

基于 MFLME 的转子故障特征降维方法*

董晓鑫, 赵荣珍, 杨泽本
(兰州理工大学机电工程学院 兰州, 730050)

摘要 针对故障特征维数过高导致故障的分类与辨识性能不佳的现状, 提出一种基于中值特征线多图嵌入 (median feature line multi-graph embedding, 简称 MFLME) 的故障数据集降维算法。首先, 将样本点到特征空间的投影度量改进为中值度量, 削弱算法的外推误差; 其次, 通过定义近邻特征线图 and 远邻特征线图, 减少异类样本的混淆, 扩大类别间距, 为后续故障的分类决策降低难度; 最后, 利用两个不同的转子故障模拟实验对算法性能进行验证。结果表明, 该算法能降低故障分类难度, 提升故障辨识准确率。

关键词 故障诊断; 降维; 特征线; 图嵌入
中图分类号 TP18; TH165

引言

设备的故障诊断是对生产异常行为的第一反应, 是保障生产过程安全、平稳运行的重要工具^[1]。在智能制造时代, 系统设备复杂化、智能化与集成化趋势日益明显, 对设备可靠性与维护管理提出了更高的要求^[2]。以数据驱动的智能诊断决策技术, 一方面可以提取机械故障特征, 实现设备故障信息的智能表征, 挖掘出背后隐含的本质信息, 是在工业生产过程中能够做出及时准确判断的关键^[3]; 另一方面却受限于过高的故障数据维数, 并且对振动信号进行多域特征提取更会加剧“维数灾难”问题, 给后续的模式识别带来很大的挑战。因此, 若能利用有效的降维方法提取出表征故障本质的关键特征, 则更利于提升智能决策技术的可靠性。

近年来, 许多降维方法已经成功应用于机械设备的故障诊断, 其中代表性的有边缘 Fisher 分析 (marginal Fisher analysis, 简称 MFA)^[4]、正交判别投影 (orthogonal discriminant projection, 简称 ODP)^[5] 等。上述算法通过寻找最佳投影矩阵进行降维, 其中 MFA 的投影矩阵通过最大化 Fisher 准则求解, ODP 则是通过散度加权差分的方法求解。这类使用样本点到点 (point to point, 简称 P2P) 度量学习的算法泛化性能有限, 无法挖掘更多利于后续故障分类的判别信息。为此, 近邻特征空间嵌入 (nearest

feature space embedding, 简称 NFSE)^[6]、加权特征线嵌入 (weighted feature line embedding, 简称 WFLE)^[7]、多核特征线嵌入 (multiple kernel feature line embedding, 简称 MKFLE)^[8] 等基于点对空间 (point to space, 简称 P2S) 度量的算法被提出。这类算法能有效利用样本近邻空间几何结构, 既可实现压缩特征空间维数的目的, 又能抽取更多故障鉴别信息, 但使用 P2S 度量的计算过程中存在外推误差^[9]。针对此问题, 文献[9]提出一种通过设定阈值丢弃导致分类错误的泛化性特征线段方法, 有效提升了辨识准确率。文献[10]通过找到与待测点一起满足给定几何关系的最短特征线段以避免外推误差的产生。但是, 上述通过增加特征线筛选过程的方式会加重图嵌入阶段的计算负担, 且仅采用单一图嵌入结构无法有效表征高维故障数据中复杂的本征信息^[11]。

因此, 为尽可能消除外推误差对算法产生的消极影响, 本研究将 P2S 投影度量改进为中值度量, 并通过构建类内特征线图、类间特征线图、近邻特征线图和远邻特征线图, 以多图协同^[11]方式来实现有效特征的提取。基于此, 笔者提出一种基于 MFLME 的故障特征降维算法, 为基于工业大数据资源的旋转机械智能决策技术提供一种数据运算的理论依据。

* 国家自然科学基金资助项目 (51675253)

收稿日期: 2022-05-00; 修回日期: 2022-08-25

1 相关原理简介

1.1 NFSE算法

NFSE算法在图嵌入框架下通过考虑类别可分性、邻域结构保持和近邻特征空间度量3个因素,设法寻找出特征空间中最有效的降维投影矩阵。

该算法原理为:假设原始高维故障特征集为 $X = [x_1, x_2, \dots, x_n] \in R^D$, 经过NFSE的投影变换 $Y = A^T X$ 实现样本特征降维,降维后的故障特征集为 $Y = [y_1, y_2, \dots, y_n] \in R^d$, 其中 $d \leq D$ 。具体步骤如下。

1) 计算样本点到特征空间投影点的距离 $\|x_i - f^{(p)}(x_i)\|^2$, 其中 $f^{(p)}(x_i)$ 为样本点 x_i 在特征空间 $f^{(p)}$ 中的投影点,其计算方法为

$$\begin{cases} f^{(p)}(x_i) = \sum_{j=1}^P \lambda_j x_j \\ \sum_{j=1}^P \lambda_j = 1 \end{cases} \quad (1)$$

为简化计算,本研究统一将 P 值取为2,即特征空间为任意两个样本点构建的特征线。

2) 计算类内、类间散度矩阵。类内散度矩阵 $S_w^{(p)}$ 由 k_1 个距离最近同类特征空间计算得到,类间散度矩阵 $S_b^{(p)}$ 由 k_2 个距离最近异类特征空间计算得到,具体计算可表示为

$$S_w^{(p)} = \sum (x_i - f_w^{(p)}(x_i))(x_i - f_w^{(p)}(x_i))^T \quad (2)$$

$$S_b^{(p)} = \sum (x_i - f_b^{(p)}(x_i))(x_i - f_b^{(p)}(x_i))^T \quad (3)$$

3) 构建目标函数 J

$$J = \arg \max A^T S_b^{(p)} A / A^T S_w^{(p)} A \quad (4)$$

将式(4)转化为广义特征值求解问题,即

$$S_b^{(p)} A = \lambda S_w^{(p)} A \quad (5)$$

对式(5)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降维投影矩阵。

1.2 P2P加权度量

P2P加权度量是ODP算法的核心,其本质是利用标签信息与样本局部结构信息定义任意两点间的权重,并以此在构建散度矩阵时对近邻样本进行赋权,间接增大异类样本间的区分度,提升降维效果。具体表示为

$$W_{ij} = \begin{cases} \theta & (x_i \text{ 和 } x_j \text{ 为同类近邻点}) \\ \theta(1 - \theta) & (x_i \text{ 和 } x_j \text{ 为异类近邻点}) \\ 0 & (\text{其他}) \end{cases} \quad (6)$$

其中: $\theta = \exp(-\|x_i, x_j\|^2 / \beta)$, $\|x_i, x_j\|$ 为 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。

分析可知: θ 和 $\theta(1 - \theta)$ 均为介于 $[0, 1]$ 之间的单调递减函数,距离越大对应权重越小,即相似样本之间的权重大于不相似样本;在距离相同的条件下 $\theta > \theta(1 - \theta)$, 即同类样本之间的权重大于异类样本。因此,通过近邻赋权的处理将更有利于故障的分类。

NFSE算法具有良好的近邻域结构保持能力,ODP算法则通过对近邻样本赋权,对故障样本的分类更加有利,若能将二者优势相结合,将达到既能保持近邻域结构又能提升降维效果的目的。

2 MFLME算法的建立

2.1 特征空间中值度量的构建

NFSE算法虽具有良好的邻域结构保持能力,在提高算法泛化性能方面具有优势,但其采用的特征空间投影度量方法存在外推误差,使降维效果下降明显。

投影度量如图1所示。其中, P_{i1}, P_{i2}, P_{i3} 分别为待测点 X_{i1}, X_{i2}, X_{i3} 在样本点 X_1, X_2 组成的特征线 FL_{12} 上的投影点。投影点计算式为 $P = X_1 + \mu(X_2 - X_1)$ 。因为待测点 X_{i1}, X_{i2}, X_{i3} 与投影点 P_{i1}, P_{i2}, P_{i3} 连线垂直于特征线 FL_{12} , 所以位置参数 μ 可以表示为 $\mu = (X_{in} - X_1)(X_2 - X_1) / (X_2 - X_1)(X_2 - X_1)$ 。 μ 的取值范围决定投影点在特征线上的分布位置, $\mu < 0$ 时投影点为 P_{i1} , 称为反向外推投影点; $0 < \mu < 1$ 时投影点为 P_{i2} , 称为中间投影点; $\mu > 1$ 时投影点为 P_{i3} , 称为正向外推投影点。

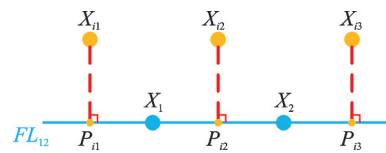


图1 投影度量

Fig.1 Projection Metrics

外推投影点的存在是产生外推误差的直接原因。外推误差的改进如图2所示。由图可知,样本点 X_1, X_2 与待测点 X_i 距离相较于样本点 X_3, X_4 更远,但是在投影度量的情况下 $|X_i P_{12}| < |X_i P_{34}|$, 这种外推误差导致散度矩阵不能真实有效地反映样本的局部拓扑结构。因此,本研究提出将投影度量改进为中值点度量的方法,即取样本点 X_1, X_2 和样本点 $X_3,$

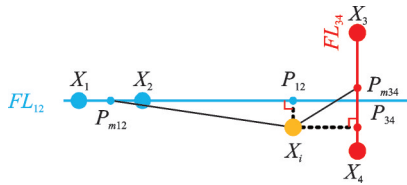


图2 外推误差的改进

Fig.2 Improvement of extrapolation error

X_i 的中点作为投影点,观察可知 $|X_i P_{m12}| > |X_i P_{m34}|$ 。因此,该方式更符合真实的数据分布结构,可以解决外推误差问题。

为进一步说明中值度量的优势,将图2推广到一般情况。由图1可知,投影度量可被划分为反向外推投影、中间投影和正向外推投影3种情况,其中反向外推与正向外推均属于外推投影,是研究的关键。一般情况下,中值度量相较于投影度量更符合样本分布的真实拓扑结构,即待测样本与特征线的度量距离越接近于待测样本与组成特征线的样本平均距离越好。

中值度量的证明如图3所示。以反向外推投影为例,将 X_1, X_2 中点作为坐标原点并建立坐标轴,因为待测点 X_{i1} 到 X_1, X_2 的距离为确定值,则可将待测点 X_{i1} 看作是焦点为 X_1, X_2 且轨迹确定的椭圆曲线上一点。此时假定该椭圆曲线长轴为 a ,短轴为 b ,半焦距为 c ,则待测点 X_{i1} 与组成特征线的点 X_1, X_2 的平均距离为 $2a/2 = a$ 。基于垂直投影下待测点 X_{i1} 到投影度量点 P_{i1} 距离取值范围为 $|X_{i1} P_{i1}| \leq b$,而基于中值度量下待测点 X_{i1} 到中值度量点 P_{mi1} 距离取值范围为 $b \leq |X_{i1} P_{mi1}| \leq a$,因此有 $|X_{i1} P_{i1}| \leq b \leq |X_{i1} P_{mi1}| \leq a(\text{mean}(|X_{i1} X_1| + |X_{i1} X_2|))$ 。可知,中值度量下的距离更接近于待测点与组成特征线的样本平均距离(正向外推投影同理),说明在外推误差存在的情况下中值度量更符合数据的真实分布。

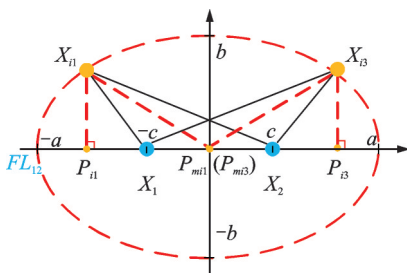


图3 中值度量的证明

Fig.3 Proof of the median metric

2.2 近邻特征图及远邻特征图的建立

NFSE算法由图嵌入算法MFA改进而来,二者

属于局部结构保持算法,缺少对样本全局几何结构的建立与描述。ODP算法通过类别信息指导全局近邻赋予不同权重,可有效区分易产生混淆的异类近邻样本。

受ODP算法中P2P加权度量的启发,本研究拟通过类别信息指导构建基于全局的近邻特征线图 $G_{mn}^{(P)}$,以缓解异类样本的混淆状况。另外,同类样本远邻点的分布决定同簇样本团的聚合情况,建立远邻特征图 G_f 可以起到扩大异类样本团簇间距的作用。

近邻特征线图的构建原理如图4所示。可见,圆形与三角形两类故障样本产生了混淆。根据样本标签信息,将同类近邻特征线赋予比异类近邻特征线更大的权重,使混淆样本靠近同类特征线,疏远异类特征线,从而达到减少异类故障样本混淆的目的。

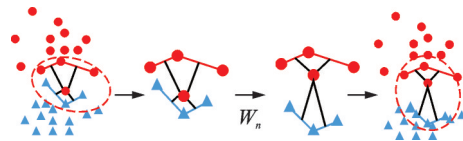


图4 近邻特征线图的构建原理

Fig.4 Principle of construction of nearest neighbor feature line graph

根据 k 近邻准则构建全局近邻特征线图 $G_{mn}^{(P)}$,并依据式(7)为该图的边赋予权重,构建权值矩阵 W_n

$$W_n = \begin{cases} \theta & (f^{(p)}(x_i) \text{为} x_i \text{的同类近邻特征}) \\ \theta(1 - \theta) & (f^{(p)}(x_i) \text{为} x_i \text{的异类近邻特征线}) \\ 0 & (\text{其他}) \end{cases} \quad (7)$$

其中: $\theta = \exp\left(-\frac{\|x_i, f^{(p)}(x_i)\|^2}{\beta}\right)$, $\|x_i, f^{(p)}(x_i)\|$ 为 x_i 到 $f^{(p)}(x_i)$ 的欧氏距离, β 为所有样本与特征线之间欧氏距离均值的平方。

远邻特征线图的构建原理如图5所示。可见,圆形样本团簇较分散且相聚方块样本团簇较近。以标签信息为依据,将同类远邻特征线赋予较异类近邻特征线更大的权重,使得同类远邻特征线向团簇中心聚合,异类近邻特征线远离,以达到增大不同类别团簇间距的目的。

构建全局远邻特征线图 $G_{mf}^{(P)}$,并依据式(8)为该图的边赋权重,构建权值矩阵 W_f

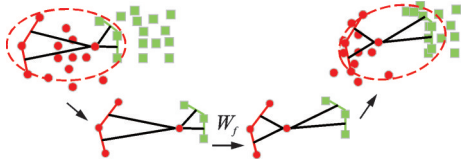


图5 远邻特征线图的构建原理

Fig.5 Principle of constructing of distant neighbor features line graph

$$W_f = \begin{cases} \theta & (f^{(p)}(x_i) \text{ 为 } x_i \text{ 的同类远邻特征线}) \\ \theta(1-\theta) & (f^{(p)}(x_i) \text{ 为 } x_i \text{ 的异类近邻特征线}) \\ 0 & (\text{其他}) \end{cases} \quad (8)$$

2.3 目标函数的建立

本研究在点到特征线中值度量的基础上,采用多图嵌入方法构建类内特征线图 $G_{mw}^{(P)}$ 、类间特征线图 $G_{mb}^{(P)}$ 、近邻特征线图 $G_{mn}^{(P)}$ 和远邻特征线图 $G_{mf}^{(P)}$,并以多图协同方式来表征高维数据间的复杂几何关系,实现鉴别特征的提取。基于点到特征线中值建立的多图散度矩阵表示为

$$\begin{cases} S_{mw}^{(P)} = \sum (x_i - f_{mw}^{(P)}(x_i))(x_i - f_{mw}^{(P)}(x_i))^T \\ S_{mb}^{(P)} = \sum (x_i - f_{mb}^{(P)}(x_i))(x_i - f_{mb}^{(P)}(x_i))^T \\ S_{mn}^{(P)} = \sum W_n(x_i - f_{mn}^{(P)}(x_i))(x_i - f_{mn}^{(P)}(x_i))^T \\ S_{mf}^{(P)} = \sum W_f(x_i - f_{mf}^{(P)}(x_i))(x_i - f_{mf}^{(P)}(x_i))^T \end{cases} \quad (9)$$

其中: $f_{mw}^{(P)}(x_i)$, $f_{mb}^{(P)}(x_i)$, $f_{mn}^{(P)}(x_i)$ 和 $f_{mf}^{(P)}(x_i)$ 分别为类内、类间、近邻和远邻特征线中值点; W_n , W_f 分别为近邻权值矩阵和远邻权值矩阵。

构建目标函数时,为了达到类内样本聚集、类间样本分散的目的,需要最小化类内特征线散度矩阵 $S_{mw}^{(P)}$ 且最大化类间特征线散度矩阵 $S_{mb}^{(P)}$; 同时为减少异类近邻样本混淆,扩大异类样本团簇间距,需要最大化远邻特征线散度矩阵 $S_{mf}^{(P)}$ 且最小化近邻特征线散度矩阵 $S_{mn}^{(P)}$ 。采用 Fisher 准则会因小样本问题导致矩阵奇异,降低算法效果,因此参考 ODP 算法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,构建目标函数如下

$$\begin{aligned} & \arg \max_A A^T (\alpha (S_{mb}^{(P)} + S_{mf}^{(P)}) - (1 - \alpha) (S_{mw}^{(P)} + S_{mn}^{(P)})) A \\ & \text{s.t. } A^T A = I \end{aligned} \quad (10)$$

其中: α 为调节因子,用以调节不同散度矩阵的贡献率。

利用拉格朗日乘子法,式(10)可等价于广义特

征值求解问题,即

$$(\alpha (S_{mb}^{(P)} + S_{mf}^{(P)}) - (1 - \alpha) (S_{mw}^{(P)} + S_{mn}^{(P)})) A = \lambda A \quad (11)$$

将特征值降序排列,取最大的 d 个特征值对应的特征向量组成降维投影矩阵。

2.4 MFLME 算法步骤

输入:原始特征数据集 X ; 同类、异类近邻特征线个数 k_1, k_2 以及同类远邻特征线个数 k_3 ; 散度矩阵贡献率调节参数 α ; 目标维数 d 。

输出:投影矩阵 A ; 低维特征集 Y 。

MFLME 算法的具体步骤如下:

- 1) 构建类内、类间、近邻和远邻特征线图,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(9)计算各散度矩阵;
- 3) 对目标函数式(11)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 基于 MFLME 算法的转子故障诊断流程

将本研究提出的 MFLME 降维算法用于转子的故障诊断,诊断流程如图 6 所示。

故障诊断具体步骤如下:

- 1) 对小波消噪后的多通道振动信号提取多域

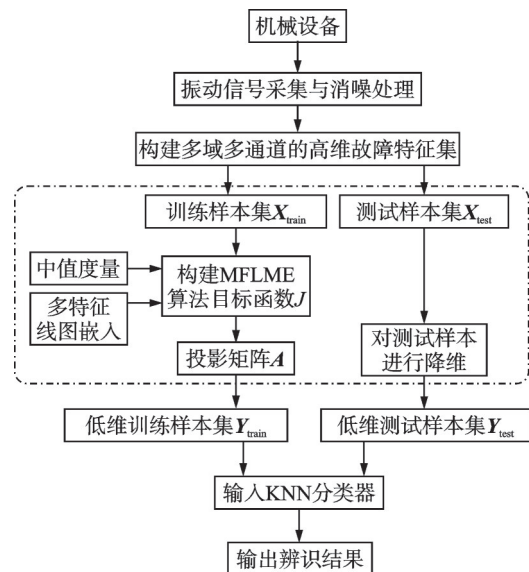


图6 故障诊断流程图

Fig.6 Procedure of fault diagnosis

特征,并构建高维特征集 X ,将 X 归一化处理后划分训练集 X_{train} 与测试集 X_{test} ;

2) 设定 MFLME 算法参数,按照式(11)构建目标函数,将 X_{train} 输入算法进行训练,得到投影矩阵 A ;

3) 根据 $Y=A^T X$ 对 X_{train} 和 X_{test} 分别进行降维投影,得到低维特征集 Y_{train} 和 Y_{test} 。

4) 将投影后的 Y_{train} 和 Y_{test} 输入至 k 近邻分类器进行故障分类,并输出辨识结果。

4 实验说明

4.1 转子实验平台

为验证 MFLME 算法的可行性,本研究采用图7所示的转子实验台进行转子故障模拟实验。将6个电涡流传感器分别布置于2个质量盘处的径向(y, x)位置和2个轴承座处的径向(y)位置,用以采集不对中、气流扰动、不平衡、碰磨、松动及正常6种不同状态下转子的振动信号。其中,电涡流传感器型号为厚德 WT01 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 10 kHz 的条件下,将采样时间设定为 10.3 s,每隔 1 024 个采样点作为一个样本,每种状态可采集 100 个样本,按照 20:80 划分训练数据集与测试数据集,对每个通道的振动信号提取 38 个特征参数,共得到 $38 \times 6 = 228$ 个特征。特征参数如表1所示。

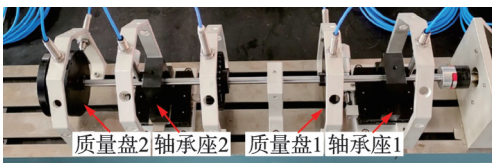


图7 转子实验台

Fig.7 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

本研究中需要设定的参数包括:目标维数 d ; 散度矩阵式(9)中近邻数 k_1, k_2 和远邻数 k_3 ; 目标函数式(11)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 和 k_3 的取值范围分别为 $5 \leq k_1, k_3 \leq 10$ 和 $5 \leq k_2 \leq 20$ ^[6,13],通过网格搜寻选取最优解。参数 k_1, k_2 和 k_3 的选择如图8所示。本研究将 k_1, k_2 和 k_3 分别取为 5, 7 和 5; 散度贡献率参数 α 设定范围为 0~1; 步长为 0.1。参数 α 的选择如图9所示。可见, α 取为 0.2 时准确率最高,因此将 α 设定为 0.2。

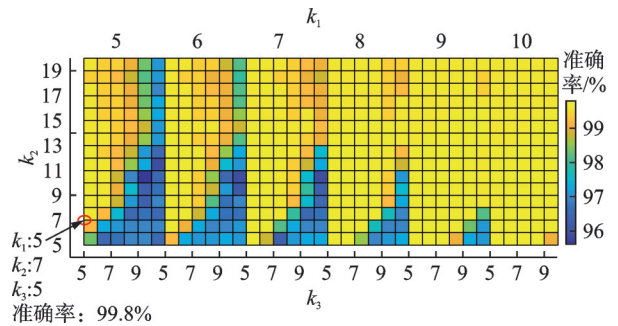


图8 参数 k_1, k_2 和 k_3 的选择

Fig.8 Selection of parameters k_1, k_2 and k_3

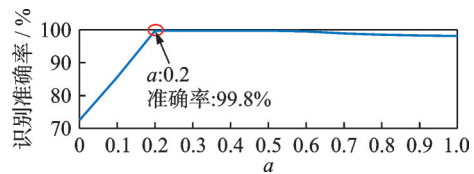


图9 参数 α 的选择

Fig.9 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 $\delta = S_B/S_W$ 来评价降维效果,即

$$S_B = \frac{1}{k} \sum_{i=1}^k (m_i - m)(m_i - m)^T \quad (12)$$

$$S_W = \frac{1}{c} \sum_{i=1}^c (y_n^{(i)} - m_i)(y_n^{(i)} - m_i)^T \quad (13)$$

$$\delta = S_B / \sum_{i=1}^c S_{W_i} p_i \quad (14)$$

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,说明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的 MFLME 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表示,并选择 MFA^[4],ODP^[5]及 NFSE^[6]等算法进行对照分析。

三维可视化如图 10 所示。可见:经 MFLME 算法降维后的可视化效果最佳,同类故障样本聚集成团,不同故障样本间隔明显;经 MFA 算法降维后的故障样本松散且各类样本间混叠严重,故障区分效果较差;算法 ODP 与 NFSE 可视化效果介于 MFLME 与 MFA 之间,分别存在着不同程度的故障样本混叠现象。

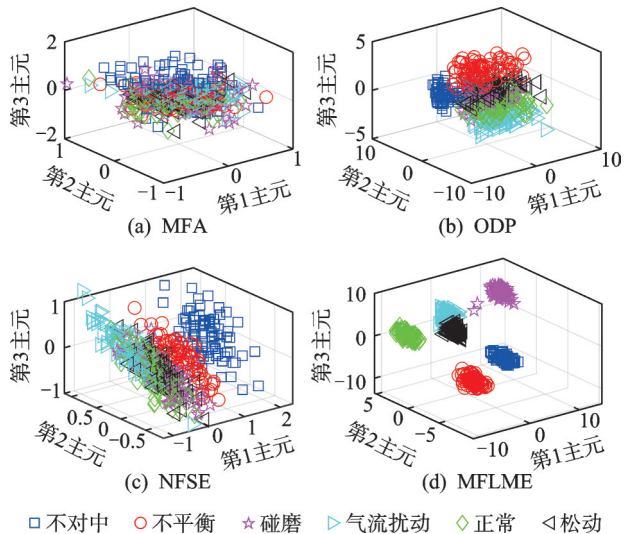


图 10 各算法的三维可视化结果

Fig.10 3D visualization results for each algorithm

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 k 近邻分类器中进行故障辨识。不同状态的识别准确率如表 2 所示。

由表 2 可知:MFA 算法的故障分类效果最差;

表 2 不同状态识别准确率

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	66.3	25.0	61.3	15.0	22.5	67.5	42.9
ODP	100.0	97.5	78.8	33.8	45.0	35.0	65.0
NFSE	86.3	96.3	7.5	85.0	28.8	7.50	51.9
MFLME	100.0	100.0	100.0	100.0	100.0	98.8	99.8

MFLME 在 4 种算法中效果最好,其中 5 种故障均被正确辨识,仅少数正常状态被错分。

为更加有效说明所建立算法的优势,本研究计算了各算法的降维可分性指标,如表 3 所示。可见,MFLME 算法可分性明显高于其他算法。

表 3 算法可分性指标

降维算法	MFA	ODP	NFSE	MFLME
可分性指标 δ	0.38	0.95	1.64	53.41

综合分析可知: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 NFSE 算法降维效果好于 MFA,但仍存在故障样本被分错类的情况;由于外推误差的存在,导致 NFSE 虽然可分性更好,但其降维效果却差于 ODP 算法;本研究提出的 MFLME 算法,通过中值特征线度量计算可有效削弱特征空间算法中可能产生的外推误差,将新建立的近邻特征图、远邻特征图嵌入算法的降维过程中,既使样本全局与局部结构得到保持,又有效降低了故障的分类难度。

5.2 不同训练比例实验

为了对所建立的 MFLME 算法的稳定性进行验证,本研究分别按照不同比例对训练样本与测试样本进行划分,并将经过各算法降维后的 5 维测试集样本放入 k 近邻分类器中进行分类识别。不同比例实验准确率如图 11 所示。

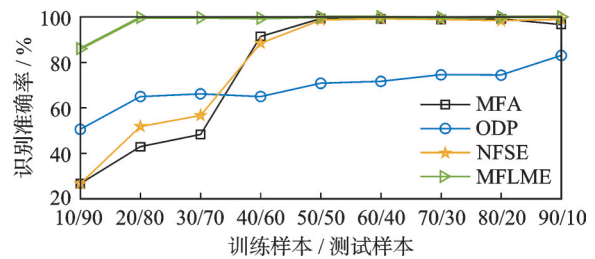


图 11 不同比例实验准确率

Fig.11 Experimental accuracy of different ratios

由图 11 可知:各算法的识别准确率与训练样本数量成正相关;ODP 算法较为稳定,但准确率有待提高;MFA 与 NFSE 算法在训练样本数小于 40 时准确率较低,其原因在于采取的最大化 Fisher 准则在小样本问题严重情况十分影响降维效果;MFLME 始终保持稳定且较高的识别率,这是因为其采用最大化加权散度之差的方法,有效解决了故

障诊断过程中普遍存在的小样本问题。

5.3 抗噪性实验

在实际的设备故障监测环境中存在着大量的环境噪声,因此对各算法的抗噪性能进行测试。分别对采集的振动信号加入信噪比为-4,-2,0,2和4 dB的随机噪声,抗噪性实验结果如图12所示。

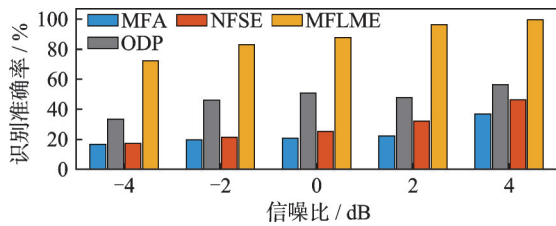


图12 抗噪性实验结果

Fig.12 The result of anti-noise experiment

由图12可知:随着信噪比增大,整体诊断准确率上升;基于P2S度量的NFSE与MFLME算法抗噪性能优于基于P2P度量的MFA与ODP算法;MFLME相较于其他3种算法在不同程度的噪声环境下都保持了良好的鲁棒性能。

5.4 算法泛化性实验

为验证MFLME算法的通用性,选取文献[14]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。其中,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的条件下,每隔1 024个采样点作为一个样本,将采样时间设定为20.5 s。每种状态下采集100个样本,按照20:80构建训练数据集与测试数据集,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 $38 \times 12 = 456$ 个特征。

参数设定如下:近邻参数 $k_1 = 5, k_2 = 5$;远邻参数 $k_3 = 5$;调节参数 $\alpha = 0.3$;目标维数 $d = 4$ 。对经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13所示。

为进一步准确描述降维效果,本研究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 k 近邻分类器中进行故障辨识,不同故障识别率如表5所示。

综合分析可知:本研究建立的MFLME算法降维后的低维特征子集,其降维效果良好,且分类指标

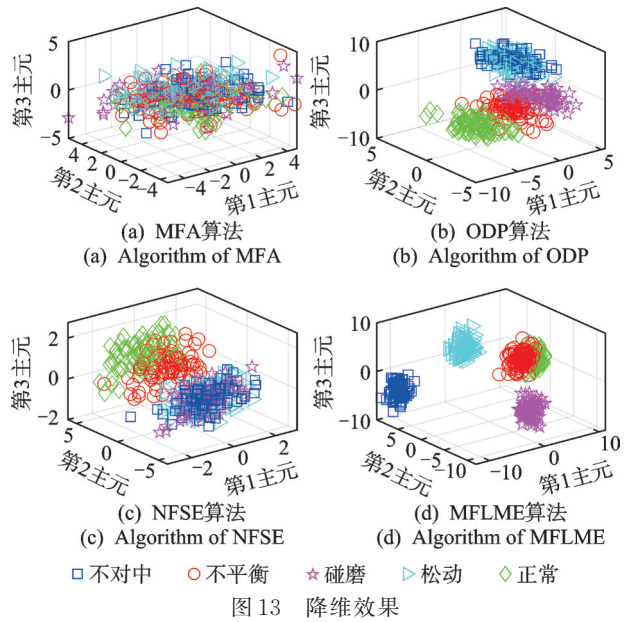


图13 降维效果

Fig.13 Dimensionality reduction effects

表4 降维可分性指标

Tab.4 Separability index of dimensionality reduction

降维算法	MFA	ODP	NFSE	MFLME
可分性指标 δ	0.04	2.60	1.39	12.94

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	12.5	11.3	10.0	67.5	56.3	31.5
ODP	56.3	80.0	92.5	46.3	95.0	74.0
NFSE	82.5	68.8	58.8	53.8	80.0	68.8
MFLME	100.0	100.0	100.0	100.0	92.5	98.5

优异,故障辨识准确率也明显高于MFA,ODP和NFSE等算法,进一步说明了MFLME算法具有良好的泛化性。

6 结论

1) 基于MFLME的故障数据集降维算法通过改进点到特征线的距离度量,削弱了计算过程中的外推误差。将新定义的近邻特征线图、远邻特征线图以多图协同的方式嵌入降维过程中,从而达到提升故障辨识精度的目的。

2) 通过两个转子故障模拟实验对算法进行了验证,结果表明,该算法相较于MFA,ODP和NFSE等算法,不仅在降维方面具有优势,而且也更为稳定可靠,有效提高了故障的辨识精度。

参 考 文 献

- [1] 钱锋, 杜文莉, 钟伟民, 等. 石油和化工行业智能优化制造若干问题及挑战[J]. 自动化学报, 2017, 43(6): 893-901.
QIAN Feng, DU Wenli, ZHONG Weimin, et al. Problems and challenges of smart optimization manufacturing in petrochemical industries[J]. Acta Automatica Sinica, 2017, 43(6): 893-901.(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] YAN S C, XU D, ZHANG B Y, et al. Graph embedding and extensions: a general framework for dimensionality reduction [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2007, 29(1): 40-51.
- [5] LI B, WANG C, HUANG D S. Supervised feature extraction based on orthogonal discriminant projection [J]. Neurocomputing, 2009, 73(1/2/3): 191-196.
- [6] CHEN Y N, HAN C C, WANG C T, et al. Face recognition using nearest feature space embedding [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2011, 33(6): 1073-1086.
- [7] IMANI M, MONTAZER G A. Phishing website detection using weighted feature line embedding [J]. The ISC International Journal of Information Security, 2017, 9(2): 147-159.
- [8] CHEN Y N. Multiple kernel feature line embedding for hyperspectral image classification [J]. Remote Sensing, 2019, 11(24): 2892.
- [9] KAMAEI K, ALTINÇAY H. Editing the nearest feature line classifier [J]. Intelligent Data Analysis, 2015, 19(3): 563-580.
- [10] 丁建坤, 韩德强, 杨艺. 最短特征线段多分类器系统设计[J]. 西安交通大学学报, 2015, 49(9): 77-83.
DING Jiankun, HAN Deqiang, YANG Yi. Design of multiple classifier systems based on shortest feature line segment [J]. Journal of Xi'an Jiaotong University, 2015, 49(9): 77-83.(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. Mechanical fault diagnosis method based on local edge 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] 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 dimensionality reduction method based on rotor fault dataset [J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2021, 41(1): 13-18.(in Chinese)



第一作者简介:董晓鑫,男,1997年10月生,硕士生。主要研究方向为旋转机械智能故障诊断。

E-mail: 1836509120@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