

# 基于布谷鸟算法和支持向量机的变压器故障诊断

薛浩然<sup>1</sup>, 张珂珩<sup>2</sup>, 李斌<sup>1</sup>, 彭晨辉<sup>2</sup>

(1. 国网电力科学研究院/南京南瑞集团公司, 江苏 南京 210003; 2. 江苏瑞中数据股份有限公司, 江苏 南京 210003)

**摘要:** 电力变压器是电力系统运行中的重要设备之一, 对故障和缺陷进行正确的诊断, 关系到整个电网的运行安全。支持向量机(SVM)能够较好地解决小样本、非线性特征的多分类问题, 适用于变压器故障类型判断。利用布谷鸟搜索算法, 对支持向量机进行寻优得到全局最优解, 从而得到具有最佳参数的支持向量机分类模型。该分类模型将变压器油色谱数据(DGA)中各气体相对含量作为评估指标, 将变压器的故障分为低能放电、高能放电、中低温过热、高温过热等4个故障类型。通过已有的数据实例分析得出, 利用布谷鸟搜索算法得到的分类模型比常用的网格搜索算法(GS)、粒子群搜索算法(PSO)、遗传算法搜索(GA)等算法得到的模型拟合准确率更好。

**关键词:** 支持向量机; 布谷鸟算法; 变压器; 故障诊断; 分类模型

## Fault diagnosis of transformer based on the cuckoo search and support vector machine

XUE Haoran<sup>1</sup>, ZHANG Keheng<sup>2</sup>, LI Bin<sup>1</sup>, PENG Chenhui<sup>2</sup>

(1. NARI Group Corporation (State Grid Electric Power Research Institute), Nanjing 210003, China;  
2. China Real Time Database Co., Ltd., Nanjing 210003, China)

**Abstract:** Power transformer is one of the important equipment in power system operation, correct diagnosis of the fault and defects is related to the safe operation of the entire grid. Support vector machine(SVM) can better solve the multi-classification with small sample and nonlinear characteristics, it is suitable for fault diagnosis of transformer. In this paper, we get the best global optimal solution of SVM using the cuckoo search algorithm, and get the SVM classification model with the best parameters. In this classification model, the relative content of each gas of dissolved gas analysis (DGA) is put as the evaluation indexes. The transformer fault is divided into 4 types of fault, i.e. low energy discharge, high energy discharge, mid-low temperature overheating, and high temperature overheating. Through the analysis of the existing data instance, the accuracy of the classification model using cuckoo search algorithm is better than that using grid search (GS), particle swarm optimization (PSO) and genetic algorithm (GA).

**Key words:** support vector machine (SVM); cuckoo search; transformer; fault diagnosis; classification model

中图分类号: TM77 文献标识码: A 文章编号: 1674-3415(2015)08-0008-06

## 0 引言

电力变压器是电力系统的重要设备, 其运行状态直接影响系统的安全水平<sup>[1]</sup>, 及时发现变压器潜伏性故障, 可以防止由此引发重大事故。随着状态检修的发展, 电力变压器故障征兆多种多样, 其原因和故障类型相互之间的关系是异常复杂的, 准确地判断变压器故障类型, 可以及时地找出故障部位及时地进行检修。

由于变压器油中溶解气体的组成与含量可以在很大程度上反映变压器的运行状态, 油中溶解气体

分析方法(Dissolved Gas Analysis, DGA)已经成为油浸式变压器故障诊断的一种有效方法<sup>[2]</sup>。目前常用的故障判断的方法主要有三比值法、Rogers法、Dornerburg法以及改良三比值法<sup>[3]</sup>等。但是这些方法在实际应用中存在编码缺失以及编码界限过于绝对等问题。近年来, 支持向量机、人工神经网络和贝叶斯分类器等人工智能方法被引入电力变压器故障诊断<sup>[4-7]</sup>。本文将油色谱数据(DGA)各气体含量的比值作为评估指标, 利用布谷鸟搜索算法对支持向量机的参数进行寻优, 利用优化得到的支持向量机模型进行变压器故障判断, 并与传统的优化算法结

果进行了比较。

## 1 支持向量机

支持向量机<sup>[8]</sup>(Support Vector Machine, SVM)是 Vapnik 等人于 1995 年提出的一种基于统计学习理论的新型机器学习方法,它能较好地解决小样本、非线性等实际问题,已成为智能技术领域研究的热点,目前已广泛应用于状态评估、故障诊断、模式识别、化工建模等诸多领域。

支持向量机是由线性可分时的最优分类超平面不断发展来的,其本质是在训练样本数据中找出用于构造最优分类超平面的支持向量,在数学上可归结为求解一个二次优化问题<sup>[9]</sup>。对于非线性分类情况下的分类问题,支持向量机的总体思路是首先利用一个非线性变换把输入空间数据映射到一个高维的特征向量空间,然后在该特征空间中构造出最优分类超平面,进行线性分类,最后映射回到原空间后就成了输入空间中的非线性分类。

设线性可分样本  $(x_i, y_i)$ ,  $i=1,2,3,\dots,l$ ,  $x_i \in R^n$ ,  $y_i \in \{-1,+1\}$ ,  $l$  为训练样本总数,  $n$  为样本空间的维数,  $y_i$  为样本的类别标志。如图 1 所示,圆圈和方框分别表示两类不同类别的样本,  $H$  表示将两类样本正确分开的超平面,其方向用超平面的法向量来表示,  $H_1$ 、 $H_2$  分别表示是与超平面平行且过两类样本中与超平面  $H$  距离最近的平面,其间的距离称为分类间隔。最优分类超平面指的是所求取的超平面不仅能将两类样本正确地区分开,使模型训练误差为零,而且还要使两类的分类间隔达到最大值。 $d$  维空间中的线性判别函数为:  $g(x) = w \cdot x + b$ 。超平面方程为:  $w \cdot x + b = 0$ 。式中,  $w \in R^n$ , 为参数向量,即超平面的法线,  $b \in R$  为分类的阈值,  $w \cdot x$  为向量的内积运算。

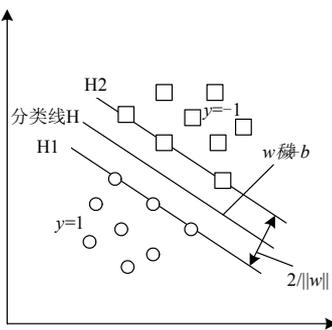


图 1 最优分类超平面

Fig. 1 Hyperplane of optimal classification

归一化,使  $|g(x)| \geq 1$ , 离分类面最近的样本的

$|g(x)| = 1$ , 这时分类间隔为  $2/\|w\|$ , 若要求分类间隔最大, 就是要求  $\|w\|$  或者  $\|w\|^2$  最小, 而要求分类面对所有样本正确分类, 就是要求满足

$$y_i [(w \cdot x_i + b)] \geq 1, \quad i=1,2,3,\dots,l \quad (1)$$

求最优分类超平面问题可以转化为下面带约束条件的优化问题进行求解:

$$\begin{cases} \min \Phi(w) = \frac{1}{2} \|w\|^2 \\ \text{s.t. } y_i [(w \cdot x_i + b)] \geq 1 \end{cases} \quad (i=1,2,3,\dots,l) \quad (2)$$

对于线性可分的样本, 可以被最优分类超平面区分开, 对于线性不可分的情况, 考虑到一部分样本数据不满足式(1), 存在一定的分类误差, 因此我们在约束条件中引入一个松弛变量  $\xi_i$  ( $\xi_i \geq 0$ ) 来解决误差问题, 则式(1)变成

$$y_i [(w \cdot x_i + b)] \geq 1 - \xi_i, \quad i=1,2,3,\dots,l \quad (3)$$

当  $0 < \xi_i < 1$  时, 样本点正确分类; 当  $\xi_i \geq 1$  时, 样本中的点  $x_i$  将被错分。为了解决此问题, 在最小化目标中加入惩罚项  $C \sum_{i=1}^l \xi_i$ , 得到如式(4)的目标函数。

$$\Phi(w, \xi) = \frac{1}{2} \|w\|^2 + C \sum_{i=1}^l \xi_i \quad (4)$$

由此, 可以得到线性不可分时的最优分类面, 称为广义分类超平面, 它可以用式(5)的优化问题来表示。

$$\begin{cases} \min \Phi(w, \xi) = \frac{1}{2} \|w\|^2 + C \sum_{i=1}^l \xi_i \\ \text{s.t. } y_i [(w \cdot x_i + b)] \geq 1 - \xi_i \\ (i=1,2,3,\dots,l) \end{cases} \quad (5)$$

式中:  $\sum_{i=1}^l \xi_i$  表示样本集中错分样本个数的上界, 用于衡量样本数据相对于理想划分条件的偏离程度;  $C$  ( $C > 0$ ) 用于控制对错分样本的惩罚程度。若  $C$  取值较大, 则能获得较小的经验风险(错分误差小); 若  $C$  取值较小, 则能获得较好的推广性能(分类间隔较大)。为了求解这个优化问题, 利用拉格朗日函数, 将最优分类问题转化为其对偶形式, 如式(6)。

$$\begin{cases} \max L(\alpha) = \\ \sum_{i=1}^l \alpha_i - \frac{1}{2} \sum_{i=1}^l \sum_{j=1}^l \alpha_i \alpha_j \cdot y_i y_j (x_i \cdot x_j) \\ \text{s.t. } 0 \leq \alpha_i \leq C; i, j = 1, 2, 3, \dots, l \\ \sum_{i=1}^l y_i \alpha_i = 0 \end{cases} \quad (6)$$

对非线性问题, 可以通过非线性变换转化为某个高维空间中的线性问题, 在变换空间求最优分类面。这种变换可能比较复杂, 因此这种思路在一般情况下不易实现。根据泛函的有关理论, 只要一种核函数  $K = (x_i, x_j)$  满足 Mercer 条件, 它就对应某一变换空间中的内积。因此, 在最优分类面中采用适当的内积函数  $K = (x_i, x_j)$  就可以实现某一非线性变换后的线性分类<sup>[10]</sup>。目前常用的核函数主要有多项式核函数、径向基(RBF)核函数、双曲正切(Sigmoid)核函数等。本文主要采用 RBF 核函数对 SVM 进行研究。RBF 核函数为

$$K(x_i, x) = \exp(-\|x_i - x\|^2 / 2\sigma^2) \quad (7)$$

对应的分类决策函数为

$$f(x) = \text{sgn}\left(\sum_{j=1}^l \alpha_j \cdot y_j K(x_i \cdot x) + b\right) \quad (8)$$

本文将采用布谷鸟搜索算法对  $C$  和  $g$  寻优, 从而得出实际情况中分类模型最优的  $c$  和  $g$ 。

## 2 布谷鸟算法

### 2.1 布谷鸟算法概述

布谷鸟搜索算法(Cuckoo Search, CS)<sup>[11]</sup>也被称作杜鹃算法, 是由剑桥大学的 Xin-she Yang 和 C.V.Raman 工程学院的 Suash Deb 于 2009 年开发的元启发式算法。该算法是基于布谷鸟种群自身所具有的寄生繁衍策略发展而来的。

布谷鸟搜索(CS)使用蛋巢代表解。最简单的情况是, 每巢有一个蛋, 布谷鸟的蛋代表了一种新的解。其目的是使用新的和潜在的更好的解, 以取代不那么好的解。为了模拟杜鹃鸟寻巢的行为, CS 算法设定了三个规则, 具体如下<sup>[12]</sup>:

(1) 布谷鸟每次只下一个蛋, 代表解决问题的一种方案, 并随机将蛋放入一个鸟巢中进行孵化。

(2) 在这些鸟巢中, 其中一部分鸟巢放着优质蛋, 即好的解决问题方案, 这些鸟巢将被保留到下一代。

(3) 鸟巢的总体数量是一定的, 设定一个鸟巢的主人发现蛋是外来蛋的概率为  $P_a (P_a \in [0, 1])$ 。

CS 算法的搜索路径与普通算法的路径不同, 该算法使用的是随机性较强的 Levy 飞行的搜索方式。设第  $i$  巢在第  $t$  鸟巢位置是  $x_i^{(t)}$  机搜索路径用  $L(\lambda)$ , 那么布谷鸟寻找鸟巢的路径和位置的更新公式为<sup>[12]</sup>

$$x_i^{(t+1)} = x_i^{(t)} + \alpha \oplus L(\lambda), \quad i=1, 2, 3, \dots, n \quad (9)$$

式中:  $\alpha$  为步长控制量;  $\oplus$  表示点对点乘积。位置更新后, 随机产生一个  $[0, 1]$  的数  $r$ , 如果  $r > P_a$ , 鸟巢位置  $x_i^{(t+1)}$  发生改变, 反之则不变, 最后保留的效

果最好的一组鸟巢位置  $y_i^{(t+1)}$ , 仍记作  $x_i^{(t+1)}$ 。

在 CS 算法中, 步长产生具有随机性, 缺乏自适应性, 无法保证快速收敛<sup>[13]</sup>。为解决全局寻优能力和精度间的关系, 在 CS 算法基础上, 根据不同阶段的搜索结果, 对步长大小进行自适应动态调整, 离最优鸟巢位置的自适应步长调整策略为

$$\text{step}_i = \text{step}_{\min} + (\text{step}_{\max} - \text{step}_{\min}) d_i \quad (10)$$

$$d_i = \frac{n_i - n_{\text{best}}}{d_{\max}} \quad (11)$$

式中:  $\text{step}_{\max}$  分别表示最大和最小步长;  $n_{\text{best}}$  表示当前鸟巢位置的最佳状态;  $n_i$  表示第  $i$  个鸟巢位置;  $d_{\max}$  表示最优位置与其他鸟巢间的最大距离。

### 2.2 布谷鸟算法搜索算法优化 SVM 参数步骤

(1) 收集训练集样本, 并对训练集样本进行预处理, 得到 SVM 学习样本。

(2) 根据经验确定 SVM 参数  $c$ 、 $g$  等的取值范围, CS 算法的最小步长  $\text{step}_{\min}$ 、最大步长  $\text{step}_{\max}$  及迭代的次数  $N$ 。

(3) 设置初始的概率参数  $P_a$  为 0.25, 随机产生  $n$  巢的位置  $p_i^{(0)} = [x_1^{(0)}, x_2^{(0)}, \dots, x_n^{(0)}]^T$ , 每一个鸟巢对应一组参数  $(c, g)$ , 计算每组鸟巢位置对应训练集的拟合度, 找到目前最好的鸟巢位置  $x_b^{(0)}$  以及最好的拟合度  $F_{\max}$ 。

(4) 保留上一代最优鸟巢的位置  $x_b^{(0)}$ , 并根据式(10)和式(11)计算 Levy 飞行步长, 并且利用 Levy 飞行更新其他鸟巢的位置, 得到一组新的鸟巢位置, 并且计算它们的拟合度  $F$ 。

(5) 根据拟合度  $F$ , 新鸟巢的位置与上一代鸟巢的位置  $p_{i-1}$  进行比较, 用较好的鸟巢位置取代较差的鸟巢位置, 得到一组比较新的鸟巢位置  $p_i = [x_1^{(t)}, x_2^{(t)}, \dots, x_n^{(t)}]^T$ 。

(6) 用随机数  $r$  与  $P_a$  进行比较, 保留  $p_i$  中被发现概率较小的鸟巢, 并对被发现概率较大的鸟巢进行更新, 计算新鸟巢的拟合度, 并且与  $p_i$  中鸟巢位置的拟合度进行比较, 用较好的鸟巢位置代替差的位置, 得到一组最新的较优的鸟巢位置  $p_i$ 。

(7) 找出步骤(6)中最优的鸟巢位置  $x_b^{(t)}$ , 判断拟合度  $F$  是否满足要求, 如果满足要求, 则停止搜索, 并且输出全局最好拟合度  $F_{\max}$  以及它相对应的最优鸟巢  $x_b^{(t)}$ ; 如果不满足要求, 则返回步骤(4)继续寻优。

(8) 根据最优鸟巢位置  $x_b^{(t)}$  所对应的最优参数  $c$ 、 $g$  对 SVM 进行参数设置。

### 3 基于支持向量机的变压器故障诊断模型

#### 3.1 评价指标的选取和量化

根据《油浸式变压器(电抗器)状态评价和检修导则》,本文采用油色谱数据(DGA)中的 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> 等气体含量占总烃的比值作为故障判断的评估指标,将变压器的故障分为<sup>[14]</sup>:低能放电、高能放电、中低温过热、高温过热 4 个类型。由于不同变压器里面的气体含量不同,本文将收集到的油色谱数据中的各项气体相对含量作为支持向量机模型的输入,利用典型故障气体的相对含量在高维空间的分布特性进行变压器故障类型诊断。

#### 3.2 建立故障诊断模型

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,将气体相对含量作为输入,各故障类型所对应的编码作为输出。在参数寻优时,选用网格搜索(GS)算法、粒子群搜索算法(PSO)、遗传算法搜索(GA)以及布谷鸟搜索算法(CS)分别对支持向量机进行参数寻优,最终得出模型拟合度最好的参数  $c$  和  $g$ ,根据参数建立模型。

## 4 实例分析

#### 4.1 数据的收集与整理

考虑到变压器的容量、型号、环境等因素的影响,本文从浙江省电力公司收集到了大量的具有明确结论的变压器(220 kV)油色谱数据,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 100 组数据作为测试集。训练集测试集具体划分如表 1。

表 1 数据集分配表

Table 1 Allocation table of data set

故障类型	低能放电	高能放电	中低温过热	高温过热
训练集	30	30	30	30
测试集	20	20	20	20
总数据	50	50	50	50

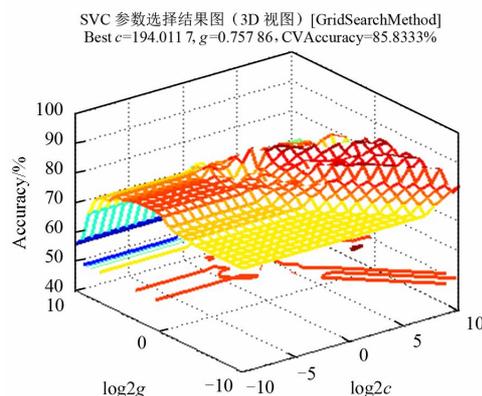
#### 4.2 参数寻优

本文采用了多种方法对 SVM 参数进行优化,结果如图 2 所示。a、b、c、d 分别代表 GS、PSO、GA、CS 算法的寻优过程,布谷鸟算法的拟合度比 PSO、GA、GS 等算法的拟合度要好,并且布谷鸟算法收敛速度相当快,在第六代就收敛到最优鸟巢,相对于 PSO、GA、GS 有明显优势。参数  $c$ 、 $g$  的寻优过程如图 3 所示。

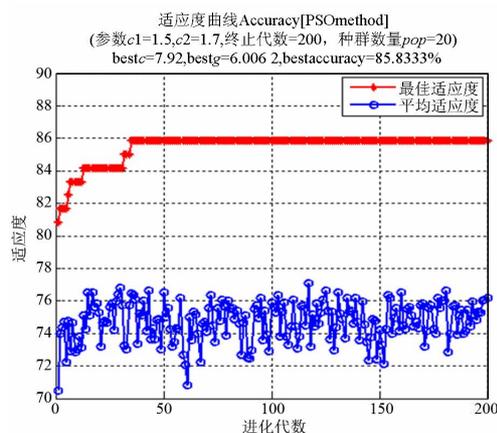
#### 4.3 故障诊断模型验证

将事先收集到的测试集数据代入模型进行验证,其结果如图 4 所示。

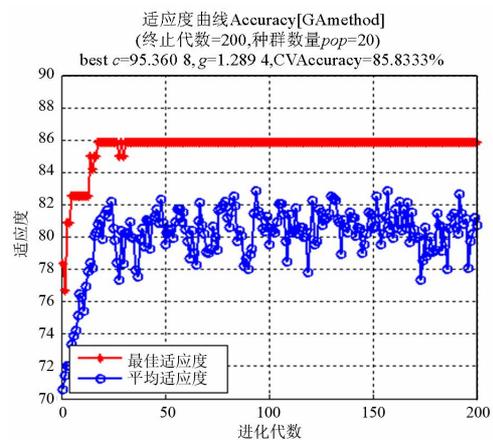
由图 4 所示,根据模型得到的测试集分类结果与实际情况相比较,其中有 76 个分类样本正确,仅有 4 个样本错误,准确率达到 95%,可见模型的准确性。



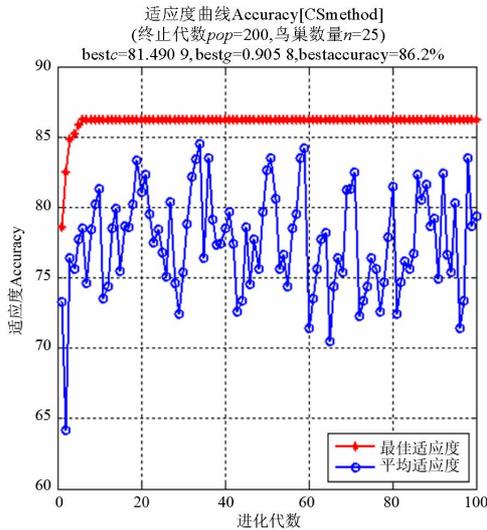
(a) 网格搜索算法寻优图



(b) PSO 搜索算法寻优图



(c) GA 搜索算法寻优图



(d) 布谷鸟搜索算法(CS)寻优图  
图2 支持向量机参数寻优图  
Fig. 2 Optimizing figure of SVM's parameter

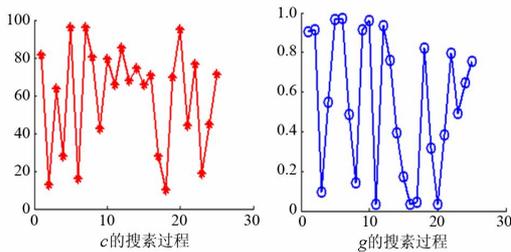


图3 布谷鸟算法  $c$ 、 $g$  搜索过程  
Fig. 3 Search process of  $c$ 、 $g$  in cuckoo search algorithm

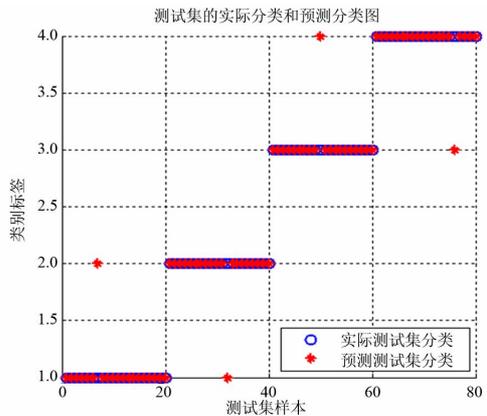


图4 测试集样本实际分类与预测分类对比图  
Fig. 4 Comparison figure of actual classification and predict classification of testing samples

### 5 结论

本文基于 SVM 建立了变压器故障判断模型，并且引进了布谷鸟搜索算法对 SVM 参数进行寻优。布谷鸟算法相对于其他传统算法能更快收敛到全局

最优值，对支持向量机的  $c$  和  $g$  参数进行寻优更有效。在寻优过程中一定要设定好参数的寻优范围，设置过大容易造成过学习状态，从而导致准确率下降。实例表明，布谷鸟算法在收敛速度和准确度具有明显的优势。

### 参考文献

[1] 尹金良, 朱永利, 俞国勤. 基于多分类相关向量机的变压器故障诊断新方法[J]. 电力系统保护与控制, 2013, 41(5): 77-82.  
YIN Jinliang, ZHU Yongli, YU Guoqin. New transformer fault diagnosis method based on multi-class relevance vector machine[J]. Power System Protection and Control, 2013, 41(5): 77-82.

[2] 任静, 黄家栋. 基于免疫 RBF 神经网络的变压器故障诊断[J]. 电力系统保护与控制, 2010, 38(11): 6-9.  
REN Jing, HUANG Jiadong. Transformer fault diagnosis based on immune RBF neural network[J]. Power System Protection and Control, 2010, 38(11): 6-9.

[3] 赵旭彤, 沈倩, 许家响, 等. 基于 IEC 三比值法与融合权重法的变压器可拓关联故障诊断[J]. 电网与清洁能源, 2013, 29(8): 18-22.  
ZHAO Xutong, SHEN Qian, XU Jiexiang, et al. Fault diagnosis for power transformer based on IEC three-ratio and extension association with combined weights[J]. Power System and Clean Energy, 2013, 29(8): 18-22.

[4] 程加堂, 艾莉, 段志梅. 改进证据理论与神经网络集成的变压器故障诊断[J]. 电力系统保护与控制, 2013, 41(14): 92-96.  
CHENG Jiatang, AI Li, DUAN Zhimei. Transformer fault diagnosis based on improved evidence theory and neural network integrated method[J]. Power System Protection and Control, 2013, 41(14): 92-96.

[5] 项文强, 张华, 王姮, 等. 基于 L-M 算法的 BP 网络在变压器故障诊断中的应用[J]. 电力系统保护与控制, 2011, 39(8): 100-111.  
XIANG Wenqiang, ZHANG Hua, WANG Heng, et al. Application of BP neural network with L-M algorithm in power transformer fault diagnosis[J]. Power System Protection and Control, 2011, 39(8): 100-111.

[6] 许惠君, 王宗耀, 苏浩益. 基于 DGA 的反馈云熵模型电力变压器故障诊断方法研究[J]. 电力系统保护与控制, 2013, 41(23): 115-119.

- XU Huijun, WANG Zongyao, SU Haoyi. Dissolved gas analysis based feedback cloud entropy model for power transformer fault diagnosis[J]. Power System Protection and Control, 2013, 41(23): 115-119.
- [7] 张军民, 尹军华, 蒋晓旭. 基于 RBF 网络的高压开关设备状态评估技术在智能 GIS 上的应用[J]. 高压电器, 2013, 49(3): 115-121.
- ZHANG Junmin, YIN Junhua, JIANG Xiaoxu. Application of RBF network-based state assessment technique of high voltage switchgear to intelligent GIS[J]. High Voltage Apparatus, 2013, 49(3): 115-121.
- [8] VAPNIK V N. The nature of statistical learning theory[M]. New York: Springer-Verlag, 1995.
- [9] 高文军. 基于人工免疫算法优化支持向量机的电力变压器故障诊断研究[D]. 太原: 太原理工大学, 2012.
- GAO Wenjun. Study on fault diagnosis for power transformer based on support vector machine of artificial immune algorithm[D]. Taiyuan: Taiyuan University of Technology, 2012.
- [10] 彭文季, 罗兴铨. 基于粗糙集和支持向量机的水电机组振动故障诊断[J]. 电工技术学报, 2006, 21(10): 117-122.
- PENG Wenji, LUO Xingqi. Vibration fault diagnosis of hydro-turbine generating unit based on rough sets and support vector machine[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2006, 21(10): 117-122.
- [11] YANG X S, DEB S. Cuckoo search via Levy flights[C]// Proceedings of World Congress on Nature & Biologically Inspired Computing, IEEE Publications, USA, 2009: 210-214.
- [12] 戴臻. 布谷鸟算法优化支持向量机的网络热点话题预测[J]. 计算机应用软件, 2014, 31(4): 330-333.
- DAI Zhen. Internet hot topic prediction based on support vector machine optimized by cuckoo search algorithm[J]. Computer Applications and Software, 2014, 31(4): 330-333.
- [13] 陈健, 陈雪刚, 张家录, 等. 杜鹃鸟搜索算法优化最小二乘支持向量机的网络入侵检测模型[J]. 微电子学与计算机, 2013, 30(4): 29-32.
- CHEN Jian, CHEN Xuegang, ZHANG Jialu, et al. Network intrusion detection model based on least squares support vector machine optimized by modify cuckoo search algorithm[J]. Microelectronics & Computer, 2013, 30(4): 29-32.
- [14] 尹金良. 基于相关向量机的油浸式电力变压器故障诊断方法研究[D]. 北京: 华北电力大学, 2013.
- YIN Jinliang. Study on oil-immersed power transformer fault diagnosis based on relevance vector machine[D]. Beijing: North China Electric Power University, 2013.

---

收稿日期: 2014-07-04

作者简介:

薛浩然(1989-), 男, 通信作者, 硕士研究生, 研究方向为电力系统调度自动化, 电力大数据分析、电力系统输变电设备状态评估; E-mail: xuehaoran@foxmail.com

张珂珩(1973-), 男, 硕士, 高级工程师, 研究方向为电力系统调度自动化, 电力系统数据分析;

李 斌(1991-), 男, 硕士研究生, 研究方向为电力系统继电保护。

(编辑 周金梅)