

文章编号:1000-8055(2017)09-2205-14

doi:10.13224/j.cnki.jasp.2017.09.020

# 航空滚动轴承振动特征的故障灵敏度分析与融合技术

林 桐<sup>1</sup>, 陈 果<sup>1</sup>, 张全德<sup>1</sup>, 王洪伟<sup>2</sup>, 陈立波<sup>2</sup>

(1. 南京航空航天大学 民航学院, 南京 210016;

2. 北京航空工程技术研究中心, 北京 100076)

**摘 要:** 针对工程中航空滚动轴承实时状态监测的需要,提出了基于标准化欧氏距离的多特征融合评估方法。首先,进行了航空滚动轴承故障模拟试验,引入了故障灵敏度的定量评价指标,对融合前后特征的故障灵敏度进行了分析;在此基础上,将所提方法与主分量分析、支持向量数据描述和支持向量分布估计方法相比较;最后,进行了轴承疲劳加速试验,将所提融合方法应用于航空滚动轴承状态监测。试验表明:相比于主分量分析、支持向量数据描述和支持向量分布估计,基于标准化欧氏距离的融合值的故障灵敏度更高;其对不同类型、不同阶段的航空滚动轴承故障更加灵敏,相比于有效值更适合作为航空滚动轴承状态监测的指标。

**关 键 词:** 特征融合; 滚动轴承; 灵敏度分析; 特征提取; 状态评估

中图分类号: V263.6

文献标志码: A

## Fault sensitivity analysis and fusion technology for vibration features of aero-engine rolling bearings

LIN Tong<sup>1</sup>, CHEN Guo<sup>1</sup>, ZHANG Quande<sup>1</sup>,

WANG Hongwei<sup>2</sup>, CHEN Libo<sup>2</sup>

(1. College of Civil Aviation,

Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, Nanjing 210016, China;

2. Beijing Aeronautical Engineering Technology Research Center, Beijing 100076, China)

**Abstract:** A method of multi-features fusion based on normalized Euclidean distance was proposed to meet the requirement of monitoring aero-engine rolling bearing real time condition. Firstly, the bearing fault simulation experiments were carried out while the fault sensitivity of the features before and after fusion was analysed by introducing a quantitative evaluation index of fault sensitivity. Then, the proposed method was compared with the principal component analysis, support vector data description and support vector distribution estimation. Finally, the bearing fatigue accelerated experiment was carried out, and the proposed fusion method was applied to the aero-engine rolling bearing condition monitoring. Experimental results show that compared with principal component analysis, support vector data description and support vector distribution estimation, the fault sensitivity of fusion value

收稿日期:2016-01-13

基金项目:国家自然科学基金(51675263,61179057)

作者简介:林桐(1993—),男,硕士生,主要从事航空发动机状态检测与故障诊断技术研究。

引用格式:林桐,陈果,张全德,等.航空滚动轴承振动特征的故障灵敏度分析与融合技术[J].航空动力学报,2017,32(9):2205-2218. LIN Tong, CHEN Guo, ZHANG Quande, et al. Fault sensitivity analysis and fusion technology for vibration features of aero-engine rolling bearings[J]. Journal of Aerospace Power, 2017, 32(9): 2205-2218.

based on normalized Euclidean distance is higher. For different types and different stages of the bearing fault, the fusion value obtained by proposed method is more sensitive, which is more suitable to be an index of the bearing condition monitoring, compared with the effective value.

**Key words:** feature fusion; rolling bearing; sensitivity analysis; feature extraction; condition assessment

滚动轴承作为航空发动机的关键部件,直接影响着飞行安全。为了降低维护成本和保证滚动轴承尽可能的正常运行,应采用主动积极的方式进行维护,这意味着维护策略从传统的定时维修向视情维修的方式转变<sup>[1]</sup>,而视情维修必须要有完善的状态监测与评估技术作为支撑。

状态评估本质上是一个模式识别的问题<sup>[2]</sup>,它包含两方面内容:特征提取与模式分类。在振动特征上,常用的时域统计参数有有效值、波形因数、峭度和裕度等;频域指标有重心频率、均方频率、频率方差等<sup>[3]</sup>。目前,振动信号包络分析受到广泛关注<sup>[4-6]</sup>,通过寻找对应部件的故障特征频率能够实现滚动轴承的故障定位。此外,也有学者通过奇异值分解、经验模式分解等方法提取相应特征对滚动轴承进行故障诊断<sup>[7-9]</sup>。由于单一特征易受外界条件干扰,不同特征对不同故障的灵敏度不同等原因,仅依据某一特征对滚动轴承进行状态评估,效果往往不够理想,难以在实际工程中应用。实际检测中,要求评估方法要有很好的鲁棒性,且对各类故障均较敏感。因此,状态评估时应该充分利用时域、频域和时频域的多维特征信息,进行特征融合。

考虑到滚动轴承在运行的过程中,故障样本往往难以得到,且滚动轴承故障类型复杂多样,几类故障可能同时存在,因此,滚动轴承的状态评估往往面临的是一类分类问题,所采取的特征评估方法应该适用于仅有正常样本的情况。Chen等<sup>[10]</sup>在提取了时域和频域特征的基础上,采用高斯混合模型(Gaussian mixture model, GMM)对训练数据进行描述,并通过主分量分析(principal component analysis, PCA)对多维特征进行降维。YU Jiaobo<sup>[11]</sup>认为相比于 PCA,通过保局投影(locality preserving projections, LPP)能得到更有意义的低维特征,并采用基于 GMM 的负对数似然估计作为轴承性能劣化的评价指标。TAX等<sup>[12]</sup>认为 GMM 等概率密度估计方法的缺点在于需要大量训练样本,在特征维数较高的情况下问题更加突出,并提出了支持向量数据描述(sup-

port vector data description, SVDD)方法,能在小样本情况下较好地解决一类分类问题。潘玉娜和陈进<sup>[13]</sup>提取小波包分解节点能量作为特征,通过 SVDD 融合后对轴承退化程度进行了评估。此外,文献<sup>[14]</sup>提出了利用自组织映射和基于 back propagation(BP)神经网络的方法对滚动轴承进行性能评估和寿命预测。上述方法应用均取得了良好的效果,但在模型训练时都存在计算量较大的瑕疵。由于航空滚动轴承的特殊性,即其评估模型是被期望嵌于的航空发动机控制系统中,而航空发动机控制系统需要谨慎地优化分配计算资源来保证重要任务(如航空发动机控制等)的安全性,因此,一个较简单的轴承评估模型会更具有工程意义<sup>[15]</sup>。此外,上述研究未提出用于衡量特征灵敏度的定量指标,即现有研究缺乏对特征故障灵敏度进行定量评价的方法。

本文提出了一种基于标准化欧氏距离的多特征融合方法,仅采用航空滚动轴承(下文简称轴承)正常状态下的样本进行训练,将多维特征中的有效信息融合成一维表达,以简化轴承的状态监测与评估。然而,特征维数的降低必然导致部分信息的丢失,并可能影响对故障的识别。对此,本文分别进行两项试验以验证所提融合方法的有效性:在故障模拟试验中,引入了总方差与类内方差比作为特征灵敏度的评价指标,对原始特征与融合值进行了故障灵敏度的定量分析;在轴承全寿命周期的疲劳加速试验中,将多维特征的融合值应用于轴承的状态分类与实时评估。此外,在文中第 3 节还将所提方法与常用融合方法进行了比较。

## 1 轴承故障特征提取

### 1.1 时域特征提取

从时域信号中提取出的带量纲的时域特征有:绝对平均幅值 $|\bar{Y}|$ 、方根幅值 $Y_r$ 、有效值 $Y_{rms}$ 和峰值 $Y_{max}$ ,其定义如表 1 所示。其中 $y_i$ 是原始数据; $y_{pi}$ 是将数据分为 10 段后每段数据绝对值

的最大值。

表 1 带量纲时域特征

Table 1 Dimensional time domain features

时域特征	表达式
绝对平均幅值	$ \bar{Y}  = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N  y_i $
方根幅值	$Y_r = \left( \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \sqrt{ y_i } \right)^2$
有效值	$Y_{rms} = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N y_i^2}$
峰值	$Y_{max} = \frac{\sum_{i=1}^{10} y_{pi}}{10}$

无量纲特征<sup>[3]</sup>包括:波形因数  $S_f$ 、峰值指标  $C_f$ 、冲击指数  $L_f$ 、歪度  $S_v$ 、峭度  $K_v$  和裕度指标  $I_f$ , 定义如表 2 所示。

表 2 无量纲时域特征

Table 2 Non-dimensional time domain features

时域特征	表达式	时域特征	表达式
波形因数	$S_f = \frac{Y_{rms}}{ \bar{Y} }$	歪度	$S_v = \frac{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N y_i^3}{(Y_{rms})^3}$
峰值指标	$C_f = \frac{Y_{max}}{Y_{rms}}$	峭度	$K_v = \frac{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N y_i^4}{(Y_{rms})^4}$
冲击指数	$L_f = \frac{Y_{max}}{Y_r}$	裕度指标	$I_f = \frac{Y_{max}}{ \bar{Y} }$

### 1.2 频域特征提取

不同阶段的轴承损伤将影响其频谱,因此可以从信号频谱中提取出相应频域特征。本文提取的频域特征<sup>[3]</sup>包括:重心频率  $F_{fc}$ 、均方频率  $F_{msf}$  和频率方差  $F_{vf}$ ,定义如表 3 所示。其中,  $S(f_i)$  为信号频谱函数。

### 1.3 基于小波变换的时频域特征提取

轴承故障的冲击将激发结构的共振,会在振动加速度响应中存在许多共振频带。在这些共振频带中,轴承故障的特征频率将对固有频率进行调制,因此需要对共振频带内的信号进行解调处理以获得故障特征信号。

小波变换具有自适应带通滤波功能,因此被广泛应用于自动提取轴承故障振动加速度信号中的共振频带,再经过包络解调处理得到小波包络

谱,最后从小波包络谱中可以提取出轴承故障

表 3 频域特征

Table 3 Frequency domain features

频域特征	表达式
重心频率	$F_{fc} = \frac{\sum_{i=0}^n f_i S(f_i)}{\sum_{i=0}^n S(f_i)}$
均方频率	$F_{msf} = \frac{\sum_{i=0}^n f_i^2 S(f_i)}{\sum_{i=0}^n S(f_i)}$
频率方差	$F_{vf} = \frac{\sum_{i=0}^n (f_i - F_{fc})^2 S(f_i)}{\sum_{i=0}^n S(f_i)}$

特征。

设在小波包络谱中,故障特征频率  $f_d$  及其各阶倍频附近有特征谱峰存在,设包络频谱分析带宽为  $f_e$  (通常  $f_e > 3 \max f_d$ ),包络谱为  $W(f)$ ,设  $W(f)$  谱线的数目为  $N_e$ ,则包络谱的平均值  $S_{ea}$  为

$$S_{ea} = \frac{1}{N_e} \sum_{i=0}^{N_e} W(f_i) \quad (1)$$

再令  $S_{ed}$  为包络谱中故障特征频率各阶倍频处的谱线平均值,设包络谱中故障频率的谱线数为  $n_e$ ,则

$$S_{ed} = \frac{1}{n_e} \sum_{i=0}^{n_e} W(if_d) \quad (2)$$

可构造一个无量纲时频特征

$$\Delta S_e = \frac{S_{ed}}{S_{ea}} \quad (3)$$

实际根据轴承转速和几何尺寸计算出的故障特征频率与实际包络频谱中的故障特征频率总是存在差异,通常需要在理论计算的故障特征频率  $f_d$  附近小范围内寻找一个最大频谱值作为  $W(f_d)$ 。

在特征量的具体计算过程中,本文采用 db8 小波对信号进行 5 层小波分解,可以得到 5 个细节信号  $d1, d2, d3, d4, d5$  和 1 个近似信号  $a5$ 。对这 6 个信号分别进行包络谱分析,通过自动计算可以得到内圈、外圈和滚珠故障所分别对应的 3 个无量纲特征量,最后求出 6 个信号中所计算的每个特征量的最大值,作为该特征量值。最终得到分别代表内圈故障、外圈故障和滚动体故障的 3 个无量纲特征值。

## 2 基于标准化欧氏距离的特征融合

### 2.1 标准化欧氏距离

设样本集中任意两个样本点  $a$  和  $b$  的特征向量为  $\mathbf{x}_a = (x_{a1}, x_{a2}, \dots, x_{ak})$  和  $\mathbf{x}_b = (x_{b1}, x_{b2}, \dots, x_{bk})$ , 它们之间的欧氏距离的定义为

$$d_{a,b} = \|\mathbf{x}_a - \mathbf{x}_b\| = \sqrt{\sum_{j=1}^k (x_{aj} - x_{bj})^2} \quad (4)$$

其中  $x_{aj}$  是向量  $\mathbf{x}_a$  的第  $j$  个特征,  $x_{bj}$  是向量  $\mathbf{x}_b$  的第  $j$  个特征,  $k$  是特征的维数。

通过欧氏距离能反映特征间差异, 但存在两个缺点: ①没有考虑各个特征的分布可能是不同的; ②没有考虑量纲对距离的影响。为弥补以上不足, 在计算欧氏距离前先对数据进行标准化处理。

$$x_{ij}^* = \frac{x_{ij} - m_j}{S_j} \quad (5)$$

其中  $m_j$  是根据所有样本统计出的第  $j$  维特征的均值,  $S_j$  是标准差, 即

$$\begin{cases} m_j = \frac{1}{n_s} \sum_{i=1}^{n_s} x_{ij} \\ S_j^2 = \frac{1}{n_s - 1} \sum_{i=1}^{n_s} (x_{ij} - m_j)^2 \end{cases} \quad (6)$$

式中  $n_s$  为样本容量,  $x_{ij}$  是第  $i$  个样本点的第  $j$  个特征的取值。

在式(5)中, 用  $m_j$  与  $S_j$  作为第  $j$  个特征的总体均值和总体标准差的估计值, 可认为标准化后各特征均服从  $\mu = 0, \sigma = 1$  的概率分布。结合式(4), 得到两个特征向量  $\mathbf{x}_a$  和  $\mathbf{x}_b$  间的标准化欧氏距离为

$$d_{a,b}^* = \sqrt{\sum_{j=1}^k (x_{aj}^* - x_{bj}^*)^2} \quad (7)$$

设正常样本均值向量为  $\mathbf{m}$ , 第  $i$  个样本点的特征向量为  $\mathbf{x}_i$ , 在式(4)中视  $\mathbf{x}_a = \mathbf{m}, \mathbf{x}_b = \mathbf{x}_i$ , 通过式(7)可将多维特征融合成一个新特征, 本文称之为融合值。

### 2.2 特征评价指标

为了定量地衡量特征是否对轴承各故障状态敏感, 需要引入对特征的评价指标。设某特征  $P$  在状态 A 下样本的类内方差为  $S_A^2$ , 在状态 B 下样本的类内方差为  $S_B^2$ , 在状态 A 和状态 B 下的两类总方差为  $S_{AB}^2$ , 则  $S_{AB}^2$  可以通过下式计算:

$$S_{AB}^2 = \frac{\sum_{i=1}^{n_A} (x_{Ai} - \tilde{m}_{AB})^2 + \sum_{i=1}^{n_B} (x_{Bi} - \tilde{m}_{AB})^2}{n_A + n_B - 1} \quad (8)$$

其中  $x_{Ai}$  和  $x_{Bi}$  分别表示状态 A, B 下第  $i$  个样本点的特征值;  $n_A, n_B$  分别为该特征在状态 A, B 下的样本容量;  $\tilde{m}_{AB}$  是状态 A 和状态 B 下两类的总均值

$$\tilde{m}_{AB} = \frac{n_A \tilde{m}_A + n_B \tilde{m}_B}{n_A + n_B} \quad (9)$$

其中  $\tilde{m}_A$  和  $\tilde{m}_B$  分别是特征在状态 A 和状态 B 下的样本均值, 定义特征评价指标  $F_{eva}$  如下:

$$F_{eva} = \frac{2S_{AB}^2}{S_A^2 + S_B^2} \quad (10)$$

若某特征  $P$  在状态 A 和状态 B 下的两类样本完全不可分, 即  $P$  在状态 A 和状态 B 下同分布, 对方差的理想估计满足  $S_A^2 = S_B^2 = S_{AB}^2$ , 代入式(10)得  $F_{eva} = 1$ 。相反地, 当类内方差一定时, 类间距离越大, 类间方差  $S_{AB}^2$  越大,  $F_{eva}$  越大; 当类间距离一定, 类内方差越小,  $F_{eva}$  越大。

显然, 类间距离越大, 类内方差越小, 特征对两类数据的可分性越强, 因此,  $F_{eva}$  可以作为一个直观的特征可分性判据。当状态 A 为正常状态, 状态 B 为轴承的某类故障时, 定义  $F_{eva}$  为该特征对 B 类故障的灵敏度。

### 2.3 轴承故障模拟试验

为了验证特征融合的有效性, 采用沈阳发动机研究所研制的带机匣的航空发动机转子试验器进行故障模拟试验<sup>[16]</sup>, 分别在试验器垂直上方和水平方向布置加速度传感器, 获取机匣的振动加速度信号, 振动信号通过 NI USB9234 数据采集器进行采集, 加速度传感器型号为 B&K 4805, 采样频率为 10.24 kHz, 试验轴承参数如表 4 所示, 试验器如图 1 所示。

表 4 6206 型号轴承的几何尺寸

Table 4 Geometric dimensions of type 6206 bearing

mm				
厚度	外圈直径	内圈直径	滚珠直径	节径
16	62	30	9.5	46

试验采用线切割技术加工轴承故障。如图 2 所示, 分别对航空发动机转子试验器涡轮机匣处的 6206 型号轴承进行了外圈故障、内圈故障和滚珠故障加工。分别在不同转速下进行了 2 组故障模拟试验(见表 5), 每组试验数据包括正常、外圈故障、内圈故障、以及滚珠故障 4 种状态。

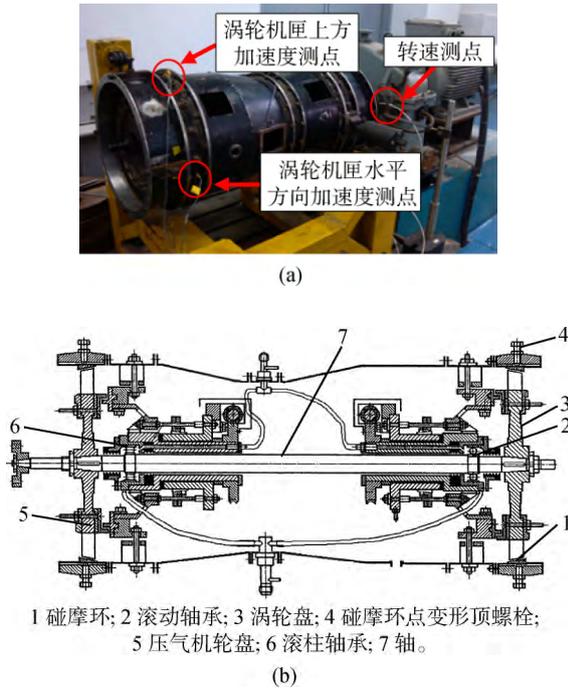


图 1 航空发动机转子试验器

Fig. 1 Aero-engine rotor experimental rig

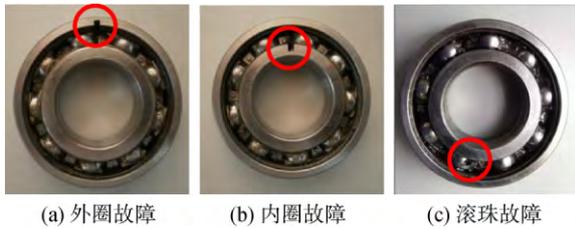


图 2 故障加工后的轴承

Fig. 2 Bearings after fault processing

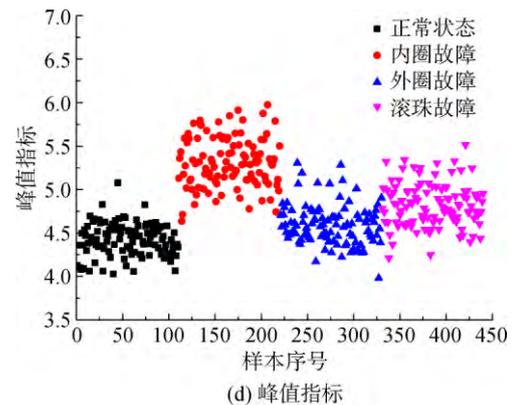
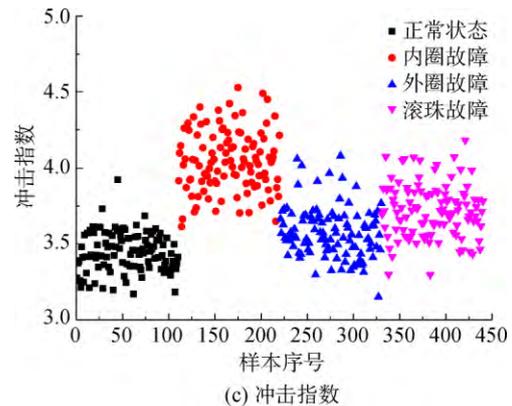
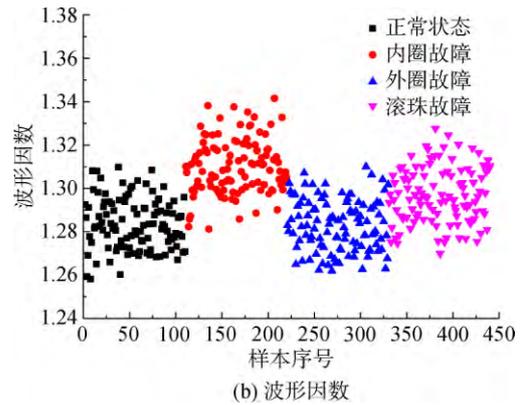
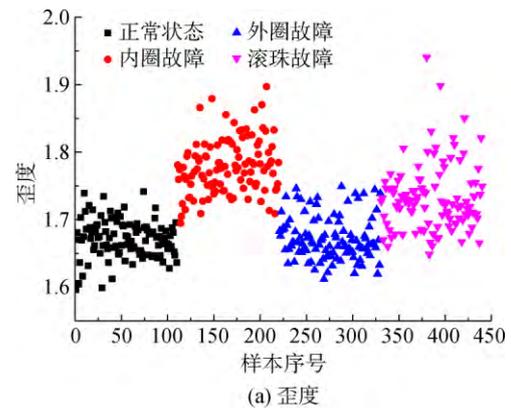
表 5 轴承故障模拟试验方案

Table 5 Experimental scheme for fault simulation of bearing

试验序号	转速/(r/min)	测点位置
1	1500	涡轮机匣上方和水平方向
2	1800	涡轮机匣上方和水平方向

以转速为 1500 r/min, 机匣上方测点测得的振动加速度信号为例, 提取的 12 个无量纲特征的散点图如图 3 所示。图中横坐标为样本序号, 序号中 1~110 为正常状态样本, 111~220 为内圈故障样本, 221~330 为外圈故障样本, 331~440 为滚珠故障样本; 纵坐标为各特征的特征值。

将图 3 中各特征的样本数据代入式(10)中进行计算, 可以得到各特征对不同故障的灵敏度



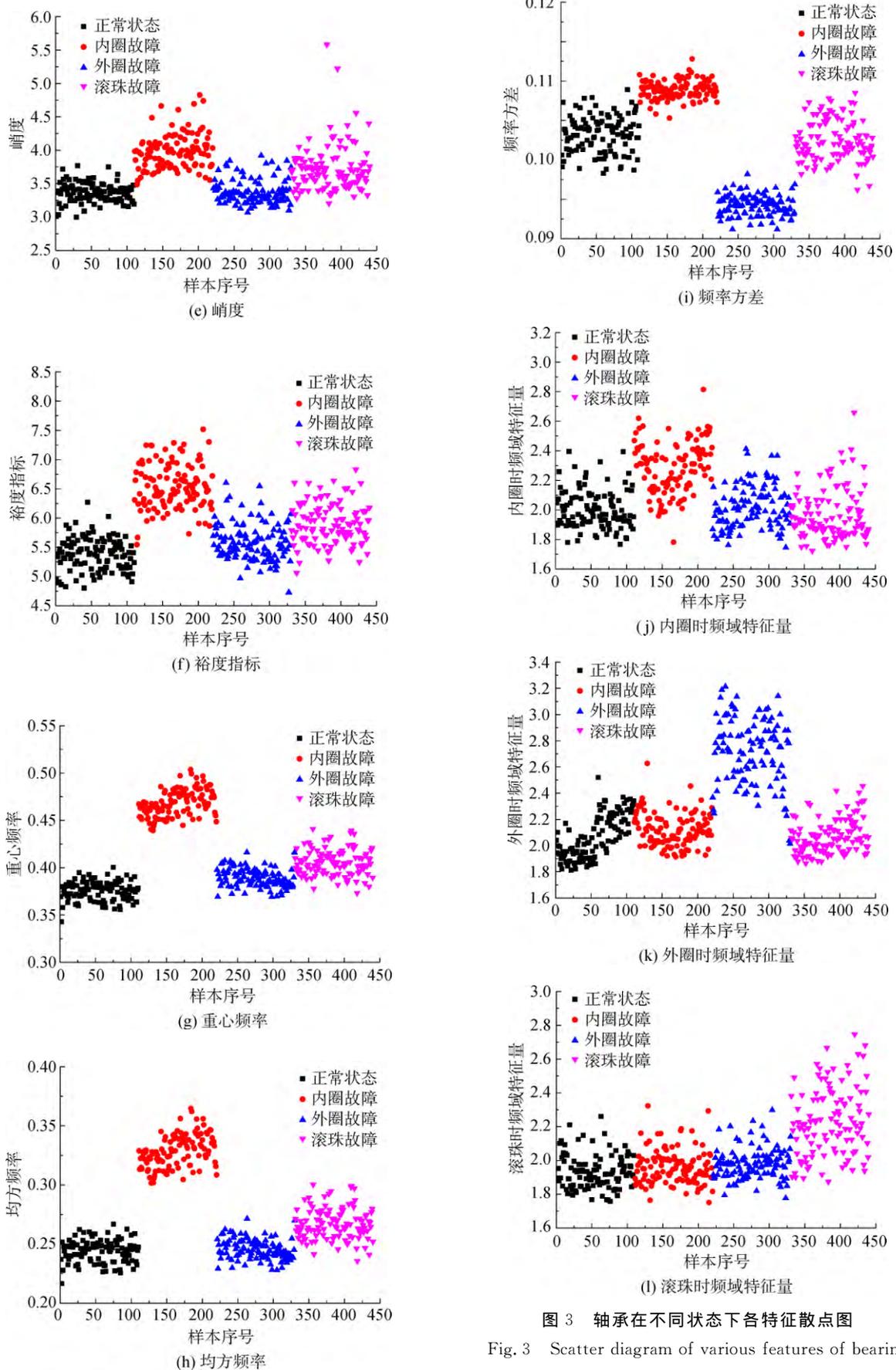


图 3 轴承在不同状态下各特征散点图

Fig. 3 Scatter diagram of various features of bearing under different conditions

$F_{eva}$ , 如表 6 所示, 其中  $F_{evai}$  表示特征对内圈故障的灵敏度,  $F_{evao}$  表示特征对外圈故障灵敏度,  $F_{evar}$  表示特征对滚珠故障的灵敏度。此外, 将内圈故障、外圈故障和滚珠故障的样本合成为一个大样本, 可以得到特征对 3 类故障的综合灵敏度, 记为  $F_{evaa}$ 。

表 6 特征的故障灵敏度  
Table 6 Fault sensitivity of features

特征	$F_{evai}$	$F_{evao}$	$F_{evar}$	$F_{evaa}$
歪度	3.353	1.000	1.588	1.598
波形因数	2.192	1.000	1.294	1.322
冲击指数	4.271	1.212	1.836	1.808
峰值指标	4.383	1.170	1.863	1.791
峭度	2.973	1.002	1.464	1.635
裕度指标	3.918	1.120	1.709	1.702
重心频率	15.799	1.480	2.611	1.979
均方频率	13.878	1.006	2.009	1.775
频率方差	3.374	6.896	1.023	1.398
内圈时频域特征	1.881	1.005	1.011	1.281
外圈时频域特征	1.031	3.303	1.000	1.453
滚珠时频域特征	1.025	1.068	1.905	1.417

从表 6 中可以看出, 不同特征对不同故障的灵敏度不一样, 总体上各特征对内圈故障的灵敏度普遍较高, 对外圈故障、滚珠故障的灵敏度较低。其中, 重心频率 ( $F_{evai} = 15.799$ ) 和均方频率 ( $F_{evai} = 13.878$ ) 能非常好地区分轴承正常状态和内圈故障; 对于外圈故障, 除了频率方差 ( $F_{evao} = 6.896$ ) 和外圈时频域特征量 ( $F_{evao} = 3.303$ ) 外, 其余特征的特征值均与正常状态下相近; 对于滚珠故障而言, 重心频率 ( $F_{evar} = 2.611$ )、均方频率 ( $F_{evar} = 2.009$ ) 和滚珠时频域特征 ( $F_{evar} = 1.905$ ) 有一定区分能力。但是, 没有一个原始特征能同时较好地区分 3 类故障, 即表 6 中  $F_{evaa}$  列均较低。其中, 重心频率综合灵敏度 ( $F_{evaa} = 1.979$ ) 最高, 但仅凭重心频率仍难以分辨轴承正常状态与外圈故障。

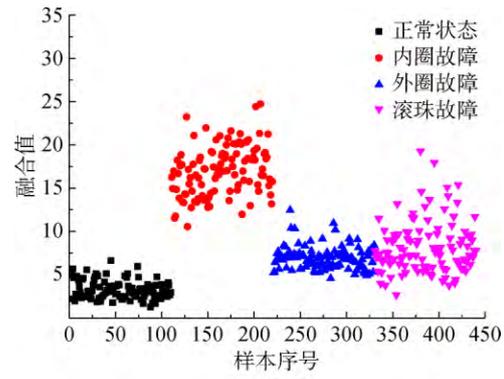
此外, 上述分析得到的结论可以从图 3 中直观看出, 这也验证了所引入的特征评价指标的有效性。

### 2.4 基于标准化欧氏距离的特征融合结果

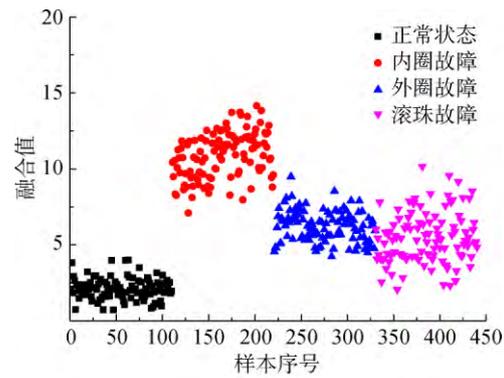
现采用文中第 2.1 节所提方法进行特征融合, 其中式(5)中的  $m_j$  与  $S_j$  由正常样本计算得到。为了对融合算法的性能进行分析, 采用以下 3 种融合方案, 各方案的被融合特征如表 7 所示。方案 1 将所提取的 12 个无量纲特征均用于融合; 方案 2 分别选择了时域、频域和时频域中最灵敏的特征进行融合; 方案 3 选择余下的灵敏度较差的特征进行融合。各方案计算得到的融合值的散点图如图 4 所示。同时, 引入了特征灵敏度指标对各方案的融合结果进行了分析, 如表 8 所示。

表 7 融合方案  
Table 7 Fusion scheme

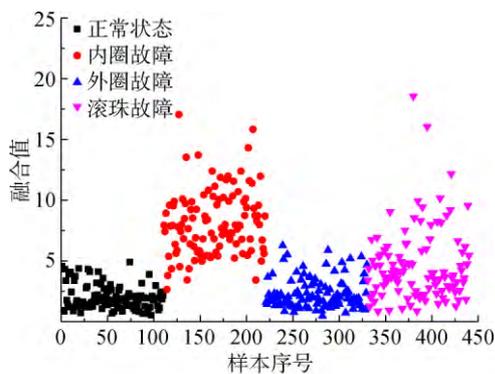
方案	被融合特征
1	全部特征
2	峰值指标、重心频率、频率方差、外圈时频域特征、滚珠时频域特征
3	歪度、波形因数、峭度、裕度指标、内圈时频域特征



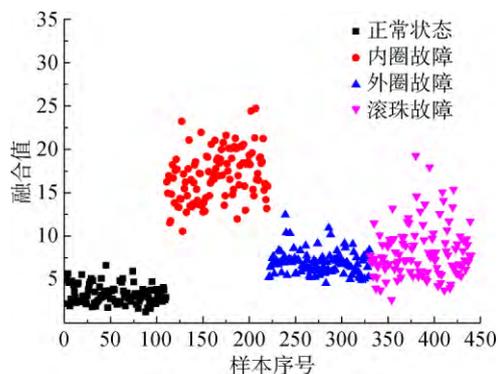
(a) 方案1



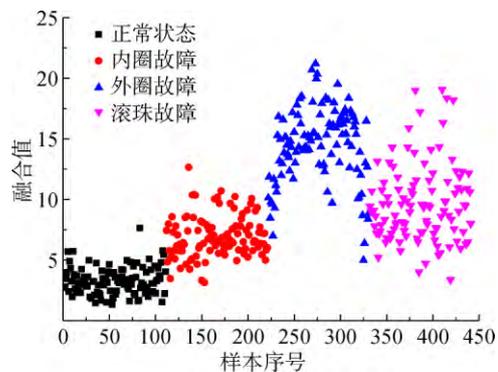
(b) 方案2



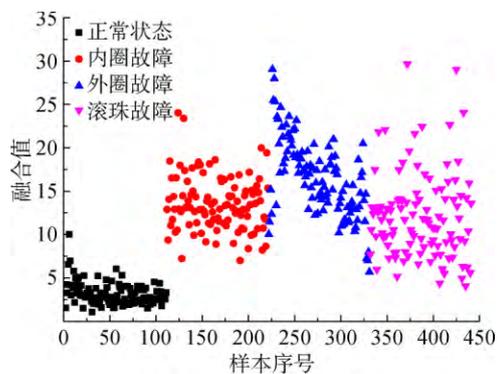
(c) 方案3



(a) 1500 r/min机匣上方测点



(b) 1500 r/min机匣水平测点



(c) 1800 r/min机匣上方测点

图 4 不同方案下的融合结果

Fig. 4 Fusion results under different schemes

表 8 融合值的故障灵敏度

Table 8 Fault sensitivity of proposed fusion value

方案	$F_{evai}$	$F_{evao}$	$F_{evar}$	$F_{evaa}$
1	11, 236	3, 350	2, 190	2, 214
2	14, 901	6, 561	2, 760	2, 774
3	3, 353	1, 023	1, 346	1, 696

从图 4 和表 8 可以看出,通过特征融合能得到对 3 类故障均敏感的新特征。从量化指标的角度分析,方案 1 与方案 2 的融合值对内圈故障和外圈故障的灵敏度均与融合前的最优特征(见表 6)接近,远高于其他原始特征的故障灵敏度;方案 1 与方案 2 的融合值对滚珠故障的灵敏度优于所有原始特征。由于方案 3 的融合值是由去掉了对各故障最灵敏的特征融合得到,其对各类故障的灵敏度相比于方案 1 与方案 2 较低;但相比于被融合特征,其结果仍较优最优。方案 1 相比于方案 2,涵盖了更多灵敏度较低的被融合特征,其融合效果较方案 2 要差,仍能有效识别各类故障,如图 4(a);方案 3 相比于方案 2,由于参与融合特征的灵敏度较差,融合结果也较差,尤其是对外圈故障的灵敏度。

根据上述分析,可以得出以下结论:①相比于被融合特征,通过所提方法融合能得到相对各类轴承故障均敏感的新特征;②采用灵敏的被融合特征能有效改善融合结果;相比之下故障灵敏度低的特征,对融合结果影响较小,即所提融合方法鲁棒性较强。

此外,图 5 还比较了不同转速不同测点下的融合效果。将图 5(b)、图 5(c)与图 5(a)进行对比可以看出:尽管随着测点和转速改变,特征对故障的灵敏度也会发生变化,融合值也随之发生变化,

图 5 不同转速和测点下的融合结果

Fig. 5 Fusion results under different rotational speeds and measuring points

但是通过特征融合均能得到对各类故障都较敏感的新特征。

### 3 与其他融合方法比较

为了验证所提融合方法的有效性,将本文所提方法与 PCA, SVDD<sup>[12]</sup>和支持向量分布估计<sup>[17]</sup> 3 种常用的方法进行了比较(见图 6)。选用的数据来自 1500 r/min 机匣上方测点;所有融合方法均采用一半正常样本进行训练,全体正常样本、内圈故障样本、外圈故障样本和滚珠故障样本进行测试;融合特征为全部特征。

1) PCA

PCA 是一种常用的特征融合与特征降维方法,目的是寻找最小均方意义下最能够代表原始数据的投影方法<sup>[2]</sup>,并被广泛应用于轴承的故障诊断和状态评估<sup>[8,10]</sup>。

本文采用 Weka 软件<sup>[18]</sup>内嵌的 PCA 算法,通过 PCA 得到的第一主分量(FCP)作为提取的一维特征,对样本进行表征。FCP 的散点图如图 6(b)所示。

2) SVDD

SVDD 能在小样本情况下较好地解决一类分类问题,也被广泛应用于轴承状态监测与评估<sup>[13]</sup>。SVDD 的目标是寻找包围数据集的最优超球面,通过解决如下优化问题实现:

$$\begin{aligned} \min_{R, a, \xi} \quad & R^2 + C \sum_{i=1}^l \xi_i \\ \text{s. t.} \quad & \|\Phi(x_i) - a\|^2 \leq R^2 + \xi_i \quad i = 1, 2, \dots, l \\ & \xi_i \geq 0 \quad i = 1, 2, \dots, l \end{aligned} \quad (11)$$

其中  $l$  为观测样本数,  $R$  是特征空间中超球面的半径,  $C$  是惩罚系数,  $\xi_i$  是松弛变量,  $\Phi(\cdot)$  是映射函数,  $x_i$  是第  $i$  个  $l$  维特征向量,  $a$  为特征空间超球球心向量。决策值  $f(x_i)$  为

$$f(x_i) = R^2 + \xi_i - \|\Phi(x_i) - a\|^2 \quad (12)$$

根据  $f(x_i)$  的正负可判断数据点的归类,  $f(x_i)$  的取值同时能看作是  $n$  维特征通过 SVDD 得到的一维融合结果。

本文的 SVDD 融合方法由台湾大学林智仁教授等开发的 LibSVM 软件包<sup>[19]</sup>拓展的 MATLAB 工具箱 LibSVM-3.18-SVDD 实现。根据文献<sup>[12]</sup>,核函数取径向基核,即

$$k(x, y) = [\Phi(x) \cdot \Phi(y)] = e^{-\frac{1}{\gamma} \|x-y\|^2} \quad (13)$$

通过交叉验证选择相应参数,并以决策值作为 SVDD 融合结果,其散点如图 6(c)所示。

3) 支持向量分布估计

该方法由 Schölkopf 等在 2001 年提出<sup>[17]</sup>,问题被描述为

$$\begin{aligned} \min_{\omega, \xi, \rho} \quad & \frac{1}{2} \|\omega\|^2 - \rho + \frac{1}{vl} \sum_{i=1}^l \xi_i \\ \text{s. t.} \quad & [\omega \cdot \Phi(x_i)] \geq \rho - \xi_i \quad i = 1, 2, \dots, l \\ & \xi_i \geq 0 \quad i = 1, 2, \dots, l \end{aligned} \quad (14)$$

其中  $\omega$  是权向量,核函数取径向基核,如式(13)所示,  $v$  与  $s$  为可调参数。支持向量分布估计的

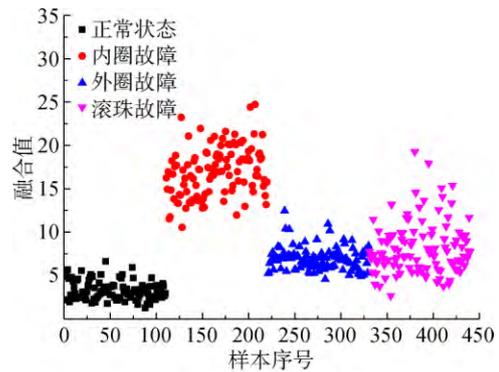
具体原理参见文献<sup>[17]</sup>。决策值  $f(x_i)$  为

$$f(x_i) = [\omega \cdot \Phi(x_i)] - \rho \quad (15)$$

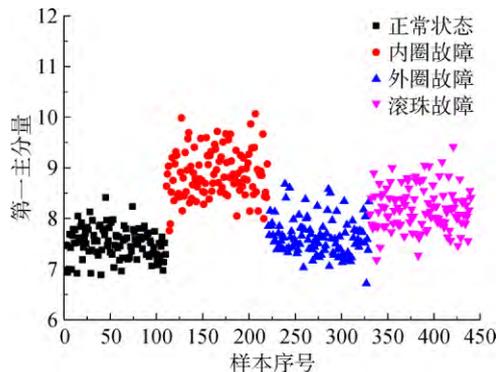
根据  $f(x_i)$  的正负可判断数据点的归类,  $f(x_i)$  的取值同时能看作是  $n$  维特征通过支持向量分布估计算法得到的一维融合结果。

同样基于 LibSVM 软件包得到了支持向量分布估计的融合结果,其中,通过交叉验证选取参数  $s$  和  $v$ ,散点图如图 6(d)所示。

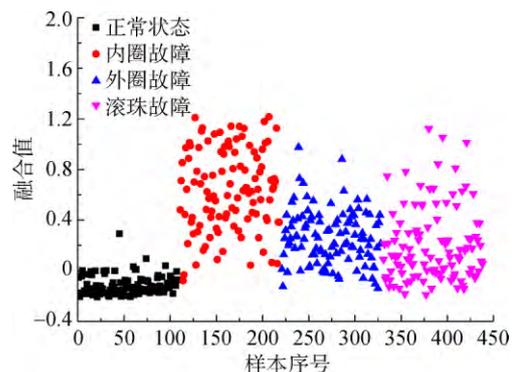
上述各融合方法对应的故障灵敏度指标如表 9 所示。从表 9 中可以看出,基于标准化欧氏距离得到的融合值对内圈故障的灵敏度 ( $F_{evai}$ ) 为 11.236,明显高于其他方法,且图 6(a)中也能看出轴承内圈故障与正常状态的样本点线性可分;



(a) 标准化欧氏距离



(b) PCA



(c) SVDD

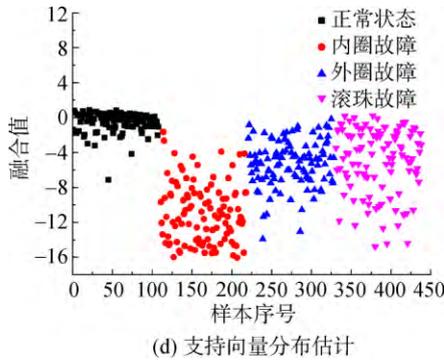


图 6 不同方法对应的融合结果

Fig. 6 Fusion results under different methods

其对外圈故障 ( $F_{evao}$ )、滚珠故障 ( $F_{evar}$ ) 的灵敏度也略优于其他 3 种方法。从总体上看 ( $F_{evaa}$ )，基于标准化欧氏距离的融合效果不亚于 SVDD、支持向量分布估计方法，但具有原理简单、计算量小的优点。此外，PCA 得到的 FCP 结果较差，这是因为 PCA 寻找的有效表示主轴的方向未必是对分类有利的方向<sup>[2]</sup>。

表 9 不同融合方法的故障灵敏度

Table 9 Fault sensitivity of different fusion methods

方法	$F_{evai}$	$F_{evao}$	$F_{evar}$	$F_{evaa}$
标准化欧氏距离	11.236	3.350	2.190	2.214
PCA	4.506	1.348	1.388	1.465
SVDD	3.595	2.367	1.570	2.175
支持向量分布估计	5.230	2.325	1.615	2.230

### 4 轴承状态评估

在文中第 2.4 节已经通过试验验证了融合值对各类故障均敏感。但若想作为实际轴承状态监测的指标，融合值应满足一个条件：能反映轴承的劣化趋势，如图 7 所示。此外，还应当采用合适的数据描述方法构造分类曲面。

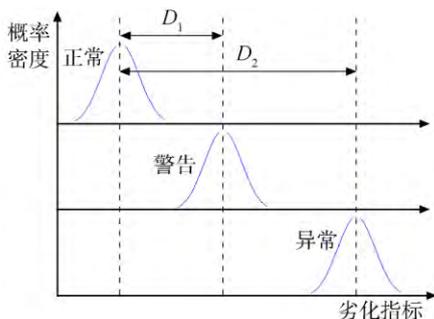


图 7 轴承失效过程示意图

Fig. 7 Sketch of bearing failure process

本节将引入距离判别思想对正常样本进行描述，并通过轴承疲劳加速试验验证融合值是否能作为轴承状态的监测指标。

#### 4.1 基于距离判别思想的数据描述方法

距离判别分析是在分类确定的前提下，采用统计分析手段，根据新样本的各特征值与已知类的距离判别其归属。其基本思想就是计算某个体与各个总体之间的距离，并认为该个体属于与其距离最近总体。

在  $k$  维特征空间中，考虑使用一个  $k$  维向量  $x_0$  代表某样本集的  $n$  个样本点，并希望这个向量  $x_0$  与各个样本向量  $x_i (i=1, \dots, n)$  的距离平方之和越小越好，定义平方误差准则函数  $J_0(x_0)$  如下<sup>[2]</sup>：

$$J_0(x_0) = \sum_{i=1}^n \|x_0 - x_i\|^2 \quad (16)$$

则

$$x_0 = m = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i \quad (17)$$

该结论可以证明如下：

$$\begin{aligned} J_0(x_0) &= \sum_{i=1}^n \|(x_0 - m) - (x_i - m)\|^2 = \\ &= \sum_{i=1}^n \|x_0 - m\|^2 - 2(x_0 - m)^t \sum_{i=1}^n (x_i - m) + \\ &= \sum_{i=1}^n \|x_i - m\|^2 = \\ &= \sum_{i=1}^n \|x_0 - m\|^2 + \sum_{i=1}^n \|x_i - m\|^2 \quad (18) \end{aligned}$$

其中式(18)的右边第 2 项不依赖于  $x_0$ ，所以表达式在  $x_0 = m$  时取极小值。因此，正常样本的均值向量  $m$  可以作为对正常样本的零维描述。可以认为样本点分布于以均值向量  $m$  为中心的  $k$  维超球体内，如图 8 所示。

因此，只需计算样本点到正常样本均值  $m$  的距离，并与设置的距离阈值  $D_{max}$  进行比较即可判

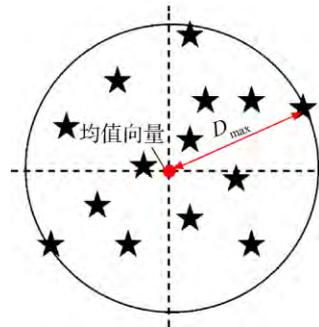


图 8 距离判别示意图

Fig. 8 Sketch of distance discriminate

断个体归属。对于任意未知数据,其到  $m$  的距离  $D_i$  若满足  $D_i \leq D_{\max}$ , 则将该点归类为正常,反之归类为异常。

实际上,虽然样本数据均分布在其均值附近,但以超球体对其进行界定未必准确。以随机产生的容量为 30 的二维样本为例,其空间分布如图 9 (a)所示,经过式(5)标准化变换后的特征分布如图 9(b)所示。显然,原始特征空间中数据点的分布是椭圆状的,经过标准化变换后的分布更适合用球状进行描述,以上现象可以推广到  $k$  维空间。因此,对于任意样本点到正常样本中心的距离  $D_i$  采用式(7)计算更为合理,这也是本文提出应用标准化欧氏距离进行特征融合的出发点。推而广之,有效的特征变换将更有助于简化数据描述,本文对此不再深入讨论。

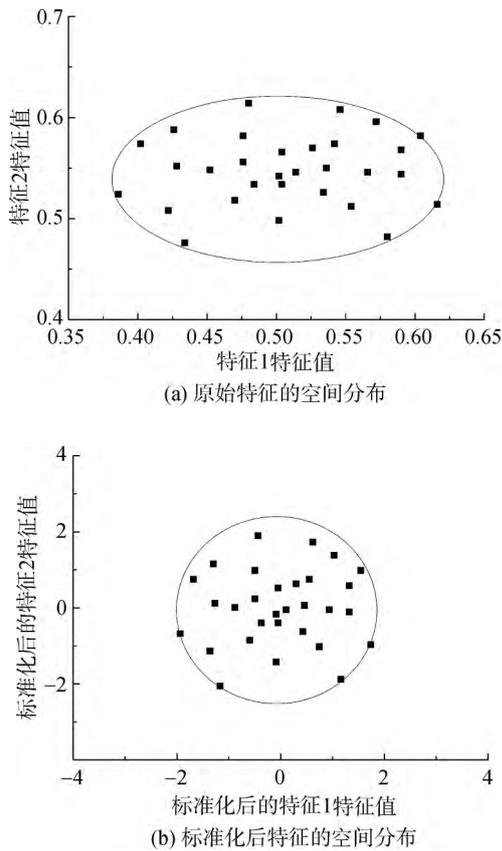


图 9 标准化对特征空间分布的影响  
Fig. 9 Effect of normalization on feature space distribution

由于采用超球体对数据进行描述的好处就是将  $k$  维分类问题转化成了一维阈值制定问题,从而大大减少了计算量。对于  $D_{\max}$  的制定,可以通过设定训练误差得到,也可以采用概率密度估计等方法进行制定。考虑样本方差是样本点偏离样

本均值的期望,本文定义  $D_{\max}$  为

$$D_{\max} = m_d + 3s_d^2 \tag{19}$$

其中  $m_d$  是融合距离的均值,  $s_d$  是融合距离的标准差。

具体应用上述方法得到的轴承评估流程如图 10 所示,其中,标准化处理均采用正常样本的均值和标准差按照式(5)进行。

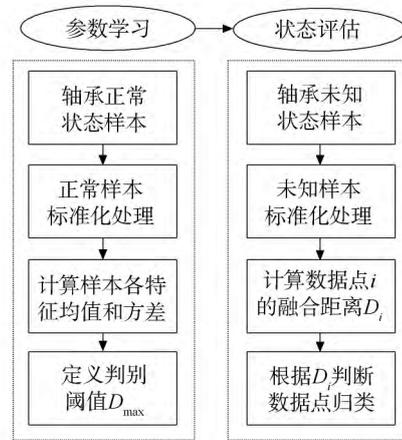


图 10 轴承状态评估流程图  
Fig. 10 Flow chart of status assessment of bearing

### 4.2 试验验证

为了模拟轴承的自然失效过程,验证所提融合值是否能作为轴承状态监测的指标,本节以 6206 型轴承为对象进行了一组轴承疲劳加速试验。试验平台为洛阳轴承研究有限公司设计开发的轴承失效监控试验系统,系统采用电主轴驱动试验轴承,通过液压力提供轴向和径向载荷<sup>[20]</sup>。轴承失效监控试验系统主要由试验主体、动力及传动系统、润滑系统、液压加载系统、电气系统等组成,其实物图如图 11 所示。

试验过程中通过轴承失效监控与寿命评估系统 BLES 实时采集振动信号,通过 OWA-2012 油



图 11 轴承失效监控系统  
Fig. 11 Bearing failure monitoring system

液检测系统实时监控油液数据。试验过程中转速控制为 12000 r/min, 试验过程如下:

步骤 1 在试验润滑开启状态下进行 1 h 润滑试验, 采集轴承正常状态下试验数据, 并保证各组轴承在切断供油前润滑状态一致;

步骤 2 切断“试验润滑”, 进行轴承干磨试验直至系统保护, 用以加速轴承退化;

步骤 3 重新开启“试验润滑”, 进行轴承试验直至终止试验。

考虑到振动值增大是轴承磨损失效的明显特征, 本节将在前文所提取的 12 个无量纲特征基础上, 额外引入振动加速度信号有效值和峰值 2 个无量纲特征量(用重力加速度  $g$  无量纲化)进行融合。融合结果如图 12(a)和图 12(b)所示, 振动加速度信号的有效值如图 12(c)和图 12(d)所示。试验中, 润滑阶段采集的数据作为正常样本, 干磨阶段采集的数据作为未知样本。图 12 中实线  $D_{max}$  由正常样本训练得到。

轴承通过干磨后, 会存在一定程度的初始损伤, 对比于图 12(b)和图 12(d)可以发现: 在干磨阶段 0~1000 s 左右, 融合值明显比有效值接近  $D_{max}$ ; 1000 s 以后, 融合值与有效值表现出的相似的趋势, 即特征融合在一定程度上弥补了有效值对早期故障不敏感的问题。这是因为在轴承劣化过程中, 越敏感的特征对特征融合的影响越大; 在故障早期, 某些特征变化比有效值更明显, 而随着轴承劣化, 有效值的变化逐渐凸显。

由于图 12 中数据的波动较大, 直接应用该融合值对轴承进行状态监测容易导致虚警。现对融合结果取滑动平均, 以期消除数据波动对状态监测的干扰。图 13 为特征融合值和有效值取滑动平均的结果, 图中实线  $D_{max}$  与图 12 中一致; 此外, 为了更直观地在故障早期对融合值与有效值进行比较, 图 13 中干磨后阶段曲线的时间段截取为转速稳定后的 100~2000 s。

图 13(a)和图 13(c)可以看出, 正常样本均在阈值  $D_{max}$  以内, 可见滑动平均消除了高频噪声的干扰。在图 13(b)中, 干磨后第 376 s 融合值首次达到  $D_{max}$ , 在 1040 s 后, 融合值均大于阈值  $D_{max}$ ; 在图 13(d)中, 干磨后第 720 s 有效值首次达到  $D_{max}$ , 在 1320 s 后, 有效值均大于阈值  $D_{max}$ 。可认为干磨后轴承已经具有微弱初始损伤, 而融合值能比有效值提前约 5 min 进行预警, 因此可以认为融合值对轴承早期故障更加敏感。

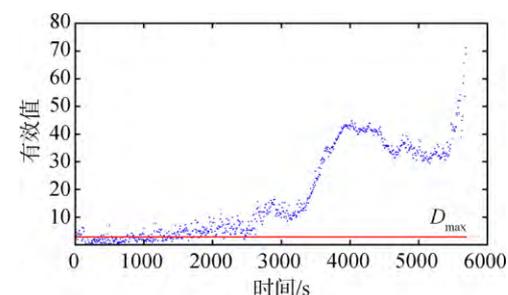
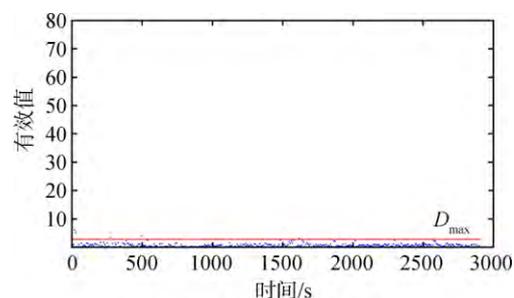
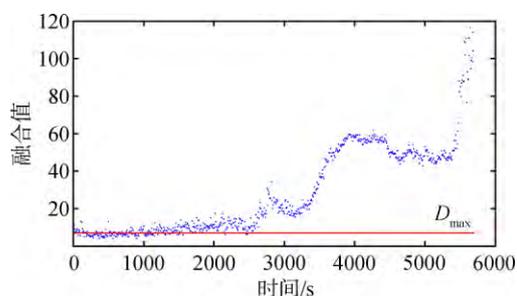
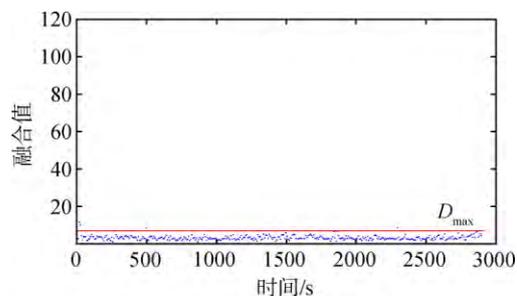
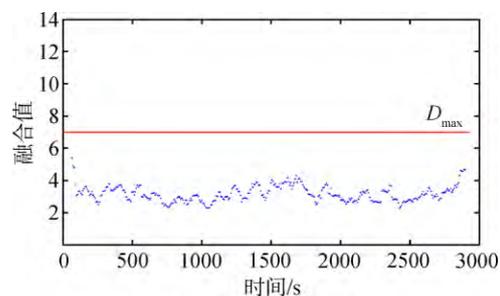


图 12 特征融合值与有效值对比

Fig. 12 Comparison of feature fusion value and effective value



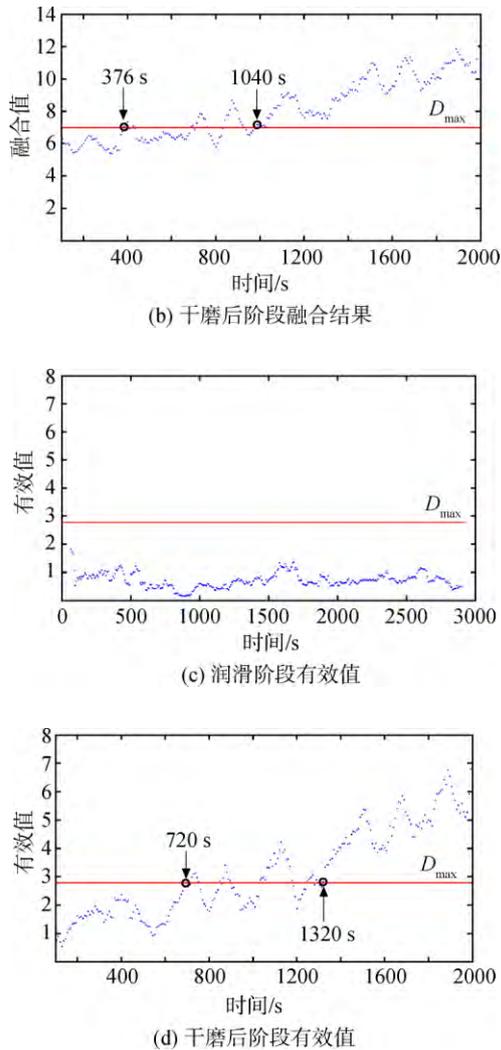


图13 平滑后的融合值与有效值

Fig. 13 Fusion value and effective value after smoothing

## 5 结论

本文引入了距离判别思想,提出了一种基于标准化欧氏距离的特征融合方法,应用于航空发动机滚动轴承状态评估。文中通过两组试验验证,得出以下结论:

1) 相比于原始特征,通过本文特征融合方法能得到相对各类轴承故障均敏感的新特征,且该方法鲁棒性较高。

2) 对故障越敏感的特征对所提融合方法影响越大,采用灵敏度高的特征能很好地改善融合结果,相比之下增添灵敏度低的特征对融合结果影响较小。

3) 基于标准化欧氏距离融合方法原理简单、计算量小,而且采用该方法得到融合值的故障灵敏度并不亚于 SVDD、支持向量分布估计等方法。

4) 相比于有效值,融合值对早期故障更为敏

感,因此,能较好作为轴承状态监测指标。

5) 从某种意义上讲,本文特征融合方法也是一种最优特征选择方法。

## 参考文献:

- [1] LEE J, WU F, ZHAO W, et al. Prognostics and health management design for rotary machinery systems: reviews, methodology and applications[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2014, 42(1/2): 314-334.
- [2] DUDA R O, HART P E, STORK D G. Pattern classification[M]. New York: John Wiley and Sons, 2012.
- [3] 梅宏斌. 滚动轴承振动监测与诊断[M]. 北京: 机械工业出版社, 1995.
- [4] 廖明夫, 马振国, 刘永泉, 等. 航空发动机中介轴承的故障特征与诊断方法[J]. 航空动力学报, 2013, 28(12): 2752-2758.  
LIAO Mingfu, MA Zhenguo, LIU Yongquan, et al. Fault characteristics and diagnosis method of intershaft bearing in aero-engine[J]. Journal of Aerospace Power, 2013, 28(12): 2752-2758. (in Chinese)
- [5] 陈果. 滚动轴承早期故障的特征提取与智能诊断[J]. 航空学报, 2009, 30(2): 362-367.  
CHEN Guo. Feature extraction and intelligent diagnosis for ball bearing early faults[J]. Acta Aeronautica et Astronautica Sinica, 2009, 30(2): 362-367. (in Chinese)
- [6] 杨宇, 王欢欢, 程军圣, 等. 基于 LMD 的包络谱特征值在滚动轴承故障诊断中的应用[J]. 航空动力学报, 2012, 27(5): 1153-1158.  
YANG Yu, WANG Huanhuan, CHENG Junsheng, et al. Application of envelope spectrum characteristics based on LMD to roller bearing fault diagnosis[J]. Journal of Aerospace Power, 2012, 27(5): 1153-1158. (in Chinese)
- [7] CONG Feiyun, CHEN Jin, DONG Guangming, et al. Short-time matrix series based singular value decomposition for rolling bearing fault diagnosis[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2013, 34(1/2): 218-230.
- [8] 向丹, 岑健. 基于 EMD 熵特征融合的滚动轴承故障诊断方法[J]. 航空动力学报, 2015, 30(5): 1149-1155.  
XIANG Dan, CEN Jian. Method of roller bearing fault diagnosis based on feature fusion of EMD entropy[J]. Journal of Aerospace Power, 2015, 30(5): 1149-1155. (in Chinese)
- [9] 郝腾飞, 陈果, 廖仲坤, 等. 基于正则化多核判别分析的航空发动机滚动轴承早期故障融合诊断方法[J]. 航空动力学报, 2013, 28(12): 2759-2770.  
HAO Tengfei, CHEN Guo, LIAO Zhongkun, et al. Approach for incipient fusion fault diagnosis of rolling bearing of aero-engine based on regularized multiple kernel discriminant analysis[J]. Journal of Aerospace Power, 2013, 28(12): 2759-2770. (in Chinese)
- [10] CHEN S L, CRAIG M, WOOD R J K, et al. Bearing condition monitoring using multiple sensors and integrated data

- fusion techniques[C]//Proceedings of the 9th International Conference in Vibrations in Rotating Machinery. Exeter, UK: Chandos Publishing, 2008: 586-600.
- [11] YU Jianbo. Bearing performance degradation assessment using locality preserving projections and Gaussian mixture models[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2011, 25(7): 2573-2588.
- [12] TAX D M J, DUIN R P W. Support vector domain description[J]. Pattern Recognition Letters, 1999, 20(11): 1191-1199.
- [13] 潘玉娜, 陈进. 小波包-支持向量数据描述在轴承性能退化评估中的应用研究[J]. 振动与冲击, 2009, 28(4): 164-167.
- PAN Yuna, CHEN Jin. Wavelet package-support vector data description applied in bearing performance degradation assessment[J]. Journal of Vibration and Shock, 2009, 28(4): 164-167. (in Chinese)
- [14] HUANG Runqing, XI Lifeng, LI Xinglin, et al. Residual life predictions for ball bearings based on self-organizing map and back propagation neural network methods[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2007, 21(1): 193-207.
- [15] QIU H, EKLUND N, LUO H, et al. Fusion of vibration and on-line oil debris sensors for aircraft engine bearing prognosis[R]. AIAA-2010-2858, 2010.
- [16] 陈果, 郝腾飞, 程小勇, 等. 基于机匣测点信号的航空发动机滚动轴承故障诊断灵敏性分析[J]. 航空动力学报, 2014, 29(12): 2874-2884.
- CHEN Guo, HAO Tengfei, CHENG Xiaoyong, et al. Sensitivity analysis of fault diagnosis of aero-engine rolling bearing based on vibration signal measured on casing[J]. Journal of Aerospace Power, 2014, 29(12): 2874-2884. (in Chinese)
- [17] SCHÖLKOPF B, PLATT J C, SHAWE-TAYLOR, et al. Estimating the support of a high-dimensional distribution[J]. Neural Computation, 2001, 13(7): 1443-1471.
- [18] HALL M, FRANK E, HOLMES G, et al. The WEKA data mining software: an update[J]. ACM SIGKDD Explorations Newsletter, 2008, 11(1): 10-18.
- [19] CHANG C C, LIN C J. LIBSVM: a library for support vector machines[J]. ACM Transactions on Intelligent Systems and Technology, 2011, 2(3): 389-396.
- [20] 汪瑾, 陈果, 王洪伟, 等. 基于后验概率 SVM 的航空发动机滚动轴承状态评估[J]. 轴承, 2015(5): 55-59.
- WANG Jin, CHEN Guo, WANG Hongwei, et al. Condition assessment for aero-engine rolling bearings based on posterior probability SVM[J]. Bearing, 2015(5): 55-59. (in Chinese)

(编辑: 陈 越)