

基于支持向量机的油浸式电力变压器故障诊断方法研究

李长海

(航天工程兰州分公司, 甘肃 兰州 730000)

摘要: 在电力网络中变压器是非常重要的电气设备, 对电力网络的正常运行具有非常重要的作用, 利用变压器油中溶解气体组成的分析, 对电力变压器运行中的故障进行诊断具有重要意义。采用支持向量机(SVM)算法分析变压器油中溶解气体组成并进行故障诊断, 选取了SVM核函数及最优参数并构造了OVR-SVM多类分类器。最后, 基于DGA数据的实验结果显示, 这种故障诊断方法具有很好的效果。

关键词: 油浸式变压器; 溶解气体分析; 支持向量机; 故障诊断

Study on oil-immersed power transformer fault diagnosis based on support vector machine

LI Changhai

(Lanzhou Branch of Aerospace Engineering, Lanzhou 730000, China)

Abstract: Power transformer is an important component of power system, and its normal operation plays an important role in power system. Dissolved gas analysis in transformer oil is of great significance to the research of power transformer fault diagnosis. SVM algorithm is used to analyze the composition of dissolved gas in transformer oil and fault diagnosis, SVM kernel function and optimal parameters are selected and the OVR-SVM multi-class classifier is constructed. Finally, the experimental results based on DGA data verify the validity of the fault diagnosis method.

key words: oil-immersed power transformer; dissolved gas analysis; support vector machine; fault diagnosis

0 引言

在电力网络中, 变压器是很重要的电气设备, 利用它可以进行不同电压等级的电压变换和电能输送, 变压器是否正常运行对电力网络的可靠性和安全性具有直接的影响。因此, 对变压器可能出现的故障进行诊断和预测, 避免变压器重大故障的发生, 对电力网络的可靠性具有非常重要的作用。在变压器故障诊断中, 油中溶解气体分析(Dissolved Gas Analysis, DGA)方法已经取得了较好的效果, 基于DGA数据的变压器故障诊断方法的研究具有可行性^[1-5]。支持向量机

(Support Vector Machine, SVM)是一种有效的模式识别方法, 特别是数据集有样本少、高维及非线性特点的分类中, SVM已在电力负荷预测、齿轮早期故障智能诊断和轴承故障检测等领域取得了很好的应用效果^[6-7]。本文将SVM分类算法应用于油浸式电力变压器故障诊断。实验结果表明, 该方法对故障的分类正确率较高, 具有一定的实用价值。

1 溶解气体分析的故障诊断原理

由于变压器油优良的绝缘和散热能力, 容

量大和电压高的变压器主要还是充油式。油浸式变压器的内部绝缘材料主要是变压器油、绝缘纸等，这些绝缘材料产生变压器油中的特征气体，特征气体能直接反映绝缘材料的性能。

1.1 特征气体的产生

在变压器的运行过程中，变压器油在温度、电场、氧气及水分等的共同作用下发生物理和化学反应，使变压器油老化和劣化，这一过程中伴随有某些氧化物、氢和低分子烃类气体的产生。变压器运行中的正常老化只会产生很少的气体，气体的含量在正常值之下，如果变压器运行中出现潜伏性的故障，则气体的产量和速率会越来越快，气体的含量超过临界值。变压器发生不同的故障时，变压器油中产生气体的含量和比例不同。因此，可以通过对油中溶解气体分析（Dissolved Gas Analysis, DGA）来判断变压器产生的故障类型。实际中，通过分析油中溶解气体可以提前发现故障信息，及时消除故障避免发生严重事故^[8-9]。

1.2 变压器内部故障

油浸变压器在运行过程中，主要有机械、热和电三种故障类型。其中，主要是过热和高能放电故障，其次是过热兼高能放电、火花放电和局部放电故障。将变压器的故障分为局部放电、低能放电、高能放电、低温过热（ $t < 300\text{ }^{\circ}\text{C}$ ）、中温过热（ $300\text{ }^{\circ}\text{C} < t < 700\text{ }^{\circ}\text{C}$ ）和高温过热 $t > 700\text{ }^{\circ}\text{C}$ ^[10-11]。

通过分析变压器的各种内部故障可知，不同的故障类型使变压器油分解出不同的气体，如局部放电主要产生 H_2 和 CH_4 ；高能放电主要产生 C_2H_4 、 H_2 及少量 CH_4 ；过热主要产生 H_2 、 CH_4 和 C_2H_4 等；固体绝缘过热主要产生 CO 和 CO_2 。变压器油产生的主要特征气体和次要特征气体如表1所示。

1.3 判断变压器故障类型的方法

根据变压器油中溶解的特征气体浓度就可以对变压器的故障情况进行分析，将变压器油中溶解气体对判断变压器故障有价值的7种气体即 H_2 、 CH_4 、 C_2H_6 、 C_2H_4 、 C_2H_2 、 CO 和 CO_2 称为特征气

表1 充油电力变压器不同故障类型时产生的气体

Tab. 1 Gas produced by different fault types of oil-immersed power transformers

故障类型	主要气体组分	次要气体组分
油过热	CH_4 , C_2H_4	H_2 , C_2H_6
油和纸过热	CH_4 , C_2H_4 , CO , CO_2	H_2 , C_2H_6
油和纸绝缘中局部放电	H_2 , CH_4 , CO	C_2H_2 , C_2H_6 , CO_2
油中火花放电	H_2 , C_2H_4	
油中电弧	H_2 , C_2H_2	CH_4 , C_2H_4 , C_2H_6
油和纸中电弧	H_2 , C_2H_2 , CO , CO_2	CH_4 , C_2H_4 , C_2H_6

体。判断变压器故障类型的方法主要有特征气体法和比值法，比值法又包括有编码的比值法和无编码的比值法，有编码的比值法包括IEC三比值法等^[12]。

(1) 特征气体法

变压器油中溶解的特征气体随着故障类型及严重程度的变化而变化，特征气体法就是根据油中各种特征气体浓度来判断变压器故障类型的一种方法，特征气体法对故障性质有较强的针对性，比较直观、方便，缺点是没有量化。

(2) IEC三比值法

IEC三比值法的原理是根据充油电气设备内油、纸绝缘在故障下裂解产生气体组分含量的相对浓度与温度的相互依赖关系，从5种气体中选择两种溶解度和扩散系数相近的气体组分组成三对比值，以不同的编码表示，根据比值的编码判断变压器所属的故障类型。三比值法计算简便且有较高的准确率，在现场有着广泛的应用。但三比值法也存在可能出现没有对应比值编码的情况、对多故障并发的情况判断能力有限等不足。

2 支持向量机分类原理

2.1 支持向量机

Cortes和Vapnik于1995年第一次提出了支持向量机(Support Vector Machine, SVM)^[13]。SVM使用较少的样本数据训练SVM分类器，在所训练的样本数据集上不仅有较高的分类正确率而且对该数据集也有很好的适应性。

SVM的主要目标是在样本空间中寻找能将两类样本数据准确分开，且分类间隔最大的分类超

平面。如图1所示,红色空心圆和绿色小三角分别代表两类不同的样本数据, H 为两类样本数据的分类超平面, H_1 、 H_2 是过两类样本数据中距离 H 最近的数据点所做的分类边界,而 H_1 、 H_2 的距离称为分类间隔。

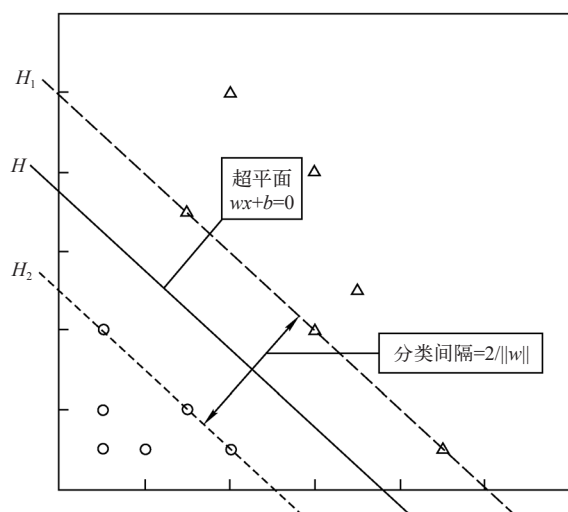


图1 SVM分类示意图

Fig.1 SVM classification schematic

设样本为 (x_i, y_i) , x_i 为输入样本, y_i 为输入样本 x_i 的类标签, $y_i \in \{-1, +1\}$, 判别函数为 $f(x)=wx+b$, 则分类超平面为 $wx+b=0$, 使得

$$y_i(wx_i+b) \geq 1 \quad (1)$$

根据最大化分类间隔, 可以转化为二次规划问题

$$\begin{aligned} \min_{w,b} & \frac{1}{2} \|w\|^2 \\ \text{s. t. } & y_i(xw+b) \geq 1 \end{aligned} \quad (2)$$

构造的Lagrangian函数为

$$L(w, b, \alpha) = \frac{1}{2} \|w\|^2 - \sum_{i=1}^l \alpha_i [y_i(wx_i+b) - 1] \quad (3)$$

式中, α_i 参数为拉格朗日乘子。

Lagrangian函数分别对 w 和 b 参数求偏导, 进而可以将最优化问题转化成为对偶问题进行求解

$$\begin{aligned} \max & \sum_{i=1}^l \alpha_i - \frac{1}{2} \sum_{i=1}^l \sum_{j=1}^l y_i y_j \alpha_i \alpha_j (x_i, x_j) \\ \text{s. t. } & \sum_{i=1}^l y_i \alpha_i = 0 \quad \alpha_i \geq 0 \end{aligned} \quad (4)$$

据此求出 α^* 为最优解, 再求得

$$w^* = \sum_{i=1}^l y_i \alpha_i^* x_i, \quad b^* = y_j - \sum_{i=1}^l y_i \alpha_i^* (x_i, x_j) \quad (5)$$

最后, 可得分类函数为

$$g(x) = \text{sgn}[(w^*x) + b^*] = \text{sgn}\left[\sum_{i=1}^l \alpha_i^* y_i (x_i, x) + b^*\right] \quad (6)$$

当样本数据线性不可分时, 引入松弛变量 ξ_i , 此时约束条件转变为

$$y_i(wx_i+b) \geq 1 - \xi_i, \quad \xi_i \geq 0, i=1, 2, \dots, l \quad (7)$$

最优问题转化为

$$\begin{aligned} \min & \frac{1}{2} \|w\|^2 + C \sum_{i=1}^l \xi_i \\ \text{s. t. } & y_i(wx_i+b) \geq 1 - \xi_i \end{aligned} \quad (8)$$

式中, C 为惩罚参数。

构造的Lagrangian函数为

$$L(w, b, \xi, \alpha) = \frac{1}{2} \|w\|^2 - \sum_{i=1}^l \alpha_i [y_i(wx_i+b) - 1 + \xi_i] + \frac{C}{2} \sum_{i=1}^l \xi_i \quad (9)$$

求解Lagrangian函数, 再转化为解对偶问题

$$\begin{aligned} \max & \sum_{i=1}^l \alpha_i - \frac{1}{2} \sum_{i=1}^l \sum_{j=1}^l y_i y_j \alpha_i \alpha_j (x_i, x_j) \\ \text{s. t. } & \sum_{i=1}^l y_i \alpha_i = 0 \quad 0 \leq \alpha_i \leq C \end{aligned} \quad (10)$$

2.2 SVM核函数及参数选择

在SVM分类中核函数的选取是关键, 核函数的作用主要是把样本数据映射到高维空间进行分类, 选取不同的核函数分类会产生不同的结果。在常用的核函数中, 径向基核函数(RBF)计算简单、训练速度快。以RBF为核函数构建SVM分类器。RBF作为核函数分类时, 需要优化选取惩罚参数 C 和RBF核参数 g ^[14]。利用libsvm-mat-2.89-3[FarutoUltimate3.0]工具箱中的网格参数寻优函数 SVMcgForClass, 最优SVM参数对 (C, g) 的选取结果如图2、图3所示。

$$K(x_i, x_j) = \exp\left(-\frac{\|x_i - x_j\|^2}{\sigma^2}\right) \quad (11)$$

2.3 OVR-SVM 多类分类器

SVM是一种二类分类器, 在对多类别数据

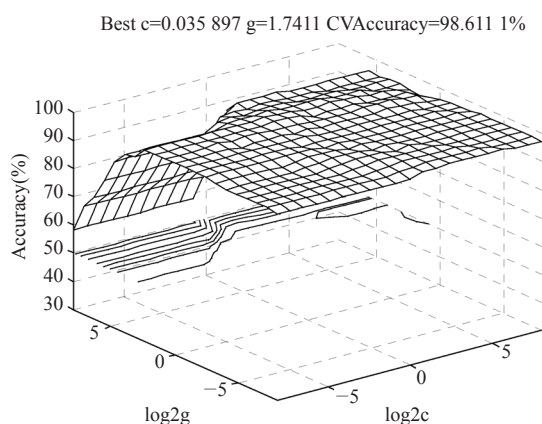


图2 最优参数选择结果

Fig.2 Optimal parameter selection result

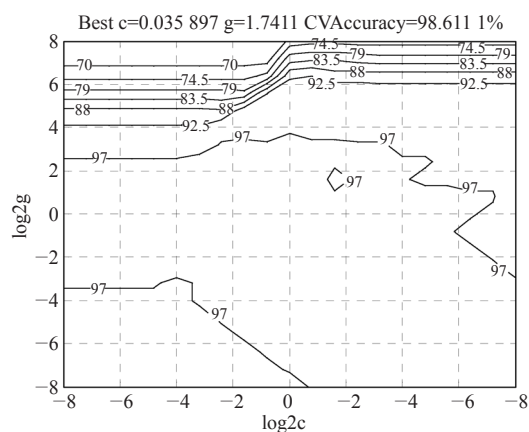


图3 最优参数选择结果

Fig.3 Optimal parameter selection result

进行分类时，可以将多类分类转化成多个二类分类。实际中，用多个二类SVM训练构造多类分类

器，分析这些二类SVM的分类结果判定最终的多类分类结果。利用多个二类SVM分类器组合设计多类分类方法，将电力变压器6种典型故障的原始数据分为训练数据集和测试数据集进行分类。首先，将训练数据集进行数据预处理和特征提取，用这6类特征数据集训练6个一对多SVM（One Versus Rest SVM，OVR-SVM）分类器^[15-16]；然后，将测试数据集同样进行数据预处理和特征提取，得到测试数据集的6类特征数据集；最后，使用已经训练好的6个OVR-SVM分类器对测试特征数据集进行分类，若这6个SVM分类器的分类结果中只有一个+1，则该分类器对应的类别为输入信号类别。以上方法训练构造的多类分类器称为OVR-SVM，结构如图4所示。

3 仿真实验

3.1 实验数据

本文从文献[16-17]搜集了电力变压器DGA实例数据，采集的是充油电力变压器在6种故障状态下运行的原始数据，这6种故障分别是局部放电、低能放电、高能放电、低温过热、中温过热和高温过热。每一种故障状态下采集了 H_2 、 CH_4 、 C_2H_6 、 C_2H_4 和 C_2H_2 这5种气体产生的含量。原始数据总共选取了360组，其中每一种故障状态60组数据，这60组数据中30组作为训练数据，剩余30组作为测试数据，部分原始数据如表2所示。

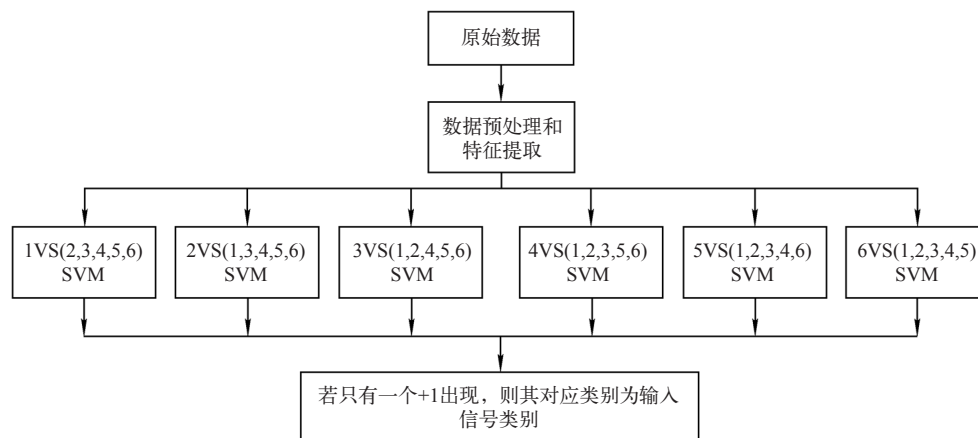


图4 OVR-SVM 分类器结构

Fig.4 OVR-SVM classifier structure

表2 电力变压器DGA数据

Tab.2 DGA data of power transformer

H ₂	CH ₄	C ₂ H ₆	C ₂ H ₄	C ₂ H ₂	故障类型
480.5	37	30	6	0	局部放电
87.27	6.5	5.16	1.07	0	低能放电
217.5	40	4.9	51.8	67.5	高能放电
247.7	148.7	78.7	192.7	0	低温过热
46.9	161.6	94.1	193.3	0.56	中温过热
677	457	45	410	12	高温过热

3.2 实验结果

首先将6种故障的360组原始DGA数据进行滤波和归一化预处理,再进行特征提取,特征提取包括求均值、方差;然后,用每一种故障的30组特征数据训练OVR-SVM分类器,得到6个OVR-SVM分类器;最后,用每一种故障的剩余30组特征数据作为测试数据,用已经训练好的6个OVR-SVM分类器进行分类,分类结果如表3所示。

表3 OVR-SVM在DGA数据上的分类正确率

Tab.3 Classification accuracy of OVR-SVM on DGA data

故障类型	局部放电	低能放电	高能放电	低温过热	中温过热	高温过热
正确率(%)	86.67	96.67	93.33	96.67	90	100

实验结果显示,对6种故障的分类结果比较好,只是局部放电和中温过热的分类正确率偏低,其他几种故障的分类结果较好。相比于文献[16-17]中基于DGA数据的电力变压器故障诊断方法,本文所采用的研究方法不仅简化了数据处理过程,而且分类正确率也有明显提高。在相同的硬件和软件条件下,所提出的OVR-SVM分类算法在分类器训练中时间稍长,但在数据测试中时间短,这对变压器实时在线故障诊断非常重要,验证了所提研究方法对充油电力变压器故障诊断的有效性。

4 结束语

研究了充油电力变压器故障诊断方法,构造了OVR-SVM多类分类器并分析了DGA数据,验证了所提数据处理方法的有效性,该方法不仅有较高的正确率,而且分类速度快。尽管有这些优点,但还不能完全识别所有的故障,而且在变压

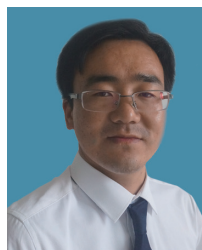
器运行中实时检测并诊断故障还有一定的困难。接下来还需要进一步改进所提出的数据处理方法,并要在大量的实例数据中验证该方法的有效性,为实现变压器的带电检测和故障诊断作充分的准备。

参考文献

- [1] 张志友. 35 kV油浸式电力变压器故障诊断及检修技术探讨[J]. 电子制作, 2013(22): 185-185.
ZHANG Zhiyou. Discussion on fault diagnosis and maintenance technology of 35kV oil-immersed power transformer[J]. Practical Electronics, 2013(22): 185-185.
- [2] 李琰琰. 油浸式电力变压器故障诊断的研究[D]. 南京: 南京理工大学, 2015.
LI Yanyan. Research of power transformer fault diagnosis system[D]. Nanjing: Nanjing University of Science and Technology, 2015.
- [3] 林星. 变压器瓦斯保护动作的原因与处理方法[J]. 科技传播, 2011(12): 143-150.
LIN Xing. Causes and treatment method of transformer gas protection action[J]. Public Communication of Science & Technology, 2011(12): 143-150.
- [4] 范建喜. 乌海电网电力变压器故障诊断与分析[D]. 北京: 华北电力大学, 2014.
FAN Jianxi. Transformer malfunction diagnosing and analyzing of Wuhai power system[D]. Beijing: North China Electric Power University, 2014.
- [5] 蒋先锋. 变压器瓦斯保护动作的主要原因及处理对策[J]. 科技信息, 2013(8): 413-413.
JIANG Xianfeng. The main reason and countermeasures of transformer gas protection action[J]. Scientific Information, 2013(8): 413-413.
- [6] 杨艳嫦. 变压器瓦斯保护动作原因与处理分析[J]. 中国科技投资, 2013(26): 89-89.
YANG Yanchang. Analysis of causes and treatment of transformer gas protection action[J]. China

- Venture Capital, 2013(26): 89-89.
- [7] 操郭奎, 许维宗, 阮国方. 变压器运行维护与故障分析处理[M]. 北京: 中国电力出版社, 2008, 19(24): 130-133.
- [8] 滕国军, 牛林. 变压器试验与分析[M]. 北京: 中国电力出版社, 2013.
- [9] 孙翔, 何文林, 詹江杨, 等. 电力变压器绕组变形检测与诊断技术的现状与发展[J]. 高电压技术, 2016, 42(4): 1207-1220.
SUN Xiang, HE Wenlin, ZHAN Jiangyang, et al. Current status and development of deformation detection and diagnosis technology for power transformer windings[J]. High-Voltage Technology, 2016, 42(4): 1207-1220.
- [10] 徐小军. 油浸式变压器铁心和绕组的振动特性有限元分析[D]. 南京: 东南大学, 2015.
XU Xiaojun. Finite element analysis on the vibration characteristics of oil-immersed transformer core and windings[D]. Nanjing: Southeast University, 2015.
- [11] 刘爱华. 绝缘油化验分析在大型变压器故障查处中的应用[J]. 化工管理, 2016(23).
LIU Aihua. Application of insulation oil analysis and analysis in large transformer fault investigation[J]. Chemical Enterprise Management, 2016(23).
- [12] 陈霄. 基于光纤传感技术的油浸式电力变压器状态多参量在线检测研究[D]. 济南: 山东大学, 2012.
CHEN Xiao. Research on multi-parameters on-line detecting of oil-immersed power transformer condition based on optical fiber sensing technology[D]. Jinan: Shandong University, 2012.
- [13] 钟珞, 潘昊, 封筠, 等. 模式识别[M]. 湖北: 武汉大学出版社, 2006(2): 177-191.
- [14] 杨旭, 纪玉波, 田雪. 基于遗传算法的SVM 参数选取[J]. 辽宁石油化工大学学报, 2004, 24(1): 54-58.
- YANG Xu, JI Yubo, TIAN Xue. Selection of SVM parameters based on genetic algorithm[J]. Journal of Liaoning Shihua University, 2004, 24(1): 54-58.
- [15] 唐发明, 王仲东, 陈绵云. 支持向量机多类分类算法研究[J]. 控制与决策, 2005, 20(7): 746-749.
TANG Faming, WANG Zhongdong, CHEN Mianyun. Research on multi-class classification algorithm of support vector machine[J]. Control and Decision, 2005, 20(7): 746-749.
- [16] C. W. Hsu, C. J. Lin. A comparison of methods for multiclass support vector machines[J]. IEEE Transaction on Neural Networks, 2002, 13(2): 415-425.
- [17] 曾利平. 油浸式电力变压器故障诊断的研究[D]. 长沙: 中南大学, 2011.
ZENG Liping. Research on fault diagnosis of oil-immersed power transformer[D]. Changsha: Central South University, 2011.
- [18] 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.

作者简介



李长海

李长海(1990-), 男, 硕士, 助理工程师, 主要研究方向为电气设计、故障诊断研究。

(收稿日期: 2018-05-10) **EA**