

基于边界判别多流形分析的故障数据集降维方法

常书源, 赵荣珍, 陈博, 何天经, 石明宽

(兰州理工大学机电工程学院, 兰州 730050)

摘要: 针对现有多流形学习方法未考虑流形间边界信息而导致降维后数据不易于分类的问题, 提出一种新的边界判别多流形分析 (margin discriminant multi-manifold analysis, MDMA) 方法。该方法同时考虑数据的类内相似性、类间差异性、同类流形结构和异类流形结构, 并且为避免降维过程中出现小样本问题, 在构造目标函数时将这4点归结为指数化迹商优化结构。通过两个转子系统试验数据集进行验证。结果表明, 与其他几种典型降维方法对比, 该方法能更有效地提取出蕴含在数据中的判别信息, 在故障辨识中表现出更好的分类性能。

关键词: 故障诊断; 维数约简; 小样本问题; 边界判别多流形分析 (MDMA)

中图分类号: TH165+.3; TP18

文献标志码: A

DOI: 10.13465/j.cnki.jvs.2021.23.016

Dimension reduction method of fault data set based on MDMA

CHANG Shuyuan, ZHAO Rongzhen, CHEN Bo, HE Tianjing, SHI Mingkuan

(School of Mechanical and Electrical Engineering, Lanzhou University of Technology, Lanzhou 730050, China)

Abstract: Here, aiming at the problem of existing multi-manifold learning methods without considering information of boundary between manifolds to make data after dimension reduction difficult to classify, a new boundary margin discriminant multi-manifold analysis (MDMA) method was proposed. It was shown that MDMA simultaneously considers intra-class similarity, inter-class difference, homogeneous manifold structure and heterogeneous manifold structure of data. In order to avoid the small sample problem in process of dimension reduction, these four points were summarized as the exponential trace quotient optimization structure when constructing an objective function. This new method was verified with test data set of 2 rotor systems. The results showed that compared with several other typical dimension reduction methods, the proposed method can more effectively extract the discrimination information contained in data; it can have better classification performance in fault recognition.

Key words: fault diagnosis; dimension reduction; small sample problem; boundary margin discriminant multi-manifold analysis (MDMA)

旋转机械振动信号蕴含表征设备工作状态的大量信息, 对其进行多角度、多侧面特征提取是故障诊断领域中的常用方法^[1]。但由多角度提取出的特征构造的高维特征集中往往包含大量的冗余信息, 这无疑降低了数据的可区分度, 为基于数据驱动的智能决策带来极大的挑战^[2]。因此, 数据降维方法受到研究者的广泛关注。

流形学习能够从高维数据中获取数据间有效的内部联系, 从而得以保持数据的局部或全局结构特征, 具有良好的属性约简能力^[3]。若按照流形的构造方式进

行划分, 流形学习可分为单流形学习和多流形学习两类。经典的流形学习方法如等距映射^[4], 局部线性嵌入^[5], 局部保持投影^[6]等, 均为单流形学习方法, 它们假设数据分布于同一个流形上, 并以此作为建模依据, 保证数据从高维空间映射至低维子空间时内部结构保持不变。然而已有研究表明, 旋转机械具有复杂的故障机理, 并非所有的故障都存在于同一流形, 在诊断过程中使用单流形方法势必会影响辨识精度的进一步提升^[7]。由此, 面向分类的多流形学习方法成为故障数据集降维研究的主流方向。典型的多流形学习方法如边缘费歇尔分析 (marginal Fisher analysis, MFA)^[8-9], 无参判别多流形学习 (nonparametric discriminant multi-manifold learning, NDML)^[10], 协同判别流形嵌入^[11], 多流形局部图保持分析^[12]和监督多流形鉴别嵌入^[13]等, 均是根据类信息定义流形间图和流形内图, 然后利

基金项目: 国家自然科学基金 (51675253); 兰州理工大学红柳一流学科建设

收稿日期: 2020-06-10 修改稿收到日期: 2020-09-07

第一作者 常书源 男, 硕士, 1994年生

通信作者 赵荣珍 女, 博士, 教授, 博士生导师, 1960年生

用相应的拉普拉斯图谱来搜索最优投影。现有的多流形图嵌入方法虽然能够使得投影后同类样本离得更近, 异类样本离得更远, 却不能保证多个流形间具有明确的界限, 以使样本具有较好的可分性^[14]。

边界判别投影 (margin discriminant projection, MDP)^[15] 利用标记信息定义了数据的类内距离、类间距离和边界, 且对数据的分布没有特定假设, 计算简便。但 MDP 仅考虑了类间判别信息, 未考虑数据结构信息, 在降维过程中会扭曲数据的内部结构, 进而影响降维后数据的可辨识度。因此, 本文结合多流形学习和边界思想, 提出一种新的边界判别多流形分析 (margin discriminant multi-manifold analysis, MDMA) 方法。MDMA 方法考虑类内相似性, 类间差异性, 同类流形结构和异类流形结构, 为避免出现小样本问题, 将这 4 点归结为指数化^[16] 迹商优化结构, 使投影后不同类数据流形尽可能相互独立的同时, 类内距离最小化, 类间距离最大化, 能够更好地服务于分类目的。

鉴于上述分析, 本研究拟对基于 MDMA 的故障数据集降维方法进行探讨, 欲为故障数据集有效分类信息的获取, 提供一种参考思路。

1 基本原理简介

1.1 边界的定义

MDP 方法采用边界样本点来定义样本间的边界, 并以此描述高维数据集的判别结构。本节介绍 MDP 方法中边界点和边界的定义。

定义 1 设定 x_i, x_j 为样本集 X 中的任意两个样本点, 它们之间的距离定义为

$$d(x_i, x_j) = \|x_i - x_j\|_2 \quad (1)$$

定义 2 设定 C_i 为第 i 类样本集, 则 C_i 中距离最远的两个样本点 x_a^i 和 x_b^i 为同类边界点, 即

$$\{x_a^i, x_b^i \in C_i : d(x_a^i, x_b^i) \geq d(x_i, x_j), \forall x_i, x_j \in C_i\} \quad (2)$$

C_i 的类内距离定义为

$$d(C_i) = d(x_a^i, x_b^i) \quad (3)$$

定义 3 设定 C_i 为第 i 类样本集, C_j 为第 j 类样本集, 则这两类中距离最近的两个样本点 x_i^j 和 x_j^i 为异类边界点, 即

$$\{x_i^j \in C_i, x_j^i \in C_j : d(x_i^j, x_j^i) \leq d(x_i, x_j), \forall x_i \in C_i, x_j \in C_j\} \quad (4)$$

C_i 和 C_j 的类间距离定义为

$$d(C_i, C_j) = d(x_i^j, x_j^i) \quad (5)$$

同类边界点和异类边界点统称为边界点。

定义 4 若样本数据 X 共有 l 类, 即 $X = \{C_i\}_{i=1}^l$, 则其边界定义为

$$J = \sum_{i \neq j} d(C_i, C_j) - \sum_{i=1}^l d(C_i) \quad (6)$$

1.2 多流形思想

MFA、NDML 等多流形分析方法认为, 在多元分类问题中, 并非所有类别的数据都分布于同一流形上, 若使用单流形方法可能会在一定程度上破坏数据结构, 进而对后续的模式辨识造成不利影响。因此多流形分析方法均采用构造同类本征图与异类惩罚图的形式来模拟多流形的分布。

1.3 指数化矩阵的性质

对于任意 n 阶方阵 A , 其指数化矩阵记为 $\exp(A) = I + A + \frac{A^2}{2!} + \dots + \frac{A^m}{m!} + \dots$, 式中 I 为一个 n 阶单位矩阵。则矩阵 $\exp(A)$ 具有以下性质: ① $\exp(A)$ 是一个有限的满秩矩阵; ② 若矩阵 A 与矩阵 B 可交换 (即 $AB = BA$), 则 $\exp(A + B) = \exp(A) \exp(B)$; ③ $\exp(A)$ 可逆, 且 $[\exp(A)]^{-1} = \exp(-A)$; ④ 对于非奇异矩阵 B , $\exp(B^{-1}AB) = B^{-1}\exp(A)B$ 成立; ⑤ 若 v_1, v_2, \dots, v_n 是矩阵 A 对应特征值 $\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_n$ 的特征向量, 则 v_1, v_2, \dots, v_n 是矩阵 $\exp(A)$ 对应特征值 $e^{\lambda_1}, e^{\lambda_2}, \dots, e^{\lambda_n}$ 的特征向量, 并且矩阵 $\exp(A)$ 是一个非奇异矩阵。

2 提出的边界判别多流形分析方法

在 MDP 方法降维的过程中, 只关注数据的边界信息, 忽略了数据的局部几何结构信息, 从而导致原始样本点之间的局部几何拓扑结构发生扭曲, 降低投影后数据的识别精度。而现有的多流形分析方法只强调令同类样本靠近, 异类样本远离, 但未考虑发生在不同类流形之间的混叠问题。因此, 本研究将边界思想与多流形思想融合, 提出一种边界判别多流形分析方法。该方法同时考虑了数据的边界相似性、边界判别性、类内局部相似性和类间局部差异性, 采用图嵌入准则进行数据建模, 设置正则化参数来平衡优化模型, 避免出现冗余优化, 并且采用指数化迹商方式构造目标函数以解决降维过程中可能出现的小样本问题。

2.1 MDMA 图嵌入方法设计

2.1.1 相似边界图嵌入模型

相似边界图定义为 $G^{(MS)} = \{X, W^{(MS)}\}$, 用于描述同类样本点之间的相似性, 其中的权值矩阵 $W^{(MS)}$ 定义为

$$W_{ij}^{(MS)} = \begin{cases} 1, & \text{样本点为 } x_a^i, x_b^i \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (7)$$

式中 x_a^i 和 x_b^i 分别为第 C_i 类样本中的同类边界点。为保持同类样本点之间的相似性, 需要使属于同一类的样本点在投影之后, 它们之间的距离尽可能小, 即

$$\min \sum_{i,j} \|A^T x_i - A^T x_j\|^2 W_{ij}^{(MS)} \quad (8)$$

式(8)可改写为

$$\min \text{tr}(A^T X L^{(MS)} X^T A) \quad (9)$$

式中: $L^{(MS)} = D^{(MS)} - W^{(MS)}$ 为相似边界图的拉普拉斯矩阵; $D^{(MS)}$ 为对角元素为 $D_{ii}^{(MS)} = \sum_{j=1}^n W_{ij}^{(MS)}$ 的对角矩阵。

2.1.2 判别边界图嵌入模型

判别边界图定义为 $G^{(MD)} = \{X, W^{(MD)}\}$, 用于描述异类样本点之间的差异性, 其中的权值矩阵 $W^{(MD)}$ 定义为

$$W_{ij}^{(MD)} = \begin{cases} 1, & \text{样本点为 } x_j^i, x_i^j \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (10)$$

式中 x_j^i 和 x_i^j 为样本集 X 中的异类边界点。为保持异类样本点之间的相异性, 需要使属于不同类的样本点在投影之后, 它们之间的距离尽可能大。即

$$\max \sum_{i,j} \|A^T x_i - A^T x_j\|^2 W_{ij}^{(MD)} \quad (11)$$

式(11)可改写为

$$\max \text{tr}(A^T X L^{(MD)} X^T A) \quad (12)$$

式中: $L^{(MD)} = D^{(MD)} - W^{(MD)}$ 为判别边界图的拉普拉斯矩阵; $D^{(MD)}$ 为对角元素为 $D_{ii}^{(MD)} = \sum_{j=1}^n W_{ij}^{(MD)}$ 的对角矩阵。

2.1.3 类内局部相似图嵌入模型

类内局部相似图定义为 $G^{(LS)} = \{X, W^{(LS)}\}$, 用以描述局部邻域中同类样本点的分散程度, 距离较近的点之间具有较大的相似性, 其中的权值矩阵 $W^{(LS)}$ 定义为

$$W_{ij}^{(LS)} = \begin{cases} \frac{1}{2}, & x_i \in N_{sk}(x_j) \text{ or } x_j \in N_{sk}(x_i) \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (13)$$

式中 $N_{sk}(x_i)$ 为距离 x_i 点最近的 k 个同类样本点组成的集合。构建类内局部相似图可以在降维过程中保持同类样本之间的相似性和类内局部结构在投影后不发生扭曲, 其图嵌入模型可定义为

$$\min \sum_{i,j} \|A^T x_i - A^T x_j\|^2 W_{ij}^{(LS)} \quad (14)$$

同样, 式(14)可改写为

$$\min \text{tr}(A^T X L^{(LS)} X^T A) \quad (15)$$

式中: $L^{(LS)} = D^{(LS)} - W^{(LS)}$ 为类内局部相似图的拉普拉斯矩阵; $D^{(LS)}$ 为对角元素为 $D_{ii}^{(LS)} = \sum_{j=1}^n W_{ij}^{(LS)}$ 的对角矩阵。

2.1.4 类间局部差异图嵌入模型

类间局部差异图定义为 $G^{(LD)} = \{X, W^{(LD)}\}$, 用以描述局部邻域中异类样本点的分散程度, 起惩罚图的作用, 异类邻近点之间应具有较大的相异性, 因此, 定

义权值矩阵 $W^{(LD)}$ 为

$$W_{ij}^{(LD)} = \begin{cases} \frac{1}{2}, & x_i \in N_{dk}(x_j) \text{ or } x_j \in N_{dk}(x_i) \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (16)$$

式中 $N_{dk}(x_i)$ 为距离 x_i 点最近的 k 个异类样本点组成的集合。构建类间局部差异图可以在降维过程中保持异类样本之间的差异性和类间局部结构在投影后不发生扭曲, 其图嵌入模型可定义为

$$\max \sum_{i,j} \|A^T x_i - A^T x_j\|^2 W_{ij}^{(LD)} \quad (17)$$

其目标函数可写为

$$\max \text{tr}(A^T X L^{(LD)} X^T A) \quad (18)$$

式中: $L^{(LD)} = D^{(LD)} - W^{(LD)}$ 为类间局部差异图的拉普拉斯矩阵; $D^{(LD)}$ 为对角元素为 $D_{ii}^{(LD)} = \sum_{j=1}^n W_{ij}^{(LD)}$ 的对角矩阵。

权值式(7)和式(11)为引用边界判别投影(MDP)方法的权值公式, 其中两种边界点的权值为1保持不变。本文提出的MDMA方法最终以服务分类为目的。对分类而言, 边界点的作用要大于近邻点, 因此边界点需要一个相对较大的权值, 以保证在后续图嵌入模型融合时, 边界点的作用能够充分发挥。换言之, 式(13)和式(16)中两种近邻点的权值应较边界点小, 设置为1/2。

2.2 构造的MDMA模型

为解决降维过程中可能出现的小样本问题, 采用指数化迹商方法构造MDMA的目标函数。将目标函数式(9)、式(12)、式(15)和式(18)进行融合, 可得MDMA方法的目标函数式

$$\max \text{tr}(A^T X L X^T A) \quad (19)$$

式中: $L = \exp(L^{(MD)} + \alpha L^{(LD)}) [\exp(L^{(MS)} + \beta L^{(LS)})]^{-1}$; $\exp(\cdot)$ 为指数化矩阵。参数 α 和 β 为两个正则化项($\alpha, \beta \in [0, 1]$), 用以平衡优化过程, 防止出现冗余优化。其中: α 为类间局部差异性在降维过程中的贡献度; β 为类内局部相似性在降维过程中的贡献度。 α 越大, 表明类间局部差异性在降维时起的作用越大; β 越大, 表明类内局部相似性在降维中起的作用越大。 α 和 β 的值可采用交叉验证方法选取。

2.3 MDMA方法的实现步骤

为降低计算复杂度, MDMA采用QR分解代替传统特征分解进行加速计算。

输入: D 维空间数据样本集 $X = \{x_1, x_2, \dots, x_n\} \in R^D$ 及其类别标签, 低维特征空间目标维数 d ($d < D$)。

输出: 投影转换矩阵 A , 低维特征向量 Y 。

步骤1 归一化处理原始高维数据集 X , 设定近邻数 k , 并分别计算相似边界图 $G^{(MS)}$ 、判别边界图 $G^{(MD)}$ 、类内局部相似图 $G^{(LS)}$ 和类间局部差异图 $G^{(LD)}$ 。

步骤 2 根据式 (9)、式 (12)、式 (15) 和式 (18) 计算出 4 种图的拉普拉斯矩阵 $L^{(MS)}$ 、 $L^{(MD)}$ 、 $L^{(LS)}$ 和 $L^{(LD)}$ ，从而构造式 (19) 中 MDMA 目标函数的拉普拉斯矩阵 L 。

步骤 3 对样本集 X 进行 QR 分解, 记作 $X = QR$ 。

步骤 4 根据步骤 2 结果, 计算 RLR^T , 并对其特征分解。将分解得到特征值降序排列, 取前 d 个特征值所对应的特征向量组成投影转换矩阵 $A = [a_1, a_2, \dots, a_d]$ 。

步骤 5 根据式 $Y = A^T X$, 得到低维数据 Y 。

3 建立的基于 MDMA 的故障数据集降维方法

3.1 基于 MDMA 的故障数据集降维方法流程

基于 MDMA 的故障数据集降维方法设计流程图, 如图 1 所示。首先, 采集转子振动信号, 利用文献 [17] 中的混合滤波方法对其进行消噪处理, 并从不同侧面进行特征提取, 建立高维故障特征集; 然后将高维特征集输入 MDMA 进行维数约简, 得到低维特征子集; 最后将低维特征子集输入 K-近邻分类器 (K-nearest neighbour, KNN) 进行模式辨识。

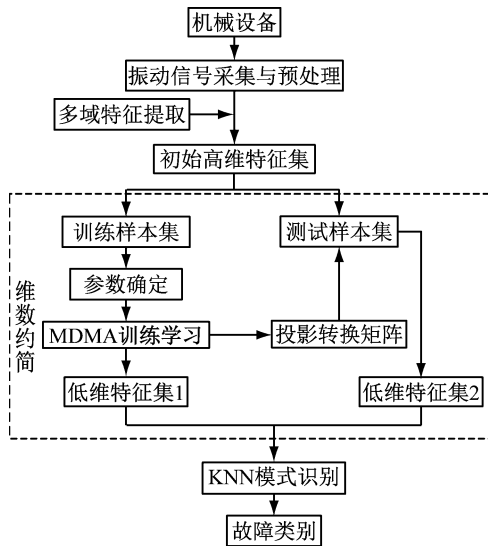


图 1 基于 MDMA 的数据集降维方法流程图

Fig. 1 The flow char of dimension reduction method for data set based on MDMA

3.2 确定的降维评价指标

为实现故障数据的可视化, 量化数据降维的效果, 本文采用聚类分析中的 S_b/S_w 值作为降维评价指标。 S_b/S_w 越大, 表明类内散度越小, 类间散度越大, 降维效果就越好; 反之, 降维效果就越差。 S_b 与 S_w 的计算方式为

$$S_b = \frac{1}{u} \sum_{i=1}^u (\gamma_i - \gamma) (\gamma_i - \gamma)^T \quad (20)$$

$$S_w = \frac{1}{r_i} \sum_{n=1}^{r_i} (y_n^{(i)} - \gamma_i) (y_n^{(i)} - \gamma_i)^T \quad (21)$$

式中: γ_i 为第 i 类中所有向量的平均向量; γ 为所有各

类样本的总平均向量; u 为分类数; r_i 为第 i 类的样本数; $y_n^{(i)}$ 为第 i 类的样本矢量; S_b 为各类间的平均离散度; S_w 为第 i 类的离散度。

故障数据集降维的最终目标是实现分类。由于 KNN 算法具有使用简单与准确率高的优点, 选用 KNN 来验证降维所得低维特征子集的可分性。

4 试验结果与分析

4.1 实验 I

4.1.1 实验 I 数据简介

本节试验的研究对象为图 2 所示的双跨度转子试验台, 该试验台上 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, 通过不同方位采集转子系统的振动信号。在采样频率为 5 kHz, 转速为 2 800 r/min 的状态下分别模拟 (转子不对中, 质量不平衡, 动静碰磨, 支撑松动, 正常) 5 种典型的转动状态。采集每种状态的数据样本 80 组, 其中 20 组作为训练样本, 60 组作为测试样本。对每个通道的传感器拾取的振动信号按照表 1 提取时域、频域和时频域共 35 个统计特征参数, 12 个通道得到共计 $12 \times 35 = 420$ 个特征。

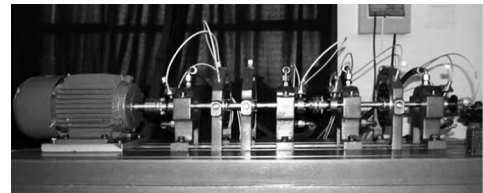


图 2 双跨度转子试验台

Fig. 2 Double-span rotor test bench

表 1 特征参数

Tab. 1 Characteristic parameters

序号	特征名称	序号	特征名称	序号	特征名称
1	均值	9	最大值	17	频谱一阶重心
2	方差	10	波形指标	18	频谱二阶重心
3	均方根值	11	峰值指标	19	频谱二阶矩
4	方根幅值	12	脉冲指标	20	4 层小波包分
5	峭度	13	均值频率	~	解频带能量
6	偏度	14	频域均方根	35	特征
7	标准值	15	频域峭度		
8	峰峰值	16	频谱重心		

注: 1 ~ 12 为时域特征; 13 ~ 19 为频域特征; 20 ~ 35 为时频域小波包分解的能量。

将得到的高维特征集输入 MDMA 进行降维处理, 选取 LPP、MFA、MDP 3 种方法进行对比。所有降维方法的目标维数参考文献 [18], 设置为 4 维 (即 $d = \text{状态类别} - 1 = 5 - 1 = 4$)。其余参数采用交叉验证选取, MDMA 中类内局部相似图和类间局部差异图的近邻参数选取为 $k_1 = 6$; 正则化因子选取为 $\alpha = 0.3, \beta = 0.7$; KNN 的近邻参数选取为 $k_2 = 5$ 。

4.1.2 可视化降维效果对比

将高维特征集输入 MDMA 等 4 种方法进行维数约简(为避免出现小样本问题,特征集输入 LPP 与 MFA 前经 PCA 预处理),测试样本经上述 4 种方法降维后的前 3 个主成分低维嵌入效果,如图 3 所示。

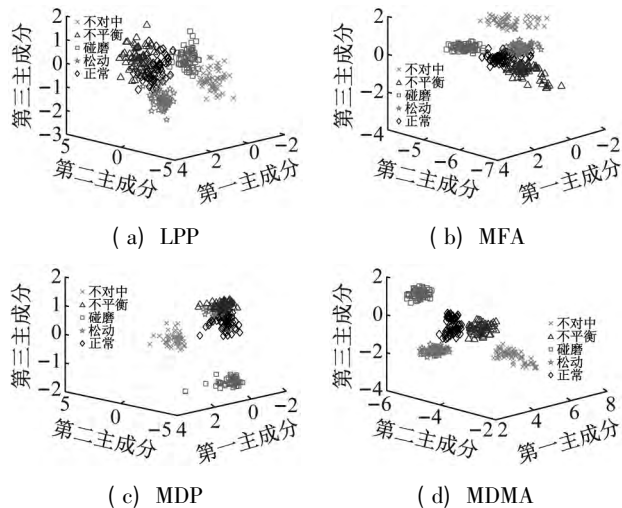


图 3 基于不同方法的降维效果 1

Fig. 3 Dimension reduction effect based on different methods 1

由图 3 可以看出: LPP 的可视化效果最差; MDMA 可视化效果最好,降维后各故障状态类内明显聚集,类间明显分离且边界清晰,不同数据流形相互独立。除了 MDMA 方法,其余 3 种降维方法降维后故障状态类别之间都有不同程度的混叠。碰撞状态降维效果最好,不平衡、松动和正常 3 种状态降维效果较差。

4.1.3 评价指标与辨识精度对比

计算 MDMA 等 4 种方法降维所得低维特征子集的 S_b/S_w 指标,并同时计算低维特征子集输入 KNN 所得的辨识精度,以此进行方法的有效性评估。不同方法得到的 S_b/S_w 指标与 KNN 辨识精度,如表 2 所示。

表 2 S_b/S_w 指标与 KNN 辨识精度 1

Tab. 2 S_b/S_w index and KNN identification accuracy 1

降维方法	S_b/S_w 指标	KNN 辨识精度/%
LPP	0.183 2	84.0
MFA	0.768 4	91.3
MDP	9.624 2	94.7
MDMA	31.993 5	99.1

由表 2 可知: LPP 的降维效果与识别精度最差,这是由于 LPP 属于无监督方法,并且只单方面关注数据的局部信息,丢失了大量对数据分类有用的信息; MFA 的降维效果优于 LPP,但由于降维时出现小样本问题,经 PCA 预处理后丢失了部分有用的判别信息,效果较 MDP 差。MDP 能够避免小样本问题,并且在降维过程中利用数据的先验信息划分边界,因此降维效果与识别效果较 LPP 与 MFA 好。MDMA 能够在降维的同时保持数据内部的边界信息和本征结构信息,并以此提

升数据的可分性,同时也能够避免小样本问题,其评价指标和分类识别精度均为 4 种方法中的最高值,说明 MDMA 是一种有效的降维方法。

4.2 试验 II

4.2.1 试验 II 数据简介

本节以图 4 所示的 HZXT-DS-001 型双跨度转子试验台为试验对象,在转速为 3 200 r/min,采样频率为 20 kHz 的条件下,通过在转子上固定不同数量的质量块(每个质量块为 12 g),分别模拟 6 种转子质量不平衡状态的试验,不平衡的设置方式如表 3 所示。试验共采集 14 个通道的信号,前 12 个通道为 4 个轴承座振动信号,测取每个轴承座两个径向方向(X, Y)和一个轴向方向(Z)的振动信号,由加速度传感器测得,第 13 和第 14 通道为转轴的径向振动,由非接触式电涡流传感器测得。同样采集每种状态的数据样本 80 组,选取其中 20 组用以训练,60 组用以测试,并对每个通道采集的信号按表 1 提取振动信号的各项特征,拓展至 14 个通道,构造 $14 \times 35 = 490$ 维的混合域特征集。

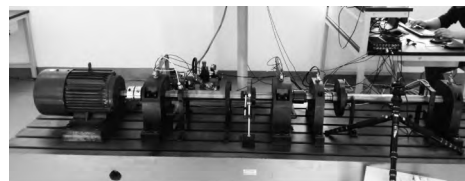


图 4 HZXT-DS-001 型双跨度转子试验台

Fig. 4 HZXT-DS-001 double-span rotor test bench

表 3 6 种不平衡设置方式

Tab. 3 Six unbalanced settings

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

将得到的高维特征集输入 MDMA 进行降维处理,选取 LPP、MFA、MDP 3 种方法的降维效果进行对比。降维的目标维数设置为 $d = 6 - 1 = 5$ 维,其余参数采用交叉验证选取,MDMA 中类内局部相似图和类间局部差异图的近邻参数选取为 $k_1 = 6$; 正则化因子选取为 $\alpha = 0.3, \beta = 0.8$; KNN 的近邻参数选取为 $k_2 = 5$ 。

4.2.2 可视化降维效果对比

将高维特征集输入 MDMA 等 4 种方法进行降维处理(为避免出现小样本问题,特征集输入 LPP 与 MFA 前经 PCA 预处理),测试样本经上述 4 种方法降维后的前 3 个主成分低维嵌入效果,如图 5 所示。

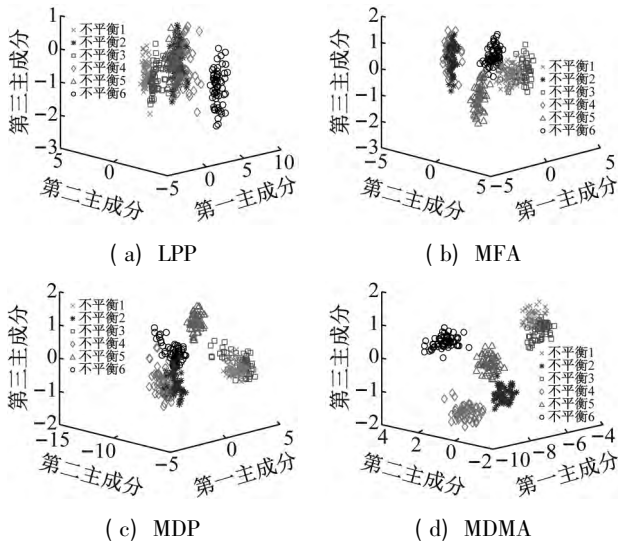


图 5 基于不同方法的降维效果 2

Fig. 5 Dimension reduction effect based on different methods 2

由图 5 可以看出: 经 4 种方法降维之后, 6 种不平衡状态类别之间皆有不同程度的混叠, 其中 LPP 混叠最严重, 不平衡 2、不平衡 4 和不平衡 5 未分离; MDMA 混叠最轻微, 不平衡 3 和不平衡 4 之间存在少许混叠, 其余 4 种状态完全分离, 类间距明显, 类间边界清晰。

4. 2. 3 评价指标与辨识精度对比

计算上述 4 种方法降维所得低维特征子集的 S_b/S_w 指标, 并同时计算低维特征子集输入 KNN 所得的辨识精度, 以此进行方法的有效性评估。不同方法得到的 S_b/S_w 指标与 KNN 辨识精度, 如表 4 所示。

表 4 S_b/S_w 指标与 KNN 辨识精度 2

Tab. 4 S_b/S_w index and KNN identification accuracy 2

降维方法	S_b/S_w 指标	KNN 辨识精度/%
LPP	12.355 4	86.2
MFA	15.997 2	91.1
MDP	22.401 7	92.0
MDMA	34.708 3	97.8

由表 4 可知: LPP 的降维与识别效果最差; MDMA 的降维与故障识别效果最好, 与 KNN 结合能够有效诊断转子故障, 具有一定优势。

4. 2. 4 不同工况下降维效果对比

为进一步验证 MDMA 的降维性能, 在不同工况下 (改变试验台转速, 分别设置 2 800 r/min, 3 200 r/min 和 3 600 r/min 3 种工况) 采集 6 种不平衡状态的振动数据, 取 40 组 3 200 r/min 工况下数据作为训练样本, 再分别取 40 组 3 种工况下数据为测试样本进行试验。各工况振动数据经 LPP、MFA、MDP 和 MDMA 4 种方法降维后的 KNN 辨识结果, 如表 5 所示。

由表 5 可知, 变工况下 (2 800 r/min 和 3 600 r/min) 基于不同降维方法的辨识精度均有所降低, 但 MDMA 的识别精度优于其他 3 种方法, 并且降低幅度

较小, 说明 MDMA 方法具有较好的降维能力与适应性。

表 5 4 种方法在不同工况下的 KNN 辨识精度

Tab. 5 KNN identification accuracy of four methods under different working conditions

降维方法	不同工况下的平均辨识精度		
	2 800 r/min	3 200 r/min	3 600 r/min
LPP/%	75.2	88.2	73.7
MFA/%	84.2	93.3	85.5
MDP/%	89.3	95.5	80.5
MDMA/%	96.5	100.0	93.8

5 结 论

本文将多流形思想与边界思想相结合, 提出一种新的边界判别多流形分析方法。该方法同时考虑了数据的类内相似性、类间差异性、同类流形结构和异类流形结构, 能够使降维后数据的类间距离最大化, 类内距离最小化; 并且在构造目标函数时采用指数化迹商优化结构, 避免了降维过程中出现小样本问题。对振动信号从多域、多通道进行特征提取, 构造高维故障特征集, 将其输入 MDMA 进行维数约简; 最后将得到的低维特征子集输入 KNN 模式识别, 同时采用 S_b/S_w 评价指标对 MDMA 的降维性能进行评估。通过两个转子试验台实测数据的试验验证表明, MDMA 方法相比其他方法能够使类间分离和类内聚集效果明显提高, 类间边界更加明显, 更有利于故障状态的判别。

参 考 文 献

[1] 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.

[2] 杜伟, 房立清, 齐子元. 基于独立特征选择与流形学习的故障诊断[J]. 振动与冲击, 2018, 37(16): 77-82.
DU Wei, FANG Liqing, QI Ziyuan. Fault diagnosis based on individual feature selection and manifold learning[J]. Journal of Vibration and Shock, 2018, 37(16): 77-82.

[3] 江丽, 郭顺生. 基于无监督判别投影的滚动轴承故障诊断[J]. 中国机械工程, 2016, 27(16): 2202-2206.
JIANG Li, GUO Shunsheng. Fault diagnosis of rolling bearings based on unsupervised discriminant projection[J]. China Mechanical Engineering, 2016, 27(16): 2202-2206.

[4] TENENBAUM J B, SILVA V, LANGFORD J C. A global geometric framework for nonlinear dimensionality reduction[J]. Science, 2000, 290(5500): 2319-2323.

[5] ROWEIS S T, SAUL L K. Nonlinear dimensionality reduction by locally linear embedding[J]. Science, 2000, 290(5500): 2323-2326.

[6] HE X, PARTHA N. Locality preserving projections[C]// 17th Annual Conference on Neural Information Processing

- Systems. Vancouver: NIPS, 2003.
- [7] 苏祖强, 汤宝平, 赵明航, 等. 基于多故障流形的旋转机械故障诊断[J]. 振动工程学报, 2015, 28(2): 309–315.
SU Zuqiang, TANG Baoping, ZHAO Minghang, et al. Rotating machinery fault diagnosis based on multiple fault manifolds[J]. Journal of Vibration Engineering, 2015, 28(2): 309–315.
- [8] YAN S, DONG X, ZHANG B Y, et al. Graph embedding: a general framework for dimensionality reduction [C]// 2005 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. San Diego: IEEE, 2005.
- [9] YAN S, DONG X, ZHANG B Y, et al. Graph embedding and extensions: a general framework for dimensionality reduction [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence, 2007, 29(1): 40–51.
- [10] LI B, LI J, ZHANG X P. Nonparametric discriminant multi-manifold learning for dimensionality reduction [J]. Neurocomputing, 2015, 152: 121–126.
- [11] LÜ M, HOU Q L, DENG N Y, et al. Collaborative discriminative manifold embedding for hyperspectral imagery [J]. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 2017, 14(4): 569–573.
- [12] SHI G Y, HUANG H, LI Z Y, et al. Multi-manifold locality graph preserving analysis for hyperspectral image classification [J]. Neurocomputing, 2020, 388: 45–59.
- [13] 黄鸿, 王丽华, 石光耀. 面向高光谱遥感影像分类的监督多流形鉴别嵌入方法[J]. 电子学报, 2020, 48(6): 1099–1107.
HUANG Hong, WANG Lihua, SHI Guangyao. Supervised multi-manifold discriminant embedding method for hyperspectral remote sensing image classification [J]. Acta Electronica Sinica, 2020, 48(6): 1099–1107.
- [14] 王晓晗, 王韬, 李雄伟, 等. 一种基于压缩边界 Fisher 分析的硬件木马检测方法[J]. 电子与信息学报, 2019, 41(12): 3043–3050.
WANG Xiaohan, WANG Tao, LI Xiongwei, et al. A hardware trojan detection method based on compression marginal fisher analysis [J]. Journal of Electronics & Information Technology, 2019, 41(12): 3043–3050.
- [15] 何进荣, 丁立新, 李照奎, 等. 基于边界判别投影的数据降维[J]. 软件学报, 2014, 25(4): 826–838.
HE Jinrong, DING Lixin, LI Zhaokui, et al. Margin discriminant projection for dimensionality reduction [J]. Journal of Software, 2014, 25(4): 826–838.
- [16] HUANG S C, ZHUANG L. Exponential discriminant locality preserving projection for face recognition [J]. Neurocomputing, 2016, 208: 373–377.
- [17] 赵荣珍, 李超, 张优云. 中值与小波消噪集成的转子振动信号滤波方法研究[J]. 振动与冲击, 2005, 24(4): 74–77.
ZHAO Rongzhen, LI Chao, ZHANG Youyun. Filter design synthesizing median filtering and wavelet algorithm to de-noise vibration signal polluted by violent pulse noises [J]. Journal of Vibration and Shock, 2005, 24(4): 74–77.
- [18] 王泽杰, 胡浩民. 流形学习算法中的参数选择问题研究[J]. 计算机应用与软件, 2010, 27(6): 84–85.
WANG Zejie, HU Haomin. On parameter selection in manifold learning algorithm [J]. Computer Applications and Software, 2010, 27(6): 84–85.

(上接第 82 页)

- [7] DING Y, ZHAO B Y, WU B, et al. Simultaneous identification of structural parameter and external excitation with an improved unscented Kalman filter, 2015, 18(11): 1981–1998.
- [8] 池传国, 黄国勇, 孙磊. M 估计的强跟踪 SVD - UKF 算法在组合导航中的应用[J]. 电子科技, 2018, 31(7): 42–45.
CHI Chuanguo, HUANG Guoyong, SUN Lei. Application of strong tracking SVD - UKF algorithm based on M estimation in integrated navigation system [J]. Electronic Science and Technology, 2018, 31(7): 42–45.
- [9] 王小旭, 赵琳, 夏全喜, 等. 基于 Unscented 变换的强跟踪滤波器[J]. 控制与决策, 2010, 25(7): 1063–1068.
WANG Xiaoxu, ZHAO Lin, XIA Quanxi, et al. Strong tracking filter based on unscented transformation [J]. Control and Decision, 2010, 25(7): 1063–1068.
- [10] 杜永峰, 张浩, 赵丽洁, 等. 基于 STUKF 的非线性结构系统时变参数识别[J]. 振动与冲击, 2017, 36(7): 171–176.
DU Yongfeng, ZHANG Hao, ZHAO Lijie, et al. Time-varying parametric identification of nonlinear structural systems based on STUKF [J]. Journal of Vibration and Shock, 2017, 36(7): 171–176.
- [11] VAN DER MERWE R, WAN E, JULIER S. Sigma-point Kalman filters for nonlinear estimation and sensor-fusion: applications to integrated navigation [C]// AIAA Guidance, Navigation, and Control Conference and Exhibit. Reston: AIAA, 2004.
- [12] 张玉峰, 周奇勋, 周勇, 等. 非线性自适应平方根无迹卡尔曼滤波方法研究[J]. 计算机工程与应用, 2016, 52(16): 36–40.
ZHANG Yufeng, ZHOU Qixun, ZHOU Yong, et al. Research on adaptive square-root unscented Kalman filter for nonlinear system [J]. Computer Engineering and Applications, 2016, 52(16): 36–40.
- [13] 叶泽浩, 毕红葵, 段敏, 等. 自适应平方根球型无迹卡尔曼滤波算法[J]. 雷达科学与技术, 2018, 16(6): 37–43.
YE Zehao, BI Hongkui, DUAN Min, et al. Adaptive square root spherical unscented Kalman filtering algorithm [J]. Radar Science and Technology, 2018, 16(6): 37–43.
- [14] 李敏, 王松艳, 张迎春, 等. 改进的强跟踪平方根 UKF 在卫星导航中应用[J]. 系统工程与电子技术, 2015, 37(8): 1858–1865.
LI Min, WANG Songyan, ZHANG Yingchun, et al. Satellite autonomous navigation filtering algorithm based on improved strong tracking square-root UKF [J]. Systems Engineering and Electronics, 2015, 37(8): 1858–1865.
- [15] 胡志坤, 刘斌, 林勇, 等. 电池 SOC 的自适应平方根无迹卡尔曼滤波估计算法[J]. 电机与控制学报, 2014, 18(4): 111–116.
HU Zhikun, LIU Bin, LIN Yong, et al. Adaptive square root unscented Kalman filter for SOC estimation of battery [J]. Electric Machines and Control, 2014, 18(4): 111–116.
- [16] SUBRAHMANYA N, SHIN Y C. Adaptive divided difference filtering for simultaneous state and parameter estimation [J]. Automatica, 2009, 45(7): 1686–1693.