基于最小二乘支持向量机的电力变压器故障诊断

肖燕彩,朱衡君
(北京交通大学 机电学院,北京 100044)

摘要: 油中溶解气体分析是变压器绝缘故障诊断的重要方法。为了提高分类的准确度和可靠性,应用最小二乘支持向量机理论建立了变压器的分类模型。该模型以变压器油中 5 种主要特征气体作为输入量,以 7 种变压器状态作为输出量,选用了径向基核,使用了一对一的多分类算法,充分发挥了支持向量机具有较高泛化能力的优势。通过大量的实例分析,并将诊断结果与 IEC 三比值法、改良三比值法和 BP 神经网络的诊断结果相比较,表明基于径向基核的最小二乘支持向量机在变压器故障诊断中具有更高的准确率。

关键词: 变压器; 故障诊断; 溶解气体分析; 最小二乘支持向量机
中图分类号: TM 411;TM 855 **文献标识码:** A **文章编号:** 1006-6047(2007)09-0048-03

0 引言

变压器是电力系统的重要设备,其工作状态直接影响电网的稳定性。因此,研究变压器故障诊断技术,提高变压器的运行维护水平,具有重要的现实意义[1-3]。在变压器的故障诊断中,油中溶解气体分析 DGA(Dissolved Gas Analysis)被公认为是一种探测变压器初期故障和进行绝缘寿命估计的有效手段。它为间接了解变压器内部的一般隐患提供了重要依据。目前,利用 DGA 数据来诊断变压器不同故障的方法主要有 IEC 三比值法和改良三比值法等。但由于存在"缺编码"、"编码边界过于绝对"等不足,故障诊断率不是很理想。近年来许多学者致力于用神经网络、专家系统、模糊理论等方法进行变压器故障诊断,取得了一定的效果[4-7]。但由于变压器故障机理的复杂性,不断寻找新的算法以进一步提高变压器的故障诊断准确率是必要的。

支持向量机 SVM(Support Vector Machine)是在统计学习理论基础上发展起来的一种新的分类和回归工具。它通过结构风险最小化原理来提高泛化能力,较好地解决了小样本、非线性、局部极小点等实际问题,已经在模式识别、信号处理、函数逼近等领域得到了应用[8]。最小二乘支持向量机 LS-SVM(Least Squares-Support Vector Machine)是标准 SVM 的一种扩展,优化指标采用平方项,并用等式约束代替标准 SVM 的不等式约束,即将二次规划问题转化为线性方程组求解,降低了计算复杂性,加快了求解速度[9]。这里将 LS-SVM 理论应用于电力变压器的故障诊断研究中,实例分析表明该算法能够有效地对变压器的各种工作状态进行分类。

收稿日期:2006-09-14;**修回日期:**2007-02-12

1 LS-SVM 算法

选择一个非线性变换 $\boldsymbol{\varphi}(\cdot)$ 将 n 维输入、1 维输出样本向量 $(\boldsymbol{x}_i, y_i)$ 从原空间映射到高维特征空间 $\boldsymbol{F}$(其中 $\boldsymbol{x}_i \in R^n$ 为输入向量,$n=5$,对应 5 种特征气体;$y_i \in [-1,1]$ 为输出类别,$i=1,2,\cdots,l$,l 为训练样本个数),在此高维特征空间构造最优线性分类函数[10-11]

$$f(\boldsymbol{x}) = \mathrm{sgn}[(\boldsymbol{\omega}\cdot\boldsymbol{\varphi}(\boldsymbol{x})+b)] \tag{1}$$

式中 $\boldsymbol{\omega}$ 为权值向量;b 为偏差。

根据结构风险最小化原则,寻找 $\boldsymbol{\omega}$ 和 b 就是最小化

$$\boldsymbol{R} = \|\boldsymbol{\omega}\|^2/2 + C\cdot\boldsymbol{R}_{\mathrm{emp}} \tag{2}$$

式中 $\|\boldsymbol{\omega}\|^2$ 为控制模型的复杂度;C 为控制对超出误差的样本惩罚程度;$\boldsymbol{R}_{\mathrm{emp}}$ 为误差控制函数。

选取不同的损失函数可构造不同形式的 SVM。LS-SVM 在优化目标中选择的损失函数为误差 ξ_i 的二范数。因此优化问题为

$$\min_{\boldsymbol{\omega},b,\boldsymbol{\xi}} \boldsymbol{\omega}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{\omega}/2 + \gamma\left(\sum_{i=1}^{l}\xi_i^2\right)/2 \tag{3}$$

约束条件为

$$y_i[\boldsymbol{\omega}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{\varphi}(\boldsymbol{x}_i)+b] = 1-\xi_i \quad i=1,\cdots,l \tag{4}$$

一般地,由于 $\boldsymbol{\omega}$ 可能为无限维,直接求解式(4)的优化问题极其困难,因此将这一优化问题转化到其对偶空间中,引入拉格朗日函数

$$\boldsymbol{L} = \frac{1}{2}\boldsymbol{\omega}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{\omega} + \sum_{i=1}^{l}\xi_i^2 - \sum_{i=1}^{l}a_i\{y_i[\boldsymbol{\omega}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{\varphi}(\boldsymbol{x}_i)+b]-1+\xi_i\} \tag{5}$$

式中 a_i 为拉格朗日乘子。

再根据 KKT(Karush Kuhn Tucker)条件,得到如下等式和约束条件:

$$\begin{aligned} &\boldsymbol{\omega} = \sum_{i=1}^{l}a_i y_i\boldsymbol{\varphi}(\boldsymbol{x}_i), && \sum_{i=1}^{l}a_i y_i = 0 \\ &a_i = \gamma\xi_i, && y_i[\boldsymbol{\omega}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{\varphi}(\boldsymbol{x}_i)+b]-1+\xi_i = 0 \end{aligned} \tag{6}$$

对于 $i=1,\cdots,l$,式(6)消去 $\boldsymbol{\omega}$ 和 $\boldsymbol{\xi}$ 得到式(7)的线性系统。

$$\begin{bmatrix} 0 & \boldsymbol{\eta}_l^{\mathrm{T}} \\ \boldsymbol{\eta}_l & \boldsymbol{\Omega}+\gamma^{-1}\boldsymbol{I} \end{bmatrix}\begin{bmatrix} b \\ \boldsymbol{a} \end{bmatrix}=\begin{bmatrix} 0 \\ \boldsymbol{Y} \end{bmatrix} \tag{7}$$

$$\begin{aligned} &\boldsymbol{\Omega}_{kl}=\boldsymbol{\varphi}^{\mathrm{T}}(\boldsymbol{x}_k)\boldsymbol{\varphi}(\boldsymbol{x}_l), \quad \boldsymbol{Y}=[y_1,\cdots,y_l]^{\mathrm{T}} \\ &\boldsymbol{\eta}_l=[1,\cdots,1],\ \boldsymbol{\xi}=[\xi_1,\cdots,\xi_l],\ \boldsymbol{a}=[a_1,\cdots,a_l] \end{aligned} \tag{8}$$

式中　$\boldsymbol{I}$ 为单位矩阵。

式(7)为一线性方程组，可用最小二乘法求出 $\boldsymbol{a}$ 和 b，因而得到最优分类函数

$$y(\boldsymbol{x})=\mathrm{sgn}\left[\sum_{i=1}^{l} a_i\boldsymbol{\varphi}^{\mathrm{T}}(\boldsymbol{x})\boldsymbol{\varphi}(\boldsymbol{x})+b\right] \tag{9}$$

利用核函数的方法，令

$$\boldsymbol{K}(\boldsymbol{x},\boldsymbol{x}_i)=\boldsymbol{\varphi}^{\mathrm{T}}(\boldsymbol{x})\boldsymbol{\varphi}(\boldsymbol{x}_i) \tag{10}$$

则最优分类函数为

$$y(\boldsymbol{x})=\mathrm{sgn}\left[\sum_{i=1}^{l} a_i\boldsymbol{K}(\boldsymbol{x},\boldsymbol{x}_i)+b\right] \tag{11}$$

选用的核函数是径向基核[10]，其表达式为

$$\boldsymbol{K}(\boldsymbol{x},\boldsymbol{x}_k)=-\|\boldsymbol{x}-\boldsymbol{x}_k\|^2/(2\sigma^2)$$

式中　σ 为核宽度。

2　基于 LS-SVM 的电力变压器故障诊断

2.1　故障特征量的选择与故障分类

用于变压器故障诊断的油中溶解特征气体主要有：氢气 H_2、甲烷 CH_4、乙烷 C_2H_6、乙烯 C_2H_4 和乙炔 C_2H_2 5 种，通常三比值法是将 CH_4/H_2、C_2H_4/C_2H_6 和 C_2H_2/C_2H_4 作为判断依据，这里通过实际比较发现对于同样的训练集和测试集，用 5 种气体作为输入的诊断效果比用三比值的效果好，为降低各种气体之间由于量值差异造成的影响，对 DGA 原始数据进行了“归一化”处理，具体公式为

$$\boldsymbol{x}_i'=\frac{\boldsymbol{x}_i-x_{\min}}{x_{\max}-x_{\min}} \tag{12}$$

式中　$\boldsymbol{x}_i(i=1,2,\cdots,5)$ 为原始的气体体积分数数据；$x_{\max}$、$x_{\min}$ 为同一样本中 5 种气体的最大和最小体积分数值；$\boldsymbol{x}_i'$ 为归一化后的数据。

根据 IEC60599 的规定，故障类型可分为 6 种[12]，即低温过热(T1)($t<300$ ℃)，简称低热；中温过热(T2)(300 ℃ $<t<$ 700 ℃)，简称中热；高温过热(T3)($t>700$ ℃)，简称高热；低能放电(D1)，简称低能；高能放电(D2)，简称高能；局部放电(PD)，简称局放；再加上正常状态(N)，诊断状态共有 7 类。

2.2　LS-SVM 的多分类模型

前面介绍的 LS-SVM 理论是基本的 2 类 SVM，能够处理二值分类问题，对于多值分类问题目前主要的方法有一对一、一对多、决策导向无环图、K 类支持向量机方法等[13]，此处使用的是一对一的分类方法，因为它的训练时间相对较短。具体是在 7 类问题中进行两两组合，构造 $7\times(7-1)/2=21$ 个分类器，分别为正常对低热(NvT1)、正常对中热(NvT2)、正常对高热(NvT3)、正常对低能(NvD1)、正常对高能(NvD2)、正常对局放(NvPD)、低热对中热(T1vT2)、低热对高热(T1vT3)、低热对低能(T1vD1)、低热对高能(T1vD2)、低热对局放(T1vPD)、中热对高热(T2vT3)、中热对低能(T2vD1)、中热对高能(T2vD2)、中热对局放(T2vPD)、高热对低能(T3vD1)、高热对高能(T3vD2)、高热对局放(T3vPD)、低能对高能(D1vD2)、低能对局放(D1vPD)和高能对局放(D2vPD)。使用这些分类器对样本用投票法进行抉择，得票最多的类为样本所属的类。

2.3　多分类故障诊断流程

基于 LS-SVM 的变压器多分类故障诊断流程：

a. 对 5 种气体的体积分数数据进行归一化处理，形成总的训练样本集和总的验证样本集；

b. 按照 21 个分类器所分的类别，将总的训练样本集和总的验证样本集拆分，形成 21 个子训练集和 21 个子验证集；

c. 将各个子训练集和各个子验证集中的 2 种类别分别用 +1 和 −1 进行标识；

d. 用交叉实验得到最优参数对[10]，对各分类器分别用自己的训练集训练，得到相应的分类模型；

e. 将各分类器的验证集代入，得到各验证集中样本的对应类别；

f. 统计各分类器对验证样本的输出情况，即投票情况，得票最多的类为样本所属的类。

2.4　实例分析

文中所用的样本库是从各种资料上搜集来的有明确结论的 139 个样本，选择其中的 113 个作为训练集，其余的 26 个作为验证集。变压器的各种状态在样本集中的分布情况见表 1。

表 1　各种状态在样本集中的分布

Tab.1 Fault distributions in sample sets for training and verification

项目	故障						
	N	T1	T2	T3	D1	D2	PD
训练集	5	13	10	42	4	27	12
验证集	1	3	2	10	1	5	4

在本算例中，C 和 σ 采用交叉验证法得到的最优参数对为 $C=50$；$\sigma^2=0.1$。此时的 26 个样本中有 25 个能够正确分辨，只有 1 个未能得到表决结果(各状态的投票数相同)。

用反向传播神经网络 BPNN(Back Propagation Neural Networks)对相同的训练集进行训练，采用 5 种气体的规格化值为输入，7 种变压器状态为输出，隐层神经元个数取 15，得到验证集的诊断准确率为 80.8 %。同样，用 IEC 三比值法和改良三比值法进行诊断，得到验证集的诊断准确率分别为 76.9 % 和 84.6 %。各种情况的诊断结果列于表 2。表 3 是一些具体的实际样本用不同方法诊断的结果。

从表 2 和表 3 可见，与其他方法相比，使用 LS-SVM 进行的变压器故障诊断结果有明显优势。

表 2　不同方法诊断结果比较

Tab.2 Comparison of diagnosis results among different methods

%

类型	正判率	类型	正判率
三比值法	76.9	BPNN 法	80.8
改良三比值法	84.6	LS-SVM 法	96.2

表3 实际样本诊断结果

Tab.3 Fault diagnosis results of real samples

μL/L

编号	H_2	CH_4	C_2H_6	C_2H_4	C_2H_2	实际故障	三比值法	改良三比值法	BPNN	LS-SVM
1	14.7	3.8	10.5	2.7	0.2	正常	正常	无码	正常	正常
2	120	120	33	84	0.55	低热	中热	中热	低热	低热
3	57	77	19	21	0	低热	中热	中热	低热	低热
4	58	290	149	373	0	中热	中热	中热	高热	未确定
5	144	754	250	502	1	中热	中热	中热	中热	中热
6	231.4	357.6	138.9	467.1	0.45	高热	高热	高热	中热	高热
7	20.6	19.89	7.4	61.27	1.51	高热	无码	高热	高热	高热
8	36	30	10	93	7.1	高热	无码	高热	高热	高热
9	49.1	12.2	0.3	3.9	4.8	低能	高能	低能	正常	低能
10	654	55	34	20	0	局放	局放	局放	正常	局放
11	1 565	93	34	47	0	局放	无码	无码	正常	局放

3 结论

支持向量机是一种基于统计学习的理论,有较好的泛化能力,在故障诊断领域得到了越来越多的应用。最小二乘支持向量机是支持向量机的一种,具有支持向量机的优点。使用LS-SVM进行变压器的故障诊断研究,用一对一的多分类算法确定变压器的7种工作状态。实例分析表明了所提算法的有效性及相比其他方法的优越性。所提的方法不仅可以用于变压器的故障诊断,还可以进一步推广到其他领域的诊断中。

参考文献:

[1] 李娟,蔡晖,丁晓群. 电力变压器状态在线监测和故障诊断的新方法[J]. 电力自动化设备,2002,22(12):60-63.
LI Juan,CAI Hui,DING Xiao-qun. Online monitoring and fault diagnosis of power transformer [J]. Electric Power Automation Equipment,2002,22(12):60-63.

[2] 董明,孟源源,徐长响,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[J]. 中国电机工程学报,2003,23(7):88-92.
DONG Ming,MENG Yuan-yuan,XU Chang-xiang,et al. Fault diagnosis model for power transformer based on support vector machine and dissolved gas analysis[J]. Proceedings of the CSEE,2003,23(7):88-92.

[3] 莫娟,严璋,李华,等. 基于多种智能方法的变压器故障综合诊断模型[J]. 电力系统自动化,2005,29(18):85-89.
MO Juan,YAN Zhang,LI hua,et al. A multi-AI methods based model for synthetic diagnosis of transformer faults[J]. Automation of Electric Power Systems,2005,29(18):85-89.

[4] 黎静华,栗然. 基于知识粗糙度的多变量决策树在变压器故障诊断系统中的应用[J]. 电力自动化设备,2005,25(10):40-43.
LI Jing-hua,LI Ran. Application of knowledge roughness-based multivariate decision tree in transformer fault diagnosis system [J]. Electric Power Automation Equipment,2005,25(10):40-43.

[5] 谢可夫,罗安. 遗传算法在变压器故障诊断中的应用[J]. 电力自动化设备,2005,25(4):55-58.
XIE Ke-fu,LUO An. Fuzzy diagnosis system optimized with genetic algorithm for power transformer[J]. Electric Power Automation Equipment,2005,25(4):55-58.

[6] 李峥,马宏忠. 电力变压器故障诊断的可拓集法[J]. 电力自动化设备,2004,24(11):14-17.
LI Zheng,MA Hong-zhong. Extension set method for power transformer fault diagnosis[J]. Electric Power Automation Equipment,2004,24(11):14-17.

[7] CASTRO A R G C,MIRANDA V. Knowledge discovery in neural networks with application to transformer failure diagnosis[J]. IEEE Transactions on Power Systems,2005,20(2):717-724.

[8] 张国云,章兢. 基于模糊支持向量机的多级二叉树分类器的水轮机调速系统故障诊断[J]. 中国电机工程学报,2005,25(8):100-104.
ZHANG Guo-yun,ZHANG Jing. Fuzzy SVM-based multilevel binary tree classifier for fault diagnosis of hydro-turbine speed regulating system [J]. Proceedings of the CSEE,2005,25(8):100-104.

[9] 杨延西,刘丁. 基于小波变换和最小二乘支持向量机的短期电力负荷预测[J]. 电网技术,2005,29(13):60-64.
YANG Yan-xi,LIU Ding. Short-term load forecasting based on wavelet transform and least square support vector machines[J]. Power System Technology,2005,29(13):60-64.

[10] 焦尚彬,刘丁. 基于最小二乘支持向量机的高压绝缘子污秽程度评定[J]. 电力系统自动化,2006,30(6):61-65.
JIAO Shang-bin,LIU Ding. Assessment of surface contamination of high voltage insulator based on least squares support vector machine[J]. Automation of Electric Power Systems,2006,30(6):61-65.

[11] 肖燕彩,陈秀海,朱衡君. 基于最小二乘支持向量机的变压器油中气体浓度预测[J]. 电网技术,2006,30(11):91-94.
XIAO Yan-cai,CHEN Xiu-hai,ZHU Heng-jun. Forecasting of gas concentration in power transformer oil based on least square support vector machine [J]. Power System Technology,2006,30(11):91-94.

[12] DUVEL M. A review of faults detectable by gas-in-oil analysis in transformers [J]. IEEE Electrical Insulation Magazine,2002,18(3):8-17.

[13] 郑勇涛,刘玉树. 支持向量机解决多分类问题研究[J]. 计算机工程与应用,2005,41(23):190-192.
ZHENG Yong-tao,LIU Yu-shu. An analysis of multi-class support vector machines[J]. Computer Engineering and Applications,2005,41(23):190-192.

(责任编辑:柏英武)

作者简介:

肖燕彩(1972-),女,河北献县人,副教授,博士研究生,研究方向为检测技术与故障诊断(**E-mail**:chenxiuhai@sina.com);

朱衡君(1950-),男,上海人,教授,博士研究生导师,研究方向为检测技术与故障诊断。

Power transformer fault diagnosis based on least square support vector machine

XIAO Yan-cai, ZHU Heng-jun

(School of Mechanical, Electronic and Control Engineering, Beijing Jiaotong University, Beijing 100044, China)

Abstract: DGA (Dissolved Gas Analysis) is essential to the fault diagnosis of power transformer. A model using LS-SVM (Least Square Support Vector Machine) is built to improve the accuracy and reliability of classification. It takes five characteristic gases dissolved in transformer oil as its inputs and seven transformer states as its outputs, selects the radial kernel, applies the one-against-one algorithm, and fully uses the superiority of SVM in processing finite samples. A mass of fault samples are analyzed and results are compared with those obtained by the methods of IEC three-ration, improved three-ration and BPNN, which shows that the LS-SVM algorithm with radial kernel has higher precision.

Key words: power transformer; fault diagnosis; dissolved gas analysis; least square support vector mahine