

EWT 多尺度排列熵与 GG 聚类的轴承故障辨识方法^{*}

赵荣珍, 李霁蒲, 邓林峰

(兰州理工大学机电工程学院 兰州, 730050)

摘要 针对滚动轴承故障信号具有非线性、非平稳性特点导致的故障类别难以辨识问题, 提出一种基于经验小波变换、多尺度排列熵、GG(Gath-Geva, 简称 GG) 聚类算法相结合的故障诊断方法。首先, 采用经验小波变换对滚动轴承的原始信号进行分解, 得到若干个固有模态分量, 初步提取滚动轴承的状态特征值; 其次, 通过相关性分析选择最优模态分量, 并在多个尺度下计算其排列熵值; 最后, 运用主成分分析对高维熵值特征向量进行可视化降维, 并输入到 GG 聚类算法中, 实现对滚动轴承的故障辨识。与其他模式组合方法进行比较的结果表明, 本研究提出的故障辨识方法具有聚类结果的类内紧致性更好的优点。

关键词 经验小波变换; 多尺度排列熵; 相关性分析; GG 聚类

中图分类号 TH133.33; TH165

引言

作为旋转机械设备的核心部件, 滚动轴承的状态是否正常直接影响着机械设备的使用。统计发现, 在旋转机械发生异常的原因当中, 有 30% 是由轴承故障引起的^[1]。因此, 如何快速有效地对滚动轴承故障给予辨识, 已经成为目前研究的一个重点。

对振动信号进行特征提取和故障识别是滚动轴承故障诊断研究领域关注的重要问题之一。源于滚动轴承的振动信号呈现出的非线性和非平稳性, 使得传统的以傅里叶变换为基础的方法难以取得较好的分析效果^[2]。Huang^[3] 提出的经验模态分解(empirical mode decomposition, 简称 EMD) 是一种自适应信号处理方法, 该方法不受不确定性原理的限制, 非常适合非线性和非平稳信号的分析。但目前已发现这种算法仍存在着以下几个问题待解决: a. 固有模态函数(intrinsic mode function, 简称 IMF) 的正交性无法通过理论证明; b. 收敛条件不合理、过包络和欠包络等问题产生的模态混淆, 易导致 IMF 阶数增加; c. 计算过程需要多次迭代, 得到一个实际的 IMF 分量需要较长时间等^[4]。针对上述

不足, Gilles^[5] 依据小波变换和窄带信号分析理论, 提出了一种新的自适应信号处理方法——经验小波变换(empirical wavelet transform, 简称 EWT), 并把它成功应用于心电图信号(electrocardiogram, 简称 ECG) 信号分离和图像降噪分析中。李志农等^[3] 不仅提出了基于 EWT 的机械故障诊断方法, 而且将这种方法与传统的 EMD 方法进行的对比表明, EWT 明显优于传统的 EMD 方法, 这一结论还被后续的一系列研究所证实^[6-9]。

排列熵是一种检测随机性和动力学突变的方法, 它具有计算简单、抗噪能力强等特点^[10]。Yan 等^[11] 将排列熵引入到旋转机械振动信号特征提取中的结果表明, 该特征能够有效地表征出滚动轴承在不同状态下的工况特征。类似于传统的单尺度非线性参数, 排列熵仍可在单一尺度上描述时间序列的不规则性。Aziz 等^[12] 还提出了多尺度排列熵(multi-scale permutation entropy, 简称 MPE) 的概念, 用于衡量时间序列在不同尺度下的复杂性和随机性, 使鲁棒性得到加强。郑近德等^[13] 将多尺度排列熵概念运用在轴承故障诊断上, 也取得了良好的诊断效果。

聚类分析是模式识别的重要方法之一。常用的有模糊 C 均值(fuzzy C-mean, 简称 FCM)、K-

^{*} 国家自然科学基金资助项目(51675253); 国家重点研发计划资助项目(2016YFF0203303-04); 甘肃省自然科学基金联合资助项目(1610RJZA004)

收稿日期: 2017-04-10; 修回日期: 2017-12-08

means 聚类、GK (Gustafson-Kessel, 简称 GK) 聚类、谱聚类等。其中的 FCM 采用欧式距离计算样本之间的相似性,一般它仅适用于球形分布的数据集。GK 算法引进了自适应距离范数和协方差矩阵,可以反映数据沿任意方向或子空间的分散程度,并没有改变聚类算法产生类似于球体的聚类状态^[14]。GG 聚类算法是 FCM 聚类算法和 GK 聚类算法被改进的结果。因其通过引入模糊最大似然估计方法来度量样本之间的距离,故可以反映不同形状和不同方向的数据类。文献[15]已将 GG 聚类算法成功应用于滚动轴承的故障诊断中,取得了较好的分类效果。

基于上述原因,本研究将对经验小波变换、多尺度排列熵、GG 聚类算法相结合并应用于滚动轴承的故障辨识方法进行研究,欲通过实验验证所提出方法的有效性。

1 基础理论

1.1 经验小波变换 EWT

EWT 的核心思想是通过信号的傅里叶频谱进行自适应分割,构建出一组适合于待处理信号的小波滤波器,以提取具有紧支撑傅里叶频谱的 AM-FM 成分,然后对提取的 AM-FM 成分进行 Hilbert 变换,最终得到有意义的瞬时频率和瞬时幅值,进而得到 Hilbert 谱。

假设将傅里叶支撑 $[0, \pi]$ 分割成 N 个连续的部分, $\Delta_n = [\omega_{n-1}, \omega_n]$ ($\omega_0 = 0, \omega_N = \pi$), $\cup_{n=1}^N \Delta_n = [0, \pi]$ 。其中: ω_n 代表各部分之间的边界点、其对应的值为信号傅里叶频谱中相邻 2 个最大值之间的最小值。如图 1 所示,如果以 ω_n 作为 Δ_n 的中心,则可定义一个宽度为 $T_n = 2\tau_n$ 的区域作为过渡期。

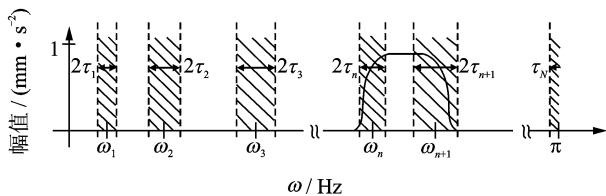


图 1 傅里叶轴的分割

Fig. 1 Partitioning of the Fourier axis

在确定 Δ_n 之后,选取经验小波为每个 Δ_n 上的带通滤波器,参考 Littlewood-Paley 和 Meyer 小

波^[14]的构造方法可构造出经验小波。定义经验小波函数 $\hat{\psi}_n(\omega)$ 、经验尺度函数 $\hat{\phi}_n(\omega)$ 分别为式(1)和式(2)^[5],即

$$\hat{\psi}_n(\omega) = \begin{cases} 1 & (|\omega| \leq (1-\gamma)\omega_n) \\ \cos\left\{\frac{\pi}{2}\beta\left[\frac{1}{2\gamma\omega_n}(|\omega| - (1-\gamma)\omega_n)\right]\right\} & (1-\gamma)\omega_n \leq |\omega| \leq (1+\gamma)\omega_n \\ 0 & \text{(其他)} \end{cases} \quad (1)$$

$$\hat{\phi}_n(\omega) = \begin{cases} 1 & (|\omega| \leq (1-\gamma)\omega_n) \\ \cos\left\{\frac{\pi}{2}\beta\left[\frac{1}{2\gamma\omega_n}(|\omega| - (1-\gamma)\omega_n)\right]\right\} & (1-\gamma)\omega_n \leq |\omega| \leq (1+\gamma)\omega_n \\ 0 & \text{(其他)} \end{cases} \quad (2)$$

其中: $\beta(x) = x^4(35 - 84x + 70x^2 - 20x^3)$; $\tau_n = \gamma\omega_n$; $\gamma < \min_n \left(\frac{\omega_{n+1} - \omega_n}{\omega_{n+1} + \omega_n}\right)$ 。

傅里叶分割的关键是确定 N 。除去 $0, \pi$ 两个边界之外,文献[5]采用了易于理解的阈值法寻找其余 $N-1$ 个边界。寻找的途径是通过计算频域内 k 个幅值极大值 $M_i (i=1, 2, \dots, k)$,按递减排序 $M_1 \geq M_2 \geq \dots \geq M_k$ 并归一化它们到 $[0, 1]$,规定 M_k 均需大于阈值 $M_k + \alpha(M_1 - M_m)$,其中 α 为取值在 $[0, 1]$ 之间的相对振幅比。在 α 被确定之后, N 为大于阈值的极大值点的个数,因此可定义大于阈值的前 N 个最大值所对应的 ω_n 为 $N-1$ 个边界。

重构原始信号 $f(t)$ 的公式定义为

$$f(t) = W_f(0, t) * \varphi_1(t) + \sum_{n=1}^N W_f(n, t) * \psi_n(t) = F^{-1} \left[\hat{W}_f(n, \omega) \varphi_1(\omega) + \sum_{n=1}^N \hat{W}_f(n, \omega) \hat{\psi}_n(\omega) \right] \quad (3)$$

其中: “ $*$ ”为卷积运算; $\hat{W}_f(0, \omega), \hat{W}_f(n, \omega)$ 分别为权值系数 $W_f(0, t), W_f(n, t)$ 的傅里叶变换。

经验模态 $f_k(t)$ 的定义如下

$$f_0(t) = W_f(0, t) * \varphi_1(t)$$

$$f_k(t) = W_f(k, t) * \psi_k(t)$$

经过对若干个经验模态函数进行 Hilbert 变换,即可得到 Hilbert 谱。

1.2 多尺度排列熵理论

1.2.1 排列熵算法

对于一维时间序列 $\mathbf{X} = \{x(i) | i=1, 2, \dots, n\}$, 设嵌入维数和延迟时间分别为 m, τ ,则按照 Takens 定理对 \mathbf{X} 进行相空间重构,可得到式(4)所示的重构矩阵,即

$$\begin{pmatrix} x(1) & x(1+\tau) & \cdots & x(1+(m-1)\tau) \\ x(2) & x(2+\tau) & \cdots & x(2+(m-1)\tau) \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ x(j) & x(j+\tau) & \cdots & x(j+(m-1)\tau) \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ x(k) & x(k+\tau) & \cdots & x(k+(m-1)\tau) \end{pmatrix} \quad (4)$$

其中: $j=1, 2, \dots, K; K=n-(m-1)\tau$ 。

该矩阵共有 K 行, 其中每一行均为一个重构分量。如果用 $\{j_1, j_2, \dots, j_m\}$ 表示重构分量中各个元素所在列的索引, 则可将式(4)中的若干重构分量按升序重新排列为式(5), 即

$$\begin{aligned} x(i+(j_1-1)\tau) &\leq x(i+(j_2-1)\tau) \leq \\ &\cdots \leq x(i+(j_m-1)\tau) \end{aligned} \quad (5)$$

若重构分量中有大小相等的情况, 需通过比较 j_1 和 j_2 值进行排序; 当 $j_1 < j_2$ 时, $x(i+(j_1-1)\tau) < x(i+(j_2-1)\tau)$ 。因此, 对于任意重构分量都可以得到一组符号序列 $s(l) = (j_1, j_2, \dots, j_m)$, $l=1, 2, \dots, K$ 且 $K \leq m!$ 。这意味着在 m 维相空间中可以存在着 $m!$ 种映射, 而 $s(l)$ 是其中的第 l 种排列。计算每种符号序列出现的概率 P_1, P_2, \dots, P_k , 则时间序列 \mathbf{X} 的 k 种不同符号序列的排列熵, 可以按照 Shannon 熵的形式定义为

$$H_p(m) = - \sum_{j=1}^{m!} P_j \ln P_j \quad (6)$$

当 $P_j = 1/m!$ 时, $H_p(m)$ 将达到最大值 $\ln(m!)$ 。对 $H_p(m)$ 进行归一化处理, 即

$$H_p(m) = H_p(m) / \ln(m!) \quad (7)$$

显然, H_p 可代表 \mathbf{X} 的随机性; H_p 越大, 表示 \mathbf{X} 的随机程度越大; 反之, 说明 \mathbf{X} 越规则。

1.2.2 多尺度排列熵算法

该算法首先将原始时间序列进行粗粒化处理, 在多个尺度上计算时间序列的排列熵, 然后计算各个不同尺度下的排列熵。具体的计算步骤如下。

1) 设长度为 N 的原始时间序列 $x(i) = \{x(1), x(2), \dots, x(N)\}$, 建立的新粗粒序列为

$$y^s(j) = \frac{1}{s} \sum_{i=(j-1)s+1}^{js} x(i) \quad (8)$$

其中: s 为尺度因子。

当 $s=1$ 时, 粗粒化序列为原始时间序列, 称为单尺度排列熵; 当 $s=n$ 时, 原始时间序列可被分割成为 N/s 个每段长度为 s 的粗粒序列。

2) 对得到的 N/s 个粗粒序列, 求排列熵。

1.3 GG 聚类算法

文献[16]给出的 GG 聚类算法步骤如下。

1) 设聚类样本集合为 $\mathbf{X} = \{x_1, x_2, \dots, x_i, \dots, x_n\}$ 。其中: 元素 x_i 具有 d 个特征指标。设利用隶属度划分矩阵 $\mathbf{U} = (u_{ik})_{K \times n}$ 作为判据, 可将 \mathbf{X} 聚成 K 类 ($2 \leq K \leq n$)。其中: u_{ik} 表示第 k 个样本隶属于第 i 个类别的程度。

2) 设终止容限为 $\epsilon > 0$, 随机初始化隶属矩阵为 \mathbf{U} 。

3) 用式(9)计算各聚类中心, 即

$$v_i^l = \sum_{k=1}^n (u_{ik}^{l-1})^h x_k / \sum_{k=1}^n (u_{ik}^{l-1})^h \quad (9)$$

其中: $h > 1$ 为加权指数; l 为整数且 $l > 1$ 。

4) 计算模糊最大似然估计距离测度

$$\begin{aligned} D_{ikA_i}(x_k, v_i) &= \frac{(\det(\mathbf{A}_i))^{1/2}}{p_i} \cdot \\ &\exp\left(\frac{1}{2}(x_k - v_i^l)^T \mathbf{A}_i^{-1}(x_k - v_i^l)\right) \end{aligned} \quad (10)$$

其中: \mathbf{A}_i 为第 i 个聚类的协方差矩阵, p_i 为第 i 个聚类被选中的先验概率。

计算公式如式(11, 12), 即

$$\mathbf{A}_i^l = \frac{\sum_{k=1}^n (u_{ik}^{l-1})^d (x_k - v_i^l)^T}{\sum_{k=1}^n (u_{ik}^{l-1})^d} \quad (11)$$

$$p_i = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n u_{ik} \quad (12)$$

5) 更新用于分类的隶属度矩阵

$$u_{ij}^l = \frac{1}{\sum_{j=1}^K (D_{ikA_i}(x_k, v_i) / D_{ikA}(x_k, v_i))^2} \quad (13)$$

直到 $\|\mathbf{U}^l - \mathbf{U}^{l-1}\| < \epsilon$ 。

2 设计的故障辨识方法

本研究提出的将 EWT、多尺度排列熵、GG 聚类算法相结合的新故障诊断法具备如下特点。首先, 它充分利用了 EWT 的自适应分解和排列熵计算简单、抗噪能力强的特点。其次, 利用相关系数选取 EWT 分解后的最优模态分量的处理方式, 在减少了一定的计算量之外, 将多个尺度下计算出的最优模态其排列熵作为特征向量。针对用此方式得到的熵值特征向量存在着高维度和数据难以可视化的新问题, 故随后利用主成分分析(principal component analysis, 简称 PCA)进行可视化降维, 最后将得到的维数低、敏感度高且分类误差率小的主要特征向量输入至 GG 聚类算法中去实施聚类分析。

为上述过程设计的算法步骤如下:

1) 对振动信号进行经验小波变换,得到若干个 AM-FM 分量;

2) 对若干 AM-FM 分量进行相关性分析,相关系数最大的即为最优模态分量,EMD 各模态与原信号的相关性约等于各分量的自相关系数^[17],因此对得到的若干固有模态分量进行相关性分析^[18]并选出最优模态作为下一步故障分类和识别的样本,以达到剔除无关模态的目的;

3) 计算最优模态分量的多尺度排列熵值,经实验决定选取前 9 个尺度的排列熵作为特征向量;

4) 利用主成分分析对熵特征向量进行降维;

5) 将降维后的低维特征向量作为 GG 聚类算法的输入,并采用聚类评价指标评价聚类效果。

与上述算法对应的数据处理流程如图 2 所示。

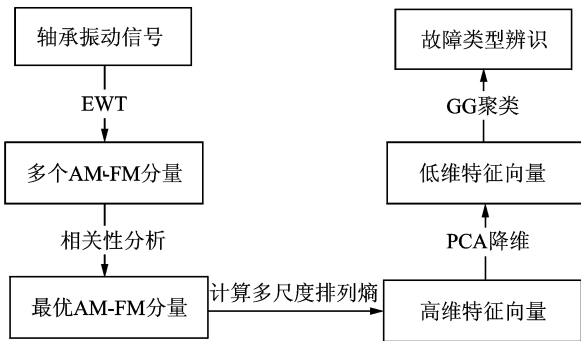


图 2 故障聚类方法流程

Fig. 2 The flow char of the fault classification method

3 实例分析

本研究采用美国凯斯西储大学电气工程实验室的滚动轴承数据^[19]对图 2 算法进行验证。轴承型号为 SKF 公司 6205-2RS 深沟球轴承。电机功率约 1 494 W,转速 1 730 r/min,采用电火花加工技术在轴承上布置单点故障,凹坑的直径×深度 = 0.177 8 mm×0.297 4 mm。设置的采样频率为 12 kHz,采集 {滚动体故障(rolling element fault, 简称 REF),内圈故障(inner race fault, 简称 IRF),外圈故障(outer race fault, 简称 ORF),正常(NORM)} = {REF, IRF, ORF, NORM} 这 4 种状态下的振动信号各 50 组,每个信号长度为 2 048。

随机选取滚动体故障信号进行分析。图 3 是经过 EWT 自适应分解后得到的 10 个 AM-FM 分量情况,表 1 是相关系数的计算结果。可以看出, C_7 与原始振动信号的相关系数最大为 0.856 6,因此选择 C_7 为最优 AM-FM 分量进行下一步的故障分类和识别。

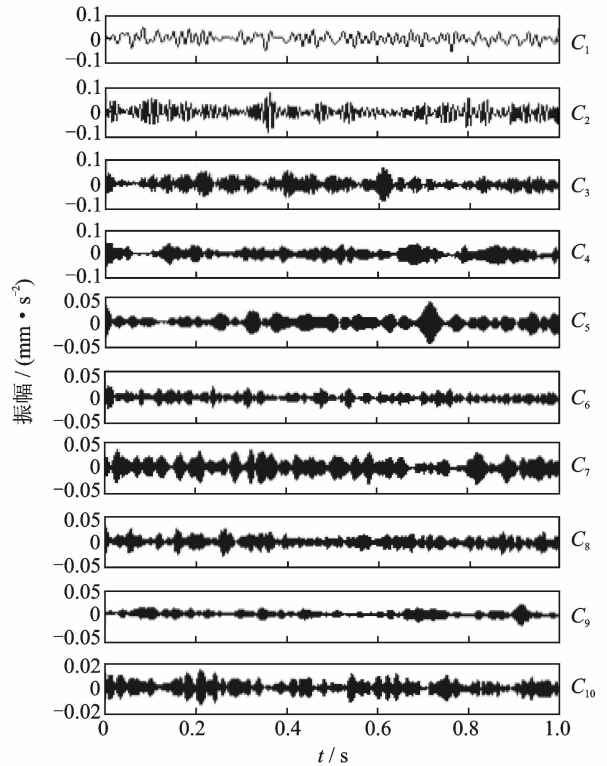


图 3 滚动体故障 EWT 处理结果

Fig. 3 Rolling element failure EWT processing results

表 1 各个 AM-FM 分量与原始信号的相关系数

Tab. 1 AM-FM component and correlation coefficient of the original signal

分量序号	相关系数	分量序号	相关系数
C_1	0.121 5	C_6	0.462 5
C_2	0.153 2	C_7	0.856 6
C_3	0.135 2	C_8	0.064 8
C_4	0.120 3	C_9	0.037 3
C_5	0.068 5	C_{10}	0.029 2

在计算多尺度排列熵时,需设定的参数有:时间序列长度 N 、嵌入维数 m 、时延 τ 和尺度因子 s 。其中,推荐的 $m = 3 \sim 7$ ^[13]。 m 过大,将增大计算时间且无法反映序列的细微变化; m 过小,重构序列中可能包含的状态会太少,则难以检测出时间序列的动态突变;经过权衡,本研究选取 $m = 4$ 。图 4 为不同 τ 时的排列熵变化情况。可看出, τ 对信号熵值的影响较小,故选取 $\tau = 1$ 。取 $s = 12$,计算 12 个粗粒向量的排列熵,得到的 4 种状态结果见图 4。

图 5 是 4 种故障随尺度因子 s 增大时最优模态的多尺度排列熵变化情况。显然,当 $s = 1$ 、即单一尺度排列熵时,虽然正常状态与故障状态的熵值区

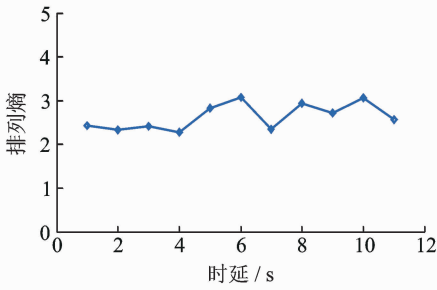


图 4 滚动轴承信号在不同时延下的排列熵

Fig. 4 Arrangement entropy of rolling bearing signals at different times

别明显,但是 3 种故障状态的熵值很接近,此时很难区分 3 种故障状态,因而需要对最优模态分量进行多尺度分析。由于前几个熵值表征了 EWT 最优模态的主要信息,通过实验决定采用前 9 个尺度的排列熵值作为特征向量。

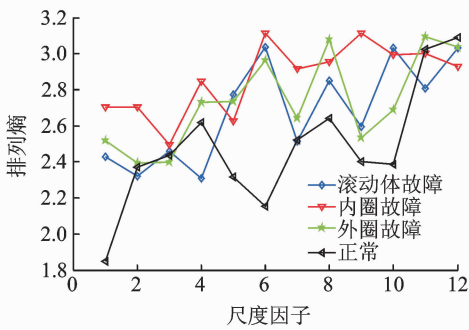


图 5 EWT 最优模态的多尺度排列熵

Fig. 5 The optimal modal of multi-scale EWT permutation entropy

对滚动轴承的 4 种状态分别进行 EWT 分解并通过相关性分析选取最优模态分量,在 9 个尺度下计算最优模态分量对应的排列熵作为特征向量,可得到 4 组 50×9 的排列熵。采用极大似然估计法,用 PCA 算法将特征向量从 9 维降至 3 维。因为有 4 种状态,故聚类中心个数初步设定为 4 个,设加权指数 $h=2$ 、迭代终止容差 $\epsilon=0.0001$ 。将经 PCA 降维后的特征向量输入 GG 聚类算法,得到的结果如图 6 所示。

图 6 中, $V_1 \sim V_4$ 分别是 {REF, IRF, ORF, NORM} 4 种状态的聚类中心,它们的聚类中心坐标值见表 2。从图 6 可看出,滚动轴承的 4 种不同状态不仅被明显地分开、而且各类别均聚集在聚类中心附近,即聚集紧密、没有出现不同类别相互混叠的现象,类间距较大。各组样本集合的隶属度平均值见表 3。从表 3 可看出,第 1 组样本对于 V_3 的隶属

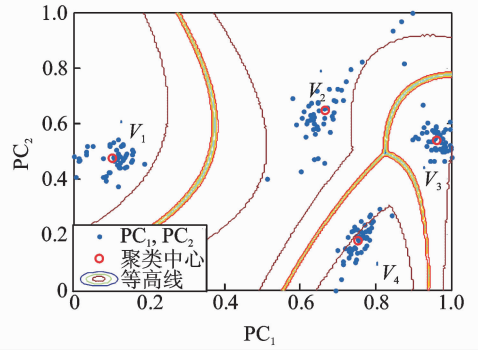


图 6 EWT 多尺度排列熵的 GG 聚类等高线图

Fig. 6 The GG clustering contour for EWT multi-scale dimension permutation entropy

度远大于其他 3 组,说明第 1 组样本隶属于 V_3 类,辨识效果良好。同理,第 2~4 组样本分别可归属于 V_1, V_4 和 V_2 类。

表 2 4 种不同类型信号的聚类中心

Tab. 2 The clustering centers of the four different types signals

样本组号	聚类中心	
	x	y
内圈故障 V_1	0.103 9	0.473 2
外圈故障 V_2	0.667 5	0.648 1
滚动体故障 V_3	0.961 8	0.540 0
正常状态 V_4	0.754 3	0.177 3

表 3 4 种不同类型信号的隶属度

Tab. 3 The membership of the four different types signals

样本组号	V_1	V_2	V_3	V_4
1	0.077 4	0.021 2	0.862 4	0.039 0
2	0.964 8	0.002 8	0.020 4	0.012 0
3	0.021 5	0.006 8	0.015 6	0.956 0
4	0.006 9	0.964 4	0.016 9	0.011 8

为进一步验证节 2 所提方法的有效性,本研究还采用直接对原始振动信号进行多尺度排列熵计算和 EWT 分解后提取单一尺度排列熵作对比试验,并把结果分别输入 FCM, GK, GG 聚类算法,得到的聚类结果如图 7 所示。通过对比分析得到的结论如下。

1) 将图 7(a)、图 7(b)与图 7(g)、图 7(h)进行对比可以得出,直接对原始信号进行多尺度排列熵提取得到的特征向量经 FCM, GK 聚类算法处理的聚类效果不理想,而经 EWT 多尺度排列熵提取的特征向量聚类效果较好。显然,这应该是原始信号经 EWT 消噪、保留了更多故障信息的结果,故聚类效果较好。

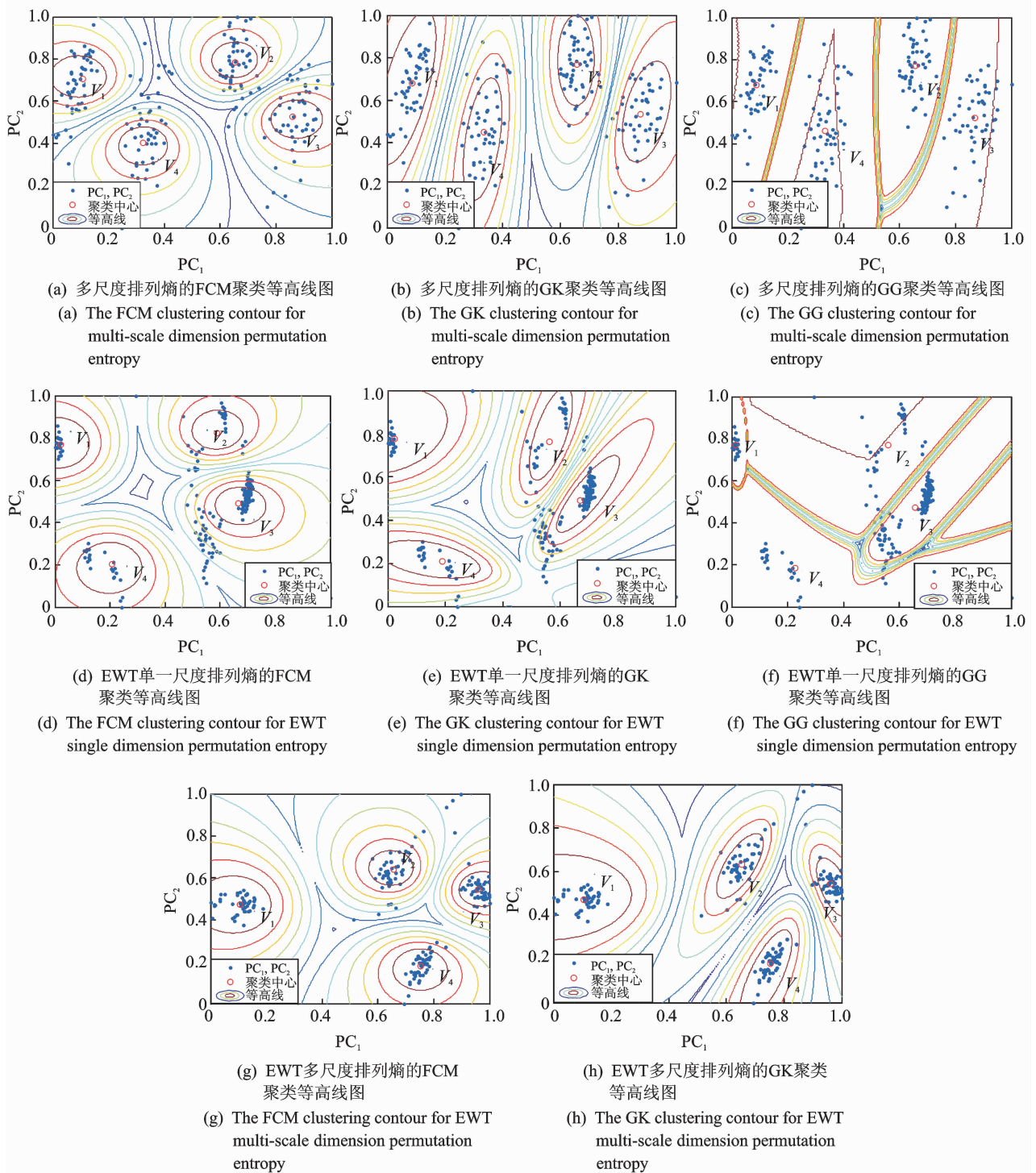


图 7 不同模式组合下的 2 维聚类效果图

Fig. 7 Different mode combination 2 dimension clustering results

2) 图 7(d)与图 7(e)聚类效果不佳。这是因为单一尺度排列熵并不能很好地表征故障状态,而且经过 EWT 后并没有筛选出最优模态分量,没有去除冗余信息,这对聚类效果造成了一定的不利影响。

3) EWT 多尺度排列熵组合较其他组合模型,其聚类结果的类内紧致性最好。图 6、图 7(g)和图

7(h)的聚类中心基本吻合,图 7(a)、图 7(d)的聚类中心不一样,说明聚类方法对聚类中心的影响较小,而聚类中心与输入的特征向量有关。

总体而言,如果从聚类等高线的角度去评价,则 FCM 聚类的等高线接近于圆球形;GK 聚类的等高线类似于椭圆;而 GG 聚类的等高线,应该说具有等

高线形状不确定的特点。

使用分类系数 (ppartition coefficient, 简称 PC) 和划分熵 (classification entropy, 简称 CE) 这两个测度评价^[16], 对图 6、图 7 不同聚类模型的聚类效果评价结果见表 4。

表 4 不同模型 FCM, GK, GG 的聚类指标

Tab. 4 The FCM, GK and GG clustering index for entropy

模式组合		多尺度排列熵	EWT 单一尺度排列熵	EWT 多尺度排列熵
FCM	PC	0.702 9	0.770 7	0.899 6
	CE	0.591 8	0.459 4	0.228 3
GK	PC	0.879 5	0.834 2	0.928 8
	CE	0.268 7	0.337 0	0.167 4
GG	PC	0.998 2	0.974 2	1.000 0
	CE	0.003 7	NAN	NAN

根据表 4 可得到如下推论: a. 相对于 FCM 和 GK 聚类, GG 聚类具有明显的优势, 这是由于 FCM 聚类的圆球形, 它仅反映超球形数据结构的标准距离规范; b. GK 聚类的椭球形仍近似于球形; c. GG 聚类因为聚类形状是任意形状的, 故聚类效果可以反映出数据集的分散程度; d. EWT 多尺度排列熵组合在 GG 聚类中, PC 值最大达到了 1, CE 值最小为 NAN。由此看出, EWT 多尺度排列熵组合较其他模式组合而言具有一定优势, 因此本研究提出的方法具有良好的滚动轴承故障分类与辨识性能。

4 结束语

经验小波变换是近几年来兴起的一种新自适应信号处理方法。它具有计算简单、计算速度快、理论基础完备的特点。在此基础上, 提出了一种经验小波变换、多尺度排列熵、GG 聚类算法相结合的故障诊断方法, 并把它应用到滚动轴承的故障诊断中。该方法首先采用 EWT 对原始信号进行分解、得到若干个固有模态分量, 通过计算各个分量与原始信号的相关系数, 选取最优模态分量以剔除冗余信息, 对最优模态分量进行多尺度的排列熵计算, 由于得到的熵值特征向量具有高维度和数据无法可视化问题, 故采用 PCA 进行降维之后再输入到 GG 聚类算法中。实验证明, 本研究提出的故障诊断方法能够较好地区分滚动轴承的不同状态, 故障类间无重叠, 是一种有效的自适应故障特征提取和故障数据聚类与分类方法。

参 考 文 献

- [1] 周涛涛, 刘彦, 彭伟才, 等. 基于 EEMD 和 SVM 的滚动轴承故障诊断[J]. 声学技术, 2014(S1): 107-110. Zhou Taotao, Liu Yan, Peng Weicai, et al. Rolling bearing fault diagnosis based on EEMD and SVM [J]. Technical Acoustics, 2014 (S1): 107-110. (in Chinese)
- [2] 张志刚, 石晓辉, 施全, 等. 基于改进 EMD 和谱峭度法滚动轴承故障特征提取[J]. 振动、测试与诊断, 2013, 33(3): 478-482. Zhang Zhigang, Shi Xiaohui, Shi Quan, et al. Fault feature extraction of rolling element bearing based on improved EMD and spectral kurtosis [J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2013, 33(3): 478-482. (in Chinese)
- [3] 李志农, 朱明, 褚福磊, 等. 基于经验小波变换的机械故障诊断方法研究[J]. 仪器仪表学报, 2014(11): 2423-2432. Li Zhinong, Zhu Ming, Chu Fulei, et al. Mechanical fault diagnosis method based on empirical wavelet transform [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2014(11): 2423-2432. (in Chinese)
- [4] 黄南天, 张书鑫, 蔡国伟, 等. 采用 EWT 和 OCSVM 的高压断路器机械故障诊断[J]. 仪器仪表学报, 2015, 36(12): 2773-2781. Huang Nantian, Zhang Shuxin, Cai Guowei, et al. Mechanical fault diagnosis of high voltage circuit breakers utilizing empirical wavelet transform and one-class support vector machine [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2015, 36(12): 2773-2781. (in Chinese)
- [5] Gilles J. Empirical wavelet transform [J]. IEEE Transaction on Signal Processing, 2013, 61(16): 3999-4010.
- [6] 冯博, 李辉, 郑海起. 基于经验小波变换的轴承故障诊断研究[J]. 轴承, 2015(12): 53-58. Feng Bo, Li Hui, Zheng Haiqi. Study on fault diagnosis for bearings based on empirical wavelet transform [J]. Bearing, 2015(12): 53-58. (in Chinese)
- [7] 向玲, 李媛媛. 经验小波变换在旋转机械故障诊断中的应用[J]. 动力工程学报, 2015, 35(12): 975-981. Xiang Lin, Li Yuanyuan. Application of empirical wavelet transform in fault diagnosis of rotary mechanisms [J]. Journal of Chinese Society of Power Engineering, 2015, 35(12): 975-981. (in Chinese)
- [8] 郑近德, 潘海洋, 潘紫微, 等. 自适应无参经验小波变换及其在转子故障诊断中的应用[J]. 中国机械工程, 2016, 27(16): 2218-2224.

- Zheng Jinde, Pan Haiyang, Pan Ziwei, et al. Adaptive parameterless empirical wavelet transform (ewt) and its applications to fault diagnosis of rotor system[J]. China Mechanical Engineering, 2016, 27(16): 2218-2224. (in Chinese)
- [9] 祝文颖,冯志鹏. 基于改进经验小波变换的行星齿轮箱故障诊断[J]. 仪器仪表学报, 2016, 37(10): 2193-2201.
- Zhu Wenyong, Feng Zhipeng. Fault diagnosis of planetary gearbox based on improved empirical wavelet transform [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2016, 37(10): 2193-2201. (in Chinese)
- [10] 郑近德,程军圣,杨宇. 基于 LCD 和排列熵的滚动轴承故障诊断[J]. 振动、测试与诊断, 2014, 34(5): 802-806.
- Zheng Jinde, Cheng Junsheng, Yang Yu. A rolling bearing fault diagnosis method based on LCD and permutation entropy[J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2014, 34(5): 802-806. (in Chinese)
- [11] Yan Ruqiang, Liu Yongbin, Gao R X. Permutation entropy: a nonlinear statistical measure for status characterization of rotary machines [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2012, 29: 474-484.
- [12] Aziz W, Arif M. Multiscale Permutation Entropy of Physiological Time Series[C]//Proceeding of IEEE International Multitopic Conference. Karachi, Pakistan: IEEE, 2005: 368-373.
- [13] 郑近德,程军圣,杨宇. 多尺度排列熵及其在滚动轴承故障诊断中的应用[J]. 中国机械工程, 2013, 24(19): 2641-2646.
- Zheng Jinde, Cheng Junsheng, Yang Yu. Multi-scale permutation entropy and its rolling bearing fault diagnosis [J]. China Mechanical Engineering, 2013, 24(19): 2641-2646. (in Chinese)
- [14] 张淑清,包红燕,李盼,等. 基于 RQA 与 GG 聚类的滚动轴承故障识别[J]. 中国机械工程, 2015, 26(10): 1385-1390.
- Zhang Shuqing, Bao Hongyan, Li Pan, et al. Fault diagnosis of rolling bearing based on rqa and gg clustering [J]. China Mechanical Engineering, 2015, 26(10): 1385-1390. (in Chinese)
- [15] 张立国,李盼,李梅梅,等. 基于 ITD 模糊熵和 GG 聚类的滚动轴承故障诊断[J]. 仪器仪表学报, 2014, 35(11): 2624-2632.
- Zhang Guoli, Li Pan, Li Meimei, et al. Fault diagnosis of rolling bearing based on ITD fuzzy entropy and GG clustering[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2014, 35(11): 2624-2632. (in Chinese)
- [16] 许凡,方彦军,张荣. 基于 EEMD 模糊熵的 PCA-GG 滚动轴承聚类故障诊断[J]. 计算机集成制造系统, 2016, 22(11): 2631-2642.
- Xu Fan, Fang Yanjun, Zhang Rong. PCA-GG rolling bearing clustering fault diagnosis based on EEMD fuzzy entropy [J]. Computer Integrated Manufacturing Systems, 2016, 22(11): 2631-2642. (in Chinese)
- [17] 蔡艳平,李艾华,王涛,等. 基于 EMD-Wigner-Ville 的内燃机振动时频分析[J]. 振动工程学报, 2010, 23(4): 430-437.
- Cai Yanping, Li Aihua, Wang Tao, et al. I. C engine vibration time-frequency analysis based on EMD-Wigner-Ville [J]. Journal of Vibration Engineering, 2010, 23(4): 430-437. (in Chinese)
- [18] 李沁雪,廖晓文,张清华,等. 基于 EWT 和多尺度熵的轴承特征提取及分类[J]. 轴承, 2016(1): 48-52.
- Li Qinxue, Liao Xiaowen, Zhang Qinghua, et al. Feature extraction and classification of bearings based on ewt and multi-scale entropy[J]. Bearing, 2016(1): 48-52. (in Chinese)
- [19] Loparo K A. Bearings vibration data set, case western reserve university [EB/OL]. (2011-04-12) [2016-12-08]. <http://csegroups.case.edu/bearingdatacenter/home>.



第一作者简介:赵荣珍,女,1960年12月生,博士、教授、博士生导师。主要研究方向为旋转机械故障诊断、机械系统动力学。曾发表《基于 Rough set 知识获取的故障数据表聚类离散化方法研究》《《机械工程学报》2005 年第 41 卷第 1 期》等论文。

E-mail: zhaorongzhen@lut.cn

