

基于双谱熵和聚类分析的转子系统故障诊断*

刘仁伟, 岳林

(南京航空航天大学机电学院 南京, 210016)

摘要 转子系统在故障状态下的振动信号往往呈现很强的非线性,其在频域上主要表现为不同频率之间相互耦合,产生合频、差频等组合频率。为了解决传统频谱分析只关注信号中的频率成分及其幅值大小,而忽略信号相位信息的问题,采用双谱方法对振动信号进行分析。双谱包含信号相位信息并且对非线性敏感,可以将早期故障的微弱非线性放大,检测出频谱中不同频率之间的非线性相位耦合关系。通过对 ZT-3 转子实验台植入不同类型的故障,采集系统在不同状态下的加速度信号,从振动信号的双谱中提取各频段的信息熵,采用模糊聚类方法进行故障识别。结果表明,双谱熵作为特征参量可以准确识别转子系统的故障类型,验证了方法的可行性。

关键词 故障诊断;转子系统;双谱;信息熵;模糊聚类
中图分类号 TH133;TH17

引言

转子系统是旋转机械的核心部件,广泛应用于发动机、燃气轮机及机床主轴等各种机械设备,转子系统的稳定运行直接关系到人员安全和企业生产效率。因此,保证转子系统正常运行,对其进行状态监测和故障识别具有重要的意义^[1]。

转子不平衡、不对中、转轴裂纹及动静件碰摩是转子系统的常见故障,这些故障会导致系统的非线性,即系统的刚度、激振力等产生非线性的变化。在现代机械设备中,传感器测得的反映状态信息的轴承振动加速度信号能量很弱,且具有非平稳特性,给故障诊断带来困难。转子系统故障诊断的关键是如何从非线性、非平稳的振动信号中提取故障特征信息^[2]。大多数故障诊断方法都是基于故障振动信号的时域和频域分析来识别和监测转子系统的工作状态,但早期故障信号非常微弱,很容易被信号中的其他噪声覆盖,仅在时域和频域难以准确判断转子系统的工作状态。双谱对非线性敏感,能够检测微弱的非线性,抑制高斯噪声,可以用来提取转子系统早期故障信号特征^[3]。文献[4]利用双谱分析检测滚动轴承早期故障,将提取到的信号的双谱特征作为滚动轴承早期故障的分类依据,经过仿真信号和实验实测信号分析,证明双谱能有效提取滚动轴承的早期故障特征。文献[5]以齿轮箱为对象,通过双谱提取非线性强度特征

值,研究了齿轮点蚀故障的发展过程,结果表明,由双谱提取的非高斯性强度特征值对齿轮点蚀故障敏感,可以用来监测齿轮传动系统的故障发展。

信息熵作为故障诊断的特征参量,是一种衡量信号不确定性的指标,反映了信息的复杂程度^[6]。系统在正常状态下运行时,所含信息量较少;而在发生故障时,系统的结构会有一些的改变,输出的信号复杂程度较高,信息熵也会发生变化^[7]。根据这一特点,可以将信息熵和不同的信号分析方法相结合,建立各种类型的信息熵作为特征参量,从而识别出不同的故障类型。文献[8]提出了基于集合经验模态分解的奇异值熵方法对滚动轴承进行故障诊断,分析了美国西储大学的轴承振动信号,发现该方法能有效划分出轴承工作状态的特征区间,识别准确性很高。文献[9]提出了变分模态分解和多尺度熵结合的方法,应用于高速列车减振器的故障识别,并且通过实验信号的验证,证明了方法的有效性和可行性。

针对转子系统早期故障信号微弱、具有非线性、非平稳性的特点,笔者采用双谱分析的方法提取信号的非线性特征,并结合信息熵,以双谱熵作为特征参量,采用模糊聚类法对转子系统进行故障识别。通过分析 ZT-3 转子实验台故障植入实验的实测数据,验证了双谱熵作为特征参量可以有效提取信号的特征信息,能够准确识别转子系统的故障类型。

* 国家重点研发计划资助项目(2016YFF0203304)

收稿日期:2020-08-16;修回日期:2020-10-19

1 信号分析方法

1.1 二次相位耦合

转子系统在发生故障时,往往伴随着系统固有性质的改变,从而使系统呈现出明显的非线性特征。例如,在转轴裂纹状态下,由于裂纹的呼吸作用,即裂纹在转轴旋转过程中周期性地张开和闭合,裂纹截面张开时,转子的刚度降低,在闭合时刚度又逐渐恢复。在轴承故障状态下,也会引起支承刚度的非线性。当转子系统中存在非线性因素时,由传感器测得的振动信号就会存在很强的非高斯性,在频域上表现为出现转频的倍频、故障特征频率及其组合频率。这种由不同频率之间相互作用产生合频、差频的频率成分称为二次相位耦合,其定义为

$$\begin{cases} f_3 = f_1 + f_2 \\ \varphi_3(t) \equiv \varphi_1(t) + \varphi_2(t) - C \end{cases} \quad (1)$$

即第 3 阶频率为前 2 阶频率之和,并且在相位上始终相差 1 个常数。

1.2 双谱的定义

双谱是信号 3 阶累积量的二重傅里叶变换,其物理意义在于检测信号中的二次相位耦合^[9]。如果信号是非高斯的,则需要高阶统计量来描述其概率密度函数,如 3 阶累积量偏度系数和 4 阶累积量峰度系数。双谱可以看作是信号在频率上对偏度的分解,因此可以用来检测非对称非线性。双谱^[10]的定义为

$$B(k, l) = E[X(k)X(l)X^*(k+l)] \quad (2)$$

其中: $E[\]$ 为期望; X 为信号的傅里叶变换; k 和 l 为 2 个相互独立的频率; $B(k, l)$ 为 k 和 l 耦合的双谱幅值。

双谱是一个复数,包含相位信息。离散信号的双谱估计方法为

$$\hat{B}(f_i, f_m) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N X_i(f_i) X_i(f_m) X_i^*(f_i + f_m) \quad (3)$$

其中: N 为划分的数据块个数。

通过不同数据块的双谱幅值叠加,存在二次相位耦合的一对频率处便形成谱峰,反之则会在叠加的过程中相互抵消。不同数据块双谱叠加原理如图 1 所示。

1.3 信息熵理论

信息熵定量表示了信号源总体信息测度,用来度量信息不确定性和复杂程度。如果信号的信息量越多,则信息熵就越大。信息熵^[11]的定义为

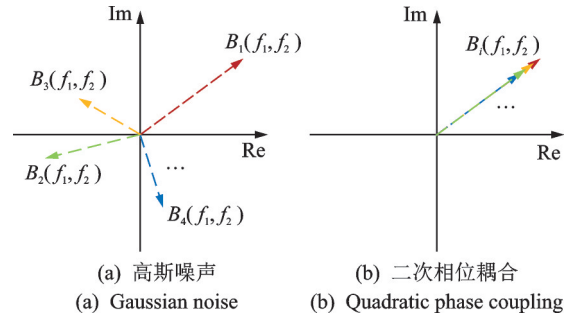


图 1 不同数据块双谱叠加原理
Fig.1 Bisppectrum superposition of different data blocks

$$H(X) = - \sum_{i=1}^n P_i \ln P_i \quad (4)$$

其中: $X = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$ 为离散随机信号。

X 幅值出现的概率为 $P_i = P(x_i)$ ($i = 1, 2, \dots, n$),且 $\sum_{i=1}^n P_i = 1$ 。 $H(X)$ 越大,说明信号的分布越均匀,信息量越多。在转子系统发生故障时,其振动信号的复杂程度上升,所含信息量变多,相应的信息熵值也会随之发生变化。因此,信息熵可以作为特征参量来识别转子系统的故障类型。

1.4 双谱熵的计算方法

由传感器测得的振动信号幅值往往在一定的范围内连续分布,无法按照每个幅值点来计算其出现的概率,可通过计算信号的能量在每个分析域的子空间分布概率得到信息熵。设 S 为离散随机信号 X 的特征空间, S_1, S_2, \dots, S_n 为信号 X 的正交特征子空间,则信号 X 在划分的正交特征子空间 S_n 下的分布概率为

$$P_{S_i} = \frac{\sum_{S_i} E(x_i)}{\sum_S E(x_i)} \quad (i = 1, 2, \dots, n) \quad (5)$$

其中: $E(x_i)$ 为信号的能量函数; n 为划分的子空间个数; P_{S_i} 为子空间 S_i 的能量在整个特征空间能量中所占比例。

由此可得,信号子空间分布概率下的信息熵为

$$H_s(X) = - \sum_{i=1}^N P_{S_i} \ln P_{S_i} \quad (6)$$

式(6)表示的是信号能量在不同特征子空间分布的均匀程度。当系统运行状态改变时,输出信号的能量分布就会发生改变,相应的子空间分布概率也会产生变化,从而导致信息熵的变化。当每个特征子空间能量分布相等时,信号中所含信息量最丰富,信息熵值取最大,为 $H_s(X) = \ln N$ 。

因为双谱是表示一对频率耦合程度的 3 维矩阵,在特征子空间划分的时候要对 2 个频率轴进行划分。如果将其中一个频率轴划分成 a 组,另一个频率轴划分成 b 组,则此时特征子空间数量为 ab ,子空间用 S_{ij}

表示,各特征子空间在整个特征空间的分布概率为

$$P_{s_j} = \frac{\sum_{s_j} E(x_{ij})}{\sum_s E(x_{ij})} \quad (7)$$

双谱熵的计算方法^[8]为

$$H_{SC}(X) = - \sum_{i=1}^a \sum_{j=1}^b P_{s_j} \ln P_{s_j} \quad (8)$$

1.5 模糊C均值聚类算法

模糊C均值(fuzzy C-means,简称FCM)算法是传统硬性聚类分析方法的推广,通过反复迭代优化目标函数使其取得最小值,即最小化目标函数,得到每个样本对所有聚类中心的隶属度,从而对样本进行分类。FCM算法的目标函数为

$$J_m = \sum_{i=1}^k \sum_{j=1}^C u_{ij}^m \|x_i - c_j\|^2 \quad (m \geq 1) \quad (9)$$

其中:目标函数 J_m 为样本到每个聚类中心距离的加权平方和; u_{ij} 为隶属度值,表示样本 x_i 对于聚类中心 c_j 的隶属程度,样本到所有中心的隶属度之和为1; k 为样本个数; C 为聚类中心个数; $\|x_i - c_j\|^2$ 为一种距离的度量,表示样本和聚类中心的欧氏距离; m 为模糊化程度的参数,决定了分类的准确程度,一般取 $m=2$ 。

FCM算法^[12]是一个不断迭代计算隶属度和聚类中心的过程,直到达到目标函数取最小值。隶属度 u_{ij} 和聚类中心 c_j 可以通过式(9)和拉格朗日乘数法求得,即

$$u_{ij} = 1 / \left(\sum_{k=1}^C \left(\frac{\|x_i - c_j\|}{\|x_i - c_k\|} \right)^{\frac{2}{m-1}} \right) \quad (10)$$

$$c_j = \frac{\sum_{i=1}^N u_{ij}^m x_i}{\sum_{i=1}^N u_{ij}^m} \quad (11)$$

迭代的终止条件为

$$\max_{ij} \left\{ |u_{ij}^{(k+1)} - u_{ij}^{(k)}| \right\} < \epsilon \quad (12)$$

其中: k 为迭代步数; ϵ 为误差阈值。

当2个步长前后的隶属度之差小于 ϵ 时,则认为目标函数收敛,达到最优的状态。

2 故障植入实验

2.1 转子实验台的结构组成

通过对ZT-3转子实验台植入不对中、裂纹及碰摩故障,用加速度传感器采集转子系统在不同状态下的振动信号。实验台由电动机、转轴及转盘组成,分为3跨,一共有3根转轴和6个转盘。转轴支承为滑动轴承,转轴之间通过柔性联轴器连接。电机转

速通过变频器控制,信号通过ECON Premax数据采集与分析仪采集。加速度传感器型号为356A16 SN-LW178221,灵敏度为98 mV/g,分辨率为0.000 1 gm/s²,频率范围0.3~6 000 Hz,加速度范围为50g。转子实验台如图2所示。

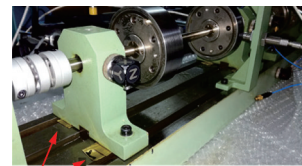


图2 转子实验台

Fig.2 Rotor test bench

2.2 不同故障植入方法

不对中故障是在支撑第2根转轴的2个轴承座下同时放置垫片,调节2根转轴之间的相对高度差,这样中间和两边的转轴之间便形成平行不对中的故障,其植入如图3所示。

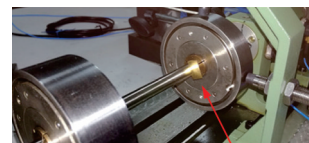


调整垫片

图3 不对中故障的植入示意图

Fig.3 Misalignment fault implantation

转轴裂纹故障是将中间的转轴切割出1条深为2.5 mm、宽为0.2 mm的裂纹,并且在裂纹中镶嵌1片厚度为0.15 mm的黄铜薄片,从而使裂纹截面更容易接触,模拟裂纹的呼吸现象。转轴裂纹故障的植入如图4所示。



0.15 mm厚的金属薄片

图4 转轴裂纹故障的植入示意图

Fig.4 Rotating shaft crack fault implantation

植入碰摩故障时,在第2根转轴的转盘周围放置一个夹具,在夹具上通过螺母将黄铜螺钉固定在转盘上方。正常状态下转盘的径向位移量很小,难以与螺钉接触,因此从转盘上卸下一个配重螺钉,从而增加转盘的振动位移,使转盘在旋转过程中更容易与螺钉发生碰摩。碰摩故障的植入如图5所示。

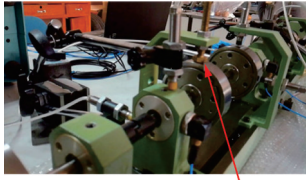


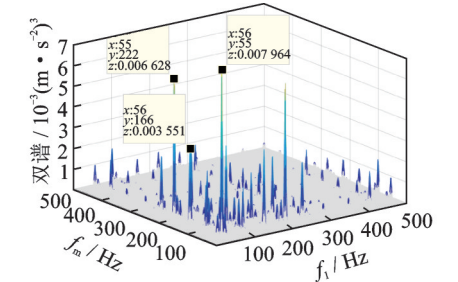
图 5 碰摩故障的植入示意图
Fig.5 Rubbing fault implantation

3 实验数据分析

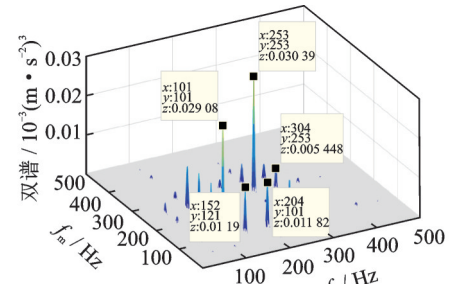
3.1 振动信号双谱分析

分别测得转子系统在正常状态、转轴不对中、裂纹及碰摩 4 种状态下轴承座的加速度信号。采样频率为 10 240 Hz,分析频宽为 500 Hz,每个样本的长度为 2 s,共 20 480 个点,双谱每个数据块有 5 120 个点,重叠率为 50%,平均 7 次。转子系统的转速在 3 kr/min 左右,转频在 50 Hz 左右,不同状态下的加速度信号双谱如图 6 所示。

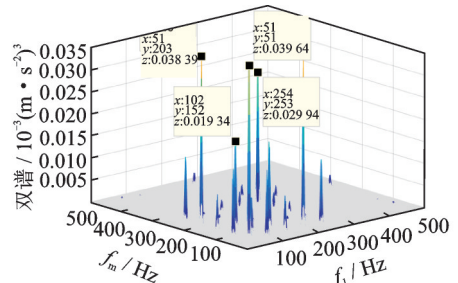
由图 6 可以看出:转子系统在正常状态下时,其



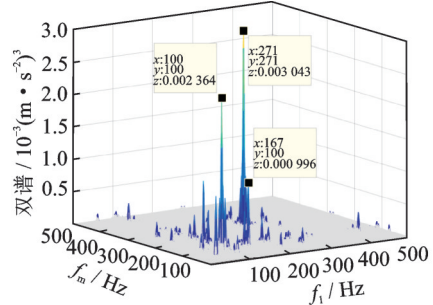
(a) 正常状态下的加速度信号双谱
(a) Bispectrum of acceleration signal in normal state



(b) 不对中故障下的加速度信号双谱
(b) Bispectrum of acceleration signal in misalignment fault state



(c) 转轴裂纹故障下的加速度信号双谱
(c) Bispectrum of acceleration signal in crack fault state



(d) 碰摩故障下的加速度信号双谱
(d) Bispectrum of acceleration signal in rubbing fault state

图 6 不同状态下的加速度信号双谱

Fig.6 Bispectrum of acceleration signal in different states

振动信号的双谱谱峰分布较为均匀,且幅值相对于故障状态下较小,主要为 1 倍转频与其他倍频之间的耦合;不对中状态下,双谱中出现了转频的 2 倍频与其他倍频耦合的峰值;裂纹状态下,转频的 1 倍频与其自身耦合,1 倍频和 4 倍频耦合的幅值明显增加;碰摩故障下,出现转频的分频和倍频耦合的频率,如 167 Hz 即为转频的 1/3 倍频与 3 倍频的合频。

转子系统在不同状态下,其振动信号双谱在各个频段上的分布不同,所以信息熵也不相同。根据这一特点,可以提取信号双谱在各频段的信息熵作为特征参量,从而对转子系统进行故障识别。

3.2 双谱熵特征值提取

在 3.1 节的双谱图中,双谱谱峰的分布主要集中在 0~320 Hz 频段内,因此选取 0~320 Hz 频段计算转子系统不同状态下信号的双谱熵值。双谱中主要是转频及其倍频之间的耦合,因此在划分频段时,要把不同的倍频划分在不同的频段,才能较好地通过信息熵值反映转子系统的状态。本组数据的转频在 50 Hz 左右,故在 0~320 Hz 频段内,将双谱分为 8 个特征子空间,分别为(0~40 Hz, 0~320 Hz), (41~80 Hz, 0~320 Hz), (81~120 Hz, 0~320 Hz), (121~160 Hz, 0~320 Hz), (161~200 Hz, 0~320 Hz), (201~240 Hz, 0~320 Hz), (241~280 Hz, 0~320 Hz)和(281~320 Hz, 0~320 Hz),计算每个频段的双谱熵。

4 种工况下,每种工况各取 6 组已知故障的样本,共 24 组样本作为测试样本计算聚类中心,取 12 组未知故障的样本来识别其故障类型。转子系统不同状态下的双谱熵值分频段变化曲线如图 7 所示。

由图 7 可以看出,双谱熵值在不同频段的分布呈现一定的规律性,不同样本在各个频段内的熵值变化趋势大致相同。因此,可以用双谱熵作为特征参量,采用聚类分析的方法来识别转子系统的工作状态和故障类型。

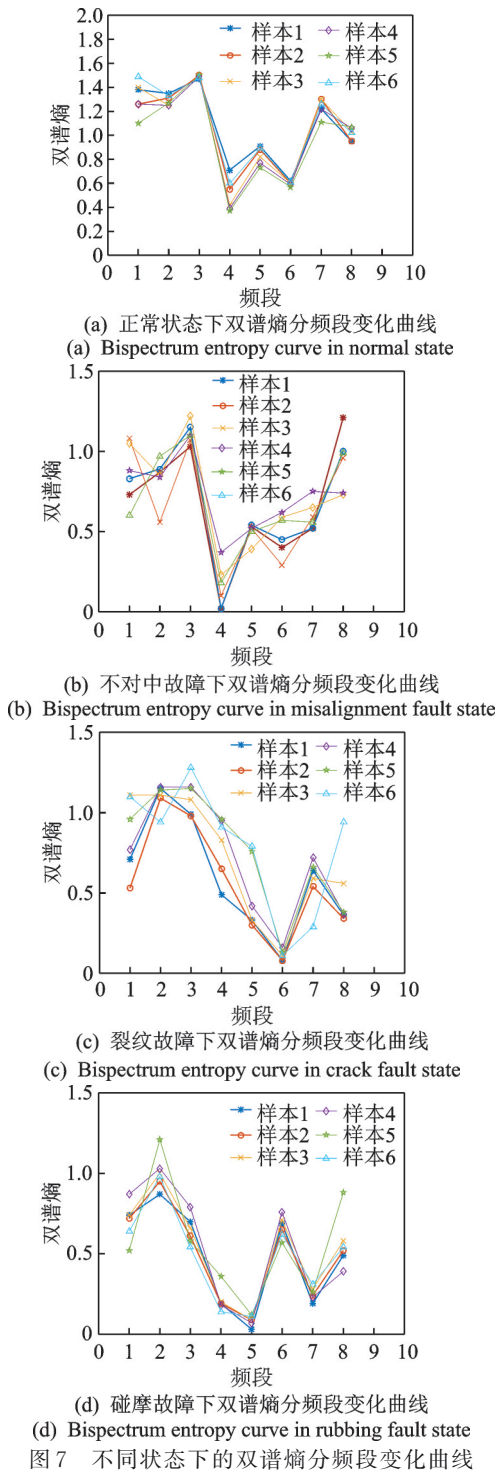


图7 不同状态下的双谱熵分频段变化曲线

3.3 基于模糊聚类法的转子系统故障诊断

笔者采用FCM算法对双谱熵进行聚类识别,FCM算法通过优化目标函数得到每个样本点对所有类中心的隶属度,然后决定样本点的类别,从而自动对数据进行分类。实验测得转子系统在正常、不对中、碰摩及裂纹4种状态下的振动信号,因此聚类组数为4,选最大迭代次数为100,隶属度最小变化

量为0.000 01。通过24组已知样本,得到4种状态下的聚类中心 C 为

$$C = \begin{bmatrix} 1.3187 & 0.8386 & 0.8520 & 0.7229 \\ 1.2881 & 0.8552 & 1.1159 & 0.9830 \\ 1.4831 & 1.1072 & 1.0964 & 0.6606 \\ 0.5117 & 0.1521 & 0.8005 & 0.2023 \\ 0.8337 & 0.5074 & 0.4578 & 0.0927 \\ 0.5947 & 0.4650 & 0.1297 & 0.6641 \\ 1.2308 & 0.5713 & 0.6186 & 0.2606 \\ 1.0076 & 0.9594 & 0.4491 & 0.5448 \end{bmatrix}^T$$

矩阵 C 从左往右每一列分别为正常状态、不对中故障、裂纹故障及碰摩故障的双谱熵聚类中心。得到聚类中心后,通过择近原则即待测模型与每一个标准模型的贴近程度来判断其分别属于哪一种类型。笔者采用欧几里德贴近度,其定义为

$$E(A, B) = 1 - \frac{1}{\sqrt{m}} \sqrt{\sum_{i=1}^m [A(u_i) - B(u_i)]^2} \quad (13)$$

其中: A 为标准模型; B 为待识别的对象; m 为标准模型的个数; u_i 为向量 A, B 中对应的元素。

贴近度越大,说明待测模型和标准模型越接近。对12组未知故障样本,分别计算其与每个标准模型的贴近度,识别结果如表1所示。

表1 未知故障样本贴近度及识别结果

Tab.1 Closeness and recognition results of unknown fault samples

编号	贴近度				故障类型
	正常	不对中	裂纹	碰摩	
1	0.723 7	0.6161	0.673 0	0.524 3	正常
2	0.729 8	0.6507	0.705 7	0.549 7	正常
3	0.889 8	0.7097	0.735 9	0.595 6	正常
4	0.499 0	0.720 1	0.500 7	0.544 1	不对中
5	0.436 1	0.619 9	0.434 2	0.508 4	不对中
6	0.531 6	0.735 9	0.589 6	0.535 3	不对中
7	0.535 8	0.684 9	0.826 7	0.633 3	裂纹
8	0.580 3	0.818 0	0.781 6	0.680 9	不对中
9	0.593 4	0.694 8	0.763 1	0.572 0	裂纹
10	0.434 3	0.732 6	0.604 4	0.948 5	碰摩
11	0.442 4	0.729 0	0.609 6	0.946 6	碰摩
12	0.426 1	0.728 3	0.590 2	0.950 8	碰摩

识别结果表明,12组待测样本中,正确识别的有11组,准确率为91.67%,验证了方法的有效性和准确性。其中有1组裂纹样本数据识别有误,原因如下:①计算聚类中心 C 的样本数略少,使聚类中心不够准确;②信号具有一定的随机性,在转子系统运转过程中存在一些其他因素以及噪声的影响;③根据识别方法原理,通过计算每个待测样本到聚类中

心的贴近度判断故障的类型,而样本是一个多维向量,可能出现某些个别情况,使待测样本到其他故障聚类中心的距离更接近。为保证结果的准确性,识别时可以取一段信号分为3个以上样本进行分析。

4 结 论

1) 论述了二次相位耦合和双谱的定义,双谱是信号3阶累积量的二重傅里叶变换,对非线性敏感,可以用来检测二次相位耦合。同时,引入信息熵的概念,结合双谱和信息熵,在子空间分布概率下,推导了信号的双谱熵计算公式,并研究了FCM算法的原理和过程。

2) 通过对实验室的ZT-3转子实验台植入不同的故障,采集转子实验台在正常、不对中、裂纹及碰摩4种状态下的振动信号,用来识别转子系统的故障类型。

3) 对实验所得的加速度信号计算双谱,分析了信号的双谱特征。讨论了双谱熵计算频段的划分,提取信号在不同频段下的双谱熵作为故障识别的特征参量。通过对24组已知故障的样本采用FCM算法,得到不同状态下的聚类中心,再计算12组待测样本与标准模型的贴近度,从而识别出转子系统的故障类型。其中识别正确的有11组,准确率达到91.67%,说明双谱熵作为特征参量能够实现信号特征信息准确提取,可以用较少的测点获得较高的准确率。

致谢: 发动机非线性耦合振动特征规律研究项目的支持。

参 考 文 献

- [1] 李明,李自刚.完整约束下转子-轴承系统非线性振动[M].北京:科学出版社,2014:3-6.
- [2] XU L, TIAN J, WANG Z, et al. Fault feature extraction method of inter-shaft bearing based on feature fusion of EMD entropy[J]. Journal of Shenyang Aerospace University, 2017, 36(4):16-21.
- [3] SAIDI L, ALI J, FNAIECH F. Bi-spectrum based-EMD applied to the non-stationary vibration signals for bearing faults diagnosis [J]. ISA Transactions, 2014, 53(5):1650-1660.
- [4] 袁洪芳,穆坤,马若桐,等.基于MOMEDA与双谱分析的滚动轴承早期故障诊断[J].测控技术,2019,38(8):61-64,68.
YUAN Hongfang, MU Kun, MA Ruotong, et al. Early fault diagnosis of rolling bearing based on MOMEDA and bispectrum analysis[J]. Measurement & Control Technology, 2019, 38(8):61-64, 68. (in Chinese)
- [5] 周雁冰,柳亦兵,王峰,等.齿轮故障振动信号非高斯性特征趋势分析[J].振动与冲击,2014,33(6):165-169.
ZHOU Yanbing, LIU Yibing, WANG Feng, et al. Non Gaussian characteristic trend analysis of gear fault vibration signal [J]. Journal of Vibration and Shock, 2014,

33(6):165-169. (in Chinese)

- [6] 郑近德,代俊习,朱小龙,等.基于改进多尺度模糊熵的滚动轴承故障诊断方法[J].振动、测试与诊断,2018,38(5):929-934.
ZHENG Jinde, DAI Junxi, ZHU Xiaolong, et al. Rolling bearing fault diagnosis method based on improved multi-scale fuzzy entropy [J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2018, 38(5): 929-934. (in Chinese)
- [7] 苟先太,李昌喜,金炜东. VMD多尺度熵用于高速列车横向减振器故障诊断[J].振动、测试与诊断,2019,39(2):292-297.
GOU Xiantai, LI Changxi, JIN Weidong. VMD multi-scale entropy for fault diagnosis of high-speed train lateral shock absorber [J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2019, 39(2):292-297. (in Chinese)
- [8] 张琛,赵荣珍,邓林峰.基于EEMD奇异值熵的滚动轴承故障诊断方法[J].振动、测试与诊断,2019,39(2):353-358.
ZHANG Chen, ZHAO Rongzhen, DENG Linfeng. Rolling bearing fault diagnosis method based on EEMD singular value entropy [J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2019, 39(2):353-358. (in Chinese)
- [9] ELBHBAB K, SINHA J. Bispectrum for fault diagnosis in rotating machines[C]//The 17th International Congress On Sound & Vibration. Cairo, Egypt: [s.n.], 2010.
- [10] 蒋永华,李荣强,焦卫东,等.应用EMD和双谱分析的故障特征提取方法[J].振动、测试与诊断,2017,37(2):338-342.
JIANG Yonghua, LI Rongqiang, JIAO Weidong, et al. Fault feature extraction method based on EMD and bispectrum analysis [J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2017, 37(2):338-342. (in Chinese)
- [11] 黄晋英,潘宏侠,毕世华,等.基于双谱熵模型的故障模式识别[J].兵工学报,2012,33(6):718-723.
HUANG Jinying, PAN Hongxia, BI Shihua, et al. Fault pattern recognition based on bispectrum entropy model [J]. Acta Armamentarii, 2012, 33(6):718-723. (in Chinese)
- [12] 樊红卫,邵德洁,张旭辉,等.一种对称极坐标图像模糊C均值聚类的电主轴失衡故障诊断方法[J].西安交通大学学报,2019,53(12):57-62.
FAN Hongwei, SHAO Sijie, ZHANG Xuhui, et al. An imbalance fault diagnosis method of electric spindle based on fuzzy C-means clustering of symmetric polar coordinate image [J]. Journal of Xi'an Jiaotong University, 2019, 53(12):57-62. (in Chinese)



第一作者简介:刘仁伟,男,1997年2月生,硕士生。主要研究方向为旋转机械的振动测试、信号处理和故障诊断。

E-mail: 287893397@qq.com