

doi: 10.7690/bgzdh.2016.08.022

## 基于数据融合的机电设备状态评估方法

许 军, 张耀辉

(装甲兵工程学院控制工程系, 北京 100072)

**摘要:** 针对机电设备状态评估中测试信息模式不一、定量和定性信息共存等问题, 提出一种基于数据融合的机电设备状态评估方法。详细介绍机电设备的状态评估过程, 运用 D-S 证据理论进行机电设备状态评估的决策层融合并进行仿真测试。仿真结果表明: 将数据融合技术应用于机电设备的状态评估是可行和有效的, 不同评估方法提供的决策信息经过多次融合、反复抽取有用信息后, 能降低判断的模糊性, 提高状态评估的可信度。

**关键词:** 机电设备; 状态评估; 数据融合

**中图分类号:** TP206+.3 **文献标志码:** A

## Method of State Evaluation for Electromechanical Equipment Based on Data Fusion

Xu Jun, Zhang Yaohui

(Department of Control Engineering, Academy of Armored Force Engineering, Beijing 100072, China)

**Abstract:** A method of state evaluation based on data fusion is proposed for the difference of test mode, admixture of quantitative and qualitative test information in the electromechanical equipment. The decision level fusion had been used in the state evaluation of electromechanical equipment by using D-S evidence theory. The theory analysis and the simulation results show that it is feasible and effective that the data fusion technology was applied on the state evaluation of electromechanical equipment. The results fused by different testing reduce the fuzziness of judgment and raises the reliable of state evaluation.

**Keywords:** electromechanical equipment; state evaluation; data fusion

### 0 引言

随着机电设备复杂程度的提高, 其故障诊断与维修的难度和费用也越来越高。为避免事后维修造成的经济损失和定期维修导致“维修过剩”或“维修不足”等问题, 需要依据设备的技术状态及其变化趋势进行“视情维修”或“状态维修”<sup>[1-2]</sup>。显然, 这其中的关键问题是对设备的技术状态进行有效的评估。目前, 主要通过对设备的性能参数检测、振动信号检测、润滑油液检测和使用维修记录等信息, 对设备的技术状态进行评估<sup>[3]</sup>。但是, 由于各种检测信息从不同侧面反映了机电设备技术状态的变化, 以及检测信息模式不一、定量和定性信息共存等问题, 给机电设备的状态评估造成了较大困难。如何利用各种不同的检测和维护信息来有效评估设备的技术状态, 就成为需要深入研究探讨的问题。为此, 笔者提出基于数据融合的机电设备状态评估方法。

### 1 基于数据融合的机电设备状态评估过程

状态评估是通过处理反映设备状态的各类特征

信息, 输出定性评价语言或数值来描述设备的故障风险或状态劣化程度。目前比较实用的方法是利用检测信息, 根据相关标准或使用要求, 对设备技术状态进行等级划分, 一般采用优秀、良好、中等、较差、差 5 个等级评估设备的技术状态, 为设备使用和维修提供决策依据。

由于设备的多样性和使用情况的千差万别, 通常情况下很难用单一信息进行描述和评估; 因此, 将通过各种测试手段所得的单一的设备状态数据和积累的设备运行维护资料加以综合分析, 应用数据融合的方法提高机电设备状态评估的准确性<sup>[4-7]</sup>。

目前, 常用的数据融合方法分为数据层、特征层和决策层融合。数据层融合是直接处理原始数据, 原始信息保留得多, 处理速度慢、实时性差, 且难以处理非一致格式的信息; 特征层融合则先对原始信息提取特征, 再通过融合算法进行特征融合, 实现了一定程度的数据压缩, 有利于实时处理, 但难以处理非一致格式的信息; 而决策层融合则是在融合前先通过各种评估方法得出每种方法的评估结

收稿日期: 2016-04-27; 修回日期: 2016-06-07

作者简介: 许 军 (1961—), 女, 教授, 博士, 从事模拟电路的故障诊断、信号检测与处理、多传感器信息融合研究。

论, 然后对各评估结果进行融合, 得到综合性能较好的评估结果<sup>[8]</sup>。可见, 决策层融合的数据量较小、实时性较好, 且能处理非一致和非同步的信息, 对不同类型信息的融合比较有效。

在机电设备的状态评估中, 由于各类信息模式不一、定量和定性的信息并存等; 所以, 比较适合采用决策层融合。这种方式对各种融合信息的约束较小, 评估的可靠性较高。基于决策层融合的机电设备评估过程如图 1 所示。

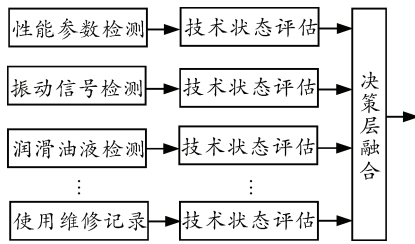


图 1 基于数据融合的机电设备状态评估过程

首先, 根据使用维修记录和各项检测信息分别对设备相关技术状态进行评估。通过使用维修记录或相关模型计算的检测特征量进行量化分级, 采用优秀、良好、中等、较差、差 5 个等级对设备技术状态进行评估, 并对量化分级中的模糊判断设置“不明”的结论。然后, 通过数据融合提高状态评估的准确性。

## 2 数据融合的 D-S 证据理论算法

D-S 证据理论是由 Dempster 提出、Shafer 发展的<sup>[9]</sup>。在 D-S 证据理论中用  $b(A)$  表示对事件 A 的基本可信度。当有关某命题的各种相互独立的可能假设构成一个有限集合, 即一个辨识框架  $\Theta$  时,  $\Theta$  中所有可能的集合可用幂集  $2^\Theta$  来表示。此时, 基本可信度分配函数  $b(A)$  从幂集  $2^\Theta$  到  $[0,1]$  之间的映射满足如下 2 个条件:

1) 不可能事件的基本可信度分配为零:

$$b(\Phi) = 0, \Phi \text{ 为空};$$

2)  $2^\Theta$  中全部元素的基本可信度之和为 1:

$$\sum_{A \subseteq 2^\Theta} b(A) = 1。$$

对任一命题  $A \subseteq 2^\Theta$ , 基本可信度分配对命题 A 的支持可信度为 A 中所有基本可信度之和:

$$S(A) = \sum_{B \subseteq A} b(B);$$

因此, 在 D-S 证据理论中, 对命题 A 的证据可分为 3 类: 一是支持命题 A 的; 二是拒

绝命题 A 的; 三是既不支持又不拒绝命题 A 的。实际上, 由于采集证据的手段不同、时间不同, 均可能对命题产生多种可信度分配; 因此, 可采用基于正交和的综合规则对各种可信度分配做融合处理。

对二元情况, 若  $b_1, b_2$  是 2 个独立的可信度分配函数, 其分别将可信度散布到幂集  $2^\Theta$  中的子集  $\{A_n\}$  和  $\{B_n\}$  上 ( $\{A_n\}$  与  $\{B_n\}$  之交不为空), 则命题 C 的融合基本可信度分配为  $b_1$  与  $b_2$  之正交和<sup>[10]</sup>:

$$b(C) = \sum_{A_r, B_s=C} \frac{b_1(A_r)b_2(B_s)}{1 - \sum_{A_r, B_s=\Phi} b_1(A_r)b_2(B_s)}。 \quad (1)$$

其中  $A_r, B_s = \Phi$  为空, 即  $A_r$  与  $B_s$  为互相冲突的命题。式中分母的作用是将基本可信度分配规格化到  $[0, 1]$  上。

推而广之, 将上述融合规则推广至多数据源、多测量周期时, 融合算法的描述如下:

假设有  $M$  个数据源, 对  $k$  个可能的命题, 进行  $N$  次观测, 分别得到各数据源在各观测周期内对各可能命题的可信度分配为  $b_k(i)(j)$ , 其中:  $i=1,2,\dots,M; j=1,2,\dots,N; k=1,2,\dots,K$ 。则对  $k$  个命题的融合可信度分配可由下面 2 步完成:

第 1 步, 算出第  $j$  个观测周期内,  $M$  个数据源对  $k$  个命题的融合可信度分配:

$$b_k(j) = \sum_{s_1 s_2 \dots s_M = k} \frac{b_{s_1}(1)(j)b_{s_2}(2)(j) \dots b_{s_M}(M)(j)}{1 - Q(j)}。 \quad (2)$$

其中:  $k=1,2,\dots,K; j=1,2,\dots,N;$

$$Q(j) = \sum_{r_1 r_2 \dots r_M = \Phi} b_{r_1}(1)(j)b_{r_2}(2)(j) \dots b_{r_M}(M)(j);$$

$s_1 s_2 \dots s_M = k$  表示各数据源对命题  $k$  的可信度分配之交集不为空, 相反  $r_1 r_2 \dots r_M = \Phi$  则表示各数据源对命题  $k$  的可信度分配之交集为空。

第 2 步, 算出  $N$  个周期总的融合可信度分配:

$$b_k = \sum_{k_1 k_2 \dots k_N = k} \frac{b_{k_1}(1)b_{k_2}(2) \dots b_{k_N}(N)}{1 - Q}。 \quad (3)$$

其中:  $k=1,2,\dots,K;$

$$Q = \sum_{t_1 t_2 \dots t_N = \Phi} b_{t_1}(1)b_{t_2}(2) \dots b_{t_N}(N);$$

$k_1 k_2 \dots k_N = k$  与  $t_1 t_2 \dots t_N = \Phi$  的定义分别与  $s_1 s_2 \dots s_M = k$  和  $r_1 r_2 \dots r_M = \Phi$  相同。

## 3 机电设备状态评估的数据融合仿真示例

笔者以运用振动信号检测、润滑油液检测和使用维修记录进行机电设备技术状态评估为例, 具体

给出基于 D-S 证据理论完成决策层融合的仿真过程和结果。设有 6 种可能的技术状态评估结果：优秀、良好、中等、较差、差、不明(判断不准)。当运用振动信号检测、润滑油液检测和使用维修记录对机电设备的技术状态评估时，得到 2 个测量周期中各命题的可信度分配，详见表 1~表 3 所示；然后，依据融合公式 (2)，得到 3 种方法对 6 个可能命题在第 1 和第 2 周期中的融合可信度分配，见表 4。

表 1 振动声波检测状态评估可信度分配

| 周期 | 等级   |      |      |      |      |      |
|----|------|------|------|------|------|------|
|    | 优秀   | 良好   | 中等   | 较差   | 差    | 不明   |
| 1  | 0.05 | 0.15 | 0.20 | 0.30 | 0.10 | 0.20 |
| 2  | 0.10 | 0.10 | 0.15 | 0.25 | 0.15 | 0.25 |

表 2 润滑油液检测状态评估可信度分配

| 周期 | 等级  |      |      |      |     |      |
|----|-----|------|------|------|-----|------|
|    | 优秀  | 良好   | 中等   | 较差   | 差   | 不明   |
| 1  | 0.1 | 0.15 | 0.25 | 0.25 | 0.1 | 0.15 |
| 2  | 0.1 | 0.10 | 0.20 | 0.30 | 0.2 | 0.10 |

表 3 使用维修记录状态评估可信度分配

| 周期 | 等级  |     |     |     |     |     |
|----|-----|-----|-----|-----|-----|-----|
|    | 优秀  | 良好  | 中等  | 较差  | 差   | 不明  |
| 1  | 0.0 | 0.1 | 0.2 | 0.2 | 0.2 | 0.3 |
| 2  | 0.0 | 0.1 | 0.2 | 0.3 | 0.2 | 0.2 |

表 4 第 1 周期和第 2 周期的融合可信度分配

| $k$ | 评估结果 | $bk(1)$ | $bk(2)$ |
|-----|------|---------|---------|
| 1   | 优秀   | 0.040 2 | 0.042 7 |
| 2   | 良好   | 0.136 2 | 0.075 8 |
| 3   | 中等   | 0.293 1 | 0.203 8 |
| 4   | 较差   | 0.375 6 | 0.450 2 |
| 5   | 差    | 0.117 6 | 0.203 8 |
| 6   | 不明   | 0.037 2 | 0.023 7 |

最后，再由融合的计算公式 (3)，得到 2 周期融合的可信度分配为：

$$b_1(\text{优秀})=0.013 1;$$

$$b_2(\text{良好})=0.050 4;$$

$$b_3(\text{中等})=0.228 6;$$

$$b_4(\text{较差})=0.599 5;$$

$$b_5(\text{差})=0.105 7;$$

$$b_6(\text{不明})=0.002 7。$$

可见，融合的结果使“不明”的可信度大大降低，由表 1~表 3 的 0.1~0.3 降至最后的 0.002 7，而“较差”的可信度则由表 1~表 3 的 0.2~0.3 上

升为 0.599 5。据此，可设定一个判决门限  $b$  (例如可设  $b=0.5$ )，则当某个结果 (例如“较差”) 的融合可信度高于  $b$  时，即可判该结果成立；反之，可等待下一个周期的检测评估结果，再做融合和评估。

## 4 结束语

理论分析和仿真实验表明，在机电设备状态评估中运用数据融合的方法是可行且有效的。不同检测手段提供的数据在多次融合、反复抽取有用信息后，能有效降低状态评估的模糊性，提高可信度。特别是证据理论算法简单、速度快，比较适合机电设备的状态评估。进一步的研究工作是改进检测方法、提高各检测手段的技术状态评估质量、优化数据融合算法，为机电设备的状态评估提供有力的技术支持。

## 参考文献：

- [1] 朱春梅, 徐小力, 张建民. 基于混沌神经网络理论的机电设备状态趋势预测研究[J]. 北京理工大学学报, 2009, 29(6): 506-509.
- [2] 张仕新, 咎翔, 李浩, 等. 状态维修关键技术及应用的研究现状与期望[J]. 兵工自动化, 2014, 33(10): 15-21.
- [3] 张耀辉, 郭金茂, 徐宗昌, 等. 基于故障风险的状态维修检测间隔期的确定[J]. 中国机械工程, 2008, 19(5): 555-558.
- [4] Wu Qian, Zhou Qing. Diagnosis Algorithm of System Fault Based on Main Feature Pattern in Electromechanical Engineering[J]. Hydromechatronics Engineering, 2012(6): 111.
- [5] 张晓东, 张振中, 胡明. 基于信息融合的船舶机电设备故障诊断[J]. 船舶工程, 2007, 29(3): 44-46.
- [6] 高经纬, 姜乐华, 张培林, 等. 基于油液和振动融合的自行火炮齿轮箱故障诊断方法[J]. 火炮发射与控制学报, 2008, 29(4): 104-106.
- [7] 赵宁社, 翟正军, 王国庆. 新一代航空电子综合化及预测与健康健康管理技术[J]. 测控技术, 2011, 30(1): 1-5.
- [8] 杨万海. 多传感器数据融合及其应用[M]. 西安: 西安电子科技大学出版社, 2004: 152.
- [9] 王冬蕾, 翟正军, 姜红梅. 基于 D-S 理论的智能故障诊断关键技术研究及实现[J]. 测控技术, 2008, 27(6): 18-21.
- [10] 屈志宏, 杨传道, 李方. 基于 D-S 证据理论信息融合的故障诊断方法[J]. 火炮发射与控制学报, 2008, 29(4): 107-110.