

改进离散熵在列车轴承损伤检测中的应用*

李永健¹, 宋浩¹, 李鹏¹, 缪炳荣², 熊庆³

(1. 五邑大学轨道交通学院 江门, 529020)

(2. 西南交通大学牵引动力国家重点实验室 成都, 610031)

(3. 成都工业职业技术学院智能制造与汽车学院 成都, 610218)

摘要 针对轴箱轴承早期损伤的检测问题, 提出一种基于改进多尺度离散熵算法(improved multiscale dispersion entropy, 简称 IMDE)和支持向量机的诊断模型, 通过提取振动信号中的关键信息有效识别轴承的健康状态。首先, 考虑传统多尺度离散熵(multiscale dispersion entropy, 简称 MDE)因数据点重合和粗粒化尺度不断增大而引起的熵值误差增加、分布混乱及波动明显等缺陷, 通过对粗粒化过程和离散熵的优化改进算法; 其次, 结合实际算例, 针对高速列车轴箱轴承在不同运行状态下的振动数据进行试验验证。结果表明, 相较于 MDE, IMDE 计算熵值的误差更小, 鲁棒性更好, 且支持向量机分类结果显示 IMDE 取得了更高的诊断精度。

关键词 车辆工程; 轴箱轴承; 离散熵; 特征提取; 故障诊断
中图分类号 U270.7

引言

列车在运行过程中, 受到轨道踏面的不平顺激励以及车轮多边形效应的影响, 运行速度越大, 振幅越大^[1-2]。在正常状态与故障状态运行时呈现不同的振动效应, 不同位置 and 不同零部件的振动规律也各异^[3]。轴箱轴承的早期缺陷, 由于特殊的运行条件与强噪声的干扰, 振动信号表现为典型的非平稳性和非线性特征, 因而对非线性振动数据的重要特征提取, 是轴承损伤检测的关键。朱明等^[4]通过熵特征分析方法诊断列车故障, 以分割能量熵和奇异熵, 提取空簧失气故障、横向减震全拆故障等状态的特征, 取得了良好的识别效果。秦娜等^[5-7]将样本熵、经验模态熵及排列熵应用于列车空簧等转向架部件的故障诊断, 并结合聚合经验模态分解, 达到更为理想的效果。陈祥龙等^[8]利用滤波信号的瞬时能量提出改进排列熵, 有效识别了滚动轴承的故障特征。文献[9]提出改进多尺度样本熵(improved multiscale sample entropy, 简称 IMSE), 将此方法应用于列车轴承损伤检测, 取得了理想的检测效果。

上述方法虽然能较好地提取非线性信号的特征, 但也存在以下缺陷: ①排列熵会忽视幅值的均值和不同幅值之间的差异性, 造成信息挖掘不充分;

②样本熵适用于处理短时间序列信号, 对长信号处理效率不足, 相似容限参数的选择没有统一标准^[9]。

为了解决以上方法中的问题, 文献[10-13]提出离散熵(dispersion entropy, 简称 DispEn)算法, 并将其应用于复杂生物信号的研究, 试验结果表明, DispEn 对短信号计算结果更稳定, 对长信号计算效率更高。文献[14]用该方法表征了轴承和齿轮的不同健康状态, 但是只能提取单一尺度下的熵特征值。笔者通过粗粒化处理^[15-17]挖掘多个尺度下的离散熵信息, 同时对粗粒化过程加以改进, 以提高多尺度熵值的稳定性和精度。

综上所述, 为有效表征轮对轴承的振动行为, 笔者选用稳定性较强的 DispEn 算法, 结合改进的粗粒化过程, 优化传统多尺度离散熵的缺陷, 提出改进多尺度离散熵, 并应用于 CRH380 列车轴承的健康状态、内圈故障、外圈故障及滚子故障 4 种运行工况下振动信号的离散熵值的提取, 结合智能分类方法, 实现高速列车轴箱轴承的智能损伤识别。

1 多尺度离散熵理论

文献[10]给出了离散熵计算步骤, 对原始时间序列完成粗粒化处理, 得到不同尺度因数下的新序

* 国家自然科学基金资助项目(51775456); 四川省自然科学基金面上资助项目(2022NSFSC0400)
收稿日期: 2020-10-09; 修回日期: 2020-12-30

列,粗粒化过程原理如图 1 所示。对新序列计算得到熵值,以不同尺度的熵值刻画原始时间序列中蕴含的多重特征信息,其计算步骤^[13]如下。

1) 将原始时间序列 $x_i(i=1, 2, \dots, N)$ 进行粗粒化处理,得到重组后的新序列为

$$u_j^\tau = \frac{1}{\tau} \sum_{i=(j-1)\tau+1}^{j\tau} x_i \quad \left(1 \leq j \leq \left\lfloor \frac{N}{\tau} \right\rfloor\right) \quad (1)$$

其中: τ 为尺度因数。

2) 分别计算每一尺度因数下所得新序列 u_j^τ 的离散熵值,即为多尺度离散熵。

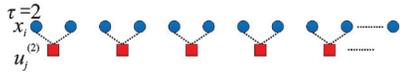


图 1 粗粒化过程原理图

Fig.1 Schematic illustration of the coarse-grained procedure

虽然 MDE 解决了单一尺度下对原时间序列信息挖掘不充分的问题,但其本身依然存在以下缺陷^[13]。

1) 粗粒化过程以原始信号不重合点间的均值为基础,构建了高维时间尺度下的新序列,但该序列中相邻点间的连续性特征却被忽略。例如,对于尺度因数为 2 的粗粒化过程, (x_i, x_{i+1}) 和 (x_{i+2}, x_{i+3}) 所得新序列为 (u_{j+1}^2, u_{j+1}^2) , 而此序列并未反映 (x_{i+1}, x_{i+2}) 间的振动特性,导致连续性信息缺失,从而增大熵值误差及波动。

2) 当粗粒化过程的尺度因数不断增大,新序列 u_j^τ 包含的数据点不断减少,而过少的数据点会导致匹配模型数量减少,降低结果可靠性。

3) 多尺度离散熵对短时间序列信号的处理能力较差,结果不够稳定。

2 改进多尺度离散熵算法

2.1 算法和步骤

笔者提出改进多尺度离散熵以解决传统方法的缺陷,其计算原理为:当 $\tau \geq 2$ 时,粗粒化过程的首个点每次向后位移一位,共位移 $\tau - 1$ 次。每个尺度因数 τ 下,得到 τ 组新序列 $u_{i,j}^\tau$ 。改进粗粒化过程原理如图 2 所示,其计算公式为

$$u_{i,j}^{(\tau)} = \frac{\sum_{f=0}^{\tau-1} x_{f+i+\tau(j-1)}}{\tau} \quad \left(i=1, 2, \dots, \tau; 1 \leq j \leq \left\lfloor \frac{N-k}{\tau} \right\rfloor\right) \quad (2)$$

其中: k 为粗粒化首个点位移的次数,其范围为 $0 \leq k \leq \tau - 1$ 。

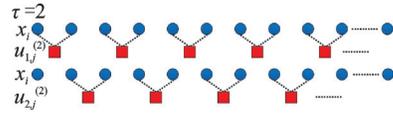


图 2 改进粗粒化过程原理图

Fig.2 Schematic illustration of the improved coarse-grained procedure

将同一尺度因数 τ 下的 $u_{i,j}^\tau$ 分别计算相应离散熵并求其均值,得到改进多尺度离散熵值为

$$\text{IMDE}(x, m, c, d, \tau) = \frac{1}{\tau} \sum_{i=1}^{\tau} \text{DispEn}(u_{i,j}^{(\tau)}, m, c, d) \quad (3)$$

其中: x 为原始时间序列; m 为嵌入维数; c 为分类数; d 为时间延迟; τ 为尺度因数。

对比图 1 中的传统粗粒化过程,改进方法通过粗粒化首个点的 $\tau - 1$ 次位移,将粗粒化过程覆盖到原始时间序列的所有数据点中,有效避免了数据重合导致的断点,保留了相应的特征信息。

IMDE 和 MDE 计算流程如图 3 所示,算法差异主要体现在粗粒化和熵值计算过程中。在同一尺度下,相较于 MDE,IMDE 的粗粒化过程产生了 τ 组新序列,足够多的新序列避免了空值的产生。之后,IMDE 分别求同一尺度下 τ 组熵的平均值,校正断点引起的误差,提高了传统多尺度离散熵的稳定性。

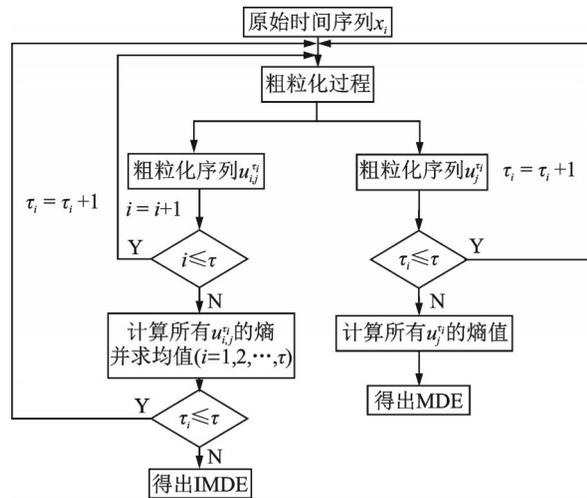


图 3 IMDE 和 MDE 计算流程图

Fig.3 Flow charts of IMDE and MDE algorithms

2.2 参数选择

DispEn 计算过程中需要设定的参数分别为数据长度嵌入维数 m 、分类数 c 和时间延时 d 。 m 过大,无法刻画时域信号的小范围变化; c 过大,信号中的轻微波动都会改变数据的分类,从而对噪声的敏感度大大增加^[15]; c 和 m 过小,会造成潜在模型个

数不足,虽然鲁棒性有所提高,但对信号中的动态变化敏感性降低。为便于计算,依据文献[14]的分析结果,设定 $m=3, c=4, d=1, \tau=20$ 。下面选用高斯白噪声(white Gaussian noise,简称WGN)信号和 $1/f$ 噪声作为输入信号^[18],其时域波形及频谱图如图4所示,分析不同数据长度对离散熵值的影响。

图4(a)中,WGN信号的数据分布符合正态随机过程,其频谱幅值随频率增加表现出明显的非相关性。对比图4(b)可知, $1/f$ 噪声的振幅随频率增加呈非线性递减趋势,所以 $1/f$ 噪声构成比WGN更复杂。然而,噪声信号的复杂性和不规则度并无明显关联, $1/f$ 噪声的熵值相较于WGN更小,因此前者的规则程度较高^[11]。

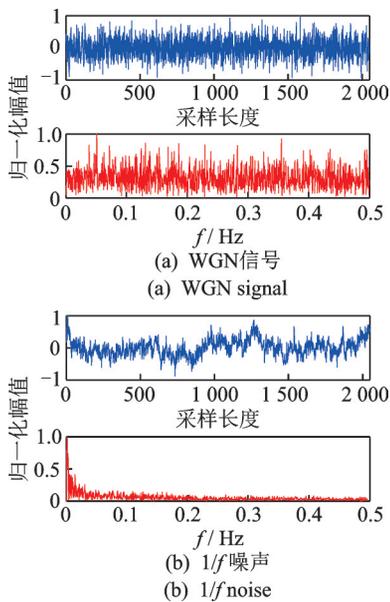


图4 WGN和 $1/f$ 噪声信号时域波形及频谱图

Fig.4 The time domain waves and frequency spectra of WGN and $1/f$ noise

以WGN和 $1/f$ 噪声为输入信号,分别取数据点 $N=1\ 024, 2\ 048, 4\ 096, 8\ 192$ 长度的数据各50组,计算50个样本在20尺度下的IMDE和MDE的均值及误差,结果对比如图5所示。

随着尺度因数的增加,IMDE的误差更小,证明IMDE对于短时间序列信号的处理能力优于MDE,能够获得更加精确的熵值。随着信号长度的增加,误差值也相应减小,在 $N=8\ 192$ 时,2种算法所得熵值在多数尺度因数下基本重合,且误差明显降低。因此,原始时间序列的长度越大,IMDE和MDE的稳定性越好。对比发现,当采样长度 $N \geq 2\ 048$ 后,随数据长度增加误差虽有减小,但计算耗时剧增。为兼顾时效性,选定每组数据包含 $2\ 048$ 个点。

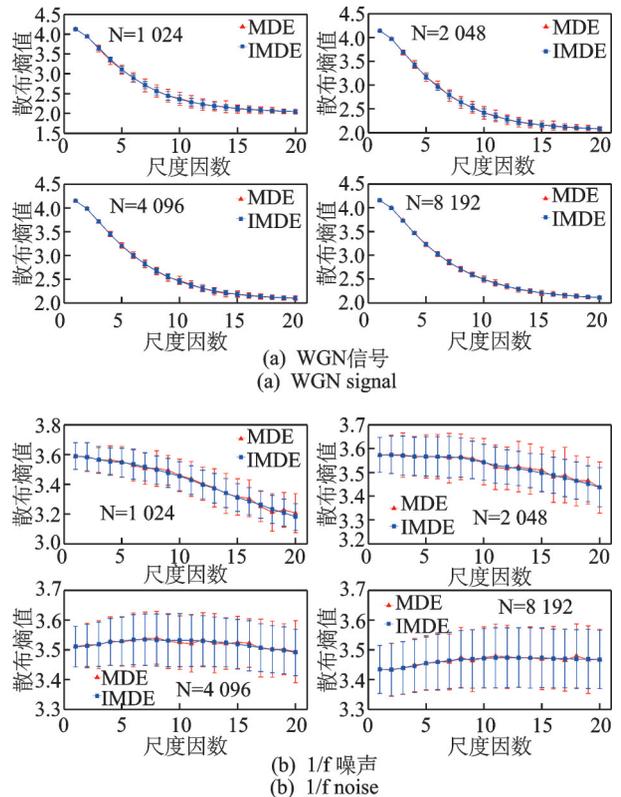


图5 IMDE和MDE对比图

Fig.5 Comparison diagrams of IMDE and MDE

2.3 对比分析

通过分析可知,相较于MDE,改进算法对误差的抑制更为明显。本节引入多尺度样本熵(multi-scale sample entropy,简称MSE)和多尺度排列熵(multiscale permutation entropy,简称MPE),从短时间序列的熵值稳定性和长时间序列的计算效率两方面与IMDE进行对比,进一步分析几种方法的性能优势。

参考文献[19-21],设定MPE的参数为 $m=5, d=1, \tau=20$;MSE相似容限 $r=0.15S_D$ (S_D 为被分析信号的标准差), $m=2, d=1, \tau=20$ 。同样以WGN和 $1/f$ 噪声为输入信号,取 $N=512$ 的数据各50组,使用上述算法分别计算样本信号的熵值,结果如图6所示。由图可知:对于短时间序列,IMDE所得熵值的稳定性明显优于MDE;MDE和IMDE虽在第3尺度下产生了熵值混叠现象,但其余尺度2类噪声均能被明显区分;MPE随尺度因数增大至3以后,2类熵值交错分布并趋于混乱,因此MPE对短时间序列的处理能力不及MDE和IMDE。对比上述3类算法可知:以MSE的计算结果突变程度最为明显,其 $1/f$ 噪声熵值仅于前7个尺度内有明确数

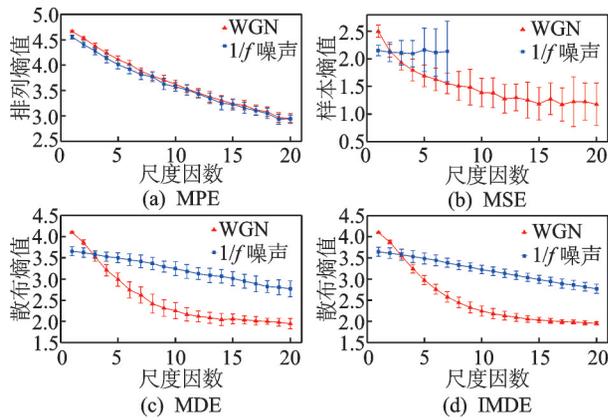


图 6 $N=512$ 时不同算法的熵值

Fig.6 The entropy values of different algorithms under $N=512$

据, 剩余 13 个尺度均为空值; 相同长度的时间序列 MSE 的熵值误差更大, 这表明 MSE 极度依赖足够的数据点才能得到稳定的输出结果。总体而言, 基于 DispEn 的 MDE 和 IMDE 算法对短时间序列的处理能力优于 MPE 和 MSE, 其所得特征能有效刻画 2 类噪声信号的动态变化, 并在保证较小误差的同时将 WGN 和 $1/f$ 噪声有效分离, 取得了较为理想的效果。

时效性也是评价算法的重要指标。分别取不同长度的 WGN 和 $1/f$ 噪声信号作为试验样本, 最大数据长度为 $N=10\ 000$, 统计 MPE, MSE, MDE 和 IMDE 对不同长度数据的计算时间, 不同算法计算耗时对比如图 7 所示。由图可知, 数据长度一致时, MDE 计算耗时最少, IMDE 用时略大, 但也远小于 MPE 和 MSE。随数据长度的增加, IMDE 的计算耗

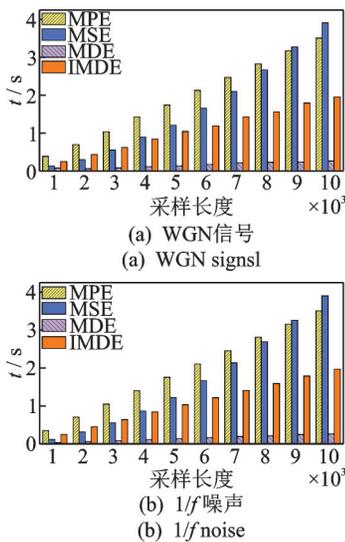


图 7 不同算法计算耗时对比

Fig.7 Comparison of calculation time between different algorithms

时增长率远小于 MPE 和 MSE, 因而保证了算法对长数据的运算效率。

综上所述, 由于 IMDE 能够有效抑制熵值误差, 对短时间序列具有更好的稳定性, 且对长时间序列计算效率高, 从而更适用于非线性信号的关键特征信息提取。

3 算例

3.1 试验介绍

本试验数据为 CRH380 列车轴承产生的振动信号, 高速列车轴承试验台如图 8 所示, 主要包含液压加载装置、主动轮对和从动轮对, 试验轴承型号为 F-807811.02.TAROL。轴承缺陷是人工划痕(宽为 0.1 mm, 深为 0.33 mm), 分别位于轴承外圈、内圈和滚子滚道上。在 150 km/h 时速下采集数据, 相应轴承转速约为 885 r/min, 施加载荷为 2 t, 采样频率为 12.8 kHz。轴箱轴承不同运行工况下的振动信号时域波形如图 9 所示。

3.2 特征提取

对每一类原始振动信号分别取 50 组有效数据, 每组数据点为 $N=2\ 048$, 参数分别为 $m=3, c=4, d=1, \tau=20$ 。用 MDE 和 IMDE 算法分别计算出相应工况的 50 组熵值, 并求取均值和标准差, 轴箱轴承不同工况熵值分布如图 10 所示。由图可知: 在 4 种工况下, IMDE 的均值曲线随尺度因数的增加, 其平滑性明显高于 MDE; 误差随着尺度因数的增加而增大, IMDE



(a) 轴箱轴承试验台

(a) Test-bed of axle box bearing



(b) 传感器安装位置

(b) The installation location of the sensor

图 8 高速列车轴承试验台

Fig.8 High speed train bearing test-bed

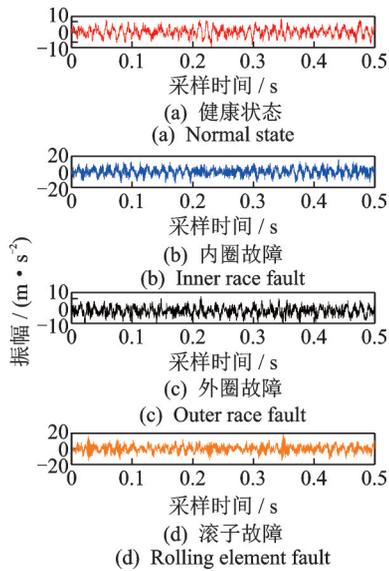


图 9 轴箱轴承不同运行工况下的振动信号时域波形

Fig.9 Time domain waveform of vibration signal of axle box bearing under different operating conditions

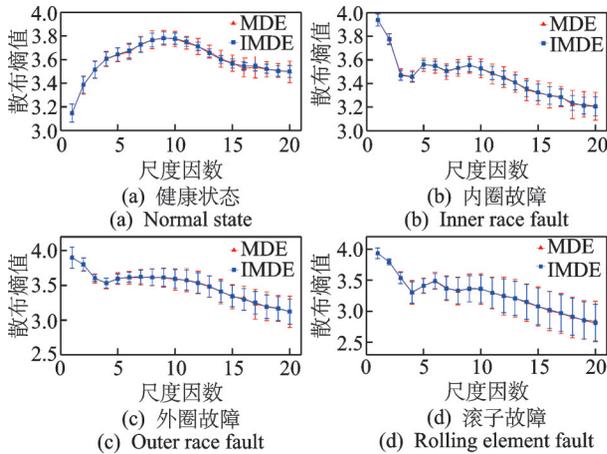


图 10 轴箱轴承不同工况熵值分布

Fig.10 Entropy distribution diagrams of axle box bearing under different working conditions

在 20 个尺度因数下所得的标准差都小于 MDE,说明 IMDE 在各尺度下的数据分布更加稳定一致。因此, IMDE 对实测信号误差也有良好的抑制作用。

由第 2 节分析可知,数据长度越短其熵值稳定性越差,所以在尺度因数为 20 时,熵值误差达到最大且易产生空值。为进一步研究 2 类算法在大尺度下的计算结果稳定性,列举 MDE 和 IMDE 第 20 尺度下的 50 组熵值,轴箱轴承不同工况熵值分布如图 11 所示。由图可知,轴承相同工况下不同算法所得熵值分布各异,但均值和中值差异较小,2 种算法得到了相似的稳定值,其余熵值围绕稳定值随机分布。通过对比可知:相同条件下 IMDE 的收敛性更好,数据密集度较高,分布一致,在大尺度下保持了较好的稳定性;MDE 的熵值上下限距离明

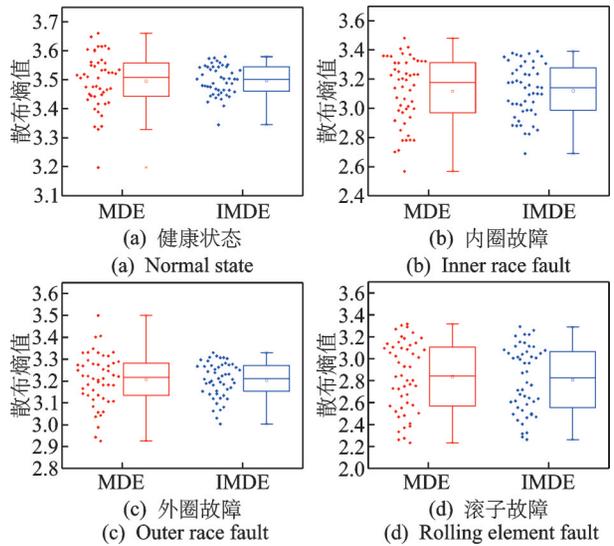


图 11 尺度因数为 20 时轴箱轴承不同工况熵值分布

Fig.11 Entropy distribution diagrams of axle box bearing under different working conditions with scale factor of 20

显大于 IMDE,且在健康状态产生了 1 个变异点并分布于下限之外,提高了数据离散程度,增加了误差。

图 12 为轴承 4 种运行工况的 IMDE 与 MDE 分布图。由图可知:在多数尺度因数下健康状态的熵值均最大,故障状态小于正常状态的熵值;不同类型故障状态熵值在多数尺度下离散程度较高,为后续损伤分类提供了良好的数据支持;在尺度因数为 3 时,健康状态、内圈故障和滚子故障的熵值相近,分布无明显规律,这也是单个尺度下易产生误判的根本原因。因此,结合不同尺度下的熵值分布特征统一分析,才能更加全面挖掘原始信号中蕴含的关键信息,最终得出较为准确的识别结果。

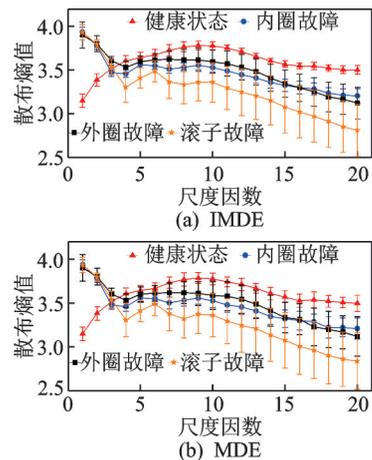


图 12 轴承 4 种运行工况的 IMDE 与 MDE 分布

Fig.12 The bearing distribution diagrams of IMDE and MDE of four operating conditions

4 结果分析与讨论

支持向量机是一种较为经典的分类器,对小样本、非稳定数据的分类有良好的表现,能够获得置信度较好的识别精度。为了取得最优结果,笔者选用粒子群优化支持向量机(particle swarm optimization support vector machine,简称 PSO-SVM)作为分类器^[22-24],对计算所得数据进行分类。

首先,研究每一时间尺度下 IMDE 特征的分类精度。4 种轴承状态共计 200 个样本,每一时间尺度下的诊断向量为 1×200 ,每种随机取 20 组数据作为训练样本,共 80 组,剩余 30 组作为测试样本,共计 120 组。将诊断特征向量输入分类器,重复 30 次,依次计算 1~20 尺度下的平均分类精度。为了便于比较,对上述 200 个样本计算 MDE, MPE 和 MSE,并进行相同操作。其中, MPE 和 MSE 的参数与 2.3 节一致,单尺度分类精度如图 13 所示。

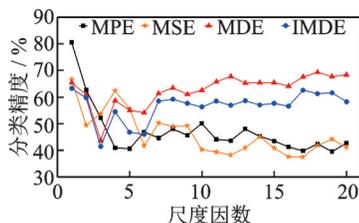


图 13 单尺度分类精度

Fig.13 Classification accuracy of single scale factor

由图可知,除少数尺度外,IMDE 多数单个尺度的分类精度位于 60%~80% 区间内,而 MDE, MPE 和 MSE 的精度在大部分时间尺度下均处于 60% 以下,这是由于 IMDE 所得熵值有效抑制了误差。尽管改进方法表现好于其他 3 种算法,但在单一尺度下,4 种方法的精度都偏低。这是因为单个尺度下的熵值很难对健康状态、内圈故障、外圈故障和滚子故障完成精确表征,尤其是轴箱振动信号携带了大量的复杂干扰成分,导致部分不同状态下的熵值出现混叠情况,分类器难以区分。

鉴于此,笔者采用多个尺度下的熵值联合组成诊断向量,其大小为 $n \times 200 (1 \leq n \leq 20)$ 。训练和测试组以及分类过程如上所述,依次计算累积尺度下的分类精度,如图 14 所示。从分类结果可知:当时间尺度大于等于 4 时,IMDE 的识别精度达到了 95% 以上,在时间尺度为 10 时,取得了最高精度;对于其他 3 种熵值,从 4 尺度以后,诊断精度皆低于 IMDE,尤其是 MSE,取得了最低的分类精度。MPE, MSE 和 MDE 达到最高精度的时间尺度分别

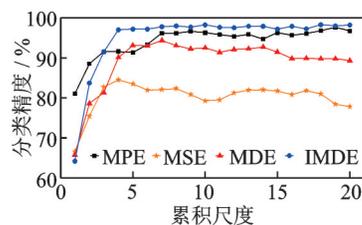


图 14 累积尺度分类精度

Fig.14 Classification accuracy of accumulative scale factor

为 19, 4 和 7, 在此之后,正确率没有随着诊断特征的增加而提高,处于不断波动或降低状态。这是因为 20 个尺度下的熵值不仅包含了关键信息,而且还有大量冗余特征,导致耗时增加且精度降低。因此,结合多个时间尺度下的熵特征统一分析,是判别轴承故障状态最为有效的方法,但并非所有熵值特征都适用于组建诊断向量。

为有效过滤冗余特征,以图 14 中 4 类算法各自的最高精度为参照,分别选取其对应累计尺度下的熵值组建诊断向量,并依照上述方法将随机试验重复进行 30 次,通过对比诊断向量的性能差异,进一步检验所提算法的有效性。30 组随机试验分类精度如图 15 所示,统计数据如表 1 所示。

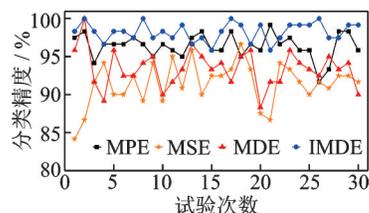


图 15 30 组随机试验分类精度

Fig.15 Classification accuracy of 30 random experiments

表 1 随机试验统计数据

Tab.1 Statistical data of random experiments

算法	分类精度/%			误差	平均耗时/s
	最大值	最小值	均值		
MPE	99.17	91.17	96.42	1.63	1.22
MSE	96.67	84.17	91.47	2.83	0.90
MDE	100.00	88.33	93.44	2.45	0.89
IMDE	100.00	95.83	98.25	1.21	0.98

由于 30 次试验中训练样本和测试样本各不相同,从而导致不同算法的分类结果波动明显。结合图 15 和表 1 数据可知:IMDE 准确率均值达 98.25%,且误差仅有 1.21,在拥有较高精度的同时保证了良好的分类效率,整体性能达到最优;MSE 分类精度的最大值、最小值和均值都远小于其他 3 类算法,且误差高达 2.83,约为 IMDE 的 2.3 倍,说明

MSE的诊断结果极易受随机过程影响,可靠性最差;MDE的分类精度相较MSE更高,但两者的数据波动程度相似,表明该方法亦无法获得可靠性较强的诊断结果;虽然MPE识别精度均值高于MSE与MDE,但由于其诊断向量包含了19个尺度的特征,导致其分类效率最低。

随着试验结果趋于稳定,将第31次随机试验的数据做为最终分类结果,如图16所示,其中轴承健康状态、内圈故障、外圈故障和滚子故障所对应的标签分别为1,2,3和4。由图可知,不同算法的诊断精度由高到低依次为IMDE,MPE,MDE和MSE。其中:MDE和MSE的多数误判主要集中在内圈故障、外圈故障和滚子故障之间;MPE虽明显抑制了上述情况,却无法完整判别健康状态和滚子故障。IMDE得益于改进多尺度方法,可以有效发掘特征差异,并将不同特征信息密集收敛于稳定范围;而MPE,MSE和MDE挖掘深度差异信息的能力欠佳,导致特征识别难度较高,误差更大。

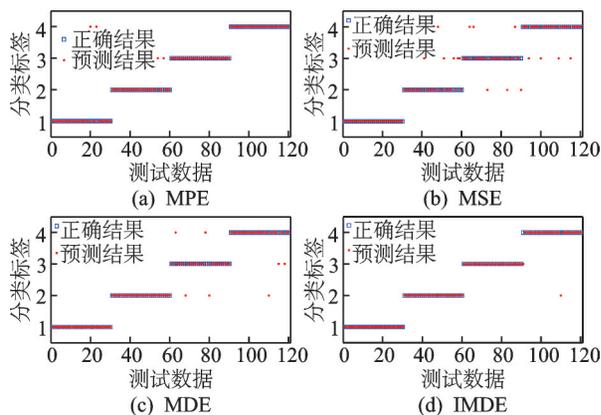


图16 不同算法的最终分类结果

Fig.16 The final classification results of different algorithms

综上所述,分类精度作为衡量算法性能的重要指标,其越高证明算法拥有越优异的性能。IMDE的标准差更小,表明熵值分布更一致,有利于PSO-SVM训练出更优的超平面。识别准确率不同的根本原因是数据的稳定性差异,所以基于IMDE方法的分类精度更高。因此,确定了一套适用于动车组轴箱轴承的故障诊断方法:IMDE-PSO-SVM。该方法由IMDE提取稳定性较强的熵值特征,利用PSO-SVM完成特征归类,最终达到了98.33%的识别精度。

5 结论

1) IMDE方法能有效减小粗粒化过程导致的误差影响,使熵值的稳定性显著提高。通过对比分

析,发现IMDE对短时间序列信号的处理能力优于MDE,在大尺度下不易产生空值和变异值,缓解了MDE随尺度增加熵值分布趋于混乱的问题。

2) IMDE在计算耗时上优于MPE和MSE,在确保诊断精度的前提下提高了效率,使基于离散熵的在线故障检测成为可能。

3) 应用高速列车轴箱轴承损伤数据完成了试验验证,取得了较高的诊断精度。

参 考 文 献

- [1] 余曰伟,周长城,赵雷雷. 高速列车垂向随机振动及减振器阻尼参数优化[J]. 铁道学报, 2019, 41(9): 34-42. YU Yuewei, ZHOU Changcheng, ZHAO Leilei. Optimization of vertical random vibration and vamping parameters of high-speed train[J]. Journal of the China Rail Way Society, 2019, 41(9):34-42.(in Chinese)
- [2] WANG Z, ALLEN P, MEI G, et al. Influence of wheel-polygonal wear on the dynamic forces within the axle-box bearing of a high-speed train[J]. Vehicle System Dynamics, 2020, 58(9):1385-1406.
- [3] 方松. 高速铁路客车振动特性研究[D]. 成都: 西南交通大学, 2012.
- [4] 朱明,吴思东,付克昌. 基于熵特征的高速列车故障诊断方法[J]. 振动、测试与诊断, 2015, 35(2): 381-387. ZHU Ming, WU Sidong, FU Kechang. Characteristic analysis of high-speed train vibration based on entropy feature[J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2015, 35(2):381-387. (in Chinese)
- [5] 秦娜,金炜东,黄进,等. 基于EEMD样本熵的高速列车转向架故障特征提取[J]. 西南交通大学学报, 2014, 49(1): 1-6. QIN Na, JIN Weidong, HUANG Jin, et al. Feature extraction of high speed train bogie based on ensemble empirical mode decomposition and sample entropy[J]. Journal of Southwest Jiaotong University, 2014, 49(1):1-6. (in Chinese)
- [6] 秦娜,王开云,金炜东,等. 高速列车转向架故障的经验模态熵特征分析[J]. 交通运输工程学报, 2014, 14(1): 57-74. QIN Na, WANG Kaiyun, JIN Weidong, et al. Fault feature analysis of high-speed train bogie based on empirical mode decomposition entropy[J]. Journal of Traffic and Transportation Engineering, 2014, 14(1): 57-74. (in Chinese)
- [7] 秦娜,蒋鹏,孙永奎,等. 基于EEMD排列熵的高速列车转向架故障特征分析[J]. 振动、测试与诊断, 2015, 35(5): 885-891. QIN Na, JIANG Peng, SUN Yongkui, et al. Fault diagnosis of high speed train bogie based on EEMD and

- permutation entropy[J]. *Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis*, 2015, 35(5):885-891. (in Chinese)
- [8] 陈祥龙, 张兵志, 冯辅周, 等. 基于改进排列熵的滚动轴承故障特征提取[J]. *振动工程学报*, 2018, 31(5):902-908.
CHEN Xianglong, ZHANG Bingzhi, FENG Fuzhou, et al. Fault diagnosis method of railway vehicle with wheel flat based on self-adaptive multi-scale morphology analysis[J]. *Journal of Vibration Engineering*, 2018, 31(5):902-908. (in Chinese)
- [9] 李永健, 刘吉华, 张卫华, 等. 改进样本熵及其在列车轴承损伤检测中的应用[J]. *仪器仪表学报*, 2018, 39(9):179-186.
LI Yongjian, LIU Jihua, ZHANG Weihua, et al. Improved multiscale sample entropy and its application in train axle bearing fault detection[J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2018, 39(9):179-186. (in Chinese)
- [10] ROSTAGHI M, AZAMI H. Dispersion entropy: a measure for time series analysis[J]. *IEEE Signal Processing Letters*, 2016, 23(5):610-614.
- [11] AZAMI H, ROSTAGHI M, ABÁSULO D, et al. Refined composite multiscale dispersion entropy and its application to biomedical signals[J]. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 2017, 64(12):2872-2879.
- [12] AZAMI H, ESCUDERO J. Amplitude-and frequency-based dispersion patterns and entropy [J]. *Entropy*, 2018, 20(3):210.
- [13] AZAMI H, ESCUDERO J. Coarse-graining approaches in univariate multiscale sample and dispersion entropy [J]. *Entropy*, 2018, 20(2):138.
- [14] ROSTAGHI M, ASHORY M R, AZMAI H. Application of dispersion entropy to status characterization of rotary machines [J]. *Journal of Sound and Vibration*, 2019, 438:291-308.
- [15] COSTA M, GOLDBERGER A L, PENG C K. Multiscale entropy analysis of complex physiologic time series [J]. *Physical Review Letters*, 2002, 89(6):068102.
- [16] HEURTIER H A, WU C W, WU S D. Refined composite multiscale permutation entropy to overcome multiscale permutation entropy length dependence [J]. *IEEE Signal Processing Letters*, 2015, 22(12):2364-2367.
- [17] AZMAI H, FERNÁNDEZ A, ESCUDERO J. Refined multiscale fuzzy entropy based on standard deviation for biomedical signal analysis[J]. *Medical & Biological Engineering & Computing*, 2017, 55:2037-2052.
- [18] SEJDIĆ E, LIPSITZ L A. Necessity of noise in physiology and medicine [J]. *Computer Methods and Programs in Biomedicine*, 2013, 111(2):459-470.
- [19] WU S D, WU C W, LIN S G, et al. Analysis of complex time series using refined composite multiscale entropy[J]. *Physics Letters A*, 2014, 378:1369-1374.
- [20] ZHENG J D, PAN Y, YANG S B, et al. Generalized composite multiscale permutation entropy and Laplacian score based rolling bearing fault diagnosis[J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2018, 99:229-243.
- [21] HUMEAU-HEURTIER A, WU C, WU S. Refined composite multiscale permutation entropy to overcome multiscale permutation entropy length dependence [J]. *IEEE Signal Processing Letters*, 2015, 22(12):2364-2367.
- [22] CHANG C C, LIN C J. LIBSVM: a library for support vector machines [J]. *ACM Transactions on Intelligent Systems and Technology*, 2011, 2(3):1-27.
- [23] KAFAI M, ESHGHI K. CROification: accurate kernel classification with the efficiency of sparse linear SVM [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2019, 41(1):34-48.
- [24] KENNED J, ENERHART R. Particle swarm optimization [C]//*Proceeding of Neural Networks*. Piscataway: [s.n.], 1995:1942-1948.



第一作者简介:李永健,男,1986年10月生,博士。主要研究方向为机械设备故障诊断与状态监测。曾发表《基于改进多尺度排列熵的列车轴箱轴承诊断方法研究》(《铁道学报》2020年第42卷第1期)等论文。

E-mail: guinong9339@163.com

通信作者简介:李鹏,男,1985年9月生,讲师。主要研究方向为机器视觉及列车关键部件损伤识别。

E-mail: wyi0714lp@163.com。