



DOI:10.12404/j.issn.1671-1815.2309190

引用格式:李彦阳,罗伟.基于符号变量矩阵的改进样本熵算法[J].科学技术与工程,2025,25(5):1913-1919.

Li Yanyang, Luo Wei. Improved sample entropy algorithm based on symbolic variable matrix[J]. Science Technology and Engineering, 2025, 25(5): 1913-1919.

基于符号变量矩阵的改进样本熵算法

李彦阳^{1,2}, 罗伟^{3*}

(1. 黑龙江八一农垦大学土木水利学院, 大庆 163319; 2. 东北石油大学机械科学与工程学院, 大庆 163318;
3. 湖南铁道职业技术学院智能制造学院, 株洲 412001)

摘要 针对样本熵算法在相空间重构过程中存在冗余运算的问题,通过构建符号变量矩阵的方法,对样本熵算法的相空间重构过程进行替换,建立改进的样本熵算法。白噪声和粉噪声仿真信号分析表明,改进的样本熵算法能有效提取信号的特征,并且具有较高计算效率。以往复压缩机轴承间隙故障为研究对象,应用改进的样本熵算法对其进行特征提取,并与样本熵进行对比,该方法特征提取结果与样本熵算法保持高度一致,算法的计算效率远高于样本熵算法。

关键词 样本熵; 改进的样本熵; 计算效率; 特征提取; 往复压缩机

中图分类号 TH165.3; **文献标志码** A

Improved Sample Entropy Algorithm Based on Symbolic Variable Matrix

LI Yan-yang^{1,2}, LUO Wei^{3*}

(1. College of Civil Engineering and Water Conservancy Institute, Heilongjiang Bayi Agricultural University, Daqing 163319, China;
2. College of Mechanical Science and Engineering, Northeast Petroleum University, Daqing 163318, China;
3. College of Intelligent Manufacturing, Hunan Railway Professional Technology College, Zhuzhou 412001, China)

[Abstract] Aiming at the problem of redundancy in the phase space reconstruction of sample entropy algorithm, the phase space reconstruction process of sample entropy algorithm was replaced by a symbolic variable matrix, and an improved sample entropy algorithm was established. The analysis of white noise and powder noise simulation signals shows that the improved sample entropy algorithm can extract signal features effectively and has high computational efficiency. In the past, bearing clearance faults of complex compressors were studied, and the improved sample entropy algorithm was applied to extract features and compared with sample entropy. The feature extraction results of the method are highly consistent with the sample entropy algorithm, and the computational efficiency of the algorithm is much higher than that of the sample entropy algorithm.

[Keywords] sample entropy; improved sample entropy; computational efficiency; feature extraction; reciprocating compressor

往复压缩机因压力稳定、运输介质广泛等特点,被广泛应用于石油、化工等行业。由于其工作环境恶劣,工作强度高,使得往复压缩机中轴承和气阀等重要零件在工作过程中极易发生故障,造成巨大安全事故,给生产的正常运行带来巨大的经济损失^[1-2]。因此,针对往复压缩机建立一套完善的实时故障诊断和保护系统,可以有效地降低事故发生率。然而,往复压缩机产生的故障种类繁多,振动信号的样本数据长度大,并且整个故障诊断过程复杂且效率低。因此,采用传统的振动信号熵值分析法存在一定缺陷,不利于往复压缩机的实时在线监测与保护。

样本熵算法(sample entropy)是著名学者 Richman 在改进近似熵的基础上提出的^[3],样本熵算法属于一种典型的振动信号熵值分析方法,样本熵算法在特征提取过程中具有以下优势:所需数据短、拥有一定的抗噪和抗干扰的能力、对于在指定范围内的不同参数都能保持熵值结果的一致性。因此,被广泛应用于往复压缩机等机械故障振动信号的故障特征提取中^[4]。

然而针对样本熵算法计算冗余等问题,朱永升等^[5]提出了二次滑动均值粗粒化的多尺度快速样本熵算法,并成功应用于脑电信号的特征提取过程,实验结果表明,该方法高效地提取了脑电特征,

收稿日期:2023-11-22 修订日期:2024-07-19

基金项目:湖南铁道职业技术学院机电一体化科研创新团队建设资助(KYTD202103)

第一作者:李彦阳(1980—),女,汉族,黑龙江讷河人,博士研究生,讲师。研究方向:往复机械设备故障机理与诊断。E-mail:liyanyang@byau.edu.cn。

*通信作者:罗伟(1979—),男,汉族,湖南株洲人,硕士,教授。研究方向:电气工程。E-mail:29607150@qq.com。

实现了脑电信号分析进一步飞跃。其次,孙桂琪等^[6]通过构建二值化的方法,对样本熵算法进行改进,极大地提高算法的计算效率,并将其应用于语音信号的特征提取过程中。针对样本熵算法计算冗余的问题,姜苗苗等^[7]通过构建KD树(K-dimensional tree)的方式改进样本熵算法,提高了样本熵的计算效率,增加了算法的实效性。上述改进样本熵计算效率的方法均是通过对算法进行替换改进,并未从算法冗余的关键步骤出发进行改进,而且均未对机械振动信号进行分析,因此,现从样本熵算法冗余问题的本身出发,通过构建符号变量矩阵的方法,对样本熵算法在该相空间重构过程进行替换,得到一种提高样本熵算法计算效率的新改进样本熵算法。并成功将其应用于往复压缩机轴承间隙故障中进行故障特征提取,以提高往复压缩机轴承间隙故障诊断的整体计算效率,并在一定程度上解决当前自动诊断方法的实时性问题^[8]。

1 样本熵

样本熵(sample entropy, SampEn)是由Lake等^[9]改进近似熵得到一种新型的衡量时间序列复杂度方法。样本熵具体算法步骤如下。

步骤1 首先对时间序列 $X = \{x_i\}$ 进行 m 维重构,即

$$X(i) = [x(i), x(i+1), \dots, x(i+m-1)] \tag{1}$$

式(1)中: $i = 1 \sim N - m + 1$ 。

步骤2 定义 $X(i)$ 与 $X(j)$ 两个向量间的切比雪夫距离 $d[X(i), X(j)]$ 为

$$d[X(i), X(j)] = \max_{0 \sim m-1} |x(i+k) - x(j+k)| \tag{2}$$

$X(i)$ 和 $X(j)$ 中所有元素的差值都要小于或等于距离 $d[X(i), X(j)]$, 并且每一个元素 i 都需要计算 $X(i)$ 和其余向量 $X(j)$ 之间的距离 $d[X(i), X(j)]$ 。

步骤3 求解完距离 d 后需要统计出所有向量间切比雪夫距离 $d[X(i), X(j)]$ 小于阈值 r 的数目,然后将小于阈值的向量个数与总矢量个数 $N - m$ 相比得到 $C_i^m(r)$ 。

$$C_i^m(r) = \frac{1}{N - m} \text{num}\{d[X(i), X(j)] < r\} \tag{3}$$

式(3)中: $i = 1, 2, \dots, N - m + 1, i \neq j$ 。

步骤4 再对所有 $C_i^m(r)$ 求平均值,得到 $B^m(r)$ 。

$$B^m(r) = \frac{1}{N - m + 1} \sum_{i=1}^{N-m+1} C_i^m(r) \tag{4}$$

步骤5 再将维度 $m + 1$ 重复计算步骤1~步骤4,从而得到 $B^{m+1}(r)$ 。

步骤6 从而得到该时间序列的样本熵。

$$\text{SampEn}(m, r) = \lim_{N \rightarrow \infty} \{-\ln[B^{m+1}(r)/B^m(r)]\} \tag{5}$$

但由于实际情况中 N 为无穷大,于是 N 取某自然数时,实际样本熵值为

$$\text{SampEn}(m, r, N) = -\ln[B^{m+1}(r)/B^m(r)] \tag{6}$$

样本熵算法的值只与 m, r 和 N 等参数有关。其中不同的维度 m 与阈值 r 求解的样本熵值是不同的。样本熵算法参数的设置: $m = 1$ 或 $2, r = 0.1 \sim 0.25 \text{std}(X)$, 根据经验,该参数设置下的样本熵算法能够较合理地表示时间序列的复杂度。

2 改进的样本熵算法

2.1 样本熵算法存在的问题及改进方法

2.1.1 样本熵算法存在的问题

首先根据图1所示的样本熵算法示意图可以看出,样本熵算法计算 $B^{m+1}(r)$ 的过程中包含了 $B^m(r)$ 计算过程中向量 $X(i)$ 与 $X(j)$ 间的距离计算及该距离与阈值的比较,然而根据样本熵算法向量间距离的计算原理可知,对于该重复步骤可以利用合

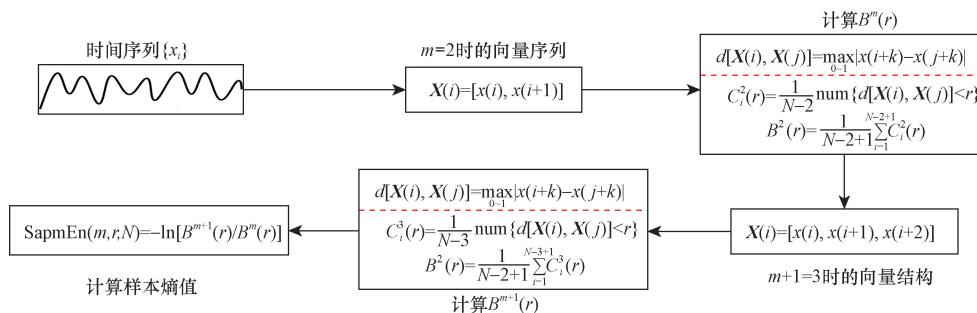


图1 样本熵算法示意图
Fig. 1 The sample entropy algorithm illustrates the flow chart

并简化的思想对样本熵算法进行改进,从而得到一种在保持与样本熵算法计算结果一致的同时,较显著地缩短算法的运行时间的改进样本熵算法。

以时间序列 $a = \{a_i\} (i \in [1, N])$ 为例对样本熵算法存在的冗余运算问题进行具体说明,其中样本熵的相关参数设置为:维度 $m = 2$, 阈值。

图 2 表示时间序列 $a = \{a_1, a_2, \dots, a_N\}$ 在维度 m 和维度 $m + 1$ 下的重构过程。根据样本熵算法的原理可知,时间序列重构后,需要分别计算重构后各二维向量和各三维向量之间的距离,然后将该距离与阈值进行比较。相空间重构过程中不同维度向量间的距离计算方式如图 3 所示,需要具体分析该计算过程所存在的冗余步骤。

从图 3 中可以看出,三维重构后得到的三维向量包含了二维重构后的二维向量,根据样本熵算法计算步骤中的步骤 2“计算不同维度下向量间的距离”的原理可知,在计算三维向量间的距离 $d(W_1, W_2)$ 时,其已包含了对二维向量 T_1 和 T_2 间的距离计算,即向量 (a_1, a_2) 和 (a_2, a_3) 之间的距离计算步骤,并且计算完各二维向量和各三维向量之间的距离后,还需要将每个向量间的距离与阈值进行比较,以得到小于阈值的各数值,于是样本熵算法在此计算过程中将会产生多余的计算时长。为了解决

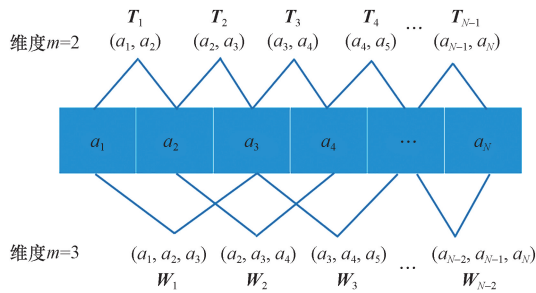


图 2 样本熵算法不同维度下的序列重构步骤
Fig. 2 Sequence reconstruction steps under different dimensions of sample entropy algorithm

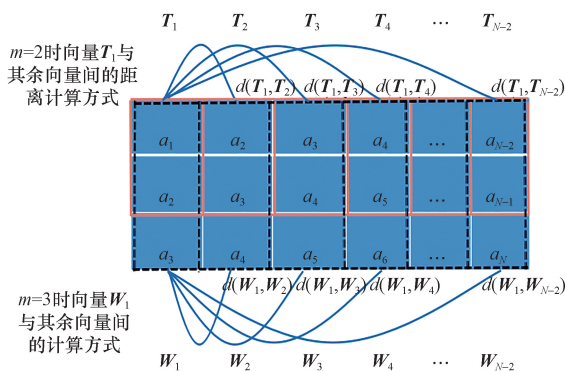


图 3 样本熵算法不同维度下各向量间的距离计算方式
Fig. 3 The calculation method of distance between vectors in different dimensions by sample entropy algorithm

样本熵算法所存在的此问题,对该计算步骤进行改进,首先,将时间序列重构后的最后一个二维向量 T_{N-1} 进行舍去,保证重构后的二维向量总个数与三维向量总个数保持一致;然后,利用合并简化的思想,构建出一个包含各二维向量间和各三维向量间距离计算结果的符号变量矩阵,对样本熵算法相空间重构过程进行替换,简化了样本熵算法需要分别计算二维重构和三维重构后各向量间的距离及该距离与阈值的比较等步骤,从而较大地提高样本熵算法的计算效率。

2.1.2 样本熵算法改进的具体细节

针对样本熵算法在相空间重构过程中所存在的冗余运算问题,对样本熵算法进行改进。首先,通过构建出 $m + 1$ 维度下对应的不同向量间的切比雪夫距离总矩阵 S ,具体构建方式为:使用每个重构后的三维向量依次地与其后的所有列向量作差求绝对值构成矩阵列向量 i 的距离矩阵 $S(i)$,然后将所有 $S(i)$ 矩阵依顺序合并作为距离总矩阵 S ,其中 $S(1)$ 的求解步骤如式(7)所示。

$$S(1) = \begin{bmatrix} x(2) - x(1) \cdots x(N-2) - x(1) \\ x(3) - x(2) \cdots x(N-1) - x(2) \\ x(4) - x(3) \cdots x(N) - x(3) \end{bmatrix} \quad (7)$$

其次,引入符号变量矩阵的概念,将 $S(i)$ 与阈值 r 进行比较,若 $S(i)$ 小于 r ,则令 $Z(i) = 1$,反之令 $Z(i) = 0$,从而得到符号变量矩阵 Z 。

最后,统计各维度下向量间距离小于阈值的个数,在维度为 2 时,向量间距离小于阈值的个数 num2 对应为符号变量矩阵 Z 前两行中列向量(1,1)的个数;在维度为 3 时,向量间距离小于阈值的个数 num3 对应为符号变量矩阵 Z 中列向量(1,1,1)的个数,因此对于样本熵算法第三步统计小于阈值的向量间距离个数的过程,改进的样本熵算法只需提取符号变量矩阵 Z 中列向量(1,1)和(1,1,1)的个数所得到,从而很好地解决了样本熵算法需要重复计算不同维度下向量间的距离及该距离与阈值的比较等过程,提高了样本熵算法的整体运行速度。

改进样本熵算法的创新点主要是通过建立符号变量矩阵的方法,对原样本熵算法相空间重构过程进行替换,简化原样本熵算法在时间序列重构后向量间距离的计算和向量间距离小于阈值个数的统计等步骤,从而使得改进样本熵算法的特征提取结果在保持与原样本熵算法一致性的同时,较大地提高原样本熵算法的计算效率。

2.2 改进样本熵算法的计算步骤

设原时间序列为 $X = \{x_i\}, i \in [1, N]$,其中维度

$m=2$, 阈值 $r=0.20\text{std}(X)$ 。

步骤 1 使用原序列构建 $N-m$ 个列向量 W , 其中 $i \in [1, N-m]$, W 为

$$W = \begin{bmatrix} x(i) \\ x(i+1) \\ \vdots \\ x(i+m) \end{bmatrix} \quad (8)$$

将这些列向量按顺序填充至矩阵 T 中, 其中矩阵 T 为 $3 \times (N-m)$ 的矩阵。

步骤 2 构造距离矩阵 S 。依顺序取出矩阵 T 中的列向量, 使用其与顺序在其后的所有列向量作差距离矩阵 S , 其中矩阵 S 为 3 行多列的矩阵。

步骤 3 构造 0-1 符号化矩阵 Z 。对 S 矩阵中所有元素与阈值 r 做比较, 如果 $S(r) \ll r$, 则 $Z(i) = 1$; 如果 $S(r) > r$, 则 $Z(i) = 0$ 。

步骤 4 统计个数。其中, 符号变量矩阵 Z 共有 3 行, 计算矩阵 Z 前两行中列向量 (1,1) 的个数, 定义为 num2; 计算矩阵 Z 中列向量 (1,1,1) 的个数, 定义为 num3。然后分别计算 $C^{m=2}(r)$ 和 $C^{m=3}(r)$ 的值。

$$C^{m=2}(r) = \frac{1}{N-m} \text{num2} \quad (9)$$

$$C^{m=3}(r) = \frac{1}{N-m} \text{num3} \quad (10)$$

步骤 5 因此理论上此时间序列改进的样本熵为

$$\text{FSampEn}(m, r, N) = -\ln[C^{m=3}(r)/C^{m=2}(r)] \quad (11)$$

2.3 仿真分析

分别采用高斯白噪声信号和粉噪声信号对改进的样本熵算法进行仿真对比分析, 其中两种仿真信号的样本长度均为 8 192, 熵值算法的维度 $m=2$, 计算得到两种仿真信号的熵值结果随阈值的变化曲线如图 4 所示, 结果表明, 对于两种不同仿真信号的熵值曲线, 改进的样本熵算法对阈值的敏感性与原样本熵算法保持着高度的一致性, 因此证明了本文方法的有效性。

为了验证改进样本熵算法的实时性, 选择 2 048、4 096、8 192、16 384 共 4 种不同样本长度的高斯白噪声信号和粉噪声信号分别进行特征提取计算时间对比分析, 高斯白噪声信号和粉噪声信号的特征提取计算时间分别如表 1 和表 2 所示。

可以明显看出, 对于不同样本长度的白噪声信号和粉噪声信号, 改进的样本熵算法 (ISE) 在计算效率均远高于原样本熵算法 (SE), 并且随着仿真信号样本长度的增加, 改进样本熵算法的计算效率也出现了大幅度的提升, 因此证明了改进样本熵算法实时性和处理大数据样本的高效性。

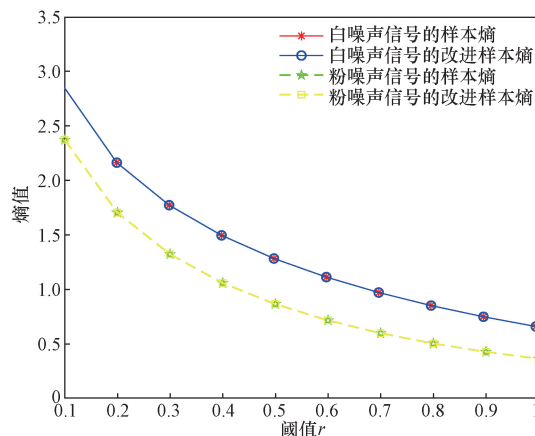


图 4 两种不同仿真信号的熵值曲线图

Fig. 4 Entropy curves of two different simulation signals

表 1 两种熵值算法对应不同长度白噪声的特征提取计算时间

Table 1 The two entropy algorithms correspond to the calculation time of feature extraction for white noise of different lengths

样本长度	SE (S_1)/s	ISE (S_2)/s	S_1/S_2	S_2 较 S_1 速度 提升的百分比/%
2 048	0.27	0.14	1.93	92.86
4 096	1.28	0.57	2.25	124.56
8 192	8.79	1.89	4.65	365.08
16 384	69.66	7.15	9.74	874.27

表 2 两种熵值算法对应不同长度粉噪声的特征提取计算时间

Table 2 The two entropy algorithms correspond to the calculation time of feature extraction for powder noise of different length

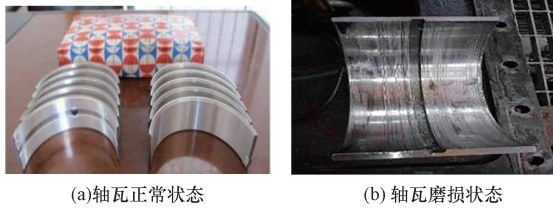
样本长度	SE (S_1)/s	ISE (S_2)/s	S_1/S_2	S_2 较 S_1 速度 提升的百分比/%
2 048	0.35	0.18	1.94	94.44
4 096	1.48	0.63	2.35	134.92
8 192	11.91	2.31	5.16	415.58
16 384	79.82	8.95	8.92	791.84

3 基于改进样本熵算法的往复压缩机轴承间隙故障特征提取

3.1 数据来源

应用改进的样本熵算法和原样本熵算法对往复压缩机轴承间隙故障振动信号进行特征提取对比分析研究, 其中选择 2D12-70 型往复压缩机的轴承间隙振动信号作为本文数据来源。2D12-70 型往复压缩机相关参数如下: 曲柄转速为 496 r/min, 活塞行程为 240 mm, 轴功率为 500 kW, 排气量为 70 m^3/min ^[10-11]。从实验室收集的往复压缩机振动数据中, 选择一级气缸轴侧测点处收集的二级连杆小

头滑动轴承轴瓦磨损状态下和轴瓦正常状态下的加速度振动数据进行研究,其中数据采样的频率为 50 kHz,两种轴瓦状态如图 5 所示。



(a)轴瓦正常状态

(b)轴瓦磨损状态

图 5 两种不同轴瓦状态图

Fig. 5 Two different bearing state diagram

3.2 振动信号的时域分析

上述两种轴瓦状态对应的往复压缩机二级连杆小头滑动轴承振动时域图如图 6 和图 7 所示,由于往复压缩机存在着整周循环曲柄连杆冲击,导致正常状态下的轴承振动时域图表现为冲击性且无规律性,如图 6 所示;当轴承的轴瓦出现磨损时,轴承外圈与内圈之间会出现一定的间隙,从而导致油膜润滑可能出现失效,从而引起外圈与内圈之间出现分离而导致的碰撞,形成冲击明显波形时域图,如图 7 所示。

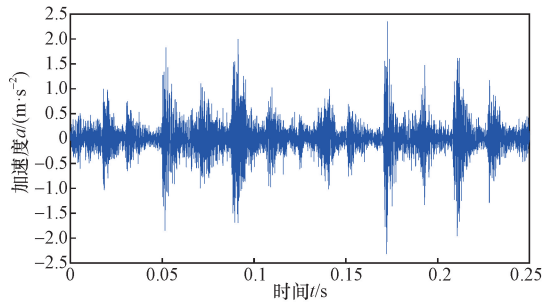


图 6 轴瓦正常状态下的时域波形图

Fig. 6 Time domain waveform of the bearing under normal condition

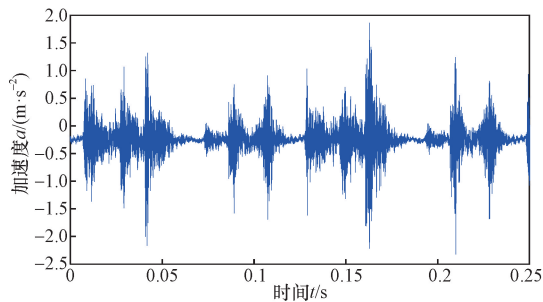


图 7 轴瓦磨损状态下的时域波形图

Fig. 7 Time domain waveform diagram of bearing bush under wear condition

3.3 改进样本熵算法与原样本熵算法的对比分析

利用改进的样本熵算法和原样本熵算法对往复压缩机轴瓦正常状态和磨损状态对应的两种二

级连杆小头滑动轴承振动信号分别进行复杂度特征提取,采样频率为 50 kHz,由于往复压缩机的采样频率高且总体数据庞大,为缩短特征提取过程的计算时间,选取两个周期长度的数据进行分析,两种熵值算法的维度都为 $m = 2$,从而得到两种不同熵值算法的熵值结果随阈值的变化曲线如图 8 所示,可以看出,对于往复压缩机轴承振动实测信号,改进的样本熵算法对阈值的敏感度与原样本熵算法同样保持着一致性。

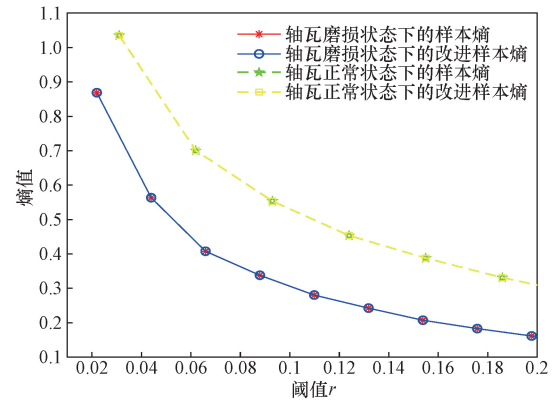


图 8 两种不同熵值算法计算下的轴承振动信号熵值曲线

Fig. 8 The entropy curve of bearing vibration signal calculated by two different entropy algorithms

设置阈值 r 为 0.20 倍时间序列的标准差,维度 $m = 2$,利用样本熵算法和改进的样本熵算法,分别计算不同采样时间下的往复压缩机二级连杆小头轴瓦磨损状态下的轴承振动信号的熵值变化情况,计算结果如图 9 所示,其中采用时间间隔为 0.01 s,横坐标时间点表示从起始到当前的总采样时间,例如横坐标 0.05 s 时纵坐标值为 1~2 500 点的熵值。从图 9 中可以看出,改进的样本熵算法与原样本熵算法针对不同采样时间下轴瓦磨损状态轴承振动信号的熵值变化情况具有高度的一致性,并且该熵值变化情况与轴瓦磨损状态轴承振动信号本身的复杂情况基本一致,因此证明了本文算法与样本熵具有很好的一致性,改进样本熵算法同样适应于往复压缩机轴承间隙故障特征提取中。

为了进一步验证改进的样本熵算法在往复压缩机轴承间隙故障特征提取中计算效率的优越性,选取轴瓦磨损状态下的轴承振动信号为研究对象,分别利用单一尺度下的样本熵和改进样本熵以及多尺度下的样本熵和改进样本熵对轴瓦磨损状态下的轴承振动信号进行特征提取分析,计算结果分别如表 3 和表 4 所示,其中表 4 的计算时间为尺度因子 $\tau = 2 \sim 10$ 的平均值。

分析表 3 和表 4 可知,对于时间序列长度不同的

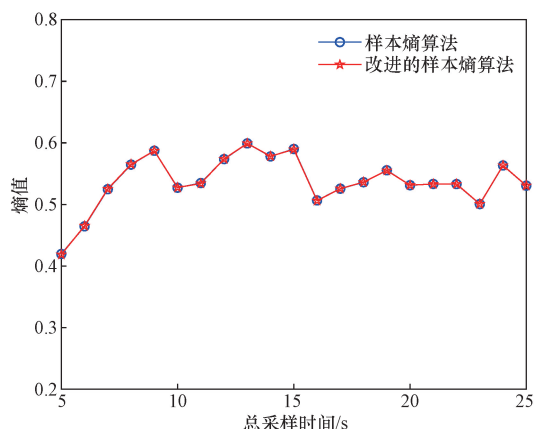


图9 两种熵值算法对应不同采样时间下轴瓦磨损状态振动信号的熵值变化情况

Fig. 9 The two entropy algorithms correspond to the change of entropy of vibration signal of bearing wear state under different sampling time

表3 单一尺度下两种熵值算法对应不同长度轴瓦磨损状态下轴承振动信号的熵值计算时间

Table 3 The two entropy algorithms under a single scale correspond to the entropy calculation time of bearing vibration signals under different length bearing bush wear states

样本长度	SE (S_1)/s	ISE (S_2)/s	S_1/S_2	S_2 较 S_1 速度 提升的百分比/%
6 014	4.96	2.12	2.01	133.96
12 028	24.52	4.91	4.93	399.39
18 042	75.31	9.89	7.85	661.48
24 056	143.91	15.78	9.12	816.62

表4 多尺度下两种熵值算法对应不同长度轴瓦磨损状态下轴承振动信号的熵值计算时间

Table 4 The two entropy algorithms correspond to the entropy calculation time of bearing vibration signal under different length bearing wear conditions

样本长度	SE (S_1)/s	ISE (S_2)/s	S_1/S_2	S_2 较 S_1 速度 提升的百分比/%
6 014	5.25	2.65	1.98	98.11
12 028	28.10	6.51	4.32	331.64
18 042	97.73	12.64	7.73	673.18
24 056	190.61	21.25	8.97	796.99

轴瓦磨损状态下的轴承振动信号,分别采用单一尺度下的样本熵和改进样本熵算法以及多尺度下的样本熵和改进样本熵算法进行特征描述时,发现在单一尺度和多尺度下改进样本熵算法的计算速度均大于原样本熵算法,并且随着样本长度的增加,改进样本熵算法的计算效率也出现了大幅的增加,因此改进的样本熵算法具有较好的实时性,为提高往复压缩机轴承间隙故障诊断的整体计算效率提供了一种新的思路,一定程度上解决了当前往复压缩机轴承故障诊断的实时性问题。

4 结论

(1) 针对样本熵算法计算步骤中存在冗余计算和计算复杂等问题,通过构建符号变量矩阵,对样本熵算法的相空间重构过程进行替换,简化原样本熵算法在时间序列重构后向量间距离的计算和向量间距离小于阈值个数的统计等步骤,得到一种提高样本熵计算效率的新熵值算法。

(2) 通过进行仿真分析和往复压缩机轴承间隙振动信号的实例应用研究发现,改进样本熵算法的特征提取结果和原样本熵算法具有高度的一致性,因此改进的样本熵算法同样适用于时间序列的特征提取研究;并且对于样本长度不同的时间序列信号,改进样本熵算法的计算效率均大于样本熵算法,并且随着信号样本长度的增加,改进样本熵算法的计算效率出现了大幅的增加,因此证明了改进样本熵算法实时性和处理大数据样本的高效性。

参考文献

- [1] 刘万宇, 李宇鹏, 石怀涛, 等. 基于WDCNN-DLSTM的滚动轴承故障诊断方法[J]. 科学技术与工程, 2023, 23(13): 5522-5529. Liu Wanyu, Li Yupeng, Shi Huaitao, et al. Fault diagnosis method of rolling bearing based on WDCNN-DLSTM[J]. Science Technology and Engineering, 2023, 23(13): 5522-5529.
- [2] 李辉, 茹志伟, 张进杰, 等. 基于时频图像GLCM-HOG特征的往复压缩机故障诊断[J]. 科学技术与工程, 2021, 21(10): 4030-4035. Li Hui, Mao Zhiwei, Zhang Jinjie, et al. Fault diagnosis of reciprocating compressor based on GLCM-HOG feature of time-frequency image[J]. Science Technology and Engineering, 2021, 21(10): 4030-4035.
- [3] Richman J S, Moorman J R. Physiological time series analysis using approximate entropy and sample entropy[J]. American Journal of Physiology-Cell Physiology, 2000, 278(6): 2039-2049.
- [4] 王新沛, 杨静, 李远洋, 等. 基于样本熵快速算法的心音信号动力学分析[J]. 振动与冲击, 2010, 29(11): 115-118, 257. Wang Xinpei, Yang Jing, Li Yuanyang, et al. Dynamic analysis of heart sound signal based on sample entropy fast algorithm[J]. Journal of Vibration and Shock, 2010, 29(11): 115-118, 257.
- [5] 朱永升, 钟清华, 蔡冬丽, 等. 二次滑动粗粒化的快速样本熵脑电情感分析[J]. 计算机应用研究, 2021, 38(1): 57-60, 74. Zhu Yongsheng, Zhong Qinghua, Cai Dongli, et al. Fast sample entropy EEG emotion analysis based on secondary sliding coarse-granulation[J]. Application Research of Computers, 2021, 38(1): 57-60, 74.
- [6] 孙桂琪, 庄晓东, 范珍艳. 基于快速样本熵计算的清浊音判决与语音分割[J]. 青岛大学学报(工程技术版), 2018, 33(4): 98-103. Sun Guiqi, Zhuang Xiaodong, Fan Zhenyan. Clear and unvoiced decision and speech segmentation based on fast sample entropy calculation[J]. Journal of Qingdao University (Engineering & Technology Edition), 2018, 33(4): 98-103.

- [7] 姜苗苗, 于波, 张烁, 等. 基于多尺度快速样本熵与随机森林的心电图分析[J]. 现代生物医学进展, 2018, 18(18): 3453-3458.
Jiang Miaomiao, Yu Bo, Zhang Shuo, et al. ECG analysis based on multi-scale fast sample entropy and random forest[J]. Progress in Modern Biomedicine, 2018, 18(18): 3453-3458.
- [8] 张琳, 朱瑞松, 尤一匡, 等. 往复压缩机监测与诊断技术研究现状与展望[J]. 化工进展, 2004(10): 1099-1102.
Zhang Lin, Zhu Ruisong, You Yikuang, et al. Research status and prospect of monitoring and diagnosis technology for reciprocating compressors[J]. Chemical Industry and Engineering Progress, 2004(10): 1099-1102.
- [9] Lake D E, Richman J S, Griffin M P, et al. Sample entropy analysis of neonatal heart rate variability[J]. American Journal of Physiology-Cell Physiology, 2002, 283(3): 789-797.
- [10] Zhao H Y, Xu M Q, Wang J D, et al. A parameters optimization method for planar joint clearance model and its application for dynamics simulation of reciprocating compressor[J]. Journal of Sound and Vibration, 2015, 344: 416-433.
- [11] 李颖, 王金东, 赵海洋, 等. 基于参数优化 VMD 和 MDE 的往复压缩机轴承故障诊断方法[J]. 组合机床与自动化加工技术, 2019(4): 120-123, 132.
Li Ying, Wang Jindong, Zhao Haiyang, et al. A fault diagnosis method for reciprocating compressor bearings based on parameter optimization VMD and MDE[J]. Modular Machine Tool & Automatic Manufacturing Technique, 2019(4): 120-123, 132.