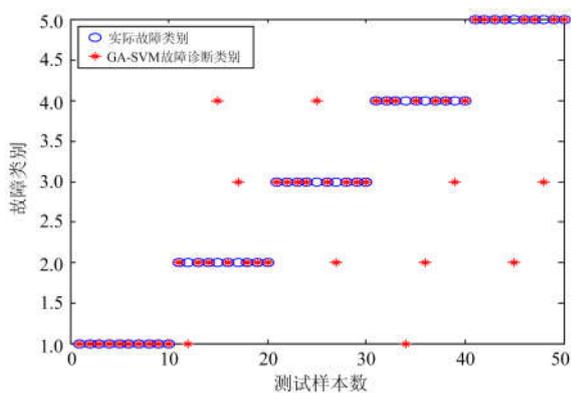


图 9 GA-SVM 故障诊断分类结果

Fig. 9 GA-SVM fault diagnosis classification results

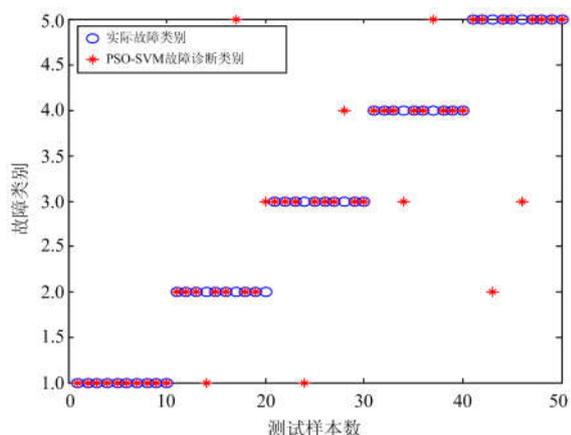


图 10 PSO-SVM 故障诊断分类结果

Fig. 10 PSO-SVM fault diagnosis classification results

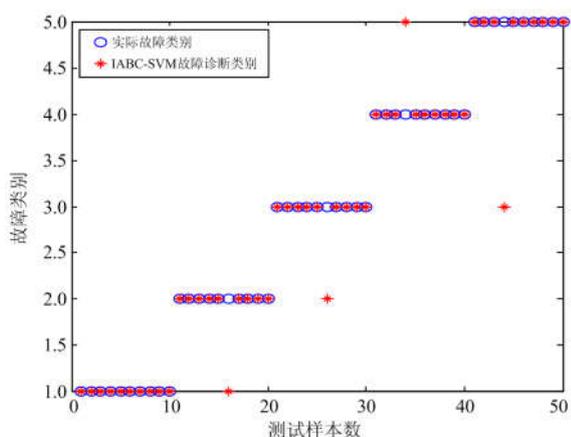


图 11 IABC-SVM 故障诊断分类结果

Fig. 11 IABC-SVM fault diagnosis classification results

由图 9 可以得出, 利用 GA-SVM 模型进行变压器故障诊断时, 出现 3 个中低温过热诊断错误, 分别为: 无故障、高温过热、低能放电; 出现 2 个高

温过热诊断错误, 分别为: 中低温过热、低能放电; 出现 3 个低能放电诊断错误, 分别为: 无故障、中低温过热、低能放电; 出现 2 个高能放电诊断错误, 分别为: 中低温过热、高温过热, 综合故障诊断率为 80.58%。

由图 10 可以得出, 利用 PSO-SVM 模型进行变压器故障诊断时, 出现 3 个中低温过热诊断错误, 分别为: 无故障、低能放电、高能放电; 出现 2 个高温过热诊断错误, 分别为: 无故障、低能放电; 出现 2 个低能放电诊断错误, 分别为: 高温过热、低能放电; 出现 2 个高能放电诊断错误, 分别为: 中低温过热和高温过热, 综合故障诊断率为 84.26%。

由图 11 可以得出, 利用 IABC-SVM 模型进行变压器故障诊断时, 仅出现 1 个中低温过热诊断错误为“无故障”; 出现 1 个高温过热诊断错误为“中低温过热”; 出现 1 个低能放电诊断错误为“中低温过热”; 出现 1 个高能放电诊断错误为“高温过热”, 综合故障诊断率为 93.88%。三种诊断方法对于无故障都具有 100% 的故障诊断率。

结果表明, 经 PCA 对原始数据进行降维后, 采用 IABC 算法优化 SVM 的参数, 比 GA 算法优化 SVM 的参数以及 PSO 优化 SVM 的参数具有更高的故障识别正确率。

## 4 结论

针对支持向量机训练大规模数据样本困难, 易造成“维数灾难”的问题<sup>[28]</sup>, 本文提出基于 IABC-SVM 优化算法的诊断方法。用 PCA 进行特征提取, 降低特征向量的维数, 减少变量之间的相关性。同时将传统蜂群算法进行改进, 克服了收敛速度慢和局部优化的问题, 并用于优化 SVM 的参数, 提高了 SVM 的分类的泛化能力和正确率。最后与 GA-SVM、PSO-SVM 故障诊断模型进行对比分析, 对比 GA-SVM 的诊断率 80.58%, PSO-SVM 的诊断率 84.26%, IABC-SVM 的诊断率达到 93.88%, 表明本文方法能准确地对变压器故障信息做出精确诊断, 且具有较强泛化能力, 具有一定理论研究和工程实际意义。

## 参考文献

- [1] 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. Transformer fault diagnosis model based on feature

- quantity optimization and ICA-SVM[J]. *Power System Protection and Control*, 2019, 47(17): 163-170.
- [2] ZHOU Sheng, IANNUZZI D. Immersion photoacoustic spectrometer (iPAS) for arcing fault detection in power transformers[J]. *Optics Letters*, 2019, 44(15): 3741-3744.
- [3] 马利洁, 朱永利, 郑艳艳. 基于并行变量预测模型的变压器故障诊断及优化研究[J]. *电力系统保护与控制*, 2019, 47(6): 82-89.  
MA Lijie, ZHU Yongli, ZHENG Yanyan. Research on transformer fault diagnosis and optimization based on parallel variable prediction model[J]. *Power System Protection and Control*, 2019, 47(6): 82-89.
- [4] 魏金萧, 周步祥, 唐浩, 等. 综合 RapidMiner 与改进粒子群极限学习机算法的变压器故障诊断[J]. *电力系统及其自动化学报*, 2019, 31(3): 133-138.  
WEI Jinxiao, ZHOU Buxiang, TANG Hao, et al. Transformer fault diagnosis based on integrated RapidMiner and improved particle swarm extreme learning machine algorithm[J]. *Proceedings of the CSU-EPSA*, 2019, 31(3): 133-138.
- [5] HAN J, KONG X, LI P, et al. A novel low voltage ride through strategy for cascaded power electronic transformer[J]. *Protection and Control of Modern Power Systems*, 2019, 4(3): 227-238. DOI: 10.1186/s41601-019-0137-1.
- [6] DAI J, SONG H, SHENG G, et al. Dissolved gas analysis of insulating oil for power transformer fault diagnosis with deep belief network[J]. *IEEE Transactions on Dielectrics and Electrical Insulation*, 2017, 24(5): 2828-2835.
- [7] 陈厚合, 张赫, 王长江, 等. 基于卷积神经网络的直流送端系统暂态过电压估算方法[J/OL]. *电网技术*: 1-13 [2019-11-13]. <https://doi.org/10.13335/j.1000-3673.pst.2019.1555>.  
CHEN Houhe, ZHANG He, WANG Changjiang, et al. Estimation method of transient overvoltage of DC transmitting system based on convolutional neural network[J/OL]. *Power System Technology*: 1-13 [2019-11-13]. <https://doi.org/10.13335/j.1000-3673.pst.2019.1555>.
- [8] 盛四清, 陈玉良, 张晶晶. 基于差分进化人工蜂群算法的光伏最大功率跟踪策略研究[J]. *电力系统保护与控制*, 2018, 46(11): 23-29.  
SHENG Siqing, CHEN Yuliang, ZHANG Jingjing. Research on photovoltaic maximum power tracking strategy based on differential evolution artificial bee colony algorithm[J]. *Power System Protection and Control*, 2018, 46(11): 23-29.
- [9] RAO H, SHI X, RODRIGUE A K, et al. Feature selection based on artificial bee colony and gradient boosting decision tree[J]. *Applied Soft Computing*, 2019, 74: 634-642.
- [10] 张珂斐, 郭江, 聂德鑫, 等. 基于化学反应优化神经网络与融合 DGA 算法的油浸式变压器模型研究[J]. *高压技术*, 2016, 42(4): 1275-1281.  
ZHANG Kefei, GUO Jiang, NIE Dexin, et al. Study on oil-immersed transformer model based on chemical reaction optimization neural network and fusion DGA algorithm[J]. *High Voltage Engineering*, 2016, 42(4): 1275-1281.
- [11] 聂晓音, 谢刚, 李洋, 等. 基于栈式相关性稀疏自编码的电力通信网故障诊断[J]. *电力系统保护与控制*, 2019, 47(19): 158-163.  
NIE Xiaoyin, XIE Gang, LI Yang, et al. Fault diagnosis of power communication network based on stack correlation sparse self-encoding[J]. *Power System Protection and Control*, 2019, 47(19): 158-163.
- [12] 石怀涛, 赵纪宗, 宋文丽, 等. 基于人工蜂群优化核主元分析故障检测方法[J]. *控制工程*, 2018, 25(9): 1686-1691.  
SHI Huaitao, ZHAO Jizong, SONG Wenli, et al. A fault detection method based on artificial colony optimization for kernel principal component analysis[J]. *Control Engineering*, 2018, 25(9): 1686-1691.
- [13] 王生生, 杨娟娟, 柴胜. 基于混沌鲑鱼效应的人工蜂群算法及应用[J]. *电子学报*, 2014, 42(9): 1731-1737.  
WANG Shengsheng, YANG Juanjuan, CHAI Sheng. Artificial bee colony algorithm based on chaotic squid effect and its application[J]. *Acta Electronica Sinica*, 2014, 42(9): 1731-1737.
- [14] YUAN F, ZHAI D, WU Q. Blasting vibration velocity prediction based on least squares support vector machine with particle swarm optimization algorithm[J]. *Geosystem Engineering*, 2019, 22(5): 279-288.
- [15] YUAN F, GUO J, XIAO Z, et al. A transformer fault diagnosis model based on chemical reaction optimization and twin support vector machine[J]. *Energies*, 2019, 12(5): 960-978.
- [16] DHAMECHA T I, NOORE A, SINGH R, et al. Between-subclass piece-wise linear solutions in large scale kernel SVM learning[J]. *Pattern Recognition*, 2019, 95: 173-190.
- [17] 徐可, 陈宗海, 张陈斌, 等. 基于经验模态分解和支持

- 向量机的滚动轴承故障诊断[J]. 控制理论与应用, 2019, 36(6): 915-922.
- XU Ke, CHEN Zonghai, ZHANG Chenbin, et al. Fault diagnosis of rolling bearing based on empirical mode decomposition and support vector machine[J]. Control Theory & Applications, 2019, 36(6): 915-922.
- [18] WANI S A, GUPTA D, FAROOQUE M U, et al. Multiple incipient fault classification approach for enhancing the accuracy of dissolved gas analysis (DGA)[J]. Science, Measurement & Technology, IET, 2019, 13(7): 959-967.
- [19] TRA V, DUONG B P, KIM J M. Improving diagnostic performance of a power transformer using an adaptive over-sampling method for imbalanced data[J]. IEEE Transactions on Dielectrics and Electrical Insulation, 2019, 26(4): 1325-1333.
- [20] 田再克, 李洪儒, 王卫国, 等. MOMED 和双谱熵在液压泵退化特征提取中的应用[J]. 振动工程学报, 2019, 32(4): 730-738.
- TIAN Zaike, LI Hongru, WANG Weiguo, et al. Application of MOMED and bispectral entropy in degradation feature extraction of hydraulic pumps[J]. Journal of Vibration Engineering, 2019, 32(4): 730-738.
- [21] HAN H, CUI X, FAN Y, et al. Least squares support vector machine (LS-SVM)-based chiller fault diagnosis using fault indicative features[J]. Applied Thermal Engineering, 2019, 154: 540-547.
- [22] 张懿议. 基于运行状态和寿命评估的电力变压器全寿命周期检修决策研究[D]. 重庆: 重庆大学, 2014.
- ZHANG Yiyi. Research on maintenance decision of power transformer life cycle based on operating state and life assessment[D]. Chongqing: Chongqing University, 2014.
- [23] 赵新, 刘冬生. 基于改进果蝇算法优化 SVM 的模拟电路故障诊断及对比分析[J]. 电子测量与仪器学报, 2019, 33(3): 78-84.
- ZHAO Xin, LIU Dongsheng. Fault diagnosis and comparative analysis of analog circuits based on improved fruit fly algorithm for SVM optimization[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrument, 2019, 33(3): 78-84.
- [24] ALI M Z, SHABBIR M N S K, LIANG Xiaodong, et al. Machine learning-based fault diagnosis for single-and multi-faults in induction motors using measured stator currents and vibration signals[J]. IEEE Transactions on Industry Applications, 2019, 55(3): 2378 - 2391.
- [25] MIAO D. Research on fault diagnosis of high-voltage circuit breaker based on support vector machine[J]. International Journal of Pattern Recognition & Artificial Intelligence, 2019, 33(6): 603-608.
- [26] 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 imperial colonial competition algorithm optimized support vector machine[J]. Electric Power Automation Equipment, 2018, 38(1): 99-104.
- [27] HAN L, YU C, LIU C, et al. Fault diagnosis of rolling bearings in rail train based on exponential smoothing predictive segmentation and improved ensemble learning algorithm[J]. Applied Sciences, 2019, 9(15): 3143-3161.
- [28] RUDSARI F N, KAZEMI A A R, SHOOREHDELI M A. Fault analysis of high voltage circuit breakers based on coil current and contact travel waveforms through modified SVM classifier[J]. IEEE Transactions on Power Delivery, 2019, 34(4): 1608-1618.
- 
- 收稿日期: 2019-09-27; 修回日期: 2019-11-29
- 作者简介:
- 谢国民(1969—), 男, 博士, 副教授, 研究生导师, 研究方向为电力系统智能检测与预测控制; E-mail: Lngdxgm@163.com
- 倪乐水(1996—), 女, 通信作者, 硕士, 研究方向为电力系统智能检测与预测控制. E-mail: 1481979532@qq.com
- (编辑 张爱琴)