

汽轮发电机组故障诊断的 “规则 + 例外”知识获取模型

黄文涛^{1,2}, 王伟杰², 赵学增², 孟庆鑫¹

(1. 哈尔滨工程大学 机电工程学院, 黑龙江 哈尔滨 150001;

2. 哈尔滨工业大学 机电工程学院, 黑龙江 哈尔滨 150001)

摘要: 在分析了故障诊断样本实例集规律性的基础上, 根据认知心理学和机器学习中的“规则 + 例外”模型的不足, 结合粗糙集理论中知识约简的概念, 提出了一种适合从包含不一致信息的故障诊断数据集中获取决策规则的改进的“规则 + 例外”模型, 给出了模型的具体描述, 研究了模型的基本结构, 并结合汽轮发电机组振动故障诊断实例说明了改进的“规则 + 例外”故障诊断知识获取模型的可行性和有效性, 通过与其他方法的比较, 表明了改进的“规则 + 例外”故障诊断知识获取模型由于采用了一小部分例外, 将实例集划分为 2 个部分, 使得获取的规则无论在置信度上, 还是泛化能力和简洁性上都要优于直接对实例集进行处理的方法。

关键词: 故障诊断; 规则+例外; 不一致; 粗糙集

中图分类号: TM 311; TP 182 **文献标识码:** A **文章编号:** 1006-6047(2007)12-0027-05

0 引言

在故障诊断领域中, 诊断规则获取的目的在于从大量数据中发现那些对故障诊断推理有指导意义的规则, 一般而言, 这些规则在表现形式上应比较简洁, 并且具有一定程度的概括性。同时, 在实际的故障诊断问题中, 描述故障模式的信息常有某种程度的不一致, 例如 2 个故障实例的故障征兆值相同而故障类型不同^[1]。不一致性作为故障诊断问题的一个普遍特征, 目前的研究并不多。受启于机器学习

中对样本集规律性的描述, 通过观察各种故障诊断决策系统, 发现绝大部分故障诊断样本实例集的规律性较强, 从中可以获得一些简洁规则, 但还存在少量的实例不能被这些简洁规则包含^[2]。对于这类故障诊断实例集, 如果完全采用规则, 必然会导致规则的数目增多, 有悖于使用规则简洁表达故障诊断实例集包含知识的初衷, 而如果采用完全记忆故障诊断实例集实例的策略, 则存储的代价太高, 因而采取“规则+例外”的策略则是比较适合的方法, 即用一些规则覆盖住大部分实例, 对于另外一小部分例外采用直接记忆的方式。

心理学家 Nosofsky 为了寻求对于定义严谨(well-defined)和定义松散(ill-defined)2 种概念结构都

收稿日期: 2006-09-27; 修回日期: 2007-01-31

基金项目: 中国博士后科学基金资助项目(20070410888)

适合的学习模型,提出用 RULEX 模型描述“智者”的学习过程,首次提出了“规则+例外”的思路,认为 ill-defined 概念虽然不能象 well-defined 概念那样得到完美的简单规则,但是,可以使用不完美的简单规则加上一些例外来刻画概念^[3]。但是, RULEX 模型对于例外,仍然试图形成一些规则或模式,所以对于那些需要每个例子整体信息的再认实验,其解释就不太理想。

针对“规则+例外”模型的上述缺点,周育健等^[4]改进了 RULEX 的“规则+例外”模型,并将其应用在机器学习领域中,这种模型强调局部与整体信息的结合,在规则形成阶段采用和 RULEX 模型相同的步骤,而在例外形成阶段采用 C 模型^[5]整体记忆的方法。但其在具体的应用中,存在着如下不足:

- 不适合于处理不一致信息;
- 规则获取效率低;
- 规则的泛化能力较弱;
- 缺乏对获取规则的评价。

借用心理学上的概念,可以认为,描述故障诊断问题的实例数据集也是定义松散(ill-defined)的。由于受主、客观条件的限制,这些数据集只是对故障诊断问题的部分描述,不可能是确定的,经常包含着不一致信息,将直接影响获取简洁的诊断决策规则。

综合认知心理学和机器学习的研究结果,有理由认为采用“规则+例外”的方法对包含不一致信息的故障诊断问题进行规则发现是比较好的方法。根据认知心理学和机器学习中的“规则+例外”模型的不足,结合粗糙集理论的研究成果,这里提出了一种改进的“规则+例外”故障诊断规则获取模型,用于从包含不一致信息的故障诊断数据集中获取诊断规则。

1 改进的“规则+例外”故障诊断规则获取模型

下面结合一个汽轮发电机组振动故障诊断实例给出改进的“规则+例外”故障诊断规则获取模型的具体描述,并说明其可行性和有效性。

1.1 原始故障诊断决策表

从描述故障状态的原始数据出发,确定故障征兆属性集合和故障决策属性集合,进行故障征兆属性的离散化,确定各属性的值域,建立原始故障诊断决策表。

故障诊断决策表可以用一个三元组 $DT=(U,A,V)$ 表示^[6], 其中:

$U=\{x_1, x_2, \cdots, x_n\}$ 为非空有限集, 称故障状态域;

A 是一个非空有限的属性集, $A = M \cup D$, M 、 D 分别称为故障征兆属性集合与故障决策属性集合, 且 $M \cap D = \phi$;

$V = \bigcup_{a \in A} V_a$, 其中 V_a 是属性 a 的值域。

目前,已有不少文献对汽轮发电机组的振动故障机理进行分析及试验研究,得到了大量有关机组振动的典型故障征兆^[7-10]。这些征兆大多以振动信号的频域特征来描述,此处以汽轮发电机组振动信号的频域特征频谱中 $(0.3\sim 0.44)f$ 、 $(0.45\sim 0.6)f$ 、 $1f$ 、 $2f$ 、 $3f$ 、 $4f$ 和大于 $4f$ (f 为旋转频率)等7个不同频段上的幅值分量能量作为故障征兆属性^[11]。对所有

的 7 个故障征兆首先进行归一化预处理,然后根据实践采用下述断点实现连续征兆属性的离散化:

若 $c_i \in (0.35, 1)$, 则 $c_i \Rightarrow 1$, 否则 $c_i \Rightarrow 0 (i=1, 2, 3)$ 。

若 $c_j \in (0.20, 1)$, 则 $c_j \Rightarrow 1$, 否则 $c_j \Rightarrow 0 (j=4, 5, 6, 7)$ 。

其中,故障征兆属性集 $M=\{c_1, c_2, c_3, c_4, c_5, c_6, c_7\}$, $V_{ci}=\{0, 1\}, i=1, 2, \dots, 7$; 决策属性 $D=\{d\}$, $V_d=\{d_1, d_2, d_3, d_4\}$, 分别对应常见的 3 种故障(油膜振荡、不平衡和不对中)和常态。 k 表示相同实例的个数。

对来自于某汽轮发电机组振动故障的 30 个故障实例进行上述处理,得到了如表 1 所示的故障诊断决策表。

在原始故障诊断决策表中,可以认为故障状态域 U 中的每一个实例对应一条决策规则,规则的条件部分由故障征兆属性及其取值所决定,规则的结论部分由决策属性及其取值所决定。从表 1 中不难发现,实例 x_1 和 x_{13} 具有相同的征兆属性值,但它们具有不同的决策属性。这意味着在实例 x_1 和 x_{13} 之间存在着矛盾。同理,实例 x_2 和 x_{14} , x_3 和 x_{15} , x_4 和 x_{22} , x_5 和 x_{23} , x_8 和 x_{18} , x_9 和 x_{19} , x_{10} 和 x_{20} , x_{11} 和 x_{21} 之间也存在着矛盾。由此可见,表 1 中包含了大量的不一致信息,这些不一致信息的存在,影响了进一步生成可用的诊断决策规则。

1.2 故障诊断规则、例外子表

找出故障诊断决策表中的所有矛盾实例对,挑出每个实例对中 k 值较小的实例(如果 2 个实例的 k 值相同,则随机选择其中一个),将其放入到故障诊断例外子表中,原故障诊断决策表中剩余的实例便形成了故障诊断规则子表。由表 1 分割形成的规则、例外子表如表 2、3 所示。

表 1 故障诊断决策表
Tab.1 Decision table of fault diagnosis

[illegible]

表 2 故障诊断规则子表
Tab.2 Rule table of fault diagnosis

U	k	c_1	c_2	c_3	c_4	c_5	c_6	c_7	d
x_1	1	1	1	1	0	0	1	0	d_1
x_2	2	1	1	1	0	0	0	0	d_1
x_3	1	0	1	1	0	0	0	0	d_1
x_4	3	1	1	0	1	1	1	1	d_1
x_5	1	1	1	0	0	1	0	0	d_1
x_6	1	1	1	0	0	0	0	0	d_1
x_7	1	0	1	0	0	0	0	0	d_1
x_8	1	0	0	1	1	1	1	0	d_2
x_9	1	0	0	1	0	1	0	0	d_2
x_{10}	1	0	0	1	1	1	0	0	d_2
x_{11}	1	0	0	1	0	1	1	1	d_2
x_{12}	1	0	0	1	0	0	0	0	d_2
x_{16}	1	0	0	0	1	1	1	0	d_3
x_{17}	1	0	0	0	1	0	0	0	d_3
x_{24}	1	0	0	0	0	0	0	0	d_4

表 3 故障诊断例外子表
Tab.3 Exception table of fault diagnosis

U	k	c_1	c_2	c_3	c_4	c_5	c_6	c_7	d
x_{13}	1	1	1	1	0	0	1	0	d_2
x_{14}	2	1	1	1	0	0	0	0	d_2
x_{15}	1	0	1	1	0	0	0	0	d_2
x_{18}	1	0	0	1	1	1	1	0	d_3
x_{19}	1	0	0	1	0	1	0	0	d_3
x_{20}	1	0	0	1	1	1	0	0	d_3
x_{21}	1	0	0	1	0	1	1	1	d_3
x_{22}	3	1	1	0	1	1	1	1	d_3
x_{23}	1	1	1	0	0	1	0	0	d_3

1.3 最大泛化决策规则集

对故障诊断规则子表进行征兆属性约简和值约简,获取决策规则。为了便于后续的方法比较,采用与文献[12]相同的属性约简和值约简算法,得到表 2 的最大泛化决策规则集,如表 4 所示。

表 4 最大泛化决策规则集
Tab.4 Maximally generalized decision sets

序号	最大泛化决策规则集	支持量	覆盖度	条件长度
r_1	$c_2=1 \rightarrow d=d_1$	10	1	1
r_2	$c_3=1, c_4=1 \rightarrow d=d_2$	2	0.4	2
r_3	$c_2=0, c_3=1 \rightarrow d=d_2$	5	1	2
r_4	$c_2=0, c_3=0, c_4=1 \rightarrow d=d_3$	2	1	3
r_5	$c_2=0, c_3=0, c_4=0 \rightarrow d=d_4$	1	1	3

对获得的决策规则给出恰当的评价参数(支持量、覆盖度、条件长度),对其进行合理的度量。其中,各个参数的定义如下:

令 $\{r_1, r_2, \dots, r_n\}$ 是一个最大泛化决策规则集,每一个 r_i 都确定了一个序列 $c_1(r_i), c_2(r_i), \dots, c_g(r_i), d_1(r_i), d_2(r_i), \dots, d_m(r_i)$ 。其中, $M'=\{c_1, c_2, \dots, c_g\}$ 是故障征兆属性集 M 的子集, $\{d_1, d_2, \dots, d_m\}$ 是决策属性集合 D 。这个序列将被称为由 r_i 归纳的决策规则,表示为 $r_i: c_1(r_i), c_2(r_i), \dots, c_g(r_i) \rightarrow d_1(r_i), d_2(r_i), \dots, d_m(r_i)^{[13]}$ 。

决策规则的支持量 $sup(r_i)$ 描述了在整个故障诊断决策表中,同时满足规则 r_i 的条件部分 $M'(r_i)$ 和决策部分 $D(r_i)$ 的实例的数量函数值,即支持规则 r_i

的实例的个数,表示为

$$sup(r_i)=card(M'(r_i) \cap D(r_i)) \tag{1}$$

$card(\cdot)$ 表示集合的基数,即集合中所包含元素的个数。

根据支持量的定义,很容易得到故障诊断决策规则置信度 $cer(r_i)$ 的表示形式,即 $cer(r_i)=sup(r_i) \div card(M'(r_i))$ 。对于一致的故障诊断决策表,常选用支持量作为评价指标,对于不一致的故障诊断决策表,常选用置信度作为评价指标。

决策规则的覆盖度,定义如下^[14]:

$$cov(r_i)=card(M'(r_i) \cap D(r_i)) / card(D(r_i)) \tag{2}$$

其中, $card(D(r_i)) \neq 0$ 。 $card(M'(r_i) \cap D(r_i))$ 为满足规则 r_i 的条件部分 $M'(r_i)$ 和决策部分 $D(r_i)$ 的实例的个数,即支持规则 r_i 的实例的个数; $card(D(r_i))$ 为满足规则 r_i 的决策部分 $D(r_i)$ 的实例的个数。

使用决策规则时,希望规则的条件部分包含的属性越少越好,为了评价故障诊断决策规则的这种性质,现采用规则的条件长度作为故障诊断决策规则精简性的度量,定义如下:

$$len(r_i)=card(M'(r_i)) \tag{3}$$

一般地,随着规则条件部分属性的增多,规则的支持量降低,即规则更加详细和精确,但不具有简洁性和一般性。

表 4 中的后三列给出了按上述评价指标计算得到的各个最大泛化决策规则的支持量、覆盖度和条件长度。

1.4 例外集

对故障诊断例外子表中的实例进行整体记忆,并给出支持量作为每个例外的评价参数。

根据例外整体记忆的策略,对故障诊断例外子表中的实例不进行任何约简,直接形成决策规则,并利用前面定义的支持量作为每个例外的评价指标,由表 3 形成的例外如表 5 所示。

表 5 例外集
Tab.5 Exception sets

序号	例外集	支持量
e_1	$c_1=1, c_2=1, c_3=1, c_4=0, c_5=0, c_6=1, c_7=0 \rightarrow d=d_2$	1
e_2	$c_1=1, c_2=1, c_3=1, c_4=0, c_5=0, c_6=0, c_7=0 \rightarrow d=d_2$	2
e_3	$c_1=0, c_2=1, c_3=1, c_4=0, c_5=0, c_6=0, c_7=0 \rightarrow d=d_2$	1
e_4	$c_1=0, c_2=0, c_3=1, c_4=1, c_5=1, c_6=1, c_7=0 \rightarrow d=d_3$	1
e_5	$c_1=0, c_2=0, c_3=1, c_4=0, c_5=1, c_6=0, c_7=0 \rightarrow d=d_3$	1
e_6	$c_1=0, c_2=0, c_3=1, c_4=1, c_5=1, c_6=0, c_7=0 \rightarrow d=d_3$	1
e_7	$c_1=0, c_2=0, c_3=1, c_4=0, c_5=1, c_6=1, c_7=1 \rightarrow d=d_3$	1
e_8	$c_1=1, c_2=1, c_3=0, c_4=1, c_5=1, c_6=1, c_7=1 \rightarrow d=d_3$	3
e_9	$c_1=1, c_2=1, c_3=0, c_4=0, c_5=1, c_6=0, c_7=0 \rightarrow d=d_3$	1

2 与其他方法比较

在基于粗糙集理论的故障诊断规则获取中,通常的做法是针对故障诊断决策表中包含的冗余和不一致信息,利用粗糙集中有关知识约简的理论,进行故障征兆属性约简和值约简^[15-16],得到由可能规则和确定规则组成的一个最大泛化决策规则集,从而

建立起故障诊断规则库,即文献[12]的方法。由于原始故障诊断决策表包含不一致信息,所以在文献[12]中选用置信度来评价获取的诊断决策规则的确定程度,并利用此指标将从包含不一致信息的故障诊断决策表中获取的规则区分为确定规则和可能规则。另外,由于采用了改进的“规则+例外”故障诊断决策规则获取模型,在针对故障诊断规则子表的规则获取之前,已经剔除了其中的不一致信息,因此针对故障诊断规则子表获得的故障诊断决策规则都是置信度为 1 的确定规则,所以在表 4 中没有出现各条最大泛化决策规则的置信度指标,而选用支持量作为评价指标。

下面对这 2 种方法获取的故障诊断决策规则集合进行比较,结果如表 6 所示。

表 6 2 种模型的诊断结果比较
Tab.6 Comparison of diagnostic results between two models

对比指标	诊断模型	
	“规则+例外”	文献[12]方法
规则数量	5	23
规则平均支持实例数	4	2.6
确定规则数量	5	3
可能规则数量	—	20
规则平均条件长度	2.2	2.5
例外数量	9	—

表 6 中规则平均支持实例数 $ARsup$ 定义为全部规则支持的实例和与规则数量的比值,即

$$ARsup = \sum_{i=1}^n sup(r_i) / n \quad (4)$$

该评价参数主要表达了故障诊断决策规则的有效冗余程度,该值越高,则对待诊实例的匹配能力越强。

规则平均条件长度 $ARlen$ 定义为全部规则的条件长度和与规则数量的比值,即

$$ARlen = \sum_{i=1}^n len(r_i) / n \quad (5)$$

该评价参数主要表达了故障诊断决策规则的精简程度。

确定规则数量和可能规则数量表达了故障诊断决策规则的置信程度,即依据该决策规则得到正确结论的概率估计。

从上表的比较结果不难看出,所提出的模型由于采用了一小部分例外,将实例集划分为 2 个部分,使得获取的规则无论在置信度上,还是泛化能力和简洁性上都要优于直接对实例集进行处理的方法。

3 故障诊断规则获取模型结构

在上述基础上,本节建立了基于不一致信息的故障诊断模型,即改进的“规则+例外”故障诊断规则获取模型,其结构如图 1 所示。

该模型从描述故障状态的原始数据出发,通过定义属性、属性离散化,建立了故障诊断决策表,如

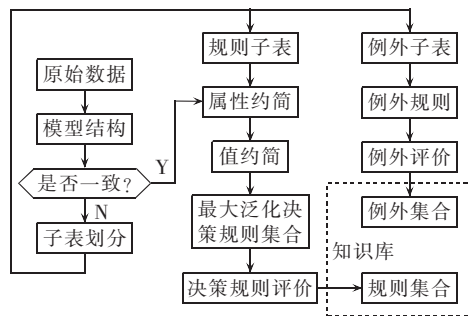


图 1 故障诊断模型的结构

Fig.1 Improved rule-plus-exception model for fault diagnosis

果故障诊断决策表中含有不一致信息,则将原决策表划分成 2 个互不相交的子表,对故障诊断规则子表进行故障征兆属性约简和值约简,得到最大泛化决策规则,对其进行评价,建立了精简的故障诊断规则集合;对故障诊断例外子表,直接形成规则,并对其评价,建立了例外集合。如果故障诊断决策表是一致的,则跳转到故障征兆属性约简步骤。最后由规则集合和例外集合形成故障诊断知识库。

4 结语

针对实际的故障诊断中常存在不一致信息这一问题,在分析了故障诊断样本实例集规律性的基础上,提出大多数的故障诊断实例集所蕴涵的知识可由一些简洁规则结合少量不能用这些规则包含的例外来描述,即采用“规则+例外”的方法来获取这种故障诊断实例集包含的知识。根据认知心理学和机器学习中的“规则+例外”模型的不足,结合粗糙集理论中知识约简等概念,提出了一种适合从包含不一致信息的故障诊断数据集中获取决策规则的改进的“规则+例外”模型,并以汽轮发电机组振动故障为例,给出了模型的具体描述和基本结构,通过与其他方法的比较,表明了改进的“规则+例外”故障诊断知识获取模型由于采用了一小部分例外,将实例集划分为 2 个部分,使得获取的规则无论在置信度上,还是泛化能力和简洁性上都要优于直接对实例集进行处理的方法。

参考文献:

- [1] KHOO L P,ZHAI L Y. A rough set approach to the treatment of continuous-valued attributes in multi-concept classification for mechanical diagnosis[J]. Artificial Intelligence for Engineering Design, Analysis and Manufacturing, AIEDAM, 2001, 15(3): 211-221.
- [2] 黄文涛. 基于粗糙集理论的故障诊断不确定性度量及规则获取研究[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学, 2004.
HUANG Wen-tao. Study on rule extraction and uncertainty measure of fault diagnosis based on rough set theory[D]. Harbin: Harbin Institute of Technology, 2004.
- [3] NOSOFSKY R, PALMERI T, MCKINLE S. Rule-plus-exception model of classification learning[J]. Psychological Review, 1994, 101(1): 53-79.

- [4] ZHOU Yu - jian, WANG Jue. Rule+exception modeling based on rough set theory[C]//Proceedings of the 1st International Conference on Rough Sets and Current Trends in Computing. Heidelberg: Springer Verlag, 1998:529 - 536.
- [5] MEDIN D L, SCHIFFER M M. Context theory of classification learning[J]. Psychological Review, 1978, 85(3):207 - 238.
- [6] 黄文涛,赵学增,王伟杰,等. 基于粗糙集理论的故障诊断决策规则提取方法[J]. 中国电机工程学报, 2003, 23(11):150 - 154.
HUANG Wen - tao, ZHAO Xue - zeng, WANG Wei - jie, et al. Extraction method of decision rules for fault diagnosis based on rough set theory[J]. Proceedings of the CSEE, 2003, 23(11):150 - 154.
- [7] 万书亭,李和明. 汽轮发电机组振动故障诊断中的改进 BP 算法[J]. 电力系统自动化, 2002, 26(6):55 - 58.
WAN Shu - ting, LI He - ming. Improved BP algorithm in vibration failure diagnosis of steam turbo - generator set[J]. Automation of Electric Power Systems, 2002, 26(6):55 - 58.
- [8] 陈长征,栗青,刘一芳,等. 汽轮发电机组故障智能诊断方法研究[J]. 中国电机工程学报, 2002, 22(5):121 - 124.
CHEN Chang - zheng, LI Qing, LIU Yi - fang, et al. Intelligent fault diagnosis method for turbo - generator unit[J]. Proceedings of the CSEE, 2002, 22(5):121 - 124.
- [9] 于达仁,胡清华,鲍文. 融合粗糙集和模糊聚类的连续数据知识发现[J]. 中国电机工程学报, 2004, 24(6):205 - 210.
YU Da - ren, HU Qing - hua, BAO Wen. Combining rough set methodology and fuzzy clustering for knowledge discovery from quantitative data[J]. Proceedings of the CSEE, 2004, 24(6):205 - 210.
- [10] 叶军. 基于 Vague 集相似度量度的汽轮机故障诊断的研究[J]. 中国电机工程学报, 2006, 26(1):16 - 20.
YE Jun. Research on fault diagnosis of turbine based on similarity measures between vague sets[J]. Proceedings of the CSEE, 2006, 26(1):16 - 20.
- [11] OU Jian, SUN Cai - xin, BI Wei - min, et al. A steam turbine - generator vibration fault diagnosis method based on rough set [C]//Proceedings of 2002 International Conference on Power System Technology. Piscataway (NJ): IEE, 2002:1532 - 1534.
- [12] 黄文涛,赵学增,王伟杰,等. 汽轮发电机组振动故障诊断的粗糙集模型[J]. 电力系统自动化, 2004, 28(15):80 - 84, 103.
HUANG Wen - tao, ZHAO Xue - zeng, WANG Wei - jie, et al. Rough set model for vibration fault diagnosis of steam turbine - generator set[J]. Automation of Electric Power Systems, 2004, 28(15):80 - 84, 103.
- [13] PAWLAK Z. Rough sets and flow graphs[C]//10th International Conference on Rough Sets, Fuzzy Sets, Data Mining, and Computing. Heidelberg: Springer Verlag, 2005:1 - 11.
- [14] PAWLAK Z. Theorize with data using rough sets[C]// Proceedings of 26th Annual International Computer Software and Applications Conference. Los Alamitos (CA): IEEE Computer Society, 2002:1125 - 1128.
- [15] 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. Combining rough set methodology and fuzzy clustering for knowledge discovery from quantitative data[J]. Proceedings of the CSEE, 2004, 24(7):162 - 167.
- [16] 蔡金锭,王少芳. 粗糙集理论在 IEC-60599 三比值故障诊断决策规则中的应用[J]. 中国电机工程学报, 2005, 25(11):134 - 139.
CAI Jin - ding, WANG Shao - fang. Application of decision rules for IEC - 60599 three - ratio fault diagnosis based on rough set theory[J]. Proceedings of the CSEE, 2005, 25(11):134 - 139.

(责任编辑:柏英武)

作者简介:

黄文涛(1974-),男,吉林榆树人,副教授,博士后,主要从事智能故障诊断、粗糙集软计算方法应用等研究(E-mail: hwt@hit.edu.cn);

王伟杰(1963-),男,辽宁岫岩人,副教授,博士,主要从事神经网络、智能故障诊断等研究;

赵学增(1961-),男,黑龙江宾县人,教授,博士研究生导师,主要从事检测与传感技术的研究;

孟庆鑫(1939-),男,辽宁锦西人,教授,博士研究生导师,主要从事机器人技术及海洋智能机械研究。

Rule - plus - exception model of knowledge extraction for fault diagnosis of turbine - generator unit

HUANG Wen - tao^{1,2}, WANG Wei - jie², ZHAO Xue - zeng², MENG Qing - xin¹

(1. School of Mechatronics Engineering, Harbin

Engineering University, Harbin 150001, China; 2. School of Mechatronics

Engineering, Harbin Institute of Technology, Harbin 150001, China)

Abstract: An improved rule - plus - exception model of cognitive psychology and machine learning is proposed based on the analysis of fault diagnosis samples regularity and rough set reduction technique, which is suitable for extracting the decision rules from the fault data containing inconsistent information. It is described in detail with its essential structure, and the example of turbine - generator unit fault diagnosis proves its feasibility and availability in which a short list of exceptions are considered, and the sample set is divided into two groups. Comparing the proposed model with the others, its superiority is proved not only on confidence, but also on the generalization ability and succinctness.

This project is supported by the China Postdoctoral Science Foundation(20070410888).

Key words: fault diagnosis; rule - plus - exception; inconsistent; rough set