

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

张懿议¹, 焦 健¹, 汪 可², 郑含博^{1,3}, 房加珂¹, 周 浩⁴

(1. 广西电力系统最优化与节能技术重点实验室, 广西 南宁 530004; 2. 中国电力科学研究院, 北京 100192;
3. 国网河南省电力公司电力科学研究院, 河南 郑州 450052; 4. 浙江大学 电气工程学院, 浙江 杭州 310027)

摘要: 提出了一种基于帝国殖民竞争算法优化支持向量机的变压器故障诊断模型。对支持向量机进行了非线性和多分类变换, 构建了 k -折平均分类准确率目标函数, 建立了帝国殖民竞争算法优化支持向量机的非线性多分类模型, 结合交叉验证原理对变压器进行了故障诊断。故障诊断结果表明, 所提方法的平均测试准确率优于标准支持向量机和粒子群优化算法优化支持向量机(准确率分别为 77.08%、57.97% 和 61.96%), 验证了所提模型的有效性。采用 UCI 基准数据集对所提模型进行分类测试, 结果表明所提模型在解决分类问题上具有较好的泛化性。

关键词: 电力变压器; 故障诊断; 帝国殖民竞争算法; 支持向量机; 准确率; 多分类; 模型

中图分类号: TM 41

文献标识码: A

DOI: 10.16081/j.issn.1006-6047.2018.01.014

0 引言

随着计算机、通信和传感技术的高速发展, 信息系统和电力系统逐步实现深度融合与协作, 电力系统成为了信息物理融合系统 CPS (Cyber Physical System) 应用的重要领域之一。电力 CPS 是国家的关键性基础设施, 如何保障其安全性是需要重点研究的问题^[1]。在电力系统中, 电力变压器是最重要的设备之一, 它的运行状况关系到整个电力系统的安全稳定运行, 其一旦发生故障将引起局部甚至大面积的停电, 这势必会造成巨大的经济损失^[2]。因此, 准确有效地诊断出电力变压器的故障对提高电力 CPS 的安全性具有重要意义。

在变压器故障诊断方面, 油中溶解气体分析 (DGA) 不受外界电场和磁场的影响, 能够侦测变压器内部存在的潜伏期故障, 已经成为油浸式变压器故障诊断的一种有效方法^[3]。采用 DGA 气体作为特征参量, 国内外学者提出了变压器故障诊断的多种方法^[4], 如 Rogers 比值法^[5]、Duval 三角形法^[6]和 IEC 比值法^[7]等, 这些方法的优点是原理简单、容易实现, 但是由于其比值边界过于绝对, 很难为所有可能的比值组合提供解释方案, 而且不同电压等级的变压器在应用此比值时很难进行合理的调整, 可能造成故障诊断的误判^[8]。针对传统比值法的不足, 国

内外学者通过小波分析^[9]、专家系统^[10]、人工神经网络^[11]等多种方法进行故障诊断, 其中神经网络法取得了较好的效果。但是, 人工神经网络存在过拟合的缺点, 导致它的实用性有限^[12]。与人工神经网络相比, 支持向量机 SVM (Support Vector Machine) 克服了过拟合的缺点, 具有训练效率高、泛化能力强的特点, 且不易陷入局部最优^[13]。但是 SVM 的性能主要取决于它的核函数及其参数, 其中核参数的选择比较困难, 因此如何用智能优化算法寻找合适的核函数参数就成为了基于 SVM 故障诊断方法的研究重点。帝国殖民竞争算法 ICA (Imperialist Competitive Algorithm) 是由 Atashpaz、Lucas 于 2007 年提出的一种基于帝国主义殖民竞争机制的智能优化算法^[14]。与其他优化算法相比, 帝国殖民竞争算法在运算时间和优化效果方面显示了其优越性^[15], 因此本文拟采用帝国殖民竞争算法对 SVM 的参数进行优化。

综上, 为了提高变压器故障诊断的准确率, 本文拟对 SVM 进行非线性和多分类变换, 构建 k -折平均分类准确率目标函数; 采用帝国殖民竞争算法优化 SVM 的参数, 建立非线性多分类模型, 结合交叉验证 CV (Cross Validation) 原理将此模型应用于变压器的故障诊断; 选取国际电工委员会的 118 组变压器故障数据对此模型进行验证比较, 为进一步研究该方法在解决多分类问题方面的泛化性, 利用该非线性多分类模型对 UCI 基准数据集进行分类测试。

1 基于帝国殖民竞争算法优化 SVM 的变压器故障诊断模型

1.1 SVM 变换与核函数的选取

SVM 的基本思想是: 对于线性可分样本, 在原空

收稿日期: 2017-05-14; 修回日期: 2017-10-24

基金项目: 广西自然科学基金资助项目 (2015GXNSFBA1392-35); 广西科技厅资助项目 (AE020069); 广西教育厅资助项目 (T3020097903)

Project supported by the Guangxi Natural Science Foundation (2015GXNSFBA139235), Guangxi Science and Technology Foundation (AE020069) and Guangxi Department of Education Foundation (T3020097903)

间寻找最优分类超平面;对于线性不可分问题,首先通过非线性映射 Φ 将每个样本点映射到高维空间^[16],即从原输入空间转为高维特征空间(Hilbert 空间)的线性可分问题。变压器故障诊断是一个线性不可分的多分类问题,应先对其进行非线性变换。

SVM 非线性分类可用如下优化形式表示:

$$\begin{cases} \min \Phi(\omega, \xi) = \frac{1}{2} \|\omega\|^2 + C \sum_{i=1}^l \xi_i \\ \text{s.t. } y_i(\omega^T \varphi(x_i) + b) \geq 1 - \xi_i, \xi_i \geq 0 \quad i=1, 2, \dots, l \end{cases} \quad (1)$$

其中, ω 为超平面的法向量; ξ_i 为松弛变量; C 为 SVM 的惩罚因子; b 为偏置量; x_i 为第 i 个样本; $y_i \in \{-1, 1\}$ 为类别标签。

构建拉格朗日函数为:

$$L(\omega, b, \xi, \alpha, \beta) = \Phi(\omega, \xi) - \sum_{i=1}^l \alpha_i [y_i(\omega^T \varphi(x_i) + b) - 1 + \xi_i] - \sum_{i=1}^l \beta_i \xi_i \quad (2)$$

其中, $\alpha_i > 0, \beta_i > 0$ 为拉格朗日乘子。

得到其对偶优化形式为:

$$\begin{cases} \max \psi(\alpha) = -\frac{1}{2} \sum_{i,j=1}^l \alpha_i \alpha_j y_i y_j K(x_i, x_j) + \sum_{i=1}^l \alpha_i \\ \text{s.t. } \sum_{i=1}^l \alpha_i y_i = 0 \quad \alpha_i \in [0, C]; i=1, 2, \dots, l \end{cases} \quad (3)$$

决策函数为:

$$f(x) = \text{sign} \left[\sum_{i=1}^l \alpha_i y_i K(x, x_i) + b \right] \quad (4)$$

其中,核函数 $K(x_i, x_j) = \varphi^T(x_i) \varphi(x_j)$ 为满足 Mercer 定理的任意对称函数。选择好合适的核函数后,即可实现 SVM 的非线性变换。

标准的 SVM 是一个典型的二分类分类器,即“非此即彼”,但是变压器的故障分类是一个非线性的多分类问题,需要对标准的 SVM 进行多分类变换。据文献[17]可知,故障诊断中一对一(OAO)的多分类结果要优于其他分类结果。因此,本文主要研究基于 OAO 的 SVM 故障诊断方法。

对传统 SVM 模型进行变换后,核函数的选择是确定最优目标函数的重要步骤之一。SVM 的核函数有线性核函数、二次核函数、多项式核函数、高斯径向基核函数等。实验表明,当采用高斯径向基核函数时, SVM 的分类效果优于采用线性核函数和二次核函数时的分类效果^[17],因此,本文采用高斯径向基核函数作为 SVM 的核函数。其形式如下:

$$K(x_i, x_j) = \exp(-\gamma \|x_i - x_j\|^2) \quad \gamma > 0 \quad (5)$$

其中, γ 为高斯径向基核函数中一个可变的参数值,它反映的是高斯径向基核函数宽度的倒数,需对其进行优化。除需优化 γ 外,还需优化 SVM 的惩罚因子 C 。本文拟通过帝国殖民竞争算法优化 γ, C 。

1.2 帝国殖民竞争算法优化 SVM 参数

帝国殖民竞争算法作为一种全局性优化的进化

算法^[18],在结构最优^[19]、参数全局寻优^[20]等优化问题中取得了较好的应用效果。图 1 为帝国殖民竞争算法的流程图,主要可概括为以下 3 个步骤。

a. 形成帝国。帝国殖民竞争算法首先随机生成初始国家,每个国家代表所求问题的一个解。这些国家依据权力大小(能量的大小)分为殖民国家和殖民地 2 类,权力较大的前若干个国家成为殖民国家。然后按照国家权力大小依次将剩余国家作为殖民地分配给殖民国家,权力越大的殖民国家所分配的殖民地越多,殖民国家与其所属的殖民地统称为帝国^[21]。

b. 帝国的同化。在帝国形成后,必然伴随着殖民地的经济、文化等属性趋向于所属殖民国家,这一过程叫作同化。同化的目的在于提升所有国家求解质量的同时,能够增加殖民国家对殖民地的影响。为了与历史相符,殖民地趋向帝国的过程总是有一定的偏移,极端情况下甚至会出现反向偏移,即殖民地革命。如果殖民地在同化与革命过程中的权力超过了所属殖民国家,则此时殖民地 will 取代殖民国家建立新的帝国。图 2 为帝国内部殖民地向殖民国家的移动过程。

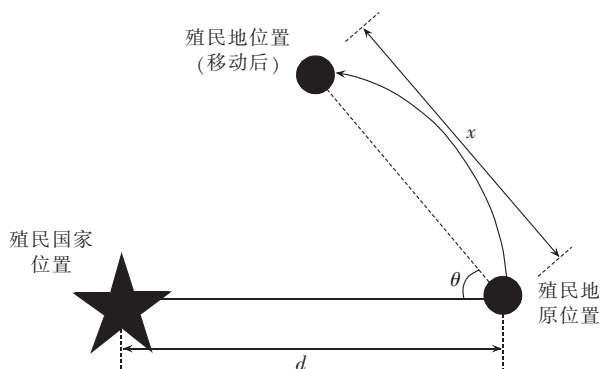


图 2 帝国内部殖民地向殖民国家的移动过程
Fig.2 Movement of colonies toward to colonial states in empires

c. 能量计算与殖民竞争。同化后计算帝国的能量值,根据各个帝国的能量,通过竞争的方式重新分配其殖民国家。每一个帝国的能量值由殖民国家和所有殖民地的目标函数值确定。弱小帝国的殖民地会被强大帝国所剥夺,直至弱小帝国消失。同时,在竞争过程中会不断出现新的帝国。经过数代的同化、革命、竞争等一系列的进化操作后,最终找到全局范

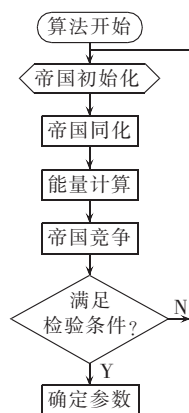


图 1 帝国殖民竞争算法流程图

Fig.1 Flowchart of ICA

围内的最优解^[20]。图 3 为帝国主义竞争过程。

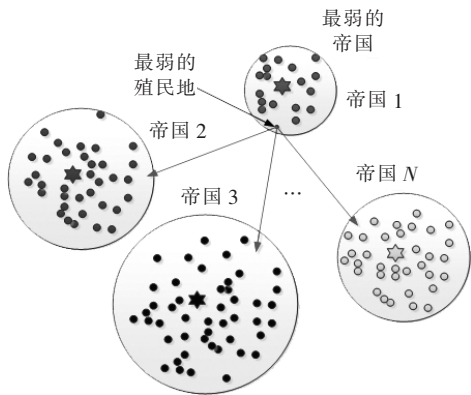


图 3 帝国主义竞争过程
Fig.3 Competition process of imperialism

帝国殖民竞争算法中国家的成本是评价国家优劣的标准,国家的成本越小越好。在建立了初始化的解空间后,便可以采用变压器故障训练样本的 k -折交叉验证准确率 $\bar{C}_r$ 作为国家成本的计算函数 f_1 ,其表达式如式(6)所示。

$$f_1(L_{11}, L_{12}) = \frac{1}{k} \sum_{i=1}^k \left(\frac{l_i}{l} \times 100\% \right) = -f(C_{country_i}) = -f(P_{i1}, P_{i2}, \dots, P_{iN}) \quad (6)$$

其中, l 为利用 SVM 算法分类时第 i 个验证集中的样本个数; l_i 为利用 SVM 算法分类时该验证集中被正确分类的个数; k 为交叉验证的折数; $C_{country_i}$ 为国家成本; $P = [P_{i1}, P_{i2}, \dots, P_{iN}]$ 为一数据组; L_{11} 和 L_{12} 分别表征 SVM 惩罚因子 C 和核参数 γ 。

求取国家成本 f_1 的最小值即为目标函数,其最优化问题表达式如式(7)所示。

$$\max_{L_{11}, L_{12}} f_1(L_{11}, L_{12}) = \min_{L_{11}, L_{12}} [-f_1(L_{11}, L_{12})] \quad (7)$$

式(7)的约束条件为:

$$\begin{cases} L_{11min} \leq L_{11} \leq L_{11max} \\ L_{12min} \leq L_{12} \leq L_{12max} \end{cases} \quad (8)$$

其中, L_{11max} 、 L_{11min} 和 L_{12max} 、 L_{12min} 分别为 SVM 惩罚因子 C 和核参数 γ 的最大值、最小值。

结合以上算法的流程,帝国殖民竞争算法优化 SVM 的主要流程归纳如下。

- a. 收集特征量集和结果集形成变压器故障诊断的属性级和分类集;组合属性级和分类集形成样本集。
- b. 选择大部分的属性级和分类集组成训练集。利用剩下的属性级和分类集组成验证集。
- c. 利用训练集和待定参数的 SVM 形成故障诊断的目标函数。此目标函数的最佳解即为 SVM 的最佳函数组合。目标函数由 k -折交叉验证后的平均分类准确率构建,是强于传统分类准确率的函数,具有一定的泛化性能。
- d. 利用帝国殖民竞争算法寻找目标函数的最佳

可行解以确定 SVM 的最佳组合参数。若选择的 SVM 参数满足预先设定的停止准则,则所选的参数将会被存储;否则返回步骤 c,进行再循环。

1.3 故障诊断流程

按照前文所述方法建立基于帝国殖民竞争算法优化 SVM 参数的故障诊断模型,在该模型的基础上,电力变压器的故障诊断过程可以用以下 4 个步骤概括:

- a. 收集有效的变压器故障特征气体的 DGA 数据;
- b. 为了消除不同比值之间数值大小上的差异,对所有 DGA 特征量进行尺度变换化预处理,以提升故障诊断算法的泛化性;
- c. 结合交叉验证原理,建立基于帝国殖民竞争算法优化 SVM 参数的故障诊断模型;
- d. 判断变压器故障类型,输出故障诊断结果。

图 4 为基于帝国殖民竞争算法优化 SVM 参数的故障诊断过程。

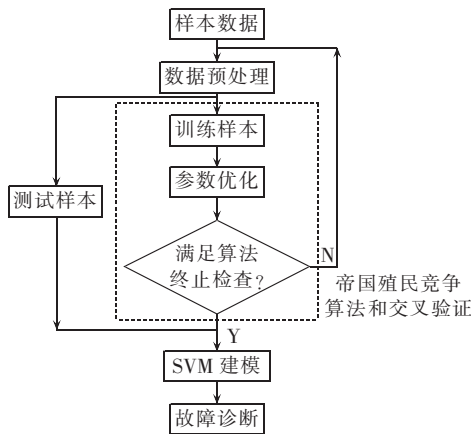


图 4 基于帝国殖民竞争算法优化的 SVM 故障诊断过程

Fig.4 Fault diagnosis process based on ICA-SVM

2 实例分析

采用国际电工委员会液体和气体绝缘介质技术委员会(IEC TC 10)^[22]的故障数据进行分类测试。变压器绝缘故障常以放电或者过热的形式表现,本文所构建的模型主要适用于放电故障与过热故障,因此将变压器故障划分为:低能放电(LE-D)、高能放电(HE-D)、中低温过热(LM-T)、高温过热(H-T)、正常状态(N-C),得到 118 组 IEC TC 10 变压器故障数据如表 1 所示。

在本实例中,所有的输入数据都先经过尺度预处理,使得所有的数据都处于 $[0,1]$ 区间,以提升变压器的分类准确率。帝国殖民竞争算法优化 SVM 的参数设置为:未知参数的维数为 2,参数 C 和 γ 的帝国殖民竞争算法搜索区间范围分别设为 $[1,10^3]$

表 1 变压器故障样本
Table 1 Transformer fault samples

故障类型	故障样本/组	故障类型	故障样本/组
LE-D	23	H-T	14
HE-D	45	N-C	26
LM-T	10		

和 $[10^{-3}, 10]$,交叉验证的折数为 9,最大迭代次数为 30,所有国家的个数设为 30,生成的初始帝国数为 8,变革系数设置为 0.45,同化系数设置为 2,同化系数角设为 0.5。

所有帝国各迭代次数的平均成本值和最小成本值如图 5 所示。起初所有帝国的最小成本远小于所有帝国的平均成本。但随着迭代次数的增加,最小成本与平均成本间的差距越来越小。最终帝国殖民竞争算法寻找的 SVM 参数为 $C=440.2, \gamma=9.7732$ 。

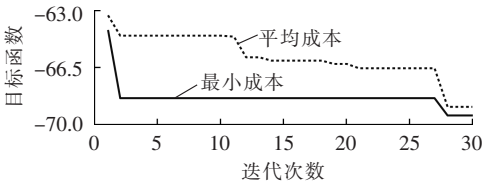


图 5 不同迭代次数下的平均成本和最小成本
Fig.5 Average cost and minimum cost vs. number of iterations

图 6 和图 7 分别为训练样本和测试样本的分类准确率(第一个子图纵轴 1 对应低能放电,2 对应高能放电,3 对应中低温过热,4 对应高温过热,5 对应正常状态;第二个子图纵轴 0 表示分类正确,其他表示分类不正确)。由图 6 和图 7 可知,95 组训练样本中仅有 17 组训练样本的故障诊断结果错误,23 组测试样本中仅有 5 组测试样本故障诊断结果错误。训练样本与测试样本的故障诊断准确率分别为 82.11% 和 78.26%,说明本文方法可以有效地诊断电力变压器的故障。在 23 组测试样本中,高温过热与高能放电的诊断准确率均在 70% 以上,证明所提模型更适于高温过热与高能放电这 2 种故障的诊断。表 2 为 23 组测试样本中不同故障类型的诊断准确率。

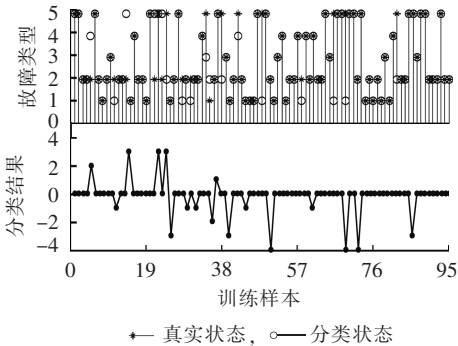


图 6 训练样本的分类准确率

Fig.6 Classification accuracy of training samples

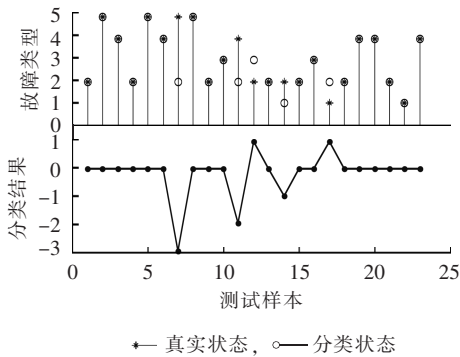


图 7 测试样本的分类准确率

Fig.7 Classification accuracy of testing samples

表 2 测试样本中不同故障类型的诊断准确率
Table 2 Diagnosis accuracy rates of different fault types in testing samples

故障类型	故障数量	诊断准确率/%	故障类型	故障数量	诊断准确率/%
LE-D	2	50	H-T	5	100
HE-D	10	70	N-C	3	100
LM-T	3	66.7			

为了与其他故障诊断方法比较,基于相同的 IEC TC 10 故障数据,本文采用标准 SVM、粒子群优化算法优化 SVM(PSO-SVM)与本文方法分别进行故障诊断实验。为了使 SVM 获得较好的分类性能,进行 10 次独立实验训练 SVM 以确定其最佳参数,并且选取 10 次独立试验得出的故障准确率平均值作为故障诊断实验的结果。

表 3 给出了采用 IEC TC 10 故障数据时 3 种方法的故障诊断结果。由诊断结果可以知道,标准 SVM 准确率最低,测试样本的故障诊断准确率小于 60%,这是因为没有进行参数优化,分类精度较低。粒子群优化算法进行 SVM 的参数优化后,故障诊断准确率提高至 61.96%,但仍低于本文方法的故障诊断准确率,说明与以上 2 种方法相比,本文方法更加准确有效。

表 3 不同方法的变压器故障诊断准确率

Table 3 Diagnosis accuracy rate of transformer fault by different methods

诊断方法	训练样本准确率/%	测试样本准确率/%
标准 SVM	75.75	57.97
PSO-SVM	80.89	61.96
本文方法	81.15	77.08

为了进一步验证本文方法的有效性,选择 UCI 基准数据集^[23]中的 Iris 数据集和 Wine 数据集,采用标准 SVM、PSO-SVM 与本文方法分别进行分类实验。表 4 为 Iris 和 Wine 基准数据的分类集,表 5 为 3 种方法的基准数据分类实验结果。由表 5 的实验结果可知,本文方法在分类实验中的测试准确率均优于标准 SVM 和 PSO-SVM,进一步证明了本文方法的有效性与准确性。

表 4 基准数据的分类集
Table 4 Category sets of benchmark data

数据集	分类级数	属性个数	实例个数	训练样本个数	测试样本个数
Iris	3	4	150	120	30
Wine	3	13	178	148	30

表 5 基准数据的分类结果
Table 5 Classification results of benchmark data

数据集	方法	C	γ	测试集分类准确率/%
Iris	本文方法	46.5246	4.8349	100
	标准 SVM	776.1047	0.9677	93.3333
	PSO-SVM	50.0576	0.0100	96.6667
Wine	本文方法	80.2676	1.2745	100
	标准 SVM	16.3059	92.4436	96.6667
	PSO-SVM	40.7132	0.0100	96.6667

3 结论

本文对 SVM 进行了非线性和多分类变换,构建了 k -折平均分类准确率的目标函数,提出了帝国殖民竞争算法优化 SVM 的非线性多分类模型,并结合交叉验证原理,对变压器的低能放电、高能放电、中低温过热、高温过热等进行了故障诊断,得出的诊断准确率为 77.08%。本文的结论如下:

- a. 采用帝国殖民竞争算法可以寻得优化的 SVM 参数,因此 SVM 的分类精度得到提升,从而可以提高电力变压器的故障诊断准确率;
- b. 选取 IEC TC 10 故障数据进行分类实验,本文方法的平均测试准确率优于标准 SVM 与 PSO-SVM(准确率分别为 77.08%、57.97%和 61.96%),证明了本文方法的有效性;
- c. 基于基准数据集中的分类实验结果表明,与标准 SVM、PSO-SVM 2 种方法相比,本文方法的测试准确率优于前两者,进一步证明了本文方法在解决分类问题方面的有效性与泛化性。

参考文献:

[1] 赵俊华,文福拴,薛禹胜,等. 电力 CPS 的架构及其实现技术与挑战[J]. 电力系统自动化,2010,34(16):1-7.
ZHAO Junhua,WEN Fushuan,XUE Yusheng,et al. Cyber physical power systems:architecture,implementation techniques and challenges[J]. Automation of Electric Power Systems,2010,34(16):1-7.

[2] 石鑫,朱永利,宁晓光,等. 基于深度自编码网络的电力变压器故障诊断[J]. 电力自动化设备,2016,36(5):122-126.
SHI Xin,ZHU Yongli,NING Xiaoguang,et al. Transformer fault diagnosis based on deep auto-encoder network[J]. Electric Power Automation Equipment,2016,36(5):122-126.

[3] 郑蕊蕊,赵继印,赵婷婷,等. 基于遗传支持向量机和灰色人工免疫算法的电力变压器故障诊断[J]. 中国电机工程学报,2011(7):56-63.
ZHENG Ruirui,ZHAO Jiyin,ZHAO Tingting,et al. Power trans-

former fault diagnosis based on genetic support vector machine and gray artificial immune algorithm[J]. Proceedings of the CSEE,2011,31(7):56-63.

[4] 汪可,李金忠,张书琦,等. 变压器故障诊断用油中溶解气体新特征参量[J]. 中国电机工程学报,2016,36(23):6570-6578.
WANG Ke,LI Jinzhong,ZHANG Shuqi,et al. New features derived from dissolved gas analysis for fault diagnosis of power transformers[J]. Proceedings of the CSEE,2016,36(23):6570-6578.

[5] ROGERS R R. IEEE and IEC codes to interpret incipient faults in transformers,using gas in oil analysis[J]. IEEE Transactions on Electrical Insulation,2007,EI-13(5):349-354.

[6] DUVAL M. Dissolved gas analysis:it can save your transformer[J]. IEEE Electrical Insulation Magazine,1989,5(6):22-27.

[7] IEC. IEC-60599 mineral oil-impregnated electrical equipment in service-guide to the interpretation of dissolved and free gases analysis[EB/OL]. (2006-11-02)[2017-05-01]. <http://webstore.iec.ch/webstore/webstore.nsf/artnum/023752>.

[8] 刘辉. 变压器油中溶解气体的分析与故障诊断研究[D]. 武汉:武汉大学,2004.
LIU Hui. Analysis of dissolving gas in the oil of transformer and study of troubles diagnosis[D]. Wuhan:Wuhan University,2004.

[9] CHEN W,PAN C,YUN Y,et al. Wavelet networks in power transformers diagnosis using dissolved gas analysis[J]. IEEE Transactions on Power Delivery,2008,24(1):187-194.

[10] 葛春晓. 基于案例推理的变压器故障诊断专家系统的研究[D]. 长春:吉林大学,2014.
GE Chunxiao. The research of transformer fault diagnosis expert system based on case-based reasoning[D]. Changchun:Jilin University,2014.

[11] 尹金良,朱永利,俞国勤. 相关向量机及其在变压器故障诊断中的应用[J]. 电力自动化设备,2012,32(8):130-134.
YIN Jinliang,ZHU Yongli,YU Guoqin. Relevance vector machine and its application in transformer fault diagnosis[J]. Electric Power Automation Equipment,2012,32(8):130-134.

[12] 张孝远. 融合支持向量机的水电机组混合智能故障诊断研究[D]. 武汉:华中科技大学,2012.
ZHANG Xiaoyuan. Hybrid intelligent fault diagnosis method integrating support vector machines for hydroelectric generator units[D]. Wuhan:Huazhong University of Science & Technology,2012.

[13] 凌武能,杭乃善,李如琦. 基于云支持向量机模型的短期风电功率预测[J]. 电力自动化设备,2013,33(7):34-38.
LING Wuneng,HANG Naishan,LI Ruqi. Short-term wind power forecasting based on cloud SVM model[J]. Electric Power Automation Equipment,2013,33(7):34-38.

[14] 曾鸣,彭丽霖,王丽华,等. 主动配电网下分布式能源系统双层双阶段调度优化模型[J]. 电力自动化设备,2016,36(6):108-115.
ZENG Ming,PENG Lilin,WANG Lihua,et al. Two-stage dual-level dispatch optimization model of distributed energy system in active distribution network[J]. Electric Power Automation Equipment,2016,36(6):108-115.

[15] AZAD H R L. An application of opposition based colonial competitive algorithm to solve network count location problem[J]. International Journal of Intelligent Systems & Applications,

- 2013,6(1):29.
- [16] 刘文霞,徐晓波,周樾. 基于支持向量机的纯电动公交车充/换电站日负荷预测[J]. 电力自动化设备,2014,34(11):41-47.
- LIU Wenxia,XU Xiaobo,ZHOU Xi. Daily load forecasting based on SVM for electric bus charging station[J]. Electric Power Automation Equipment,2014,34(11):41-47.
- [17] 郑含博. 电力变压器状态评估及故障诊断方法研究[D]. 重庆:重庆大学,2012.
- ZHENG Hanbo. Study on condition assessment and fault diagnosis approaches for power transformers[D]. Chongqing: Chongqing University,2012.
- [18] 杨楠,刘涤尘,董开松,等. 考虑柔性负荷补偿/激励机制的风电供需侧一体化随机调度方法[J]. 电力自动化设备,2015,35(2):15-20,27.
- YANG Nan,LIU Dichen,DONG Kaisong,et al. Integrated random scheduling for supply and demand sides of wind power system considering flexible load compensation/incentives[J]. Electric Power Automation Equipment,2015,35(2):15-20,27.
- [19] KAVEH A,TALATAHARI S. Optimum design of skeletal structures using imperialist competitive algorithm[J]. Computers & Structures,2010,88(21):1220-1229.
- [20] LIN J L,CHO C W,CHUAN H C. Imperialist competitive algorithms with perturbed moves for global optimization[J]. Applied Mechanics & Materials,2013,284-287:3135-3139.
- [21] 张鑫龙,陈秀芳,肖汉,等. 一种求解旅行商问题的新型帝国竞

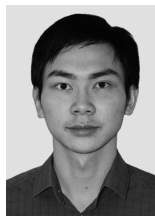
争算法[J]. 控制与决策,2016,31(4):586-592.

ZHANG Xinlong,CHEN Xiuwan,XIAO Han,et al. A new imperialist competitive algorithm for solving TSP problem[J]. Control and Decisio 2016,31(4):586-592.

[22] DUVAL M,DEPABLA A. Interpretation of gas-in-oil analysis using new IEC publication 60599 and IEC TC 10 databases [J]. IEEE Electrical Insulation Magazine,2002,17(2):31-41.

[23] BACHE K,LICHMAN M. UCI machine learning repository[EB/OL]. [2017-04-23]. <http://www.ics.uci.edu>.

作者简介:



张懿议

张懿议(1986—),男,广西崇左人,副教授,博士,主要研究方向为电气设备绝缘在线监测与故障诊断(E-mail: yiyizhang@gxu.edu.cn);

焦健(1990—),男,山西忻州人,硕士研究生,主要研究方向为变压器故障诊断(E-mail: 15235030639@163.com);

汪可(1987—),男,安徽怀宁人,工程师,博士,从事高电压与绝缘技术及变压器相关技术研究(E-mail: wangkel@epri.sgcc.com.cn);

郑含博(1984—),男,河南郑州人,高级工程师,博士,通信作者,主要从事电力变压器绝缘状态评估和智能诊断技术研究(E-mail: 836540753@qq.com)。

Power transformer fault diagnosis model based on support vector machine optimized by imperialist competitive algorithm

ZHANG Yiyi¹, JIAO Jian¹, WANG Ke², ZHENG Hanbo^{1,3}, FANG Jiakel¹, ZHOU Hao⁴

(1. Guangxi Key Laboratory of Power System Optimization and Energy Technology, Nanning 530004, China;

2. China Electric Power Research Institute, Beijing 100192, China;

3. Electric Power Research Institute of State Grid Henan Electric Power Company, Zhengzhou 450052, China;

4. College of Electrical Engineering, Zhejiang University, Hangzhou 310027, China)

Abstract: A power transformer fault diagnosis model based on SVM-ICA(Support Vector Machine optimized by Imperialist Competitive Algorithm) is proposed. The nonlinear and multi-classification transformation of SVM is carried out and the objective function of k -fold average classification accuracy rate and nonlinear multi-classification model of SVM-ICA are established to diagnose the faults of transformers by combining the cross validation principles. Fault diagnosis results show that the average test accuracy of the proposed method is higher than standard SVM and SVM optimized by particle swarm optimization algorithm, whose accuracy rates are 77.08%, 57.97% and 61.96% respectively, which verifies the effectiveness of the proposed model. Classification tests of UCI benchmark data are carried out based on the proposed model, whose results show that the proposed model has a better generalization in solving classification problems.

Key words: power transformers; fault diagnosis; imperialist competitive algorithm; support vector machines; accuracy rate; multi-classification; models