

基于粗糙集决策网络的故障诊断规则提取方法

饶泓, 夏叶娟, 李梅竹

RAO Hong, XIA Ye-juan, LI Mei-zhu

南昌大学 计算中心, 南昌 330031

Center of Computer, Nanchang University, Nanchang 330031, China

RAO Hong, XIA Ye-juan, LI Mei-zhu. Method of rules extraction for fault diagnosis based on rough set theory decision network. *Computer Engineering and Applications*, 2009, 45(24): 246-248.

Abstract: Directing to the inconsistency of the fault diagnosis information, a method of the rules extraction for fault diagnosis based on rough set theory and decision network is proposed. The fault diagnosis decision system attributes are reduced through discernibility matrix and discernibility function firstly, and then a decision network with different reduced levels is constructed. Initialize the network's node with the attribute reduction sets and extract the decision rule sets according to the node of the decision network. In addition, the concept of coverage degree based on confidence degree is introduced to filter out noise and evaluate the extraction rules. The availability of this method is proved by a fault diagnosis example of rotating machines.

Key words: rough set theory; fault diagnosis; rules extraction; decision network; coverage degree

摘要: 针对故障诊断信息的不一致性, 提出一种基于粗糙集决策网络的故障规则提取方法。将故障诊断决策系统通过分辨矩阵和分辨函数进行属性约简后, 构造出一个不同简化层次的决策网络。将属性约简集作为网络初始节点, 根据网络节点得到决策规则集; 同时, 为了有效滤除噪声, 在置信度的基础上引入了规则覆盖度的概念, 对提取的规则进一步评价, 最终提取有效的诊断规则。旋转机械故障实例验证了该方法的有效性。

关键词: 粗糙集; 故障诊断; 规则提取; 决策网络; 覆盖度

DOI: 10.3778/j.issn.1002-8331.2009.24.074 文章编号: 1002-8331(2009)24-0246-03 文献标识码: A 中图分类号: TP311.13

1 前言

故障诊断作为一门新发展的技术, 还没有形成较为完整的科学体系^[1], 往往以具体工程应用为背景进行研究, 但无论何种应用背景, 诊断规则的获取是影响诊断结果的关键技术之一。在故障诊断中, 由于诊断中冗余及不完整的信息常使诊断规则错判、漏判, 如果能够对诊断特征进行压缩或约简, 剔除不需要的特征, 或对大量的特征进行简化, 无疑对减少计算复杂性、统计工作量, 减低诊断成本、提高故障诊断的效率具有实际意义。

结合粗糙集理论和故障诊断技术的特点, 对诊断特征进行约简, 提出基于粗糙集决策网络的故障规则提取方法, 将故障诊断问题用一个具有不同简化层次的决策网络表示, 根据网络不同层次上的各节点, 得到长度齐整, 数量精简的诊断决策规则集。

2 粗糙集理论

粗糙集理论是处理模糊和不确定性知识的数学工具, 其主要思想是保持分类能力不变的前提下, 通过知识约简, 导出问题的决策或分类规则^[2]。这一理论的提出, 为处理不精确、不完

全信息提供了一条全新的途径。粗糙集理论已经成功应用于故障诊断领域^[3]中, 用于评价故障信息表中属性的重要程度, 寻求最小属性集, 消除冗余属性和提取决策规则。

基于粗糙集的故障诊断决策系统是粗糙集理论应用于故障诊断领域的有效方法之一。应用 Pawlak^[4]提出的信息系统和决策表的定义对故障诊断状态进行描述, 从原始数据出发, 确定故障征兆属性(即条件属性)集合和故障决策属性集合, 进行数据预处理(连续数值型离散化), 即可生成故障诊断决策系统。

定义 1(决策系统) 在粗糙集理论中, 一个四元组 $S = (U, A, V, f)$ 是一个信息系统(即故障诊断决策系统), 其中 U 是领域问题中所有对象的集合, 称为故障状态域; $A = C \cup D$ 是故障属性集合, 子集 C 和 D 分别表示故障征兆属性集(条件属性集)和故障决策属性集; $V = \cup V_a$, V_a 是故障征兆属性 a 的值域; $f: U \times A \rightarrow V$ 是一个信息函数, 对一个对象的每一个属性赋予一个信息值, 即 $\forall a \in A, x \in U$, 有 $f(x, a) \in V_a$ 。

定义 2(等价关系) 在决策系统 $S = (U, A, V, f)$ 中, 每一个属性子集 $B \subseteq A$ 决定了不可分辨关系(即等价关系) $IND(B)$, $IND(B) = \{(x, y) \in U \times U \mid \forall a \in B, f(x, a) = f(y, a)\}$ 。关系 $IND(B)$,

基金项目: 江西省科技支撑计划(the Science and Technology Supporting Program of Jiangxi Province of China under Grant No.2007189-5-1, No. 20041B100100)。

作者简介: 饶泓(1973-), 女, 副教授, 主要研究方向为数据库技术和人工智能; 夏叶娟(1984-), 女, 硕士研究生, 主要研究方向为数据库技术、Rough 集理论; 李梅竹(1981-), 男, 硕士研究生, 主要研究方向为神经网络、Rough 集理论。

收稿日期: 2008-04-28 修回日期: 2008-08-22

$B \subseteq A$, 构成了 U 的一个划分, 用 $UIIND(B)$ 表示, 而所有的等价关系的交集也是一种等价关系, 即 $[x]_{IND(B)} = \cap [x]_b$ 。其中的任何元素 $[x]_b = \{y \in U \mid \forall a \in B, f(x, a) = f(y, a)\}$ 称为等价类。

定义 3 (约简及核) 在决策系统 $S=(U, A, V, f)$ 中, 对 $\forall b \in B \subseteq A$, 若 $pos_B(D) = pos_{B-\{b\}}(D)$, 则称 b 为 B 相对于 D 是冗余的, 否则称为不可或缺的。若 $IND(B) = IND(A)$, 且 $POS_B(D) \neq POS_{B-\{b\}}(D)$, 则称 B 是决策系统 S 的一个约简, 记为 $RED(A)$; 所有约简的交集称为核, 记为 $CORE = \cap RED(A)$ 。

3 基于粗糙集决策网络的故障诊断规则提取

目前将粗糙集应用到故障诊断的领域有很多^[5-9]。文献[5-6]只考虑置信度, 不能完全过滤噪声, 文献[7]得到的规则分散重复, 文献[8]所用到的属性约简方法无法得到所有的约简集, 文献[9]所提取的规则不多, 且长度不齐整, 不利于进行规则匹配。针对以上问题, 提出基于粗糙集决策网络的故障诊断规则提取方法, 以解决故障诊断中数据的冗余性和不一致性问题, 从而得到有效的诊断决策规则。

3.1 决策网络的构造

对于一个决策系统可能存在多个相对约简, 人们希望能够得到最小约简, 但找到一个决策系统的最小约简是一个 NP-hard 问题^[10]。但决策表的核是唯一的, 所以找出属性核是约简计算的基础。针对故障诊断数据的不一致性, 利用数学家 Skowron^[11]提出的分辨矩阵的基本思想, 可方便地求出决策系统的属性核。

定义 4 (分辨矩阵) 对于一个决策系统 $S=(U, A, V, f)$ 中, 利用 $M_D(i, j)$ 表示分辨矩阵中第 i 行 j 列的元素,

$$M_D(i, j) = \begin{cases} \{a \mid a \in A \wedge a(x_i) \neq a(x_j)\}, d(x_i) \neq d(x_j) \\ 0, d(x_i) = d(x_j) \\ \emptyset, a(x_i) = a(x_j), d(x_i) \neq d(x_j), i, j = 1, 2, \dots, n \end{cases}$$

从定义中可看出, 分辨矩阵中是否包含空集元素可以作为判断故障诊断系统中是否包含不一致信息的依据。

由分辨矩阵 M_D 唯一确定一个分辨函数 F :

$$F = \bigwedge_{1 \leq i, j \leq n} \vee M_D(i, j)$$

即所有分辨矩阵元素先合取再析取, 分辨函数得到的结果为条件属性的所有决策属性集。将获得的所有约简作为决策网络的初始节点, 相同属性数目的节点放在网络的同一层, 然后从每个节点中去掉一个条件属性, 得到该节点的后继节点, 直到空节点为止。

3.2 决策规则的覆盖度

从上述构造的故障诊断决策网络中, 可以提取一组决策规则, 但为了确保决策网络具有较强的泛化能力和较高的推理效率, 需要对各节点上所提取的规则进行评价筛选。

置信度可以评价依据该决策规则得到正确结论概率估计, 而不能表达该决策规则在决策系统的同类决策的覆盖程度, 即该决策规则是基于多少决策相同的实例得到的, 为此在置信度的基础上提出了覆盖度。

定义 5 对于一个决策系统 $S=(U, A, V, f)$, $X_i \in UIIND(C)$, $i=1, 2, \dots, m$ 和 $Y_j \in UIIND(D)$, $j=1, 2, \dots, n$ 分别代表 U/C 和 U/D 中的各个等价类, 置信度为 $\mu(X_i, Y_j) = |X_i \cap Y_j| / |X_i|$, 则决策规则的覆盖度为: $\varphi(X_i, Y_j) = |X_i \cap Y_j| / |Y_j|$ 。

对于决策网络上的各个节点, 提取 $\mu(X_i, Y_j)$ 大于置信度阈值 μ_0 的规则, 同时计算该规则的覆盖度, 如果置信度都小于阈值, 则选择置信度最大的两条存入该节点的规则集中, 如果在置信度相同的情况下, 覆盖度大的决策规则优先选入故障诊断规则集, 以避免规则集为空, 这样在考虑了置信度的同时也考虑了覆盖度, 不仅有效地滤除了噪声, 使所产生的诊断规则集大大减少, 而且提高了使用诊断规则集匹配的效率。

3.3 诊断决策网络的推理

应用构造的决策网络进行故障推理时, 根据已知的故障信息在决策网络中逐层匹配, 得到诊断问题的较优解。具体匹配的过程如下:

(1) 将故障征兆属性集合从上往下的次序去匹配网络中的每个节点;

(2) 找到匹配节点, 用故障征兆属性的值匹配该节点的决策规则集, 若存在匹配规则, 则返回相匹配的诊断规则, 并停止推理; 否则, 转步骤(3);

(3) 找该节点的后继节点, 对每个节点, 重复进行步骤(2)。

由此可看出, 层次高的节点的决策规则集优先匹配; 同一层的节点, 置信度大的规则先匹配, 置信度相同时, 覆盖度大的优先匹配。这样可以高效获得诊断结论。

4 实例分析

以旋转机械故障数据^[9]为例验证上述算法。表 1 为数字化后的旋转机械故障诊断决策表。其中, $U = \{x_1, x_2, \dots, x_6\}$ 为对象的故障征兆有限集, k 为样本个数, $C = \{C_1, C_2, \dots, C_5\}$ 为故障条件属性集合, C_1 表示振动烈度, C_2 表示振动一倍频幅值, C_3 表示振动二倍频幅值, C_4 表示振动高频幅值, C_5 表示振动的相位变化。 d 为决策属性值, 表示转轴不对中故障, 值 1 表示有此故障, 0 表示没有该故障。其中 C_1, C_2, C_3, C_4 的值为 0 或 1, 0 表示无, 1 表示有。 C_5 的值为 0、1 或 2 分别表示相位稳定、较稳定、不稳定。

表 1 旋转机械故障诊断数字化后的决策表

U	k	C_1	C_2	C_3	C_4	C_5	d
x_1	35	1	0	1	0	2	1
x_2	32	0	0	1	1	1	1
x_3	25	0	0	1	1	0	1
x_4	13	1	0	0	0	0	1
x_5	29	0	1	0	1	0	0
x_6	16	1	0	0	0	2	0

根据定义 4 求得分辨矩阵, 如表 2 所示。

表 2 分辨矩阵

	x_1	x_2	x_3	x_4	x_5	x_6
x_1	0	0	0	0	0	0
x_2	C_1, C_4, C_5	0	0	0	0	0
x_3	C_1, C_4, C_5	C_5	0	0	0	0
x_4	C_3, C_5	C_1, C_3, C_4, C_5	C_1, C_3, C_4	0	0	0
x_5	C_1, C_2, C_3, C_4, C_5	C_2, C_3, C_5	C_2, C_3	C_1, C_2, C_4	0	0
x_6	C_3	C_1, C_3, C_4, C_5	C_1, C_3, C_4, C_5	C_5	C_1, C_2, C_4, C_5	0

从上述的分辨矩阵表中可看出没有不一致信息, 由分辨矩阵可得分辨函数:

$$F=(C_1 \vee C_4 \vee C_5) \wedge (C_3 \vee C_5) \wedge (C_1 \vee C_2 \vee C_3 \vee C_4 \vee C_5) \wedge C_3 \wedge C_5 \wedge (C_1 \vee C_3 \vee C_4 \vee C_5) \wedge (C_2 \vee C_3 \vee C_5) \wedge (C_1 \vee C_3 \vee C_4 \vee C_5) \wedge (C_1 \vee C_2 \vee C_4) \wedge C_5 \wedge (C_1 \vee C_2 \vee C_4 \vee C_5) = C_3 \wedge C_5 \wedge (C_1 \vee C_2 \vee C_4) = C_1 C_3 C_5 + C_2 C_3 C_5 + C_3 C_4 C_5$$

得到 3 个约简集 $\{C_1, C_3, C_5\}, \{C_2, C_3, C_5\}, \{C_3, C_4, C_5\}$, 由此构造出故障决策网络, 如图 1 所示。

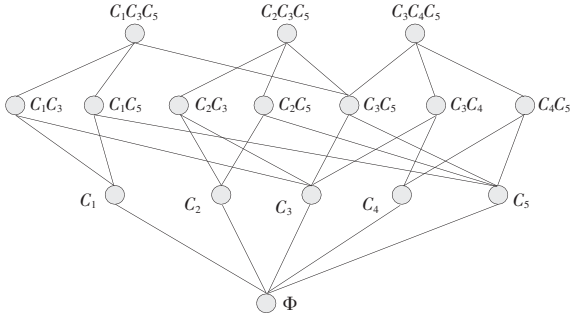


图 1 决策网络

由决策网络可看出,除了最下层的空节点之外,不存在没有诊断决策规则的节点,这样保证了诊断信息不一致时也可以提取有效的诊断规则。

对于此决策网络的各个节点,根据定义 5 计算其规则的置信度和覆盖度。该文取节点 $C_1 C_5$ 及节点 C_5 为例。当 $C=\{C_1, C_5\}$ 时, $U/C=\{X_1, X_2, X_3, X_4\}$, $U/Y=\{Y_1, Y_2\}$, 其中 $X_1=\{x_1, x_6\}$, $X_2=\{x_2\}$, $X_3=\{x_4\}$, $X_4=\{x_3, x_5\}$; $Y_1=\{x_1, x_2, x_3, x_4\}$, $Y_2=\{x_5, x_6\}$ 。

取规则 $\{C_1=0, C_5=1 \rightarrow d=1\}$, 置信度及覆盖度如下:

$$\mu(X_2, Y_1) = \frac{|X_2 \cap Y_1|}{|X_2|} = \frac{|x_2 \cap \{x_1, x_2, x_3, x_4\}|}{|x_2|} = \frac{|x_2|}{|x_2|} = \frac{32}{32} = 1$$

$$\varphi(X_2, Y_1) = \frac{|X_2 \cap Y_1|}{|Y_1|} = \frac{|x_2 \cap \{x_1, x_2, x_3, x_4\}|}{|\{x_1, x_2, x_3, x_4\}|} = \frac{|x_2|}{|\{x_1, x_2, x_3, x_4\}|} = \frac{32}{35+32+25+13} = 0.30$$

依此类推,可得到表 3 其他规则的置信度和覆盖度。

表 3 节点 $C_1 C_5, C_5$ 的置信度及覆盖度

节点	诊断决策规则	置信度	覆盖度
$C_1 C_5$	$C_1=0, C_5=1 \rightarrow d=1$	1.00	0.30
	$C_1=1, C_5=2 \rightarrow d=1$	0.68	0.33
	$C_1=1, C_5=2 \rightarrow d=0$	0.32	0.36
	$C_1=0, C_5=0 \rightarrow d=1$	0.46	0.24
	$C_1=0, C_5=0 \rightarrow d=0$	0.54	0.64
	$C_1=1, C_5=0 \rightarrow d=1$	1.00	0.12
C_5	$C_5=2 \rightarrow d=1$	0.69	0.33
	$C_5=2 \rightarrow d=0$	0.31	0.36
	$C_5=1 \rightarrow d=1$	1.00	0.30
	$C_5=0 \rightarrow d=1$	0.57	0.36
	$C_5=0 \rightarrow d=0$	0.43	0.64

提取大于置信度阈值 μ_0 的决策规则, 设预先给定 μ_0 为 0.8, 如果置信度都小于 0.8, 则取置信度最大的两条加入规则集, 如表 4 所示。

表 4 节点 $C_1 C_5, C_5$ 上的诊断规则集合

节点	诊断决策规则	置信度	覆盖度
$C_1 C_5$	$C_1=0, C_5=1 \rightarrow d=1$	1	0.30
	$C_1=1, C_5=0 \rightarrow d=1$	1	0.12
C_5	$C_5=1 \rightarrow d=1$	1	0.30

根据所得节点的诊断规则集, 根据 3.3 节所述方法进行匹配及推理。例如, 当相位较稳定, 即 $C_5=1$ 时, 从匹配节点 C_5 的诊断决策规则集中可以推出诊断结果为: 该旋转机械最有可能的故障为转轴不对中; 并且该结论的置信度为 1, 覆盖度为 0.30。同理, 当 $C_1=1, C_5=0$ 时也可推断转轴不对中故障, 且置信度为 1, 覆盖度为 0.12。

这样在故障信息不完备时, 在考虑诊断规则置信度的同时考虑了覆盖度, 不仅可看出该决策规则是基于多少决策相同的实例得到, 也能够有效地过滤噪声, 使产生的规则集大大减少, 提高诊断规则集时的匹配效率。

5 结论

将故障诊断问题用一个具有不同简化层次的决策网络表示, 根据网络不同层次上的各节点, 得到长度齐整, 数量精简的诊断决策规则集, 能在征兆集不一致的情况下正确识别故障; 引入了规则覆盖度的概念, 有效过滤噪声, 提高诊断规则的提取效率, 并可利用此网络对新的故障状态进行推理和决策, 在故障诊断信息不完备的情况下也能得到相对满意的诊断结论。

参考文献:

- [1] 韩捷, 张瑞林. 旋转机械故障机理及诊断技术[M]. 北京: 机械工业出版社, 1997.
- [2] Pawlak Z. Rough sets[J]. International Journal of Information and Computer Science, 1982, 11(5): 341-356.
- [3] Slowinski R. Intelligent decision support—handbook of applications and advanced of the rough sets theory[M]. [S.L.]: Kluwer Academic Publishers, 1992.
- [4] Pawlak Z. Rough sets and intelligent data analysis[J]. Information Sciences, 2002, 47(1/4): 1-12.
- [5] 周庆敏, 李永生, 殷晨波, 等. 基于粗糙集理论的故障诊断规则获取方法研究[J]. 计算机工程与应用, 2003, 39(26): 64-66.
- [6] 陈久军, 盛颂恩, 陈燕飞. Rough 集理论在故障诊断专家系统中的应用研究[J]. 机电工程, 2002, 19(3): 49-51.
- [7] 曾建武. 粗糙集理论及故障诊断应用研究[D]. 杭州: 浙江大学, 2006.
- [8] 王楠, 律方成, 刘云鹏, 等. 粗糙集理论在变压器故障诊断中的应用[J]. 华北电力大学学报, 2003, 30(4): 21-24.
- [9] 袁小宏, 赵仲生, 屈梁生. 粗糙集理论在机械故障诊断中的应用研究[J]. 西安交通大学学报, 2001, 38(11): 89-95.
- [10] Skowron A, Rauszer C. The discernibility metrics and function in information system[M]. [S.L.]: Kluwer Academic Publishers, 1992.
- [11] Wong S K M, Ziarko W. On optimal decision rules in decision tables[J]. Bulletin of Polish Academy of Sciences, 1985: 693-696.