

# 基于 KJADE 的列车轴承轨边声学诊断方法研究<sup>\*</sup>

龙 磊<sup>1</sup>, 何 兵<sup>1</sup>, 刘 方<sup>1,2</sup>, 刘永斌<sup>1,2</sup>, 李桂华<sup>1</sup>, 陆思良<sup>1,2</sup>

(1. 安徽大学电气工程与自动化学院 合肥, 230601)

(2. 高节能电机及控制技术国家地方联合工程实验室 合肥, 230601)

**摘要** 为在线诊断运行列车的轴承状态, 提出一种基于核特征矩阵联合近似对角化(kernel joint approximate diagonalization of eigen-matrices, 简称 KJADE)的列车轴承轨边声学故障诊断方法。首先, 从校正后的轨边信号中提取原始特征, 将其通过非线性映射函数映射到高维特征空间; 其次, 对特征空间的核矩阵进行四阶累积量的特征分解, 获得新融合特征, 并采用支持向量机分类器对融合特征进行辨识; 最后, 对轴承外圈、内圈、滚子故障和正常 4 种状态下的列车轨边声学信号进行分析。结果表明, 该方法可以有效实现对列车轴承轨边声音信号的非线性特征提取, 提高了故障的识别率。

**关键词** 核特征矩阵联合近似对角化; 列车轴承; 故障诊断; 多普勒校正

**中图分类号** TH133.3; TH113.1

## 引 言

列车轴承作为列车的重要部件, 是影响列车安全的主要因素之一。严重的列车轴承故障可导致列车一系列连锁损伤, 如车轴、轴套等断裂<sup>[1]</sup>。因此, 列车轴承早期故障的发现与预警, 有利于避免严重故障造成的损害。列车轴承轨边声学诊断通过在铁轨边放置麦克风, 获取列车经过时的声音信号, 并对其进行处理, 判断轴承是否处于健康状态, 从而实现了故障检测<sup>[2]</sup>。然而, 列车相对麦克风存在较大的横向移动速度, 由此引起的多普勒效应将使信号产生频移和幅值调制<sup>[3]</sup>, 给分析信号提取特征参数带来了挑战, 影响了故障诊断的正确性。基于莫尔斯理论<sup>[4]</sup>和插值采样对畸变的轨边声信号进行校正, 可使畸变信号时频结构得以恢复<sup>[5-6]</sup>, 以有效提取轴承状态特征参数。

特征提取方法主要有 2 类: 线性特征提取与非线性特征融合。线性特征提取方法包括主分量分析(principal component analysis, 简称 PCA)<sup>[7]</sup>、线性判别分析(linear discriminant analysis, 简称 LDA)<sup>[8]</sup>和特征矩阵联合近似对角化(joint approximate diagonalization of eigen-matrices, 简称 JADE)<sup>[9]</sup>等。上述线性特征提取方法对于故障模式

中具有复杂边界的情况难以获得稳健的故障特征, 从而影响故障识别的准确度。KJADE 是 JADE 的一种非线性扩展<sup>[9]</sup>, 利用核函数非线性映射, 把输入数据  $X$  映射到高维度的特征空间  $F$ , 并在此特征空间内构造最佳的分类面, 以获得数据的非线性结构<sup>[10]</sup>, 不仅保持了 JADE 的数学与统计特性, 同时又具有处理非线性问题的能力, 为列车轴承的道旁声学故障诊断提供了一种新途径。

笔者针对多普勒效应带来的列车轴承轨边声音信号的频移、幅值调制等问题, 进行多普勒畸变校正, 采用 KJADE 方法提取校正后声音信号的特征参数, 再利用支持向量机(support vector machine, 简称 SVM)进行故障种类的辨识<sup>[11]</sup>。

## 1 理论基础

JADE 作为一种盲源分离(blind source separation, 简称 BSS)方法, 通过引入多变量数据的四阶累积量矩阵并对其特征分解, 通过对混合信号进行高阶统计信息分析, 分离出相互统计独立的信号<sup>[12]</sup>。

### 1.1 JADE 基本模型

假设列向量  $\mathbf{s} = (s_1, s_2, \dots, s_n)^T, s_i (i=1, 2, \dots,$

<sup>\*</sup> 国家自然科学基金资助项目(51675001, 51505001, 51605002)

收稿日期: 2018-08-07; 修回日期: 2018-10-05

$n$ )为未知信号源,在某一时刻  $t$  得到源信号  $s$  的  $m$  维的观测列向量  $\mathbf{x} = (x_1, x_2, \dots, x_m)^T$ , 并满足条件

$$\mathbf{x}(t) = \mathbf{A}\mathbf{s}(t) = \sum_{i=1}^m \mathbf{a}_i s_i \quad (1)$$

JADE 方法就是先求解混矩阵  $\mathbf{B}$ , 然后对其进行线性变换, 使观测信号  $\mathbf{x}$  获得一个源信号  $s$  的最佳接近的向量  $\mathbf{y}$ 。JADE 基本模型如图 1 所示。

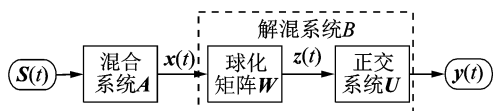


图1 JADE 基本模型

Fig.1 The basic model of JADE

由图 1 可得

$$\mathbf{y}(t) = \mathbf{B}\mathbf{x}(t) = \mathbf{B}\mathbf{A}\mathbf{s}(t) \quad (2)$$

为保证上述模型有解, 要求信号源数目  $n$  应大于观测信号  $\mathbf{x}$  的数目  $m$ , 且信号源各分量相互无关。

## 1.2 数据的球化

为了获取信号源  $s$  的最佳接近向量  $\mathbf{y}$ , 必须要消除观测信号间的二阶相关, 球化处理相关数据, 使分析尽量集中在信号的高阶统计量上。

### 1.2.1 零均值化

通常实测观测信号很难满足信号分量为均值的假设条件, 故采用式(3)所示的方法对其均值化。均值化处理只改变了数据的幅值范围, 不影响数据的整体分布。

$$x_i(t)' = x_i(t) - \frac{1}{n} \sum_{i=1}^m x_i(t) \quad (3)$$

其中:  $x_i(t)$  为第  $i$  个观测数据, 即均值化后的数据;  $m$  为观测信号的个数,  $i = 1, 2, \dots, m$ 。

### 1.2.2 白化

白化是球化中的重要步骤, 目的是去掉混合信号之间的关联性, 从而达到优化 JADE 算法的性能。其计算过程如下: 先通过矩阵  $\mathbf{W}$  对观测信号  $\mathbf{x}$  进行线性变换, 然后获取需要的白化信号

$$\mathbf{z}(t) = \mathbf{W}\mathbf{x}(t) \quad (4)$$

其中:  $\mathbf{W}$  为白化矩阵;  $\mathbf{z}$  为各分量正交的单位阵。

在白化过程中要求对矩阵  $\mathbf{z}$  进行变换, 得到所需的相关矩阵。目前, 白化方法主要有 2 类: ①迭代逼近法; ②对混合信号的协方差矩阵进行特征分解。笔者利用第 2 类白化方法来处理白化矩阵。设有  $n$  维的混合信号  $\mathbf{x}$ , 其相关矩阵为  $\mathbf{R}_x$ , 对  $\mathbf{R}_x$  特征进行分解, 得到

$$\mathbf{R}_x = \mathbf{Q}\mathbf{\Sigma}^2\mathbf{Q}^T \quad (5)$$

其中:  $\mathbf{\Sigma}^2$  为对角矩阵,  $\mathbf{\Sigma}^2 = \text{Diag}[\lambda_1^2, \lambda_2^2, \dots, \lambda_n^2]$ ;  $\lambda_i$  为矩阵  $\mathbf{R}_x$  的特征值;  $\mathbf{Q}$  为正交矩阵, 其每个列向量为  $\mathbf{R}_x$  的特征值所对应的特征向量。

白化矩阵可以写成

$$\mathbf{W} = \mathbf{\Sigma}^{-1}\mathbf{Q}^T \quad (6)$$

$$\mathbf{R}_x = \frac{1}{N-1} \sum_{i=1}^N \mathbf{x}(i)\mathbf{x}(i)^T \quad (7)$$

## 1.3 四阶累积量矩阵

通过对观测信号预处理, 得到所需的球化数据  $\mathbf{z} = [z_1, z_2, \dots, z_n]^T$ 。将  $\mathbf{z}$  的四阶累积量矩阵的第  $(i, j)$  个元素标记为

$$\mathbf{Q}_z(\mathbf{M})_{ij} = \sum_{k=1}^n \sum_{l=1}^n K_{ijkl}(\mathbf{z}) m_{kl} \quad (1 \leq i, j, k, l \leq n) \quad (8)$$

其中:  $\mathbf{M}$  为任意的  $n \times n$  矩阵;  $K_{ijkl}(\mathbf{z})$  为球化数据  $\mathbf{z}$  的第  $(i, j, k, l)$  分量所对应的四阶累积量;  $m_{kl}$  为矩阵  $\mathbf{M}$  的第  $(i, j)$  个元素。

## 1.4 JADE 算法

一般情况下, 对单个矩阵  $\mathbf{M}$  计算四阶累积量矩阵的信息相对不够充分, 由于每一个  $\mathbf{M}_i$  对应不一样的累积量矩阵  $\mathbf{Q}_z(\mathbf{M}_i)$ , 通常为了获取更优化的结果, 一般会对一组矩阵  $\mathbf{M} = [\mathbf{M}_1, \mathbf{M}_2, \dots, \mathbf{M}_n]$  进行处理, 来查找旋转矩阵  $\mathbf{U}$ , 让其每个四阶累积量矩阵都可联合对角化, 则矩阵  $\mathbf{U}$  可由下式估算出来

$$\mathbf{U} = \arg_{\min} \sum_i \text{off}(\mathbf{U}^\# \mathbf{Q}_z(\mathbf{M}_i) \mathbf{U}) \quad (1 \leq i \leq n) \quad (9)$$

其中:  $\text{off}$  为非对角元素的平方;  $\arg_{\min}$  为复数的幅角;  $\mathbf{U}^\#$  为  $\mathbf{U}$  的伪逆。

JADE 的分解结果可由上述步骤得到

$$\mathbf{y} = \mathbf{B}\mathbf{x} = \mathbf{U}^T \mathbf{W}\mathbf{x} \quad (10)$$

其中:  $\mathbf{U}^T$  为旋转矩阵  $\mathbf{U}$  的转置;  $\mathbf{W}$  为球化矩阵。

## 1.5 核特征矩阵联合近似对角化

KJADE 是笔者提出的一种新的特征融合方法, 建立在 JADE 算法的基础上, 因此既有 JADE 算法的一些特性, 又可以用来处理非线性的问题。其核心思想是将非线性问题转换为线性问题, 具体步骤如下: 首先, 将观测数据通过非线性函数  $\Phi$  映射到特征空间; 然后, 利用 JADE 算法优势在空间  $\mathbf{F}$  中融合特征, 并将其提取出来, 从而将非线性可分问题转换为特征空间  $\mathbf{F}$  中的线性可分问题。图 2 为非线性映射过程。

由图 2 所示,设样本空间  $X = \{x_1, x_2, \dots, x_m\}$ ;  $x_i$  为样本空间的第  $i$  维的输入向量,其中包含着  $n$  个数据点;  $F = \{\Phi(x_1), \Phi(x_2), \dots, \Phi(x_m)\}$  为映射后的特征空间。为得到源信号的最优逼近矩阵, KJADE 求出解混矩阵  $B$ , 即

$$y = B_F \Phi(x) = U^T W \Phi(x) \quad (11)$$

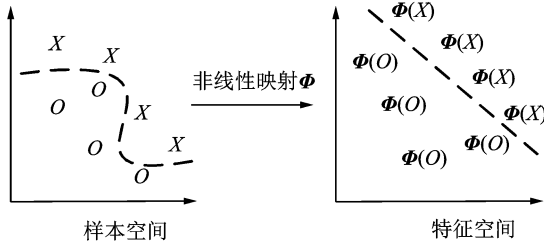


图 2 非线性映射

Fig. 2 Nonlinear mapping

计算特征空间  $F$  的协方差矩阵为

$$R_F = \frac{1}{N} \Phi(x_i) \Phi(x_i)^T = \frac{1}{N} F F^T \quad (12)$$

由于高维特征空间的维数过大会引起“维数灾难”,将导致无法求出  $R_F$  及其特征值和特征向量。根据文献[13-14],引入核函数思想,将复杂的内积计算转换成核函数,得到一个  $N \times N$  的核矩阵  $K$

$$K_{ij} = \langle \Phi(x_i) \Phi(x_j) \rangle = k(x_i, x_j) \quad (13)$$

其中:  $K_{ij}$  要求满足 Mercer 条件,即  $K = F F^T$ 。

常见的核函数有以下 3 种。

多项式核函数,其表达式为

$$k(x_i, x_j) = (\alpha x_i^T x_j + c)^d \quad (14)$$

Sigmoid 核函数,其表达式为

$$k(x_i, x_j) = \tanh(\alpha x_i^T x_j + c) \quad (15)$$

高斯核函数,其表达式为

$$k(x_i, x_j) = \exp\left(-\frac{\|x_i - x_j\|^2}{2\sigma^2}\right) \quad (16)$$

由于高斯核函数在解决实际问题时能获得较好的效果,笔者采用式(16)所示的高斯核函数作代替内积运算,其中,  $\sigma$  为核函数的宽度参数。KJADE 算法流程如图 3 所示。

## 2 基于 KJADE 的列车轴承轨边声学诊断方法

笔者提出基于 KJADE 非线性特征融合的方法用于列车轴承故障诊断,故障识别流程如图 4 所示。

首先,校正由多普勒效应造成的列车轨边声音信号的畸变。图 5 为列车运动模型示意图。列车从  $A$  点出发,以速度  $V$  沿所示方向运动,列车在运动

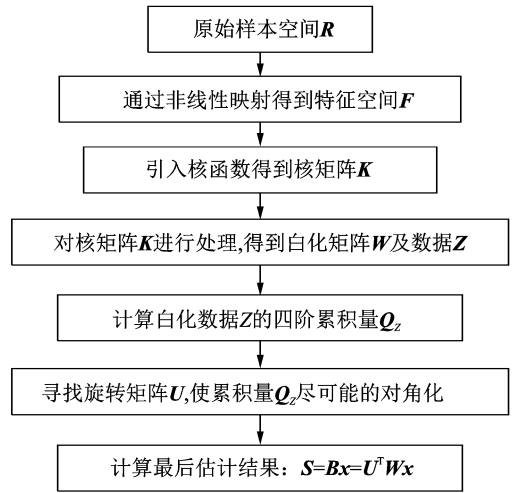


图 3 KJADE 算法流程图

Fig. 3 The flowchart of KJADE algorithm

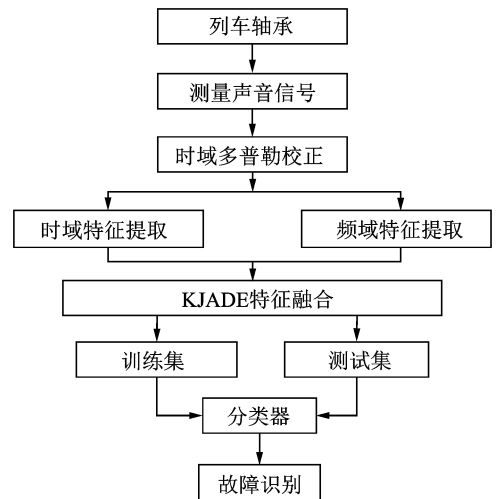


图 4 故障识别流程图

Fig. 4 Flowchart of the fault diagnosis

中发出的声波通过空气介质传至麦克风。由于列车移动速度较快,麦克风的信号采集时间较短,因此在  $A \sim B$  点距离内,轴承声源可看成恒速移动。

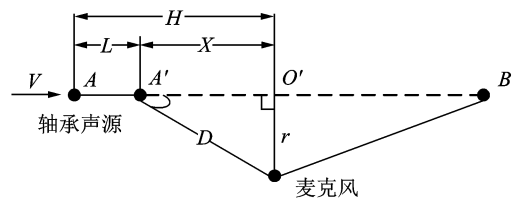


图 5 运动模型示意图

Fig. 5 Kinematic model

假设声源在  $t_r$  时刻到达  $A'$  点,声源和麦克风之间的间距为  $D$ ,此时声源的振幅为  $P$ ,则该振幅到达麦克风的时刻为  $t_b = t_r + D/c$ ,其中:  $c$  为声音在空气中的传播速度;  $D$  由几何关系计算得到

$$D = \sqrt{(H-L)^2 + Y^2} = \sqrt{(H-Vt_r)^2 + Y^2} \quad (17)$$

将式(17)代入  $t_p = t_r + D/c$ , 得

$$t_p = t_r + \frac{\sqrt{(H-Vt_r)^2 + Y^2}}{c} \quad (18)$$

由式(18)计算得到声源到达麦克风的时间序列, 利用其作为插值拟合序列时间, 对存在多普勒效应的轨边信号进行插值重采样, 对轨边声音信号解调还原。根据莫尔斯声学理论、运动关系与波动方程, 且当声源移动马赫数  $< 0.2$  时, 其近场效应较小可忽略不计<sup>[15]</sup>。因此, 收到的声压为

$$P = \frac{q'[t - (D/c)]}{4\pi D (1 - M\cos\theta)^2} \quad (19)$$

其中:  $t, q, \theta$  分别为运行时刻、单极子点声源质量总流率以及声源运动方向和声源与麦克风连线的夹角;  $M = V/c$ , 为马赫数。

式(19)可简写为

$$\begin{cases} P = AB \\ A = r/D (1 - M\cos\theta)^2 \\ B = q'[t - (D/c)]/4\pi r \end{cases} \quad (20)$$

其中:  $r$  为麦克风与声源运动直线方向上的垂直距离;  $A$  为由相对运动而产生的声压幅值的调制函数, 其逆函数  $A^{-1}$  可用作其解调函数。

假设  $x$  为具有多普勒畸变的信号, 则信号经过幅值解调可得

$$x_p = A^{-1}x \quad (21)$$

然后, 对校正后的信号进行原始特征提取, 如表1所示。利用 KJADE 算法, 将原始特征值按如下步骤进行特征融合:

1) 用核函数取代复杂的内积运算, 求取核矩阵  $\mathbf{K}$ , 利用非线性映射函数把输入数据映射到高维特征空间;

2) 计算白化矩阵  $\mathbf{W}$ , 得到白化后的核矩阵为  $\mathbf{Z} = \mathbf{W}\mathbf{K}$ ;

3) 计算  $\mathbf{Z}$  的四阶累积量  $\mathbf{Q}_Z$ ;

4) 求出酉矩阵, 联合对角化累积量矩阵;

5) 融合新特征  $\mathbf{S} = \hat{\mathbf{A}}\mathbf{K}$ 。

将新特征标注相对应的故障类型标签作为 SVM 的输入进行训练学习, 利用所得到的分类器对列车轴承的声音信号进行故障识别。

### 3 实验验证

笔者采用某型号列车轴承来验证所提出方法, 实验采用的单列向心短圆柱滚子轴承(型号 NJ(P)3226XI)为我国列车使用的主要型号之一, 其参数

表1 原始特征提取

Tab. 1 List of the original extraction features

时域	频域
$F_1 = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_i$	$F_9 = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N s_i$
$F_2 = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_i^2}$	$F_{10} = \frac{1}{N} \sum_{j=1}^N (s_j - \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N s_i)^2$
$F_3 = \left[ \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \sqrt{ x_i } \right]^2$	$F_{11} = \frac{\sum_{i=1}^N f_i s_i}{\sum_{j=1}^N s_j}$
$F_4 = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N  x_i $	$F_{12} = \frac{\frac{1}{N} \sum_{j=1}^N (s_j - \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N s_i)^3}{(\sqrt{F_{10}})^3}$
$F_5 = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_i^3$	$F_{13} = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^N f_i^2 s_i}{\sum_{j=1}^N s_j}}$
$F_6 = \frac{\sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_i^2}}{F_4}$	$F_{14} = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N s_i (f_i - F_{12})^2}$
$F_7 = \frac{\max(x)}{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N  x_i }$	$F_{15} = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^N f_i^4 s_i}{\sum_{j=1}^N f_j^2 s_j}}$
$F_8 = \frac{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_i^4}{\left( \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{j=1}^N x_j^2} \right)^4}$	$F_{16} = \frac{\sum_{i=1}^N f_i^2 s_i}{\sqrt{\sum_{j=1}^N s_j \sum_{k=1}^N f_k^4 s_k}}$

如表2所示。实验分为2步: ①当故障轴承在负载状态运行时采集其声音信号, 列车轴承实验平台如图6所示。其中: 轴承故障是人为采用线切割方式加工; 轴承负载为3t; 转速为1430 r/min。②把获得的声音信号保存为声音文件, 再把全频音箱放在匀速直线运动的汽车上播放之前采集的数据, 当作列车轴承声源, 声源沿直线方向快速移动时, 利用放置在路边的麦克风采集声音信号。其中: 车速为

表2 NJ(P)3226XI 轴承参数

Tab. 2 The specification of bearing NJ(P)3226XI

内径/ mm	外径/ mm	节圆直 径/mm	滚动体 直径/mm	滚子 数量
130	250	190	32	14

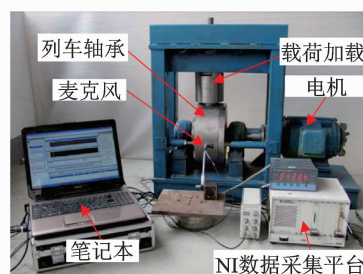


图6 列车轴承实验平台

Fig. 6 Test bench of the locomotive bearing

108 km/h; 采样频率为 50 kHz; 测量时麦克风距离其声源直线的垂直距离  $r = 2$  m。多普勒实验现场如图 7 所示。实验选用丹麦产声压场 B&K4594 型麦克风, 采用美国 NI 公司的 PXI-1033, PXI-4472 等硬件模块和 Sound Vibration Tool 软件构建数据采集系统模拟轨边轴承声音信号。

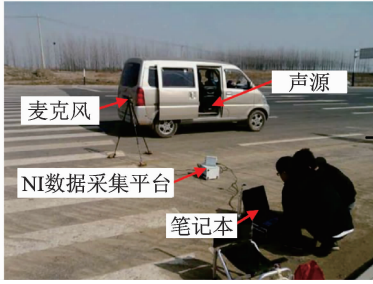
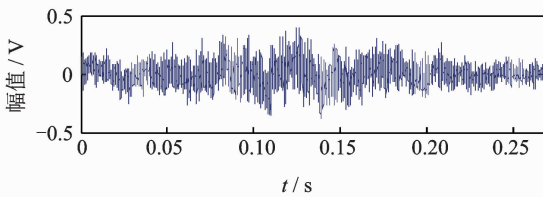


图 7 多普勒实验现场

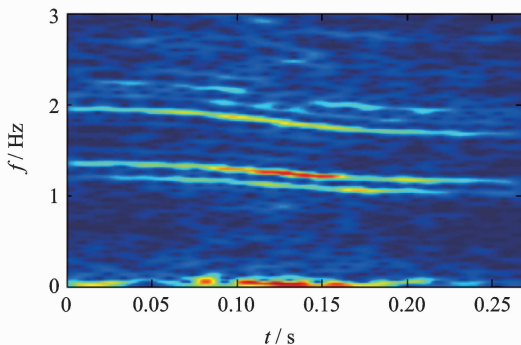
Fig. 7 Scene of the Doppler experiment

当轴承外圈设置有局部故障时, 列车轨边声音信号的时域波形和对其进行短时傅里叶变换所得的时频图如图 8 所示。可以看出, 此信号的幅值受到了调制, 时频图中信号因多普勒效应产生了畸变, 频率值随时间变化而波动。利用前述的时域多普勒校正方法校正原始信号, 图 9 为外圈多普勒校正信号。校正后的时域信号如图 9(a) 所示, 对其进行短时傅里叶变化得到其时频图如图 9(b) 所示。可以看出,



(a) 时域图

(a) Time domain diagram

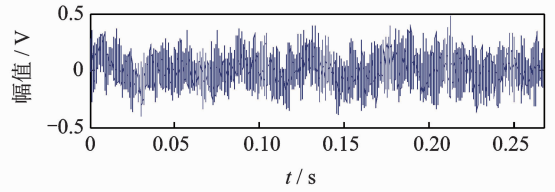


(b) 时频图

(b) The time-frequency diagram

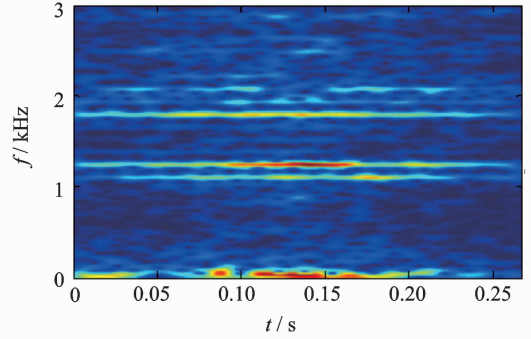
图 8 外圈故障轴承声音信号

Fig. 8 The acoustic signal of outer race fault



(a) 时域图

(a) Time domain diagram



(b) 时频图

(b) The time-frequency diagram

图 9 外圈多普勒校正信号

Fig. 9 Doppler effect corrected signal of outer race fault

主要的频率分量已不再随时间变化而波动, 即多普勒畸变得到了有效校正。

对正常信号、内圈故障信号、外圈故障信号和滚子故障信号分别进行多普勒校正, 并将每种校正后的信号截取成 60 组, 每组信号含有 1 024 个点。按表 1 所示, 对每组信号提取 16 个原始统计特征, 得到输入空间的轴承 4 种状态的样本向量。此类特征具有较高的冗余性且分类效果不好, 会影响列车轴承故障识别的准确率。因此, 采用 KJADE 算法对这些原始特征进行融合, 提取出对故障类别敏感的特征。

为进一步验证所提方法的有效性, 分别采用 PCA, LDA, 正交局部保持映射 (orthogonal locality preserving mapping, 简称 OLPP) 和 JADE 等方法提取信号融合特征参数并进行对比。为方便观察比较, 将各类故障特征向量降到三维, 并做归一化处理, 得到特征向量三维聚类图如图 10 所示。

由图 10 可知, 传统特征融合分析方法对于列车轴承 4 种故障模式分析所得特征聚类性明显弱于 KJADE, 如图 10(a) 所示。4 种故障模式全部混杂在一起, 且各类故障聚类性较差。在图 10(b)~(d) 中仍然存在部分区域重合在一起, 不能显著区分列车轴承故障状态。在图 10(e) 中, 4 种列车轴承故障模式均有自己的聚类中心, 且具有明显的区分度, 其识别效果优于传统的特征融合方法。可见, KJADE



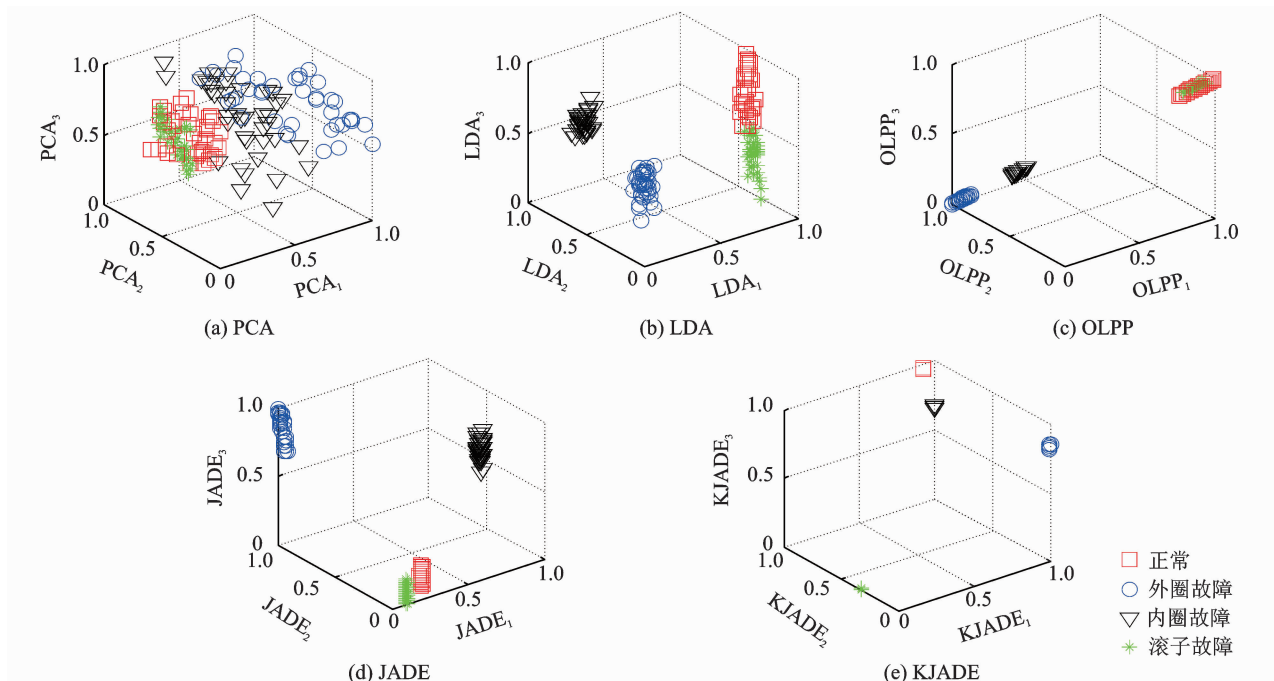


图10 不同特征融合方法聚类比较

Fig. 10 The comparison between different feature fusion methods

方法对非线性特征向量聚类具有一定的优势。

为了进一步描述所提出方法对于列车轴承故障类型的识别效果,利用 SVM 对故障特征进行训练和诊断。将 60 个数据平均分成两组,一组为训练样本,另一组为测试样本。对所有的样本数据进行原始特征提取和特征融合,并将训练样本处理过的向量集作为 SVM 的输入,得到分类器的结构。将处理过的测试样本向量集放进分类器中,对测试样本的故障类别进行辨识。由于径向基函数(radial basis function,简称 RBF)具有训练时间短、参数少等优点<sup>[16]</sup>,所以实验中 SVM 分类器采用 RBF 核函数。列车轴承各种故障类型的识别结果如图 11 所示。

由图 11 可知,经过 KJADE 特征融合后的列车轴承故障识别准确率为 100%,明显高于其他特征融合方法。传统的 JADE 特征融合方法处理测试样本的故障模式识别的准确率为 94.2%,说明 KJADE 方法更适用于非线性特征向量提取,这与 KJADE 特征融合后的聚类效果优于 JADE 一致。故障类别识别率的提高也说明了利用 KJADE 进行列车轴承故障诊断的有效性。

## 4 结论

1)由于 KJADE 可进行隐式的空间映射,省略了空间映射计算的复杂性,同时可进行非线性的复杂映射,解决了传统 JADE 只适用于线性向量处理、无法反应数据非线性关系的缺陷。

2)利用 KJADE 融合多个统计特征,有效减少了故障之间的模糊性和重叠性,提高了各个故障类型之间的聚类性以及列车轴承故障的识别率。

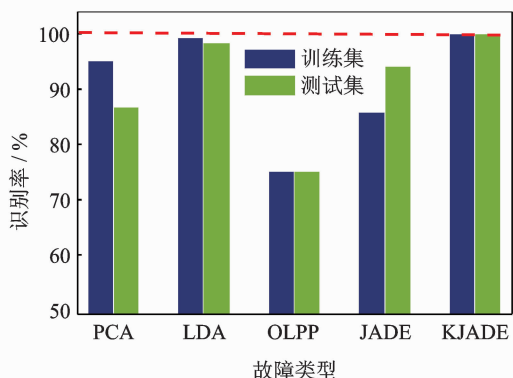


图11 列车轴承故障类型的识别结果

Fig. 11 Recognition results of the train bearing fault patterns

## 参 考 文 献

- [1] SZU H H. Neural pattern identification of railroad wheel-bearing faults from audible acoustic signals; comparison of FFT, CWT, and DWT features[J]. Proceedings of SPIE, The International Society for Optical Engineering, 1997, 3078: 480-496.

- [2] IRANI F D, 吴朝院. 先进道旁车辆状态监视系统的开发和应用[J]. 国外铁道车辆, 2002(2):39-43.  
IRANI F D, WU Chaoyuan. Development and deployment of advanced wayside condition monitoring systems [J]. Foreign Rolling Stock, 2002(2):39-43. (in Chinese)
- [3] ZHANG S, HE Q, ZHANG H, et al. Doppler correction using short-time music and angle interpolation resampling for wayside acoustic defective bearing diagnosis[J]. IEEE Transactions on Instrumentation & Measurement, 2017, 66(4): 1-10.
- [4] MORSE P M, INGARD K U, STUMPF F B. Theoretical acoustics[J]. Physics Today, 1969, 22(5): 98-99.
- [5] ZHANG H, ZHANG S, HE Q, et al. The Doppler effect based acoustic source separation for a wayside train bearing monitoring system[J]. Journal of Sound Vibration, 2012, 361: 307-329.
- [6] LIU Y, QIAN Q, LIU F, et al. Wayside bearing fault diagnosis based on envelope analysis paved with time-domain interpolation resampling and weighted-correlation-coefficient guided stochastic resonance[J]. Shock and Vibration, 2017(1): 3189135.
- [7] MOURA E P D, SOUTO C R, SILVA A A, et al. Evaluation of principal component analysis and neural network performance for bearing fault diagnosis from vibration signal processed by RS and DF analyses [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2011, 25: 1765-1772.
- [8] GUO K, ZHU Y, SAN Y. Analog circuit fault diagnosis using LDA and OAOSVM approach [J]. Advanced Materials Research, 2012, 25:1130-1134.
- [9] LIU Y, HE B, LIU F, et al. Feature fusion using kernel joint approximate diagonalization of eigenmatrices for rolling bearing fault identification[J]. Journal of Sound and Vibration, 2016, 385: 389-401.
- [10] 王奉涛, 陈旭涛, 柳晨曦, 等. 基于KPCA和WPHM的滚动轴承可靠性评估与寿命预测[J]. 振动、测试与诊断, 2017, 37(3): 476-483.  
WANG Fengtao, CHEN Xutao, LIU Chenxi, et al. Rolling bearing reliability assessment and life prediction based on KPCA and WPHM[J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2017, 37(3): 476-483. (in Chinese)
- [11] 沈长青, 朱忠奎, 黄伟国, 等. 基于支持向量回归方法的齿轮箱故障诊断研究[J]. 振动、测试与诊断, 2013, 33: 775-781.  
SHEN Changqin, ZHU Zhongkui, HUANG Weiguo, et al. Gear box fault diagnosis based on support vector regression method [J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2013, 33: 775-781. (in Chinese)
- [12] CARDOSO J F. High-order contrasts for independent component analysis [J]. Neural Computation, 1999, 11:158-191.
- [13] TIPPING M E, CAMBRIDGE C N. Sparse kernel principal component analysis[J]. Advances in Neural Information Processing Systems, 2001, 13:633-639.
- [14] HOFFMANN H. Kernel PCA for novelty detection [J]. Pattern Recognition, 2007, 40(3): 863-874.
- [15] 杨殿阁, 郑四发, 罗禹贡, 等. 运动声源的声全息识别方法[J]. 声学学报, 2002, 27: 357-362.  
YANG Diange, ZHENG Sifa, LUO Yugong, et al. Acoustic holography method for the identification of moving sound source [J]. Acta Acustica, 2002, 27: 357-362. (in Chinese)
- [16] 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 machinery fault diagnosis method based on SVM[J]. Computer Engineering, 2012, 38(5): 233-235. (in Chinese)



**第一作者简介:**龙磊,男,1993年11月生,硕士生。主要研究方向为设备状态监测与故障诊断。  
E-mail:861429418@qq.com

**通信作者简介:**刘永斌,男,1971年9月生,博士、教授。主要研究方向为设备状态监测与故障诊断、智能材料驱动。  
E-mail:lyb@ustc.edu.cn