

文章编号: 1001-0920(2007)12-1321-08

# 故障诊断的信息融合方法

朱大奇<sup>1</sup>, 刘永安<sup>2</sup>

(1. 上海海事大学 信息工程学院, 上海 200135; 2. 江南大学 智能控制研究所, 江苏 无锡 214122)

**摘要:** 对基于信息融合的故障诊断方法进行综述. 首先简要阐述信息融合的基本概念以及信息融合与故障诊断的关系; 然后介绍贝叶斯定理融合故障诊断、模糊融合故障诊断、证据理论融合故障诊断、神经网络融合故障诊断和集成信息融合故障诊断方法的诊断原理与步骤, 并分析其特点和局限性; 最后给出了信息融合故障诊断研究的若干发展方向.

**关键词:** 故障诊断; 模糊融合; 证据理论; 神经网络; 信息融合

**中图分类号:** TP18; TP274

**文献标识码:** A

## Information fusion method for fault diagnosis

ZHU Da-qi<sup>1</sup>, LIU Yong-an<sup>2</sup>

(1. Information Engineering College, Shanghai Maritime University, Shanghai 200135, China; 2. Institute of Intelligent Control, Southern Yangtze University, Wuxi 214122, China. Correspondent: ZHU Da-qi; E-mail: zdq367@yahoo.com.cn)

**Abstract:** An overview of the fault diagnosis method based on information fusion is presented. Firstly, the basic theory of information fusion and the relation between information fusion and fault diagnosis are introduced briefly. Then some methods of information fusion for fault diagnosis including Bayesian theory fusion, fuzzy theory fusion, evidence theory fusion and integrated information fusion are discussed. The characteristics and limitations of these information fusion methods for fault diagnosis are analyzed. Finally, the main development trend of information fusion method for fault diagnosis is given.

**Key words:** Fault diagnosis; Fuzzy fusion; Evidence theory; Neural network; Information fusion

## 1 引言

所谓多传感器信息融合 (Multi-sensor Information Fusion, MSIF), 就是利用计算机技术将来自多传感器或多源的信息和数据, 在一定准则下加以自动分析和综合, 以完成所需要的决策和估计而进行的信息处理过程<sup>[1,2]</sup>. 目前, 信息融合技术在军事领域已得到了广泛的应用. 近几年, 人们又将信息融合技术应用于故障诊断领域<sup>[3,4]</sup>. 由于设备本身的复杂性和运行环境的不稳定性, 单传感器反映的设备信息具有不确定性. 这种不确定性的存在, 必然导致故障诊断准确率的降低, 甚至出现漏检和误诊断现象. 多传感器信息融合技术的发展, 为解决复杂系统故障诊断的不确定性问题提供了一条新的途径, 这是由信息融合所具有的独特多维信息处理方式决定的. 单维的信息含量显然有其局限性, 根

据信息论的原理, 由单维信息融合起来的多维信息, 其信息含量比任何一个单维信息量都要大. 这使得多传感器信息融合在解决故障诊断不确定性问题时具有独特的优越性.

目前, 故障诊断的信息融合方法按其融合算法的不同, 主要可分为以下几种: 贝叶斯定理信息融合故障诊断方法; 模糊信息融合故障诊断方法; DS 证据理论信息融合故障诊断方法; 神经网络信息融合故障诊断方法; 集成信息融合故障诊断方法等.

## 2 贝叶斯信息融合故障诊断

贝叶斯定理是基于概率统计的推理方法. 它以概率密度函数为基础, 综合设备的各种信息来描述设备的运行状态, 从而进行故障分类<sup>[5,6]</sup>.

### 2.1 先验概率假设

设备运行过程是一个随机过程, 各类故障出现

收稿日期: 2006-10-08; 修回日期: 2006-12-25.

基金项目: 国家 863 计划专题项目 (2006AA09Z210); 国家自然科学基金项目 (50775136).

作者简介: 朱大奇 (1964 →), 男, 安徽安庆人, 教授, 博士生导师, 从事信息融合、故障诊断与容错控制的研究;  
刘永安 (1982 →), 男, 合肥人, 硕士生, 从事信息融合、故障诊断的研究.

的概率一般是可以估计的. 这种根据经验知识对故障所作出的概率估计称为先验概率, 记为  $P(w_i)$ ,  $i = 1, 2, \dots, n$ ,  $P(w_0)$  表示正常工作的概率. 对于故障样本  $X$  (由多传感器对被诊断对象测试而得到),  $P(X/w_i)$  表示输入模式为  $i$  类故障的条件概率密度函数,  $i = 1, 2, \dots, n$ .

2.2 后验概率

后验概率

$$P(w_i/X) = \frac{P(X/w_i) P(w_i)}{\sum_{j=0} P(X/w_j) P(w_j)} \quad (1)$$

式中:  $X = [x_1, x_2, \dots, x_n]$  为输入样本;  $P(w_i/X)$  称为已知样本条件下  $w_i$  出现的概率, 称为后验概率.

2.3 故障判定

根据极大后验概率判定逻辑, 当  $P(w_i/X) = \max\{P(w_i/X)\}$  时,  $X = w_i$ , 即  $X$  属于故障模式  $w_i$ . Bayes 推理存在以下主要不足:

- 1) 先验概率定义困难;
- 2) 需要相对且互不相容的假设;
- 3) 缺少分配总的不确定性的能力;
- 4) 使用贝叶斯理论需已知故障发生的先验概率, 而这一点在实际故障诊断中较难做到, 因而限制了它在故障诊断中的应用.

3 模糊信息融合故障诊断

3.1 模糊变换

模糊集的基本思想是将普通集合中的绝对隶属关系灵活化, 使元素对集合的隶属度从原来的只能取 0 和 1 扩充到取  $[0, 1]$  区间中的任一数值, 因此很适合于对传感器信息的不确定性进行描述和处理. 在应用多传感器信息进行融合时, 模糊集理论首先用隶属函数表示各传感器信息的不确定性; 然后利用模糊变换进行数据处理<sup>[7-10]</sup>. 融合诊断过程如图 1 所示.

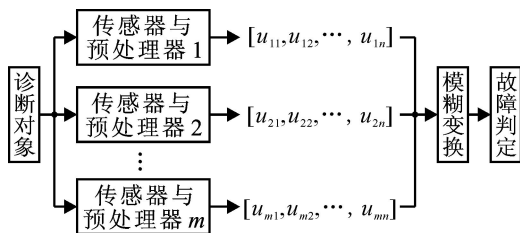


图 1 模糊信息融合故障诊断方法

设  $A$  为故障诊断系统可能决策的集合, 例如被诊断的设备故障集合;  $B$  为传感器的集合.  $A$  与  $B$  的关系矩阵  $R_{A \times B}$  中的元素  $\mu_{ij}$  表示由传感器  $i$  推断决策为  $j$  的可能性,  $X$  表示各传感器判断的可信度, 经过模糊变换得到的  $Y$  是融合后各决策的可能性. 具体而言, 假设有  $m$  个传感器对被诊断系统进行测

试, 而系统可能决策有  $n$  个 (即  $n$  个故障模式), 则

$$A = \{y_1/\text{决策 } 1, \dots, y_n/\text{决策 } n\}. \quad (2)$$

$$B = \{x_1/\text{传感器 } 1, \dots, x_m/\text{传感器 } m\}. \quad (3)$$

传感器对各可能决策的判断用定义在  $A$  上的隶属度函数表示. 设传感器  $i$  对待诊断系统的结果为

$$[\mu_{i1}/\text{决策 } 1, \dots, \mu_{ij}/\text{决策 } j, \mu_{in}/\text{决策 } n], \quad (4)$$

即认为结果为决策  $j$  的可能性为  $\mu_{ij}$ , 记为向量  $[\mu_{i1}, \mu_{i2}, \dots, \mu_{in}]$ ,  $0 \leq \mu_{ij} \leq 1$ .  $m$  个传感器构成  $A \times B$  的关系矩阵为

$$B_{A \times B} = \begin{bmatrix} \mu_{11}, \mu_{12}, \dots, \mu_{1n} \\ \mu_{21}, \mu_{22}, \dots, \mu_{2n} \\ \dots \\ \mu_{m1}, \mu_{m2}, \dots, \mu_{mn} \end{bmatrix}. \quad (5)$$

将各传感器判断的可信用  $B$  上的隶属度  $X = \{x_1/\text{传感器 } 1, \dots, x_m/\text{传感器 } m\}$  表示, 则由  $Y = X * R_{A \times B}$  进行模糊变换, 便可得到融合后的诊断结果  $Y = (y_1, y_2, \dots, y_n)$ , 即融合后的各故障决策的可能性集合.

3.2 目标模式判定规则

故障模式决策的基本原则如下:

- 1) 故障模式应具有最大隶属度值;
- 2) 故障模式的隶属度值要大于某一阈值, 具体数值要视实际问题而定;
- 3) 故障模式与其他模式的隶属度值之差要大于某个门限.

模糊信息融合故障诊断方法计算简单、应用方便、结论明确直观. 但在模糊融合故障诊断中, 构造隶属函数是实现模糊故障诊断的前提, 它是人为设计的; 同时在选择各传感器的影响权重时也含有一定的主观因素, 如果选择不当, 必将影响诊断的准确性.

4 DS 推理信息融合故障诊断

4.1 基本思想和诊断步骤

DS 证据理论是针对事件发生后的结果 (证据), 探求事件发生的主要原因 (假设)<sup>[11]</sup>.

使用 DS 方法融合多传感器数据的基本思想是: 首先对来自多个传感器和信息源的数据和信息 (即证据) 进行预处理; 然后计算各个证据的基本可信度分配值; 再根据 Dempster 合成规则计算所有证据联合作用下的基本可信度分配值; 最后按照一定的判决规则选择可信度最大的假设作为融合结果. 对于具有主观不确定性判断的多属性诊断问题, DS 证据理论是一个融合主观不确定性信息的有效手段<sup>[12-14]</sup>. 故障诊断融合过程<sup>[15-18]</sup> 如图 2 所示, 图中  $m_j(A_1), m_j(A_2), \dots, m_j(A_n)$  表示传感器  $j$  测得的

症状属于故障  $A_1, A_2, \dots, A_n$  的信度函数;  $m(A_1), m(A_2), \dots, m(A_n)$  是传感器融合后分配到各故障模式  $A_1, A_2, \dots, A_n$  上的信度函数值.

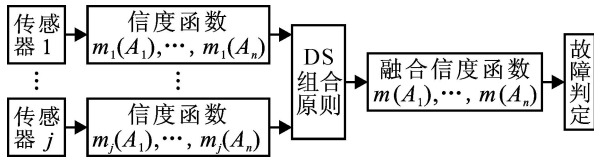


图 2 DS 信息融合故障诊断

#### 4.1.1 各传感器信度函数确定

通过测试被诊断对象的症状参数,经过一定的数据变换(如小波变换、概率统计、隶属函数、粗糙集理论和层次假设空间等<sup>[1,19,20]</sup>),得到各传感器测得的症状属于各类故障的信度函数  $m_j(A_1), m_j(A_2), \dots, m_j(A_n)$ , 信度函数  $m_j(A_i)$  表示传感器  $j$  测得的属于故障模式  $A_i$  的信度函数.

#### 4.1.2 DS 组合规则

根据 DS 联合规则,设  $m_1$  和  $m_2$  分别对应同一识别框架上的信度函数分配, 焦元分别为  $A_1, A_2, \dots, A_k$  和  $B_1, B_2, \dots, B_k$ , 设

$$\{m_1(A_i) m_2(B_j)\}_{A_i=B_j} < 1,$$

则函数  $m: 2^{\Omega} \rightarrow [0, 1]$  是联合后的信度函数分配, 可由下式定义:

$$m(A) = \begin{cases} \frac{\{m_1(A_i) m_2(B_j)\}_{A=A_i \cap B_j}}{1 - C}, & A \neq \emptyset; \\ 0, & A = \emptyset. \end{cases} \quad (6)$$

其中

$$C = \sum_{A_i=B_j} m_1(A_i) m_2(B_j) \quad (7)$$

是包含完全冲突假设  $A_i$  和  $B_j$  的所有信度函数乘积之和;  $A$  是指假设的目标模式  $A_i$  与  $B_j$  布尔组合的一个综合命题,  $A$  的信度函数值  $m(A)$  是包含不冲突假设  $A_i$  和  $B_j$  的所有信度函数乘积之和.

#### 4.1.3 故障判定原则

故障判定原则如下:

- 1) 信度函数值最大原则;
- 2) 信度函数值阈值原则;
- 3) 最大最小信度函数之差阈值原则;
- 4) 不确定信度函数值阈值原则.

#### 4.2 DS 信息融合故障诊断方法的优点与不足

DS 信息融合在处理具有主观不确定性判断的多属性诊断问题时具有独特的优势, 它能将相互交叉的不确定数据信息合理地分配到不同模式类别中, 从而减少模式识别的不确定性, 提高识别精度. 对于复杂系统故障诊断而言, 因为各故障模式的相

互影响, 使得各故障模式数据有不同程度的交叉, 如旋转机械不同故障模式均表现为振动信号不同程度的异常<sup>[16]</sup>, 电子设备的某一器件故障常会导致其相邻各个器件的特征电信号异常<sup>[17]</sup> 等. 从模糊集合论的观点看, 这些故障模式数据相互交叉, 如果仅应用单传感器信号进行故障诊断, 就会存在一定的误判现象, 而 DS 信息融合对具有不确定性、两类模式之间存在交叉数据的模式识别问题, 具有极好的分类效果, 因此它在复杂故障模式识别方面具有较为广泛的应用. 与神经网络信息融合相比, DS 信息融合的另一优点是它不需预先获取各个故障模式的训练样本, 这在许多实际应用中十分重要, 因为故障样本的获取往往比较困难; 另外, 在传感器数量不多时(如双传感器或三传感器信息融合), 其融合计算量也很小, 识别效率较高.

DS 信息融合故障诊断存在的主要缺陷有以下两点: 一是证据理论中的“证据”难以获取; 二是在高维融合时使用证据理论, 可能会导致巨大的计算量. 对于前者, 不少研究者将相关理论引入 DS 融合算法, 以期解决这一难题, 如利用粗糙集理论与证据理论相结合来获得所需证据<sup>[20]</sup> 和层次假设空间算法<sup>[21]</sup> 等. 但无论何种方法均存在一定的前提假设, 这与实际情况总有一定差别.

对于 DS 方法计算量庞大的问题, 主要有以下两种解决办法:

1) 针对特殊的证据组织结构构造相应的快速算法, 如文献[22]提出的基本证据函数方法. 这类算法的优点是完全体现了 Dempster 合成规则的思想, 计算结果精确; 缺点是适用范围有限, 在很多情况下不太适用.

2) 减少焦元的个数, 如文献[23]提出的贝叶斯近似方法和文献[24, 25]提出的一致性近似方法等. 这种减少焦元个数的近似方法, 是以减少故障数目为代价而实现计算量的减少, 在故障模式数目不能减少时不能使用. 对此, 文献[26]提出了一种称为“修剪 DS 算法”, 其特点是始终保持“不知道”的基本概率分配不为 0, 即不剥夺以后到来的某些焦元存在权利, 且每次合成后重新调整不确定项  $m(\cdot)$  的值, 对“修剪”后保留的焦元的基本概率分配进行归一化. 算法的优点是保证了融合算法的自适应性, 缺点是未从本质上减少计算量<sup>[27, 28]</sup>.

### 5 神经网络信息融合故障诊断方法

#### 5.1 神经网络信息融合的基本思想<sup>[29-34]</sup>

神经网络信息融合是将人工神经网络(如 BP 网)引入信息融合之中, 同时结合模糊集合论进行故障判断. 其具体过程如下: 通过多传感器测试被诊

断对象,求出每一传感器在某症状下对故障集中各类故障的隶属度值;将所有传感器的故障隶属度值矢量作为神经网络的输入,网络输出即为融合后该症状属于各类故障的隶属度值矢量;最后利用基于规则的判定原则进行故障决策.融合过程如图 3 所示.

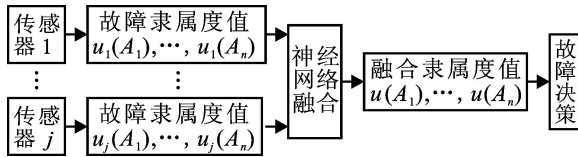


图 3 神经网络信息融合故障诊断

### 5.1.1 各传感器故障隶属度值的确立

通过传感器测试待诊断对象的症状参数,经过一定的变换处理,得到各传感器所测症状属于各类故障的隶属度值  $\mu_j(A_1), \mu_j(A_2), \dots, \mu_j(A_n)$ . 图 3 中的  $\mu_j(A_i)$  表示传感器  $j$  测得症状属于故障模式  $A_i$  的隶属度值,  $n$  为故障模式总数.

### 5.1.2 神经网络设计与故障决策

以常见的 BP 神经网络为例<sup>[32]</sup>,其结构依据待诊断对象实际情况确定.网络的输入节点数为传感器数目与故障模式数目的乘积;输出节点数为故障模式数;一般选择一个隐层.先用标准样本对神经网络进行训练,其样本由实验测定;故障诊断时将各传感器的故障隶属度值矢量作为训练完成后的网络输入,网络输出即为融合后的故障隶属度值矢量.

故障决策一般遵守 3 条规则:一是隶属度函数值最大原则;二是隶属度函数值阈值原则;三是最大最小隶属度函数值之差阈值原则.

## 5.2 神经网络信息融合诊断方法的优点与不足

由于神经网络本身的特性,如非线性和自学习等,已广泛应用于复杂系统故障诊断领域.另外,对于信息融合故障诊断而言,只要能获得足够精确的故障样本数据,合理地设计网络结构,就能得到足够精确的故障识别结果.

神经网络信息融合诊断方法存在的主要缺陷有以下几个方面:一是训练样本获取常常存在一定的困难,一旦无法获取故障训练样本,此种诊断方法将无法使用;二是在实时性要求较高的场合,由于要进行大量故障样本的获取与训练,常常难以满足快速性要求;三是对新出现的故障类型,网络必须重新训练学习,在新增故障模式较多时,甚至需要重新设计网络结构来保证神经网络的收敛性.

## 6 集成信息融合故障诊断方法

各种融合诊断方法都有其自身的局限性,从而出现了集成信息融合故障诊断方法.它将某些信息

融合算法有机地结合在一起,利用各自的优点来提高信息融合故障诊断的准确性和应用范围.典型的集成信息融合故障诊断方法主要有集成神经网络信息融合故障诊断<sup>[35-37]</sup>,基于神经网络的证据理论集成融合模型<sup>[38,39]</sup>以及基于 Agent 的故障诊断策略<sup>[40-42]</sup>等.

### 6.1 集成神经网络信息融合模型

考虑到以上单子神经网络信息融合的缺点,如果从信号的有效组合出发,利用各种子神经网络从不同侧面诊断故障,充分地利用各种信息,则能提高诊断的准确率.由于各种子神经网络输入特征信息不同,其决策从不同方面反映了设备的状态,它们经过重新融合,有利于减少决策间的不确定性.

集成人工神经网络是一个有机的整体,各子网络既相互独立,又相互配合.在各类信号俱全的情况下,集成神经网络系统可以在线实现.集成神经网络信息融合结构如图 4 所示.它由信息分配单元、各个诊断神经网络及决策融合神经网络构成.前置的信号预处理单元对信号预处理后形成特征信息,根据不同的特征信息分配给不同的诊断神经网络,作出各自的判定,最后由决策融合神经网络给出综合诊断结果.集成人工神经网络信息融合系统利用各神经网络相互配合与互补,使不同信源的信息相互补充,从而减小了系统信息的不确定性,使系统信息具有更高的精度和可靠性,进而能够获得对故障状态的最优估计和判决.

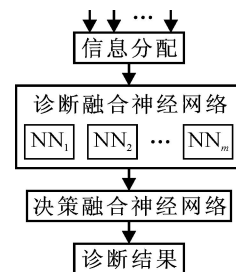


图 4 集成神经网络信息融合结构

集成神经网络信息融合故障诊断方法存在的主要不足是神经网络结构及算法设计复杂化,而且样本获取困难的问题依然存在.

### 6.2 基于神经网络的证据理论集成融合模型

根据集成神经网络的方法,不同测点的数据可由各自的神经网络进行局部诊断,再将神经网络局部诊断后的结果用 DS 证据理论进行决策融合,这就是基于神经网络和 DS 证据理论的集成诊断的基本思想.神经网络证据理论集成融合故障诊断原理如图 5 所示.

用 DS 证据理论进行各征兆域的局部数据融合时,首先将单通道输出直接转化为证据推理模型,即

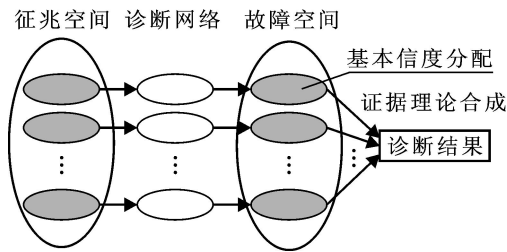


图 5 神经网络证据理论故障诊断模型

将神经网络的单通道输出经过归一化处理,直接作为各焦点元素的基本概率分配,从而避免了构造基本概率分配函数的复杂性;然后用 DS 证据理论的组合规则逐次合并各通道的诊断信息,得到该征兆域独立的局部诊断结果。

将证据理论与神经网络技术相结合,并应用于故障诊断系统,可以实现优势互补、扬长避短。神经网络与证据理论集成技术除具有一般神经网络的性质和特点外,还具有一些特殊性质。比如,由于采用了证据理论中的不确定推理方法,避免了 Bayes 推理无法区分“不知道”和“不确定”,也不需要明确先验概率和条件概率;克服了证据理论基本可信度分配中主观因素的缺陷,使得系统的诊断能力得到加强。但此处仍存在神经网络训练样本的获取及高维 DS 信息融合的巨大计算量问题。

### 6.3 基于 Agent 的故障诊断

Agent 比较统一的定义是指周围某一环境下能持续、自主地发挥作用,满足反应性、主动性、社会性等特征的计算实体<sup>[42]</sup>。多 Agent 系统 MAS 是指由多个自由构件组成的所有类型的系统,它是一个松散耦合问题求解器网络,其目标是为了解决那些超过每个问题求解器的单独能力或知识的问题。

多 Agent 的复杂系统故障诊断,其故障诊断系统由多个分布于不同区域的 Agent 工作组组成,它是一个分布式远程多 Agent 诊断系统<sup>[40]</sup>。一个 Agent 工作组对应一个被划分的对象,它由传感器系统、监测子系统和诊断 Agent 组成。监测子系统主要监视并存储采样多传感器送来的数据,在发现系统异常时向诊断 Agent 发出诊断请求,并向诊断 Agent 提供原始数据;诊断 Agent 实现各种算法;综合仲裁 Agent 负责综合和仲裁各诊断 Agent 的诊断结果,并考虑是否向其他诊断 Agent 工作组发送信息和诊断请求;其他诊断 Agent 在收到信息和诊断请求后,会在此基础上缩小或扩大故障搜索范围,从而提高诊断效率;同时它还负责与数据挖掘 Agent 交流,将数据挖掘 Agent 得到的各种有用信息加入知识库,以进行新信息融合,增强系统诊断的有效性、环境适应性和智能性。管理 Agent 将最终的结论送到用户接口子系统。用户接口子系统负责提供图

形界面,显示诊断结果,并将诊断结果反馈给各 Agent,以利于 Agent 完成自适应或自学习过程。

采用智能 Agent 的优点如下:

1) 提高了系统效率。基于 Agent 的计算是一种分布式计算,系统中各节点的运行可以并行进行,从而提高了系统效率。

2) 易扩充性。各 Agent 在功能上是相互独立的,但是为了提高性能而相互有信息交换,只要规定了信息交换的规范,就很容易插入或移去某些 Agent。

3) 提高系统的适应性。如前所述,某些诊断方法在特定情况下是最优或较优的,这些方法各自组成 Agent,则对各种环境都会有较好的诊断算法,这不仅为诊断结果提供了保证,而且大大提高了诊断效率以及系统对环境变化的适应性。

基于 Agent 的故障诊断,虽然在提高诊断系统环境适应性上具有独到的优势,但仍存在结构复杂、算法设计困难的缺陷。

## 7 结 语

多传感器信息融合故障诊断在提高诊断准确率上具有优势,但在具体融合算法设计时,也有它的局限性。如贝叶斯方法中先验概率难以确定;对模糊故障诊断的各传感器影响权重的选择含有一定的主观因素,若选择不当,必将影响诊断准确性;与此相似,DS 证据理论中故障信度函数的确定也存在人为因素,对于高维情况,还存在数据爆炸问题;而神经网络信息融合,不仅存在故障隶属度值确定的困难,而且存在训练样本难以获取的瓶颈问题。在上述故障诊断信息融合算法中,模糊融合计算最为简单,但当故障样本齐全时,神经网络信息融合故障诊断准确率比模糊融合方法、DS 融合方法高;与神经网络融合相比,DS 信息融合诊断方法可以避开故障样本难以获取的问题,因此在许多场合比神经网络融合更有优势。对于集成融合故障诊断系统而言,虽然它拥有各种方法的优点,但由于系统构造设计复杂,影响了诊断方法的实用性。目前,信息融合故障诊断的研究主要集中在以下几方面:

1) 各种信息获取方法的研究<sup>[43]</sup>。对于多传感器信息融合故障诊断,信息来源是根本,如何获取更多的与故障模式密切相关的信息,是信息融合故障诊断的一个关键。例如对电子设备的故障诊断<sup>[44]</sup>,除较易测量的电压信号外,如何有效获取故障芯片的电磁信号、温度信号等,就是一个值得研究的问题;再如机械系统的振动信号较易测量,但故障机器的声音信号的利用则较难。

2) 有效的故障特征信息抽取算法研究。故障特

征信息的抽取与诊断准确性、快速性密切相关. 通过有效的特征提取, 可以剔除与故障模式无关的数据和信息, 减少信息融合的计算量, 提高信息融合的实时性. 常规特征提取方法主要是模糊数学方法、快速傅立叶变换及小波分析等. 近期有研究者将一些新方法引入信息融合特征提取, 如文献[45]的灰度关联算法; 文献[46]的信息熵融合分类方法; 文献[47, 48]信息融合的卡尔曼滤波器方法等.

3) 新的有效的融合算法研究. 有效的信息融合算法研究是信息融合故障诊断研究的永恒主题. 近期出现的一些新方法值得关注. 如文献[49]的异步信息融合算法; 文献[50, 51]的量子神经网络信息融合故障诊断方法; 文献[52]的自组织映射神经网络信息融合方法等.

4) 故障判定规则研究. 目前的故障判定规则大多采用最大阈值原则来判定故障模式, 它只在单故障情形下有效, 对多故障问题则无法判定. 如何根据实际情形自适应地选择故障判定阈值, 也是信息融合故障诊断中值得研究的问题.

#### 参考文献(References)

- [1] 朱大奇. 电子设备故障诊断的原理与实践[M]. 北京: 电子工业出版社, 2004.  
(Zhu Da-qi. Theory and practice of fault diagnosis for electronic equipment[M]. Beijing: Publishing House of Electronics Industry, 2004.)
- [2] 何友, 王国宏, 陆大镛, 等. 多传感器信息融合及应用[M]. 北京: 电子工业出版社, 2000.  
(He You, Wang Guo-hong, Lu Da-jin, et al. Multi-sensor information fusion and application[M]. Beijing: Publishing House of Electronics Industry, 2000.)
- [3] 刘同明, 夏祖勋, 解洪成. 数据融合技术及其应用[M]. 北京: 国防工业出版社, 1998.  
(Liu Tong-ming, Xia Zu-xun, Xie Hong-cheng. Data fusion technology and application[M]. Beijing: National Defense Industry Press, 1998.)
- [4] 张雨, 徐小林, 张建华. 设备状态监测与故障诊断的理论和实践[M]. 长沙: 国防科技大学出版社, 2000.  
(Zhang Yu, Xu Xiao-lin, Zhang Jian-hua. Theory and practice of state monitoring and fault diagnosis for equipment[M]. Changsha: National Defense Industry Press, 2000.)
- [5] Gros X E, Lowden D W. Bayesian approach to NDT data fusion[J]. Non-destructive Testing and Condition Monitoring, 1995, 37(5): 462-468.
- [6] Behzad M, Mohammad R A, Reza H N. Pseudo information measure: A new concept for extension of Bayesian fusion in robotic map building[J]. Information Fusion, 2002, 3(1): 51-68.
- [7] Bonald R. Structures for prioritized fusion of fuzzy information[J]. Information Sciences, 1998, 108(4): 71-79.
- [8] 朱大奇, 于盛林, 田裕鹏. 应用模糊数据融合实现电子电路的故障诊断[J]. 小型微型计算机系统, 2002, 23(5): 633-635.  
(Zhu Da-qi, Yu Sheng-lin, Tian Yu-peng. Electronic circuit fault diagnosis using fuzzy data fusion[J]. Mini-micro Systems, 2002, 23(5): 633-635.)
- [9] Eric G, Sebastien K. Logic-based approaches to information fusion[J]. Information Fusion, 2006, 7(1): 4-18.
- [10] 罗志增, 蒋静萍. 应用模糊信息融合实现目标物的分类[J]. 仪器仪表学报, 1999, 20(4): 401-404.  
(Luo Zhi-zeng, Jiang Jing-ping. The classification of object using fuzzy information fusion[J]. J of Scientific Instruments, 1999, 20(4): 401-404.)
- [11] 韩静, 陶云刚. 基于D-S证据理论和模糊数学的多传感器数据融合算法[J]. 仪器仪表学报, 2000, 21(6): 644-647.  
(Han Jing, Tao Yun-gang. Multi-sensor data fusion algorithm based on D-S theory and fuzzy mathematics[J]. J of Scientific Instruments, 2000, 21(6): 644-647.)
- [12] 徐冬芳, 邓飞其. 基于多传感器数据融合的智能故障诊断系统[J]. 仪器仪表学报, 2004, 25(4): 404-406.  
(Xu Dong-fang, Deng Fei-qi. Intelligent fault diagnosis system based on multi-sensor data fusion[J]. J of Scientific Instruments, 2004, 25(4): 404-406.)
- [13] Bogler P L. Shafer-dempster reasoning with applications to multisensor target identification system[J]. IEEE Trans on Systems, Man and Cybernetics, 1987, 17(3): 968-977.
- [14] Smets P. The combination of evidence in the transferable belief mode[J]. IEEE Trans on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1990, 12(5): 447-458.
- [15] 朱大奇, 于盛林. 基于DS证据理论的数据融合算法及其在电路故障诊断中的应用[J]. 电子学报, 2002, 30(2): 221-223.  
(Zhu Da-qi, Yu Sheng-lin. Data fusion algorithm based on D-S evidential theory and its application for fault diagnosis[J]. Acta Electronica Sinica, 2002, 30(2): 221-223.)
- [16] 朱大奇, 徐振斌. 基于证据理论的电机故障诊断方法研究[J]. 华中科技大学学报, 2001, 29(12): 58-60.  
(Zhu Da-qi, Xu Zhen-bin. The diagnosis method of the electric machines fault based on evidential theory[J]. J of Huazhong University of Science and Technology, 2001, 29(12): 58-60.)
- [17] 朱大奇, 于盛林. 光电雷达电子部件故障的盲诊断方

- 法研究[J]. 控制与决策, 2004, 19(7): 746-750.  
(Zhu Da-qi, Yu Sheng-lin. A blind fault diagnosis algorithm of photovoltaic radar electronic equipment [J]. Control and Decision, 2004, 19(7): 746-750.)
- [18] 朱大奇, 于盛林. 故障诊断的 DS 信息融合算法比较分析[J]. 控制理论与应用, 2004, 21(4): 559-663.  
(Zhu Da-qi, Yu Sheng-lin. Analysis of Dempster-Shafer information fusion algorithm of electronic equipment fault diagnosis [J]. Control Theory and Applications, 2004, 21(4): 559-663.)
- [19] 王奉涛, 马孝江, 朱泓, 等. 基于 Dempster-Shafer 证据理论的信息融合在设备故障诊断中应用[J]. 大连理工大学学报, 2003, 43(4): 470-474.  
(Wang Feng-tao, Ma Xiao-jiang, Zhu Hong, et al. Equipment fault diagnosis application of information fusion based on Dempster-Shafer evidence theory [J]. J of Dalian University of Science and Technology, 2003, 43(4): 470-474.)
- [20] Pawlak Z. Rough sets [J]. Int J of Computer Information Science, 1982, 11(5): 341-356.
- [21] Gordon J, Shoreliffe E H. A method of managing evidential reasoning in a hierarchical hypothesis space [J]. Artificial Intelligence, 1985, 26(2): 323-357.
- [22] Banett J A. Computational methods for a mathematical theory of evidence [C]. Proc of Int Joint Conf on Artificial Intelligence. Vancouver, 1981, 148: 868-875.
- [23] Voorbraak F. A computationally efficient approximation of Dempster-Shafer theory [J]. Communications of the ACM, 1989, 30(5): 525-536.
- [24] Dubois D, Prade H. Consonant approximations of belief functions[J]. Int J of Approximation Reasoning, 1990, 4(3): 419-449.
- [25] 李岳峰, 刘大有. 证据理论中的近似计算方法[J]. 吉林大学学报, 1995, 20(2): 28-32.  
(Li Yue-feng, Liu Da-you. Approximation computer method in evidence theory [J]. J of Jilin University, 1995, 20(2): 28-32.)
- [26] Simard M A, Bogler M L. Data fusion of multiple sensors attribute information for target identity estimation using a Dempster-Shafer evidential combination algorithm [C]. Int Society for Optical Engineering. Washington, 1996, 2759: 577-588.
- [27] 徐从富, 耿卫东, 潘云鹤, 等. 面向数据融合的 DS 方法综述[J]. 电子学报, 2001, 29(3): 393-396.  
(Xu Cong-fu, Geng Wei-dong, Pan Yun-he, et al. DS method overview for data fusion [J]. Acta Electronica Sinica, 2001, 29(3): 393-396.)
- [28] Otman B, Xiaohong Yuan. Engine fault diagnosis based on multi-sensor information fusion using Dempster-Shafer evidence theory [J]. Information Fusion, 2005, 6(1): 25-36.
- [29] 朱大奇, 于盛林. 电子电路故障诊断的神经网络数据融合算法[J]. 东南大学学报, 2001, 31(6): 87-91.  
(Zhu Da-qi, Yu Sheng-lin. Neural networks data fusion algorithm of electronic circuit fault diagnosis [J]. J of Southeastern University, 2001, 31(6): 87-91.)
- [30] 朱大奇, 史惠. 神经网络原理及应用 [M]. 北京: 科学出版社, 2006.  
(Zhu Da-qi, Shi Hui. Artificial neural network theory and applications [M]. Beijing: Science Press, 2006.)
- [31] 鞠万群, 韩秋实. 基于神经网络与规则库的故障诊断专家系统[J]. 北京机械工业学院学报, 2001, 16(1): 7-9.  
(Ju Wan-qun, Han Qiu-shi. Fault diagnosis system based on neural network and rule base [J]. J of Beijing Mechanical Industry College, 2001, 16(1): 7-9.)
- [32] Zhu Daqi, Yu Shenglin, Shi Yu. The studies of analog circuit fault diagnosis based multi-sensors BP neural network data fusion technology [C]. Proc of the 2nd Int Symposium on Intelligent and Complex System. Wuhan, 2001: 73-77.
- [33] Daqi Zhu, Yongqing Yang, Shenglin Yu. Fault diagnosis algorithm for integrated circuit based on the CPN neural networks [C]. Int Symposium on Neural Networks. Dalian, 2004: 619-626.
- [34] 金朝阳, 石教英. 一种面向模式分类的修正的 ART1 型神经网络[J]. 计算机学报, 1995, 18(9): 671-677.  
(Jin Zhao-yang, Shi Jiao-ying. ART1 neural networks for classification [J]. Chinese J of Computers, 1995, 18(9): 671-677.)
- [35] Lawrence A Klein. Sensors and data fusion concepts and applications [M]. Berlinghan: SPIE Optical Engineering Press, 1999.
- [36] Chen Y M, Huang H C. Fuzzy logic approach to multi-sensor data association [J]. Mathematics and Computers in Simulation, 2000, 52(5): 399-412.
- [37] Jie Z. Improved on-line process fault diagnosis through information fusion in multiple neural networks [J]. Computers & Chemical Engineering, 2006, 30(3): 558-571.
- [38] 李冲祥. 神经网络和证据理论集成的数据融合故障诊断方法的研究[D]. 秦皇岛: 燕山大学, 2003.  
(Li Chong-xiang. Data fusion fault diagnosis method based on neural networks and evidence theory [D]. Qinghuangdao: Yanshan University, 2003.)
- [39] Yan Z, Qingwei S, He Q. Uncertain information fusion with robust adaptive neural networks-fuzzy reasoning [J]. J of Systems Engineering and Electronics, 2006, 17(3): 495-501.
- [40] 朱大奇, 纪志成. 基于多智能的复杂工程系统故障诊断研究[J]. 计算机集成制造系统, 2004, 10(6): 699-

703.  
(Zhu Da-qi, Ji Zhi-cheng. Fault diagnosis for complex engineering system based on multi-agents [J]. Computer Integrated Manufacturing Systems, 2004, 10(6): 699-703.)
- [41] 徐从富. 基于多 Agent 信息融合技术研究[D]. 杭州: 浙江大学, 2000.  
(Xu Cong-fu. Study on information fusion technology based on multi-agent [D]. Hangzhou: Zhejiang University, 2000.)
- [42] 吴伟蔚, 杨叔子, 吴今培. 故障诊断 Agent 研究[J]. 振动工程学报, 2000, 13(3): 393-399.  
(Wu Wei-wei, Yang Shu-zi, Wu Jin-pei. Study on fault diagnosis agent [J]. J of Vibration Engineering, 2000, 13(3): 393-399.)
- [43] 朱大奇, 于盛林. 基于知识的故障诊断方法综述[J]. 安徽工业大学学报, 2002, 19(3): 198-204.  
(Zhu Da-qi, Yu Sheng-lin. Fault diagnosis method based on knowledge [J]. J of Anhui University of Technology, 2002, 19(3): 198-204.)
- [44] 朱大奇. 航空电子设备故障诊断技术研究[D]. 南京: 南京航空航天大学, 2002.  
(Zhu Da-qi. Study on fault diagnosis technology of Aeronautics electronic equipment [D]. Nanjing: Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, 2002.)
- [45] 王杰贵, 罗景青. 基于多目标多特征信息融合数据关联的无源跟踪方法[J]. 电子学报, 2004, 32(6): 1013-1016.  
(Wang Jie-gui, Luo Jing-qing. Passive tracking based on data association with information fusion of multi-feature and multi-target [J]. Acta Electronica Sinica, 2004, 32(6): 1013-1016.)
- [46] 刘敏华, 萧德云. 基于信息熵的多传感器数据分类方法[J]. 控制与决策, 2006, 21(4): 410-415.  
(Liu Min-hua, Xiao De-yun. Multi-sensor data classification method based on information entropy [J]. Control and Decision, 2006, 21(4): 410-415.)
- [47] Sun S L, Deng Z L. Multi-sensor optimal information fusion Kalman filter [J]. Automatica, 2004, 40(8): 1447-1453.
- [48] Deng Z L, Gao Y, Mao L, et al. New approach to information fusion steady-state Kalman filtering [J]. Automatica, 2005, 41(10): 1695-1707.
- [49] 葛泉波, 汤天浩, 文成林. 基于有理数倍采样的异步数据融合算法研究[J]. 电子学报, 2006, 34(3): 560-565.  
(Ge Quan-bo, Tang Tian-hao, Wen Cheng-lin. Research on asynchronous data fusion algorithm based on sampling of rational number times [J]. Acta Electronica Sinica, 2006, 34(3): 543-548.)
- [50] 朱大奇, 陈尔奎. 旋转机械故障诊断的量子神经网络信息融合算法[J]. 中国电机工程学报, 2006, 26(1): 132-137.  
(Zhu Da-qi, Chen Er-kui. A quantum neural networks fault recognition algorithm for rotating machinery [J]. Proc of the Chinese Society of Electrical Engineering, 2006, 26(1): 132-137.)
- [51] 朱大奇, 桑庆兵. 光电雷达电子部件的量子故障诊断算法[J]. 电子学报, 2006, 34(3): 573-576.  
(Zhu Da-qi, Sang Qing-bing. A fault diagnosis algorithm for the photovoltaic radar electronic equipment based on quantum neural networks [J]. Acta Electronica Sinica, 2006, 34(3): 573-576.)
- [52] Gail A, Siegfried M, Ogi J O. Self-organizing information fusion and hierarchical knowledge discovery: A new framework using ARTMAP neural networks [J]. Neural Networks, 2005, 18(3): 287-295.