

# 水电机组振动故障的信息融合诊断与仿真研究

赵道利, 马 薇, 梁武科, 罗兴锜

(西安理工大学, 陕西省 西安市 710048)

## ON DATA FUSION FAULT DIAGNOSIS AND SIMULATION OF HYDROELECTRIC UNITS VIBRATION

ZHAO Dao-li, Ma Wei, LIANG Wu-ke, LUO Xing-qi

(Xi'an University of Technology, Xi'an 710048, Shaanxi Province, China)

**ABSTRACT:** Due to complexity of hydroelectric units vibration reasons, vibration fault is distinguished mainly by means of rotate speed experiment, load experiment and excitation experiment et al at present. A multi-sensor data fusion method is introduced into hydroelectric units vibration fault diagnosis in this paper. By analyzing frequency characteristic, the identify frame for fusion diagnose of hydroelectric sets vibration fault is constructed, several position vibration signals of hydroelectric units are simulated, and their sub-band energy features are extracted with Wavelets and Fourier theory, then simulation diagnosis is made using data fusion method. The result shows that fault diagnosis based on multi-sensor data fusion can make the most of the information of multi-sensor in hydroelectric units positions, decrease diagnosis uncertainty, and the reliability of diagnosis can be improved effectively.

**KEY WORDS:** Hydroelectric units; Vibration; Fault diagnosis; Multi-sensor data fusion; Simulation

**摘要:** 引起水电机组振动的原因复杂, 目前主要是通过转速试验、负荷试验和励磁试验等试验手段来判别机组的振动故障。该文将多传感器信息融合方法引入水电机组振动故障诊断中, 通过分析机组振动的频率特征, 建立了振动故障的融合诊断识别框架, 并模拟机组各部位的振动信号, 采用小波分析和傅立叶变换进行预处理, 提取信号的子带能量特征, 应用信息融合方法进行了仿真诊断。结果表明, 基于信息融合的故障诊断能充分利用机组各部位的信息, 可以减少诊断的不确定性, 从而有效地提高诊断的可靠性。

**关键词:** 水电机组; 振动; 故障诊断; 信息融合; 仿真

## 1 引言

随着我国水电事业的发展和水电机组单机容

基金项目: 国家自然科学基金重点项目(90410019)。

Project Supported by National Natural Science Foundation of China(90410019).

量的不断增大, 水电在电力系统中的地位也日益突出。水电机组的异常振动直接影响着机组的安全稳定运行。据统计, 水电机组约有 80% 的故障或事故都在振动信号中有所反映, 同时异常的振动也是损坏设备的重要原因之一, 因而对水电机组振动状态进行监测和诊断具有重要意义。

另外, 水电机组的振动与一般动力机械的振动有较大的差异, 引起水电机组振动的原因非常复杂, 除需要考虑机组本身的机械原因外, 还需考虑水力不平衡、动水压力等水力因素及发电机的电气因素的影响。目前对机组异常振动的判别主要是通过变转速试验、变负荷试验和变励磁试验等试验手段<sup>[1]</sup>。

基于以上情况, 本文将多传感器信息融合方法引入水电机组振动故障诊断中, 通过仿真算例模拟水电机组各部位的振动信号, 采用基于 D-S 证据理论的信息融合方法对机组的振动故障进行融合诊断, 以期找到一种对机组振动故障更为有效的诊断方法。

## 2 D-S 证据理论及融合诊断方法

### 2.1 识别框架

多传感器信息融合方法<sup>[2-6]</sup>主要有: 神经网络、Bayes 推理、模糊集理论、D-S 证据理论等, 由于 D-S 证据理论在处理不确定性方面具有独特优势, 所以应用最为广泛。

证据理论是由 Dempster 在 1967 年最初提出的, 后来由 Shafer 推广并形成证据推理, 因此又称为 Dempster-Shafer 理论, 简称 D-S 证据理论, 其基本概念和融合诊断方法如下:

识别框架是证据理论最基本的概念, 表示基本

事件的集合,在实际诊断中就是全部可能的故障类别的集合,  $\Theta$ 的所有可能子集的集合称为 $\Theta$ 的幂集,用 $\Omega(\Theta)$ 表示。例如,假设可能的故障为  $A_1$ 、 $A_2$ 、 $A_3$ , 则:  $\Theta=\{A_1, A_2, A_3\}$ ;

## 2.2 mass 函数

$\Theta$ 上的 mass 函数定义为

$$m: \Omega(\Theta) \rightarrow [0,1], \text{ 且 } m(f)=0, \sum_{A \in \Omega(\Theta)} m(A)=1.$$

mass 函数也称为基本概率分配函数,  $m(A)$ 表示对  $A$  的精确信任程度,在诊断中可理解为对某种故障的确认程度,不同信息(证据)可能得出不同的 mass 函数。

## 2.3 D-S 融合规则

一般地,若有同一识别框架  $\Theta$  上的  $n$  个 mass 函数  $m_1, m_2, \dots, m_n$ , 令

$$N = \sum_{\bigcap_{i=1}^n A_i \neq f} m_1(A_1) \cdot m_2(A_2) \cdot \dots \cdot m_n(A_n) > 0$$

则融合后的 mass 函数为

$$m(A) = (m_1 \oplus m_2 \oplus \dots \oplus m_n)(A) = \frac{1}{N} \sum_{\bigcap_{i=1}^n A_i \neq A} m_1(A_1) \cdot m_2(A_2) \cdot \dots \cdot m_n(A_n) \quad (1)$$

其中,  $K=1/N$ , 用来反映各 mass 函数间的冲突程度,  $K$  越大, 各 mass 函数间的冲突越大。在实际诊断中,  $K$  反映各证据体或专家意见之间的冲突程度。

## 2.4 信任测度 $Bel$

信任测度为  $A$  的所有子集的可能性度量之和, 描述了对  $A$  的总信任程度, 是信任区间的下限函数,

$$Bel(A) = \sum_{B \subseteq A} m(B).$$

## 2.5 似然测度 $Pls$

似然测度描述与  $A$  有关(交集非空)集合的总信任程度, 是信任区间的上限函数,

$$Pls(A) = 1 - Bel(\bar{A}) = \sum_{B \cap A \neq f} m(B).$$

## 2.6 信任区间和诊断决策规则

信任区间反应不确定性,  $Pls(A) - Bel(A)$  表示对  $A$  的不知道程度。  $Bel(A)$  和  $Pls(A)$  确定后, 信任区间  $[Bel(A), Pls(A)]$  也就确定, 即可根据决策规则进行诊断决策。常用的决策规则主要有:

(1) 最大信任规则: 选择  $Bel(A)$  最大的假设作为决策结果。

(2) 绝对支持规则: 选择  $Bel(A)$  大于其余所有  $Pls(A)$  的假设作为决策结果。

(3) 选择  $Bel(A)$ 、 $Pls(A)$  大于某个门限, 且  $m(q)$  小于某个门限的假设作为决策结果。

究竟选择何种决策规则, 需根据诊断的具体情况而定。

## 2.7 利用 D-S 证据理论进行诊断的原理和步骤

首先, 针对具体诊断目标建立识别框架  $\Theta = \{A_1, A_2, \dots, A_j\}$ , 再选择监测参数和相应传感器, 建立合理的多传感器系统, 各传感器监测的参数经预处理后, 得到各传感器  $i$  对各故障目标  $A_j$  和不确定性  $q$  的 mass 函数, 然后将所得的各 mass 函数按 D-S 融合规则进行融合, 确定新的 mass 函数, 再计算信任测度  $Bel(A_j)$  和似然测度  $Pls(A_j)$ , 产生对各故障目标  $A_j$  的信任区间  $[Bel(A_j), Pls(A_j)]$ , 最后根据决策规则进行诊断决策, 从而实现对各故障目标的诊断。本文模拟水电机组各部位的振动信号, 经预处理后按上述步骤进行融合。

## 3 仿真机组及相关参数的选取

### 3.1 仿真机组参数

本文算例所选仿真机组的相关参数如下:

(1) 水轮机

设计水头: 100m; 设计流量: 259m<sup>3</sup>/s;

设计出力: 230MW; 活动导叶数:  $Z_0=24$ ;

转轮叶片数:  $Z_1=14$ ; 额定转速: 125r/min;

(2) 发电机

布置方式: 立轴三支点悬式; 推力轴瓦块数:

$m=8$ 。

### 3.2 诊断用参数的选取

实际系统中可选取以下各点的振动信号作为融合诊断系统的输入:

(1) 上导、下导、水导处的主轴径向振动以及主轴连接法兰的径向振动: 各处+X、+Y 均为 2 点, 共 8 点。

(2) 上、下机架水平、垂直振动: +X、+Y 均为 2 点, 共 8 点。

(3) 顶盖水平、垂直振动: +X、+Y 均为 2 点, 共 4 点。

为简化分析, 本文仅采用仿真机组水导、上导、下导轴承处的主轴径向振动信号作为融合诊断系统的输入, 且对同一参数的+X、+Y 方向只给出其一。此时, 系统的输入为 3 点。

## 4 融合诊断识别框架的建立

在故障诊断中确定识别框架时, 应首先明确诊

断目标。由于识别框架中的元素就表示具体的诊断假设（决策假设），而不同的假设所对应的前端信息获取、处理方法也不同，所以在确定相应的识别框架时明确诊断目标非常重要。本文对仿真机组的诊断目标为：通过对机组上导、下导及水导处的主轴径向振动信号进行融合分析，判断机组是否处于故障状态及其故障原因（类别）。

尽管引起水电机组振动的原因非常复杂，但仍有规律可循。根据文献[7]，按照机组振动频率的不同将引起水电机组振动的原因分类。对各类故障原因的相关特征频率计算如下：

转频振动频率： $f_n = 125/60 = 2.1\text{Hz}$ ；

尾水管低频涡带引起的振动频率： $30/(H+40) \times f_n = 0.5\text{Hz}$ ；

推力轴瓦不平引起的振动频率： $m \times f_n = 16.7\text{Hz}$ ；

转轮叶片开口不均匀引起的振动频率： $Z_1 \times f_n = 29.2\text{Hz}$ ；

导叶开口不均匀引起的振动频率： $Z_0 \times f_n = 50\text{Hz}$ ；

发电极频振动频率： $100\text{Hz}$ 。

另外，还有由转轮叶片出口卡门涡列引起的振动，由于其频率大小难以确定，为了讨论的方便，暂不考虑此因素。

除了振动频率为转频的，其余的振动频率和振动原因都一一对应。而振动频率为转频的原因有：转动部件动静不平衡、主轴密封偏磨、导轴承间隙大、主轴刚度不够、推力头松动、发电机磁拉力不平衡、迷宫环间隙不均匀等。这些振动的频率虽然相同，但各种振动的表现形式却有所不同，可以通过分析振动较强烈的部位的监测参数来加以区分。

因此，只要由机组的振动信号诊断出引起机组振动故障的特征频率，并通过联合各监测部位的监测参数就可确定引起机组振动故障的原因，从而建立水电机组振动融合诊断识别框架如下：

$$\Theta = \{A_1, A_2, A_3, A_4, A_5, A_6\} \quad (2)$$

其中， $A_1$  为尾水管低频涡带引起的振动故障； $A_2$  为转频振动故障； $A_3$  为推力轴瓦不平引起的振动故障； $A_4$  为转轮叶片开口不均匀引起的振动故障； $A_5$  为导叶开口不均匀引起的振动故障； $A_6$  为发电极频振动故障。

## 5 振动信号的预处理

根据以上分析，可仿真水导轴承处主轴径向振动信号：

$$S_1(t) = 0.39\sin\pi t + 0.21\sin 4.2\pi t + 0.1\sin 33.4\pi t + 0.11\sin 58.4\pi t + 0.13\sin 100\pi t + 0.06\sin 200\pi t + b_1(t) \quad (3)$$

其中， $b_1(t)$  为加上的正态分布的随机噪声。

在融合诊断前，必须对所给信号进行预处理，步骤如下：

### (1) 小波消噪

在实际应用中，需将信号的噪声部分去除，提取有用信号。这种信号的消噪，用传统的傅立叶变换显得无能为力，因为傅立叶变换不能给出信号在某个时间点上的变化情况，使得信号在时间轴上的任何一个突变，都会影响信号的整个图谱。而小波分析<sup>[8-9]</sup>由于能同时在时、频域中对信号进行分析，且有自动变焦的功能，它能有效地区分信号中的突变部分和噪声。本文采用小波方法进行消噪。

小波消噪<sup>[10-11]</sup>，主要是利用噪声信号通常表现为高频信号的特点，将信号进行  $N$  层小波分解，然后对第一层到第  $N$  层的高频系数，选择一个阈值进行量化处理，最后根据小波分解的第  $N$  层的低频系数和经量化处理后的第一层到第  $N$  层的高频系数进行重构，从而实现对信号的消噪。对所给信号用小波消噪前后的波形如图 1 所示。

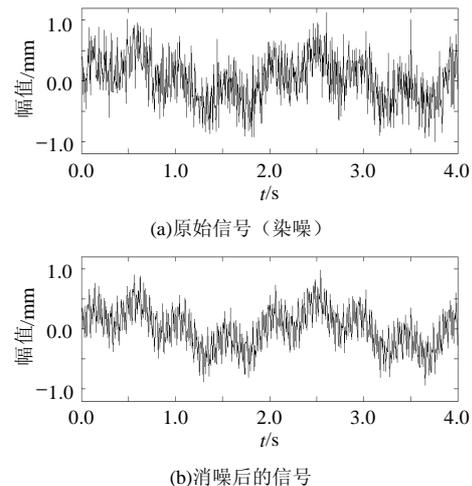


图 1 水导轴承处主轴振动原始信号与消噪信号  
Fig. 1 Original and de-noised vibration signal of axis in water turbine guide bearing

可以看出，经过小波消噪后的波形明显少了一些高频分量。同时，又对消噪前后的信号作傅立叶变换，得消噪前后信号的 FFT 频谱如图 2 所示。可以看出，消噪后的频谱与原始信号的频谱在几个特征频带（0.5、2.1、16.7、29.2、50、100）没有变化，而在高频处的噪声信号明显得到了抑制，这充分说明了小波消噪的优越性。

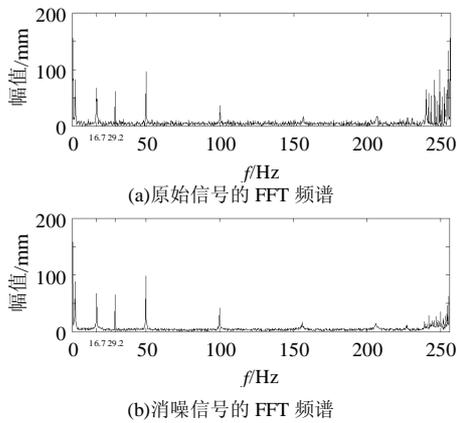


图2 原始信号与消噪信号的FFT频谱对比图  
Fig. 2 FFT Spectrums of original and de-noised signal

(2) 小波多层分解

由于噪声的干扰和引起水电机组振动原因的多样性和复杂性，其振动信号的频率分布很宽，但有用的信号却集中在几个有限的频率段上。利用小波分析可以对信号进行多层分解，将信号分解到不同频段上，便于对其中有用的频段进行分析。用小波分析对消噪信号进行5层分解，得到各分解层的时域波形如图3所示。

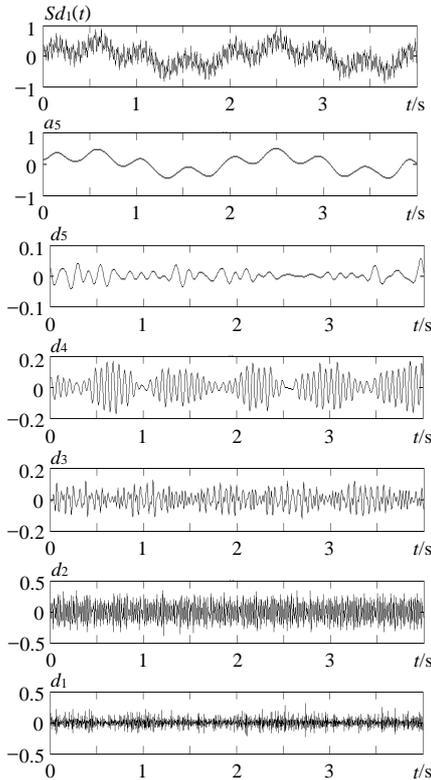


图3 消噪信号及其小波分解的各分解层时域波形图  
Fig. 3 Wave of de-noised signal and its each decomposed layer

(3) 各分解层的FFT变换

对各分解层作FFT变换，得到各分解层的频谱如图4，从图中可看出，反映机组振动的几个特征

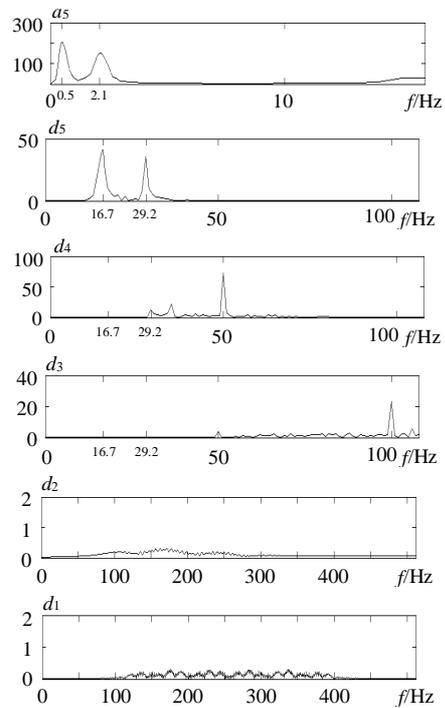


图4 各分解层的FFT频谱图  
Fig. 4 FFT Spectrum of each decomposed layer

频率处均形成了谱峰和一定的带宽。

(4) 子带能量特征提取与归一化

文献[12]介绍了两种子带能量提取方法，本文按恒定子带带宽的方法进行特征提取，并用各特征频率所对应的子带能量  $E_{1j}$  与其基准  $E_{1jN}$  相除，即可实现对各子带能量的归一化<sup>[13]</sup>，得到水导轴承处主轴径向振动对各故障目标的特征向量  $X_1$  为

$$X_1 = \{X_{1j} = E_{1j} / E_{1jN}, j=1, 2, \dots, 6\} \quad (4)$$

对上导、下导轴承处主轴径向振动信号亦给出仿真信号如下：

$$S_2(t) = 0.33\sin\pi t + 0.19\sin 4.2\pi t + 0.12\sin 33.4\pi t + 0.1\sin 58.4\pi t + 0.11\sin 100\pi t + 0.15\sin 200\pi t + b_2 t \quad (5)$$

$$S_3(t) = 0.37\sin\pi t + 0.2\sin 4.2\pi t + 0.14\sin 33.4\pi t + 0.08\sin 58.4\pi t + 0.1\sin 100\pi t + 0.12\sin 200\pi t + b_3 t \quad (6)$$

同样，按上述方法进行预处理、特征提取和归一化处理，得到  $X_2$  和  $X_3$ ，与  $X_1$  一起即为各部位振动信号对各故障目标的特征向量

$$X = \begin{bmatrix} X_1 \\ X_2 \\ X_3 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} X_{11} & X_{12} & X_{13} & X_{14} & X_{15} & X_{16} \\ X_{21} & X_{22} & X_{23} & X_{24} & X_{25} & X_{26} \\ X_{31} & X_{32} & X_{33} & X_{34} & X_{35} & X_{36} \end{bmatrix} \quad (7)$$

其中， $X_{ij}$ 表示证据体  $i$  对故障目标  $A_j$  的特征参数，例如： $X_{14}$  表示机组水导轴承处径向振动信号对故障目标  $A_4$ （即由转轮叶片开口不均匀引起的振动

故障)的特征参数,其大小反映了该传感器对  $A_4$  能否发生的支持程度,  $X_{14}$  越大,表示故障  $A_4$  发生的可能性越大。

### 6 信息融合诊断仿真

对仿真机组的振动故障融合诊断按以下几步进行:

#### (1) mass 函数的确定

在构造 mass 函数之前,需首先确定故障特征向量标准样本  $Y_j$ 。

##### 1) 故障特征向量标准样本 $Y_j$ 的确定

故障标准样本特征向量  $Y_j$  实际就是诊断的依据,该向量选择的正确与否,直接影响到诊断结果的精确性,甚至正确性。

在 mass 函数的构造方法<sup>[14-15]</sup>中,向量  $X_i$  与  $Y_j$  的明氏距离定义为

$$d_{i,j}(X_i, Y_j) = \sum_{k=1}^{N_j} |X_{ik} - Y_{jk}| \quad (8)$$

证据体  $i$  与故障目标  $A_j$  的相关系数为

$$C_i(A_j) = \frac{1}{d_{i,j}(X_i, Y_j)} \quad (9)$$

由式(8)、(9)可知,向量  $X_i$  与  $Y_j$  差值越大,其明氏距离越大,则证据体  $i$  与故障目标  $A_j$  之间的相关系数就越小,由此计算出的 mass 函数  $m_i(A_j)$  就越小,表示故障  $A_j$  发生的可能性越小。若令  $Y_j$  为  $3 \times 6$

的单位矩阵,即向量  $Y_j$  中的每一个元素均为 1,这样,当向量  $X_i$  中的某一个元素越小时,与对应向量  $Y_j$  中对应的元素之间的差值就越大,按照上面的推理,该故障发生的可能性越小,符合诊断要求。在实际系统中,故障特征向量的标准样本是随着机组运行、诊断过程中不断修正的。

#### 2) 计算 mass 函数

$Y_j$  确定后,可分别计算 3 个证据体与故障特征向量标准样本的明氏距离和相关系数,并由此得出证据体  $i$  对各故障目标的 mass 函数,如表 1 所示。

根据表 1,可分别计算各证据体单独作用下,各故障目标的信任区间和不确定性度量,如表 2 所示。

表中的  $Bel(A_j)$  表示对命题“故障目标  $A_j$  为真(即故障  $A_j$  存在)”的支持程度,  $Pls(A_j)$  表示不能否定命题“故障目标  $A_j$  为真”的程度,两者的差值表示对命题的不确定程度。

#### (2) 多传感器信息的融合

将 3 个证据体按 D-S 融合规则进行融合(可两两融合和三个融合,限于篇幅,本文仅给出三个证据体融合的结果),融合后各故障目标的 mass 函数如表 3 所示。

最后,分别计算在各证据体联合作用下,各故障目标的信任区间和不确定性度量,如表 4 所示。

表 1 各故障目标的 mass 函数  
Tab. 1 Mass function of fault objects

证据体	$m(q)$	$m(A_1)$	$m(A_2)$	$m(A_3)$	$m(A_4)$	$m(A_5)$	$m(A_6)$
1	0.178	0.317	0.169	0.084	0.093	0.106	0.053
2	0.223	0.259	0.144	0.096	0.075	0.086	0.117
3	0.196	0.298	0.157	0.109	0.063	0.082	0.095

表 2 各证据体作用下各故障目标的信任区间  
Tab. 2 Belief region of fault object on single role of each evidence

证据体	$m(q)$	$[Bel(A_1), Pls(A_1)]$	$[Bel(A_2), Pls(A_2)]$	$[Bel(A_3), Pls(A_3)]$	$[Bel(A_4), Pls(A_4)]$	$[Bel(A_5), Pls(A_5)]$	$[Bel(A_6), Pls(A_6)]$
1	0.178	[0.317,0.426]	[0.169,0.193]	[0.084,0.102]	[0.093,0.116]	[0.106,0.145]	[0.053,0.087]
2	0.223	[0.259,0.337]	[0.144,0.186]	[0.096,0.128]	[0.075,0.114]	[0.086,0.121]	[0.117,0.208]
3	0.196	[0.298,0.411]	[0.157,0.203]	[0.109,0.147]	[0.063,0.108]	[0.082,0.119]	[0.095,0.143]

表 3 3 个证据体融合后各故障目标的 mass 函数  
Tab. 3 Mass function of fault objects after fusing the three evidence

证据体	$m(q)$	$m(A_1)$	$m(A_2)$	$m(A_3)$	$m(A_4)$	$m(A_5)$	$m(A_6)$
1&2&3	0.068	0.633	0.087	0.063	0.035	0.048	0.066

表 4 3 个证据体联合作用下各故障目标的信任区间  
Tab. 4 Belief region of fault objects on combined role of three evidence

证据体	$m(q)$	$[Bel(A_1), Pls(A_1)]$	$[Bel(A_2), Pls(A_2)]$	$[Bel(A_3), Pls(A_3)]$	$[Bel(A_4), Pls(A_4)]$	$[Bel(A_5), Pls(A_5)]$	$[Bel(A_6), Pls(A_6)]$
1&2&3	0.068	[0.633,0.729]	[0.087,0.106]	[0.063,0.077]	[0.035,0.058]	[0.048,0.071]	[0.066,0.083]

### (3) 融合结果分析

由表1~表4可以看出:在各证据体的联合作用下,故障目标 $A_1$ 的信度函数 $Bel(A_1)$ 明显增大,而不确定性度量 $m(q)$ 明显减小。若采用决策规则( $Bel(A_1) \geq 0.4$ ,  $m(q) \leq 0.15$ )对仿真机组的振动故障进行诊断,则可以得出结论:①用单一证据体进行诊断时,难以判断机组是否处于故障状态;②各证据体经融合后,得出诊断决策结果:故障 $A_1$ 存在,即由于尾水管低频涡带引起的振动过大。可提出建议措施:调整机组运行工况或强迫补气,以降低或消除尾水管空腔涡带。

## 7 结论

仿真融合诊断结果表明,基于多传感器信息融合的故障诊断能充分利用机组各部位的传感器的信息,减少诊断的不确定性,从而可以有效地提高诊断的可靠性。随着融合参数的增多,诊断的可靠性将越来越高。毫无疑问,这对于及早发现机组潜在的故障至关重要,对于保证机组安全稳定运行和最终实现机组的状态检修也都具有重要的意义。

该诊断方法的可靠性还将受到故障特征向量的标准样本和诊断决策规则的影响,而这些都是随着机组运行,在实际诊断的过程中不断修正的,因此,在实际诊断时,需增加系统的自学习和自校正功能,以期不断提高诊断的可靠性。

## 参考文献

- [1] 沈东, 褚福涛, 陈思. 水轮发电机组振动故障诊断与识别[J]. 水动力学研究与进展, 2000, 15(1): 129-133.  
Shen Dong, Chu Futao, Chen Si. Diagnosis and identification of vibration accident for hydroelectric units[J]. Journal of Hydrodynamics, 2000, 15(1): 129-133.
- [2] David H, Linas J. An introduction to multi-sensor data fusion[J]. Proceedings of the IEEE, 1997, 85(1): 1-29.
- [3] Luo, RenC, Yih, Chihchen, Su Kuolan. Multi-sensor fusion and integration: approaches, application and future research directions[J]. IEEE Sensors Journal, 2002, 2(2): 107-119.
- [4] 蔡兴国, 马平. 基于信息融合技术的并发故障诊断的研究[J]. 中国电机工程学报, 2004, 24(10): 238-243.  
Cai Xingguo, Ma Ping. Study on simultaneous fault diagnosis based information fusion technique[J]. Proceedings of the CSEE, 2004, 24(10): 238-243.
- [5] 杨晓萍, 南海鹏, 张江滨. 信息融合技术在水轮发电机组故障诊断中的应用[J]. 水力发电学报, 2004, 23(6): 111-115.  
Yang Xiaoping, Nan Haipeng, Zhang Jiangbin. Application of information fusion technology on fault diagnosis of hydropower generating unit[J]. Journal of Hydroelectric Engineering, 2004, 23(6): 111-115.
- [6] 尚勇, 闫春江, 严璋, 等. 基于信息融合的大型油浸电力变压器故障诊断[J]. 中国电机工程学报, 2002, 22(7): 115-118.  
Shang Yong, Yan Chunjiang, Yan Zhang *et al.* Synthetic insulation fault diagnostic model of oil-immersed power transformers utilizing information fusion[J]. Proceedings of the CSEE, 2002, 22(7): 115-118.
- [7] 董毓新. 水轮发电机组振动[M]. 大连: 大连理工大学出版社, 1989.
- [8] 杨世锡, 胡劲松, 吴昭同, 等. 旋转机械振动信号基于EMD的希尔伯特变换和小波变换时频分析比较[J]. 中国电机工程学报, 2003, 23(6): 102-107.  
Yang Shixi, Hu Jinsong, Wu Zhaotong *et al.* The comparison of vibration signals' time-frequency analysis between EMD-based HT and WT method in rotation machinery[J]. Proceedings of the CSEE, 2003, 23(6): 102-107.
- [9] 桂中华, 韩凤琴. 小波包特征神经网络在尾水管故障诊断中的应用[J]. 中国电机工程学报, 2005, 25(4): 99-102.  
Gui Zhonghua, Han Fengqin. Neural network based on wavelet packet-characteristic entropy for fault diagnosis of draft tube[J]. Proceedings of the CSEE, 2005, 25(4): 99-102.
- [10] 刘志刚, 曾怡达, 钱清泉. 多小波在电力系统信号消噪中的应用[J]. 中国电机工程学报, 2004, 24(1): 30-34.  
Liu Zhigang, Zeng Yida, Qian Qingquan. Denoising of electric power system signals based on different multiwavelets[J]. Proceedings of the CSEE, 2004, 24(1): 30-34.
- [11] 张吉先, 钟秋海, 戴亚平. 小波门限消噪法应用中分解层数及阈值的确定[J]. 中国电机工程学报, 2004, 24(2): 118-122.  
Zhang Jixian, Zhong Qiu Hai, Dai Yaping. The determination of the threshold and the decomposition order in threshold de-noising method based on wavelet transform[J]. Proceedings of the CSEE, 2004, 24(2): 118-122.
- [12] 赵道利, 梁武科, 罗兴铸, 等. 水电机组振动信号的子带能量特征提取方法研究[J]. 水力发电学报, 2004, 23(6): 116-119.  
Zhao Daoli, Liang Wuke, Luo Xingqi *et al.* On sub-band energy feature extraction method of vibration fault signals of hydroelectric units[J]. Journal of Hydroelectric Engineering, 2004, 23(6): 116-119.
- [13] 刘忠文. 故障状态系数及其应用[J]. 武汉水运工程学院学报, 1988, 12(4): 59-62.  
Liu Zhongwen. Fault state coefficient and its application[J]. Journal of Wuhan University Water Transportation Engineering, 1988, 12(4): 59-62.
- [14] 赵道利. 水电机组振动故障的信息融合诊断与仿真研究[D]. 西安: 西安理工大学, 2004.  
Zhao Daoli. On data fusion fault diagnosis and simulation of hydro-power units vibration[D]. Xi'an: Xi'an University of Technology, 2004.
- [15] 魏民祥, 董龙雷, 王晓云, 等. 基于不确定性推理原理的机组振动信息融合技术[J]. 中国电机工程学报, 2000, 20(9): 64-66.  
Wei Minxiang, Dong Longlei, Wang Xiaoyun *et al.* Vibration information fusion technology of dynamo set based on uncertainty reasoning[J]. Proceedings of the CSEE, 2000, 20(9): 64-66.

收稿日期: 2005-09-21。

作者简介:

赵道利(1973-), 男, 讲师, 研究方向为水电机组状态监测与故障诊断、水电机组稳定性、水力机械的优化设计与改造等;

梁武科(1965-), 男, 教授, 研究方向为水电机组状态监测与故障诊断、水力机械流动分析与优化设计、水力机械叶轮的设计与改造等;

马薇(1971-), 女, 讲师, 研究方向为水力机组过渡过程、水轮机增容改造与抗空蚀磨损等;

罗兴铸(1962-), 男, 教授, 研究方向为水力机械通流部件的水力设计与优化, 水力机械内部流动的数值计算, 水力机械叶轮的设计与改造、水力机械模型与现场试验等。