

采用 SAX-LZC 参数的轴承实时特征提取方法^{*}

韦 祥， 李本威
(海军航空大学航空基础学院 烟台,264001)

摘要 针对轴承振动实时状态监控的需要,从符号动力学角度提出了符号聚合近似与 Lempel-ziv 复杂度(SAX-LZC)融合的振动监控参数。首先,以 Logistic 映射和 Duffing 方程为对象,从理论角度验证了 SAX-LZC 对动力学结构表征的准确性,并验证了该指标的抗噪能力和计算效率;其次,将 SAX-LZC 指标与信息熵、样本熵、多分段 Lempel-ziv 复杂度等动力学参数性能进行了综合对比;最后,从实验角度对轴承早期微弱异常进行了监测,并对轴承典型故障进行了特征提取。理论研究结果表明,SAX-LZC 具有动力学结构表征准确、抗噪能力好、计算高效简洁等优点,克服了常规动力学参数工程应用能力弱的问题。实验研究结果表明,SAX-LZC 对早期微弱异常有准确的监测,对不同种类故障具有较好的区分度,弥补了时域和频域对轴承微弱故障表征能力不足的缺陷,是一种轴承振动实时状态监控与故障特征提取的有效参数。

关键词 轴承; 振动状态监控; 故障特征提取; 符号聚合近似; Lempel-ziv 复杂度
中图分类号 TH133.3; X839

引 言

轴承在长时间运转时,其失效过程包含以下几个过程:早期磨损、损伤开始、疲劳剥落、严重磨损及轴承失效。工程应用中,由于轴承振动的非线性、非平稳性、微弱性以及超高采样频率等特性,要求轴承全寿命实时状态监控的指标需满足对状态评定的准确性、对状态变化的敏感性、良好的抗噪能力、计算简洁稳定、高效(以满足实时性的要求)等性能。现有的信号处理方法,如小波变换^[1]、包络分析^[2]、经验模态分解^[3]和一些统计量^[4]等,主要是事后对轴承严重磨损或明显失效阶段的信号进行特征提取与诊断,对轴承实时早期微弱异常预警、性能衰退评估、特征提取尚有较大的不足。

从非线性动力学角度考虑,轴承在产生故障或运动状态发生改变的同时,质量刚度阻尼等的变化导致其内在动力学结构(相轨迹)发生了改变,对轴承状态监控的问题转化为对动力学结构的定量度量。常用方法和指标有伪相图法^[5]、最大李亚普诺夫指数^[6]、分形维数^[7](关联维数、信息维数、盒维数等)、测度熵(Kolmoglov 熵、香浓熵、近似熵^[8]、排列熵、样本熵等)、费舍尔信息量^[9]和 Lempel-ziv 复

度^[10](Lempel-ziv complexity,简称 LZC)等,上述参数为系统的状态监控、目标识别、系统辨识提供有效的特征量。

从轴承实时状态监控与性能评估的工程需求而言,上述方法及参数还存在一定的不足,如:伪相图法可以对动力学结构的变化进行定性的表示,缺乏定量度量的能力^[5];振动信号的最大 Lyapunov 指数、关联维数及排列熵的计算结果受相空间重构时间延迟和嵌入维数的影响较大,而工程领域相空间重构参数的确定缺乏先验知识,有较大的不确定性;此外,信号的 Lyapunov 指数、关联维数结果还受线性标度区的选取与斜率估计的影响,结果稳定性较差。近似熵(approximate entropy,简称 APEN)和多分段 LZC(multiple segments LZC,简称 MS-LZC)^[11]是一种准确的度量时间序列复杂度的参数,具有一定的抗噪能力,缺点是具有极高的计算负担,实时性不强。上述原因导致现有非线性动力学参数难以满足轴承实时状态监控的需求。

针对常规方法以及动力学参数在轴承实时状态监控的不足,利用符号聚合近似方法(symbolic aggregation approximation,简称 SAX)^[12]优良的抗噪能力、对数据的压缩特性,结合 LZC 动力学结构表征稳定精确的优良特性,提出了 SAX-LZC 的振动

^{*} 山东省“泰山学者”专项经费资助项目;国家自然科学基金资助项目(51505492)
收稿日期:2018-04-04;修回日期:2018-07-05

监控指标,从动力学表征精度、抗噪能力、计算效率等方面进行了验证,并与目前工程应用较广的样本熵、香浓熵等无需相空间重构的指标进行了综合对比。在轴承全寿命疲劳试验和典型故障试验中,将 SAX-LZC 用于轴承早期微弱磨损监测和典型故障的特征提取。

1 SAX-LZC 方法

1.1 SAX 原理及计算过程

SAX 是一种符号化处理方法,通过对原始时间序列进行分割从而转化为符号序列,方法原理如图 1 所示。其计算步骤如下:

1) 选取固定尺度的时间窗将数据进行分割,计算每个时间窗内数据的均值,作为时间窗内原时间序列的替代,该过程称为分段聚合近似(piecewise aggregate approximation,简称 PAA),如图 1(a)中的红色曲线(数据点数与窗长的比值为整数);

2) 对数据正规化处理,形成 $N(0,1)$ 的标准正态分布,如图 1(b)所示;

3) 按照等概率分割原则对正态分布数据进行等概率分割,将时间序列转化为符号序列,如图 1(c)所示,原时间序列转化为符号序列 $S = \text{BCBAB-DECDD}$,信号被压缩。

定义压缩率 C_r 为原始信号长度 L_{org} 与压缩后信号长度 L_{comp} 的比值,即 $C_r = \frac{L_{\text{org}}}{L_{\text{comp}}}$,根据公式可知 C_r 等于截取窗长。 C_r 值越小,信号信息损失量越少, SAX-LZC 表征精度越高,反之亦然。

1.2 LZC 计算

对于符号序列 $S = s_1 s_2 \cdots s_n$,令 S, Q 分别代表两个字符串, SQ 表示把 S, Q 两个字符串相加组成的总字符串, SQP 表示把 SQ 中最后一个字符删去所得的字符串(P 表示删去最后一个字符的操作)。令 $V(SQP)$ 表示 SQP 的所有不同的子串的集合。现假定 $S = s_1 s_2 \cdots s_r, Q = s_{r+1}$ 。若 $Q \in V(SQP)$,则表示 s_{r+1} 是 $S = s_1 s_2 \cdots s_r$ 字符串的一个子串,此时 S 不变,只将 Q 更新为 $Q = s_{r+1} s_{r+2}$,再判断 Q 是否属于 $V(SQP)$ (此时,因为 S 不变, Q 更新了,所以 SQP 也要更新),如此反复进行,直到发现 $Q \notin V(SQP)$ 时为止。设此时 $Q = s_{r+1} s_{r+2} \cdots s_{r+i}$,即表明 $s_{r+1} s_{r+2} \cdots s_{r+i}$ 不是 $s_1 s_2 \cdots s_r s_{r+1} s_{r+2} \cdots s_{r+i-1}$ 的子串。然后将上述 Q 组合到 S 中,使 S 更新为 $S =$

$s_1 s_2 \cdots s_r s_{r+1} s_{r+2} \cdots s_{r+i}$,此时 Q 为 $Q = s_{r+i+1}$ 。重复以上步骤,直到 Q 取到最后一位为止。这样就把 S 分成了 $C(n)$ 个不同的子串, $C(n)$ 即为该序列的复杂度。例如序列 $S = 0001101001000101$ 可被分割成 $0 \cdot 001 \cdot 10 \cdot 100 \cdot 1000 \cdot 101$,其复杂度 $C(n) = 6$ 。

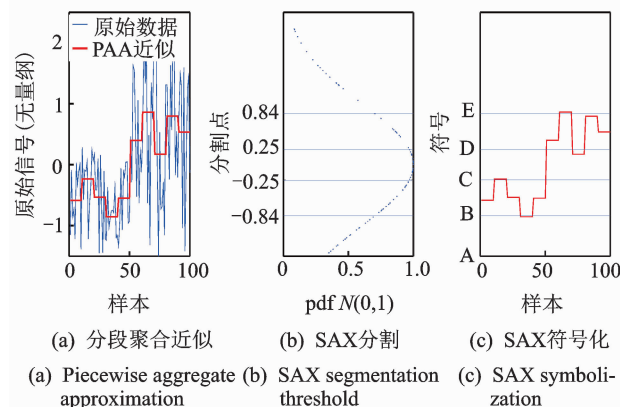


图 1 SAX 原理
Fig. 1 SAX principle

2 SAX-LZC 方法性能验证

2.1 动力学结构表征准确性验证

作为一种动力学结构度量方法,首先要证明的是方法对于动力学结构表征的准确性。利用研究较为透彻的 Logistic 映射和 Duffing 方程,验证 SAX-LZC 对动力学结构的表征能力。

一个典型 Logistic 映射方程为

$$x_{n+1} = ax_n(1 - x_n) \quad (1)$$

其中: $3.5 \leq a \leq 4$ (a 无量纲);步长 0.001; $n = 3\,000$ 。

通过迭代式(1)形成 $501 \times 3\,000$ 的矩阵,每行为对应不同 a 值条件下的样本,每个样本点数为 3 000。计算 SAX-LZC 时,窗长为 1,分段数为 10。Logistic 映射分叉图、Lyapunov 指数的理论值及 SAX-LZC 结果分别见图 2(a~c)。

图 2(a)可知,在 $a \in [3.5, 4.0]$ 区间内,Logistic 映射随着参数 a 的变化经历稳定不动点 \rightarrow 不稳定不动点 \rightarrow 周期 \rightarrow 混沌 4 个不同的演化阶段。由图 2(b)可知, Lyapunov 指数突降的位置和宽度与图 2(a)周期不动点窗口位置及宽度相同。当 Lyapunov 指数小于 0 时,系统处于周期稳定状态;大于 0 时处于混沌状态。由图 2(c)可知, Lyapunov 指数小于 0 的区间内 SAX-LZC 数值较低,说明系统周期性较强; Lyapunov 指数大于 0 的区间 SAX-LZC 数值较高,该区间内系统处于非周期态;在整个区间

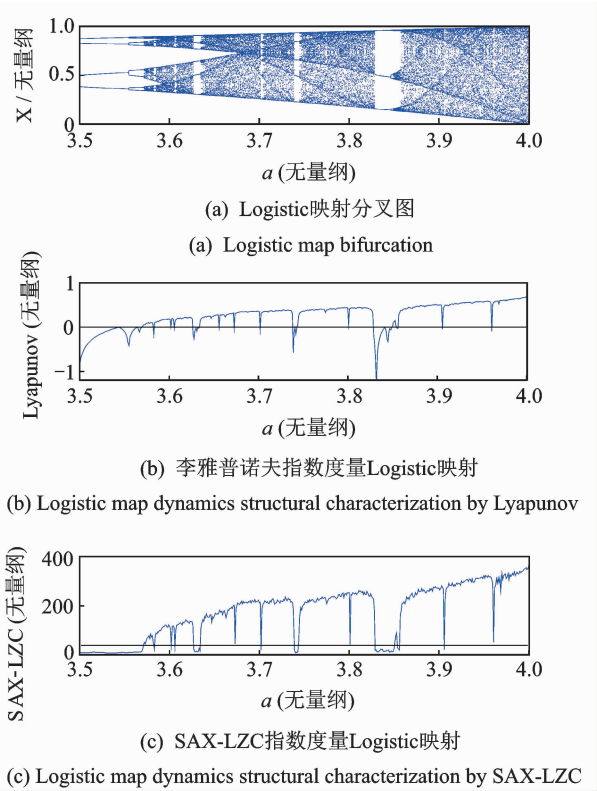


图 2 Logistic 映射的动力学结构度量

Fig.2 Logistic map dynamics structural characterization

内 SAX-LZC 和 Lyapunov 指数保持高度相似的变化规律,两条曲线相关系数为 92.95%。

Logistic 映射是一种较为简单的非线性动力系统,Duffing 系统具有更加复杂与丰富的动力学行为,因此以 Duffing 方程为对象进一步验证。

一个刚度软化的受迫振动 Duffing 方程如下

$$\ddot{x} + \delta \dot{x} - x + x^3 = f \cos(\omega t) \tag{2}$$

其中: $\delta=0.3$; $\omega=1.2$; 外激励 f (无量纲)取值范围为 $[0.21,0.80]$;初值 $x(0)=0.0$; $\dot{x}(0)=0.0$ 。

利用 4 阶 Ruge-Kutta 法对方程进行求解,求解时间范围 $[0,30\,000]$,步长为 0.01。在状态空间内,产生出对应于不同初始条件的运动轨迹,选取系统稳定后的 3 000 个点绘制 Duffing 系统相轨迹。 f 取值范围为 $[0.21,0.8]$ 区间内 20 种典型状态下的相轨迹如图 3 所示。

采用计算连续动力系统 Lyapunov 指数的方法^[13]计算 Duffing 系统的 Lyapunov 指数。Lyapunov 指数 3 个特征值为 $(+,0,-)$,说明系统处于混沌态;当 3 个特征值为 $(0,-,-)$,说明相轨迹稳定于极限环,出现稳定周期态。最大 Lyapunov 指数(当最大 Lyapunov 指数为 0 时,由第 2 个 Lyapunov 指数替代)以及 SAX-LZC 对 20 种典型状态度量情况见图 4(a,b)。

由图 3 可知,Duffing 方程在外激励 f 取值下表现出了周期态、倍周期分叉、混沌态。由图 4 可知,SAX-LZC 和 Lyapunov 指数表现出了高度相似的变化规律

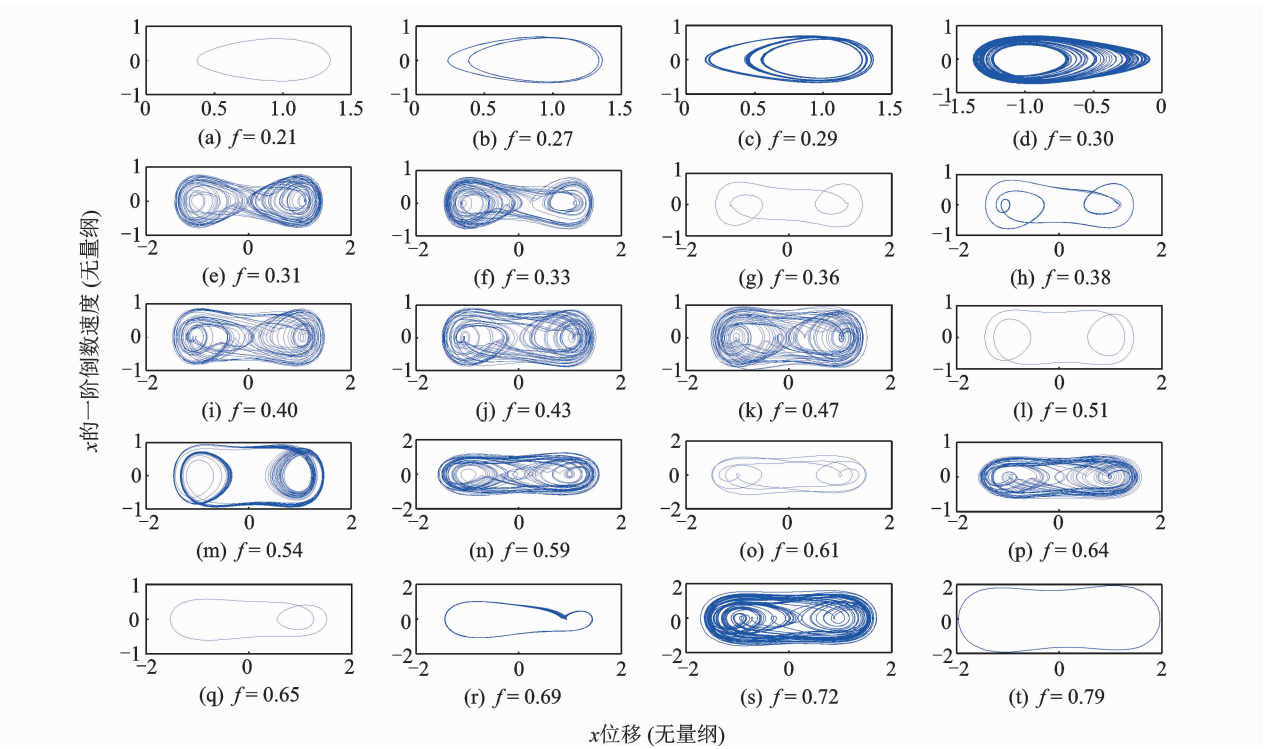


图 3 Duffing 方程典型状态相轨迹

Fig.3 Duffing equation typical phase trajectory

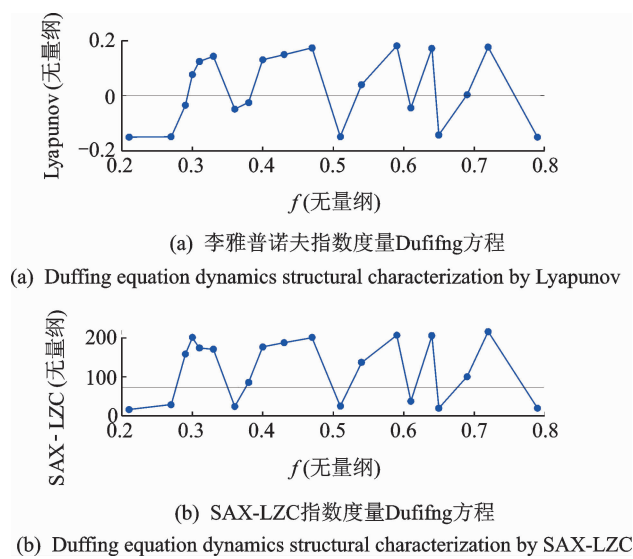


图 4 Duffing 方程的动力学结构度量

Fig. 4 Duffing equation dynamics structural characterization

化规律,两条曲线相关系数为 94.18%。

SAX-LZC 在度量 $f=0.29$ 条件下的 Duffing 系统时出现了与 Lyapunov 指数判断相异的情况,此时 Lyapunov 指数特征值为 $(0,0.035,0.265)$,判定系统最终稳定于极限环,从数值判断处于稳定与混沌的临界状态。图 3 相轨迹则显示系统处于倍周期分叉,SAX-LZC 则判断处于混沌态。这是由于 Lyapunov 指数的理论值计算是从全局角度出发,判定系统最终稳定于多倍周期的极限环上,SAX-LZC 只截取求解稳定后的 3 000 个点进行计算,相轨迹则呈现类似混沌的倍周期分叉态,该差异是由数据截取导致的。经 Logistic 映射和 Duffing 方程共同验证,SAX-LZC 对于动力学结构的表征精度和 Lyapunov 指数较为接近,是有效的动力学指数。

由 SAX 原理可知,影响 SAX-LZC 表征准确性的参数有截取窗长 L 和分段数 d ,因此不同 L 和 d 的选取对表征精度的影响值得重点分析。选取两种工况下 SAX-LZC 对 Logistic 映射和 Duffing 方程的度量精度进行分析。工况 1:计算点数 3 000, $d=10$, $L=1,2,3,4,5,6,8,10,12,15$;工况 2:计算点数 3 000, $L=1$, $d=2,3,4,5,6,7,8,9,10$ 。以 SAX-LZC 与 Lyapunov 指数的相关系数 Cor 作为 Logistic 映射和 Duffing 方程度量精度指标,结果见图 5。

图 5(a)为分段数 $d=10$ 条件下不同窗长的 SAX-LZC 对 Logistic 映射和 Duffing 方程的表征情况。从图 5(a)可知,SAX-LZC 的动力学表征能力整体上随 L 的增大而呈下降趋势,这是由于 L 越大,信号压缩率越大,信息损失量越大,SAX-LZC 度量结果越粗糙。同时,窗长对精度的影响表现出一定

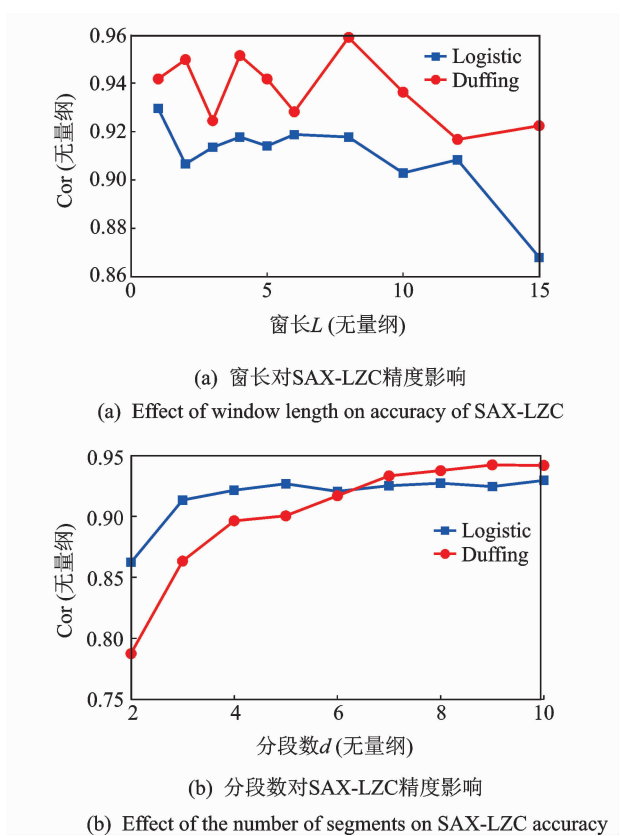


图 5 参数选取对 SAX-LZC 表征精度的影响

Fig. 5 Influence of parameter selection on characterization accuracy of SAX-LZC

的波动性,这是由于窗长的选取和信号本身的结构也有关系,信号变化越快,为了保证精度应选用较小的窗,信号变化平缓,则可以适度放大窗长的选取。

图 5(b)为窗长 $L=1$ 条件下不同分段数的 SAX-LZC 对 Logistic 映射和 Duffing 方程的表征情况。SAX-LZC 的动力学表征能力随着 d 的增大呈先上升后平缓趋势。当 $d \in [7,10]$,SAX-LZC 的精度涨幅趋缓,分段数对 SAX-LZC 的表征精度影响不再显著。

2.2 计算效率验证

SAX-LZC 是具有压缩能力的时间序列复杂性度量方法,经大量计算,其计算效率主要受截取窗长的影响(压缩序列影响序列长度)。此外,序列本身复杂程度、分段数对计算效率有一定影响,但是相比序列窗长对效率的影响可以忽略。图 6 为分段数 $d=10$ 不同窗长条件下,SAX-LZC 计算 Logistic 映射 501 个样本(每个样本 3 000 点)耗时曲线。

由图 6 可知,计算效率与截取窗长基本成指数关系。当 $L \geq 2$ 时,SAX-LZC 计算时间小于 500 s (单一样本平均时间小于 1 s);当 $L \geq 6$ 时计算时间

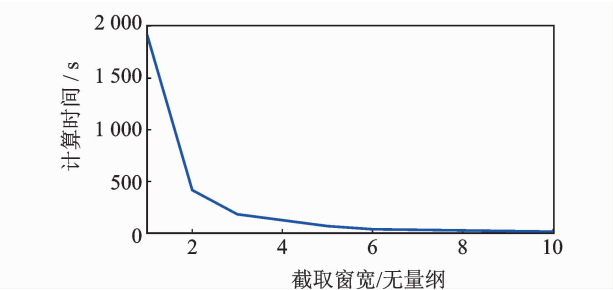


图 6 SAX-LZC 计算效率验证

Fig. 6 SAX-LZC calculation efficiency verification

小于 20 s,具有极高的计算效率,可用于系统的实时监控与特征提取。

2.3 抗噪能力验证

工程领域,测量信号难免受到测量噪声等干扰,因此要求动力学参数有一定的抗噪能力。时间序列通过 SAX 进行符号化的过程中,不可避免地损失一部分细节信息,同时也具备了良好的抗高频噪声能力。文中从仿真角度验证 SAX-LZC 的抗噪能力。

构造时间序列

$$x(t) = \begin{cases} 2\sin(100\pi t) & (1 \leq t \leq 1\,000) \\ 2\sin(100\pi t) + n(t) & (1\,000 < t \leq 2\,000) \end{cases} \quad (3)$$

其中: $n(t)$ 为随机噪声。

向模拟的正弦信号添加随机噪声,使信噪比(SNR)达到 1~60 dB,分别计算原始信号与加噪信号的 SAX-LZC。当原始正弦信号与加噪信号的 SAX-LZC 差值为零时,说明该 SNR 下的噪声对动力学结构无影响,以此阈值作为 SAX-LZC 抗噪能力的定量判定。SAX-LZC 抗噪曲线见图 7。

图 7(a)为 $L=1$ 条件下不同分段数对 SAX-LZC 抗噪能力影响的曲线,噪声对 SAX-LZC 的影响随着 SNR 的增加而减弱。分段数在 $d=3,5,6,8,9,10$ 条件下抗噪性能类似,当 $\text{SNR} \geq 54$ dB 时,噪声对于 SAX-LZC 无影响。当 $d=2,4,7$ 时,SAX-LZC 差值为零时对应的 SNR 分别为 23,27,33 dB。

图 7(b)为 $d=10$ 条件下不同窗长对 SAX-LZC 抗噪能力影响的曲线。当 $L=1$ 且 $\text{SNR} \geq 54$ dB 时,噪声对于 SAX-LZC 无影响;当 $L=2,3$ 时,信号 $\text{SNR} \geq 39$ dB 时,噪声对于 SAX-LZC 无影响;当 $L=5,10$ 时,信号 $\text{SNR} \geq 29$ dB 时,噪声对于 SAX-LZC 无影响。

从 SAX 原理分析,窗长越大,分段数越少,对于信号的压缩率和信息损失量越大,抗噪能力越强,计

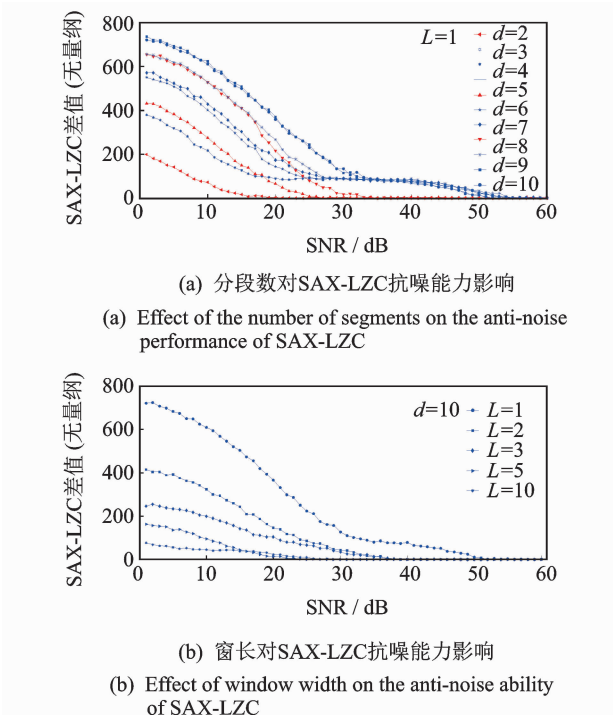


图 7 SAX-LZC 抗噪能力验证

Fig. 7 SAX-LZC anti-noise capability verification

算效率越高,同时导致表征精度的下降,反之亦然。综合分析,具体计算 SAX-LZC 过程中,计算点数为 3 000 时, $L \in [2,8]$, $d \in [7,10]$ 的参数配比在动力学表征精度、计算效率和抗噪能力上达到较好的平衡。

3 SAX-LZC 与常规动力学参数对比

为了验证 SAX-LZC 算法的优越性,首先需要与常规多分段 lempel-ziv 复杂度(MS-LZC)进行纵向对比,还需与工程领域应用较广的香浓熵^[14](shannon entropy,简称 SE)与样本熵^[15](sample entropy,简称 SaEn)等无需相空间重构的参数进行横向对比。

MS-LZC 算法是为了弥补传统二分段符号化算法(将时间序列转化为 01 符号序列)损失大量有用信息导致 LZC 精度过差而提出的改进算法^[11],算法提高了动力学表征精度,却未克服计算效率低下的缺陷。香农熵通过对符号时间序列进行度量,从而衡量系统运动的无序程度和不确定性^[14]。样本熵是为了解决近似熵高计算负荷提出的改进算法,具有计算高效、度量准确等特点^[15]。

从表征精度、抗噪能力、计算效率三个方面与 MS-LZC, SaEn, SE 进行对比,上述参数均为无量纲

参数,结果见图 8~10 及表 1。由图 8~10 以及表 1 综合分析可知,SaEn 和 SE 有着良好的抗噪性能和计算效率,对 Logistic 这样的简单离散映射系统均表现出较好的表征能力,然而对于 Duffing 这样的复杂系统,SaEn 和 SE 则很难满足精度要求。SAX-LZC 和 MS-LZC 均有较高的表征精度,SAX-LZC 在计算效率和抗噪能力要优于 MS-LZC。经对比分析,SAX-LZC 有着良好的表征能力、较高的计算效率和优良的抗噪能力,是一种综合性能优异的动力学参数。

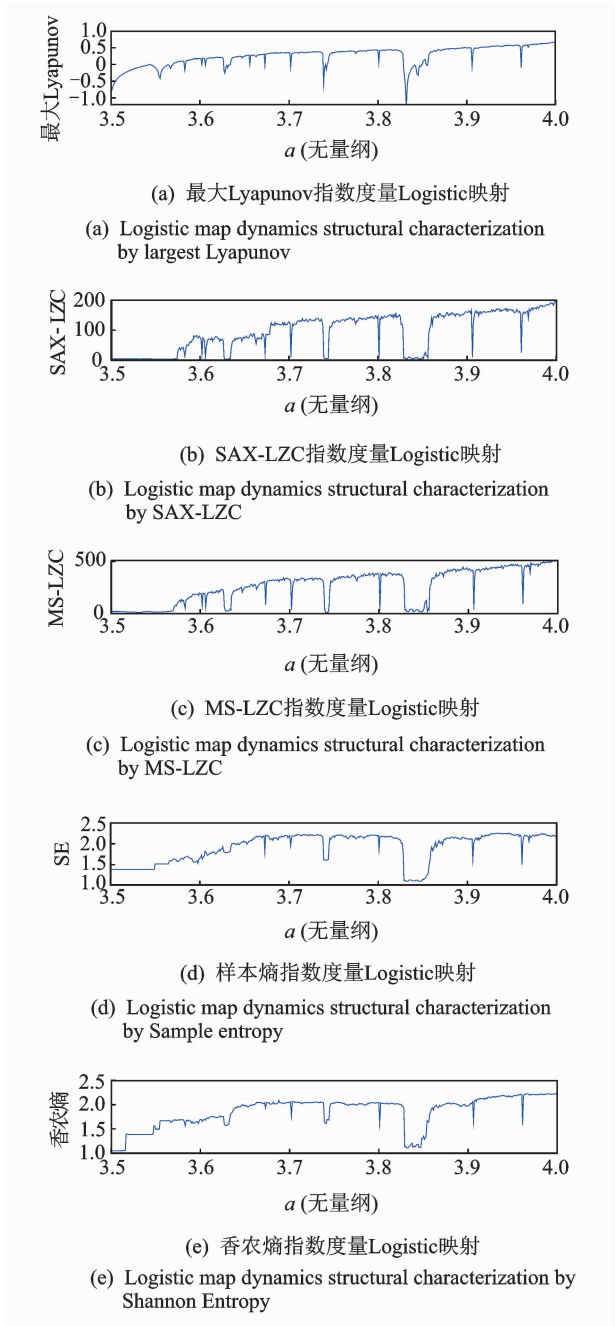


图 8 Logistic 映射不同动力学参数表征精度对比
Fig. 8 Comparison of characterization accuracy of different dynamic parameters on Logistic map

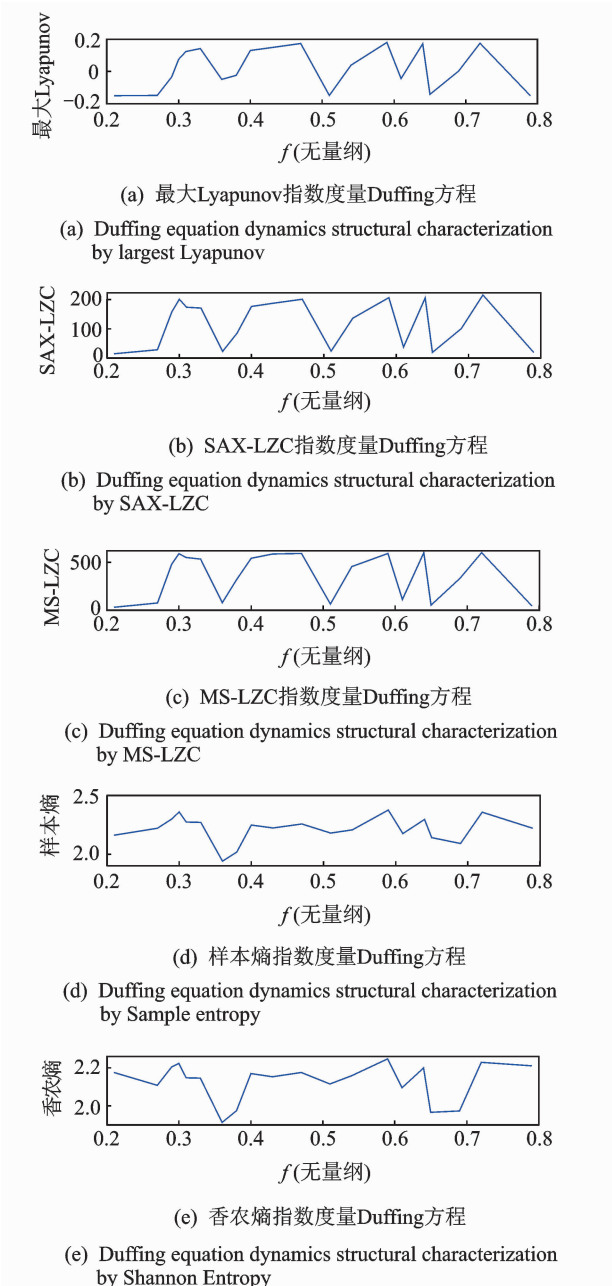


图 9 Duffing 方程不同动力学参数表征精度对比
Fig. 9 Comparison of characterization accuracy of different dynamic parameters on Duffing equation

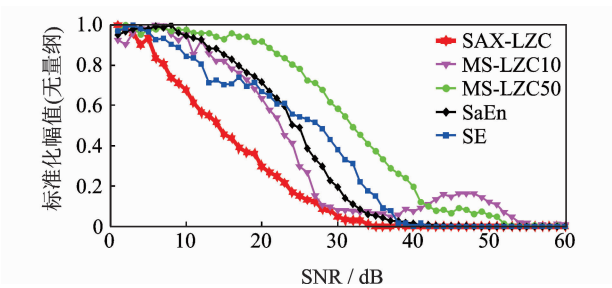


图 10 不同动力学参数抗噪能力对比
Fig. 10 Comparison of anti-noise ability of different dynamic parameters

表 1 不同动力学参数综合性能对比

Tab. 1 Comprehensive performance comparison of different dynamic parameters

动力学参数	参数选取	数据点数	表征精度/%		SNR/dB	计算时间/s
			Logistic	Duffing		
SAX-LZC	$d=10, L=4$	3 000	91.77	95.14	35	0.254
MS-LZC	$l=50$	3 000	93.06	94.06	53	4.713
SaEn	$m=2r=0.15\sigma$	3 000	86.16	61.59	43	0.996
SE	$d=10, L=1$	3 000	90.66	43.32	40	0.004

4 SAX-LZC 轴承实时状态监控与特征提取

轴承在故障初期由于损伤很小(磨损、裂纹等),产生的故障信号不太强烈,其振动幅值和频谱与正常状态相比无显著变化。从动力学角度分析,采集的振动信号是动力学方程的离散解,当轴承某一部件产生故障时,必然导致质量、刚度、阻尼、外激励等参数的变化,系统动力学方程(即内在动力学结构)发生了改变。因此定量监测动力学结构的变化即可对早期故障和深度故障进行监测。SAX-LZC 在度量 Logistic 映射和 Duffing 系统时表现出了对动力学结构表征的准确性和对结构变化的敏感性,利用这种特性可用于轴承早期微弱异常监测与故障特征提取。

4.1 轴承早期微弱磨损预警

利用美国智能维护系统中心的轴承疲劳试验数据^[16]对 SAX-LZC 的轴承早期微弱故障预警能力进行研究。试验转速为 2 000 r/min,径向载荷为 2 721.554 kg,采样频率 20 kHz,每隔 10 min 采集一次形成一个数据文件,采样长度 20 480 个点,整个试验共采集 984 个文件数据。试验结束时轴承疲劳失效,产生外圈故障。从每个文件中选取 3 000 点进行 SAX-LZC 计算, $d=10, L=4$ 。同时,将 SAX-LZC 与轴承监测常用的峭度指标进行对比。标准化后的 SAX-LZC 指标、峭度指标、实测振动信号见图 11(为便于图示,SAX-LZC 做了 y 轴平移处理)。

由图 11 可知,SAX-LZC 在第 532 个文件处明显监测到轴承状态发生改变,并在第 700 个文件处检测到了状态产生突变。峭度指标在 532 个文件处数据变化并不明显,说明 SAX-LZC 对于轴承早期异常监测的性能优于峭度指标。

经分析,轴承在 1~531 个文件阶段处于正常工作状态,振动幅值和 SAX-LZC 均未产生异常。轴承在 532~700 个文件阶段,磨损量逐渐加大,性能

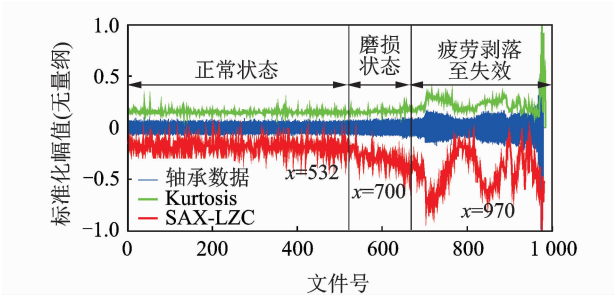


图 11 SAX-LZC 轴承早期异常监测
Fig. 11 Bearing early fault monitoring by SAX-LZC

逐渐衰退。该阶段内振动幅值基本未增加,通过振幅难以判断何时开始产生磨损,衰退的规律表征也不够明显,说明振幅难以有效监控早期磨损状态。在 700 个文件处,轴承突然产生疲劳剥落,振幅和 SAX-LZC 均产生突变,700~970 个文件阶段磨损突然加剧进入故障状态,振幅明显加大,之后轴承明显进入加速失效阶段。970~984 振幅激增,轴承失效。

通过轴承疲劳试验结果说明,SAX-LZC 可准确监测早期微弱故障和深度故障,并实时长期监控轴承的性能衰退规律,弥补了振幅对于早期微弱磨损状态监控的不足。

4.2 SAX-LZC 对轴承不同故障类别特征提取

由疲劳试验研究可知,SAX-LZC 对轴承振动状态变化有精确地表征。理论上分析,SAX-LZC 对不同故障状态也应有良好的区分。为了验证 SAX-LZC 对轴承故障的分辨能力,采用美国凯斯西储大学(Case Western Reserve University,简称 CWRU)的轴承实验数据进行验证。

CWRU 为研究机械系统状态评估、故障诊断等技术进行了轴承故障模拟实验,分别在轴承外圈、内圈和滚珠上添加了直径为 0.177 8~0.711 2 mm 的故障,传感器为加速度传感器,采样频率 12 kHz,转速为 1 797,1 772,1 750,1 730 r/min 四个工况。

首先对同一转速不同类别的故障进行特征提取。选取 1 772 r/min 工况下,正常状态、故障直径

为 0.177 8 mm 的内圈、滚珠、外圈故障,每种故障选取 36 000 个数据,每 3 000 个数据作为一个样本, SAX-LZC 提取结果见图 12。其次对同一种类不同程度的故障进行特征提取。选取 1 772 r/min、故障直径为 0.177 8~0.711 2mm 的内圈故障进行特征提取,结果见图 13。

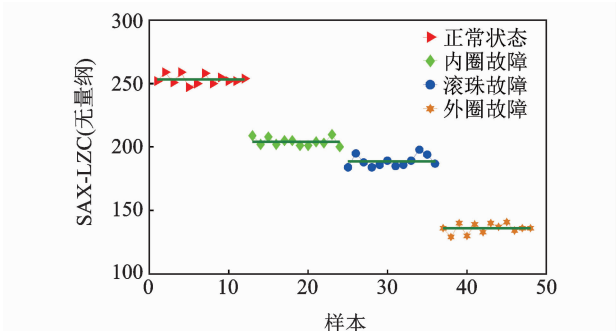


图 12 不同故障种类 SAX-LZC 特征提取

Fig. 12 SAX-LZC feature extraction of different fault types

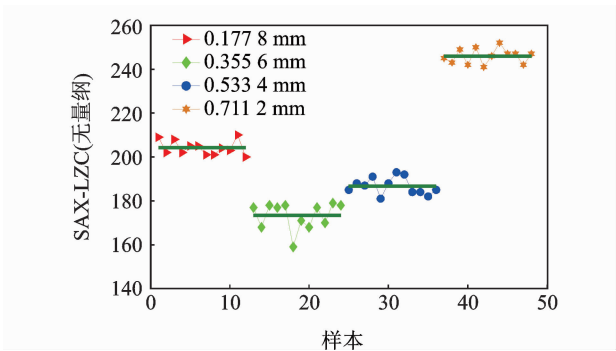


图 13 不同故障程度的 SAX-LZC 特征提取

Fig. 13 SAX-LZC feature extraction with different fault levels

图 12~13 中短直线为每一种状态下的样本的均值。经分析, SAX-LZC 对轴承不同故障种类以及不同故障程度的样本进行了良好的区分, 为后续的故障诊断提供了有效的特征量。

为进一步说明 SAX-LZC 在轴承故障特征提取方面的有效性和优越性, 对同一种类故障在不同转速下的特征进行提取。选取四种转速工况下故障尺寸为 0.177 8 mm 的滚珠故障进行提取。同样, 每种状态选取 36 000 个数据, 每 3 000 个数据作为一个故障样本。四种转速状态下振动信号时域频域图见图 14~15。采用 SAX-LZC 方法对上述轴承故障进行特征提取, 结果见图 16。

由时域和频域特征来看, 振幅及频谱保持了高度相似的特性。说明该条件下, 转速对运动模式的影响极为微弱, 基于时域与频域的常规手段不足以

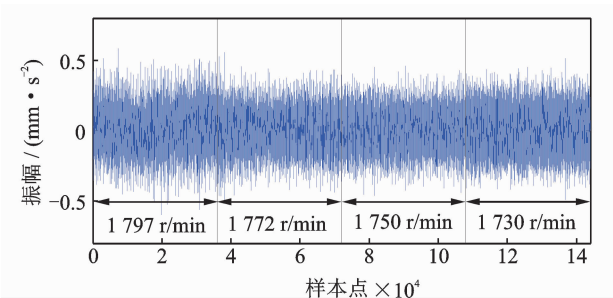


图 14 不同转速滚珠故障时域信号

Fig. 14 Time domain signals of ball fault at different speeds

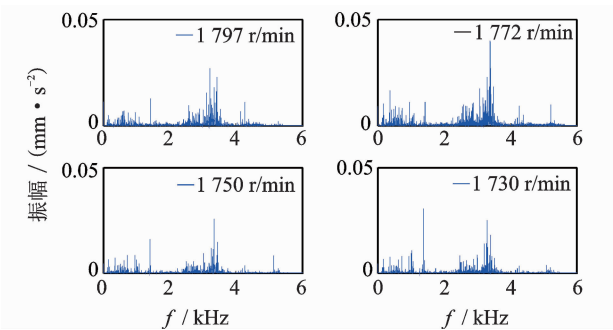


图 15 不同转速滚珠故障频域图

Fig. 15 FFT of bearing fault at different speeds

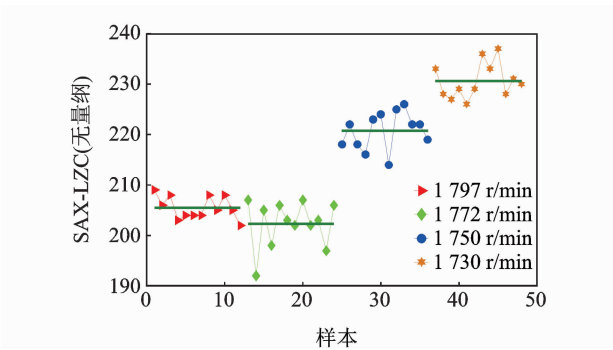


图 16 不同转速滚珠故障 SAX-LZC 辨识

Fig. 16 SAX-LZC identification of bearing faults at different speeds

有效区分。图 16 中, SAX-LZC 对不同转速状态下的故障进行了较好的分类, 但 1 797, 1 772 r/min 两种状态下分类效果不佳。信号处理角度分析, 两种状态下振动规律和频谱的相似程度很高。低频代表信号的轮廓, 高频代表信号的细节, 说明两个状态下信号反映的运动模式高度相似, 导致 SAX-LZC 分类效果不佳。相较而言, 1 750 和 1 730 r/min 内在结构有一定差异, SAX-LZC 则进行了良好的区分。

上述实验说明, AX-LZC 对轴承内在动力学结构变化有高度的敏感性, 对不同种类的故障有良好的区分, 是一个有效的特征参量, 弥补了时域和频域

对轴承状态微弱差异表征能力不足的缺陷。

5 结 论

- 1) SAX-LZC 的动力学表征精度与 Lyapunov 指数高度类似,是一种有效的动力学参数。同时该参数具有计算效率高、抗噪能力好、参数选取少等优点,在工程上可作为 Lyapunov 指数的替代参数。
- 2) 与目前应用较广的动力学参数性能对比结果显示,SAX-LZC 解决了 MS-LZC 在表征精度与计算效率之间的矛盾,综合性能优于信息熵、样本熵和 MS-LZC,工程应用能力更明显。
- 3) SAX-LZC 具有数据压缩的能力,能满足轴承高采样频率导致超大量数据实时处理的需求。
- 4) SAX-LZC 具有发现轴承早期微弱异常的能力,对轴承性能衰退有良好的监控,对不同故障类型有良好的区分,弥补了时域和频域对轴承状态微弱差异定量表征能力不足的缺陷,是一种轴承振动实时状态监控与故障特征提取的有效参量。

参 考 文 献

[1] LIC A, OLIVEIRA J V DE, CERRADA M, et al. Observer-biased bearing condition monitoring: from fault detection to multi-fault classification[J]. Engineering Applications of Artificial Intelligence, 2016 (50): 287-301.

[2] FENG G J, GU J, ZHEN D. Implementation of envelope analysis on a wireless condition monitoring system for bearing fault diagnosis[J]. International Journal of Automation and Computing , 2015, 12(1):14-24.

[3] JIANG F, ZHU Z C, LI W, et al. Robust condition monitoring and fault diagnosis of rolling element bearings using improved EEMD and statistical features [J]. Measurement Science and Technology, 2014(25) :1-14.

[4] GUO L, GAO H L, HUANG H F, et al. Multi-features fusion and nonlinear dimension reduction for intelligent bearing condition monitoring[J]. Shock and Vibration, 2016, 4632562:-10.

[5] 李天亮,何立明,程邦勤,等. 基于系统混沌指数的航空发动机状态监测[J]. 航空动力学报,2008,23(11): 2133-2136.

LI Tianliang, HE Liming, CHENG Bangqin, et al. Condition monitoring for aero-engine based on chaos exponents of dynamic system[J]. Journal of Aerospace Power, 2008,23(11): 2133-2136. (in Chinese)

[6] CAESARENDRA W Y, KOSASIH B Y, TIEU A K, et al. Application of the largest Lyapunov exponent algorithm For feature extraction in low speeds slew

bearing condition monitoring[J] Mechanical Systems and Signal Processing, 2015(50-51):116-138.

[7] HUANG H F, SONG X L, LIU C, et al. A novel fractal method for fault diagnosis and signal measurements [J]. Optik,2016(127): 6805-6812.

[8] PINCUS S M. Approximate entropy: a complexity measure for biological timeseries data[C] // Proceedings of the 1991 IEEE Seventeenth Annual Northeast Bioengineering Conference. Hartford, C T, USA: IEEE,1991;2297-2301.

[9] OLIVARES F, PLASTINO A, ROSSO O. A. Ambiguities in Bandt - Pompe's methodology for local entropic quantifiers [J]. Physica A , 2012(391):2518-2526.

[10] ABRAHAM L, JACOB Z. On the complexity of finite sequence [J]. IEEE Transactions on Information Theory, 1976,22(1):75-81.

[11] 金宁德,董芳,赵舒. 气液两相流电导波动信号复杂性测度分析及其流型表征[J]. 物理学报,2007,56(2): 720-729.

JIN Ningde, DONG Fang, ZHAO Shu. The complexity measure analysis of conductance fluctuation signals of gas-liquid two-phase flow and its flow pattern characterization[J]. Acta Physica Sinica, 2007,56(2):720-729. (in Chinese)

[12] ANITA S A, NICHOLAS W. Symbolization of time-series: an evaluation of SAX, persist, and ACA[C]// 2011 4th International Congress on Image and Signal Processing. Shanghai: IEEE, 2011;2223-2228.

[13] Steven H. Strongatz nonlinear dynamics and chaos [M]. 孙梅,汪小帆,等译. 北京:机械工业出版社, 2016;379-383.

[14] ZUNINO L , SORIANO M C, ROSSO O A. Distinguishing chaotic and stochastic dynamics from time series by using a multiscale symbolic approach [J]. Physical Review E, 2012,86(4):1-10 .

[15] He X X, SHAO C X, XIONG Y. A non-parametric symbolic approximate representation for long time series[J]. Pattern Anal Applic, 2016,19:111-127.

[16] QIU H, LEE J, LIN J, et al. Wavelet filter-based weak signature detection method and its application on rolling element bearing prognostics [J]. Journal of Sound and Vibration,2006(289): 1066-1090.



第一作者简介:韦祥,男,1990 年 10 月生,博士生。主要研究方向为航空发动机状态监控与故障诊断。曾发表过《采用符号时间序列分析的轴承早期微弱故障预警》(《西安交通大学学报》2018 年第 52 卷第 6 期)等论文。
E-mail:weix_914@163.com。

