

文章编号: 1005-0523(2023)05-0032-09



采用改进多尺度符号动力学熵的铁路机车轴承故障诊断

张 龙^{1,2}, 刘皓阳^{1,2}, 肖 乾^{1,2}

(1. 华东交通大学载运工具与装备教育部重点实验室, 江西 南昌 330013;
2. 华东交通大学轨道交通基础设施性能监测与保障国家重点实验室, 江西 南昌 330013)

摘要: 针对铁路机车轴承在真实复杂环境下故障特征难以提取而导致故障诊断困难的问题, 提出一种改进多尺度符号动力学熵(IMSDE)的铁路机车轴承故障诊断方法。首先, 通过邻域滑移均值化的方式改进多尺度符号动力学熵, 克服了传统粗粒化造成的熵值偏差缺陷; 然后, 利用 IMSDE 充分提取振动信号在不同尺度下的关键故障特征; 最后, 结合极限学习机(ELM)实现铁路轴承不同故障类型与程度的识别。在此基础上, 分别进行了3组试验分析。结果表明, 对人为构造的轴承故障和工程实际产生的轴承故障, 该方法都具有精准的故障识别效果, 对比其他4种方法故障识别率更高, 验证了该方法具有一定的工程实际应用价值。

关键词: 机车轴承; 故障诊断; 特征提取; 多尺度符号动力学熵; 极限学习机

中图分类号: U279; TH133.33

文献标志码: A

本文引用格式: 张龙, 刘皓阳, 肖乾. 采用改进多尺度符号动力学熵的铁路机车轴承故障诊断[J]. 华东交通大学学报, 2023, 40(5): 32-40.

DOI: 10.16749/j.cnki.jecjtu.2023.05.007

Fault Diagnosis of Railway Locomotive Bearings Using Improved Multiscale Symbolic Dynamic Entropy

Zhang Long^{1,2}, Liu Haoyang^{1,2}, Xiao Qian^{1,2}

(1. Key Laboratory of Conveyance and Equipment of Ministry of Education, East China Jiaotong University, Nanchang 330013, China; 2. State Key Laboratory of Performance Monitoring and Protecting of Rail Transit Infrastructure, East China Jiaotong University, Nanchang 330013, China)

Abstract: Aiming at the problem that it is difficult to extract the fault features of railway locomotive bearings in a real complex environment, which leads to the difficulty of fault diagnosis, an improved multiscale symbolic dynamic entropy(IMSDE) fault diagnosis method is proposed. Firstly, the MSDE is improved by utilizing neighborhood slip averaging, which overcomes the defects of entropy deviation caused by traditional coarse-graining. Then, IMSDE is used to fully extract the key fault features of vibration signals at different scales. Finally, the identification of different fault types and degrees of railway bearings is achieved by combining with an extreme learning machine(ELM). On this basis, three separate sets of tests were analyzed. The results show that the method has an accurate fault identification effect for both artificially constructed bearing faults and bearing faults generated by engineering reality, and the fault identification rate is higher compared with the other four methods, which verifies that the method has a certain value of practical application in engineering.

Key words: locomotive bearing; fault diagnosis; feature extraction; multiscale symbolic dynamic entropy; extreme learning machine

收稿日期: 2023-08-02

基金项目: 国家自然科学基金项目(51665013); 江西省自然科学基金项目(20212BAB204007, 20224ACB204017)

Citation format: ZHANG L, LIU H Y, XIAO Q. Fault diagnosis of railway locomotive bearings using improved multiscale symbolic dynamic entropy[J]. Journal of East China Jiaotong University, 2023, 40(5): 32–40.

滚动轴承可以同时承受径向与轴向联合负载作用,是维持铁路机车正常运转的重要零部件。由于长期处于复杂的环境下,发生疲劳点蚀和塑性变形的概率极高,最终会导致轴承完全失效^[1-3]。因此,能够及时、有效的对铁路机车轴承进行故障诊断就显得尤为重要。但是,由于受到噪声、信号衰减以及复杂传输路径等因素的影响,使轴承振动信号所含有效故障信息较为轻微,特征难以被提取,进而影响故障诊断模型的建立^[4]。

熵作为度量时间序列复杂性的一种工具,已经被广泛应用于旋转机械的健康监测。一些学者通过提取旋转机械不同健康状态下的熵值特征,然后对其进行故障诊断^[5-6]。传统的熵值计算方法有两种,分别是样本熵(sample entropy, SE)和排列熵(permutation entropy, PE)。但是,上述方法分别存在计算时间长、受噪声干扰严重等问题。王斐等^[7]提出了一种多尺度样本熵(multiscale sample entropy, MSE)的方法,结果证明可以识别轴承不同类型的故障。郑近德等^[8]通过多尺度排列熵(multiscale permutation entropy, MPE)提取特征并结合支持向量机(support vector machine, SVM)实现滚动轴承的故障诊断。然而,对于较长的时间序列, MSE 仍存在计算速度慢的缺点。虽然 MPE 计算速度有所提升,但是仅考虑信号幅值在升序排列时不同数值的大小关系,容易导致故障信息丢失^[9-10]。

为了应对上述问题,李永波提出了一种衡量复杂度计算的新方法—符号动力学熵(symbolic dynamic entropy, SDE),并在 SDE 的基础上结合多尺度分析,提出了多尺度符号动力学熵(multiscale symbolic dynamic entropy, MSDE)^[11]。相比于 MSE 和 MPE, MSDE 克服了故障信息在单一尺度下难以被充分提取的缺陷,在多尺度下将时间序列的幅值大小进行符号化,能够捕捉到振动信号实际的幅值信息,因此拥有更高的计算效率和更强的鲁棒性。Han 等^[12]提出了一种局部均值分解(local mean decomposition, LMD)和 MSDE 相结合的滚动轴承故障诊断方法,并且验证了该方法有效性。然而,随着尺度的不断增大,传统粗粒化方式将会引起时间序列

急剧缩小,进而导致关键故障信息难以被充分挖掘。

综上,针对铁路机车轴承在复杂环境下难以提取故障特征而导致故障诊断困难的问题,本文提出一种改进多尺度符号动力学熵(improved multiscale symbolic dynamic entropy, IMSDE)的铁路机车轴承故障诊断方法。首先,采用邻域滑移均值化的方式改进传统的粗粒化过程;然后,利用 IMSDE 充分地提取非线性振动信号的关键故障特征并构建特征矩阵;最后,将特征矩阵随机划分的训练集输入 ELM 中形成故障诊断模型,并通过测试集进行验证,最终实现铁路轴承不同故障类型与程度的识别,为提高铁路工程故障诊断模型精度提供了一种有效的方法。

1 改进的多尺度符号动力学熵

1.1 多尺度符号动力学熵

采用 SDE 计算时间序列 $X=[x_1, x_2, \dots, x_N]$ 的过程可以划分为 4 个步骤。

1) 时间序列符号化:根据幅值大小将长序列 X 分割成 ε 个短序列,并通过符号 $\sigma(i=1, 2, \dots, \varepsilon)$ 代替其中元素的具体数值,最终符号序列可以表示为 $Z\{z(k), k=1, 2, \dots, N\}$ 。

2) 确定状态模式概率:选定时间延迟和嵌入维数 m ,将符号序列 Z 分成 j 个子向量,其中 $j=[1, 2, \dots, N-m+1]$ 。符号的排列模式具有唯一性,一共包含 ε^m 个状态模式,可以表示为 $Z_j^{m,\lambda}$ 。不同子向量的状态模式可以用 $q_a^{\varepsilon,m,\lambda}$ 表示,其中 $a=[1, 2, \dots, \varepsilon]$ 。而任意子向量中 $q_a^{\varepsilon,m,\lambda}$ 出现的概率 P 为

$$P(q_a^{\varepsilon,m,\lambda}) = \frac{\{j: j \leq N-(m-1)\lambda, \text{type}(Z_j^{\varepsilon,m,\lambda}) = q_a^{\varepsilon,m,\lambda}\}}{N-(m-1)\lambda} \quad (1)$$

式中: $\text{type}(Z)$ 为符号序列与状态模式间的映射关系, ε 为符号数量。通过构建一个大小为 $1 \times \varepsilon^m$ 的矩阵,可以将 $q_a^{\varepsilon,m,\lambda}$ 转换为 $[P(q_1^{\varepsilon,m,\lambda}), P(q_2^{\varepsilon,m,\lambda}), \dots, P(q_\varepsilon^{\varepsilon,m,\lambda})]$ 。

3) 计算状态迁移概率:连续的两个状态模式按照顺序进行迁移,其划分的子向量也将随之迁移,

即状态迁移。由于符号的排列模式具有唯一性,当一个子向量出现,另一个子向量将具有唯一的模式种类。而符号为 $\sigma(i=1,2,\dots,\varepsilon)$ 的状态迁移概率可以表示为

$$P(\sigma_b) = P \begin{cases} z(j+m\lambda) = \sigma_b | j \leq N-m\lambda \\ \text{type}(Z_j^{\varepsilon,m,\lambda}) = q_a^{\varepsilon,m,\lambda} \end{cases} \quad (2)$$

4) 由状态模式概率和状态迁移概率计算 SDE

$$\text{SDE}(X, m, \lambda, \varepsilon) = - \sum_{a=1}^{\varepsilon} P(q_a^{\varepsilon,m,\lambda}) \ln P(q_a^{\varepsilon,m,\lambda}) - \sum_{a=1}^{\varepsilon} \sum_{b=1}^{\varepsilon} P(q_a^{\varepsilon,m,\lambda}) P(\sigma_b | q_a^{\varepsilon,m,\lambda}) \ln P(\sigma_b | q_a^{\varepsilon,m,\lambda}) \quad (3)$$

通过归一化处理可以将式(3)转化为

$$\text{SDE}(X, m, \lambda, \varepsilon) = \text{SDE}(X, m, \lambda, \varepsilon) / \ln P(\varepsilon^{m+1}) \quad (4)$$

Costa^[13]最早提出了多尺度的概念,并在生物学领域取得了显著的成果。将 SDE 结合多尺度分析可以实现对不同尺度时间序列的精准衡量。MSDE 的计算过程可以划分为两步。

1) 时间序列粗粒化:对时间序列 $C_j=[c_1, c_2, \dots, c_N]$ 进行粗粒化处理,并转换为数量为 τ 的多尺度序列

$$M_i^\tau = \frac{1}{\tau} \sum_{j=i-1}^{i\tau} c_j, 1 \leq i \leq \frac{N}{\tau} \quad (5)$$

式中: τ 为尺度因子,且 $\tau > 0$ 。

2) 计算所有尺度下 MSDE

$$\text{MSDE}(c, \tau, m, \lambda, \varepsilon) = \text{SDE}(M_i^\tau, m, \lambda, \varepsilon) \quad (6)$$

式中: $\tau=1$ 为初始时间序列,控制 τ 的大小可以得到不同尺度时间序列。

1.2 改进多尺度符号动力学熵

通过上述粗粒化分析可知,尺度因子 τ 的大小与时间序列的长短成反比。因此,当 τ 取值越大时,时间序列越短,可能造成熵值计算出现误差。为了解决这一问题,采用邻域滑移均值化代替传统粗粒化的方法,其方法主要分为两个过程。

1) 邻域滑移均值化:通过邻域滑动平均的方式对时间序列 $U_j=[u_1, u_2, \dots, u_N]$ 进行处理,第 k 个滑移均值化序列为

$$L_{k,j}^\tau = \frac{1}{\tau} \sum_{i=k+\tau(j-1)}^{k+j\tau-1} u_i, 1 \leq j \leq \frac{N}{\tau} \quad (7)$$

式中: $1 \leq k \leq \tau$ 。

2) 计算所有尺度 IMSDE

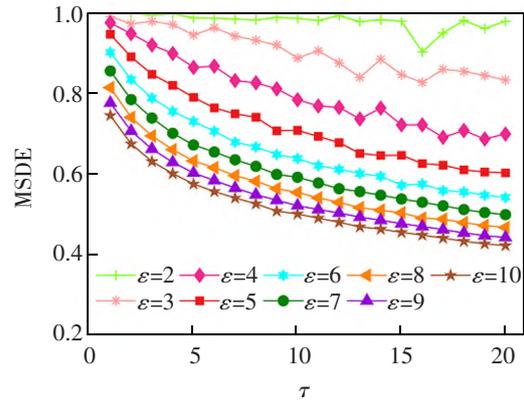
$$\text{IMSDE}(u, \tau, m, \lambda, \varepsilon) = \text{SDE}(L_{k,j}^\tau, m, \lambda, \varepsilon) \quad (8)$$

IMSDE 邻域滑移均值化是对粗粒化过程进一步的细化,相比于 MSDE 粗粒化方式,IMSDE 考虑了同一类别相邻点之间的符号动力学特性,不会将状态模式相异的嵌入矢量视为同一种符号动力学模式,因此可以有效解决熵值误差这一问题。

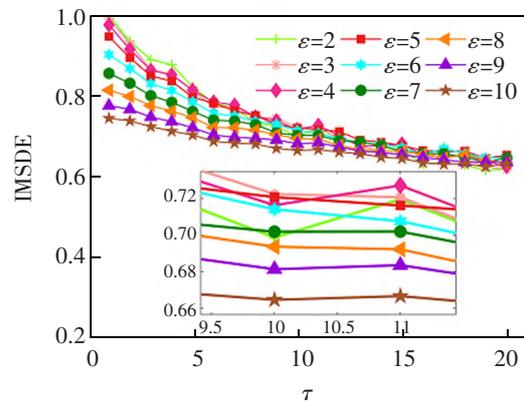
1.3 参数讨论分析

由上述分析可知,IMSDE 需要预先设置 4 个参数。分别为:尺度因子 τ ,符号数 ε ,时间延迟 λ 以及嵌入维度 m ,不同参数设置可能导致特征提取效果具有明显的差异。采用仿真白噪声对上述参数进行分析,然后通过 MSDE 进行对比。

1) 符号数 ε :通过控制嵌入维度 m ,尺度因子 τ 以及时间延迟 λ 的大小来确定符号数 ε 的影响。图 1 为 $m=3, \tau=[1, 20], \lambda=1$ 时 IMSDE 和 MSDE 的熵值变化曲线。由图 1(a)可以看出,随着 ε 的增大,MSDE 呈现递减的趋势,并且不同 ε 熵值差异明显。



(a) MSDE of white noise at different ε



(b) IMSDE of white noise at different ε

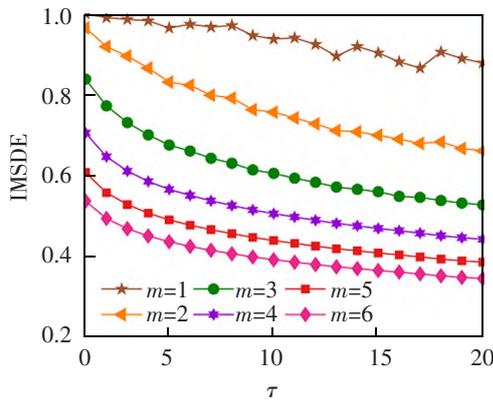
图 1 白噪声信号在不同 ε 下的熵值
Fig.1 Entropy value of white noise signal under different number of ε

由图 1(b)可以看出,随着 ε 的增大,IMSDE 递减的趋势减弱,在 $\tau=20$ 时熵值保持稳定。通过对比分析可知,相比于 MSDE,IMSDE 熵值变化更小,具有更好的鲁棒性。当 $\varepsilon < 7$ 时,IMSDE 包含的状态模式减少,不同尺度下熵值接近,无法充分捕捉数据中动力学特性;当 $\varepsilon \geq 9$ 时,IMSDE 无法消除背景噪声的干扰,可能造成熵值计算出现偏差。综上所述,当且仅当 $\varepsilon=8$ 时,IMSDE 才能有效实现信号在不同尺度下的动力学特性提取。

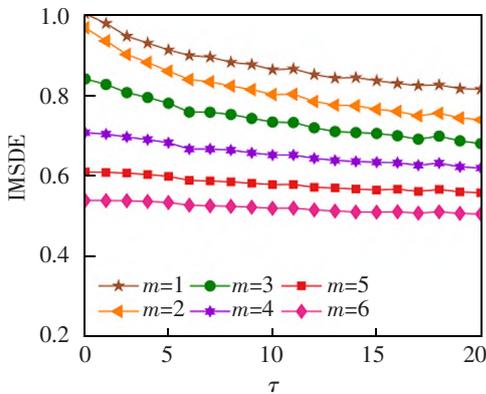
2) 嵌入维度 m :通过控制符号数 ε ,尺度因子 τ 以及时间延迟 λ 的大小来确定嵌入维度 m 的影响。图 2 为 $\varepsilon=8, \tau=[1, 20], \lambda=1$ 时 IMSDE 和 MSDE 的熵值变化曲线。通过图 2(a)和图 2(b)对比可知,经过邻域滑移均值化处理的 IMSDE 波动较小,具有更高的稳定性。当 $m < 3$ 时,构成向量的状态模式较少,将呈现状集中分布,法充分检测时间序列是否发生突变,不同尺度下熵值难以区分;当 $m \geq 3$ 时,IMSDE 逐渐趋于平稳,但随着状态模式增多,时间成本

将会升高,总体运行效率将会下降。当 $m=3$ 时,IMSDE 才能在较短的时间内实现时间序列动力学特性的精准表达。综上所述,本文选择嵌入维度为 $m=3$ 。

3) 时间延迟 λ :通过控制符号数 ε ,嵌入维度 m 以及尺度因子 τ 的大小来确定时间延迟的影响。图 3 为 $\varepsilon=8, \tau=[1, 20], m=3$ 时 IMSDE 和 MSDE 的熵值变化曲线。可以清楚看出,不同 λ 下 IMSDE 基本重合,MSDE 小部分差异,证明了 IMSDE 具有更优的一致性,也说明了 λ 对熵值计算影响较小。综上所述,本文选择时间延迟为 $\lambda=1$ 。



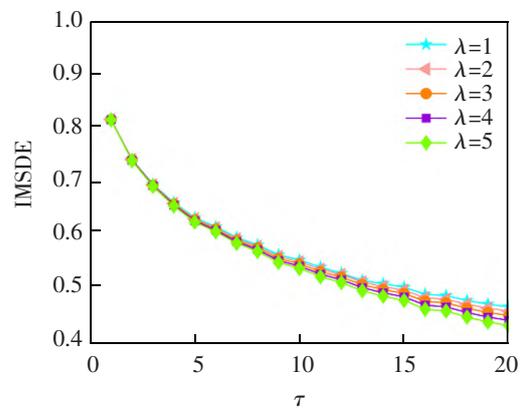
(a) MSDE of white noise at different m



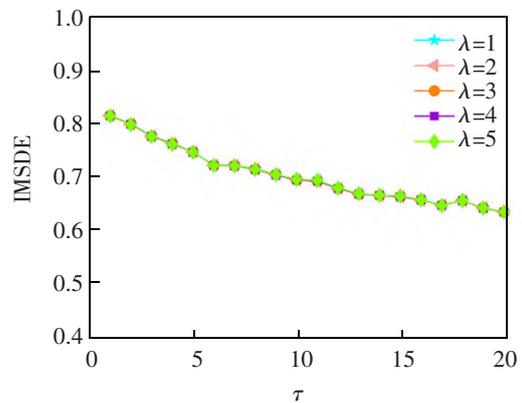
(b) IMSDE of white noise at different m

图 2 白噪声信号在不同 m 下的熵值

Fig.2 Symbol dynamics entropy of white noise signal under different m



(a) MSDE of white noise at different λ



(b) IMSDE of white noise at different λ

图 3 白噪声信号在不同 λ 下的熵值

Fig.3 Entropy of white noise signal at different λ

2 极限学习机

ELM(extreme learning machine)是一种单隐层前馈神经网络算法,其模型如图 4 所示。由图 4 可看出该模型的网络结构主要由输入层、隐含层以及输出层构成。其核心思想是通过设定隐含层节点数,在求解出输出权重后使其最小化,从而达到模

型泛化性能最大化。由于输入权重和隐含层阈值无需人为设定,具有学习速度快、鲁棒性好等优点^[14-16]。图4中: \mathbf{x} 为输入的轴承故障特征; \mathbf{y} 为模型输出的轴承故障类型; ω_i 为第*i*个隐含神经元的输入权重; β_i 为第*i*个隐含神经元的输出权重; b 为随机获得的隐含层偏置。

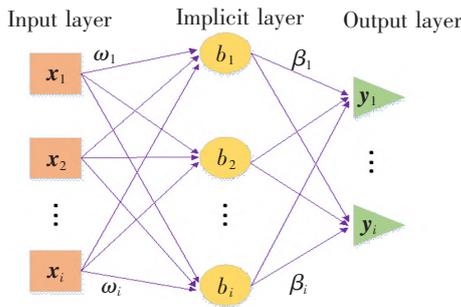


图4 ELM网络结构图

Fig.4 ELM network structure diagram

对于含有 N_1 个样本数据集,其中 $\mathbf{x}_i=[x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{in}]^T$,ELM 的网络结构为

$$y(\mathbf{x}_i) = \sum_{i=1}^L \beta_i g(\mathbf{x}_i, w_i, b_i) \quad (j=1, 2, \dots, N_1) \quad (9)$$

式中: w_i 和 β_i 分别为第*i*个隐含神经元的输入权重和输出权重; b_i 和 g 分别为随机获得的隐含层偏置和激活函数,通常选取 Sigmoid 函数。

通过激活函数的选取以及隐含层节点确定后,ELM 学习的步骤分为三步。

- 1) 初始化并随机设定输入权值 w 和隐含层偏置 b_i ;
- 2) 计算隐含层输出矩阵 \mathbf{v} ;
- 3) 通过输出的权重矩阵 $\mathbf{w}_o = \mathbf{v}\mathbf{y}_i$ 得到输出权值。

3 基于 IMSDE 铁路机车轴承故障诊断流程

针对铁路机车轴承在真实复杂环境下故障特征难以提取而导致故障诊断困难的问题,本文提出一种 IMSDE 的铁路机车轴承故障诊断方法。故障诊断流程分为三步。

- 1) 采集铁路机车轴承 7 种不同健康状态的振动信号。
- 2) 利用 IMSDE 提取轴承振动信号中包含的故障特征并构成多维特征矩阵,然后对特征矩阵进行归一化处理。其中 IMSDE 参数设置如下:符号数 $\varepsilon=8$,嵌入维度 $m=3$,尺度因子 $\tau=[1, 20]$ 和时间延迟 $\lambda=1$ 。
- 3) 将归一化处理后的多维特征矩阵输入到

ELM 模型中进行分类,实现对铁路机车轴承故障的精准诊断。

4 试验分析

为了测试 IMSDE 方法在实验室数据和工程实测数据提取故障特征的效果,本节分别采用凯斯西储大学轴承数据、南昌铁路局机车轴承故障数据以及中车青岛四方轮对轴承故障数据进行试验分析。

4.1 凯斯西储大学轴承数据试验分析

凯斯西储大学试验轴承型号为 6205-2RS 深沟型球轴承,安装位置位于驱动端一侧,采样频率为 $F_s=12$ kHz。通过电火花加工出 10 种不同状态的轴承数据,并将其依次编号 A1~A10,如表 1 所示。

表 1 凯斯西储大学轴承数据集

Tab.1 Case Western Reserve University bearing dataset

Fault type	Fault size/mm	Training set	Testing set	Label
Inner race	0.177 8	60	40	A1
	0.355 6	60	40	A2
	0.533 4	60	40	A3
Outer race	0.177 8	60	40	A4
	0.355 6	60	40	A5
	0.533 4	60	40	A6
Rolling element	0.177 8	60	40	A7
	0.355 6	60	40	A8
	0.533 4	60	40	A9
Normal	/	60	40	A10

在凯斯西储大学轴承数据集中共包含 10 种不同健康状态数据,将每种状态原始数据分为 100 组样本,10 种状态共计 1 000 个完备样本,每组样本数据长度设置为 1 024 个样本点。每种故障类型的数据样本随机取 60 个作为训练集,剩余的 40 个作为测试集。10 种状态下训练集总样本数量为 600,测试集总样本数量 400。分别计算其在 20 个尺度下 IMSDE,得到大小分别为 600×20 训练集特征矩阵和 400×20 的测试集特征矩阵。

然后将训练集特征矩阵输入到 ELM 模型中进行训练,将测试集特征矩阵输入到训练完成的 ELM 模型中,得到单次试验分类结果如图 5 所示。

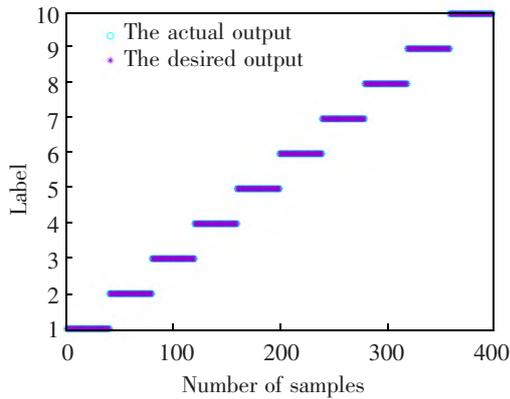


图 5 单次试验分类结果

Fig.5 Single test classification results

由图 5 可知,采用凯斯西储大学轴承数据数据集分析得到的单次的故障识别率为 100%,初步验证了所提方法能够有效识别滚动轴承的不同故障类型与程度。

为避免实验存在的偶然性情况,使获得的实验结果更具权威性,将所有样本随机划分后进行了 20 次随机试验,并与 MSDE、改进多尺度排列熵(IMPE)^[17]、改进多尺度样本熵(MMSE)^[18]进行对比,试验结果如表 2 所示。

表 2 不同方法准确率对比

Tab.2 Comparison of accuracy rates of different methods

Method	Accuracy/%		
	Max	Min	Mean
IMSDE	100	99.00	99.59
MSDE	75.75	70.50	73.78
IMPE	99.75	98.75	99.36
MMSE	59.50	57.00	58.75

可以看出,本文所提方法所获得的平均识别准确率最高,最大识别准确率为 100%,最小识别准确率为 99%,前后者之间相差 1%,再次证明了所提方法具较优的故障识别能力。

4.2 南昌铁路局机车轴承故障数据试验分析

本节所使用的轴承数据来自南昌铁路局机务段的 JL-501 机车轴承试验台。试验台的主要由台身、主轴箱、液压系统、电气系统组成,如图 6 所示。主轴箱用于安装定位、旋转等过程;液压系统的功能为径向载荷的施加和卸载,本次试验转速设定为 500 r/min。DF4 型内燃机车所采用的轴承型号为

NJ2232WB 系列圆柱滚子轴承。如图 5 所示,加速度传感器 A、B、C 位于 3 个不同位置,用于多方位采集机车轴承信号,采样频率为 20 kHz。采用振动传感器 B 采集 7 种不同状态的机车轴承真实损伤数据,并将其依次编号 B1~B7,如表 3 所示。6 种机车轴承不同程度的真实损伤如图 7 所示。

表 3 南昌铁路局轴承数据集

Tab.3 Nanchang Railway Bureau bearing dataset

Fault type	Fault size/mm	Training set	Testing set	Label
Inner race	4	60	40	B1
	7	60	40	B2
	19	60	40	B3
Outer race	7	60	40	B4
	19	60	40	B5
Rolling element	4	60	40	B6
Normal	/	60	40	B7

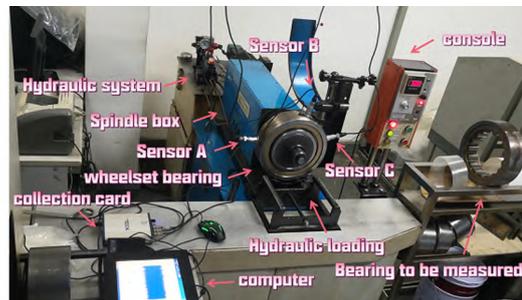


图 6 JL-501 轴承试验台

Fig.6 JL-501 Bearing test bench

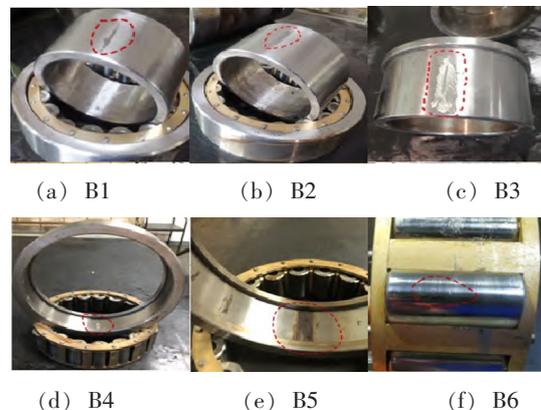


图 7 6 种机车轴承故障类型

Fig.7 6 types of locomotive bearing faults

在南昌铁路局机车轴承故障数据集中共包含 7 种不同健康状态数据,将每种状态原始数据分为 100 组样本,7 种状态共计 700 个完备样本,每组样本数据长度设置为 1 024 个样本点。每种故障类型的数据样本随机取 60 个作为训练集,剩余的 40 个作为测试集。7 种状态下训练集总样本数量为 420,测试集总样本数量 280。分别计算其在 20 个尺度下 IMSDE,得到大小分别为 420×20 训练集特征矩阵和 280×20 的测试集特征矩阵。

然后将训练集特征矩阵输入到 ELM 模型中进行训练,将测试集特征矩阵输入到训练完成的 ELM 模型中,得到单次试验分类结果如图 8 所示。

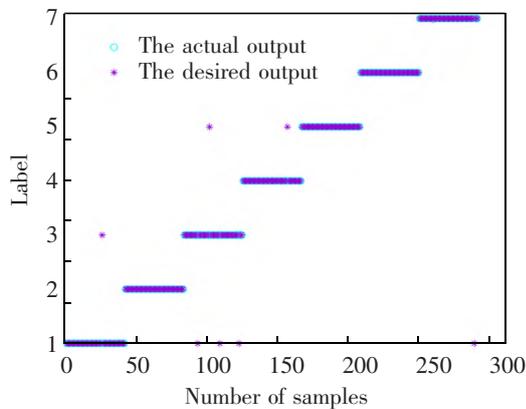


图 8 单次试验分类结果

Fig.8 Single test classification results

由图 8 可知,采用南昌铁路局机车轴承故障数据集分析得到的单次的故障识别率为 97.5%,初步验证了所提方法能够有效识别滚动轴承的不同故障类型与程度。

为避免实验存在的偶然性情况,使获得的实验结果更具权威性,将所有样本随机划分后进行了 20 次随机试验,并与 MSDE、IMPE、MMSE 进行对比,试验结果如表 4 所示。

表 4 不同方法准确率对比

Tab.4 Comparison of accuracy rates of different methods

Method	Accuracy/%		
	Max	Min	Mean
IMSDE	97.50	93.57	95.36
MSDE	73.57	62.14	73.09
IMPE	88.57	78.93	84.73
MMSE	83.09	77.14	79.44

可以看出,本文所提方法所获得的平均识别准确率最高,相比于 MSDE、IMPE 以及 MMSE 方法的分别提升了 22.27%,10.63%,15.92%。

4.3 青岛四方轮对轴承故障数据试验分析

青岛四方轮对轴承试验台如图 9 所示,试验台主要由驱动电机、皮带传动系统、径向加载装置、横向加载装置、风扇电机以及控制装置组成。其采样频率为 20 kHz,车辆运行速度为 90 km/h,轴承转速为 589 r/min,垂向载荷为 146 kN。

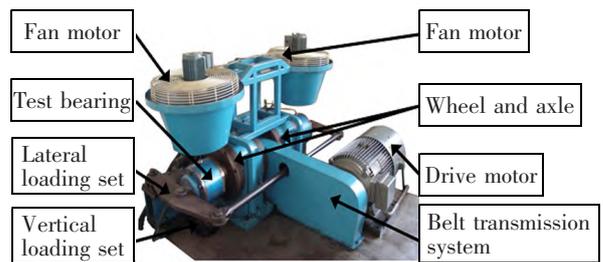


图 9 青岛四方轮对轴承试验台

Fig.9 Qingdao sifang wheelset bearing test bench

真实产生的故障类型一共 8 种,将其依次编号 C1~C8,如表 5 所示。7 种轮对轴承全生命周期运行过程中产生的不同程度损伤如图 10 所示。

表 5 青岛四方轮对轴承故障数据集

Tab.5 Qingdao Sifang wheelset bearing fault dataset

Fault type	Fault size/(mm×mm)	Training set	Testing set	Label
Normal	/	60	40	C1
Rolling element	3×35	60	40	C2
Cage	/	60	40	C3
Rolling element	/	60	40	C4
Inner race	3×45	60	40	C5
Outer race	10×45	60	40	C6
Outer race and rolling element	10×45	60	40	C7
Outer race	10×30	60	40	C8

同样地,将 8 种状态原始数据分为 100 组样本,10 种状态共计 800 个完备样本,每组样本数据长度设置为 1 024 个样本点。每种故障类型的数据样本随机取 60 个作为训练集,剩余的 40 个作为测试集。8 种状态下训练集总样本数量为 480,测试集总样本数量 320。分别计算其在 20 个尺度下 IMSDE,得到大小分别为 480×20 训练集特征矩阵和 320×20 的测试集特征矩阵。

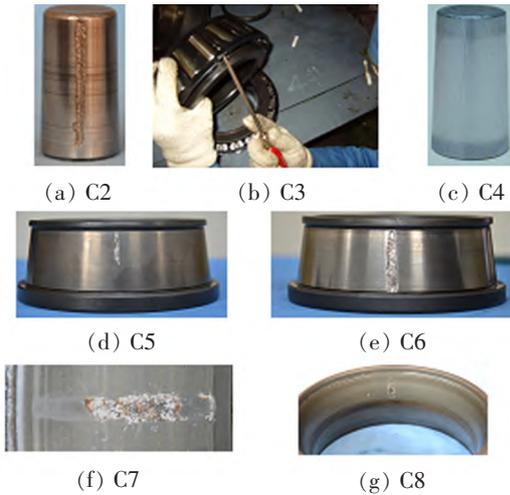


图 10 7 种轮对轴承故障类型

Fig.10 7 types of wheelset bearing faults

然后将训练集特征矩阵输入到 ELM 模型中进行训练,将测试集特征矩阵输入到训练完成的 ELM 模型中,得到单次试验分类结果如图 11 所示。

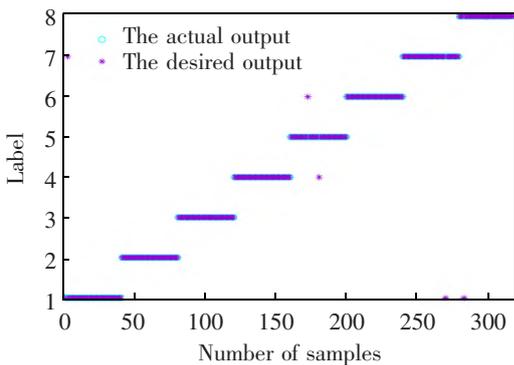


图 11 单次试验分类结果

Fig.11 Single test classification results

由图 11 可知,采用青岛四方轮对轴承故障数据集分析得到的单次的故障识别率为 98.4%,初步验证了所提方法能够有效识别滚动轴承的不同故障类型与程度。

为避免实验存在的偶然性情况,使获得的实验结果更具权威性,将所有样本随机划分后进行了 20 次随机试验,并与 MSDE、IMPE、MMSE 进行对比,试验结果如表 6 所示。

可以看出,本文所提方法所获得的平均识别准确率最高,相比于 MSDE、IMPE 以及 MMSE 方法的分别提升了 44.76%,1.06%,6.22%。不同试验数据产生的结果具有一定的差异,相比于凯斯西储大学轴承数据,青岛四方轴承故障数据获得识别准确率较低。可能的原因是由于凯斯西储大学轴承数据集

表 6 不同方法准确率对比

Tab.6 Comparison of accuracy rates of different methods

Method	Accuracy/%		
	Max	Min	Mean
IMSDE	99.69	97.81	98.98
MSDE	57.81	51.25	54.22
IMPE	99.37	96.56	97.92
MMSE	95.93	89.68	92.76

是采用电火花方式构造出人工故障,其缺陷处较为光滑与平整,而青岛四方轴承故障数据是工程实际产生的轴承故障,其缺陷处具有不规则形状,所以故障识别率低于人工构造的轴承故障。

5 结论

1) 在多尺度符号动力学熵(MSDE)的基础上,提出了一种改进多尺度符号动力学熵 (IMSDE)的方法。然后通过信号的仿真分析,确定了 IMSDE 参数选择的标准。将 IMSDE 与 MSDE 进行对比,结果表明 IMSDE 能够准确表达信号时间序列的动力学变换,解决了传统时间序列的粗粒化会导致时间序列长度急剧缩短的问题,提升了提取大尺度因子下的粗粒化序列关键故障特征的能力。

2) 采用 IMSDE 的方法应用于 3 组数据分析,结果表明对实验室构造的轴承故障,由于其缺陷处较为光滑与平整,振动信号噪声较少,故障识别平均准确率达到 99%以上。对于工程实际产生的轴承故障,其缺陷处具有不规则形状,振动信号噪声较高,故障识别平均准确率达到 95%以上,验证了该方法具有一定工程实际应用价值。

3) 通过 3 种特征提取方法对轴承不同故障类型识别结果的对比分析,进一步验证了 IMSDE 不仅能够有效提取轴承的故障信息,还能够对不同故障程度的特征进行提取。与 MSDE 相比,IMSDE 能够更全面、更丰富的提取故障信息。与 IMPE、MMSE 相比,IMSDE 能够通过符号化的过程实现更加稳定的特征提取效果。

参考文献:

[1] 张龙,彭小明,熊国良,等. 基于 MSE 与 PSO-SVM 的机车轮对轴承智能诊断方法[J]. 铁道科学与工程学报,2021, 18(9):2408-2417.

- ZHANG L, PENG X M, XIONG G L, et al. Intelligent diagnosis of locomotive wheelset bearings using MSE and PSO-SVM[J]. Journal of Railway Science and Engineering, 2021, 18(9): 2408-2417.
- [2] LIU W, YANG S, LI Q, et al. The mkurtogram: A novel method to select the optimal frequency band in the AC domain for railway wheelset bearings fault diagnosis[J]. Applied Sciences, 2020, 11(1): 9.
- [3] 卓鹏程, 严瑾, 郑美妹, 等. 面向滚动轴承全生命周期故障诊断的 GA-OIHF Elman 神经网络算法[J]. 上海交通大学学报, 2021, 55(10): 1255-1262.
- ZHUO P C, YAN J, ZHENG M M, et al. GA-OIHF Elman network algorithm for fault diagnosis of full life cycle of rolling bearing[J]. Journal of Shanghai Jiaotong University, 2021, 55(10): 1255-1262.
- [4] LI Y, YANG Y, LI G, et al. A fault diagnosis scheme for planetary gearboxes using modified multi-scale symbolic dynamic entropy and mRMR feature selection[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2017, 91: 295-312.
- [5] 姚德臣, 杨建伟, 程晓卿, 等. 基于多尺度本征模态排列熵和 SA-SVM 的轴承故障诊断研究[J]. 机械工程学报, 2018, 54(9): 168-176.
- YAO D C, YANG J W, CHENG X Q, et al. Railway rolling bearing fault diagnosis based on multi-scale IMF permutation entropy and SA-SVM classifier[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2018, 54(9): 168-176.
- [6] YANG Y, ZHENG H, YIN J, et al. Refined composite multivariate multiscale symbolic dynamic entropy and its application to fault diagnosis of rotating machine[J]. Measurement, 2020, 151: 107233.
- [7] 王斐, 房立清, 齐子元. 基于多尺度样本熵和 VPMCD 的自动机故障诊断[J]. 振动. 测试与诊断, 2018, 38(3): 564-569.
- WANG , FANG L Q, QI Z Y. Automatic machine fault diagnosis based on multi-scale sample entropy and VPMCD [J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2018, 38(3): 564-569.
- [8] 郑近德, 程军圣, 杨宇. 多尺度排列熵及其在滚动轴承故障诊断中的应用[J]. 中国机械工程, 2013, 24(19): 2641-2646.
- ZHENG J D, CHENG J S, YANG Y. Multi-scale permutation entropy and its applications to rolling bearing fault diagnosis[J]. China Mechanical Engineering, 2013, 24(19): 2641-2646.
- [9] LI Y, LIANG X, WEI Y, et al. A method based on refined composite multi-scale symbolic dynamic entropy and ISVM-BT for rotating machinery fault diagnosis[J]. Neurocomputing, 2018, 315: 246-260.
- [10] 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.
- CEHN X L, ZHANG B Z, FENG F Z, et al. Fault feature extraction of rolling bearings based on an improved permutation entropy[J]. Journal of Vibration Engineering, 2018, 31(5): 902-908.
- [11] 李永波. 滚动轴承故障特征提取与早期诊断方法研究[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学, 2017.
- LI Y B. Investigation of fault feature extraction and early fault diagnosis for rolling bearings[D]. Harbin: Harbin Institute of Technology, 2017.
- [12] HAN M, WU Y, WANG Y, et al. Roller bearing fault diagnosis based on LMD and multi-scale symbolic dynamic information entropy[J]. Journal of Mechanical Science and Technology, 2021, 35(5): 1993-2005.
- [13] COSTA M, GOLDBERGER A L, PENG C K. Multiscale entropy analysis of biological signals[J]. Physical Review E, 2005, 71(2): 021906.
- [14] HUANG G B, WANG D H, LAN Y. Extreme learning machines[J]. International Journal of Machine Learning and Cybernetics, 2011, 2(2): 107-122.
- [15] HE C, WU T, GU R, et al. Rolling bearing fault diagnosis based on composite multiscale permutation entropy and reverse cognitive fruit fly optimization algorithm-extreme learning machine[J]. Measurement, 2021, 173: 108636.
- [16] 周建民, 刘露露, 杨晓彤, 等. 自编码器及其改进算法在滚动轴承故障诊断的应用[J]. 华东交通大学学报, 2023, 40(3): 88-96.
- ZHOU J M, LIU L L, YANG X T, et al. Application of Auto-Encoder and Its Improvement in Rolling Bearing Fault Diagnosis[J]. Journal of East China Jiaotong University, 2023, 40(3): 88-96.
- [17] LI Y, ZHANG W, XIONG Q, et al. A rolling bearing fault diagnosis strategy based on improved multiscale permutation entropy and least squares SVM[J]. Journal of Mechanical Science and Technology, 2017, 31(6): 2711-2722.
- [18] MAHAJAN R, MORSHED B I. Unsupervised eye blink artifact denoising of EEG data with modified multiscale sample entropy, kurtosis, and wavelet-ICA[J]. IEEE journal of Biomedical and Health Informatics, 2014, 19(1): 158-165.



通信作者: 张龙(1980—), 男, 教授, 博士, 研究方向为装备服役性能监测、诊断与智能运维。E-mail: longzh@126.com。

(责任编辑: 姜红贵)