

# 基于频域时空特征谱的信息熵故障诊断方法\*

陈 非, 黄 来, 韩彦广, 程贵兵, 焦庆丰

(国网湖南省电力公司电力科学研究院 长沙, 410007)

**摘要** 目前振动信号的分析主要是针对特定测点在某一瞬间采集的一段振动波形,提取其中的特征量来进行诊断故障,这种基于状态信息的诊断方法对故障类型的辨别能力有限。基于多个振动波形状态的过程信息,提出和定义了两种基于过程信息融合的信息熵指标,用于反映同一个过程中不同状态间的过程变化规律以及不同过程中对应状态间的过程变化规律。在此基础上,提出了一种基于频域时空特征谱的旋转机械信息熵故障诊断方法,并通过该方法对试验台获取的振动故障信号进行分析。计算结果表明,该方法是一种有效的故障诊断方法。

**关键词** 旋转机械; 故障诊断; 过程; 信息熵; 时空特征谱

**中图分类号** TK26; O235

## 引 言

旋转机械的振动波形在短时间窗中是周期信号,基于这个特点,振动分析的信号往往是针对特定测点在某短瞬间采集的一段波形,是对应某时刻的状态信息。在远大于采集周期的较长时段中,旋转机械的状态可能会明显变化。观察一个由很多状态构成的过程,则发现故障的机会大幅度增加。一种故障在某一时刻或某一状态下引起的振动表现具有一定的分散性和随机性,但在一个过程中却可能有其规律性。因此,对故障过程中多个状态的信息进行融合,是提高诊断精确度的有效手段。三维频谱图和波德图是分析这些过程的传统工具,但由于缺乏定量指标,应用并不方便<sup>[1-2]</sup>。其他融合诊断方法,如 D-S 证据推理理论<sup>[3]</sup>、支持向量机<sup>[4]</sup>、全息谱<sup>[5]</sup>、神经网络<sup>[6]</sup>、小波分析<sup>[7]</sup>和经验模态分解<sup>[8]</sup>等主要以定性诊断为主,缺少有效的定量指标。

在信息熵理论及工程热力学熵理论的基础上,笔者定义了两种基于过程信息融合的信息熵概念,分别反映了同一个过程中不同状态间的过程变化规律以及不同过程中对应状态间的过程变化规律。在此基础上,提出了一种基于基于频域时空特征谱的旋转机械信息熵故障诊断方法。

## 1 信息熵的定义

信息熵虽然融合了很多信息,但仍然是对状态

的描述,不能实现基于过程的诊断。在热力学中,热力学熵定义为瞬态热温比,是重要的状态参数,反映了物理系统的无序性,与信息熵反映信号的复杂度有异曲同工之处。热力学熵则是热力学过程的描述,是过程中最大有用功的一种度量。由此可以在理论上推论,对于一个旋转机械的运行过程,也能够找到一种对振动过程的描述,反映该过程所有状态信号中某种特征的有效成分。类似于热力学熵和熵的关系,笔者提出了一个基于过程信息融合的概念——信息熵。

### 1.1 同一个过程不同状态间的信息熵

基于对振动信号的信息熵描述,可以定义基于各种不同信息熵的信息熵,设某测点振动信号的信息熵函数为  $S(t)$ 。为了描述振动在时间区间  $[t_1, t_2]$  上的过程规律,类似于热力学熵和熵的关系,可以对  $S(t)$  在区间  $[t_1, t_2]$  上进行积分,构成在信息熵基础上的一种最简单的信息熵函数核(或信息熵基函数)

$$Y_p(t) = \int_{t_1}^{t_2} S(t) dt \quad (1)$$

某振动测点的一个采样过程是由很多的转速点下的采集数据组成,即由很多状态构成的。式(1)中定义的信息熵可用来反映同一个过程不同状态间的过程变化规律。为便于对比,可以使模拟试验或实际旋转机械振动信号所有的采样过程都由相同的采样转速点组成。

\* 国家自然科学基金资助项目(50775083);国网湖南省电力公司电力科学研究院资助项目(2012-KQJ)  
收稿日期:2012-09-25;修回日期:2013-12-05

## 1.2 不同过程对应状态间的信息熵

同一测点的两个不同的采样过程在同一转速点下的两个状态,也具有可比性,它们之间的差异可以反映两个状态间的过程变化规律。两个采样过程在相同转速点下对应状态间的过程变化规律构成了两个采样过程间的整体变化规律。

若某测点振动信号的特征函数为  $X(t)$ , 其中  $A$  过程的特征函数为  $X_A(t)$ ,  $B$  过程的特征函数为  $X_B(t)$ 。为了描述该测点振动信号  $A$  过程和  $B$  过程在某一状态点  $t$  下两个状态间的过程变化规律, 可以将状态点  $t$  看作是以  $t$  为中心的单位区间  $[t-1/2, t+1/2]$ , 然后在这个单位区间上分别对特征函数  $X_A(t)$  和  $X_B(t)$  求积分。积分的数值之

$$U_{BA} = \begin{pmatrix} X_B(1,1) - X_A(1,1) & X_B(1,2) - X_A(1,2) & \cdots & X_B(1,n) - X_A(1,n) \\ X_B(2,1) - X_A(2,1) & X_B(2,2) - X_A(2,2) & \cdots & X_B(2,n) - X_A(2,n) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ X_B(m,1) - X_A(m,1) & X_B(m,2) - X_A(m,2) & \cdots & X_B(m,n) - X_A(m,n) \end{pmatrix} \quad (3)$$

如果将转子的静止状态看作是一个静止过程, 这个静止过程也有  $m$  个采样转速点和  $n$  个测点, 每个测点下每个采样转速点对应的状态均为静止状态。无论用什么特征提取方式, 静止状态的特征值均为零, 那么其他任何过程和静止过程都可以构建如式(3)所示的  $m \times n$  的信息熵矩阵, 只是静止过程的特征值全部为零。

## 2 转子故障模拟试验

为了研究旋转机械振动故障信号在升速过程中的变化规律, 笔者利用转子试验台进行典型故障模拟试验来获取试验数据。试验台(图1)为三轴承双跨转子试验台, 在每个轴承座上都布置一个加速度传感器, 用于测量瓦振, 属接触式测量。在每个轴承座附近的转子垂直面上分别沿水平向和垂直向各布置一个电涡流传感器, 用于测量轴振, 属非接触式测量。试验模拟了转子不平衡、轴系不对中、动静碰磨、支座松动、支座松动+动静碰磨等故障。针对每一种典型故障, 还要模拟多种情况。在每种情况下, 进行多次升、降速过程中振动信号的采集, 以确保信号的可重复性。试验转速范围设定为  $1\ 000 \sim 3\ 000$  r/min, 按照  $50$  r/min 的速度变化率对升、降速试验过程进行数据采集。由于布置了多个电涡流传感器和加速度传感器, 因此每次升速或降速试验能够采集到上百组的振动信号, 一组振动信号对应某一采样通道中一个采样转速下的振动波形, 是典型的的状态描述, 而在一次升速或降速过程中的数据可以描

差反映了  $A$  过程和  $B$  过程在对应状态点  $t$  下两个状态间的过程变化规律, 将其定义为不同过程中对应状态间的信息熵  $Y_D(t)$

$$Y_D(t) = \int_{t-\frac{1}{2}}^{t+\frac{1}{2}} (X_B(t) - X_A(t)) dt = X_B(t) - X_A(t) \quad (2)$$

对于有  $m$  个采样转速点和  $n$  个测点的振动信号采集过程  $A$  和  $B$ , 根据式(2)可以构建如式(3)所示的  $m \times n$  的信息熵矩阵  $U_{BA}$ , 该矩阵既反映了  $A$  过程和  $B$  过程间的整体过程变化规律, 也反映了两过程中任意一个测点下任意一个采样状态点对应的两个状态间的过程变化规律。矩阵  $U_{BA}$  中的任意一个元素  $U_{BA}(i, j)$  表示  $A, B$  两过程中在  $j$  个测点下第  $i$  个采样转速点对应的两个状态间的过程变化规律。

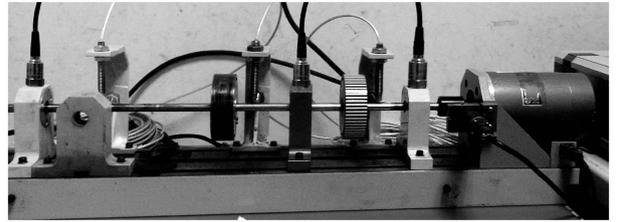


图1 转子试验台

Fig.1 Rotor test platform

述其过程特征。通过试验, 对每种故障都得到了多个能够反映其过程特征的原始数据集合。

针对每组振动波形信号都可以求出其幅值谱。而对任意一种故障, 将最能反映故障特征的那次试验的多通道多转速下幅值谱都计算出来, 可得到一个三维幅值谱矩阵作为该种故障的样本矩阵。

## 3 信息熵故障诊断方法

在故障诊断中, 转子任意一种典型故障升速过程中的频域三维幅值谱图(即瀑布图)都各不相同, 体现了各自不同的过程变化规律。如果能够将振动信号的幅值谱数据直接用到信息熵故障诊断方法中, 那么每种故障在升速过程中的故障征兆, 即过程变化规律就能够最大限度的体现出来, 必将大大提高故障诊断的准确性。

如果以振动信号频域的幅值谱为特征值, 那么在构建式(3)所示的相对于静止过程的信息熵矩阵时, 任意一个测点中任意一个采样转速点下计算得

到的幅值谱就不是一个数值,而是一个向量,这时候得到的信息熵矩阵就是一个  $r \times m \times n$  的三维矩阵。其中:  $r$  表示任意一个测点中任意一个采样转速点下采样得到的一条振动波形的采样点数;  $m$  表示升速或降速过程中振动信号采样转速点的个数;  $n$  表示振动信号的测点个数。

### 3.1 频域时空特征谱的定义

幅值谱数据就是振动信号各阶整数倍频及分数倍频的振动幅值大小,这种表示振动幅值绝对大小的数据如果直接用于信息熵故障诊断方法中,将会因为振动幅值数量级的不同,使得不同过程的变化规律不具有可比性,从而产生错判和误判。因此必须首先对每个测点的幅值谱数据分别进行归一化,消除不同过程、不同测点中振动信号振动幅值大小不同对计算和判别的影响。对于一个有  $n$  个数据的数组  $\{x_i\}$ ,其归一化公式为

$$x_i^* = \frac{x_i - \bar{x}}{\sigma} \quad (i=1,2,\dots,n) \quad (4)$$

其中:  $\bar{x} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i$ ;  $\sigma = \sqrt{\frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2}$ 。

多测点的频域幅值谱经过归一化后,既反映了单个振动测点在升速过程中(即时间过程)的变化规律,也反映了不同测点的空间分布情况,即反映了振动信号在频域的时空特征,因此这里将归一化后的多测点频域幅值谱定义为频域时空特征谱。

### 3.2 信息熵故障诊断方法

在求得频域时空特征谱之后,对于转子任意一种典型故障的升速过程可以分别构建如式(3)所示的相对于静止过程的一个  $r \times m \times n$  的三维信息熵样本矩阵  $U_{AO}^*$ ,对于任意一个待检振动信号的升速过程也可以构建如式(3)所示的相对于静止过程的一个  $r \times m \times n$  的三维信息熵矩阵  $U_{BO}^*$ 。同理,对任意一个待检振动信号的升速过程和任意一种典型故障的升速过程,也可以分别构建如式(3)所示的一个  $r \times m \times n$  的三维信息熵矩阵  $U_{BA}^*$ ,关系式为

$$U_{BA}^* = U_{BO}^* - U_{AO}^* \quad (5)$$

将任意一个待检振动信号的升速过程和任意一种典型故障的升速过程都看作是一个  $r \times m \times n$  维空间的空间点。如果待检振动信号与其中某种典型故障的过程变化规律最接近,那么在这个  $r \times m \times n$  维空间中,待检振动信号升速过程表示的空间点和这种典型故障升速过程表示的空间点之间的欧氏距离一定是最近,即它们之间的三维信息熵矩阵  $U_{BA}^*$  中所有的矩阵元素平方和的算术平方根最小,其计

算公式为

$$T(U_{BA}^*) = \sqrt{\sum_{i=1}^r \sum_{j=1}^m \sum_{k=1}^n [U_{BA}^*(i,j,k)]^2} \quad (6)$$

$$D(U_{BA}^*) = \frac{1}{r \times m \times n - 1} \sum_{i=1}^r \sum_{j=1}^m \sum_{k=1}^n [U_{BA}^*(i,j,k) - \frac{1}{r \times m \times n} \sum_{i=1}^r \sum_{j=1}^m \sum_{k=1}^n U_{BA}^*(i,j,k)]^2 \quad (7)$$

这里将  $T(U_{BA}^*)$  定义为信息熵空间贴适度。由式(6)和式(7)可以求出待检振动信号与转子各种典型故障之间的信息熵矩阵的信息熵空间贴适度 and 方差,通过求取其中最小的信息熵空间贴适度 and 方差值,就可以进行故障判别。

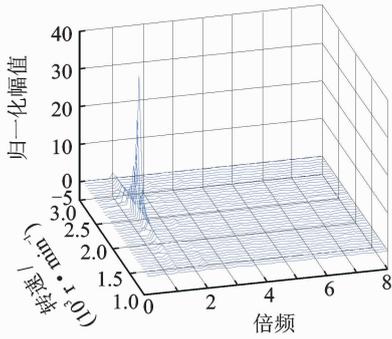
信息熵空间贴适度越小,表示待检振动信号的信息熵值分布区间与故障样本振动信号的信息熵值分布区间越接近,即待检振动信号属于这种故障的可能性越大,反之亦然。如果待检振动信号的信息熵值分布区间与各故障样本振动信号的信息熵值分布区间都很接近,那么就要通过信息熵矩阵的方差值进行比较。信息熵矩阵的方差反映了两个矩阵元素分布(图形)的相似程度,方差越小,表示待检振动信号的过程变化规律与故障样本振动信号的过程变化规律越接近,即待检振动信号属于这种故障的可能性越大,反之亦然。

## 4 故障诊断实例

利用试验台获取的转子不平衡、轴系不对中、动静碰磨、支座松动、支座松动+动静碰磨等故障振动信号,对这5种典型故障的1000~3000 r/min的升速过程中两个通道振动信号进行信息熵样本矩阵计算。两个振动信号通道中,1号通道是由电涡流传感器测得的轴振信号,是从多个轴振信号中挑选出最能反映其故障征兆的一个;2号通道是由加速度传感器测得的瓦振信号,是从多个瓦振信号中挑选出最能反映其故障征兆的一个。

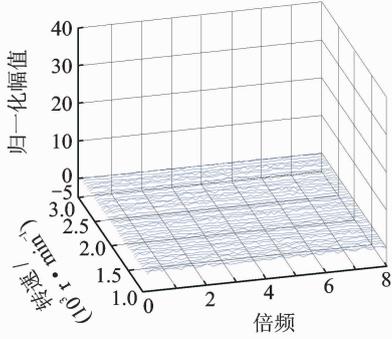
信息熵样本矩阵的计算结果见图2~6所示。采样过程中每隔50 r/min进行采样,因而每个测点信号通道均有41个采样转速点,振动数据的采样频率为64倍基频,每条振动波形的采样点数为512。但在计算时,一般只考虑8倍基频及以下的振动幅值,所以任意一个通道中任意一个采样转速点下的幅值谱数值均为64个。因此,笔者构造的基于频域时空特征谱的典型故障信息熵样本矩阵均为  $64 \times 41 \times 2$  的三维矩阵。

由于正常态信号和不平衡故障的过程变化规律类似,只是振动幅值大小有区别,所以归一化后的正



(a) 轴振信号的归一化幅值谱

(a) Normalized amplitude spectrum of shaft vibration

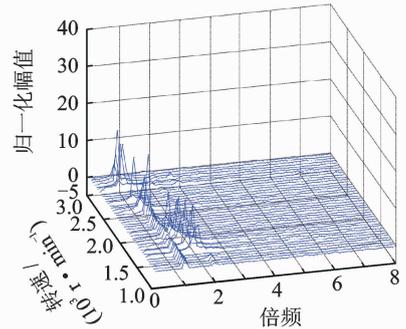


(b) 瓦振信号的归一化幅值谱

(b) Normalized amplitude spectrum of bearing vibration

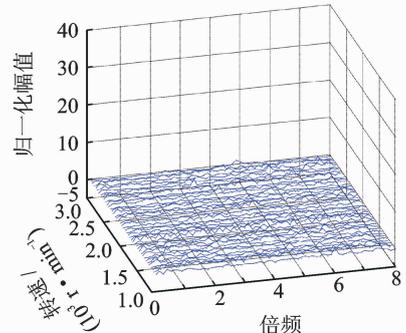
图 2 不平衡故障的信息熵样本矩阵

Fig. 2 Information exergy sampling matrix of rotor imbalance fault



(a) 轴振信号的归一化幅值谱

(a) Normalized amplitude spectrum of shaft vibration

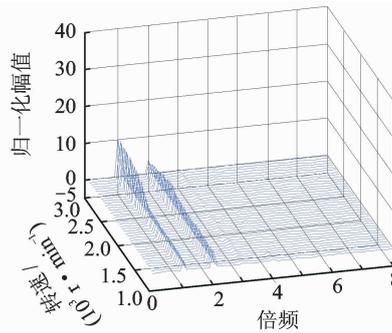


(b) 瓦振信号的归一化幅值谱

(b) Normalized amplitude spectrum of bearing vibration

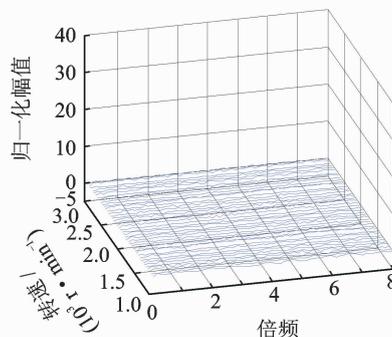
图 4 碰磨故障的信息熵样本矩阵

Fig. 4 Information exergy sampling matrix of rub fault



(a) 轴振信号的归一化幅值谱

(a) Normalized amplitude spectrum of shaft vibration

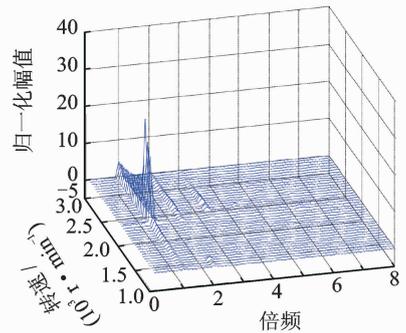


(b) 瓦振信号的归一化幅值谱

(b) Normalized amplitude spectrum of bearing vibration

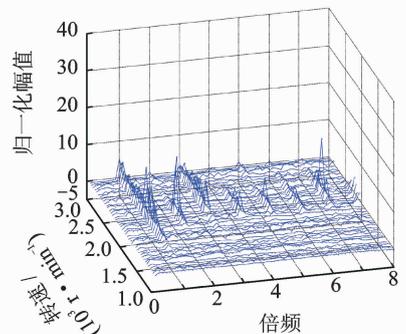
图 3 不对中故障的信息熵样本矩阵

Fig. 3 Information exergy sampling matrix of shafting misalignment fault



(a) 轴振信号的归一化幅值谱

(a) Normalized amplitude spectrum of shaft vibration



(b) 瓦振信号的归一化幅值谱

(b) Normalized amplitude spectrum of bearing vibration

图 5 支座松动故障的信息熵样本矩阵

Fig. 5 Information exergy sampling matrix of pedestal looseness fault

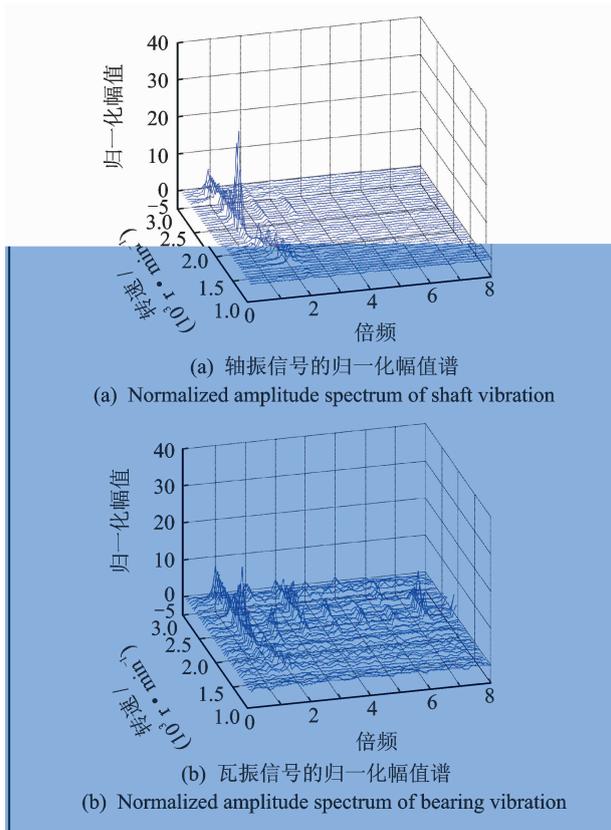


图 6 支座松动+碰磨复合故障的信息焓样本矩阵  
Fig.6 Information exergy sampling matrix of pedestal looseness + rub fault

常态信号的信息焓样本矩阵与不平衡故障的信息焓样本矩阵基本相同。为避免该故障诊断方法将正常态信号误诊断为不平衡故障,可将原始振动幅值设定一个限值,不超过该限值即认为属于正常态信号,一旦超过即认为产生故障,然后对其进行归一化处理,并进行故障诊断。

图 7 所示的三维谱图也是以频域时空特征谱为特征值,试验模拟的另外一次支座松动+碰磨复合故障的信息焓矩阵,在这里作为待检振动信号,也是转子从 1 000~3 000 r/min 的升速过程中,每隔 50 r/min 进行采样的 2 个振动信号通道的数据。任意一个通道中任意一个采样转速点下的幅值谱数值也是 64 个。

将图 7 中待检振动信号的信息焓矩阵分别与图 2~6 中每种典型故障的信息焓样本矩阵相减,得到了 5 个待检振动信号与对应典型故障振动信号间的信息焓矩阵,如图 8~12 所示。

分别求这 5 个信息焓矩阵的信息焓空间贴近度和方差,计算结果见表 1。从表 1 可以看出,待检振动信号与支座松动+碰磨复合故障间的信息焓矩阵的信息焓空间贴近度和方差均为最小,所以可判定待检振动信号为支座松动+碰磨复合故障,这

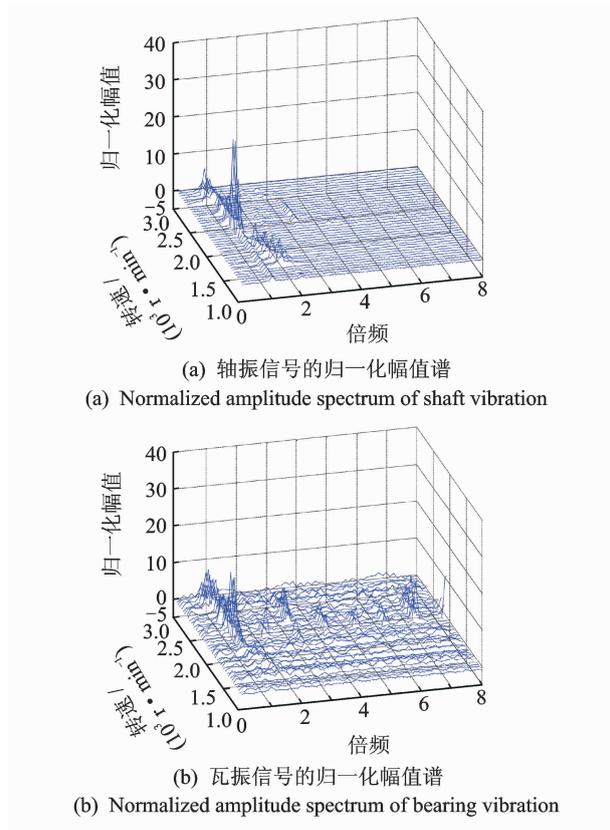


图 7 待检振动信号的信息焓矩阵  
Fig.7 Information exergy matrix of vibration signal to be identified

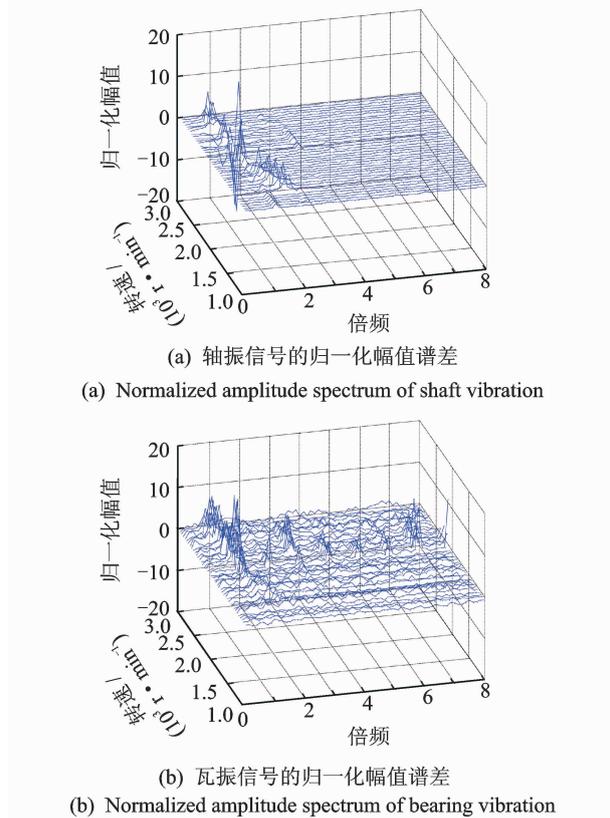
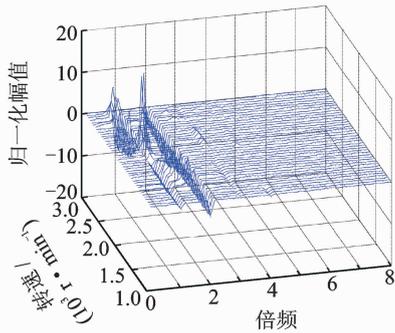
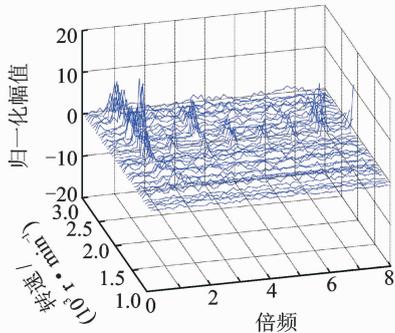


图 8 待检振动信号与不平衡故障间的信息焓矩阵  
Fig.8 Information exergy matrix between vibration signal to be identified and rotor imbalance fault



(a) 轴振信号的归一化幅值谱

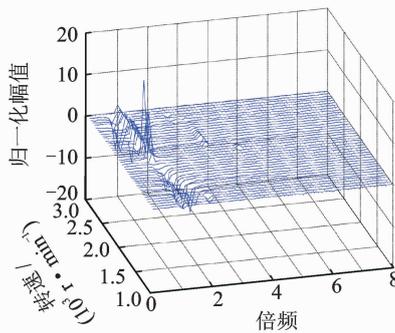
(a) Normalized amplitude spectrum of shaft vibration



(b) 瓦振信号的归一化幅值谱

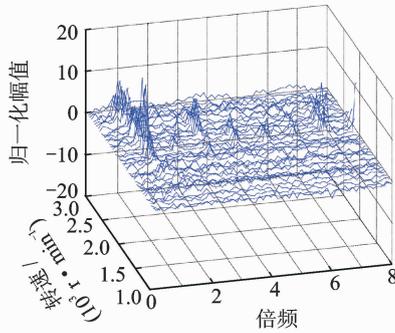
(b) Normalized amplitude spectrum of bearing vibration

图 9 待检振动信号与不对中故障间的信息熵矩阵  
Fig. 9 Information exergy matrix between vibration signal to be identified and shafting misalignment fault



(a) 轴振信号的归一化幅值谱

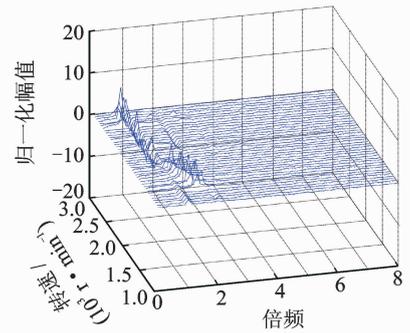
(a) Normalized amplitude spectrum of shaft vibration



(b) 瓦振信号的归一化幅值谱

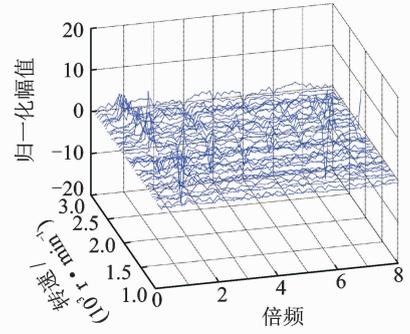
(b) Normalized amplitude spectrum of bearing vibration

图 10 待检振动信号与碰磨故障间的信息熵矩阵  
Fig. 10 Information exergy matrix between vibration signal to be identified and rub fault



(a) 轴振信号的归一化幅值谱

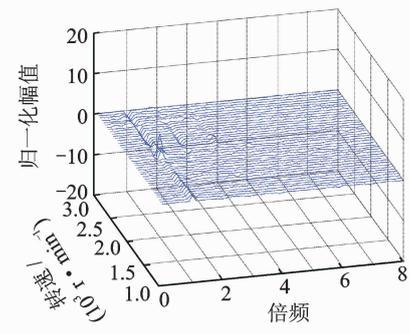
(a) Normalized amplitude spectrum of shaft vibration



(b) 瓦振信号的归一化幅值谱

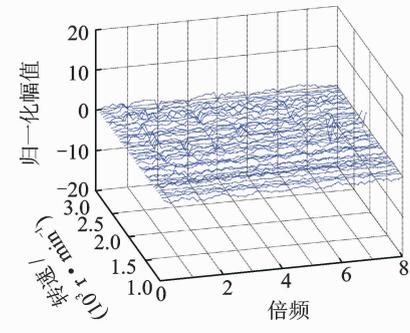
(b) Normalized amplitude spectrum of bearing vibration

图 11 待检振动信号与支座松动故障间的信息熵矩阵  
Fig. 11 Information exergy matrix between vibration signal to be identified and pedestal looseness fault



(a) 轴振信号的归一化幅值谱

(a) Normalized amplitude spectrum of shaft vibration



(b) 瓦振信号的归一化幅值谱

(b) Normalized amplitude spectrum of bearing vibration

图 12 待检振动信号与支座松动+碰磨复合故障间的信息熵矩阵  
Fig. 12 Information exergy matrix between vibration signal to be identified and pedestal looseness + rub fault

与假定是一致的。同时也可以看出,待检振动信号与支座松动故障、碰磨故障间的信息熵空间贴度和方差也比较小,这说明待检振动信号与支座松动故障、碰磨故障间也有部分类似的信号成分,这恰好与实际情况也是吻合的,也从侧面证明了基于频域时空特征谱的信息熵故障诊断方法的准确性。

表1 待检振动信号与各典型故障间信息熵矩阵的信息熵空间贴度和方差

Tab.1 Space close degree of information exergy and variance of Information exergy matrix between vibration signal to be identified and some typical fault

| 故障类型    | 对应的信息熵矩阵 |       |
|---------|----------|-------|
|         | 信息熵空间贴度  | 方差    |
| 不平衡     | 93.22    | 100.6 |
| 不对中     | 102.23   | 126.9 |
| 动静碰磨    | 80.90    | 89.7  |
| 支座松动    | 59.35    | 60.1  |
| 支座松动+碰磨 | 19.53    | 9.8   |

目前,在试验台上只较好地模拟了两种故障耦合的复合故障类型,由于试验台的局限,对于两种以上故障耦合的复合故障类型还不能较好的模拟。另外,对于旋转机械的轴系来说,其轴振和瓦振的测点很多,其测点位置也是固定不变的,如果构建一个包含所有这些轴振和瓦振测点的信息熵矩阵,那么这样一个多测点的信息熵矩阵既反映了单个振动测点在升速过程(即时间过程)中的变化规律,也反映了不同测点的空间分布情况,即集成了时间和空间的信息融合数据。因此这样一个多测点的信息熵矩阵就可以用于判断故障发生的空间位置,对于诊断两种以上故障耦合的复合故障也是至关重要的技术方法,这将是今后研究的重点。

## 5 结束语

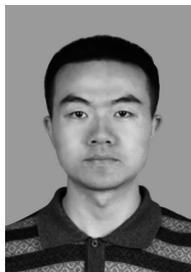
笔者定义了两种基于过程信息融合的信息熵概念,分别反映了同一个过程中不同状态间的过程变化规律以及不同过程中对应状态间的过程变化规律。在此基础上建立了一种基于频域时空特征谱的旋转机械信息熵故障诊断方法,能够较好地地区分故障类别,提高定量诊断的准确性。

### 参 考 文 献

[1] 陈长征,栗青,刘一芳,等. 汽轮发电机组故障智能诊断方法研究[J]. 中国电机工程学报,2005,25(18):104-108.  
Chen Changzheng, Li Qing, Liu Yifang, et al. Intelligent fault diagnosis method for turbo-generator unit

[J]. Proceedings of the Chinese Society for Electrical Engineering, 2005, 25(18): 104-108. (in Chinese)

- [2] Zio E, Baraldi P, Gola G. Feature-based classifier ensembles for diagnosing multiple faults in rotating machinery[J]. Applied Soft Computing Journal, 2008, 8(4): 1365-1380.
- [3] 卜乐平,刘开培,侯新国. 采用D-S证据推理的电机转子故障诊断[J]. 振动、测试与诊断,2011,31(1):23-26.  
Bu Leping, Liu Kaipei, Hou Xinguo. Rotor fault diagnosis of induction motor using dempster-shafer evidential theory[J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2011, 31(1):23-26. (in Chinese)
- [4] Cui Houxi, Zhang Laibin, Kang Rongyu, et al. Research on fault diagnosis for reciprocating compressor valve using information entropy and SVM method[J]. Journal of Loss Prevention in the Process Industries, 2009, 22(6): 864-867.
- [5] 李宏坤,周帅,朱泓,等. 基于经验模式分解的全息谱故障识别方法[J]. 振动、测试与诊断,2011,31(1):20-22.  
Li Hongkun, Zhou Shuai, Zhu Hong, et al. Rotor fault classification using empirical mode decomposition based holospectrum[J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2011, 31(1): 20-22. (in Chinese)
- [6] 程力旻,谢志江,刘利云,等. 运用免疫遗传神经网络的汽轮机振动故障诊断[J]. 振动、测试与诊断,2010,30(6):675-678.  
Cheng Limin, Xie Zhijiang, Liu Liyun, et al. Vibration fault diagnosis of steam turbine using immune genetic neural networks[J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2010, 30(6): 675-678. (in Chinese)
- [7] 张景超,张金敏,张淑清,等. 基于小波及非线性预测的轴承故障诊断方法[J]. 仪器仪表学报,2012,33(1):127-131.  
Zhang Jingchao, Zhang Jinmin, Zhang Shuqing, et al. Bearing fault diagnosis method based on wavelet analysis and nonlinear prediction[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2012, 33(1):127-131. (in Chinese)
- [8] 杨江天,赵明元. 改进双谱和经验模态分解在牵引电机轴承故障诊断中的应用[J]. 中国电机工程学报,2012,32(18):116-122.  
Yang Jiangtian, Zhao Mingyuan. Fault diagnosis of traction motor bearings using modified bispectrum and empirical mode decomposition[J]. Proceedings of the Chinese Society for Electrical Engineering, 2012, 32(18): 116-122. (in Chinese)



第一作者简介:陈非,男,1979年11月生,博士、工程师。主要研究方向为火电机组信息融合故障诊断。曾发表《基于信息熵距的旋转机械振动故障诊断方法》(《振动、测试与诊断》2008年第28卷第1期)等论文。  
E-mail: cfhust123@126.com