

文章编号:1002-0411(2004)03-0355-06

# 基于模糊 C 均值聚类和粗糙集理论的旋转机械故障诊断

李如强, 陈进, 伍星

(上海交通大学振动、冲击、噪声国家重点实验室, 上海 200030)

**摘要:**提出了一种基于模糊 C 均值聚类和粗糙集理论的旋转机械故障诊断方法. 该方法包括粗糙集规则学习和诊断规则匹配两个过程. 其中, 学习过程考虑了样本中的重复对象和冲突对象, 使获得的诊断规则能够覆盖所有的学习样本, 并得到规则强度; 在诊断规则匹配时, 根据规则中条件属性的属性重要性、条件属性匹配的程度、规则强度以及诊断结论阈值得到诊断结论, 从而使得到的结论更客观. 最后, 通过实验验证了该方法的有效性.

**关键词:**旋转机械; 故障诊断; 粗糙集; 模糊 C 均值聚类; 属性重要性

**中图分类号:** TP18

**文献标识码:** A

## Fault Diagnosis on Rotating Machinery Based on Fuzzy C-means Clustering and Rough Set Theory

LI Ru-qiang, CHEN Jin, WU Xing

(The State Key Laboratory of Vibration, Shock & Noise, Shanghai Jiaotong University, Shanghai 200030, China)

**Abstract:** A diagnostic method on rotating machinery based on fuzzy C-means clustering and rough set theory is proposed in this paper, which includes two processes; one is rough-set-technique-based diagnostic rules requisition and the other is diagnosis of new objects based on the rules obtained. The diagnostic rule requisition process takes into account the duplicated and conflicting objects in decision table and makes the rules obtained covering all the learning objects, and obtains corresponding rules strength. In the diagnostic process, the significance of condition attributes of rules, the matching degree of condition attributes of objects with diagnostic rules, the strength of those rules and the conclusion threshold is considered to give diagnosis conclusion and belief degree of conclusion. So the conclusion based on the proposed method is objective. In the end of this paper, this method is employed to diagnose the faults of rotating machinery and the result is proved to be effective.

**Keywords:** rotating machinery; fault diagnosis; rough set theory; fuzzy C-means clustering; significance of condition attributes

### 1 引言 (Introduction)

大型旋转机械是生产中的关键设备, 保证这些设备安全可靠地运行至关重要, 因此建立智能监测和诊断系统具有十分重要的意义. 目前, 粗糙集<sup>[1,2]</sup>作为一种新的数学分析工具, 能够处理不确定、不精确、不完整和不一致的信息, 能够进行信息简化和从经验中获取知识. 该理论已被广泛地应用在专家系统、决策支持系统、机器学习、智能控制、归纳推理、模式识别等领域<sup>[3]</sup>, 特别适合于信息系统的约简. 在故障诊断领域, 粗糙集理论已用于旋转机械故障诊断<sup>[4]</sup>、电力系统故障诊断<sup>[5]</sup>、机车传动系统故障

诊断<sup>[6]</sup>、柴油机燃油系统故障诊断<sup>[7]</sup>、三缸气泵故障诊断<sup>[8]</sup>等方面. 上述粗糙集在故障诊断领域中的应用, 都没有考虑: (1) 决策表中存在冲突对象的约简问题; (2) 决策表中的条件属性的重要性问题; (3) 待诊断对象和诊断规则不完全匹配时的匹配程度问题. 问题(1)使得粗糙集学习到的规则的强度高于实际水平, 问题(2)和(3)采用很强的对象和诊断规则匹配方式, 而实际上, 可能要求对象和规则的部分匹配, 按某一阈值决定诊断结论. 因此, 本文提出一种含有冲突对象的决策表的规则获取方法, 考虑属性重要性、规则匹配程度、规则强度和诊断结论

阈值进行旋转机械故障诊断。

## 2 粗糙集理论 (Rough set theory)

粗糙集理论建立在分类机制基础之上,即它把知识的描述和事物的分类联系在一起。一个知识表达系统可表达为  $S = (U, A, V, f)$ , 其中,  $U \neq \phi$  表示论域,  $A = C \cup D$  是属性集合, 子集  $C$  和  $D$  分别称为条件属性和决策属性集合, 且  $C \cap D \neq \phi$ .  $V = \cup_{a \in A} V_a$  是属性值的集合,  $V_a$  表示了属性  $a \in A$  的范围, 对  $\forall a \in A$ , 存在信息函数  $f: U \times A \rightarrow V_a$ , 其中  $\forall x \in U, a \in A, f(x, a) \in V_a$ . 这种描述方式使得知识表达系统可以用二维表格来表示, 这样的表格称为决策表。

决策属性  $D$  对条件属性  $C$  的依赖度定义为:

$$\gamma(C, D) = \text{card}(\text{Pos}_C(D)) / \text{card}(U) \quad (1)$$

其中,  $\text{Pos}_C(D)$  表示  $D$  的  $C$  正域,  $\text{card}(\cdot)$  表示集合的基,  $0 \leq \gamma(C, D) \leq 1$ .

对知识表达系统的分类而言,并非所有的条件属性都是必要的。约简就是在不丢失信息的前提下,简单地表示决策属性对条件属性集合的依赖和关联。基于粗糙集的规则获取可以看作一个知识表达、属性简化、属性值简化和规则导出的过程。设属性  $a_i$  ( $i = 1, 2, \dots, n$ ) 对应的属性值为  $va_i$  ( $i = 1, 2, \dots, n$ ), 第  $r$  条规则形式如下:

$$\begin{aligned} R^r: & \text{if } f(x, a_1) = va_1^r \text{ and } f(x, a_2) = va_2^r \dots \\ & \text{and } f(x, a_q) = va_q^r \\ & \text{then } f(x, d_i) = vd_i^r \end{aligned} \quad (2)$$

其中,  $va_q^r \in V, vd_i^r \in V, r = 1, 2, \dots, q_i = 1, 2, \dots, 1 \leq q_i \leq q \leq n, t = 1, 2, \dots, m_D, m_D$  为不相同的决策属性值的个数。

## 3 诊断规则的获取 (Diagnostic rules requirement)

### 3.1 连续属性的离散化

采用模糊  $C$  均值聚类方法对连续属性离散化, 以满足离散属性的粗糙集学习方法。对决策表中的第  $s$  列  $a_s$  的属性值聚为  $p$  类, 获得  $p$  个类别的聚类下界和聚类上界, 设为  $CL_{a_s}(i), CU_{a_s}(i), 1 \leq i \leq p$ , 而后, 对该列的连续属性值依  $CL_{a_s}(i), CU_{a_s}(i), 1 \leq i \leq p$  进行离散化。同理, 对其他属性列离散化获得离散决策表。

### 3.2 诊断规则的获取

在离散决策表中, 往往含有冲突对象, 这时一般的做法是剔除冲突对象, 仅对非冲突的对象进行规

则获取。这样虽然规则强度为 1, 但并不适合所有的对象, 考虑这种情况, 提出一种含有冲突对象的离散决策表的规则获取方法, 具体步骤如下: ① 设有初始决策表  $DT_{ori}$ , 合并  $DT_{ori}$  中的重复对象, 形成决策表  $DT_{Com}$ , 设  $DT_{Com}$  中对象的数目为  $m$ 。记录  $DT_{Com}$  中每一对象代表  $DT_{ori}$  中的对象的个数,  $C_i^{ori-obj}, 1 \leq i \leq m$ ; ② 消除  $DT_{Com}$  中的冲突对象构成决策表  $DT_{last}$ , 设  $DT_{last}$  中对象的个数为  $n$ 。对于  $DT_{Com}$  中的冲突对象  $Obj_i, 1 \leq i \leq m$ , 设对应  $DT_{ori}$  中对象的个数为  $C_i^{ori-obj}, 1 \leq i \leq m$ 。若  $C_i^{ori-obj}, 1 \leq s \leq m$ , 为最大者, 则选择  $Obj_i$  为  $DT_{last}$  中的一个对象。若  $C_j^{ori-obj} = C_i^{ori-obj}, 1 \leq i, j \leq m, i \neq j$ , 则任选其一作为  $DT_{last}$  中的一个对象。同时记录  $DT_{last}$  中每一对象  $Obj_k, 1 \leq k \leq n$ , 代表  $DT_{ori}$  中对象的个数  $C_k^{ori-obj}, 1 \leq k \leq n$ , 和一个比值  $Ratio_k, 1 \leq k \leq n$ , 该比值为所选代表对象在  $DT_{ori}$  中的个数与  $C_s^{ori-obj}, 1 \leq s \leq m$ , 的比值; ③ 对  $DT_{last}$  进行条件属性简化; ④ 去除  $DT_{last}$  的冗余属性值; ⑤ 对  $DT_{last}$  中的每一行产生决策规则; ⑥ 规则合并, 并设置规则强度。设对象  $Obj_k, 1 \leq k \leq p \leq n$ , 产生相同的规则  $r_k, 1 \leq k \leq p \leq n$ ; 对象  $Obj_k, 1 \leq k \leq p \leq n$ , 的记录为  $C_k^{ori-obj}, Ratio_k, 1 \leq k \leq p \leq n$ ; 记  $STH = \text{Round}(\sum_{k=1}^p (C_k^{ori-obj} \times Ratio_k)) / \sum_{k=1}^p C_k^{ori-obj}$ , 其中  $\text{Round}(\cdot)$  表示取整, 则规则  $r_k (1 \leq k \leq p \leq n)$  合并后的强度为  $STH$ 。

这样, 在获取的规则中, 规则强度为 1.0 的规则为确定性规则, 而其他的规则为非确定性规则。

### 3.3 诊断规则的表达

对故障诊断而言, 连续条件属性为诊断征兆, 离散故障类型为诊断结论, 因此仅对条件属性值离散化。由决策表中的第  $s$  列  $a_s$  的聚类的上下界  $CL_{a_s}(i), CU_{a_s}(i), 1 \leq i \leq p$ , 和式(2), 得诊断规则, 第  $r$  条规则的形式如下:

$$\begin{aligned} R^r: & \text{if } CL_{a_1}^r(i) \leq f_c(x, a_1) \leq CU_{a_1}^r(i) \\ & \text{and } CL_{a_2}^r(j) \leq f_c(x, a_2) \leq CU_{a_2}^r(j) \dots \\ & \text{and } CL_{a_q}^r(k) \leq f_c(x, a_q) \leq CU_{a_q}^r(k) \\ & \text{then } f(x, d_i) = vd_i^r \end{aligned}$$

其中,  $f_c(x, a_{q_i})$  表示属性  $a_{q_i}$  的连续值,  $q_i = 1, 2, \dots, 1 \leq q_i \leq q \leq n, i, j, \dots, k$  分别表示属性列  $a_1, a_2, \dots, a_q$  的第  $i, j, \dots, k$  个聚类, 其中,  $2 \leq i \leq \max i, 2 \leq j \leq \max j, \dots, 2 \leq k \leq \max k, \max i, \max j, \dots, \max k$  分别

为属性列  $a_1, a_2, \dots, a_k$  的最大聚类数目,  $vd_t^i$  表示决策表中诊断结论的第  $t$  个离散属性值, 其中  $t = 1, 2, \dots, m_D$ , 这里,  $m_D$  为诊断结论的数目.

#### 4 基于规则的故障模式匹配 (Fault pattern matching based on rules)

##### 4.1 条件属性的重要性量度

对决策表中条件属性的重要性量度, 一般采用属性依赖度的差值来表示<sup>[9]</sup>, 即对于属性集合导出的分类的属性子集  $B' \subseteq B$  的重要性, 采用

$$\varepsilon = \gamma(B, D) - \gamma(B - B', D) \quad (3)$$

表示  $B'$  的重要性量度.  $\varepsilon = 0$  表示除去  $B'$  不影响  $B$  对  $D$  的分类能力, 而  $\varepsilon > 0$  表示  $B'$  影响  $B$  对  $D$  的分类能力, 且  $\varepsilon$  越大影响越强. 然而, 这种度量标准有其局限性, 受属性选择顺序的影响. 如对决策表  $S$ , 若有决策属性集合  $D$ , 条件属性集合  $B_i \subseteq C, 1 \leq i \leq n$ , 它们的属性依赖度都为 1, 则进行条件属性重要性计算时, 第一个选择的条件属性, 设为  $B_k, 1 \leq k \leq n$ , 重要性为 1, 而其他的都为 0; 而按另一种选择顺序时,  $B_k (1 \leq k \leq n)$  的重要性为 0. 这样, 每一个条件属性的重要性都可能为 1 和 0, 完全取决于属性选择的顺序.

考虑式(3)的局限性, 选择式(1)作为属性重要性的量度, 它表示条件属性  $C$  对对象的正确分类能力, 该标准不受属性集合选择顺序的影响. 基于式(1)可以得到决策表中每个条件属性的重要性大小.

##### 4.2 故障模式匹配

在故障诊断的模式匹配中, 有以下情况<sup>[2]</sup>: (1) 诊断对象和一条确定性规则相匹配; (2) 诊断对象和一条非确定性规则相匹配; (3) 诊断对象和若干条规则相匹配, 而这若干条规则的结论相同; (4) 诊断对象和若干条规则相匹配, 而这若干条规则的结论不同; (5) 诊断对象不和任一规则相匹配.

设置诊断结论阈值  $Th, 0 < Th \leq 1$ . 对情况(1)和(2), 若匹配规则的强度  $STH_{\min}$  大于  $Th$ , 则诊断结论为规则结论, 置信度为  $STH_{\min}$ , 否则不能得到诊断结论. 对情况(3), 若匹配规则中最小规则强度  $STH_{\min}$  大于  $Th$ , 则诊断结论为规则结论, 置信度为  $STH_{\min}$ , 否则不能得到诊断结论. 对情况(4), 设对象匹配的规则为  $r_{a_i}, 1 \leq i \leq l; r_{b_j}, 1 \leq j \leq m; \dots; r_{p_k}, 1 \leq k \leq n$ , 其中下标含有  $a_i, 1 \leq i \leq l, b_j, 1 \leq j \leq m, p_k, 1 \leq k \leq n$  的

规则表示具有相同的结论  $a, b, \dots, p$ , 其中  $l, m, \dots, n$  为具有结论  $a, b, \dots, p$  的规则数目, 规则强度为  $STH_{a_i}, 1 \leq i \leq l; STH_{b_j}, 1 \leq j \leq m; \dots; STH_{p_k}, 1 \leq k \leq n$ .

记相同结论的规则平均强度为  $STH_{M_Q} = \sum_{i=1}^{MC} STH_{Q_i}$ , 其中  $MC = l, m, \dots, n, Q = a, b, \dots, p$ , 若  $STH_{\max} = \max(STH_{M_Q}), M_Q = a, b, \dots, p$ , 大于  $Th$ , 则  $M_Q$  为对象的诊断结论, 置信度为  $STH_{\max}$ , 否则不能得到诊断结论.

对于情况(5), 设对象至少和规则  $r_i (1 \leq i \leq n)$  的一个条件属性值范围相匹配, 其中  $n$  为匹配规则的数目. 设规则  $r_i$  的强度为  $STH_i, 1 \leq i \leq n$ ; 使用的条件属性为  $B_i, 1 \leq i \leq p \leq \text{card}(C)$ , 其中  $p$  为规则使用的条件属性个数,  $\text{card}(C)$  为决策表中条件属性的个数. 根据(1)式得到决策表中各个条件属性的重要性大小. 设规则  $r_i$  的条件属性  $B_i$  的重要性大小为  $\text{Sig}(B_i) = \text{card}(\text{Pos}(B_i, D)) / \text{card}(U), 1 \leq i \leq p \leq \text{card}(C)$ , 其归一化形式为  $\text{Sig}_N(B_i) = \text{Sig}(B_i) / \sum_{j=1}^p \text{Sig}(B_j)$ . 设诊断对象和规则  $r_i$  的匹配的条件属性为  $B_i, 1 \leq i \leq q \leq p \leq \text{card}(C)$ , 其中  $q$  为匹配的条件属性的个数, 则对象和规则  $r_i$  的匹配程度为  $MD_i = \sum_{j=1}^q \text{Sig}_N(B_j), 1 \leq i \leq q \leq p \leq \text{card}(C)$ . 若  $MD_i^{\max} = \max(MD_i \times STH_i)$  大于  $Th$ , 则第  $i$  个规则对应的结论为诊断结论, 置信度为  $MD_i^{\max}$ , 否则不能得到诊断结论.

#### 5 应用实例 (Application example)

考虑 Sohre 的征兆表从幅值谱中提取特征, 采用如表 1 中的 11 个幅值特征, 其中  $X$  表示相应频段的幅值的和与 1 ~ 10 倍频幅值之和的比值. 考虑到单个测点信息的不足, 利用转子水平和垂直两个方向上信号的各 11 个幅值特征, 即共 22 个幅值特征进行规则获取和故障诊断. 在 Bently 转子试验台上模拟了五种故障, 包括正常状态、不平衡、油膜涡动、径向碰磨、轴向碰磨和不平衡, 样本数目分别为 100、100、100、200 和 100. 对每种故障样本, 随机地选取 1/2 样本数据作为学习样本和测试样本. 设上述故障类型值分别为 0、1、2、3、4, 则 400 个学习样本、每个样本的 22 个幅值特征和相应的故障类型值就构成了决策表.

表1 使用的11个幅值特征  
Tab.1 The selected eleven amplitude features

特征标识	1	2	3	4	5	6
幅值特征	0~0.39X	0.40~0.49X	0.5X	0.51~0.99X	1X	1.5X
特征标识	7	8	9	10	11	
幅值特征	2X	3X	3~5X	OddX	5~10X	

表2 学习样本正确诊断率(%) ( $Th=0.8$ )  
Tab.2 Diagnostic classification level of learning sample(%) ( $Th=0.8$ )

聚类数目	条件属性个数	规则数目	正常	不平衡	油膜涌动	径向碰磨	径向碰磨和不平衡	总诊断率
2	15	70	32.00	42.00	100.00	88.00	76.00	71.00
3	11	89	92.00	98.00	100.00	97.00	98.00	97.00
4	8	99	100.00	100.00	100.00	98.00	100.00	99.33
5	7	102	98.00	100.00	98.00	99.00	100.00	99.00
6	6	109	100.00	100.00	98.00	98.00	100.00	99.00
7	5	99	98.00	98.00	100.00	98.00	100.00	98.67
8	4	91	98.00	100.00	98.00	96.00	96.00	97.33
9	4	84	100.00	98.00	100.00	96.00	94.00	97.33
10	4	93	98.00	100.00	100.00	99.00	96.00	98.67
11	4	121	100.00	100.00	100.00	99.00	100.00	99.67
12	4	119	92.00	90.00	98.00	91.00	96.00	93.00
13	4	135	98.00	100.00	90.00	99.00	96.00	97.00
14	4	112	96.00	98.00	100.00	97.00	98.00	97.67
15	3	104	96.00	98.00	100.00	97.00	96.00	97.33

表2为不同聚类数目下的诊断结论阈值为0.8时对学习样本学习和诊断的结果。可以看出,在不同聚类数目下,能够对学习样本进行分类所需的条件属性和获得的诊断规则数目不尽相同,但利用这些属性对学习样本进行分类或利用这些规则对学习样本进行诊断时,都有很好的分类效果。这说明粗糙集学习方法基本学习到了样本的模式。利用学习到的规则对测试样本进行诊断,得到表3和表4的诊断结果,其中诊断结论的阈值分别为0.8和0.7。可以看出,在多数情况下,只要聚类数目不过少(如 $\leq 3$ ),对各种故障的诊断率都大于60.00%,总诊断率大于65.00%。对本次学习样本,当聚类数目为4、5、6和11时,对学习样本的诊断率最高;对测试样本,当聚类数目为3时,诊断率最高。比较表3和表4,可以看

出,由于诊断结论阈值降低,表4的总诊断率不小于表3中的总诊断率;当聚类数目为3时,表4中的总诊断率比表3要高7.33%;径向碰磨、径向碰磨和不平衡的正确诊断率也比表3高得多。

在表2中,当聚类数目大于2时,都有很高的诊断率,说明这些诊断规则都能够表达学习样本的故障模式,即这些规则具有很好的知识归纳能力,但当聚类数目远离理想聚类数目时,容易导致诊断规则的知识粒度过细,从而没有较好的知识泛化能力。在表3和表4中,总诊断率的高低反映了诊断规则知识泛化能力。比较表2和3、4可以看出,而当聚类数目为3或4时,学习到的诊断规则同时具有很好的知识归纳能力和泛化能力。而确定理想的聚类数目需要其他的人工智能技术。

表 3 测试样本诊断率 (%) ( $Th=0.8$ )Tab. 3 Diagnostic classification level of test sample (%) ( $Th=0.8$ )

聚类数目	正常	不平衡	油膜涡动	径向碰磨	径向碰磨 和不平衡	小于 $Th$ 样本个数	不匹配 样本个数	总诊断率
2	28.00	32.00	100.00	86.00	76.00	96	0	68.00
3	90.00	98.00	100.00	85.00	86.00	28	0	90.67
4	92.00	98.00	98.00	84.00	84.00	30	0	90.00
5	94.00	94.00	82.00	81.00	80.00	44	0	85.33
6	92.00	90.00	98.00	87.00	64.00	41	0	86.33
7	88.00	96.00	88.00	86.00	92.00	26	6	89.33
8	92.00	78.00	100.00	74.00	70.00	56	0	81.33
9	98.00	74.00	88.00	76.00	84.00	46	6	82.67
10	92.00	94.00	80.00	74.00	82.00	42	10	82.67
11	82.00	72.00	92.00	84.00	88.00	49	0	83.67
12	74.00	94.00	88.00	72.00	80.00	59	1	80.00
13	74.00	96.00	44.00	66.00	50.00	74	28	66.00
14	80.00	88.00	92.00	66.00	78.00	61	4	78.33
15	66.00	74.00	76.00	57.00	72.00	86	13	67.00

表 4 测试样本诊断率 (%) ( $Th=0.7$ )Tab. 4 Diagnostic classification level of test sample (%) ( $Th=0.7$ )

聚类数目	正常	不平衡	油膜涡动	径向碰磨	径向碰磨 和不平衡	小于 $Th$ 样本个数	不匹配 样本个数	总诊断率
2	60.00	32.00	100.0	88.00	90.00	71	0	76.33
3	94.00	100.0	100.0	97.00	100.0	6	0	98.00
4	100.0	98.00	98.00	98.00	90.00	9	0	97.00
5	96.00	94.00	82.00	93.00	96.00	23	0	92.33
6	92.00	90.00	98.00	87.00	70.00	38	0	87.33
7	88.00	96.00	88.00	89.00	94.00	22	6	90.67
8	92.00	78.00	100.0	76.00	72.00	53	0	82.33
9	98.00	74.00	88.00	78.00	84.00	44	6	83.33
10	92.00	94.00	80.00	77.00	84.00	38	10	84.00
11	82.00	72.00	92.00	84.00	88.00	49	0	83.67
12	74.00	94.00	88.00	74.00	88.00	53	1	82.00
13	74.00	96.00	44.00	66.00	56.00	71	28	67.00
14	80.00	88.00	92.00	66.00	78.00	61	4	78.33
15	66.00	74.00	76.00	60.00	72.00	83	13	68.00

## 6 结论 (Conclusion)

本文提出了一种基于模糊 C 均值聚类和粗糙

集理论的旋转机械故障诊断方法. 该方法首先利用模糊 C 均值聚类的方法对连续属性的决策表进行

离散化,而后利用粗糙集理论进行规则获取,并结合聚类的类别下界和上界得到诊断规则.在这个过程中,考虑了决策表中的重复对象和冲突对象,从而使获得的诊断规则更客观.在故障诊断过程中,考虑了属性的重要性、规则中的条件属性和诊断对象的匹配程度以及规则强度,通过选择不同的诊断结论阈值进行诊断.在 Bently 转子试验台上模拟了 5 种常见故障,用该方法进行诊断,结果表明使用该方法进行诊断是有效的,但仍存在模糊聚类数目确定的问题,这在一定程度上影响正确诊断率的高低.

### 参 考 文 献 (References)

- [1] Pawlak Z. Rough sets [J]. International Journal of Information and Computer Science, 1982, 11(5): 341 ~ 356.
- [2] Walczak B, Massart D L. Rough sets theory [J]. Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems, 1999, 47(1): 1 ~ 16.
- [3] 王 珏,等.关于 Rough Set 理论与应用的综述 [J].模式识别与人工智能,1996, 19(4):337 ~ 344.
- [4] Hu T, Lu B C, Chen G J. A rotary machinery fault diagnosis approach based on rough set theory [A]. Proceedings of the 3th World Congress on Intelligent Control and Automation [C]. Hefei, P. R. China;2000. 685 ~ 689.
- [5] Hu T, Lu B C, Chen G J. A rotary machinery fault diagnosis approach based on rough set theory [A]. Proceedings of the 3th World Congress on Intelligent Control and Automation [C]. P. R. China;2000. 685 ~ 689.
- [6] Li X L, Wu X B. The application of rough set theory in vehicle transmission system fault diagnosis [A]. Proceedings of the IEEE International Conference on Vehicle Electronics [C]. Changchun, P. R. China;1999,1. 240 ~ 242.
- [7] Cao L H, Cao C X, Guo Z, et al. The research of fault diagnosis for fuel injection system of diesel engine with ANN based on rough sets theory [A]. Proceedings of the 4th World Congress on Intelligent Control and Automation [C]. Shanghai, P. R. China;2002. 410 ~ 414.
- [8] Liu S L, Shi W G. Rough set based intelligence diagnostic system for valves in reciprocating pumps [A]. Proceedings of the IEEE International Conference on Systems, Man, and Cybernetics [C]. Tucson, AZ USA;2001. 353 ~ 358.
- [9] 曾黄麟.粗集理论及其应用 [M].重庆:重庆大学出版社,1996.

### 作者简介

李如强(1973-),男,博士研究生.研究领域为软计算,旋转机械故障诊断及智能诊断系统.

陈 进(1959-),男,教授,博士生导师.研究领域为现代信号处理方法及其在故障特征提取中的应用,基于网络的机械设备故障远程诊断及专家系统等.

伍 星(1973-),男,博士研究生.研究领域为旋转机械状态监测及智能诊断系统.

(上接第 354 页)

(W3C)创建的一种规范语言,以方便互联网上信息的组织,目前已经在互联网上获得广泛的应用.XML语言在描述结构化数据方面的强大功能,使其在工业控制领域的应用具有良好的前景.本文所提出的可扩展设备描述方案 XDDS,已经被我国第一个具有完全自主知识产权的现场总线标准 EPA(Ethernet for Process Automation)所采纳.

### 参 考 文 献 (References)

- [1] Miller P. Interoperability what is it and why should I want it? [EB/OL]. <http://www.ariadne.ac.uk/issue24/interoperability/>.
- [2] 王 智,王天然,苑明哲,等.现场总线互操作性研究与实现 [A]. Proceedings of the 3rd World Congress on Intelligent Control and Automation [C]. Hefei(China);2000.3605 ~ 3610.
- [3] 阳宪惠.现场总线技术及其应用 [M].北京:清华大学出版社,2002.
- [4] Bubler D. The CANopen markup language representing fieldbus data with XML [A]. Proceedings of the IEEE International Conference on Industrial Electronics [C]. Nagoya(Japan): 2000. 2449 ~ 2454.
- [5] Wollschlaeger M. A framework for fieldbus management using XML descriptions [A]. Proceedings of the IEEE International Workshop on Factory Communication Systems Proceedings [C]. Oporto; 2000. 3 ~ 10.
- [6] Anonymous. Device Description Language, Foundation Specification™. FF-900 [Z]. 1999.
- [7] Document Object Model (DOM) Level 1 Specification, Version 1.0 W3C Recommendation [EB/OL]. <http://www.w3c.org/TR/REC-DOM-Level-1>, 1998 - 10 - 1.

### 作者简介

王忠锋(1976-),男,博士.研究领域为工业以太网现场总线互操作和基于 XML 的设备描述.

王 宏(1963-),男,研究员,博士生导师.研究领域为网络通信及自动化控制系统.

于海斌(1964-),男,研究员,博士生导师.研究领域为智能生产调度,分布式控制系统,离散事件动态系统等.