

# 基于粗糙集理论和支持向量机的变压器故障诊断

武中利, 杨建, 朱永利, 刘柱

(华北电力大学电力工程系, 河北 保定 071003)

**摘要:** 将粗糙集约简与支持向量机分类相结合, 建立一个基于粗糙集和支持向量机的变压器故障诊断模型。该模型将油色谱数据诊断结果与电气试验数据相结合, 通过粗糙集信息熵进行约简, 建立了故障与信息的映射关系, 再通过支持向量机分类器对其进行分类, 使得变压器的故障分析到初步的部位。经实例分析和验证, 该模型能对变压器进行初步定位, 并有较高的正判率。

**关键词:** 变压器; 故障定位; 支持向量机; 粗糙集

## Power transformer fault diagnosis based on rough set theory and support vector machines

WU Zhong-li, YANG Jian, ZHU Yong-li, LIU Zhu

(School of Electrical and Electric Engineering, North China Electric Power University, Baoding 071003, China)

**Abstract:** A model for the location of the transformer fault diagnosis is built based on rough sets and support vector machine. Firstly, the results of the oil data and the electrical experimental data are combined and reduced based on rough set theory, so the mapping of the faults and the information is established. Then the mapping is classified by the support vector machine classifier, so the rough faulty point of the transformer is diagnosed. Examples show that the proposed diagnosis model can get the rough faulty point of the transformer with a satisfactory accuracy.

**Key words:** transformer; fault location; SVM; rough set

中图分类号: TM41 文献标识码: A 文章编号: 1674-3415(2010)18-0080-04

## 0 引言

电力变压器是电力系统中最重要输变电设备之一, 其正常运行对电网的安全、稳定起着非常关键的作用。一旦变压器发生故障, 都会造成大面积停电事故或者电网被迫进行拉闸限电, 造成的经济损失是不可估量的<sup>[1]</sup>。近年来, 人们提出了多种电力变压器的故障诊断方法, 如神经网络<sup>[2]</sup>、模糊数学<sup>[3]</sup>、专家系统<sup>[4]</sup>、贝叶斯网络<sup>[5]</sup>方法等等。这些方法在信息准确、完整的情况下, 大多易于得到较满意的结果。然而, 实际上人们得到的信息往往是不完备、不精确的。鉴于粗糙集理论能够有效地分析和处理不精确、不完备的数据<sup>[6]</sup>, 并有可能直接提取出隐含的知识和支持向量机能很好的处理小样本的优点<sup>[7-9]</sup>, 因而, 值得将粗糙集与支持向量机理论相结合并运用到变压器故障诊断中。本文拟利用现场收集到的大量的变压器故障数据, 将油色谱实

验结果与电气实验数据相结合, 通过粗糙集对数据进行约简后, 利用支持向量机分类器对电力变压器故障进行分类, 并初步将变压器的故障具体到定位。

## 1 基于粗糙集和支持向量机理论的变压器故障诊断模型

### 1.1 确定属性集和故障类型

将收集到的变压器历史故障数据加以总汇, 使变压器故障分为正常, 磁路过热故障, 电路过热故障, 涉及固体绝缘放电故障和不涉及固体绝缘放电故障五种类型; 由于变压器故障信息的模糊性和不确定性, 以及实验数据的不完备性<sup>[10]</sup>, 在实际中与每类故障有关的属性变量有很多种<sup>[11-13]</sup>, 选取以下14个属性变量, 如表1所示。

表中,  $X_1, X_2$  是由变压器的油色谱数据经朴素贝叶斯网络分类器<sup>[14]</sup>诊断后所得到的结果。

表 1 故障属性变量  
Tab.1 Fault attribute variable

编号	属性变量
X <sub>1</sub>	DGA 诊断为过热
X <sub>2</sub>	DGA 诊断为放电
X <sub>3</sub>	油中气体比值 CO/CO <sub>2</sub>
X <sub>4</sub>	铁心接地电流
X <sub>5</sub>	绕组直流电阻
X <sub>6</sub>	绕组直流电阻三相不平衡
X <sub>7</sub>	绕组吸收比、极化指数
X <sub>8</sub>	油中微水含量
X <sub>9</sub>	绝缘介质损耗
X <sub>10</sub>	局部放电参数
X <sub>11</sub>	瓦斯继电器保护动作
X <sub>12</sub>	空载电流及损耗
X <sub>13</sub>	铁心段间电阻
X <sub>14</sub>	绕组比

### 1.2 粗糙集理论进行约简

粗糙集理论的决策方法有很多种, 本文采用文献[11]提出的信息熵约简算法来消除一些冗余信息, 进行属性约简。在通过信息熵约简前, 需要将变压器相关规程的历史故障数据转化成离散化的状态编码, 根据文献[12]的相关经验, X<sub>1</sub>=0, X<sub>1</sub>=1, X<sub>2</sub>=2 分别表示油中气体分析结果为无过热, 低温过热, 高温过热, 无放电, 低能放电, 高能放电; X<sub>3</sub>~X<sub>14</sub>的值为 0, 1, 2 分别表示属性值和趋势值正常, 属性值或趋势值超标, 属性值和趋势值均超标。通过信息熵的约简算法后我们得到的最好的属性变量集为 {X<sub>1</sub>, X<sub>2</sub>, X<sub>3</sub>, X<sub>4</sub>, X<sub>7</sub>, X<sub>10</sub>}。

### 1.3 建立基于支持向量机的变压器故障分类模型

支持向量机方法最初是针对二类别的分类提出的, 随着支持向量机的发展人们提出了很多分类方法, 如一对一, 一对多, DAGSVM 方法等<sup>[9]</sup>; 本文以 SVM 二类分类方法为基础采用了 SVM 的决策二叉树分类模式, 如图 1 所示。

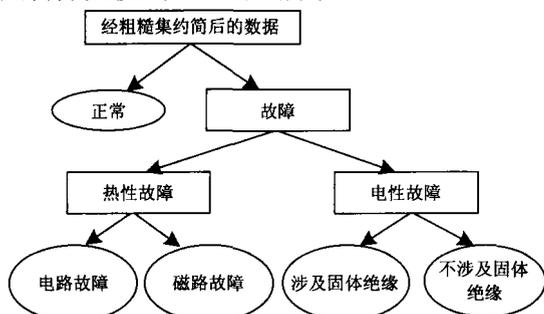


图 1 基于粗糙集和支持向量机的变压器故障诊断模型  
Fig.1 Power transformer fault diagnosis model based on RS and SVM

### 1) 建立训练样本集, 测试集

根据河北省衡水市所搜集到的样本数据 213 条数据, 按 3:1 的比例分为训练集和测试集。SVM1 的训练集中存放正常和故障数据 160 条, 测试集中存放 53 条; SVM2 中训练集中存放过热和放电故障 90 条, 测试集中存放 30 条; SVM3 中存放磁路过热故障和电路过热故障 60 条, 测试集中 30 条; SVM4 中存放涉及固体绝缘放电故障和不涉及固体绝缘的放电故障 30 条, 测试集中 10 条。样本集的格式为: <label><index1>: <value1><index2>: <value2> ..

其中: label 为类值, 为 1 或-1; index 为所选取的属性变量; value 为每个属性变量处理后的值。

### 2) 选取核函数

支持向量机核函数的选取对于组合诊断模型的精度有很大的影响, 不同的核函数可以构造实现输入空间中不同的非线性决策面, 研究发现, RBF 核函数有相对优良的性能。因此本文采用 RBF 核函数:

$$K(x, y) = \exp(-\gamma \|x - y\|^2)$$

### 3) 确定参数 C 和 $\gamma$

确定好各个支持向量机的训练样本和测试样本后, 分别对 4 个支持向量机进行训练, 生成模板文件, 然后通过测试样本集进行测试, 确定其准确率是否满足要求。在对多个支持向量分类器并行训练过程中, 采用网格优化的方法确定参数, 并在此基础上进行多次测试, 记录准确率最高时的参数作为最优参数, 各个支持向量的准确率和参数如表 2 所示。

表 2 正确率及参数选择结果

Tab.2 Results of the accuracy and parameters

分类器	训练个数	测试个数	参数 c	参数 g	正判率
SVM1	160	53	2	0.142 857	100%
SVM2	90	30	0.5	0.007 812 5	96.5%
SVM3	60	20	2	0.125	95%
SVM4	30	10	8	0.007 812 5	90%

## 2 变压器故障定位诊断

本文核心算法采用了台湾林智(cjlin)老师 Libsvm 软件包中的支持向量机算法代码, 在综合编程环境 Microsoft Visual Studio.net 2005 下用 C#语言实现。其诊断流程图如图 2 所示。

编程时采用决策树的思想, 故障类别树层即变压器故障所分的层次, 例如, SVM1 将数据分为正常与故障为第一层, SVM2 将故障分为电性故障与热

性故障为第二层，依次类推。其故障定位的具体诊断过程如下：

(1) 记录故障类别树的层数为  $count$ ，同时，初始化当前类别树的层数  $layer$  和分类器的样本集序号  $i$  均为 1。

(2) 调用 SVM $i$  模块进行训练，判断其正判率是否达到要求，若达到要求，则将待测数据预处理后送入 SVM $i$  的训练模型进行分类，并记录其结果所属类别。否则，继续训练。然后，判断当前类别树的层数  $layer$  是否达到最大层数  $count$ ，若达到，则转 (4)，否则转 (3)。

(3) 读取其分类结果所属类别对应的分类器的索引值  $tindex$ ，将  $tindex$  赋于 1，并转到 (2)。

(4) 输出分类结果。

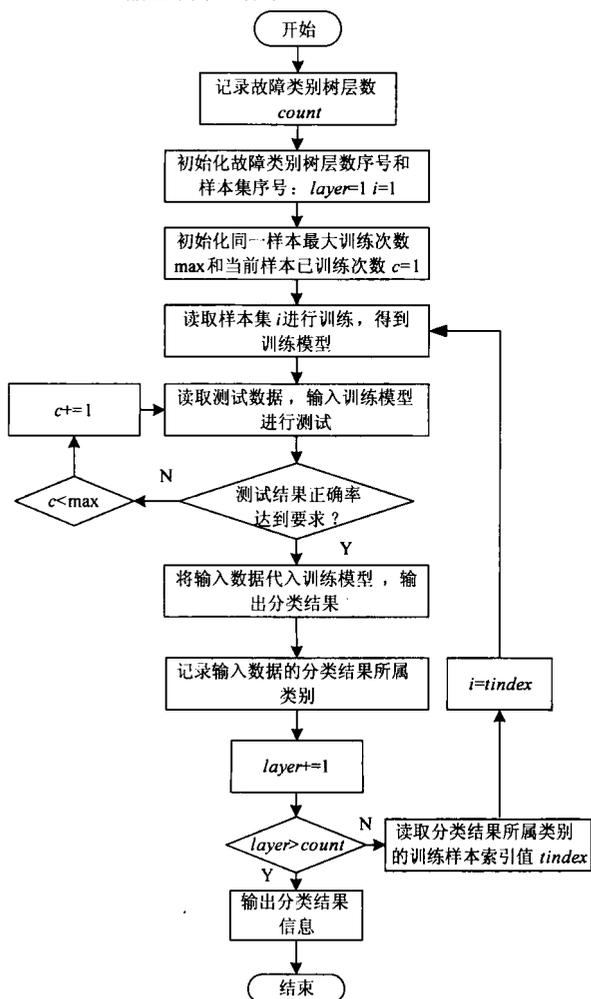


图2 变压器故障定位的诊断流程图  
Fig.2 The flowchart of the program

### 3 实例分析

本文以河北省衡水市某变电站 2#主变于 2006 年 7 月份 1 组油色谱数据进行跟踪分析。如表 3 所示。

表 3 2#主变的油色谱数据 ( $\mu\text{L/L}$ )

Tab.3 The DGA data of 2# transformer ( $\mu\text{L/L}$ )

日期	H2	CH4	C2H4	C2H6	C2H2
2006.07.10	201	107	19	137	160

通过文献[14]的朴素贝叶斯分类器对油色谱进行分析，诊断结果为高能放电。进一步进行电气试验项目测得：铁心接地电流为 0.8 A，局部放电参数异常，吸收比、极化常数低于正常值，油中气体比值  $\text{CO}/\text{CO}_2$  正常，绕组直流参数不平衡。将样本数据预处理后送入变压器故障诊断系统，其结果如图 3 所示，系统诊断为涉及固体绝缘故障。

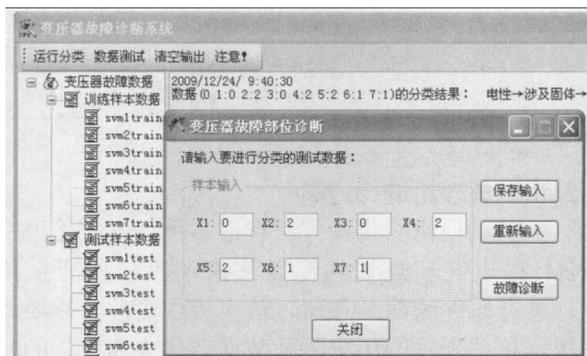


图 3 变压器故障诊断系统

Fig.3 Transformer fault diagnosis system

经吊芯发现为匝间绝缘短路故障，与诊断结果相符。通过上述实例，可以发现，本文提出的模型能够对变压器进行初步的故障部位诊断，进一步提高变压器的故障诊断技术。

### 4 结论

本文提出了一种基于粗糙集和支持向量机理论相结合的电力变压器故障诊断模型，该模型充分利用了粗糙集能约简和处理不完备、冗余数据和支持向量机能较好地处理小样本的特点，它在一定程度上解决了变压器故障诊断方法在试验数据不确定性的情况下误判率高的问题，并能将变压器的故障初步到定位的诊断，具有较高的正判率。

### 参考文献

[1] 王南兰, 邱德润. 油中溶解气体分析的变压器故障诊断新方法[J]. 高电压技术, 2006, 32 (6): 35-37.  
WANG Nan-lan, QIU De-run. New method of power transformer fault diagnosis by dissolved gas-in-oil analysis[J]. High Voltage Engineering, 2006, 32 (6): 35-37.

[2] 杨海马, 刘瑾, 张菁. BP 神经网络在变压器故障诊断中的应用[J]. 变压器, 2009, 46 (1): 67-70.  
YANG Hai-ma, LIU Jin, ZHANG Jing. Application of

- BP neural network to transformer fault diagnosis[J]. Transformer, 2009, 46 (1): 67-70.
- [3] 张建文, 赵大光, 董连文. 基于模糊数学的变压器故障诊断专家系统[J]. 高电压技术, 1998, 24 (4): 6-8. ZHANG Jian-wen, ZHAO Da-guang, DONG Lian-wen. An expert system for transformer fault diagnosis based on fuzzy mathematics[J]. High Voltage Engineering, 1998, 24 (4): 6-8.
- [4] 张启清. 电力变压器故障诊断专家系统的研究[D]. 重庆: 重庆大学, 2002. ZHANG Qi-qing. Study on expert system for failure diagnosis of power transformer[D]. Chongqing: Chongqing University, 2002.
- [5] 吴立增, 朱永利, 苑津莎. 基于贝叶斯网络分类器的变压器综合故障诊断方法[J]. 电工技术学报, 2005, 20 (4): 45-51. WU Li-zeng, ZHU Yong-li, YUAN Jin-sha. Novel method for transformer faults integrated diagnosis based on Bayesian network classifier[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2005, 20 (4): 45-51.
- [6] 彭文季, 罗兴琦. 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 Wen-ji, LUO Xing-qi. 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.
- [7] GAO Ding, LIU Yuan-xiang, ZHANG Xiao-guang, et al. Binary-tree multi-classifier for welding defects and its application based on SVM[C]. //Proceedings of the 6th World Congress on Intelligent Control and Automation. Dalian (China): 2006.
- [8] HUA Chih-wei, LIN Chih-jen. A comparison of methods for multi-class support vector machines[J]. IEEE Trans on Neural Networks, 2002, 13 (2): 415-425.
- [9] 邓乃扬, 田英杰. 数据挖掘中的新方法—支持向量机[M]. 北京: 科学出版社, 2004.
- [10] 莫娟, 王雪, 董明, 等. 基于粗糙集理论的电力变压器故障诊断方法[J]. 中国电机工程学报, 2004, 24(7): 162-167. MO Juan, WANG Xue, DONG Ming, et al. Diagnostic model of insulation faults in power equipment based on rough set theory[J]. Proceedings of the CSEE, 2004, 24 (7): 162-167.
- [11] Yu G Y, Yang H. Decision table education based on conditional information entropy[J]. Chinese Journal of Computers, 2002 (7): 759-766.
- [12] 朱永利, 吴立增, 李雪玉. 贝叶斯分类器与粗糙集相结合的变压器综合故障诊断[J]. 中国电机工程学报, 2005, 25 (13): 159-165. ZHU Yong-li, WU Li-zeng, LI Xue-yu. Synthesized diagnosis on transformer faults based on Bayesian classifier and rough set[J]. Proceedings of the CSEE, 2005, 25 (13): 159-165.
- [13] 苏蓬, 苑津莎, 等. 基于粗糙集理论的变压器故障诊断方法[J]. 电力科学与工程, 2008, 24 (3): 56-59. SU Peng, YUAN Jin-sha, et al. Diagnosis method of transformer faults based on rough set theory[J]. Electric Power Science and Engineering, 2008, 24 (3): 56-59.
- [14] 耿兰芹, 王芳, 赵文清. SVM 回归与朴素贝叶斯分类相结合的变压器故障诊断[J]. 华北电力大学学报, 2006, 33 (6): 28-32. GENG Lan-qin, WANG Fang, ZHAO Wen-qing. Transformer diagnosis by naive Bayesian classifier combining with SVM regression[J]. Journal of North China Electric Power University, 2006, 33 (6): 28-32.

收稿日期: 2009-10-06; 修回日期: 2009-12-24

作者简介:

武中利 (1972-), 男, 博士研究生, 主要研究领域为人工智能及应用; E-mail: zyl2056@ncepubd.edu.cn

杨建 (1984-), 女, 硕士研究生, 主要从事人工智能技术在电力系统中的应用的研究;

朱永利 (1963-), 男, 教授, 博士生导师, 从事人工智能及电网调度自动化方面的研究。

(上接第 73 页 continued from page 73)

- CHEN Li-yan, HE Ben-teng, QIAN Guo-ming, et al. Detection method for current transformer saturation based on the dropping of the secondary current[J]. Automation of Electric Power Systems, 2008, 32 (14): 59-63.
- [11] 刘志成, 尹项根, 张哲, 等. 并联运行电动机短路故障仿真及保护对策[J]. 电力自动化设备, 2007, 27(4): 42-46. LIU Zhi-cheng, YIN Xiang-gen, ZHANG Zhe, et al. Short-circuit simulation and protection scheme of parallel running motors[J]. Electric Power Automation Equipment, 2007, 27 (4): 42-46.

收稿日期: 2009-10-09

作者简介:

陈丽艳 (1981-), 女, 博士研究生, 研究方向为电力系统继电保护; E-mail: yuxin\_lili@sina.com

何奔腾 (1959-), 男, 教授, 博士生导师, 研究方向为电力系统继电保护和电力系统控制、电能质量。