

改进 PCA 算法及其在转子特征提取中的应用*

李伟光¹, 郭明军¹, 杨期江², 赵学智¹, 李国臣³

(1. 华南理工大学机械与汽车工程学院 广州, 510640) (2. 广州航海学院轮机工程学院 广州, 510725)

(3. 东莞职业技术学院实训中心 东莞, 523808)

摘要 针对传统主成分分析(principal component analysis, 简称 PCA)方法中有效主成分的选择依赖于先验知识的缺点, 提出利用协方差矩阵特征值差分谱的概念来描述有效主成分与次要成分的特征值差异性。首先, 通过理论推导出奇异值与特征值之间关系, 即奇异值与特征值之间存在平方关系; 其次, 利用差分谱理论进一步研究了 Hankel 矩阵方式下 PCA 信号处理原理; 最后, 提出一种基于差分谱理论的 PCA 算法, 通过仿真信号验证了该算法的有效性。研究结果表明, 根据协方差矩阵特征值差分谱的最大峰值位置可自动选择有效主成分的个数, 且通过不同谱峰之间的分量信号的组合可以提取出不同的频率成分。将此 PCA 算法用于大型滑动轴承试验台转子的轴心轨迹提纯, 提纯效果优于传统 PCA 算法。

关键词 主成分分析; 特征值差分谱; 贡献率; 轴心轨迹; 特征提取

中图分类号 TH113.2; TN911.72

引 言

开展大型滑动轴承试验台的设计和特性研究, 对各种类型、结构和参数的大型滑动轴承的研究具有重要意义^[1]。笔者所在团队自主研发了一种大型变支点滑动轴承试验台, 采用一种基于特征值差分谱理论的 PCA 信号处理方法来提纯其轴心轨迹, 进而识别其工作状态。

滑动轴承的失效形式多种多样, 常用的诊断方法包括油样分析、声发射检测和振动分析等, 其中通过监测转子位移信号的振动分析方法最为简单有效^[2]。采集转子同一轴截面相互垂直布置的两个位移传感器的振动位移信号, 将其合成轴心轨迹, 轴心轨迹的辨识主要研究轴心轨迹图像的特征提取和识别问题, 其前提也需要有清晰的轴心轨迹图作为依据^[3]。然而实际采集的振动信号通常会受到干扰因素的影响, 所以, 需要对原始信号合成的轴心轨迹进行提纯, 其本质是对原始振动信号进行降噪处理后合成轴心轨迹^[4]。常用的提纯方法包括: 数字或模拟低通滤波法^[3]、小波变换和小波包变换^[5]、粒子群算法、EMD 降噪^[6]及形态滤波^[7]等。上述降噪方法

一般会存在相位偏移、降噪畸变大及频带选择不明确等问题^[4], 因此, 改进已有方法或寻求新的方法都是一种可行的方案。

近年来, 主成分分析技术被广泛应用于消噪、故障诊断、特征提取及模式识别等领域^[8-11]。刘永斌等^[8]根据累积贡献率选取主元个数, 对双层圆柱壳体机械噪声数据进行降维。尚前明等^[9]将 PCA 直接应用到船舶柴油机的故障监测中, 通过 PCA 实现柴油机热工参数的降维, 从而准确识别出柴油机的异常状态。Li 等^[10]采用 PCA 方法对风力机滚动轴承故障信号的特征矩阵进行降维, 通过滤除特征中的冗余信息使得支持向量机(support vector machine, 简称 SVM)的分类取得了更加有效的信息, 精度得以提高并极大减少了计算量。Seghouane 等^[11]针对主载荷矢量的密集结构使得主载荷矢量的降维难以解释的问题, 提出了一种自适应块稀疏 PCA 方法。

主成分分析的关键是有效主元个数的确定, 目前多数研究都是根据累计贡献率^[8-11]取定某个阈值的方法选择有效主元的个数, 阈值越大主成分的个数就越多, 保留的信息量就越大, 从而可能保留的噪声成分也越多^[12]。赵学智等^[13]提出用奇异值差分谱来描述有用信号和噪声的奇异值性质差异性, 对

* 国家自然科学基金资助项目(51875205, 51875216); 广东省自然科学基金资助项目(2018A030310017, 2019A1515011780); 广东省教育厅项目(2018KQNCX191); 广州市科技计划资助项目(201904010133); 广东省重大科技专项资助项目(2019B090918003)

收稿日期: 2019-03-23; 修回日期: 2019-06-05

$m\lambda_i$,则特征值差分谱定义为相邻的两个新特征值 λ'_i 两两相减所得到差分序列,即

$$b_i = \lambda'_i - \lambda'_{i-1} \quad (i=1,2,\dots,r-1) \quad (14)$$

其中: b_i 形成的序列 $B=(b_1, b_2, \dots, b_{r-1})$ 为特征值差分谱。

差分谱反映了相邻两个特征值之间的变化趋势,如果特征值在某个位置变化较大,在差分谱中将出现一个峰值,而在所有的峰值当中必然存在一个最大值 b_k 。此时, k 处发生一个最大突变,这种突变反映了有效主成分和次要成分的相关性的差异,代表主成分和次要成分的分界,据此确定的 k 值即为主成分的个数。

为了研究奇异值差分谱与特征值差分谱的联系,将式(13)代入式(14)可得

$$b_i = \sigma_i^2 - \sigma_{i-1}^2 \quad (i=1,2,\dots,r-1) \quad (15)$$

从式(15)可以看出,特征值差分谱可以通过奇异值的平方差计算出来,这种平方运算可以将奇异值差分谱放大,从而使主成分峰值特征更加突出。从这一点而言,特征值差分谱是奇异值差分谱理论的升华。

1.5 分量信号重构

求解式(4)可得协方差矩阵的特征向量 α_i 和 λ_i ,将所有特征值降序排列有 $\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \dots \geq \lambda_m$ 。用特征向量 α_i 同时左乘式(3)等号两边,并只选择前 k 个主成分相加可得

$$\hat{\mathbf{X}} = \sum_{i=1}^k \alpha_i y_i = \sum_{i=1}^k \alpha_i \alpha_i^T \mathbf{X} \quad (16)$$

根据 Hankel 矩阵的特点,采用平均法^[15]将 $\hat{\mathbf{X}}$ 恢复得到一维降噪信号 \hat{x} ,其各元素表达式为

$$\hat{x}(j) = \begin{cases} \sum_{i=1}^j \hat{x}_{i,j+1-i}/j & (1 \leq j < m) \\ \sum_{i=1}^m \hat{x}_{i,j+1-i}/m & (m \leq j < n) \\ \sum_{i=j-n+1}^m \hat{x}_{i,j+1-i}/(m+n-j) & (n < j \leq m+n-1) \end{cases} \quad (17)$$

2 基于差分谱理论的 PCA 算法

2.1 算法流程

根据特征值差分谱的性质,提出一种基于特征值差分谱理论的 PCA 算法(简称差分 PCA 算法),具体步骤如下:

1) 对经零均值化处理的一维离散信号 a ,按式(6)构造 Hankel 矩阵 \mathbf{X} ;

2) 计算协方差矩阵 \mathbf{C} ,并对其进行特征值分

解,得到特征值 λ_i 及 α_i ,令 $\lambda'_i = m\lambda_i$,换算得到降序排列的新特征值 $\lambda'_1 \geq \lambda'_2 \geq \dots \geq \lambda'_r \geq 0$;

3) 根据特征值 λ'_i 差分谱图,选取最大峰值 b_k 对应的前 k 个主成分,按式(16)计算得到近似矩阵 $\hat{\mathbf{X}}$;

4) 对矩阵 $\hat{\mathbf{X}}$ 采用平均法^[15]进行重构,得到一维信号 \hat{x} ;

5) 将原信号的直流分量与 \hat{x} 叠加,得到提纯信号。

2.2 信号分析实例

为了验证文中算法,任意构造一个信号

$$x(t) = 1.5\sin(10\pi t + 0.5) + 2.0\sin(20\pi t + 0.8) \quad (18)$$

以 1 024 Hz 的采样频率对信号 $x(t)$ 进行离散化,并叠加信噪比为 0.15 dB 的高斯白噪声,结果如图 1 所示。

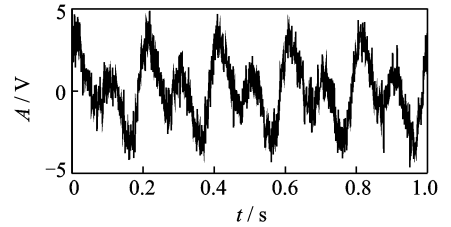


图1 原始含噪信号

Fig. 1 Original noisy signal

采用笔者提出的算法对含噪信号进行提纯。首先,利用此含噪信号构造 513×512 维的 Hankel 矩阵 \mathbf{X} ;其次,按照式(5)计算协方差矩阵 \mathbf{C} ,并对其进行特征值分解,得到原始信号的特征值 λ'_i 分布图及其差分谱图,如图 2(a)所示,图中只给出了前 20 个值的结果。由图 2(a)可见,前 4 个特征值较大,而与其相比,第 5 个及其以后的特征值量级较小;差分谱中仅存在两个幅值较大的峰值,而其余分量级较小,其中最大峰值出现在第 4 个坐标,这显然表明了特征值序列在此处发生了最大的突变,表明此处前后的特征值性质差异较大。因此利用前 4 个分量重构,结果如图 2(b)所示,其中虚线为理想的 $x(t)$,可见提纯信号和理想信号的波形几乎完全重合。由此可知,根据协方差矩阵特征值差分谱的最大峰值位置可自动选择信号中的主成分而过滤掉噪声等次要成分。

为了弄清楚差分谱不同峰值位置代表的含义,笔者逐个进行分析。从图 2(a)可知,差分谱的第 1 个峰值出现在第 2 个序号,因此利用前 2 个分量进行重构,结果如图 2(c)所示,图中虚线为理想信号中的 $2.0\sin(20\pi t + 0.8)$ 成分,该提纯信号代表原始信号 $x(t)$ 中的 $2.0\sin(20\pi t + 0.8)$ 信号分量。另外已知,最大峰值序号对应的前 4 个分量

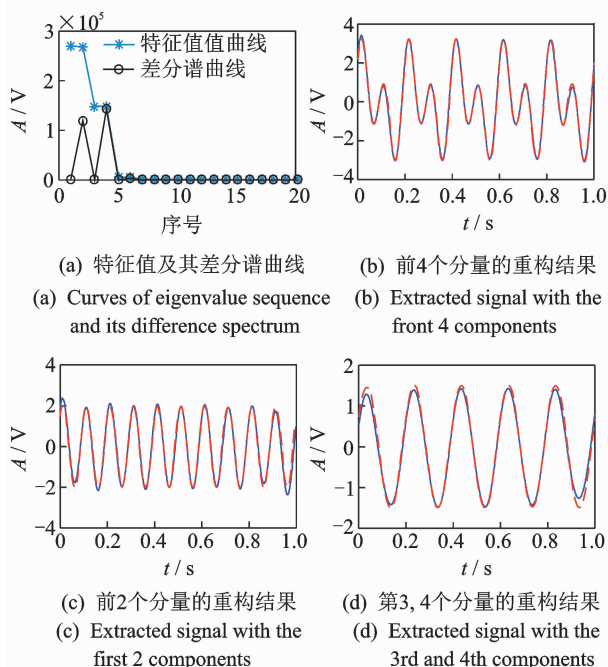


图2 使用差分谱提取不同分量信号的过程

Fig. 2 Process to extract signals using difference spectrum

提纯的信号包含了 $x(t)$ 中的所有频率成分,那么利用最大峰值与其前面的第1峰值之间的第3,4个分量重构的信号必然为 $x(t)$ 中的 $1.5\sin(10\pi t + 0.5)$;利用第3,4个分量重构的信号如图2(d)所示,其中虚线为理想的 $1.5\sin(10\pi t + 0.5)$,说明该提纯信号为原信号 $x(t)$ 中的 $1.5\sin(10\pi t + 0.5)$,提纯结果与前述分析一致。

综上所述,根据特征值差分谱最大峰值位置能够可靠地提取纯信号中的主成分,通过不同峰值之间的分量信号的组合可以提取出不同的频率成分,且频率对应的幅值越大其对应的峰值位置越靠前。

3 试验分析

3.1 试验装置简介

试验采用自主研发的滑动轴承试验台装置^[1],如图3所示,主要包括润滑系统、驱动系统、机械结



图3 试验台实物图

Fig. 3 Rotor test-bed

构等部分组成。

3.2 位移传感器测点布置

在转子两端垂线斜 45° 位置各布置一个电涡流传感器,分别标记为 $d_i (i=1,2,3,4)$,对应的信号为 $D_i (i=1,2,3,4)$,其中靠驱动装置端安装的传感器如图4所示。试验所用的便携式 LMS SCADASD 多功能数据采集系统如图5所示。

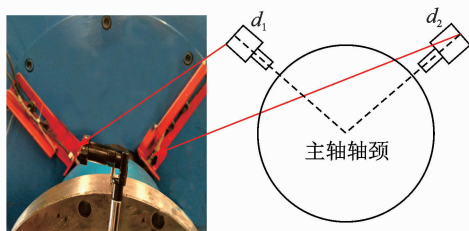


图4 驱动装置端位移传感器测点布置

Fig. 4 Location of displacement sensors near the driver

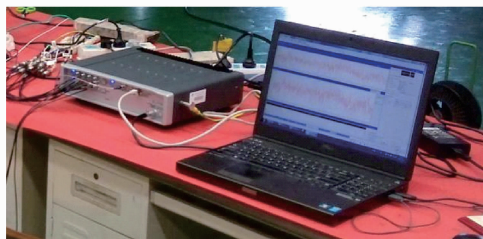


图5 LMS 数据采集系统

Fig. 5 LMS data acquisition system

3.3 振动信号采集

笔者对某次试验中(采样频率为 $1\,024\text{ Hz}$)试验台主轴转速分别为 450 r/min 和 $1\,080\text{ r/min}$ 的驱动端主轴振动位移信号(D_1 和 D_2)进行分析,其时域波形及频谱图分别如图6、图7所示。在两种转速工况下,信号的频谱成分在整个频带内存在随机噪声和系统工作时激发出的高频谐波分量。

4 轴心轨迹提纯

4.1 采用差分 PCA 算法提纯轴心轨迹

利用处理过的 D_1, D_2 两组信号合成的转子轴心轨迹如图8所示,但不能清晰表明轴心轨迹。

采用笔者提出的差分 PCA 算法,分别利用处理过的振动位移信号 D_1 和 D_2 构造 513×512 维的 Hankel 矩阵 $X_i (i=1,2,3,4)$;然后,按式(5)分别计算协方差矩阵 $C_i (i=1,2,3,4)$,并对其进行特征值分解,经换算得到原始信号的特征值及其差分谱曲线如图9所示(E_1, E_2 分别代表信号 D_1, D_2 的特征

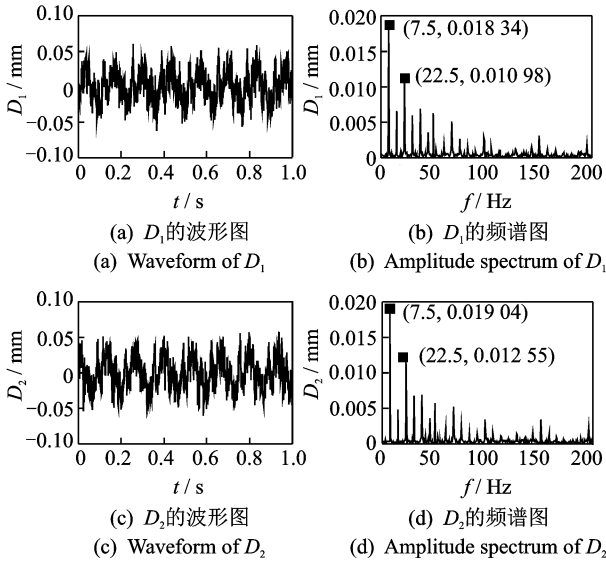


图 6 信号去除直流分量的结果(450 r/min)

Fig. 6 Signals with D C components removed at 450 r/min

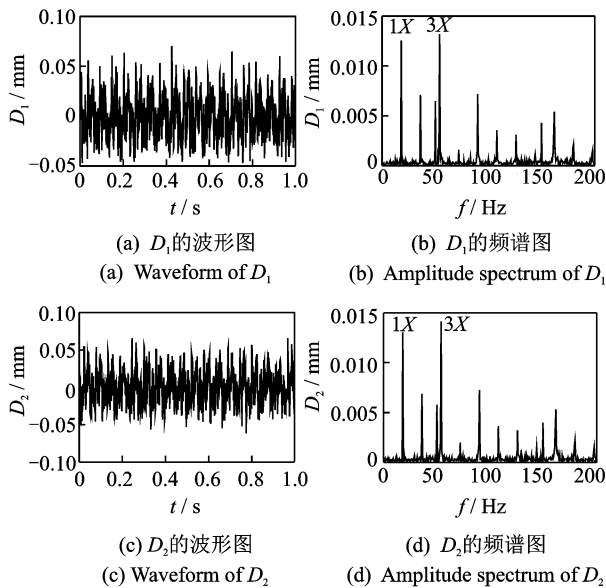


图 7 信号去除直流分量的结果(1 080 r/min)

Fig. 7 Signals with D C components removed at 1 080 r/min

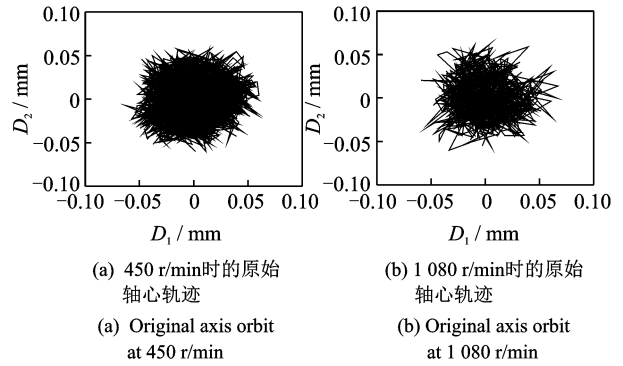


图 8 原始轴心轨迹图

Fig. 8 Original orbits of the rotor

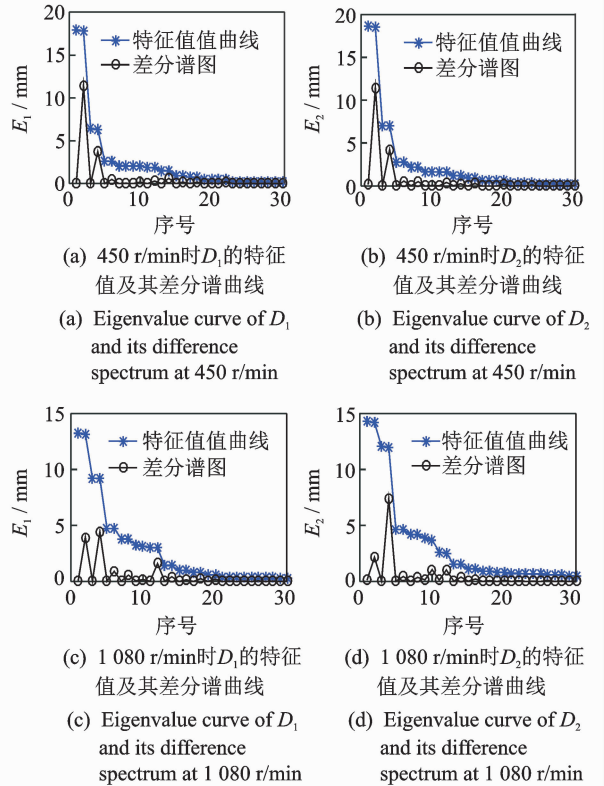


图 9 特征值及其差分谱曲线

Fig. 9 Eigenvalue curves and their difference spectrum

值),图中只给出了前 30 个值的结果。由图 9 可知:前 4 个特征值较大,第 5 个及其以后的特征值相对较小;差分谱中前两峰值的幅值较大。这与转子旋转时的 1 倍频与 2 倍频幅值最为突出、且 2 倍频与 1 倍频幅值接近^[16]的结论吻合。

工况 1(450 r/min):根据图 9(a,b)中的差分谱图可知,工况 1 中的两个信号的差分谱的最大峰值都出现在序号 2,分别选择前 2 分量按式(16)计算得到近似矩阵 $\hat{X}_i(i=1,2)$;然后采用平均法^[15]恢复得到一维提纯信号,结果如图 10 所示。由图 10(b,d)可知,频谱图中只有一个代表 1X(7.5 Hz)的峰

值,频带十分干净。另外,对比图 6 和 10 中 1X 信号的幅值可以发现,提取的基频信号的幅值与原始信号中的幅值大小相差无几,从而说明笔者提出的算法在频率提取中的优越性。

若选取差分谱中第 2 个峰值对应的前 4 个分量,按照上述步骤对信号进行同样的处理,结果如图 11 所示。由图 11 可知,此时提取的是原始信号的 1X(7.5 Hz)及 3X(22.5 Hz)成分,而与图 10 的结果比较可知,前 2 个峰值之间的第 3,4 分量对应的是 3X(22.5 Hz),从而验证了 2.2 节中的“通过差分谱不同峰值之间的分量信号组合可以提取出不同的频率成分”的结论。

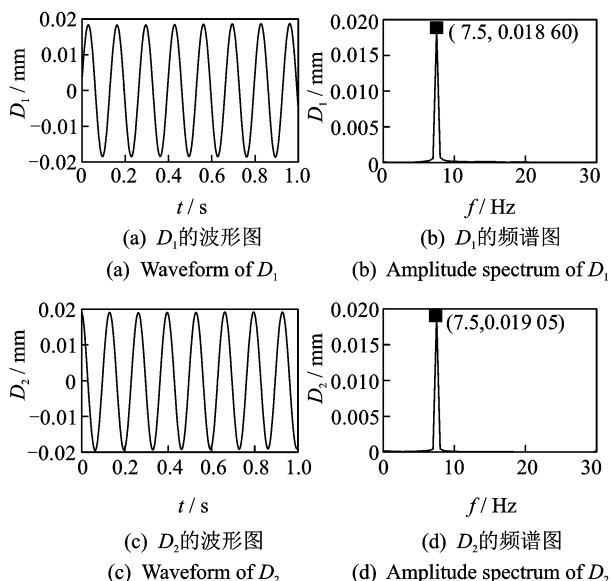


图10 前2个分量信号的重构结果

Fig. 10 Reconstruction results of the first two components

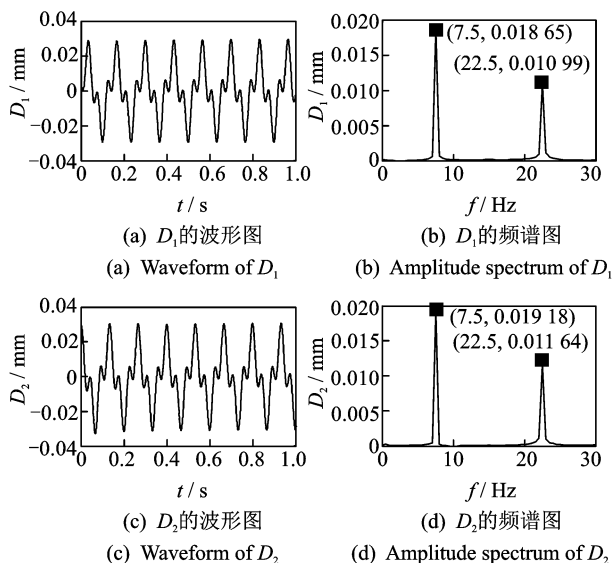


图11 前4个分量信号的重构结果

Fig. 11 Reconstruction results of the first four components

利用图 10, 11 中的信号合成的轴心轨迹分别如图 12(a, b)所示。由图 12(a)可知轴心轨迹为长短轴相差不大的椭圆形, 说明转子存在轻微不平衡现象。由图 12(b)可知轴心轨迹为花瓣形, 其特征是各小瓣到瓣心的距离 r 较大且互相分离。

工况 2(1 080 r/min): 根据图 9(c), (d) 中的特征值差分谱图可知, 工况 2 中的两个信号的最大差分谱峰值都出现在序号 4, 分别选择前 4 个分量按式(16)计算得到近似矩阵 $\hat{X}_i (i=3, 4)$; 然后采用平均法^[15]恢复得到一维提纯信号, 结果如图 13 所示。由图 13(b), (d) 可知, 频谱图中提取出的是 1X (18 Hz) 和 3X (54 Hz) 成分, 两者的边频带及过渡

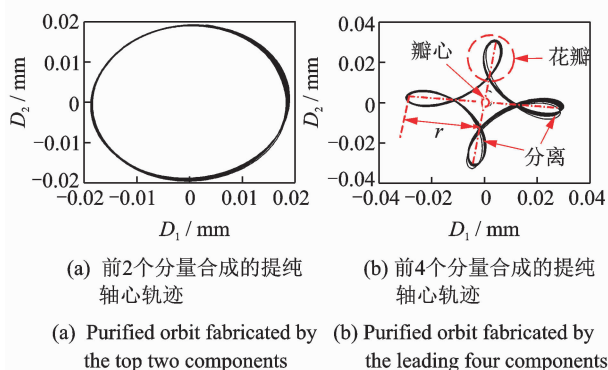


图12 工况1的提纯轴心轨迹

Fig. 12 The purified axis trajectories at condition 1

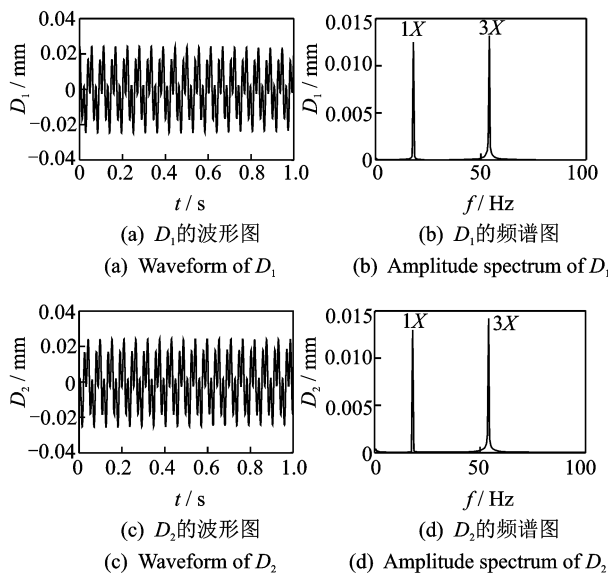


图13 前4个分量信号的重构结果

Fig. 13 Reconstruction results of the leading four components

带都十分干净。

由图 13 中的信号合成的轴心轨迹如图 14(a)所示, 该图为各花瓣相交的花瓣形, 但瓣心到花瓣的距离 r 是减小的, 由此表明相对于工况 1, 工况 2 转子的轴心轨迹波动量更大, 但是轴心振动幅值是减小的。本试验台装配的是一种不同于常规圆轴承的特殊结构滑动轴承, 由于本研究主要侧重于该轴承结构转子的振动轴心轨迹特征的提取, 对低转速下产生花瓣型轴心轨迹的机理需要进一步深入研究。若选取差分谱中前 2 个峰值之间对应的第 3, 4 个分量, 按照上述步骤对信号进行同样的处理, 然后合成的轴心轨迹如图 14(b)所示, 轴心轨迹的椭圆形长短轴与工况 1 相近, 表明与工况 1 的动不平衡量基本一致。两组试验未调整过轴承与转子系统的任何参数, 其动不平衡量不会发生改变, 但不同组试验测试采集的数据存在误差, 会导致微小的差异。

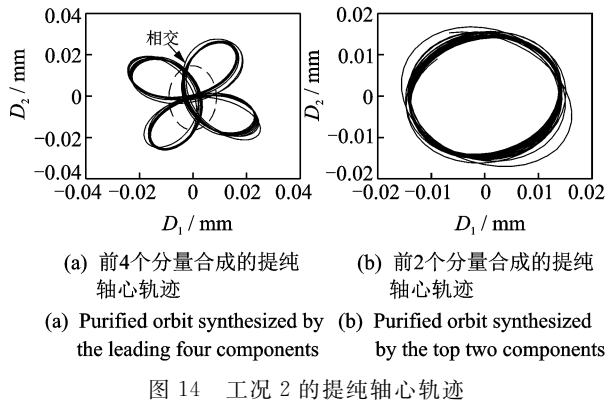


图 14 工况 2 的提纯轴心轨迹

Fig. 14 The purified axis trajectories at condition 2

4.2 与传统 PCA 算法提纯效果比较

传统 PCA 算法具有依赖于研究者的信号分析经验的缺陷,其根据累积贡献率^[8-11]来确定主成分的个数,累积贡献率的表达式为

$$L_k = \sum_{i=1}^k \lambda_i / \sum_{i=1}^m \lambda_i \geq \delta \quad (k=1, 2, \dots, m) \quad (19)$$

其中: L_k 为累计贡献率; k 为主特征值个数; m 为有效特征值个数; δ 为某个选定的阈值。

现以工况 1 的信号为例,利用传统 PCA 方法进行处理。得到的特征值分布图与图 9(a,b)中的一致。由图可知,当 $i \leq 14$ 时有 $\lambda_i > 1$,故取 $m=14$ 。为了便于分析,将 $k=1, 2, \dots, 6$ 时,相应的特征值与累积贡献率列于表 1 中,此时分别利用提纯得到前 k 个分量合成的轴心轨迹如图 15 所示。

表 1 前 6 个特征值及其贡献率

Tab. 1 The leading 6 eigenvalues and their contribution rates

k	$\lambda_i(D_1)$	$L_k(D_1)$	$\lambda_i(D_2)$	$L_k(D_2)$
1	17.88	0.259 6	18.69	0.266 9
2	17.79	0.517 9	18.49	0.530 9
3	6.398	0.610 8	7.703	0.631 9
4	6.381	0.703 5	6.991	0.731 8
5	2.637	0.741 8	2.773	0.771 4
6	2.614	0.779 7	2.749	0.810 6

由图 15 可知,贡献率不同,提纯得到的轴心轨迹形状也不同。对比图 12 与 15 可知,图 15(b,d)分别与图 12(a,b)基本一致,说明只有当 $k=2, 4$ 时,根据贡献率确定的分量才是原始信号的主成分,而当 k 取其他值时,提纯的结果并不准确。

在实际应用当中,累积贡献率的阈值并不容易确定,严重依赖于研究者的信号分析经验,这使得其应用具有一定的局限性。而笔者提出的特征值差分谱方法,一方面可以根据差分谱最大峰值位置自动筛选主成分的个数;另一方面,通过不同谱峰之间的分量信号的组合可以提取出不同的频率成分。这些

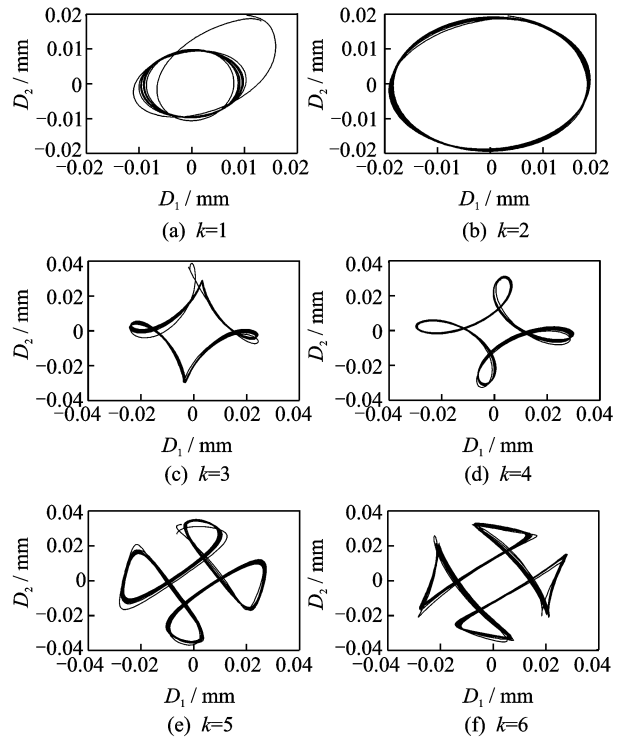


图 15 使用传统 PCA 算法提纯的轴心轨迹

Fig. 15 Purified axis orbits with traditional PCA algorithm

是传统 PCA 方法所不具备的。

5 结束语

笔者提出利用协方差矩阵特征值差分谱的概念来描述有效主成分与次要成分的特征值差异性,根据差分谱的最大峰值位置可自动选择有效主成分的个数,从而解决了主成分分析的关键问题。研究了 Hankel 矩阵方式下 PCA 方法处理信号的原理,并提出一种基于特征值差分谱理论的 PCA 算法,通过仿真信号验证了该算法的有效性。研究表明:通过差分谱不同谱峰之间的分量信号的组合可以提取出不同的频率成分。将笔者提出的差分 PCA 算法用于装配了特殊结构滑动轴承的转子轴心轨迹提纯,效果优于传统 PCA 算法,可直观表明转子的动不平衡特征状态。

参 考 文 献

[1] 李伟光,郭明军,杨期江,等. 大型液体动压滑动轴承试验台系统设计[J]. 润滑与密封,2017,42(10):87-91.
LI Weiguang, GUO Mingjun, YANG Qijiang, et al. Design of the large hydrodynamic journalbearing testbed[J]. Lubrication Engineering, 2017, 42(10): 87-91. (in Chinese)

- [2] 杨国安. 滑动轴承故障诊断实用技术[M]. 北京:中国石化出版社, 2012:10-16.
- [3] 项春. 采用多通道数字滤波器的轴心轨迹提纯[J]. 水力发电, 2007, 33(3):60-62.
XIANG Chun. Purification of rotor center's orbit with muti-channel digital signal filters [J]. Journal of Water Power, 2007, 33(3):60-62. (in Chinese)
- [4] 尹爱军, 孙丽萍, 王见. 偏微分方程在轴心轨迹提纯的应用[J]. 重庆大学学报(自然科学版), 2011, 34(12):72-77.
YIN Aijun, SUN Liping, WANG Jian. Purification of the shaft centerline orbit with partial differential equation[J]. Journal of Chongqing University(Engineering Science), 2011, 34(12):72-77. (in Chinese)
- [5] 李方, 李友荣, 王志刚. 应用广义谐波小波提纯转子轴心轨迹[J]. 振动、测试与诊断, 2008, 28(1):55-57.
LI Fang, LI Yourong, WANG Zhigang. Purification of axis orbit of rotor with generalized harmonic wavelet [J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2008, 28(1):55-57. (in Chinese)
- [6] 钱玉良, 张浩, 彭道刚, 等. 基于 EMD 调制和粒子群模型的发电机组轴心轨迹提纯[J]. 信息与控制, 2013, 42(2):243-251.
QIAN Yuliang, ZHANG Hao, PENG Daogang, et al. Purifying the orbit of generator unit based on EMD modulation and a particle swarm model [J]. Journal of Information and Control, 2013, 42(2):243-251. (in Chinese)
- [7] 张文斌, 周晓军, 李俊生, 等. 广义形态滤波器在轴心轨迹提纯中的应用[J]. 浙江大学学报(工学版) 2010, 44(5):893-896.
ZHANG Wenbin, ZHOU Xiaojun, LI Junsheng, et al. Purification of rotor center's orbit based on generalized morphological filter[J]. Journal of Zhejiang University(Engineering Science), 2010, 44(5):893-896. (in Chinese)
- [8] 刘永斌, 何清波, 孔凡让, 等. 基于 PCA 和 SVM 的内燃机故障诊断[J]. 振动、测试与诊断, 2012, 32(2):250-255.
LIU Yongbin, HE Qingbo, KONG Fanrang, et al. Fault diagnosis of internal combustion engine using PCA and SVM [J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2012, 32(2):250-255. (in Chinese)
- [9] 尚前明, 杨安声, 陈辉, 等. 基于主成分分析的船舶柴油机故障监测方法[J]. 中国航海, 2018, 41(1):19-23.
SHANG Qianming, YANG Ansheng, CHEN Hui, et al. Fault diagnosis of marine diesel engine based on principal component analysis[J]. Journal of Navigation of China, 2018, 41(1):19-23. (in Chinese)
- [10] LI X L, SHI X B, DING P L, et al. Research on feature extraction for rolling bearing fault detection in wind turbine[C]//Proceedings -2017 Chinese Automation Congress, CAC 2017. Jinan, China: [s. n.], 5141-5145.
- [11] SEGHOUANE A K, SHOKOUHI N, KOCH I. Sparse principal component analysis with preserved sparsity pattern [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2019, 28(7):3274-3285.
- [12] 聂振国, 赵学智. PCA 与 SVD 信号处理效果相似性与机理分析[J]. 振动与冲击, 2016, 35(2):12-17.
NIE Zhenguo, ZHAO Xuezh. Similarity of signal processing effect between PCA and SVD and its mechanism analysis [J]. Journal of Vibration and Shock, 2016, 35(2):12-17. (in Chinese)
- [13] 赵学智, 叶邦彦, 陈统坚. 奇异值差分谱理论及其在车床主轴箱故障诊断中的应用[J]. 机械工程学报, 2010, 46(1):100-108.
ZHAO Xuezh. YE Bangyan, CHEN Tongjian. Difference spectrum theory of singular value and its application to the fault diagnosis of headstock of lathe [J]. Journal of Mechanical Engineering, 2010, 46(1):100-108. (in Chinese)
- [14] WANG Y F, MA X D, PENG Q. Wind turbine fault detection and identification through PCA-based optimal variable selection [J]. IEEE Transactions on Sustainable Energy, 2018, 9(4):1627-1635.
- [15] 赵学智, 叶邦彦. 分量形成方式对奇异值分解信号处理效果的影响[J]. 上海交通大学学报(自然科学版), 2011, 45(3):368-374.
ZHAO Xuezh. YE Bangyan. The effect of component formation mode on signal processing with singular value decomposition[J]. Journal of Shanghai Jiaotong University (Nature Edition), 2011, 45(3):368-374. (in Chinese)
- [16] 杨期江, 李伟光, 郑相立, 等. 变支点滑动轴承工作机理分析及转子振动特性试验研究[J]. 华南理工大学学报(自然科学版), 2016, 44(11):103-112.
YANG Qijiang, LI Weiguang, ZHENG Xiangli, et al. Analysis of work mechanism of variable pivot bearing and experimental investigation into vibration characteristic of rotor [J]. Journal of South China University of Technology (Natural Science Edition), 2016, 44(11):103-112. (in Chinese)



第一作者简介:李伟光,男,1958年4月生,博士、教授。主要研究方向为故障诊断、信号处理。曾发表《大型液体动压滑动轴承试验台系统设计》(《润滑与密封》2017年第42卷第10期)等论文。
E-mail: wguangli@scut.edu.cn

通信作者简介:郭明军,男,1991年6月生,博士生。主要研究方向为故障诊断、信号处理。
E-mail: scutgmj@163.com

