文章编号：1006-1355(2022)03-0086-06+115

# Hilbert包络功率谱熵的曲轴轴系故障诊断

别锋锋，李荣荣，彭 剑，刘雪东

（1. 常州大学 机械与轨道交通学院，江苏 常州 213164；
2. 江苏省绿色过程装备重点实验室，江苏 常州 213164）

**摘 要**：曲轴轴系是往复机械传动系统的重要组件之一，其工作状态对整套机械设备的正常工作和使用具有直接的影响。研究针对振动信号分析的曲轴轴系的损伤模式识别问题，提出一种基于Hilbert包络功率谱熵和支持向量机相结合的往复机械曲轴轴系损伤识别方法。基于曲轴轴系损伤机理展开研究，分析曲轴轴系发生故障振动的原因，建立典型的机械故障动力学模型，并通过构建故障模拟与振动测试系统获取曲轴实时振动信号；基于CEEMDAN方法对信号进行分解，选取峭度较大的本征模式分量进行Hilbert包络解调分析获取包络矩阵，计算信号的瞬时包络功率谱熵，可以明显看出曲轴轴系故障表征；最后进一步用SVM完成模式识别。数值模拟与实验结果验证了方法的有效性。该方法对往复机械曲轴轴系早期故障模式的识别具有较好的参考意义。

**关键词**：故障诊断；曲轴轴系；CEEMDAN；Hilbert包络谱；功率谱熵；损伤模式识别

**中图分类号**：TP391；TH113 **文献标志码**：A **DOI编码**：10.3969/j.issn.1006-1355.2022.03.015

# Fault Diagnosis of Crankshaft Systems Based on Hilbert Envelope Power Spectrum Entropy

*BIE Fengfeng*, *LI Rongrong*, *PENG Jian*, *LIU Xuedong*

(1. School of Mechanical Engineering and Rail Transit, Changzhou University, Changzhou 213164, Jiangsu, China;
2. Jiangsu Key Laboratory of Green Process Equipment, Changzhou 213164, Jiangsu, China)

**Abstract :** As one of the important components of reciprocating machinery transmission system, the operating status of the crankshaft system directly affects the overall performance of the reciprocating machinery. In this paper, the damage pattern recognition of the crankshaft system based on vibration signal analysis is studied. A new method based on Hilbert envelope power spectrum entropy combined with support vector machine is proposed. Based on the damage mechanism of the crankshaft system, the cause of failure mode vibration of the crankshaft system is analyzed and a typical mechanical fault dynamics model is established. Meanwhile, the real-time vibration signals of the crankshaft are obtained by constructing fault simulation and vibration test platforms. The signals are decomposed by complete ensemble empirical mode decomposition with adaptive noise (CEEMDAN) method, from which the intrinsic mode function with higher kurtosis is selected for Hilbert demodulation envelope analysis to construct the envelop matrix. Then, the instantaneous envelope power spectrum entropy of the signals is calculated. The fault characterization of the crankshaft system can be clearly seen. Finally, support vector machine is further employed to complete the ultimate pattern recognition. Numerical simulation and experimental research demonstrate the effectiveness of the proposed method. This method provides a reference for the identification of early fault modes of crankshaft systems of reciprocating machinery.

**Key words :** fault diagnosis; crankshaft system; CEEMDAN; Hilbert envelope power spectrum entropy; damage pattern recognitiontern recognition

**收稿日期**：2021－05－12

**基金项目**：国家自然科学基金资助项目（52075050）；江苏省教育厅自然科学重大资助项目（19KJA430004）；江苏省研究生科研与实践创新计划资助项目（KYCX20_2606）

**作者简介**：别锋锋（1979－），男，湖北省仙桃市人，博士后，副教授，主要研究方向为机械设备状态检测与故障诊断，振动信号处理与分析。

E-mail: bieff@cczu.edu.cn

曲轴系是往复机械的关键传动部件，在运行中，曲轴承受着交变载荷的作用[1]。

曲轴受到的法向力和切向力会引起曲轴的弯曲振动和扭转振动，而轴向振动主要来源于弯曲和扭转振动产生的弯曲-轴向耦合力和扭转-轴向耦合力[2]。曲轴的三维耦合作用会使曲轴磨损加剧，曲轴油孔或圆角处产生裂纹，严重时可能导致断裂；轴向振动的弯曲、拉伸应力可能会使曲轴发生弯曲疲劳破坏[3]。连杆的弯曲、扭转振动可能会导致连杆螺栓

的拉长、断裂或连杆轴颈的磨损等故障。但是当往复机械的故障比较小时，产生的冲击能量很微弱，通常会淹没在其他干扰信号中，一般频谱分析很难有效地对故障特征进行提取；同时，曲轴轴系振动信号中存在着大量噪声，会阻碍其故障特征的提取。因此需要对曲轴轴系振动信号进行消噪和故障特征提取方面的研究。

近年来，针对故障信号具有非线性、非平稳性、频谱复杂等特征，一些基于自适应信号分解的方法得到了发展。如经验模态分解(Empirical Mode Decomposition，EMD)方法，能够根据信号的局部特征时间尺度将一个复杂信号分解为若干固有模态函数(Intrinsic Mode Function，IMF)之和。它是完全自适应的，因此非常适合于处理非线性非平稳振动信号。但EMD分解出来的IMF分量中常出现模态混叠现象，造成的后果是使IMF分量不再具有单一的时间特征尺度，失去了原有的物理意义[4]。Da等[5]对EMD进行了改进，提出了集合经验模态分解(Ensemble Empirical Mode Decomposition，EEMD)方法，它充分利用白噪声的统计特性对信号进行分解，在一定程度上有效缓解了EMD分解模态混叠的现象，但由于多次重复进行EMD分解，会出现迭代次数较多，信噪比较低等问题。基于自适应噪声的完备集合经验模态分解(Complete Ensemble Empirical Mode Decomposition with Adaptive Noise，CEEMDAN)方法解决了EEMD无法精确重构的问题，极大降低重构误差，消除虚假的IMF，可以实现较好的IMF谱分离[6]。由于往复机械曲轴系原始振动信号中混杂了大量噪声，振动信号仅经CEEMDAN处理，得到局部特性的IMF不能准确反映信号中所含的信息，并且故障特征不易提取。而希尔伯特(Hilbert)包络解调技术可以计算各个IMF分量的包络信号、瞬时频率，反映了信号在时频域的能量分布[7]。当往复机械状态发生变换时，振动信号的频谱和能量发生变化，通过提取无量纲指标与信息熵，构建故障特征集，实现了不同故障特征的同尺度定量表征[8]。所以，为了能够更好地反映往复机械状态的变化，本文提出一种基于Hilbert包络功率谱熵的曲轴振动特征提取方法，通过引入Hilbert包络功率谱熵，即对分解后的信号进行Hilbert包络解调，求取功率谱熵，并作为特征向量输入到支持向量机(Support Vector Machines，SVM)中完成故障模式的识别。

# 1　方法

## 1.1　CEEMDAN算法

经验模态分解方法是一种自适应的时频局部化分析方法，相对于傅里叶变换方法摆脱了傅里叶变换的局限性[9]。对曲轴系原始振动信号进行了以下处理：

(1) 将曲轴系振动信号$x(n)$加入白噪声得到$x(n)+\varepsilon'_0(n)$，并进行$i$次实验，通过EMD方法分解得到第一个IMF分量和余量为：

$$\mathrm{IMF}_1[n]=\frac{1}{I}\sum_{i=1}^{I}\mathrm{IMF}_1^i[n]=\mathrm{IMF}'_I[n] \tag{1}$$

$$R_I[n]=x[n]-\mathrm{IMF}_I[n] \tag{2}$$

(2) 进行$i$次实验$(i=1,\cdots,I)$，定义$E_k$为经过EMD计算获得的第$k$个模态分量，$\omega^i[n]$为白噪声。在每次实验中，将成对的正负白噪声信号加入到$R_I[n]$中，并对新信号$R_I[n]+\varepsilon_I E_I(\omega^i[n])$进行EMD分解，直到得到第一个IMF分量为止。在此基础上，计算第二个IMF分量和余量为：

$$\mathrm{IMF}_2[n]=\frac{1}{I}\sum_{i=1}^{I}E_I\left(R_I[n]+\varepsilon_I E_I(\omega^i[n])\right) \tag{3}$$

(3) 计算第$k$个剩余分量，即$k=2,\cdots,K$重复步骤(2)，将一对正负白噪声加入到$R_k[n]$中，得到第$k+1$个模态分量为：

$$R_k[n]=R_{k-1}[n]-\mathrm{IMF}_k[n] \tag{4}$$

$$\mathrm{IMF}_{k+1}[n]=\frac{1}{I}\sum_{i=1}^{I}E_I\left(R_k[n]+\varepsilon_k E_k(\omega^i[n])\right) \tag{5}$$

(4) 重复步骤(3)，直到剩余分量$R_k[n]$不再能进行分解时为止，即$R_k[n]$的极值点个数小于2。

算法终止时，得到$K$个IMF分量。最终的剩余分量为：

$$\overline{R[n]}=x[n]-\sum_{k=1}^{K}\mathrm{IMF}_k \tag{6}$$

所以，原信号$x[n]$经CEEMDAN分解为$K$个本征模态函数和一个剩余分量，即：

$$x[n]=\overline{R[n]}+\sum_{k=1}^{K}\mathrm{IMF}_k \tag{7}$$

## 1.2　IMF分量的Hilbert包络功率谱熵

往复机械故障信号是典型的调制信号，因而包络信号比原始信号更能反映往复机械的故障情况[10]。对信号进行Hilbert变换之后，取极值，然后对取极值后得到的一维数据取包络，最后对包络信号进行FFT变换得到数据。而根据功率谱熵理论可知，功率谱表示为对每个IMF使用傅里叶变换获得的。为了尽可能提取最显著的故障特征，对信号进行如下处理：

首先将CEEMDAN分解得到的$\mathrm{IMF}_1$，$\mathrm{IMF}_2$，$\cdots$，$\mathrm{IMF}_k$进行Hilbert变换，有：

$$H[\mathrm{IMF}_i(n)]=\frac{1}{\pi}\int_{-\infty}^{+\infty}\frac{\mathrm{IMF}_i(n')}{n-n'}\mathrm{d}n' \tag{8}$$

然后，再求出每个IMF的包络谱：

$$B_i(n)=\sqrt{\mathrm{IMF}_i^2(n)+H^2\left[\mathrm{IMF}_i(n)\right]} \tag{9}$$

最后，将每个IMF的包络谱组合形成新的数据组。$F_i(n)$是通过对新的数据组使用离散傅里叶变换获得的，功率谱则表示为：

$$S(n)=\frac{1}{N}\left|F_i(n)\right|^2 \tag{10}$$

其中：$n$=1，2，…，$K$中，即$S(1)$，$S(2)$，…，$S(K)$是频域中功率能量的一部分，纵功率能量为：

$$S_{\mathrm{sum}}=\sum_{n=1}^{K}S(n) \tag{11}$$

功率谱中各个频率的比例分布被定义为信息概率分布，功率谱熵可以表示为：

$$E_{\mathrm{ps}\varepsilon}=-\sum_{n=1}^{K}\left(S(n)S_{\mathrm{sum}}\right)\ln\left(\frac{S(n)}{S_{\mathrm{sum}}}\right) \tag{12}$$

### 1.3 支持向量机

Vapnik等在统计学习理论的基础上提出了支持向量机算法，它是一种分类算法，其基于机器学习概念，是建立在统计学理论的Vapnik-Chervonenkis Dimension理论和结构风险最小原理基础上的[11]。通过核函数实现从样本空间到高维特征空间的非线性映射，利用支持向量来刻画因子与对象之间的非线性依赖关系。该方法对小样本条件下的非线性映射具有优势，适合小样本集的数据处理，被广泛应用于模式识别和回归分析等领域，在故障诊断方面具有一定的优越性。

### 1.4 故障诊断流程

本文中利用CEEMDAN方法将获得的往复机械曲轴轴系振动信号分解为不同振动模式的IMF分量，再将峭度较大的IMF分量进行Hilbert包络分析，对获得的包络数据组做功率谱熵分析，得到功率谱熵，将功率谱熵作为曲轴轴系故障诊断的特征向量，输入到SVM中完成故障模式的识别。具体流程见图1。

## 2 动力学仿真

为验证方法有效性，利用ADAMS动力学仿真软件对曲轴系进行动力学仿真模拟，模拟在故障状态下的运动情况，获得加速度信号。并运用本文所提的方法对其进行处理,提取曲轴系故障特征。运用Solidworks建立曲轴系三维模型，通过良好的数据接口导入到ADAMS中，对其进行仿真分析。

### 2.1 曲轴轴系建模

以BW250泥浆泵曲轴系为分析对象，通过Solid Works建模，其结构参数如下表1所示，模拟曲轴轴

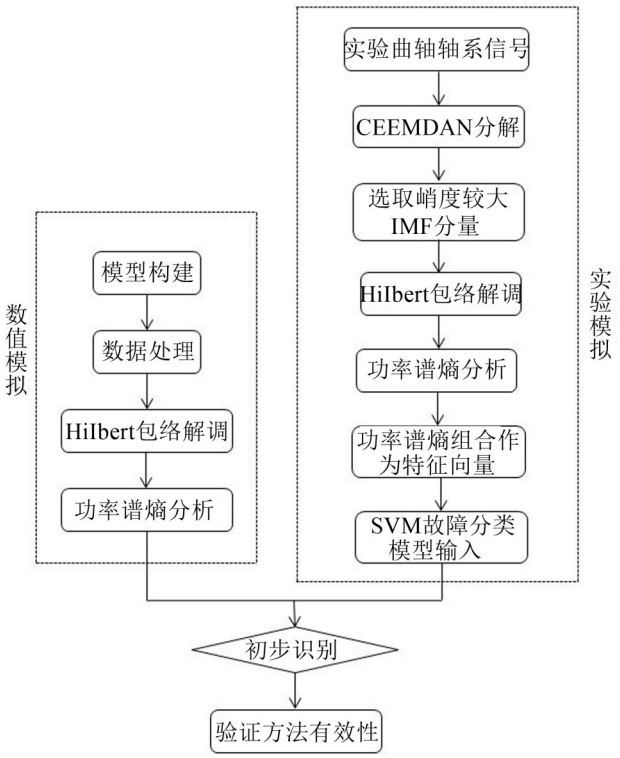



图1 故障特征提取流程图

系故障模式，在正常连杆的基础上，连杆轴颈磨损故障规则化处理为长度80 mm，宽度5 mm，深度2 mm的凹槽，如图2(a)所示。在正常曲轴的基础上，曲轴轴颈磨损故障规则化处理为直径为120 mm，宽度为5 mm，深度2 mm的环状凹槽，如图2(b)所示。

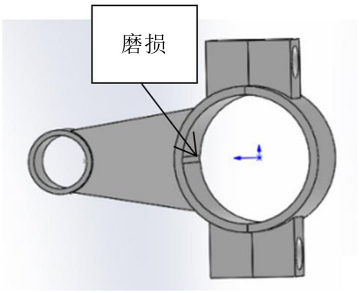
表1 BW250泥浆泵曲轴系结构参数/mm

| 参数 | 直径 | 长度 |
|---|---|---|
| 主轴颈 | 110 | 80 |
| 偏心轮1 | 160 | 30 |
| 偏心轮2 | 200 | 40 |
| 偏心轮3 | 240 | 20 |
| 连杆轴颈 | 120 | 80 |
| 连杆大头外径 | 136.2 | 80 |
| 连杆大头内径 | 120 | 80 |
| 连杆小头外径 | 60 | 40 |
| 连杆小头内径 | 50 | 40 |

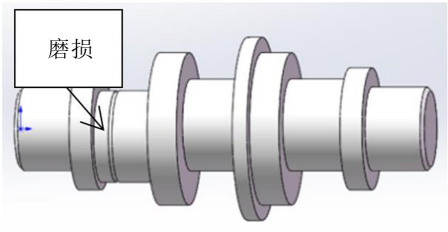
### 2.2 刚性曲轴轴系动力学仿真

在Solidworks中完成曲轴系三维建模并经过干涉检查之后，将装配好的正常曲轴系模型和故障模型分别导入多体动力学软件ADAMS中，模型材料选择钢，偏心轮1、偏心轮2、偏心轮3和连杆施加接触力，连杆和活塞施加转动副和移动副，具体参数如表2所示。

为了分析曲轴系的振动响应，建立如图3所示的模型。曲轴材料为钢，弹性模量为$2.06\times10^5$ MPa，




(a)连杆故障




(b)曲轴故障

图 2　曲轴轴系故障模型

泊松比为0.29，密度为7.801 ×10$^{-6}$ kg/mm$^3$。将曲轴驱动设置为3 600 d*time，仿真时间为1 s，步数为1 000。动力学模型如图3所示。

表 2　接触参数设置

| 参数 | 连杆−偏心轮1 | 连杆−偏心轮2 | 连杆−偏心轮3 |
|---|---|---|---|
| 刚度系数/1 | 4.76×10$^6$ | 6.07×10$^6$ | 6.52×10$^6$ |
| 阻尼系数/1 | 4.76×10$^4$ | 6.07×10$^4$ | 6.52×10$^4$ |
| 碰撞参数/1 | 1.5 | 1.5 | 1.5 |
| 静摩擦因素/1 | 0.1 | 0.1 | 0.1 |
| 动摩擦因素/1 | 0.05 | 0.05 | 0.05 |

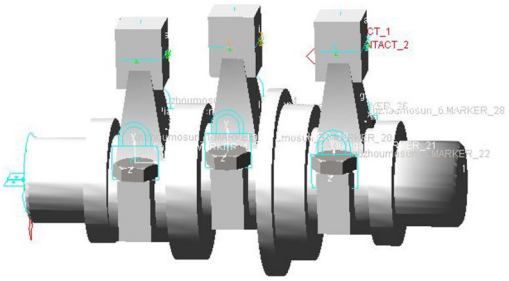


图 3　曲轴系动力学模型

由于曲轴系出现损伤时，在受载运行过程中要撞击与之相互作用的其他元件，产生冲击力，由于冲击脉冲的频带很宽，会引起其他零件的高频共振。为了去除高频衰减共振信号，得到只包含故障的特征信息，先对信号进行CEEMDAN分解得到10个IMF分量，以曲轴故障为例，选取峭度较大的前6阶IMF分量如图4所示。

对选取的前6阶IMF分量进行Hilbert包络解调，如图5所示。可以看出，经过解调包络后的信号，其时域图振幅在运行的时间内发生较大的变化，在包络频域图中故障频率在600 Hz以内，可以初步诊断出曲轴发生故障。由于曲轴轴系发生故障的频率没有特定的指标，但是当仿真运行时，曲轴轴系随着曲轴故障点和连杆故障点的激励，曲轴系的振动变得复杂，冲击较多，频谱分量也多，无法从图5中直接看出故障源。

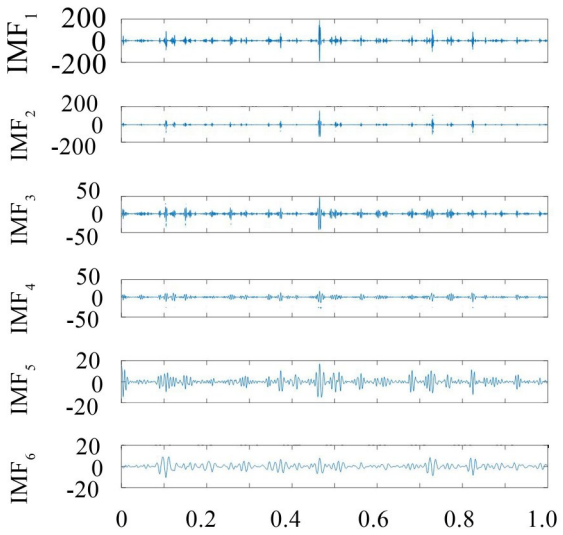



图 4　故障信号CEEMDAN时域分解图

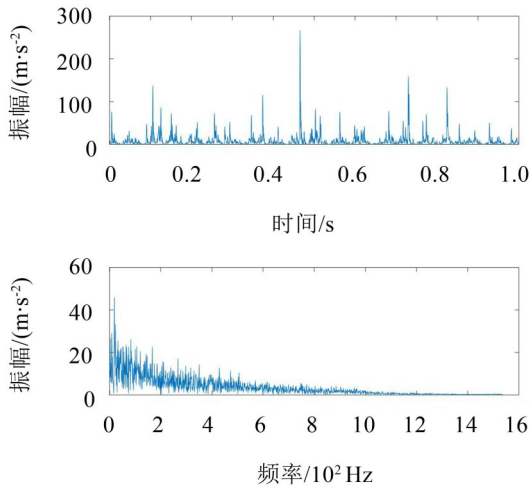



图 5　曲轴故障的Hilbert包络解调时频图

选取Hilbert包络分析后的6阶IMF分量，得到新的包络谱特征向量数据组，并对其进行功率谱熵提取，获得一个由6个数字组成的列向量。三种状态下的特征向量矩阵如表3所示。

图6为BW250泥浆泵曲轴轴系三种状态下的IMF$_1$的Hilbert包络功率谱熵。从该图中可以看出，正常工况下的功率谱熵与故障状态下的功率谱熵有明显不同，故障状态下的振动信号与正常状态下相比具有更大的功率谱熵，表明其可以作为表征曲轴轴系不同状态的特征指标。

表3 特征向量

| 状态 | $IMF_1$ | $IMF_2$ | $IMF_3$ | $IMF_4$ | $IMF_5$ | $IMF_6$ |
|---|---|---|---|---|---|---|
| 正常 | 4.835 2 | 4.950 3 | 4.390 8 | 3.942 1 | 3.091 3 | 0.816 5 |
| | 4.824 5 | 4.841 7 | 4.566 5 | 4.088 0 | 3.417 0 | 0.755 5 |
| | 4.775 7 | 4.964 9 | 4.572 2 | 3.999 1 | 3.369 6 | 0.775 5 |
| | 4.779 5 | 4.882 1 | 4.549 4 | 4.077 4 | 3.081 0 | 0.783 3 |
| | 4.781 9 | 4.868 5 | 4.529 6 | 4.192 6 | 3.451 3 | 0.762 1 |
| 曲轴故障 | 5.905 1 | 5.187 0 | 4.727 5 | 4.154 9 | 3.608 5 | 2.820 0 |
| | 5.9217 | 5.108 8 | 4.863 8 | 4.255 4 | 3.618 3 | 3.353 9 |
| | 5.993 5 | 5.055 1 | 4.790 0 | 4.185 3 | 3.511 2 | 3.107 4 |
| | 5.935 7 | 5.000 0 | 4.602 4 | 4.244 8 | 3.230 9 | 3.312 7 |
| | 5.795 0 | 5.320 6 | 4.675 6 | 4.124 5 | 3.569 7 | 3.103 2 |
| 连杆故障 | 6.045 0 | 5.025 9 | 4.487 6 | 4.145 6 | 3.737 9 | 3.239 3 |
| | 6.004 6 | 4.787 0 | 4.331 4 | 4.003 9 | 3.443 0 | 2.972 4 |
| | 6.115 8 | 4.939 8 | 4.534 9 | 3.943 7 | 3.477 3 | 2.883 8 |
| | 6.177 0 | 5.351 8 | 4.933 4 | 4.295 5 | 3.770 1 | 3.492 3 |
| | 6.043 1 | 5.018 9 | 4.521 7 | 4.048 3 | 3.472 4 | 3.084 7 |

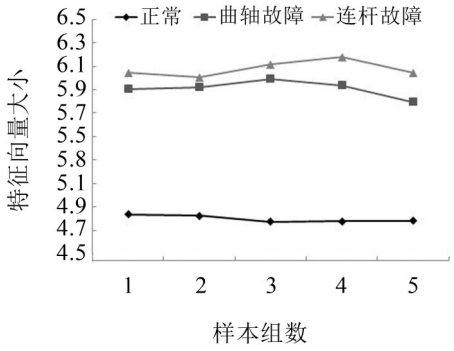



图6 三种工况下的$IMF_1$的Hilbert包络功率谱熵

## 3 实验论证

采用BW250往复泵动力端作为研究对象，通过使用掌上型信号分析仪和加速度传感器等设备进行振动信号的采集，并识别故障的类型。振动信号采集系统框图如图7所示。

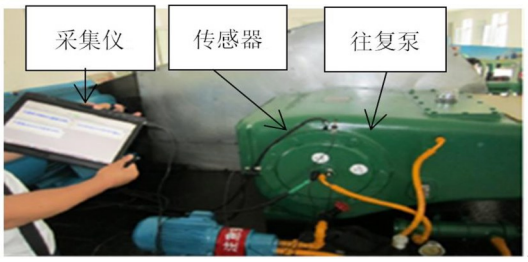



图7 振动信号采集系统框图

往复泵转速为1 200 r/min采样频率为5 120 Hz，采样点数为30 720。分别提取正常和故障两种状态的加速度传感器所测得的振动信号，故障状态的轴颈是在正常曲轴的轴颈处加工了一个环状槽。用本文所提出的方法进行分析，获取特征分量信号的功率谱熵特征值，并利用支持向量机进行分类和故障模式识别，曲轴故障如图8所示。



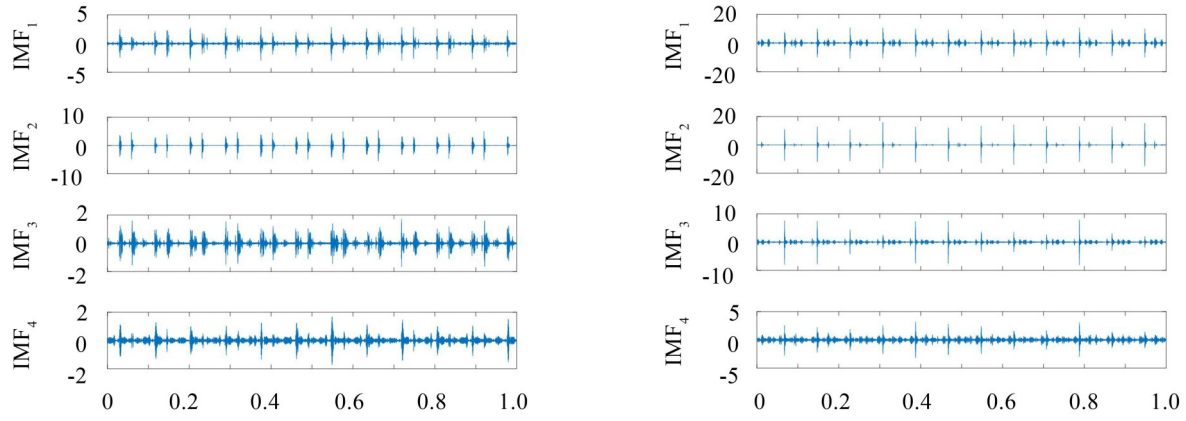

图8 曲轴故障

通过测试和采集得到正常原始信号和故障原始信号，对信号进行CEEMDAN分解，根据CEEMDAN的特性，前4个IMF分量的峭度较大，可以表征出原始信号中故障信息的主要特征，因此本文提取前4个IMF分量做进一步分析。如图9所示。

对图9中的信号分析时，时域波形复杂，频谱图分量较多，故障特征无法识别。再对选取的前4阶IMF分量进行Hilbert包络解调，如图10所示，经过包络解调后的信号，正常工况下振动能量集中在500 Hz附近及以内；故障工况下振动能量集中在1 000 Hz以内。

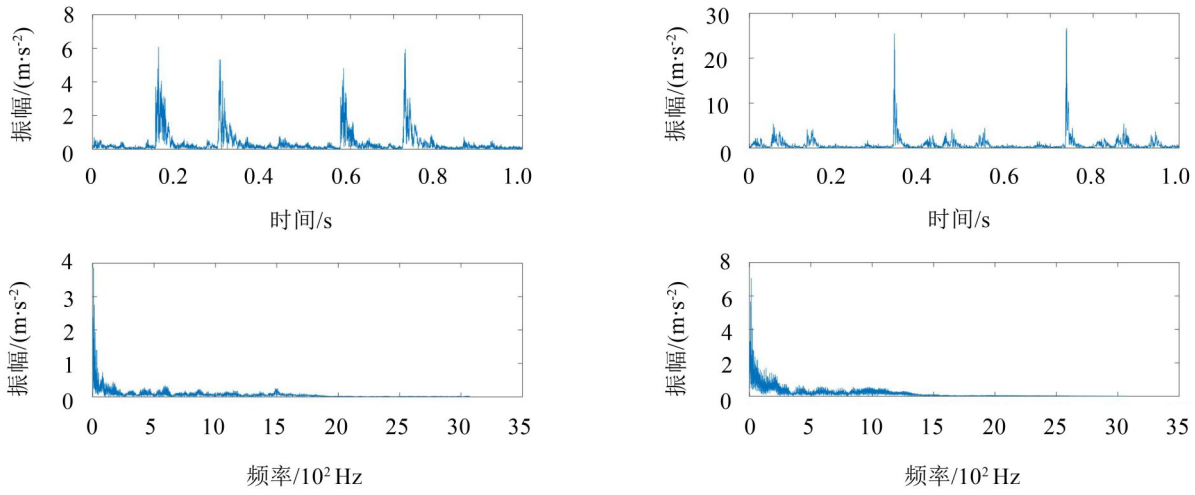
为了更准确地识别泥浆泵的故障，基于实验测得的正常和故障两种状态信号，每种状态分别采集60组信号，每组数据包含1 024个采样点。随机抽取每种状态的40组作为训练样本，共80组。剩余的组成测试样本，共40组。对每组得到的模态进行希尔伯特包络分析并提取功率谱熵，取其前四维作为样本的特征向量，如表4所示（取其前五组为例）。

将训练样本所组成的特征向量作SVM的特征向量，建立SVM的故障识别模型并进行训练。将测试样本所组成的特征向量输入到训练好的SVM模型中进行故障信号的识别，验证识别的正确率。图11为泥浆泵故障模式识别图，故障模式识别率为




（a）正常状态　　（b）故障状态

图 9 CEEMDAN分解图




（a）正常信号　　（b）故障信号

图 10 实验信号频谱图

表 4 特征向量

| 曲轴轴系状态 | $IMF_1$ | $IMF_2$ | $IMF_3$ | $IMF_4$ |
|---|---|---|---|---|
| 曲轴轴颈磨损 | 3.630 0 | 3.263 8 | 2.375 1 | 1.478 4 |
| | 3.310 4 | 3.574 5 | 2.051 2 | 1.428 5 |
| | 2.252 5 | 3.309 5 | 1.467 8 | 1.443 8 |
| | 3.440 4 | 3.232 3 | 2.254 6 | 1.383 4 |
| | 3.585 9 | 3.764 7 | 1.972 9 | 1.489 3 |
| 曲轴正常 | 2.630 4 | 3.405 9 | 1.579 2 | 1.405 1 |
| | 2.075 5 | 3.802 6 | 1.607 7 | 1.206 2 |
| | 3.889 1 | 4.324 6 | 2.475 7 | 1.595 2 |
| | 2.985 0 | 3.204 5 | 1.566 6 | 1.412 3 |
| | 3.899 0 | 4.389 7 | 3.702 7 | 2.061 0 |

87.5 %。

## 4　结　语

针对往复机械曲轴系特征不易提取的特性，本文提出了一种基于Hilbert包络功率谱熵与SVM相结合的信号处理方法。具体结论如下：

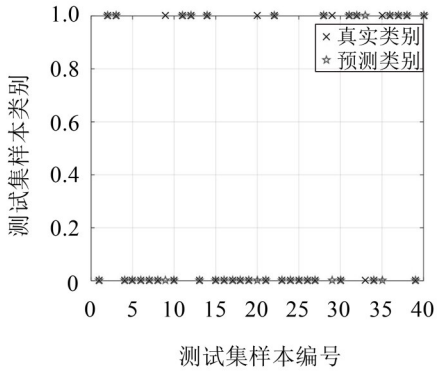



图 11 泥浆泵曲轴故障识别

（1）利用CEEMDAN将信号分解成多个IMF分量，利用峭度法筛选有效的IMF分量，有效保留原始信号的特征。

（2）将各IMF分量进行Hilbert包络解调，避免了低频冲击信号中夹杂着的高频部分引起其他零件的共振现象。

（下转第115页）