

基于 LMD-CM-PCA 的滚动轴承故障诊断方法*

付云晓^{1,2}, 贾利民^{1,3}, 秦勇^{1,3}, 杨杰¹

(1. 北京交通大学轨道交通控制与安全国家重点实验室 北京, 100044)

(2. 北京交通大学电气工程学院 北京, 100044)

(3. 北京交通大学北京市城市轨道交通信息智能感知与服务工程技术研究中心 北京, 100044)

摘要 为提高在非平稳工况下对滚动轴承故障的直观辨识能力, 笔者提出基于 LMD-CM-PCA 的故障诊断方法。首先, 对滚动轴承振动信号进行局部均值分解(local mean decomposition, 简称 LMD), 提取乘积函数(product function, 简称 PF)矩阵; 然后, 计算 PF 矩阵与原振动信号的皮氏相关系数(pearson product-moment correlation coefficient, 简称 PPCC), 将 PFs 对应的 PPCC 代入相关熵模型得到 PF 的相关熵矩阵(correntropy matrix, 简称 CM), CM 经主成分分析(principal component analysis, 简称 PCA)进行特征变换得到融合相关熵矩阵(integrated correntropy matrix, 简称 ICM)。分别在轻微和严重故障时, 对滚动轴承不同工况下的振动样本进行交叉混合, 并计算其 ICM。结果证明, ICM 在可视维度比传统特征(如: 能量矩和谱峭度)的融合特征更能隔离工况对故障可分性的干扰。LMD-CM-PCA 方法为滚动轴承故障的直观辨识提供了技术支持, 在故障诊断方面具有良好的应用前景。

关键词 局部均值分解; 融合相关熵矩阵; 主成分分析; 滚动轴承; 故障诊断; 可视化

中图分类号 TH133.33; U279.3+23

引言

滚动轴承是大型旋转机械、关键电气设备的力矩转换部件, 其健康状态对设备安全具有重大影响。非平稳运行工况对滚动轴承故障诊断的置信度干扰明显, 仅仅依靠改进模式识别方法不能从根本上解决此类问题, 而优秀的故障特征, 才是提高诊断率的根本。若特征分布不能直观可视, 诊断结果也就不能简单易懂, 实时监测的效率也随之降低。但降低特征维度则影响特征的故障可分性。

振动信息采集法是目前旋转机械故障诊断领域最常用的物理参量采集方法^[1]。基于振动信息的经验模态分解(empirical mode decomposition, 简称 EMD)方法, 已广泛应用在机电故障诊断领域^[2-3]。然而 EMD 得到的非线性分量之间易产生明显的模态混叠及端点效应, 使分量信号失真。局部均值分解(local mean decomposition, 简称 LMD)将信号分解为单分量的调频-调幅信号, 即乘积函数 PF, 能够缓解经验模态分解的欠包络、过包络和端点效应等不足, 且在滚动轴承振动分析中具有良好的应用

效果^[4]。

基于时域、频域以及时频域的故障特征已经被用于滚动轴承恒工况的故障诊断^[5], 时频域特征^[6-7]虽然包含更全面的时频故障信息, 但也增加了冗余量, 弱化了故障可辨性。近几年特征提取技术开始采用信息理论作为指导^[8], 此后发展的相关熵^[9]属于广义相关性函数, 可作为随机变量间局部相似性的度量。虽然相关熵已用于实现时间序列建模、非线性分析、相关滤波等信号处理算法中^[10], 然而尚未在故障诊断领域得到推广^[11]。此外, 多维特征中的冗余信息, 需用降维变换解决上述问题。目前数据降维已应用于不同研究领域^[12], 然而针对原始维度不高且计算求简的情形, 最有效的方法就是主成分分析 PCA。PCA 将原特征矩阵进行线性组合并最大化样本方差, 得到相互独立的新特征矩阵。依照方差大小顺序可以解析出对应的主要特征。

1 特征提取方法

提取融合相关熵矩阵大致分为 3 个步骤。首先

* 科技部科技支撑计划资助项目(116B300011); 轨道交通控制与安全国家重点实验室自主研究课题项目(116K00100)
收稿日期: 2016-03-24; 修回日期: 2016-06-03

对信号进行 LMD, 得到多个 PF; 然后计算 PF 与原始信号的相关系数, 将相关系数带入相关熵公式得到 CM; 最后经过 PCA 变换后, 以方差贡献率为判断, 筛分主要向量构成融合特征矩阵, 即 ICM。

1.1 局部均值分解

LMD 是自适应时频分析方法, 依据信号自身特点确定信号在不同频域尺度的分辨率, 优化信号分析。对非线性和非平稳的旋转机械故障信号具有很好的泛化分析能力。LMD 的本质是自适应地将非线性、非平稳信号按频率递减顺序分离出调频信号和包络信号, 两者相乘得到一个瞬时频率具有物理意义的 PF 向量, 循环迭代得到全部 PF 向量和一个单调的调频分量。若令 $c_i(t)$ 表示第 i 个 PF 分量, 则 PF 分量矩阵 (PF matrix, 简称 PFM) 可由 $\mathbf{C} = (c_1(t), c_2(t), \dots, c_n(t))'$ 表示, 若每个 c 均是 m 维行向量, 则第 i 个 PF 向量有 $c_i(t) = (c_{i1}, c_{i2}, \dots, c_{im})$ 。令单调分量为 $u_n(t)$, 其结构模型见式(1)。LMD 的计算过程见文献[4]。

$$s(t) = \sum_{i=1}^n c_i(t) + u_n(t) \quad (1)$$

在 k 个状态下分别采集 l 个 $s(t)$, 则得到三维 $k \times l \times m$ 的样本矩阵 (signal matrix, 简称 SM) \mathbf{S} 。对 \mathbf{S} 进行 LMD 后, 得到四维 $k \times l \times n \times m$ 的 PFM。

1.2 相关熵矩阵

相关熵 (correntropy) 是通过核函数将数据从非线性空间投影到高维的线性空间, 得到高维空间数据的线性相关信息。以核宽度为 σ 的 Gauss 核为底, 设 m 维向量 \mathbf{X} 与 \mathbf{Y} 的联合概率为 $P_{\mathbf{XY}}$, 可得二维离散变量的相关熵估计为

$$\hat{V}_\sigma(\mathbf{X}, \mathbf{Y}) = \frac{1}{m\sqrt{2\pi}\sigma} \sum_{i=1}^m \exp\left(-\left\|\frac{x_i - y_i}{\sqrt{2}\sigma}\right\|\right) \quad (2)$$

皮氏相关系数 PPCC 作为信号结构线性相关测度, 可度量两个变量的相关程度, 其值不会随变量尺度及顺序的变化而改变, 故用 PPCC 作为相关熵置信系数, 可度量更加完备的相关信息。若 $c_i(t)$ 与 $s(t)$ 的 PPCC 用 γ 表示, 将 γ 带入式(2), 则 m 维 $c(t)$ 和 $s(t)$ 的相关熵为

$$\varphi = \frac{\gamma}{\sqrt{2\pi}n\sigma} \left\{ \sum_{i=1}^m \exp\left(-\left\|\frac{c_i - s_i}{\sqrt{2}\sigma}\right\|\right) \right\} \quad (3)$$

其中: $\varphi = \hat{V}(c, s)$; 核宽度 σ 采用 Silverman 准则^[10] 计算得出。

于是, $s(t)$ 的相关熵计算如下

$$\left\{ \begin{aligned} E &= (\sqrt{2\pi}n\sigma)^{-1} \left\{ \sum \exp\left(-\left\|\frac{\mathbb{1}c - s}{\sqrt{2}\sigma}\right\|\right) \right\} \\ \boldsymbol{\varphi}'_{1 \times n} &= \Phi(\mathbf{C}_{n \times m} - \mathbf{S}_{1 \times m}) = \gamma E \end{aligned} \right. \quad (4)$$

其中: Φ 为相关熵算子; $\boldsymbol{\varphi}'_{1 \times n}$ 为相关熵向量。

由于 CM 数值较大, 为方便计算, 利用式(5)对 CM 进行归一化处理

$$\boldsymbol{\varphi}_{1 \times n} = \frac{\boldsymbol{\varphi}'_{1 \times n}}{\sum_{i=1}^n \boldsymbol{\varphi}_i} \quad (5)$$

将式(4)和(5)推广到 PFM, 令 $\Delta = k \times l, \Omega = \Delta \times n$, 则相关熵矩阵 (CM) 可由式(6)求出

$$\boldsymbol{\varphi}_\Omega = \Phi \cdot \begin{bmatrix} \mathbf{C}_{11}^\Delta - \mathbf{S}_1^\Delta & \cdots & \mathbf{C}_{1m}^\Delta - \mathbf{S}_m^\Delta \\ \vdots & & \vdots \\ \mathbf{C}_{nl}^\Delta - \mathbf{S}_l^\Delta & \cdots & \mathbf{C}_{nm}^\Delta - \mathbf{S}_m^\Delta \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \varphi_{11}^k & \cdots & \varphi_{1n}^k \\ \cdots & \cdots & \cdots \\ \varphi_{l1}^k & \cdots & \varphi_{ln}^k \end{bmatrix} \quad (6)$$

其中: $\mathbf{C}^\Delta, \mathbf{S}^\Delta$ 表示二维 $k \times l$ 的样本矩阵。

为了便于进一步计算的表述, 需要对 $\boldsymbol{\varphi}_\Omega$ 部分转置, 令 $\Gamma = (k \times l)' \times n$, 则 $\boldsymbol{\varphi}_\Gamma$ 为所求 CM。

1.3 仿真测试

以式(7)所示仿真信号为例证明相关熵的优势。故障轴承的振动信号具有短时高频冲击的特性, 这里以信号 $0.5\cos(60\pi t_1)$ 为正常仿真信号, 添加信噪比为 1.4 dB 的白噪声 $w_n(t)$ 得到含噪原始信号 x_0 。将短时高频信号添加至 x_0 得到合成故障仿真信号 x_1 , 时域分布见图 1。

$$\left\{ \begin{aligned} x_0 &= 0.5\cos(60\pi t_1) + w_n(t_1) \\ &\quad (0.001 \leq t_1 \leq 1.024) \\ x_1 &= x_0 + 0.3\cos(400\pi t_2) + 0.7\cos(800\pi t_2) \\ &\quad (0.7 \leq t_2 \leq 0.78) \end{aligned} \right. \quad (7)$$

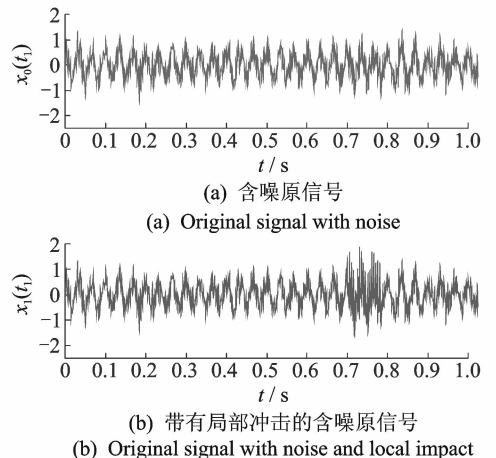


图 1 仿真信号时域分布

Fig. 1 Simulated signal time domain distribution

图2为故障仿真信号 x_1 的频谱, f_0 为固有频率, f_1 和 f_2 为微弱冲击倍频。再对 x_0 和 x_1 分别进行LMD,并计算PF分量的相关熵和能量矩,结果如图3所示。从图中可知,相关熵分布相较于能量矩分布明显不同,因此可知相关熵比能量矩在应对局部冲击时更敏感。

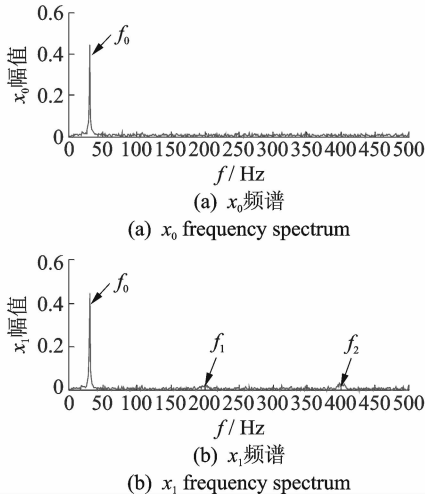


图2 仿真信号频域分布

Fig. 2 Simulated signal frequency domain distribution

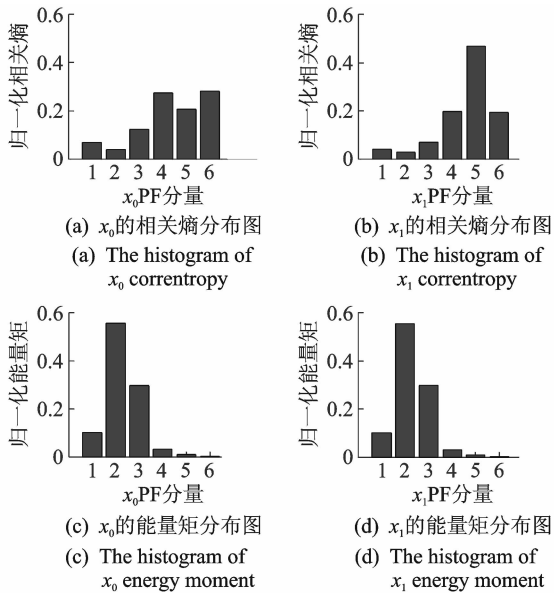


图3 仿真信号的相关熵与能量矩对比

Fig. 3 Correntropy and energy moment comparison of simulated signals

1.4 融合特征

为了消除相关熵矩阵的冗余分量,同时实现故障诊断的可视化,需要对 $\boldsymbol{\varphi}_r$ 进行降维融合处理。采用PCA通过减小 n 实现降维。PCA能保持样本矩阵的总方差不变,使变换后的特征按统计方差大小降序排列,且每个样本之间均保持相互独立。对相

关熵矩阵而言,令CM降维后的融合矩阵为

$$\boldsymbol{\varphi}^{l \times k \times p} = \begin{bmatrix} \varphi_{11}^l & \cdots & \varphi_{1p}^l \\ \vdots & & \vdots \\ \varphi_{k1}^l & \cdots & \varphi_{kp}^l \end{bmatrix} \quad (8)$$

其中: $\boldsymbol{\varphi}^{l \times k \times p}$ 为滚动轴承故障辨识的特征全集, $p \in \{1, 2, 3\}$ 表示可视化的特征维度。

用距离测度构造特征可分性判据,首先计算类内及类间散度

$$\begin{cases} \mathbf{S}_W = \sum_{j=1}^k P_j \frac{1}{l} \sum_{i=1}^l (\bar{\varphi}_j - \varphi_{ik}) (\bar{\varphi}_j - \varphi_{ik})^T \\ \mathbf{S}_B = \sum_{j=1}^k P_j (\bar{\varphi}_j - \bar{\varphi}) (\bar{\varphi}_j - \bar{\varphi})^T \end{cases} \quad (9)$$

其中: \mathbf{S}_W 和 \mathbf{S}_B 分别为总体类内散布矩阵、总体类间散布矩阵; $P_j = l_j/l$ 为第 j 类的先验概率统计量; $\bar{\varphi}_j$ 为第 j 类的样本均值统计量; $\bar{\varphi}$ 为总体样本均值统计量。

则可由 \mathbf{S}_W 和 \mathbf{S}_B 构造如下可分性判据

$$\begin{cases} J_1 = \text{Tr}[\mathbf{S}_W] \\ J_2 = \text{Tr}[\mathbf{S}_B] \\ J_3 = \ln(\text{Tr}[\mathbf{S}_B \mathbf{S}_W^{-1}]) \end{cases} \quad (10)$$

其中: Tr 为矩阵的迹; $J_1, J_2 \in (0, 1)$, J_1 越大, J_2 越小则可分性越好,反之可分性越差; $J_3 \in (-\infty, +\infty)$ 越大则可分性越好,越小可分性越差。

J_1, J_2 和 J_3 在任何非奇异变换下保持不变。

2 案例分析实验

2.1 实验流程

工况交叉的滚动轴承故障辨识目的是检验ICM故障辨识能力的同时,检验其对工况的抗扰性和对故障程度的鲁棒性。

在多组恒定转速、负载工况下进行滚动轴承实验验证融合相关熵矩阵的可行性。本研究采用美国西储大学提供的滚动轴承实验数据,轴承为6205-2RS JEM SKF型深沟球轴承,这里按故障程度分两组实验进行验证,采用放电加工技术得到故障深度为0.177 8和0.533 4 mm的故障情形(以两种情形分别代表故障的轻微情形和严重情形),验证算法的有效性和鲁棒性。每组工况下状态辨识实验流程如图4所示。图中 l, m 和 n 的含义与前文一致。

1) 整合样本矩阵。电机运行参数为恒速稳定载荷,分别采集转速为1 730, 1 750, 1 772和1 797 r/min,且各自载荷为3, 2, 1, 0 hp的轴承振动加速度信号,并以A组、B组、C组和D组命名4组工况参数。采样频率为12 kHz,每个样本长度为1 024。每组工况各有472个信号样本,将A, B, C, D

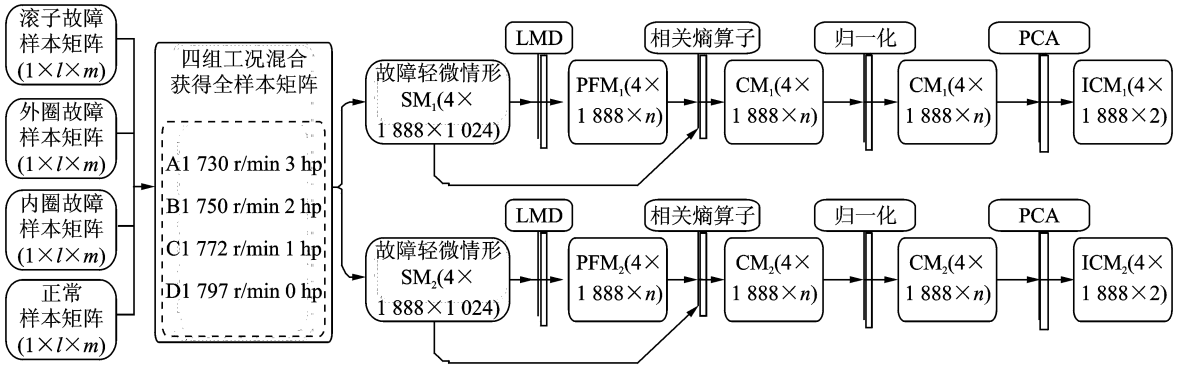


图 4 故障特征提取流程图

Fig. 4 Flow diagram of fault feature extraction

的样本按照组序依次排列,所有样本轻微故障和严重故障下各自的全样本矩阵维数分别为 $k \times l \times m = 4 \times 1\ 888 \times 1\ 024$ 。

2) 局部均值分解。对 SM_1 和 SM_2 进行 LMD, 每个样本提取前 4 个 PF 分量, 则得到 $k \times l \times n \times m = 4 \times 1\ 888 \times 4 \times 1\ 024$ 的 PFM_1 和 PFM_2 。图 5 所示为 A 组内圈故障信号及内圈轻微故障和严重故障的 PF 分量图。

3) 特征提取。按照图 4 所示的流程计算 $k \times$

$l \times n = 4 \times 1\ 888 \times 4$ 的 CM_1 和 CM_2 , 将 4 类故障数据整合为一个样本矩阵, 输入 PCA。通过 PCA 的空间变换得到一个样本矩阵, 输入 PCA。通过 PCA 的空间变换得到 $k \times l \times n = 4 \times 1\ 888 \times 2$ 的 ICM_1 和 ICM_2 。将常用的时频域特征能量矩^[2]及频域特征谱峭度^[13]进行融合处理, 得到融合能量矩 (integrated energy moment, 简称 IEM) 和融合谱峭度 (integrated spectral kurtosis, 简称 ISK)。依据图 4 所示流程, 将相关熵算子改为能量矩算子及谱峭度算子提取轻微故障及严重故障时的 IEM 及 ISK。

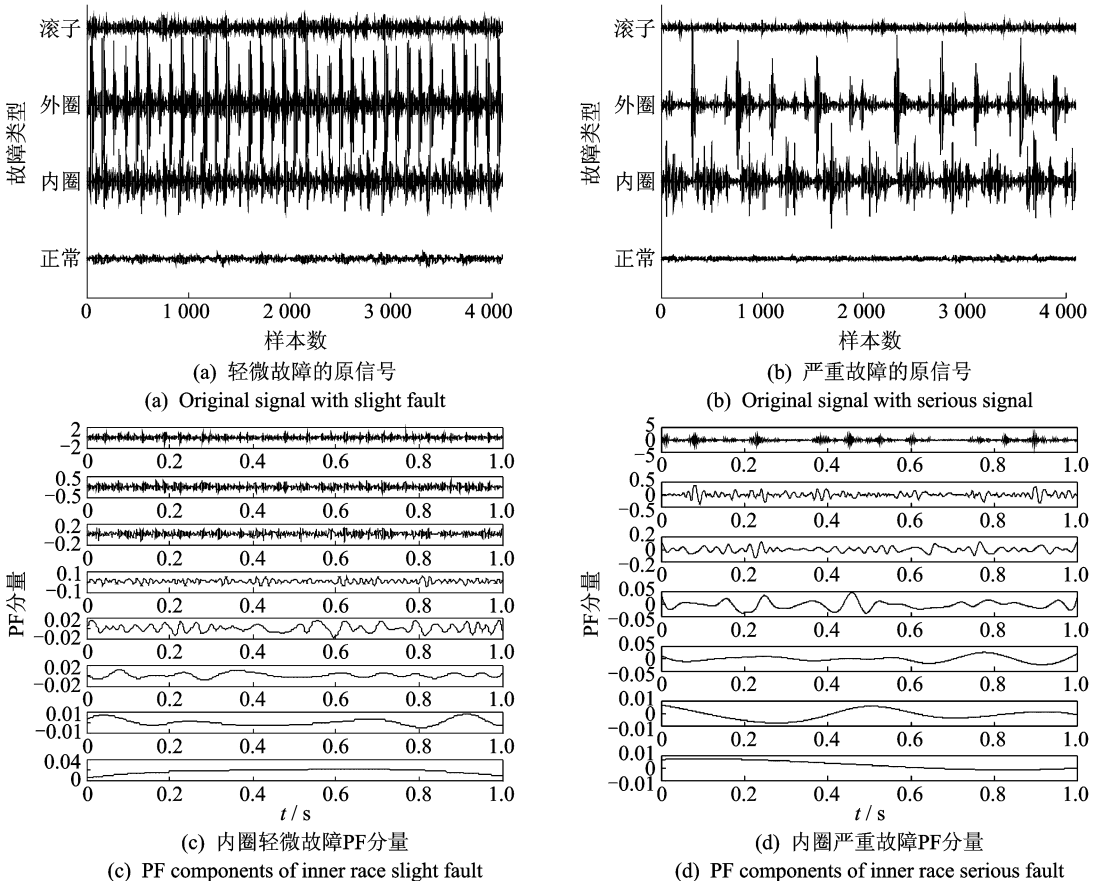


图 5 A 组工况下原信号及内圈故障样本 PF 分量

Fig. 5 Raw signal and PF components of inner race fault sample in A group

2.2 结果分析

图 6 为在不同工况下的轻微故障的特征样本直方图。 x 轴为不同工况下的融合特征维度; y 轴为故障类型; z 为特征幅值,其中, $\{I, II, III, IV\}$ 代表{正常,内圈故障,外圈故障,滚子故障}。从 x 轴方向比较,在同故障类型下的 ISK 幅值比 IEM 和 ICM 具有明显变化,说明 IEM 和 ICM 的故障聚类性对工况变化不如敏感 ISK。从 y 轴方向比较,在同故障类型下的 ISK 幅值比 IEM 和 ICM 具有明显变化,说明 IEM 和 ICM 的故障聚类性对工况变化不如敏感 ISK。从 y 轴方向比较, IEM 具有明显一致性,而 ISK 和 ICM 在各工况下均具有明显差异,说明 ISK 和 ICM 的故障可分性更直观。而进一步观察图 7 可知,ICM 比 IEM 和 ISK 具有更大的类间间距,和明显的故障聚类性和故障可分性。因为 SK 受轴承转速影响,不同转频得到的 ISK 值差异很大,因此 ISK 故障可分性很差。ICM 则包含了 IEM 忽略的在不同故障时的振幅差异信息,因此 IEM 可分性不如 ICM。综上所述, ICM 在轻微故障时对工况干扰不敏感,而 IEM 和

ISK 的故障可分性则受工况影响明显。

图 8 为严重故障的特征样本直方图。从 x 轴方向比较,可发现 ISK 在同故障下的幅值变化很大,例如滚子故障的轴承转速越快,负载越轻,ISK₂ 幅值越小;而 IEM 和 ICM 没有明显变化,说明 IEM 和 ICM 的聚类特性对工况变化不敏感。 y 轴方向比较,C 工况下的 IEM 具有明显一致性,而 ISK 和 ICM 在各工况下均具有明显的差异性,说明 ISK 和 ICM 具有更灵敏的故障可分性。进一步观察图 9 可知,ICM 比 IEM 和 ISK 具有更大的类间间距,和明显的故障聚类性和故障可分性。综上所述,ICM 在严重故障时对工况干扰不敏感,而 IEM 和 ISK 的故障可分性则受工况影响明显。

IEM,ISK 和 ICM 的可分性判据见表 1,可从 J_1 判断三者的聚类性相当;在轻微和严重故障时,从 J_2 可知 ICM 的总体类间间距均最大;从 J_3 可知 ICM 的可分性均最强。因此,ICM 更适于作滚动轴承故障特征。

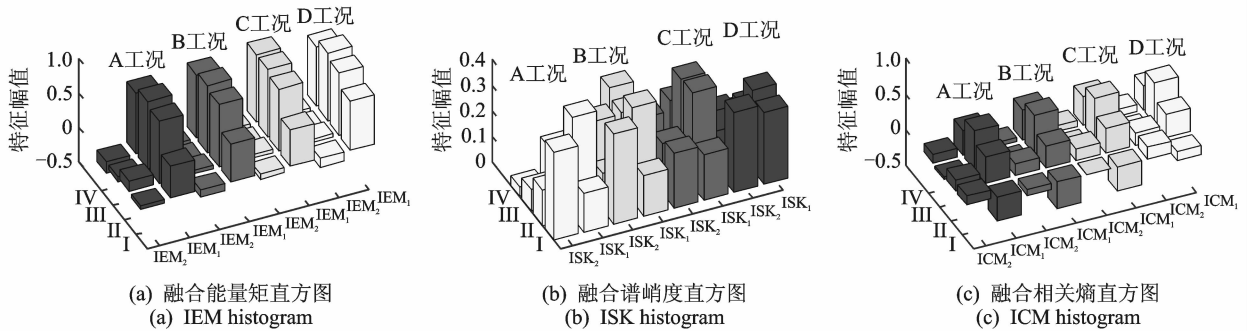


图 6 轻微故障的融合特征直方图

Fig. 6 Specimen chromatogram of integrated features in slight fault situation

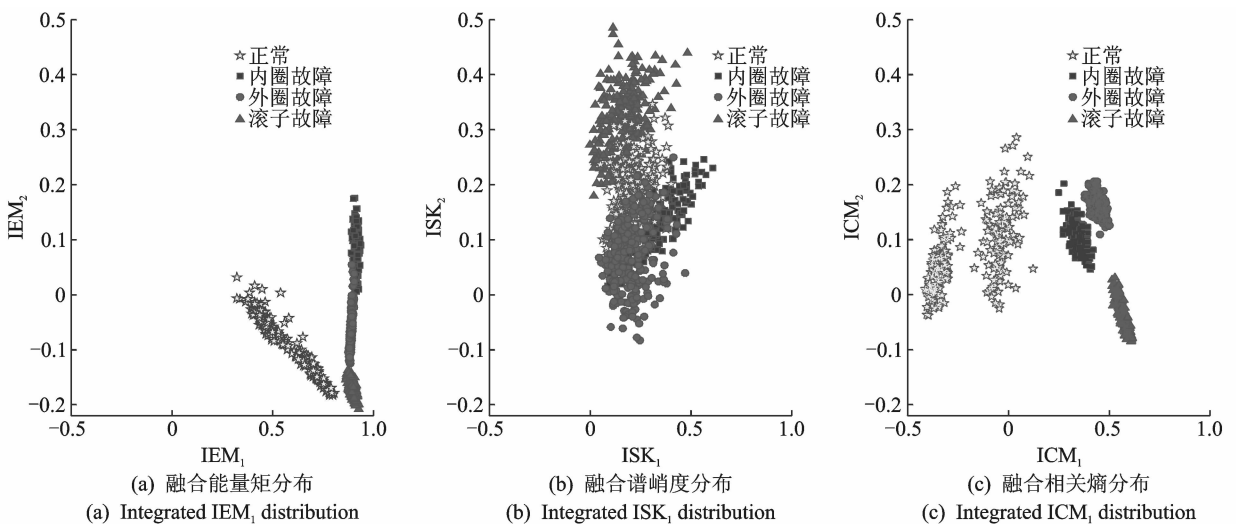


图 7 轻微故障的融合特征分布

Fig. 7 Integrated feature distribution in slight fault situation

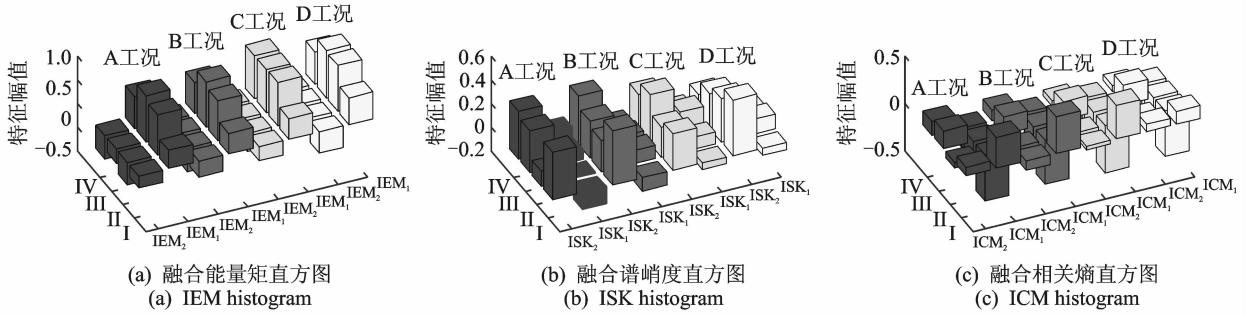


图 8 严重故障的融合特征直方图

Fig. 8 Specimen chromatogram of integrated feature in serious fault situation

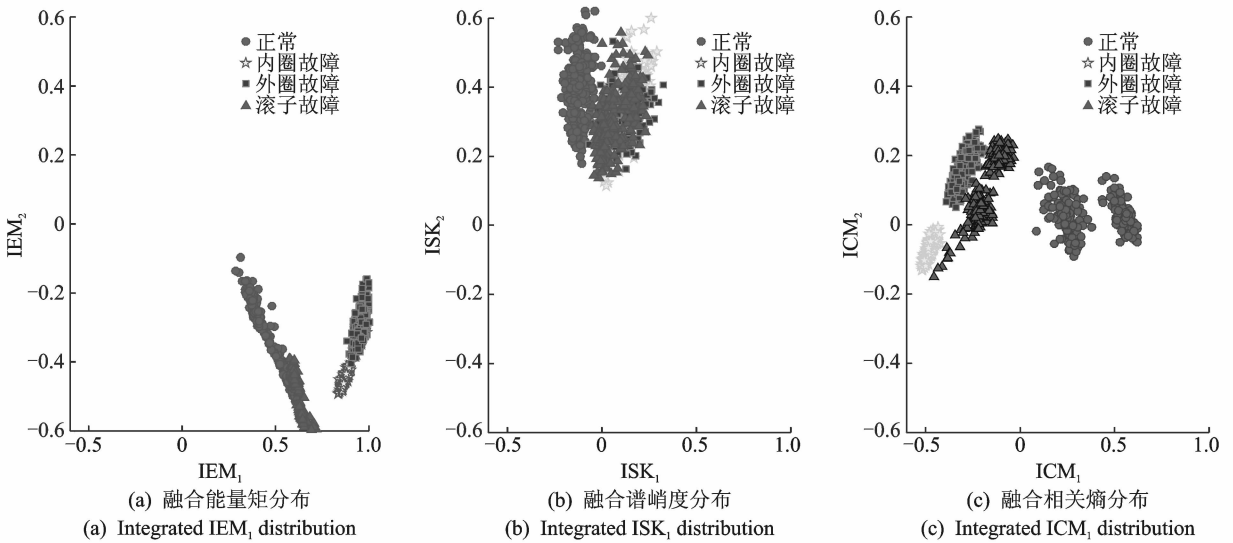


图 9 严重故障的融合特征分布

Fig. 9 Integrated feature distribution in serious fault situation

表 1 故障特征有效性判据

Tab. 1 Effective criterions of fault feature

可分性 判据	轻微故障			严重故障		
	IEM	ISK	ICM	IEM	ISK	ICM
J_1	1.1×10^{-3}	1.1×10^{-3}	1.1×10^{-3}	1.1×10^{-3}	1.1×10^{-3}	1.1×10^{-3}
J_2	1.18×10^{-2}	1.9×10^{-3}	3.68×10^{-2}	5.1×10^{-3}	1.6×10^{-3}	1.34×10^{-2}
J_3	3.10	1.28	4.24	2.24	1.08	3.22

3 结束语

笔者提出了基于 LMD-ICM-PCA 的滚动轴承故障鲁棒辨识方法,证实了该方法有效地隔离工况变化对轴承故障辨识的影响。通过在轻微故障与严重故障两种情形下,对交叉工况的滚动轴承故障数据进行实验验证。对比融合能量矩(IEM)及融合谱峭度(ISK)的空间分布可知,ICM 比 IEM 和 ISK 的故障可分性以及故障聚类性都要好,且 ICM 对工况干扰具

有明显的鲁棒性,而 IEM 和 ISK 不具备这一特性。

尽早地做出准确预警,对提高预警滚动轴承安全隐患的效率具有重要意义。而验证不同损伤程度时的识别能力,亦有助于进一步研究轴承性能的退化规律,对轴承运行的可靠性分析有重要的理论参考价值。

参 考 文 献

[1] Chen Fafa, Tang Baoping, Song Tao, et al. Multi-

- fault diagnosis study on roller bearing based on multi-kernel support vector machine with chaotic particle swarm optimization [J]. *Measurement*, 2014, 47(1): 576-590.
- [2] Bin Guangfu, Gao Jinji, Li Xuejun, et al. Early fault diagnosis of rotating machinery based on wavelet packets—empirical mode decomposition feature extraction and neural network [J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2012, 27: 696-711.
- [3] 郑近德, 潘海洋, 张俊, 等. APEEMD 及其在碰摩故障诊断中的应用 [J]. *振动、测试与诊断*, 2016, 36(2): 257-263.
- Zheng Jinde, Pan Haiyang, Zhang Jun, et al. Adaptive partly ensemble empirical mode decomposition and its application for rotor rubbing fault diagnosis [J]. *Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis*, 2016, 36(2): 257-263. (in Chinese)
- [4] Han Minghong, Pan Jiali. A fault diagnosis method combined with LMD, sample entropy and energy ratio for roller bearings [J]. *Measurement*, 2015, 76: 7-19.
- [5] Henríquez P, Alonso J B, Ferrer M A, et al. Review of automatic fault diagnosis systems using audio and vibration signals [J]. *IEEE Transactions on Systems Man and Cybernetics: Systems*, 2014, 44(5): 642-652.
- [6] 张云强, 张培林, 吴定海, 等. 基于 CSLBP 的轴承信号时频特征提取方法 [J]. *振动、测试与诊断*, 2016, 36(1): 22-27.
- Zhang Yunqiang, Zhang Peilin, Wu Dinghai, et al. Time-frequency feature extraction method based on cs-lbp for bearing signals [J]. *Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis*, 2016, 36(1): 22-27. (in Chinese)
- [7] 付云骁, 贾利民, 季常煦, 等. 基于多维振动特征的滚动轴承故障诊断方法 [J]. *噪声与振动控制*, 2014, 34(3): 165-169.
- Fu Yunxiao, Jia Limin, Ji Changxu, et al. Fault diagnosis method of rolling bearings based on multi-dimensional vibration features [J]. *Noise and Vibration Control*, 2014, 34(3): 165-169. (in Chinese)
- [8] 王奉涛, 陈守海, 闫达文, 等. 基于流形-奇异值熵的滚动轴承故障特征提取 [J]. *振动、测试与诊断*, 2016, 36(2): 288-294.
- Wang Fengtao, Chen Shouhai, Yan Dawen. et al. Fault feature extraction method for rolling bearing based on manifold and singular values entropy [J]. *Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis*, 2016, 36(2): 288-294. (in Chinese)
- [9] Santamaria I, Pokharel P P, Principe J C. Generalized correlation function: definition, properties, and application to blind equalization [J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2006, 54(6): 2187-2197.
- [10] Hassan M, Terrien J, Marque C, et al. Comparison between approximate entropy, correntropy and time reversibility: application to uterine electromyogram signals [J]. *Medical Engineering & Physics*, 2011, 33(8): 980-986.
- [11] 付云骁, 贾利民, 秦勇, 等. 基于乘积函数相关熵的滚动轴承故障辨识方法 [J]. *应用基础与工程科学学报*, 2016, 24(2): 333-343.
- Fu Yunxiao, Jia Limin, Qin Yong, et al. Roller element bearing fault identification method based on product function correntropy [J]. *Journal of Basic Science and Engineering*, 2016, 24(2): 333-343. (in Chinese)
- [12] 李巍华, 林龙, 单外平. 基于广义 S 变换与双向 2DPCA 的轴承故障诊断 [J]. *振动、测试与诊断*, 2015, 35(3): 499-506.
- Li Weihua, Lin Long, Shan Waiping. Bearing fault diagnosis based on generalized S-Transform and directional 2DPCA [J]. *Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis*, 2015, 35(3): 499-506. (in Chinese)
- [13] Wang Yanxue, Xiang Jiawei, Markert R, et al. Spectral kurtosis for fault detection, diagnosis and prognostics of rotating machines: A review with applications [J]. *Mechanical System and Signal Processing*, 2015, 66-67: 679-698.



第一作者简介:付云骁,男,1990年3月生,博士生。主要研究方向为轨道列车智能安全检测。曾发表《基于多维振动特征的滚动轴承故障诊断方法》(《噪声与振动控制》2014年第34卷第3期)等论文。

E-mail: yunxiaof2012@163.com