

# 融合粗糙集和证据理论的车地无线通信设备故障诊断

涂继亮, 潘洪亮, 董德存, 罗艳芬

(同济大学 交通运输工程学院, 上海 201804)

**摘要:** 针对车地无线通信设备故障诊断信息不一致的情况进行故障推理和诊断, 提出了一种融合粗糙集与证据理论综合集成的车地无线通信设备故障诊断方法. 该方法首先利用粗糙集剔除故障特征数据的冗余成分, 提取互不相关的必需特征, 将车地无线通信设备故障诊断问题用一个不同简化层次的故障决策网络表示, 由网络节点根据定义出的规则置信度和覆盖度可推导出对应有效的故障诊断规则集合. 在建立规则库的基础上, 引入基于证据理论的信息融合技术, 解决多传感器故障监测数据与诊断规则准确匹配的问题, 建立故障推理机制, 便可方便得出车地无线通信单元故障诊断结果, 实例分析表明该方法能有效提高模型故障诊断能力, 具有较强实用性.

**关键词:** 故障诊断; 车地无线通信; 粗糙集; 证据理论; 信息融合

**中图分类号:** TP 181.012

**文献标识码:** A

## Fault Diagnosis Method for Train-Ground Wireless Communication Unit Based on Fusion of Rough Sets and Evidence Theory

TU Jiliang, PAN Hongliang, DONG Decun, LUO Yanfen

(College of Transportation Engineering, Tongji University, Shanghai 201804, China)

**Abstract:** Under the condition of inconsistent fault diagnosis information, fault diagnosis reasoning fusion strategy integrating rough sets and evidence theory method for train-ground wireless communication unit of communication-based train control (CBTC) is proposed. By using rough sets, redundant part of characteristic data is eliminated and irrelevant indispensable characters are extracted. Then, a decision network with different reduced levels is constructed to denote the fault diagnosis problems of the train-ground wireless communication (TGWC) unit by way of the definition of the rule confidence and coverage degree. Finally, a fault

identification mechanism based on evidence theory is presented to process fault data collected by various sensors and exactly match them with diagnosis rules. Results show that with the diagnosis model, the ability of model fault diagnosis is improved with strong practicality.

**Key words:** fault diagnosis; train-ground wireless communication; rough set; evidence theory; information fusion

车地无线通信设备的故障诊断及维修是目前保障列车可靠运行及安全的一个重要制约因素. 对于智能故障诊断技术的研究, 国内外专家学者进行了大量的理论和实验研究, 得出许多有价值的成果. 然而, 智能诊断技术目前主要应用于电力设备、大型旋转机械和车辆检修等方面<sup>[1-2]</sup>, 鉴于车地无线通信设备系统结构复杂, 各子系统之间势必存在某种程度的耦合, 故障的传播大多是个连续发生的过程, 对其进行故障分析难度较大, 这方面的研究文献很少. 同济大学刘循等<sup>[3]</sup>采用模糊逻辑系统和神经网络的方法对无线通信设备的单一故障及全局故障诊断的方法进行了研究, 当获取的系统故障特征信息是准确完整的, 该方法能取得较满意的诊断结果. 通过对车地无线通信设备的实际故障诊断研究发现, 在实际的智能诊断系统中, 由于各种原因导致的设备故障信息不完整, 不准确, 因而采用任意一种单一的故障诊断方法均不能很好地解决存在干扰、噪声等不确定因素条件下的故障识别问题, 很难得到理想的诊断效果.

从本质上说, 粗糙集理论和证据理论都是处理不确定信息的数学工具, 均关注于对象的分类能力, 两者之间存在很强的互补关系. 本文将证据理论与

收稿日期: 2010-03-04

基金项目: 国家“863”高技术研究发展计划基金资助项目(2007AA11Z247)

第一作者: 涂继亮(1980—)男, 讲师, 博士生, 主要研究方向为智能故障诊断及系统安全可靠. E-mail: tujiliang@yahoo.com.cn

通讯作者: 董德存(1958—)男, 教授, 工学博士, 博士生导师, 主要研究方向为交通信息工程及控制. E-mail: ddc58@sohu.com

粗糙集理论有机地结合起来并应用于车地无线通信设备的故障诊断中,首先利用粗糙集理论对诊断特征进行约简,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,便可得到长度齐整,数量精简的诊断决策规则集<sup>[4]</sup>,最后引入证据理论解决故障识别问题,提高故障诊断准确率,并最终实现在线应用.

1 无线通信设备故障诊断决策表

本文在查阅相关文献及课题组多年实际工程项目累积的数据基础上,收集整理了具有代表性的车地无线通信设备故障实例若干.借鉴文献[5]中对智能故障诊断决策系统的定义,从无线通信装备故障原始数据出发,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、语义型征兆属性泛化)后,即可得到数字化后的无线通信设备智能故障诊断决策见表 1.表 1 中: $U = \{x_1, x_2, \dots, x_8\}$  为无线通信设备故障的 8 个状态,每个故障状态包含的样本数用  $k$  表示; $C = \{c_1, c_2, \dots, c_{10}\}$  表示表述无线通信设备故障特征的征兆属性集合,其中  $c_1$  代表传输链路数据吞吐量,  $c_2$  代表传输链路丢包率,  $c_3$  代表传输链路误码率,  $c_4$  代表电磁波场强,  $c_5$  代表路旁基站发送端数据吞吐量,  $c_6$  代表基站光电转换端口数据吞吐量,  $c_7$  代表路旁基站接收端数据吞吐量,  $c_8$  代表车载发送端数据吞吐量,  $c_9$  代表车载光电转换端口信号强度,  $c_{10}$  代表车载接收端数据吞吐量.各属性取值如下.属性  $c_1$ :0-数据吞吐量为 0; 1-下降; 2-正常.属性  $c_2$ :0-丢包率 100%; 1-上升; 2-正常.属性  $c_3$ :0-误码率 100%; 1-上升; 2-正常.属性  $c_4$ :0-上升; 1-正常.属性  $c_5$ :0-数据吞吐量为 0; 1-数据吞吐量下降;

2-正常.属性  $c_6$ :0-下降; 1-正常.属性  $c_7$ :0-吞吐量 为 0; 1-下降; 2-正常.属性  $c_8$ :0-下降; 1-正常.属性  $c_9$ :0-下降; 1-正常.属性  $c_{10}$ :0-吞吐量 0; 1-下降; 2-正常.决策属性  $d$  表示故障诊断结果,即 1-传输链路中断; 2-传输链路电磁场干扰; 3-路旁基站发送端故障; 4-路旁基站光电转换器故障; 5-路旁基站接收端故障; 6-车载发送端故障; 7-车载光电转换器故障; 8-车载接收端故障.

2 无线通信设备故障诊断决策网络

2.1 决策网络的构造

本文利用粗糙集理论中由 Skowron 提出的分辨矩阵的概念<sup>[6]</sup>,来求取车地无线通信设备故障征兆属性的约简,以此构造适合车地无线通信设备智能故障诊断的决策网络的初始节点.故障诊断决策网络见图 1.

根据分辨矩阵的概念,可以得到故障诊断决策表的分辨函数,将分辨函数化为吸取表达式,则每个子式所包含的属性即构成一个属性约简.便可以得到故障决策表 1 的唯一分辨函数为

$$f(S) = c_6 \wedge (c_1 \vee c_2) \wedge (c_5 \vee c_7 \vee c_{10})$$

由分辨函数的吸取表达式可方便求出决策表 1 的属性约简集为 $\{c_2, c_6, c_{10}\}$ 、 $\{c_1, c_6, c_7\}$ 、 $\{c_2, c_6, c_7\}$ 、 $\{c_1, c_6, c_{10}\}$ 、 $\{c_2, c_5, c_6\}$ 、 $\{c_1, c_5, c_6\}$ 共 6 个属性约简.从得到的约简子集出发,以此作为决策网络的初始节点,并且将包含征兆属性数目相同的节点放置于决策网络同一层;然后,依次从每个节点中去掉一个征兆属性,得到该节点的后继结点,直至空节点.构造出的车地无线通信设备故障诊断决策网络如图 1 所示.

2.2 故障诊断决策规则的评价及提取

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.本文利用文献[7]中定义的置信度和覆盖度作为决策规则的评价指标.

本文取节点 $(c_1, c_6)$ 及节点  $c_6$  为例进行计算.当  $C = \{c_1, c_6\}$  时,  $U/C = \{X_1, X_2, X_3, X_4\}$ , 其中,  $X_1 = \{x_1\}$ ,  $X_2 = \{x_2, x_3, x_7\}$ ,  $X_3 = \{x_4, x_6\}$ ,  $X_4 = \{x_5, x_8\}$ ;  $U/Y = \{Y_1, Y_2, Y_3, Y_4, Y_5, Y_6, Y_7, Y_8\}$ , 其中,  $Y_1 = \{x_1\}$ ,  $Y_2 = \{x_2\}$ ,  $Y_3 = \{x_3\}$ ,  $Y_4 = \{x_4\}$ ,  $Y_5 = \{x_5\}$ ,  $Y_6 = \{x_6\}$ ,  $Y_7 = \{x_7\}$ ,  $Y_8 = \{x_8\}$ .

取规则 $\{c_1 = 2, c_6 = 1 \rightarrow d = 5\}$ ,其置信度和覆盖

表 1 故障诊断决策表  
Tab.1 Fault diagnosis decision table

$U$	$k$	$c_1$	$c_2$	$c_3$	$c_4$	$c_5$	$c_6$	$c_7$	$c_8$	$c_9$	$c_{10}$	$d$
$x_1$	34	0	0	0	0	2	1	0	1	1	0	1
$x_2$	30	1	1	1	0	2	1	1	1	1	1	2
$x_3$	26	1	2	2	1	0	1	2	1	1	0	3
$x_4$	30	1	2	2	1	0	0	2	1	1	0	4
$x_5$	24	2	1	2	1	1	1	0	1	1	2	5
$x_6$	20	1	2	2	1	2	0	0	0	1	2	6
$x_7$	16	1	2	2	0	1	1	0	0	0	2	7
$x_8$	12	2	1	2	1	0	1	2	1	1	0	8

度分别计算如下:

$$\varphi(X_4 \rightarrow Y_5) = \text{card}(\{x_5, x_8\} \cap \{x_5\}) / \text{card}(\{x_5\}) =$$
$$\text{card}(\{x_5\}) / \text{card}(\{x_5\}) = 24 / 24 = 1$$
$$\mu(X_4 \rightarrow Y_5) = \text{card}(\{x_5, x_8\} \cap \{x_5\}) /$$

$$\text{card}(\{x_5, x_8\}) = \text{card}(\{x_5\}) / \text{card}(\{x_5, x_8\}) =$$
$$24 / 36 = 0.67$$

依次类推,可以得到表 2.

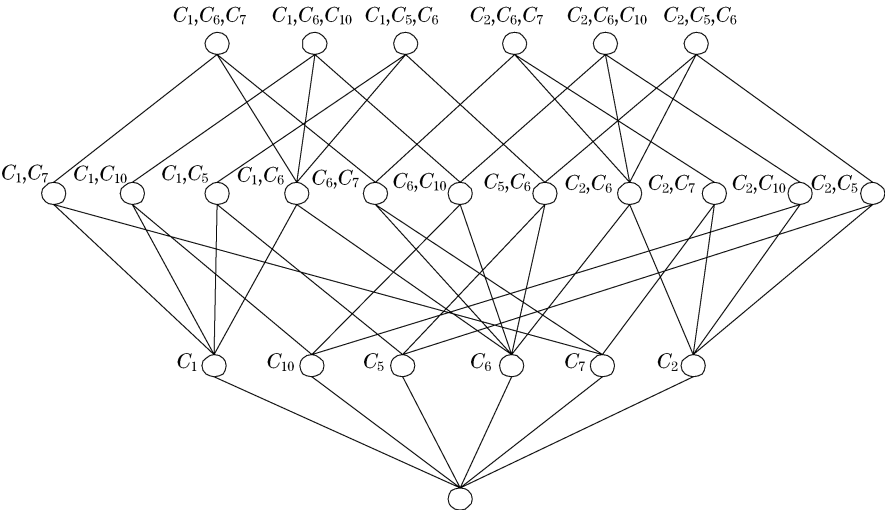


图 1 故障诊断决策网络

Fig.1 Fault diagnosis decision network

表 2 节点 $(c_1, c_6)$ 、 $c_1$ 上的置信度及覆盖度计算表			
Tab.2 Confidence and coverage degree of the node $(c_1, c_6)$ and $c_1$			
节点	故障诊断规则	置信度	覆盖度
$(c_1, c_6)$	$c_1 = 0, c_6 = 1 \rightarrow d = 1$	1.00	1
	$c_1 = 1, c_6 = 1 \rightarrow d = 2$	0.42	1
	$c_1 = 1, c_6 = 1 \rightarrow d = 3$	0.36	1
	$c_1 = 1, c_6 = 1 \rightarrow d = 7$	0.22	1
	$c_1 = 1, c_6 = 0 \rightarrow d = 4$	0.60	1
	$c_1 = 1, c_6 = 0 \rightarrow d = 6$	0.40	1
	$c_1 = 2, c_6 = 1 \rightarrow d = 5$	0.67	1
	$c_1 = 2, c_6 = 1 \rightarrow d = 8$	0.33	1
$c_1$	$c_1 = 0 \rightarrow d = 1$	1.00	1
	$c_1 = 1 \rightarrow d = 2$	0.25	1
	$c_1 = 1 \rightarrow d = 3$	0.21	1
	$c_1 = 1 \rightarrow d = 4$	0.25	1
	$c_1 = 1 \rightarrow d = 6$	0.16	1
	$c_1 = 1 \rightarrow d = 7$	0.13	1
	$c_1 = 2 \rightarrow d = 5$	0.67	1
	$c_1 = 2 \rightarrow d = 8$	0.33	1

3 基于证据理论的故障节点融合识别

轨道交通列车控制系统中,从车辆运行现场传回控制中心的传感数据较多.在本车地无线通信系

统中,便有 10 路传感器数据,对于车地无线通信装备的故障诊断具有不同的重要性和可信度,如何将 这些数据进行融合并从上节所获得的故障诊断决策规则知识库中的诊断规则进行有效匹配,是关系诊断正确性的关键.从 2.2 节中获取的  $(c_1, c_6)$  故障节点的诊断规则库中就可以看出,若  $c_1 = 1, c_6 = 1$ ,便有三条诊断结果匹配,系统无法完成准确诊断,针对此问题,较传统的做法一般是匹配置信度最大值的规则,或采用文献[8]提出的综合评价方法.但这些方法都忽略了其他故障节点隐藏的故障诊断信息,因而诊断往往不够准确.本文引入证据理论的相关方法来解决这一问题.

本文应用证据理论解决故障识别问题的基本思路是:将故障诊断知识库中所有可能的故障作为假设,故障的各种症状作为证据,分别计算各个证据的基本概率分配函数、可信度和似然度,再根据证据合成规则计算所有证据联合作用下的基本概率分配函数、可信度、似然度,最后按照一定的判别规则选择可信度最大的假设作为融合结果,即实现故障识别.

由 2.2 节同理可计算出诊断网络层其他故障节点相应诊断规则的置信度和覆盖度,为简化计算量及更清楚说明算法融合过程,本文暂取诊断网络中  $(c_1, c_6)$ 、 $(c_1, c_5)$  这两个故障节点进行证据理论的融合.当融合更多故障节点证据后,诊断不确定性将进一步减小.

由故障节点( $c_1, c_6$ )可得如下诊断规则(括号中数字表示诊断规则置信度):

若传输链路数据吞吐量下降,且基站光电转换端口数据吞吐量下降,则路旁基站光电转换器故障(0.6)或车载发送端故障(0.4).

同理,由故障节点( $c_1, c_5$ )可得如下诊断规则(括号中数字表示诊断规则置信度):

如果传输链路数据吞吐量下降,且路旁基站发送端数据吞吐量为零.则路旁基站光电转换器故障(0.54)或路旁基站发送端故障(0.46).

又由车地无线通信数据量吞吐测试仪检测的数据见表 3,归纳得出故障表征如下:

(1) 传输链路数据吞吐量下降,且基站光电转换端口数据吞吐量下降(0.9);

(2) 传输链路数据吞吐量下降,且路旁基站发送端数据吞吐量为零(0.3).

表 3 列尾信息传送数据吞吐量参数  $b/s$   
Tab.3 Data throughput attributes  $b/s$  of the trail information

测试内容	特征值	警告值	危险值	实测值
传输链路数据吞吐量	峰值吞吐量	15 000	13 000	15 073
基站光电转换端口数据吞吐量	峰值吞吐量	15 600	14000	15 564
路旁基站发送端数据吞吐量	峰值吞吐量	15 900	14 200	14 581

现在要对车地无线通信系统进行故障识别,判断产生异常的原因.首先取识别框架  $\Theta = \{h_1, h_2, h_3\}$ ,其中, $h_1$  为路旁基站光电转换器故障; $h_2$  为车载发送端故障; $h_3$  为路旁基站发送端故障;选取如下基本概率分配函数<sup>[9]</sup>:  $m_1(\{h_1\}) = \text{规则前提可信度} \times \text{规则结论可信度} = 0.9 \times 0.6 = 0.54$ ;

$$m_1(\{h_2\}) = 0.9 \times 0.4 = 0.36; m_1(\{h_3\}) = 0; \\ m_1(\{h_1, h_2, h_3\}) = 1 - m_1(\{h_1\}) - m_1(\{h_2\}) - m_1(\{h_3\}) = 1 - 0.54 - 0.36 = 0.1;$$

$$m_2(\{h_1\}) = 0.3 \times 0.54 = 0.162; m_2(\{h_2\}) = 0; m_2(\{h_3\}) = 0.138;$$

$$m_2(\{h_1, h_2, h_3\}) = 1 - 0.162 - 0.138 = 0.7;$$

则

$$K = \frac{1}{1 - \sum_{A_i \cap B_j = \Phi} m_1(A_i) m_2(B_j)} = 1.22 \quad (1) \\ m(A) = K \sum_{A_i \cap A_j = A} m_1(A_i) m_2(A_j), \quad A \neq \Phi \quad (2)$$

$$\text{Bel}(A) = \sum_{B \subseteq A} m(B) \quad (3)$$

$$\text{Pl}(A) = 1 - \text{Bel}(\bar{A}) = \sum_{B \cap A \neq \Phi} m(B) \quad (4)$$

由式(1)~(4)可分别计算得各假设的信任函数值、似真度函数值及信任度区间见表 4.

$$m(h_1) = 1.22 \times (0.54 \times 0.162 + 0.54 \times 0.7 + 0.1 \times 0.162) = 0.588; m(h_2) = 1.22 \times (0.36 \times 0 + 0.36 \times 0.7 + 0.1 \times 0) = 0.307; m(h_3) = 1.22 \times (0 \times 0.138 + 0 \times 0.7 + 0.1 \times 0.138) = 0.0168;$$

$$\text{Bel}(h_1) = m(h_1), \text{Pl}(h_1) = 1 - \text{Bel}(\bar{h}_1) = 1 - 0.307 - 0.0168 = 0.676;$$

$$\text{Bel}(h_2) = m(h_2), \text{Pl}(h_2) = 1 - \text{Bel}(\bar{h}_2) = 1 - 0.588 - 0.0168 = 0.395;$$

$$\text{Bel}(h_3) = m(h_3), \text{Pl}(h_3) = 1 - \text{Bel}(\bar{h}_3) = 1 - 0.588 - 0.307 = 0.105.$$

表 4 故障诊断信任度区间  
Tab.4 Credit range of fault diagnosis

故障假设	Bel	Pl	[Bel Pl]
$h_1$	0.588 0	0.679	[0.588 0.676]
$h_2$	0.307 0	0.398	[0.307 0.395]
$h_3$	0.013 8	0.105	[0.0168 0.105]

从表 4 可知,路旁光电转换器故障为真的信任度为 0.588,非假的信任度为 0.676.均高于其他两项故障假设,因此可以判断出路旁光电转换器故障是导致通信系统数据吞吐量下降的故障原因,诊断与实际情况相符,诊断正确.

4 结论

本文提出的融合粗糙集与证据理论的车地无线通信设备故障诊断方法能够融合存储于决策网络中不同层次上各节点中的诊断决策规则集信息,从而对待诊对象的状态给出较满意的诊断结论,具有较好的容错能力,为不确定环境下设备的故障诊断提供了新的思路,该方法可以推广应用到其他设备的故障诊断中去.但在进一步研究中发现尚有部分问题有待进一步解决,例如,在实际的车地无线通信设备故障诊断应用中,由于新的故障实例的出现及新的故障征兆的获取,如何设计一种广义规则集的增量式自动在线更新模式、故障诊断原型系统的开发以及故障导向安全推理机制的研究.这些研究内容对

(下转第 923 页)