

# 基于局部边缘判别投影的机械故障诊断方法\*

石明宽, 赵荣珍

(兰州理工大学机电工程学院 兰州, 730050)

**摘要** 针对故障特征集维数过高的问题,提出一种基于局部边缘判别投影(locality margin discriminant projection, 简称 LMDP)的故障数据集降维算法。该算法定义了局部类间相似度和局部类内相似度,使相邻的异类在低维空间中离的更远、相邻的同类样本在低维空间中离的更近。分别提取转子振动信号的时域和频域统计特征,组成原始故障特征集;通过 LMDP 算法对原始特征集进行特征融合,选择出其中最能反映故障内在信息的低维敏感特征子集;将得到的低维特征子集输入到 K 近邻(K-nearest neighbor, 简称 KNN)分类器中进行训练和故障分类。通过 2 个不同型号的双跨度转子系统采集的振动信号集合验证了该方法的有效性。

**关键词** 故障诊断; 降维; 流形学习; 转子系统  
**中图分类号** TP18; TH165

## 引言

对旋转机械进行故障诊断时,为了获得可信用高的诊断结果,必须尽可能多的获取故障信息<sup>[1]</sup>。通常采用多个传感器进行多通道的监测,提取出多通道、多域的特征对故障进行全面描述<sup>[2]</sup>。这导致了大量的冗余信息和高度相关的信息形成了“维数灾难”,不仅加重了分类器的工作负担,同时也很难得到满意的诊断结果<sup>[3]</sup>。因此,对数据结构优化的数据降维问题进行研究,对于推动智能决策技术向工业大数据驱动的方向发展具有良好的促进作用。

局部保持映射(locality preserving projection, 简称 LPP)<sup>[4]</sup>是对传统拉普拉斯特征谱(Laplacian Eigenmap, 简称 LE)<sup>[5]</sup>嵌入进行线性化近似的结果,其继承了 LE 算法保持样本局部邻域结构不变的特点,同时解决了样本外点学习能力不强的缺点。LPP 本质是无监督算法,忽略了有利于分类的判别信息,在投影之后会出现样本点重叠,分类时容易出现错分现象。线性判别分析(linear discriminant analysis, 简称 LDA)<sup>[6]</sup>的基本思想是通过最大化 Rayleigh 商的方式,实现类间散度最大的同时使类内散度最小,寻找一个最佳判别投影矩阵,从高维特征集中提取出最具有判别能力的低维敏感特征子集,使得同类特征聚集更紧密,异类特征更分散。这种基于 Rayleigh 商的降维方法能够突出故障数据集之间的判别信息,在故障模式识别中具有一定的优

势<sup>[7]</sup>。LDA 是基于保持全局结构信息的降维算法,忽略了特征集的局部几何结构信息,而局部几何结构信息更能反映数据的几何结构<sup>[5]</sup>,且 LDA 容易产生小样本问题。针对上述问题,在 LDA 的基础上,结合 LPP 的基本原理,笔者提出一种局部边缘判别投影属性约简算法,以进一步提高 LDA 的识别性能。LMDP 引入了局部类内相似度与局部类间相似度,不仅能够反映样本之间的近邻关系,而且能够反映类中心之间的近邻关系。为了避免在实际应用中可能出现的小样本问题,在低维嵌入过程中构建散度矩阵迹差形式的目标函数,同时加入正交化约束,以减小投影后特征分量之间的信息冗余。

基于上述分析,本研究对基于 LMDP 的转子故障数据集降维方法进行研究,从海量数据中挖掘更充分的数据结构信息,为智能故障模式识别技术的发展提供了一种理论参考依据。

## 1 基于 LMDP 的故障诊断方法

### 1.1 LDA 算法简介

设有  $M$  个训练样本  $X = [x_1, x_2, \dots, x_M] \in R^{Q \times M}$ , 且这  $M$  个训练样本被分为  $C$  类  $X_1, X_2, \dots, X_C$ , 每类含有  $n$  个样本。线性判别分析定义的样本类内散度矩阵、类间散度矩阵可分别表示为

$$S_w = \sum_{c=1}^C \sum_{i=1}^n (x_i - m_c)(x_i - m_c)^T \quad (1)$$

\* 国家自然科学基金资助项目(51675253);兰州理工大学红柳一流学科建设资助项目  
收稿日期:2019-07-29;修回日期:2019-11-25

$$S_b = n(m_c - m)(m_c - m)^T \quad (2)$$

其中: $m_c$ 为第 $c$ 类样本均值; $m$ 为总体样本均值。

LDA的目标函数为

$$J_{LDA} = \arg \max \frac{a^T S_b a}{a^T S_w a} \quad (3)$$

## 1.2 LMDP算法设计

### 1.2.1 基本思想

根据文献[8],LDA的散度矩阵 $S_b, S_w$ 可等价表示为

$$S_b = \frac{n}{2C} \sum_{k=1}^C n(m_k - m_c)(m_k - m_c)^T \quad (4)$$

$$S_w = \frac{1}{2n} \sum_{c=1}^C \sum_{i,j=1}^n (x_i - x_j)(x_i - x_j)^T \quad (5)$$

根据式(4),(5)可知,LDA目标函数的实质是通过最大化异类中心点之间的距离,同时最小化同类样本点之间的距离,实现同类样本点相互靠近且异类样本点相互分离的目的。

LDA是一种基于样本整体结构的属性约简算法,并不能描述样本之间的近邻关系,且容易产生小样本问题。针对LDA的不足,LMDP引入了同类样本之间的相似度权重来描述同类样本点之间的近邻关系;同时引入异类中心点之间的相似度权重来描述异类中心点之间的近邻关系;使相邻的异类之间离的更远,相邻的同类样本之间聚的更近,在低维空间中更好地保持了局部几何结构。

### 1.2.2 目标函数

对于数据分类,将相邻的类区分开比将相距较远的类区分开要困难的多,只要相邻的类的区分性好,那么与其他类将更容易区分和识别。因此,新的类间散度可定义为

$$\begin{aligned} \bar{S}_b &= \sum_{i=1}^C (\bar{m}_i - \bar{m}_j)(\bar{m}_i - \bar{m}_j)^T B_{ij} = \\ & \sum_{i=1}^C a^T (m_i - m_j)(m_i - m_j)^T a B_{ij} = \\ & \sum_{i=1}^C a^T m_i E_{ii} m_i^T a - \sum_{i,j}^C a^T m_i B_{ij} m_j^T a = \\ & a^T m(E - B) m^T a = a^T m H m^T a = a^T S_b a \end{aligned} \quad (6)$$

其中: $C$ 为样本类别个数; $\bar{m}_i = \frac{1}{n_i} \sum_{k=1}^{n_i} y_k^i$ ,为第 $i$ 类样本投影后的均值; $m_i = \frac{1}{n_i} \sum_{k=1}^{n_i} x_k^i$ ,为第 $i$ 类样本均值; $m = [m_1, m_2, \dots, m_C]$ ;

$E$ 为对角矩阵,对角线元素 $E_{ii} = \sum_j B_{ij}$ ; $H = E - B$ ,为拉普拉斯矩阵; $S_b$ 为类间散度矩阵。

$B$ 为样本均值相似矩阵,其元素为

$$B_{ij} = \begin{cases} \exp\left(\frac{-\|m_i - m_j\|^2}{t}\right) & (m_j \in N(m_i) \text{ 或 } m_i \in N(m_j)) \\ 0 & (\text{其他}) \end{cases} \quad (7)$$

其中: $N(m_i)$ 为类 $i$ 的 $k_1$ 个近邻类组成的邻域; $k_1$ 为相邻类的个数,即 $1 \leq k_1 \leq C$ ,本研究取 $k_1 = 2$ ;  $t$ 为所有样本之间欧式距离均值的平方<sup>[9]</sup>。

根据LPP算法的主要思想,高维空间中离的很近的点映射到低维空间后也应该离的很近<sup>[4]</sup>。因此,新的类内散度可定义为

$$\begin{aligned} \bar{S}_w &= \sum_{c=1}^C \sum_{i,j=1}^{n_c} (y_i^c - y_j^c)(y_i^c - y_j^c)^T W_{ij}^c = \\ & \sum_{c=1}^C \sum_{i,j=1}^{n_c} a^T (x_i^c - x_j^c)(x_i^c - x_j^c)^T a W_{ij}^c = \\ & \sum_{c=1}^C a^T X_c (D^c - W^c) X_c^T a = \\ & a^T X(D - W) X^T a = a^T X L X^T a = a^T S_w a^T \end{aligned} \quad (8)$$

其中: $n_c$ 为第 $c$ 类样本的个数; $D^c$ 为对角矩阵,对角线元素 $D_{ii}^c = \sum_j W_{ij}^c$ ; $L = D - W$ ,为拉普拉斯矩阵;

$$D = \begin{bmatrix} D^1 & 0 & 0 \\ 0 & \ddots & 0 \\ 0 & 0 & D^C \end{bmatrix}; W = \begin{bmatrix} W^1 & 0 & 0 \\ 0 & \ddots & 0 \\ 0 & 0 & W^C \end{bmatrix}; S_w \text{ 为类内散度}$$

矩阵; $X_c = [x_1^c, x_2^c, \dots, x_{n_c}^c]$ 。

$W^c$ 为第 $c$ 类样本的相似矩阵,其元素为

$$W_{ij}^c = \begin{cases} \exp\left(\frac{-\|x_i^c - x_j^c\|^2}{t}\right) & (x_j^c \in N(x_i^c) \text{ 或 } x_i^c \in N(x_j^c)) \\ 0 & (\text{其他}) \end{cases} \quad (9)$$

其中: $N(x_i)$ 为 $x_i$ 的 $k_2$ 个近邻点组成的邻域,近邻值 $k_2$ 一般满足大于低维空间维数 $d$ ,小于样本的个数 $N_i (i=1, 2, \dots, C)$ ,即 $d < k_2 < N_i$ <sup>[10]</sup>,本研究取 $k_2 = 9$ 。

为了避免小样本问题,同时寻找一个类间散度矩阵最大和类内散度矩阵最小的低维投影子空间,建立一个基于散度矩阵迹差的函数模型

$$J = a^T (S_b - S_w) a \quad (10)$$

为了调节不同散度的贡献,将式(10)改写为线性组合形式

$$J = a^T (\alpha S_b - (1 - \alpha) S_w) a \quad (11)$$

其中: $\alpha$ 为调节参数, $0 \leq \alpha \leq 1$ 。

为了降低投影后特征分量之间的信息冗余,保留原始故障特征集的几何结构信息,加入正交化约

束<sup>[1]</sup>。建立的目标函数模型为

$$\begin{cases} J = \arg \max \mathbf{a}^T (\alpha \mathbf{S}_b - (1 - \alpha) \mathbf{S}_w) \mathbf{a} \\ \text{s.t. } \mathbf{a} \mathbf{a}^T = \mathbf{I} \end{cases} \quad (12)$$

采用拉格朗日数乘法求解式(12),将其解转化为

$$(\alpha \mathbf{S}_b - (1 - \alpha) \mathbf{S}_w) \mathbf{a} = \lambda \mathbf{a} \quad (13)$$

按照特征值由大到小的顺序排列,有  $\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \dots \geq \lambda_d$ ,取前  $d$  个特征值所对应的正交性特征矢量组成线性投影矩阵  $\mathbf{A} = [\mathbf{a}_1, \mathbf{a}_2, \dots, \mathbf{a}_d]$ 。

### 1.2.3 LMDP 算法步骤

LMDP 算法步骤如下:

1) 根据式(7),式(9)分别计算类间、类内相似度矩阵  $\mathbf{B}$  与  $\mathbf{W}^c$ ;

2) 根据式(6),式(8)分别计算散度  $\bar{S}_b$  和  $\bar{S}_w$ ;

3) 建立式(12)所示的目标函数,对其进行特征值分解;

4) 按照特征值由大到小的顺序  $\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \dots \geq \lambda_d$ ,取前  $d$  个特征值所对应的特征向量组成线性投影矩阵  $\mathbf{A} = [\mathbf{a}_1, \mathbf{a}_2, \dots, \mathbf{a}_d]$ ,并将高维样本集  $\mathbf{X}$  通过映射矩阵  $\mathbf{A}$  投影到低维子空间上,得到映射后的低维特征子集  $\mathbf{Y} = \mathbf{A}^T \mathbf{X}$ 。

### 1.3 基于 LMDP 的机械故障诊断

图 1 为基于 LMDP 的故障诊断流程图,具体实

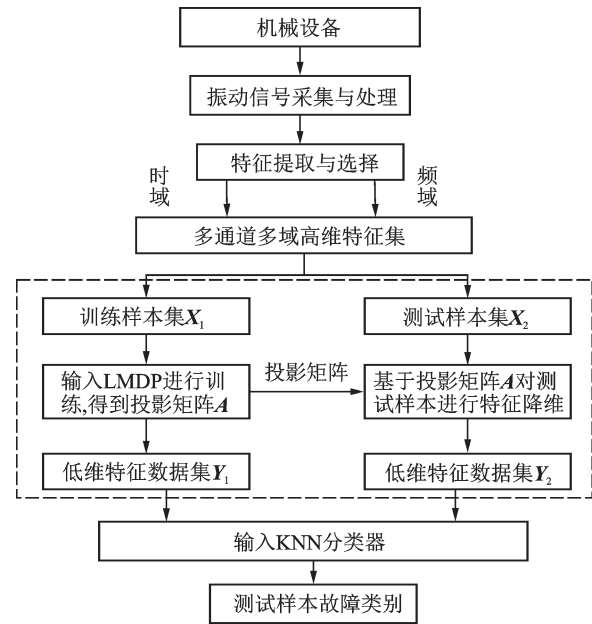


图 1 故障诊断流程图

Fig.1 Procedure of fault diagnosis

现步骤如下。

输入:高维数据  $\mathbf{X} = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$ ,LMDP 算法近邻值  $k_1, k_2$ ,目标维数  $d$  以及调节参数  $\alpha$ 。

输出:低维敏感特征子集  $\mathbf{Y}$  和投影矩阵  $\mathbf{A}$ 。

1) 提取振动信号的 11 个时域特征参数 ( $P_1 \sim P_{11}$ ) 和 13 个频域特征参数 ( $P_{12} \sim P_{24}$ ),组合得到高维原始故障特征集<sup>[11]</sup>,统计特征参数如表 1 所示。

表 1 统计特征参数

Tab.1 Statistical characteristic parameters.

序号	特征表达式	序号	特征表达式	序号	特征表达式
1	$p_1 = \sum_{n=1}^N x(n) / N$	9	$p_9 = p_5 / \sum_{n=1}^N  x(n)  / N$	17	$p_{17} = \sqrt{\sum_{k=1}^K (f_k - p_{16})^2 s(k) / K}$
2	$p_2 = \sqrt{\sum_{n=1}^N x(n)^2} / N$	10	$p_{10} = p_5 / p_3$	18	$p_{18} = \sqrt{\sum_{k=1}^K f_k^2 s(k) / \sum_{k=1}^K s(k)}$
3	$p_3 = \left( \sum_{n=1}^N \sqrt{ x(n) } / N \right)^2$	11	$p_{11} = \frac{1}{N-1} \sum_{n=1}^N (x(n) - p_1)^4 / p_4^4$	19	$p_{19} = \sqrt{\sum_{k=1}^K f_k^4 s(k) / \sum_{k=1}^K f_k^2 s(k)}$
4	$p_4 = \sqrt{\sum_{n=1}^N (x(n) - p_1)^2 / (N - 1)}$	12	$p_{12} = \sum_{k=1}^K s(k) / K$	20	$p_{20} = \sum_{k=1}^K f_k^2 s(k) / \sqrt{\sum_{k=1}^K s(k) \sum_{k=1}^K f_k^4 s(k)}$
5	$p_5 = \max(x(n))$	13	$p_{13} = \sum_{k=1}^K (s(k) - p_{12})^2 / (K - 1)$	21	$p_{21} = p_{17} / p_{16}$
6	$p_6 = \frac{1}{N-1} \sum_{n=1}^N (x(n) - p_1)^3 / p_4^3$	14	$p_{14} = \sum_{k=1}^K (s(k) - p_{12})^3 / (K (\sqrt{p_{13}})^3)$	22	$p_{22} = \sum_{k=1}^K (f_k - p_{16})^3 s(k) / K p_{17}^3$
7	$p_7 = p_2 / \sum_{n=1}^N  x(n)  / N$	15	$p_{15} = \sum_{k=1}^K (s(k) - p_{12})^4 / K p_{13}^2$	23	$p_{23} = \sum_{k=1}^K (f_k - p_{16})^4 s(k) / K p_{17}^4$
8	$p_8 = p_5 / p_2$	16	$p_{16} = \sum_{k=1}^K f_k s(k) / \sum_{k=1}^K s(k)$	24	$p_{24} = \sum_{k=1}^K (f_k - p_{16})^{1/2} s(k) / K \sqrt{p_{17}}$

$x(n)$ 为时域信号序列,  $n=1, 2, \dots, N$ ,  $N$ 为样本点数;  $s(k)$ 为信号  $x(n)$ 的频谱,  $k=1, 2, \dots, K$ ,  $K$ 为频谱线;  $f_k$ 为第  $k$ 条谱线的频率值

2) 对高维故障特征集归一化处理后分为训练集  $X_1$  和测试集  $X_2$  两部分,将  $X_1$  输入 LMDP 算法中进行训练,得到线性映射矩阵  $A$ 。用  $A$  对  $X_1, X_2$  特征投影得到低维敏感特征子集  $Y_1, Y_2$ 。

3) 将  $Y_1, Y_2$  分别输入到 KNN 分类器中进行故障分类。

## 2 实验验证及结果分析

### 2.1 转子故障模拟实验 I

为了研究 LMDP 的可行性和有效性,笔者用图 2 所示的 HZXT-DS-001 型转子振动实验台进行模拟分析。该实验台上 4 个加速度传感器分别采集每个轴承座的 2 个径向( $x, y$ )和一个轴向方向( $z$ )的振动信号;第 5,6 个为电涡流传感器,采集轴的径向振动信号。在转速为 2 600 r/min,采样频率为 20 kHz 的状态下,模拟 6 种质量不平衡转动实验,分别记为不平衡 1、不平衡 2、不平衡 3、不平衡 4、不平衡 5 和不平衡 6。转子系统故障状态如表 2 所示。采集每种故障的数据样本 80 组,前 30 组作为训练样本,后 50 组作为测试样本。对每个通道传感器采集的振动信号分别提取 24 个特征参数,14 个通道共得到  $14 \times 24 = 336$  个特征。

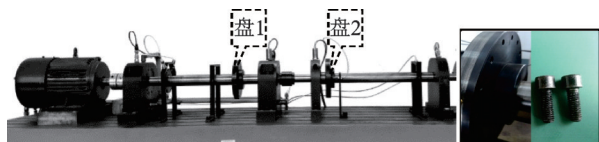


图 2 转子振动实验台

Fig.2 Experiment of rotor vibration

表 2 转子系统的故障状态

Tab.2 Fault conditions of rotor system

故障类型	不平衡质量块数	
	负载盘 1	负载盘 2
不平衡 1	2	0
不平衡 2	2	3
不平衡 3	3	0
不平衡 4	3	3
不平衡 5	0	2
不平衡 6	0	3

对于单个负载盘,质量块应集中布置;2 个负载盘上质量块布置的位置尽量呈  $180^\circ$

#### 2.1.1 参数设定情况

笔者需要设定的参数包括 LMDP 算法中的近邻值  $k_1$  和  $k_2$ ,低维空间维数  $d$  以及调节参数  $\alpha$ 。这

里, $k_1=2, k_2=9$ ;通常将目标维数  $d$  设为样本类别数减 1<sup>[10]</sup>,即  $d=6-1=5$ 。为了测试调节参数  $\alpha$  对故障识别精度的影响,设定间隔为 0.1, $\alpha$  为 0~1。图 3 为不同调节参数  $\alpha$  的故障识别率。可见,随着  $\alpha$  的增大,识别率先增大后减小,在本研究中取  $\alpha=0.1$ 。

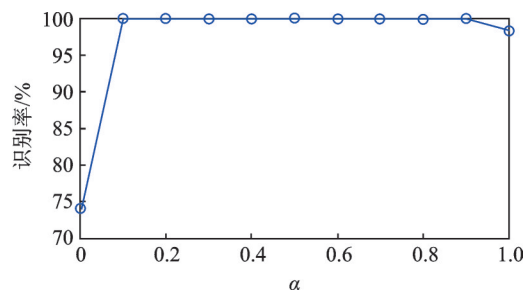


图 3 不同调节参数  $\alpha$  的故障识别率

Fig.3 Fault identification rate of different adjustment parameters  $\alpha$

#### 2.1.2 高维数据低维可视化

为了验证 LMDP 的有效性与可行性,选择与主成分分析(principal component analysis,简称 PCA),LPP,LDA 等维数约简方法进行比较。基于上述方法的测试样本三维特征分布结果如图 4 所示。可见:PCA 的降维效果最差,同类特征分散,数据的隶属关系非常模糊;LMDP 的降维效果最好,不同故障特征之间完全分离,各类数据清晰可见,相同类型聚集成团;LPP,LDA 两种降维方法的不同类型特征之间都存在一定的混叠,无法完全区分。

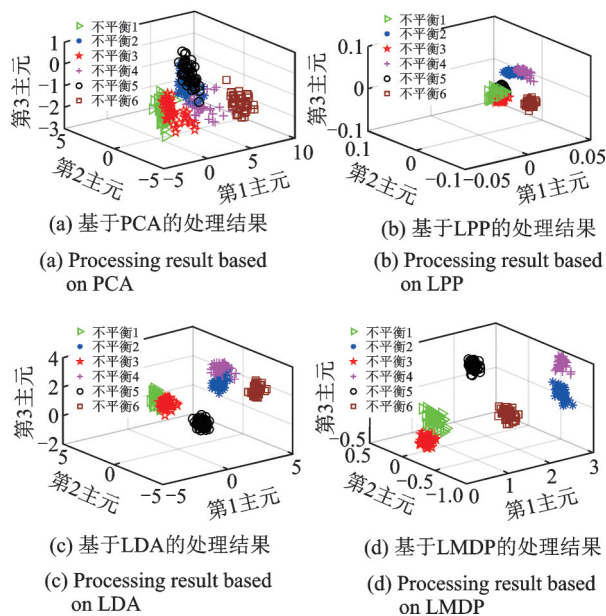


图 4 基于不同方法的测试样本三维特征分布结果

Fig.4 3-dimensional features scatter distribution of testing samples based on different dimensionality reduction methods

为了进一步说明本研究方法具有较好的降维效果,考察降维后的特征集的可分性,引入了类间、类内距离的可分性指标对测试样本集的分类与聚类程度给予量化评价<sup>[12]</sup>。低维测试集的  $C$  类样本数据为  $y_{ri} (r=1, 2, \dots, C; i=1, 2, \dots, N)$ , 其聚类中心为  $\bar{y}_r = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N y_{ri} (r=1, 2, \dots, C)$ 。低维特征集类间距、类内距和可分性指标分别定义为

$$S_b = \frac{2}{C(C-1)} \sum_{r=1}^{C-1} \sum_{s=r+1}^C \|\bar{y}_r - \bar{y}_s\| \quad (14)$$

$$S_w = \frac{1}{C} \sum_{r=1}^C \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \|y_{ri} - \bar{y}_r\| \quad (15)$$

$$\rho = S_b / S_w \quad (16)$$

可见,类间距  $S_b$  反映了各类别之间的分离程度,类内距  $S_w$  体现了每类样本分布的紧凑程度。低维测试集的类间距越大,类内距越小,则可分性指标  $\rho$  就越大,特征集的分类聚类效果就越好。

各类算法降维后的可分性指标如表3所示。可以看出,LPP的可分性指标最小,只有8.4966;LMDP的可分性指标最大,高达347.4101。可见,相对于其他算法,LMDP具有较好的降维效果和较大的可分性,表明LMDP具有较好的维数约简能力,在数据降维中有一定的优势。

表3 各类算法降维后的可分性指标

Tab.3 The separability index based on different dimensionality reduction algorithms

算法	可分性指标
PCA	16.128 2
LPP	8.496 6
LDA	18.188 0
LMDP	347.410 1

### 2.1.3 故障分类效果

为了直观反映LMDP等方法的降维效果,将各个算法降维后的特征子集输入到KNN分类器中进行故障模式辨识。不同维数约简算法的识别准确率如表4所示。

从表3和表4可知:PCA的平均识别准确率最低,这是因为PCA是无监督全局保持算法,在属性约简过程中忽略了样本类别信息,同时很难挖掘出数据的低维流行特征;LPP的平均识别率略高于PCA,因为LPP是无监督局部保持算法,没有利用类别信息,导致故障特征解耦不完全、各个特征之间仍存在混叠;LDA的平均识别率高于PCA和LPP,是因为LDA利用了有利于分类的类别标签信息,充分考虑了样本的分散性和内聚性;LMDP

表4 不同维数约简算法的识别准确率

Tab.4 The recognition accuracy of different dimensionality reduction algorithms %

故障类型	各降维算法的故障诊断准确率			
	PCA	LPP	LDA	LMDP
不平衡1	96	100	100	100
不平衡2	86	94	96	100
不平衡3	92	86	88	100
不平衡4	96	100	100	100
不平衡5	100	100	100	100
不平衡6	100	100	100	100
平均识别准确率	95	96.67	97.33	100

的识别准确率最高,主要是因为LMDP将样本的局部几何信息有效融入到维数约简中,实现了类别信息与数据集局部几何信息的有效结合,在挖掘原始故障数据集中蕴含的转子故障信息的同时,实现对不同转子故障的有效解耦,得到了最有辨别力的低维特征子集,一定程度上提高了故障特征集的可分性。

为了验证LMDP算法的泛化能力,将上述4种算法在不同转速下降维得到的低维特征子集输入KNN分类器中进行故障模式识别,不同算法在不同转速下的识别精度如图5所示。可以看出,在不同转速下,LMDP降维方法的平均识别率明显优于其他3种降维方法,表明LMDP具有广泛的适用性和较强的故障识别精度。

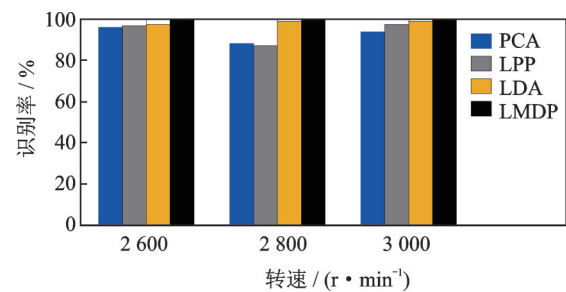


图5 不同算法在不同转速下的识别精度

Fig.5 Identification accuracy of different algorithms at different speeds

### 2.1.4 算法复杂度分析

一般降维算法的复杂度  $O$  主要由样本个数  $M$ 、原始维数  $Q$ 、目标维数  $d$  以及近邻值  $k$  等因素决定<sup>[13]</sup>。所提出算法中的复杂度由3部分组成,建立近邻图需要  $O(QM \log M)$ , 计算邻接权矩阵需要  $O(M^2)$ , 对  $M \times M$  矩阵进行特征分析,所需要的时间复杂度为  $O(pM^2)$  ( $p$  为稀疏矩阵中非零元素与零

元素比率)。4种算法的时间复杂度如表5所示。可见,由于LMDP算法需要对局部特征进行提取,局部特征提取时同时考虑到邻域样本的相似性和邻域类别的差异性,计算量有所增加,但相差甚微,相对于提高识别精度,此计算代价是可接受的。

表 5 算法的时间复杂度

**Tab.5 Time complexity of all the algorithms**

算法	时间复杂度	t/s
PCA	$O(MQ)+O(Q^3)$	0.030 1
LPP	$O(QM \log M)+O(M^2)+O(pM^2)$	0.157 5
LDA	$2O(MQ)+O(Q^3)$	0.041 2
LMDP	$2O(QM \log M)+2O(M^2)+2O(pM^2)$	0.176 7

### 2.2 转子故障模拟实验 II

本次实验研究对象为文献[14]中的一套双跨子转子实验台。该实验台上12个电涡流传感器布置在6个关键面处相互垂直的方位上,通过不同方位来采集转子系统的振动信号。在转速为2 800 r/min,采样频率为5 kHz的状态下模拟5种典型转动状态实验,即转子不对中、质量不平衡、动静碰磨、轴承松动和正常状态。采集每种状态的数据样本80组,其中30组作为训练样本,剩余50组作为测试样本。对每个通道的传感器采集的振动信号分别提取时域和频域共24个统计特征参数,12个通道共得到288个特征参数。

#### 2.2.1 高维数据低维可视化

本实验LMDP所选近邻参数与实验1相同,  $k_1=2, k_2=9$ , 目标维数  $d=4, \alpha=0.1$ 。为进一步验证LMDP的可行性与有效性,将原始高维故障数据集经PCA, LPP, LDA和LMDP降维,基于不同状态的测试样本三维特征分布结果如图6所示。由图6可知:PCA的聚类分类效果最差,各类特征比较分散;LPP, LDA均存在一定的特征混叠;LMDP的聚类分类效果最好,同类故障特征比较集中,不同故障特征完全分离。

为了进一步说明LMDP的优势,按式(16)计算各降维算法降维后的特征集可分性指标,如表6所示。可见,LMDP的可分性指标远大于其他算法,进一步证明了LMDP具有较好的降维效果。

#### 2.2.2 故障分类效果

将低维特征子集用KNN分类算法进行故障分类,上述4种降维算法的识别准确率如表7所示。由表7可以看出,LMDP的识别准确率高出其他3种降维算法,表明LMDP降维方法较其他方法有较好的维数约简能力,更有利于故障类别的划分。

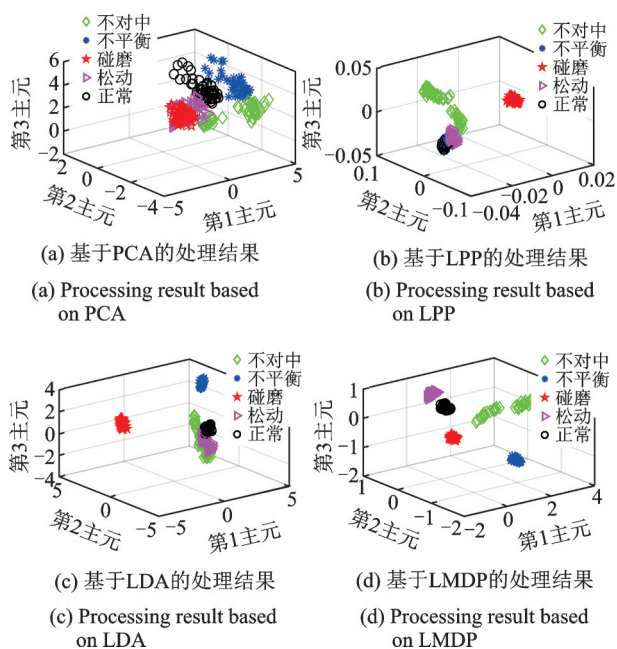


图 6 基于不同状态的测试样本三维特征分布结果  
Fig.6 3-dimensional features scatter distribution of testing samples based on different dimensionality reduction methods

表 6 各类算法降维后的特征集可分性指标

Tab.6 The separability index based on different dimensionality reduction algorithms

算法	可分性指标
PCA	9.163 7
LPP	29.890 2
LDA	29.985 7
LMDP	63.750 3

表 7 不同降维算法的识别准确率

Tab.7 The recognition accuracy of different dimensionality reduction algorithms %

故障类型	各降维算法的故障诊断准确率			
	PCA	LPP	LDA	LMDP
不对中	64	68	64	76
不平衡	100	100	100	100
碰磨	100	100	100	100
松动	80	100	100	100
正常	100	94	100	100
平均识别准确率	88.8	92.4	92.8	95.2

## 3 结束语

针对转子故障特征集维数过高而导致的分类困难问题,笔者提出了一种基于局部边缘判别投影(LMDP)的故障数据集维数约简方法。首先,将转子振动信号转化为高维特征集;其次,采用提出的

LMDP从高维故障特征集中挖掘出最具有判别能力的低维敏感故障特征子集;最后,通过KNN对低维敏感特征子集进行故障模式辨识。2个转子实验结果表明:LMDP相对于PCA,LPP和LDA等维数约简方法,可以提取出可分性更好的低维空间故障特征子集,在模式识别方面具有一定的优势,有效提高了转子故障诊断的精度,为旋转机械智能故障诊断提供了一种新的解决方案。

### 参 考 文 献

- [1] 苏祖强, 汤宝平, 刘自然, 等. 基于正交半监督局部Fisher判别分析的故障诊断[J]. 机械工程学报, 2014, 50(18): 7-13.  
SU Zuqiang, TANG Baoping, LIU Ziran, et al. Fault diagnosis method based on orthogonal semi-supervised local fisher discriminant analysis[J]. Chinese Journal of Mechanical Engineering, 2014, 50(18): 7-13. (in Chinese)
- [2] SU Z Q, TANG B P, MA J H, et al. Fault diagnosis method based on incremental enhanced supervised locally linear embedding and adaptive nearest neighbor classifier[J]. Measurement, 2014, 48(1): 136-148.
- [3] 李凌均, 韩捷, 李朋勇, 等. 基于矢双谱的智能故障诊断方法[J]. 机械工程学报, 2011, 47(11): 64-68.  
LI Lingjun, HAN Jie, LI Pengyong, et al. Intelligent fault diagnosis method based on vector-bispectrum[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2011, 47(11): 64-68. (in Chinese)
- [4] HE X F, YAN S C, HU Y X, et al. Face recognition using laplacianfaces[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence, 2005, 27(3): 328-340.
- [5] BELKIN M, NIYOGI P. Laplacian eigenmaps for dimensionality reduction and data representation [J]. Neural Computation, 2003, 15(6): 1373-1396.
- [6] MARTINEZ A M, KAK A C. PCA versus LDA[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2001, 23(2): 228-233.
- [7] 高云龙, 王志豪, 丁柳, 等. 动态加权非参数判别分析[J]. 控制与决策, 2020, 35(8): 1866-1872.  
GAO Yunlong, WANG Zhihao, DING Liu, et al. Dynamic weighted nonparametric discriminant analysis[J]. Control and Decision, 2020, 35(8): 1866-1872. (in Chinese)
- [8] YU W W, TENG X L, LIU C Q. Face recognition using discriminant locality preserving projections [J]. Image and Vision Computing, 2006, 24(3): 239-248.
- [9] 张晓涛, 唐力伟, 王平, 等. 基于半监督PCA-LPP流形学习算法的故障降维辨识[J]. 中南大学学报(自然科学版), 2016, 47(5): 1559-1564.  
ZHANG Xiaotao, TANG Liwei, WANG Ping, et al. Fault identification and dimensionality reduction method based on semi-supervised PCA-LPP manifold learning algorithm[J]. Journal of Central South University (Natural Science Edition), 2016, 47(5): 1559-1564. (in Chinese)
- [10] 苏祖强, 汤宝平, 姚金宝. 基于敏感特征选择与流形学习维数约简的故障诊断[J]. 振动与冲击, 2014, 33(3): 70-75.  
SU Zuqiang, TANG Baoping, YAO Jinbao. Fault diagnosis based on sensitive feature selection and manifold learning dimension reduction [J]. Journal of Vibration and Shock, 2014, 33(3): 70-75. (in Chinese)
- [11] 雷亚国, 何正嘉, 訾艳阳. 基于混合智能新模型的故障诊断[J]. 机械工程学报, 2008, 44(7): 112-117.  
LEI Yaguo, HE Zhengjia, ZI Yanyang. Fault diagnosis based on novel hybrid intelligent model [J]. Chinese Journal of Mechanical Engineering, 2008, 44(7): 112-117. (in Chinese)
- [12] 李学军, 李平, 蒋玲莉. 类均值核主元分析法及在故障诊断中的应用[J]. 机械工程学报, 2014, 50(3): 123-129.  
LI Xuejun, LI Ping, JIANG Lingli. Class mean kernel principal component analysis and its application in fault diagnosis [J]. Journal of Mechanical Engineering, 2014, 50(3): 123-129. (in Chinese)
- [13] 李雅倩, 李颖杰, 李海滨, 等. 融合全局与局部多样性特征的人脸表情识别[J]. 光学学报, 2014, 34(5): 172-178.  
LI Yaqian, LI Yingjie, LI Haibin, et al. Fusion of global and local various feature for facial expression recognition [J]. Journal of Acta Optica Sinica, 2014, 34(5): 172-178. (in Chinese)
- [14] 赵孝礼, 赵荣珍. 全局与局部判别信息融合的转子故障数据集降维方法研究[J]. 自动化学报, 2017, 43(4): 560-567.  
ZHAO Xiaoli, ZHAO Rongzhen. A method of dimension reduction of rotor faults data set based on fusion of global and local discriminant information [J]. Acta Automatica Sinica, 2017, 43(4): 560-567. (in Chinese)



**第一作者简介:**石明宽,男,1993年12月生,硕士生。主要研究方向为旋转机械智能决策技术。  
E-mail: 1937787272@qq.com

**通信作者简介:**赵荣珍,女,1960年12月生,博士、教授、博士生导师。主要研究方向为旋转机械故障诊断、机械工程动态测试技术、计算智能及机械系统动力学。  
E-mail: zhaorongzhen@lut.cn