基于PCA-LMD的滚动轴承信号混合特征选取与故障诊断

朱天煦,臧朝平
(南京航空航天大学 能源与动力学院,南京 210016)

摘要:为了对非平稳、低信噪比的轴承振动信号进行分析,提出1种基于PCA-LMD的滚动轴承振动信号混合特征选取及智能故障诊断方法。基于Hankel矩阵对实测轴承振动信号进行主成分分析(PCA)降噪处理。对降噪后的非平稳信号进行局部均值分解(LMD),得到一系列具有瞬时物理意义的乘积函数(PF)。通过特征分析和对比,选取前5阶PF分量的能量比特征、样本熵、均方根及波形指标作为信号混合特征向量。将特征向量输入到支持向量机(SVM)分类器进行训练与测试,从而实现故障诊断。结果表明:通过对包含不同故障程度的滚动体、内圈、外圈故障的轴承实测数据进行分析,故障诊断正确率达到98%,验证了本方法的有效性,对航空发动机轴承的故障诊断具有借鉴和指导作用。

关键词: 混合特征选取;主成分分析;降噪;局部均值分解;支持向量机;航空发动机
中图分类号: V214.3+3 **文献标识码:**A **doi:**10.13477/j.cnki.aeroengine.2020.05.004

Hybrid Feature Selection and Fault Diagnosis of Rolling Bearing Signals Based on Principal Component Analysis Denoising and Local Mean Decomposition(PCA-LMD)

ZHU Tian-xu, ZANG Chao-ping
(College of Energy and Power Engineering, Nanjing University of Aeronautics & Astronautics, Nanjing 210016, China)

Abstract: In order to analyze the bearing vibration signals with nonstationarity and low signal-to-noise ratio, a hybrid feature selection and intelligent fault diagnosis method of rolling bearing vibration signal were proposed based on PCA-LMD. Based on the Hankel matrix, the Principal Component Analysis (PCA)and denoising of the measured bearing vibration signal were carried out. A series of Product Functions (PF)with instantaneous physical meaning were obtained by Local Mean Decomposition (LMD)of nonstationary signal after denoising. According to the analysis and comparison of features, the energy ratio feature, sample entropy, root mean square and waveform index of the first 5 PF components were selected as the hybrid eigenvectors of the signal. The eigenvectors were input into Support Vector Machine(SVM)classifier for training and testing to realize fault diagnosis. The results show that the correct rate of fault diagnosis is 98% by analyzing the measured data of rolling body, inner ring and outer ring which contain different fault degree. The validity of this method is verified, and it can be used for reference and guidance for the fault diagnosis of aeroengine bearings.

Key words: hybrid feature selection; principal components analysis; denoising; local mean decomposition; support vector machine; aeroengine

0 引言

航空发动机的滚动轴承长期工作在高温、高压和交变负载条件下,是故障发生频率较高的部件之一[1]。滚动轴承的故障诊断方法研究对航空发动机的维护与减少飞行事故具有重要意义[2]。滚动轴承故障特征往往呈现于振动信号中,可以利用振动信号进行滚动轴承故障诊断。

基于轴承振动信号的故障诊断,主要由轴承振动

收稿日期:2019-05-23 **基金项目:**国家自然科学基金委员会与中国工程物理研究院联合基金(NO.U1730129)资助
作者简介:朱天煦(1998),男,在读本科生,主要研究方向为滚动轴承及其故障诊断;E-mail:ztx098@nuaa.edu.cn。

引用格式: *朱天煦, 臧朝平. 基于PCA-LMD的滚动轴承信号混合特征选取与故障诊断 [J]. 航空发动机,2020,46(5):14-21. ZHU Tianxu, ZANG Chaoping. Hybrid feature selection and fault diagnosis of rolling bearing signals based on principal component analysis denoising and local mean decomposition (PCA-LMD) [J]. Aeroengine,2020,46(5):14-21.*

信号预处理、特征提取及故障诊断 3 部分组成。故障特征提取及其故障诊断方法可分为时域法[3]、频域法[4]及时频域法[5]。由于轴承信号往往呈非平稳、非线性[6],且信号常淹没在噪声当中[7],如何进行信号的预处理以及提取正确的轴承故障特征是诊断的难点。近年来预处理常用方法有小波降噪[8]、奇异值分解(Singular Value Decomposition,SVD)降噪[9]、主成分分析(Principle Component Analysis,PCA)降噪[10-11]等。本文采用 PCA 降噪的方法进行轴承振动信号预处理,旨在研究 1 种在 PCA 降噪基础上的时域特征提取及故障诊断方法。轴承振动信号的时域特征提取方法包括原始信号的时域特征直接提取、基于自适应分解的轴承振动信号分解及分解得分量的时域特征提取及上述 2 种方法的组合。基于时域特征的故障诊断多利用智能化的方法实现。Xu 等[12]通过对信号进行混合降噪,将提取降噪后信号 LMD 分解得到的能量比特征作为故障特征,通过最小二乘支持向量机(Least Square Support Vector Machine,LSSVM)实现了滚动轴承的故障诊断;刘乐等[13]通过提取经 LMD 分解得到的模糊熵作为轴承的故障特征,并通过概率神经网络(Probabilistic Neural Network,PNN)实现滚动轴承的故障诊断;黄文静[14]将原始信号的均值、标准差、峭度、偏度、样本熵和经 LMD 分解得到的能量特征结合以表征轴承的真实运行情况,并使用粒子群优化的 BP 神经网络进行诊断,获得了不错的结果。尽管上述方法都取得了很好的结果,却忽略了轴承在不同故障深度情况下,不同类型故障信号的时域特征的分析情况;也没有分析故障深度变化对故障分类效果的影响。事实上,故障信号的时域特征随着轴承故障深度的加大而发生变化,但不同故障信号的时域特征变化情况不同,会导致不同故障类型、不同故障深度的时域特征有所重叠,给故障诊断带来困难。

本文在对轴承振动信号进行 PCA 降噪处理的基础上,分析了不同故障类型信号经 LMD 分解所得 PF 分量的几种时域特征分别在不同故障深度下,对不同故障类型的分类情况及故障深度变化对所选取的时域信号分类效果的影响;并采用处理小规模数据具有一定优势[15]的支持向量机(SVM)机器学习方法对故障信号进行分类与判断。

1　基于 PCA-LMD 混合特征及 SVM 的滚动轴承故障诊断方法

本文的轴承故障诊断方法主要由以下 4 个步骤组成,其流程如图 1 所示。

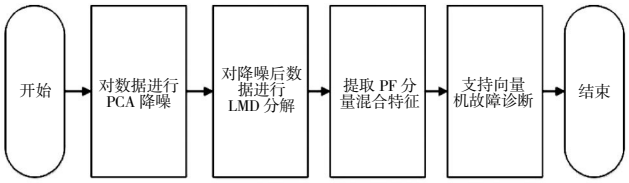


图 1　轴承故障诊断方法流程

首先,对轴承振动信号进行 PCA 降噪;其次,对降噪后的轴承振动信号进行 LMD 分解;再次,提取分解得到的 PF 分量混合特征以表征轴承的运行情况;最后,将提取到的混合特征输入到支持向量机多分类器进行诊断。

1.1　PCA 降噪

近年来,PCA 降噪的主要思路为:对单一信号进行相空间重构,将信号扩展为多维,而后进行主成分分解与重构,PCA 降噪的具体方法见文献[11]。

1.2　局部均值分解

LMD 局部均值分解是 1 种自适应时频分析方法,对于 1 个信号,局部均值分解可以将其分解为一系列 PF 分量,每阶 PF 分量都是由 1 个包络信号和 1 个纯调频信号相乘得到的单分量调幅 - 调频信号,其具体的步骤见文献[16]。对 1 个降噪后的轴承振动信号 $X_R(nt)$的分解结果为

$$X_{\mathrm{R}}(nt)=\sum_{p=1}^{k}PF_p(nt)+u_k(nt) \tag{1}$$

式中:PF_p 为 LMD 分解得到的第 p 阶 PF 分量;u_k 为 LMD 分解完成后的残余分量。

局部均值分解可采用滑动平均法[17]对局部均值函数和局部包络函数[18]进行平滑处理。滑动平均法的步长对于分解结果的好坏有很大影响,轴承振动信号的非平稳特性使得滑动平均法分解结果并不理想;通过样条插值代替滑动平均求取局部均值和局部包络函数,则可以在一定程度上提高分解效果。故本文采用 3 次样条插值代替滑动平均法求取局部均值函数和局部包络函数。

1.3　PF 分量特征提取

提取了降噪后信号 X_{R} 经 LMD 分解所得 PF 分量的能量比特征、样本熵特征、均方根特征、均值特征、歪度特征、峭度指标特征、波形指标特征、脉冲指标特征及裕度指标特征共 9 类特征。通过使用单一特征进行故障诊断与分类,得到一系列故障诊断结果。根据诊断结果最终选取对于不同故障数据可分性较好的

能量比特征、样本熵特征、均方根值特征、峭度指标特征及波形指标特征作进一步分析与选取。

1.3.1 能量比特征

对于降噪后的轴承振动信号 X_R,LMD 可以将其分解为多阶 PF 分量，各阶 PF 分量的能量与总能量的比值为能量比特征,反映了各阶分量在能量上的混乱程度。其第 k 阶 PF 分量能量比特征为

$$p_k=\frac{E_k}{E}=\frac{\sum_{j=1}^{N}PF_k^2(j)}{\sum_{i=1}^{N}E_i} \tag{2}$$

式中:PF_k 为第 k 阶 PF 序列第 j 个元素值;E_i 为第 i 阶 PF 分量所包含的能量;E 为各阶 PF 分量的总能量;p_k 为第 k 阶 PF 分量的能量占比。

1.3.2 样本熵

样本熵可以反映时间序列的复杂程度,对于第 k 阶 PF 分量$[PF_k(1),PF_k(2),PF_k(3)\cdots PF_k(N)]$,其样本熵计算步骤如下。

给定维数 m,根据原始序列形成矢量 $M(i)$

$$M(i)=[PF_k(i),PF_k(i+1)\cdots PF_k(i+m-1)],\quad i=1,2,3\cdots N-m+1 \tag{3}$$

定义矢量 $M(i)$与 $M(j)$之间的距离为

$$d(i,j)=\max|PF_k(i+l)-PF_k(j+l)|,\quad l=0,1,2\cdots m-1 \tag{4}$$

设定相似容限参数 r,对于每个给定的 $M(i)$,统计其小于 r 的 $d(i,j)$的点位数 K_i 及其与样本总数 $N-m+1$ 的比值,记作

$$B^m{}_i(r)=\frac{K_i}{N-m+1},i,j=1,2,3\cdots N-m+1,i\neq j \tag{5}$$

求取 $B^m{}_i(r)$的平均值得

$$B^m(r)=\frac{1}{N-m+1},\sum_{i=1}^{N-m=1},B^m{}_i(r) \tag{6}$$

令 $m+1$,重复步骤(3)~(6),得到 $B^{m+1}(r)$;由此,可得此 PF 分量序列的样本熵为

$$S(m,r)=\lim_{N\to\infty}\left[-\ln\frac{B^{m+1}(r)}{B^m(r)}\right] \tag{7}$$

若 N 为有限值，那么长度为 N 的序列的样本熵的估计值为

$$S(m,r,N)=-\ln\frac{B^{m+1}(r)}{B^m(r)} \tag{8}$$

本文设置样本熵模式维数为 2,对其相似容限参数设置为 $0.25std_k$,std_k 为选取序列的标准差。

1.3.3 均方根值

均方根值是 1 种传统的有量纲时域特征,对长度为 N 的第 k 阶 PF 分量序列,均方根值特征定义为

$$\lambda_{PFk\_RMS}=\sqrt{\frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}x_i^2} \tag{9}$$

1.3.4 峭度指标

峭度指标特征是 1 种传统的无量纲时域特征,反映了轴承的冲击成分,对于长度为 N 的第 k 阶 PF 分量序列,其峭度指标特征定义为

$$\lambda_{PFk\_Kurt}=\frac{\frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}(PF_k(i)-\overline{PF_k})^4}{\left(\frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}(PF_k(i)-\overline{PF_k})^2\right)^2} \tag{10}$$

式中:$\overline{PF_k}$ 为第 k 阶 PF 分量的均值。

1.3.5 波形指标

波形指标是 1 种传统的无量纲时域特征,对长度为 N 的第 k 阶 PF 分量序列,其波形指标特征定义为

$$\lambda_{PFk\_shape}=\frac{\lambda_{PF\_RMSk}}{\frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}|x_i|} \tag{11}$$

1.4 支持向量机

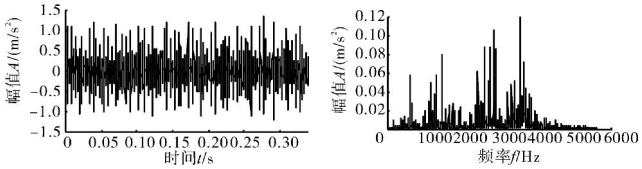
支持向量机是 1 种二分类器,是 1 种机器学习方法,在处理小规模数据分类方面,其效果优于神经网络等分类器,支持向量机的主要步骤见文献[18]。由于支持向量机只能处理二分类问题,而轴承的故障诊断是多目标分类问题,必须对支持向量机使用方法做出改变,才可适用。传统的支持向量机多目标分类器有 1 对 1 和 1 对多 2 种形式，本文采用 1 对 1 的形式构建支持向量机多目标分类器,用于滚动轴承的故障诊断。

2 试验分析

试验数据来源于美国凯斯西储大学实验室的轴承故障数据库[19],试验用轴承为 SKF6205RS 深沟球轴承,轴承的内、外径和宽度分别为 25、52、15 mm,钢球直径为 7.94 mm,节圆直径为 39.04 mm。轴承位于电机驱动端,采用加速度传感器采集信号,采样频率为 12 kHz,使用电火花切割轴承内、外圈,滚动体制造单点损伤，电机转速为 1797、1772、1750 及 1730 r/min，损伤点直径分别为 0.1778、0.3556 和 0.5334 mm，其不同损伤点直径对应的故障信号分别定义为轻微、中度和严重故障信号。使用每组信号前 40960 个点位的数据进行截断,截断成 10 组,每组长 4096 个点位,共 400 组,由于转速为 1750 r/min、中度故障的滚动体故障信号缺失，使用转速为 1772 r/min、中度故障的滚动体故障信号后 40960 个点位代替。

2.1　PCA 降噪

以轴承转速为 1772 r/min、轻微内圈故障信号为例,验证 PCA 降噪的效果。内圈故障的时、频域信息如图 2 所示。从图中可见,信号存在明显的噪声,据文献[13],噪声会使轴承振动特征频率产生偏移,增加故障特征提取的难度。因此,需要对原始信号进行预处理。



(a) 时域　　(b) 频域

图 2　内圈故障信号时频域信息

选取 Hankel 矩阵的行数 m=2048,列数 n=2049,则Hankel 矩阵的主成分数为 2049,可用特征值数为 2048,对根据内圈故障数据构建的 Hankel 矩阵进行主成分分解,得到其特征值 λ 和累计方差贡献率如图 3 所示,累计方差贡献率及特征值见表 1。从图中可见,对于分解得到特征值,其主要特征值集中在前 500 个,对应的累计方差贡献率为 0.9543,而后方 1548 主成分的贡献率仅为 0.0457。从表中可见,随着特征值数的增大,每提升 0.05 的累计方差贡献率所需的特征值数也在不断增加,从 0.90 增大到 0.95 需要 164 个特征值,而从 0.95 增大到 0.99,则需要 435 个特征值。

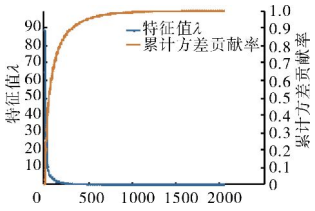


图 3　特征值 λ 及其累计方差贡献率

可见,后方较小的特征值及其所对应的主成分对数据的贡献率较小,且随着特征值数的增加,其对数据的贡献率在不断减小,因此,选取贡献率为 0.90 为判据进行降噪,结果如图 4、5 所示。

表 1　累计方差贡献率及特征值

累计贡献率	特征值数	个数差	累计贡献率	特征值数	个数差
0.60	79		0.85	227	53
0.65	96	17	0.90	313	86
0.70	117	21	0.95	477	164
0.75	141	24	0.99	912	435
0.80	174	33			

从图 4、5 中可见,降噪后信号的域波形没有发生太大变化,而其频谱的毛刺被去除很多,变得更加光滑,且突出了故障特征频率。据此,在 PCA 降噪的基础上进行特征提取是有效的。

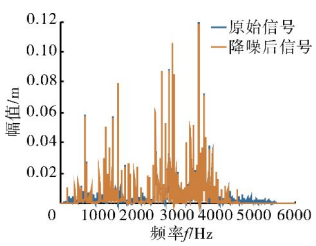


图 4　降噪信号与原始信号频域图像

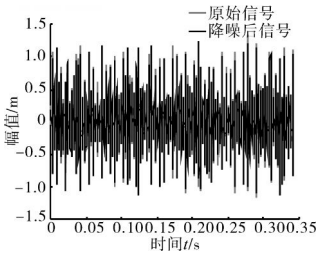


图 5　降噪信号与原始信号时域图像

2.2　混合特征提取

对降噪后的内圈故障信号进行 LMD 分解,得到的结果如图 6、7 所示。从图 6 中可见,LMD 将信号自适应分解成 6 个 PF 分量;从图 7 中可见,6 个分量所处频段大小依次降低,同时,发现其主要的频率信息集中在前 5 阶 PF 分量中,故本文选取前 5 阶 PF 分量作为分析用 PF 分量。

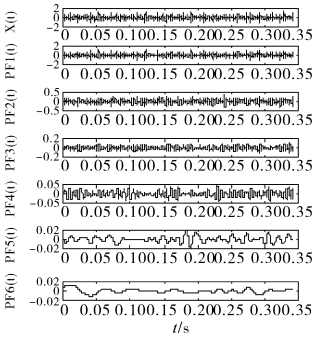


图 6　信号 LMD 分解时域信息

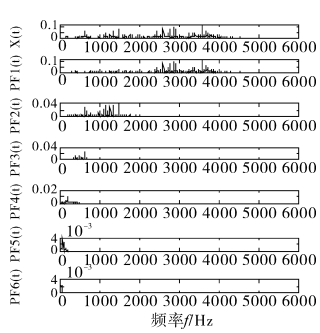
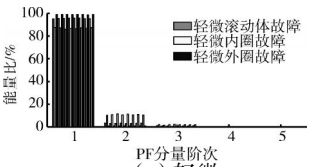


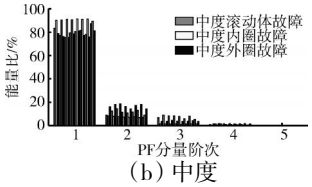
图 7　信号 LMD 分解频域信息

2.2.1　能量比特征

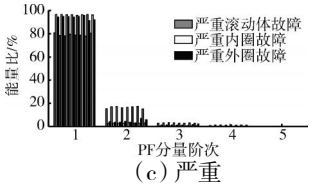
现以在 1730 r/min 转速下,3 种故障深度的滚动体、内圈与外圈故障为例,进行故障特征的研究与选取,每种深度的故障信号 8 组,所得的结果如图 8、9 所示。



(a) 轻微

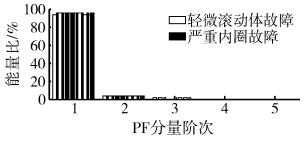


(b) 中度

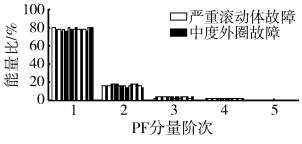


(c) 严重

图 8　不同故障不同程度的信号 PF 分量能量比值特征



(a) 轻微流动体 – 严重内圈



(b) 中度外圈 – 严重流动体

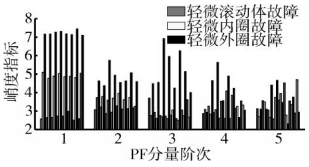
图 9　故障深度变化引起的 PF 分量能量比特征重叠

从图 8 中可见,在单一故障深度下,PF 分量能量比特征可以区分轻微故障信号和中度故障信号。对于轻微故障,可分性较好的特征为前 2 阶;对于中度故障,可分性较好的特征为第 2、3 阶;对于严重故障,其对内外圈故障信号的可分性不大,但可区分滚动体故障与其余 2 类故障。由故障深度的变化,轻微滚动体故障信号和严重内圈故障信号 PF 分量能量比特征产生一定的重叠,严重滚动体故障信号和中度外圈故障信号的 PF 分量能量比特征也产生一定的重叠(图9)。

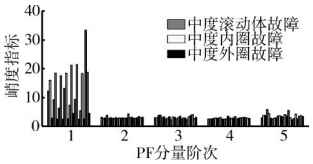
综上,采用能量比特征作为混合特征之一,但由于能量比特征产生了多处重叠,需要其他特征来补充能量比特征的不足。

2.2.2 峭度特征

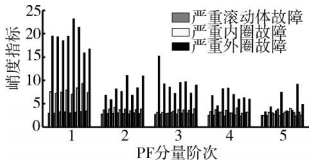
进一步对比不同故障、不同深度的故障信号 PF 分量的峭度指标特征,如图 10、11 所示。



(a) 轻微



(b) 中度



(c) 严重

图 10 不同故障不同程度的信号 PF 分量峭度指标特征

从图 10 中可见,在同一故障深度下,PF 分量峭度指标特征可以在一定程度上区分 3 种故障信号,故可以对 PF 分量能量比特征起到一定的补充作用。但是,PF 分量峭度指标特征稳定性较差;对于轻微故障,外圈故障信号后 4 阶特征稳定性较差,内圈与滚动体故障信号后 3 阶特征稳定性也较差;对于中度故障,滚动体信号和内圈信号的第 1 阶特征稳定性不好;对于严重故障,外圈故障信号的 PF 分量峭度指标特征稳定性不好。

从图 11 中可见,由于故障深度的变化以及受 PF 分量峭度指标特征本身稳定性的影响,轻微滚动体故障信号和中度外圈故障信号的 PF 分量峭度指标特征产生了一定重叠。

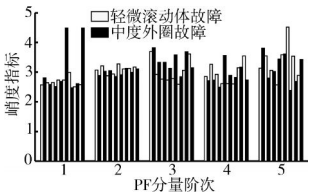
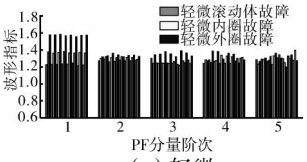


图 11 故障深度变化引起的 PF 分量峭度指标特征重叠

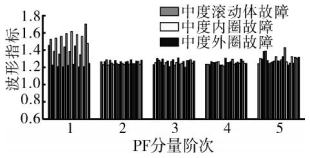
虽然 PF 分量峭度指标特征对于故障信号有一定的可分性,且可以对能量比特征起到一定的补充作用,但其稳定性不好,本文最终未选取 PF 分量峭度指标特征作为故障诊断用特征。

2.2.3 波形指标

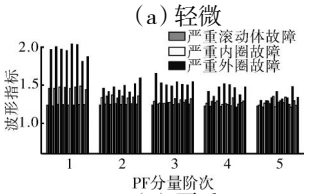
同样,对比不同故障、深度的故障信号 PF 分量的波形指标特征如图 12、13 所示。



(a) 轻微

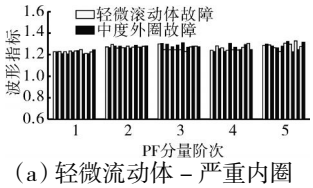


(b) 中度

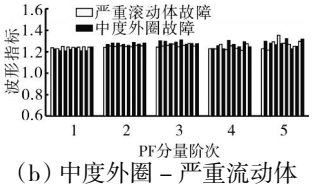


(c) 严重

图 12 不同故障不同程度的信号 PF 分量波形指标特征



(a) 轻微流动体 – 严重内圈



(b) 中度外圈 – 严重流动体

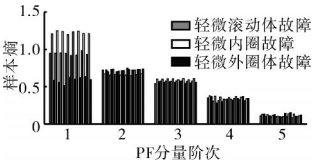
图 13 故障深度变化引起的 PF 分量峭度指标特征重叠

从图 13 中可见,随着故障深度的变化,轻微与严重滚动体故障信号同中度外圈故障信号的 PF 分量波形指标特征产生一定的重叠,但轻微滚动体故障信号和严重内圈故障信号的 PF 分量波形指标特征并未因故障深度的变化而产生重叠,可以对 PF 分量能量比特征起一定的补充作用。

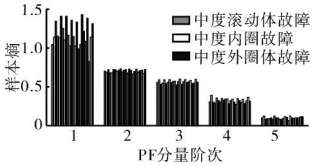
PF 分量波形指标特征对故障信号有一定的可分性,且可以对 PF 分量能量比特征起一定的补充作用,本文采用 PF 分量波形指标特征作为混合指标的 1 种,但仍需要其他特征来补充其不足。

2.2.4 样本熵特征

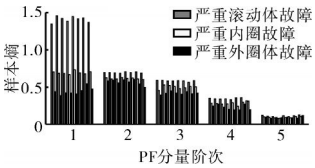
对比不同故障、深度的故障信号 PF 分量的样本熵特征,如图 14、15 所示。



(a) 轻微



(b) 中度 PF



(c) 严重

图 14 不同故障不同程度的信号 PF 分量样本熵特征

从图 14 中可见,在同一故障深度下,PF 分量样本熵特征可以区分轻微故障信号和严重故障信号。对于轻微故障,前 3 阶 PF 分量样本熵可以在一定程度上区分 3 种故障信号;对于严重故障,前 4 阶 PF 分

量样本熵特征有一定的可分性;对于中度故障,由于滚动体故障信号第 1 阶 PF 分量样本熵稳定性不好,滚动体与内圈故障信号的 PF 分量样本熵特征会产生一定重叠。

考虑故障深度变化对 PF 分量样本熵特征的影响,发现严重滚动体故障信号和中度外圈故障信号的 PF 分量样本熵特征产生了一定的重叠现象(图 15),同时,由于轻微滚动体故障信号与中度外圈故障信号的样本熵特征并未因故障深度的变化而产生重叠,PF 分量样本熵可以对 PF 分量波形指标特征起到一定的补充作用。

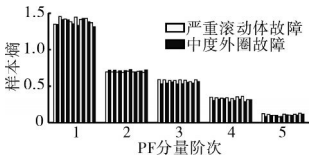


图 15　故障深度变化引起的 PF 分量样本熵特征重叠

本文选用 PF 分量样本熵特征作为混合特征的 1 种,但需要其他特征补充 PF 分量样本熵特征的不足。

2.2.5　均方根值特征

最后,对比不同故障、深度的故障信号 PF 分量的均方根值特征,如图 16、17 所示。

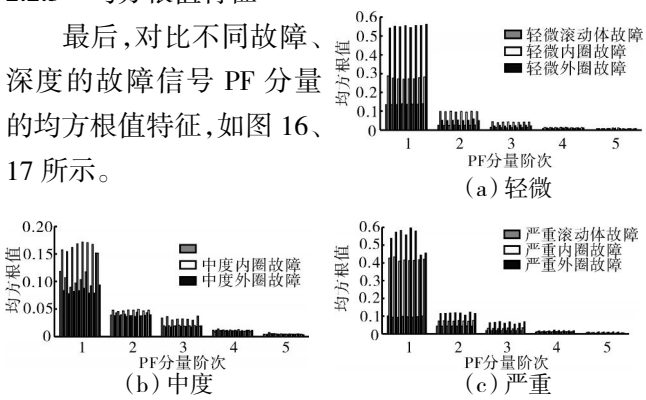


图 16　不同故障不同程度的信号 PF 分量均方根值特征

从图 16 中可见,在同一故障深度下,PF 分量均方根值特征可以有效地区分故障信号,可分性较好的特征为前 3 阶 PF 分量均方根值特征。通过对比,发现故障深度的变化并未使 PF 分量均方根值产生太大的重叠。从图 17 中可见,严重滚动体故障信号和中度外圈故障信号的 PF 分量均方根值特征并未产生重叠,故可以对前面所选取的特征起到很好的补充作用。

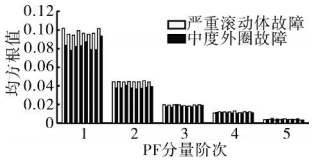


图 17　严重滚动体故障与中度外圈故障的信号 PF 分量均方根值特征

由 PF 分量均方根值特征可以有效地区分故障信号,且可以对前面所选特征起到补充作用,本文选取 PF 分量均方根值作为混合特征之一。

2.3　SVM 故障诊断的验证

采用 1 对 1 的形式构建支持向量机多目标分类器进行故障诊断,考虑到转速对故障诊断的影响,使用各种转速下故障与正常信号前 5 组特征作为训练集,其余特征作为检验集,共有训练集 200 组,检验集 200 组,具体的数据见表 2。

为验证本文方法的有效性,采用本文特征(特征 a)进行 SVM 故障诊断,得到的结果见表 3。

表 2　故障信号数据

	正常信号	滚动体故障信号	内圈故障信号	外圈故障信号
训练与检验集	20 组训练 /20 组检验	轻微 20 训练 /20 检验 中度 20 训练 /20 检验 严重 20 训练 /20 检验	轻微 20 训练 /20 检验 中度 20 训练 /20 检验 严重 20 训练 /20 检验	轻微 20 训练 /20 检验 中度 20 训练 /20 检验 严重 20 训练 /20 检验
合计	20 组训练 /20 组检验	60 组训练 /60 组检验	60 组训练 /60 组检验	60 组训练 /60 组检验
类标签	1	2	3	4

表 3　故障诊断结果 1

特征	正常信号误诊	滚动体故障误诊	内圈故障误诊	外圈故障误诊	诊断率
a	0	S0/M4/H0	S0/M0/H0	S0/M0/H0	0.98

注:S 代表轻微故障;M 代表中度故障;H 代表严重故障。下同。

从表中可见,故障诊断结果在中度滚动体故障处出现 4 个错误,故障诊断正确率为 98%。

为检验考虑 PF 分量峭度指标混合特征的诊断效果,使用特征 b,用峭度指标代替波形指标和特征 c,同时引入峭度指标和波形指标进行对比验证,得到的结果见表 4。

表 4　故障诊断结果 2

特征	正常信号误诊	滚动体故障误诊	内圈故障误诊	外圈故障误诊	诊断率
b	0	S0/M3/H1	S0/M1/H1	S0/M3/H1	0.950
c	0	S0/M3/H0	S0/M1/H1	S0/M0/H0	0.975

从表中可见,对于特征 b,将 PF 分量峭度指标特征替换掉 PF 分量波形指标特征后,滚动体故障、内圈故障和外圈故障均出现了误诊,诊断率降为 95%;相较于特征 a,分类效果变差。对于特征 c,在本文所选特征的基础上加入 PF 分量峭度指标,对中度和严重内圈故障诊断各出现 1 个错误,故障诊断率略有降低。

进一步采用本文所使用特征与文献[13]使用的特

征 d、文献[14]使用的特征 e,进行故障分类对比;在本文所选取的分类条件下,所得结果见表 5。

表 5 故障诊断结果 3

特征	正常信号误诊	滚动体故障误诊	内圈故障误诊	外圈故障误诊	诊断率
d	0	S0/M5/H1	S0/M14/H2	S13/M0/H0	0.825
e	0	S0/M2/H1	S7/M0/H0	S0/M3/H1	0.930

从表中可见,对于特征 d,经过 SVM 故障诊断后,在中度和严重滚动体故障处各出现 5 个和 1 个错误,在中度和严重内圈故障处各出现 14 个和 2 个错误,在轻微外圈故障处出现 13 个错误,错误主要集中在内圈与外圈故障处;对于特征 e,发现其诊断结果在中度和轻微滚动体故障处各出现 2 个和 1 个错误,在轻微内圈故障处出现 7 个错误,在中度和严重外圈故障处各出现 3 个和 1 个错误,主要在内圈故障处出现一些错误。2 种方法的正确诊断率与本文方法对比明显降低。

3 结束语

提出 1 种基于 PCA-LMD 混合特征的故障特征提取方法,用 PCA 对轴承振动信号去噪,采用 PF 分量样本熵、能量特征、均方根值和波形指标所构成的混合特征进行支持向量机故障诊断,可以同时综合识别轴承的不同故障类型、不同深度的故障,提高故障诊断率。本方法可推广应用于航空发动机轴承的故障诊断。在实际工程中常常存在同一特征对应多种不同故障,同一故障又有多个特征的现象,给轴承的故障诊断带来困难,使得利用混合特征进行诊断尤为重要。如何融合各信号特征,特别是多种故障和多种故障程度同时存在时的正确诊断,还有待于进一步深入研究。

参考文献:

[1] 姜宇萱. 基于纹理特征的航空发动机轴承故障诊断研究[D].北京:北京化工大学,2017.
JIANG Yuxuan. Research on fault diagnosis of aero engine bearings based on texture features [D]. Beijing:Beijing University of Chemical Technology,2017.(in Chinese)

[2] 韩磊,洪杰,王冬.基于小波包分析的航空发动机轴承故障诊断[J].推进技术,2009,30(3):328-331.
HAN Lei,HONG Jie,WANG Dong. Fault diagnosis of aero engine hearings based on wavelet package analysis [J]. Journal of Propulsion Technology, 2009,30(3):328-331.(in Chinese)

[3] Du Y, Zhang W, Zhang Y, et al. Fault diagnosis of rotating machines for rail vehicles based on local mean decomposition energy moment directed a cyclic graph support vector machine[J]. Advances in Mechanical Engineering, 2016, 8(1):1-6.

[4] 杜冬梅,张昭,李红,等.基于 LMD 和增强包络谱的滚动轴承故障分析[J].振动,测试与诊断,2017,37(1):92-96.
DU Dongmei, ZHANG Zhao, LI Hong,et al. Fault diagnosis for roller bearing based on local mean decomposition and enhanced envelope spectrum[J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis,2017,37(1):92-96. (in Chinese)

[5] 卜勇霞. 基于时频分析方法的滚动轴承故障诊断研究[D].昆明:昆明理工大学,2015.
BU Yongxia. Fault diagnosis of rolling bearing based on time-frequency analysis method [D]. Kunming:Kunming University of Science and Technology,2015.(in Chinese)

[6] 崔伟成,李伟,孟凡磊,等.基于 SVD-LCD 与 1.5 维谱的滚动轴承故障诊断[J].轴承,2016(1):54-58.
CUI Weicheng, LI Wei, MENG Fanlei, et al. Fault diagnosis for rolling bearings based on SVD-LCD and 1.5 dimension spectrum[J]. Bearing,2016(1): 54-58.(in Chinese)

[7] Yan X, Jia M. A novel optimized SVM classification algorithm with multi-domain feature and its application to fault diagnosis of rolling bearing[J]. Neurocomputing, 2018, 313: 47-64.

[8] 孟宗,李姗姗.基于小波改进阈值去噪和 HHT 的滚动轴承故障诊断[J].振动与冲击,2013,32(14):204-208,214.
MENG Zong,LI Shanshan. Rolling bearing fault diagnosis based on improved wavelet threshold denoising method and HHT [J]. Journal of Vibration and Shock,2013,32(14): 204-208,214. (in Chinese)

[9] 曾鸣,杨宇,郑近德,等.μ-SVD 降噪算法及其在齿轮故障诊断中的应用[J].机械工程学报,2015,51(3):95-103.
ZENG Ming,YANG Yu,ZHENG Jinde. μ-SVD based denoising method and its application to gear fault diagnosis [J]. Journal of Mechanical Engineering,2015,51(3):95-103. (in Chinese)

[10] XI Jianhui. New fault diagnosis method for rolling bearing based on PCA [C]//Control and Decision Conference,2013 25th Chinese,New York:IEEE,2013:4123-4127.

[11] 钱广华.离心式压缩机转子振动信号的 PCA 降噪方法研究[J].石油化工设备技术,2015,36(3):40-43.
QIAN Guanghua. Research on the PCA noise reduction of rotor vibration signal in centrifugal compressor[J].Petro-Chemical Equipment Technology,2015,36(3):40-43.(in Chinese)

[12] Xu T, Yin Z, Cai D, et al. Fault diagnosis for rotating machinery based on local mean decomposition morphology filtering and least square support vector machine[J]. Journal of Intelligent & Fuzzy Systems, 2017, 32(3): 2061-2070.

[13] 刘乐,孙虎儿,谢志谦.基于 SVD-LMD 模糊熵与 PNN 的滚动轴承

故障诊断[J].机械传动,2017,41(3):172-176.
LIU Le,SUN Huer,XIE Zhiqian. Roller bearing fault diagnosis based on fuzzy entropy and PNN of SVD-LMD [J]. Journal of Mechanical, 2017(3) : 172-176.(in Chinese)

[14] 黄文静. 基于多特征量提取和 PSO 优化神经网络的轴承故障诊断[D].河北:燕山大学,2016.
HUANG Wenjing. Bearing fault diagnosis based on multi-feature extraction and PSO optimized neural network [D]. Hebei:Yanshan University,2016.(in Chinese)

[15] 刘永斌,何清波,张平,等.基于 SVM 的旋转机械故障诊断方法[J].计算机工程,2012,38(5):233-235.
LIU Yongbin,HE Qingbo,ZHANG Ping,et al. Rotating mechaine fault diagnosis method based on SVM [J].Computer Engineering, 2012,38(5):233-235. (in Chinese)

[16] Smith J S. The local mean decomposition and its application to EEG perception data[J]. J R Soc Interface, 2005, 2(5): 443-54.

[17] 邓林峰,赵荣珍.基于 CHI-LMD 方法的转子振动信号分析[J].振动与冲击,2014,33(15):58-64.
DENG Linfeng,ZHAO Rongzhen. Rotor vibration signal analysis based on the CHI-LMD method [J]. Journal of Vibration and Shock, 2014,33(15):58-64 .(in Chinese)

[18] 胡劲松,杨世锡,任达千.基于样条的振动信号局域均值分解方法[J].数据采集与处理,2009,24(1):82-86.
HU Jinsong,YANG Shixi, REN Daqian. Spline-based local mean decomposition method for vibration signals[J].Journal of Data Acquisition & Processing,2009,24(1):82-86.(in Chinese)

[19] LOPARO K A. Case western reserve university bearing data center seeded fault test data [EB/OL].(2011-10-16)[2015-06-09].http://cse-groups.cse.edu/bearing data center pages/12K-drive-end-bearing-fault-data.

(编辑:刘　亮)