

# 基于支持向量机的变压器故障诊断方法<sup>①</sup>

施竹君, 王宝华

(南京理工大学 自动化学院, 南京 210094)

**摘要:** 为了提高变压器故障诊断的准确率, 提出了一种支持向量机(SVM)和改进布谷鸟算法(WCS)及最速下降法相结合的电力变压器故障诊断方法. 引入一种新的惯性权重, 解决布谷鸟算法在迭代后期收敛速度下降的问题. 利用最速下降法与改进的布谷鸟算法相结合的算法进行 SVM 参数的寻优, 克服了基本的 SVM 模型容易陷入局部最优的缺陷, 从而得到具有最佳参数的支持向量机分类模型, 利用 LIBSVM 工具箱在 MATLAB 软件平台上训练支持向量机, 用训练良好的支持向量机诊断 110kV 甘棠变电所#1 主变压器故障情况. 通过实例验证分析表明, 采用该算法可以准确、有效地对变压器进行故障诊断; 相较于粒子群算法(PSO)、遗传算法(GA)、网格搜索算法(GS)等算法, 该方法具有更高的诊断准确率.

**关键词:** 支持向量机; 布谷鸟算法; 最速下降法; 故障诊断; 分类模型

## Method for Fault Diagnosis of Transformer Based on Support Vector Machine

SHI Zhu-Jun, WANG Bao-Hua

(School of Automation, Nanjing University of Science and Technology, Nanjing 210094, China)

**Abstract:** We propose a fault diagnosis method based on the modified cuckoo search algorithm (WCS), steepest descent method and support vector machine (SVM) to improve the accuracy of transformer fault diagnosis. A new inertia weight is also proposed and applied to solve the problem that the convergence rate of cuckoo search algorithm decreases in final iterations. SVM parameters are optimized by the algorithm which is combined with improved cuckoo search algorithm and steepest descent method, overcoming the defects that SVM model is easy to fall into local optimum. Support vector machine is trained on the MATLAB platform using LIBSVM toolbox, and the well-trained SVM will be adopted to diagnose the #1 transformer fault for 110kV Gantang substation. Study of practical cases indicate that, with this method, transformer faults can be diagnosed effectively and accurately, and the accuracy is higher than that using particle swarm optimization(PSO)、genetic algorithm(GA)and grid search(GS).

**Key words:** support vector machine; cuckoo search algorithm; steepest descent; fault diagnosis; classification model

电力变压器安全稳定地运行是整个电网稳定的基础. 若设备出现故障, 一般会使设备停止运行, 并会造成巨大的经济损失<sup>[1]</sup>. 所以为了预防变压器发生故障, 必须对其进行故障诊断研究, 从而降低故障发生的概率, 并及时采取措施, 对变压器进行维修或更换.

如今, 油中溶解气体分析法(DGA)已普遍应用于油浸电力变压器的故障诊断. 通过大量研究表明, 基于 DGA 的电力变压器故障诊断技术主要分为传统诊断方法和智能诊断方法两种<sup>[2-6]</sup>. 其中传统的诊断方法主

要有关键气体法、三比值编码法、立方图法、大卫三角法、ETRA 法等; 近些年, BP 神经网络理论、信息融合技术、灰色关联理论、模糊数学理论以及支持向量机等<sup>[7-14]</sup>可用于变压器的故障诊断.

支持向量机算法在解决小样本问题的同时, 能解决高维和非线性等问题, 因此广泛应用于故障诊断领域中. 在电力变压器故障诊断领域, 董明等<sup>[15]</sup>学者首先将支持向量机引入电力变压器故障诊断中, 将邻近搜索聚类应用于分层决策, 来修正支持向量分类器参

① 收稿时间:2016-08-01;收到修改稿时间:2016-08-31 [doi:10.15888/j.cnki.csa.005697]

数难于选择带来的误差,提高了诊断的正确性.文献[16]提出自适应参数优化的模糊支持向量机增量算法的电力变压器故障诊断.文献[17]将有向无环图支持向量机成功应用于故障诊断中,取得了一定的效果.文献[18]提出将蚁群算法用于支持向量机模型参数的寻优.支持向量机不仅算法简单而且具有较好的鲁棒性,但也较易陷入全局最优.

本文通过引入一种新的惯性权重对布谷鸟算法进行改进,随后提出了一种最速下降法与改进的布谷鸟算法相融合的算法(SDWCS),改善布谷鸟算法在运算后期收敛速度过慢的缺点.并将油色谱数据(DGA)各气体含量的比值作为评估标准,利用新算法对SVM模型的惩罚参数  $c$  和核函数参数  $g$  进行全局寻优,利用优化得到的SVM模型进行变压器故障诊断,通过实例进行分析验证.与粒子群算法(PSO)、遗传算法(GA)、网格搜索算法(GS)相比,本文所提出的方法诊断准确率较高.

### 1 支持向量机

支持向量机在数据分类问题中,其考虑寻找一个满足分类要求的超平面,并且使训练集中的点距离分类面尽可能的远.分类线方程为  $x\omega + b = 0$ , 对它进行归一化,使对线性可分样本集  $(x_i, y_i), i=1,2,\dots,n, x \in R^d, y \in \{+1, -1\}$ , 满足:

$$y_i[(\omega \cdot x_i) + b] - 1 \geq 0, i = 1, 2, \dots, n \quad (1)$$

最优分类面的问题可以描述为以下的被约束优化问题:

$$\begin{cases} \min_{\omega} \frac{1}{2} \|\omega\|^2 \\ s.t. y_i(\omega \cdot x_i + b) \geq 1, i = 1, 2, \dots, n \end{cases} \quad (2)$$

可以通过拉格朗日(Lagrange)乘子方法解决.拉格朗日算子为:

$$L(\omega, b, \alpha) = \frac{1}{2}(\omega \cdot \omega) - \sum_{i=1}^n \alpha_i \{y_i[(\omega \cdot x_i) + b] - 1\} \quad (3)$$

分别对参数  $\omega$  和  $b$  求导,并令其等于零得

$$\begin{cases} \frac{\partial}{\partial \omega} L(\omega, b, \alpha) = 0 \\ \frac{\partial}{\partial b} L(\omega, b, \alpha) = 0 \end{cases} \quad (4)$$

由式(4)得到

$$\begin{cases} \omega = \sum_{i=1}^n \alpha_i y_i x_i \\ \sum_{i=1}^n y_i \alpha_i = 0 \end{cases} \quad (5)$$

使用拉格朗日优化方法,根据沃尔夫(Wolfe)的对偶理论<sup>[19]</sup>可以把上述分类问题转化为如下的对偶问题,把式(5)带入式(3)中得:

$$\begin{cases} \min_{\alpha} \frac{1}{2} \sum_{i,j=1}^n \alpha_i \alpha_j y_i y_j (x_i \cdot x_j) - \sum_{i=1}^n \alpha_i \\ s.t. \sum_{i=1}^n y_i \alpha_i = 0 \\ \alpha_i \geq 0, i = 1, 2, \dots, n \end{cases} \quad (6)$$

其中,  $\alpha_i$  为与第  $i$  个样本相对应的拉格朗日乘子.参数  $b$  可由下式计算:

$$b = \frac{1}{N_{NSV}} \sum_{x_i \in J} (y_i - \sum_{x_j \in J} \alpha_j y_j (x_i \cdot x_j)) \quad (7)$$

最后得到的最优分类函数是

$$\begin{aligned} f(x) &= \text{sgn}\{(\omega \cdot x) + b\} \\ &= \text{sgn}\{\sum_{i=1}^n \alpha_i y_i (x_i \cdot x) + b\} \end{aligned} \quad (8)$$

然而当存在少量样本无法用线性方法分开时,此时需要引入一个松弛变量  $\xi_i \geq 0 (i = 1, 2, \dots, n)$ .

式(2)的约束条件变为如下形式:

$$y_i[(\omega \cdot x_i) + b] \geq 1 - \xi_i, i = 1, 2, \dots, n \quad (9)$$

于是得到下面的优化问题:

$$\begin{cases} \min_{\omega, \xi} \frac{1}{2} \|\omega\|^2 + C \sum_{i=1}^n \xi_i \\ s.t. y_i(\omega \cdot x_i + b) \geq 1 - \xi_i \\ \xi_i \geq 0, i = 1, 2, \dots, n \end{cases} \quad (10)$$

构造拉格朗日方程,最后得到如下的对偶拉格朗日算子:

$$\begin{cases} \min_{\alpha} \frac{1}{2} \sum_{i,j=1}^n \alpha_i \alpha_j y_i y_j (x_i \cdot x_j) - \sum_{i=1}^n \alpha_i \\ s.t. \sum_{i=1}^n \alpha_i y_i = 0 \\ 0 \leq \alpha_i \leq C, i = 1, 2, \dots, n \end{cases} \quad (11)$$

其中,  $C > 0$  称为惩罚参数.

然而,当存在非线性问题时,即对于给定的样本点不能用一个超平面分离时,上面提到的线性分类方法将不再适用,此时,在高维空间,需要将低维的非线性问题转化为线性可分问题,及使用核函数将所有

样本点映射到高维空间<sup>[16]</sup>.

根据希尔伯特—施密特(Hibert-Schmidt)原理,只要核函数满足莫塞尔(Mercer)条件<sup>[20]</sup>:对任意给定函数  $g(x)$ ,当  $\int_a^b g^2(x)dx$  有限时,  $K(x_i, y_i)$  就对应某一空间的内积  $(\Phi(x_i) \cdot \Phi(x_j))$ . 此时,其优化问题变为如下形式:

$$\min_{\alpha} \frac{1}{2} \sum_{i,j=1}^n \alpha_i \alpha_j y_i y_j K(x_i, y_j) - \sum_{i=1}^n \alpha_i \quad (12)$$

而分类决策函数变为:

$$f(x) = \text{sgn} \left\{ \sum_{i=1}^n \alpha_i y_i K(x_i, x) + b \right\} \quad (13)$$

目前常用的核函数有以下三种<sup>[21]</sup>:多项式核函数、高斯(Gauss)径向基核函数(RBF)及 Sigmoid 核函数. 本文采用 RBF 核函数:

$$K(x_i, x_j) = \exp(-g \|x_i - x_j\|^2) \quad (14)$$

其中,  $g > 0$  称为核参数.

由此可知, SVM 模型的关键在于惩罚参数  $c$  和核参数  $g$  的选定, 本文通过 SDWCS 算法对参数  $c$  和  $g$  进行全局寻优, 从而得到最好的  $c$  和  $g$ .

## 2 改进的布谷鸟算法

### 2.1 布谷鸟算法

布谷鸟搜索算法<sup>[22]</sup> (cuckoo search, CS)是由 YANG 等提出的一种新型元启发式搜索算法. 其思想主要基于两个策略:布谷鸟的巢寄生性和莱维飞行(L'evy flights)机制.

布谷鸟算法是模拟布谷鸟随机产卵的行为. 为了简化描述 CS 算法, 可以用下面的三条规律<sup>[23]</sup>:

①每只布谷鸟每次只下一个蛋, 并且随机选择一个鸟巢进行孵化;

②在这些鸟巢中, 产出最优鸟蛋的鸟巢将被保留到下一代;

③鸟巢的数量是固定的, 并且设鸟巢的主人发现鸟巢中含有外来蛋的概率为  $p_a$ , 则满足  $p_a \in [0, 1]$ . 如果发现外来蛋, 鸟巢主人将蛋丢出, 或者重新建立一个鸟巢.

根据以上 3 条规律, 布谷鸟搜索鸟巢位置的更新公式如下:

$$x_i^{t+1} = x_i^t + \alpha \oplus L(\lambda), i = 1, 2, \dots, n \quad (15)$$

式中:  $x_i^t$  为第  $i$  个鸟巢在第  $t$  代的鸟巢位置;  $\alpha$  为步长控制量, 一般取为 0.1,  $\alpha$  用于确定随机搜索范围:

$$\alpha = \alpha_0 (X_i^t - X_{best}) \quad (16)$$

其中,  $\alpha_0$  是常数 ( $\alpha_0 = 0.01$ ),  $x_{best}$  表示当前最优解.

式(15)中,  $\oplus$  表示点对点乘积;  $L(\lambda)$  为随机搜索路径,  $Levy \sim u = t^{-\lambda}, 1 < \lambda \leq 3$ , 服从 Levy 分布. 则相应的位置更新公式为:

$$X_i^{t+1} = X_i^t + \alpha \oplus L(\lambda) : \frac{u}{|v|} (X_i^t - X_{best}) \quad (17)$$

其中,  $u$  和  $v$  均服从正态分布:

$$u : N(0, \sigma_u^2), v : N(0, 1) \quad (18)$$

$$(\sigma_u = \left[ \frac{\Gamma(\lambda) \sin(0.5\pi(\lambda-1))}{2^{(\lambda-2)/2} \Gamma(0.5\lambda)(\lambda-1)} \right]^{1/(\lambda-1)})$$

式中,  $\Gamma$  是标准的 Gamma 函数.

### 2.2 改进的布谷鸟算法(WCS)

在标准的布谷鸟算法中, 布谷鸟的飞行路径是随机的, 不利于算法的迭代. 针对这一问题, 通过引入一种非线性惯性权重并对 CS 算法进行改进, 加快其后期收敛速度<sup>[24]</sup>. 考虑到较小的惯性权重可以减小搜索步长, 迭代逐渐收敛到极值点, 但过小的惯性权重会使算法一旦进入局部极值点邻域内很难跳出, 使全局寻优难度增加; 较大的惯性权重可以使算法不易陷入局部最小, 从而能收敛到全局最优值. 改进后的布谷鸟算法位置更新表达式如下:

$$X_i^{t+1} = X_i^t + \omega \cdot \alpha \oplus L(\lambda), \quad i = 1, 2, \dots, n \quad (19)$$

其中:

$$\omega = \begin{cases} \omega_0, & t < t_0 \\ \frac{1}{1 + \exp(2t/t_{max})}, & t \geq t_0 \end{cases} \quad (20)$$

式(20)中,  $\omega_0$  为充分大的正常数,  $t$  和  $t_{max}$  分别为当前迭代次数和最大迭代次数,  $t_0$  为取定的正整数.

## 3 基于改进的布谷鸟算法与最速下降法结合(SDWCS)的故障诊断

### 3.1 SDWCS 算法

最速下降法作为最简单和最古老的优化算法之一, 具有直观有效等优点, 目前许多有效的优化算法均建立在该算法的基础之上. 为了改进布谷鸟搜索算法的缺点, 利用最速下降法进行修正<sup>[25]</sup>, 其步骤如下:

第 1 步: 选定初始点  $x_0$ , 预先给定停止误差  $\varepsilon > 0$ , 令  $k:=0$ ;

第 2 步: 计算  $x_k$  处的梯度  $g_k = \nabla f(x_k)$ , 若  $\|\nabla f(x_k)\| \leq \varepsilon$ , 停止迭代, 输出  $x_k$ . 否则进行第 3 步;

第 3 步: 取  $d_k = -\nabla f(x_k)$ ;

第 4 步: 进行一维搜索, 求步长因子  $\alpha_k$ , 使得:

$$f(x_k + \alpha_k d_k) = \min_{\alpha \geq 0} f(x_k + \alpha d_k) \quad (21)$$

令  $x_{k+1} := x_k + \alpha_k d_k$ ,  $K:=K+1$  转第 2 步.

通过改进的布谷鸟搜索算法保留得到鸟类孵出上代的最优解, 并利用最速下降法进行迭代, 不断修正最优鸟巢的位置, 最终获得最优解.

### 3.2 基于 SDWCS 优化的 SVM 故障诊断模型

基于 SDWCS 和 SVM 的故障诊断算法的流程图如图 1 所示.

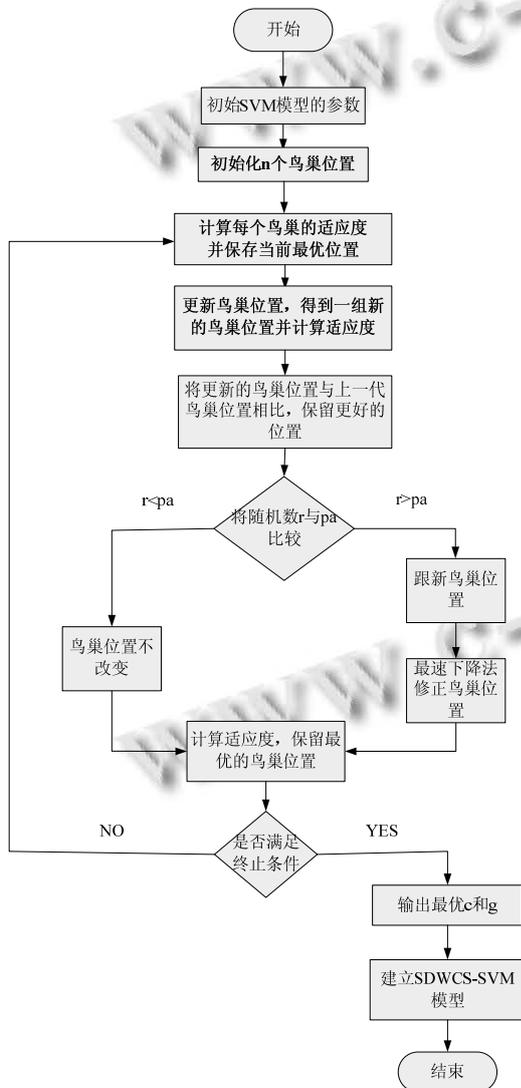


图 1 流程图

## 4 变压器故障诊断实例分析及比较

### 4.1 实例分析

本模型选用 LIBSVM 作为训练和测试工具, 选用 RBF 核函数作为核函数, 将气体相对含量(H<sub>2</sub>、CH<sub>4</sub>、C<sub>2</sub>H<sub>6</sub>、C<sub>2</sub>H<sub>4</sub>、C<sub>2</sub>H<sub>2</sub>、总烃、CO、CO<sub>2</sub>)作为输入, 各故障类型(包括变压器正常状态和其他 4 种变压器故障: 低能放电、高能放电、中低温过热故障以及高温过热故障)所对应的编码(1、2、3、4、5)作为输出.

考虑到变压器的容量、型号等因素的影响, 本文收集了大量的变压器油色谱数据(GDA), 从中整理了 200 组样本. 从样本中抽取每个状态样本各 30 组数据作为训练集, 其余 50 组数据作为测试集, 变压器故障样本统计如表 1 所示.

表 1 变压器故障诊断样本统计

故障类型	训练样本	测试样本
正常状态	30	10
低能放电	30	10
高能放电	30	10
中低温过热	30	10
高温过热	30	10
总计	150	50

本文设定 SVM 的参数 c 和 RBF 核函数的参数 g 取值范围; 设置鸟巢总数 n=25, 发现外来鸟的概率 pa=0.25, 最大迭代次数为 100 次. 图 2 为 SDWCS-SVM 模型进行参数优化的适应度曲线, 得到的最优参数为: c=2.1045, g=2.4586. 从图 2 中可以看出, 适应度曲线在前 5 个周期内收敛速度较快, 随后逐渐趋于平缓, 最终趋与一条直线, 实现了参数的优化.

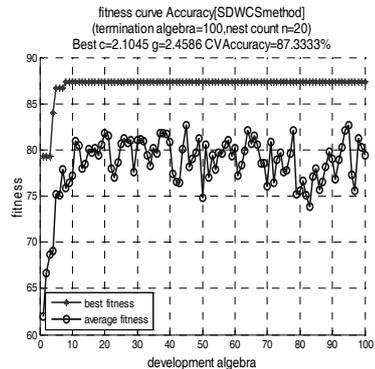


图 2 SDWCS 算法适应度曲线

由图 3 可知, 在 50 组训练样本中, 有 2 组样本(分别为 1 组正常状态和 1 组高温过热故障)出现了诊断错

误, 其训练集和测试集的诊断准确率分别为 87.3333% 和 96%, 由此结论可知, 该方法可有效地用于电力变压器故障诊断.

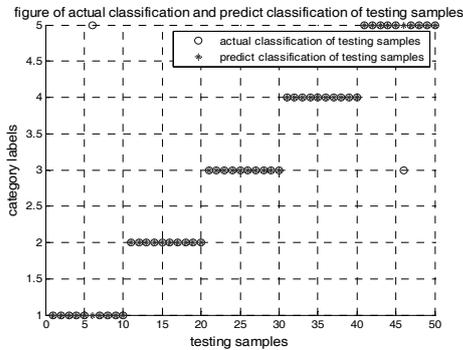


图 3 变压器故障诊断测试样本对比图

由图 4、5 中可以看出, 适应度曲线在第 40 代时趋于平缓, 最终收敛, 其训练集及测试集准确率分别为 86.6667%和 94%.

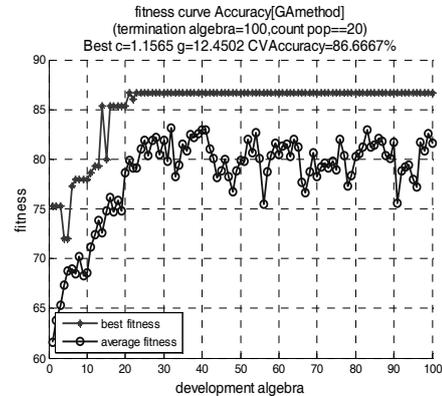


图 6 GA 算法适应度曲线

### 4.2 比较结果

为便于比较, 在采用相同的训练集及测试集样本的情况下, 分别采用粒子群算法(PSO)、遗传算法(GA)、网格搜索算法(GS)对变压器进行故障诊断.

图 4、6、8 分别代表 PSO、GA、GS 算法的寻优过程. 图 5、7、9 分别为其对应的变压器故障样本结果对比图.

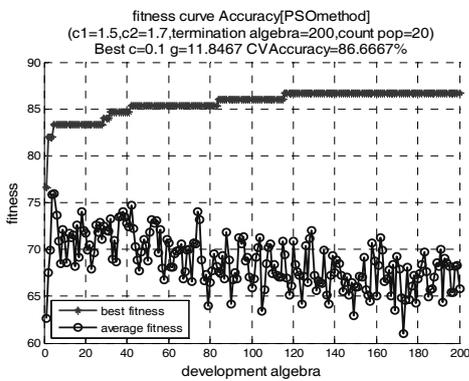


图 4 PSO 算法适应度曲

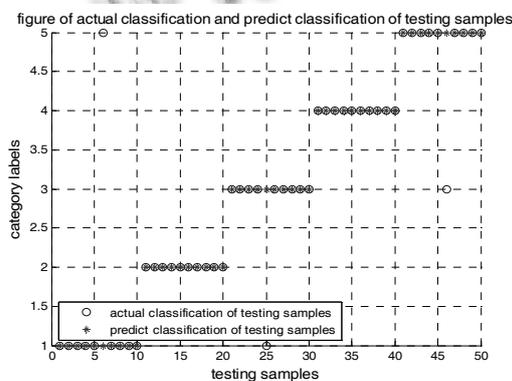


图 5 PSO 算法测试样本对比图

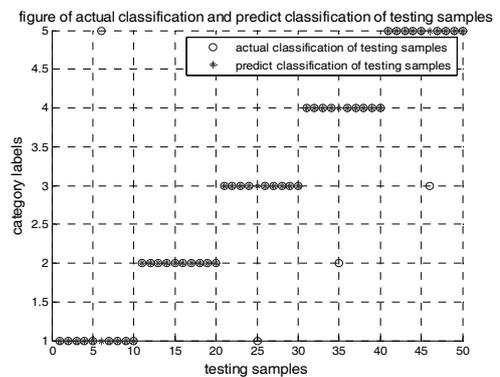


图 7 GA 算法测试样本对比图

由图 6 和图 7 可以看出, 适应度曲线在第 20 代时趋于平缓, 最终趋于一条直线, 训练集和测试集的样本准确率分别为 86.6667%和 92%.

由图 8 和 9 看出, GS 算法的训练集与测试集准确率分别为 86.6667%和 94%.

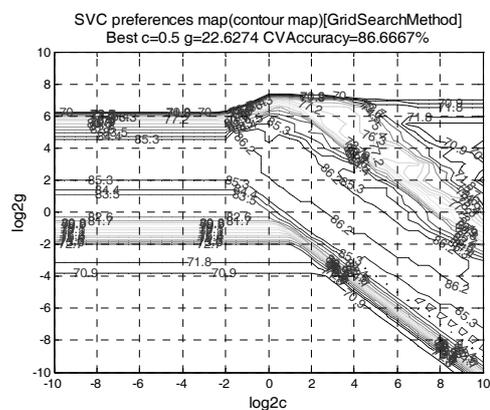


图 8 GS 算法寻优图

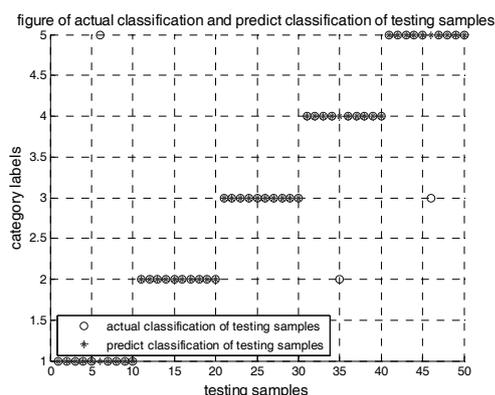


图 9 GS 算法测试样本对比图

通过比较几种算法,发现 SDWCS 算法的收敛速度最快,在第 5 代就收敛到最优鸟巢,并且变压器故障诊断测试样本的准确率最高。

### 4.3 故障预测

110kV 甘棠变电所#1 主变压器(40000kVA)于 2012 年 12 月投运,投运后设备一直很正常,直到 2016 年 4 月 6 日,色谱周期检测中总烃含量突然明显升高,总烃含量由 2016 年 1 月 15 号的 9.4uL/L 变为 346.9uL/L,见表 2,远远超过注意值。

表 2 110kV 甘棠变电所#1 主变油色谱数据

H2	CH4	C2H6	C2H4	C2H2	总烃	CO	CO2
15	7.4	1.3	0.8	0	9.4	142	424
52	140.9	54.1	151.7	0.2	346.9	196	641

采用训练良好的支持向量机对 110kV 甘棠变电所 #1 主变压器的故障进行预测,诊断结果为中低温过热故障。

检修单位对该台变压器在停电状态下,分别测量了绕组的直流电阻、介质损和吸收比,无异常,说明故障点不在电气回路和主绝缘部位,打开铁芯接地,测量铁芯对地电阻,结果为 0。由此判断该设备存在铁芯接地故障,是中低温过热所致。由此证明,采用 SDWCS 算法优化支持向量机的判断结果与实际相符。

## 5 结论

为避免布谷鸟搜索算法在后期搜索速度过慢和搜索精度过低的缺陷,本文提出了一种最速下降法与改进的布谷鸟算法结合的算法(SDWCS),并且通过引入一类非线性惯性权重,加快了算法的收敛速度,使其更容易收敛到全局最优。再将其与支持向量机相结合,形成 SDWCS—SVM 模型,并运用于电力变压器的故

障诊断与预测。从分析实例可以看出,SDWCS 算法具有较好的收敛速度与准确率。

### 参考文献

- 1 陈树勇,宋书芳,李兰欣,等.智能电网技术综述.电网技术,2009,33(8):1-7.
- 2 Muthanna KT, Sarkar K, Waldner K. Transformer insulation life assessment. IEEE Trans. on Power Delivery, 2006, 21(1): 150-156.
- 3 Singh J, Sood YR, Jarial RK, et al. Condition monitoring of power transformers—bibliography survey. IEEE Electrical Insulation Magazine, 2008, 24(3): 11-25.
- 4 Tang WH, Goulermas JY, Wu QH, et al. A probabilistic classifier for transformer dissolved gas analysis with a particle swarm optimizer. IEEE Trans. on Power Delivery, 2008, 23 (2): 751-759.
- 5 IEEE Standard C57.104—2008 IEEE guide for the interpretation of gases generated in oil-immersed transformers, 2008.
- 6 任静,黄家栋.基于免疫 RBF 神经网络的变压器故障诊断.电力系统保护与控制,2010,38(11):6-9.
- 7 Zhang Y, Ding X, Liu Y, et al. An artificial neural network approach to transformer fault diagnosis. IEEE Trans. on Power Delivery,1996,11(4):1836-1841.
- 8 蔡红梅,陈剑勇,苏浩益.基于灰云模型的电力变压器故障诊断.电力系统保护与控制,2012,40(12):151-155.
- 9 刘同杰,刘志刚,韩志伟.自适应模糊支持向量机中邻近增量算法在变压器故障诊断的应用.电力系统保护与控制,2010,38(17):47-52.
- 10 尚勇,闫春江,严章.基于信息融合的大型油浸电力变压器故障诊断.中国电机工程学报,2002,22(7):115-118.
- 11 Naresh R, Sharma V, Vashisth M. An integrated neural fuzzy approach for fault diagnosis of transformers. IEEE Trans. on Power Delivery, 2008, 23(4): 2017-2024.
- 12 Fei SW, Sun Y. Forecasting dissolved gases content in power transformer oil based on support vector machine with genetic algorithm. Electrical Power Systems Research, 2008, 78(3): 507-514.
- 13 Wu HY, Hsc CY, Lee TF, et al. Improved SVM and ANN in incipient fault diagnosis of power transformers using clonal selection algorithms. International Journal of Innovative Computing Information and Control, 2009, 5(7): 1959-1974.

- 14 赵文清,李庆良,王德文.基于多模型的变压器故障组合诊断研究.高电压技术,2013,39(2):302-309.
- 15 董明,孟源源,徐响,等.基于支持向量机及油中溶解气体分析的大型电力变压器故障诊断模型研究.中国电机工程学报,2003,23(7):88-92.
- 16 董秀成,陶加贵,王海滨,等.适应模糊支持向量机增量算法在变压器故障诊断中的应用.电力自动化设备,2010,30(11):48-52.
- 17 Zhao W, Wang L. Fault diagnosis of power transformer based on DDAG-SVM. 2010 IITA International Conference on Nanotechnology and Computer Engineering, CNCE 2010. 2010. 819-824.
- 18 Niu W, Xu L, Hu S. Fault diagnosis method for power transformer based on ant colony-SVM classifier. 2nd International Conference on Computer and Automation Engineering, ICCAE 2010. 2010. 629-631.
- 19 Vapnik VN. The nature of statistical learning theory. New York, USA. Springer-Verlag. 1998. 1-17.
- 20 Mangasarian OL. Mathematical programming in machine learning. Nonlinear optimization in and Applications. New York. Springer. 1996. 283-295.
- 21 Burges CJC. A tutorial on support vector machines for pattern recognition. Data Mining and Knowledge Discovery, 1998, 2(2): 121-167.
- 22 YANG X S, DEB S. Cuckoo search via Levy flights. Proc. of World Congress on Nature & Biologically Inspired Computing. IEEE Publications. USA. 2009. 210-214.
- 23 戴臻.布谷鸟算法优化支持向量机的网络热点话题预测.计算机应用软件,2014,31(4): 330-333.
- 24 Fan SKS, Chiu YY. A decreasing inertia weight particle swarm optimizer. Engineering Optimization, 2007, 39(2): 203-228.
- 25 屠立峰,包腾飞,唐琪,赵斌.基于 SDCS-SVM 的大坝安全监测模型.三峡大学学报,2015,37(2):6-9.