文章编号:1000-8055(2024)07-20230263-09

doi: 10.13224/j.cnki.jasp.20230263

# 基于联合 LLE 和 SSR 的滚动轴承故障诊断方法

张康智

(西安航空学院机械工程学院,西安710077)

摘 要:针对滚动轴承振动信号具有较强的非线性,且包含较多冗余和无关特征,导致提取本质特征和 故障识别困难,提出一种基于联合局部线性嵌入和稀疏自表示(joint locally linear embedding and sparse self-representation, JLLESSR)与参数优化支持向量机的滚动轴承故障诊断方法。该方法构造了一个统一的特征提取 框架,依靠局部线性嵌入(locally linear embedding, LLE)挖掘高维数据的局部几何结构,同时通过稀疏自表示 (self-representation)在低维空间挖掘高维数据的全局几何结构,得到表征滚动轴承运行状态的嵌入特征。然后, 将得到的特征输入至交叉优化支持向量机(cross-validation support vector machine, CV-SVM)中进行故障识别。 最后,在常见滚动轴承故障数据集上对所提出的方法进行测试,实验结果表明提出的方法能有效识别出滚动 轴承不同类型的故障,并且故障诊断精度可达 98.5%。

关键 词:滚动轴承;振动信号;局部线性嵌入;联合局部线性嵌入和稀疏自表示;故障诊断
 中图分类号: V231.92
 文献标志码: A

### Fault diagnosis method of rolling bearing based on joint LLE and SSR

### ZHANG Kangzhi

(School of Mechanical Engineering, Xi'an Aeronautical Institute, Xi'an 710077, China)

Abstract: A rolling bearing fault diagnosis method based on joint locally linear embedding and sparse self-representation (JLLESSR) and parameter-optimized support vector machine is proposed for rolling bearing vibration signals with strong nonlinearity and containing more redundant and irrelevant features, which leads to difficulties in extracting essential features and fault identification. The method constructs a unified feature extraction framework, relying on local linear embedding (LLE) to mine the local geometric structure of high dimensional data, and self-representation to mine the global geometric structure of high dimensional data in low dimensional space, to obtain the embedding features characterizing the operating state of rolling bearings. Then, the obtained features are fed into a cross-validation support vector machine (CV-SVM) for fault identification. Finally, the proposed method is tested on a rolling bearing fault data set, and the experimental results show that the proposed method can effectively identify different types of rolling bearing faults, and the fault diagnosis accuracy can reach 98.5%.

Keywords: rolling bearing; vibration signal; locally linear embedding; joint locally linear embedding and sparse self-representation; fault diagnosis

滚动轴承作为航天机械设备的核心设备,其 健康状况直接影响整个航天设备组的运行状态<sup>[1]</sup>。 由于恶劣的工作环境和航天机械设备高效运转过 程中的冲击作用,滚动轴承可能出现断裂和松弛 等故障,不仅降低了航天机械设备的工作效率, 还造成较大经济损失乃至人员伤亡。因此对轴承

收稿日期:2023-04-21

基金项目:陕西省科技厅项目(2019JM-535);陕西省自然科学基础研究计划项目(2023-JC-QN-0614)

作者简介:张康智(1978-),男,副教授,硕士,主要从事机电液一体化技术的研究。E-mail: 59851747@qq.com

引用格式:张康智. 基于联合 LLE 和 SSR 的滚动轴承故障诊断方法[J]. 航空动力学报, 2024, 39(7): 20230263. ZHANG Kangzhi. Fault diagnosis method of rolling based on joint LLE and SSR[J]. Journal of Aerospace Power, 2024, 39(7): 20230263.

的运行状态进行检测具有较高的实践意义。目前, 滚动轴承故障诊断通过人工现场检查的方式进行, 这种方式不仅工作量大,而且容易受到主观因素 影响,很难保证检查质量<sup>[2]</sup>。因此,滚动轴承自动 检测技术已成为航天部门关注的研究热点。

近年来,图嵌入特征提取方法引起学者们的 广泛关注,其本质是依靠相似性度量的方法构造 图矩阵,以揭示数据间的结构信息,从而实现特 征提取<sup>[3]</sup>。局部线性嵌入(locally linear embedding, LLE)<sup>[4]</sup> 是一种典型的图嵌入式特征提取方法,由 于模型自身参数少且不需要通过迭代求解,在实 际工程应用中得到推广。Wang 等<sup>[5]</sup> 通过时域、 频域和经验模态分解(empirical mode decomposition, EMD)获得滚动轴承振动信号中固有流行特 征,然后利用 LLE 算法进行特征提取得到低维特 征,最后采用分类器进行故障诊断。Zhang等<sup>6</sup> 借助于多个传感器采集轴承振动信号,利用子空 间投影得到样本的张量表示,通过高阶奇异值分 解和 LLE 提取重要特征,最后利用支持向量机进 行故障诊断。Zhang 等<sup>[7]</sup> 为了自适应获取高维样 本的邻域信息,通过余弦相似性度量选择样本的 近邻点,根据样本分布密度和流形曲率分析来调 整邻域参数实现自适应确定邻域大小、然后利用 LLE 进行特征提取, 通过 k-近邻点分类器实现故 障诊断。Liu 等<sup>[8]</sup>提出了一种基于海森局部线性 嵌入(Hessian LLE, HLLE)的轴承故障诊断方法。 首先获得高维数据的 Hessian 估计值,参考嵌入坐 标的特征空间以确定相应的 Hessian 映射矩阵,通 过分解 Hessian 映射矩阵实现特征提取,最后利用 分类算法进行故障诊断。Zhang 等<sup>19</sup> 为了准确挖 掘高维滚动轴承数据的局部几何结构,提出了一 种鲁棒局部线性嵌入算法(robust LLE, RLLE),本 质上是构造邻域时引入L<sub>1</sub>和L<sub>2</sub>正则化约束,自 适应确定样本的邻域信息,通过在低维空间中保 持该邻域信息不变实现特征提取,实验证明了该 方法可以有效提取出轴承故障特征。Liu 等<sup>[10]</sup>提 出了两种基于多结构 LLE 融合的轴承故障诊断 方法,称为多结构局部线线性嵌入系数融合 (multi-structure LLE coefficient, MSLLECF)和多结 构局部线性嵌入函数融合(multi-structure LLE function fusion, MS-LLEFF), MS-LLECF 通过在高 维空间融合样本的局部结构和稀疏结构, MS-LLEF 同时考虑了高维空间样本的局部几何结构 和低维空间的稀疏结构,实验证明这两种方法能

显著提升故障特征提取的性能,最后依靠常用的 分类器实验故障诊断。

根据目前的研究可以发现虽然基于 LLE 的 故障诊断方法已经有了很多研究,但是同时考虑 高维数据多种几何结构信息的研究工作很少。故 本文提出了一种基于联合局部线性嵌入和稀疏自 表示(joint LLE and sparse self-representation, JL-LESSR)算法,旨在通过利用 LLE 算法挖掘高维 空间样本的局部几何结构信息,同时依靠稀疏自 表示挖掘低维空间样本的全局几何结构以揭示滚 动轴承数据的本质结构,通过联合构造一个统一 的框架实现滚动轴承故障特征提取。支持向量机 (support vector machine, SVM)<sup>[11-14]</sup> 是一种常见的 轴承故障诊断方法,由于模型参数较少,在实际 工程中得到广泛应用。因此,本文采用交叉验证 (cross validation, CV)算法对 SVM 参数进行优化, 构建多模态 CV-SVM 分类器, 提出一种基于 JL-LESSR 与 CV-SVM 相结合的滚动轴承故障诊断 方法。

最后,通过定性和定量分析实验验证提出方 法的性能,并与现有的 LLE 及其改进方法进行对 比。实验结果表明,本文提出的故障诊断模型可 以有效判别出滚动轴承振动信号的故障类型,并 且具有良好的稳定性。

### 1 局部线性嵌入

局部线性嵌入是一种典型的流行学习算法, 能有效处理高维非线性数据,其本质是通过保持 原始高维数据间的局部几何结构提取出低维嵌入 结果<sup>[15]</sup>。给定高维数据集 $X = [x_1, x_2, \cdots, x_n] \in \mathbb{R}^{n \times d}$ , 其中 $d \pi n$ 分别表示样本的维度和数目,LLE 提取 低维嵌入结果 $Y \in \mathbb{R}^{n \times m}$  ( $m \ll d$ )的流程如下:

1)构造样本邻域。对于数据集中任意样本  $x_i \in \mathbf{R}^d$ ,通过欧氏距离计算样本间的距离,选择距 离样本 $x_i$ 最近的k个样本点构造邻域信息。

2) 挖掘局部几何结构。计算样本*x*<sub>i</sub>与其*k*个 近邻点的重误差, 计算公式如下:

$$\begin{cases} \min \left\| x_i - \sum_{j=1}^k w_{ij} x_j \right\|_2^2 \\ \text{s.t.} \quad \sum_{j=1}^k w_{ij} = 1 \end{cases}$$
(1)

其中 $w_i = [w_{i1}, w_{i2}, \cdots, w_{ik}]^T$ 表示样本 $x_i$ 的重构系数。

 3) 计算低维嵌入结果。通过在低维空间中 保持高维样本的局部几何结构不变得到低维结果, 最小化下述目标函数:

$$\begin{cases} \boldsymbol{Y} = \arg\min\sum_{i=1}^{n} \left\| y_{i} - \sum_{j=1}^{n} w_{ij} y_{j} \right\|_{2}^{2} = \\ \operatorname{tr} \left( \boldsymbol{Y}^{\mathrm{T}} \boldsymbol{M} \boldsymbol{Y} \right) \\ \text{s.t.} \quad \frac{1}{n} \sum_{i=1}^{n} y_{i} \boldsymbol{y}^{\mathrm{T}} = \boldsymbol{I}_{d} \quad \sum_{i=1}^{n} y_{i} = 0 \end{cases}$$
(2)

其中 $M = (I - W)^{T}(I - W)$ , W表示相似性权重 矩阵, tr(A)表示矩阵A的迹,  $I_d$  表示维度为d的单位矩阵。 $Y = [y_1, y_2, \dots, y_n] \in \mathbb{R}^{n \times m}$ 表示高维数 据集X对应的低维特征。通过严格的数学公式推 导,最终低维嵌入结果Y是通过分解矩阵M最小 的d个非零特征值对应的特征向量构成。此外, LLE 的流程图如图 1 所示。



图 1 局部线性嵌入算法的流程图 Fig. 1 Flowchart of local linear embedding algorithm

### 2 自表示

LLE 仅考虑了原始高维数据的单一几何结构, 忽略了样本数据间其他结构信息,使得到的低维 嵌入特征无法准确表征高维数据固有的内在特性。 文献 [16] 认为充分利用原始高维数据的结构信 息,有利于提取有代表性的低维特征。因此,本文 试图挖掘高维数据的全局几何结构。受自表示<sup>[17]</sup> 启发,对于任意样本点*x*<sub>i</sub>,可以通过数据集中其他 样本点线性表示,其形式如下:

$$\begin{cases} x_i = \sum_{j=1}^n s_j x_j = sX\\ \text{s.t.} \quad s_j \ge 0 \quad s_i = 0 \quad \sum_{j=1}^n s_j = 1 \end{cases}$$
(3)

其中*s*表示样本*x*<sub>i</sub>的重构系数。问题(3)对应的矩 阵表达形式如下:

$$\begin{cases} \min_{s} \|SX - X\|_{\mathrm{F}}^{2} \\ \text{s.t.} \quad S\mathbf{1} = \mathbf{1}_{n \times 1} \quad s_{ii} = 0 \quad s_{ij} \ge 0 \end{cases}$$
(4)

通过最小化重构误差,获得最优的重构系数 矩阵**S**可以表示为数据集**X**的全局几何结构。 由于高维空间中的样本存在较多冗余特征, 挖掘样本间的全局几何结构存在较大误差。鉴于 此,希望构造一个高维到低维空间的显性映射W, 在低维空间中表征样本间的线性关系。故目标函 数(4)可以重写为:

$$\begin{cases} \min_{s,W} \| \boldsymbol{S} \boldsymbol{X} \boldsymbol{W} - \boldsymbol{X} \boldsymbol{W} \|_{\mathrm{F}}^2 \\ \text{s.t.} \quad \boldsymbol{S} \boldsymbol{1} = \boldsymbol{1}_{n \times 1} \quad s_{ii} = 0 \quad s_{ij} \ge 0 \end{cases}$$
(5)

其中 $W \in \mathbb{R}^{d \times p}$ 表示映射矩阵 $(p \ll d)_{\circ}$ 

### 3 联合局部线性嵌入和稀疏自表示

不难发现,目标函数(5)中构造的投影矩阵不 具有特征选择的能力,利用了高维数据集中的所 有特征,模型很容易受到冗余特征的干扰。因此, 目标函数(5)无法准确挖掘原始数据集在低维空 间中的全局几何结构。鉴于此,将具有行稀疏性 的*L*<sub>2</sub>,正则化引入到全局几何结构挖掘过程中,表 示形式为:

$$\begin{cases} \min_{\boldsymbol{s},\boldsymbol{w}} \|\boldsymbol{S}\boldsymbol{X}\boldsymbol{W} - \boldsymbol{X}\boldsymbol{W}\|_{\mathrm{F}}^{2} + \alpha \|\boldsymbol{W}\|_{2,1} \\ \text{s.t.} \quad \boldsymbol{S}\boldsymbol{1} = \boldsymbol{1}_{n \times 1} \quad s_{ii} = 0 \quad s_{ij} \ge 0 \end{cases}$$
(6)

其中α是一个非负调节参数。根据*l*<sub>21</sub>正则化的特性,使得矩阵W某些行中存在很多0元素,有利于 剔除掉冗余特征的干扰。

问题(6)通过引入投影矩阵W在低维空间中 挖掘高维数据集X的全局几何结构,显然,它忽略 了高维数据集的局部几何结构。与问题(6)相反, LLE 只考虑了原始高维数据的局部几何结构。为 了提取出原始高维数据的本质特征,提出了一种 联合局部线性嵌入和稀疏自表示(joint locally linear embedding and sparse self-representation, JL-LESSR)的方法,其本质构造一个统一的框架,同 时保持了原始高维数据的局部和全局几何结构, 目标函数如下:

$$\min_{S,W,Y} \| SXW - XW \|_{\mathrm{F}}^{2} + \alpha \| W \|_{2,1} + \lambda \mathrm{tr} \left( Y^{\mathrm{T}} MY \right) \quad (7)$$

其中α表示正则化参数,用来控制矩阵W的稀疏 性,λ表示平衡参数,用来调节全局和局部几何结 构的比例。式(7)前两项用来自适应挖掘样本在 低维空间的全局几何结构,第3项用来保持样本 在高维空间的局部几何结构。由于存在多个变量 *S*、W和Y,很难直接得到最优的闭行解,故采用 交替迭代求解目标函数(7)。

由于存在12,1正则化,式(7)是一个非光滑的

凸函数,为了便于求解,可将式(7)重写为:	
$\min_{S,W,Y} WW + \alpha \operatorname{tr}(W^{\mathrm{T}} \Gamma W) + \lambda \operatorname{tr}(Y^{\mathrm{T}} MY)$	(8)

其中 $\Gamma$ 的形式为 $\Gamma$  = diag( $\Gamma_1, \Gamma_2, \dots, \Gamma_p$ ),  $\Gamma_i = 1/(2||w_i||_2)$ ,  $i = 1, 2, \dots, p_\circ$ 

1) 固定S和W, 更新Y, 可得:

$$f(\mathbf{Y}) = \min \operatorname{tr}(\mathbf{Y}^{\mathrm{T}} \mathbf{M} \mathbf{Y})$$
(9)

通过分解矩阵*M*最小*m*个最小非零特征值对 应的特征向量组成低维结果*Y*。

2) 固定S和Y, 更新W, 可得:

$$f(\boldsymbol{W}) = \|\boldsymbol{S}\boldsymbol{X}\boldsymbol{W} - \boldsymbol{X}\boldsymbol{W}\|_{\mathrm{F}}^{2} + \alpha \mathrm{tr}\left(\boldsymbol{W}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{\Gamma}\boldsymbol{W}\right) \quad (10)$$

对W求导可得:

$$\frac{\partial f}{\partial \boldsymbol{W}} = (\boldsymbol{S}\boldsymbol{X} - \boldsymbol{X})^{\mathrm{T}} (\boldsymbol{S}\boldsymbol{X} - \boldsymbol{X}) \boldsymbol{W} + \alpha \boldsymbol{\Gamma} \boldsymbol{W} =$$

$$\begin{bmatrix} \boldsymbol{X}^{\mathrm{T}} (\boldsymbol{S} - \boldsymbol{I})^{\mathrm{T}} (\boldsymbol{S} - \boldsymbol{I}) \boldsymbol{X} + \alpha \boldsymbol{\Gamma} \end{bmatrix} \boldsymbol{W}$$
(11)

故W可以沿着其梯度下降的方向更新。

$$\boldsymbol{W}^{t+1} = \boldsymbol{W}^{t} - \theta \frac{\partial f}{\partial \boldsymbol{W}}$$
(12)

当W更新后,可以固定当前W的值,根据  $\Gamma_i = 1/(2||w_i||_2)$ 更新 $\Gamma_o$ 。

3) 固定W和Y,更新S,可得:

$$\begin{cases} f(\mathbf{S}) = \|\mathbf{S}\mathbf{X}\mathbf{W} - \mathbf{X}\mathbf{W}\|_{\mathrm{F}}^{2} \\ \text{s.t.} \quad \mathbf{S}\mathbf{1} = \mathbf{1}_{n \times 1} \quad s_{ii} = 0 \quad s_{ij} \ge 0 \end{cases}$$
(13)

对于任意向量 $s_i$  (i = 1, 2, ..., n)的解与 $s_j$ 相互 独立( $i \neq j$ )。因此,在确定 $s_j$ ( $i \neq j$ )的同时利用梯 度下降法优化更新 $s_i^{[18]}$ 。由于梯度 $\nabla s_i f \neq n$ 个分 量, 设 $m \neq s_i$ 中最大非零元素的下标。

对于任意 $k \neq m$ ,  $\nabla s_i f$ 相对于 $s_{im}$ 的第k分量为:

$$[\nabla \mathbf{s}_i f]_k = \frac{\partial f}{\partial s_{ik}} + \frac{\partial f}{\partial s_{im}} \cdot \frac{\partial s_{im}}{\partial s_{ik}} = \frac{\partial f}{\partial s_{ik}} - \frac{\partial f}{\partial s_{im}} \quad (14)$$

当k = m时,根据第 2 个约束条件,梯度各方向的和为 0,即 $\sum_{i} [\nabla s_i f]_i = 0$ ,因此

$$[\nabla \boldsymbol{s}_i \boldsymbol{f}]_k + \sum_{t \neq m} [\nabla \boldsymbol{s}_i \boldsymbol{f}]_t = 0$$
 (15)

$$[\nabla s_i f]_k = -\sum_{t \neq m} [\nabla s_i f]_t = \sum_{t \neq m} \left( \frac{\partial f}{\partial s_{im}} - \frac{\partial f}{\partial s_{it}} \right)$$
(16)

当获得梯度∇*s*<sub>i</sub>*f*后,*s*<sub>i</sub>可以沿着其梯度下降的方向更新,即

$$\boldsymbol{s}_i = \boldsymbol{s}_i - \mu \nabla \boldsymbol{s}_i f \tag{17}$$

其中μ表示学习步长。

JLLESSR 模型的实现步骤如下所示:

1)选择样本数据的 K-近邻点,构造矩阵 M, 初始化参数 $\alpha$ 、 $\lambda$ 和 $\Gamma$ 。

2) 当目标函数不收敛时,执行循环:

① 固定S和W,通过求解目标函数(9)计算低 维结果Y;

② 固定*S*和*Y*,通过求解目标函数(10)计算矩阵*W*,并通过固定*W*更新*Γ*;

③ 固定W和Y: 通过求解目标函数(13)更新S; 终止循环。

3) 根据迭代优化求解得到的Y构造低维特征。

提出的方法不是简单的将 LLE 和 SSR 进行 融合。在每次迭代过程中变量*S*、W和Y能相互 促进,从而得到对应最优的变量值。换句话说, 最优的变量在下一次迭代过程中相互促进,使得 整个迭代过程中取得最优解。这不仅确保了模型 能得到最优的映射矩阵W,同时得到的低维结果 Y可以准确表征原始高维滚动轴承振动信号的运 行状态,从而实现航天机械轴承故障特征提取。

# 4 基于 JLLESSR 与 CV-SVM 的滚 动轴承故障诊断方法

#### 4.1 故障诊断模型

JLLESSR 是一种有效非线性特征提取方法, 相比较于 LLE 和 SR,它不仅利用了原始数据在 高维空间的局部几何结构,同时也考虑了其在低 维空间的全局几何结构,能显著提升特征提取的 性能。为了降低滚动轴承振动信号的非线性,本 文首先利用主成分分析(principal component analysis, PCA)<sup>[19]</sup>对振动信号进行预处理;然后,采 用 JLLESSR 算法对预处理的高维数据进行特征 提取,构造低维故障特征集,实现故障特征的可 视化;最后,采用交叉验证的方法对 SVM 中的参 数进行优化,建立基于 CV-SVM 的多模态分类器, 实现对滚动轴承的故障诊断。总体来说,本文构 建了基于 PCA, JLLESSR 和 CV-SVM 的滚动轴承 故障诊断方法,其流程如图 2 所示。

#### 4.2 实验验证

在本节中,采用的实验数据集来自于美国 凯斯西储大学(Case Western Reserve University, CWRU)<sup>[20-21]</sup>轴承数据网站,该数据集常被看作是 验证滚动轴承故障诊断方法有效性的标准数据集。 该数据的实验装置包含底座(下侧)、加速度计/电



图 2 滚动轴承故障诊断流程图 Fig. 2 Flow chart of rolling bearing fault diagnosis

动机(左侧)、扭矩传感器/轴承(中间),功率计以 及若干个具有不同故障类型的滚动轴承(右侧), 滚动轴承测试平台如图 3 所示。在轴承附近安装 一个型号为 356A16 的三轴传感器,其灵敏度为 100 mV/g,频率范围为 0.5 ~5000 Hz,如图 4 所示, 在轴承运行过程中利用加速度传感器对 3 个方向 进行振动监测,本文选用垂直于轴承方向的 y 轴 信号进行实验。通过安装不同故障类型的滚动轴 承得到相应的振动信号,其中故障轴承的尺寸为 0.177 8 mm。实验轴承如图 5 所示。



图 3 滚动轴承故障模拟实验台 Fig. 3 Rolling bearing failure simulation test bench



图 4 三轴加速度传感器 Fig. 4 Three-axis acceleration sensor







(c) 滚珠故障

(d) 外圈故障

(b) 内圈故障

内圈故障

外圈故障

图 5 实验轴承 Fig. 5 Bearings used in experiment

#### 4.3 振动信号分析与故障特征提取

在实验过程中,振动数据采集的采样频率为 12 kHz,电动机转速为1797 r/min。内圈旋转频率、 外圈旋转频率、滚珠旋转频率以及基频旋转频率 分别为148.16、91.44、119.42、29.95 Hz,时间长度 和时间分辨率分别为0.85 s 和0.83 s,最大可读频 率和频率分辨率分别为4.69 kHz 和9.68 Hz。根 据奈奎斯特采样理论,采样频率必须至少是信号 中最大频率分量频率的两倍,选择通过1024 个 数据点的窗口对信号进行分割作为样本,即每个 样本的维数为1024。结合正常滚动轴承,收集 到4类滚动轴承状态振动信号,每种状态采集 100 个样本,共计400 个样本,其一维信号的时域 表示如图 6 所示。

从图 6 中可以看出,滚动轴承振动信号受到 一定的脉动冲击,产生的冲击特征不够明显,使





得故障特征淹没在冗余特征中。通过观察时域波 形很难准确区分出不同的滚动轴承运行状态,造 成依据波形进行故障诊断准确率较低。为了从振 动信号中提取出调制信息,本文首先对采集到的

从图 7 可以看出,4 种类型的轴承故障特征 可以被提取出来。然而,故障信息传递时会与转 频信息相互调制,产生冗余信号,造成经过傅里 叶变换后无法准确区分滚动轴承正常和故障信息, 不利于判别轴承故障类型。为了有效提取出能表 征高维滚动轴承运行状态的低维特征,本文首先 采用 PCA 对采集的轴承振动信号进行预处理,提 取出原始振动信号的主要成分;然后采用 JL-

振动信号进行傅里叶变换,结果如图7所示。



20230263-6





LESSR 对预处理后的轴承振动信号进行特征提 取。将JLLESSR 与LLE、海森局部线性嵌入(Hessian LLE, HLLE)<sup>[8]</sup>、鲁棒局部线性嵌入(Robust LLE, RLLE)<sup>[9]</sup>、多结构局部线性嵌入系数融合(multistructure LLE coefficient fusion, MS-LLECF)<sup>[10]</sup>以 及多结构局部线线性嵌入函数融合(multi-structure LLE function fusion, MS-LLEFF)<sup>[10]</sup>进行了对 比,其三维可视化结果如图 8 所示。

从图 8 可以看出对比算法中均能取得较好 的类内紧凑性,但是它们的类间分离性不够理



想。例如,LLE算法滚珠故障和外圈故障发生 重叠,HLLE中内圈故障和外圈故障相互重叠, RLLE不能直接区分内圈故障和外圈故障发生 重叠。另外,MS-LLECF和MS-LLEFF通过融合 两种不同类型的局部几何结构能提升同种故障 的类聚性,其不同中故障的分离性还需要进一 步提升。此外,本文提出的方法具有最好的特 征提取性能,同一类别的样本故障具有较好的 类内紧凑性,不同种故障样本表现出良好的类 间分离性,使得不同种轴承故障能明显区分。 这表明JLLESSR能够准确提取出标准滚动轴承 运行状态的本质特征,是一种有效的故障特征 提取和数据可视化工具。

为了实现滚动轴承故障类别的智能诊断,将 经过特征提取后的低维特征随机分成训练集和测 试集。其中,每种类别随机选择 80 个样本进行训 练,剩余每类 20 个样本进行测试。将训练数据集 输入至 CV-SVM 多分类器中进行训练,得到滚动 轴承故障预测模型,根据测试集验证训练后的 CV-SVM 多分类器得到相对应的训练分类精度和 测试分类精度,其结果如图 9 所示。结果表明,该 方法能取得较好的训练和测试精度,训练和测试 的平均识别精度分别大于 97% 和 98%。与此同 。滚珠故障 。外圈故障







图 8 不同特征提取算法的三维可视化结果 Fig. 8 3-dimensional visualization results of different feature extraction algorithm





时,该方法提取出的低维特征对 SVM 的正则化 参数值不敏感,在不同的参数下均能取得理想的 测试精度,有利于在实际工程中的应用。此外, 为了进一步说明提出方法的有效性,还对比了其 他 3 个预测指标,包括:预测精度、召回率和 *F*<sub>1</sub>分 数,结果如表 1 所示。从表 1 可以看出提出的 JL-LESSR-CV-SVM 轴承故障诊断模型能取得最优

表 1 轴承数据集的识别精度对比 Table 1 Comparison of identification accuracy of bearing dataset

	识别精度/%		
快型	预测精度	召回率	$F_1$ 分数
LLE-CV-SVM	91.15	90.85	91.25
HLLE-CV-SVM	93.25	93.34	92.50
RLLE-CV-SVM	94.05	93.85	94.25
MS-LLECF-CV-SVM	95.15	94.35	95.00
MS-LLEFF-CV-SVM	95.50	95.75	95.65
JLLESSR-CV-SVM	98.75	98.60	98.50

的结果,进一步证明了提出方法的有效性。

## 5 结 论

本文提出了一种基于联合局部线性嵌入和稀 疏自表示的航天机械轴承故障信号特征提取的方 法,然后结合交叉验证理论和支持向量机分类器 建立了航天机械滚动轴承故障诊断模型,并通过 仿真实验,得到以下结论:

1) JLLESSR 构造一个统一的框架, 既考虑了 原始轴承振动信号在高维空间的局部几何结构, 同时通过一个显性映射挖掘轴承振动信号在低维 空间中的全局几何结构, 提高了故障特征提取的 性能。

2)将 JLLESSR 应用于滚动轴承实验数据分析,结果表明,相较于现有的 LLE 及其改进方法,所提出的方法具有性能稳定、对于轴承故障分辨更高的优势。

3)本文提出了一种基于 JLLESSR 和 CV-SVM 的滚动轴承故障诊断方法,对于滚动轴承振动信 息进行仿真对照实验,结果表明该方法能成功识 别出 4 种不同类型的轴承数据,并将故障识别准 确率达 98% 以上,为航天机械滚动轴承故障诊断 提供了理论基础,为现有的航天动力技术需求提 供了一定的借鉴意义。

# 参考文献:

- [1] 李昕燃, 靳伍银. 基于改进麻雀算法优化支持向量机的滚动轴承故障诊断研究[J]. 振动与冲击, 2023, 42(6): 106-114.
   LI Xinran, JIN Wuyin. Fault diagnosis of rolling bearings based on ISSA-SVM[J]. Journal of Vibration and Shock, 2023, 42(6): 106-114. (in Chinese)
- [2] 李俊卿, 胡晓东, 耿继亚, 等. 基于 ACGAN 和模型融合的 电机轴承故障诊断方法[J]. 电机与控制应用, 2023, 50(2):

91-96.

LI Junqing, HU Xiaodong, GENG Jiya, et al. Fault diagnosis method of motor bearing based on ACGAN and model fusion[J]. Electric Machines & Control Application, 2023, 50(2): 91-96. (in Chinese)

 [3] 殷海双,胡泽彪,刘远红,等.基于鲁棒局部线性嵌入投票的轴承故障诊断[J].组合机床与自动化加工技术,2021(8): 81-84,89.

YIN Haishuang, HU Zebiao, LIU Yuanhong, et al. Bearing fault diagnosis based on robust locally linear embedded vote[J]. Modular Machine Tool & Automatic Manufacturing Technique, 2021(8): 81-84, 89. (in Chinese)

- [4] ROWEIS S T, SAUL L K. Nonlinear dimensionality reduction by locally linear embedding[J]. Science, 2000, 290(5500): 2323-2326.
- [5] WANG Xiang, ZHENG Yuan, ZHAO Zhenzhou, et al. Bearing fault diagnosis based on statistical locally linear embedding[J]. Sensors, 2015, 15(7): 16225-16247.
- [6] ZHANG Yansheng, YE Dong, LIU Yuanhong, et al. Machinery fault diagnosis via an improved multi-linear subspace and locally linear embedding[J]. Transactions of the Institute of Measurement and Control, 2018, 40(14): 4014-4026.
- [7] ZHANG Xingwu, YU Xiaolei, LIU Yilong, et al. Adaptive neighborhood selection based on locally linear embedding for the degradation index construction of traction motor bearing[J]. Measurement Science and Technology, 2021, 32(11): 115123.
- [8] LIU Guohong, LI Xiaomeng, WANG Cong, et al. Hessian locally linear embedding of PMU data for efficient fault detection in power systems[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2022, 71: 3502704.
- [9] ZHANG Yansheng, YE Dong, LIU Yuanhong. Robust locally linear embedding algorithm for machinery fault diagnosis[J]. Neurocomputing, 2018, 273: 323-332.
- [10] LIU Yuanhong, HU Zebiao, ZHANG Yansheng. Bearing feature extraction using multi-structure locally linear embedding[J]. Neurocomputing, 2021, 428: 280-290.
- [11] LIU Yuanhong, HU Zebiao, ZHANG Yansheng. Symmetric positive definite manifold learning and its application in fault diagnosis
   [J]. Neural Networks, 2022, 147: 163-174.
- [12] 王贡献,张森,胡志辉,等.基于多尺度均值排列熵和参数 优化支持向量机的轴承故障诊断[J].振动与冲击,2022,41 (1):221-228.

WANG Gongxian, ZHANG Miao, HU Zhihui, et al. Bearing fault diagnosis based on multi-scale mean permutation entropy and parametric optimization SVM[J]. Journal of Vibration and Shock, 2022, 41(1): 221-228. (in Chinese) [13] 王一鹏,陈学振,李连玉.基于小波包混合特征和支持向量机的机床主轴轴承故障诊断研究[J].电子测量与仪器学报, 2021, 35(2): 59-64.

WANG Yipeng, CHEN Xuezhen, LI Lianyu. Research on fault diagnosis of machine spindle bearing based on wavelet packet mixing feature and SVM[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2021, 35(2): 59-64. (in Chinese)

 [14] 史庆军,郭晓振,刘德胜.基于特征量融合和支持向量机的 轴承故障诊断[J].电子测量与仪器学报,2019,33(10):104-111.

SHI Qingjun, GUO Xiaozhen, LIU Desheng. Bearing fault diagnosis based on feature fusion and support vector machine[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2019, 33(10): 104-111. (in Chinese)

- [15] HU Zebiao, YIN Haishuang, LIU Yuanhong. Locally linear embedding vote: a novel filter method for feature selection[J]. Measurement, 2022, 190: 110535.
- [16] 梁睿君,冉文丰,余传粮,等.基于 CWT-CNN 的齿轮箱运行故障状态识别[J].航空动力学报,2021,36(12):2465-2473.
  LIANG Ruijun, RAN Wenfeng, YU Chuanliang, et al. Recognition of gearbox operation fault state based on CWT-CNN[J]. Journal of Aerospace Power, 2021, 36(12): 2465-2473. (in Chinese)
- [17] 蒋忆睿, 裴洋, 陈磊, 等. 多局部约束自表示的谱聚类算法
  [J]. 计算机工程与应用, 2020, 56(11): 172-178.
  JIANG Yirui, PEI Yang, CHEN Lei, et al. Multiple locality-constrained self-representation for spectral clustering[J]. Computer Engineering and Applications, 2020, 56(11): 172-178. (in Chinese)
- [18] LIU Huawen, XU Xiaodan, LI Enhui, et al. Anomaly detection with representative neighbors[J]. IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems, 2023, 34(6): 2831-2841.
- [19] ABDI H, WILLIAMS L J. Principal component analysis[J]. Wiley Interdisciplinary Reviews: Computational Statistics, 2010, 2(4): 433-459.
- [20] 李红贤,韩延,吴敬涛,等.基于ICA 包络增强 MEMD 的滚动轴承故障诊断[J].航空动力学报,2021,36(2):405-412.
  LI Hongxian, HAN Yan, WU Jingtao, et al. Rolling bearing fault diagnosis based on MEMD with ICA envelop enhancement[J]. Journal of Aerospace Power, 2021, 36(2):405-412. (in Chinese)
- [21] 余志锋,熊邦书,李新民,等.基于改进的 SqueezeNet 直升 机滚动轴承故障诊断[J].航空动力学报,2022,37(6):1162-1170.

YU Zhifeng, XIONG Bangshu, LI Xinmin, et al. Fault diagnosis of helicopter rolling bearing based on improved SqueezeNet[J]. Journal of Aerospace Power, 2022, 37(6): 1162-1170. (in Chinese)

(编辑:秦理曼)