

# 基于流形-奇异值熵的滚动轴承故障特征提取\*

王奉涛<sup>1</sup>, 陈守海<sup>1</sup>, 闫达文<sup>2</sup>, 朱泓<sup>1</sup>, 崔立明<sup>1</sup>, 王雷<sup>1</sup>

(1. 大连理工大学机械工程学院 大连, 116023) (2. 大连理工大学数学科学学院 大连, 116023)

**摘要** 提出一种基于流形-奇异值熵的滚动轴承时频故障特征提取方法。首先, 在 HHT (Hilbert-Huang transform, 简称 HHT) 时频分析基础上, 应用二维流形方法提取信号流行成分以达到对轴承故障特征进行降维和提取敏感参数的目的; 然后, 定义了奇异值熵来定量衡量不同故障状态下流行成分的差异; 最后, 将流形奇异值向量与概率神经网络相结合, 有效实现了轴承故障样本分类。与一般的考虑欧式空间全局范围最优值的主分量 (principal component analysis, 简称 PCA) 方法及以向量为研究对象的一维流形方法不同, 该方法直接以二维信息为研究对象, 避免了一维流形算法需将二维信息转化为向量带来的信息损失, 与 PCA 方法相比更能发现隐藏在高维数据流形结构中的局部数据特征。工程信号分析验证了该方法的有效性, 为准确提取滚动轴承故障特征提供了一种可靠手段。

**关键词** 流形; 奇异值熵; 特征提取; 滚动轴承

**中图分类号** TH133.3; TH113.1

## 引 言

滚动轴承是机械结构中不可缺少的重要组成部分, 对轴承的运行状态做出准确评估, 真正做到预知维修防患于未然具有重要意义<sup>[1]</sup>。近年来, 机械故障状态监测及预知维修技术引起越来越多的关注, 而有效的故障状态监测和预知维修以有效提取表征不同故障状态的故障特征为基础<sup>[2]</sup>。

振动信号分析对轴承进行故障诊断以及模式识别已得到广泛应用<sup>[3]</sup>。概括起来振动分析方法大致可分为 3 类, 即时域分析方法、频域分析方法和时频域分析方法<sup>[4-5]</sup>。在实际工况下, 机械设备的振动信号大多都是非线性非平稳信号<sup>[6-7]</sup>。时频分析方法是一种有效处理非线性非平稳信号的方法, 能够有效克服常规时、频域方法对瞬变频率信号在整个周期内进行平均的缺点, 提高了信号的时频聚集性<sup>[8]</sup>。近年来, 短时傅里叶变换、Wigner-Ville 分布、小波分析等时频分析方法被广泛应用于非平稳信号分析领域并取得了一定的成果。但这些方法都存在着不同的缺陷, 短时傅里叶变换的平稳性假设及其窗函数是固定的, 其不太适合分析对时频分辨率有变化要求的非平稳信号, 只能勉强用于分析分段平稳信

号或者近近平稳的信号。Wigner-Ville 分布的缺点在于对多分量信号来说, 其分布会产生不可避免的交叉性<sup>[9]</sup>。小波分析首先是小波基函数的选取直接影响小波分析的结果, 另外基函数是在分析前便选定了, 一旦选定在分析过程中便不能更改, 所以不具备自适应特性<sup>[10]</sup>。为克服以上方法的局限性, Huang 等<sup>[11]</sup>提出了经验模式分解 (empirical mode decomposition, 简称 EMD) 和 Hilbert 时频谱的概念, 在对 EMD 分解信号计算瞬时频率的基础上得到了表示信号时频分布特征 Hilbert 时频谱, 由于其频率的瞬时性, Hilbert 时频谱非常适合于分析非平稳信号<sup>[12]</sup>。实际上 Hilbert 时频谱可以看成定义在时频域的二维图像, 在实际应用中可以借助图像特征提取方法进行处理<sup>[13]</sup>。

此前, Wang 等<sup>[14]</sup>应用时频图像分析原理对齿轮箱的早期故障进行了有效诊断。朱利民等<sup>[15]</sup>提取二维短时傅里叶时频图的时频特征用以故障诊断, 取得了很好的效果。张金玉等<sup>[16]</sup>应用时频图像对复杂振动状态下的柴油机故障进行了识别分类, 得到了满意的效果。李宏坤等<sup>[17-18]</sup>利用 Hilbert 谱时频特征对叉车柴油机气缸磨损故障严重程度进行诊断, 运用滚动轴承 Hilbert 时频图的时域、频域、时频域的几何中心作为特征向量, 应用支持向量机

\* 国家自然科学基金资助项目 (51375067); 航空科学基金资助项目 (20132163010); 中央高校基本科研业务费专项资金资助项目 (DUT13JS08)

收稿日期: 2014-03-05; 修回日期: 2014-04-13

(support vector machine,简称 SVM)理论进行模式分类。但其不但计算量大,且以几何参数作为滚动轴承时频故障特征,缺乏相应的物理意义,仅是一种定性判断。

为克服已有研究的不足,笔者提出一种基于流形-奇异值熵的 Hilbert 时频谱故障特征提取方法。实际轴承故障信号验证结果表明,该方法能够有效提取代表轴承各类故障特征的时频信息,对诊断滚动轴承各种故障提供一种有效手段。

## 1 理论基础

### 1.1 Hilbert 谱分析方法

Hilbert 时频谱是在瞬时频率基础上发展起来的,因此首先对瞬时频率的定义进行阐述。

#### 1.1.1 瞬时频率的定义

对于任意时间序列  $x(t)$ , 其 Hilbert 变换  $y(t)$  为

$$y(t) = \frac{1}{\pi} \int_{-\infty}^{\infty} \frac{x(\tau)}{t - \tau} d\tau \quad (1)$$

构造  $x(t)$  对应的解析函数  $z(t)$

$$z(t) = x(t) + jy(t) = a(t) e^{j\theta(t)} \quad (2)$$

其中:  $a(t)$  为幅值函数;  $\theta(t)$  为相位函数。

$$a(t) = \sqrt{x(t)^2 + y(t)^2} \quad (3)$$

$$\theta(t) = \arctan y(t) / x(t) \quad (4)$$

由此便可以定义瞬时频率  $\omega(t)$  为相位函数的导数,即

$$\omega(t) = d\theta(t) / dt \quad (5)$$

为得到信号的 Hilbert 时频谱,首先需要信号进行 EMD 分解,下面简述 EMD 分解理论。

#### 1.1.2 EMD 分解的基本原理

通过 EMD 方法,将信号  $x(t)$  分解为一系列基本模式分量(IMF)之和,可以表示为

$$x(t) = \sum_{i=1}^n \text{imf}_i(t) + r_n(t) \quad (6)$$

其中:  $\text{imf}_i(t)$  为  $x(t)$  经 EMD 分解得到的第  $i$  个 IMF;  $r_n(t)$  为去除  $n$  个 IMF 后所剩的残余信号分量。

EMD 分解出的基本模式分量是按照频率由高到低的顺序排列的,并且满足基本模式分量具有瞬时频率的两个基本限制条件。

在定义了瞬时频率及 EMD 分解的基础上,下面分析 Hilbert 时频谱。

#### 1.1.3 Hilbert 时频谱

将原始信号进行 EMD 分解,对每个基本模式分量作 Hilbert 变换,表示成解析信号形式,并且忽略剩余分量

$$x(t) = \sum_{i=1}^n a_i(t) e^{j\omega_i(t)t} \quad (7)$$

然后求出每个基本模式分量相应的瞬时频率。最后,把原始信号在 Hilbert 空间中表示为时间与瞬时频率的函数  $H(\omega, t)$ , 则函数  $H(\omega, t)$  称为 Hilbert 时频谱函数,其数学表达式如下

$$H(\omega, t) = \sum_{i=1}^n b_i a_i(t) e^{j\omega_i(t)t} \quad (8)$$

其中:  $b_i$  为开关因子,当  $\omega_i = \omega$  时,  $b_i = 1$ ; 当  $\omega_i \neq \omega$  时,  $b_i = 0$ 。

### 1.2 流形理论

#### 1.2.1 LPP 算法

局部保持投影(LPP)<sup>[19-20]</sup>算法通过寻找最优线性变换矩阵  $\mathbf{W}$ , 对高维数据线性变换实现降维。已知存在  $l$  个训练样本  $\{x_i\}_{i=1}^l \in \mathbf{R}^m$ , 变换矩阵  $\mathbf{W}$  可以用如下目标函数得到

$$\min \left( \sum_{i,j} (\mathbf{W}^T x_i - \mathbf{W}^T x_j)^2 \mathbf{S}_{i,j} \right) \quad (9)$$

其中:  $\mathbf{S}$  为权值矩阵,可以采用  $k$  近邻法来定义

$$\mathbf{S}_{i,j} = \begin{cases} \frac{\exp(x_i - x_j)^2}{\lambda} x_j & \text{if } x_j \text{ is the } j\text{-th neighbor of } x_i \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (10)$$

其中:  $x_j$  为  $x_i$  的第  $j$  个临近点;  $\lambda$  为一个大于 0 的常量。

对式(9)进行代数变换

$$\begin{aligned} \frac{1}{2} \sum_{i,j} (\mathbf{W}^T x_i - \mathbf{W}^T x_j)^2 \mathbf{S}_{i,j} &= \sum_{i,j} \mathbf{W}^T x_i \mathbf{D}_{i,j} \mathbf{x}_i^T \mathbf{W} - \\ &\sum_{i,j} \mathbf{W}^T x_i \mathbf{S}_{i,j} \mathbf{x}_j^T = \mathbf{W}^T \mathbf{X} (\mathbf{D} - \mathbf{S}) \mathbf{X}^T \mathbf{W} = \\ &\mathbf{W}^T \mathbf{X} \mathbf{L} \mathbf{X}^T \mathbf{W} \end{aligned} \quad (11)$$

其中:  $\mathbf{X} = [x_1, x_2, \dots, x_l]$ ;  $\mathbf{D}$  为  $l \times l$  的对角阵; 对角线元素  $\mathbf{D}_{ii} = \sum_j \mathbf{S}_{ij}$ ;  $\mathbf{L} = \mathbf{D} - \mathbf{S}$ 。

能使式(11)取得最小值的变换矩阵  $\mathbf{W}$  可以通过求解如下的广义本征值问题而得到

$$\mathbf{X} \mathbf{L} \mathbf{X}^T \mathbf{W} = \lambda \mathbf{X} \mathbf{D} \mathbf{X}^T \mathbf{W} \quad (12)$$

#### 1.2.2 2D-LPP 算法

LPP 算法只能算是一种针对一维向量的流形特征提取算法,但在时频图等二维图像特征提取过程中,训练图像的数目相对于图像向量的维数而言很小,导致  $\mathbf{X} \mathbf{D} \mathbf{X}^T$  奇异, LPP 算法失效。为此采用一种新的二维 LPP(2D-LPP)算法提取时频图的故障特征。

已知存在  $l$  个训练二维图像  $\{\mathbf{A}_i\}_{i=1}^l \in \mathbf{R}^{m \times n}$ ,  $\mathbf{w}$  表示  $n$  维单位化的列向量,张量 LPP 的思想是将每一个  $m \times n$  的图像矩阵  $\mathbf{A}_i$ , 通过线性变换  $\mathbf{y}_i = \mathbf{A}_i \mathbf{w}$  直接投影到  $\mathbf{w}$  上。由此得出  $m$  维列向量  $\mathbf{y}_i$ , 称  $\mathbf{y}_i$

为图像  $\mathbf{A}_i$  的投影特征向量,二维流形算法的目标函数和 LPP 算法相同,对式(9)进行变换

$$\frac{1}{2} \sum_{i,j} (\mathbf{A}_i \mathbf{w} - \mathbf{A}_j \mathbf{w})^2 \mathbf{S}_{ij} = \sum_{i,j} \mathbf{W}^T \mathbf{A}_i^T \mathbf{D}_{ii} \mathbf{I}_m \mathbf{A}_i \mathbf{w} - \sum_{i,j} \mathbf{W}^T \mathbf{A}_i^T \mathbf{S}_{ij} \mathbf{I}_m \mathbf{A}_j \mathbf{w} = \mathbf{W}^T \mathbf{A}^T [(\mathbf{D} - \mathbf{S}) \otimes \mathbf{I}_m] \mathbf{A} \mathbf{W} = \mathbf{W}^T \mathbf{A}^T (\mathbf{L} \otimes \mathbf{I}_m) \mathbf{A} \mathbf{W} \quad (13)$$

其中:  $\mathbf{A} = [\mathbf{A}_1, \mathbf{A}_2, \dots, \mathbf{A}_k]$ ;  $\mathbf{L}$  和  $\mathbf{D}$  的意义与一维 LPP 算法相同;  $\otimes$  代表克罗内克积。

求解最优  $\mathbf{w}$  可转化为解决下式本征值问题

$$\mathbf{A}^T (\mathbf{L} \otimes \mathbf{I}_m) \mathbf{A} \mathbf{w} = \lambda \mathbf{A}^T (\mathbf{D} \otimes \mathbf{I}_m) \mathbf{A} \mathbf{w} \quad (14)$$

使式(14)取最小值,则  $\mathbf{w}$  由式(14)的  $d$  个最小非零特征值其对应的特征向量组成。这  $d$  个投影向量构成的矩阵  $\mathbf{W} = [\mathbf{w}_1, \mathbf{w}_2, \dots, \mathbf{w}_d]$  称为投影矩阵,对任一幅图像  $\mathbf{A}_x$ , 有

$$\mathbf{y}_{xi} = \mathbf{A}_x \mathbf{w}_i \quad (i = 1, 2, \dots, d) \quad (15)$$

其中:  $\mathbf{y}_{x1}, \mathbf{y}_{x2}, \dots, \mathbf{y}_{xi}$  称作样本图像  $\mathbf{A}_x$  的投影特征向量,其组成的矩阵  $\mathbf{y}_x = [\mathbf{y}_{x1}, \mathbf{y}_{x2}, \dots, \mathbf{y}_{xd}]$  称作样本图像  $\mathbf{A}_x$  的特征矩阵。

## 2 提取方法步骤

流形方法是以局部最优方法提取高维数据内在本质特征,能够从高维受干扰信号中恢复出信号原始的本质特征。流形方法与常规全局线性降维方法区别在于,流形方法提取高维数据的低维特征是采取一种先局部后整体的方法,可以有效提取高维数据集中蕴含的低维非线性本质数据特征。

笔者提出一种基于二维流形-奇异值熵的滚动轴承故障信号时频故障特征方法,其具体步骤如下:

1) 采集不同工况下的滚动轴承振动信号,对信号进行截取等预处理;

2) 计算各信号的 HHT 时频谱,为了提高流形算法的计算速度,对时频区域进行网格划分,对每个时频网格内的时频谱能量值进行积分,将信号的 HHT 时频谱转化为时频能量直方图;

3) 时频能量直方图实际是一个二维矩阵,将样本集信号对应的时频能量直方图组成一个高维时频特征组合;

4) 利用 2D-LPP 流形算法计算高维时频特征组合的最优投影方向(向量);

5) 将所有信号的 HHT 时频谱分别向最优投影方向投影,得到样本 HHT 时频谱图的低维流行特征矩阵,对特征矩阵做奇异值分解,定义奇异值熵时频特征参数定量刻画;

6) 将训练样本的奇异值向量输入到概率神经网络中对轴承进行故障分类。

## 3 试验

### 3.1 实际轴承信号

为验证本研究方法的有效性,应用美国 Case Western Reserve University 大学的轴承故障信号。试验台装置如图 1 所示。

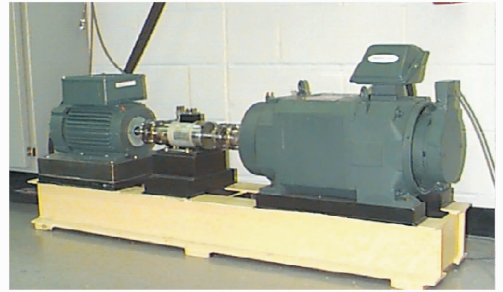


图 1 轴承试验台装置

Fig. 1 Bearing test

1.5 kW 的 3 相感应电机通过自校准联轴器与一个功率计和一个扭矩传感器相连,驱动风机进行运转。电机的负载由风机来调节。将振动加速度传感器垂直固定在感应电机输出轴支撑轴承上方机壳上进行数据采集。滚动轴承为 SKF6205-2RS JEM 深沟球轴承,分别在内、外圈表面用电火花加工出单点故障,其大小均为直径 0.18 mm,深度 0.28 mm。轴的旋转频率  $f_r$  为 29.53 Hz(1 772 r/min)。其对应的内圈故障频率为 159.93 Hz(5.415  $2f_r$ ),外圈故障频率为 105.87 Hz(3.584  $8f_r$ )。振动信号由加速度传感器获得,传感器用磁座安装在轴承座上。采样频率为 12 kHz,采样长度为 8 K。

图 2 中(a)~(d)分别为滚动轴承正常信号、内环故障信号、滚动体故障信号、外环故障信号的时域波形。4 种类型信号的时域波形虽然有一定的差异,但无法通过这种非定性直观差异来区分轴承故障状态。因此,需要在研究滚动轴承故障定性差异的基础上有效提取不同故障状态差异的故障特征。

### 3.2 滚动轴承 HHT 时频谱特征

为了便于后续时频特征提取,提高计算速度,将滚动轴承的 HHT 时频分布划分为 64 个大小均等的时频网格区域,对每个区域中的时频能量幅值在时频网格中进行积分从而得到 HHT 时频分布棒图。不同状态下轴承 HHT 时频分布及时频能量分布棒图结果如图 3~图 6 所示。

通过图 3~图 6 中可以看出在不同的工况下,

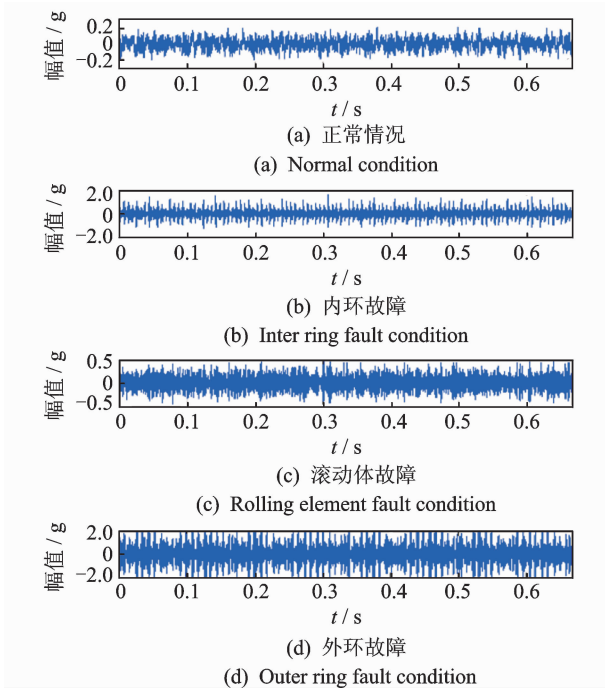


图 2 4 种状态轴承振动时域图

Fig. 2 Bearing vibration time-domain diagram of four conditions

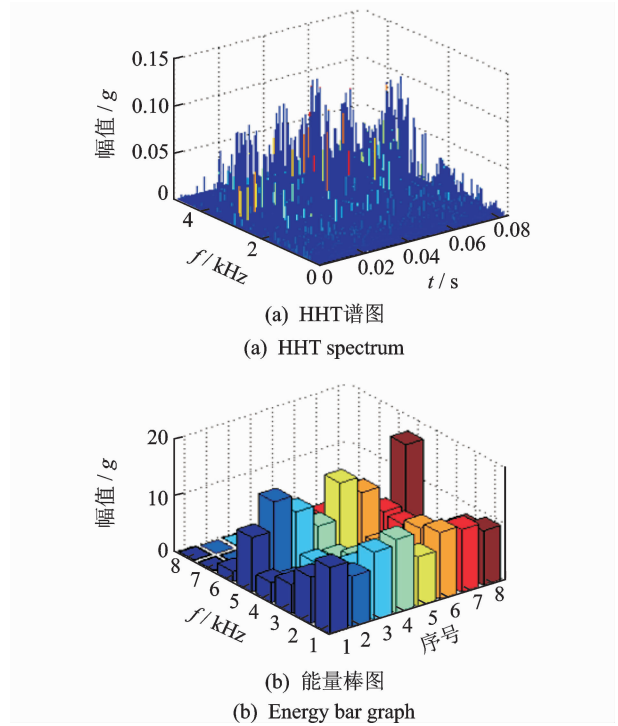


图 4 轴承内环故障状态

Fig. 4 Bearing inner ring fault condition

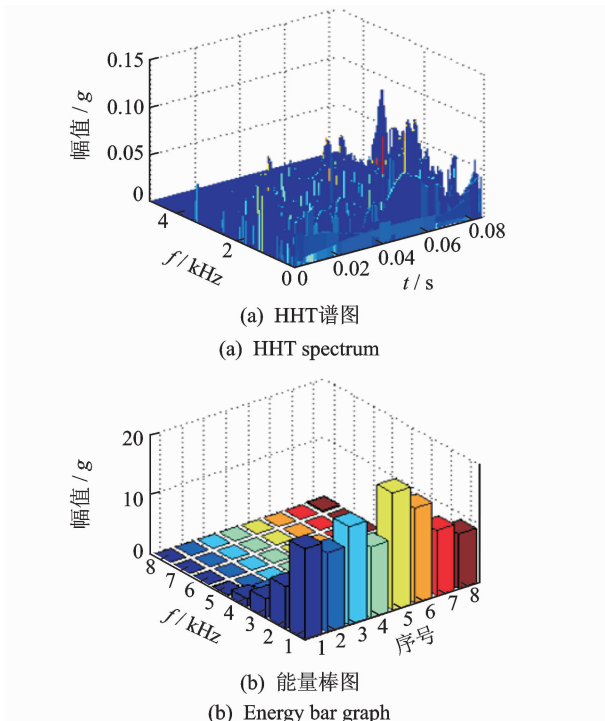


图 3 轴承正常状态

Fig. 3 Bearing normal condition

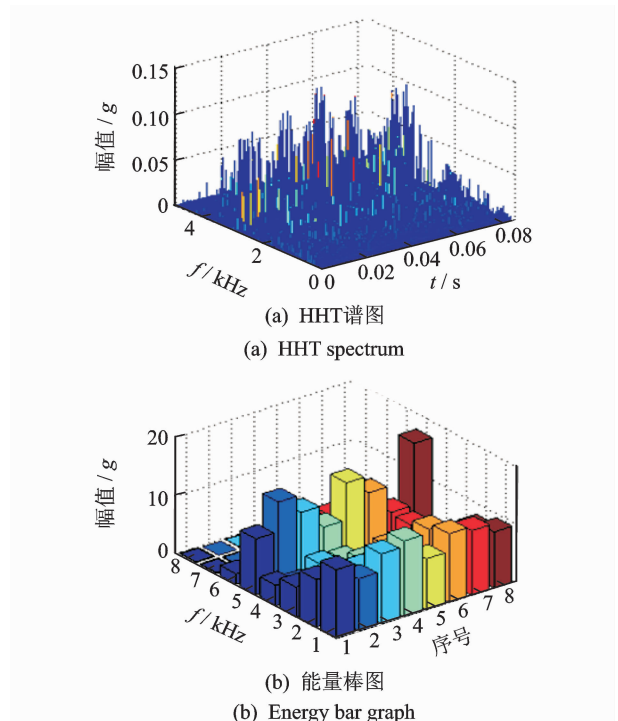


图 5 轴承滚动体故障状态

Fig. 5 Bearings rolling element fault condition

滚动轴承振动信号的 HHT 谱图以及其能量棒图存在着一定的差异。但 HHT 时频能量分布实际上是一个二维矩阵,不能直接用于判定轴承故障状态。为此在 HHT 能量分布差异的基础上,须做进一步的流行特征分析。

### 3.3 滚动轴承 HHT 时频谱的流形特征

应用上面方法,分别取正常状态、内环故障、滚动体故障、外环故障信号各 20 个样本,依次计算出它们的 HHT 谱图及能量棒图。每种状态下样本的

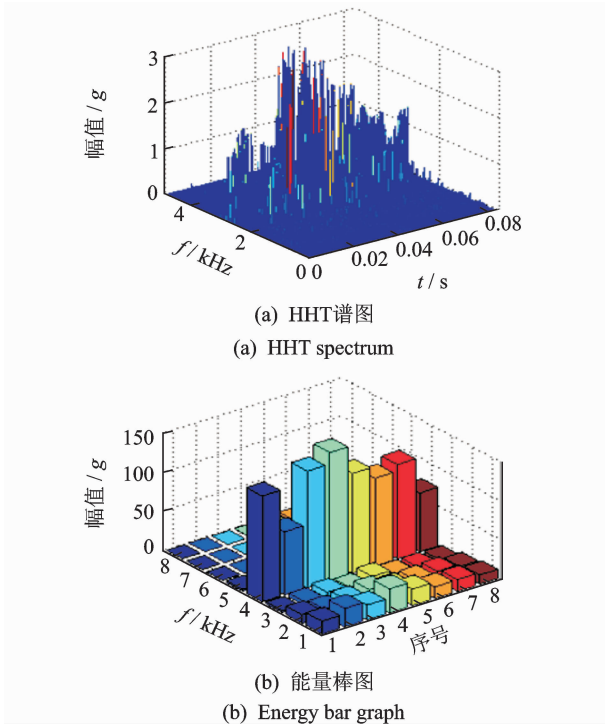


图6 轴承外环故障状态

Fig. 6 Bearing outer ring fault condition

能量分布是一个  $8 \times 8$  的矩阵, 4 种不同工况下的滚动轴承 HHT 谱能量分布就组成一个 80 个样本的训练集。之所以不将矩阵样本展开为向量, 应用一维流形算法提取故障特征是为了能够最大程度利用轴承不同状态下时频能量分布特征, 减少特征损失。应用 2D-LPP 算法对 80 个样本矩阵组成的训练样本进行训练, 得到一组最优投影矩阵  $\mathbf{W} = [\mathbf{w}_1, \mathbf{w}_2, \dots, \mathbf{w}_d]$ , 这里  $d$  取 8。将 80 个  $8 \times 8$  矩阵训练样本作最优投影, 得到 4 类轴承 80 个流形特征矩阵。将每个特征矩阵做奇异值分解, 得到的结果如表 1 所示, 这里只列出每个故障特征矩阵的前 5 个样本的 8 个奇异值, 保留 3 位有效数字。

从表 1 看出, 不同类型样本对应的奇异值具有良好的区分度, 但每类轴承故障时频图的特征矩阵对应多个奇异值, 需要一种更简单的定量方法对故障进行判断, 为此提出一种定量衡量奇异值差异的量——奇异值熵。其定义如下: 对时频图对应的特征矩阵  $\mathbf{A}$  作奇异值分解, 设奇异值为  $\sigma_i$ ,  $\sigma_1 \geq \sigma_2 \geq \dots \geq \sigma_n$ , 则奇异谱熵定义为

$$H = - \sum_{i=1}^n p_i \log(p_i) \quad (16)$$

其中:  $p_i = \sigma_i / \sum_{i=1}^n \sigma_i$  为第  $i$  个模式分量在整个模式中所占的比例。

表 1 4 种状态下特征矩阵的的奇异值

Tab. 1 Singular values of the characteristic matrix of four conditions

序	1	2	3	4	5	6	7	8	
正常状态	1	130	63.2	6.23	3.45	2.73	0.628	0.425	0.223
	2	135	58.6	5.79	3.98	3.01	0.726	0.367	0.210
	3	128	50.7	6.92	5.43	3.21	0.523	0.312	0.203
	4	141	68.3	7.32	4.98	3.35	0.715	0.379	0.198
	5	139	70.1	5.64	4.03	3.93	0.493	0.297	0.176
内环故障	6	21.1	18.9	14.1	11.7	7.96	6.49	4.39	0.832
	7	23.8	16.7	12.9	11.3	8.32	7.51	4.07	0.798
	8	20.9	15.2	12.1	10.7	7.16	6.32	3.96	0.763
	9	24.3	19.2	13.7	12.1	7.69	7.98	4.67	0.901
	10	24.9	18.7	14.2	13.2	9.12	7.35	4.37	0.842
滚动体故障	11	48.5	21.4	19.3	16.7	8.65	5.63	4.47	0.324
	12	46.3	20.7	17.9	16.3	8.91	5.43	4.26	0.418
	13	43.9	22.1	18.5	15.8	7.09	6.12	5.01	0.372
	14	47.2	25.6	20.1	17.3	7.94	6.38	5.78	0.601
	15	41.2	23.1	17.3	14.9	7.32	6.17	4.51	0.379
外环故障	16	11.9	8.32	6.73	5.57	3.64	2.25	2.05	0.646
	17	12.8	7.95	6.13	5.76	3.13	2.01	1.73	0.571
	18	11.3	7.63	6.98	5.35	3.02	2.36	1.95	0.609
	19	12.5	7.36	6.01	4.96	3.57	2.41	1.68	0.593
	20	11.7	8.02	6.35	5.47	3.21	2.58	1.89	0.572

采用轴承时频特征矩阵对应的奇异值谱熵对故障信号重新进行分类评估, 计算上述各类轴承故障样本对应的奇异值谱, 所得结果如图 7 所示。

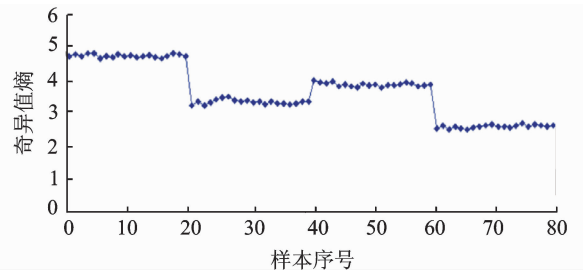


图 7 4 种状态下的轴承奇异值熵

Fig. 7 Singular value entropy of bearing of four conditions

图 7 中样本 1~20 是正常状态下的轴承样本, 其奇异值谱熵的值在 4.8 左右波动。21~40 号样本是内环故障轴承样本, 奇异值谱熵在 3.2 左右波动。滚动体故障的轴承样本标号为 41~60, 奇异值谱熵在 4 左右波动。61~80 号样本奇异值谱熵分布在 2.6 左右。从中得到流形奇异值谱熵, 不但考虑奇异值谱中各阶奇异值的差异, 而且还可以降低特征量的维数用一个具体数值衡量多个参数的差异。

## 4 滚动轴承故障状态分类

为了验证特征矩阵奇异值在滚动故障诊断中的

效果,每种状态选 20 个训练样本、20 个检验样本(每个样本长度为 1 K),则训练样本共有 80 个,检验样本共有 80 个。对于以上 4 类 80 个训练样本,利用上述的方法产生 80 个 8 维的特征向量。将 80 个奇异值特征向量利用概率神经网络进行训练分类,其结果见表 2。

表 2 4 种状态下的轴承概率神经网络分类结果

Tab. 2 Classification results of four conditions of the neural network

样本	1	2	3	4	5
正常状态	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00
	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
内环故障	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
	0.97	0.99	0.90	1.00	0.93
	0.01	0.00	0.08	0.00	0.05
	0.02	0.01	0.02	0.00	0.02
滚动体故障	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
	0.01	0.02	0.02	0.03	0.02
	0.99	0.97	0.97	0.95	0.98
	0.00	0.01	0.01	0.02	0.00
外环故障	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
	0.01	0.10	0.03	0.02	0.05
	0.02	0.01	0.02	0.05	0.07
	0.97	0.089	0.95	0.93	0.08

由表 2 可看出,应用流形方法提取的滚动轴承时频故障特征具有较好的区分度。正常状态下的轴承分类效果最好,内环故障平均分类系数在 90% 以上,滚动体故障的轴承平均分类系数在 95% 以上,外环故障的轴承分类平均系数也可以达到 90% 以上。

在神经网络分类基础之上,分别计算轴承在 4 种工作状态下 80 个验证样本所对应的奇异值谱熵,结果如图 8 所示。

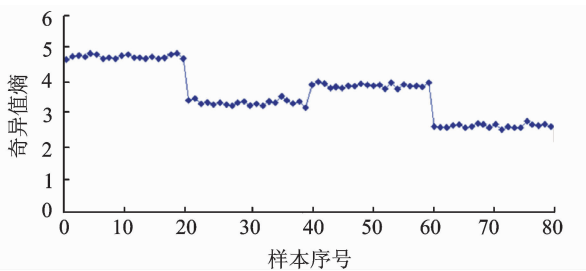


图 8 4 种状态下的轴承验证样本奇异值熵

Fig. 8 The singular value entropy of bearing is verified under four conditions

本中不同工作状态的轴承所对应的时频图特征矩阵奇异值谱熵具有明显的区分度。由此证明,通过计算轴承 HHT 时频图特征矩阵的流形奇异值谱熵可以直接对轴承所属故障状态作出准确判断。

### 5 结束语

为克服传统 HHT 时频特征提取方法存在的不足,去除时频特征信息的冗余,在 HHT 时频谱基础上提出了一种基于流形奇异值熵的滚动轴承时频故障特征提取方法。该方法应用二维流形算法有效提取代表轴承故障状态的时频投影图像。通过对时频投影图像所对应的矩阵进行奇异值分解,可以得到矩阵的奇异值向量。该向量是对投影图像矩阵特征的降维表示,在概率神经网络中的应用证明流形奇异值向量可以有效区分不同状态下的轴承故障信号。最后提出了奇异值熵特征参数概念,对滚动轴承不同故障状态进行了定量刻画和区分,为解决实际问题提供了一种有效的手段。

### 参 考 文 献

[1] Ming A B, Qin Z Y, Zhang W, et al. Spectrum auto-correlation analysis and its application to fault diagnosis of rolling element bearings[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2013, 41 (1-2): 141-154.

[2] Jiang Li, Xuan Jianping, Shi Tielin. Feature extraction based on semi-supervised kernel Marginal Fisher analysis and its application in bearing fault diagnosis [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2013, 41 (1-2): 113-126.

[3] 苏文胜, 王奉涛, 朱泓, 等. 基于小波包样本熵的滚动轴承故障特征提取[J]. 振动、测试与诊断, 2011, 31 (2): 162-166.

Su Wensheng, Wang Fengtao, Zhu Hong, et al. Fault feature extraction of rolling bearing based on wavelet packet sample entropy [J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2011, 31(2): 162-166. (in Chinese)

[4] Peng Z K, Peter W T, Chu F L. A comparison study improved Hilbert-Huang transform and wavelet transform; application to fault diagnosis for rolling bearing [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2005, 19(5): 974-988.

[5] Lei Yaguo, He Zhenjia, Zi Yanyang. A new approach to intelligent fault diagnosis of rotating machinery[J].

从图 8 中可以看出,与训练样本一样,在验证样

- Expert System Application, 2008, 35 (4): 1593-1600.
- [6] 陈进, 姜鸣. 高阶循环统计量理论在机械故障诊断中的应用[J]. 振动工程学报, 2001, 14(2): 5-14.  
Chen Jin, Jiang Ming. Application of higher order cyclic statistics theory in mechanical fault diagnosis[J]. Journal of Vibration Engineering, 2001, 14(2): 5-14. (in Chinese)
- [7] 杜必强, 唐贵基, 贾子文. 振动信号扩展广义多重分形维数算法[J]. 振动、测试与诊断, 2013, 33(6): 1076-1080.  
Du Biqiang, Tang Guiji, Jia Ziwen. Generalized multi fractal dimension algorithm for vibration signal propagation[J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2013, 33(6): 1076-1080. (in Chinese)
- [8] 赵纪元, 何正嘉, 孟庆丰. 瞬变信息提取与机器诊断[J]. 振动、测试与诊断, 1993, 13(4): 51-59.  
Zhao Jiyuan, He Zhengjia, Meng Qingfeng. Instantaneous information extraction and machine diagnosis [J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 1993, 13(4): 51-59. (in Chinese)
- [9] 丁康, 陈健林, 苏向荣. 平稳和非平稳振动信号的若干处理方法及发展[J]. 振动工程学报, 2003, 16(1): 5-14.  
Ding Kang, Chen Jianlin, Su Xiangrong. Processing methods and development of stationary and non-stationary vibration signals[J]. Journal of Vibration Engineering, 2003, 16(1): 5-14. (in Chinese)
- [10] Wang Yanxue, He Zhengjia, Zi Yanyang. Enhancement of signal denoising and multiple fault signatures detecting in rotating machinery using dual-tree complex wavelet transform [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2010, 24(1): 119-137.
- [11] Huang Norden E, Zhen Shen, Long Steven R, et al. The empirical mode decomposition and the Hilbert spectrum for nonlinear and non-stationary time series analysis [J]. Proceedings: Mathematical, Physical and Engineering Sciences Royal Society Lond, 1998, 454 (A): 903-995.
- [12] Lei Yaguo, He Zhengjia, Zi Yanyang. EEMD method and WNN for fault diagnosis of locomotive roller bearings [J]. Expert Systems with Applications, 2011, 3 (6): 7334-7341.
- [13] 李宏坤, 周帅, 黄文宗. 基于时频图像特征提取的状态识别方法研究与应用[J]. 振动与冲击, 2010, 29 (7): 184-188.  
Li Hongkun, Zhou Shuai, Huang Wenzong. Research and application of state recognition method based on time frequency image feature extraction[J]. Journal of Vibration and Shock, 2010, 29(7): 184-188. (in Chinese)
- [14] Wang Zhiwei, Hu Changying. Shock spectra and damage boundary curves for nonlinear package cushioning system [J]. Packaging Technology and Science, 1999, 12(5): 207-217.
- [15] 朱利民, 牛新文, 钟秉林, 等. 振动信号短时功率谱时-二维特征提取方法及应用[J]. 振动工程学报, 2004, 17(4): 71-76.  
Zhu Limin, Niu Xinwen, Zhong Binglin, et al. The method and application of two dimensional feature extraction of vibration signal short-time power spectrum [J]. Journal of Vibration Engineering, 2004, 17(4): 71-76. (in Chinese)
- [16] 张金玉, 张优云, 谢友柏. 时频分析方法在冲击故障早期诊断中的应用研究[J]. 振动工程学报, 2000, 13 (2): 66-72.  
Zhang Jinyu, Zhang Youyun, Xie Youbo. Application of time-frequency analysis method in the early diagnosis of impact fault[J]. Journal of Vibration Engineering, 2000, 13(2): 66-72. (in Chinese)
- [17] 李宏坤, 张志新, 马小江, 等. 基于 Hilbert 谱熵的柴油机故障诊断方法研究[J]. 大连理工大学学报, 2008, 48(2): 220-224.  
Li Hongkun, Zhang Zhixin, Ma Xiaojiang, et al. Fault diagnosis of diesel engine based on Hilbert spectrum entropy [J]. Journal of Dalian University of Technology, 2008, 48(2): 220-224. (in Chinese)
- [18] 孙志辉. 基于 Hilbert 谱特征提取的智能识别方法研究与应用[D]. 大连: 大连理工大学, 2009.
- [19] Seung H, Sebastian D, Lee D. The manifold ways of perception[J]. Science, 2000, 29(5500): 2268-2269.
- [20] Belkin M, Niyogi P, Sindhvani V. Manifold regularization: a geometric framework for learning from labeled and unlabeled examples[J]. The Journal of Machine Learning Research, 2006, 7(11): 2399-2434.



**第一作者简介:**王奉涛,男,1974年2月生,博士、副教授。主要研究方向为机械设备故障诊断与寿命预测、振动与噪声。曾发表《对偶数复小波流形域降噪方法及其在故障诊断中的应用》《机械工程学报》2014年第50卷第21期)等论文。E-mail: wangft@dlut.edu.cn.