

GFD 和核主元分析的机械振动特征提取^{*}

韦 祥¹, 李本威¹, 吴易明²

(1. 海军航空大学航空基础学院 烟台, 264001) (2. 洛阳轴承研究所有限公司 洛阳, 471039)

摘要 针对旋转机械非线性特征提取的问题,提出了广义分形维数(generalized fractal dimension,简称 GFD)和核函数主元分析(kernel principal component analysis,简称 KPCA)的旋转机械振动特征提取方法。首先,通过广义分形维数进行初次特征提取,形成高维特征空间;其次,通过核主元分析方法对高维特征空间降维并进行第二次特征提取;最后,利用核主元分析方法和 KN 近邻(KNN)方法对转子和轴承不同状态下的特征进行了分类。研究表明,GFD-KPCA 方法对旋转机械进行了有效的特征提取,对不同状态的数据有高精度的分类,对参数选取有较低的依赖性。轴承微弱振动特征提取结果显示,GFD-KPCA 性能优于常规的 KPCA 特征提取算法,具有更好的精度和适用范围。

关键词 旋转机械; 广义分形维数; 核主元分析; 特征提取; 故障分类

中图分类号 TP206⁺.3; TH132

引 言

转子系统是代表一类广泛工程应用背景的复杂机械的关键部分,由于材料本身的非线性物理性质、部件之间的间隙和摩擦耦合作用、滑动轴承的油膜力、滚动轴承中的间隙和恢复力、裂纹、大位移或者大变形^[1]等因素导致系统振动响应具有强烈的非线性性质,采用线性分析的方法来研究系统的动态特性会“滤掉”许多与系统故障密切相关的非线性现象^[2]。近年来,随着非线性动力学的发展,“非线性动力学指数(最大 Lyapunov 指数、分形维数和熵等)”被用于机械状态监控和故障诊断。该趋势说明研究者逐渐开始从振动产生的机理去研究系统的运动状态、运动稳定性、混沌及分叉等现象,揭示振动行为的内在演化过程。

传感器测得的每一个振动信号都是一种动力学结构在一维时域空间的表现,信号波形结构蕴含着参与动态变化的全部变量的信息。当系统处于不同的故障状态下,其内在动力学结构必然有差异。因此通过一个对动力学结构敏感的参数对每个信号构成的动力学结构进行量化度量,即可实现对不同故障状态的特征提取。分形维数用来描述具有无限精细、非常不规则、无穷自相似结构和非整数维数的

点集,是定量描述混沌吸引子的重要不变量。目前,分形维数(盒维数、信息维数、关联维数)在机械故障诊断领域(转子、轴承和齿轮等)取得较大的发展^[3-5]。然而,分形实际应用中一般只考虑信号的单重分形特征,即认为整个信号具有相同的尺度属性,只能从整体上反映信号的不规则性,缺乏对局部奇异性的刻画^[6]。

广义分形维数为复杂信号提供了一种集合结构分析方法,相比单重分形维数能精细刻画信号的局部尺度行为^[7],对不同运动状态的动力学结构有良好的度量和较好的区分度。相比 Lyapunov 指数和关联维数等参数需要估计相空间重构的嵌入维数和时间延迟以及大计算量等缺点^[8],GFD 只依赖于分割体的尺寸,有较高的计算效率。由于广义分形维数提取的特征维数通常较高,所提取的高维特征中不乏冗余的信息,因此需对提取的高维特征进行降维处理并实现不同故障的分类。

核函数主元分析通过选定的非线性核函数将输入矢量映射到一个高维特征空间,使输入矢量在该空间有更好的可分性,然后对高维空间的数据做主成份分析从而得到非线性主元,具有特征提取与分类器的作用^[9-10]。KPCA 在机械振动特征提取和分类存在以下不足。

1) KPCA 特征提取与分类精度严重依赖初始

^{*} 泰山学者工程专项经费资助项目;国家自然科学基金资助项目(51505492)
收稿日期:2017-01-18;修回日期:2017-08-07

特征的区分程度。KPCA 处理之前需计算振动信号的最大峰值、绝对均值、有效值、方差、斜度和峭度等反映波形结构的指标,进行初步特征提取,这些指标选取的合适与否决定了 KPCA 分类的精度。早期微弱故障由于损伤性很小,产生的故障信号不太强烈,在振幅和频域上表征不明显,常规 KPCA 算法难以取得满意的效果。此外,有些种类的故障特征区分度不够明显,也很难取得良好的分类效果。

2) 核函数中参数选取对分类精度影响较大,需不断调整参数以获得高精度的分类,方法不够稳健。

上述原因制约了 KPCA 的实际工程应用能力。

笔者提出了 GFD-KPCA 的故障诊断方法,综合利用 GFD 和 KPCA 方法的优点克服两种方法在工程应用上的不足,具有良好的工程应用价值。

1 振动信号的广义分形维数

1.1 广义分形维数的相关概念

设 μ 为 R 上的正的概率 Borel 测度,对于 $q \neq 1$ 且 $\epsilon > 0$,定义以下积分

$$I_\mu(q, \epsilon) = \int_{\sup \mu} \mu([x - \epsilon, x + \epsilon])^{q-1} d\mu(x) \quad (1)$$

$$D_\mu^+(q) = \limsup_{\epsilon \rightarrow 0} \frac{\lg I_\mu(q, \epsilon)}{(q-1) \lg \epsilon} \quad (2)$$

$D_\mu^+(q)$ 对于一系列的 q 值得到分形维数簇,称之为广义分形维数或者多重分形维数^[11]。

对于离散数据,假定尺度 ϵ 的球是相空间的一个分割,记点集 Ω 落在尺度为 ϵ 的分割体中的概率是 $P_i(\epsilon)$, Renyi 提出广义熵

$$K_q(\epsilon) = \lg \sum_{i=1}^N [P_i(\epsilon)]^q / (1-q) \quad (3)$$

从而广义维数定义为

$$D_q = -\lim_{\epsilon \rightarrow 0} K_q(\epsilon) / \lg \epsilon \quad (4)$$

由于 $D_1 = \lim_{q \rightarrow 1} D_q$, 则式(4)可以改写为

$$D_q = \begin{cases} \frac{1}{q-1} \lim_{\epsilon \rightarrow 0} \frac{\lg \sum_{i=1}^N P_i^q(\epsilon)}{\lg \epsilon} & (q \neq 1) \\ \lim_{\epsilon \rightarrow 0} \frac{\sum_{i=1}^N P_i(\epsilon) \lg P_i(\epsilon)}{\lg \epsilon} & (q = 1) \end{cases} \quad (5)$$

当 $q=0, 1, 2$ 时, D_q 分别为盒维数 D_0 信息维数 D_1 和关联维数 D_2 。对于指数 $p \geq q$, 存在 $D_p \geq D_q$ 的关系。

1.2 广义分形维数的计算方法

目前,对于离散信号广义分形维数的计算方法

主要有 3 种:覆盖法、固定半径法和固定质量法^[12],其中覆盖法是研究分形最普遍的方法,其计算过程如下。

1) 信号离散。设实测振动信号采样频率为 f , 采样时间为 T , 振动幅值为 X , 则采样点数 $n = T/f$, 将信号进行离散可得 $[T(k), X(k)], k = 1, 2, \dots, n$ 。为便于计算其广义分形维数,将离散后的信号进行移位,使所有的点落入直角坐标系的第 1 象限。

2) 网格划分。取 $\epsilon_j = 2j\Delta t$ 为网格宽度,其中: $\Delta t = 1/f; j$ 为网格尺度划分种数,则横向网格数为

$$m = (\max(X) - \min(X)) / \epsilon_j \quad (6)$$

纵向网格数 $n = (T / \epsilon_j)$ 。离散点 $X(k)$ 落在网格中的坐标为 $[M, N]$ 。其中

$$M = X(k) / \epsilon_j + 1 \quad (7)$$

$$N = T(k) / \epsilon_j + 1 \quad (8)$$

落入 mn 网格点数为 d_{mn} , 网格 mn 覆盖住集合的概率 $P_{mn}(\epsilon_j) = d_{mn} / n$ 。通过改变 ϵ 的大小可以计算出一系列的 $K_q(\epsilon)$, 令 $X(j) = K_q(\epsilon_j), Y(j) = \lg(\epsilon_j)$ 。

3) 计算 D_q 。由以上几步的计算,在 $\lg(\epsilon) - K_q(\epsilon)$ 的图上得到标度率存在的范围,该范围内的斜率的绝对值就是给定参数 q 的 D_q 。对于无标度区的选择方法有很多,笔者直接采用最小二乘拟合的方法求解斜率。

设 $Y(j) = -D_q X(j) + B$, D_q 为所求的斜率,则

$$D_q(\epsilon_j) = \frac{\sum_j K_q(\epsilon_j) \lg(\epsilon_j) - \sum_j \lg \epsilon_j \sum_j K_q(\epsilon_j)}{\sum_j (\lg \epsilon_j)^2 - [\sum_j \lg \epsilon_j]^2} \quad (9)$$

需要特别注意的是,采用求斜率的办法计算 GFD 时野点对其计算结果影响较大,在实际计算时要剔除野点。

2 核函数主元分析

核空间理论是针对测量空间中非线性问题或者线性不可分问题,通过寻找合适的非线性映射函数 $\Phi(X)$, 将测量空间中的样本集 X 映射到高维空间 F 中,使得线性不可分的问题在空间 F 中进行分类。最早由 Bernhard 提出^[13],目前在机械领域已有成熟的运用^[14-16]。KPCA 具体算法^[17]如下。

非线性映射函数 $\Phi: R^m \rightarrow F$, 将输入空间 $x_k (k = 1, 2, \dots, n)$ 映射到特征空间 $F: \Phi(x_k)$, $(k = 1, 2, \dots, n)$ 中。设 $F: \Phi(x_k) (k = 1, 2, \dots, n)$ 已

经去均值,则在 F 空间上的协方差矩阵为

$$C_F = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \Phi(x_i) \Phi(x_i)^T \tag{10}$$

对矩阵 C_F 做特征矢量分析。设其特征值为 λ , 特征矢量为 $V, \lambda V = C_F V$, 将每个样本与该式做内积,可得

$$\lambda [\Phi(x_k), V] = [\Phi(x_k), C_F V] \quad (k = 1, 2, \dots, n) \tag{11}$$

则特征矢量 V 可用 $\Phi(x_k)$ 线性表示为

$$V = \sum_{i=1}^n \alpha_j \Phi(x_i) \tag{12}$$

其中: α_j 为相关系数。

联立式(10)~(12)可得

$$\begin{aligned} &\lambda \sum_{j=1}^n \alpha_j [\Phi(x_k), \Phi(x_j)] = \\ &\frac{1}{n} \sum_{j=1}^n \alpha_j [\Phi(x_k), \sum_{i=1}^n \Phi(x_i)] [\Phi(x_i), \Phi(x_j)] \end{aligned} \tag{13}$$

定义一个 $n \times n$ 的方阵 K

$$K_{ij} = [\Phi(x_i), \Phi(x_j)] \tag{14}$$

则式(13)可简化为 $n\lambda K\alpha = K^2\alpha$, 由此可以看出,在特征空间 F 中做线性主元分析就相当于求解式(14)的特征值和特征向量。矩阵 K 的特征值 $\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \dots \geq \lambda_n$, 其对应的特征向量为 $\alpha^1, \alpha^2, \dots, \alpha^n$ 。为了达到降维的目的,可以选择保留前 $p(p \leq n)$ 个特征值和特征向量。矩阵 K 可通过选择核函数来确定。

为提取主元特征,需计算映射数据在特征空间 F 中的投影

$$t_k = [V^k, \Phi(x)] = \sum_{j=1}^n \alpha_j^k [\Phi(x_j), \Phi(x)] \tag{15}$$

目前,常用的核函数有高斯径向基核函数、多项式核函数及神经网络核函数等。主元数目可通过主元贡献率的方法进行确定,其定义为

$$\text{Contr}(\lambda_k) = \frac{\lambda_k}{\sum_{j=1}^n \lambda_j} \times 100\% \tag{16}$$

其中: $\text{Contr}(\lambda_k)$ 为第 k 个主元的贡献率,表明第 k 个主元所包含的系统信息占全部信息的百分比。

为保证既最大化保留原有信息量的同时又实现特征空间的降维,要求 p 各主元的累计贡献率 CPV 必须大于某一界限值,即

$$\text{CPV} = \frac{\sum_{j=1}^p \lambda_j}{\sum_{j=1}^n \lambda_j} \geq \text{CL} \tag{17}$$

其中:CL 为设定的界限值,通常取为 85%。

3 GFD-KPCA 机械故障特征提取

通过 GFD-KPCA 方法对旋转机械进行特征提取具体流程如图 1 所示。

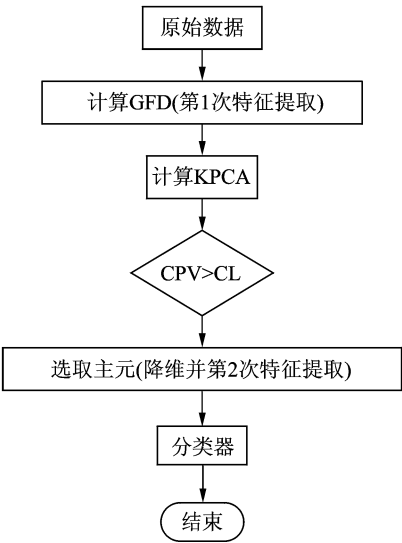


图 1 GFD-KPCA 方法流程图
Fig. 1 Flow chart of the GFD-KPCA method

为验证方法的有效性,通过转子实验平台测试数据、美国凯斯西储大学(case western reserve university,简称 CWRU)提供的典型轴承故障数据进行验证。

3.1 转子振动 GFD 特征提取

转子振动测量与诊断系统由转子系统、控制采集系统和分析系统组成,如图 2 所示。

如图 3 所示,转子支撑结构由电机、轴承、轴系及集中质量等核心件组成,可模拟偏心、碰磨及不对中等故障。测量传感器采用非接触式电涡流位移传感器测量轴的径向位移,采用光电传感器测量转速、提供键相信号。分别取未加故障的转子运行状态为正常状态(样本 1),圆盘加偏心质量(样本 2),轴周



图 2 转子实验台及其测试系统
Fig. 2 Rotor test rig and the test system

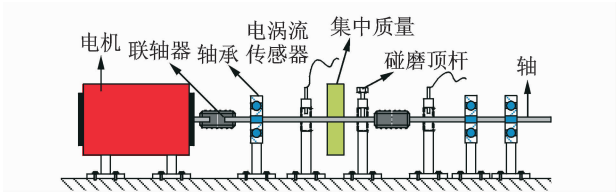


图 3 转子试验器结构

Fig. 3 Sketch of the rotor dynamics test rig

向轻微碰磨状态(样本 3),转子偏心加不对中的状态(样本 4),转速为 4 kr/min,采样频率为 5 kHz 进行随机采样,每种状态选取 64 组数据,以 32 组数据作为 KPCA 算法的训练样本,剩余的 32 组数据作为测试样本。

通过对上述 4 种状态的数据进行广义分形维数的计算,每种状态采取稳定的 1 024 个点,指数 q 范围为 $[0, 2.2]$,步长为 0.05,每种状态获得 45 个分形维数,以其中一组数据为例,结果如图 4 所示。由图 4 可知,良好状态下广义分形维数数值最小,偏心不对中耦合故障数值最大,这是由于良好状态下信号最“规则”,耦合故障状态下信号最“不规则”,说明广义分形维数对系统不同状态下的振动信号的复杂程度有着精确的刻画,同时由广义分形维数提取的特征对四种故障状态有较好的区分度。

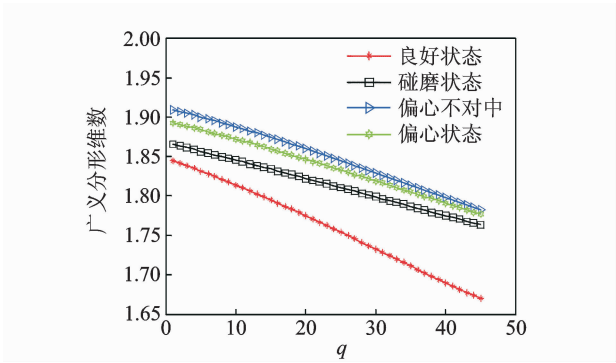


图 4 转子广义分形维数图谱

Fig. 4 The GFD of rotor system

3.2 轴承典型振动故障 GFD 特征提取

CWRU 为研究机械系统状态评估、故障诊断等技术进行了轴承故障模拟实验,分别在轴承外圈、内圈和滚珠上添加了直径为 0.177 8~1.016 mm 的故障,通过加速度传感器获得振动信号^[18]。选取 1 797 r/min、故障直径为 0.177 8 mm 状态下的内圈、滚珠、外圈故障进行 GFD-KPCA 特征提取。每种故障选取 8 组数据,共 24 组数据。以其中一组数据为例,其 GFD 结果如图 5 所示。图 5 可知,GFD 对轴承不同故障状态具有较好的区分度。

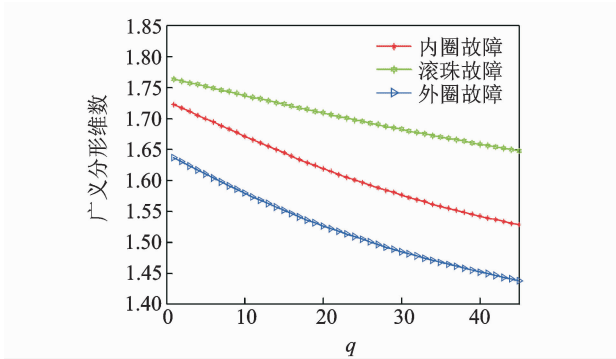


图 5 轴承广义分形维数图谱

Fig. 5 The GFD of bearing system

3.3 KPCA 二次特征提取

通过广义分形维数对转子与轴承不同状态进行初步特征提取,获得 45 维的高维特征空间。高维特征空间中,特征之间存在一定的冗余,需对特征进行降维。有研究表明^[12],支持向量本身对不同的方法具有不敏感性,即选用不同的核函数得到的分类结果较为接近,因此笔者选取高斯径向基核函数(式 18)对原始状态征兆集进行核函数主元分析,实现高维特征空间的降维与故障分类。

$$k(x,y)=\exp\left(-\frac{x-y^2}{2\sigma^2}\right)$$

(18)

KPCA 算法求得转子系统和轴承系统主元累计贡献率如表 1 所示。从表 1 可知,前 3 个主元已经包含了系统的全部信息,因此保留前 3 个主元作为系统的特征值,即特征空间由 45 维降低为 3 维空间。

表 1 主元贡献率

Tab. 1 Principal components contribution rate			
项目	核函数主元分析		
主元数目	1	2	3
转子累计贡献率/%	97.43	99.84	100
CWRU 轴承累计贡献率/%	95.09	99.60	100

4 特征提取方法有效性验证

特征提取的目的是从众多特征中求出对分类识别最有效的特征,从而实现特征空间的压缩,并使不同状态数据类内距离最小、类间距离最大。KPCA 算法在特征提取的同时具有分类器的功能,将用于测试的 32 个转子故障样本输入训练好的 KPCA 模型,其分类结果如图 6 所示。由图 6 可知,转子系统 4 种状态下的数据各自形成聚类中心,并进行了正确的分类。同样,将用于测试的轴承 24 个故障样本输入训练好的 KPCA 模型,其分类结果如图 7 所

示。由图 7 可知,轴承在 3 种故障状态下的数据各自形成聚类中心,并进行了正确的分类。

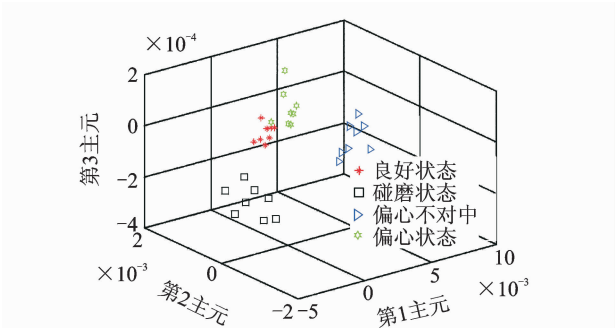


图 6 转子 KPCA 分类结果

Fig. 6 Classification of rotor system using KPCA method

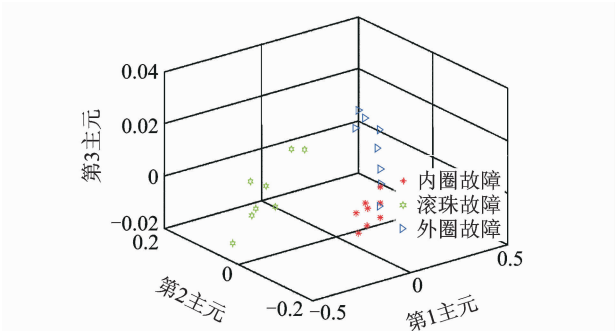


图 7 轴承 KPCA 分类结果

Fig. 7 Classification of bearing system using KPCA method

为进一步验证分类的有效性,选取最常用的 K 近邻(K nearest neighbor,简称 KNN)算法作为分类器,主要是因为与其他具有较强学习能力的分类器相比,KNN 的分类结果更依赖于数据特征而非分类器本身。同时,GFD-KPCA 特征提取方法中,径向基核函数中的参数 σ 对特征提取和分类结果影响较大,严重制约了 KPCA 的工程应用。为研究 GFD-KPCA 特征提取方法的适用性,对不同 σ 取值情况下的 KNN 算法分类情况进行研究,结果如图 7 所示。KNN 算法分类正确率结果随 σ 取值的增大而增大,当 $\sigma \geq 2$ 时,分类正确率达稳定值,转子故障确分率达到 96.88%,即错分 1 个数据,轴承故障确分率达到 91.67%,即错分 2 个数据。说明 GFD-KPCA 特征提取方法对于 σ 取值有较宽的适用性和较高的分类识别率,从而验证了方法特征提取的有效性。

5 特征提取方法稳健性验证

KPCA 算法的分类精度严重依赖于初始特征的分度,为了说明算法的适用性和稳健性,笔者利用

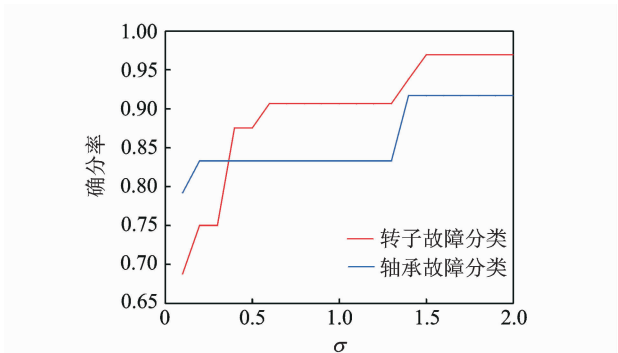


图 8 σ 与 KNN 算法确分率的关系

Fig. 8 The relationship between σ and classification accuracy in KNN

通过美国智能维数系统中心(intelligent maintenance systems,简称 IMS)的轴承疲劳试验数据对 GFD-KPCA 的早期微弱故障特征提取能力进一步研究。

轴承早期故障具有特征不明显、信号微弱、信噪比低及故障识别难等特点,是轴承状态监控的难点和热点问题。IMS 进行了轴承疲劳试验,实验装置可参考文献[19-20]。一个轴上安装了 4 套 RexnordZA-2115 双列滚子轴承。轴的转速保持 2 kr/min 恒定不变,通过弹簧装置在轴上加载 2 721.554 kg 的径向载荷。所有轴承润滑固定,并且每个轴承座都安装 2 个 PCB 加速度传感器用来采集轴承的振动数据。振动信号每隔 10 min 采集一次,采样长度为 20 480 个点,采样频率为 20 kHz。试验台中的 4 套轴承从 2 月 12 日 11:16:18 运行至 2 月 19 日 06:22:39,一共采集到 984 个文件数据。在疲劳实验结束时,轴承 1 检测到外圈故障。文献[21]检测到早期故障是在第 541 个文件,对应试验时间为 2 月 16 日 04:42:39。疲劳实验数据及早期故障点如图 9 所示。由图 9 可知,系统在产生早期微弱故障时其振动信号结构相对于正常状态并未产生明显的突变。

选取正常阶段和早期磨损阶段各 100 个文件,每个文件中选取 3 000 个数据点进行 GFD 计算。以第 1 个文件和 541 个文件数据为例,其 GFD 结果如图

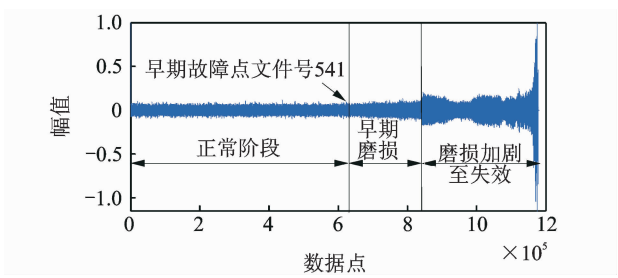


图 9 IMS 轴承疲劳试验

Fig. 9 Bearing fatigue test in IMS

10 所示。每种状态选取 50 组数据作为训练和测试样本,GFD-KPCA 特征提取及分类如图 11 所示。

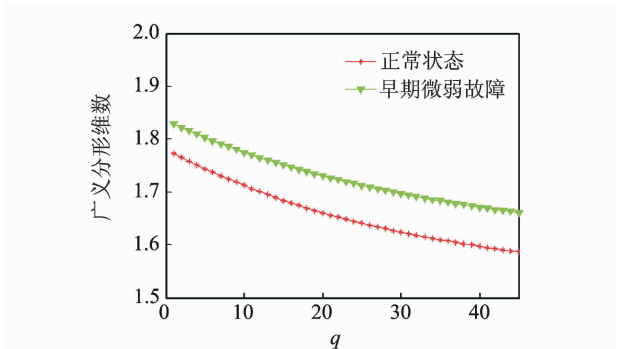


图 10 轴承早期微弱故障广义分形维数
Fig. 10 GFD of bearing early weak fault

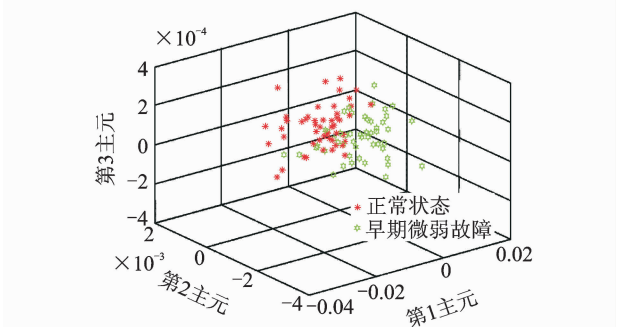


图 11 IMS 轴承 GFD-KPCA 特征提取结果
Fig. 11 Bearing feature extraction using GFD-KPCA method

由图 10 可知,当轴承产生轻微早期磨损故障时,其内在的动力学结构已经发生改变,GFD 可以敏锐捕捉这种细微变化,对两种动力学结构有着良好的区分。图 11 的 KPCA 分类结果显示正常状态和早期微弱故障状态形成了良好的分类。当 $\sigma \geq 2$ 时,KNN 算法的确分率稳定在 89%,即错分 11 个数据。

相比转子实验和 CWRU 的典型故障数据,IMS 轴承早期故障特征和正常状态并未有明显的区分,且选取样本的是一段时间的动态数据,GFD-KPCA 依旧获得较好的分类精度,说明 GFD-KPCA 方法对于机械振动特征提取具有良好的适应性和稳定性。

为了进一步说明 GFD-KPCA 的优越性,与常规 KPCA 特征提取方法进行对比验证。选取最大峰值、绝对均值、均方根幅值、方差、偏斜度、峭度、波形指标、脉冲指标及裕度指标作为初步特征提取的参数^[14]。同样对 IMS 数据进行 KPCA 特征提取,结果如图 12 所示。图中显示 KPCA 对数据进行了一定的分类,KNN 算法显示常规 KPCA 对 IMS 数

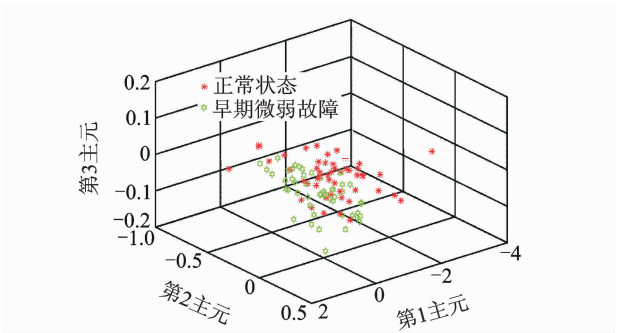


图 12 IMS 轴承常规 KPCA 特征提取结果
Fig. 12 Bearing feature extraction using normal KPCA method

据最高分类精度为 80%,即错分 20 个点。
与常规 KPCA 算法相比,GFD-KPCA 算法对动力学结构有个更为精细地刻画,不同状态下振动提取的特征更为准确。无论是对于典型故障还是微弱故障都有较好的提取能力,适用性和稳健性更好。

6 结 论

- 1) GFD 算法对振动信号的动力学结构有精确的刻画,对不同运行状态(包括故障状态)具有良好的区分度,优于常规的振动特征提取方法,与 KPCA 结合可明显提高旋转机械的特征提取精度。
- 2) 对 IMS 轴承微弱故障特征提取说明 GFD-KPCA 相比常规的 KPCA 特征提取方法具有更好的适用性和稳健性,弥补了常规 KPCA 算法由于初始特征区分度差导致分类精度差的不足。
- 3) GFD-KPCA 算法对核函数可变参量依赖性较小,适用范围宽,在 $\sigma \geq 2$ 情况下,只依赖距离测度的 KNN 算法即可满足较高的确分率,具有良好的工程应用价值。
- 4) GFD-KPCA 方法也存在一定的不足,若不同故障之间区别度较大,只需少量数据进行 GFD-KPCA 计算即可实现故障的特征提取。当特征区分度不明显时则需较大的数据量,导致了计算效率的不足。

参 考 文 献

[1] 胡芑庆. 转子碰磨非线性行为与故障辨识的研究[D]. 长沙:国防科技大学,2005.
[2] Ibrahim A S. Nonlinear vibration phenomena in aero-engine measurements [J]. Dynamics of Coupled Structures, 2016, 4:241-252.
[3] Huang H F, Song X L, Liu C, et al. A novel fractal

- method for fault diagnosis and signal measurements [J]. *Optik*, 2016, 127: 6805-6812.
- [4] Shi Juanjuan, Liang Ming, Guan Yunpeng. Bearing fault diagnosis under variable rotational speed via the joint application of windowed fractal dimension transform and generalized demodulation: A method free from prefiltering and resampling [J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2016, 68/69: 15-33.
- [5] Zheng Zhi, Jiang Wanlu, Wang Zhenwei, et al. Gear fault diagnosis method based on local mean decomposition and generalized morphological fractal dimensions [J]. *Mechanism and Machine Theory*, 2015, 91: 151-167.
- [6] 徐玉秀, 钟建军, 闻邦椿. 旋转机械动态特性的分形特征及故障诊断 [J]. *机械工程学报*, 2005, 41(12): 186-189.
- Xu Yuxiu, Zhong Jianjun, Wen Bangchun. Fractal fault diagnosis and classification to modal characteristic of rotor system [J]. *Chinese journal of mechanical engineering*. 2005, 41(12): 186-189. (in Chinese)
- [7] 李兵, 张培林, 米双山, 等. 齿轮故障信号多重分形维数的形态学计算方法 [J]. *振动、测试与诊断*, 2011, 31(4): 450-453.
- Li Bing, Zhang Peilin, Mi Shuangshan, et al. Morphological calculate method of multi-fractal dimension of gear fault signal [J]. *Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis*, 2011, 31(4): 450-453. (in Chinese)
- [8] 庞茂, 吴瑞明, 谢明祥. 关联维数快速算法及其在机械故障诊断中的应用 [J]. *振动与冲击*, 2010, 29(12): 106-109.
- Pang Mao, Wu Ruiming, Xie Mingxiang. Improved correlation dimension algorithm with its application to mechanical fault diagnosis [J]. *Journal of Vibration and Shock*, 2010, 29(12): 106-109. (in Chinese)
- [9] 胡金海, 谢寿生, 侯胜利, 等. 核函数主元分析及其在故障特征提取中的应用 [J]. *振动、测试与诊断*, 2007, 27(1): 48-52.
- Hu Jinhai, Xie Shousheng, Hou Shengli, et al. Kernel principal component analysis and its application to fault feature extraction [J]. *Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis*, 2007, 27(1): 48-52. (in Chinese)
- [10] Ines J, Okba T, Mohamed F H, et al. Moving window KPCA with reduced complexity for nonlinear dynamic process monitoring [J]. *ISA Transactions*, 2016, 64: 184-192.
- [11] Jean M, François. Generalized fractal dimension: equivalences and basic properties [J]. *Journal of Mathématiques Pures et Appliquées*, 2001, 80(10): 977-1012.
- [12] 钟建军. 基于分形理论的旋转机械故障诊断的应用研究 [D]. 沈阳: 沈阳工业大学, 2002.
- [13] Bernhard S. Nonlinear component analysis as a Kernel eigenvalue problem [J]. *Neural Computation*, 1998, 10: 1299-1319.
- [14] 李巍华, 廖广兰, 史铁林. 核函数主元分析及其在齿轮故障诊断中的应用 [J]. *机械工程学报*, 2003, 39(8): 65-70.
- Li Weihua, Liao Guanglan, Shi Tielin. Kernel principal component analysis and its application in gear fault diagnosis [J]. *Chinese Journal of Mechanical Engineering*, 2003, 39(8): 65-70. (in Chinese)
- [15] 胡金海, 谢寿生, 陈卫, 等. 基于核函数主元分析的航空发动机故障检测方法 [J]. *推进技术*, 2008, 29(1): 79-83.
- Hu Jinhai, Xie Shousheng, Chen Wei, et al. An aero-engine fault detection method based on kernel principal component analysis [J]. *Journal of Propulsion Technology*, 2008, 29(1): 79-83. (in Chinese)
- [16] Liu Zhiwen, Guo Wei, Hu Jinhai, et al. A hybrid intelligent multi-fault detection method for rotating machinery based on RSGWPT, KPCA and Twin SVM [J/OL]. *ISA Transactions*, (2016-04-24) [2016-11-03]. www.elsevier.com/locate/isatrans
- [17] 李应红, 尉询凯. 航空发动机的智能诊断、建模与预测方法 [M]. 北京: 科学出版社, 2013: 200-204.
- [18] Case Western Reserve University. Bearing data center seeded fault test data [EB/OL]. [2017-01-15]. <http://csegroups.case.edu/bearingdatacenter/home>.
- [19] Qiu H, Lee J, Lin J, et al. Robust performance degradation assessment methods for enhanced rolling element bearing prognostics [J]. *Advanced Engineering Informatics*, 2003(17): 127-140.
- [20] Qiu H, Lee J, Lin J, et al. Wavelet filter-based weak signature detection method and its application on rolling element bearing prognostics [J]. *Journal of Sound and Vibration*, 2006(289): 1066-1090.
- [21] 胡世杰, 钱宇宁, 严加强. 基于概率密度空间划分的符号化时间序列分析及其在异常诊断中的应用 [J]. *振动工程学报*, 2014, 27(5): 780-784.
- Hu Shijie, Qian Yuning, Yan Jiaqiang. Anomaly detection using symbolic time series analysis based on probability density space partitioning [J]. *Journal of Vibration Engineering*, 2014, 27(5): 780-784. (in Chinese)



第一作者简介: 韦祥, 男, 1990年10月生, 博士生。主要研究方向为航空发动机状态监控与故障诊断。曾发表《卷积混合德频域盲解卷积法诊断转子故障》(《振动与噪声控制》2015年35卷第1期)等论文。

E-mail: weix_914@163.com

通信作者简介: 李本威, 男, 1962年11月生, 教授。主要研究方向为发动机测试与故障诊断。

E-mail: LBW103@sina.com

