

DOI:10.3969/j.issn.1003-5060.2024.04.006

基于改进层次多模式斜率熵的滚动轴承故障诊断

季磊^{1,2}, 陈剑^{1,2}, 李伟^{1,2}, 陈品^{1,2}

(合肥工业大学 机械工程学院, 安徽 合肥 230009; 2. 合肥工业大学 噪声振动工程研究所, 安徽 合肥 230009)

摘要:滚动轴承振动信号特征提取通常较为困难,特征提取的优劣对诊断结果影响较大。为提高轴承故障诊断的准确性,文章提出改进层次多模式斜率熵(modified hierarchical multi-mode slope entropy, MHMSE)的特征提取方法,并结合极限学习机(extreme learning machine, ELM)实现滚动轴承故障诊断。MHMSE利用改进层次方法提取时间序列的高低频信息,同时针对斜率熵(slope entropy, SE)的维度缺陷,将SE推广到多模式斜率熵(multi-mode slope entropy, MSE),用以提取层次分量的特征。通过将MHMSE提取的故障特征向量输入ELM,实现9种工况轴承故障识别。实验结果表明:改进层次方法要优于传统的层次、多尺度序列方法;同时MHMSE的诊断结果优于改进的层次排列熵(modified hierarchical permutation entropy, MHPE)、精细复合多尺度散布熵(refined composite multiscale dispersion entropy, RCMDE)、精细复合多尺度模糊熵(refined composite multiscale fuzzy entropy, RCMFE)、精细复合多尺度样本熵(refined composite multiscale sample entropy, RCMSE)、复合多尺度加权排列熵(composite multiscale weighted permutation entropy, CMWPE)。

关键词:改进层次多模式斜率熵(MHMSE);极限学习机(ELM);滚动轴承;故障诊断

中图分类号:TH165.3; TH133.33 **文献标志码:**A **文章编号:**1003-5060(2024)04-0464-08

Rolling bearing fault diagnosis based on modified hierarchical multi-mode slope entropy

JI Lei^{1,2}, CHEN Jian^{1,2}, LI Wei^{1,2}, CHEN Pin^{1,2}

(1. School of Mechanical Engineering, Hefei University of Technology, Hefei 230009, China; 2. Institute of Sound and Vibration Research, Hefei University of Technology, Hefei 230009, China)

Abstract: The feature extraction of rolling bearing vibration signal is usually difficult, and the quality of feature extraction has a great influence on the diagnosis result. In order to improve the accuracy of bearing fault diagnosis, a feature extraction method called modified hierarchical multi-mode slope entropy (MHMSE) is proposed and combined with extreme learning machine (ELM) to realize rolling bearing fault diagnosis. MHMSE employs the modified hierarchical method to extract the high and low frequency information of time series. Meanwhile, aiming at the dimension defect of slope entropy (SE), SE is extended to multi-mode slope entropy (MSE) to extract hierarchical component features. Inputting the fault feature vector extracted by MHMSE into the ELM, the bearing faults under nine working conditions can be identified. The experimental results show that the modified hierarchical method is better than the traditional hierarchical and multiscale sequence method. The diagnosis results of MHMSE are better than those of the modified hierarchical permutation entropy (MHPE), refined composite multiscale dispersion entropy (RCMDE), refined composite multiscale fuzzy entropy (RCMFE), refined composite multiscale sample entropy (RCMSE), and composite multiscale weigh-

收稿日期:2022-08-08;修回日期:2022-08-29

基金项目:国家自然科学基金资助项目(11604070);安徽省科技重大专项资助项目(17030901409)

作者简介:季磊(1996—),男,安徽芜湖人,合肥工业大学硕士生;

陈剑(1968—),男,河南固始人,博士,合肥工业大学教授,博士生导师。

ted permutation entropy(CMWPE).

Key words: modified hierarchical multimode slope entropy (MHMSE); extreme learning machine (ELM); rolling bearing; fault diagnosis

滚动轴承作为旋转机械的关键精密元件,各种复杂的工况会使轴承出现压痕磨损、疲劳剥落、裂纹等损伤,加剧轴承的振动,产生安全隐患。为减少事故的发生,需要对滚动轴承进行状态监测和故障诊断^[1-2]。

近些年,研究学者从统计度量角度出发,提出多种提取非线性信号动态特性特征的方法,如近似熵、样本熵、模糊熵、排列熵(permutation entropy, PE)等^[3-6]。由于 PE 较其他熵值方法计算简单,捕捉序列微弱信息能力强而被广泛应用,但 PE 仅反映原始序列的单一尺度信息。文献[7]采用粗粒化序列的方法,提出多尺度排列熵(multiscale permutation entropy, MPE);针对 MPE 未能充分利用序列元素信息的问题,文献[8]提出复合多尺度排列熵(composite multiscale permutation entropy, CMPE),复合平均化后的多尺度序列充分考虑每种出现可能的元素组合方式,包含的信息更全面。但粗粒化序列过程本质上是提取信号的低频信息,忽略了有用的高频信息分量。文献[9]提出层次熵(hierarchical entropy, HE),成功分离时间序列的高低频成分;文献[10]使用移动平均和移动差分的方法,提出改进的层次排列熵(modified hierarchical permutation entropy, MHPE),提升 HE 的分层分解能力。PE 算法利用时间序列的顺序衡量信号复杂度,却忽略了元素幅值的差异性,从而降低特征提取能力。针对排列熵对幅值信息的利用缺乏完备性的弊端,文献[11]提出基于符号和幅值信息的斜率熵(slope entropy, SE)。SE 采用类似线性量化的方式,通过划分阈值区间将序列元素之间的斜率定义为不同的符号模式,以此衡量时间序列的变化趋势。SE 的线性复杂度度量能力相较 PE 有大幅提升,但每个嵌入维数仅统计了一种符号模式,丢失了低维度的序列信息。

本文将 SE 低维的符号模式同时考虑在内,组成了多模式斜率熵(multi-mode slope entropy, MSE),并结合改进层次思想,提出一种改进层次多模式斜率熵(modified hierarchical multi-mode slope entropy, MHMSE),将其应用于轴承故障信号特征提取。最终把得到的特征向量输入极限学习机(extreme learning machine, ELM)构建诊

断模型,实现故障的分类。

1 改进层次多模式斜率熵

1.1 多模式斜率熵算法

本文将斜率熵推广为多模式斜率熵,使其包含多种维度的信息。首先假定一个时间序列 $y = \{y_i, i = 1, 2, \dots, L\}$, 对其进行相空间重构后得到子空间序列 $Y_m = \{y_t, y_{t+\tau}, \dots, y_{t+\tau(m-2)}, y_{t+\tau(m-1)}\}$, 其中: m 为嵌入维数; τ 为延迟时间; $t = 1, 2, \dots, L - \tau(m + 1)$ 。定义垂直增量阈值 γ , 水平增量阈值 δ 。 γ 为一个较大的量, 用来衡量向量序列之间的显著差异, 以区分不同的涨落阈值 δ 为一个非常小的数值, 以此来归类近似等幅值的情况。其次对时间序列的相邻元素进行差分, 通过阈值将子序列定义为不同的符号, 时间序列差分与符号的关系如图 1 所示。

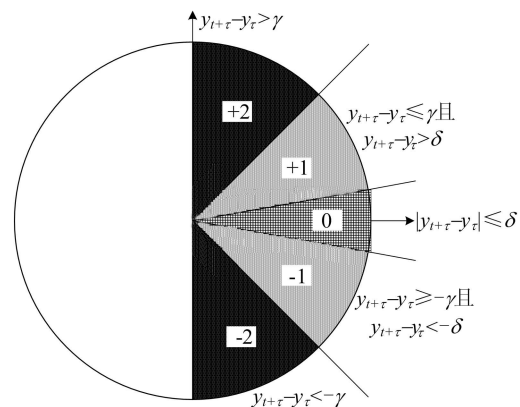


图 1 符号定义模式

当 $y_{t+\tau} - y_t > \gamma$ 时, 定义符号为 +2。

当 $y_{t+\tau} - y_t > \delta$ 且 $y_{t+\tau} - y_t \leq \gamma$ 时, 定义符号为 +1。当 $\gamma = 1$ 时, 此时的斜率变化在 $(0^\circ, 45^\circ]$ 范围内。

当 $|y_{t+\tau} - y_t| \leq \delta$ 时, 此时处于差分接近 0 的区域, 定义符号为 0。

当 $y_{t+\tau} - y_t < -\delta$ 且 $y_{t+\tau} - y_t \geq -\gamma$ 时, 定义符号为 -1。当 $\gamma = 1$ 时, 此时的斜率变化在 $[-45^\circ, 0^\circ)$ 范围内。

当 $y_{t+\tau} - y_t < -\gamma$ 时, 定义符号为 -2。

子序列按如上定义后可得符号子空间。原始的 SE 仅仅考虑了一种维度的符号子空间, 本文

提出的 MSE 将所有可取的维度全部统计在内,当嵌入维数为 m 时,可以获得 $\epsilon=m-1$ 种维度的子空间,每个维度都对应了 SE 的一种序列模式,将第 d 维的序列模式记为:

$$\pi_d^{(\epsilon)} = \{\psi_{d,i}^{(\epsilon)}, i = 1, 2, \dots, L-1\} \quad (1)$$

其中, $\psi_{d,i}^{(\epsilon)}$ 表示总维度为 ϵ 维时,第 d 维的第 i 个子空间, $d=1, 2, \dots, \epsilon$ 。

嵌入维数 $m=3$ 的符号序列模式如图 2 所示。

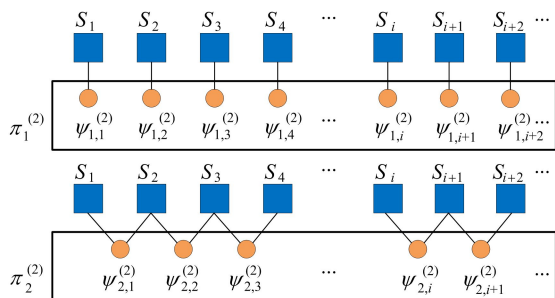


图 2 嵌入维数为 3 时的符号序列模式

$S_m = \{s_i, i = 1, 2, \dots, L-1\}$ 表示符号序列。统计每个序列模式子空间中出现的排列模式总数 Z_d , 每种排列出现的次数为 $h_{d,i}$, 可以得到相对应

的概率为 $p_{d,i} = h_{d,i}/Z_d$, 其中 $i=1, 2, \dots, Z_d$ 。定义每种序列模式下的香农熵为:

$$E_{SE}^{(d)} = - \sum_{i=1}^{Z_d} p_{d,i} \text{lb } p_{d,i} \quad (2)$$

多模式斜率熵定义为:

$$E_{MSE} = \{E_{SE}^{(d)}, d = 1, 2, \dots, \epsilon\} \quad (3)$$

1.2 改进层次多模式斜率熵算法

HE 通过平均和差分方法获取隐含的高低频信息,但其分层过程需要保证数据长度 $L=2^n$ (n 是正整数)。同时 HE 会随着层次的增加而逐渐失去统计意义,降低了分解的可靠性。改进的层次方法克服了以上缺点,提高了对序列尺度信息的提取能力。本文利用 MSE 提取分层处理后的时间序列,改进层次多模式斜率熵步骤计算如下。

1) 给定一个连续时间序列 $X = \{x_i, i = 1, 2, \dots, L\}$, 平均算子 P_0 和差分算子 P_1 定义如下:

$$P_0(x) = \frac{x_i + x_{i+1}}{2}, i = 1, 2, \dots, L-1 \quad (4)$$

$$P_1(x) = \frac{x_i - x_{i+1}}{2}, i = 1, 2, \dots, L-1 \quad (5)$$

2) 定义不同层数 s 下的算子 P_f^s (f 取 0 或 1) 公式为:

$$P_f^s = \begin{bmatrix} \frac{1}{2} & \underbrace{0 \dots 0}_{2^{s-1}-1} & \frac{(-1)^f}{2} & 0 & \dots & 0 & 0 & 0 \\ 0 & \frac{1}{2} & \underbrace{0 \dots 0}_{2^{s-1}-1} & \frac{(-1)^f}{2} & \dots & 0 & 0 & 0 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ 0 & 0 & 0 & 0 & \dots & \frac{1}{2} & \underbrace{0 \dots 0}_{2^{s-1}-1} & \frac{(-1)^f}{2} \end{bmatrix} \quad (6)$$

3) 为获得时间序列的层次信息,重复使用上述定义的算子 P_f^s 。为确定每层的 f 值,需根据第 s 层的节点 e (e 为整数) 定义一个特定的向量序列 $[r_1 \ r_2 \ \dots \ r_s]$, 两者之间的关系为:

$$e = \sum_j 2^{s-j} r_j \quad (7)$$

其中, $\{r_j, j = 1, 2, \dots, s\} \in \{0, 1\}$, r_j 即为每层采用的 f 值。

4) 时间序列的层次分量可以表示为:

$$X_{s,e} = P_{r_s}^s \cdot P_{r_{s-1}}^{s-1} \cdot \dots \cdot P_{r_1}^1 \cdot X \quad (8)$$

$s=3$ 的层次分解过程如图 3 所示。

5) 计算每个节点的 MSE,改进层次多模式斜率熵可以定义为:

$$E_{MHMSE}(x, m, \tau, s, e, \gamma, \delta) =$$

$$E_{MSE}(X_{s,e}, m, \tau, \gamma, \delta) \quad (9)$$

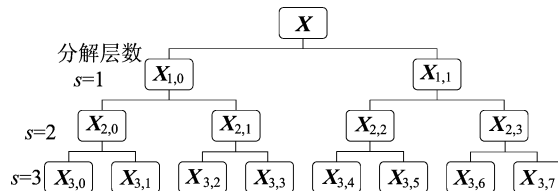


图 3 层次分解示意图

MHMSE 算法流程图如图 4 所示。其部分参数需要人为确定,分别为嵌入维数 m , 延迟时间 τ 、分解层数 s 、阈值 γ 和 δ 。为保证 MHMSE 至少包含 2 种符号模式,嵌入维数 m 需要大于 2。但随着 m 的增大,会造成维度冗余,同时计算也更加耗时,因此本文选取 $m=3$ 。延迟时间对相空间

重构的影响很小,一般设置 $t=1$ 。分解层数过低,会导致对时间序列提取的高低信息不充分;同时,分解时间随着分解层数 s 的增加近似指数增长,故 s 也不宜过高。综合考虑,本文设置 $s=3$ 。阈值 γ 和 δ 决定元素之间的斜率符号区间,SE 对阈值的设定不敏感,通常 γ 取 1 或 2, δ 取一个较小的数就具备较好的特征提取效果。因此,本文设置 $\gamma=1, \delta=0.001$ 。

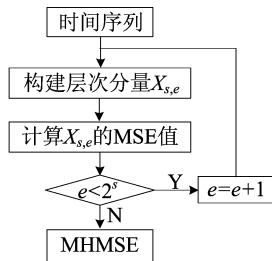


图 4 MHMSE 算法流程图

2 极限学习机

ELM^[12]与单隐藏层前馈神经网络类似,区别在于 ELM 输入层的权重和阈值随机产生,输出层权重通过广义逆求得,替代了传统神经网络的后向传播过程。ELM 比基于梯度的神经网络具有更快的学习速度和更好的泛化性能。

3 滚动轴承故障诊断实验分析

3.1 故障诊断流程

本文提出了一种基于改进层次多模式斜率熵和极限学习机的轴承故障诊断方法。采用该方法对不同类型和损伤程度的滚动轴承进行故障识别,其故障诊断流程如图 5 所示。

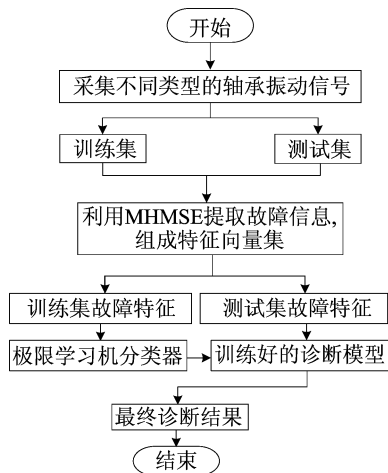


图 5 滚动轴承故障诊断流程

具体步骤如下:

1) 利用加速度传感器采集不同健康状态的滚动轴承振动信号。

2) 将采集到 X 类轴承信号按每段 Y 个采样点进行划分,每种健康状态的轴承获取 Z 个样本,一共 XZ 个样本。各类故障均随机选取 D 个样本作为训练集,剩下的 $(Z-D)$ 个样本作为测试集。

3) 利用 MHMSE 提取训练集和测试集的特征信息,将训练集特征输入 ELM 分类器训练诊断模型。

4) 将测试集特征输入构建好的诊断模型中实现滚动轴承故障分类。

3.2 实验数据

本文采用合肥工业大学轴承试验台采集的滚动轴承故障振动信号作为验证数据集,实验装置如图 6 所示。实验轴承采用 NSK 型号为 NU1010EM(内圈可拆型)和 N1010EM 外圈可拆型)的航空发动机轴承,通过激光打标机和走丝线切割机床加工出轴承元件损伤。轴承损伤类型包含健康状态,内圈、外圈、滚子的单点/多点/复合故障,一共 9 种类型。分别以数字 1~9 作为不同故障的类别标签,对应关系见表 1 所列。

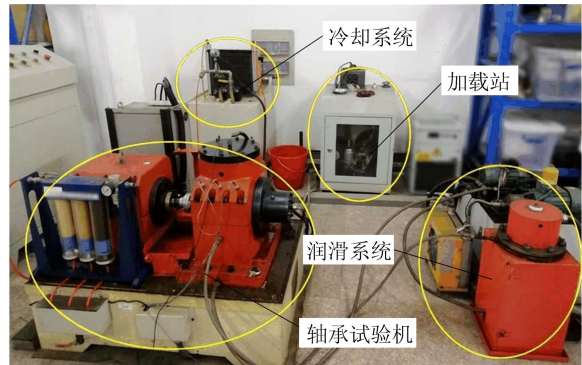


图 6 滚动轴承信号采集实验装置

表 1 滚动轴承故障参数

| 标签 | 故障模式 | 英文标签 | 故障个数 |
|----|-----------|------|------|
| 1 | 正常 | NORM | 0 |
| 2 | 内圈单点故障 | IRF1 | 1 |
| 3 | 外圈单点故障 | ORF1 | 1 |
| 4 | 滚子单点故障 | BF1 | 1 |
| 5 | 外圈/滚子复合故障 | OBF | 3 |
| 6 | 内圈/滚子复合故障 | IBF | 3 |
| 7 | 内圈多点故障 | IRF2 | 3 |
| 8 | 外圈多点故障 | ORF2 | 3 |
| 9 | 滚子多点故障 | BF2 | 3 |

注:故障尺寸大小均为 $9 \text{ mm} \times 0.2 \text{ mm}$ 。

使用 LMS Test. lab 软件进行数据采集, 采样频率为 20 480 Hz。采用轴向载荷 2 kN、转速为 2 000 r/min(工况 1)和轴向载荷 3 kN、转速为 3 000 r/min(工况 2) 2 个数据集进行验证。将所有类型的故障信号按每段 1 024 个采样点进行数据分割, 任选其中 20 个样本作为训练集, 80 个样本作为测试集, 训练集样本共 180 个, 测试集样本共 720 个。

3.3 特征提取实验

为验证本文方法的特征提取能力, 将 SE 与多种时间序列信息提取方法结合, 形成多种特征提取方法并进行对比。为避免符号混淆, 采用 M_s 表示多尺度, 这些方法分别为 SE、多尺度斜率熵(multi-scale slope entropy, MsSE)、层次斜率熵(hierarchical slope entropy, HSE)、改进层次斜率熵(modified hierarchical slope entropy, MHSE)和 MHMSE。

为保证对比的公平性, 将 MsSE 的尺度因子设为 $f_{scale} = 8$, HSE、MHSE、MHMSE 的分解层数设为 $s = 3$, 以保证算法尺度数目相同。嵌入维数和延迟时间与 MHMSE 保持一致, 均设为 $m = 3, t = 1$ 。在提取样本集的特征后, 使用平均轮廓系数^[13](mean silhouette coefficient, MSC)和戴维森-堡丁指数^[14](Davies Bouldin index, DBI)联合评价不同方法的线性聚类特性, 相关的计算方法如下:

$$C_{MSC} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \left(\frac{\kappa(i) - \nu(i)}{\max\{\kappa(i), \nu(i)\}} \right) \quad (10)$$

其中: N 为总样本数; $\kappa(i)$ 为样本 i 到簇内其他样本的平均距离; $\nu(i)$ 为样本 i 到其他簇的最小平均距离。

$$I_{DBI} = \frac{1}{C} \sum_{k=1}^C \max_{k \neq l} \left(\frac{S_k + S_l}{\|\omega_k - \omega_l\|_2} \right) \quad (11)$$

其中: C 为总类别数; S_k 和 S_l 分别为第 k, l 类的样本到各自中心的平均距离; ω_k 和 ω_l 分别为第 k, l 类的中心。

轮廓系数通过定义凝聚度和离散度来衡量数据之间的距离, 取值范围分布在 $[-1, 1]$ 之间, 数值越接近 1, 说明类内离散度越小, 类间离散度越大。DBI 是类与类之间最大相似的均值, 通常情况下数值越小, 则表明类间差异越大。SE 类算法的聚类分析结果如图 7、图 8 所示。

由图 7、图 8 可知, 原始 SE 特征提取效果远低于其他算法, 证明单一尺度的特征并不能很好地反映时间序列。MHSE 的聚类性能优于 MsSE 和

HSE, 这是由于 MHSE 的熵值信息中包含了不同时间序列的冗余信息, 随着尺度序列细节信息的增加, 熵算法的特征提取能力得到增强。本文提出的 MHMSE 算法聚类特性优于其他 SE 类算法, 从而体现了改进层次和多模式方法的优越性。

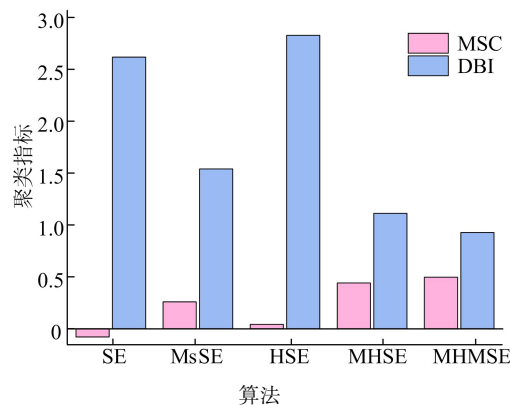


图 7 工况 1 中 SE 类算法聚类分析结果

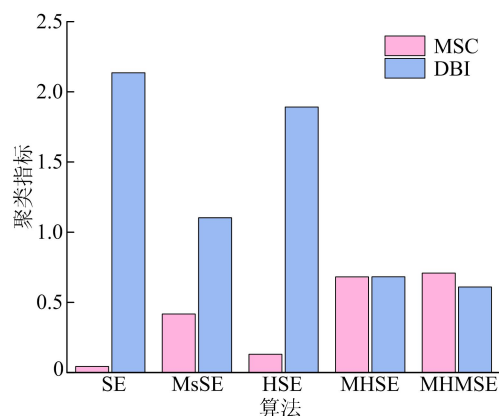


图 8 工况 2 中 SE 类算法聚类分析结果

为进一步比较 MHMSE 与其他类型算法的性能, 选取现有的 5 种算法作为对照组, 分别为 MHPE、精细复合多尺度散布熵(refined composite multiscale dispersion entropy, RCMDE)、精细复合多尺度模糊熵(refined composite multiscale fuzzy entropy, RCMFE)、精细复合多尺度样本熵(refined composite multiscale sample entropy, RCMSE)、复合多尺度加权排列熵(composite multiscale weighted permutation entropy, CMWPE)。同样, 为保证对比的公平性, 设置 $m = 3, t = 1, f_{scale} = 8, s = 3$, 其余参数的选择见文献[10, 15-18]。对比算法的具体参数设置见表 2 所列, 聚类分析结果如图 9 和图 10 所示。由图 9、图 10 可知, MHMSE 的两类指标在多种对比算法中均为最佳, 展现出良好的线性聚类特性。

表 2 对比算法参数设置

| 算法 | 主要参数 |
|-------|--|
| MHPE | 嵌入维数 $m=3$, 延迟时间 $\tau=1$, 分解层数 $s=3$ |
| RCMDE | 嵌入维数 $m=3$, 延迟时间 $\tau=1$, 类别个数 $c=5$, 尺度因子 $f_{scale}=8$ |
| RCMFE | 嵌入维数 $m=3$, 延迟时间 $\tau=1$, 尺度因子 $f_{scale}=8$, 相似容限 $R=0.15\sigma$, 模糊功率 $n=2$ |
| RCMSE | 嵌入维数 $m=3$, 延迟时间 $\tau=1$, 尺度因 $f_{scale}=8$, 相似容限 $R=0.2\sigma$ |
| CMWPE | 嵌入维数 $m=3$, 延迟时间 $\tau=1$, 尺度因子 $f_{scale}=8$ |

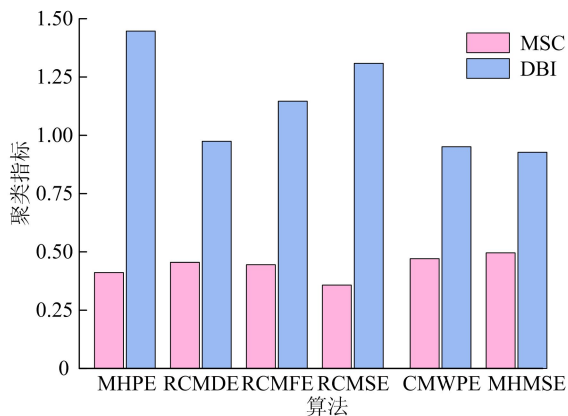
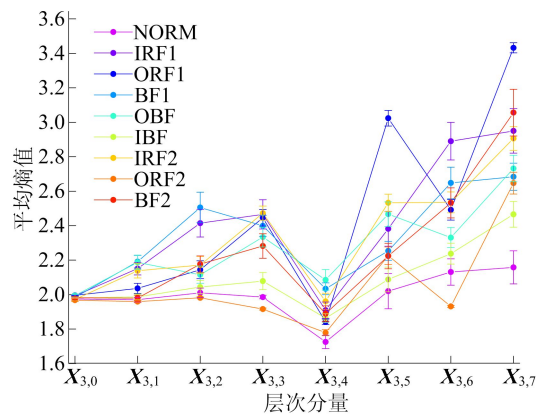


图 9 工况 1 中各种算法聚类分析结果



(b) MHSE(m=3)均值

图 11 MHSE 均值标准差曲线

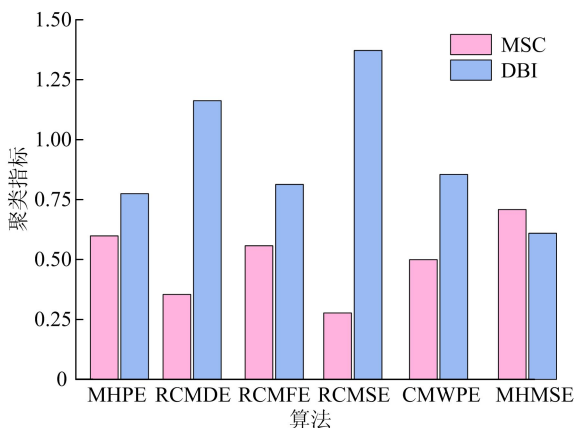


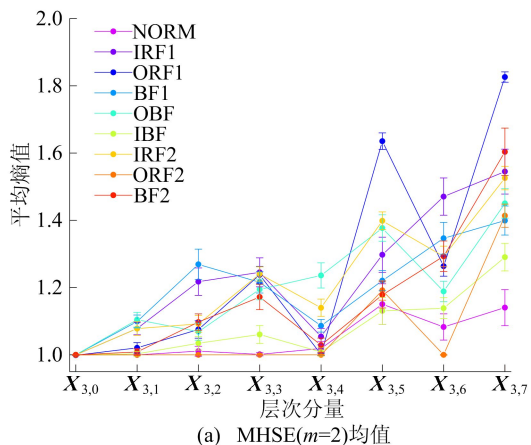
图 10 工况 2 中各种算法聚类分析结果

本文提出的 MHMSE 算法包含多个维度 MHSE, 9 种状态轴承振动信号 MHSE 的均值标准差曲线如图 11 所示。

可知嵌入维数 $m=2$ 和 $m=3$ 的 MHSE 熵值分别集中在 $[0.9, 1.9]$ 和 $[1.6, 3.5]$ 之间, 两者的特征拟合曲线具有较高的相似度, 但 $X_{3,1}$ 、 $X_{3,3}$ 、 $X_{3,4}$ 、 $X_{3,5}$ 层次分量的熵值存在较为明显的差异。

为探究 MHMSE 将这些信息充分利用后的效果, 将特征提取后的向量输入极限学习机进行分类实验。极限学习机的激活函数采用 Sigmoid 函数, 神经元数目分别设置为: 输入层 $R=8/16$, 隐藏层 $Q=30$, 输出层 $F=1$ 。1 次实验的混淆矩阵如图 12 所示。图 12 中: 横坐标 1~9 代表预测的 9 种轴承状态; 纵坐标 1~9 代表实际的 9 种轴承故障状态, 对角线代表每种故障的预测正确率。由图 12 可知: 本次实验中, 嵌入维数 $m=2$ 的 MHSE 发生 4 类误诊, 分别对应正常、内圈单点故障、外圈/滚子复合故障、滚子多点故障, 总体正确率为 99.0%; 嵌入维数 $m=3$ 的 MHSE 产生 3 类误诊, 分别对应正常、内圈单点故障、内圈/滚子复合故障, 总体正确率为 99.3%; 而 MHMSE 则完全识别出了所有类型和损伤程度的故障, 总体正确率达到 100.0%, 从而验证了不同维度层次熵值的细节差异对表征整体特征的有效性。

为探究 MHMSE 在 SE 类算法中的性能, 将单一维数的 SE、MsSE、HSE、MHSE 和 MHMSE 结合 ELM 进行对比。为排除偶然性因素, 每种算法均进行 20 次实验, 2 种工况的实验结果见表 3 和表 4 所列。



(a) MHSE(m=2)均值

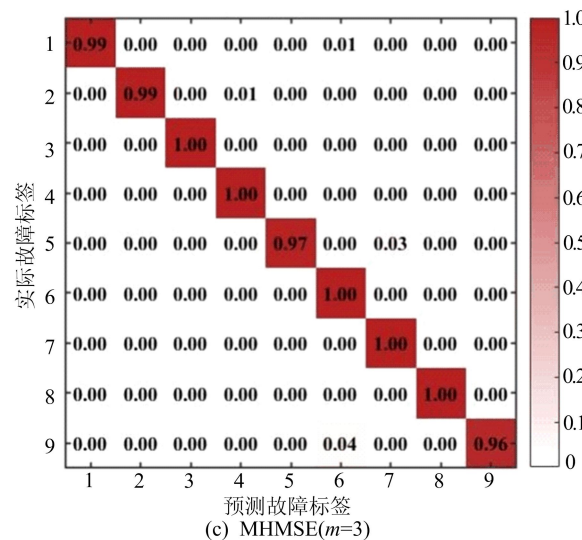
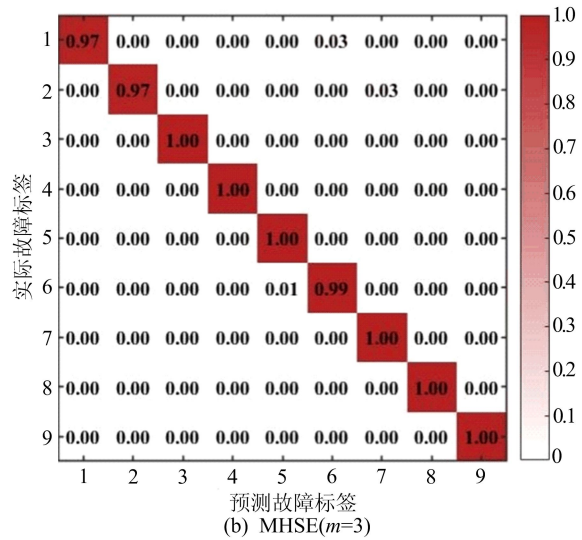
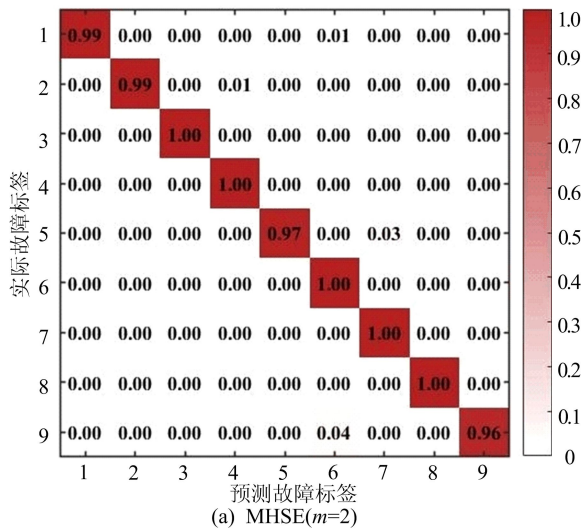


图 12 MHSE 和 MHMSE 的混淆矩阵

在工况 1 和工况 2 中, MHMSE 较 MHSE 的平均正确率分别提升了 5.78% 和 0.74%, 标准差分别降低了 0.57% 和 0.19%。尽管工况 2 中 MHSE 的诊断效果接近 MHMSE, 但 MHSE 在

面对不同的轴承工作条件时, 性能上存在较大的差异。SE 类方法的对比结果进一步验证了多模式方法的优越性, 同时可以看出, 改进层次方法要优于多尺度和传统层次方法。

表 3 工况 1 中 SE 类方法分类正确率及标准差 %

| 方法 | 最大值 | 最小值 | 平均值 | 标准差 |
|-----------|--------|-------|-------|------|
| SE+ELM | 52.92 | 49.31 | 50.68 | 0.93 |
| MsSE+ELM | 88.33 | 83.06 | 86.26 | 1.45 |
| HSE+ELM | 59.86 | 53.06 | 56.35 | 1.85 |
| MHSE+ELM | 95.00 | 91.39 | 93.69 | 0.85 |
| MHMSE+ELM | 100.00 | 98.75 | 99.47 | 0.28 |

表 4 工况 2 中 SE 类方法分类正确率及标准差 %

| 方法 | 最大值 | 最小值 | 平均值 | 标准差 |
|-----------|--------|-------|-------|------|
| SE+ELM | 56.67 | 52.22 | 55.39 | 1.06 |
| MsSE+ELM | 91.67 | 87.08 | 89.18 | 1.10 |
| HSE+ELM | 69.72 | 65.00 | 67.14 | 1.15 |
| MHSE+ELM | 99.72 | 98.61 | 99.23 | 0.25 |
| MHMSE+ELM | 100.00 | 99.86 | 99.97 | 0.06 |

为了进一步对比 MHMSE 与其他方法的性能, 选取现有的 MHPE、RCMDE、RCMFE、RCMSE、CMWPE 为对照组。每种方法同样进行 20 次实验, 实验结果见表 5 和表 6 所列。本次实验中, MHMSE 的平均正确率均在 99% 以上。工况 1 中 MHMSE 的平均正确率比其他方法分别提升了 6.63%、4.60%、3.89%、8.68%、5.38%; 工况 2 中 MHMSE 的平均正确率分别提升了 2.61%、1.11%、1.15%、11.98%、3.12%。2 种工况下, MHMSE 的标准差分别为 0.22% 和 0.08%, 鲁棒性最好。同时 2 种工况下 MHPE 的平均正确率均低于 MHSE, 这是由于 PE 忽略了时间序列的幅值信息, 而 SE 充分考虑幅值大小和变化趋势, 从而蕴含的信息更全面。本次实验结果表明, MHMSE 区分多种类型和损伤程度故障的能力优于多种传统方法, 且在不同工况下都具有较好的性能。

表 5 工况 1 中不同方法分类正确率及标准差 %

| 方法 | 最大值 | 最小值 | 平均值 | 标准差 |
|-----------|--------|-------|-------|------|
| MHPE+ELM | 95.14 | 91.25 | 92.78 | 1.03 |
| RCMDE+ELM | 96.53 | 92.22 | 94.81 | 1.00 |
| RCMFE+ELM | 96.67 | 94.17 | 95.52 | 0.63 |
| RCMSE+ELM | 93.75 | 88.89 | 90.73 | 1.29 |
| CMWPE+ELM | 96.11 | 91.94 | 94.03 | 1.16 |
| MHMSE+ELM | 100.00 | 99.03 | 99.41 | 0.22 |

表6 工况2中不同方法分类正确率及标准差 %

| 方法 | 最大值 | 最小值 | 平均值 | 标准差 |
|-----------|--------|-------|-------|------|
| MHPE+ELM | 98.47 | 95.97 | 97.35 | 0.68 |
| RCMDE+ELM | 99.44 | 97.78 | 98.85 | 0.50 |
| RCMFE+ELM | 99.44 | 98.06 | 98.81 | 0.34 |
| RCMSE+ELM | 90.42 | 86.25 | 87.98 | 1.02 |
| CMWPE+ELM | 97.78 | 95.42 | 96.84 | 0.66 |
| MHMSE+ELM | 100.00 | 99.72 | 99.96 | 0.08 |

4 结 论

本文提出一种基于MHMSE和ELM的滚动轴承故障诊断方法。改进层次方法通过移动平均和移动差分策略提取时间序列的高低频信息,较传统的多尺度、层次方法性能提升明显。SE利用符号度量序列幅值差异,蕴含信息更丰富。本文考虑SE不同模式之间存在的细节差异,将其推广到MSE,提升了SE算法的特征提取能力,将MSE作为后置算法,从而构成了MHMSE。

将MHMSE和多种方法进行了特征提取和诊断效果对比。结果表明MHMSE在SE类算法中具有最好的特征提取效果和诊断性能。同时,MHMSE在2种工况下的平均正确率均达到99%以上,诊断精度和鲁棒性上优于现有的MHPE、RCMDE、RCMFE、RCMSE、CMWPE算法,实用性较强。

[参 考 文 献]

- [1] YU K, LIN T R, MA H, et al. A multi-stage semi-supervised learning approach for intelligent fault diagnosis of rolling bearing using data augmentation and metric learning[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2021, 146: 107043.
- [2] CAO S S, XU F Y, MA T C. Fault diagnosis of rolling bearing based on multiscale one-dimensional hybrid binary pattern[J]. Measurement, 2021, 181: 109552.
- [3] 赵征,汪向硕. 基于CEEMD和改进时间序列模型的超短期风功率多步预测[J]. 太阳能学报, 2020, 41(7): 352-358.
- [4] 唐洁,刘晓琴. 基于近似熵的斯隆数字化巡天中类星体光变复杂性分析[J]. 物理学报, 2019, 68(14): 388-395.
- [5] 杨磊,杨帆,何艳. 采用样本熵自适应噪声完备经验模态分解的脑电信号眼电伪迹去除算法[J]. 西安交通大学学报, 2020, 54(8): 177-184.
- [6] 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.
- [7] OUYANG G X, LI J, LIU X Z, et al. Dynamic characteristics of absence EEG recordings with multiscale permutation entropy analysis [J]. Epilepsy Research, 2013, 104 (3): 246-252.
- [8] 郑近德. 一种基于复合多尺度排列熵的滚动轴承故障诊断方法:CN104849050A[P]. 2017-10-27.
- [9] JIANG Y, PENG C K, XU Y. Hierarchical entropy analysis for biological signals[J]. Journal of Computational and Applied Mathematics, 2011, 236(5): 728-742.
- [10] LI Y, LI G, YANG Y, et al. A fault diagnosis scheme for planetary gearboxes using adaptive multi-scale morphology filter and modified hierarchical permutation entropy[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2018, 105: 319-337.
- [11] CUESTA-FRAU D. Slope entropy: a new time series complexity estimator based on both symbolic patterns and amplitude information[J]. Entropy, 2019, 21(12): 1167.
- [12] SHARIATI M, MAFIPOUR M S, MEHRABI P, et al. Application of Extreme Learning Machine (ELM) and Genetic Programming (GP) to design steel-concrete composite floor systems at elevated temperatures[J]. Steel and Composite Structures, 2019, 33(3): 319-332.
- [13] MEISELES A, ROKACH L. Source model selection for deep learning in the time series domain[J]. IEEE Access, 2020, 8: 6190-6200.
- [14] XU Z, JUN W, PETER L D, et al. A novel clustering algorithm for grouping and cascade utilization of retired Li-ion batteries[J]. Journal of Energy Storage, 2020, 29: 101303.
- [15] ZHENG J D, HUANG S Q, PAN H Y, et al. An improved empirical wavelet transform and refined composite multiscale dispersion entropy-based fault diagnosis method for rolling bearing[J]. IEEE Access, 2020, 8: 168732-168742.
- [16] GAO S Z, WANG Q, ZHANG Y M. Rolling bearing fault diagnosis based on CEEMDAN and refined composite multiscale fuzzy entropy[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2021, 70: 1-8.
- [17] RAFFALT P C, DENTON W, YENTES J M. On the choice of multiscale entropy algorithm for quantification of complexity in gait data[J]. Computers in Biology and Medicine, 2018, 103: 93-100.
- [18] ZHENG J D, DONG Z L, PAN H Y, et al. Composite multiscale weighted permutation entropy and extreme learning machine based intelligent fault diagnosis for rolling bearing [J]. Measurement, 2019, 143: 69-80.

(责任编辑 吴亮)