

DOI: 10.19783/j.cnki.pspc.181259

基于特征量优选与 ICA-SVM 的变压器故障诊断模型

田凤兰^{1,2}, 张恩泽², 潘思蓉², 杭颖², 任广为², 范贤浩², 张恒²

(1. 国网河南省电力公司郑州供电公司, 河南 郑州 450052; 2. 广西电力系统最优化与节能技术重点实验室(广西大学), 广西 南宁 530004)

摘要: 为了弥补现有变压器故障诊断方法在油中气体分析(DGA)特征量选取和诊断模型方面的不足, 采用 IEC 三比值法中的 3 种气体比值作为变压器故障诊断的特征量。同时从含有 8 种油中溶解气体中任意 3 种及以上的共 254 种气体组合中筛选出准确率最高的 3 组最优 DGA 特征气体组合, 将其作为对照组特征量。然后采用帝国竞争算法(ICA)优化支持向量机的变压器故障诊断模型(ICA-SVM), 与标准支持向量机(SVM)法、粒子群优化向量机(PSO-SVM)以及 IEC 三比值法进行对比。实例结果表明: 三气体比值特征量相比 3 组最优 DGA 气体组合, 故障识别准确率提高了 10%左右; ICA-SVM 故障诊断模型相比标准 SVM 法、PSO-SVM 和 IEC 三比值法故障识别准确率提高了 7%~35%; 综合三比值特征量与 ICA-SVM 故障诊断模型的准确率为 89.3%, 相较其他几种方法准确率提升了 7%~35%。结果验证了该方法的有效性和准确性。

关键词: 电力变压器; 故障诊断; 三比值; 帝国竞争算法; 支持向量机

Fault diagnosis model of power transformers based on feature quantity optimization and ICA-SVM

TIAN Fenglan^{1,2}, ZHANG Enze², PAN Sirong², HANG Ying², REN Guangwei², FAN Xianhao², ZHANG Heng²

(1. Electric Power Research Institute of State Grid Henan Electric Power Company, Zhengzhou 450052, China; 2. Guangxi Key Laboratory of Power System Optimization and Energy Technology, Guangxi University, Nanning 530004, China)

Abstract: In order to make up for the shortcomings of the existing transformer fault diagnosis methods in the Dissolved Gas Analysis (DGA) quantity feature selection and diagnostic model, this paper proposes to use three gas ratios in the IEC three-ratio method as the characteristic quantity of transformer fault diagnosis. Three groups of optimal DGA characteristic gases with the highest accuracy are selected from 254 gas combinations containing any three or more dissolved gases in eight kinds of oils, which is taken as the characteristic quantity of the control group. Then, the Empire Competing Algorithm (ICA) optimized support vector machine transformer fault diagnosis model (ICA-SVM) is compared with standard Support Vector Machine (SVM) method, Particle Swarm Optimization Vector Machine (PSO-SVM) and IEC three-ratio method. The results show that the accuracy of fault identification is improved by about 10% compared with the optimal DGA gas combination of three groups; the accuracy of ICA-SVM fault diagnosis model increased by 7% to 35% compared with the standard SVM method, PSO-SVM and IEC method; the accuracy rate of the integrated three-ratio feature and the ICA-SVM fault diagnosis model is 89.3%, which is 7% ~ 35% higher than that of the other methods. Therefore, the validity and accuracy of the proposed method are verified.

This work is supported by National Natural Science Foundation of China (No. 51867003), Guangxi Natural Science Foundation (No. 2015GXNSFBA139235), Guangxi Science and Technology Department Project (No. AE020069), and Science and Technology Project of State Grid Henan Electric Power Company (No. 52170215000V).

Key words: power transformer; fault diagnosis; triple ratio; imperial competition algorithm; SVM

0 引言

电力变压器结构复杂, 故障多样, 对其内部潜

基金项目: 国家自然科学基金项目资助(51867003); 广西自然科学基金项目资助(2015GXNSFBA139235); 广西科技厅项目资助(AE020069); 国网河南省电力公司科技项目资助(52170215000V)

伏性故障进行正确诊断关系到整个电力系统的安全稳定运行。而目前应用最广泛的 IEC 三比值法^[1]在实际应用中暴露出一系列由于编码不全、边界过于绝对等问题而导致的误判、漏判, 甚至不能识别等缺陷, 给检修工作带来诸多问题。因此, 迫切需要提出一种新的变压器故障诊断方法, 来提高故障诊断的准确性和可靠性。

近年来, 得益于大数据时代计算机、信息处理

以及人工智能技术(AI)的蓬勃发展,国内外学者开始将智能信息处理技术引入变压器故障诊断研究,一些基于油中溶解气体分析^[2-3](DGA)和人工智能技术^[4-5]建立的变压器故障诊断方法便应运而生,并且取得了不错的进展,例如:人工神经网络法(BPNN)^[6-8]、标准 SVM 法^[9-10]等。不过这些方法在某些方面也存在着一定的不足之处:1)特征量选取方面,现有基于 DGA 和 AI 技术建立的变压器故障诊断方法大部分采用 DGA 气体全部或部分数据作为特征量,而没有采用和变压器运行状态关系更加紧密的 DGA 气体比值作为特征量^[11-12]。2)算法方面,BPNN 法虽然具有较强的非线性映射和容错能力,但却存在易过拟合,收敛速度慢等问题^[13],从而严重影响了它的实用性。SVM 方法能够很好地解决小样本、非线性、高维数和局部极小点等问题,不过由于缺少智能算法对 SVM 参数进行优化,也一定程度上影响了它的故障诊断准确率。因此,在基于 DGA 和 AI 技术建立的变压器故障诊断方法基础上,针对上述两个方面的不足,本文在 DGA 特征量选取和优化 SVM 参数的智能算法上寻找突破口,来提高变压器故障诊断的准确率。

在 DGA 特征量的选取方面,本文采用 IEC 三比值法中的 C_2H_2/C_2H_4 、 CH_4/H_2 和 C_2H_4/C_2H_6 这三种气体比值作为实验组特征量^[11],同时从含有 8 种油中溶解气体中任意 3 种及以上的共 254 种气体组合中筛选出准确率最高的 3 组最优油中溶解气体组合(Optimal Dissolved Gas Combination, ODGC),将其作为对照组特征量;在优化 SVM 的智能算法方面,采用性能优良的帝国竞争算法^[14]优化 SVM,构建 ICA-SVM 故障诊断模型,对比方法为标准 SVM 法、PSO-SVM 法^[15-16]与 IEC 三比值法。

本文的结构主要如下:第 1 节简述帝国竞争算法^[17-19]的流程及主要步骤。第 2 节构建综合三比值特征量与帝国竞争优化 SVM 的变压器故障诊断模型。第 3 节实例对比三气体比值与 ODGC 特征量,ICA-SVM 与标准 SVM 法、PSO-SVM 法和 IEC 三比值法之间的变压器故障诊断准确率,验证本文方法的有效性和准确性。第 4 章为结论与总结。

1 帝国竞争算法理论

标准帝国竞争算法(Imperialist Competitive Algorithm, ICA)是一种高效的元启发式优化搜索算法^[20],不仅具有较好的全局收敛能力,而且和 GA、PSO 等算法相比^[14],ICA 具有收敛速度快、避免早熟等优点。不过,ICA 最大的问题是由于帝国数量不断减少,群体的多样性降低,这对于求解最优化

问题极为不利。为了克服这一缺点,文献[21]对 ICA 进行了改进:在标准 ICA 的基础上,引入模拟退火思想来扩大算法搜索范围,并加入改革操作以及精英个体保留策略增强算法的寻优性能。改进后的流程图如图 1 所示(红色虚线框内为改进的部分)^[21]。

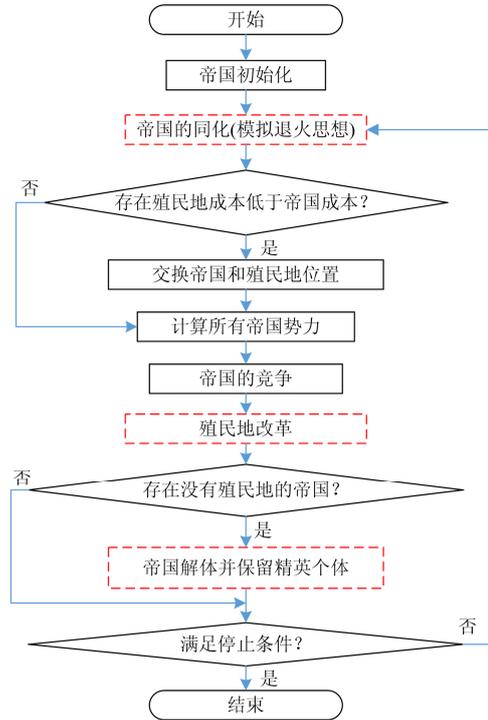


图 1 殖民竞争算法流程图

Fig. 1 Flowchart of the imperialist competitive algorithm

算法的主要步骤如下:

1) 帝国初始化。ICA 初始化生成 N 个国家,每个国家势力的大小 P_i 和成本 $cost_i$ 成负相关,选取势力最大的 N_{imp} 个国家作为统治者,剩下的国家为殖民地。帝国主义国家瓜分殖民地的计算如式(1)。

$$\begin{cases} C_i = \max_{1 \leq j \leq N_{imp}} (cost_j) - cost_i \\ P_i = \left| C_i / \sum_{j=1}^{N_{imp}} C_j \right| \\ NC_i = \text{round}(P_i \times N_{col}) \end{cases} \quad (1)$$

其中: C_i 是第 i 个帝国主义国家标准化之后的成本值; NC_i 表示第 i 个殖民国家瓜分的殖民地数量。

2) 帝国的同化。为了扩大算法的搜索范围,引入模拟退火思想,使得殖民地个体更新的过程中不仅可以接受使目标值变好的解,而且还能够以一定的概率接受使目标函数值变差的解。从而增加了算法搜寻最优解的能力与精度。

3) 计算帝国势力^[22]。帝国主义国家之间进行殖民竞争前需要计算各个帝国的总势力,公式为

$$\begin{cases} TC_n = cost(imper) + \zeta \text{mean}\{cost(col)\} \\ NTS_n = TC_n - \max(TC_i) \\ G_n = \lfloor NTS_n / \sum_{i=1}^{N_{mp}} NTS_i \rfloor \end{cases} \quad (2)$$

其中: TC_n 是第 n 个帝国的总势力; $0 < \zeta < 1$; NTS_n 是标准化之后的总势力; G_n 代表各个帝国对自由殖民地的占有率。

4) 帝国的变革。为了避免算法陷入局部最优化, 在迭代的过程中, 从 N_{col} 个殖民地中随机选取 $k = \text{rand}(0, N_{col})$ 个殖民地并初始化它们的位置, 以此来增强算法的全局寻优性能。

5) 帝国的竞争。在标准 ICA 迭代过程中, 最弱帝国中最弱的国家(叛逃者)被其他的强帝国占领, 当帝国集团中只有帝国本身时, 通常会消除该帝国, 然而该帝国个体较优, 被认为是精英个体, 有利于算法收敛, 因此改进 ICA 保留该精英个体, 使得进化过程中能够找到更优解。

6) 检验满足条件。若算法满足停止准则, 则输出最优参数, 算法结束。若不满足, 则转回到步骤 2), 直到满足停止准则为止。

2 基于 ICA 优化 SVM 变压器故障诊断模型的构建

2.1 SVM 分类模型及参数优化

2.1.1 SVM 分类模型

标准 SVM 主要解决线性二分类问题, 但是变压器故障属于非线性问题, 因此需要将标准 SVM 进行非线性变换。SVM 非线性分类模型可用如下优化形式表示。

$$\begin{cases} \min \Phi(\omega, \xi) = \frac{1}{2} \|\omega\|^2 + C \sum_{i=1}^l \xi_i \\ y_i [\omega^T \varphi(x_i) + b] \geq 1 - \xi_i \\ \xi_i \geq 0, i = 1, 2, \dots, l \end{cases} \quad (3)$$

式中: 非负变量 ξ_i 以折衷考虑最少错分样本和最大分类间隔; C 为惩罚因子; $\Phi(x_i)$ 为非线性映射, 将样本集从输入空间映射到高维的特征空间。构建拉格朗日函数和决策函数分别为式(4)和式(5)所示。

$$L(\omega, b, \xi, \alpha, \beta) = \Phi(\omega, \xi) - \sum_{i=1}^l \alpha_i \{y_i [\omega^T \varphi(x_i) + b] - 1 + \xi_i\} - \sum_{i=1}^l \beta_i \xi_i \quad (4)$$

$$f(x) = \text{sign} \left[\sum_{i=1}^l \alpha_i y_i K(x_i, x_j) + b \right] \quad (5)$$

其中, 核函数 $K(x_i, x_j)$ 用来实现 SVM 的非线性变换, 它必须是满足 Mercer 定理的正定函数。

由于标准的 SVM 只是二分类器, 而变压器故障往往是多分类问题, 因此需要将标准的二分类 SVM 进行多分类变换。据文献[22]可知, 组合方法中 OAO(一对一)的多分类结果要优于其他分类方法。因此, 本文采用 OAO 方法来对 SVM 进行多分类变换。

2.1.2 参数优化

对 SVM 进行多分类变换后, 还需要选择合适的核函数 $K(x_i, x_j)$ 。实验表明^[23], 高斯径向基核函数(RBF)具有较好的泛化性能。因此, 本文采用 RBF 作为 SVM 的核函数, 其形式如下:

$$K(x_i, x_j) = \exp(-\gamma \|x_i - x_j\|^2), \gamma > 0 \quad (6)$$

为了更好地构建 SVM 故障诊断模型, 需要用算法对式 2.5 中的 γ 和式 2.2 中的 C 这 2 个参数进行优化。根据上文的介绍, 本文选择基于帝国竞争算法(ICA)优化 SVM 来获取最优参数组合。

2.2 特征量选取

目前, 变压器故障诊断方法^[24-25]除了 IEC 三比值法之外, 基本上都采用的是 DGA 全部数据(H_2 、 CH_4 、 C_2H_2 、 C_2H_4 、 C_2H_6 、 CO 、 CO_2 和 TH)或其中的部分数据作为特征量进行故障诊断。但是文献[26]表明, 与 DGA 全部数据相比, DGA 气体中两种气体的相对比值和变压器运行状态联系更紧密; 文献[11]更是直接指出 DGA 各气体比值中的 C_2H_2/C_2H_4 、 CH_4/H_2 和 C_2H_4/C_2H_6 这三种比值是最具代表性的比值特征量。因此, 为了进一步探究三比值特征量与 DGA 特征量的优劣, 本文从含有 8 种油中溶解气体中任意 3 种及以上的共 254 种气体组合中筛选出准确率最高的 3 组 ODGC, 将其作为对照组特征量进行故障诊断, 筛选流程如图 2 所示。

首先, 本文从 8 种油中溶解气体中依次任意选出 8 种、7 种、...、3 种气体(考虑实际情况, 对于 3 种气体以下的特征量组合不予考虑)共构建 $C_8^8 + C_8^7 + C_8^6 + C_8^5 + C_8^4 + C_8^3 = 254$ 种 DGA 特征气体组合, 分别将其作为特征量; 然后, 采用 ICA 对 SVM 进行参数优化, 并以故障分类准确率构建适应度函数, 直到算法满足终止; 最后对 254 种特征组合进行适应度排序, 筛选出 3 组 ODGC。

2.3 基于 ICA 优化 SVM 的变压器故障诊断流程

基于 ICA 优化 SVM 的变压器故障诊断流程图如图 3 所示, 该流程主要分为以下 4 个步骤:

1) 收集有效的变压器故障样本数据(H_2 、 CH_4 、 C_2H_2 、 C_2H_4 、 C_2H_6 、 CO 、 CO_2 以及 TH), 并计算出相应的三比值特征量以及 3 组 ODGC, 并对其进行归一化处理。

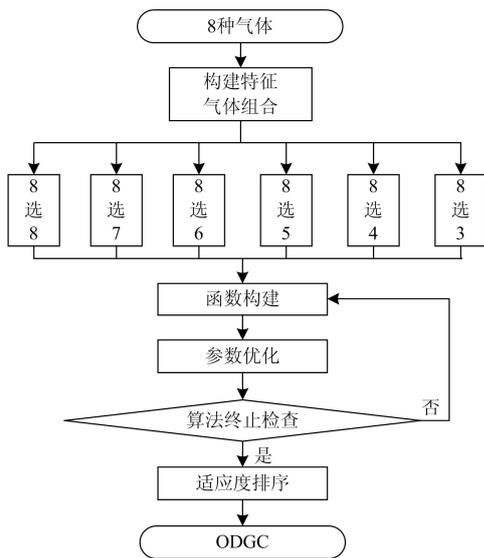


图2 最优油中气体组合(ODGC)筛选流程图
Fig. 2 Flowchart of selecting ODGC

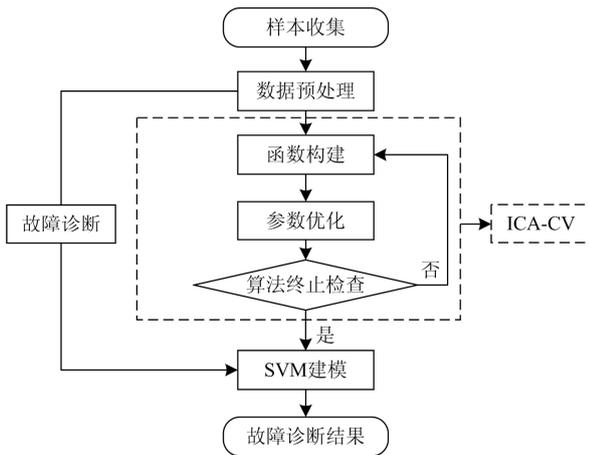


图3 基于ICA优化SVM的故障诊断流程图
Fig. 3 Flowchart of fault diagnosis based upon SVM and ICA

2) 选取 1)中归一化后的部分数据集作为训练集, 剩余作为测试集。利用训练集和未优化的 SVM 形成故障诊断的目标函数。本文将 ICA 的成本函数作为目标函数, 当 ICA 获得全部国家的最小成本时, 最优的目标函数便取得最小值。为使算法具有较好的泛化效果, 本文选择 k 折交叉验证后的平均分类准确率来构建目标函数 F 。

$$F = -\frac{1}{k} \sum_{i=1}^k \left(\frac{p_T^i}{p^i} \times 100\% \right) \quad (7)$$

式中: p^i 是验证集的样本个数; p_T^i 为验证集中准确分类的样本个数。

3) 应用 ICA 寻找目标函数的最优解。帝国竞争

算法首先在搜索空间内初始化生成 n 组随机解(C 和 γ)作为初始国家。然后根据 SVM 目标函数的返回值来进行 ICA 的迭代, 最后得到成本最小的帝国主义国家, 即 SVM 故障诊断模型的最佳参数组合。

4) 根据 3)找出的最佳组合参数来进行 SVM 建模, 并用该模型对 2)中产生的测试集进行故障诊断, 最后输出诊断结果。

3 实例分析

本文采用 118 组 IEC TC 10^[27]故障数据进行算法测试。将变压器故障划分为^[28]: 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)五种状态, 得到 118 组 IEC TC 10 变压器故障分类样本, 如表 1 所示。

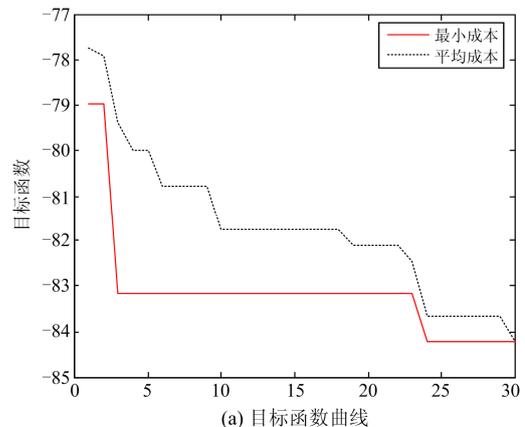
表 1 变压器故障样本

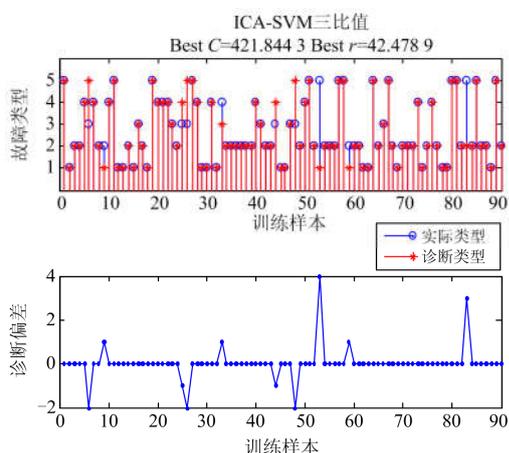
Table 1 Transformer fault samples					
故障类型	LE-D	HE-D	LM-T	H-T	N-C
IEC TC 10 样本	23	45	10	14	26

对 118 组 DGA^[29-31]数据进行三比值计算和预处理之后, 得到归一化后的三比值特征量, 然后选出 90 组作为训练集, 剩余 28 组作为测试集。

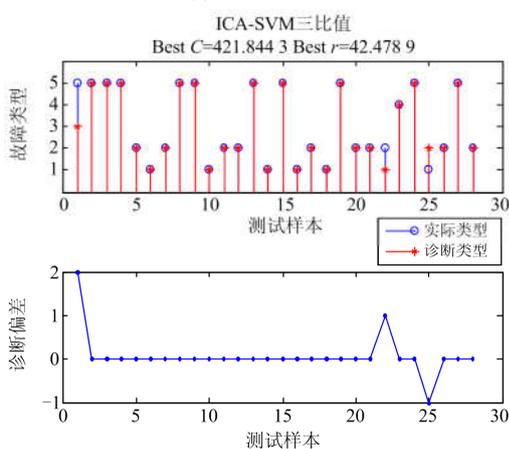
在基于 ICA 的 SVM 故障诊断模型(ICA-SVM)中, 核函数参数 C 和 γ 的搜索区间范围分别设为 $[1, 10^3]$ 和 $[10^{-2}, 10^2]$, CV 的折数为 9, 最大迭代次数为 30, 所有国家的个数设为 30, 生成的初始帝国数为 8, 变革系数设置为 0.45, 同化系数设置为 2, 同化系数角设为 0.5。图 4(a)为采用三比值作为特征量时, ICA 对 SVM 故障诊断模型进行参数优化的目标函数曲线, 最终 ICA 寻得的最佳 SVM 参数是 $C = 421.8433$, $\gamma = 42.4789$ 。

图 4(b)和图 4(c)分别为训练样本和测试样本的故障诊断结果。训练样本的分类准确率为 88.9%(80/90), 测试样本分类准确率为 89.3%(25/28)。





(a) 训练样本诊断结果



(c) 测试样本诊断结果

图 4 特征量为三比值时的诊断结果

Fig. 4 Classification results of three-ratio feature

为了对比验证三比值特征量的准确性, 本文对 254 种 DGA 特征组合作为进行了测试, 筛选出准确率最高的 3 组 ODGC, 结果如表 2 所示(1 代表当前特征组合包含该气体, 0 代表不包含该气体)。

本文采用这 3 种特征组合作为对照组, 对相同的测试样本故障诊断。特征组合 1~3 的诊断结果分

表 2 DGA 特征组合的优选结果

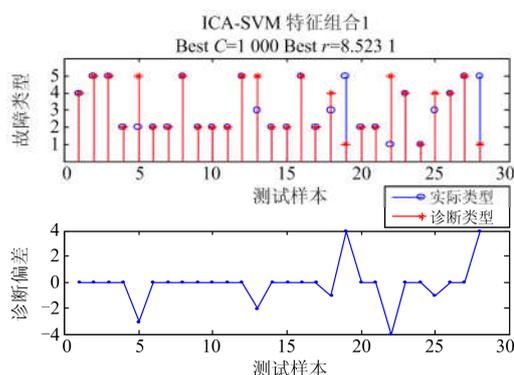
Table 2 Selection results of DGA

DGA	特征组合 1	特征组合 2	特征组合 3
H ₂	0	0	0
CH ₄	1	1	1
C ₂ H ₂	1	1	1
C ₂ H ₄	1	1	1
C ₂ H ₆	0	1	0
CO	0	0	0
CO ₂	0	0	0
TH	1	0	0
适应度/%	80	80	78.9

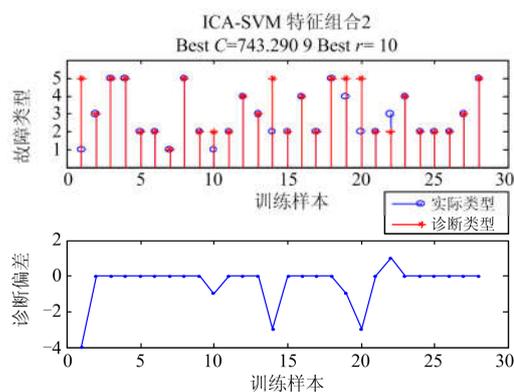
别如图 5(a)~图 5(c)所示, 测试样本的准确率分别为 75%(21/28)、78.6%(22/28)以及 71.4%(20/28)。

为了进一步说明本文提出方法的有效性和准确性, 本节又分别采用标准 SVM 法、PSO-SVM 法^[13]和 ICE 三比值法对相同的故障样本进行故障诊断。其中 SVM^[32-33]仍然采用高斯径向基函数作为核函数。表 2 给出了采用各种方法的故障诊断错误样本个数对比, 图 5 为各方法测试样本的故障诊断准确率对比。分析图 6 与表 3 可知:

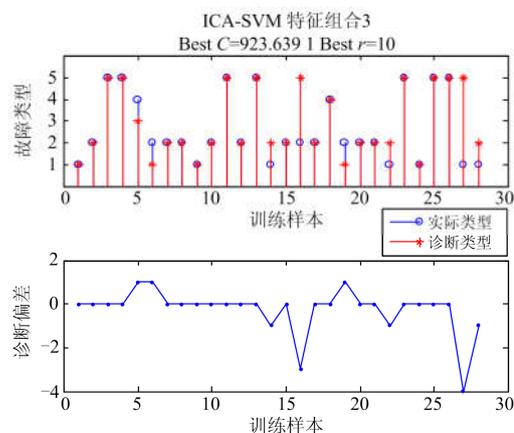
1) 采用相同的故障诊断方法时, 以三气体比值



(a) 特征组合 1 诊断结果



(b) 特征组合 2 诊断结果



(c) 特征组合 3 诊断结果

图 5 特征量为 ODGC 时的诊断结果

Fig. 5 Classification results of ODGC feature

为特征量的诊断准确率要比 ODGC 高 10%左右。

2) 采用相同的特征量时, ICA-SVM 模型的诊断准确率要比标准 SVM 法、PSO-SVM 法与 IEC 三比值法的故障诊断率高 7%~35%。

3) 当同时采用三比值特征量与 ICA-SVM 故障诊断模型时能够获得最高的故障诊断准确率: 28 组测试样本只有 3 组样本诊断错误, 准确率为 89.3%, 较其他方法准确率提高了 7%~35%。

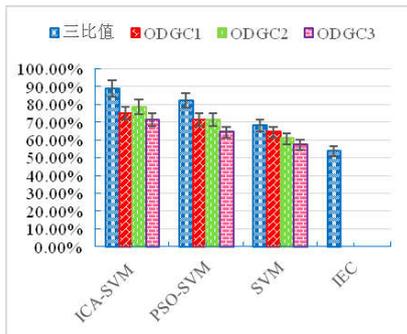


图 6 各方法故障诊断准确率对比

Fig. 6 Comparison of accuracy of fault diagnosis by using all methods

表 3 各方法诊断错误样本个数对比

Table 3 Comparison of numbers of fault diagnosis error by using all methods

方法	ICA-SVM			PSO-SVM			SVM			ICA-SVM 三比值			
	ODGC1	ODGC2	ODGC3	ODGC1	ODGC2	ODGC3	ODGC1	ODGC2	ODGC3				
训练样本 (90组)	10	18	18	12	19	19	22	19	26	27	31	40	
测试样本 (28组)	3	7	6	8	5	8	8	10	8	10	11	12	13

4 结论

本文主要围绕 DGA 特征量选取和参数优化这两个方面, 针对如何提高变压器故障诊断准确率进行了研究。主要工作及结论如下:

1) 从 254 组 DGA 特征组合中筛选出最优的 3 组 ODGC, 并与 DGA 三气体比值对比。算例结果表明, 三比值特征量较 3 组 ODGC 准确率高了 10%左右。

2) 采用了 ICA 优化 SVM 参数的变压器故障诊断模型。算例结果表明, ICA-SVM 较标准 SVM 方法、PSO-SVM 法与传统 IEC 三比值法准确率提高了 7%~35%。

3) 结合三比值特征量和 ICA 的优点, 提出了一种基于三比值特征量与 ICA 优化 SVM 的变压器故障诊断方法。测试样本的诊断准确率为 89.3%, 相

较其他几种方法准确率提高了 7%~35%。综上所述, 验证了本文提出的综合三比值特征量与帝国竞争优化支持向量机的变压器故障诊断模型的有效性和准确性。

参考文献

- [1] 变压器油中溶解气体和判断导则: DL/T 722—2000[S]. 北京: 中国电力出版社, 2001. Guide gases dissolved transformer oil: DL/T 722—2000[S]. Beijing: China Electric Power Press, 2001.
- [2] 宋斌, 刘志雄, 李恩文, 等. 基于负关联度的 DGA 故障诊断分析[J]. 电网技术, 2015, 39(9): 2627-2632. SONG Bin, LI Zhixiong, LI Enwen, et al. Dissolved gas analysis based on negative relational grade[J]. Power System Technology, 2015, 39(9): 2627-2632.
- [3] 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]. 高电压技术, 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.
- [4] 梁永亮, 李可军, 牛林, 等. 一种优化特征选择-快速相关向量机变压器故障诊断方法[J]. 电网技术, 2013, 37(11): 3262-3267. LIANG Yongliang, LI Kejun, NIU Lin, et al. A transformer diagnosis method based on optimized feature selection methods and fast relevance vector machine[J]. Power System Technology, 2013, 37(11): 3262-3267.
- [5] 尹玉娟, 王媚, 张金江, 等. 一种自主核优化的二值粒子群优化-多核学习支持向量机变压器故障诊断方法[J]. 电网技术, 2012, 36(7): 249-254. YIN Yujun, WANG Mei, ZHANG Jinjiang, et al. An autonomic kernel optimization method to diagnose transformer faults by multi-kernel learning support vector classifier based on binary particle swarm optimization[J]. Power System Technology, 2012, 36(7): 249-254.
- [6] WU H, LI X. RMP neural network based dissolved gas analyzer for fault diagnostic of oil-filled electrical equipment[J]. IEEE Transactions on Dielectrics and Electrical Insulation, 2011, 18(2): 495-498.
- [7] NARESH R, SHARMA V, VASHISTH M. An integrated neural fuzzy approach for fault diagnosis of transformers[J]. IEEE Transactions on Power Delivery, 2008, 23(4):

- 2017-2024.
- [8] 冯伟, 蒋玮, 杨乐, 等. 基于 BP 神经网络方法的城市用电量预测模型研究[J]. 电网与清洁能源, 2018, 34(6): 19-25, 32.
FENG Wei, JIANG Wei, YANG Le, et al. Study on urban electricity consumption prediction model based on BP neural network method[J]. Power System and Clean Energy, 2018, 34(6): 19-25, 32.
- [9] 吴坤, 康建设, 池阔. 基于改进多分类算法和相关向量机的电力变压器故障诊断方法[J]. 高电压技术, 2016, 42(9): 3011-3017.
WU Kun, KANG Jianshe, CHI Kuo. Fault diagnosis method of power transformer based on improved multi-classification algorithm and correlation vector machine[J]. High Voltage Engineering, 2016, 42(9): 3011-3017.
- [10] 田洪亮, 刘洋, 韩文花, 等. 基于支持向量机的配电设备温度监测数据预测[J]. 电网与清洁能源, 2018, 34(1): 65-71.
TIAN Hongliang, LIU Yang, HAN Wenhua, et al. Prediction of temperature monitoring data of power distribution equipment based on support vector machine[J]. Power System and Clean Energy, 2018, 34(1): 65-71.
- [11] EC Publication 599. Interpretation for the analysis of gases in transformers and other oil-filled electrical equipment in service[S].
- [12] 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, 6625.
WANG Ke, LI Jinzhong, ZHANG Shuqi, et al. A new characteristic parameter of dissolved gas in oil for transformer fault diagnosis[J]. Proceedings of the CSEE, 2016, 36(23): 6570-6578, 6625.
- [13] 陈小青, 刘觉民, 黄英伟, 等. 采用改进人工鱼群优化粗糙集算法的变压器故障诊断[J]. 高电压技术, 2012, 38(6): 1403-1409.
CHEN Xiaoqing, LIU Juemin, HUANG Yingwei, et al. Transformation diagnosis of transformers using improved artificial fish swarm optimization rough set algorithm[J]. High Voltage Engineering, 2012, 38(6): 1403-1409.
- [14] 郝岩. 基于帝国竞争算法的非概率可靠性分析及优化[D]. 长春: 吉林大学, 2014.
HAO Yan. Non-probabilistic reliability analysis and optimization based on empire competition algorithm[J]. Changchun: Jilin University, 2014.
- [15] 郑含博, 王伟, 李晓纲, 等. 基于多分类最小二乘支持向量机和改进粒子群优化算法的电力变压器故障诊断方法[J]. 高电压技术, 2014, 40(11): 3424-3429.
ZHENG Hanbo, WANG Wei, LI Xiaogang, et al. Fault diagnosis method of power transformers using multi-class LS-SVM and improved PSO[J]. High Voltage Engineering, 2014, 40(11): 3424-3429.
- [16] 王向红, 钱文姝. 基于改进 PSO 算法的微电网调度方法[J]. 电网与清洁能源, 2017, 33(7): 53-57, 72.
WANG Xianghong, QIAN Wenshu. Microgrid scheduling method based on improved PSO algorithm[J]. Power System and Clean Energy, 2017, 33(7): 53-57, 72.
- [17] 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 empire colonial competition algorithm optimization support vector machine[J]. Electric Power Automation Equipment, 2018, 38(1): 99-104.
- [18] KAVEH A, TALATAHARI S. Optimum design of skeletal structures using imperialist competitive algorithm[J]. Computers and Structures, 2010, 88: 1220-1229.
- [19] 张鑫龙, 陈秀万, 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 empire competition algorithm for solving traveling salesman problem[J]. Control and Decision, 2016, 31(4): 586-592.
- [20] ATASHPAZ G E, LUCAS C. Imperialist competitive algorithm: an algorithm for optimization inspired by imperialistic competition[C] // IEEE Congress on Evolutionary Computation, 2008: 4661-4667.
- [21] 陈禹, 冯翔, 虞慧群. 改进型帝国竞争模型算法的研究[J]. 计算机工程与应用, 2018, 54(12): 206-213.
CHEN Yu, FENG Xiang, YU Huiqun. The research of improved imperialist competitive algorithm[J]. Computer Engineering and Applications, 2018, 54(12): 206-213.
- [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. Study on life cycle maintenance decision of power transformer based on operation state and life assessment[D]. Chongqing: Chongqing University, 2014.
- [23] 张懿议, 彭鸿博, 李昕, 等. 基于 DGA 特征量优选与改进磷虾群算法优化支持向量机的变压器故障诊断模型[J/OL]. 电测与仪表: 1-10[2019-08-15].
ZHANG Yiyi, PENG Hongbo, LI Xin, et al. Transformer fault diagnosis model based on DGA feature optimization

and improved krill group algorithm optimization support vector machine[J/OL]. *Electrical measurement and instrumentation*: 1-10 [2019-08-15].

[24] 吕守国, 崔玉新, 冯迎春, 等. 基于综合分析方法的变压器故障诊断技术与软件开发[J]. *电力系统保护与控制*, 2017, 45(10): 123-128.

LÜ Shouguo, CUI Yuxin, FENG Yingchun, et al. Transformer fault diagnosis method based on comprehensive analysis and its software development[J]. *Power System Protection and Control*, 2017, 45(10): 123-128.

[25] 薛浩然, 张珂珩, 李斌, 等. 基于布谷鸟算法和支持向量机的变压器故障诊断[J]. *电力系统保护与控制*, 2015, 43(8): 8-13.

XUE Haoran, ZHANG Keheng, LI Bin, et al. Fault diagnosis of transformer based on the cuckoo search and support vector machine[J]. *Power System Protection and Control*, 2015, 43(8): 8-13.

[26] KIM S W, KIM S J, SEO H D, et al. New methods of DGA diagnosis using IEC TC 10 and related databases part 1: application of gas-ratio combinations[J]. *IEEE Transactions on Dielectrics and Electrical Insulation*, 2013, 20(2): 685-690.

[27] TRIAN T O, SUWAR N O, LI Yuan, et al. Combining conventional and artificial intelligence DGA interpretation methods using optimized weighting factor[C]// 2016 International Seminar on Intelligent Technology and Its Applications (ISITIA), July 28-30, 2016, Lombok, Indonesia: 37-42.

[28] ZHENG H B, LIAO R J, GRZYBOWSKI S, et al. Fault diagnosis of power transformers using multi-class least square support vector machines classifiers with particle swarm optimization[J]. *IET Electric Power Application*, 2011, 5(9): 691-696.

[29] FANG J, ZHENG H, LIU J, et al. A transformer fault diagnosis model using an optimal hybrid dissolved gas analysis features subset with improved social group optimization-support vector machine classifier[J]. *Energies*, 2018, 11: 1922.

[30] LI E, WANG L, SONG B, et al. Improved fuzzy c-means clustering for transformer fault diagnosis using dissolved gas analysis data[J]. *Energies*, 2018, 11: 2344.

[31] 陈欢, 彭辉, 舒乃秋, 等. 基于鲁棒能量模型 LS-TSVM和DGA的变压器故障诊断[J]. *电力系统保护与控制*, 2017, 45(21): 134-139.

CHEN Huan, PENG Hui, SHU Naiqiu, et al. Fault diagnosis of power transformer based on RELS-TSVM and DGA[J]. *Power System Protection and Control*, 2017, 45(21): 134-139.

[32] FEI S, ZHANG X. Fault diagnosis of power transformer based on support vector machine with genetic algorithm[J]. *Expert Systems with Applications*, 2009, 36(8): 11352-11357.

[33] BACHA K, SOUAHLIA S, GOSSA M. Power transformer fault diagnosis based on dissolved gas analysis by support vector machine[J]. *Electric Power Systems Research*, 2012, 83(1): 73-79.

收稿日期: 2018-10-11; 修回日期: 2019-02-27

作者简介:

田凤兰(1974—), 女, 硕士研究生, 主要研究方向为电气设备绝缘诊断技术;

张恩泽(1996—), 女, 通信作者, 硕士研究生, 主要研究方向为大型电力变压器绝缘状态评估与智能诊断技术; E-mail: enze_Zhang1@163.com

潘思蓉(1997—), 女, 本科生, 主要研究方向为电力系统关键设备的故障诊断与全寿命周期管理。

(编辑 葛艳娜)