

DOI:10.16356/j.1005-2615.2017.04.008

基于粗糙集属性约简和支持向量机的变压器故障诊断

孟宏鹏¹ 徐海燕² 宋遐淦¹

(1. 南京航空航天大学自动化学院,南京,211106;2. 南京航空航天大学经济与管理学院,南京,211106)

摘要:针对油浸式变压器的故障诊断问题,提出一种利用差异化的粗糙集属性约简与有向无环图-支持向量机(DAG-SVM)相结合的方法实现变压器故障类型的快速诊断。该方法首先通过油浸液中溶解气体量的历史数据及其对应的故障类型建立原始故障决策表;然后利用等频率间隔划分法对条件属性数据作离散化处理,利用差分矩阵对决策表信息进行差异化属性约简,建立每两类故障间的诊断规则,消除对决策结果区分度较低的冗余属性;最后根据约简属性的对应数据作为特征向量输入,构建有向无环图-支持向量机多分类诊断网络,进而实现对故障类型的判断。仿真实例表明,该方法在系统检测中提高了故障诊断的准确率。

关键词:故障诊断;粗糙集;差异化属性约简;有向无环图-支持向量机

中图分类号:TN958

文献标志码:A

文章编号:1005-2615(2017)04-0504-07

Transformer Fault Diagnosis Based on Attribute Reduction of Rough Set and SVM

MENG Hongpeng¹, XU Haiyan², SONG Xiagan¹

(1. College of Automation Engineering, Nanjing University of Aeronautics & Astronautics, Nanjing, 211106, China;

2. College of Economics and Management, Nanjing University of Aeronautics & Astronautics, Nanjing, 211106, China)

Abstract: To solve the fault diagnosis of oil-filled transformer, an approach based on attribute reduction of differential rough set with directed acyclic graph-support vector machine (DAG-SVM) is proposed to rapidly identify fault reasons. Fault decision table of volume of dissolved gas in oil-filled transformer is firstly established according to historical data and corresponding fault type. Then data of condition attributes are discretized by means of equal frequency division method, differentiated attribute reduction is conducted by means of discernibility matrix in rough set theory for decision table, and diagnosis rules between every two kinds of faults are set up, so the redundant attributes of low identification are removed. Finally, multi-classified diagnosis classifier DAG-SVM is constructed by SVMs, in which the data of reduced attributes are character vectors. Case analysis indicates that this method improves the accuracy of fault diagnosis in system detection.

Key words: fault diagnosis; rough set; differentiated attribute reduction; directed acyclic graph-support vector machine

变压器是电压转换、电能分配与传输的重要节点,它作为电力系统中的枢纽设备,其运行状态直

基金项目:国家自然科学基金(61673209,71471087)资助项目;南京航空航天大学研究生创新基地(实验室)开放基金(kfjj20160318)资助项目。

收稿日期:2016-10-17;**修订日期:**2017-01-16

通信作者:徐海燕,女,教授,博士生导师,E-mail:xuhaiyan@nuaa.edu.cn。

引用格式:孟宏鹏,徐海燕,宋遐淦.基于粗糙集属性约简和支持向量机的变压器故障诊断[J].南京航空航天大学学报,2017,49(4):504-510. MENG Hongpeng, XU Haiyan, SONG Xiagan. Transformer fault diagnosis based on attribute reduction of rough set and SVM[J]. Journal of Nanjing University of Aeronautics & Astronautics, 2017, 49(4): 504-510.

接关系着局部电力网络的安全。因此,变压器的故障预测诊断研究具有非常重要经济意义。

尽管目前已有大量的智能诊断技术应用于变压器故障诊断研究,但新的理论和实践结果表明,这些诊断方法仍然存在许多不足之处:文献[1]提出基于动量梯度下降的BP神经网络诊断方法,其优势在于自学习、鲁棒性等固有性质,但所提方法仍然存在局部最优、收敛慢以及训练阶段需要足量历史样本等问题;文献[2]提出一种鱼群算法优化的粗糙集诊断方法,能够较好地处理信息不完备条件下的诊断,但这种方法不能解决多重故障的诊断问题;文献[3]提出小波变换和支持向量机(Support vector machine, SVM)相结合的电路故障诊断方法,其利用核主元分析法降维后诊断故障模式,这种方法很好地处理了具有重叠程度的故障类别,然而文中没有明确给出所使用的SVM模型,诊断结果的可靠性无法验证;文献[4]提出粗糙集和支持向量机相结合的故障诊断模型,引入特征属性预处理,提高了诊断效率,但是文中所用“一对一”SVM难以避免分类盲区的出现。文献[5]提出一种基于DAG-SVM的发电机组故障诊断方法,较好地解决了样本少、样本不均衡以及拒分等问题,但是该方法没有考虑样本特征属性间的冗余,增加了算法在参数寻优和模型诊断上的时间/空间成本。文献[6]提出一种“1 vs R”的DAG-SVM模型,减少了SVM分类器的个数,但是该方法延长了决策时间,并且所提模型也不能解决“1 vs R”法带来的分类面偏移问题。

通过对电力变压器故障状况和智能诊断技术的充分了解,目前SVM方法在诊断中具有一定的优势,但是基于SVM的不同模型也存在某些不足,因此需要与其他方法相结合以提升诊断能力。文献[7]建立了粗糙集和遗传算法集成的贷款违约判别模型,在简化特征属性的基础上实现了二分类下的信用风险评估;文献[8]提出粗糙集和支持向量机相结合的信用风险评估模型,解决了信贷过程中的违约评估问题,但是该方法仅面向基本的二分类问题,在解决多分类问题中需要进行一定的扩展和改进。

在了解电力变压器故障诊断的基础上,通过深入理解粗糙集理论和支持向量机的原理和不同组合形式,本文提出了差异化的粗糙集属性约简和DAG-SVM相结合的故障诊断方法。利用差异化的属性约简提取两类特定故障的特征属性,找到它们对应的相关特征向量,消除冗余特征,并基于此建立了多个样本分布均衡的二分类SVM分类器,最后根据决策风险最小化原则构建DAG-SVM分类机。最后,本文给出了该方法的具体实现和诊断过程,并通过实例验证了该方法的有效性。

1 粗糙集理论及支持向量分类机

在智能诊断技术中,粗糙集理论因其属性约简能力而在消除特征冗余方面得到较多应用,从最初的二分类扩展到多分类的故障诊断领域^[9];支持向量机因在处理小样本、非线性等问题方面的优势也向多分类领域扩展,并且在故障诊断中得到了广泛应用^[10]。

1.1 粗糙集属性约简

在决策信息系统中^[11],条件属性与决策结果之间存在知识上的某种非线性联系,智能方法能够通过特征属性的分析找出数据间的映射关系,比如神经网络、SVM等。但是,决策分析过程并不依赖所有的条件属性,为此需要通过预处理消减冗余属性,找到能够与决策相关的特征属性,即:属性约简。简言之,属性约简就是找到一个约简属性集 $B \subseteq C$,简化信息系统的决策规则。

定义1 在粗糙集理论中,元组 $S=(U, A, V, f)$ 是信息系统,其中 U 为论域, $A=C \cup D$ 为属性集, C 表示条件属性, D 表示决策属性,知识表达系统 S 成为决策表。

定义2 对于 $B \subseteq C$,如果 B 是 D 独立的,且 (B, D) 和 (C, D) 具有相同的分辨能力,则 B 是 C 的一个相对约简。

属性约简是一个NP-Hard问题,它主要用于获取信息系统中主要影响决策结果的相关特征属性。粗糙集理论由于不需要数据以外的任何先验知识,且能够解决数据不完备的问题而备受关注,众多学者从不同角度提出了属性约简的方法^[12-13]。其中,数学家Skowron等提出了一种利用差分矩阵求解信息系统约简属性的方法^[14],差分矩阵 $M=m_{i,j}$ 的定义如下

$$m_{i,j} = \begin{cases} a_k \mid a_k(x_i) \neq a_k(x_j) & d(x_i) \neq d(x_j) \\ \emptyset & d(x_i) = d(x_j) \end{cases} \quad (1)$$

式中: M 为一个对称矩阵,其对角元素均为 \emptyset ; $m_{i,j}$ 表示差分矩阵中第 i 行 j 列的值; a, d 分别表示条件属性和决策结果。

Skowron方法的基本思路是,对其行元素和列元素进行逻辑并和交运算,构造区分函数 f_M 后将其析取得到最简属性集 $\{C_k\}$,该属性集保留了原信息系统的所有决策信息。

$$f_M = \bigwedge_{1 \leq i, j \leq n} \left\{ \bigvee_{m_{i,j} \neq \emptyset} m_{i,j} \right\} \quad (2)$$

式中 $\{C_k\}$ 为化简为极小析取范式后决策表的约简属性集。

1.2 支持向量分类机

支持向量机是由文献[15]提出的一种针对小

样本、非线性样本进行学习分类的机器学习方法。文献[16,17]给出了标准支持向量机的基本原理以及不同多分类支持向量机的扩展形式。它们基于统计学习理论,利用有限的样本信息进行学习,在模型复杂性和学习能力之间寻求最佳折中,获得了很好的泛化能力。

SVM 的分类原理表明其主要用于解决二分类问题,因此要处理变压器故障诊断问题,首先必须进行多分类扩展。目前,多分类支持向量机主要有两种解决方案:一是直接建立多目标分类函数求解,这种方法使用变量多,计算复杂度过高;二是将多分类问题转化为多个二分类问题,主要有投票法、一对余法、层次法和有向无环图支持向量机(DAG-SVM)法等。前面3种方法在拒分盲区、样本均衡等某方面的表现较差,因此需发展 DAG-SVM 诊断方法。

DAG-SVM 分类机综合了二分类 SVM 的样本均衡性和层次分类机无盲区的特点,在目前的诊断方法中应用较为广泛。对于分类问题,DAG-SVM 多分类支持向量机的结构如图1所示。它利用 $k(k-1)/2$ 个二分类 SVM 逐层排布生层次多分类机,该故障诊断分类机在多分类问题中不存在拒分盲区,并且由于每个分类器对应两类样本,样本的均衡性较好,因而具有较好的分类效果。

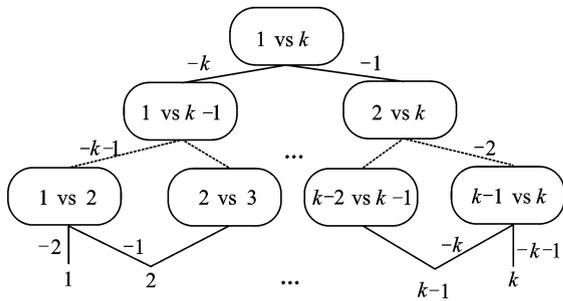


图1 DAG-SVM 多分类支持向量机

Fig.1 Multi-class support vector machine of DAG-SVM

2 基于约简属性的 DAG-SVM

在基于数据驱动的故障诊断研究中,比如变压器、模拟电路、水轮机组等,它们的故障类型可以直接通过大量维数的属性信息进行分析,但是这种方法缺少预处理过程,包含了不必要的特征属性,增加了时间成本。同时,现有粗糙集属性约简和支持向量机结合的文献中,大部分的研究方法都是无差别化的对所有故障数据进行约简,然后通过改进的支持向量机进行诊断。通过对文献[7,8]的研究可知,目前故障诊断中的属性约简是直接来自二类样本扩展而来,而实际上不同样本之间的属性约简是存在差异的。

由于差分矩阵的属性约简方法在故障诊断预处理中,是从所有特征信息中消去那些原始特征属性中冗余的属性。而对某两类样本而言,利用差分矩阵得到的约简属性和整体约简得到的属性集并不相同,因而这种整体约简的方法存在一定的不合理性。因此,本文提出差异化的属性约简,利用差分矩阵进行差异化属性约简,然后将所获特征属性的对应值作为多分类支持向量的输入设计和构建 DAG-SVM 分类机。

首先是决策信息系统的特征属性提取。对于决策信息系统 $S(U,R)$, C 和 D 分别表示特征属性和决策结果,其中任意两种决策结果 d_1, d_2 及其相应的故障属性依据式(1,2)可以得到其对应的差分矩阵并析取得到最简属性集 $\{C_k\}$ 。

结论1 在差异化属性约简中,当且仅当决策结果的对应特征属性完全不可区分或者特征属性集中任一属性能完全区分时,保留所有特征属性。

证明:对于 d_i, d_j , 特征属性集 $f_M = \emptyset$, 即:当前特征信息不足以区分两类决策结果;特征属性集 $f_M = \{a_1, a_2, \dots, a_n\}$, 即:通过 $\forall a_i$ 可以实现 d_i 和 d_j 的区分。由于样本自身偶然性,特征属性不可避免具有的缺陷会带来不可知的影响,因此保留所有特征属性。

通过差异化属性约简提取了故障间特征属性,进而利用 SVM 二分类的分类能力构造多个分类器,为建立 DAG-SVM 分类机建立基础。

从图1可知,DAG-SVM 以二分类器为结点层次构建,从顶部结点到底部结点有累积误差。因此,随机选择分类器布点的分类机不能得到最佳的诊断效果。基于此,本文从降低诊断系统误判风险的角度考虑,设计结点优化的 DAG-SVM 分类机。

定理1^[18] 多分类问题的有向无环图-支持向量机,假设目标有 k 类,若根节点的划分风险概率为 e_1 (假设同层结点具有相近的划分风险概率),第 i 层结点的划分风险概率为 e_i , 那么当决策系统的风险概率最小时,一定有

$$e_1 \geq e_2 \geq \dots \geq e_{a-1} \geq \max(e_a, \dots, e_k) \quad (3)$$

$$a = \lfloor \sqrt{2(k-1)+0.25} - 0.5 \rfloor \quad (4)$$

支持向量机的两类样本间隔 Mar 越大,风险概率 e 越小。要使决策系统的误判风险概率最小,不同层结点分类间隔应满足

$$Mar_1 \leq Mar_2 \leq \dots \leq Mar_{a-1} \leq \min(Mar_a, \dots, Mar_k) \quad (5)$$

$$a = \text{round}(\sqrt{2(k-1)+0.25} - 0.5) \quad (6)$$

定理1说明若分类机前 a 层结点的样本分类间隔按照升序排列,能够相对合理地优化结构,降低决策系统误判的总体风险。最后,基于差异化属

性约简的 DAG-SVM 模型进行故障诊断的具体流程如图 2 所示。

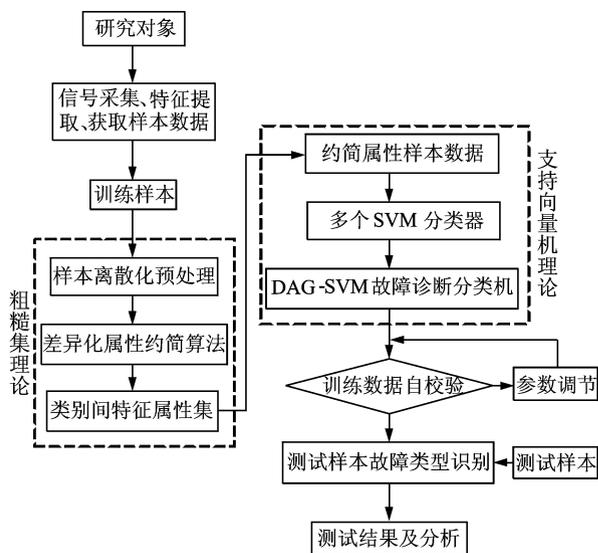


图 2 基于差异化属性约简的 DAG-SVM 故障诊断流程
Fig. 2 Fault diagnosis diagram of DAG-SVM based on differentiated attribute reduction

3 实验结果与分析

对于油浸式变压器,其油中各种气体的含量或者各种气体含量相互之间的比值与变压器各种故障之间是紧密联系的,其中特征气体判别分析(Dissolved gas analysis, DGA)是一种分析变压器故障的有效手段。DGA 依据变压器内部发生故障时油中溶解的不同气体含量来判断故障的类型,比如 H_2 、 CH_4 、 C_2H_6 、 C_2H_4 、 C_2H_2 等,该方法非常有利于发现变压器的早期潜伏性故障,在电力系统中得到广泛的应用^[18]。

下面本文利用所提算法进行诊断实验,变压器数据方面参考文献[18]所提供的故障样本。该组故障样本有 25 组,它包含了 3 组正常数据,4 组低温放电数据,4 组中温过热数据,9 组高温过热数据以及 5 组电弧放电数据。这 5 种故障模式以特征气体 $\{H_2, CH_4, C_2H_6, C_2H_4, C_2H_2\}$ 的浓度值作为故障识别的依据。

根据算法流程,首先采用等距离分割法对故障决策表进行离散化处理^[19],确保决策一致性的前提下,合并重复的数据样本。由于两两故障的组合一共有 10 种,因此,这里以变压器正常状态和低温放电故障为例进行差异化的故障特征属性提取。

变压器正常状态和低温放电决策表如表 1 所示。根据表 1 两类样本特征属性的不同,建立该决策表的改进型差分矩阵,然后通过并集和交集解析这两种故障间的约简属性集。

表 1 变压器正常状态和低温放电决策表

Tab. 1 Transformer decision table of normal condition and low-temperature discharge

U	a_1	a_2	a_3	a_4	a_5	Fault
1	2	1	2	1	1	0
2	2	1	2	1	2	0
3	2	1	2	3	2	0
4	4	1	1	1	3	1
5	4	1	2	1	3	1
6	4	1	1	1	3	1
7	4	3	1	1	3	1

注: $\{a_1, a_2, a_3, a_4, a_5\}$ 分别表示特征气体 $\{H_2, CH_4, C_2H_6, C_2H_4, C_2H_2\}$ 的浓度值,表中表示其对应的数值为离散化的数值, Fault 中的数值 0 和 1 分别表示正常和低温放电。

根据式(2),最简属性集的约简为

$$f_M = \wedge \{a_1 a_3 a_5, a_1 a_5, a_1 a_2 a_3 a_5\} \quad (7)$$

变压器正常状态和低温放电的差分矩阵如表 2 所示。表 2 的析取结果为 $\{a_1, a_5\}$, 说明正常样本与低温放电可以仅通过这两个属性的集合给予分辨。类似地,其他不同故障类型间的约简属性结果如表 3 所示。

表 2 变压器正常状态和低温放电的差分矩阵

Tab. 2 Transformer discernibility matrix of normal condition and low-temperature discharge

	u_1	u_2	u_3
u_4	$a_1 a_3 a_5$	$a_1 a_3 a_5$	$a_1 a_3 a_4 a_5$
u_5	$a_1 a_5$	$a_1 a_5$	$a_1 a_5$
u_6	$a_1 a_3 a_5$	$a_1 a_3 a_5$	$a_1 a_3 a_4 a_5$
u_7	$a_1 a_2 a_3 a_5$	$a_1 a_2 a_3 a_5$	$a_1 a_2 a_3 a_4 a_5$

表 3 变压器故障间约简属性

Tab. 3 Reduced attributes of transformer faults

故障	约简属性	故障	约简属性
0-1	$\{a_1 a_5\}$	1-3	$\{a_1 a_2 a_3 a_4 a_5\}$
0-2	$\{a_1 a_3 a_4\}$	1-4	$\{a_4\}$
0-3	$\{a_2 a_1 a_5\}$	2-3	$\{a_1\}$
0-4	$\{a_1 a_3 a_5\}$	2-4	$\{a_1 a_2 a_3 a_4 a_5\}$
1-2	$\{a_1 a_2 a_3 a_4 a_5\}$	3-4	$\{a_4 a_5\}$

表 3 给出了变压器不同故障之间差异化属性约简的约简结果,针对每一组约简刚好可以用一个 SVM 二分类器进行样本的训练和学习。最终,利用 SVM 的分类特性可以在线性空间和高维非线性空间训练得到 10 个 SVM 分类器,避免了整体性属性约简的不合理问题,实现了两种理论的完好结合。

在 SVM 分类的核函数选择和参数寻优上,本

文选择使用 LIBSVM 工具箱进行分类分析,核函数采用 RBF 径向基核函数,对每个分类器均使用 10 折交叉验证算法进行核函数参数 c 和 γ 的寻优。将表 3 中每组故障样本对应的特征数据作为输入训练 SVM 分类器,根据 CSVM 的样本训练结果可以得到最优参数 10 组分类面系数表示为

$$\boldsymbol{\omega} = \begin{bmatrix} \omega_{11} & \omega_{12} & \cdots & \omega_{1n} \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ \omega_{i1} & \omega_{i2} & \cdots & \omega_{in} \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ \omega_{m1} & \omega_{m2} & \cdots & \omega_{mn} \end{bmatrix} \quad (8)$$

式中 $i=1,2,\dots,m; m=10$ 。SVM 分类器的分类间隔为

$$Mar = 2/\|\boldsymbol{\omega}_i\| \quad (9)$$

依据分类间隔的大小排布结点,最终 DAG-SVM

故障诊断分类机如图 3 所示。

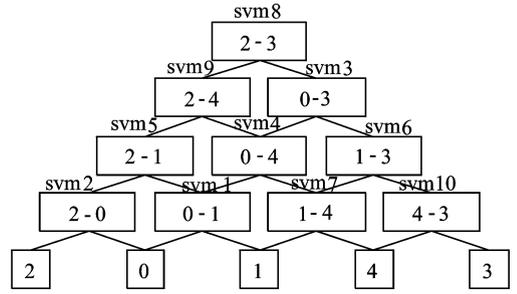


图 3 基于差异化属性约简的 DAG-SVM 分类机

Fig. 3 DAG-SVM classifier based on differentiated attribute reduction

本文同时收集了文献[20]中 35 组变压器故障样本作为测试数据集,应用本文提出的方法与不同智能故障诊断方法进行对比,结果如表 4 所示。

表 4 不同算法的故障诊断结果对比

Tab. 4 Comparison of fault diagnosis by different algorithms

故障诊断方法	测试样本分类准确率/%					总正确率
	正常	低能放电	中温过热	电弧放电	高温过热	
BP 神经网络	60	100.0	80	77.8	63.6	74.3
粗糙集方法	80	80.0	100	77.8	81.8	82.9
DAG-SVM 诊断方法	90	90.9	100	77.8	90.9	89.9
标准属性约简 DAG-SVM	80	100.0	100	88.9	90.9	91.4
本文方法	80	100.0	100	88.9	100.0	93.7

由表 4 中不同算法下测试样本的分析结果可以看出,本文方法在单个类别诊断效果和整体分类效果上相对较好。BP 人工神经网络诊断算法的准确率建立在大量样本的学习基础上,因此样本数量的不足导致学习不充分,分类效果不理想;利用训练样本完成 BP 神经网络的创建后训练样本自身的自校验准确率仅达到 80%,这也说明人工神经网络在处理小样本问题方面不具有优势,因此,测试样本的分类效果也不够理想,诊断准确率变化较大,平均准确率也只能达到 74.3%。基础粗糙集算法需要连续数据的离散化,而对故障样本数据的不当分割离散化导致样本分类出现误判,属性约简进一步放大了误判影响。基于有向无环图支持向量机的方法将所有故障特征属性作为输入向量构建分类机,SVM 结点分类器避免了小样本学习带来的学习不充分,同时利用低维向更高维特征空间的映射实现故障分类;与人工神经网络和基础粗糙集相比,SVM 对训练样本的自校验准确率达到 100%,对测试样本的平均分类识别度也有较大提高。需要注意的是普通 DAG-SVM 诊断方法对结点设计并没有特定的说明,因而分类准确率并不

稳定。

同样地,利用标准属性约简后的特征属性作为支持向量机的输入建立分类机,极大地简化了特征向量,提高了了分类速度,但是标准属性约简丢掉大量特征信息,反而削弱了 SVM 在高维特征下的分类能力。

本文方法利用差异化属性约简,以部分或者全体特征属性作为支持向量机的输入,避免了标准属性约简对全体类型的属性消减,利用敏感性更高的特征属性,分别在低维、高维空间进行 SVM 分类器的创建和 DAG-SVM 分类机的构建。在属性约简和分类机的改进和结合以后,故障诊断的准确性又有了进一步的提高。由于本文利用粗糙集理论用于故障特征属性的提取,所以在变压器故障某些关键数据缺失和不一致情况下仍然能够提取约简属性,从而利用支持向量机模型进行分类。

4 结束语

本文利用粗糙集属性约简在简化知识方面的特点,提出了适合二分类算法的差异化属性约简,进而利用差异化的特征属性值生成多个 SVM 分

类器,避免了以往文献中故障诊断研究中粗糙集属性约简对故障特征的不恰当约简,最后利用多个SVM二分类器的分类间隔分层构建得到系统误判风险较低的DAG-SVM分类机。多种智能诊断算法的对比结果表明,基于差异化属性约简的有向无环图-支持向量机诊断模型在时间和效率上表现更好,较好地实现了正常状态、低能放电、中温过热、电弧放电和高温过热等5种工况的识别;同时,也表明该方法非常适合于小样本、高维度、非线性的样本。诊断实例的分析表明该方法能够有效地应用于变压器故障诊断,结果也验证了该方法的可行性。然而,差异化属性约简的质量取决于数据离散化的好坏,智能优化地预处理连续数据将有助于进一步提高该算法诊断的效果。

参考文献:

- [1] 李志斌,陈成优,李启本,等. 基于BP神经网络的变压器故障诊断[J]. 化工自动化及仪表, 2013, 40(4): 494-496.
LI Zhibin, CHEN Chengyou, LI Qiben, et al. Fault diagnosis of power transformer based on BP neural network[J]. Control and Instruments in Chemical Industry, 2013, 40(4): 494-496.
- [2] 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]. 高压电技术, 2012, 38(6): 1403-1409.
CHEN Xiaoqing, LIU Juemin, HUANG Yingwei, et al. Transformer fault diagnosis using improved artificial fish swarm with rough set algorithm[J]. High Voltage Engineering, 2012, 38(6): 1403-1409.
- [3] 张镇,段哲民,龙英. 基于小波变换和支持向量机的开关电流电路故障诊断新方法[J]. 南京航空航天大学学报, 2016, 48(5): 744-752.
ZHANG Zhen, DUAN Zhemin, LONG Ying. Fault diagnosis of switched current circuit based on wavelet transform and support vector machine[J]. Journal of Nanjing University of Aeronautics & Astronautics, 2016, 48(5): 744-752.
- [4] 彭文季,罗兴铤. 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 Wenji, LUO Xingqi. Vibration fault diagnosis of hydro-turbine generating unit based on rough sets and support vector machine[J]. Transactions of China Electro-Technical Society, 2006, 21(10): 117-122.
- [5] 兰飞,唐玲. 基于有向无环图支持向量机的水轮发电机组故障诊断模型[J]. 电网技术, 2010, 34(2): 115-119.
LAN Fei, TANG Ling. Fault diagnosis model for hydropower generating unit based on directed acyclic graph support vector machine [J]. Power System Technology, 2010, 34(2): 115-119.
- [6] 陈思羽,宁芊,周新志,等. DAG-SVM的结构优化研究及其在故障诊断中的应用[J]. 四川大学学报(自然科学版), 2015, 52(2): 299-305.
CHEN Siyu, NING Qian, ZHOU Xinzhi, et al. Support vector machine with structure optimized decision directed acyclic graph and its application to fault diagnosis [J]. Journal of Sichuan University (Natural Science Edition), 2015, 52(2): 299-305.
- [7] 柯孔林,冯宗宪. 基于粗糙集与遗传算法集成的企业短期贷款违约判别[J]. 系统工程理论与实践, 2008(4): 27-34.
KE Konglin, FENG Zongxian. Short-term loan default prediction based on integration of rough sets and genetic algorithm [J]. System Engineering Theory and Practice, 2008(4): 27-34.
- [8] 杜婷. 基于粗糙集支持向量机的个人信用评估模型[J]. 统计与决策, 2012(1): 94-96.
DU Ting. Personal credit rating model based on rough set and support vector machine [J]. Statistics and Decision, 2012(1): 94-96.
- [9] 杨广,吴晓平,宋业新,等. 基于粗糙集理论的多源信息融合故障诊断方法[J]. 系统工程与电子技术, 2009, 31(8): 2013-2019.
YANG Guang, WU Xiaoping, SONG Yexin, et al. Multi-sensor information fusion fault diagnosis method based on rough set theory [J]. System Engineering and Electronics, 2009, 31(8): 2013-2019.
- [10] 王鲜芳,王岁花,杜昊泽,等. 基于模糊粗糙集和支持向量机的化工过程故障诊断[J]. 控制与决策, 2015, 30(2): 353-356.
WANG Xianfang, WANG Suihua, DU Haoze, et al. Fault diagnosis of chemical industry process based on PRS and SVM [J]. Control and Decision, 2015, 30(2): 353-356.
- [11] CHEN Li, ZHANG Ying, SONG Zilin, et al. Automatic web services classification based on rough set theory [J]. Journal of Central South University, 2013, 20(10): 2708-2714.
- [12] 葛浩,李龙嵩,杨传健. 基于简化差别矩阵的增量式属性约简[J]. 四川大学学报, 2013, 45(1): 116-124.
GE Hao, LI Longshu, YANG Chuanjian. Incremental attribute reduction based on simplified discernibility matrix [J]. Journal of Sichuan University (Engineering Science Edition), 2013, 45(1): 116-124.
- [13] 何磊. 一种改进的基于区分矩阵的属性约简算法[J]. 成都大学学报(自然科学版), 2014, 33(2): 135-137.
HE Lei. Improved attribute reduction algorithm

- based on discernibility matrix[J]. Journal of Chengdu University (Natural Science Edition), 2014, 33(2): 135-137.
- [14] LAZO-CORTES M S, MARTINEZ-TRINIDAD J F, CARRSCO-OCHOA J A. A new algorithm for computing reduction based on the binary discernibility matrix [J]. Intelligent Data Analysis, 2016, 20(2): 317-337.
- [15] GRYLLIAS K C, ANTONIADIS I A. A support vector machine approach based on physical model training for rolling element bearing fault detection in industrial environments [J]. Engineering Application of Artificial Intelligence, 2012, 12: 326-344.
- [16] 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.
- [17] HAO Shengnan, HU Jing, LIU Songyin, et al. Network traffic classification based on improved DAG-SVM [C]//2015 International Conference on Communication, Management and Telecommunications. [S. l.]: IEEE, 2015: 256-261.
- [18] 易辉. 基于支持向量机的故障诊断及应用研究[D]. 南京: 南京航空航天大学, 2011.
YI Hui. A study of support vector machines based on fault diagnosis and its application[D]. Nanjing: Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, 2011.
- [19] 孙英慧, 孙英娟, 蒲东兵, 等. 一种基于连续属性离散化的知识分类方法[J]. 东北师大学报(自然科学版), 2012, 44(1): 45-49.
SUN Yinghui, SUN Yingjuan, PU Dongbing, et al. One method of classification based on discretization of continuous attributes[J]. Journal of Northeast Normal University(Natural Science Edition), 2012, 44(1): 45-49.
- [20] 许勇健. 变压器故障诊断技术研究[D]. 南京: 南京理工大学, 2010.
XU Yongjian. Research on transformer fault diagnosis [D]. Nanjing: Nanjing University of Science and Technology, 2010.

