

基于MGCD的转子故障数据集降维方法*

张勇飞, 赵荣珍, 邓林峰

(兰州理工大学机电工程学院 兰州, 730050)

摘要 针对由于特征维数过高导致故障数据集分类困难及故障模式辨识精度偏低的问题,提出一种基于多图协同决策(multi graph collaborative decision-making,简称MGCD)的转子故障数据集降维算法。首先,在边缘Fisher分析(marginal Fisher analysis,简称MFA)算法框架基础上,通过建立近邻图和远邻图解决因单一图结构导致的故障类别局部不可分问题;其次,采用最大化散度加权差分方式去削弱小样本问题造成的影响;最后,利用两个不同结构类型的转子系统故障模拟数据集对算法性能进行了验证。结果表明,使用本算法对故障数据集进行降维得到的敏感故障数据集使故障类别之间的差异性更加突出,能够提高故障模式识别准确率,为提高旋转机械智能故障诊断技术水平提供一定的研究参考依据。

关键词 故障诊断;降维;远邻图;小样本
中图分类号 TP18;TH165

引言

目前,旋转机械正朝着复杂化、智能化趋势发展。各种机械装备的状态监测数据正在成为企业生产实现优质运行、高效管理的依据,并且此类数据还是实施智能制造不可或缺的重要战略资源^[1]。以转子系统为基本架构的旋转机械已被广泛应用于航空航天、轨道交通和风力发电等重要领域,对其实施智能运维管理意义重大^[2]。在工程应用中,通常需在系统的关键截面处安装多个传感器采集多通道信息^[3],从每个通道采集的振动信号中提取统计特征,但随着特征数目的增加会产生“维数灾难”问题。因此,探索如何减少高维故障数据集中的相关特征、解决好设备运行状态表征的知识表达模型构造问题,对于发展工业大数据的机器智能故障诊断与决策技术尤为关键^[4]。

近年来,各种维数约简方法相继涌现,主要分为传统的特征降维方法与基于深度神经网络技术的数据降维方法。后者在训练网络时需要大量样本数据,这使得网络训练时间与难度增大。在特定领域与样本数据量较少时采用传统降维方法,既能达到同样效果也能降低成本。因此,对传统降维方法的研究仍然存在工程价值意义。流形学习是一种能够通过保持数据的局部近邻结构、挖掘出潜藏

在高维数据中低维本质的流形信息的维数约简方法。目前,许多流形学习降维方法已经被应用于机械设备的故障诊断中,其中最具代表性的成果有局部保持投影(locality preserving projections,简称LPP)^[5]算法、MFA算法^[6]及正交判别投影(orthogonal discriminant projection,简称ODP)^[7]等。上述算法一般通过寻找最佳投影矩阵进行降维,其中MFA基于以图嵌入框架为基础,结合样本局部近邻结构信息建立类内、类间散度矩阵,并通过最大化Fisher准则实现数据同类被聚集、异类被分离的目标。但是,MFA存在以下缺陷有待完善:①采用单一图结构导致训练时对于标签数据利用不充分,对流形嵌入图结构表示不全面,从而出现故障类别局部不可分现象;②在构建目标函数式时,采用Fisher准则会因小样本问题导致矩阵奇异,从而降低算法的效果^[5-7]。

针对MFA算法的缺陷,笔者对基于多图协同决策的敏感特征筛选问题进行了探讨。受ODP算法加权度量和加权差分的启发,拟通过构建近邻图和远邻图,即以多图协同达到全面表征流形结构的目的。为避免出现小样本问题,还可以目标函数设定为最大化散度加权差分的形式,从而提高故障模式识别准确率。

* 国家自然科学基金资助项目(62241308,51675253)

收稿日期:2023-06-23;修回日期:2023-09-11

1 MFA 相关原理简介

MFA 是在图嵌入框架下通过充分依据数据集的自身特性去解决分类问题的一种方法。其中:类内本征图用于表征同类样本点子集内部的局部近邻关系;类间惩罚图用于表征异类样本之间的近邻程度。在边界 Fisher 准则函数作为判断依据的前提下,通过最小化本征图中同类近邻样本点间的距离,同时最大化惩罚图中异类间的距离,可以找到一种从高维空间向低维空间变换的映射矩阵,从而对数据集进行降维。

设高维数据集为 $X = \{x_i | i = 1, 2, \dots, n\} \in R^{D \times n}$, 对其降维后得到的结果为 $Y = \{y_i | i = 1, 2, \dots, n\} \in R^{d \times n}$, 其中 $d < D$, 则在 X 与 Y 之间存在着投影矩阵 A , 且 $Y = A^T X$, 此过程的数学运算步骤如下。

1) 定义本征图 $G^c = \{X, W^c\}$, W^c 为相似矩阵, 其中 W_{ij}^c 为样本 x_i 与 x_j 的相似度, 其值为对应两点相连边的权值, 定义为

$$W_{ij}^c = \begin{cases} 1 & (i \in p_{k_1}(j) \text{ 或 } j \in p_{k_1}(i)) \\ 0 & (\text{其他}) \end{cases} \quad (1)$$

其中: p_{k_1} 为 k_1 个与样本点同类的近邻点索引集合。

2) 定义惩罚图 $G^p = \{X, W^p\}$, W^p 为相似矩阵, 其中的 W_{ij}^p 是样本 x_i 与 x_j 的相似度, 其值对应为两点相连边的权值, 定义为

$$W_{ij}^p = \begin{cases} 1 & ((i, j) \in p_{k_2}(c(x_i)) \text{ 或 } (i, j) \in p_{k_2}(c(x_j))) \\ 0 & (\text{其他}) \end{cases} \quad (2)$$

其中: $p_{k_2}(c(x_i))$ 为与样本点 x_i 异类的 k_2 个近邻点组成的索引集合。

3) 计算类内、类间的散度矩阵。类内散度矩阵由 G^c 计算得到, 类间散度矩阵 S_b 由 G^p 计算得到, 即

$$S_w = \sum (x_i - x_j)(x_i - x_j)^T W_{ij}^c \quad (3)$$

$$S_b = \sum (x_i - x_j)(x_i - x_j)^T W_{ij}^p \quad (4)$$

相应的 MFA 算法构建的目标函数 J 为

$$J = \arg \max A^T S_b A / (A^T S_w A) \quad (5)$$

将式(5)转化为广义特征值求解问题, 即

$$S_b A = \lambda S_w A \quad (6)$$

对式(6)进行广义特征值分解, 其中前 d 个最大的特征值对应的特征向量为待求用于降维的投射矩阵 A 。

上述 MFA 算法利用样本信息通过构造出两个近邻图即类内本征图、类间惩罚图, 来显示数据集的局部近邻关系, 但其在降维过程中对数据结构表示

不全面, 并且在设定目标函数时还有可能会遇到小样本问题。为解决此问题, 建立了 MGCD 降维算法。

2 MGCD 降维算法

2.1 近邻图和远邻图

本研究首先通过类别信息指导选取数据集中第 i 样本的近邻点和远邻点, 再分别构建近邻图和远邻图, 以达到充分利用标签数据集全面表征图结构的目的。

1) 以标签信息为依据, 选取近邻点可以很好地表征同类近邻和异类近邻的关系。MGCD 示意图如图 1 所示, 其中圆形、正方形分别代表两种故障类型, 由图可知, 在这两类故障之间存在着混淆现象。如果能够将同类近邻赋予比异类近邻更大的权重, 则能够使被混淆的样本靠近同类而远离异类, 从而减少异类样本之间混淆程度。为实现上述目的, 设计的近邻图 G_{np} 如下。

定义近邻图 $G_{np}(X, W^n)$, 其中 X 为训练样本集, W^n 为相似矩阵。 W_{ij}^n 是样本 x_i 与 x_j 的相似度, 其值对应为两点相连边的权值, 定义为

$$W_{ij}^n = \begin{cases} \theta & (x_i \text{ 和 } x_j \text{ 是同类近邻点}) \\ \theta \exp(\theta - 1) & (x_i \text{ 和 } x_j \text{ 是异类近邻点}) \\ 0 & (\text{其他}) \end{cases} \quad (7)$$

其中: $\theta = \exp(-\|x_i, x_j\|^2 / \beta)$, $\|x_i, x_j\|$ 表示 x_i 与 x_j 之间的欧氏距离, β 为所有样本间欧氏距离均值的平方。

2) 以标签信息为依据, 选取远邻点可以很好地表征同簇样本团的关系。图 1 中圆形样本团簇较分散且相距正方形样本团簇较近, 将同类远邻赋予较异类近邻更大的权重, 使得同类远邻向团簇中心聚集, 异类近邻远离, 达到增大不同类别团簇间距的目的。

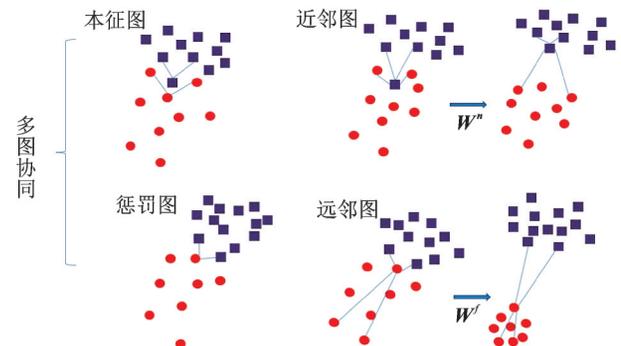


图 1 MGCD 示意图

Fig.1 The schematic of MGCD

的。为实现上述目的,设计的远邻图 G_{mf} 如下。

定义远邻图 $G_{mf}(X, W^f)$, 其中 X 为训练样本集, W^f 为相似矩阵。 W_{ij}^f 是样本 x_i 与 x_j 的相似度, 其值对应为两点相连边的权值, 定义为

$$W_{ij}^f = \begin{cases} \theta & (x_i \text{ 和 } x_j \text{ 是同类远邻点}) \\ \theta \exp(\theta - 1) & (x_i \text{ 和 } x_j \text{ 是异类近邻点}) \\ 0 & (\text{其他}) \end{cases} \quad (8)$$

基于图嵌入框架构建的近邻图和远邻图较好地提升了故障类别局部可分性, 但同时也带来了远邻图权值函数表达过于理想化的问题, 为此, 本研究采取了如下对策解决该问题。

2.2 重构权重原则

远邻图如图2所示。构建远邻图时样本的分布状态并不像图1所示的理想状态, 在高维空间更加真实的是如图2(a)所示的分布状态^[8]。给远邻图赋予 W^f 时, 会出现因同类远邻、异类近邻且相似权重相差不够大而造成如图2(b)所示的异类样本团混淆现象, 降低了该算法的分类性能。为了解决该问题, 拟在权值函数中引入相关系数来增大远邻图中异类近邻样本的类间距, 具体方法如下。

相关系数 $\rho(x_i, x_j)^{[7]}$ 是被用来描述数据点 x_i, x_j 之间相关程度的指标向量, 即

$$\rho(x_i, x_j) = \frac{E(x_i - E(x_i)) - E(x_j - E(x_j))}{\sqrt{D(x_i)} \sqrt{D(x_j)}} \quad (9)$$

其中: $E(x_i), E(x_j)$ 分别为变量 x_i, x_j 的数学期望; $D(x_i), D(x_j)$ 分别为 x_i, x_j 的方差。

相关系数只反应数据点间相关程度, 其与空间分布状态无关, 并且稳定性好。将相关系数引入权值函数中的表达式为

$$\theta = \exp \frac{\|x_i, x_j\|^2}{\rho_{ij} \beta} \quad (10)$$

其中: ρ_{ij} 为 x_i, x_j 的相关系数, 即 $\rho(x_i, x_j) = \rho_{ij}$ 。

当样本 x_i 与 x_j 为同类时, ρ_{ij} 的数值趋向于1; 反之, 异类时 ρ_{ij} 的数值趋向于0, 以达到增大数据类间距离的目的。

定义新的远邻图 $G_{mf}(X, S^f)$, 其中 X 为训练样本集, S^f 为重新定义的相似矩阵。 S_{ij}^f 是样本 x_i 与 x_j 的相似度, 其值对应为两点相连边的权值, 定义为

$$S_{ij}^f = \begin{cases} \theta & (x_i \text{ 和 } x_j \text{ 是同类远邻点}) \\ \theta \exp(\theta - 1) & (x_i \text{ 和 } x_j \text{ 是异类近邻点}) \\ 0 & (\text{其他}) \end{cases} \quad (11)$$

由式(11)可知, θ 和 $\theta \exp(\theta - 1)$ 均是介于

$[0, 1]$ 之间的随着距离增大严格单调递减的函数。由式(10)可知, 同类两远邻点之间的权重会远远大于两异类近邻点之间的权重, 因此可解决在构建远邻图时出现的异类样本混淆现象, 增大了不同类别团簇之间的类间矩, 如图2(c)所示。

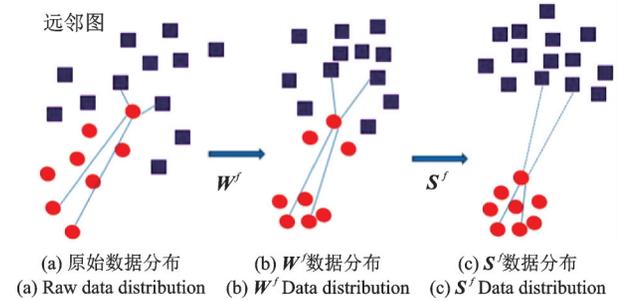


图2 远邻图

Fig.2 Far neighbor graph

2.3 目标函数

以故障数据集降维为目的, 本研究参考文献[9-10]的方式构建本征图、惩罚图、近邻图及远邻图, 再以多图协同方式构建全面表征图结构, 有效提取了故障数据集的敏感特征。基于多图协同原理建立的散度矩阵为

$$\begin{cases} S_w = \sum (x_i - x_j)(x_i - x_j)^T W_{ij}^c \\ S_b = \sum (x_i - x_j)(x_i - x_j)^T W_{ij}^p \\ S_{np} = \sum (x_i - x_j)(x_i - x_j)^T W_{ij}^n \\ S_{fp} = \sum (x_i - x_j)(x_i - x_j)^T S_{ij}^f \end{cases} \quad (12)$$

其中: S_w, S_b, S_{np} 及 S_{fp} 分别代表类内、类间、近邻及远邻的散度矩阵; 近邻权值 W_{ij}^n 、远邻权值 S_{ij}^f 可分别利用式(7)、式(11)计算得到。

本研究算法构建目标函数时, 为了达到类内样本子集聚集、类间样本尽可能远离的目的, 需要最小化类内散度矩阵 S_w 和最大化类间散度矩阵 S_b ; 同时为了减少异类近邻样本混淆、扩大异类样本团簇之间的间距, 需要最大化远邻散度矩阵 S_{fp} 和最小化近邻散度矩阵 S_{np} 。采用 Fisher 准则会因小样本问题导致矩阵奇异, 降低算法辨识性能, 因此将目标函数设置为最大化散度加权差分的形式。为使算法更利于故障分类, 构建的目标函数为

$$J = \arg \max_A A^T (\alpha (S_b + S_{fp}) - (1 - \alpha) (S_w + S_{np})) A \quad (13)$$

$$\text{s.t. } A^T A = I$$

其中: α 为调节因子, 用于调节不同散度矩阵对特征提取的贡献率。

利用拉格朗日乘子法可将式(13)等效转换为广义特征值求解问题,即

$$\left(\alpha(S_b + S_{fp}) - (1 - \alpha)(S_w + S_{np})\right)A = \lambda A \quad (14)$$

将式(14)计算得到的特征值系列进行降序排列,选取其中最大的 d 个特征值对应的特征向量即可组成用于实现降维运算的投影矩阵 A ,由 $Y = A^T X$ 可计算出样本集 X 在低维空间中的投影结果 Y 。

2.4 MGCD 算法步骤

MGCD算法具体实现步骤如下。

输入:原始特征数据集 X ;同类、异类近邻个数 k_1, k_2 以及同类远邻个数 k_3 ;散度矩阵贡献率调节参数 α ;目标维数 d 。根据参考文献[11-13],当近邻点数值太小时, MGCE图不能完全刻画数据的本征结构;当近邻点数值太大时,不仅数据的非线性和局部结构容易忽略,而且也会增加计算难度。此外,远邻点数值太大时也会增大局部类别不可分的影响。因此,本研究将 k_1, k_2 和 k_3 的取值范围分别设置为 $5 \leq k_1 \leq 10, 1 \leq k_2 \leq 16$ 和 $1 \leq k_3 \leq 6$ 。

输出:投影矩阵 A ;低维特征集 Y 。

- 1) 构建类内、类间、近邻和远邻图,并依据具体实验数据确定优化指数 α 与目标维数 d ;
- 2) 根据式(12)计算各散度矩阵;
- 3) 对目标函数式(14)进行特征值分解,取前 d 个最大的特征值对应的特征向量组成投影矩阵 A ;
- 4) 由 $Y = A^T X$ 计算样本在低维空间中的投影。

3 MGCD 算法的转子故障诊断流程

将本研究提出的 MGCD 算法用于转子的故障诊断中,诊断流程如图 3 所示。具体的故障诊断步骤如下:

- 1) 对原始振动信号进行小波消噪处理,提取时域、频域和时频域特征参数构建高维特征集 X ,将 X 归一化处理后划分训练集 $trainX$ 与测试集 $testX$;
- 2) 设定 MGCD 算法参数,按照式(14)构建目标函数,将训练数据集输入 MGCD 算法进行训练,得到投影矩阵 A ;
- 3) 根据 $Y = A^T X$ 对 $trainX$ 和 $testX$ 分别进行降维投影,得到低维特征集 $trainY$ 与 $testY$;
- 4) 将投影后的 $trainY$ 与 $testY$ 输入至 K-近邻^[14] (K-nearest neighbor, 简称 KNN) 分类器中得到故障类别,并输出辨识结果。

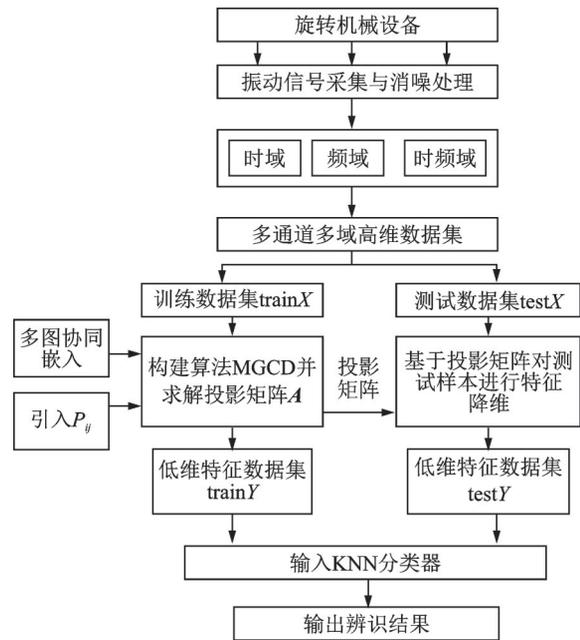


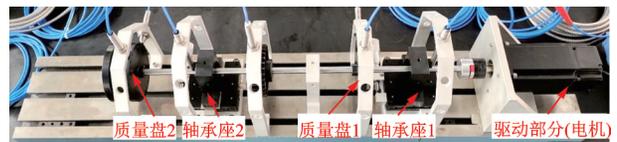
图 3 故障诊断流程图

Fig.3 Procedure of fault diagnosis

4 MGCD 算法的实验验证

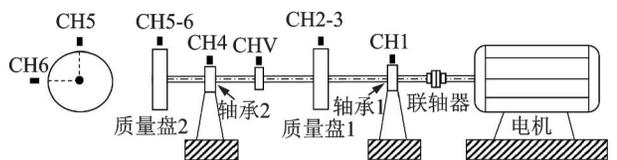
4.1 转子实验平台简介

为验证所建立方法的有效性,使用图 4 所示的转子实验台进行故障模拟实验,其中“CH”表示信道。6 个非接触式电涡流传感器放置在测试台的 4 个关键位置,用于振动信号采集。在 10 kHz 的采样频率和 2 800 r/min 的转速下,分别模拟转子的正常状态和转子不对中、质量不平衡、轴承座松动、碰摩和气流扰动等几种故障状态,每个状态采样 100 组样本,训练数据集和测试数据集按 40:60 划分。对于每个通道的振动信号,提取 38 个特征参数,如表 1 所示,总共得到 $38 \times 6 = 228$ 个特征,构建原始高维故障特征集。



(a) 实物图

(a) Actual picture



(b) 实验台结构

(b) The structure of the lab bench

图 4 转子实验台

Fig.4 Rotor test bench

表1 特征参数

Tab.1 Characteristic parameters

序号	特征	序号	特征	序号	特征
1	最大值	9	方根幅值	17	均值频率
2	最小值	10	均方根值	18	频谱二阶矩
3	峰峰值	11	绝对均值	19	标准偏差率
4	方差	12	波形指标	20	峭度频率
5	均值	13	峰值指标	21	均方根频率
6	歪度	14	脉冲指标	22	中心频率
7	峭度	15	裕度指标	23~38	4层小波包分解
8	均方值	16	峭度指标		频带能量特征

1~16为时域特征;17~22为频域特征;23~38为时频域特征

4.2 参数设定

本研究需要设定的参数如下:目标维数 d ;近邻数 k_1, k_2 和远邻数 k_3 ;目标函数式(14)中参数 α 。将目标维数 d 设定为故障的类别数减去 1^[12],即 $d = 6 - 1 = 5$ 。参数 k_1, k_2, k_3 的取值范围分别为 $5 \leq k_1 \leq 10, 1 \leq k_2 \leq 16, 1 \leq k_3 \leq 6$ ^[12]。针对这种多参数情况,本研究采用网格搜寻法^[12]选取最优解,根据图5所示参数 k_1, k_2 和 k_3 的选择结果和2.4节方法,将 k_1, k_2 和 k_3 分别取为 8, 3 和 4。散度贡献率参数 α 的选择如图6所示,其设定范围为 0~1,步长为 0.1。由图6可知, α 取为 0.2 时准确率最高,因此将 α 设定为 0.2。

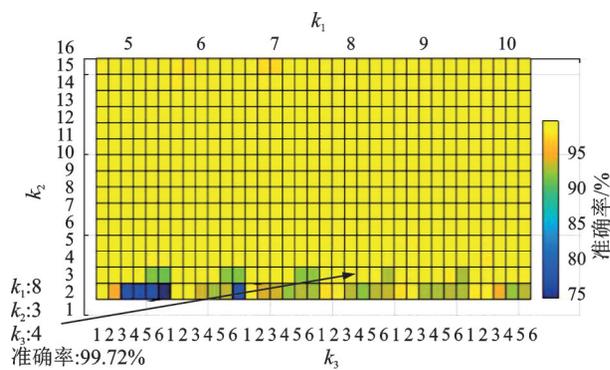


图5 参数 k_1, k_2 和 k_3 的选择

Fig.5 Selection of parameters k_1, k_2 and k_3

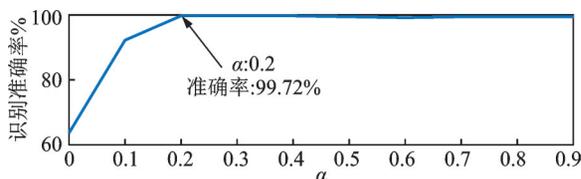


图6 参数 α 的选择

Fig.6 Selection of parameter α

4.3 可分性指标

为评价低维测试集各个故障类别间的可分性,根据文献[12],引入 $\delta = S_B/S_w$ 评价指标来量化降维效果,其计算公式分别为

$$S_B = \frac{1}{k} \sum_{i=1}^k (m_i - m)(m_i - m)^T \quad (15)$$

$$S_{w_i} = \frac{1}{c} \sum_{i=1}^c (y_n^{(i)} - m_i)(y_n^{(i)} - m_i)^T \quad (16)$$

$$\delta = S_B / \sum_{i=1}^c S_{w_i} p_i \quad (17)$$

其中: k 为故障类别数; m_i 为第 i 类均值; m 为总体均值; c 为每类中的样本个数; p_i 为第 i 类的先验概率, $p_i = n_i/n$; $y_n^{(i)}$ 为第 i 类所包含的样本; S_{w_i} 为第 i 类的散度。

δ 越大表示同类聚集更加紧凑,异类更加分散,则算法的降维效果越好。

5 实验结果与分析

5.1 降维效果分析

为验证本研究所建立MGCD算法的有效性,对降维后的测试数据集选取前3个特征主元进行可视化,并选择MFA^[4], ODP^[5]及LPP^[6]等算法进行对照分析,3维可视化结果如图7所示。

由图7可知, MGCD算法的特点是类内距离较小和类间距离较大,类间间隔分明。这是因为本研究采取的算法能够全面准确地刻画故障数据结构,从而获得了更加准确的分类结果;而ODP, MFA是单一的图结构而无法充分利用标签获取更多的故障信息,其与LPP存在不同程度的故障样本混淆现象。

为量化所建立算法的降维效果,本研究将测试样本经各算法降维后的5维主元特征输入KNN近邻分类器中进行故障辨识,不同状态识别准确率如表2所示。

为了更加有效验证所建算法的优势,依据式(17)计算了各算法的降维可分性指标,结果见表3,可知MGCD算法可分性明显高于其他算法。

根据图7并结合表2和表3可知: MFA算法降维效果较差,其中故障样本被大量错分,无法挖掘出有利于故障分类识别的敏感特征; ODP与LPP算法降维效果好于MFA,但仍存在故障样本被错分的情况; 本研究所提出的MGCD算法,构建近邻、远邻图

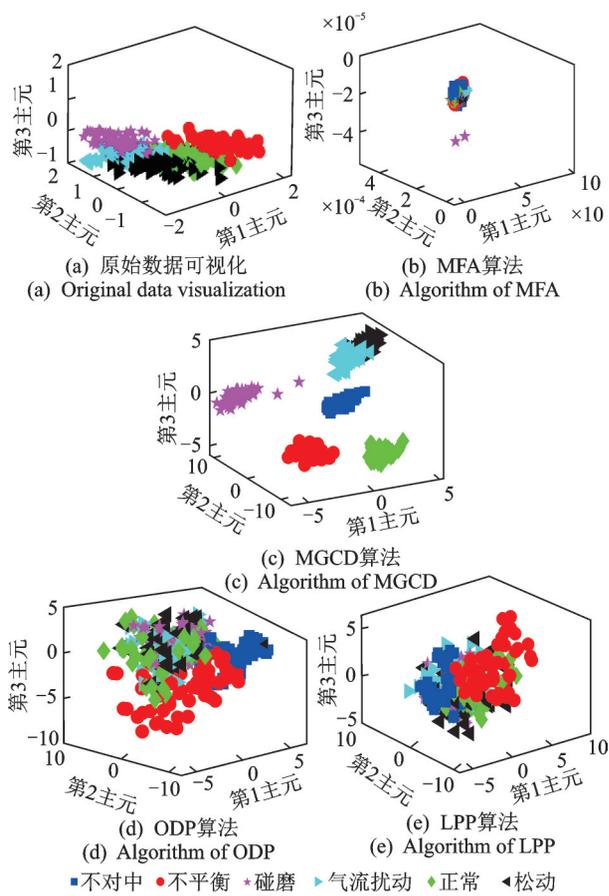


图 7 3维可视化

Fig.7 3D visualization

表 2 不同状态识别准确率

Tab.2 Recognition rate of different states %

降维方法	各状态类别的诊断准确率						平均识别准确率
	不对中	不平衡	碰磨	气流扰动	松动	正常	
MFA	60.3	23.0	71.67	16.6	20.5	48.3	42.9
ODP	100.0	81.6	76.67	38.3	41.7	23.3	71.0
LPP	86.7	91.7	81.70	48.3	41.6	30.0	71.9
MGCD	100.0	100.0	98.30	100.0	100.0	100.0	99.7

表 3 算法可分性指标

Tab.3 Algorithm separability index

降维算法	MFA	ODP	LPP	MGCD
可分性指标	0.56	0.99	0.95	14.05

并通过多图协同嵌入方式,更好地刻画出故障数据结构,在引入系数 p_{ij} 之后使得低维空间中同类样本离得更近,异类样本离得更远,有效降低了故障分类的难度。

5.2 不同训练比例实验

为了验证所建立MGCD算法的稳定性,本研究

还分别按照不同比例对样本集进行划分,并将经过各算法降维后的5维测试集样本输入KNN近邻分类器中进行分类识别,不同比例实验准确率见图8。

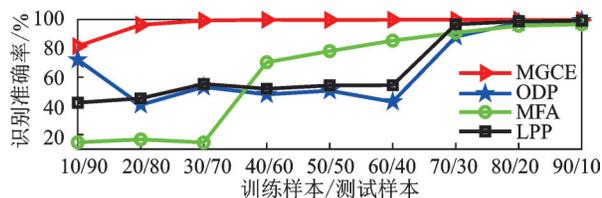


图 8 不同比例实验准确率

Fig.8 Experimental accuracy at different scales

由图8可知:LPP算法较为稳定但准确率有待提高;MFA算法在训练样本数小于30时准确率较低,原因在于采取的最大化Fisher准则在小样本情况下严重影响了降维效果;ODP算法准确率波动性比较严重;本研究建立的MGCD算法始终保持稳定且较高的识别准确率,这是由于其采用最大化加权散度之差的方法,有效解决了故障诊断中普遍存在的小样本问题。

5.3 抗噪性实验

实际的设备故障监测环境中普遍存在环境噪声,因此对各算法的抗噪性能进行测试。采用不同噪声对振动信号施加干扰,其信噪比分别设置为-8,-6,-4,-2,0,2,4,6和8 dB,抗噪性实验如图9所示。

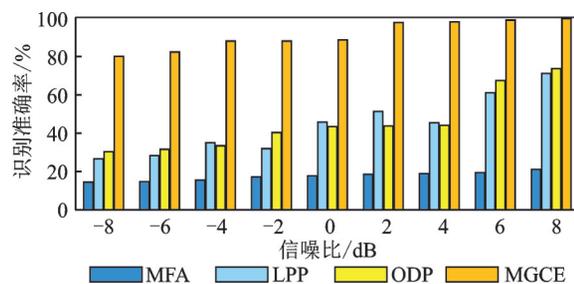


图 9 抗噪性实验

Fig.9 Anti-noise experiment

由图9可知:LPP,MFA和ODP一直处于比较低的水平;MGCD算法随着信噪比的增大,识别准确率在较高的状态下持续升高。这说明本研究所提方法对噪声敏感度较低,其鲁棒性更强。

5.4 算法泛化性实验

为验证MGCD算法的通用性,选取文献[15]中的双跨转子实验台进行各算法的泛化性研究。将

12个电涡流传感器分别布置于该实验台的6个关键截面处,分别对正常、松动、不平衡、不对中及碰磨等5种不同状态进行模拟实验。电涡流传感器型号为JX20XL型传感器,其频率范围为0~10 kHz。在转速为2 800 r/min、采样频率为5 kHz时,每隔1 024个采样点作为1个样本,采样时间设定为20.5 s,每种状态下采样100个样本,按照40:60构建训练与测试数据集,再按表1对每个通道的振动信号样本提取38个特征参数,共计38×12=456个特征。

按照4.2节的参数设定说明,将参数设定如下:近邻参数 $k_1=8, k_2=3$;远邻参数 $k_3=4$;调节参数 $\alpha=0.2$;目标维数 $d=4$ 。对经过各算法降维后的低维特征集选取前3个主元进行可视化绘制,降维效果如图10所示。由图可知,在使用其他实验台的故障数据集对MGCD算法进行验证时,其依然保持了较高的故障辨识结果,说明该算法具有通用性。

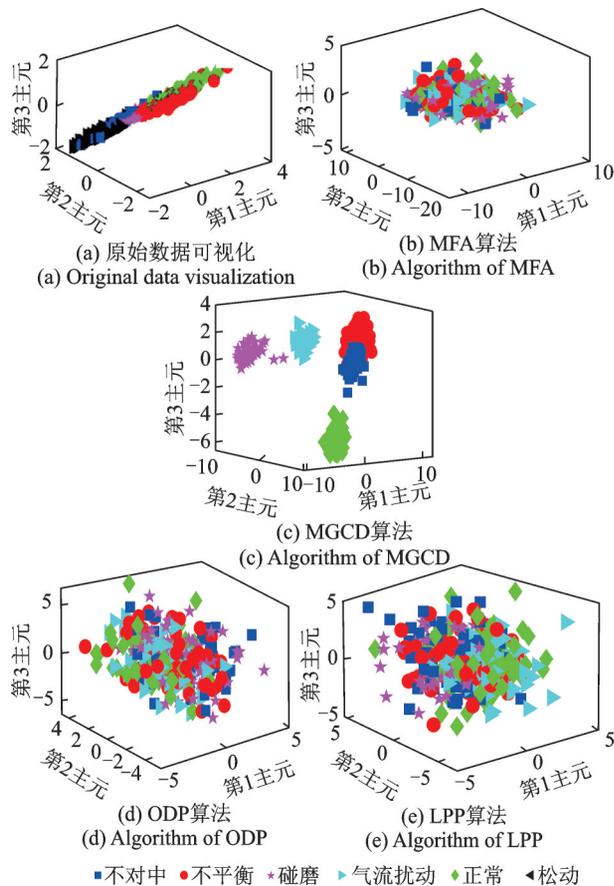


图10 降维效果
Fig.10 Dimensionality reduction effects

为进一步量化降维效果,本研究根据4.3节计算了各算法的降维可分性指标,如表4所示。将测试样本经各算法降维后的4维主元特征输入KNN近邻分类器中进行故障辨识,不同故障识别率如

表5所示。

根据图10并结合表4和表5可知:本研究建立的MGCD算法降维后的低维特征子集,降维效果好,分类指标优异,故障辨识准确率也明显高于MFA,ODP和LPP等算法,进一步说明了MGCD算法具有良好的泛化性。

表4 降维可分性指标

Tab.4 Dimensionality reduction separability index

降维算法	MFA	ODP	LPP	MGCD
可分性指标	0.96	1.26	0.49	6.96

表5 不同故障识别率

Tab.5 Different fault identification rate %

降维算法	各状态类别的诊断识别率					平均识别准确率
	不对中	不平衡	碰磨	松动	正常	
MFA	3.33	15.00	83.33	31.21	1.67	26.90
ODP	31.67	68.33	23.33	18.33	95.00	47.33
LPP	28.33	33.33	26.67	25.00	15.00	25.66
MGCD	100.00	96.67	100.00	100.00	96.67	98.66

6 结束语

为了解决多域转子特征提取导致的特征集维数过高的问题,针对单一图结构故障类别局部不可分,从多流形图嵌入的角度展开探讨,提出一种基于多图协同决策的故障数据集降维算法。该方法首先在MFA算法框架基础上构建了近邻图和远邻图,通过多图协同实现了全面表征图结构的目的,并将目标函数设置为最大化散度加权差分方式,削弱了小样本问题的影响。MGCD算法属于加权重度下的多图嵌入模型在故障诊断领域的应用,能够解决智能故障诊断方法受限于过高的故障数据维数的问题,可进一步针对工业大数据技术引起的旋转机械智能决策需求,提供一种新的研究参考依据。

参 考 文 献

[1] 李杰,李响,许元铭,等.工业人工智能及应用研究现状及展望[J].自动化学报,2020,46(10):2031-2044.
LI Jie, LI Xiang, XU Yuanming, et al. Recent advances and prospects in industrial AI and applications[J]. Acta Automatica Sinica, 2020, 46(10): 2031-2044. (in Chinese)

[2] 陈是扞,彭志科,周鹏.信号分解及其在机械故障诊断中的应用研究综述[J].机械工程学报,2020,

- 56(17): 91-107.
- CHEN Shiqian, PENG Zhike, ZHOU Peng. Review of signal decomposition theory and its applications in machine fault diagnosis[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2020, 56(17): 91-107.(in Chinese)
- [3] 雷亚国,贾峰,孔德同,等.大数据下机械智能故障诊断的机遇与挑战[J].机械工程学报,2018,54(5): 94-104.
- LEI Yaguo, JIA Feng, KONG Detong, et al. Opportunities and challenges of machinery intelligent fault diagnosis in big data era[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2018, 54(5): 94-104.(in Chinese)
- [4] YUAN J H, ZHAO R Z, HE T J, et al. Fault diagnosis of rotor based on semi-supervised multi-graph joint embedding[J]. ISA transactions, 2022, 131: 516-532.
- [5] DONG X X, ZHAO R Z, YUAN J H, et al. Dimensionality reduction method based on multiple feature-space collaborative discriminative projection for rotor fault diagnosis[J]. Measurement Science and Technology, 2023, 34(5): 055007.
- [6] 赵荣珍,赵孝礼,何敬举,等.相关流形距离在转子故障数据集分类中的应用方法[J].振动与冲击,2017,36(18): 125-130,139.
- ZHAO Rongzhen, ZHAO Xiaoli, HE Jingju, et al. Application of correlation manifold distance in the classification of rotor fault data set[J]. Journal of Vibration and Shock, 2017, 36(18): 125-130, 139.(in Chinese)
- [7] 石明宽,赵荣珍.基于标准正交判别投影的转子故障数据集降维方法[J].振动与冲击,2020,39(18): 96-102.
- SHI Mingkuan, ZHAO Rongzhen. A dimensionality reduction method for rotor fault datasets based on standard orthogonal discriminant projection [J]. Journal of Vibration and Shock, 2020, 39(18): 96-102.(in Chinese)
- [8] 李霁蒲,赵荣珍.近邻概率距离在旋转机械故障集分类中的应用方法[J].振动与冲击,2018,37(11): 48-54.
- LI Jipu, ZHAO Rongzhen. Application method of nearest neighbor probability distance in fault set classification of rotating machinery [J]. Journal of Vibration and Shock, 2018, 37(11): 48-54.(in Chinese)
- [9] JOLLIFFE I T, CADIMA J. Principal component analysis: a review and recent developments[J]. Philosophical Transactions of the Royal Society A: Mathematical, Physical and Engineering Sciences, 2016, 374(2065): 20150202.
- [10] 马萍,张宏立,范文慧.基于局部与全局结构保持算法的滚动轴承故障诊断[J].机械工程学报,2017,53(2): 20-25.
- MA Ping, ZHANG Hongli, FAN Wenhui. Fault diagnosis of rolling bearings based on local and global structure preserving algorithms [J]. Journal of Mechanical Engineering, 2017,53(2): 20-25.(in Chinese)
- [11] HUANG C B, ABEO T A, LUO X Z, et al. Semi-supervised manifold alignment with multi-graph embedding [J]. Multimedia Tools and Applications, 2020, 79(27): 20241-20262.
- [12] 石明宽,赵荣珍.基于局部边缘判别投影的机械故障诊断方法[J].振动、测试与诊断,2021,41(1): 126-132.
- SHI Mingkuan, ZHAO Rongzhen. A method of mechanical fault diagnosis based on locality margin discriminant projection[J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2021, 41(1): 126-132.(in Chinese)
- [13] ZHAO X L, JIA M P. Fault diagnosis of rolling bearing based on feature reduction with global-local margin Fisher analysis[J]. Neurocomputing, 2018, 315: 447-464.
- [14] 董晓鑫,赵荣珍.基于SILPDA的旋转机械故障诊断方法[J].振动与冲击,2023,42(2): 16-22.
- DONG Xiaoxin, ZHAO Rongzhen. Fault diagnosis method of rotating machinery based on SILPDA[J]. Journal of Vibration and Shock, 2023, 42(2): 16-22.(in Chinese)
- [15] 户文刚,赵荣珍.基于转子故障数据集的KSELF降维方法[J].振动、测试与诊断,2021,41(1): 13-18.
- HU Wengang, ZHAO Rongzhen. KSELF dimension reduction method based on rotor fault data set[J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2021, 41(1): 13-18.(in Chinese)



第一作者简介:张勇飞,男,1998年1月生,硕士生。主要研究方向为旋转机械故障诊断。

E-mail: 1312867638@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、机械系统动力学。

E-mail: zhaorongzhen@lut.edu.cn