

基于证据理论的航天器异常状态融合监测方法

梁伟光^{1,2}, 王永¹, 朱光明², 周建亮^{1,2}

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

摘要: 利用多传感器数据对在轨航天器的状态进行监测时,多源信息具有的不确定性会导致通道间判定的不一致,目前工程上主要采用依靠专家经验进一步分析的方法,人工干预增加了判定结果的主观性,导致监测效率不高。本文针对此类问题提出了一种基于证据理论的融合方法,用以实现自动监测。设计了6种监测异常状态的信度函数,通过比较分析,最终选定根式函数,并根据数据特点进行了分段改进;结合工程需求介绍了参数设定原则。用此方法处理在轨航天器下传的多传感器数据,监测结果与现有人工判定结果相符,融合监测方法的有效性得以验证。

关键词: 证据理论; 信度函数; 信息融合; 在轨航天器; 异常状况监测

中图分类号: TP277, TP181, V557+.2 **文献标识码:** A **文章编号:** 1000-1328(2011)12-2537-08

DOI: 10.3873/j.issn.1000-1328.2011.12.011

Anomaly State Monitoring for Spacecraft Based on Evidence Theory

LIANG Wei-guang^{1,2}, WANG Yong¹, ZHU Guang-ming², ZHOU Jian-liang^{1,2}

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

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

Abstract: During state monitoring for in-orbit spacecraft using multi-sensor data, uncertainty in multi-source information can cause inconsistent decisions among channels. The common engineering technical method to this problem is further analysed according to artificial expert expertise, which can add subjectivity to the decision result and cause low efficiency of monitoring. To realize automatic monitoring, a fusion method based on evidence theory is proposed for the monitoring problem. Six kinds of confidence function for anomaly state monitoring are designed. By comparison, the radical function is suitable. Improvement on subsection is made according to the data characteristics. Considering the engineering requirements, principles setting adjustable parameters are introduced. This method is applied to deal with the downloaded multi-sensor data from in-orbit spacecraft. Monitoring result is consistent with the artificial conclusion. The effectiveness of this fusion monitoring method is verified.

Key words: Evidence theory; Confidence function; Information fusion; In-orbit spacecraft; Anomaly state monitoring

0 引言

对于在轨航天器,地面管理系统可以根据航天器上所装传感器的测量值了解航天器的在轨运行状态^[1]。航天器上通常装有多种类型的传感器,可以利用信息融合方法加以处理,以获取更加有用的信息^[2],进行状态判定。

信息融合方法在航天器管理方面已有相应的研究与应用。邓晓彬等^[3]提出了一种引入信息融合和多 Agent 技术的新型航天器能源管理系统故障诊断方法;姜连祥等^[4]对国内外航天器自主故障诊断技术作了总结归纳,指出信息融合技术在航天器故障诊断方面具有广泛应用前景。在航天器状态监测的应用方面,目前主要采用的信息融合方法是对可

能出现的值或范围进行组合搭配,构建相应的模式,通过对测量结果进行模式匹配实现监测^[5-6]。该方法在处理确定问题时具有一定的优势,但是对难以界定的不确定问题,处理效果并不理想。对于此类问题,通常需借助人工经验作进一步分析。这样做尽管可以处理不确定问题,但增加了判定结果的主观因素,且降低了监测效率,监测方法的自动化程度有待进一步提高。

为了有效解决上述不确定性信息的融合问题,可以采用基于证据理论的融合方法。

证据理论作为一种不确定性理论,在利用多源信息融合进行故障诊断、目标识别等方面已有广泛的研究与应用^[7-10]。

在基于证据理论的航天器状态监测方面,目前尚未见针对性的研究。但是状态监测往往是故障诊断的基础环节,而且状态监测与故障诊断对多源信息的融合处理方法相似,区别主要在于决策判定过程,因此状态监测可以借鉴故障诊断的相关技术。

在基于证据理论的航天器故障诊断方面,隆莹^[11]研究了利用证据理论进行航天器结构系统早期故障智能诊断的问题,但其中的信度值没有介绍赋值过程而直接给出;汪广洪等^[12]提出了将 BP 神经网络和证据理论结合应用进行故障诊断的模型,具体过程尚有待进一步实现,且神经网络的引入增加了系统的复杂性,数据的处理过程不够直观。

在利用证据理论进行信息融合过程中,构建合适的信度函数以反映多源信息中的不确定性是一项关键问题。因受到系统结构、数据形式、经验等多方面因素的影响,且要保证良好的融合效果,信度函数的构建过程具有一定的难度。

本文针对在轨航天器异常状态监测需求,设计了一种基于证据理论的融合方法。根据多传感器数据特点,对信度函数的构建过程进行了分析与讨论。工程应用实例验证了此融合监测方法的有效性。

1 问题的提出

航天器在轨运行期间的许多状态是通过装在上方的传感器的测量数据加以反映,地面测控中心对下传的数据进行分析,可以及时了解航天器的在轨运行状态。

以某航天器为例,其上装有一系列搭配工作的传

感器,当相对应的两组传感器测量数值相近时,表示相应的协同工作的设备状态正常;否则,则可判定为异常状态,应引起注意,必要时需展开进一步分析。

本文研究的是根据三对不同类型传感器 S_1, S_2, S_3 的测量差值对航天器进行状态监测的过程。每对相同类型传感器的测量值分别表示为: $s_{1,1}, s_{1,2}; s_{2,1}, s_{2,2}; s_{3,1}, s_{3,2}$ 。对应的差值为: $d_1 = |s_{1,1} - s_{1,2}|, d_2 = |s_{2,1} - s_{2,2}|, d_3 = |s_{3,1} - s_{3,2}|$ 。差值阈值 $d_0 > 0$ 。

状态正常时, $d_n < d_0, n = 1, 2, 3$; 出现异常状态时,应有 $d_n \geq d_0, n = 1, 2, 3$ 。

图 1 为某时段三对传感器测量值的差值曲线。图中横坐标是星上时间的映射值,与星上时间呈正相关。设置差值阈值 $d_0 = 15$ 。如直接根据差值阈值进行监测,则通道之间会出现相互矛盾的不一致判定结果,如图 1 中“时间映射”区间为 $[30, 45], [65, 75]$ 等情况,根据部分传感器可判为异常,根据其它传感器则判为正常。这种不一致的判定结果难以直接用于进一步融合,需进行必要的分析与处理。

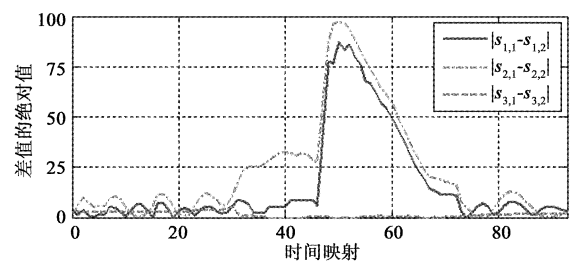


图 1 传感器数据差值的绝对值曲线

Fig. 1 Absolute value curves of differences of sensors data

以上判定的不一致由多源信息的不确定造成:

(1) 状态特征不明显。

(2) 仅凭差值阈值判定的方法过于简单,测量值在差值阈值附近变化时,判定结果变动较大。

(3) 难以描述真实状态。

对于上述问题,处理不确定性信息的证据理论成为一种合适的选择。

2 基于证据理论的信息融合

2.1 证据理论基础

证据理论是一种不确定性推理方法,通过对不确定信息进行证据的表达与组合,进行判断决策。

证据理论的思想由 Dempster 于 1967 年提出,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,其中的各元素相互独立。 Θ 的所有子集构成 Θ 的幂集,记作 $\Omega(\Theta)$ 。存在函数 $m:\Omega(\Theta) \rightarrow [0,1]$,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 为信度函数,函数值称为信度值。 $m(A)$ 是一种信任程度,表示命题 A 出现的证据。信度值越大,信任程度越高。

在利用多源信息构建相应信度函数的基础上,通过证据理论组合规则,可以推理出更加客观有效的决策结果,实现多源信息融合。

设 m_1 和 m_2 是同一识别框架 Θ 下的两个信度函数,描述冲突的证据冲突度定义为:

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

Dempster 组合规则^[13]是证据理论中最基本、最常用的组合规则:

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

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 融合实现

针对第 1 节提出的问题,首先需要根据传感器测量值建立信度函数。对于传感器所能识别的目标,建立识别框架: $\Omega = \{\text{异常}, \text{正常}\}$ 。

本问题中,根据传感器测量值,一定能够对航天器的在轨状态有所判断,即不会出现对状态完全无知的情况,故: $m(\Theta) = m(\{\text{异常}, \text{正常}\}) = 0$ 。

因此,只需对正常或异常状态的信度函数进行构造即可。为了直观体现异常监测过程,对异常状态的信度函数 $m(\{\text{异常}\})$ 进行了构建。相应的正常状态信度函数:

$$m(\{\text{正常}\}) = 1 - m(\{\text{异常}\}) \quad (3)$$

在构建对异常状态的信度函数基础上,利用式(2)的组合规则对各信息源的信度函数进行融合。融合后的信度函数表明了对异常状态的总体信任程度,可直接用于监测结果判定:当信度值高于信度阈值 m_0 时,判断航天器处于相应的异常状态;反之,判为正常状态。本问题的识别框架有两个元素,因此设定信度阈值 $m_0 = 0.5$ 。

3 信度函数的设计

3.1 函数的选取

第 1 节的问题中,传感器差值绝对值与对异常状态的信度值呈正相关,故所构建的对异常状态的信度函数 $m(\{\text{异常}\})$ 应为差值绝对值的增函数。

考虑到传感器测量值与状态的关系,结合数据特征、监测经验等,构造了 6 种不同类型的增函数作为信度函数的候选,分别为线性函数、正弦函数、反正切函数、幂函数、对数函数、根数函数。

为了比较信度不确定表示和融合监测效果,随机选取 56 组状态已经明确的数据用于实验分析,其中 48 组状态始终正常,8 组有异常片段,共有 10 处异常状态区间。

我们从不同方面对 6 种信度函数进行了比较,结果如表 1 所示。其中, x 是传感器差值的绝对值, $[0, X]$ 是函数的定义域, n 为可调指数参数。正常判为异常,称为虚判;异常判为正常,称为漏判。

表 1 信度函数比较

Table 1 Comparison of belief functions

函数类型	函数式	凹凸性	单通道虚判区间数	单通道漏判区间数	单通道不确定表示	融合后不确定表示
线性函数	$\frac{x}{X}$	线性	3	11	较好	差
正弦函数	$\sin\left(\frac{\pi x}{2X}\right)$	凸	3	10	较好	较好
反正切函数	$\arctan\left(\frac{x}{X} \tan 1\right)$	凸	3	10	较好	一般
幂函数	$\left(\frac{x}{X}\right)^n$	凹	0	20	差	差
对数函数	$\frac{\ln(x+1)}{\ln(X+1)}$	凸	23	13	好	一般
根式函数	$\sqrt[n]{\frac{x}{X}}$	凸	7	9	好	好

基于证据理论的融合过程能够对单通道的不一致判定进行处理,得到融合结果。因此,融合前的信度应随着数值变化表示一定的不确定性,以使融合后的结果更加准确地进行状态监测。

在此,我们分别选取三个有代表性的数据片段:通道间不一致严重(图 1)、状态出现明显异常(图 2)、状态保持正常(图 3),列举了 6 种函数计算所得信度曲线融合结果(图 4-6)。

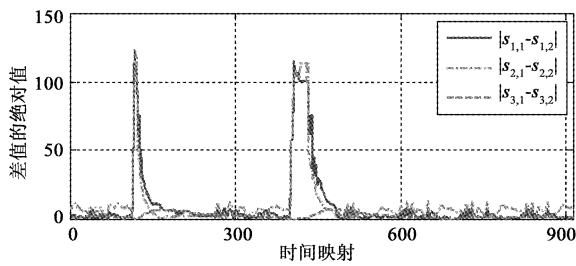


图 2 状态出现异常时传感器数据差值的绝对值曲线

Fig. 2 Absolute value curves of differences of sensors data when abnormal status appears

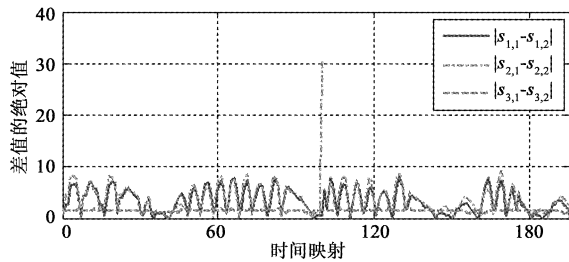


图 3 状态保持正常时传感器数据差值的绝对值曲线

Fig. 3 Absolute value curves of differences of sensors data when status keeps normal

利用融合结果评估各信度函数的不确定表示,主要观察信度值对状态,尤其是异常状态的敏感程度,即异常状态时信度值高,正常状态时信度值低。从图 4-6 中可以发现:根式函数效果最好,基本能够实现异常状态的监测;正弦函数效果较好,虽未能准确监测到异常,但生成了较高信度值;反正切函数和对数函数效果相对差一些,对故障的产生具有敏感性,但生成的信度值较小,无法直接用于监测;线性函数和幂函数效果都很差,融合信度通常较小,易对异常状态产生漏判,不适用于监测。

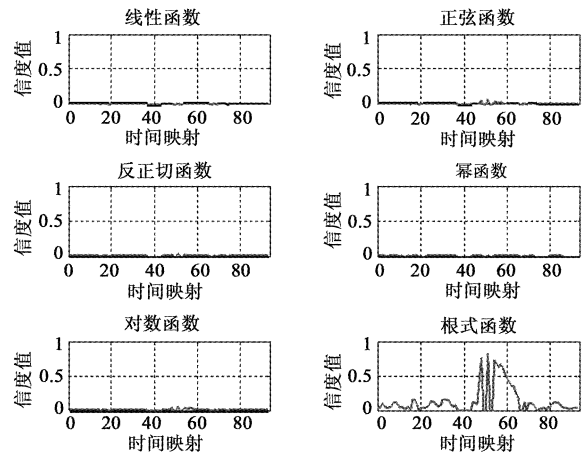


图 4 6 种函数计算图 1 的融合结果

Fig. 4 Fusion results of Fig. 1 calculated by 6 functions

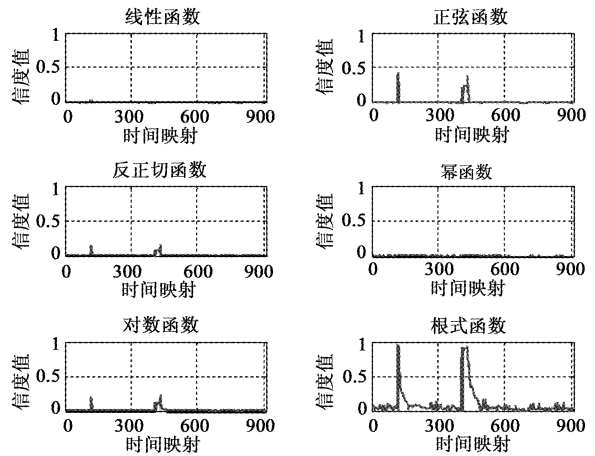


图 5 6 种函数计算图 2 的融合结果

Fig. 5 Fusion results of Fig. 2 calculated by 6 functions

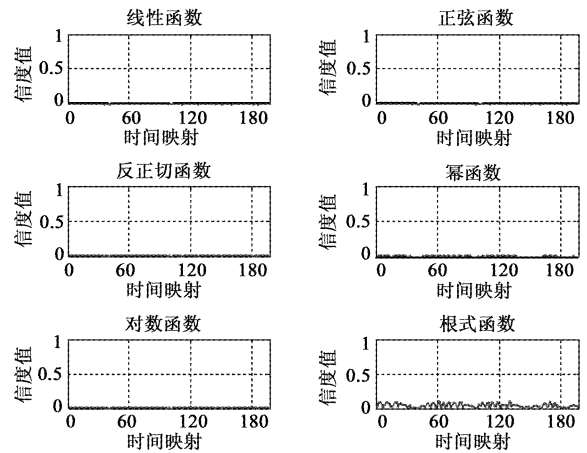


图 6 6 种函数计算图 3 的融合结果

Fig. 6 Fusion results of Fig. 3 calculated by 6 functions

对于其它数据的分析结果与此相似,总结结论如表 1 最后两列所示。

尽管漏判和虚判都是错误的判定结果,但是在基于证据理论的融合过程中应区别对待:部分通道的虚判经过融合可以在结果中消除;漏判信度则往往会通过组合规则对其它通道产生影响,造成融合结果中的漏判。而且在工程中,漏判的影响也比虚判大。因此,相比较而言,虚判可以有所容许,漏判应尽量避免。

综上所述,本文选取监测效果较好的根式函数作为信度函数的主要部分。

3.2 信度函数的分段设计

实际监测过程中偶尔会出现相对应传感器差别过大的“超限”情况,也需判定为异常状态。如将“超限”范围一并考虑至根数信度函数的处理范围之内,则会使数据主要出现的区间在根式函数定义域中所占比例较小,分布过于集中;而且需要通过降低主要区间的信度值或增加信度对数值变化的敏感程度以保证对整体不确定性的良好体现,这些都会对监测结果产生不利影响。

于是,可采用分段函数的形式对数据集中程度不同的区域加以区别处理:

(1) 数据相对集中的区域采用根式函数。

(2) “超限”区域因数据稀疏且整体赋值较高,可采用简单直观且便于调节的线性函数。

最终,形成的如下形式的分段信度函数:

$$m(\{\text{异常}\}) = f(x) = \begin{cases} w \sqrt[n]{\frac{x}{x_0}}, & x \in [0, x_0] \\ 1 - \frac{(1-w)(X_0-x)}{X_0-x_0}, & x \in (x_0, X_0] \end{cases} \quad (4)$$

其中, x 是传感器差值的绝对值, $[0, x_0]$ 是 x 取值密集的区域, X_0 是 x 可能出现的最大值, $w \in (0, 1)$ 是总体系数, $n > 1$ 为根指数。

信度函数曲线如图 7 所示。定义在 $[0, x_0]$ 区间的根式函数为信度值的主要分布区域,定义在 $(x_0, X_0]$ 区间的线性函数针对“超限”情况所设计。

3.3 参数设定原则

通过调节 w, n, x_0, X_0 四个参数,可以实现对传

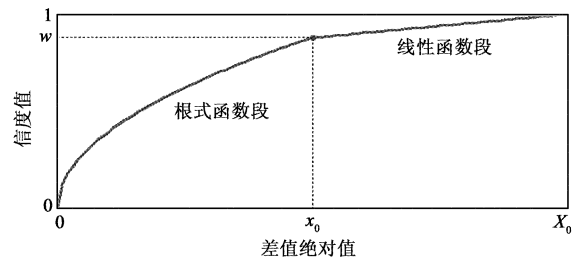


图 7 信度函数曲线

Fig. 7 Belief function curve

感器参数值所反映不确定信息的有效表示。

各参数对信度值的意义和影响为:

(1) w 是对 $x \in [0, x_0]$ 所算得的信度值进行的加权,同时使得 $x \in (x_0, X_0]$ 时的信度值在 $(w, 1]$ 内,从而保证差值较大时的信度很高。 w 过小易出现漏判, w 过大易造成虚判。

(2) n 用来调节函数曲线的曲率,对差值比较集中的中间信度区域影响较大。 n 过小易出现漏判, n 过大易造成虚判。

(3) x_0 是差值疏密的界定值。 x_0 过小易出现虚判, x_0 过大易出现漏判。

(4) X_0 需覆盖数值能取到的最大值。因 $(x_0, X_0]$ 对应的信度值均比较高,故 X_0 对监测结果的影响不大。

其中,对监测结果影响较大的为 w 和 n (图 8)。

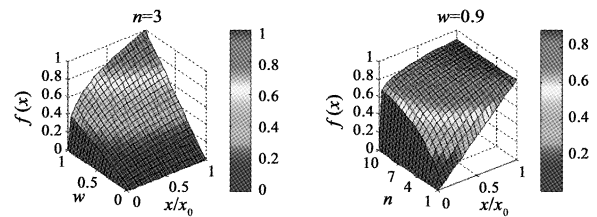


图 8 参数 w 和 n 对根式函数段信度函数的影响

Fig. 8 Effect of parameter w and n to the radical function section of belief function

通过多次分析与实验,我们总结了以下经验性的参数选取原则:

(1) w 和 n 需综合考虑对监测结果的影响,协调设定,取值原则为:① $w \geq 0.8$;② $n \leq 8$;③ 差值阈值处的信度值 $f(d_0) \in [0.6, 0.7]$ 。

(2) x_0 和 X_0 需根据数据分布情况和经验值进行赋值,原则为:① x_0 的取值应满足分布于 $[0, x_0]$ 的数据占总数据的 90% 以上;② X_0 需大于数据最

大值 x_{\max} , 以避免出现信度 $f(x) = 1$ 导致融合后的虚判; 一般应满足 $X_0 \in (x_{\max}, 1.5x_{\max})$ 。

4 应用实例

对于某航天器在轨运行期间下传的传感器数据, 采用本文的融合方法进行了监测处理。

结合上述原则, 综合考虑数据特点和工程需求, 参数取值为: $w = 0.9, n = 3, x_0 = 50, X_0 = 200$ 。

4.1 有代表性的处理结果

4.1.1 对不一致判定的处理

图 9 和图 10 是对图 1 所示情况的处理结果:

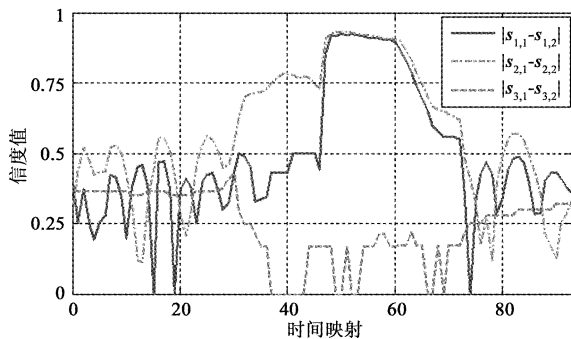


图 9 图 1 的信度值曲线

Fig. 9 Belief value curves of Fig. 1

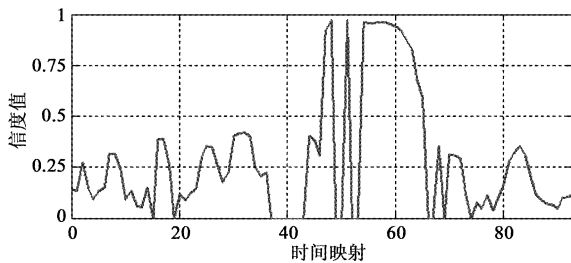


图 10 图 1 的融合结果

Fig. 10 Fusion result of Fig. 1

图 9 中三种传感器的信度函数值仍有较大差别, 经过融合后(图 10)则可以给出相对确定的判定: 时间映射为 47 时疑似异常; 时间映射为 54 时特征明显, 可判为异常; 时间映射为 65 后恢复正常。

4.1.2 对异常状态的监测

图 2 中, 从映射为 116 和 405 的时刻开始, 相应传感器测量值的差值分别有所增加, 出现异常征兆。所构建的信度函数(图 11)和融合结果(图 12)均能有效地监测到异常, 直至异常消失, 恢复正常。

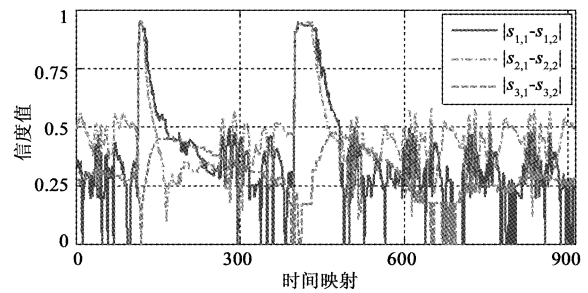


图 11 图 2 的信度值曲线

Fig. 11 Belief value curves of Fig. 2

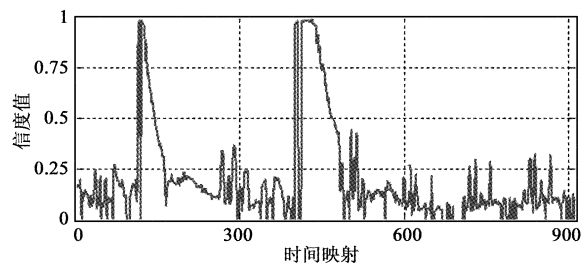


图 12 图 2 的融合结果

Fig. 12 Fusion result of Fig. 2

4.1.3 对正常状态的监测

图 3 是一段状态保持正常时的传感器测量值的差值。采用本方法所得信度值相对较低(图 13), 融合后可将此段判为正常(图 14)。其中, 时间映射为 100 处部分传感器差值和信度值过大的虚判问题得以有效避免。

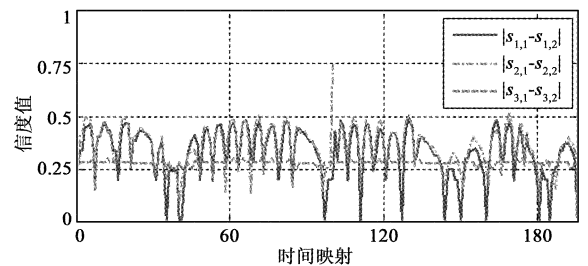


图 13 图 3 的信度值曲线

Fig. 13 Belief value curves of Fig. 3

4.2 参数的影响

我们还验证了参数 w 和 n 对融合结果的影响。

图 15 是对 4.1.1 节监测过程中参数 w 的值进行了更改(其它值保持不变)。图 16 是对 4.1.1 节监测过程中参数 n 的值进行了更改(其它值保持不变)。

结合图 10 可以发现, 信度值分别会随着 w 和 n 的增加而增加。结合 3.3 节的设定原则可以得出:

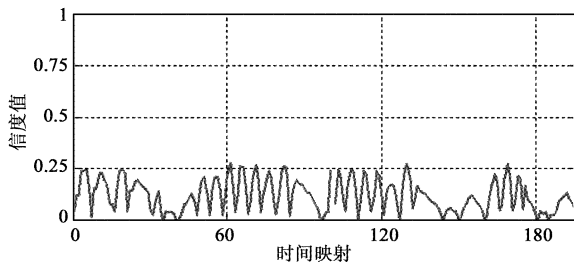


图 14 图 3 的融合结果
Fig. 14 Fusion result of Fig. 3

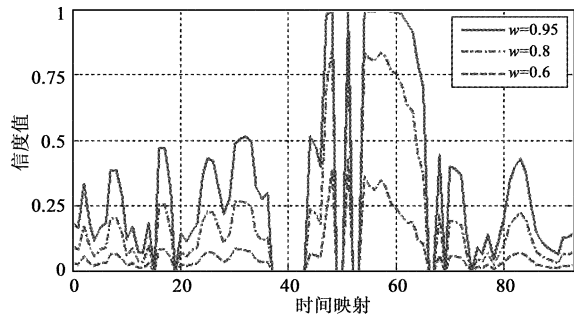


图 15 参数 w 对图 1 融合结果的影响
Fig. 15 Effect of parameter w to the fusion result of Fig. 1

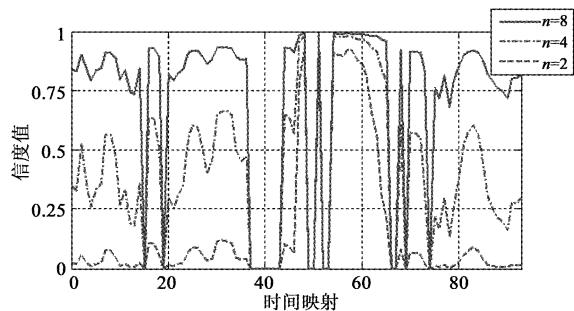


图 16 参数 n 对图 1 融合结果的影响
Fig. 16 Effect of parameter n to the fusion result of Fig. 1

(1) 异常状态时, 信度值应较高, w 和 n 的值过小导致信度值低于信度阈值, 会产生漏判。

(2) 正常状态时, 信度值应较小, w 和 n 的值过大导致信度值高于信度阈值, 会产生虚判。

(3) 对于信度值在信度阈值附近的“疑似异常”状态, w 和 n 的取值对状态判断的准确性影响较大。

至于参数具体如何取值, 还需要根据工程需求进行调节。

4.3 监测效果

以上监测结果与事后专家分析所得结论相符合, 说明了该融合方法对上文所述的异常状态能够实施监测。

将本文的方法应用于 3.1 节所提的 56 组数据, 对融合监测的定量分析结果为: 虚判率 = 5.07%, 漏判率 = 7.22%。判断错误的比率不高, 该融合方法对异常状态进行监测的有效性得以验证。

5 结论

本文针对在轨航天器异常状况监测中存在的 uncertainty 问题, 提出了一种基于证据理论的融合监测方法。通过对 6 种函数进行分析比较, 选取了根式函数作为信度函数。根据数据特点, 对信度函数进行了分段改进设计。结合需求与经验, 介绍了参数设定原则。对工程数据的监测结果, 验证了该方法能够有效处理具有不确定性的多源信息的融合过程, 保证判定结果的准确性, 减少人工干预, 提高了系统的自主监测水平。

本文的融合监测方法与航天工程相结合。针对不同的工程背景与需求, 该方法可以在框架构建、函数选取、参数设置、融合决策等方面加以拓展, 具有一定的通用性。

本文方法的参数设定原则较笼统, 工程针对性较强, 需要考虑的因素多而繁琐。下一步, 我们将在方法的可操作性、可推广性方面开展后续研究。

参 考 文 献

- [1] 于志坚. 航天测控系统工程[M]. 北京: 国防工业出版社, 2008: 91-92.
- [2] Raol J R, Multi-sensor data fusion with Matlab[M]. New York: CRC Press, 2009.
- [3] 邓晓彬, 谭小野, 万成安. 信息融合与多 Agent 技术在航天器能源管理系统在轨故障诊断中的应用[J]. 计算机测量与控制, 2009, 17(1): 22-24, 27. [Deng Xiao-bin, Tan Xiao-ye, Wan Cheng-an. Application of information fusion technology and multiple agent technology in the on-orbit fault diagnosis of the spacecraft power management system[J]. Computer Measurement & Control, 2009, 17(1): 22-24, 27.]
- [4] 姜连祥, 李华旺, 杨根庆, 等. 航天器自主故障诊断技术研究进展[J]. 宇航学报, 2009, 30(4): 1320-1326. [Jiang Lian-xiang, Li Hua-wang, Yang Gen-qing, et al. A survey of spacecraft autonomous fault diagnosis research[J]. Journal of Astronautics, 2009, 30(4): 1320-1326.]
- [5] 杨天社, 杨萍, 董小社, 等. 航天器故障状态诊断和上行数据验证方法[J]. 计算机测量与控制, 2008, 16(8): 1057-1058, 1061. [Yang Tian-she, Yang Ping, Dong Xiao-she, et al.

- Method to diagnose fault status and to verify up-link data of satellite[J]. *Computer Measurement & Control*, 2008, 16(8): 1057 – 1058, 1061.]
- [6] 张晓洁, 赵海涛, 苗强, 等. 基于动态故障树的卫星系统可靠性分析[J]. *宇航学报*, 2009, 30(3): 1249 – 1254. [Zhang Xiao-jie, Zhao Hai-tao, Miao Qiang, et al. Reliability analysis of satellite system based on dynamic fault tree [J]. *Journal of Astronautics*, 2009, 30(3): 1249 – 1254.]
- [7] 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.
- [8] Oukhellou L, Debiolles A, Denoeux T, et al. Fault diagnosis in railway track circuits using dempster-shafer classifier fusion [J]. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 2010, 23(1): 117 – 128.
- [9] Lopez I, Sarigul – Klijin N. A review of uncertainty in flight vehicle structural damage monitoring, diagnosis and control; challenges and opportunities [J]. *Progress in Aerospace Sciences*, 2010, 46(7): 247 – 273.
- [10] Wang Y, Liang W G, Kuang H, et al. Research and realization of sensor fault-tolerance of fusion diagnosis system using evidence redistribution [C]. *The 13th International Conference on Information Fusion*, Edinburgh, UK, July 26 – 29, 2010.
- [11] 隆莹. 基于信息融合的多 Agent 故障诊断系统及在航天器上的应用 [D]. 西安: 西北工业大学, 2005. [Long Ying. Multi-agent fault diagnosis system based on information fusion and the application on aircraft [D]. Xi'an: Northwestern Polytechnical University, 2005.]
- [12] 汪广洪, 陈险峰. 基于 BP 神经网络和 DS 证据理论的航天器故障诊断方法 [J]. *遥测遥控*, 2009, 30(6): 52 – 55. [Wang Guang-hong, Chen Xian-feng. Method of spacecraft fault diagnosis based on BP neural network and DS evidence theory [J]. *Journal of Telemetry, Tracking and Command*, 2009, 30(6): 52 – 55.]
- [13] Shafer G. *A mathematical theory of evidence* [M]. Princeton, New Jersey: Princeton University Press, 1976.
- 作者简介: 梁伟光 (1982 -), 男, 博士生, 研究方向为信息融合, 证据理论, 故障诊断, 航天测控。
通信地址: 安徽省合肥市四号信箱 8 号楼 409 (230027)
电话: (0551) 3603047
E-mail: lwg@mail.ustc.edu.cn

(编辑: 余 未)