

融合诊断中信息容错性的证据重构方法

梁伟光^{1,2}, 王 永¹, 匡 衡¹, 周建亮^{1,2}

(1. 中国科学技术大学 自动化系, 安徽 合肥 230027; 2. 北京航天飞行控制中心, 北京 100094)

摘要: 在基于证据理论的故障融合诊断过程中, 错误的待融合信息会引起故障的漏诊. 针对此类容错性问题, 提出了一种证据重构方法, 在已有的故障诊断识别框架的基础上, 利用多传感器信号的方差计算信号的相对可靠程度, 构造新的信度函数, 对待融合证据进行了重新分配, 以减少出错信息对融合结果的影响, 同时对该方法中可调参数的选取原则进行了理论分析. 融合诊断实验在隔振器硬件实验平台上进行, 诊断对象为振动发散故障, 针对的信息容错性问题为基础加速度信号断路情况. 对比性实验及结果分析表明, 采用该方法能够在单路信号传输出错的情况下及时诊断振动发散故障, 增加了融合诊断系统的容错性.

关键词: 故障诊断; 证据理论; 容错性; 证据重构

中图分类号: TP277, TP181 **文献标识码:** A

Evidence reconstruction for information fault-tolerance in fusion diagnosis

LIANG Wei-guang^{1,2}, WANG Yong¹, KUANG Heng¹, ZHOU Jian-liang^{1,2}

(1. Department of Automation, University of Science and Technology of China, Hefei Anhui 230027, China;

2. Beijing Aerospace Control Center, Beijing 100094, China)

Abstract: In the fusion fault diagnosis based on evidence theory, the abnormal information may cause missed diagnosis of faults. To solve the fault-tolerance problem, we propose an evidence reconstruction method. On the basis of the existing frame of fault diagnosis discernment, the variances of multisensor signals are employed to calculate the signal relative reliability, from which new basic probability assignment functions are formed accordingly. The fused evidences are redistributed and the effect of abnormal information is reduced. Principles for selecting the adjustable parameter in this method are theoretically analyzed. Experiments have been carried out on a hardware experimental platform for vibration isolator. The vibration divergence fault is diagnosed by the fusion diagnosis system. Disconnection of the major acceleration signal is considered as the fault-tolerance problem. Finally, result analysis of the comparative experiment shows that the vibration divergence fault can be diagnosed in time in the occurrence of one-channel abnormal signal. The fault-tolerance of the fusion diagnosis system is improved.

Key words: fault diagnosis; evidence theory; fault-tolerance; evidence reconstruction

1 引言(Introduction)

当诊断对象有多源信息输出时, 信息融合技术是一种有效的故障诊断方法. 其中, 证据理论因具有处理不确定性、无需先验知识等特点, 成为信息融合一个重要的研究与应用方向. 目前, 基于证据理论的故障诊断技术已有了长足发展和广泛应用^[1~5].

多源信息融合诊断过程要求多源信息的准确性, 即能如实描述诊断对象运行状况, 而待融合信息的出错则会导致无效的诊断结果. 因此, 诊断过程中融合系统的容错性成为需要研究和解决的重要问题.

目前, 针对信息融合过程中的容错性问题, 国内外已有多位学者展开相关研究^[6~10]. Zhang等^[11]对重构容错控制系统方面已有的研究进行了详细总

结, 其中涵盖了与信息融合相关的内容. 在基于证据理论的信息融合方面, Li等^[12]从理论上对容错区间积分函数进行了研究. 然而, 具体到基于证据理论进行故障融合诊断, 该方面的信息容错性问题, 尚未发现相关研究.

本文对基于证据理论的融合诊断系统的容错性进行了研究. 针对融合诊断振动发散故障过程中待融合信息出现断路导致故障漏诊的问题, 笔者分析了容错性需求, 构造了描述证据相对可靠程度的参数, 形成了证据重构函数, 并从理论和实验上对重构方法的可行性进行了分析. 结果表明, 该证据重构方法能够有效减小断路的影响, 保证诊断结果的及时准确, 增加了融合诊断系统的容错性.

2 融合诊断理论基础(Fusion diagnosis theoretical basis)

2.1 证据理论(Evidence theory)

证据理论思想是Dempster于1967年提出的,后经Shafer扩充和发展,于1976年形成理论框架^[13].

设有限集 Θ 为目标识别框架, Θ 的所有子集构成 Θ 的幂集, 记作 $\Omega(\Theta)$. 函数 $m: \Omega(\Theta) \rightarrow [0, 1]$, 满足: 1) $m(A) \geq 0, \forall A \in \Omega$; 2) $m(\phi) = 0$; 3) $\sum_{A \subseteq \Omega} m(A) = 1$, 则称 m 为基本信度分配(basic probability assignment, BPA)函数, 简称信度函数, 函数值称为信度. $m(A)$ 表示对命题 A 的信任程度.

在证据理论中, 融合过程是通过对多源证据进行组合实现的. 设 m_1 和 m_2 是同一识别框架 Θ 的两个信度函数. 描述冲突的信任冲突度定义如下:

$$K = \sum_{A \cap B = \phi} m_1(A)m_2(B). \quad (1)$$

Dempster 组合规则是证据理论中最基本、最常用的组合规则:

$$m_D(C) = \begin{cases} \frac{1}{1-K} \sum_{A \cap B = C} m_1(A)m_2(B), \\ \forall C \subseteq \Omega, C \neq \phi, \\ 0, C = \phi. \end{cases} \quad (2)$$

该组合规则满足交换律和结合律, 即对于多源证据进行组合时, 无需考虑融合次序.

2.2 基于证据理论的故障诊断(Fault diagnosis based on evidence theory)

基于证据理论的故障诊断是指通过对多源传感器数据进行提取, 选择故障特征参数作为识别框架, 构建信度函数, 并运用组合规则进行计算, 最终根据融合结果进行故障判定.

从单一传感器信息得到的信度值作为待融合信息, 可以由专家直接给出, 也可以通过计算产生. 本文采用一种基于信息源的计算方法^[4], 对信度函数进行客观赋值.

设有 P 个传感器, Q 类状态. S_k 表示第 k 个传感器的特征参数向量, $S_k = [s_{k1} \ s_{k2} \ \cdots \ s_{kp_k}]$, $k = 1, 2, \dots, P$. s_{ki} 是 S_k 的第 i 个特征参数; p_k 是第 k 个传感器提供的特征参数的总数, 满足 $\sum_{k=1}^P p_k = q$.

建立描述状态的矩阵

$$H = \begin{bmatrix} X_1 \\ X_2 \\ \vdots \\ X_Q \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} x_{11} & x_{12} & \cdots & x_{1q} \\ x_{21} & x_{22} & \cdots & x_{2q} \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ x_{Q1} & x_{Q2} & \cdots & x_{Qq} \end{bmatrix}, \quad (3)$$

其中: X_j 是描述第 j 类状态的状态向量, x_{ji} 表示第 j

类状态的第 i 个特征参数, x_{j1}, \dots, x_{jp_1} 表示第1个传感器在第 j 类状态时的特征参数理论值, $x_{j(1+\sum_{l=1}^{k-1} p_l)}, \dots, x_{j(p_k+\sum_{l=1}^{k-1} p_l)}$ 表示第 k 个传感器在第 j 类状态时的特征参数理论值, $i = 1, 2, \dots, n$, $j = 1, 2, \dots, Q$, $k = 2, 3, \dots, P$.

定义 S_k 与 X_j 之间的明科夫斯基距离

$$d_{kj} = \begin{cases} \left[\sum_{i=1}^{p_k} \left(\frac{s_{ki} - x_{ji}}{x_{ji}} \right)^\alpha \right]^{\frac{1}{\alpha}}, & k = 1, \\ \left[\sum_{i=1}^{p_k} \left(\frac{s_{ki} - x_{j(i+\sum_{l=1}^{k-1} p_l)}}{x_{j(i+\sum_{l=1}^{k-1} p_l)}} \right)^\alpha \right]^{\frac{1}{\alpha}}, & k = 2, 3, \dots, P, \end{cases} \quad (4)$$

其中: α 为常数, $j = 1, 2, \dots, Q$.

所有传感器特征参数向量 S 和状态向量 X 之间的距离构成矩阵

$$D = \begin{bmatrix} d_{11} & d_{12} & \cdots & d_{1Q} \\ d_{21} & d_{22} & \cdots & d_{2Q} \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ d_{P1} & d_{P2} & \cdots & d_{PQ} \end{bmatrix}. \quad (5)$$

可以看出, 距离 d_{kj} 越小, 基于第 k 个传感器信息所判断的系统处于第 j 类状态的可能性越大.

定义 $m_{kj}^0 = 1/d_{kj}$, 并进行归一化: $\sum_{j=1}^Q m_{kj} = 1$, 表示为矩阵形式

$$m = \begin{bmatrix} m_{11} & m_{12} & \cdots & m_{1Q} \\ m_{21} & m_{22} & \cdots & m_{2Q} \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ m_{P1} & m_{P2} & \cdots & m_{PQ} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} m_1 \\ m_2 \\ \vdots \\ m_P \end{bmatrix}, \quad (6)$$

则 $m_k = [m_{k1} \ m_{k2} \ \cdots \ m_{kQ}]$ ($k = 1, 2, \dots, P$)可以作为第 k 个传感器的数据对状态集识别的信度函数.

之后, 根据式(1)计算传感器之间的信任冲突度, 代入式(2), 依次进行递归组合, 即可计算出融合后的信度值.

3 振动发散故障的诊断(Diagnosis of vibration divergence fault)

3.1 特征参数的选取(Selection of characteristic parameters)

本文研究的诊断对象为振动发散故障, 振幅增大是此类故障的突出表现. 因此, 依据振幅信息进行故障判定成为准确有效的方法.

目前, 本文对采样信号方差前向作商, 以此作为描述故障状态的特征参数, 实现了对振动发散故障及时有效的诊断. 方差前向作商的计算过程如下:

1) 计算诊断时刻 t 之前固定时间段 Δt 内采样信号的方差 $\text{Var}A$;

2) 计算 $t - 2\Delta t$ 到 $t - \Delta t$ 时间段内采样信号的方差 $\text{Var}B$;

3) 方差作商

$$s = \text{Var} A / \text{Var} B. \quad (7)$$

则 s 即为方差前向作商. 正常状态时, $s \approx 1$; 振动发散时, $s > 1$. 当 s 持续大于 1 时, 则可判定为发生了振动发散故障.

3.2 隔振器振动发散故障(Vibration divergence fault of vibration isolator)

以方差前向作商作为特征参数, 对隔振器硬件实验平台中的振动发散故障进行了融合诊断.

隔振器是安装在振源与防振对象之间的系统, 用于隔离机械振动的传播. 本研究用到的隔振器硬件实验平台主要由激振器、负载、隔振器、基础、弹性基座等部分组成(图1), 目标是减小负载的振动向基础的传递^[14]. 隔振系统采用多源传感器测量运行时的不同数据, 其中, 负载的加速度由阻抗头输出, 基础的加速度由加速度传感器输出, 负载和基础之间的相对位移由位移传感器输出, 传感器采样频率均为 1000 Hz.

实验过程中, 激振器产生激振力, 作用于负载, 使

其振动. 正常运行时, 隔振器中的电磁作动器按照控制器输出, 产生电磁力, 以减小振动向基础的传递. 如果振动持续增强, 则表明隔振系统出现了故障, 具体表现为上述传感器输出信号幅值增加.

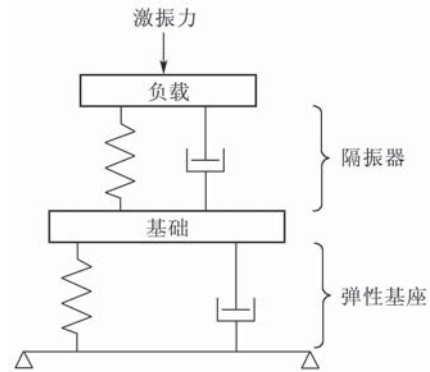


图1 隔振系统原理图

Fig. 1 Schematic diagram of vibration isolation system

图2反映了一次振动频率为 20 Hz 的实验故障: 实验开始时, 振动状态保持正常; 进行到第 900 s 左右, 负载加速度、相对位移、基础加速度的幅值均开始剧烈变化, 出现振动发散的故障征兆; 第 913 s 时, 因振动过大, 设备出现异常声音, 实验人员发觉后及时关闭了设备.

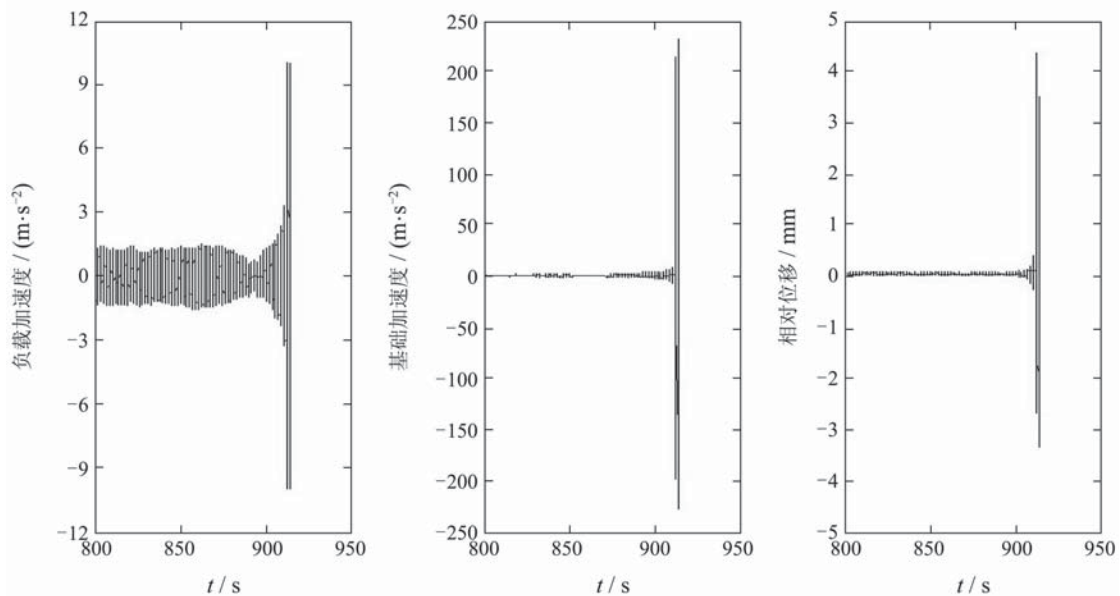


图2 振动发散故障时的多传感器数据

Fig. 2 Multisensor data in a vibration divergence fault

3.3 振动发散故障诊断(Diagnosis of vibration divergence fault)

取传感器个数 $P = 3$, 每个传感器提供 1 组测量值, 即

$$p_1 = p_2 = p_3 = 1,$$

状态数 $Q = 2$, 分别为正常状态和振动发散故障状态. 按照 2.2 节方法构建识别框架, 并根据 Dempster

组合规则编写相应的融合诊断程序.

对此次故障的融合诊断信度曲线如图 3 所示.

图 3 中, 前 3 条曲线分别表示由单一传感器计算得出的对振动发散故障状态的信度函数值随时间变化的情况, 最下面的曲线显示了对 3 个传感器的信息进行融合后的信度函数值, 表示对故障发生的整体信任程度.

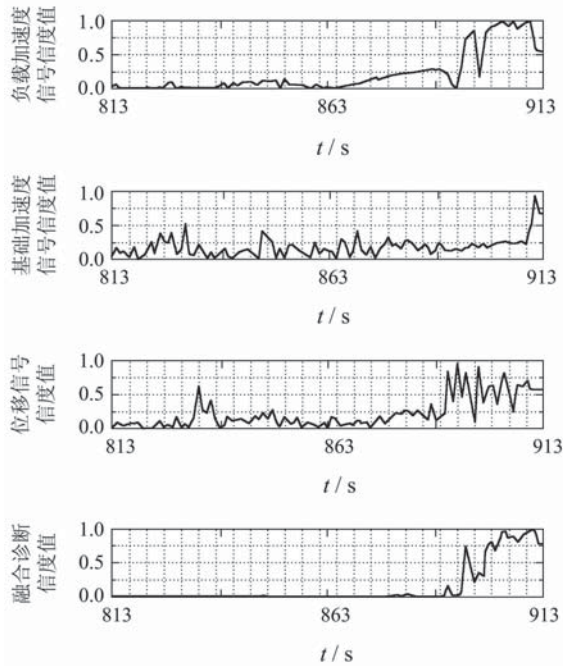


图3 振动发散故障诊断信度曲线

Fig. 3 BPA curves during diagnosis of vibration divergence fault

信度函数的故障判定阈值设为 $1/Q = 0.5$ 。

由融合结果可以看出,从第901s起诊断出振动发散故障。

4 诊断容错性需求(Requirement of diagnosis fault-tolerance)

正确的诊断结果以准确的传感器信息为依据,当传感器数据本身出现异常时,会造成诊断结果会随之出错,尤其在对振动发散故障的诊断过程中,无法及时诊断故障并采取应对措施,振动会迅速发散,导致设备损坏。因此,如何在信息源出错

的情况下依旧得到有效的诊断结果成为需要研究的重要问题。

断路是信息传输过程中经常遇到的问题,本研究针对传感器断路问题进行了分析研究。以上文提到的隔振器实验为例,断路发生后,传感器采集到的为残余的噪声信号,如直接用此信号,则会得到错误的诊断结果。图4显示了一次对图5所示的振动频率为7Hz的振动发散故障的融合诊断信度曲线,其中基础加速度传感器信号出现断路,噪声信号如图6所示。图4中的曲线布局与图3相同。

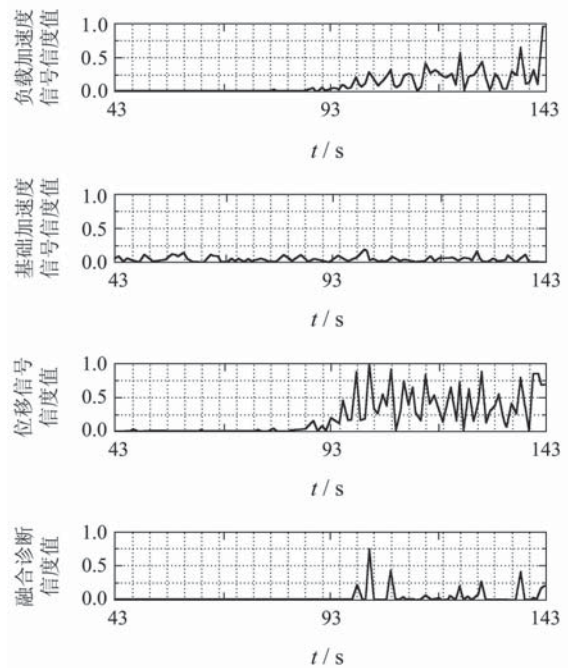


图4 基础加速度信号断路时的诊断信度曲线

Fig. 4 BPA curves during diagnosis with disconnection of base acceleration signal

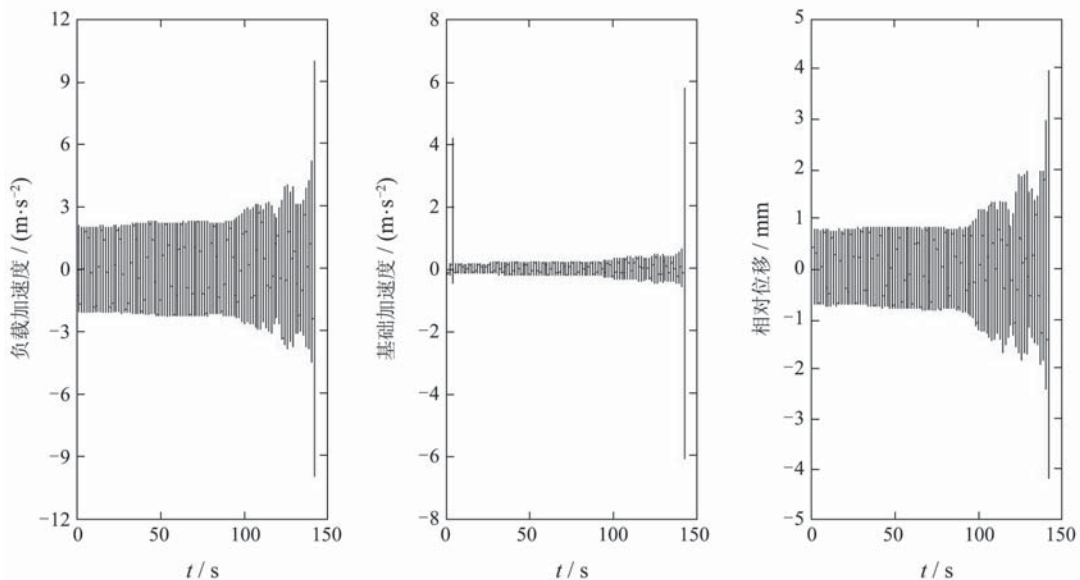


图5 振动发散故障多传感器数据

Fig. 5 Multisensor data in a vibration divergence fault

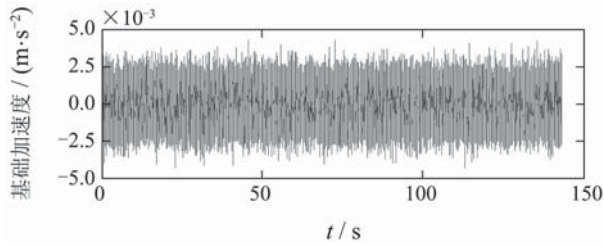


图6 断路噪声信号

Fig. 6 Disconnection noise signal

图5中基础加速度信号在第4s时出现的脉冲是由隔振器开始工作造成的。

由图4可以看出, 噪声信号幅值始终变化不大, 导致由基础加速度信号计算得到的信度值始终接近0. 尽管在出现故障症状时, 其他信度值增加, 但是组合后得到的融合诊断信度值仍然接近0, 即判为未发生故障, 出现漏诊。

以上情况对融合诊断系统的容错性提出了要求。

5 证据重构(Evidence reconstruction)

由断路造成的漏诊, 根本原因在于: 信息已经出错, 但在识别框架构建过程中仍以错误信息为依据, 从而得到了与实际情况不相符的证据. 因此, 降低出错信源在诊断识别框架构建过程中的重要性, 减小其不利影响, 是解决以上容错性的一个合理方案. 基于此想法, 本文设计了具有容错性的证据重构方法。

与未出错信号相比, 出错信号(噪声信号)的振幅明显降级. 因此, 可以用信号方差来区别信号传输是否异常, 并以此为依据对识别框架构建过程中的信度函数进行重新计算, 即进行诊断证据的重构。

5.1 重构原则(Reconstruction principle)

针对诊断系统的容错性需求, 证据重构须遵循以下原则:

1) 信号的可靠程度应与采样信号的方差正相关。

2) 由可靠程度低(出错)的信源计算所得的信度函数应表示为无知, 以使之对融合结果不产生影响. 对于本文两种状态的情况, 无知的信度函数值为0.5。

3) 可靠程度高(传输正常的信源)的信度函数应维持重构之前的值。

4) 可靠程度偏低(可能出错)的信源的信度函数值应接近0.5(无知); 可靠程度偏高(可能传输正常)的信源应尽量保持不变。

5.2 重构函数(Reconstruction function)

设有 r 个通道的待融合信号. 首先, 根据各信号的方差 Var_i 计算相应的重构参数 t_i ($i = 1, 2, \dots, r$). 振动信号的均值通常为初始平衡位置处的调零值, 在程序中则常设为定值0. 考虑到振动过程中, 平衡位置的偏移会对计算造成影响, 尤其是在出错信号幅值较小时, 影响更加明显. 为了减少此类影响, 重构参数 t_i 定义如下:

$$t_i^* = \frac{\sqrt{\text{Var}_i}}{\text{AbsMean}_i}, \quad (8)$$

$$t_i = \frac{t_i^*}{\sum_{i=1}^r t_i^*}, \quad (9)$$

其中: AbsMean_i 是第 i 个信源所有采集信号绝对值的平均值, $i = 1, 2, \dots, r$.

重构参数 t_i 具有以下特点:

1) 由式(8)可知, t_i 与采样信号的方差 Var_i 正相关, 即与信号的可靠程度正相关。

2) 式(9)反映了信源之间的相对可靠程度。

由重构参数的特点可以发现, 以重构参数为指数的幂函数, 能够满足上文所述的重构原则中关于变化趋势的要求。

同时, 为了增加证据重构的可调性, 定义

$$t = \sqrt[u]{t_i}, \quad (10)$$

其中根指数 u 作为可调参数. 根据重构原则(4), u 应满足 $u \geq 1$ 。

为满足所有重构原则要求, 进一步规范重构函数形式, 形成如下的幂函数:

$$m_i^* = \frac{1}{2}(2m_i)^t. \quad (11)$$

为分析 u 对重构过程的影响, 对 u 取不同值时函数随信度函数值 m_i 和重构参数 t_i 变化情况进行了比较. 本文以 u 分别取1, 2, 4, 8为例, 展示了幂函数(11)随 u 的变化:

图7显示了幂函数(11)具有如下特点:

1) 重构参数 t_i 小时, 重构的信度值 m_i^* 接近于0.5; t_i 大时, m_i^* 接近于原始信度值 m_i ;

2) 可调参数 u 越大, m_i^* 越接近于 m_i 。

对于特点2), 在 t_i 较大($t_i > 1/r$)时是需要的; 但是, 在 t_i 较小($t_i \approx 0$)时, 特点2)是不需要的, 此时应有 $m_i^* \approx 0.5$ 。

因此, 幂函数(11)即可作为证据重构函数. 其中, 可调参数 u 的选取要根据实际情况的状态数、融合信息数、传感器灵敏度等加以具体确定。

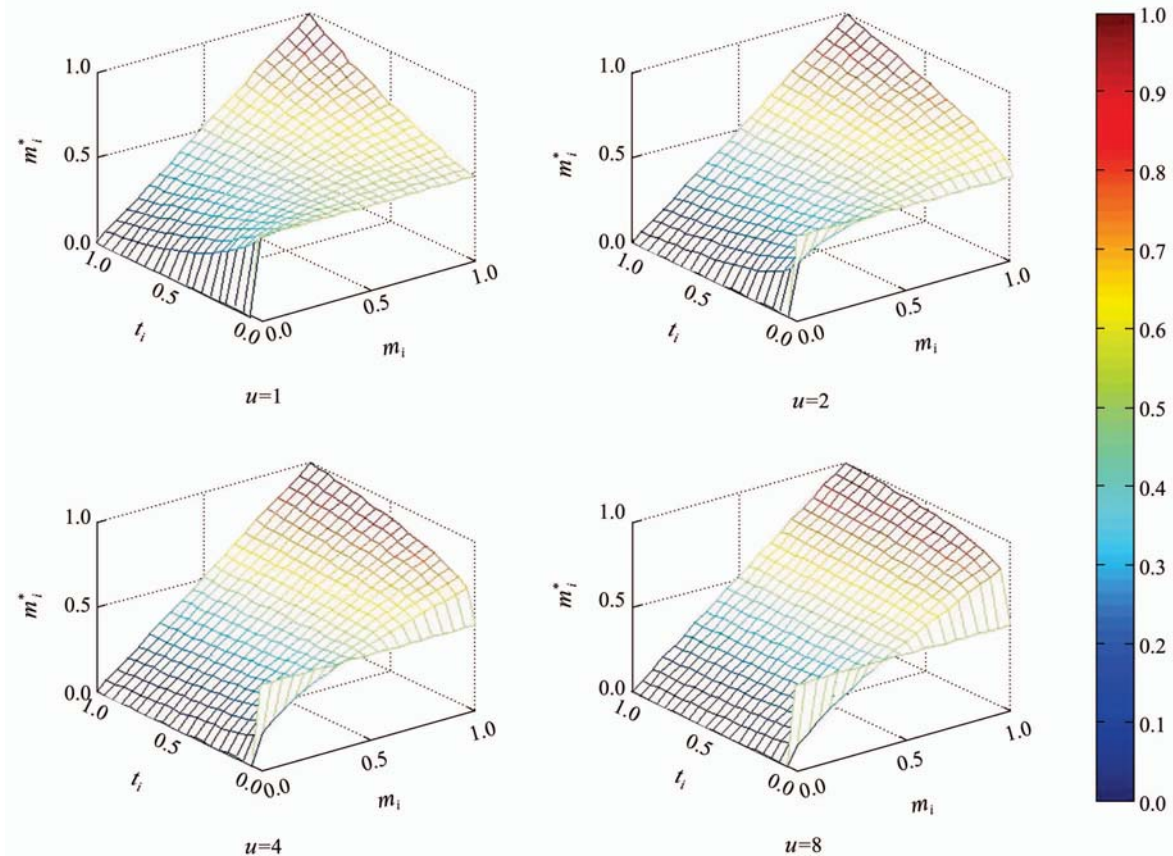


图7 u 对幂函数的影响

Fig. 7 Effect of u to the power function

6 实验结果(Experiment result)

将以上证据重构方法应用到隔振器振动发散故障诊断中. 经过分析和实验, 对于本文所述的隔振器振动发散故障诊断系统, 可调参数取 $u = 4$.

为便于比较, 仍以图4~6所示断路情况为例.

图8为对于上文提到的容错性问题, 经过证据重构后的诊断信度曲线, 为了作比较, 前3条曲线分别显示了由单一传感器计算得出的重构信度值随时间变化的情况, 最下面的曲线表示了对3个传感器的重构信度值进行融合后的信度值.

图9为将实时采集存储的基础加速度信号导入相应通道后, 对数据进行回放并采用证据重构方法的诊断信度曲线, 曲线布局与图8相同.

通过对图4, 图8, 图9进行比较, 可以发现:

- 1) 除断路信号外, 其余信号对故障的诊断基本不受证据重构的影响;
- 2) 经过证据重构, 对振动发散故障的融合诊断, 不受断路的影响;
- 3) 证据重构方法不影响对无断路情况的正常诊断.

因此, 证据重构能够在发生断路的情况下有效

诊断振动发散故障, 增加了诊断系统的容错性.

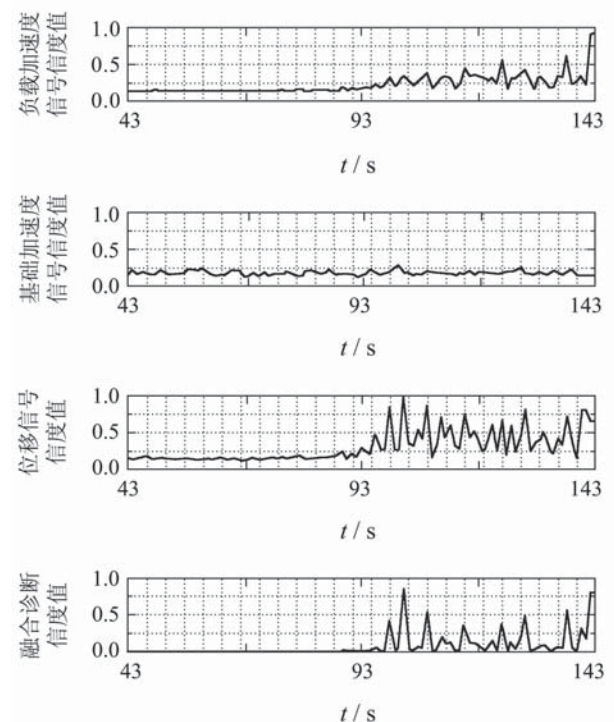


图8 对断路情况采用证据重构的诊断信度曲线
Fig. 8 BPA curves during diagnosis using evidence reconstruction with signal disconnection

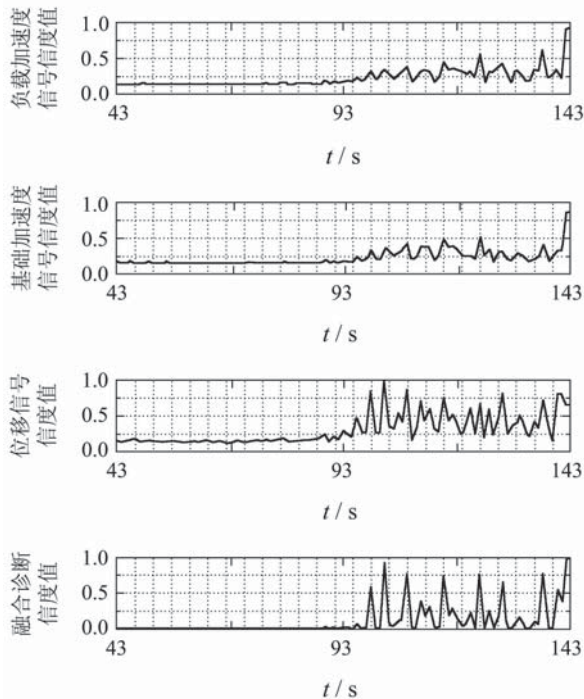


图9 对信息正常情况采用证据重构的诊断信度曲线

Fig. 9 BPA curves during diagnosis using evidence reconstruction with normal signals

7 结论与展望(Conclusion and prospect)

在基于证据理论对振动发散故障进行融合诊断过程中, 本文针对由信息断路引起的诊断系统的容错性问题, 对断路情况下的信息特征进行了分析, 确定了根据方差推导信息可靠程度, 对待融合证据进行重构的容错性解决方法. 通过理论分析, 确定了反映融合信息可靠程度的重构参数, 提出了幂函数形式的重构函数的表达式, 并在隔振器硬件实验平台上对证据重构后的融合效果进行验证. 实验结果表明, 该证据重构方法能够有效解决由断路引起的容错性问题.

在后续研究中, 笔者将根据融合诊断过程中的其他容错性问题, 对本文提出的证据重构思想加以改进和完善, 扩大该方法的适用范围; 同时, 还将对证据重构以外的其他容错性方法开展相关研究.

参考文献(References):

- [1] FAN X F, ZUO M J. Fault diagnosis of machines based on D-S evidence theory, part 2: application of the improved D-S evidence theory in gearbox fault diagnosis[J]. *Pattern Recognition Letters*, 2006, 27(5): 377 – 385.
- [2] YANG B S, KIM K J. Application of Dempster-Shafer theory in fault diagnosis of induction motors using vibration and current signals[J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2006, 20(2): 403 – 420.

- [3] YU L J, CLEARY D, OSBORN M, et al. Information fusion strategy for aircraft engine health management[C] // *Proceedings of the ASME Turbo Expo: Power for Land, Sea and Air*. Montreal: ASME, 2007: 531 – 538.
- [4] BASIR O, YUAN X H. Engine fault diagnosis based on multi-sensor information fusion using Dempster-Shafer evidence theory[J]. *Information Fusion*, 2007, 8(4): 379 – 386.
- [5] LI H, BAO Y Q, OU J P. Structural damage identification based on integration of information fusion and Shannon entropy[J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2008, 22(6): 1427 – 1440.
- [6] CLOUQUEUR T, SALUJA K K, RAMANATHAN P. Fault tolerance in collaborative sensor networks for target detection[J]. *IEEE Transaction on Computers*, 2004, 53(3): 320 – 333.
- [7] SUN S L, DENG Z L. Multi-sensor optimal information fusion Kalman filter[J]. *Automatica*, 2004, 40(6): 1017 – 1023.
- [8] 曹政才, 付宜利, 王树国, 等. 机器人敏感皮肤多传感器数据融合[J]. 哈尔滨工业大学学报, 2005, 37(8): 1019 – 1021, 1062. (CAO Zhengcai, FU Yili, WANG Shuguo, et al. Multi-sensor data fusion of the robotics sensitive skin[J]. *Journal of Harbin Institute of Technology*, 2005, 37(8): 1019 – 1021, 1062.)
- [9] 陈建勇, 王树宗. 模糊超球神经网络辅助组合导航控制算法[J]. 航天控制, 2006, 24(2): 17 – 21. (CHEN Jianyong, WANG Shuzong. A integrated navigation fusion algorithm assisted by fuzzy hypersphere neural network[J]. *Aerospace Control*, 2006, 24(2): 17 – 21.)
- [10] 李学军, 李萍, 褚福磊. 基于相关函数的多振动信号数据融合方法[J]. 振动、测试与诊断, 2009, 29(2): 179 – 183, 242. (LI Xuejun, LI Ping, CHU Fulei. Data fusion of multi-sensor vibration signal using correlation function[J]. *Journal of Vibration, Measurement and Diagnosis*, 2009, 29(2): 179 – 183, 242.)
- [11] ZHANG Y M, JIANG J. Bibliographical review on reconfigurable fault-tolerant control systems[J]. *Annual Reviews in Control*, 2008, 32(2): 229 – 252.
- [12] LI B H, ZHU Y M, LI X R. Fault-tolerant interval estimation fusion by Dempster-Shafer theory[C] // *Proceedings of the 5th International Conference on Information Fusion*. Annapolis: ISIF, 2002: 1605 – 1613.
- [13] SHAFER G. *A Mathematical Theory of Evidence*[M]. Princeton: Princeton University Press, 1976.
- [14] 梁青, 段小帅, 倪向贵, 等. 磁悬浮隔振器动态电磁力实验与建模[J]. 实验力学, 2009, 24(3): 228 – 232. (LIANG Qing, DUAN Xiaoshuai, NI Xiangui, et al. Experiment and modeling about the dynamic electromagnetic force of a magnetic suspension isolator[J]. *Journal of Experimental Mechanics*, 2009, 24(3): 228 – 232.)

作者简介:

梁伟光 (1982—), 男, 博士研究生, 目前研究方向为信息融合、证据理论、故障诊断, E-mail: lwg@mail.ustc.edu.cn;

王永 (1962—), 男, 教授, 博士生导师, 目前研究方向为振动控制、运动体控制、信息融合, E-mail: yongwang@mail.ustc.edu.cn;

匡衡 (1988—), 男, 本科, 目前研究方向为纠偏检测、智能仪器, E-mail: kuhn@mail.ustc.edu.cn;

周建亮 (1963—), 男, 研究员, 博士生导师, 研究方向为航天测控、虚拟现实、信息融合, E-mail: jlzhou@ustc.edu.cn.