

基于 RTSWMFE, IS-GSE 与 COOT-SVM 的 行星齿轮箱故障诊断*

戚晓利, 杨艳, 崔创创, 程主梓

(安徽工业大学机械工程学院 马鞍山, 243032)

摘要 针对行星齿轮箱特征提取困难的问题,提出一种基于精细时移加权多尺度模糊熵(refined time-shift weighted multiscale fuzzy entropy,简称 RTSWMFE)、改进监督型几何和统计保持流形嵌入(improved supervised geometry and statistics-preserving manifold embedding,简称 IS-GSE)和白骨顶优化算法支持向量机(coot optimization algorithm support vector machine,简称 COOT-SVM)的行星齿轮箱故障诊断方法。首先,利用 RTSWMFE 提取高维故障特征信息;其次,采用 IS-GSE 对高维特征进行降维,提取出敏感、低维的特征;最后,将低维特征输入 COOT-SVM 中进行识别分类。行星齿轮箱故障诊断实验结果表明:IS-GSE 方法采用余弦相似度与欧式距离相结合的距离度量方式,并融入监督学习思想,降维效果更佳;COOT-SVM 方法对经 RTSWMFE 和 IS-GSE 二次提取的故障特征识别精度达到 100%。

关键词 故障诊断;行星齿轮箱;精细时移加权多尺度模糊熵;改进监督型几何和统计保持流形嵌入;白骨顶优化算法优化支持向量机

中图分类号 TH165.3;TN911.7

引言

行星齿轮箱作为旋转机械的关键部件,广泛应用于航空航海、机械等领域,由于工作环境复杂,齿轮容易发生点蚀和裂纹等故障,若不及时诊断,可能导致关键部件失效和事故发生^[1]。

行星齿轮箱故障诊断的关键是从非线性、非平稳振动信号中提取能表征其运行状态的故障特征信息,而采用时域、频域、时频域分析等线性方法在处理非线性信号时存在一定的缺陷^[2]。非线性理论逐渐成熟,基于熵的特征提取被广泛关注,时移多尺度模糊熵(time-shift multiscale fuzzy entropy,简称 TSMFE)算法通过对时间序列进行粗粒化重构,在一定程度上解决了因多尺度模糊熵^[3](multiscale fuzzy entropy,简称 MFE)粗粒化不足而导致的原始时间序列模式缺失的问题^[4]。然而,将 TSMFE 作为特征提取方法仍有依赖时间序列长度和未考虑其幅值特性等不足。针对上述问题,笔者提出 RTSWMFE,并将其应用于行星齿轮箱故障信号的提取过程中。

经 RTSWMFE 提取的故障特征虽然能够更加有效地表征行星齿轮箱的工作状态,但会夹杂部分

冗余信息,影响故障诊断准确度。因此,有必要对高维故障特征进行筛选,从而提取出易识别的低维故障信息。流形学习作为一类经典的降维方法,可以有效筛选高维特征。流形学习包括等距特征映射(isometric mapping,简称 Isomap)^[5]、局部线性嵌入(locally linear embedding,简称 LLE)^[6]等。上述算法在降低数据维度的同时,并未保留数据的几何和统计属性。几何和统计保持流形嵌入(geometry and statistics-preserving manifold embedding,简称 GSE)方法在降低数据维度的同时,保留了高维数据的几何和统计属性,提供了基于几何位置信息的非线性映射,并且对选择的邻域数和流形中的短路错误具有鲁棒性,实现了对高维数据的拓扑稳定的降维效果,并成功应用于人脸识别领域^[7]。GSE 作为无监督方法,未利用样本的类别标签信息,不适用于含有许多奇异点的行星齿轮箱^[8],且 GSE 使用欧氏距离构建邻域图,只能反映样本间的空间位置关系,无法衡量样本间的相关性。为此,笔者提出了 IS-GSE 算法,将余弦相似度与欧式距离相结合用于构建距离矩阵,并利用样本标签构造监督成对约束邻域图。

支持向量机(support vector machine,简称

* 安徽省自然科学基金资助项目(1808085ME152)

收稿日期:2022-01-29;修回日期:2022-06-07

SVM)在模式识别领域被广泛使用^[9],然而SVM的分类性能易受到惩罚因子 c 和核参数 g 的影响。针对SVM参数需要人为设定的问题,笔者引入白骨顶优化算法(coot optimization algorithm,简称COOT)^[10]对SVM参数进行寻优。基于上述分析,笔者提出一种基于RTSWMF, IS-GSE和COOT-SVM的行星齿轮箱故障诊断方法。

1 精细时移加权多尺度模糊熵

1.1 精细时移多尺度模糊熵

针对时移多尺度模糊熵(time-shift multiscale fuzzy entropy,简称TSMFE)依赖时间序列长度的不足,笔者引入精细思想,先平均同一尺度因子下每个粗粒化序列的 $\varphi_{k,\tau}^m$ 和 $\varphi_{k,\tau}^{m+1}$,再进行熵值计算,降低了因直接平均同一尺度下多个粗粒化模糊熵值而导致无效熵值出现的概率,提出精细时移多尺度模糊熵(refined time-shift multiscale fuzzy entropy,简称RTSMFE),具体步骤如下。

1) 原始时间序列 $X = \{x(i), i = 1, 2, \dots, N\}$ 经过粗粒化重构,得到的新序列为

$$y_{k,\beta} = (x_k, x_{\beta+k}, x_{2\beta+k}, \dots, x_{\Delta_{k,\beta}\beta+k}) \quad (1)$$

其中: $k(1 \leq k \leq \tau)$ 和 $\beta(\beta = \tau)$ 是正整数,分别为时间序列的起点和采样间隔; $\Delta_{k,\beta} = (N - \beta)/k$,为上边界个数。

2) 计算 τ 下每个粗粒化序列 $y_{k,\beta}$ 的 m 维和 $m+1$ 维空间向量个数 $\varphi_{k,\tau}^m, \varphi_{k,\tau}^{m+1}$ 。

3) 计算时间序列 X 在尺度因子为 τ 时的RTSMFE值为

$$\text{RTSMFE}(X, \tau, m, n, r) = -\ln \frac{\varphi_{k,\tau}^{m+1}}{\varphi_{k,\tau}^m} \quad (2)$$

1.2 精细时移加权多尺度模糊熵

笔者在RTSMFE的基础上提出了RTSWMF算法。RTSWMF通过计算每个尺度因子下的粗粒化序列权重,并将其加入粗粒化序列 $y_{k,\beta}$ 构成新的粗粒化序列 $y_{k,\beta}^w$,克服了RTSMFE忽略了时间序列幅值特性的不足。具体步骤如下。

1) 参考RTSMFE的粗粒化方式,得到粗粒化新序列 $y_{k,\beta}$,同式(1)。

2) 计算尺度因子 τ 下每个粗粒化序列的权重 $w_{k,\beta}$ 为

$$w_{k,\beta} = \frac{1}{\tau} \sum_{k=1}^{\tau} (x_{(k-1)\beta+k} - \bar{x}_{k,\beta})^2 \quad (3)$$

$$\text{其中: } \bar{x}_{k,\beta} = \frac{1}{\tau} \sum_{k=1}^{\tau} x_{(k-1)\beta+k}$$

3) 将权重 $w_{k,\beta}$ 加入粗粒化序列,得到新的粗粒化序列 $y_{k,\beta}^w$ 为

$$y_{k,\beta}^w = (x_k^w, x_{\beta+k}^w, x_{2\beta+k}^w, \dots, x_{\Delta_{k,\beta}\beta+k}^w) \quad (4)$$

4) 分别计算 τ 下每个粗粒化序列 $y_{k,\beta}^w$ 的 m 维和 $m+1$ 维空间向量个数,即 $\varphi_{k,\tau}^m$ 和 $\varphi_{k,\tau}^{m+1}$ 。

5) 计算时间序列 X 在尺度因子为 τ 时的RTSWMF值为

$$\text{RTSWMF}(X, \tau, m, n, r) = -\ln \frac{\varphi_{k,\tau}^{m+1}}{\varphi_{k,\tau}^m} \quad (5)$$

1.3 模型参数分析与仿真实验验证

由于RTSWMF算法是以模糊熵算法为基础算法,参考文献[4]设定如下参数:①尺度因子 τ 一般为 $\tau \geq 10$,故设为25;② m 为嵌入维数,设为2;③相似容限 r 对RTSWMF的影响较小,设为 $0.15SD$;④指数函数梯度参数 n 过大会导致细节信息缺失,通常取较小整数,设为2;⑤时间序列长度 N 对熵值稳定性存在一定影响,笔者通过噪声仿真实验选取合适的时间序列长度。

为研究时间序列长度 N 对RTSWMF的影响,采用数据长度为128, 256, 512, 1 024, 2 048和4 096的白噪声、粉噪声、蓝噪声以及红噪声进行分析。为规避偶然因素影响,分别计算50组样本的熵值并求均值。不同数据长度仿真信号RTSWMF熵值曲线如图1所示。综上考虑,选择 $N \geq 2 048$ 的时间序列长度进行熵值实验,可以提取出更能准确描述行星齿轮箱故障状态的信号。在 $N > 2 048$ 的时间序列长度下进行后续实验耗时更长,影响算法效率。因此,笔者选择时间序列长度 $N = 2 048$ 进行RTSWMF的后续相关实验。

为了验证RTSWMF的有效性,分别使用RTSWMF, RTSMFE, TSMFE, MFE对4种有色噪声数据进行分析,时间序列长度为2 048,不同仿真信号计算结果如图2所示。从图2可知,MFE的计算结果中,白噪声与其他3种噪声存在一定的交叉与混淆;对比MFE, TSMFE和RTSMFE基本实现了4类噪声的分离,但白噪声与粉噪声、蓝噪声仍存在一定的交集;而RTSWMF则达到了最好的分离效果,不同噪声数据之间未发生交叉与混叠,且熵值曲线也更加稳定,验证了笔者所提方法的有效性。

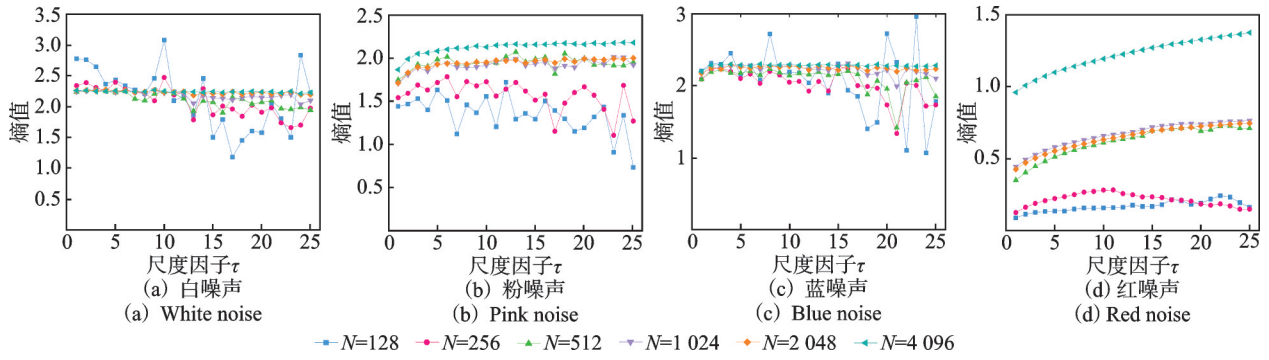


Fig.1 RTSMFE entropy curves of simulation signals with different data lengths

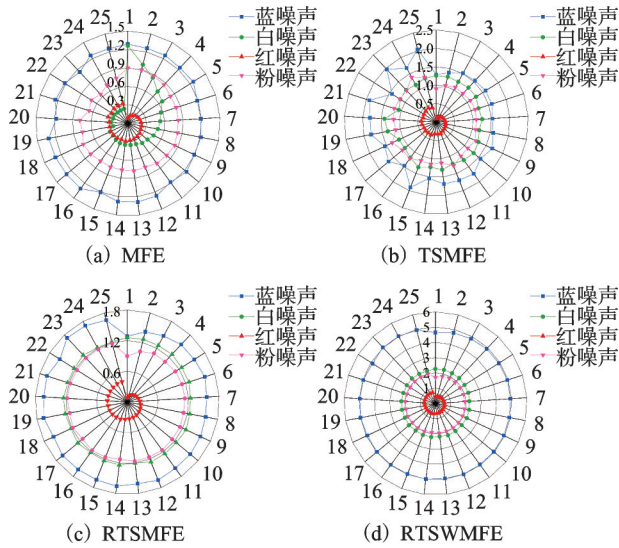


Fig.2 Analysis results of different simulation signals

2 基于改进监督型几何和统计保持流形嵌入算法

经RTSMFE提取的高维样本集可能仍含有部分冗余信息,会增加识别时间甚至影响分类结果。因此,采用IS-GSE对高维特征进行降维,获得易于识别的低维特征。

2.1 GSE算法

对于高维样本集 $X = \{x_1, \dots, x_i, \dots, x_N\}$, GSE算法的基本步骤如下。

1) 计算局部权值 $w_{i,j}$ 。
2) 构造权重矩阵 $W \in R^{N \times N}$, 若 x_j 是 x_i 的邻居, 则令 $W_{i,j} = w_{i,j}$; 否则 $W_{i,j} = 0$ 。

3) 构建近似测地线距离矩阵 D_G , 在对 D_G 应用双重中心得到新的测地线距离矩阵

$$D_s = -\frac{1}{2} H_N D_G H_N \quad (6)$$

其中: H_N 为中心矩阵。

4) 将局部权值加入测地线距离矩阵, 得到局部加权测地线距离矩阵 D_w , 即

$$D_w = D_s W^T \quad (7)$$

5) 使用k-medoids聚类降低数据维度, 得到低维投影结果 Y 。

2.2 改进监督型几何和统计保持流形嵌入算法

GSE在构造邻域图时仅考虑了样本间的欧氏距离, 无法全面衡量样本之间的相关性。笔者采用余弦相似度和欧氏距离相结合的距离度量方式, 兼顾了各种特征向量维度方向上的相似性, 适用于测量样本间的相关位置, 即

$$d_{ij}(x_i, x_j) = \left[\frac{1 - d_{ij}^c(x_i, x_j)}{2} \right] d_{ij}^m(x_i, x_j) \quad (8)$$

其中: $i, j = 1, 2, \dots, N$; 样本点 x_i 为 x_j 的近邻点; $d_{ij}^c(x_i, x_j)$ 为 x_i, x_j 的余弦相似度; $d_{ij}^m(x_i, x_j)$ 为 x_i, x_j 的欧式距离。

笔者将监督学习思想引入GSE方法, 具体步骤如下。

1) 构建监督型成对约束邻域图。采用 k 近邻法构建邻域图 $G(V, E)$, 当标签样本 x_i 和 x_j 具有相同类别标签时, 属于强连接类型, $e(x_i, x_j) = 1$, 反之属于弱连接类型, $e(x_i, x_j) = 0$ 。对强连接和弱连接类型样本, 分别建立约束集 S_{m1} 和 S_{m2}

$$\begin{cases} S_{m1} = \{e(x_i, x_j) = 1, l(x_i) = l(x_j)\} \\ S_{m2} = \{e(x_i, x_j) = 0, l(x_i) \neq l(x_j)\} \end{cases} \quad (9)$$

其中: $e(x_i, x_j)$ 为边权重; $l(x_i)$ 为样本类别信息。

在上述理论的基础上, 分别对同类和异类标签的样本构建强、弱连接约束邻域图 $G_{m1}(V, E)$, $G_{m2}(V, E)$ 。

2) 建立监督型距离矩阵 $D_s = \{d_s(x_i, x_j)\}$ 。对 $G_{ml}(V, E)$ 上两点 x_i, x_j , 满足 $(x_i, x_j) \in S_{ml}$, 边长为

$$d_{ml}(x_i, x_j) = \sqrt{1 - \exp\left[\frac{-d^2(x_i, x_j)}{\mu}\right]} \quad (l(x_i) = l(x_j)) \quad (10)$$

其中: $d(x_i, x_j)$ 为 x_i 和 x_j 的改进度量距离; μ 为调节因子 1。

对 $G_{ll}(V, E)$ 上两点 x_i 与 x_j 满足 $(x_i, x_j) \in S_{ll}$, 边长为

$$d_{ll}(x_i, x_j) = \sqrt{\exp\left[\frac{d^2(x_i, x_j)}{\mu}\right]} - \varphi \quad (l(x_i) \neq l(x_j)) \quad (11)$$

其中: φ 为调节因子 2。

由以上理论确定监督距离矩阵 $D_s = \{d_s(x_i, x_j)\}$, 定义为

$$d_s(x_i, x_j) = \begin{cases} d_{ml}(x_i, x_j), e(x_i, x_j) = 1 \\ d_{ll}(x_i, x_j), e(x_i, x_j) = 0 \end{cases} \quad (12)$$

3 白骨顶优化算法优化支持向量机

3.1 白骨顶优化算法

COOT 是一种新的全局元启发式优化算法, 该算法用来模拟白骨顶在水面上规则和不规则的运动模式。白骨顶在水面上有 4 种移动方式: 随机移动、链移动、根据领导者调整位置以及领导者带领群体移动到最佳位置^[10]。该算法的具体步骤如下。

1) 白骨顶种群随机移动, 得到初始位置

$$CootPos(i) = \text{rand}(1, d)(u_b - l_b) + l_b \quad (13)$$

其中: $CootPos(i)$ 为白骨顶种群的位置; d 为参数维度; u_b, l_b 分别为搜索的上界和下界。

2) 领导者位置更新, 领导者带领种群移动到最

佳位置

$LeaderPos(i) =$

$$\begin{cases} BR_3 \cos(2R\pi)(g_{Best} - LeaderPos(i)) + g_{Best} & (R_4 < 0.5) \\ BR_3 \cos(2R\pi)(g_{Best} - LeaderPos(i)) - g_{Best} & (R_4 \geq 0.5) \end{cases} \quad (14)$$

其中: g_{Best} 为之前寻找的最佳位置; $B = 2 - L/L_{max}$, L 为迭代次数; R_3, R_4 为 $[0, 1]$ 的均匀随机数; R 为 $[-1, 1]$ 的均匀随机数。

3.2 白骨顶优化算法优化支持向量机

笔者提出 COOT-SVM 算法, 以训练样本三折交叉验证后的平均识别率作为适应度函数, 步骤如下。

1) 输入训练集和测试集, 并做归一化处理。

2) 在 COOT 中若迭代次数不足, 会因前期搜索不充分, 无法得到全局最优解, 反之会增加寻优时间, 影响算法效率。另外, 种群规模一般设置为 10~50 之间^[11]。故在 SVM 参数寻优过程中, 设定种群规模为 10, 最大迭代次数为 100。

3) 随机选择得到白骨顶领导者的初始位置, 设定初始适应度值为无穷大。

4) 进行迭代寻优, 更新领导者位置, 计算新位置的适应度值, 比对原有适应度值确定最优位置。

5) 判断是否满足迭代条件, 若满足则计算终止, 否则重复迭代寻优。

6) 输出最优参数组合 (c, g) 用于构建 SVM 预测模型, 并对测试集进行预测。

3.3 仿真实验分析

为了验证 COOT-SVM 在分类性能上的优势, 将其应用于来自 UCI 数据库中的 6 种数据集, 如表 1 所示。与粒子群优化支持向量机 (particle swarm optimization-SVM, 简称 PSO-SVM)、退火优化支持

表 1 6 种数据集描述

Tab.1 Description of six data sets

数据集	样本数	维数	类别数	每类样本数	训练样本数	测试样本数
blood	748	5	2	570, 178	114, 36	456, 142
tic_tac_toc	958	10	2	626, 332	125, 67	501, 265
glass	214	10	6	70, 76, 17, 13, 9, 29	14, 15, 3, 3, 2, 6	56, 61, 14, 10, 7, 23
balance	625	5	3	49, 288, 288	10, 58, 58	39, 230, 230
liver	327	7	2	139, 188	28, 37	111, 151
sonar_all_data	208	61	2	97, 111	20, 22	77, 89

向量机(simulated annealing-SVM,简称SA-SVM)、金雕优化算法优化支持向量机(aquila optimization-SVM,简称AO-SVM)、K最近邻分类器(K-nearest neighbor,简称KNN)和核极限学习机(kernel based extreme learning machine,简称KELM)进行分类的比较。为了避免偶然性对实验结果的准确率造成影响,分别对6种分类器进行重复50次实验,对比50组重复实验的识别准确率平均值。不同分类器对6种数据集识别率如图3所示。

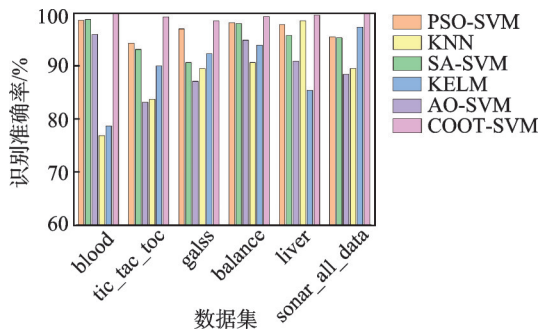


图3 不同分类器对6种数据集识别率

Fig.3 Recognition rate of different classifiers on six data sets

根据图3可知,与 PSO-SVM, SA-SVM, AO-SVM, KNN 以及 KELM 相比较,笔者提出的 COOT-SVM 算法对6种数据集的平均识别率最高,该方法在不同数据集上的一致性也验证了自身的稳定性。

4 行星齿轮箱故障诊断模型

基于 RTSWMFE, IS-GSE 与 COOT-SVM 的行星齿轮箱故障诊断方法流程如图4所示。

4.1 故障信号的获取

为验证笔者所提方法的有效性,采用 Spectra Quest 公司开发的故障诊断实验台采集太阳轮在正常、缺齿、磨损以及裂纹等4种状态下的振动加速度信号。实验平台及故障分布如图5所示。其中:设置电机转速为 600 r/min;采样频率 f_s 为 10 240 Hz。

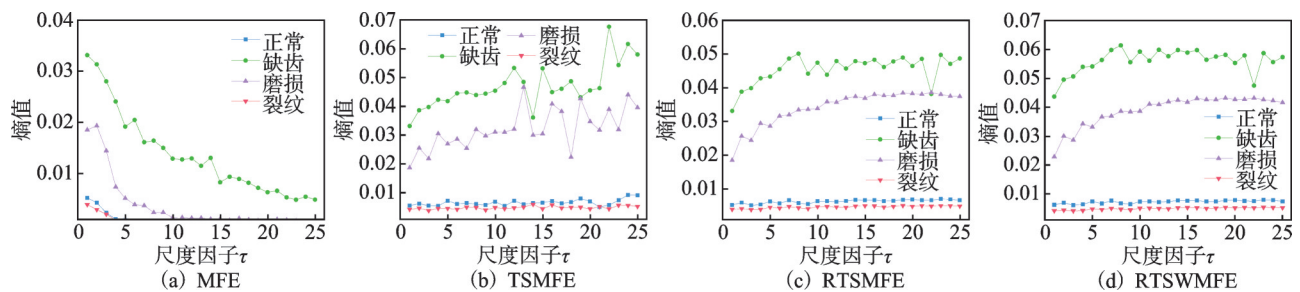


图6 行星齿轮箱不同工况下的4种熵值曲线

Fig.6 Four kinds of entropy curve in different work conditions of planetary gearbox

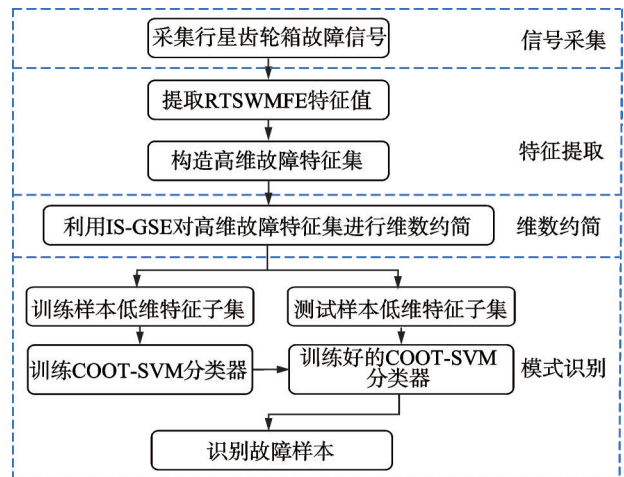


图4 故障诊断方法流程

Fig.4 Fault diagnosis method flow

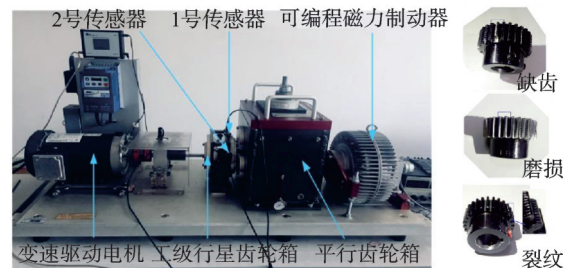


图5 实验平台及故障分布

Fig.5 Experimental platform and fault distribution

4.2 行星齿轮箱故障诊断实验分析

采用 RTSWMFE 提取行星齿轮箱振动信号的特征值,构造高维特征集。通过对原始信号进行特征提取,得到一组 200×25 的高维故障特征子集。为了验证 RTSWMFE 特征提取的有效性,将其与 RTSMFE, TEMFE 和 MFE 进行对比。时间序列长度 $N=2 048$,行星齿轮箱不同工况下的4种熵值曲线如图6所示。由图6可知:①MFE在尺度因子过大时已经不能清晰的区分各类故障,还出现了无效熵值;②TSMFE虽然基本实现了4类故障状态的分离,但不同故障状态之间仍然出现部分混叠;③RTSMFE当尺度因子较大时,裂纹与磨损故障状

态的曲线出现部分重叠;④RTSWMF E实现了4类故障状态的完全分离。

为进一步验证RTSWMF E特征提取的有效性,采用COOT-SVM分别对提取的原始高维故障特征进行故障模式识别。图7为COOT-SVM对不同故障特征的识别结果。结果表明,相较于其他方法,RTSWMF E提取的高维故障特征集经过分类器模式识别的诊断准确率最高,从而验证所提方法的有效性。

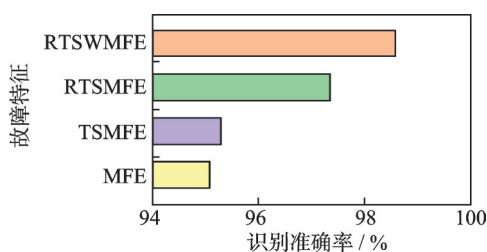


图7 COOT-SVM对不同故障特征的识别结果

Fig.7 Recognition results of different fault features based on COOT-SVM

为了量化RTSWMF E的特征提取效果以及验证笔者所提出的COOT-SVM算法的分类性能,分别采用COOT-SVM, PSO-SVM, SA-SVM, AO-SVM,

KNN和KELM方法对经过RTSWMF E提取的故障特征进行分类。图8为不同分类器对未降维测试样本识别准确率。由图8可知,COOT-SVM相较于其他5种方法,识别准确率最高,说明该方法在识别诊断方面具有一定的有效性。为去除经过RTSWMF E特征提取得到的高维故障样本中的冗余信息,笔者将采用IS-GSE对行星齿轮箱高维故障样本进行维数约简,并与GSE, Isomap, S-Isomap, LLE, LPP, LE, LTSA和MDS降维方法进行对比实验。以上9种算法降维映射目标维数为3,具体参数是经过多次实验确定的最佳值。9种方法降维结果如图9所示。

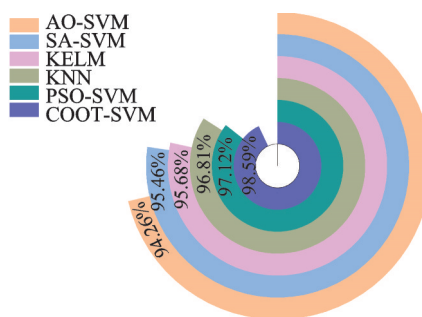


图8 不同分类器对未降维测试样本识别准确率

Fig.8 Recognition accuracy of different classifiers for test samples without dimensionality reduction

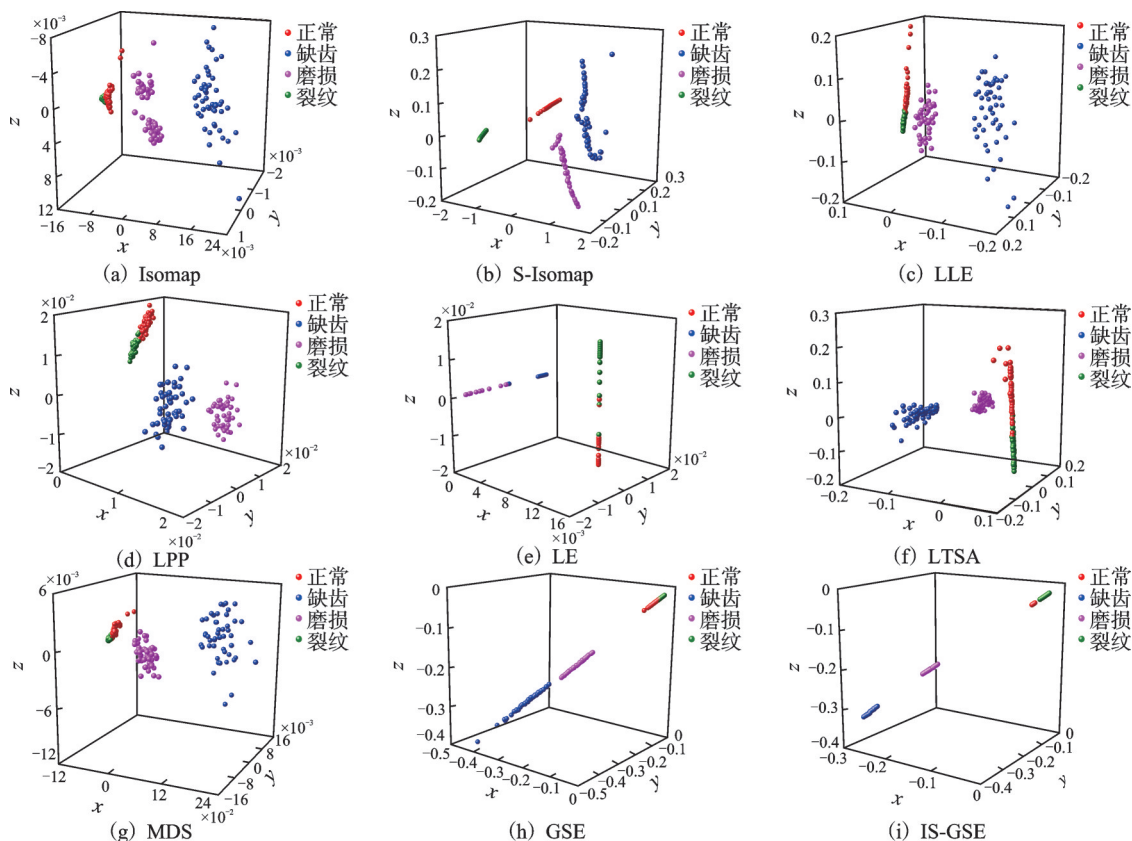


图9 9种方法降维结果

Fig.9 Dimension reduction results of nine methods

据图 9 可知,IS-GSE 的可视化结果中,4 类样本实现有效分离,且同类样本聚集程度最高;S-Isomap 虽然实现了 4 类样本的基本分离,但存在同类故障样本聚集性不高的缺陷;GSE, Isomap, LPP, LLE, LE, LTSA, MDS 维数约简结果中均出现部分混叠。

为了进一步验证 IS-GSE 相较于其他方法的优势,从降维性能与识别精度进行对比。不同降维算法降维性能对比如表 2 所示。可见,相较于其他 8 种降维算法,IS-GSE 具有最大的降维性能指标;将经过不同降维方法得到的低维特征集应用 COOT-SVM 进行识别诊断。

表 2 不同降维算法降维性能对比

Tab.2 Comparison of dimensionality reduction performance of different algorithms

降维算法	S_b	S_w	S_b/S_w
Isomap	0.011 0	2.57×10^{-4}	42.849 5
LLE	0.010 6	0.004 4	2.387 0
MDS	0.010 9	2.55×10^{-4}	42.801 7
LE	2.05×10^{-4}	2.12×10^{-5}	9.679 4
LPP	2.02×10^{-4}	1.14×10^{-5}	17.654 5
LTSA	0.012 9	0.002 1	6.006 1
S-Isomap	0.935 4	0.013 1	71.501 3
GSE	0.042 6	9.80×10^{-4}	43.469 5
IS-GSE	0.040 1	8.23×10^{-5}	487.377 1

不同算法降维后 COOT-SVM 对测试样本的准确识别率如图 10 所示。可见,与其他 8 中方法相比,经过 IS-GSE 算法维数约简后的低维故障样本在 COOT-SVM 中表现出最优的识别效果,进一步验证 IS-GSE 的有效性。

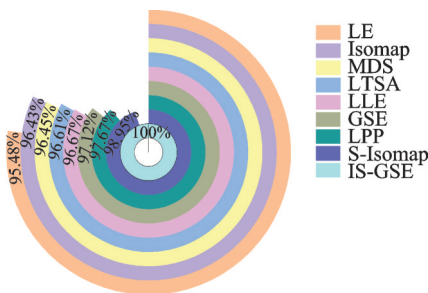


图 10 不同算法降维后 COOT-SVM 对测试样本的准确识别率
Fig.10 Recognition rate of COOT-SVM for test samples after dimension by different algorithms

为了避免因为采用单一分类器而出现的偶然性,将经过不同降维算法得到的低维故障样本输入 6 种分类器中进行分类。不同分类器下测试样本识别率如图 11 所示。可见,与其他 8 种降维方法对比,经 IS-GSE 降维所得结果在不同分类器下均具有最

高的识别率,验证了 RTSWMFE+IS-GSE 方法能够有效提取出表征行星齿轮箱不同工况的故障信息;对比其他分类器,COOT-SVM 对 9 种降维方法所得结果均有着最高的识别率,其中 IS-GSE+COOT-SVM 方法对行星齿轮箱故障识别率达到 100%,验证了所提方法的有效性。

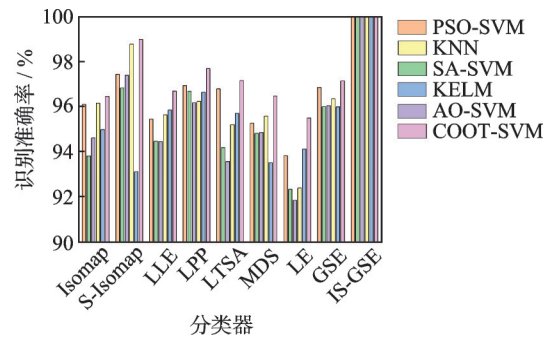


图 11 不同分类器下测试样本识别率
Fig.11 Recognition rate of test samples under different classifiers

笔者对行星齿轮箱故障信号进行了重复实验,分别计算了所提诊断模型与普通熵方法+SVM 的实验时间与识别精度。不同方法的计算时间和识别精度对比如表 3 所示。综合权衡算法耗时和识别准确率,笔者所提行星齿轮箱故障诊断方法仍具有一定的优越性。

表 3 不同方法的计算时间和识别精度对比

Tab.3 Comparison of calculation time and recognition accuracy of different methods

故障诊断方法	计算用时/s	识别准确率/%
MFE+SVM	45.93	94.72
TSMFE+SVM	167.01	95.01
RTSMFE+SVM	166.93	96.67
RTSWMFE+IS-GSE+		
COOT-SVM	167.37	100

5 结 论

1) 提出 RTSWMFE+IS-GSE 的特征提取方法,实验结果表明:RTSWMFE 算法解决了 TSMFE 因粗粒化不足导致的熵值不确定的问题,同时考虑了原始时间序列的幅值特性,能够提取出更加稳定的故障特征;IS-GSE 将余弦相似度与欧式距离结合用于构建距离矩阵,并利用样本标签构造监督型成对约束邻域图,其降维效果优于 GSE, Isomap, S-Isomap, LLE, LPP, LE, LTSA 和 MDS 等方法;RTSWMFE+IS-GSE 方法能够有效提取出表

征行星齿轮箱故障状态的信息。

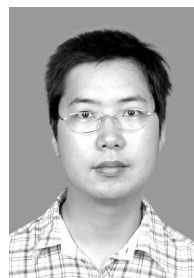
2) 采用白骨顶优化算法优化支持向量机参数,提出COOT-SVM。仿真实验和行星齿轮箱故障实验分析表明,COOT-SVM的分类性能优于其他方法。

3) 建立基于RTSWMF+IS-GSE和COOT-SVM的行星齿轮箱故障诊断方法。实验表明,笔者所提故障诊断方法识别率达到了100%,能够有效诊断行星齿轮箱的不同故障。

4) 所提方法仍有不足,RTSWMF算法复杂度较高、IS-GSE算法中个别参数还需人工设定以及算法模型的效率有待加强。

参 考 文 献

- [1] 樊家伟,郭瑜,伍星,等. 基于LSTM神经网络和故障特征增强的行星齿轮箱故障诊断[J]. 振动与冲击, 2021,40(20):271-277.
FAN Jiawei, GUO Yu, WU Xing, et al. Fault diagnosis of planetary gearbox based on LSTM neural network and enhanced fault feature [J]. Journal of Vibration and Shock, 2021, 40(20):271-277. (in Chinese)
- [2] 王振亚,姚立纲. 广义精细复合多尺度样本熵与流形学习相结合的滚动轴承故障诊断方法[J]. 中国机械工程, 2020,31(20):2463-2471.
WANG Zhenya, YAO Ligang. Rolling bearing fault diagnosis method combining generalized fine composite multiscale sample entropy and manifold learning [J]. China Mechanical Engineering, 2020, 31(20): 2463-2471. (in Chinese)
- [3] 郑近德,陈敏均,程军圣,等. 多尺度模糊熵及其在滚动轴承故障诊断中的应用[J]. 振动工程学报, 2014, 27(1):145-151.
ZHENG Jinde, CHEN Minjun, CHENG Junsheng, et al. Multi-scale fuzzy entropy and its application to rolling bearing fault diagnosis [J]. Journal of Vibration Engineering, 2014, 27(1):145-151. (in Chinese)
- [4] ZHU X L, ZHENG J D, PAN H Y, et al. Time-shift multiscale fuzzy entropy and laplacian support vector machine based rolling bearing fault diagnosis [J]. Entropy, 2018, 20(8):602.
- [5] 施莹,庄哲,林建辉. 基于卷积稀疏表示及等距映射的轴承故障诊断[J]. 振动、测试与诊断, 2019, 39(5): 1081-1088.
SHI Ying, ZHUANG Zhe, LIN Jianhui. Bearing fault diagnosis based on CSR-ISOMAP [J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2019, 39(5): 1081-1088. (in Chinese)
- [6] 李建斌,武颖莹,李鹏宇,等. 基于局部线性嵌入和支持向量机回归的TBM施工参数预测[J]. 浙江大学学报(工学版), 2021, 55(8):1426-1435.
LI Jianbin, WU Yingying, LI Pengyu, et al. Prediction of TBM construction parameters based on local linear embedding and support vector machine regression [J]. Journal of Zhejiang University (Engineering), 2021, 55(8):1426-1435. (in Chinese)
- [7] MTI A, LEI X A. Geometry and statistics-preserving manifold embedding for nonlinear dimensionality reduction [J]. Pattern Recognition Letters, 2021, 151: 155-162.
- [8] 戚晓利,王振亚,吴保林,等. 基于ACMPE, ISSL-Isomap和GWO-SVM的行星齿轮箱故障诊断[J]. 振动与冲击, 2019, 34(4):744-755.
QI Xiaoli, WANG Zhenya, WU Baolin, et al. Planetary gearbox fault diagnosis based on ACMPE, ISSL-Isomap and GWO-SVM [J]. Journal of Vibration and Shock, 2019, 34(4):744-755. (in Chinese)
- [9] 蒋玲莉,谭鸿创,李学军,等. 基于CEEMDAN排列熵与SVM的螺旋锥齿轮故障识别[J]. 振动、测试与诊断, 2021, 41(1): 33-40.
JIANG Lingli, TAN Hongchuang, LI Xuejun, et al. Fault diagnosis of spiral bevel gear based on CEEMDAN permutation entropy and SVM [J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2021, 41(1): 33-40. (in Chinese)
- [10] NARUIE I, KEYNIA F. A new optimization method based on coot bird natural life model [J]. Expert Systems with Applications, 2021, 183(2):115352.
- [11] 王振亚,姚立纲,戚晓利,等. 参数优化变分模态分解与多域流形学习的行星齿轮箱故障诊断[J]. 振动与冲击, 2021, 40(1):110-118.
WANG Zhenya, YAO Ligang, QI Xiaoli, et al. Parameter-optimized variational modal decomposition and multi-domain manifold learning for fault diagnosis of planetary gear box [J]. Journal of Vibration and Shock, 2021, 40(1):110-118. (in Chinese)



第一作者简介:戚晓利,男,1975年10月生,博士、副教授、硕士生导师。主要研究方向为机械装备故障诊断和撞击动力学。曾发表《Fault diagnosis of rolling bearing using marine predators algorithm-based support vector machine and topology learning and out-of-sample embedding》(《Measurement》2021, Vol.176, No.7)等论文。
E-mail:qxllxw@163.com

通信作者简介:杨艳,女,1998年4月生,硕士。主要研究方向为机械系统状态监控和故障诊断。
E-mail:1776969606@qq.com