

基于粗糙集和多类支持向量机的 水电机组振动故障诊断

张孝远, 周建中, 黄志伟, 李超顺, 贺徽

(华中科技大学水电与数字化工程学院, 湖北省 武汉市 430074)

Vibrant Fault Diagnosis for Hydro-turbine Generating Unit Based on Rough sets and Multi-class Support Vector Machine

ZHANG Xiao-yuan, ZHOU Jian-zhong, HUANG Zhi-wei, LI Chao-shun, HE Hui

(School of Hydropower and Information Engineering, Huazhong University of Science and Technology,
Wuhan 430074, Hubei Province, China)

ABSTRACT: The traditional vibrant fault diagnosis classifier of hydro-turbine generating unit (HGU) can't reflect the uncertain information in fault pattern recognition. To overcome this disadvantage, a novel classifier based on rough set (RS) and 1-v-1 multiclass support vector machine (SVM) were introduced. The proposed method takes full advantages of RS and SVM. The essential ideas of RS was used: upper approximation, lower approximation to describe the classification results of SVM. Then 1-v-1 method was used to realize the multi-class SVM classification. The set expression of upper approximation, lower approximation and boundary region in multi-class SVM classification was deduced, and the rules of the proposed classifier were extracted. At last, the method was successfully applied in analyzing an international standard data set, as well as diagnosing vibrant faults of a HGU. The results show that the proposed classifier has high classification reliability and lower requirement of memory space in operation stage, and can reflect the uncertain information of fault classification.

KEY WORDS: hydro-turbine generating unit; rough set; support vector machine; fault diagnosis

摘要: 针对水电机组常规振动故障诊断分类器不能反映分类中的不确定信息的不足, 提出一种基于粗糙集的一对一

基金项目: “十一五”国家科技支撑计划重大项目(2008BAB29B08, 2008BAB29B05); 科技部水利部公益性行业科研专项经费项目(200701008)。

Key Project of the National Eleventh-Five Year Research Program of China(2008BAB29B08, 2008BAB29B05); The Special Research Foundation for Public Welfare Industry of the Ministry of Science and Technology and the Ministry of Water Resources(200701008).

(1-v-1)多类支持向量机分类方法。该方法充分利用粗糙集对不确定、不完整数据和复杂模式的良好刻画能力及支持向量机优秀的泛化能力, 应用粗糙集最核心的思想: 上、下近似来描述支持向量机分类结果。结合 1-v-1 方法实现支持向量机的多类分类, 导出多类分类时样本的上、下近似和边界区域的集合表示, 并以规则的形式对分类器进行描述。用所提方法对国际标准测试数据进行实验, 并应用于某水电厂机组振动故障诊断。所得结果与单纯 1-v-1 多类支持向量机方法比较, 结果表明该分类器具有规则简洁、分类阶段所需存储空间小, 能够反映故障模式分类中的不确定信息等优点。

关键词: 水电机组; 粗糙集; 支持向量机; 故障诊断

0 引言

水电机组(hydro-turbine generating unit, HGU)的振动故障涉及水力、机械和电气等诸多因素, 故障形成机制及故障征兆与类别之间的映射关系十分复杂, 故障信息包含大量不确定因素, 迫切需要设计出能够反映故障信息不完备、不确定特性的有效故障模式分类器。分类的不确定信息对于故障诊断十分重要。机组可能运行在正常与故障之间的亚健康状态, 轻度故障和严重故障所采取措施应不同, 对生产的影响差别也很大。当前也出现了一些描述分类结果不确定性的分类器, 如 Bayesian 分类器、信度网^[1-3], 但这些方法都需要一定的先验概率以及样本的分布概率, 水电机组的故障样本维数较高, 估计其概率分布十分困难, 因此在实际应用中受到很大的限制。粗糙集(rough set, RS)具有刻画不确定、不完整数据和复杂模式的能力, 分类结果能

够体现数据的不确定性，但它不具备良好的学习能力，不能保证分类模型具有良好的推广能力^[4]；支持向量机(support vector machine, SVM)具有良好的推广性能，但对不确定数据的建模能力较差^[5]。鉴于此，考虑将 RS 和 SVM 有机结合，设计出一种泛化能力强，能够反映故障诊断中不确定信息的分类器。

RS 和 SVM 或其他方法结合用于分类器设计是当前研究的一个热点，研究者大多将 RS 应用在输入数据的属性约简上，如文献[1,6-11]等。然而这种结合方式并没有体现出 RS 最本质的特点——分类的确定程度，即上、下近似的概念，且需要在保持条件属性和决策属性相对关系不变的条件下，寻找合适的分割点集，对条件属性构成的空间或特征向量进行离散或划分。事实上，在 RS 中寻找最小最优的断点集过程是一个 NP 完全问题，现有的方法不能得到满意的离散化结果^[12]。本文提出一种基于 RS 的一对一(1-v-1)多类 SVM 分类器，将其应用于 HGU 振动故障诊断。该方法利用 RS 的核心思想：上、下近似和边界来描述 SVM 的分类结果。在训练阶段采用 1-v-1 方法构建 SVM 多类分类模型，并提取分类规则，在测试阶段依据规则将未知样本划分为某类的上近似或下近似。使用该方法可避开 RS 属性离散化的难题，数值试验与工程应用证明分类操作阶段需要较少存储空间，且能反映故障诊断中的不确定信息。

1 基于粗糙集的多类支持向量机分类器

1.1 基于粗糙集的两类支持向量机

给定训练集 $S = \{(x_1, y_1), (x_2, y_2), \dots, (x_k, y_k)\}$, $x_i \in R^m$, $y_i \in \{+1, -1\}$ ，其中 x_i 为 m 维输入向量， y_i 为对应输出。以 $\langle x, w \rangle$ 表示 SVM 输入向量与权值向量的内积。 b 表示偏置值， y 为对应的输出。则 SVM 的分类超平面方程为： $\langle x, w \rangle + b = 0$ 。假设样本已经过某种核函数的映射变换为线性可分的高维空间。定义 b_1 使得 $y(\langle x, w \rangle + b_1) \geq 0$ ，对于所有的 $(x, y) \in S$ ，至少存在一个训练样本使得 $y=1$ 时 $y(\langle x, w \rangle + b_1) = 0$ ；类似地，定义 b_2 使得 $y(\langle x, w \rangle + b_2) \geq 0$ ，对于所有的 $(x, y) \in S$ ，至少存在一个训练样本使得 $y=-1$ 时 $y(\langle x, w \rangle + b_2) = 0$ ^[13]。如图 1 所示， b_1 和 b_2 分别对应于间隔的上下边界。

一个基于 RS 的二类 SVM 分类器可由如下 3 条规则定义：

1) $y(\langle x, w \rangle + b_1) \geq 0$, x 属于类别标号为 +1 的类，即正域；

2) $y(\langle x, w \rangle + b_2) \leq 0$, x 属于类别标号为 -1 的类，即负域；

3) 其他， x 的类别归属不确定，即边界区。

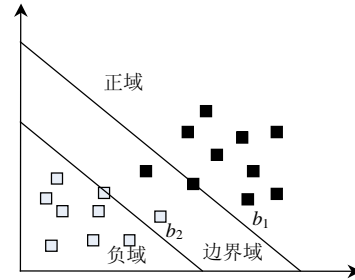


图 1 粗糙支持向量机分类示意图

Fig. 1 Rough set based SVM classifier

1.2 基于粗糙集的 1-v-1 多类支持向量机

标准 SVM 算法是针对 2 类分类问题的，构建多类 SVM 仍是一个未能很好解决的问题^[14]。目前常见的多类 SVM 分类方法有“1-v-1”（一对一），“1-v-r”（一对其余）和有向无环图(DAG)。Hsu 和 Lin^[15]的结论是“1-v-1”和 DAG 在实现 SVM 多类分类的能力上比“1-v-r”方法强，故本文采用“1-v-1”方法实现多类分类。“1-v-1”方法在 N 类训练样本中构造所有可能的 2 类分类器，每类仅在 N 类中的 2 类训练样本上训练，共需构造 $N(N-1)/2$ 个分类器。组合这些 2 类分类器使用投票法，得票最多的类为新点所属的类。

在“1-v-1”多类 SVM 中引入 RS，其算法如下：对于 N 类样本中的任意 2 类 i 和 j ，假定类 i 的类别标号为 +1，类 j 的类别标号为 -1。依据 1.1 中的规则 1) ~ 3) 定义 3 个等价类： $P_{ij}(\text{POS}_i)$, $P_{ij}(\text{POS}_j)$, $P_{ij}(\text{BND})$ 分别由服从规则 1) ~ 3) 的样本组成，依次表示类 i 和类 j 各自的正域及 2 类之间的间隔区域。易得类 i 的下近似即为 $P_{ij}(\text{POS}_i)$ ，上近似为 $P_{ij}(\text{POS}_i) \cup P_{ij}(\text{BND})$ ，类似地类 j 的下近似为 $P_{ij}(\text{POS}_j)$ ，上近似为 $P_{ij}(\text{POS}_j) \cup P_{ij}(\text{BND})$ 。

图 2 所示为 1 个 3 类问题的分类，假设样本已经过某种核函数的映射变换到了线性可分的高维空间。图 3~5 分别为采用基于 RS 的 SVM 对 1、2 类，1、3 类和 2、3 类的分类示意图。对于每一个类别对 (i, j) 按式(1)计算第 i 类的总的下近似：

$$\underline{A}(\text{class}_i) = \bigcap_{\substack{j=1 \\ j \neq i}}^N P_{ij}(\text{POS}_i) \quad (1)$$

易证明这样求出的每个类的下近似是互斥的。这是由于 $P_{ij}(\text{POS}_i) \cap P_{ij}(\text{POS}_j) = \emptyset$ ，又由式(1)可知： $\underline{A}(\text{class}_i) \subseteq P_{ij}(\text{POS}_i)$ ， $\underline{A}(\text{class}_j) \subseteq P_{ij}(\text{POS}_j)$ ，

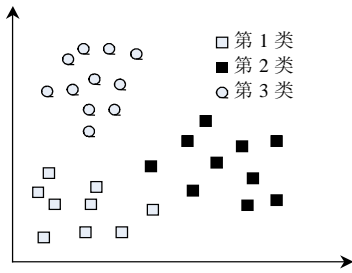


图2 一个3类问题的分类示例

Fig. 2 An example of 3 classes classification

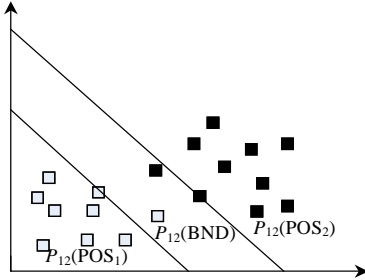


图3 第1、2类之间的分类结果

Fig. 3 Classification for the 1st and 2nd class

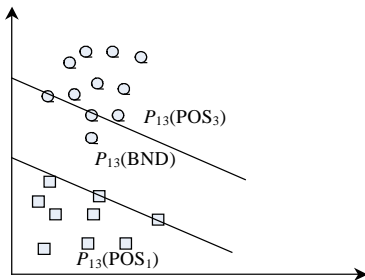


图4 第1、3类之间的分类结果

Fig. 4 Classification for the 1st and 3rd class

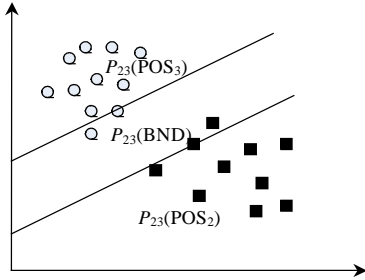


图5 第2、3类之间的分类结果

Fig. 5 Classification for the 2nd and 3rd class

故 $\underline{A}(\text{class}_i) \cap \underline{A}(\text{class}_j) = \emptyset$ 。

每一类的边界区域按式(2)计算:

$$\bar{A}(\text{class}_i) - \underline{A}(\text{class}_i) = \bigcup_{j=1, j \neq i}^N P_{ij}(\text{BND}) - \bigcup_{j=1, j \neq i}^N \underline{A}(\text{class}_j) \quad (2)$$

进而一个类的上近似可按式(3)计算:

$$\bar{A}(\text{class}_i) = \bigcup_{j=1, j \neq i}^N P_{ij}(\text{BND}) - \bigcup_{j=1, j \neq i}^N \underline{A}(\text{class}_j) + \underline{A}(\text{class}_i) \quad (3)$$

1.3 数值试验

使用著名的 iris 测试数据集测试本文介绍的分

类器。借助于 Gist 支持向量机分类工具^[16]验证方法的可行性。将 iris 每一类中的前 30 个共 90 个样本作为训练样本,其余 60 个样本作为测试样本。表 1 为测试样本第 1、2 类的部分分类结果。

表 1 使用 Gist 1-v-1 对第 1、2 类的部分分类结果

Tab. 1 Partial Gist output of classes 1 and 2

样本标号	类别标号	权值	分类结果	判别式
8	1	0	1	1.139 0
4	1	0	1	1.111 0
...
21	1	0.945 8	1	0.478 8
65	-1	-2.58 6	1	0.429 3
17	1	1.241 0	1	0.313 6
...
15	1	3.081 0	-1	-0.702 3
58	-1	-0.528 9	-1	-0.710 0
72	-1	-0.524 9	-1	-0.712 2
...
78	-1	0	-1	-1.027 0

表中第 5 列为样本的判别式,表征样本到最大间隔超平面的距离,判别式值的正、负表明样本在超平面之上、下。表中样本按照判别式值降序排列。将被正确分类的最后一个正样本(表中样本 21),作为边界区域的起始位置;把被正确分类的第一个负样本(表中样本 58),作为边界区域的终止位置。

用 d_{12} 表示第 1、2 类分类的判别式,依据 d_{12} 的取值可以判别样本 x 所属区域,即: $d_{12} \geq 0.4788$, 则 $x \in P_{12}(\text{POS}_1)$; $d_{12} \leq -0.71$, 则 $x \in P_{12}(\text{POS}_2)$; $-0.71 < d_{12} < 0.4788$, 则 $x \in P_{12}(\text{BND})$ 。类似地,依次对第 1、3 类, 2、3 类进行计算,所得结果结合公式(1)和(3)可得到对未知样本 x 的分类规则为:

- If $d_{12} \geq 0.4788$ and $d_{13} \geq 0.671$, then $x \in \underline{A}(\text{class}_1)$;
- If $d_{12} \leq -0.71$ and $d_{23} \geq 0.0538$, then $x \in \underline{A}(\text{class}_2)$;
- If $d_{13} \leq -0.667$ and $d_{23} \leq -0.063$, then $x \in \underline{A}(\text{class}_3)$;
- If $d_{12} > -0.71$ or $d_{13} > -0.6671$, then $x \in \bar{A}(\text{class}_1)$;
- If $d_{12} < 0.4788$ or $d_{23} > -0.063$, then $x \in \bar{A}(\text{class}_2)$;
- If $d_{13} < 0.671$ or $d_{23} < 0.0538$, then $x \in \bar{A}(\text{class}_3)$ 。

考虑到某些样本可能同时属于多类的上近似区域(间隔区域有重叠),将这些样本的判别式值对下近似分类规则中各类边界点的距离值(不等式取等时的值)做差并求绝对值,对于 n 类问题共有 $n-1$ 个差值,再对这些绝对值求和,找出和最小的类,判定该样本属于该类的上近似。即找出满足式(4)的类别则该样本属于该类的上近似:

$$\min_{i=1, \dots, n} \left\{ \sum_{j=1, j \neq i}^n |d_{i,j}^{\text{test}} - d_{i,j}^{\text{train}}| \right\} \quad (4)$$

式中： n 为类别数； $d_{i,j}^{test}$ 为测试样本第 i, j 两类之间的距离值； $d_{i,j}^{train}$ 为训练样本下近似分类规则中第 i 类边界点的距离值。通过上文提取的 6 条规则及式(5)对测试样本分类，分类结果如表 2 所示。

表 2 对测试样本的分类结果
Tab. 2 Classification conclusion of test samples

类别号	下近似含样本数	上近似含样本数
1	17	19
2	19	21
3	18	20

由表 2 可知：分类器在 3 类分类问题的分类操作阶段(对测试样本的分类阶段)只需储存 6 条规则，对于 N 类问题仅需储存 $2N$ 条规则，而单纯的 1-v-1 方法在分类操作阶段需储存 $N(N-1)/2$ 个支持向量样本，故该方法大大地减少了对储存空间的要求。此外，其还可以反映分类中的不确定信息。

2 基于粗糙集的多类支持向量机应用于水电机组振动故障诊断

2.1 水电机组的振动故障

水力发电系统是一个复杂的非线性动力系统，运行过程中故障的发生和发展包含大量的不确定性影响因素，故障多以振动的形式表现。国内外已有不少研究者对水电机组的故障进行了系统的分析。

根据水电机组的结构，将机组的常见故障分为 5 大类^[17-18]，包括导轴承故障、大轴故障、推力轴承故障、发电机故障、过流部件故障等。每一大类有更具体的分类。其中导轴承包括上导、下导及水导 3 个轴承及其相应的支架；大轴包括发电机轴，水轮机轴及联轴节，部分水轮机还在上述 2 轴之间安装 1 个中间轴；推力轴承包括推力头，瓦块，弹性油箱及推力支架；发电机包括定子、转子及相关结构；过流部件包括导水机构、转轮及尾水管等。这些部位都有可能出现不同程度的故障，有些还会相互影响。

根据激振因素不同，水电机组的振动故障可分为水力、机械和电磁 3 大类^[19-20]。水力振动是水力与机械相互作用产生的，主要有：压力管道中水力振动；蜗壳、叶片和转轮水流不均匀引起的振动；导叶后面卡门涡列引起的振动；迷宫环间隙不等引起的振动；空化引起的振动；尾水管涡带引起的振动；协联关系不正确引起的振动等。其振动的特点是振动频率随振源的变化而不同。机械振动主要有：转动部分因质量不平衡引起的振动；主轴不对

中引起的振动；轴承瓦间隙大或推力轴承的推力头松动和推力轴瓦不平等原因引起的振动；机组转动部件与固定部件的碰磨引起的振动等。其振动的特点是振动频率为转频及转频的倍数。电磁振动主要有：由转子与定子间间隙不均、转子外缘不圆和转子动不平衡或匝间短路等造成的磁拉力不平衡以及定子铁芯松动引起的振动等。以上 3 种因素又相互影响，当水力方面的因素造成机组转动部分振动时，会使发电机转子和定子间的空气间隙不均匀，因此便产生了不对称磁拉力，反过来又会加剧或阻尼机组转动部分的振动。

综上所述，由于水电机组工作的特殊性，机组振动是水、机、电共同作用的结果，机组故障可能出现在不同的部件和部位，某些振源所引起的机组部件和部位的振动往往是相互耦联的，机组多为多故障并发，且包含众多不确定信息。因此，探求新的故障诊断分类器，以描述故障征兆与故障类别之间的复杂映射关系及不确定信息是水电机组故障诊断研究工作的重要课题。

2.2 工程应用实例

大量故障实例表明：水电机组不同振动故障总是对应着一定的频率成分，同时，不同的振动故障，总会在水电机组的某个部位检测到超过允许值的振动或摆度。本文以水电机组振动信号的频谱特征中(0.4~0.5)x、1x、2x、3x、>3x，5 个频段上的幅值分量作为故障征兆属性(x 为转频)，根据文献[7,20-21]，对水电机组的 3 种典型故障(涡带偏心、不对中、不平衡)组成的学习样本提取规则，然后对测试样本进行测试。对更多类别的故障进行诊断时方法是类似的。表 3 和表 4 分别示出部分训练样本和测试样本。

表 3 振动频谱征兆域训练样本
Tab. 3 Samples for training

故障类型	故障特征				
	0.4x~0.5x	1x	2x	3x	>3x
F1 涡带偏心	0.88	0.22	0.02	0.04	0.06
	0.90	0.20	0.05	0.02	0.02
	0.92	0.21	0.03	0.01	0.02
	0.85	0.25	0.06	0.02	0.01
F2 不平衡	0.04	0.98	0.10	0.02	0.02
	0.02	1.00	0.08	0.03	0.01
	0.05	0.90	0.11	0.05	0.02
	0.03	0.96	0.12	0.04	0.03
F3 不对中	0.02	0.41	0.43	0.34	0.15
	0.01	0.52	0.40	0.32	0.1
	0.01	0.40	0.47	0.35	0.18
	0.02	0.45	0.42	0.28	0.29

表4 振动频谱征兆域测试样本
Tab. 4 Samples for testing

标号	0.4~0.5x	1x	2x	3x	>3x	故障类型
1	0.82	0.28	0.05	0.04	0.03	涡带偏心
2	0.02	0.91	0.08	0.01	0.02	不平衡
3	0.01	0.48	0.48	0.36	0.20	不对中
4	0.40	0.03	0.02	0.03	0.04	轻度涡带偏心

按照 1.3 节的方法从训练样本中提取如下规则:

If $d_{wp} \geq 0.7863$ and $d_{wp} \geq 0.8145$, then $x \in \underline{A}(\text{class}_w)$;

If $d_{wp} \leq -0.8375$ and $d_{pz} \geq 0.6488$, then $x \in \underline{A}(\text{class}_p)$;

If $d_{wz} \leq -0.852$ and $d_{pz} \leq -0.741$, then $x \in \underline{A}(\text{class}_z)$;

If $d_{wp} > -0.8375$ or $d_{wz} > -0.852$, then $x \in \bar{A}(\text{class}_w)$;

If $d_{wp} < 0.7863$ or $d_{pz} > -0.741$, then $x \in \bar{A}(\text{class}_p)$;

If $d_{wz} < 0.8145$ or $d_{pz} < 0.6488$, then $x \in \bar{A}(\text{class}_z)$ 。

式中: d_{wp} 、 d_{wz} 、 d_{pz} 分别代表涡带偏心故障样本与不平衡故障样本、涡带偏心故障与不对中故障样本、不平衡故障与不对中故障样本之间分类超平面与样本之间的距离; x 为待识别样本, $\underline{A}(\text{class}_w)$, $\underline{A}(\text{class}_p)$, $\underline{A}(\text{class}_z)$, $\bar{A}(\text{class}_w)$, $\bar{A}(\text{class}_p)$, $\bar{A}(\text{class}_z)$ 分别为涡带偏心、不平衡、不对中 3 类故障的下近似和上近似。

表 5 列出了各个测试样本的“距离值”, 结合前面提取的分类规则, 对测试样本进行分类, 可以得到 1、2、3 号测试样本被正确划入 3 类的下近似区域, 即故障被确切诊断出。样本 4 属于每一类的上近似, 通过式(5)计算得到其属于涡带偏心类的上近似, 这与实际情形轻度涡带偏心相符合。利用 LIBSVM^[22], 采用 C-SVM 得到的分类结果是: 第 1、2、3 个测试样本均被正确分类, 样本 4 被划分到“涡带偏心”故障类别中。然而样本 4 仅是轻度涡带偏心, 且没有给出分类可信度信息, 显然给故障诊断工作带来不良影响。采用本文提出的方法, 确切地认为故障样本 1、2、3 被诊断出, 故障 4 属于涡带偏心故障类的上近似, 认为样本 4 近似属于涡带偏心故障, 提醒相关运行人员, 做进一步分析处理。

表5 测试样本的各个“距离值”

Tab. 5 Discriminant of test samples

标号	d_{wp}	d_{wz}	d_{pz}
1	0.789 0	0.826 1	0.657 4
2	-0.839 6	-0.261 3	0.723 7
3	-0.365 5	-0.853 9	-0.745 9
4	0.723 2	0.703 8	0.090 8

3 结论

为解决水电机组振动故障诊断中由于故障耦合因素多, 故障模式复杂及信息不完整等原因引起

的分类不确定性问题, 本文将基于 RS 的 1-v-1 多类 SVM 分类方法引入水电机组振动故障诊断中, 给出了分类方法详细的理论推导。该方法通过支持向量机的最大化间隔的上下边界, 把分类区域划分为 2 类各自的正域和边界区域, 将粗糙集理论基本概念引入到支持向量机分类器中, 利用粗糙集描述支持向量机正域、负域和边界区域, 并采用 1-v-1 思想实现了支持向量机的多类分类, 提取分类规则对分类器进行描述。经数据试验和工程验证, 该方法操作阶段所需储存空间小、能够反映诊断问题中的不确定信息, 适合于水电机组的振动故障诊断。

参考文献

- [1] 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(10): 160-165. Zhu Yongli, Wu Lizeng, Li Xueyu. Synthesized diagnosis on transformer faults based on byessian classifier and rough set [J]. Proceedings of the CSEE, 2005, 25(10): 160-165(in Chinese).
- [2] 张晓丹, 赵海, 谢元芒, 等. 用于水电厂设备的故障诊断的贝叶斯网络模型[J]. 东北大学学报: 自然科学版, 2006, 27(3): 276-279. Zhang Xiaodan, Zhao Hai, Xie Yuanmang, et al. Bayesian network model for fault diagnosis of hydropower equipment[J]. Journal of Northeastern University: Natural Science, 2006, 27(3): 276-279(in Chinese).
- [3] 张文修. 粗糙集理论及其应用[M]. 北京: 科学技术出版社, 2003: 10-13. Zhang Wenxiu. Rough set theory and method[M]. Beijing: Science Technology Publishing House, 2003: 10-13(in Chinese).
- [4] 刘清. Rough 集及 Rough 推理[M]. 北京: 科学出版社, 2001: 11-18. Liu Qing. Rough set and Rough deduction[M]. Beijing: Science Press, 2001: 11-18(in Chinese).
- [5] Cristianini N, Shawe-Taylor J. An introduction to support vector machines(and other kernel-based learning methods)[M]. Cambridge University Press, 2000: 103-112.
- [6] 束洪春, 孙向飞, 司大军. 电力变压器故障诊断专家系统知识库建立和维护的粗糙集方法[J]. 中国电机工程学报, 2002, 22(2): 31-35. Shu Hongchun, Sun Xiangfei, Si Dajun. A RS approach to founding and maintaining es knowledge base for fault diagnosis of power transformer[J]. Proceedings of the CSEE, 2002, 22(2): 31-35(in Chinese).
- [7] 彭文季, 罗兴铨. 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 Electrotechnical Society, 2006, 21(10): 117-122 (in Chinese).
- [8] 徐金良, 陈五星, 唐耀阳, 等. 基于粗糙集理论和支持向量机算法的核电厂故障诊断方法[J]. 核动力工程, 2009, 30(4): 52-54, 85. Xu Jinliang, Chen Wuxing, Tang Yaoyang, et al. Study on fault diagnosis in nuclear power plant based on rough sets and support vector machine[J]. Nuclear Power Engineering, 2009, 30(4): 52-54,

- 85(in Chinese).
- [9] 周瑞, 杨建国. 基于粗糙集与支持向量机的发动机故障诊断研究[J]. 内燃机学报, 2006, 24(4): 379-383.
Zhou Rui, Yang Jianguo. The research of engine fault diagnosis based on rough sets and support vector machine[J]. Transactions of CSICE, 2006, 24(4): 379-383(in Chinese).
- [10] Xiang Xiuqiao, Zhou Jianzhong, Li Chaoshun, et al. Fault diagnosis based on Walsh transform and rough sets[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2009, 23(4): 1313-1326.
- [11] Li W. Synthetic fault diagnosis method of power transformer based on rough set theory and improved artificial immune network classification algorithm[C]. Fourth International Conference on Natural Computation, Jinan, 2008.
- [12] He Y J, Chen D Z, Zhao W X. Integrated method of compromise-based ant colony algorithm and rough set theory and its application in toxicity mechanism classification[J]. Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems, 2008, 92(1): 22-32.
- [13] Lingras P, Butz C J. Reducing the storage requirements of 1-v-1 support vector machine multi-classifiers[J]. Rough Sets, Fuzzy Sets, Data Mining, and Granular Computing, Pt 2, Proceedings, 2005(3642): 166-173.
- [14] Platt J C, Cristianini N, Shawe-Taylor J. Large margin DAG's for multiclass classification[J]. Advances in Neural Information Processing Systems, 2000(12): 547-553.
- [15] Hsu C W, Lin C J. A comparison of methods for multiclass support vector machines[C]. IEEE Transactions on Neural Networks, 2002, 13(2): 415-425.
- [16] Paul P, Ilan W, William S. Support vector machine classification on the web[J]. Bioinformatics, 2004, 20(4): 586-587.
- [17] 杨晓萍, 南海鹏, 张江滨. 信息融合技术在水轮发电机组故障诊断中的应用[J]. 水力发电学报, 2004, 23(6): 111-115.
Yang Xiaoping, Nan Haipeng, Zhang Jiangbin. Application of information fusion technology on fault diagnosis of hydropower generating unit[J]. Journal of Hydroelectric Engineering, 2004, 23(6): 111-115(in Chinese).
- [18] 宋光雄, 何永勇, 褚福磊. 基于双参数方法的水轮发电机组故障诊断规则表示和推理问题研究[J]. 中国电机工程学报, 2006, 26(11): 87-92.
Song Guangxiong, He Yongyong, Chu Fulei. Rule presentation and reasoning method in hydraulic turboset fault diagnosis based on dual factors method[J]. Proceedings of the CSEE, 2006, 26(11): 87-92(in Chinese).
- [19] 沈东, 褚福涛, 陈思. 水轮发电机组振动故障诊断与识别[J]. 水动力学研究与进展, 2000, 15(1): 129-133.
Shen Dong, Chu Futao, Chen Si. Diagnosis and identification of vibration accident for hydro-generator unit[J]. Journal of Hydrodynamics, 2000, 15(1): 129-133(in Chinese).
- [20] 彭文季, 罗兴铸, 赵道利. 基于频谱法与径向基函数网络的水电机组振动故障诊断[J]. 中国电机工程学报, 2006, 26(9): 155-158.
Peng Wenji, Luo Xingqi, Zhao Daoli. Vibrant fault diagnosis of hydro-turbine generating unit base on spectrum analysis and RBF network method[J]. Proceedings of the CSEE, 2006, 26(9): 155-158(in Chinese).
- [21] 杨晓萍, 解建宝, 孙超图. 水轮发电机组振动故障诊断的神经网络方法研究[J]. 水利学报, 1998, 29(4): 94-97.
Yang Xiaoping, Xie Jianbao, Sun Chaotu. Neural network method for vibration fault diagnosis of hydroelectric generating set[J]. Journal of Hydraulic Engineering, 1998, 29(4): 94-97(in Chinese).
- [22] Chang C C, Lin C J. LIBSVM: a library for support vector machines [EB/OL]. 2001, Software available at <http://www.csie.ntu.edu.tw/~cjlin/libsvm>.



张孝远

收稿日期: 2010-01-15。

作者简介:

张孝远(1981—), 男, 博士研究生, 主要从事水力发电机组故障诊断、控制方面的研究工作, xyz_1981@tom.com;

周建中(1959—), 男, 教授, 博士生导师, 本文通讯作者, 主要从事人工智能, 水电能源相关理论及应用研究工作, jz.zhou@hust.edu.cn;

黄志伟(1982—), 男, 博士研究生, 研究方向为水电站监测及机组故障诊断。

(责任编辑 张媛媛)