

多尺度注意力熵在滚动轴承故障诊断中的应用*

姚殷柔, 郑近德, 潘海洋, 童靳于

(安徽工业大学机械工程学院 马鞍山, 243032)

摘要 针对单一尺度注意力熵无法获取多尺度信息,进而难以适配复杂、多类别故障机械信号的检测需求问题,基于多尺度注意力熵(multiscale attention entropy,简称MAE)在特征提取方面的优势,将其引入到滚动轴承故障诊断中,提出了一种基于MAE、核主成分分析(kernel principal component analysis,简称KPCA)与萤火虫优化算法支持向量机(firefly algorithm support vector machine,简称FA-SVM)的滚动轴承故障诊断方法。首先,计算滚动轴承振动信号的MAE,并以此构建故障特征数据集;其次,利用KPCA对高维故障特征集进行降维,获得低维敏感故障特征集;然后,利用低维敏感特征集对基于FA-SVM的多故障分类器进行训练和测试,实现滚动轴承故障的诊断与识别;最后,通过试验数据分析,将所提故障诊断方法与基于多尺度散布熵(multiscale dispersion entropy,简称MDE)、多尺度样本熵(multiscale sample entropy,简称MSE)、多尺度排列熵(multiscale permutation entropy,简称MPE)和多尺度模糊熵(multiscale fuzzy entropy,简称MFE)等特征提取的故障诊断方法进行了对比。结果表明,所提方法不仅能够精确识别滚动轴承局部故障位置和故障程度,而且相比于其他方法其故障识别率最高。

关键词 多尺度注意力熵;多尺度熵;核主成分分析;滚动轴承;故障诊断

中图分类号 TH165.3

引言

旋转机械在现代工业中应用极其广泛,滚动轴承作为旋转机械的关键零部件,在运转过程中由于受载荷、转速及外部冲击等因素的影响,常常会出现磨损或局部故障,导致机械故障和工业事故时有发生。在设备运行过程中,滚动轴承各种故障并不易直接判别,如何高效地对滚动轴承的健康状态进行监测及对早期故障进行识别是近年来研究的热点。

基于熵的复杂性理论作为研究非线性动力学的重要工具,因其能够度量时间序列的复杂性和规律性而被广泛应用于诸多领域的时间序列分析。当滚动轴承出现故障时,其振动信号往往呈现非平稳和非线性特性^[1],且不同故障引起的振动信号的复杂性变化也不相同。目前,多种基于熵的复杂性度量指标已被用于滚动轴承故障特征表征与诊断,如近似熵^[2]、谱熵^[3]、样本熵^[4]、散布熵^[5]、模糊熵^[6]、排列熵^[7]及气泡熵^[8]等。金榕舜等^[9]将近似熵与经验模态分解相结合进行故障诊断,所提方法能够有效识别滚动轴承的故障状态。孙德建等^[10]根据数学形态运算的特点提出了形态梯度谱熵,对滚动轴承进行寿命数据分析,提取出滚动轴承的退化特征。Zhuang等^[11]提出一种基于变分模态分解和样本熵

的特征提取方法,并通过试验验证了该模型具有良好的故障识别率。柯赞等^[12]提出了基于层次散布熵的故障诊断方法,实现了滚动轴承的高效故障诊断。

但是,上述熵方法的计算都基于原始序列构造子序列,依据在子序列中提取模式,通过分析这些模式的频率分布定义熵值。这种计算过程会受到子序列构成的影响,如模糊熵对输入参数有较大的依赖性,排列熵易受到子序列中等值点的影响,气泡熵尽管对参数设置不敏感,但不适用于大规模数据。针对上述方法的缺陷,Yang等^[13]提出了注意力熵(attention entropy,简称AE)的概念。AE能够在原始时间序列上定义关键模式,通过观察关键模式间的频率分布来定义熵值,并且省去了子序列的构造和参数的调整,运算复杂度更低。

由于AE只能分析单一尺度时间序列的复杂性,易造成时间序列其他时间尺度上信息的缺失。本研究在AE的基础上,结合多尺度熵中粗粒化多尺度的思想,提出了多尺度注意力熵,将MAE方法用于滚动轴承振动信号的故障特征提取。MAE能够根据关键模式间间隔的出现频率,有效度量不同尺度下时间序列模式复杂性程度。考虑到特征提取得到的特征集数据量较大,为避免输入特征的冗余,减少诊断过程的计算量,本研究利用KPCA对特征

* 国家自然科学基金资助项目(51975004);安徽省高校杰出青年科研资助项目(2022AH020032)

收稿日期:2023-08-03;修回日期:2023-10-07

集进行降维,采用FA-SVM建立故障诊断分类器,提出一种基于MAE、KPCA和FA-SVM的滚动轴承故障诊断方法,并将其与MSE、MDE、MPE和MFE等故障诊断方法进行对比。试验数据分析结果表明,所提出的故障诊断方法可有效识别滚动轴承的故障程度和故障位置,且效果优于其他对比方法。

1 算法与原理

1.1 注意力熵

AE通过定义时间序列关键模式,分析模式间间隔的频率分布,来表征时间序列的复杂性和不规则程度。相比于近似熵、样本熵和排列熵等方法,AE具有不需要调整参数、受时间序列长度影响较小和计算耗时较短等优点,其计算步骤如下。

1) 对于给定的时间序列 $X = \{x(i), i = 1, 2, \dots, N\}$, 定义 x 的局部极大值序列为 $R = \{x_{r(i)}, i = 1, 2, \dots, j\}$, 其中 $r = \{r_1, r_2, \dots, r_j\}$; x 的局部极小值序列为 $S = \{x_{s(i)}, i = 1, 2, \dots, k\}$, 其中 $s = \{s_1, s_2, \dots, s_k\}$ 。

2) 将峰值点作为 x 的关键模式, 关键模式之间的间隔分4种情况, 以此构造局部值间的区间序列

$$\begin{cases} T_{\text{mmax}} = \{r_2 - r_1, r_3 - r_2, r_4 - r_3, \dots, r_j - r_{j-1}\} \\ T_{\text{mmin}} = \{s_2 - s_1, s_3 - s_2, s_4 - s_3, \dots, s_j - s_{j-1}\} \\ T_{\text{max_min}} = \begin{cases} r_1 - s_1, r_2 - s_2, r_3 - s_3, \dots & (r_1 < s_1) \\ r_1 - s_2, r_2 - s_3, r_3 - s_4, \dots & (r_1 > s_1) \end{cases} \\ T_{\text{min_max}} = \begin{cases} s_1 - r_2, s_2 - r_3, s_3 - r_4, \dots & (r_1 < s_1) \\ s_1 - r_1, s_2 - r_2, s_3 - r_3, \dots & (r_1 > s_1) \end{cases} \end{cases} \quad (1)$$

其中: T_{mmax} 为局部最大值间的区间序列; T_{mmin} 为局部最小值间的区间序列; $T_{\text{max_min}}$ 为局部最大值到局部最小值的区间序列; $T_{\text{min_max}}$ 为局部最小值到局部最大值的区间序列。

3) 分别计算 T_{mmax} 、 T_{mmin} 、 $T_{\text{max_min}}$ 和 $T_{\text{min_max}}$ 中各个不同元素出现的概率, 共设有 n 个不同元素, 每个元素出现的概率为 $p_i (i = 1, 2, \dots, n)$, 则 $\sum_{i=1}^n p_i = 1$ 。

4) 时间序列 X 的AE可以按照Shannon熵的形式定义为

$$H(p) = - \sum_{i=1}^n p_i \ln(p_i) \quad (2)$$

文献[13]指出, 在大多数情况下, 基于4种局部区间序列定义的模式而计算的熵值 $H(p_{\text{mmax}})$ 、 $H(p_{\text{mmin}})$ 、 $H(p_{\text{max_min}})$ 及 $H(p_{\text{min_max}})$ 之间的差异较小。因此, 可根据不同情况选取合适的区间序列进

行注意力熵值的计算。通过分析4种情况, 取4个熵值的平均值作为时间序列 X 的注意力熵值, 即

$$H(p) = \frac{H(p_{\text{mmax}}) + H(p_{\text{mmin}}) + H(p_{\text{max_min}}) + H(p_{\text{min_max}})}{4} \quad (3)$$

相比单一情况, 取4种不同情况的均值作为最终AE值, 能够有效消除数据中可能存在的异常值。

1.2 多尺度注意力熵

AE只能分析单一尺度下时间序列的自相似性和复杂度。为了能更好地反映不同尺度下时间序列包含的信息, 本研究提出了多尺度注意力熵。

对于上述时间序列 X , 构造其粗粒化序列为

$$y_j^{(\tau)} = \frac{1}{\tau} x_i \quad (1 \leq j \leq N/\tau) \quad (4)$$

其中: j 为原始序列粗粒化后的长度; τ 为粗粒尺度因子, $\tau = 1$ 时粗粒化序列即为原始时间序列。

对于不同的 τ , 计算每个尺度因子下的注意力熵值, 得到所有尺度的注意力熵值, 即

$$\text{MAE}(x) = \frac{1}{\tau} \sum_{k=1}^{\tau} \text{AE}(y_k^{(\tau)}) \quad (5)$$

1.3 核主成分分析

主成分分析(principal component analysis, 简称PCA)作为一种最常见的线性特征提取方法, 在故障诊断过程中能对特征数据集进行降维处理和特征提取。对于滚动轴承故障诊断系统, 其故障信号间通常是不相关的, 因此需要一种非线性方法。KPCA是特殊的主成分分析法^[14], 其基本思想是通过引入非线性核函数, 将原本的特征空间映射到高维空间中, 再执行主成分分析。KPCA算法原理如下。

设有一个输入数据集 $x_k (k = 1, 2, \dots, l)$, $x_k \in R^n$, 其中: k 为样本个数; n 为维数。首先, 对 x_k 进行去中心化处理得到新数据集 X_k , 再通过非线性核函数 ϕ 映射到高维空间, 可以计算样本的协方差矩阵为

$$\text{Cov} = \frac{1}{l} \sum_{j=1}^l \phi(X_j) \phi(X_j)^T \quad (6)$$

计算高维特征空间的特征向量 $w_i (i = 1, 2, \dots, n)$ 及其对应的特征值 $\lambda_i (i = 1, 2, \dots, n)$, 将 w_i 用映射后的数据集 $\phi(X)$ 线性表示, 构造出内积矩阵为

$$\lambda_i \sum_{i=1}^l \phi(X)^T \phi(X) p_i = \frac{1}{l} \sum_{i=1}^l \phi(X) \phi(X)^T \sum_{i=1}^l \phi(X)^T \phi(X) p_i \quad (7)$$

其中: $p_i (i = 1, 2, \dots, n)$ 为线性系数。

引入核矩阵 K 替换内积矩阵, 计算 K 的中心化核矩阵 K' , 此时输入数据集的降维转变为求核特征值问题, 按特征值从大到小倒序排列。根据诊断要求, 设置提取效率阈值, 计算累积贡献率 c_μ 为

$$c_\mu = \frac{\sum_{i=1}^{\mu} \lambda_i}{\sum_{i=1}^n \lambda_i} \quad (8)$$

当 c_μ 大于、等于效率阈值时, 选定前 μ 个主成分进行特征输入。

1.4 萤火虫算法优化支持向量机

支持向量机 (support vector machine, 简称 SVM) 作为一种有监督学习分类器, 对数据、图像等有良好的故障识别与分类功能。为了保证得到较优的分类效果和较高的故障诊断识别率, 应重点关注 SVM 模型中 2 个主要参数 (惩罚因子 C 和核函数参数 σ) 的选择。目前, 针对 SVM 模型参数选择问题已有很多优化算法, 如粒子群优化算法^[15]、万有引力优化算法^[16]、鲸鱼优化算法^[17] 及萤火虫优化算法^[18] 等。萤火虫算法是模仿自然界中萤火虫在黑夜里发光来互相传递信息、互相吸引的算法^[18], 因该算法参数较少, 实现过程简单, 且在连续空间和离散空间上均具有良好的优化效果, 本研究将其应用于 SVM 模型参数的优化与选择。原始 FA 算法具体过程如下。

萤火虫的荧光亮度公式为

$$I(r) = I_0 e^{-\gamma r^2} \quad (9)$$

相应的吸引力为

$$\beta = \beta_0 e^{-\gamma r^2} \quad (10)$$

其中: I_0 、 β_0 分别为萤火虫距离为 0 时的亮度和吸引力; r 为萤火虫之间的距离; γ 为光吸收系数。

萤火虫的位置更新公式为

$$x_i^\chi = x_i^{\chi-1} + \beta(x_j^{\chi-1} - x_i^{\chi-1}) + \alpha_0 \theta^{\chi-1} \quad (11)$$

其中: χ 为迭代次数; x_j 为比 x_i 亮度更亮的萤火虫位置向量。

由文献[19]可知, θ 为常值, 其取值范围为 0.95~0.99; α_0 取 1。

FA-SVM 具体实现步骤如下:

- 1) 根据特征样本集, 划分训练集和测试集;
- 2) 设置相应的参数值, 包括 θ 、 α_0 和 γ , 初始化萤火虫的位置和荧光亮度值;
- 3) 根据荧光亮度公式和吸引力公式, 计算得出萤火虫之间的亮度和吸引力值, 更新萤火虫个体的位置、亮度值和适应度值, 使个体朝着相对亮度更亮的方向靠近;
- 4) 判断是否满足预设条件, 若能达到函数最优位置值, 停止迭代搜索, 获得支持向量机模型的最优参数值 C 和 σ ;
- 5) 依次对训练集和测试集进行 SVM 模型的训练, 直至完成 FA-SVM 模型的建立。

萤火虫算法优化支持向量机流程如图 1 所示。

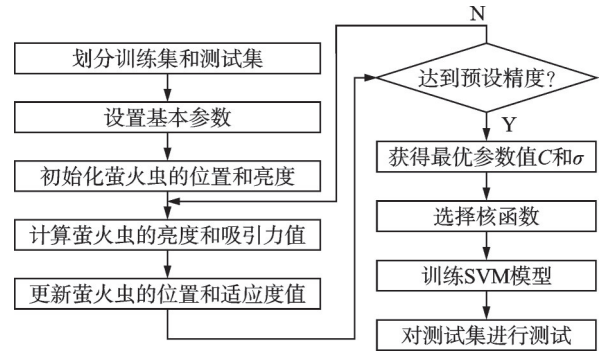


图 1 萤火虫算法优化支持向量机流程

Fig.1 Flowchart of firefly algorithm support vector machine

2 试验分析

为了验证所提 MAE 方法的效果, 采用高斯白噪声、蓝噪声和自回归 (auto regression, 简称 AR) 信号进行仿真试验分析。其中, 蓝噪声是通过使用高斯白噪声频谱处理得到的有色噪声, AR 信号是模拟的 3 阶自回归信号。噪声信号的波形与频谱如图 2 所示。观察信号的波形图可以看出, 波形均较为复杂且随机性较大, 无法直接根据波形区分这 3

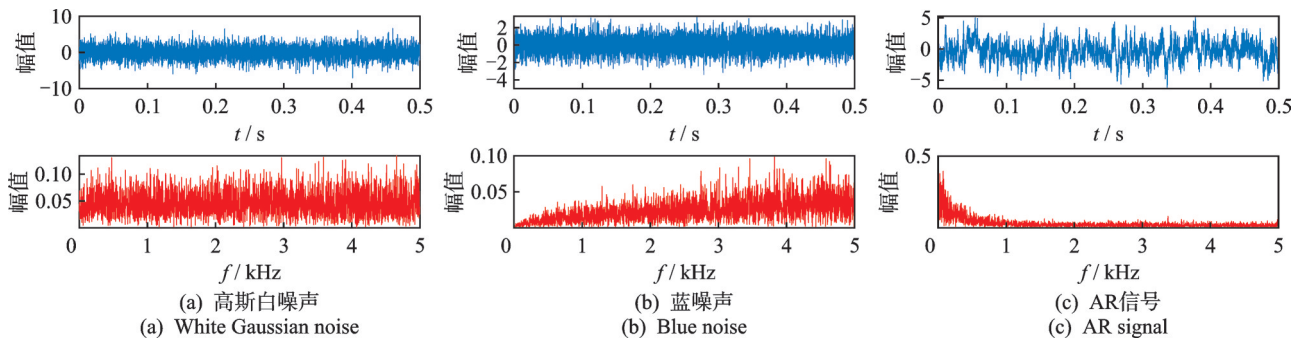


图 2 噪声信号的波形与频谱

Fig.2 Noise signal waveforms and spectrum

种模拟信号。

取20组长长度为5 500的高斯白噪声、蓝噪声和AR信号,分别采用MAE、MPE和MDE方法对这3种信号进行分析。本研究取AE均值分析法进行分析。MSE参数设置为:嵌入维数 $m=2$,容限 $r=0.15 SD$ (SD为数据的标准差)^[20],时间延迟 $\lambda=1$;MDE参数设置为:嵌入维数 $m=6$,类别数 $c=3$ ^[5],

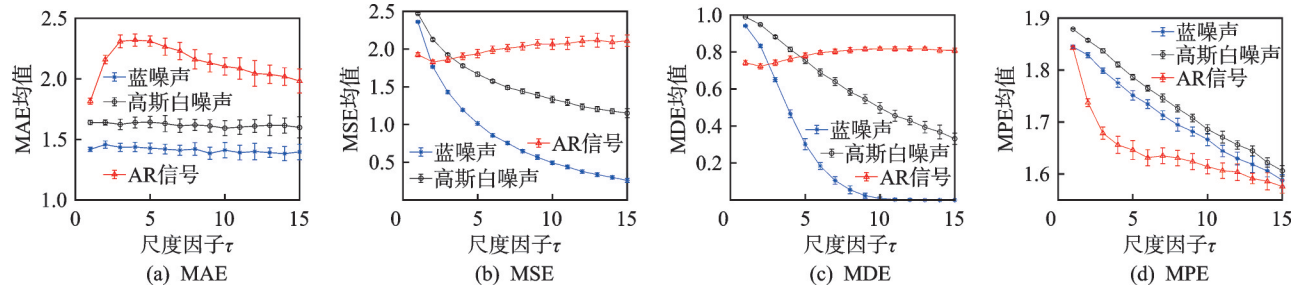


图3 不同方法计算的随机噪声的熵值曲线

Fig.3 Entropy curves of different methods of random noises

由图3可知,除MPE方法外,在全尺度上其余3种方法均能对3种随机噪声信号进行区分。在低尺度上,MSE和MDE方法提取的不同噪声信号熵值曲线出现交叉的现象,随着尺度因子的增加,3种噪声的MAE、MSE和MDE熵值大小关系一致,即AR熵值>白噪声熵值>蓝噪声熵值。其中,白噪声熵值曲线均位于蓝噪声熵值曲线的上方,这是由于白噪声包含各种频率的声音,而蓝噪声的低频能量被抑制,高频能量集中,因此白噪声相比蓝噪声结构更复杂。仿真结果与实际相符。

为了评估不同熵方法的计算复杂度,以高斯白噪声为例,取不同数据长度 N 下各20组样本点数($N=2000+500i, i=1, 2, \dots, 8$),计算不同数据长度下几种方法的计算耗时。高斯白噪声信号长度变化时不同方法的耗时情况如图4所示。由图可知,4种熵方法的计算时间随着数据长度的增加而增加。相较于MSE、MDE和MPE,MAE方法在不同数据长度下计算时间均最少,且随着数据长度的增加,计算时间增加不明显。这是由于AE省去了子序列的

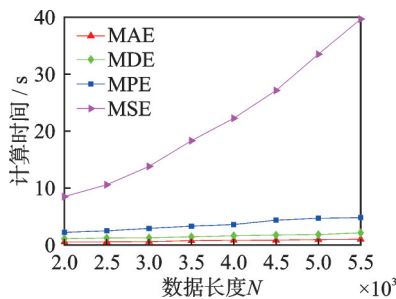


图4 高斯白噪声信号长度变化时不同方法的耗时情况

Fig.4 Time consumption of different methods with varying lengths of white Gaussian noise

时间延迟 $\lambda=1$;MPE参数设置为:嵌入维数 $m=6$ ^[21],时间延迟 $\lambda=1$ 。取最大尺度因子 $\tau=15$,计算15个尺度下的熵值均值和标准差,绘制MAE、MDE、MDE和MPE熵值曲线图。不同方法计算的随机噪声的熵值曲线如图3所示。在15个尺度之后,熵值趋于平稳,由于过大的尺度因子影响计算时间,所以综合考虑选取尺度因子数为15。

构造,直接从原始数据中提取模式,极大地降低了计算的复杂度,因此计算速度更快。

3 基于MAE、KPCA和FA-SVM的滚动轴承故障诊断方法

3.1 故障诊断模型

基于MAE对非线性故障信号特征提取的有效性和精确性,并考虑到输入特征样本集的复杂度和冗余性,提出一种基于MAE、KPCA和FA-SVM相结合的滚动轴承故障诊断方法。具体实现步骤如下:

1) 采集滚动轴承振动信号,考虑取 M 种不同故障状态的信号数据,将每种状态划分为 N 段,每段具有相同的样本长度;

2) 选择前15个时间尺度进行分析,计算不同尺度下不同故障状态的MAE,提取非线性故障特征,生成高维特征集;

3) 采用KPCA方法对高维特征集进行降维,根据设定的贡献度下限的85%选择低维特征样本,生成低维故障特征向量进行输入;

4) 从低维特征样本中划分训练集和测试集,基于FA-SVM分类器对训练集进行训练,建立训练模型,再将测试集输入模型进行测试,完成故障诊断。

3.2 试验验证

3.2.1 试验介绍

为进一步验证本研究方法的有效性,采用某公司研制的低速重载轴和轮系故障模拟试验台试验数据进行分析。图5为低速重载轴和轮系故障模拟试

验台。在转速为1 500 r/min、采样频率为10 kHz、负载为1 kN的条件下,采集滚动轴承7种不同状态的试验数据,如表1所示。不同状态滚动轴承时域波形如图6所示。图中分别为正常状态、保持架断

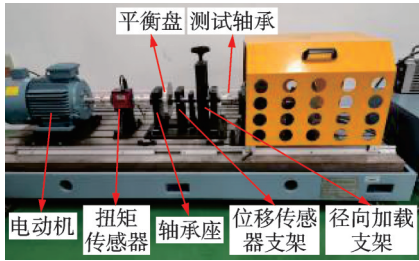


图5 低速重载轴和轮系故障模拟试验台

Fig.5 The simulation test bench for low-speed heavy-duty axle and wheel system failure

表1 试验数据

Tab.1 Experimental data

轴承状态	故障直径/mm	类别数
正常	0	1
保持架故障断裂	—	2
滚动体故障点蚀	—	3
内圈故障+外圈故障	0.3	4
外圈故障1	0.2	5
外圈故障2	0.4	6
外圈故障3	0.7	7

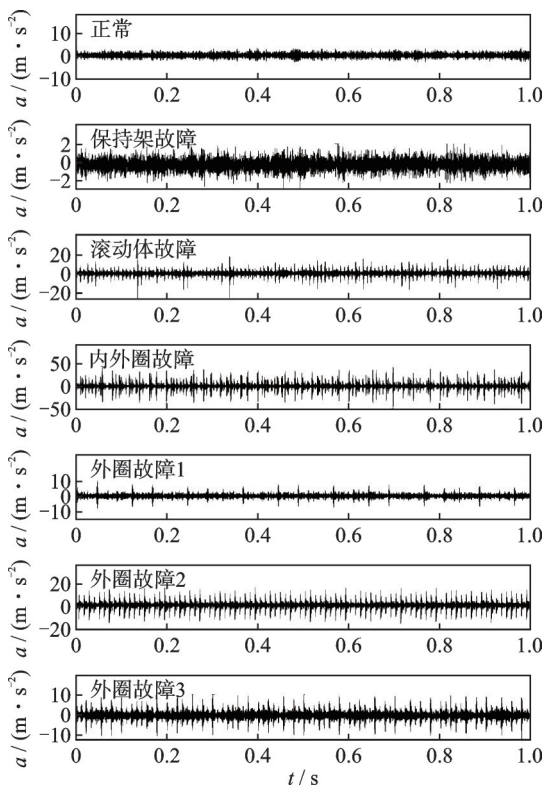


图6 不同状态滚动轴承时域波形图

Fig.6 Time domain waveforms of rolling bearings in different states

裂、滚动体点蚀、故障深度为0.3 mm的内外圈复合故障、故障深度分别为0.2、0.4、0.7 mm的外圈故障1、外圈故障2和外圈故障3。

3.2.2 特征提取

每个样本长度为2 000个采样点,样本数为30,分别计算15个尺度因子下所有样本的MAE、MSE、MDE和MPE,并绘制相应的均值方差图。不同方法的均值方差图如图7所示。由图可知:MSE在第10个尺度因子之后,正常状态、保持架故障状态及外圈故障1状态的熵值曲线趋于重合,无法很好地进行滚动轴承正常状态与故障状态的区分;MDE、MPE和MFE方法下,多种滚动轴承状态的熵均值曲线重叠度较高。由图7(a)可知,除正常状态和外圈故障2状态外,其他状态下的MAE曲线走势一致,先缓慢下降,随后熵值逐渐上升,在高尺度上均趋于平稳。这说明单一尺度下的AE值无法完全反映故障的重要信息,而多尺度条件可以弥补这一缺陷。此外,全尺度下MAE曲线的重叠度较低,优于MSE、MDE、MPE和MFE这4种方法,有利于更好地进行滚动轴承故障状态的区分。

3.2.3 试验结果分析

不同尺度熵值都能反映滚动轴承故障信息,若将全部多尺度注意力熵作为特征向量输入,将会导致数据冗余和计算复杂。基于此,采用KPCA方法对高维数据进行降维。核函数的选择对KPCA结果的影响较大,为避免发生维数灾难,降低训练和预测的时长,本研究综合考虑,选取高斯径向核函数。计算核函数的特征值以及对应的特征向量,前5个主元的累积贡献率已经达到85.12%,根据文献[22],超过了设定阈值85%,因此选取前3个特征向量作为特征输入,此时绝大部分故障信息没有损失。根据不同的故障状态,将降维后的3维特征集划分训练集(共14×7个样本)和测试集(共16×7个样本),训练集输入FA-SVM模型进行训练。FA初始化时的种群规模为10,迭代次数为100。得到最优参数后,再采用测试集对完成训练后的分类器进行测试。不同方法的故障识别效果如图8所示。在相同的贡献率设置下,相较于MSE、MPE、MDE和MFE,基于MAE的故障诊断方法的识别率最高,达到100%,验证了MAE在故障特征提取及诊断方面的优越性。

为了研究不同优化算法分类器对滚动轴承故障诊断的准确率和效率的影响,以1 500 r/min转速下的滚动轴承状态数据为对象,使用粒子群优化支持向量机(particle swarm optimization algorithm sup-

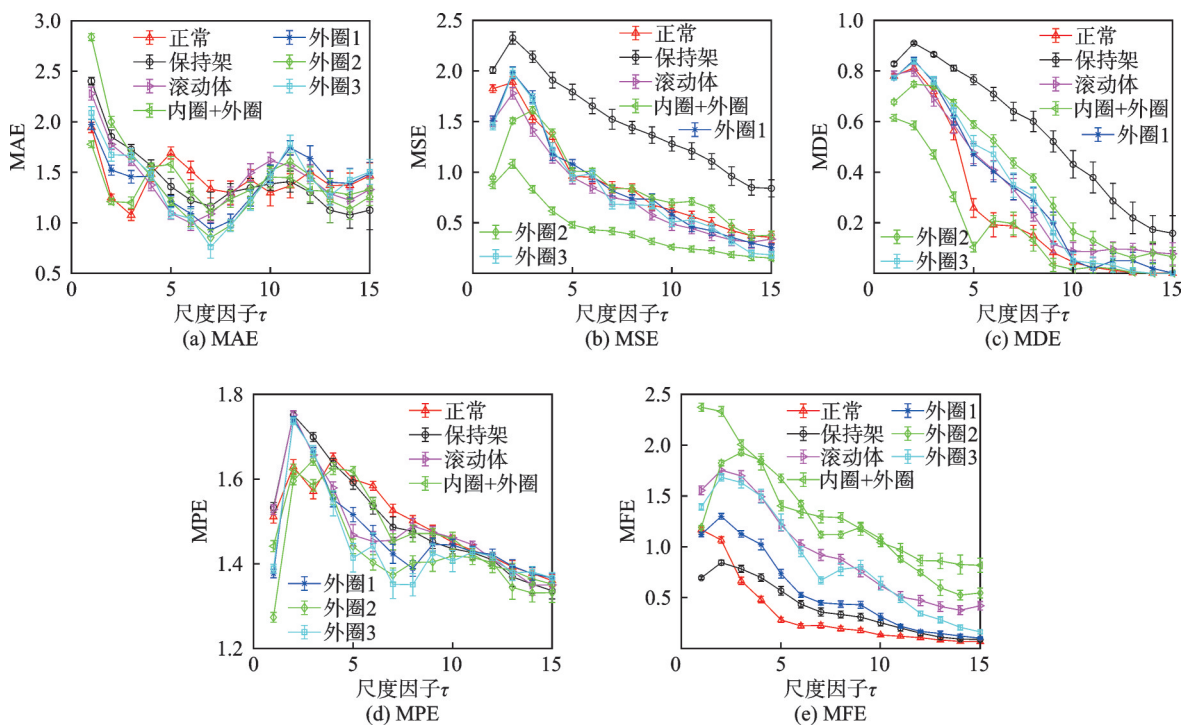


图 7 不同方法的均值方差图

Fig.7 Mean variance diagrams of different methods

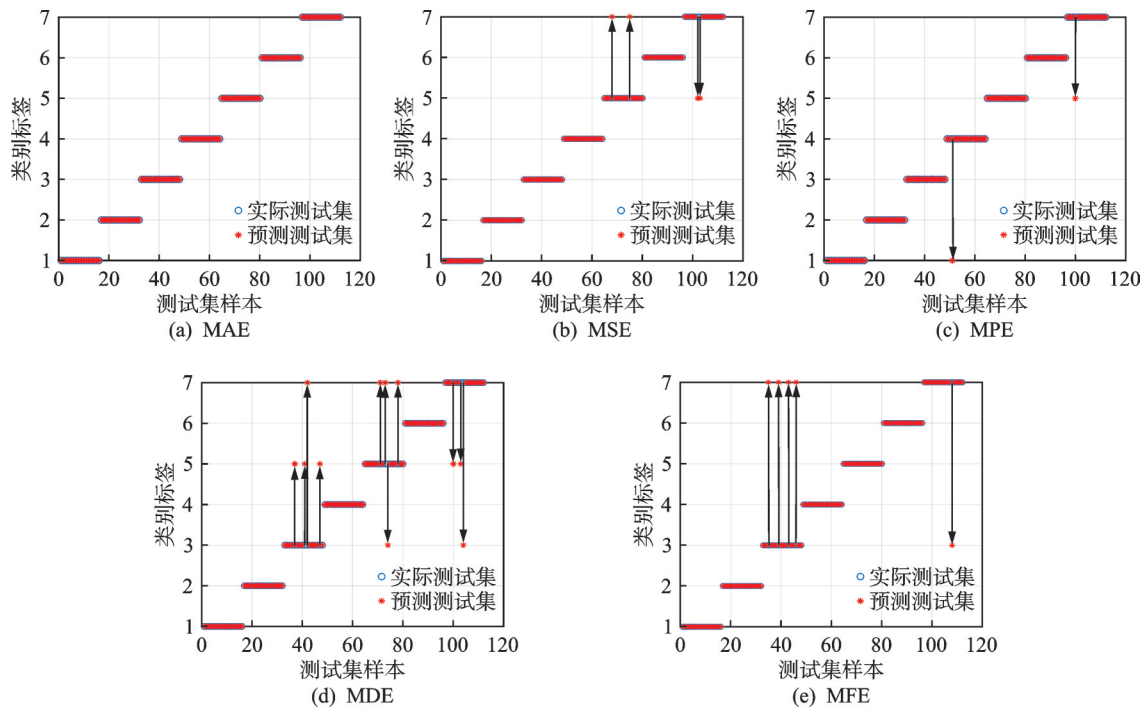


图 8 不同方法的故障识别效果

Fig.8 Fault identification effect based on different methods

port vector machine, 简称 PSO-SVM)、人工蜂群优化支持向量机 (artificial bee colony algorithm support vector machine, 简称 ABC-SVM) 对诊断结果进行比较, 验证本研究所提方法 MAE-KPCA-FA-SVM 的优势。使用不同分类器的 5 种方法的诊断结果见表 2。由表可以看出: 各方法下 POS-SVM

的故障识别率最低; ABC-SVM 与 FA-SVM 的诊断识别率基本相似, 但 ABC-SVM 的耗时较长。综合考虑故障诊断的识别率和高效性, 本研究选用 FA-SVM 分类器进行分类。

此外, 还使用了低转速下的低速重载轴和轮系故障模拟试验台试验数据, 进一步验证所提方法的

表2 使用不同分类器的5种方法的诊断结果

Tab.2 Diagnosis results obtained using 5 methods with different classifiers

诊断方法	FA-SVM		POS-SVM		ABC-SVM	
	识别率/%	t/s	识别率/%	t/s	识别率/%	t/s
MAE	100	1.208 8	94.642 9	1.897 9	99.107 1	1.722 2
MSE	96.428 6	1.398 6	88.235 3	1.492 5	91.596 6	1.558 6
MPE	98.214 3	1.367 3	92.857 1	1.446 9	96.428 6	2.632 9
MDE	90.178 6	1.533 9	89.916 0	1.438 4	91.596 6	1.744 1
MFE	95.535 7	1.204 8	92.857 1	1.234 4	95.535 7	1.258 6

适用性。分析600 r/min下的滚动轴承状态数据,7种工况与高转速一致,分别为正常、保持架故障、滚动体故障、内外圈复合故障、外圈故障1、外圈故障2和外圈故障3。不同转速下各诊断方法的分类结果见表3。由表可以看出,2种转速下基于MAE方法故障识别率均最高。这说明相比于其他多尺度熵方法,MAE能更加高效地进行滚动轴承的故障识别。

表3 不同转速下各诊断方法的分类结果

Tab.3 Classification results of diagnostic methods at different rotational speeds

诊断方法	转速/(r·min ⁻¹)	最优参数	故障识别率/%
MAE	1 500	C=35.190 6 $\sigma=29.344 1$	100
	600	C=51.567 1 $\sigma=23.966 3$	99.107 1
MSE	1 500	C=55.261 7 $\sigma=95.754 7$	96.428 6
	600	C=51.831 9 $\sigma=35.892 4$	90.178 6
MPE	1 500	C=4.795 5 $\sigma=23.140 3$	98.214 3
	600	C=88.163 9 $\sigma=6.676 8$	94.649 2
MDE	1 500	C=100 $\sigma=97.840 7$	90.178 6
	600	C=1.416 2 $\sigma=50.166 1$	93.750 0
MFE	1 500	C=90.087 5 $\sigma=82.537 4$	95.535 7
	600	C=39.979 5 $\sigma=67.055 0$	98.214 3

4 结 论

1) 提出了一种时间序列复杂度特征度量方法——多尺度注意力熵,用于滚动轴承振动信号的非

线性故障特征提取,其与注意力熵相比,能表征多个不同尺度下更丰富、更深层的模式信息。仿真试验分析结果验证了MAE在故障特征提取方面的有效性和优越性。

2) 提出了一种基于MAE、KPCA和FA-SVM的滚动轴承故障诊断方法,试验结果表明,所提方法能够有效识别滚动轴承的故障状态,识别率和区分效果均优于基于MSE、MDE、MPE和MFE的故障诊断方法。

参 考 文 献

- [1] 李嘉琦,郑近德,潘海洋,等.一种二维时频多尺度熵的滚动轴承故障诊断方法[J].机械科学与技术,2023,42(12):2011-2020.
LI Jiaqi, ZHENG Jinde, PAN Haiyang, et al. A two-dimensional time-frequency multi-scale entropy method for rolling bearing fault diagnosis[J]. Mechanical Science and Technology for Aerospace Engineering, 2023, 42(12): 2011-2020. (in Chinese)
- [2] ZHAO S F, LIANG L, XU G H, et al. Quantitative diagnosis of a spall-like fault of a rolling element bearing by empirical mode decomposition and the approximate entropy method[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2013, 40(1): 154-177.
- [3] 孙克辉,贺少波,何毅,等.混沌伪随机序列的谱熵复杂性分析[J].物理学报,2013,62(1):27-34.
SUN Kehui, HE Shaobo, HE Yi, et al. Complexity analysis of chaotic pseudo-random sequences based on spectral entropy algorithm[J]. Acta Physica Sinica, 2013, 62(1): 27-34. (in Chinese)
- [4] ALCARAZ R, RIETA J J. A review on sample entropy applications for the non-invasive analysis of atrial fibrillation electrocardiograms[J]. Biomedical Signal Processing and Control, 2010, 5(1): 1-14.
- [5] ROSTAGHI M, AZAMI H. Dispersion entropy: a measure for time-series analysis[J]. IEEE Signal Processing Letters, 2016, 23(5): 610-614.

- [6] WEI Y, LI Y, XU M, et al. Intelligent fault diagnosis of rotating machinery using ICD and generalized composite multi-scale fuzzy entropy[J]. IEEE Access, 2018, 7: 38983-38995.
- [7] YAN R Q, LIU Y B, GAO R X. Permutation entropy: a nonlinear statistical measure for status characterization of rotary machines[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2012, 29: 474-484.
- [8] MANIS G, AKTARUZZAMAN M, SASSSI R, et al. Bubble entropy: an entropy almost free of parameters[J]. IEEE Transactions on Bio-medical Engineering, 2017, 64(11): 2711-2718.
- [9] 金榕舜, 沈功田, 王强, 等. 基于EMD和近似熵的大型观缆车滚动轴承声发射信号故障诊断[J]. 中国计量大学学报, 2018, 29(4): 417-423.
JIN Rongshun, SHEN Gongtian, WANG Qiang, et al. Fault diagnosis of acoustic emission signals for rolling bearings of large ferris wheels based on empirical mode decomposition and approximate entropy[J]. Journal of China Jiliang University, 2018, 29(4): 417-423. (in Chinese)
- [10] 孙德建, 胡雄, 王冰, 等. 基于形态梯度谱熵的滚动轴承退化特征提[J]. 中国工程机械学报, 2020, 18(4): 336-342.
SUN Dejian, HU Xiong, WANG Bing, et al. Degradation feature extraction based on morphological gradient spectrum entropy[J]. Chinese Journal of Construction Machinery, 2020, 18(4): 336-342. (in Chinese)
- [11] ZHUANG D, LIU H, ZHENG H, et al. The IBA-ISMO method for rolling bearing fault diagnosis based on VMD-sample entropy[J]. Sensors, 2023, 23(2): 991.
- [12] 柯赞, 宋恩哲, 姚崇, 等. 层次离散熵及其在高压共轨喷油器故障诊断中的应用[J]. 振动与冲击, 2021, 40(2): 72-80.
KE Yun, SONG Enzhe, YAO Chong, et al. Hierarchical dispersion entropy and its application in fault diagnosis of high pressure common rail injectors[J]. Journal of Vibration and Shock, 2021, 40(2): 72-80. (in Chinese)
- [13] YANG J W, CHOUDHARY G I, RAHARDJA S, et al. Classification of interbeat interval time-series using attention entropy[J]. IEEE Transactions on Affective Computing, 2023, 14(1): 321-330.
- [14] YI X T, DANG L J, YAN D Z, et al. Simulation study on defect detection of penstocks based on kernel principal component analysis[C]//2024 9th International Conference on Automation Control and Robotics Engineering (CACRE). Jeju Island: IEEE, 2024: 159-163.
- [15] LIU J C, WANG H T, ZENG S P, et al. Intelligent evaluation model for cementing quality based on PSO-SVM and application[J]. Applied Mechanics and Materials, 2011, 78(2): 4293-4299.
- [16] RASHEDIE, NEZAMABADI-POUR H, SARYAZDI S. GSA: a gravitational search algorithm[J]. Information Sciences, 2009, 179(13): 2232-2248.
- [17] MIRJALILI S, LEWIS A. The whale optimization algorithm[J]. Advances in Engineering Software, 2016, 95: 51-67.
- [18] 王晖, 王文君, 肖松毅. 萤火虫算法研究综述[J]. 南昌工程学院学报, 2019, 38(4): 71-77.
WANG Hui, WANG Wenjun, XIAO Songyi. A survey of firefly algorithm[J]. Journal of Nanchang Institute of Technology, 2019, 38(4): 71-77. (in Chinese)
- [19] YANG X S. Firefly algorithm, stochastic test functions and design optimisation[J]. International Journal of Bio-Inspired Computation, 2010, 2(2): 78-84.
- [20] WU H C, ZHOU J, XIE C H, et al. Two-dimensional time series sample entropy algorithm: applications to rotor axis orbit feature identification[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2021, 147: 107-123.
- [21] BANDT C, POMPE B. Permutation entropy: a natural complexity measure for time series[J]. Physical Review Letters, 2002, 88(17): 174102.
- [22] 余震, 于春霞, 张建国. 基于PCA和ACA改进ELM算法的齿轮箱故障诊断[J]. 机械设计与研究, 2022, 38(6): 94-97.
YU Zhen, YU Chunxia, ZHANG Jianguo. Gearbox fault diagnosis based on PCA and ACA improved ELM algorithm[J]. Machine Design & Research, 2022, 38(6): 94-97. (in Chinese)



第一作者简介:姚殷柔,女,2000年5月生,硕士生。主要研究方向为设备状态监测与故障诊断。
E-mail: 1310647994@qq.com

通信作者简介:郑近德,男,1986年3月生,博士、教授、博士生导师。主要研究方向为非线性动力学特征提取、机械信号分析与处理、机器学习及深度学习方法、机械健康监测与智能维护。
E-mail: lqdlzheng@126.com