

基于曼哈顿局部-全局判别空间学习的滚动轴承故障诊断方法

侯雅魁, 苏树智, 张志鹏

安徽理工大学 计算机科学与工程学院, 安徽 淮南 232001

摘要:目的 滚动轴承作为机械设备的核心部件,在长时间运转下会出现磨损、变形。针对现有方法判别轴承处于何种故障困难的问题,提出一种基于曼哈顿局部-全局鉴别空间学习的故障诊断方法。方法 该方法具有更丰富的潜在流形结构,使用曼哈顿距离重构原始空间图结构;通过构造局部类内和类间图发掘潜在鉴别信息和局部信息,并在原始全局结构的基础上增加全局类内和类间图,提高了类间分离性和类内聚合性。首先,将原始故障信号进行特征提取得到特征测试集和特征训练集;然后,将特征训练集输入曼哈顿局部-全局鉴别空间学习模型中,提取原始空间中局部信息、全局结构和类别信息;接着,通过求解该模型可以得到空间投影的解析解;最后,将得到的空间投影解析解与特征测试集输入支持向量机中进行故障分类。结果 实验结果表明:所提方法在搭建的轴承故障平台上表现出良好的性能,最终故障识别率为 94.23%。结论 文中提出的方法在轴承故障诊断方面表现出较高的识别率,为轴承故障诊断带来了重要的进展,具有深远的意义。

关键词:故障诊断;曼哈顿距离;流形缺失;空间学习

中图分类号:TH133.3; TP18 **文献标识码:**A **doi:**10.16055/j.issn.1672-058X.2025.0006.008

Rolling Bearing Fault Diagnosis Method Based on Manhattan Local-global Discriminative Space Learning

HOU Yakui, SU Shuzhi, ZHANG Zhipeng

School of Computer Science and Engineering, Anhui University of Science and Technology, Huainan 232001, Anhui, China

Abstract: Objective As the core component of mechanical equipment, rolling bearings suffer from wear and deformation during long-term operation. Addressing the difficulty of existing methods in distinguishing bearing faults, a fault diagnosis method based on Manhattan local-global discriminative space learning is proposed. **Methods** The method has a richer underlying manifold structure and uses the Manhattan distance to reconstruct the original space graph structure. By constructing local intra-class and inter-class graphs, it extracts potential discriminative and local information. Additionally, global intra-class and inter-class graphs are introduced based on the original global structure, enhancing inter-class separability and intra-class cohesion. Firstly, feature extraction is performed on the original fault signals to obtain feature testing and training sets. Then, these feature training sets are inputted into the Manhattan local-global

收稿日期:2023-11-02 **修回日期:**2024-04-13 **文章编号:**1672-058X(2025)06-0055-08

基金项目:国家自然科学基金(52374155);安徽省自然科学基金(2308085MF218);安徽省高等学校科学研究项目(2022AH040113);安徽理工大学研究生创新基金(2022CX2118);高校学科(专业)拔尖人才学术资助项目(GXBJZD2021050)。

作者简介:侯雅魁(1997—),男,安徽省蚌埠人,从事模式识别、样本降维研究。

通信作者:苏树智(1987—),男,山东省菏泽人,副教授,博士,从事机械故障诊断、模式识别、多集相关特征抽取研究。Email: zyanmin1988@163.com.

引用格式:侯雅魁,苏树智,张志鹏.基于曼哈顿局部-全局判别空间学习的滚动轴承故障诊断方法[J].重庆工商大学学报(自然科学版),2025,42(6):55-62.

HOU Yakui, SU Shuzhi, ZHANG Zhipeng. Rolling bearing fault diagnosis method based on Manhattan local-global discriminative space learning[J]. Journal of Chongqing Technology and Business University (Natural Science Edition), 2025, 42(6): 55-62.

discriminative space learning model to extract local information, global structure, and category information from the original space. Next, by solving this model, an analytical solution for spatial projection can be obtained. Finally, the obtained analytical solution for spatial projection is input into a support vector machine along with the feature testing set for fault classification. **Results** Experimental results demonstrate that the proposed method exhibits excellent performance on the constructed bearing fault platform, achieving a final fault recognition rate of 94.23%. **Conclusion** The method proposed in this paper shows high recognition accuracy in bearing fault diagnosis, marking significant progress in this field and carrying profound implications.

Keywords: fault diagnosis; Manhattan distance; missing manifolds; spatial learning

1 引言

滚动轴承作为大型机械设备的核心部件,广泛应用于电力、机械制造等领域。由于滚动轴承处于恶劣的运行环境和复杂的运行结构中,容易发生损坏。损坏的轴承将导致大型机械设备的瘫痪,严重威胁机器和工作人员的安全。因此确保滚动轴承平稳运行,有必要采取故障诊断技术来识别损坏轴承^[1]。

现阶段故障诊断方法主要分为 3 种:基于分析模型、基于知识和基于样本驱动的方法。基于分析模型的方法需要建立精确的数学模型,这就导致针对不同的故障诊断分析模型也需要重新构建不同的数学模型,这对轴承故障来说十分困难。基于知识的方法需要大量先验知识进行训练,这并不适用于轴承故障样本量较小的环境^[2]。但基于样本驱动的轴承故障诊断方法,可以使用各种传感器和测量仪器进行信号的采集。通常,轴承的振动信号包含着大量状态信息,因此,一般使用振动信号进行故障诊断^[3]。

原始振动信号在采集过程中存在大量冗余信息,导致对故障状态难以分类。现阶段消除原始空间中冗余信息的同时,保留样本的特征信息是故障诊断的研究热点。因此,采用空间学习方法来消除冗余,提取原始空间的特征信息,这样得到的子空间不仅带有原始空间的特征信息,还消除了冗余^[4]。空间学习方法一般分为无监督和有监督方法。无监督空间学习方法又可以分为两类:保持整体结构和挖掘局部信息的方法。其中主成分分析(Principal Component Analysis, PCA)作为经典的全局空间学习方法,通过保持原始空间样本间的全局结构,在故障诊断中被广泛使用^[5]。但 PCA 只考虑原始故障样本中的全局结构,并未发现隐藏在样本间的局部流形信息,这样就会导致局部流形信息的缺失,降低故障诊断精度^[6]。因此, Belkin 等^[7]

提出拉普拉斯嵌入(Laplacian Eigenmaps, LE), LE 通过构建原始空间近邻图,来挖掘样本间的局部流形信息。但上述方法对于不同的故障样本集鲁棒性较弱,由训练集得来的映射和测试样本集之间的拟合度不佳,这样的问题被称为外样本问题^[8]。

为了解决这一问题, Zang 等^[9]提出局部保持投影(Locality Preserving Projections, LPP)法,此方法保留了 LE 可以保留局部信息的优点,同时解决了外样本问题。但在实际故障诊断中,只单纯使用局部信息而放弃全局结构信息,导致最后诊断精度并未有较高的提升。为了在挖掘局部流形信息的同时,保持全局结构, Lu 等^[10]提出弹性保持投影(Elastic Preserving Projection, EPP),将局部和全局相融合。虽然局部和全局信息确实有效提升了故障诊断精度,但是在多种故障类别下精度明显下降。监督信息的加入可以解决这一问题。将监督信息与结构信息相融合,可以增加不同类别之间的分离性,同时还保留样本之间的结构信息。近年来,学者们提出很多使用监督信息的空间学习方法。Zhang 等^[11]提出一种判别式低秩保持投影(Discriminant Low-rank Preserving Projection, DLRPP),将鉴别分析约束项与全局图和局部图相结合,实现故障类别的分类。然而在研究中发现全局结构的缺失会影响样本间的类分离性^[12],因此需要将全局图和局部与类信息进行结合; Li 等^[13]提出基于全局-局部最大边际判别投影的植物物种识别,融入最大边界准则,以此寻求最大化类间散布,最小化类内散布。

上述监督算法只关注样本的类内信息和类间信息,并未细化在局部和全局中的类内和类间信息对特征提取造成的影响,并且大部分方法通常使用欧式距离去衡量结构信息,然而欧式距离对离群点敏感这一问题普遍存在。因此使用欧式距离进行特征提取,会导致结构信息的失真^[14]。针对上述问题,本文提出基

于曼哈顿的局部-全局鉴别空间学习方法(MLGD)。使用曼哈顿距离代替欧式距离,解决欧式距离对离群点敏感的问题。接着将局部结构下的类信息细分,可以将同类样本向近邻中心聚拢,将异类样本远离非同类近邻中心。与局部结构相似,全局图也可聚合同类样本,并且处在全局结构边界处的样本具有较好的类分离性。进一步整合4个图结构,构建曼哈顿局部-全局鉴别空间,将原始空间中带有的潜在局部信息、全局结构和类信息学习到子空间中。本方法不仅有效捕捉到了局部间的类别信息,还提高了类间可分性和类内聚合性。MLGD方法的有效性和可行性,在搭建滚动轴承测试平台上了得到验证。

2 系统模型构建与方法设计

2.1 相关工作

LPP维持了高维空间中的局部结构。假设原始空间训练样本集 $\mathbf{X}$ 由 n 个样本组成, $\mathbf{X}=[\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2, \mathbf{x}_3, \dots, \mathbf{x}_n] \in \mathbf{R}^{m \times n}$,其中每个样本 $\mathbf{x}_i$ 都是 m 维列向量。为了让投影空间中样本点拥有和高维样本 $\mathbf{Y}=[\mathbf{y}_1, \mathbf{y}_2, \mathbf{y}_3, \dots, \mathbf{y}_n] \in \mathbf{R}^{d \times n}$ ($d>m$)一样的局部几何结构,因此,构造一个权重图 $G=(V, E, W)$, V 代表样本点集合, E 是连接样本点的边集, W 是相似权值矩阵。LPP的准则函数如下:

$$\min \sum_{ij} \|\mathbf{y}_i - \mathbf{y}_j\|^2 W_{ij} \quad (1)$$

为了让嵌入的图结构不仅只针对原始样本,定义了一个变换 $\mathbf{y}_i = \boldsymbol{\theta}^T \mathbf{x}_i$,其中 $\boldsymbol{\theta}=[\boldsymbol{\theta}_1, \boldsymbol{\theta}_2, \dots, \boldsymbol{\theta}_m] \in \mathbf{R}^{d \times m}$,可以得到式(2):

$$\frac{1}{2} \sum_{ij} \|\mathbf{y}_i - \mathbf{y}_j\|^2 W_{ij} = t(\boldsymbol{\theta}^T \mathbf{X}(\mathbf{D} - \mathbf{W}) \mathbf{X}^T \boldsymbol{\theta}) \quad (2)$$

其中, $\mathbf{D} = \text{diag}(\mathbf{D}_{ii})$, $\mathbf{D}$ 的每一个元素是 $\mathbf{W}$ 行的和,即 $\mathbf{D}_{ii} = \sum_j \mathbf{W}_{ij}$ 。为了使映射后的点更加接近原始样本点,最终得到最小化问题:

$$J(\boldsymbol{\theta}) = \min(\text{trace}(\boldsymbol{\theta}^T \mathbf{X} \mathbf{L} \mathbf{X}^T \boldsymbol{\theta})) \quad (3)$$

2.2 构建曼哈顿局部-全局鉴别空间

假设原始空间样本集 $\mathbf{X}=\{\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2, \dots, \mathbf{x}_n\} \in \mathbf{R}^{m \times n}$,其中样本的类别可以分为 c 类, $\mathbf{L}=\{l_1, l_2, \dots, l_c\}$,MLGD通过找到一个线性变换投影矩阵 $\mathbf{P} \in \mathbf{R}^{m \times d}$,使得 $\mathbf{X}$ 通过 $\mathbf{Y}=\mathbf{P}^T \mathbf{X}$,获得低维空间下的 $\mathbf{Y}=[\mathbf{y}_1, \mathbf{y}_2, \dots, \mathbf{y}_n] \in \mathbf{R}^{n \times d}$ 。

由于欧式距离对离群点的敏感问题,导致离群点度量失衡。MLGD方法中采用曼哈顿距离来代替欧式距离。下面是曼哈顿距离计算公式;

$$C(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j) = \sum_{i=1}^m |\mathbf{x}_i - \mathbf{x}_j| \quad (4)$$

首先为了揭示局部流行和类信息之间的关系,局部鉴别图定义为 $G_{ld}(\mathbf{X}, \mathbf{S}^{la}, \mathbf{S}^{le})$,其中 $\mathbf{X}$ 是训练样本集, $\mathbf{S}^{la}$ 是局部类内相似矩阵, $\mathbf{S}^{le}$ 是局部类间相似矩阵,其中 $\mathbf{S}^{la}$ 的元素 s_{ij}^{la} , $\mathbf{S}^{le}$ 的元素 s_{ij}^{le} 的定义如下:

$$s_{ij}^{la} = \begin{cases} \rho * (\rho + 1), & \text{if } \mathbf{x}_i \in N_k(\mathbf{x}_j) \\ & \text{or } \mathbf{x}_j \in N_k(\mathbf{x}_i), l_i = l_j \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (5)$$

$$s_{ij}^{le} = \begin{cases} \rho * (\rho - 1), & \text{if } \mathbf{x}_i \in N_k(\mathbf{x}_j) \\ & \text{or } \mathbf{x}_j \in N_k(\mathbf{x}_i), l_i \neq l_j \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (6)$$

其中, $\rho = \exp\left(-\frac{C(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j)}{2t^2}\right)$ 。 t 是热核参数,这样得到的权值,图 G_{ld} 中局部类内散布矩阵 $\mathbf{S}_m^{la}$,局部类间散布矩阵 $\mathbf{S}_m^{le}$ 定义为

$$\mathbf{S}_m^{la} = \sum_{ij} (\mathbf{y}_i - \mathbf{y}_j) s_{ij}^{la} = \sum_{ij} (\mathbf{p}^T \mathbf{x}_i - \mathbf{p}^T \mathbf{x}_j) s_{ij}^{la} = \mathbf{p}^T \mathbf{S}_m^{la} \mathbf{p} \quad (7)$$

$$\mathbf{S}_m^{le} = \sum_{ij} (\mathbf{y}_i - \mathbf{y}_j) s_{ij}^{le} = \sum_{ij} (\mathbf{p}^T \mathbf{x}_i - \mathbf{p}^T \mathbf{x}_j) s_{ij}^{le} = \mathbf{p}^T \mathbf{S}_m^{le} \mathbf{p} \quad (8)$$

其中, $\mathbf{p}$ 为投影矩阵 $\mathbf{P}$ 的一个投影向量, $\mathbf{S}_m^{la}$ 为局部类内散布矩阵, $\mathbf{S}_m^{le}$ 为局部类间散布矩阵, $\mathbf{D}_{ii}^{la}$ 和 $\mathbf{D}_{ii}^{le}$ 是对角矩阵,对角线上的元素是 $\mathbf{S}_m^{la}$ 和 $\mathbf{S}_m^{le}$ 的列和, $\mathbf{L}^{la} = \mathbf{D}^{la} - \mathbf{S}_m^{la}$ 和 $\mathbf{L}^{le} = \mathbf{D}^{le} - \mathbf{S}_m^{le}$ 是拉普拉斯矩阵。

为度量局部类内和类间样本之间的聚合性和可分性,构建如下优化函数:

$$\min_p \mathbf{p}^T \mathbf{S}_m^{la} \mathbf{p} \quad (9)$$

$$\max_p \mathbf{p}^T \mathbf{S}_m^{le} \mathbf{p} \quad (10)$$

接着为了保持全局结构,全局鉴别图定义为 $G^{gd}(\mathbf{X}, \mathbf{W}^{ga}, \mathbf{W}^{ge})$,其中 $\mathbf{X}$ 是训练样本集, $\mathbf{W}^{ga}$ 是全局类内相似矩阵, $\mathbf{W}^{ge}$ 是全局类间相似矩阵,其中 $\mathbf{W}^{ga}$ 和 $\mathbf{W}^{ge}$ 的元素 w_{ij}^{ga} 和 w_{ij}^{ge} 的定义如下:

$$w_{ij}^{ga} = \begin{cases} \rho * (\rho + 1), & \text{if } \mathbf{x}_i \notin N_k(\mathbf{x}_j) \\ & \text{or } \mathbf{x}_j \notin N_k(\mathbf{x}_i), l_i \neq l_j \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (11)$$

$$w_{ij}^{ge} = \begin{cases} \rho * (\rho - 1), & \text{if } \mathbf{x}_i \notin N_k(\mathbf{x}_j) \\ & \text{or } \mathbf{x}_j \notin N_k(\mathbf{x}_i), l_i \neq l_j \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (12)$$

图 G_{gd} 中全局类内散布矩阵 S_m^{ga} 、全局类间散布矩阵 S_m^{ge} 定义为

$$S_m^{ga} = \sum_{ij} (y_i - y_j) w_{ij}^{ga} = \mathbf{p}^T \mathbf{X} (\mathbf{D}^{ga} - \mathbf{W}^{ga}) \mathbf{X}^T \mathbf{p} = \mathbf{p}^T \mathbf{X} \mathbf{L}^{ga} \mathbf{X}^T \mathbf{p} = \mathbf{p}^T \bar{\mathbf{S}}^{ga} \mathbf{p} \quad (13)$$

$$S_m^{ge} = \sum_{ij} (y_i - y_j) w_{ij}^{ge} = \mathbf{p}^T \mathbf{X} (\mathbf{D}^{ge} - \mathbf{W}^{ge}) \mathbf{X}^T \mathbf{p} = \mathbf{p}^T \mathbf{X} \mathbf{L}^{ge} \mathbf{X}^T \mathbf{p} = \mathbf{p}^T \bar{\mathbf{S}}^{ge} \mathbf{p} \quad (14)$$

其中, $\mathbf{p}$ 为投影矩阵 $\mathbf{P}$ 的一个投影向量, S_m^{ga} 为全局类内散布矩阵, S_m^{ge} 为全局类间散布矩阵, $\mathbf{D}_{ii}^{ga}$ 和 $\mathbf{D}_{ii}^{ge}$ 是对角矩阵, 对角线上的元素是 S_m^{ga} 和 S_m^{ge} 的列和, $\mathbf{L}^{ga} = \mathbf{D}^{ga} - S_m^{ga}$ 和 $\mathbf{L}^{ge} = \mathbf{D}^{ge} - S_m^{ge}$ 是拉普拉斯矩阵。

为度量全局类内和类间样本之间的聚合性和可分性, 构建如下优化函数。

$$\min_p \mathbf{p}^T \bar{\mathbf{S}}^{ga} \mathbf{p} \quad (15)$$

$$\max_p \mathbf{p}^T \bar{\mathbf{S}}^{ge} \mathbf{p} \quad (16)$$

2.3 构建 MLGD 目标函数

基于上述分析, 局部图揭示了样本之间的潜在流形。全局图保持全局鉴别结构。因此, 对 4 个鉴别图的目标函数进行合并。MLGD 方法的目标函数可以构造为

$$J(\mathbf{p}) = \max_p \beta (\bar{\mathbf{S}}^{le} - \bar{\mathbf{S}}^{la}) - \alpha (\bar{\mathbf{S}}^{ge} - \bar{\mathbf{S}}^{ga}) = \max_p (\mathbf{p}^T \mathbf{X} \mathbf{L}_l \mathbf{X}^T \mathbf{p} - \mathbf{p}^T \mathbf{X} \mathbf{L}_g \mathbf{X}^T \mathbf{p}) \quad (17)$$

s. t. $\mathbf{p}^T \mathbf{p} = 1$

这里 $\mathbf{L}_{gl} = \beta (\bar{\mathbf{S}}^{le} - \bar{\mathbf{S}}^{la})$, $\mathbf{L}_{md} = \alpha (\bar{\mathbf{S}}^{ge} - \bar{\mathbf{S}}^{ga})$; α 和 β 是调整因子。

使用拉格朗日乘子法对目标函数进行求解, 目标函数式(17)可以写作

$$L(\mathbf{p}) = \mathbf{p}^T \mathbf{X} \mathbf{L}_l \mathbf{X}^T \mathbf{p} - \mathbf{p}^T \mathbf{X} \mathbf{L}_g \mathbf{X}^T \mathbf{p} - \lambda (\mathbf{p}^T \mathbf{p} - 1) \quad (18)$$

这里 λ 是拉格朗日乘子。

$$\frac{\partial L(\mathbf{p})}{\partial \mathbf{p}} = \mathbf{X} \mathbf{L}_l \mathbf{X}^T \mathbf{p} - \mathbf{X} \mathbf{L}_g \mathbf{X}^T \mathbf{p} - \lambda \mathbf{p} \quad (19)$$

因此可以得到

$$\mathbf{X} \mathbf{L}_l \mathbf{X}^T \mathbf{p} - \mathbf{X} \mathbf{L}_g \mathbf{X}^T \mathbf{p} = \lambda \mathbf{p} \quad (20)$$

设列向量 $\mathbf{p}_1, \mathbf{p}_2, \dots, \mathbf{p}_d$ 是 $\mathbf{X}(\mathbf{L}_l - \mathbf{L}_g) \mathbf{X}^T$ 的 d 个最大广义特征值, 使目标函数最大化的投影矩阵表示为

$\mathbf{P} = [\mathbf{p}_1, \mathbf{p}_2, \dots, \mathbf{p}_d]$, 低维特征可以通过式(17)投影原始样本获得, d 维样本集 $\mathbf{X} = \{\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2, \dots, \mathbf{x}_n\}$ 通过线性变换变成 d 维样本集 $\mathbf{Y} = [\mathbf{y}_1, \mathbf{y}_2, \dots, \mathbf{y}_n]$ 。

$$\mathbf{y}_i = \mathbf{P}^T \mathbf{x}_i \quad (21)$$

2.4 MLGD 方法步骤

MLGD 降维算法的步骤如下:

输入 训练样本集 $\mathbf{X} = \{\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2, \dots, \mathbf{x}_n\} \in \mathbf{R}^{m \times n}$,

MLGD 算法的最近邻值 k , 调整参数 α 和 β 。

输出 投影矩阵 $\mathbf{P}$, 分类识别率 $n\%$ 。

步骤 1 $\mathbf{x}_i$ 和 $\mathbf{x}_j$ 在 $\mathbf{X}$ 中, 根据式(4)计算 $\mathbf{x}_i$ 和 $\mathbf{x}_j$ 之间的曼哈顿距离 $C(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j)$ 。

步骤 2 根据类别信息和局部信息, 构建局部鉴别图 $G_{ld}(\mathbf{X}, \mathbf{S}^{la}, \mathbf{S}^{le})$; 根据全局结构, 构建全局鉴别图 $G_{gd}(\mathbf{X}, \mathbf{W}^{ga}, \mathbf{W}^{ge})$ 。

步骤 3 根据式(7)、式(8)、式(13)和式(14)得到局部类内散布矩阵 S_m^{la} 、局部类间散布矩阵 S_m^{le} 、全局类内散布矩阵 S_m^{ga} 、全局类间散布矩阵 S_m^{ge} 。

步骤 4 根据式(17)建立最佳目标函数, 并进行特征值分解。

步骤 5 将特征值由大到小进行排序 $\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \dots \geq \lambda_d$, 取 d 个最大特征值对应的特征向量构成最优投影矩阵 $\mathbf{P} = [\mathbf{p}_1, \mathbf{p}_2, \dots, \mathbf{p}_d]$ 。将原始样本与求得的最优投影矩阵结合, 得到映射后的子空间特征集 $\mathbf{Y} = \mathbf{P}^T \mathbf{X}$ 。

2.5 基于曼哈顿局部-全局判别空间学习的方法设计

基于 MLGD 算法的诊断流程如图 1, 以下是故障诊断的具体流程:

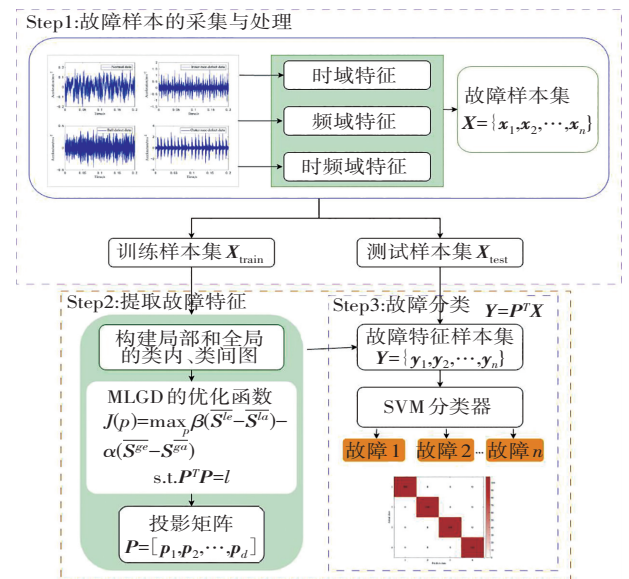


图 1 故障诊断过程

Fig. 1 Fault diagnosis process

步骤 1 采集轴承设备振动信号, 将收集到的轴承

信号通过特征提取,得到原始故障特征集。其中,分为 17 个时域特征、4 个频域特征和 7 个时频域特征; $x(n)$ 为信号的时间序列, $s(k)$ 是 $x(n)$ 的频谱,详细特征信息在表 1 中展示^[15]。

表 1 时频域特征表

Table 1 Time-frequency domain characterization table

序号	参数定义	序号	参数定义	序号	参数定义
1	$p_1 = \sum_{n=1}^N x(n)/N$	9	$p_9 = \sqrt{\sum_{n=1}^N (x(n) - p_4)^2/(N-1)}$	17	$p_{17} = p_3/p_6^2$
2	$p_2 = \left(\sum_{n=1}^N \sqrt{ x(n) }/N\right)^2$	10	$p_{10} = p_3/p_4$	18	$p_{18} = \sum_{k=1}^K f_k s(k)/\sum_{k=1}^K s(k)$
3	$p_3 = \max(x(n))$	11	$p_{11} = \sum_{n=1}^N (x(n) - p_1)^4/(N-1)p_9^4$	19	$p_{19} = \sum_{k=1}^K s(k)/K$
4	$p_4 = \sum_{n=1}^N x(n) /N$	12	$p_{12} = \sum_{n=1}^N (x(n) - p_1)^2/(N-1)p_9^3$	20	$p_{20} = \sqrt{\sum_{k=1}^K f_k^2 s(k)/\sum_{k=1}^K s(k)}$
5	$p_5 = \max(x(n))$	13	$p_{13} = p_2/p_4$	21	$p_{21} = \sqrt{\sum_{k=1}^K f_k^4 s(k)/\sum_{k=1}^K f_k^2 s(k)}$
6	$p_5 = \sqrt{\sum_{n=1}^N x(n)^2}/N$	14	$p_{14} = p_3/p_5$	22 - 29 Three-layer wavelet packet decomposition band energy characteristic	
7	$p_7 = \sum_{n=1}^N (x(n) - p_4)^2/N$	15	$p_{15} = p_5 - p_8$		
8	$p_8 = \min(x(n))$	16	$p_{16} = p_3/p_2$		

步骤 2 将得到的原始特征故障样本集,进行归一化处理。处理后的原始故障特征样本集分为训练集和测试集,将训练集输入 MLGD 算法中学习训练集原始空间结构,从而获得投影矩阵。紧接着,将学习到的投影矩阵与测试集结合,得到测试样本集。

步骤 3 将测试样本集输入支持向量机 (Support Vector Machines, SVM) 分类器中,得到测试样本集分类结果。

3 仿真实验与结果分析

为进一步验证 MLGD 的可行性和有效性,在滚动轴承上进行了验证实验。轴承故障实验台如图 2 所示。采用振动传感器、激光位移传感器和噪声传感器进行样本采集。在本次实验中,使用由振动传感器生成的信号作为原始故障样本集。在实验台上模拟 1 200 r/min、采样频率 12 kHz 的 4 种经典轴承故障状态实验,分别为正常轴承、内圈故障、滚动体故障、复合故障(内圈加滚动体),选择 1 024 维为一个样本,可以得到每种 60 个样本。为使故障特征更加明显,在本次实验中施加径向力 100 N,具体参数见表 2。

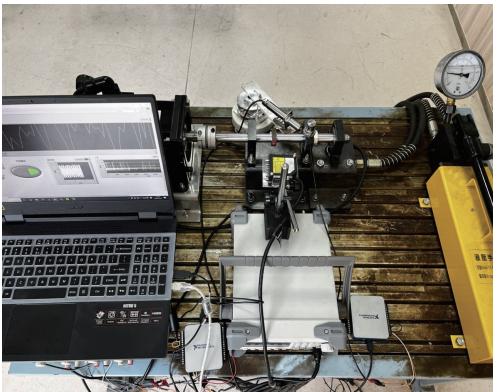


图 2 轴承故障实验平台

Fig. 2 Bearing failure experiment platform

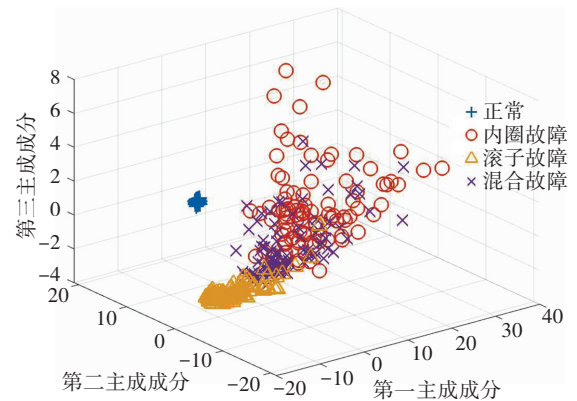
表 2 轴承试验台的具体实验参数

Table 2 Specific experimental parameters of the bearing test bench

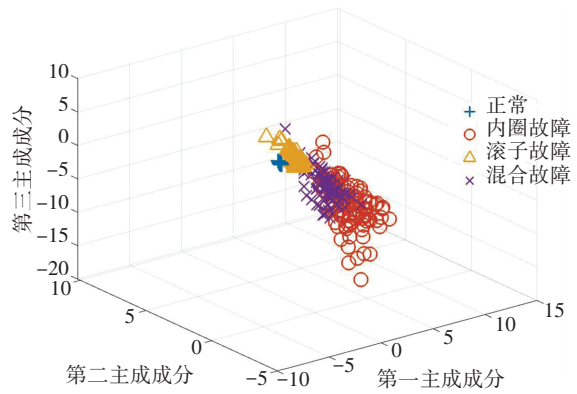
参数名称	数 值
采样频率/kHz	12
转速/(r · min ⁻¹)	1 200
样本采集卡	National Instruments
直径/mm	20
马达功率/kW	2.5

为验证所提方法的有效性,选择 LPP、PCA、Kernel Principal Component Analysis (KPCA)、Locally Linear Embedding (LLE)、Neighborhood Preserving Embedding (NPE)、E-MLGD 进行对比。其中 E-MLGD 将本方法中的曼哈顿距离替换成欧式距离。本实验中,使用网格搜索法得到各方法参数值。其中,全局算法 PCA 和 KPCA 近邻参数分别是 $k_{PCA}=7$ 和 $k_{KPCA}=5$,其他局部近邻算法 LPP、NPE、LLE 的近邻参数分别是 $k_{LPP}=5$ 、 $k_{NPE}=6$ 和 $k_{LLE}=8$ 。

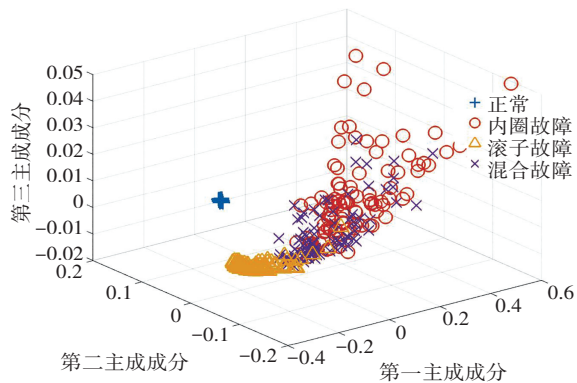
6 种算法投影后在三维空间的可视化见图 3。先从样本故障类型进行分析,可以观察到 6 种算法对正常轴承样本和滚子故障分类效果明显。但内圈故障和混合故障可视化下的分类效果较差。LPP 与 LLE 只考虑故障样本之间的局部结构,从而导致在三维可视化图中样本间多类别严重重叠,同类样本聚合度较低。进一步观察到全局方法 PCA 和 KPCA,对内圈故障和混合故障难以分离,并且对混合故障的分类也过于松散。对比 LPP、PCA、KPCA 和 LLE,NPE 可以处理非线性结构的同时还能保留线性性质这一特点。因此,NPE 明显对 4 种故障具有较为清晰的分类边界,且类内样本更加紧凑。观察使用了欧式距离的 MLGD,由于欧式距离对离群点敏感,因此 E-MLGD 的类间边界模糊,类内也较为松散。对比前面 6 种方法,MLGD 利用局部类内和类间信息,可以更好分离异类样本。除此以外,MLGD 有着较为明显的类间边缘,因此,MLGD 所形成的三维视图异类样本之间边界相对明显,同类样本相互聚集,说明本算法可以有效提高同类样本的聚合性和异类样本的分异性。



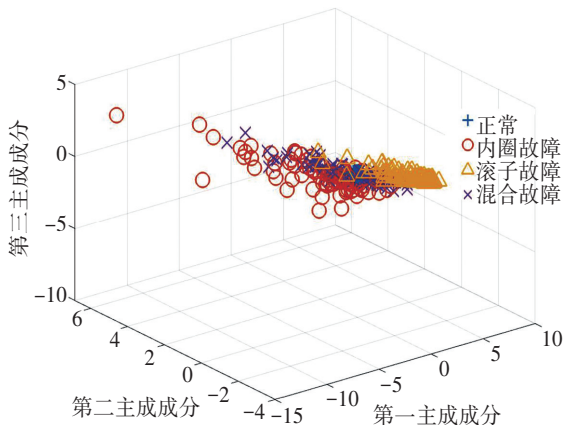
(b) PCA



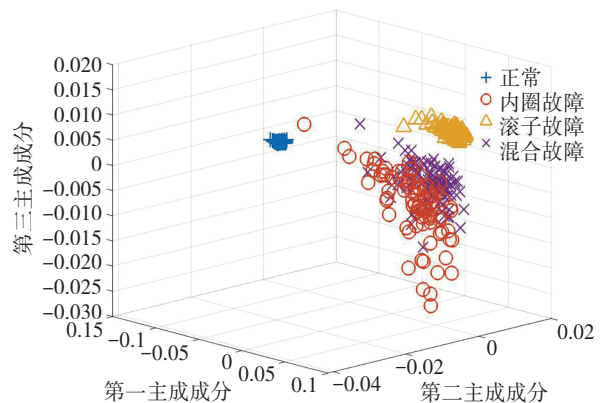
(c) LLE



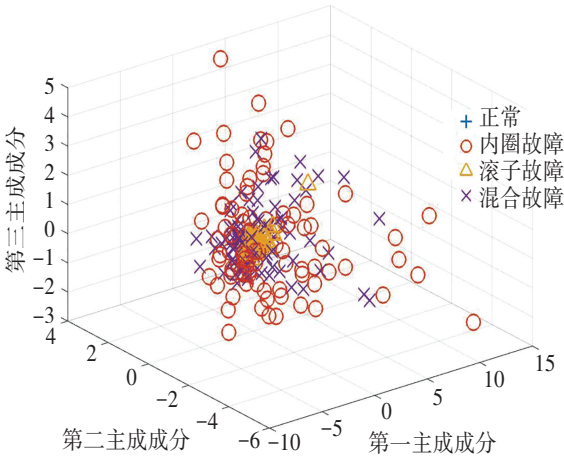
(d) KPCA



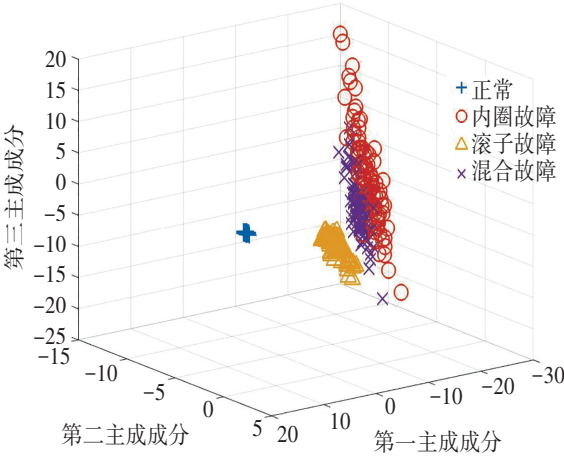
(a) LPP



(e) NPE



(f) E-MLGD



(g) MLGD

图 3 不同降维方法结果的三维展示图

Fig. 3 3D presentation of the results of different downscaling methods

表 3 展示了 6 种降维方法的平均识别率。可以观察到;正常样本和滚子故障样本在各个方法中分类效果都较好,PCA 和 KPCA 的准确率较差。这说明只使用全局结构对样本集的鲁棒性较差,LPP 与 NPE 在识别率上略高于全局方法,由三维展示图可以看出没有使用类标签,对不同样本之间的分类较差。

MLGD 对 4 种故障样本都有着最高的平均识别率,并且与 E-MLGD 相比,MLGD 对各种故障都有明显提升。说明 MLGD 方法使用曼哈顿距离可以提高故障识别精度,并且类内聚集性、类间分离性远高于其他算法。因此 MLGD 可以有效挖掘隐藏在高维故障特征集之间的类别信息,具有较强的特征学习能力。

表 3 故障诊断识别率

Table 3 Troubleshooting recognition rate

故障类型	识别率/%						
	LPP	PCA	LLE	KPCA	NPE	E-MLGD	MLGD
正常轴承	100	100	100	100	100	100	100
内圈故障	77.14	75.51	81.43	58.22	51.22	78.38	89.60
滚子故障	97.35	93.7	96.84	53.16	97.35	93.62	96.98
混合故障	77.25	67.45	77.96	83.67	82.76	56.16	96.11
标准差	1.98	1.30	1.69	4.63	3.74	4.51	1.90
平均识别率	87.93	84.21	89.06	74.52	82.83	82.03	94.23

对比稳定性来说,KPCA 的标准差达到了 4.63。这表明 KPCA 不仅在识别率方面最差,在稳定性方面也表现较差。虽然 NPE 的识别率处于中等水平,分类效果也比其他对比方法更好,但 NPE 的标准差达到了 3.74。造成这一原因的可能性是假设训练集为 10,在实验过程中从样本集中随机选取 10 个样本,进行训练,并对这种随机重复 10 次,这就导致 NPE 可能对其某一组或两组样本具有较高的识别率,但对其他样本组鲁棒性较差,从而造成了虽然识别率较高,但稳定性较低的原因。观察剩余 4 种方法的标准差,最稳定的是 PCA 方法,LPP、LLE 和 MLGD 都与其相差不大。但与使用了欧式距离的 E-MLGD 相比,E-MLGD 的标准差 4.51,而 MLGD 的标准差是 1.90。由此可以看出,使用了曼哈顿距离不仅可以提高故障识别率,还可以让故障识别更加稳定。

4 结论与展望

针对欧氏距离对离群点敏感和忽视局部与全局之间潜在类别信息的问题,提出一种基于曼哈顿局部-全局鉴别空间学习的轴承故障诊断方法。实验结果表明:MLGD 降维算法在低维空间中的故障特征子集比其他 5 种降维方法拥有更好的可分性,还能有效挖掘高维样本间的潜在流行结构;MLGD 算法使用曼哈顿距离重新度量样本间的近邻关系,在此基础上构建局部类内、局部类间、全局类内和全局类间图。综上所述,MLGD 是一种有效的降维方法,但仍存在着一些问题。

例如,相较其他降维算法,MLGD 拥有多种参数,参数的选择存在一定偏差;其次,MLGD 是在对有监督情况下的样本进行故障诊断,对无监督下的样本应该如何进行故障诊断,这是下一步的研究方向。

参考文献(References):

- [1] GAO Z, CECATI C, DING S X. A survey of fault diagnosis and fault-tolerant techniques—Part I: Fault diagnosis with model - based and signal-based approaches[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2015, 62(6): 3757–3767.
- [2] 邱瑞, 于炯, 冷洪勇, 等. 基于图卷积网络的轴承故障检测算法[J]. 现代电子技术, 2023, 46(21): 89–93.
QIU Rui, YU Jiong, LENG Hong-yong, et al. Bearing fault detection algorithm based on graph convolutional networks[J]. Modern Electronics Technique, 2023, 46(21): 89–93.
- [3] TAMA B A, VANIA M, LEE S, et al. Recent advances in the application of deep learning for fault diagnosis of rotating machinery using vibration signals [J]. Artificial Intelligence Review, 2023, 56(5): 4667–4709.
- [4] 周翔宇, 毛善君, 李梅. 基于频域降采样和 CNN 的轴承故障诊断方法 [J]. 北京大学学报(自然科学版), 2023, 59(2): 251–260.
ZHOU Xiang-yu, MAO Shan-jun, LI Mei. Bearing fault diagnosis method based on down-sampling in frequency domain and CNN [J]. Acta scientiarum Naturalium Universitatis Pekinensis, 2023, 59(2): 251–260.
- [5] 刘远红, 黄颖涛. 基于全局约束的局部融合线性嵌入算法的轴承故障诊断[J]. 化工自动化及仪表, 2023, 50(4): 529–537.
LIU Yuan-hong, HUANG Ying-tao. Bearing fault diagnosis based on global constraint and local fusion linear embedding algorithm[J]. Control and Instruments in Chemical Industry, 2023, 50(4): 529–537.
- [6] HASSAN SHAH M Z, AHMED Z, HU L. Feature extraction and fault detection scheme via improved locality preserving projection and SVDD [J]. Transactions of the Institute of Measurement and Control, 2023, 45(2): 197–211.
- [7] BELKIN M, NIYOGI P. Laplacian eigenmaps for dimensionality reduction and data representation [J]. Neural Computation, 2003, 15(6): 1373–1396.
- [8] ZHANG L, QIAO L, CHEN S. Graph-optimized locality preserving projections[J]. Pattern Recognition, 2010, 43(6): 1993–2002.
- [9] ZANG F, ZHANG J, PAN J. Face recognition using Elasticfaces[J]. Pattern Recognition, 2012, 45(11): 3866–3876.
- [10] LU Y, LAI Z, XU Y, et al. Low-rank preserving projections[J]. IEEE Transactions on Cybernetics, 2016, 46(8): 1900–1913.
- [11] ZHANG Y, CHEN J, LIU Z. Adaptive distance penalty based nonnegative low-rank representation for semi-supervised learning[J]. Applied Intelligence, 2023, 53(2): 1405–1416.
- [12] SU S, ZHU G, ZHU Y, et al. Coupled locality discriminant analysis with globality preserving for dimensionality reduction[J]. Applied Intelligence, 2023, 53(6): 7118–7131.
- [13] LI L, QU H, LI Z, et al. Discriminative projection learning with adaptive reversed graph embedding for supervised and semi-supervised dimensionality reduction [J]. IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology, 2022, 32(12): 8688–8702.
- [14] WANG Y, XING Y, ZHANG J. Voronoi treemap in Manhattan distance and Chebyshev distance [J]. Information Visualization, 2023, 22(3): 246–264.
- [15] CUI L, HUANG J, ZHANG F. Quantitative and localization diagnosis of a defective ball bearing based on vertical-horizontal synchronization signal analysis [J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2017, 64(11): 8695–8706.

责任编辑:李翠薇