

# 多信息融合技术及在无损检测中的应用

陈艳琴\* 罗大庸

(中南大学信息工程学院 长沙 410075)

**【摘要】**研究了基于D-S证据理论的多传感器决策层信息融合的实现方法和算法,探讨了将Dempster联合规则推广到多源信息时取消中间联合过程的归一化计算问题,推导出了改进算式。应用于无损检测,用超声波等三种传感器对一铸件进行无损检测仿真实验,结果证明能够提高检测速度与检测精度。

**关键词** 信息融合; 证据理论; 可信度分配; 无损检测

中图分类号 TP391.9 文献标识码 A

## Information Fusion Technology and Its Application to Nondestructive Testing

Cheng Yanqin Luo Dayong

(College of Information and Engineering, Central South University Changsha 410075)

**Abstract** In this paper, the method and algorithm of multi-sensor decision-making level based on D-S evidence theory are researched in the light of basic theory knowledge of the multi-sensor information fusion, and the detailed formulations are reasoned without middle normalizing unity calculation with extending Dempster rule to multi-source information, which can reduce the calculation quantity. When this method is used to the nondestructive testing experiment that three kinds of sensors detects a casting, the result has proved this improved algorithm can improve detection precision and speed.

**Key words** information fusion; evidence theory; belief assignment; nondestructive testing

无损检测技术现已广泛应用于产品质量及设备使用与维护过程中的安全检测等方面,随着现代设备的日趋复杂化、自动化和连续化,对无损检测的可靠性、准确性要求更高。无损检测方法有超声、射线、磁粉、渗透、涡流以及声发检测等,每种方法都有其优缺点和适用范围,使用单一的检测方法所获得的信息是不全面的,达不到检测要求,因此,在无损检测中引进多传感器信息融合技术是很有必要的。

本文提出的基于改进D-S证据理论的决策层信息融合不仅不需要先验概率和条件概率的确切值,而且较传统D-S证据理论信息融合减少了计算量,该方法推理简单速度快,准确性高。

### 1 多传感器决策层信息融合

多传感器信息融合是将多个传感器或多源信息进行综合处理,得出更可靠、准确的结论。充分地利用多个传感器资源,将空间和时间上的互补与冗余信息依据某种优化准则组合起来,产生对观测环境的一致性解释和描述。多传感器信息融合过程分为数据层、特征层和决策层信息融合,每一个层次代表了对原始数据不同程度的抽象。

多传感器决策层融合是指在融合前,将各传感器的信号先做本地处理,其中包括预处理、特征提取、识别或判决,以建立对所监测状态的初步结论;然后进行关联,再送入融合中心处理,最终获得联合推断

2002年9月9日收稿

\* 女 24岁 硕士生 主要从事多传感器信息融合方面的研究

结果。

此种方法是根据一定的准则和每个决策的可信度做出最优的决策。理论上这个联合决策会比任何单传感器决策更精确。其优点是数据通讯量小,实时性好,可以处理非同步信息,能有效地融合不同类型的信息,而且在一个或几个传感器失效时,系统仍能进行工作,具有良好的容错性,可靠性高等优点。在无损伤检测中,采用多种检测设备,检测设备的特性不一致,得到的信息模式也不同,所以不适合采用数据层融合和特征层融合,决策层融合对数据的依赖性较小,采用决策层融合较合适。

## 2 改进的D-S证据理论

决策层采用的算法主要有Bayes推断、D-S证据理论、模糊推理、专家系统等。由于D-S证据理论在表达不确定性方面具有独特优势,推理过程简单,所以应用最广泛。

本文在此基础上详细推导了在多源融合过程中取消中间联合过程的归一化计算改进算法。

设 $\Theta$ 为一识别框架,它表示某个域中所有互不相容命题的可能值的有穷集合。该域中所有命题的集合表示为 $2^\Theta$ ,对每一个命题赋一个基本可信度分配 $m$ ,它是 $2^\Theta$ 在 $[0, 1]$ 上的映射,假设命题为 $A$ ,若 $m$ 为满足

$$m(\mathbf{f}) = 0 \quad (1)$$

$$\sum_{A \subseteq \Theta} m(A) = 1 \quad (2)$$

则称 $m(A)$ 为命题 $A$ 的基本可信度分配值。

设 $A \subseteq 2^\Theta$ ,则命题 $A$ 的可信度区间为 $[BEL(A), PL(A)]$ , $BEL(A)$ 表示对命题“ $A$ 为真”的支持度, $PL(A)$ 是 $A$ 的似真度,表示证据不能否定“ $A$ 为真”的程度

$$BEL(A) = \sum_{A_i \subseteq A} m(A_i) \quad (3)$$

$$PL(A) = 1 - BEL(A) \quad (4)$$

### 2.1 Dempster组合规则

设 $BEL_1$ 和 $BEL_2$ 是同一识别框架 $\Theta$ 上的两个信任函数, $m_1$ 和 $m_2$ 分别是其对应的可信度分配, $m$ 是合并后信任函数对应的可信度分配,则合成法则表示为

$$m(c) = \begin{cases} \frac{\sum_{\substack{i,j \\ A_i \cap B_j = c}} m_1(A_i)m_2(B_j)}{1 - K_1} \\ 0 \end{cases} \quad (5)$$

其中

$$K_1 = \sum_{\substack{i,j \\ A_i \cap B_j = \mathbf{f}}} m_1(A_i)m_2(B_j)$$

对于多个证据组合,可采用Dempster证据组合规则进行两两综合,即可得到传统的多源信息融合计算公式如下:

设证据源对识别框架中的 $M$ 个命题得出的 $n$ 组可信度分配为 $m_i(j)$ ,其中 $i = 1, 2, \dots, n, j = 1, 2, \dots, M$ ,则

$$m_n(j) = \sum_{j_1, j_2, \dots, j_n = j} m_1(j_1)m_2(j_2) \cdots m_n(j_n) / (1 - K) \quad (6)$$

式中

$$K = \sum_{t_1, t_2, \dots, t_n = \mathbf{f}} m_1(t_1) \cdots m_n(t_n)$$

式中 $j = 1, 2, \dots, M, m_n(j)$ 是 $n$ 个证据源融合后, $M$ 个命题的可信度分配值。

式(5)中的 $K_1$ 是所有不相容性的度量之和,为了保证对各个命题的总信任为1,要将各命题的融合可信度分配乘以 $(1 - k_1)^{-1}$ ,得出归一化结果,将D-S证据理论推广到多源信息时,每一次证据的组合都要进行归一化计算,当证据源较多时,计算量很大,但是从Dempster组合规则来看,归一化计算的目的是为了对结果的概率解释的需要,各个可信度分配值的相对比例并没有因为进行归一化计算而改变,从理论上讲,取消中间联合过程中的归一化计算,只对最后结果进行归一化处理,不仅能得到完全相同的结论,还可以减

少计算量。

当两个证据源进行融合时,其可信度分配计算公式即为式(5)。

## 2.2 三个证据源进行融合可信度分配计算公式

设证据源对识别框架中 $M$ 个命题得出的三组可信度分配为

$$m_1(1), m_1(2), \dots, m_1(M)$$

$$m_2(1), m_2(2), \dots, m_2(M)$$

$$m_3(1), m_3(2), \dots, m_3(M)$$

根据式(5)将两组可信度分配值进行联合,但不考虑联合结果的归一化,得

$$m'_2(j) = \sum_{j_1, j_2=j} m_1(j_1) m_2(j_2)$$

将上述结果与第三组可信度分配进行联合,并进行归一化计算,得可信度分配为

$$m'_3(j) = \sum_{j_1, j_2, j_3=j} m_1(j_1) m_2(j_2) m_3(j_3) / (1-k) \quad (7)$$

其中

$$k = \sum_{\substack{t_1 t_2 t_3 = \mathbf{f} \\ t_1 t_2 \neq \mathbf{f}}} m_1(t_1) m_2(t_2) m_3(t_3)$$

式中  $j=1, 2, \dots, M, t_1 t_2 t_3 = \mathbf{f}$  指命题  $t_1, t_2$  和  $t_3$  的交集为空,  $t_1 t_2 \neq \mathbf{f}$  指  $t_1$  和  $t_2$  交集非空。

## 2.3 $n$ 证据源信息融合可信度分配计算公式

设证据源对识别框架中的 $M$ 个命题得出的 $n$ 组可信度分配为 $m_i(j)$ ,其中 $i=1, 2, \dots, n, j=1, 2, \dots, M$ 。

根据前面的证据源融合可信度分配计算方法类推,中间联合过程都不进行归一化计算,只对最后一步联合进行归一化计算,可得出改进的 $n$ 证据源融合可信度分配计算公式

$$m'_n(j) = \sum_{j_1, j_2, \dots, j_n=j} m_1(j_1) m_2(j_2) \dots m_n(j_n) / (1-K) \quad (8)$$

其中

$$K = \sum_{\substack{t_1 t_2 \dots t_n = \mathbf{f} \\ t_1 t_2 \dots t_{n-1} \neq \mathbf{f}}} m_1(t_1) \dots m_n(t_n)$$

式中  $j=1, 2, \dots, M, m'_n(j)$  是 $n$ 个证据源融合后, $M$ 个命题的可信度分配值。

将此式加以推广应用到多个传感器,多测量周期情况,其融合规则如下:

设有 $M$ 个传感器,对 $K$ 个命题进行了 $N$ 次观测,则各个传感器在各个观测周期内对各个命题的可信度为 $m_k(i)(j)$ ,其中 $i=1, 2, \dots, M, j=1, 2, \dots, N, k=1, 2, \dots, K$ 。

1) 第 $j$ 个观测周期内 $M$ 个传感器对 $K$ 个命题的可信度分配

$$m'_k(j) = \sum_{s_1, s_2, \dots, s_M=k} m_{s_1}(1)(j) m_{s_2}(2)(j) \dots m_{s_M}(M)(j) \quad (9)$$

式中  $s_1, s_2, \dots, s_M = k$  表示各传感器对命题 $k$ 可信度分配的交集不为空。

2)  $N$ 个观测周期总融合可信度分配

$$m'_k = \sum_{k_1, k_2, \dots, k_N=k} \frac{m_{k_1}(1) m_{k_2}(2) \dots m_{k_N}(N)}{1-A} \quad (10)$$

其中

$$A = \sum_{\substack{t_1 t_2 \dots t_N = \mathbf{f} \\ t_1 t_2 \dots t_{N-1} \neq \mathbf{f}}} m_{t_1}(1) m_{t_2}(2) \dots m_{t_N}(N)$$

式中  $k_1, k_2, \dots, k_N = k$  表示各个观测周期结果对命题 $K$ 的可信度分配的交集不为空。

在多源、多采集时间进行信息融合时,运用Dempster联合规则进行两两组合,传统的可信度分配计算公式每一次组合后都要进行归一化计算,而上述改进公式只需对最后一步组合进行归一化计算,这就大大地减少了计算量,提高了计算速度。

### 3 应用D-S证据理论实现无损检测的过程

无损检测中决策层信息融合的具体实现过程如下：

1) 传感器的有效性确定：借助一定的方法判断某些传感器的测量信息是否可靠，在此基础上寻找误差小于某一阈值的所有传感器，将其作为传感器融合链。

2) 分配值的确定：根据证据体特征信息，对识别框架中的每一子集进行概率分配赋值。

3) 信息融合与决策：依据D-S合成规则，融合传感器融合链中的所有信息，完成对目标缺陷类型的识别与决策判断。

在无损检测中，先根据被监测对象可能出现缺陷类型的特征选取某种合适的传感器，以便能最大可能地获取信息，减少信息的损失，然后根据1)实现传感器的有效性判断和最大传感器融合链的确定。在传感器进行数据融合之前，要对传感器的测量进行一致性检验，找出测量信息能够彼此支持的一致传感器组，再在这组传感器中进行信息融合，以确保监测数据反映被监测对象的真实信息。

2)和3)是无损检测的关键，无损检测的任务和目的就是要正确识别出缺陷类型，故传感器的信息特征提取这一步很重要，并要以这些特征量为基础，把证据体与标准模式进行特征匹配，计算两者之间的差距和相关性度量，把相关性度量作为对识别框架中的子集进行概率分配的依据，然后根据算式及决策规则完成识别与决策判断。

### 4 仿真示例

为验证此算法的快速、有效性，用超声波、声发射照相法和磁粉对一铸件进行无损检测。设三种传感器的基本概率赋值如表1所示，检测的缺陷类型包括裂纹、气孔、夹渣和不明。

表1 第1周期和第2周期对相应命题的可信度分配 $b_1$ 和 $b_2$ 的数据

传感器	超声波			射线照相法			磁粉	
属性	裂纹	夹渣	不明	夹渣	气孔	不明	裂纹	不明
$b_1$	0.3	0.4	0.3	0.4	0.5	0.1	0.6	0.4
$b_2$	0.3	0.5	0.2	0.4	0.4	0.2	0.7	0.3

先按式(6)算出三种传感器在第1和第2周期内对各个命题的可信度分配值，如表2所示。

再对这两个周期进行信息融合，如表3所示。

表2 第1周期和第2周期的可信度分配值

命题	$m_k(1)$	$m_k(2)$
裂纹	0.193 5	0.369 7
气孔	0.242 0	0.144 6
夹渣	0.516 2	0.479 0
不明	0.048 4	0.050 4

表3 最后融合结果

夹渣	气孔	裂纹	不明
0.674 5	0.094 3	0.225 7	0.005 6

如果采用式(9)进行计算，结果如表4所示。

再根据式(10)融合这两个周期内的信息，得最后各个命题的可信度分配值，如表5所示。

将表2和表4进行比较，表2中的数据进行了归一化计算，各个周期可信度分配值总和为1，表4没有进行归一化计算，但是各个周期内可信度值之间的相对比例与表2相同，表3和表5进行比较，结论一致，两种融合方法都使得不确定性的基本概率赋值下降到很小值，当采用基于基本概率赋值的决策方法时，若选择门限0.4，则缺陷是夹渣。

(下转第668页)

将式(24)对时间求导,并注意到  $\frac{dr_{12}}{dt} = \mathbf{u}_2 - \mathbf{u}_1$ ,  $\frac{dr}{dt} = (\mathbf{u}_2 - \mathbf{u}_1) \frac{r_{12}}{r}$ , 有

$$\frac{d\mathbf{G}}{dt} = \frac{m_0 q_1 q_2}{8\pi} \left[ (\mathbf{u}_2^2 - \mathbf{u}_1^2) + \frac{3(\mathbf{u}_1 \cdot \mathbf{r}_{12})^2}{r^2} - \frac{3(\mathbf{u}_2 \cdot \mathbf{r}_{12})^2}{r^2} \right] \frac{\mathbf{r}_{12}}{r^3} + \frac{m_0 q_1 q_2}{4\pi r^3} \mathbf{r}_{12} \times (\mathbf{u}_2 \times \mathbf{u}_1) \quad (25)$$

式中  $m_0 = \frac{1}{e_0 c^2}$ , 可将上式变为

$$\frac{d\mathbf{G}}{dt} = \frac{q_1 q_2}{8\pi e_0 c^2} \left[ (\mathbf{u}_2^2 - \mathbf{u}_1^2) + \frac{3(\mathbf{u}_1 \cdot \mathbf{r}_{12})^2}{r^2} - \frac{3(\mathbf{u}_2 \cdot \mathbf{r}_{12})^2}{r^2} \right] \frac{\mathbf{r}_{12}}{r^3} - \frac{q_1 q_2}{4\pi e_0 c^2 r^3} (\mathbf{u}_2 \times \mathbf{u}_1) \times \mathbf{r}_{12} \quad (26)$$

与式(11)进行比较,显然有  $F + \frac{d\mathbf{G}}{dt} = 0$ , 此式表明:将运动电荷和电磁场全部考虑进去后,整个系统的动量还是守恒的,即:牛顿第三定律依然是正确的,与文献[1]的结论是一致的。

### 参 考 文 献

- [1] 郭硕鸿. 电动力学[M]. 北京: 人民教育出版社, 1979. 272-277, 249, 250, 195-198
- [2] 曹昌骥. 电动力学, 北京: 人民教育出版社, 1961, 205-213
- [3] 杰克逊 J.D. 经典电动力学[M]. 下册, 北京: 人民教育出版社, 1980. 225-230
- [4] 巴蒂金, 托普蒂金. 电动力学习题集[M]. 北京: 人民教育出版社, 1964. 157-160
- [5] 阚仲元. 电动力学教程[M]. 北京: 人民教育出版社, 1979. 158-164

编 辑 孙晓丹

(上接第664页)

表4 第1周期和第2周期的可信度分配值

命题	$m_k'(1)$	$m_k'(2)$
裂纹	0.048	0.088
气孔	0.060	0.024
夹渣	0.128	0.114
不明	0.012	0.012

表5 最后融合结果

夹渣	气孔	裂纹	不明
0.674 4	0.094 3	0.225 6	0.005 6

## 5 结 论

在无损检测中,引进多传感器信息融合技术,运用改进的D-S证据理论对信息进行处理不仅提高了检测的准确性,而且在不影响结论的前提下加快了计算速度。

### 参 考 文 献

- [1] 李国华, 张永忠. 机械故障诊断[M]. 北京: 化学工业出版社, 1999
- [2] 何 友, 王国宏, 彭应宁, 等. 多传感器信息融合及应用[M]. 北京: 电子工业出版社, 2001
- [3] 王耀南, 李树涛. 多传感器信息融合及其应用综述[J]. 控制与决策, 2001, 16(5): 518-522
- [4] Bogler R L. Shafer-dempster reasoning with application to multisensor target Identification system[J]. IEEE Trans, on Syst Man and Cybern, 1981, 17(6): 415-418
- [5] Shafer G A. A mathematical theory of evidence[M]. Princeton, Nj, Princeton Univ, Press, 1976
- [6] 鲁中健. 目标识别系统中的多源信息融合技术探讨[J]. 系统工程与电子技术, 2000, 22(6): 40-41
- [7] 许 军, 罗飞路, 张耀辉. 多传感器信息融合技术在无损检测中的应用研究[J]. 无损检测, 2000, 22(8): 342-357

编 辑 孙晓丹