

以组合故障案例为证据的一种诊断推理方法

刘弹¹, 徐光华², 梁霖¹, 罗爱玲¹

(1. 西安交通大学机械工程学院, 710049, 西安; 2. 西安交通大学机械制造系统工程国家重点实验室, 710049, 西安)

摘要: 针对单纯依靠案例特征之间的相似性进行推理、结果中将存在不确定性信息的问题, 通过引入证据理论, 将搜索结果中的故障模式构成目标识别框架, 并基于案例之间的相似度, 给定各故障模式的基本概率赋值. 利用证据理论的组合规则, 对搜索出的相关案例样本进行信息融合, 从全局相似度中有效地分离出案例对特定故障模式的确定性信息, 从而降低了推理结果中故障模式的不确定性信息. 对大机组实际故障数据的应用, 证明了方法的有效性, 为组合故障的案例推理提供了解决思路.

关键词: 故障模式; 案例推理; 证据理论

中图分类号: TP306.3 **文献标识码:** A **文章编号:** 0253-987X(2007)09-1101-05

Diagnosis Reasoning Method Based on Evidence with Case Contained Multiple Fault Modes

Liu Dan¹, Xu Guanghua², Liang Lin¹, Luo Ailing¹

(1. School of Mechanical Engineering, Xi'an Jiaotong University, Xi'an 710049, China; 2. State Key Laboratory for Manufacturing Systems Engineering, Xi'an Jiaotong University, Xi'an 710049, China)

Abstract: A complex relationship between case features and fault mode in multi-fault mode case usually leads to reasoning results containing uncertain information, which motivates to propose a method based on D-S evidence theory. Via constructing the frame of discernment composed of fault modes and giving basic probability assignment based on similarities among cases, the method based on D-S evidence theory enables to extract certain information of special fault mode from global similarity among cases. The examples verifies the higher validity of this method for reducing the uncertain information contained in reasoning result than the conventional methods.

Keywords: fault mode; case-based reasoning; D-S evidence theory

随着机器学习理论与技术的深入发展, 故障诊断领域引入了专家系统、人工神经网络等技术, 虽然这些技术在一定程度上改善了故障诊断的智能化特性, 但都有缺点: 如专家系统所面临的专业知识获取的瓶颈问题和系统性能的“窄台阶效应”; 人工神经网络所面临的样本选择、分析推理过程不透明和理解困难等问题. 1982年 Roger 提出了 CBR (Case-Based Reasoning) 的概念, 利用案例间的相似性进行推理判断, 可以克服专家系统知识获取的“瓶颈”, 同时较人工神经网络更易实现, 从而在弱理论、强经

验的机械设备故障诊断领域得到了比较广泛的应用^[1]. 由于 CBR 是利用案例之间的相似程度进行推理的, 其推理结果不可避免地存在信息的不确定性, 这种不确定性存在于 2 个方面: 故障模式的不确定性和故障模式显著水平的不确定性 (即故障程度的不确定性). 因此, 如何减少这 2 种不确定信息, 提高诊断的准确性, 就成为机械设备故障智能诊断领域的研究重点.

当案例推理结果中包括的模式单一时, 提高案例间相似度计算的准确性是影响推理准确性的关键

因素,在这方面,许多学者都做了很多有意义的工作.例如,文献[2]在案例推理中,基于概率估计提出了最小风险测度(MRM),以减少错误分类的风险.文献[3]研究了利用模糊集来表示案例之间的相似程度,并研究了局部权重对案例相似关系的影响,取得了较好的效果.文献[4]利用灰色关联理论结合欧几里德距离的相似度计算方法,提高了相似度的分辨率,并较好地解决了多指标因素相互关联情况下复合相似度的计算问题.另外,文献[5]利用规则推理与案例推理相结合的方法,运用规则的确定性来降低案例推理中的不确定性信息,并取得了较好的效果.然而,对于机械设备故障诊断领域,组合故障模式的案例十分常见,其推理结果中也必然会存在多种故障模式,如何解决故障信息融合的诊断推理就是一个亟待解决的问题.

针对这一问题,本文首先分析了当案例为组合故障模式时,相似度只是案例在特征空间的度量,而不能直接反映案例在决策空间中的关系的问题,进而提出引发该问题的根本原因在于相似度无法表达对特定故障模式的置信水平.本文通过引入证据理论,以相似案例作为故障模式的证据,并通过给定相似案例对特定故障模式的基本概率赋值来降低故障模式的不确定性,实现故障的融合诊断.最后,通过实际应用证明了该方法的有效性.

1 证据理论及组合案例推理

1.1 证据理论

证据理论^[6]是由 Dempster 于 1967 年提出的,后由 Shafer 加以扩充和发展,因此证据理论又称为 D-S 理论.证据理论可处理由不知道所引起的不确定性,它采用信任函数而不是概率作为度量,通过对一些事件的概率加以约束以建立信任函数,而不必说明精确的难以获得的概率.当约束限制为严格的概率时,它就进而成为概率论.

D-S 理论的基本论域是鉴别框架 θ ,所有命题都可以用 θ 的子集来表示.该理论用于信息融合时,从各种信息中抽出的特征量构成证据,利用它们构造的基本概率分配函数(BPA)对所有命题(包括 θ) 均赋予一个基本概率赋值,融合的实质就是在同一个鉴别框架下利用 Dempster 组合规则将各个证据合成一个新的证据体,并将它们的 BPA 函数合并产生一个总体函数来表示融合信息.

在这里,由特征点集合构成 θ 的子集,零均值归一化互相关系数和不变向量测度作为各个子集的证

据理论. Dempster 组合规则为:若 m_i 和 m_j 是 2 个独立证据的 BPA 函数,那么组合的 BPA 函数为

$$m_{ij}(G) = \frac{\sum_{A_i \cap A_j = G} m_i(A_i)m_j(A_j)}{1 - \sum_{A_i \cap A_j \neq \phi} m_i(A_i)m_j(A_j)} \quad (1)$$

式中: $G \neq \emptyset$, $\emptyset$ 是空事件.

1.2 组合案例推理

当案例包含的故障模式单一时,具有相同故障模式的案例的特征向量之间必然存在一定的相似性.反过来,利用案例特征向量之间的相似性可以推断案例是否包含有相同的故障模式,即案例相似度的大小反映了案例在决策空间的关系,而案例包含多种故障模式时,案例的特征向量本身则表征了多个故障模式.因此,特征向量间的相似度大小并不能直接反映对案例中特定故障模式与问题解之间的关系.为此,本文给出利用组合故障案例进行融合推理诊断的一般结构,如图 1 所示.不失一般性,设设备故障案例库集合

$$\Theta = \{C_i, 1 \leq i \leq N\}; C_i = \{F_i, D_i\}$$

$$F_i = (f_{ik}, 1 \leq k \leq M)$$

$$D_i = \{d_{ij}, 1 \leq j \leq R\}$$

式中: M 为案例特征向量 F_i 的维数; D_i 为故障案例 C_i 的故障模式集合; R 表示案例库中包含不同故障模式的数目.如果 C_i 存在该故障,则 $d_{ij} = 1$,否则 $d_{ij} = 0$.

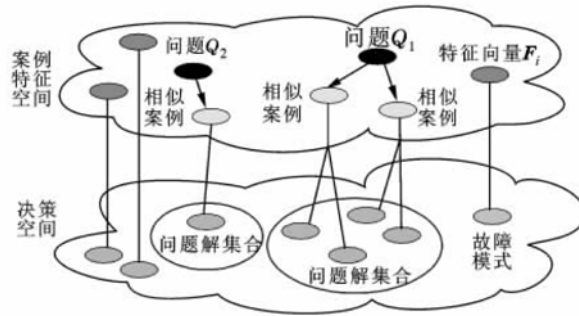


图1 案例故障诊断系统的推理过程

从图 1 中可以看出,当案例仅包含单个故障模式时(对应图中的问题 Q_2),可利用近邻算法或 K 近邻算法,通过案例特征向量之间的相似度,将问题转换到决策空间.此时,问题解集合中仅包含单个故障模式,当案例包含多个故障模式(对应图中的问题 Q_1)时,问题解集合将包含多个故障模式,存在着因案例在特定故障模式上的相似性,导致在推理结果中引入案例包含的其他故障模式的情况,造成推理

结果中故障模式的不确定性.

案例之间的相似度为

$$S(C_i, C_j) = 1 - \left(\sum_{k=1}^N |f_k - f_{jk}|^p \right)^{1/p} \quad (2)$$

式中: S 由案例之间的距离决定; p 为选择参数, 当 $p > 0$ 时, 为固定参数, 当 $p = 2$ 时, 式(2)即为欧氏距离的相似度计算公式.

在组合故障情况下, 解集合的求解过程为: 通过利用相似度测度对案例库进行范围查询, 可求出解集合, 即对于给定的相似阈值 t , 在案例库中查询满足 $S(Q, C_i) \geq t$ 的所有目标案例, 再利用距离加权算法^[7]求出各故障模式及该故障显著水平的估计值. 距离加权算法的公式为

$$P(d_j) = \frac{\sum_{i=1, d_j \in C_i}^M (S(Q, C_i))^2 P(d_{ij})}{\sum_{i=1}^M (S(Q, C_i))^2} \quad (3)$$

式中: $P(d_j)$ 为故障诊断问题 Q 中故障模式 d_i 的显著水平; M 为范围查询结果集合中的案例数目; $P(d_{ij})$ 为案例 C_i 中故障模式 d_j 的显著水平, 且 $d_{ij} = 0$ 时, $P(d_{ij}) = 0$.

故障模式显著水平的值反映了问题中发生故障模式 d_i 的严重程度, 但对于具体问题, 其故障中是否存在 d_i 没有明确指出, 根本原因在于对特定故障模式的确定性信息, 是隐含在对案例整体相似度的大小中. 因此, 要突出推理结果中的主要故障模式, 必须确认相似案例对特定故障模式的置信水平. 通过引入证据理论, 以相似案例做为对各个故障模式的证据, 进而给定相似案例对故障模式的基本概率赋值, 可以有效地从案例整体的相似度中分离出案例对特定故障模式的确定性信息.

2 基于证据理论的案例融合诊断方法

2.1 案例融合诊断算法

为了降低 Q 中故障模式的不确定信息, 首先要对相似案例给定对特定故障模式的置信度, 为此本文做出一个基本假设, 即案例中某故障模式表现得越强烈(故障显著度水平越大), 则认为在该案例作用下, 问题越有可能含有该故障模式. 这个基本假设倾向于案例与问题的相似度是由案例中表现最强烈的故障决定的. 同时, 考虑到当案例为单一故障模式时, 相似度的大小就表示了对特定故障模式的置信水平, 并考虑到基本概率赋值的要求(归一化), 本文认为 $SP(d_{ij})/K \sum_{j=1}^R P(d_{ij})$ 反映了案例对特定故障

模式的置信水平, 即案例包含的故障模式数目越多, 或者案例中特定故障显著水平越低, 对案例中包含的特定故障模式的置信水平就越低. 其中, S 为案例的相似度, K 为该案例中包含的故障模式数目.

依照此思路, 得出基于证据理论消除故障模式不确定性信息的具体融合诊断如下.

步骤 1 筛选出集合 $\Omega = \{C_i | C_i \in \Theta, S(Q, C_i) \geq t\}$, t 为给定的阈值.

步骤 2 利用式(3)计算 Ω 中的 $P(d_j)$.

步骤 3 利用搜索结果中的各案例的故障模式构造目标识别框架 $\theta = \{d_1, d_2, \dots, d_R\}$, 计算基本概率赋值

$$m_{C_i}(d_j) = S(Q, C_i)P(d_{ij})/K \sum_{j=1}^R P(d_{ij})$$

$$m_{C_i}(\theta) = 1 - S(Q, C_i)$$

式中: $m_{C_i}(\theta)$ 代表了不属于目标识别框架的基本概率赋值.

步骤 4 利用式(1), 求出 $m(d_j)$, 如果 $m(d_j) < \alpha$, 则从步骤 2 的结果中删除 $P(d_j)$.

步骤 5 搜索结果中剩下的故障模式为最终诊断结果.

2.2 仿真实例

考虑一个筛选出的案例(见表 1), 依据式(3), 可计算出各故障模式的显著水平值 $P(d_1) = 0.672 2$, $P(d_2) = 0.266 1$, $P(d_j) = 0.504 5$. 利用融合诊断方法, 将相似度范围查询筛选出来的案例集合记为 Ω , 将 $\{d_1, d_2, d_3\}$ 构成一个目标识别框架, 将 $\{C_1, C_2, C_3\}$ 构成目标识别框架的证据, 同时构建目标识别框架的基本概率赋值(见表 2).

表 1 筛选出的案例集合示例

案例	d_1	d_2	d_3	$S(Q, C_i)$
C_1	1.0	0.0	0.8	0.90
C_2	0.9	0.8	0.0	0.85
C_3	0.0	0.0	0.7	0.80

表 2 基本概率赋值

BPA	d_1	d_2	d_3	Ω
$m_{C_1}(\cdot)$	0.50	0.0	0.4	0.10
$m_{C_2}(\cdot)$	0.45	0.4	0.0	0.15
$m_{C_3}(\cdot)$	0.00	0.0	0.8	0.20

应用证据理论组合之后的基本概率赋值为

$$m_{C_1C_2C_3}(d_1) = 0.454; m_{C_1C_2C_3}(d_2) = 0.0527$$

$$m_{C_1C_2C_3}(d_3) = 0.4736; m_{C_1C_2C_3}(\Omega) = 0.0197$$

取阈值 $\alpha=0.1$, 则可认为 Q 中不存在故障模式 d_2 .

从融合后的结果值可以看出, 案例 $\{C_1, C_2, C_3\}$ 表明 Q 中存在故障模式的可能性大小依次为 d_3 、 d_1 和 d_2 . 从各故障的显著水平与基本概率赋值中可以看出, 因为案例 C_3 中只包含有故障模式 d_3 , 所以可以认为 C_3 的特征向量就是故障模式 d_3 的表征, 即 C_3 对问题 Q 中包含故障模式 d_3 的可信度较大. 利用证据理论进行融合后的基本概率赋值突出反映了这一点, 而各故障的显著水平值不能反映这一点, 这也从侧面说明了在案例包含多种故障模式的情况下, 相似度只是案例特征向量之间的度量, 不能直接

反映案例在决策空间中的关系.

3 应用实例

为了检验本文方法的实际应用效果, 构建了一个大机组典型故障的案例推理诊断系统. 在该系统中, 案例的特征向量(4个分倍频、10个倍频的全息谱参数及其他统计参数)由96维数据组成, 而且都来源于生产实际, 共有154组数据来自不同企业与机组的典型现场故障数据. 设定相似度检索阈值为0.8, 表3为挑选一个案例做为测试案例时, 案例相似度的计算结果(案例库中案例的故障显著水平由文献[8]中的概率神经网络计算给出). 利用证据理论对表4中的计算结果进行信息融合, 计算出的基本概率赋值如表5所示.

表3 相似度检索结果

案例	不对中	喘振	工频故障	交流干扰	流体激振	旋转脱离	支座松动	相似度
C_1	0.00	0.00	0.00	0.00	0.52	0.00	0.98	0.8554
C_2	0.00	0.00	0.00	0.00	0.19	0.00	0.98	0.8552
C_3	0.00	0.00	0.86	0.49	0.00	0.00	0.89	0.8456
C_4	0.00	0.00	0.69	0.00	0.00	0.56	0.00	0.8361
C_5	0.00	0.91	0.59	0.00	0.00	0.00	0.83	0.8085
C_6	0.75	0.00	0.75	0.00	0.00	0.66	0.00	0.8018

表4 案例的故障模式显著水平

%

	不对中	喘振	工频故障	交流干扰	流体激振	旋转脱离	支座松动
显著水平	75	91	72	49	35	61	92

表5 组合后的基本概率赋值

%

不对中	喘振	工频故障	交流干扰	流体激振	旋转脱离	支座松动	不确定
0.46	0.54	19	1.6	0.4	2	75	1

取 $\alpha=0.1$, 根据表5, 算法给出该次测试数据包含的故障为支座松动和工频故障. 为验证算法的处理效果, 采用概率神经网络[8]对该测试案例进行处理, 其诊断结果为工频故障, 所对应的故障显著度水平为99%. 当支座松动时, 所对应的故障显著度水平为70%. 在对故障模式的判断上, 本文算法的处理结果与神经网络诊断结果相一致, 并与实际诊断结果相同.

以上结果表明, 与通常单个故障模式的案例相似推理过程相比, 案例包含在组合故障情况下, 算法

能降低结果中故障模式的不确定性因素, 从而为决策提供了有效的支持.

由于引入证据理论的目标是为了确定范围查询包含的相似案例对特定故障模式的支持程度, 因此目标识别框架并不是故障模式的组合, 而是由单个故障模式组成, 所以不会产生故障模式“组合爆炸”的情况.

4 结论和展望

为了减少案例推理的机械设备故障诊断系统中

推理结果的不确定性信息,本文通过引入证据理论,并结合案例与问题之间的相似度来确定相似案例对特定故障模式的置信水平.同时,将推理结果中的故障模式构成目标识别框架,利用证据理论的组合规则进行信息融合,不仅有效地降低了推理结果中故障模式的不确定性信息,而且通过实际应用证明了方法的有效性,为案例推理提供了新的思路.目前,方法中的相似度检索阈值,以及故障模式判别时的阈值均依赖于人工经验取值,因此下一步的研究重点是如何客观选择阈值,以排除人为因素的干扰.

参考文献:

- [1] 张荣梅. 智能决策支持系统研究开发及应用[M]. 北京:冶金工业出版社,2003:10-15.
- [2] Enrico B, Francesco R. Probability based metrics for nearest neighbor classification and case-based reasoning [M] // Lecture Notes in Computer Science. Berlin: Springer, 1999:14-28.
- [3] Eva A, Francesc E, Lluis G, et al. On learning similarity relations in fuzzy case-based reasoning. [M] // Lecture Notes in Computer Science. Berlin: Springer, 2004:14-32.
- [4] 贺晓,刘景宁. 基于灰色关联理论的案例推理在故障智能诊断系统中的应用[J]. 中国机械工程,2004,15(22):2022-2026.
He Xiao, Liu Jingning. Applications of case-based reasoning based on grey-relational theory in fault intelligent diagnosis system [J]. Chinese Journal of Mechanical Engineering, 2004, 15(22):2022-2026.
- [5] 车海莺,甘仞初. 信息系统总体设计中案例推理与规则推理集成方法的研究[J]. 计算机应用研究,2004,3(5): 81-84.
Che Haiying, Gan Renchu. Research of CBR and RBR integrated method in architecture design of information system[J]. Application Research of Computers, 2004, 3(5): 81-84.
- [6] 何友,王国宏. 多传感器信息融合及应用[M]. 北京:电子工业出版社,2000:27-30.
- [7] Mitchell T M. 机器学习 [M]. 曾华军,张银奎,译. 北京:机械工业出版社,2005:165-170.
- [8] 徐光华. 概率神经网络及其大机组智能诊断技术 [D]. 西安:西安交通大学机械工程学院,1995.

(编辑 管咏梅)