

# 基于诊断证据静态融合与动态更新的故障诊断方法

徐晓滨<sup>1</sup> 张镇<sup>1</sup> 李世宝<sup>1</sup> 文成林<sup>1</sup>

**摘要** 提出一种将诊断证据静态融合与动态更新相结合的故障诊断方法. 在静态融合阶段, 利用 Dempster 组合规则融合每个时刻的多条局部诊断证据, 获取静态融合证据, 并给出基于证据距离的故障信度静态收敛指标; 在动态更新阶段, 基于条件化的线性组合更新规则, 利用当前时刻静态融合证据更新历史证据, 获取更新后的全局性诊断证据, 并给出基于  $S$  函数的故障信度动态收敛指标. 在两个阶段中, 基于静态和动态信度收敛性指标函数, 分别给出相应的优化学习方法, 获取静态融合中局部诊断证据的静态折扣系数、动态更新中历史与当前证据的更新权重系数等参数的最优值. 在最大信度原则下, 利用更新后获取的诊断证据做出诊断决策. 最后, 通过在电机柔性转子实验台上的诊断实验, 将所提方法与已有的典型融合诊断方法进行了对比分析, 说明所提出的融合诊断方法及其性能指标函数和参数优化方法的有效性.

**关键词** 故障诊断, 信息融合, 工业报警系统, 证据理论, 证据更新

**引用格式** 徐晓滨, 张镇, 李世宝, 文成林. 基于诊断证据静态融合与动态更新的故障诊断方法. 自动化学报, 2016, 42(1): 107–121

**DOI** 10.16383/j.aas.2016.c150403

## Fault Diagnosis Based on Fusion and Updating of Diagnosis Evidence

XU Xiao-Bin<sup>1</sup> ZHANG Zhen<sup>1</sup> LI Shi-Bao<sup>1</sup> WEN Cheng-Lin<sup>1</sup>

**Abstract** This paper presents a new method of fault diagnosis combining static and dynamic fusing strategies. In the proposed static fusing strategy, Dempster rule is used to fuse multiple pieces of local diagnosis evidence to obtain static fused evidence, and belief degree convergence index of static evidence is defined based on distance between two pieces of evidence. In the proposed dynamic fusing strategy, the updating rule with conditional linear combination is used to fuse current and historical static fused evidence to obtain updated global diagnosis evidence and dynamic belief degree convergence index of updated evidence is defined based on the  $S$  function. In both strategies, corresponding optimization methods are presented to respectively train static discounting coefficients of local diagnosis evidence and updating weight coefficients of the current and historical static fused evidence based on the proposed convergence index functions. According to maximization rule of belief degree, diagnosis decision-making can be made via the updated evidence. Finally, in a diagnosis experiment on a rotor test bed, the proposed method is compared with some classical information fusion methods to show the effectiveness of the proposed diagnosis method and its convergence index functions and optimization strategies.

**Key words** Fault diagnosis, information fusion, industrial alarm systems, evidence theory, evidence updating

**Citation** Xu Xiao-Bin, Zhang Zhen, Li Shi-Bao, Wen Cheng-Lin. Fault diagnosis based on fusion and updating of diagnosis evidence. *Acta Automatica Sinica*, 2016, 42(1): 107–121

由于从单传感器获得的故障信息是有限的, 因此在对设备进行故障诊断时, 往往需要设置多个传感器收集设备的运行状态信息, 并对信息进行融合, 然后利用融合结果做出故障决策, 这也是工业报警系统实现多变量故障报警溯源和报警消除的重要途

径. 实际操作中, 由于存在一些不可避免的因素, 例如环境噪声对测量的干扰、传感器观测误差及性能下降等, 导致监测信息具有不完整、不确定和非精确等特性<sup>[1–5]</sup>. 因此, 迫切需要一种有效的融合机制来减小, 甚至消除这种非精确与不确定性对故障决策的影响. Dempster-Shafer 证据理论 (D-S 理论, 或 DST) 在处理不完整信息方面具很好的鲁棒性, 其利用基本信度函数 (Basic belief assignment, BBA) 表示和度量信息的非精确性和不确定性<sup>[6]</sup>, 并提供 Dempster 组合规则来融合以 BBA 形式表示的多源信息, 有效降低信息的不确定性, 提供比任何单源信息更加精准的融合结果<sup>[1–4]</sup>. 因此, 证据理论已经被广泛用于不确定环境下典型工业设备的故障诊断, 如旋转机械<sup>[7–8]</sup>、电力电子<sup>[3, 9]</sup>、控制系统以及传感

收稿日期 2015-06-24 录用日期 2015-10-19  
Manuscript received June 24, 2015; accepted October 19, 2015  
国家自然科学基金 (61374123, 61433001, 61573076), 重庆市高等学校优秀人才支持计划 (2014-18) 资助  
Supported by National Natural Science Foundation of China (61374123, 61433001, 61573076) and Excellent Talent Support Program of Chongqing Higher School (2014-18)  
本文责任编辑 钟麦英  
Recommended by Associate Editor ZHONG Mai-Ying  
1. 杭州电子科技大学自动化学院系统科学与控制工程研究所 杭州 310018  
1. Institute of System Science and Control Engineering, School of Automation, Hangzhou Dianzi University, Hangzhou 310018

器网络等<sup>[10-12]</sup>.

基于证据理论的信息融合故障诊断方法, 通常包括以下三个步骤<sup>[1-14]</sup>: 1) 构造故障辨识框架; 2) 将不同信源的故障信息转化为相应的 BBA 函数, 亦即诊断证据; 3) 选取经典 Dempster 组合规则及其他规则融合这些证据, 并根据融合结果做出诊断决策. 尽管已有研究有力地推动了 DST 在故障诊断领域中的应用, 但目前基于 DST 的故障诊断机制仍有一些不可回避的问题值得深入的分析与探讨.

1) Dempster 及其改进的证据组合机制本质上只能实现“对称的”和“静态的”融合<sup>[15-16]</sup>, 亦即它们通常适用于融合同一时刻(或时段)获取的多个诊断证据. 这些证据从不同角度描述设备在该时刻的运行状态, 所以它们是对称的; 同时, 该时刻多个诊断证据的融合与其他时刻的诊断证据的融合是无关的, 所以这种融合是静态的. 而实际中设备运行状态是随时间变化的, 则其相应的诊断证据也是动态变化的, 那么基于在线故障信息的融合决策应该是一个连续的动态过程. 为了获取更为可靠的决策结果, 就需要考虑将历史诊断证据与当前时刻诊断证据进行动态融合, 以期获取对当前时刻设备状态更为全面的判断. 这也符合实际现场故障专家通过历史与当前信息的比对与分析做出诊断的一般性常理. 显然, 在此过程中用到的历史(老)证据与当前(新)证据之间是不对称的, 所以原有处理对称型证据融合的规则不再适用.

2) 确诊率和误报率是评价诊断算法好坏与否的一般性指标<sup>[3]</sup>. 但是, 这种“硬”指标只关心诊断“正确”(对所发生故障模式的信度为 1)或者“错误”(对所发生故障模式的信度为 0). 但是, 由于不确定性的存在, 诊断证据及其融合结果提供的对故障命题及命题子集的支持信度往往是 0~1 之间的值, 所以在证据理论的框架下, 这种“硬”指标难以度量信度赋值接近设备真实故障的程度. 尤其是在需要综合考虑“对称型”和“不对称型”融合过程的时候, 更需要设计适用于不确定性故障信度形式的新指标, 来度量诊断证据静态与动态融合的性能. 进一步, 可以基于该指标对融合过程中的相关参数进行训练, 优化融合系统性能.

问题 1) 涉及到故障信息的动态更新. 诊断中可用的信息分为两部分: 一是当前时刻获取的诊断证据, 二是历史证据. 一般来说, 后者相对于前者包含更为全面的设备运行规律性信息, 而前者又反映了设备的最新状况. 所以, 根据人的推理常识, 应该引入更新过程, 亦即利用当前证据对历史诊断证据进行更新(修正), 那么根据所得更新结果进行的故障决策要比任何一部分单独给出的决策更为全面和可靠. 实际上, 证据的更新过程可以理解为一

动态的融合, 区别于静态融合, 当前证据和历史证据在融合中的作用不是对称的, 所以需要定义不同于 Dempster 组合规则的更新规则. 已经有一些学者开展了动态更新规则的研究, 如 Shafer 提出的 Dempster 条件规则<sup>[17]</sup>及 Smets 提出的 TBM 模型, 可以用来实现新到证据完全确知情况下的证据更新<sup>[18]</sup>, Dubois 等给出了类 Jeffery 规则, 实现了对 BBA 函数及置信(Bel)函数的更新<sup>[16]</sup>, Kulasekera 等提出基于条件化的线性组合更新方法<sup>[19]</sup>, 利用加权融合的方式实现证据更新. 正如 Smets 在文献[15]所总结的: 更新是一种非常复杂的融合过程, 很难找到“放之四海皆准”的规则, 应该针对具体问题选取合适的方法. 该结论也适用于本文所处理的动态融合诊断问题, 我们发现现有的更新方法在处理该问题上都存在一定的缺陷, 例如, 类 Jeffery 更新规则的更新结果过度依赖于当前诊断证据<sup>[1]</sup>, 而忽视了历史证据的作用; 线性更新策略是有效的, 但是怎样确定线性组合权重则是一个开放的问题<sup>[1]</sup>.

问题 2) 是关系到 DST 信息融合诊断方法的性能评估. 在根据融合结果做出诊断决策时, 通常要遵循某些决策准则, 例如被判定的故障命题的信度赋值最大、似真函数取值最大、Pignistic 概率取值最大等<sup>[20]</sup>. 例如,  $m_{\oplus, I}$  和  $m_{\oplus, II}$  分别表示算法 I 和算法 II 的融合结果, 假设  $m_{\oplus, I}(F_1) = 0.6$ ,  $m_{\oplus, I}(F_2) = 0.4$ ,  $m_{\oplus, II}(F_1) = 0.9$ ,  $m_{\oplus, II}(F_2) = 0.1$ , 则根据信度最大值原则, 两个算法都可以给出“硬”判断“故障  $F_1$  发生”. 然而, 显然可以看出算法 II 更加可靠, 因为  $m_{\oplus, II}(F_1)$  比  $m_{\oplus, I}(F_1)$  更接近真实状态“ $m(F_1) = 1$ ”. 通常, 可以根据诊断证据与“ $m(F_1) = 1$ ”的“距离”度量融合算法提供的诊断证据收敛于真实状态的程度<sup>[21]</sup>. 但是, 到目前为止, 多数已有研究都集中在给出功能各异的融合诊断算法, 鲜有考虑如何给出“软”指标来评价融合结果的性能, 特别是动态融合时, 不仅要考虑动态更新结果收敛于真实状态的程度, 还要考虑收敛的速度. 只有给出了合理的性能指标, 才能对各种融合算法进行全面的评价, 进一步才能根据性能要求, 对算法中的相关参数(如描述诊断证据可靠性的折扣系数等)进行优化, 提升算法的收敛程度和速度.

为了解决以上两个问题, 本文给出了一种将诊断证据静态融合与动态更新相结合的故障诊断方法. 在静态融合阶段, 利用 Dempster 组合规则融合每个时刻的多条诊断证据, 获取静态融合证据, 并给出基于证据距离的信度静态收敛性指标; 在动态更新阶段, 利用条件化的线性组合更新规则融合历史与当前时刻的静态融合证据, 并给出基于  $S$  函数的信度动态收敛性指标. 在两个融合阶段中, 分别基于所给出的静态和动态指标函数, 给出相应的优化学习

方法, 获取静态融合中诊断证据的静态折扣系数、动态更新中历史与当前证据的更新权重系数等参数的最优值. 最后, 在信度最大原则下, 利用更新结果做出诊断决策. 将静态和动态融合相结合, 使得更新后所获证据包含了所有的诊断信息, 基于其做出的诊断决策更为准确和可靠. 最后, 通过在电机柔性转子实验台上的诊断实验, 将所提方法与已有的典型融合诊断方法进行了对比分析, 说明所提性能指标函数及相应参数优化方法的有效性.

## 1 证据理论基础

本节中对所涉及的理论概念给予简要介绍, 详细的理论基础可参见文献 [1, 6].

### 1.1 辨识框架与基本信度函数

定义一个非空有限集合  $\Theta = \{\theta_i | i = 1, 2, \dots, n\}$ , 其中的  $\theta_i$  是一个假设、命题或是一种故障模式等, 这些元素相互独立且互斥, 将  $\Theta$  称为辨识框架, 它的幂集记为  $2^\Theta$ .

令映射  $m: 2^\Theta \rightarrow [0, 1]$  为一个定义在  $\Theta$  上的 BBA 赋值函数, 它满足  $m(\emptyset) = 0$  和  $\sum_{A \subseteq \Theta} m(A) = 1$ , 这里  $A \subseteq \Theta$ . 由某个信息源提供的 BBA 也称作证据体或证据.  $m(A)$  表示证据对  $A$  为真的支持度或信度, 若有  $m(A) > 0$ , 则称  $A$  为辨识框架  $\Theta$  上的一个焦点.

与 BBA 对应的置信函数  $Bel$  和似真函数  $Pl$  分别定义为

$$Bel(A) = \sum_{B \subseteq A} m(B), \quad A \subseteq \Theta \quad (1)$$

$$Pl(A) = \sum_{B \cap A \neq \emptyset} m(B), \quad A \subseteq \Theta \quad (2)$$

设  $m_1$  和  $m_2$  是定义在  $\Theta$  上的两条相互独立的证据, 由 Dempster 组合规则将两者融合, 得到

$$m(A) = \begin{cases} 1 - \frac{\sum_{B \cap C = A} m_1(B)m_2(C)}{\sum_{B \cap C = \emptyset} m_1(B)m_2(C)}, & A \neq \emptyset \\ 0, & A = \emptyset \end{cases} \quad (3)$$

其中,  $k = \sum_{B \cap C = \emptyset} m_1(B)m_2(C)$  度量了  $m_1$  和  $m_2$  之间的冲突. Dempster 规则在融合两条或多条证据时, 假定这些证据是相互对称的, 也并未考虑获取证据的时序, 因此这种融合是静态的<sup>[1, 16-19]</sup>.

### 1.2 证据距离

Jousselme 定义了  $m_1$  和  $m_2$  之间的距离为<sup>[21]</sup>

$$d_J(m_1, m_2) = \sqrt{\frac{1}{2}(\vec{m}_1 - \vec{m}_2)^T \underline{D}(\vec{m}_1 - \vec{m}_2)} \quad (4)$$

其中,  $\underline{D}$  是一个  $2^n \times 2^n$  的矩阵, 它的元素  $\underline{D}(A, B) = |A \cap B| / |A \cup B|$ , 其描述了  $m_1$  中的命题 (集)  $A$  与  $m_2$  中的命题 (集)  $B$  之间的包含关系,  $|\cdot|$  代表集合的势,  $\vec{m}$  是证据  $m$  对  $\Theta$  中所有集合的信度赋值所排列成的一个信度向量. 当  $d_J(m_1, m_2) = 0$  时, 表示两条证据完全相同; 当  $d_J(m_1, m_2) = 1$  时, 表示两条证据完全不同.

### 1.3 证据折扣因子

一个信息源的可靠性反映了使用者对信息源的信任程度. 在证据理论中, 证据的可靠性可以通过对证据进行折扣来实现<sup>[6]</sup>. 证据可靠性越小, 折扣因子越大, 反之亦然. 为了显示信息源与其所提供证据之间的关系, 这里将第 1.1 节中定义的 BBA 函数  $m$ , 表示为  $m_S^\Theta$ , 上标  $\Theta$  表示  $m$  是定义在辨识框架  $\Theta$  上、下标  $S$  表示  $m$  是由信息源  $S$  给出的. 那么, 文献 [22] 中定义了另外一个 BBA 函数  $m_S^\Re$  度量信息源  $S$  的可靠度

$$\begin{cases} m_S^\Re(\{R\}) = 1 - \alpha \\ m_S^\Re(\Re) = \alpha \end{cases} \quad (5)$$

它被定义在可靠度辨识框架  $\Re = \{R, NR\}$  上, 命题  $R$  表示  $S$  是可靠的,  $NR$  表示  $S$  是不可靠的,  $\alpha \in [0, 1]$  表示  $S$  不可靠的信度 (也即  $Pl_S^\Re(\{NR\}) = \alpha$ ), 而  $1 - \alpha$  表示传感器的可靠性信度 (也即  $Bel_S^\Re(\{R\}) = 1 - \alpha$ ).  $\alpha$  即为证据  $m_S^\Theta$  的折扣率 (系数),  $1 - \alpha$  称为  $m_S^\Theta$  的折扣因子. 分别将定义在  $\Theta$  和  $\Re$  上的  $m_S^\Theta$  和  $m_S^\Re$  通过证据扩展定理, 扩展到笛卡尔积空间  $\Theta \times \Re$  上, 并利用 Dempster 组合规则对它们进行合并, 然后将融合结果投影到  $\Theta$ , 即可得到折扣后的证据  ${}^\alpha m^\Theta$ :

$$\begin{cases} {}^\alpha m^\Theta(A) = (1 - \alpha)m_S^\Theta(A), & \forall A \subseteq \Theta \\ {}^\alpha m^\Theta(\Theta) = (1 - \alpha)m_S^\Theta(\Theta) + \alpha \end{cases} \quad (6)$$

上式是 Shafer 在文献 [6] 中给出的经典折扣方法, 文献 [22] 通过将可靠度定义为证据的方式, 重新诠释该方法, 并进一步给出了一种精细化的折扣方法, 考虑信息源  $S$  对不同种命题支持信度的可靠性度量, 从而将原有的可靠性证据  $m_S^\Re$  扩展为  $n$  个可靠性证据, 其中的第  $i$  ( $i = 1, 2, \dots, n$ ) 个证据定义为  $m_S^\Re[\theta_i]$ :

$$\begin{cases} m_S^\Re[\theta_i](\{R\}) = \beta_i \\ m_S^\Re[\theta_i](\Re) = \alpha_i \end{cases} \quad (7)$$

其中,  $[\theta_i]$  表示在  $\theta_i$  真实发生的情况下,  $S$  所提供证据  $m_S^\ominus$  的可靠度证据为  $m_S^\ominus[\theta_i]$ ,  $\alpha_i = 1 - \beta_i$  表示不可靠信度,  $\beta_i$  为可靠信度, 从而就将式 (5) 中的折扣率  $\alpha$  扩展为一个折扣率向量

$$\alpha = (\alpha_1, \dots, \alpha_n) \in [0, 1]^n \quad (8)$$

将  $m_S^\ominus$  和  $m_S^\ominus[\theta_i]$  ( $i = 1, 2, \dots, n$ ) 这  $n + 1$  个证据扩展到  $\Theta \times \mathfrak{R}$  上, 并利用 Dempster 组合规则合并它们, 然后将融合结果投影到  $\Theta$ , 得到经精细化折扣的证据  $\alpha m_S^\ominus$ :

$$\alpha m_S^\ominus(A) = \sum_{B \subseteq \Theta} \alpha G(A, B) m_S^\ominus(B), \quad \forall A \subseteq \Theta \quad (9)$$

其中,  $\alpha G(A, B)$  称作推广矩阵, 其作用于  $m_S^\ominus$ , 将  $m_S^\ominus$  中关于命题集  $B$  的信度按照一定比例赋予  $\alpha m_S^\ominus$  中与其相关的命题集  $A$ :

$$\alpha G(A, B) = \begin{cases} \prod_{\theta_i \in A \setminus B} \alpha_i \prod_{\theta_\ell \in \bar{A}} \beta_\ell, & B \subseteq A \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (10)$$

以上精细化折扣过程的相关算式和定理证明, 可详见文献 [22], 这里不再赘述.

#### 1.4 证据更新策略

到目前为止, 类 Jeffery 证据更新规则和条件化线性组合证据更新规则是两种主流的更新策略<sup>[1, 17, 19]</sup>. 类 Jeffery 规则中, 在用当前证据更新历史证据时, 若前者的焦点是论域的划分, 那么更新结果仅仅与前者有关和后者无关. 很显然, 这违背了动态证据更新的初衷“证据更新是要整合历史和当前信息, 进而给出全局性和更为稳定的融合结果”<sup>[1]</sup>. 这种当前证据的焦点为论域的一个划分的情况, 常常在故障诊断证据获取方法中出现<sup>[1-3]</sup>, 因此, 类 Jeffery 规则不完全适用于动态故障诊断的环境. 所以, 这里重点介绍条件化线性组合证据更新规则, 并分析其适用性.

文献 [23] 定义了条件化信度函数和似然函数的概念, 以此为基础, 在假设  $B \subseteq A$ ,  $A, B \in 2^\Theta$  成立的情况下, 文献 [19] 推导出条件化 BBA:

$$(B|A) = \frac{\sum_{C: C \subseteq B} m(C)}{Pl(A) - \sum_{E: E \in \ell(B)} m(E)} - \sum_{C: C \subseteq B} m(C|A) \quad (11)$$

其中,  $\ell(B) = \{E \subseteq \Theta : E = D \cup C, \text{ s.t. } \emptyset \neq D \subseteq \bar{A}, \emptyset \neq C \subseteq B \subseteq A\}$ , 当  $\bar{A} \cap B \neq \emptyset$  时,  $m(B|A) = 0$ , 并且, 对于所有的  $B \subseteq A$ , 若  $m(B) = Bel(B)$ , 则式 (11) 被简化为

$$m(B|A) = \frac{m(B)}{Pl(A) - \sum_{E: E \in \ell(B)} m(E)} = \frac{m(B)}{m(B) + Pl(A - B)} \quad (12)$$

基于条件化 BBA, 文献 [19] 进而定义了基于条件化线性组合的证据更新规则

$$m_A(B) = \tau_A m(B) + \nu_A m(B|A) \quad (13)$$

这里,  $m(B)$  是历史证据对  $B$  的信度赋值,  $A$  为当前证据支持的焦点, 且当前证据对它的支持度 (基本信度赋值) 为 1, 那么  $m(B|A)$  反映了在当前证据“绝对”支持  $A$  的条件下, 对焦点  $B$  的信度赋值, 亦即当前出现的焦点  $A$  支持或影响  $B$  的程度. 以  $A$  为条件  $B$  的更新后信度  $m_A(B)$ , 则为  $m(B|A)$  和  $m(B)$  的线性组合. 以上条件化 BBA  $m(B|A)$ 、式 (13) 的推导过程以及该规则的概率解释可参见文献 [19], 这里不再赘述. 式 (13) 中的  $\tau_A$  和  $\nu_A$  是非负的线性组合权重, 并有  $\tau_A + \nu_A = 1$ , 通过调整这两个因子, 可以灵活地度量历史 (惯性) 证据和当前条件证据在更新后证据中的作用. 文献 [19] 给出选取  $\tau_A$  和  $\nu_A$  的几种基本策略: 1) 选取  $\{\tau_A, \nu_A\} = \{1, 0\}$ , 称为无限惯性更新策略, 其针对的是当前所获证据完全不可靠, 历史证据完全可靠的情况; 2) 选取  $\{\tau_A, \nu_A\} = \{0, 1\}$ , 称为零惯性更新策略, 与策略 (1) 的意义相反; 3) 选取  $\{\tau_A, \nu_A\} = \{T/(T+1), 1/(T+1)\}$ , 称为比例惯性更新策略,  $T$  为所获证据序列的长度.

在故障诊断的应用中, 用于诊断的证据通常都是在连续采样时刻由信息源或传感器提供的. 每个时刻都可用式 (13) 递归地动态获取更新结果, 那么它就同时含有了当前和历史时刻所有的诊断信息, 必定比二者中的任何一个更为可信和可靠. 但是, 上述三种选择  $\{\tau_A, \nu_A\}$  的方法都缺乏实时根据证据的变化情况, 自适应调整组合权重的能力, 本质上是静态的选取策略. 文献 [1] 基于当前诊断证据和历史诊断证据之间的相似性动态选取  $\{\tau_A, \nu_A\}$ , 因此其方法相比于上述策略对诊断证据的更新结果更接近于设备运行的真实状态.

## 2 基于静态融合与动态更新的故障诊断方法

文献 [1] 中对条件化线性更新规则组合权重的研究, 只根据前后证据的相似性, 动态获取每个时刻的组合权重, 并且该研究只涉及动态更新过程. 而实际中的融合诊断过程应该分为 4 个阶段, 如图 1 所示. 阶段 1 是证据获取. 在每个采样时刻  $t$  获得不同传感器提供的局部诊断证据  $m_{p,t}$ ,  $p = 1, 2, \dots, N$ ,  $t = 1, 2, \dots, T$ , 其中  $p$  表示传感器编号. 阶段 2 是静

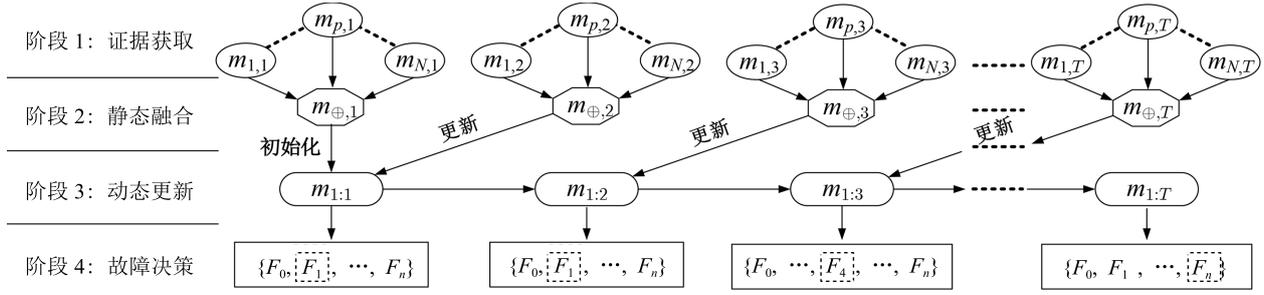


图1 故障诊断的静态融合与动态更新过程

Fig. 1 Static fusion and dynamic updating processes of fault diagnosis

态融合. 在  $t$  时刻利用 Dempster 等组合规则融合  $N$  个  $m_{p,t}$ , 得到静态融合证据  $m_{\oplus,t}$ . 阶段 3 是动态更新. 对连续时刻获取的静态融合证据  $m_{\oplus,t}$  进行迭代地动态更新获得更新后证据  $m_{1:t}$ , 此时  $m_{1:t}$  包含从 1 时刻到  $t$  时刻的所有诊断信息. 阶段 4 是诊断决策. 基于一定的诊断规则, 从  $m_{1:t}$  中做出故障决策. 除了在诊断过程中将证据融合与更新相结合, 本文进一步考虑了静态证据  $m_{p,t}$  和动态更新证据  $m_{1:t}$  的可靠性与更新组合权重  $\{\tau_t, \nu_t\}$  之间的关系, 定义衡量  $m_{p,t}$  和  $m_{1:t}$  可靠性的指标函数, 结合已有的历史样本数据, 给出优化传感器  $p$  所提供证据的折扣率  $\alpha_p$  以及更新组合权重  $\{\tau_t, \nu_t\}$  的方法.

## 2.1 局部诊断证据的静态融合及基于信度静态收敛指标的折扣率系数优化

设需要诊断设备的故障命题组成的辨识框架为  $\Theta = \{F_0, F_1, \dots, F_n\}$ , 其中传感器  $S_p$  在  $t$  时刻获得的诊断证据为  $m_{p,t}^{\ominus}$ , 简化记为  $m_{p,t}$ . 令  $\alpha_p = (\alpha_{1,p}, \alpha_{2,p}, \dots, \alpha_{n,p})$  为传感器  $S_p$  所提供证据的折扣率向量, 利用式 (9) 中的精细化折扣方法, 获得经  $\alpha_p$  折扣后的证据为  $\alpha_p m_{p,t}$ . 利用式 (3) 中的 Dempster 组合规则融合  $N$  个传感器提供的证据, 得到静态融合结果

$$\alpha m_{\oplus,t} = \alpha^1 m_{1,t} \oplus \dots \oplus \alpha^p m_{p,t} \oplus \dots \oplus \alpha^N m_{N,t} \quad (14)$$

其中,  $\alpha = (\alpha_1, \dots, \alpha_p, \dots, \alpha_N)$ ,  $\oplus$  表示 Dempster 组合算子.

若有  $T$  次局部证据及其静态融合证据的历史样本, 其描述了设备的  $n+1$  个运行状态  $\{F_0, F_1, \dots, F_n\}$ , 且每个状态真实出现的次数分别为  $T_0, T_1, \dots, T_n$ ,  $\sum_{i=0}^n T_i = T$ , 那么可以建立基于式 (6) 的诊断证据信度静态收敛目标函数为

$$SI_m(\alpha_1, \dots, \alpha_p, \dots, \alpha_N) = w_{F_0} \sum_{t=1}^{T_0} d^2(\alpha m_{\oplus,t}, m_{F_0}) +$$

$$w_{F_1} \sum_{t=1}^{T_1} d^2(\alpha m_{\oplus,t}, m_{F_1}) + \dots + w_{F_n} \sum_{t=1}^{T_n} d^2(\alpha m_{\oplus,t}, m_{F_n}) \quad (15)$$

它计算了在每种状态下, 折扣后的静态融合证据  $\alpha m_{\oplus,t}$  与绝对证据

$$m_{F_i} = \{m(F_i) = 1, i = 1, 2, \dots, n; m(F_j) = 0, j = 0, 1, \dots, i-1, i+1, \dots, n\} \quad (16)$$

之间的证据距离,  $m_{F_i} = m(F_i) = 1$  表示当  $F_i$  真实发生时, 静态证据应该“绝对地”支持  $F_i$ , 那么当  $\alpha m_{\oplus,t}$  越接近或收敛于  $m_{F_i}$  时,  $\alpha m_{\oplus,t}$  就越可靠,  $\alpha_p m_{p,t}$  也越可靠.  $w_{F_i}$  为收敛性权重, 其满足约束条件

$$T_0 w_{F_0} = T_1 w_{F_1} = \dots = T_n w_{F_n} \quad (17)$$

即要求各种状态下的历史样本对于收敛度的贡献是一样的, 从上式可以推导出

$$w_{F_i} = \frac{\prod_{\substack{l=0 \\ l \neq i}}^n T_l}{\left( \prod_{\substack{l=0 \\ l \neq 0}}^n T_l + \prod_{\substack{l=0 \\ l \neq 1}}^n T_l + \dots + \prod_{\substack{l=0 \\ l \neq n}}^n T_l \right)} \quad (18)$$

基于式 (15) 给出的静态收敛目标函数, 可以构造如下的优化模型用于求解最优的  $\{\alpha_1, \dots, \alpha_p, \dots, \alpha_N\}$ , 使得  $SI_m(\alpha_1, \dots, \alpha_p, \dots, \alpha_N)$  最小:

$$\begin{aligned} & \min_{(\alpha_1, \dots, \alpha_p, \dots, \alpha_N)} SI_m(\alpha_1, \dots, \alpha_p, \dots, \alpha_N) \\ & \text{s.t. } 0 \leq \alpha_{i,p} \leq 1, \\ & \quad i = 1, 2, \dots, n; p = 1, 2, \dots, N \end{aligned} \quad (19)$$

## 2.2 基于条件化线性组合规则的更新后诊断证据获取

在局部证据的最优折扣系数下获得最优静态融合证据后,可利用式(13)中条件化线性组合更新规则,递归计算求得每个时刻的更新后证据(全局证据)

$$m_{1:t}(B) = \tau_t m_{1:t-1}(B) + v_t m_t(B|D),$$

$$B, D = F_0, F_1, \dots, F_n, \Theta \quad (20)$$

其中,  $m_{1:t-1}(B)$  表示所有的历史证据对  $m_{1:t}(B)$  的贡献量,  $m_t(B|D)$  是当前的条件信度赋值,它通过式(11)或式(12)计算,表示了当前融合证据  $\alpha m_{\oplus,t}^{\Theta}$  对于  $m_{1:t}(B)$  的贡献量,这是因为条件命题  $D$  是由  $\alpha m_{\oplus,t}^{\Theta}$  决定的. 由于式(11)和式(12)要求  $\alpha m_{\oplus,t}^{\Theta}$  是一个“绝对的证据”,亦即对  $D$  的信度赋值为 1,但是实际中,我们获取的证据都是含有不确定性的,所以我们规定:  $\alpha m_{\oplus,t}^{\Theta}$  中信度赋值最大的那个命题即为条件命题  $D$ ,所以,由式(11)或式(12)可以看出,  $m_t(B|D)$  实际上是根据条件命题  $D$  与  $B$  之间的包含关系,对  $m_{1:t-1}$  中焦元信度进行调整后的结果.

此外,式(20)中的更新组合权重  $\{\tau_t, v_t\}$  可以通过前后时刻全局证据的相似性来求取,这里先定义证据之间的相似度. 在证据理论中,式(4)定义的证据距离通常被用来度量两个证据  $m_1$  和  $m_2$  之间信度赋值的差异度,所以证据距离与证据相似度是一对相反的概念,即证据距离越大,则证据之间的相似度越小,信度赋值的差异越大. 那么  $m_1$  和  $m_2$  之间的相似度  $Sim(m_1, m_2)$  可以通过它们之间的距离  $d(m_1, m_2)$  来定义<sup>[24]</sup>.

$$Sim(m_1, m_2) = f(d(m_1, m_2)) \quad (21)$$

这里相似度函数  $f: [0, 1] \rightarrow [0, 1]$  是严格单调递减的. 为了能够获取所期望的证据相似性特性,使用  $S$  型函数构造  $f$  为

$$Sim(m_1, m_2) = \frac{1}{1 + \exp(-a(0.5 - d(m_1, m_2)))} \quad (22)$$

其中,  $a$  是一个可调参数,用于调整  $m_1$  和  $m_2$  信度赋值的差异对于它们之间相似度的影响程度,可以证明,上式满足相似性的约束条件<sup>[21]</sup>: 1)  $Sim(m_1, m_1) = 1$ ; 2)  $Sim(m_1, m_2) = Sim(m_2, m_1)$  (对称性); 3) 当  $m_1 \neq m_2$  时,  $Sim(m_1, m_1) > Sim(m_1, m_2)$ .

证据距离  $d$  与相似度  $Sim$  的关系如图 2 所示,这里以  $a = 6, 8, 15$  为例加以分析. 当  $d = 0.5$  时,  $Sim = 0.5$ ; 当  $d$  从 0.5 减小到 0 时,相似性迅速趋

近于 1 增大; 当  $d$  从 0.5 增大到 1 时,相似性迅速趋近于 0 减小,针对  $a$  的不同取值,趋近速度有所变化. 通常,相似度函数  $f$  大多被构造为距离  $d$  的线性形式,例如最常用的是  $f = 1 - d$ <sup>[24]</sup>. 然而,与线性函数相比,这里所提的非线性函数能够“两极化” $m_1$  和  $m_2$  之间相似性关系,这对于正确辨识出设备状态是非常有利的,并且两极化程度可以通过调整参数  $a$  实现. 本文中更新组合权重  $\{\tau_t, v_t\}$  将被构造为可调参数  $a$  的函数形式,通过优化参数  $a$ ,进而优化  $\{\tau_t, v_t\}$ ,即可使得更新后证据对于真实故障的信度赋值趋近于 1,从而给出更为可靠的故障决策结果.

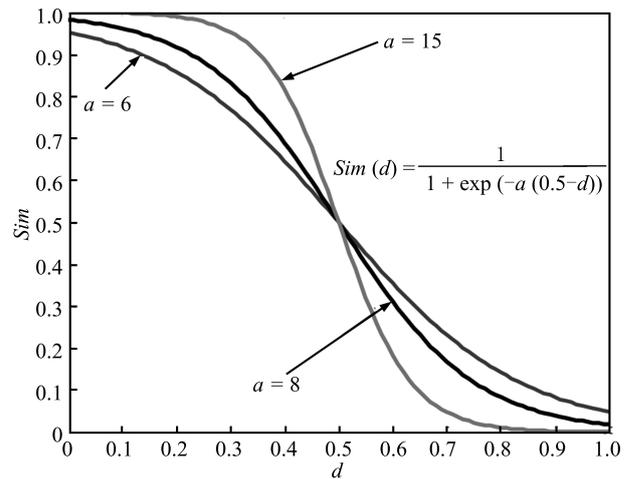


图 2 距离  $d$  与相似度  $Sim$  的关系图 ( $a = 6, 8, 15$ )

Fig. 2 Relationship between  $d$  and  $Sim$  ( $a = 6, 8, 15$ )

假设辨识框架  $\Theta$  下有  $T$  条证据,分别记作  $m_1, m_2, \dots, m_T$ , 则  $m_t, t = 1, 2, \dots, T$  被其他  $T - 1$  条证据所支持的支持度  $Sup$  定义为<sup>[24]</sup>

$$Sup(m_t) = \sum_{\substack{q=1 \\ q \neq t}}^T Sim(m_t, m_q) \quad (23)$$

$m_t$  的可靠度定义为<sup>[24]</sup>

$$Crd(m_t) = \frac{Sup(m_t)}{\sum_{t=1}^T Sup(m_t)} \quad (24)$$

显然,  $\sum_{t=1}^T Crd(m_t) = 1$ . 事实上,可靠度是反映证据相对重要性的权重.

实际上,式(20)给出的更新结果是历史全局证据和当前诊断证据的加权和,它们的权重由参数  $\{\tau_t, v_t\}$  决定. 设利用式(20)已经递推计算出  $t - 1$  的更新结果  $\alpha m_{1:t-1}$ , 并且获得了  $t$  和  $t + 1$  时刻的静态融合证据  $\alpha m_{\oplus,t}$  和  $\alpha m_{\oplus,t+1}$ , 则在计算  $t$  时刻

的诊断证据更新结果时, 可以通过下述步骤获取权重参数  $\{\tau_t, v_t\}$ .

**步骤 1.** 利用式 (22) 分别计算  $m_{1:t-1}$ ,  $\alpha_{m_{\oplus,t}}$  以及  $\alpha_{m_{\oplus,t+1}}$  之间的两两相似度

$$Sim(m_{1:t-1}, \alpha_{m_{\oplus,t}}) = \frac{1}{1 + \exp(-a(0.5 - d(m_{1:t-1}, \alpha_{m_{\oplus,t}})))} \quad (25)$$

$$Sim(m_{1:t-1}, \alpha_{m_{\oplus,t+1}}) = \frac{1}{1 + \exp(-a(0.5 - d(m_{1:t-1}, \alpha_{m_{\oplus,t+1}})))} \quad (26)$$

$$Sim(\alpha_{m_{\oplus,t}}, \alpha_{m_{\oplus,t+1}}) = \frac{1}{1 + \exp(-a(0.5 - d(\alpha_{m_{\oplus,t}}, \alpha_{m_{\oplus,t+1}})))} \quad (27)$$

**步骤 2.** 通过式 (23) 和式 (24) 分别计算出  $m_{1:t-1}$ ,  $\alpha_{m_{\oplus,t}}$  及  $\alpha_{m_{\oplus,t+1}}$  各自的可靠度.

$$Crd(m_{1:t-1}) = \frac{Sup(m_{1:t-1})}{Sup(m_{1:t-1}) + Sup(\alpha_{m_{\oplus,t}}) + Sup(\alpha_{m_{\oplus,t+1}})} \quad (28)$$

$$Crd(\alpha_{m_{\oplus,t}}) = \frac{Sup(\alpha_{m_{\oplus,t}})}{Sup(m_{1:t-1}) + Sup(\alpha_{m_{\oplus,t}}) + Sup(\alpha_{m_{\oplus,t+1}})} \quad (29)$$

$$Crd(\alpha_{m_{\oplus,t+1}}) = \frac{Sup(\alpha_{m_{\oplus,t+1}})}{Sup(m_{1:t-1}) + Sup(\alpha_{m_{\oplus,t}}) + Sup(\alpha_{m_{\oplus,t+1}})} \quad (30)$$

$$\begin{cases} \tau_t = Crd(m_{1:t-1}) + Crd(\alpha_{m_{\oplus,t+1}}), v_t = \\ \quad Crd(\alpha_{m_{\oplus,t}}), \\ \quad Sim(m_{1:t-1}, \alpha_{m_{\oplus,t+1}}) \geq \\ \quad Sim(\alpha_{m_{\oplus,t}}, \alpha_{m_{\oplus,t+1}}) \\ \tau_t = Crd(m_{1:t-1}), v_t = \\ \quad Crd(\alpha_{m_{\oplus,t}}) + Crd(\alpha_{m_{\oplus,t+1}}), \quad \text{其他} \end{cases} \quad (31)$$

**步骤 3.** 通过比较  $Sim(m_{1:t-1}, \alpha_{m_{\oplus,t+1}})$  以及  $Sim(\alpha_{m_{\oplus,t}}, \alpha_{m_{\oplus,t+1}})$  之间的相似度大小获取  $\{v_t, \tau_t\}$ .

式 (31) 反映了诊断专家在故障决策时所使用的一种“瞻前顾后”的准则, 亦即在  $t$  时刻做出决策时, 需要将历史、当前和未来时刻的诊断信息做一对比并综合后给出结论. 将该准则用于所提出的线性更新算法中时, 就是将未来信息  $\alpha_{m_{\oplus,t+1}}$  以其可靠度  $Crd(\alpha_{m_{\oplus,t+1}})$  的形式引入到更新过程. 实际上  $Crd(\alpha_{m_{\oplus,t+1}})$  可被定义为一个平滑因子, 根据未来与历史、当前时刻诊断证据之间的相似性差异, 用该因子自适应地调整组合权重  $\{v_t, \tau_t\}$  的取值. 具体地, 当  $Sim(m_{1:t-1}, \alpha_{m_{\oplus,t+1}}) > Sim(\alpha_{m_{\oplus,t}}, \alpha_{m_{\oplus,t+1}})$  时, 说明当前融合证据  $\alpha_{m_{\oplus,t}}$  的信度分布异于历史全局证据  $m_{1:t-1}$  和未来时刻融合证据  $\alpha_{m_{\oplus,t+1}}$  的信度分布, 但是, 一般来说相邻时刻设备状态变化趋势应该一致, 那么信度分布也应具有相同的变化趋势, 而此种情况下  $\alpha_{m_{\oplus,t}}$  较于  $m_{1:t-1}$  和  $\alpha_{m_{\oplus,t+1}}$  的突变很可能是由于外界干扰等不确定因素引起的, 那么  $m_{1:t-1}$  应该比  $\alpha_{m_{\oplus,t}}$  更为可靠, 此时要将  $Crd(\alpha_{m_{\oplus,t+1}})$  赋予  $m_{1:t-1}$  的权重  $\tau_t$ , 使得  $\tau_t > v_t$ , 从而增加历史证据在线性更新中的权重. 当  $Sim(m_{1:t-1}, \alpha_{m_{\oplus,t+1}}) = Sim(\alpha_{m_{\oplus,t}}, \alpha_{m_{\oplus,t+1}})$  时, 由于迭代更新过程使得  $m_{1:t-1}$  包含了所有历史时刻的诊断信息, 所以  $m_{1:t-1}$  应该比  $\alpha_{m_{\oplus,t}}$  更为可靠, 仍将  $Crd(\alpha_{m_{\oplus,t+1}})$  赋予  $\tau_t$ . 相反地, 当  $Sim(m_{1:t-1}, \alpha_{m_{\oplus,t+1}}) < Sim(\alpha_{m_{\oplus,t}}, \alpha_{m_{\oplus,t+1}})$  时, 说明在最近的  $t$  和  $t+1$  时刻,  $\alpha_{m_{\oplus,t+1}}$  和  $\alpha_{m_{\oplus,t}}$  的信度分布相较于历史时刻  $m_{1:t-1}$  有了较大的变化, 表明设备状态较历史时刻发生了明显的变化, 且该变化持续了两个采样周期, 此时应将  $Crd(\alpha_{m_{\oplus,t+1}})$  赋予  $v_t$ , 使得  $v_t > \tau_t$ , 从而增加了当前融合证据在线性更新中的作用. 当然, “瞻前顾后”准则, 会引入故障决策的一步延迟, 但是将未来诊断信息引入更新过程会有效提高故障决策的可靠性, 在随后的电机柔性转子故障诊断实验中, 针对以上不同的设备运行状态变化情况, 说明了所提权重选取方法的有效性.

### 2.3 基于故障信度动态收敛指标的更新权重系数优化

上节给出的更新组合权重  $\{\tau_t, v_t\}$  是  $S$  型函数中参数  $a$  的函数, 这里将给出故障信度动态收敛目标函数, 用其优化  $a$  进而优化  $\{\tau_t, v_t\}$ .

假设第  $l$  ( $l = 1, 2, \dots, L$ ) 个诊断过程共进行了  $T_l$  次故障特征信号的采样, 在每个采样周期内, 经过局部证据获取, 静态融合和动态更新后, 可以依次获得  $T_l$  个更新后证据 (全局证据)  $m_{1:t}$  ( $t = 1, 2, \dots, T_l$ ). 若在该诊断过程中, 设备依次经历了  $M$  个运行状态  $F_{T_1}^l, F_{T_2}^l, \dots, F_{T_M}^l$ , 则有  $F_{T_m}^l \in \{F_0, F_1, \dots, F_n\}$ ,  $m = 1, 2, \dots, M$ . 若获得  $L$  个这样的诊断过程及其全局证据序列, 即可定义全局证据的信度收敛指标函数:

$$\begin{aligned}
 UDI(a) = & \frac{1}{L} \sum_{l=1}^L \left( \frac{1}{M} \times \left( \frac{1}{T_1} \sum_{t=1}^{T_1} Sim(m_{1:t}, m_{F_{T_1}^l}) + \right. \right. \\
 & \frac{1}{T_2} \sum_{t=T_1+1}^{T_1+T_2} Sim(m_{1:t}, m_{F_{T_2}^l}) + \cdots + \\
 & \left. \left. \frac{1}{T_M} \sum_{t=T_1+\cdots+T_{M-1}+1}^{T_1+\cdots+T_M} Sim(m_{1:t}, m_{F_{T_M}^l}) \right) \right) \quad (32)
 \end{aligned}$$

$m_{F_{T_m}^l} = m(F_{T_m}^l) = 1$  表示真实故障状态的理想信度赋值,  $T_m$  表示设备在某一诊断过程中, 运行在第  $m$  个状态下的次数,  $T_m$  和  $M$  在每个诊断过程的取值可以不同, 但是  $\sum_{m=1}^M T_m$  等于每个诊断过程的采样次数总和  $T_l$ .  $1/L$ 、 $1/M$  和  $1/T_m$  分别是针对诊断过程批次、状态批次和状态持续次数的归一化因子, 从而保证  $UDI \in [0, 1]$ .  $UDI$  描述了包含所有诊断信息的全局证据趋近于真实状态的程度,  $UDI$  取值越大, 则所获全局证据的可靠性越高, 反之则越低.

显然,  $UDI$  只描述了各个独立采样时刻所获全局证据的可靠性, 为了度量全局证据对故障状态变化的响应能力, 可以定义相邻时刻全局证据的信度差异度函数

$$\begin{aligned}
 DDI(a) = & \frac{1}{L} \sum_{l=1}^L \left( \frac{1}{M} \times \left( \sum_{t=1}^{T_1} \lambda_{t,1}^l \Delta_{t,1}^l + \right. \right. \\
 & \sum_{t=T_1+1}^{T_1+T_2} \lambda_{t,2}^l \Delta_{t,2}^l + \cdots + \\
 & \left. \left. \sum_{t=T_1+\cdots+T_{M-1}+1}^{T_1+\cdots+T_M} \lambda_{t,M}^l \Delta_{t,M}^l \right) \right) \quad (33)
 \end{aligned}$$

其中

$$\Delta_{t,m}^l = Sim(m_{1:t}, m_{F_{T_m}^l}) - Sim(m_{1:t-1}, m_{F_{T_m}^l}) \quad (34)$$

表示在第  $l$  个诊断过程的  $F_{T_m}^l$  故障状态下, 相邻两个时刻  $m_{1:t}$  与理想证据  $m_{F_{T_m}^l}$  之间的相似度之差.

$\Delta_{t,m}^l$  取值大, 则说明  $m_{1:t}$  能够快速跟踪故障状态的变化, 当  $t = 1$  时, 设定  $\Delta_{1,1}^l = Sim(m_{1:1}, m_{F_{T_m}^l}) - 0$ , 即采样开始之前没有获取证据, 那么先验证据与  $F_{T_m}^l$  的相似度为 0. 此外,  $\lambda_{t,m}^l$  为跟踪速度的渐消因子, 它的取值为

$$\lambda_{t,m}^l = \begin{cases} \frac{1}{t}, & m = 1, t \geq 1 \\ \frac{1}{t - \sum_{j=1}^{m-1} T_j}, & 2 \leq m \leq M, T_1+1 \leq t \leq \sum_{m=1}^M T_m \end{cases} \quad (35)$$

这里, 举例说明  $\Delta_{t,m}^l$  和  $\lambda_{t,m}^l$  的具体含义, 若第  $l$  个诊断过程的采样周期为 1 秒, 前 3 秒设备运行正常 ( $F_0$ ), 接下来的 4 秒设备出现故障  $F_1$ , 则本次诊断过程持续  $T_l = 7$  s,  $t = 1, 2, \dots, 7$ ,  $T_1 = 3$ ,  $T_2 = 4$ ,  $M = 2$ ,  $m = 1, 2$ ,  $F_{T_1}^l = F_0$ ,  $F_{T_2}^l = F_1$ . 假设在获取每个时刻的  $m_{1:t}$  之后, 计算得出相邻时刻的  $\Delta_{t,m}^l$  如表 1 所示.

表 1 中,  $\Delta_{1,1}^l = 1$  说明在  $t = 1$  时,  $m_{1:1}$  就对  $F_0$  的信度赋值为  $m_{1:1}(\{F_0\}) = 1$ , 以最快的速度跟踪上了设备的真实状态, 且在随后的 2 次采样中,  $\Delta_{2,1}^l = \Delta_{3,1}^l = 0$ , 说明  $m_{1:2}(\{F_0\}) = m_{1:3}(\{F_0\}) = 1$ , 更新结果稳定且完全可靠. 当然, 我们希望在设备状态发生变化时,  $m_{1:t}$  能够第一时间做出正确反映, 所以  $\lambda_{t,m}^l$  体现了“更新证据越早的对状态变化做出反应, 那么其相对的  $\Delta_{t,m}^l$  就越重要, 亦即  $\Delta_{t,m}^l$  对  $DDI$  的贡献将随着时间衰减”. 表中的  $\Delta_{6,2}^l = Sim(m_{1:6}, m_{F_1}) - Sim(m_{1:5}, m_{F_1}) = -0.2$ , 说明  $Sim(m_{1:6}, m_{F_1}) < Sim(m_{1:5}, m_{F_1})$ , 亦即  $m_{1:6}$  相较于  $m_{1:5}$  对  $F_1$  的信度赋值降低了, 更新结果的可靠性下降. 式 (33) 中的  $1/L$ ,  $1/M$  为归一化因子, 其含义与式 (32) 中的相同, 那么通过以上分析可知,  $DDI \in [-1, 1]$ . 当  $DDI = 0$  时, 意味着  $m_{1:t}$  没有能力跟踪上设备的真实状态; 当  $DDI > 0$  时, 意味着  $m_{1:t}$  能够正确跟踪上真实状态, 反之则意味着  $m_{1:t}$  跟踪到错误状态, 且  $DDI$  绝对值越大, 则跟踪到正确或错误状态的速度越快.

表 1 相邻两全局证据相似度之差

Table 1 The similarity difference between two adjacent global evidence

状态: $m$	1			2			
采样时刻 $t$	1	2	3	4	5	6	7
相似度差 $\Delta_{t,m}^l$	1	0	0	0.8	0.1	-0.2	0.2
渐消因子 $\lambda_{t,m}^l$	1	1/2	1/3	1	1/2	1/3	1/4

那么, 将  $UDI$  和  $DDI$  综合, 即可获得故障信度动态收敛指标函数为

$$DI(a) = \kappa \times (1 - UDI(a)) + \eta \times (1 - DDI(a)) \quad (36)$$

显然,  $DI \in [0, 2]$ , 它是  $UDI$  和  $DDI$  的加权和, 两者的权重分别为  $\kappa, \eta$ , 且有  $\kappa + \eta = 1, 0 \leq \kappa, \eta \leq 1$ ,  $UDI$  度量了每个时刻的全局证据对真实故障状态的反映能力,  $DDI$  度量了更新过程对故障状态变化的响应能力, 侧重点不一样, 可以根据实际需要选择  $\kappa$  和  $\eta$ .

基于式 (36) 给出的动态收敛目标函数, 可以构造如下的优化模型用于求解最优的参数  $a$  以及相应的更新组合权重  $\{\tau_t, v_t\}$ , 使得  $DI(a)$  最小:

$$\begin{aligned} \min_a & DI(a) \\ \text{s.t.} & 0 \leq a \leq 50 \end{aligned} \quad (37)$$

对于式 (19) 和式 (37) 所示的优化模型, 可以用常规的非线性优化算法或者直接利用 Matlab 中提供的非线性优化函数 `fmincon` 即可求解.

#### 2.4 故障决策准则

在基于证据推理的故障决策方法当中, 要利用融合或更新得到的证据对设备出现的故障做出判断, 就需要一定的判定准则<sup>[1]</sup>. 结合本文提出的方法, 在每个时刻, 利用全局证据做出故障决策时, 应遵循以下几条准则:

1) 聚焦性准则. 判定的故障类型 (命题) 应有最大的基本信度赋值, 该值要大于某一门限  $a$ , 这里规定必须大于整体置信度的一半, 即  $a = 0.5$ ;

2) 不确定度准则. 不确定度  $m(\Theta)$  要小于某一门限  $b$ , 这里规定必须小于  $b = 0.3$ ;

3) 差异性准则. 判定的故障命题的 BBA 和其他命题的 BBA 之差要大于某个阈值  $c$ , 这里规定必须不小于  $c = 0.15$ ;

因为所有命题的信度之和为 1, 所以准则 1 规定对于真实发生命题 (记为  $F$ ) 的信度赋值要过半  $a \geq 0.5$ , 这样才能体现融合更新过程的聚焦作用, 保证  $F$  的信度始终最大; 准则 2 说明融合更新过程要使得证据的不确定度降低到一定的程度, 保证由全局证据做出的决策相较于局部证据给出的决策更为可靠; 准则 3 表示  $F$  信度和其他假命题信度之间的差值要大于某个阈值, 这样才能将前者 and 后者明显地区分开. 因为信度之和为 1, 所以三个准则中的参数  $a, b$  和  $c$  之间是既相互制约又相互联系的. 实际中应该根据具体被诊断对象运行阶段、传感器特性以及所获证据的不确定度和信度的聚焦程度决定这些参数的取值, 且需要根据诊断环境的变化对它们进行适当调整.

### 3 所提方法在电机柔性转子故障诊断中的实验验证

本诊断实验是在 ZHS-2 型电机转子系统实验平台 (图 3) 上进行的. 转子系统的支架上分别安装了一个振动位移传感器和一个振动加速度传感器, 用于收集垂直和水平方向的时域振动信号. 收集到的振动数据被输入 HG-8902 型数据采集器, 经信号调理模数转换后输入到计算机, 基于 LabVIEW 的 HG-8902 的数据分析软件, 对时域数据进行快速傅里叶变换 (Fast Fourier transform, FFT) 后获得频域频谱. 在该平台上设置转子的三种典型故障: {不平

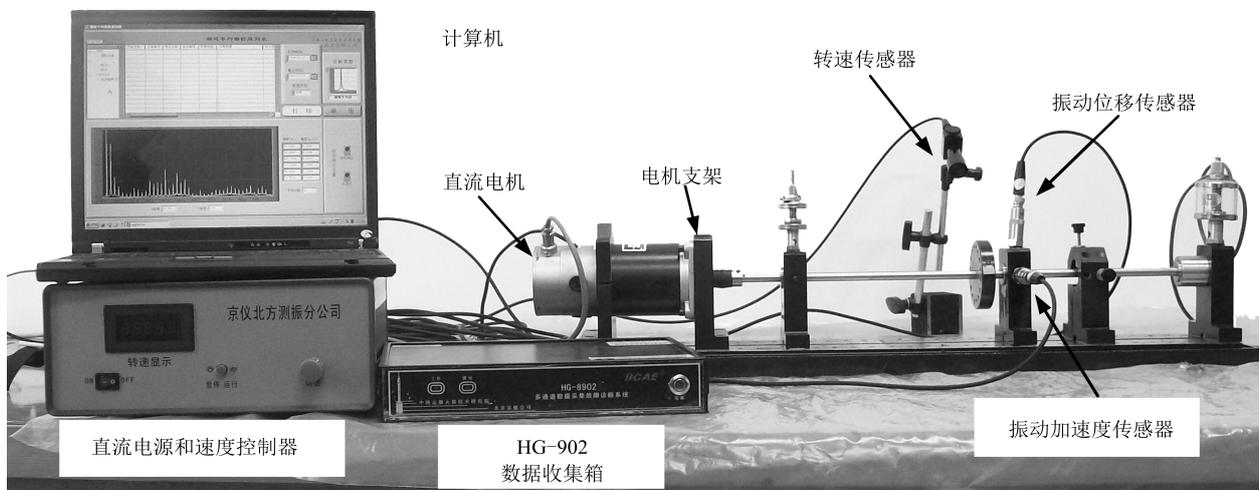


图 3 ZHS-2 电机柔性转子系统  
Fig. 3 ZHS-2 motor flexible rotor

衡  $F_1$  }、{不对中  $F_2$  }和 {基座松动  $F_3$  }，则定义故障辨识框架为  $\Theta = \{F_0, F_1, F_2, F_3\}$ ，其中， $F_0 =$  正常运行状态。提取振动加速度频域信号的 1 倍频（基频）、2 倍频和 3 倍频的幅值以及振动位移信号的平均值作为故障特征，分别记为  $f_{\times 1} \sim f_{\times 3}$  和  $\bar{d}$ 。实验中设定转子转速为 1500 r/min，则  $f_{\times 1}$ ， $f_{\times 2}$ ， $f_{\times 3}$  分别为 25 Hz、50 Hz 和 75 Hz。按照文献 [2] 提供的诊断证据获取方法，可以从  $f_{\times 1} \sim f_{\times 3}$  和  $\bar{d}$  这四个信息源获取每个采样时刻的局部诊断证据（采样间隔为 8s），分别记为  $m_{1,t} \sim m_{4,t}$ ，然后根据图 1 中所示的静态融合和动态更新过程，得到静态融合结果  $m_{\oplus,t}$ ，并对连续时刻获取的静态融合证据  $m_{\oplus,t}$  进行迭代更新获得全局证据  $m_{1:t}$ 。

这里我们通过故障模拟产生故障，并提取故障特征  $f_{\times 1} \sim f_{\times 3}$  和  $\bar{d}$  的数据，用于静态融合中局部证据折扣率系数以及动态更新中更新权重系数的优化。故障数据生成过程如下：在转子实验台上模拟转子从正常运行到各个故障状态的连续变化过程，具体包括  $F_0 \rightarrow F_1$ ， $F_0 \rightarrow F_2$ ， $F_0 \rightarrow F_3$  三个变化过程，每个过程模拟 20 次，共计可以获得 60 个诊断过程。每次过程模拟中包含 20 次数据采样（共持续 160s），且前半时段转子状态为正常，后半时段状态为故障。为了使模拟实验更贴近故障演化的真实情况，60 个诊断过程中包含正常到各个故障的渐变和突变情况。分别从  $F_0 \rightarrow F_1$ ， $F_0 \rightarrow F_2$ ， $F_0 \rightarrow F_3$  中提取 12 次诊断过程中的故障特征数据作为训练样本，其余 8 次作为测试样本，那么共计可以获得 36 组训练样本和 24 组测试样本。

### 3.1 静态融合中局部诊断证据折扣系数的优化

用 36 组训练样本中的故障特征数据可以构

造局部证据  $m_{1,t} \sim m_{4,t}$ ，然后基于第 2.1 节给出的静态融合与信度静态收敛指标函数  $SI_m$ ，利用式 (19) 提供的折扣系数优化模型，运用 Matlab 中的 fmincon 函数 ( $\alpha_1 \sim \alpha_4$  初值均是元素取值为 0 的四维向量)，求解出局部证据  $m_{1,t} \sim m_{4,t}$  的最优折扣系数向量分别为  $\alpha_1 = (0, 0, 0.1965, 0.2563)$ ， $\alpha_2 = (0.0622, 0, 0, 0)$ ， $\alpha_3 = (0, 0, 0.0127, 1)$ ， $\alpha_4 = (0, 0.0052, 0.1576, 0.0002)$ 。进一步，可以利用式 (15) 计算出未折扣时直接融合结果  $m_{\oplus,t}$  ( $\alpha_1 \sim \alpha_4$  取初值) 和折扣优化后的融合结果  $\alpha m_{\oplus,t}$  的  $SI_m$  取值，如表 2 所示。式 (15) 中的  $N = n + 1 = 3 + 1 = 4$ ， $T_0 = 339$ ， $T_1 = 120$ ， $T_2 = 132$ ， $T_3 = 129$ ， $T = \sum_{i=0}^{n=3} T_i = 720$ 。

表 2 未折扣和折扣优化后融合结果  $m_{\oplus,t}$  和  $\alpha m_{\oplus,t}$  对应的  $SI_m$  取值

Table 2 The  $SI_m$  values of the non-discounted fusion result  $m_{\oplus,t}$  and the discounted and optimized fusion result  $\alpha m_{\oplus,t}$

融合方法	$SI_m$
$m_{\oplus,t}$	23.1225
$\alpha m_{\oplus,t}$	21.7505

依照第 2.4 节给出的故障决策准则，利用每个采样时刻的  $m_{\oplus,t}$  和  $\alpha m_{\oplus,t}$  可以给出诊断结果，表 3 和表 4 中分别给出两种静态融合证据给出的误报/漏报次数的统计表。

从表 3 和表 4 统计数据对比可以发现，对于  $F_0$ ， $F_2$  和  $F_3$  的确诊率有所提高，同时伴随着三种状态下

表 3 未折扣融合结果  $m_{\oplus,t}$  的误报/漏报次数统计表

Table 3 The statistics of alarms and no-alarms of the non-discounted fusion result  $m_{\oplus,t}$

真实状态 \ 决策结果	$F_0$	$F_1$	$F_2$	$F_3$	各状态次数	确诊率
$F_0$	270	34	35	0	339	79.6%
$F_1$	0	102	7	11	120	85%
$F_2$	1	8	114	9	132	86.4%
$F_3$	0	11	13	105	129	81.3%

表 4 折扣优化后融合结果  $\alpha m_{\oplus,t}$  的误报/漏报次数的统计表

Table 4 The statistics of alarms and no-alarms of the discounted & optimized fusion result  $\alpha m_{\oplus,t}$

真实状态 \ 决策结果	$F_0$	$F_1$	$F_2$	$F_3$	各状态次数	确诊率
$F_0$	280	15	44	0	339	82.6%
$F_1$	0	102	6	12	120	85%
$F_2$	4	1	115	12	132	87.1%
$F_3$	0	10	13	106	129	82.1%

的漏报和误报率的下降或上升, 例如  $F_0$  状态下误报为  $F_1$  的次数由 34 次降低为 15 次,  $F_2$  状态下误报为  $F_1$  的次数由 8 降为 1, 但是漏报次数由 1 升至 4, 但是整体上, 总确诊率从 82.1% 提升至 83.8%. 虽然总确诊率提升程度有限, 但是从表 2 可知, 经过优化折扣系数, 静态信度收敛指标的取值有明显提高, 这意味着, 虽然从优化前和优化后的静态融合结果都能做出正确的故障决策, 但是后者对于真实发生故障的信度赋值要高于前者, 说明优化过程增加了诊断决策的可靠性. 经过随后的动态更新及参数优化过程, 可以进一步提升确诊率, 具体见下节的分析.

### 3.2 动态更新中相似性参数 $a$ 及更新权重系数的优化

仍然利用 36 组训练样本, 根据第 2.3 节给出的故障信度动态收敛指标函数  $DI(a)$  以及式 (37) 中的优化模型, 求解最优的  $S$  型相似性函数中的参数  $a$  并得到相应每个时刻的最优更新权重  $\{\tau_t, v_t\}$ . 共计用于训练的诊断为过程为  $L = 36$  个, 每个过程中的故障特征信号采样次数均为  $T_i = 20$ , 都经历了  $M = 2$  个运行状态,  $F_{T_1}^l = F_0, F_{T_2}^l = F_1, F_2, F_3, F_{T_1}^l$  和  $F_{T_2}^l$  持续的采样周期数  $T_1 \in [8, 11]$  和  $T_2 \in [9, 12]$ , 并有  $T_1 + T_2 = T_i$ . 这里假设  $DI$  中的  $(1 - UDI)$  和  $(1 - DDI)$  同等重要, 则它们的权重  $\kappa = \eta = 0.5$ . 最终运用 Matlab 中的 `fmincon` 函数 (初值  $a = 5$ , 如图 2 所示, 此时  $Sim$  和  $d$  近似线性关系), 求解得到最优值  $a = 25$ , 此时, 按照式 (31) 计算每次采样时的最优更新权重, 并获得更新后证据记为  ${}^a m_{1:t}$ ; 记不通过静态折扣系数优化和动态更新权重优化情况

下获得的更新后证据为  $m_{1:t}$ , 则这两种情况下对 36 组训练样本实施静态融合与动态更新方法后获得的  $UDI$ 、 $DDI$  和  $DI$  指标取值如表 5 所示. 依照第 2.4 节给出的故障决策准则, 通过  ${}^a m_{1:t}$  和  $m_{1:t}$  做出的诊断决策统计信息如表 6 和表 7 所示.

表 5 未优化和优化后更新结果  $m_{1:t}$  和  ${}^a m_{1:t}$  相应的  $UDI$ 、 $DDI$  和  $DI$  取值

Table 5  $UDI$ ,  $DDI$  and  $DI$  values of the non-optimized updating result  $m_{1:t}$  and the optimized updating result  ${}^a m_{1:t}$

更新方法	$UDI$	$DDI$	$DI (\kappa = \eta = 0.5)$
$m_{1:t}$	0.8285	0.8195	0.1760
${}^a m_{1:t}$	0.9411	0.9585	0.0502

从表 3 和表 6 的对比可知, 在静态融合后再进行动态更新, 可以将总确诊率从 83.8% 提升至 94%, 可见动态更新对提升确诊率的作用. 从表 6 和表 7 的对比可知, 动态更新优化后总确诊率从 94% 提升至 95%, 虽然确诊率只提高了一个百分点, 但是  $DI$  的指标值有明显下降, 这说明  ${}^a m_{1:t}$  对真实发生故障的信度赋值要高于  $m_{1:t}$  给出的赋值, 且前者对真实故障的跟踪速度高于后者, 所以, 优化过程增加了诊断决策的可靠性. 这一点可以从第 3.3 节针对测试样本的实验中看出.

### 3.3 针对测试样本的诊断实验以及其对比分析

基于第 3.2 节和第 3.3 节获得的最优静态折扣和动态更新相似度参数  $a$ , 对剩余的 24 组测试样本

表 6 未优化的更新结果  $m_{1:t}$  的误报/漏报次数统计表

Table 6 The statistics of alarms and no-alarms of the non-optimized updating result  $m_{1:t}$

真实状态 \ 决策结果	$F_0$	$F_1$	$F_2$	$F_3$	各状态次数	确诊率
$F_0$	320	15	4	0	339	94.3%
$F_1$	0	112	8	0	120	93.3%
$F_2$	0	3	127	2	132	96.2%
$F_3$	0	4	6	119	129	92.2%

表 7 优化后更新结果  ${}^a m_{1:t}$  的误报/漏报次数的统计表

Table 7 The statistics of alarms and no-alarms of the optimized updating result  ${}^a m_{1:t}$

真实状态 \ 决策结果	$F_0$	$F_1$	$F_2$	$F_3$	各状态次数	确诊率
$F_0$	325	6	8	0	339	95.8%
$F_1$	0	112	6	2	120	93.3%
$F_2$	2	0	128	2	132	97%
$F_3$	0	4	6	119	129	92.2%

实施静态融合与动态更新方法, 获得的  $UDI$ 、 $DDI$  和  $DI$  指标取值如表 8 所示, 相应的诊断决策统计信息如表 9 所示. 测试样本下的总确诊率为 94.8%,  $DI$  取值为 0.0423, 与训练样本下的相应取值相当, 说明两组样本的故障特征变化规律一致, 所提优化方法在实际使用中是有效的. 这里, 图 4 中进一步给出训练样本中某次诊断过程 ( $F_0 \rightarrow F_3$ ) 中未优化时的静态  $m_{\oplus,t}$ 、动态  $m_{1,t}$  以及经优化后所获  ${}^{\alpha}m_{\oplus,t}$ 、 ${}^{\alpha}m_{1,t}$  的信度分布变化情况. 在该诊断过程中, 当  $t = 1, 2, \dots, 10$  时转子处于正常状态  $F_0$ , 当  $t = 11$  时状态突变为故障  $F_3$  并一直持续到诊断结束, 并且由于在  $t = 4, 6, 12, 14$  时外加扰动, 其分别依次表现为虚假故障  $F_2, F_1, F_2, F_1$ , 通过更新过程, 可以成功地抑制扰动对诊断决策的影响. 从图 4(a) 和图 4(d) 中可以看出, 虽然经由  $m_{1,t}$  和  ${}^{\alpha}m_{1,t}$  做出的诊断决策在每个采样时刻都是一样的, 但是  ${}^{\alpha}m_{\oplus,t}$  和  ${}^{\alpha}m_{1,t}$  对于真实故障命题的信度赋值在大多情况下都分别大于  $m_{\oplus,t}$  和  $m_{1,t}$  给出的信度赋值; 对故障状态变化的跟踪能力上,  ${}^{\alpha}m_{1,t}$  在  $t = 11$  时刻, 能够快速对新状态  $F_3$  做出反应, 随后持续对其赋予接近 1 的信度赋值, 但  $m_{1,t}$  对于新状态的响应速度明显慢于前者, 整体上  $m_{1,t}$  和  ${}^{\alpha}m_{1,t}$  的  $DI$  取值分别为 0.196 和 0.0351, 这充分说明了所给出的参数优化方法可以有效提升诊断证据的可靠性, 使得由其给出的决策结果更为可信.

除了以上给出的方法在优化前后纵向的比较外, 下面将其与已有的几种经典更新方法再做横向的比

较, 其中包括第 1.4 节给出的利用无限惯性策略、零惯性策略和比例惯性策略的条件化线性组合更新方法以及文献 [1] 中提出的将条件化线性更新与类 Jeffery 更新相结合的方法. 该方法中, 根据前后时刻证据的 (线性) 相似度设定阈值, 根据相似度取值不同切换使用两种更新方法. 分别对 24 组测试样本实施以上四种方法 (所用静态融合过程都与图 1 所示阶段 2 相同), 获取的误报/漏报次数统计表如表 10~13 所示.

表 8 测试样本下所获  ${}^{\alpha}m_{1,t}$  的  $UDI$ 、 $DDI$  和  $DI$  取值  
Table 8  $UDI$ ,  $DDI$  and  $DI$  values of  ${}^{\alpha}m_{1,t}$  obtained from the test sample

基于参数优化的更新结果	$UDI$	$DDI$	$DI (\kappa = \eta = 0.5)$
${}^{\alpha}m_{1,t}$	0.9434	0.9720	0.0423

从表 9 与表 10~13 的对比中可以看出, 由于使用“瞻前顾后”的更新权重组合策略, 加之设计的融合与更新参数优化方法, 使得所提方法在诊断性能上都远远优于这四种已有的更新方法.

#### 4 结论

本文提出一种将诊断证据静态融合与动态更新相结合的故障诊断方法, 其主要创新点包括: 1) 将原有相互独立的融合与更新过程有机结合, 从而综合所有诊断信息对设备故障进行诊断; 2) 在条件化

表 9 测试样本下所获  ${}^{\alpha}m_{1,t}$  的误报/漏报次数的统计表

Table 9 The statistics of alarms and no-alarms of  ${}^{\alpha}m_{1,t}$  obtained from the test sample

真实状态 \ 决策结果	$F_0$	$F_1$	$F_2$	$F_3$	各状态次数	确诊率
$F_0$	208	5	12	0	225	92.4 %
$F_1$	0	76	3	1	80	95 %
$F_2$	0	0	86	0	86	100 %
$F_3$	0	1	3	85	89	95.5 %

表 10 基于无限惯性策略的线性更新方法的误报/漏报次数的统计表

Table 10 The statistics of alarms and no-alarms based on the infinite inertia based updating strategy

真实状态 \ 决策结果	$F_0$	$F_1$	$F_2$	$F_3$	各状态次数	确诊率
$F_0$	255	0	0	0	225	100 %
$F_1$	80	0	0	0	80	0 %
$F_2$	86	0	0	0	86	0 %
$F_3$	89	0	0	0	89	0 %

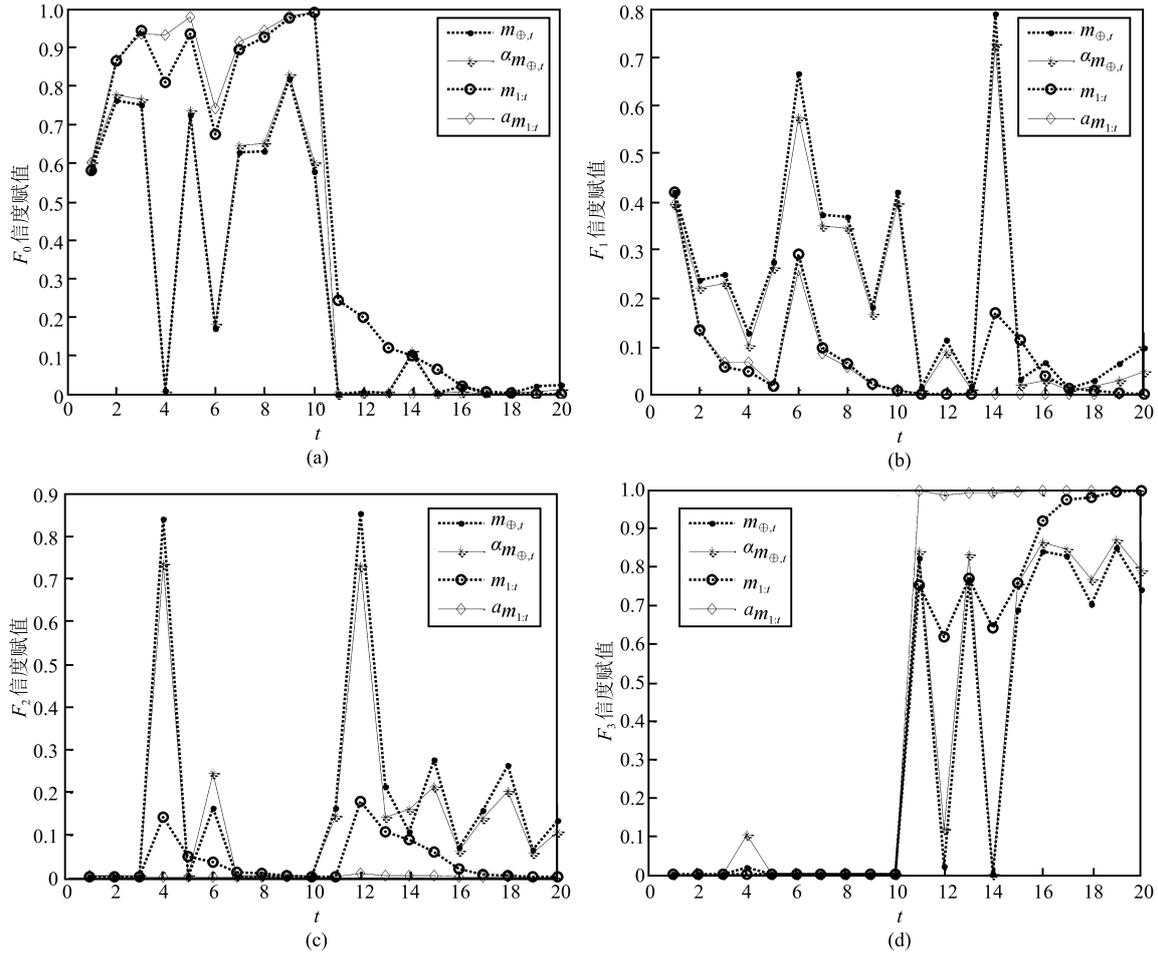


图 4 未优化和优化时静态融合与动态更新结果的比较

Fig. 4 Static fusion and dynamic updating result comparisons between the non-optimization case and the optimization case

表 11 基于零惯性策略的线性更新方法的误报/漏报次数的统计表

Table 11 The statistics of alarms and no-alarms based on the zero inertia based updating strategy

真实状态 \ 决策结果	$F_0$	$F_1$	$F_2$	$F_3$	各状态次数	确诊率
$F_0$	183	18	24	0	225	81.3 %
$F_1$	0	66	6	8	80	82.5 %
$F_2$	0	6	73	7	86	84.9 %
$F_3$	0	6	8	75	89	84.3 %

表 12 基于比例性策略的线性更新方法的误报/漏报次数的统计表

Table 12 The statistics of alarms and no-alarms based on the proportional inertia based updating strategy

真实状态 \ 决策结果	$F_0$	$F_1$	$F_2$	$F_3$	各状态次数	确诊率
$F_0$	225	0	0	0	225	100 %
$F_1$	65	15	0	0	80	18.8 %
$F_2$	51	0	35	0	86	40.7 %
$F_3$	60	0	0	29	89	32.6 %

表 13 文献 [1] 中更新方法确诊率统计的误报/漏报次数的统计表

Table 13 The statistics of alarms and no-alarms based on updating strategy in [1]

真实状态 \ 决策结果	$F_0$	$F_1$	$F_2$	$F_3$	各状态次数	确诊率
$F_0$	219	5	1	0	225	97.3%
$F_1$	13	67	0	0	80	83.7%
$F_2$	11	2	73	0	86	84.9%
$F_3$	14	0	0	75	89	84.3%

线性更新规则中, 定义了非线性的证据相似度函数, 并基于此给出了确定更新组合权重的新方法, 其适用于带有干扰的渐变和缓变等复杂的故障演变情况; 3) 针对静态和动态两个融合过程, 给出了符合故障诊断要求及证据信度故障表示特性的静态和动态故障信度收敛指标函数; 4) 在证据融合框架下, 提出基于以上两个指标的优化模型, 利用历史样本数据得到最优的融合与更新参数. 最后, 通过在电机柔性转子实验台上的诊断实验, 将所提方法与已有的典型融合诊断方法进行了对比分析, 说明所提出的融合诊断方法及其性能指标函数和参数优化方法的有效性.

## References

- Wen Cheng-Lin, Xu Xiao-Bin. *Multi-Source Information Fusion Theory and Its Applications in Fault Diagnosis and Reliability Assessment*. Beijing: Science Press, 2012. 180–192 (文成林, 徐晓滨. 多源不确定信息融合理论与应用: 故障诊断与可靠性评估. 北京: 科学出版社, 2012. 180–192)
- Xu Xiao-Bin, Wen Cheng-Lin, Wang Ying-Chang. Information fusion algorithm of fault diagnosis based on random set metrics of fuzzy fault features. *Journal of Electronics and Information Technology*, 2009, **31**(7): 1635–1640 (徐晓滨, 文成林, 王迎春. 基于模糊故障特征信息的随机集度量信息融合诊断方法. 电子与信息学报, 2009, **31**(7): 1635–1640)
- Oukhellou L, Debiolles A, Dencœux T, Aknin P. Fault diagnosis in railway track circuits using Dempster-Shafer classifier fusion. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 2010, **23**(1): 117–128
- 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. *Pattern Recognition Letters*, 2006, **27**(5): 377–385
- Wen C L, Xu X B, Jiang H N, Zhou Z. A new DSMT combination rule in open frame of discernment and its application. *Science China Information Science*, 2012, **55**(3): 551–557
- Shafer G. *A Mathematical Theory of Evidence*. Princeton: Princeton University Press, 1976. 25–28
- Basir O, Yuan X H. Engine fault diagnosis based on multi-sensor information fusion using Dempster-Shafer evidence theory. *Information Fusion*, 2007, **8**(4): 379–386
- Zhang Q H, Hu Q, Sun G X, Si X S, Qin A S. Concurrent fault diagnosis for rotating machinery based on vibration sensors. *International Journal of Distributed Sensor Networks*, 2013, **2013**: Article ID 472675
- Peng M F, Tse C K, Shen M E, Xie K. Fault diagnosis of analog circuits using systematic tests based on data fusion. *Circuits, Systems, and Signal Processing*, 2013, **32**(2): 525–539
- Luo H, Yang S L, Hu X J, Hu X X. Agent oriented intelligent fault diagnosis system using evidence theory. *Expert Systems with Applications*, 2012, **39**(3): 2524–2531
- Lardon L, Punal A, Steyer J P. On-line diagnosis and uncertainty management using evidence theory-experimental illustration to anaerobic digestion processes. *Journal of Process Control*, 2014, **14**(7): 747–763
- Marhic B, Delahoche L, Solau C, Jolly-Desodt A M, Ricquebourg V. An evidential approach for detection of abnormal behaviour in the presence of unreliable sensors. *Information Fusion*, 2012, **13**(2): 146–160
- Xu X B, Zhou Z, Wen C L. Data fusion algorithm of fault diagnosis considering sensor measurement uncertainty. *International Journal on Smart Sensing and Intelligent Systems*, 2013, **6**(1): 171–190
- Wen C L, Xu X B, Li Z L. Research on unified description and extension of combination rules of evidence based on random set theory. *Chinese Journal of Electronics*, 2008, **17**(2): 279–284
- Smets P. About updating. In: *Proceedings of the 7th Conference on Uncertainty in Artificial Intelligence*. San Mateo, CA: Morgan Kaufmann Publishers Inc., 1991. 378–385
- Dubois D, Prade H. Updating with belief functions, ordinal conditional functions and possibility measures. In: *Proceedings of the 6th Annual Conference on Uncertainty in Artificial Intelligence*. Amsterdam, NL: Elsevier Science, 1990. 311–329
- Shafer G. Jeffrey's rule of conditioning. *Philosophy of Science*, 1981, **48**(3): 337–362
- Smets P. The transferable belief model and random sets. *International Journal of Intelligent Systems*, 1992, **7**(1): 37–46
- Kulasekera E C, Premaratne K, Dewasurendra D A, Shyu M L, Bauer P H. Conditioning and updating evidence. *International Journal of Approximate Reasoning*, 2004, **36**(1): 75–108
- Jamrozik W. Importance discounting as a technique of expert knowledge incorporation into diagnostic decision-making process. *Intelligent Systems in Technical and Medical Diagnostics*. Berlin Heidelberg: Springer, 2014, **230**: 175–185
- Jousselme A L, Grenier D, Bossé É. A new distance between two bodies of evidence. *Information Fusion*, 2001, **2**(2): 91–101

- 22 Mercier D, Quost B, Denceux T. Refined modeling of sensor reliability in the belief function framework using contextual discounting. *Information Fusion*, 2008, **9**(2): 246–258
- 23 Fagin R, Halpern J Y. A new approach to updating beliefs. In: *Proceedings of the 6th Annual Conference on Uncertainty in Artificial Intelligence*. New York: Elsevier Science Inc., 1991. 347–374
- 24 Guo H W, Shi W K, Deng Y. Evaluating sensor reliability in classification problems based on evidence theory. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part B: Cybernetics*, 2006, **36**(5): 970–981



**徐晓滨** 杭州电子科技大学副教授, 博士. 主要研究方向为系统故障诊断与可靠性评估, 智能信息处理. 本文通信作者. E-mail: xuxiaobin1980@163.com  
(**XU Xiao-Bin** Ph. D., associate professor at Hangzhou Dianzi University. His research interest covers fault diagnosis and reliability evaluation of

systems, and intelligence information processing. Corresponding author of this paper.)



**张 镇** 杭州电子科技大学自动化学院硕士研究生. 2013 年获得河南科技大学电子信息工程学院学士学位. 主要研究方向为证据融合, 证据更新及智能故障诊断.  
E-mail: zhangzhen87@foxmail.com

(**ZHANG Zhen** Master student at the School of Automation, Hangzhou

Dianzi University. He received his bachelor degree from the College of Electrical and Information Engineering, Henan University of Science and Technology in 2013. His research interest covers evidence combination, evidence updating, and intelligence fault diagnosis.)



**李世宝** 杭州电子科技大学自动化学院硕士研究生. 2014 年获浙江师范大学行知学院电子信息工程学士学位. 主要研究方向为证据推理, 证据融合及故障诊断. E-mail: lishibaodove@163.com

(**LI Shi-Bao** Master student at the School of Automation, Hangzhou Dianzi University. He received his bachelor

degree from the College of Electrical and Information Engineering, Zhejiang Normal University Xingzhi College in 2014. His research interest covers evidential reasoning, evidence combination, and fault diagnosis.)



**文成林** 杭州电子科技大学教授, 博士. 主要研究方向为多尺度估计理论, 多源信息融合技术, 故障诊断与容错控制处理. E-mail: wenc1@hdu.edu.cn

(**WEN Cheng-Lin** Ph. D., professor at Hangzhou Dianzi University. His

research interest covers multi-scale estimation theory, multi-sensor information fusion technology, fault diagnostics, and tolerant control.)