

排列熵算法在水工结构损伤诊断中的应用*

张建伟^{1,2,3}, 侯 鸽^{1,2,3}, 赵 瑜¹, 马晓君^{1,2,3}, 暴振磊^{1,2,3}

(1. 华北水利水电大学水利学院 郑州, 450046)

(2. 水资源高效利用与保障工程河南省协同创新中心 郑州, 450046)

(3. 河南省水工结构安全工程技术研究中心 郑州, 450046)

摘要 提出一种基于排列熵算法(permutation entropy, 简称 PE)的水工结构损伤诊断方法。首先,运用小波阈值—经验模态分解(empirical mode decomposition, 简称 EMD)降噪方法对原始信号进行降噪,减小环境噪声对结构损伤特征信息的干扰,提高信号的信噪比;其次,运用排列熵算法检测降噪后信号的复杂度,并计算其排列熵值。通过不同工况下信号熵值变化规律的对比,实现水工结构损伤的诊断。将该方法应用于泄流激励下悬臂梁模型的试验研究,结果表明,正常无损状态下结构振动信号的排列熵值最大;结构发生损伤时,其熵值降低,且损伤程度越大,熵值越小;排列熵对结构的初期损伤比较敏感;结构未发生损伤时,不同工况下的排列熵基本不变,说明排列熵能够有效确定结构的损伤,且具有较高的诊断精度。

关键词 水工结构;环境激励;排列熵;损伤诊断;识别

中图分类号 TH825; TV31

引 言

随着水工结构材料轻型化趋势的发展,水工结构在各种环境因素和荷载的作用下,易产生疲劳破坏,影响结构的正常运行。因此,对水工结构运行状态进行必要的监测具有重要意义。

振动信号能够有效地反映结构振动特性,通过对振动信号的处理和分析能够有效地提取结构的振动特性信息,从而实现结构的损伤诊断。水工结构振动信号在输送过程中容易受到环境噪声的干扰,其振动信号很不平稳。因此,线性分析方法不适用于水工结构的损伤诊断,需采用有效的非线性分析方法。

近年来,非线性理论不断成熟,信号分析技术取得了很大发展。许多非线性分析方法被用于损伤诊断领域中^[1-4]。分形维数是一种常用的衡量信号复杂度的重要指标,广泛用于损伤诊断领域中,但其计算效率低,耗时长。Lyapunov 指数也是损伤诊断中常用的非线性分析方法,是区分结构不同运行状态或故障模式的重要参数,然而其计算精度不高,并且

抗噪声干扰能力差^[5]。近似熵(approximate entropy, 简称 AE)是 Pincus 等^[6]提出的一种新的衡量信号复杂度的动力学参数,其应用范围较广,对非平稳随机信号有很强的适用性。但是该算法的计算结果不稳定,相对一致性较差^[7]。在此基础上,一种改进的损伤诊断方法——样本熵(sample entropy, 简称 SE)被提出,与近似熵相比,样本熵具有得到稳定估计值所需的数据较短,相对一致性较好等特点^[8],但其计算效率较低。Bandt 等^[9]提出了一种新的动力学分析方法——排列熵(permutation entropy, 简称 PE),该方法能够有效反映非线性、非平稳信号时间序列的微小变化,同时具有计算简单、敏感度高、抗噪声能力强等特点^[10-11]。目前,排列熵算法已在气象、信号分析、机械故障诊断等领域有所应用^[12-14],但是在水工结构损伤诊断领域应用较少。

鉴于水工结构运行条件比较复杂,容易受到水流脉动及其他环境激励的作用,其振动的主要特点为随机性低频振动,且采集到的振动信息包含低频水流噪声和高频白噪声,结构振动特性信息会被强背景噪声干扰,从而影响结构振动特征信息的提取。针对此问题,采用小波阈值-EMD 方法^[15]对原始振

* 国家自然科学基金资助项目(51679091);河南省高校科技创新人才计划资助项目(18HASTIT012);广东省水利科技创新基金资助项目(2017-16);华北水利水电大学研究生教育创新计划基金资助项目(YK2017-03)

收稿日期:2017-03-16;修回日期:2017-05-24

动信号进行降噪,提高信号的信噪比,以便于结构的特征信息提取和损伤诊断。排列熵能够有效反映非线性、非平稳信号时间序列的微小变化,精确检测结构的振动突变,对于水流激励引起的水工结构非线性、非平稳振动,不同工况下振动信号复杂性不同,排列熵值也随之改变,从而为利用排列熵理论对水工结构进行损伤诊断提供了理论基础。

基于上述分析,针对水工结构损伤诊断困难的问题,提出一种基于排列熵算法的水工结构损伤诊断方法。该方法利用小波阈值-EMD方法^[15]对水工结构振动信号进行降噪处理,提取水工结构损伤特征信息,减少噪声对结构特征信息的干扰;然后利用排列熵对降噪后信号进行复杂度分析提取其排列熵值,将不同工况下结构振动信号的熵值变化规律进行对比,从而对水工结构的损伤进行有效诊断。

1 排列熵算法

排列熵(permutation entropy,简称PE)是一种检测信号动力学突变的新方法,与其他常用的非线性分析方法相比具有计算效率高、对噪声鲁棒性强、易于在线监测等特点^[9],基本原理如下。

假定一长度为 N 的一维时间序列 $\{X(i), i=1, 2, \dots, N\}$,令嵌入维数为 m ,延迟时间为 τ ,对其进行相空间重构,得到如下形式的矩阵

$$\begin{bmatrix} x(1) & x(1+\tau) & \cdots & x(1+(m-1)\tau) \\ x(2) & x(2+\tau) & \cdots & x(2+(m-1)\tau) \\ x(j) & x(j+\tau) & \cdots & x(j+(m-1)\tau) \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ x(K) & x(K+\tau) & \cdots & x(K+(m-1)\tau) \end{bmatrix} \quad (1)$$

其中: $j=1, 2, \dots, K$; K 为矩阵的行数,即重构相空间中重构向量的个数, $K=N-(m-1)\tau$ 。

设重构相空间矩阵中第 j 个重构向量 $\mathbf{X}(j)$ 为 $\{x(j), x(j+\tau), \dots, x(j+(m-1)\tau)\}$,将其按照元素的数值大小进行升序排列,即

$$x(i+(j_1-1)\tau) \leq \cdots \leq x(i+(j_m-1)\tau) \quad (2)$$

其中: j_1, j_2, \dots, j_m 为向量 $\mathbf{X}(j)$ 中每个元素进行排序前所在列的索引。

假设重构向量中有相等的元素,如 $x(i+(j_p-1)\tau) = x(i+(j_q-1)\tau)$ 。则这两个元素按 j_p 和 j_q 原来的顺序进行排列,即当 $j_p < j_q$ 时,

有: $x(i+(j_p-1)\tau) \leq x(i+(j_q-1)\tau)$ 。

因此,对于任一重构向量 $\mathbf{X}(j)$ 均可得到一个与之对应的符号序列 $\mathbf{S}(l) = \{j_1, j_2, \dots, j_m\}$,其中, $l=1, 2, \dots, k$,且 $k \leq m!$ 。

设一个 m 维重构相空间对应的符号序列的概率分别为 P_1, P_2, \dots, P_k ,则对于一维时间序列 $\mathbf{X}(i)$ 的 k 个重构向量对应的符号序列,排列熵可表示为

$$H_P(m) = - \sum_{j=1}^k P_j \ln(P_j) \quad (3)$$

当 $P_j = \frac{1}{m!}$ 时,排列熵 $H_P(m)$ 最大,取值为 $\ln(m!)$ 。将 $H_P(m)$ 归一化,可得: $H_P = \frac{H_P}{\ln(m!)}$,得到的 H_P 就是一维时间序列 $\{\mathbf{X}(i), i=1, 2, \dots, N\}$ 的排列熵。 H_P 的取值在 $[0, 1]$ 之间,其大小反映了一维时间序列复杂程度。排列熵值越大,时间序列的复杂度就越高,反之,排列熵值越小,时间序列就越规律。

由式(1)可知,在排列熵的计算中,延迟时间 τ 和嵌入维数 m 是对计算结果影响较大,需要预先确定,选用的参数不同,得到的排列熵值也会不同。文献[9]建议,嵌入维数 m 的范围在 $3 \sim 7$ 之间,因为 m 取值太小,重构的向量中包含的状态过少,不能准确的反映系统特性,算法将失去有效性; m 取值过大,相空间的重构将会使时间序列均匀化,导致计算量增大,计算效率低并且无法反映时间序列的细微变化^[12,16]。由于延迟时间 τ 对时间序列的影响不大^[17],取 $\tau=1$ 。

2 排列熵损伤诊断

基于排列熵算法的损伤诊断步骤如下。

1) 采用小波阈值-EMD 联合降噪方法^[15]对原始振动信号进行降噪处理,减小强背景噪声对结构损伤特征信息的干扰,提高信号的信噪比。

2) 选取适当的子序列长度 L ,将降噪后的振动信号分成若干个子序列。为了提高排列熵的损伤诊断精度,采取最大重叠方式^[11,18],即将每个长度为 L 的子序列依次向后滑动,直至取到最后一个数据点。

3) 利用排列熵对子序列进行复杂度分析,计算每个子序列的排列熵值,将不同工况下结构振动信号的熵值变化规律进行对比,从而实现结构损伤的识别。

利用排列熵算法对结构进行损伤诊断的流程如图1所示。

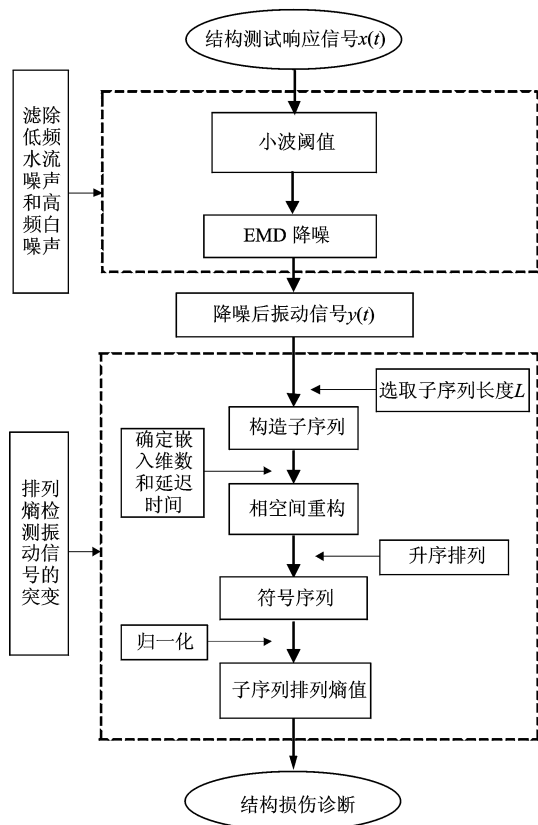


图 1 排列熵损伤诊断流程图

Fig. 1 Flowchart of damage diagnosis based on permutation entropy

3 模型试验

3.1 试验概况

以泄流激励下的悬臂梁模型为研究对象,通过采用 DASP 智能数据采集和信号分析系统对悬臂梁结构的动应变响应进行测试,进而对其进行损伤诊断。悬臂梁材料密度 $\rho=2\ 321\ \text{kg/m}^3$,弹性模量 $E=155\ \text{MPa}$,其尺寸大小为 $6\ \text{cm}\times 4\ \text{cm}\times 40\ \text{cm}$ (长 \times 宽 \times 高),将其底部用 AB 胶固结于有一定重量和厚度的钢板上。为了防止水流把模型掀翻,用橡皮泥将水槽和钢板的底部固定。在悬臂梁模型的背水面和一个侧面分别布置 5 个应变传感器,各个测点为等间距布置,其背水面顶部测点记为测点 1,下面的测点依次为 2~5 测点,其侧面最顶部测点记为测点 6,最底部记为测点 10。同时,为了降低试验时温度等因素对应变片测试结果影响,在同一试验环境中温度补偿片,测点布置及温度补偿片布置如图 2 所示。试验时通过控制上下游水位以保证不同试验工况在相同流速下进行,即确保各工况下激励源能量近似相同,悬臂梁流激振动试验如图 3 所示。

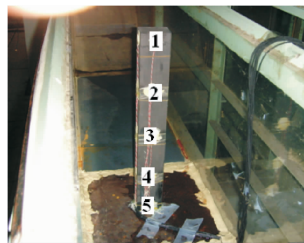


图 2 测点布置图及温度补偿片布置图

Fig. 2 Survey points layout plan and temperature compensation plan

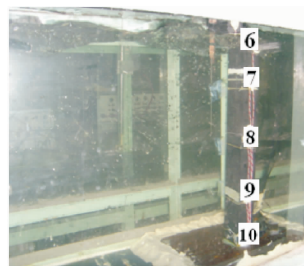


图 3 悬臂梁流激振动试验

Fig. 3 Cantilever beam vibration test

3.2 泄流激励下的结构损伤诊断

泄流激励下结构测试采样频率 $f_s=300\ \text{Hz}$,试验设置 5 种工况:a. 3 测点 0 mm 损伤(无损伤);b. 3 测点 5 mm 损伤;c. 3 测点 10 mm 损伤;d. 3 测点 15 mm 损伤;e. 3 测点 20 mm 损伤。各工况的损伤均为贯通裂纹。3 测点在 5 种工况下的应变时程线如图 4 所示。

由图 4 中 3 测点原始信号的应变时程图可知,不同损伤程度结构的振动幅值存在明显差异,结构损伤时振动信号的幅值比正常无损状态要高。但由于受到环境激励作用下低频水流噪声和高频白噪声的影响,结构振动特性会受到干扰,因此根据时程图无法准确地判断结构的损伤程度,应对原始信号进行降噪处理。

首先,利用小波阈值滤除信号中的高频白噪声,实现信号的初次滤波;然后,利用 EMD 进一步滤除高频白噪声和低频水流噪声,实现信号的二次滤波,从而提高滤波精度;经过小波阈值-EMD 联合降噪方法降噪处理后,振动信号的信噪比明显增大^[15]。限于篇幅,在此仅给出 10 mm 损伤工况下 3 测点振动信号降噪前后对比图,结果如图 5 所示。

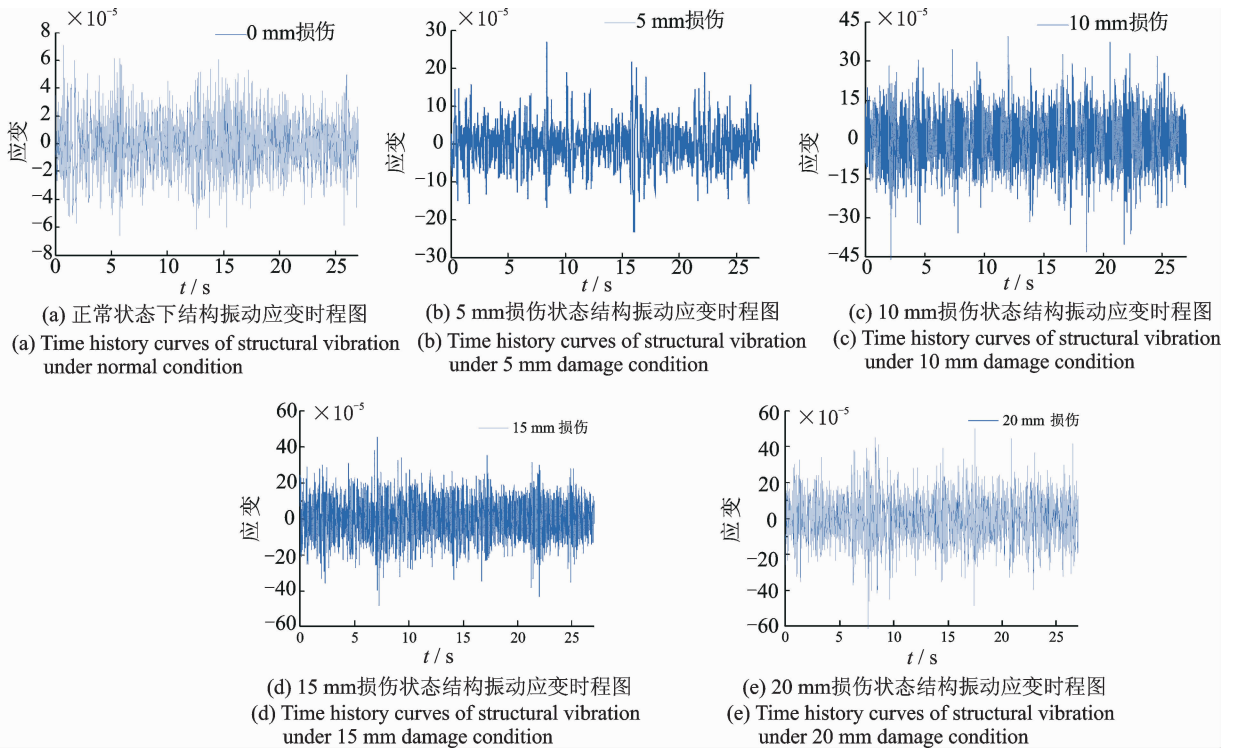


图 4 不同工况下 3 测点原始信号的应变时程图

Fig. 4 Time history curves of measured point 3 under different working conditions

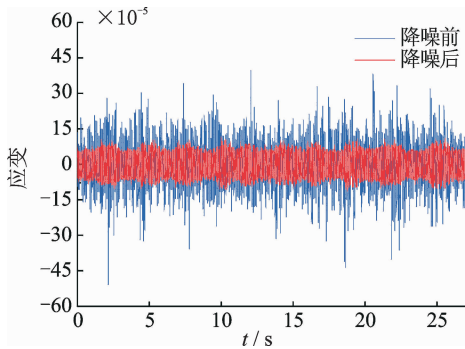


图 5 10 mm 损伤工况下 3 测点降噪前后时程对比图

Fig. 5 Time history curve comparison of signal at point 3 under 10 mm damage condition

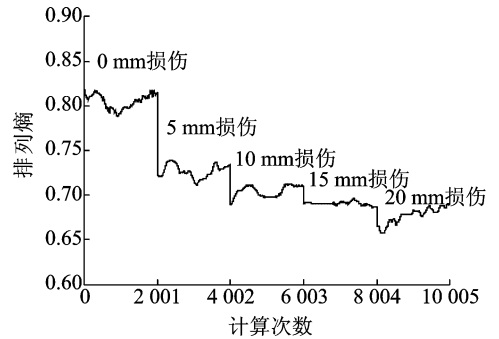


图 6 测点 3 在不同工况下的排列熵

Fig. 6 PE trend chart of signal at point 3 under different working conditions

对结构不同损伤状态下降噪后的振动信号进行分析,对比不同子序列长度 L 、不同嵌入维数 m 的分析结果,选取子序列长度 $L=2\ 000$, $m=4$;其中 L 采取最大重叠方式,将每个长度 $L=2\ 000$ 依次向后滑动得到下一个子序列,直至取到最后一个数据点(即各工况下参与计算的数据长度为 4 000 个点),计算每个子序列的排列熵,进而得到各个工况下排列熵值的变化规律。测点 3 在不同工况下的排列熵变化规律如图 6 所示。

由图 6 可知,不同工况下结构振动信号的排列熵值存在明显差异,同一工况下振动信号的排列熵

值相差很小,在一个固定值附近波动。设 3 测点振动信号在 5 种工况下的排列熵值分别为 $H_{P_1}, H_{P_2}, H_{P_3}, H_{P_4}, H_{P_5}$ 。从图 6 易知, $H_{P_1} > H_{P_2} > H_{P_3} > H_{P_4} > H_{P_5}$,正常工况下结构振动信号的排列熵值最大,其次是 5 mm 损伤工况、10 mm 损伤工况、15 mm 损伤工况,20 mm 损伤工况的排列熵值最小,即随着损伤程度的增加,排列熵值依次减小。这是因为无损伤的正常工况下结构的振动信号复杂度较高,在不同的频段内能量分布随机性较大,自相似性低,因此排列熵值较大。当结构出现损伤时,振动信号在特定的频带会产生共振频率,能量主要在共振频率处集中,振动信号的随机性降低,则排列熵减

小。随着损伤程度的增加,振动更加剧烈,能量更加集中,振动信号的自相似性更高,则排列熵值进一步降低。3测点振动信号在5种工况下的平均熵值如表1所示。

表1 3测点振动信号在5种工况下的平均熵值

Tab.1 Average entropy of vibration signal at point 3 under different working conditions

熵值	$\overline{H_{P1}}$	$\overline{H_{P2}}$	$\overline{H_{P3}}$	$\overline{H_{P4}}$	$\overline{H_{P5}}$
$\overline{H_P}$	0.805 0	0.726 9	0.704 6	0.690 9	0.677 2

由表1可知,无损伤的正常工况到5 mm损伤工况的平均熵值降低幅值最大,约为0.08左右,而其他工况间的幅值较小,约为0.02左右,说明排列熵算法对结构的初期损伤敏感性较高。

应用该方法对无损伤点4测点和2测点在5种工况下的振动信号进行分析,得到4测点和2测点在不同工况下的排列熵变化规律分别如图7,图8所示。

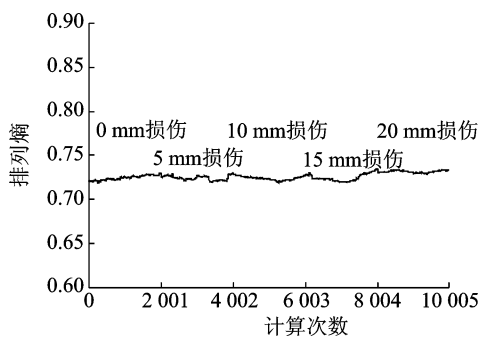


图7 测点4在不同工况下的排列熵

Fig.7 PE trend chart of signal at point 4 under different working conditions

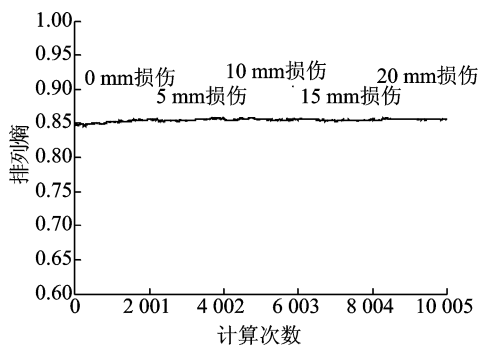


图8 测点2在不同工况下的排列熵

Fig.8 PE trend chart of signal at point 2 under different working conditions

由图7,8可知,4测点在不同工况下的排列熵均在0.725附近波动,基本保持不变。2测点在不同工况下的排列熵均在0.85附近波动,基本保持不

变;即无损伤测点在不同工况下的排列熵波动较小,其数值基本保持不变。另外,对比图6中损伤点3测点在不同工况下的排列熵可知,结构发生损伤时排列熵变化比较明显,损伤程度越大排列熵越小,而未损伤时排列熵波动较小,基本保持不变。由此说明,排列熵算法能够有效地检测结构的动态变化,确定结构的损伤,且诊断精度较高。

4 结论

1) 排列熵算法对振动信号的微弱变化敏感性较高,能够有效地检测结构的动态变化,对水流激励下水工结构的损伤诊断具有较强的适用性。

2) 排列熵能够有效地提取不同工况下结构的振动特征信息,表征结构正常工作状态到损伤状态熵值的详细变化过程,实现结构的损伤识别。正常无损状态下结构振动信号的排列熵值最大,结构发生损伤时,其熵值降低,且损伤程度越大,熵值越小;结构未发生损伤时,不同工况下的排列熵数值基本不变,从而为水工结构的损伤诊断提供了一种新思路。

3) 该方法计算效率高,抗噪能力强,检测效果比较直观,对结构的初期损伤敏感性较高,适用于结构损伤的在线监测。

4) 排列熵算法虽然能够较好地检测到结构振动信号的动态变化过程,但由于该损伤检测方法属于局部检测,需要事先对结构的受力及损伤破坏规律有一定的先验认识,以便在恰当的位置布置拾振器,因此,通过信息融合技术的排列熵算法来实现结构的损伤定位,有待进一步研究。

参 考 文 献

- [1] 李兵,张培林,任国全,等.基于数学形态学的分形维数计算及在轴承故障诊断中的应用[J].振动与冲击,2010,29(5):191-194.
Li Bing, Zhang Peilin, Ren Guoquan, et al. Mathematical morphology-based fractal dimension calculation and its application in fault diagnosis of roller bearings [J]. Journal of Vibration and Shock, 2010, 29(5): 191-194. (in Chinese)
- [2] 胥永刚,何正嘉.分形维数和近似熵用于度量信号复杂性的比较研究[J].振动与冲击,2003,22(3):25-27.
Xu Yonggang, He Zhengjia. Research on comparison on between approximate entropy and fractal dimension for complexity measure of signals [J]. Journal of Vibration and Shock, 2003, 22(3): 25-27. (in Chinese)
- [3] 苏文胜,王奉涛,朱泓,等.基于小波包样本熵的滚动轴承故障特征提取[J].振动、测试与诊断,2011,31(2):162-166.

- Su Wensheng, Wang Fengtao, Zhu Hong, et al. Feature extraction of rolling element bearing fault using wavelet packet sample entropy[J]. *Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis*, 2011, 31(2): 162-166. (in Chinese)
- [4] 侯荣涛, 闻邦椿, 周飙. 基于现代非线性理论的汽轮发电机组故障诊断技术研究[J]. *机械工程学报*, 2005, 41(2): 142-147.
- Hou Rongtao, Wen Bangchun, Zhou Biao. Study on fault diagnosis technique to turbo unit based on modern nonlinear theories[J]. *Journal of Mechanical Engineering*, 2005, 41(2): 142-147. (in Chinese)
- [5] 郑近德, 程军圣, 杨宇. 基于 LCD 和排列熵的滚动轴承故障诊断[J]. *振动、测试与诊断*, 2014, 34(5): 802-806.
- Zheng Jinde, Cheng Junsheng, Yang Yu. A rolling bearing fault diagnosis method based on LCD and permutation entropy[J]. *Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis*, 2014, 34(5): 802-806. (in Chinese)
- [6] Pincus S M. Approximate entropy as a measure of system complexity[J]. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 1991, 88(6): 2297-2301.
- [7] Zhang Long, Xiong Guoling, Liu Hesheng. Bearing fault diagnosis using multi-scale entropy and adaptive neuro-fuzzy inference[J]. *Expert Systems with Applications*, 2010, 37(8): 6077-6085.
- [8] 来凌红, 吴虎胜, 吕建新, 等. 基于 EMD 和样本熵的滚动轴承故障 SVM 识别[J]. *煤矿机械*, 2011, 32(1): 249-252.
- Lai Linghong, Wu Husheng, Lv Jianxin, et al. SVM recognition method based on EMD and sample entropy in rolling bearing fault diagnosis[J]. *Coal Mine Machinery*, 2011, 32(1): 249-252. (in Chinese)
- [9] Bandt C, Pompe B. Permutation entropy: a natural complexity measure for time series[J]. *Physical Review Letters, the American Physiological Society*, 2002, 88(17): 1-4.
- [10] 冯辅周, 饶国强, 司爱威, 等. 排列熵算法研究及其在振动信号突变检测中的应用[J]. *振动工程学报*, 2012, 25(2): 221-224.
- Feng Fuzhou, Rao Guoqiang, Si Aiwei, et al. Research and application of the arithmetic of PE in testing the sudden change of vibration signal [J]. *Journal of Vibration Engineering*, 2012, 25(2): 221-224. (in Chinese)
- [11] 刘永斌, 龙潜, 冯志华, 等. 一种非平稳、非线性振动信号检测方法的研究[J]. *振动与冲击*, 2007, 26(12): 131-134.
- Liu Yongbin, Long Qian, Feng Zhihua, et al. Detection method for nonlinear and non-stationary signals [J]. *Journal of Vibration and Shock*, 2007, 26(12): 131-134. (in Chinese)
- [12] 候威, 封国林, 董文杰, 等. 利用排列熵检测近 40 年华北地区气温突变的研究[J]. *物理学报*, 2006, 55(5): 2663-2668.
- Hou Wei, Feng Guolin, Dong Wenjie, et al. A technique for distinguishing dynamical species in the temperature time series of north China [J]. *Acta Physica Sinica*, 2006, 55(5): 2663-2668. (in Chinese)
- [13] 赵小磊, 任明荣, 张亚庭, 等. 基于排列熵的心电信号非线性分析[J]. *现代电子技术*, 2010, 33(19): 90-93.
- Zhao Xiaolei, Ren Mingrong, Zhang Yating, et al. Nonlinear analysis of ECG signal based on permutation entropy [J]. *Modern Electronics Technique*, 2010, 33(19): 90-93. (in Chinese)
- [14] 程军圣, 马兴伟, 杨宇. 基于排列熵和 VPMCD 的滚动轴承故障诊断方法[J]. *振动与冲击*, 2014, 33(11): 119-123.
- Cheng Junsheng, Ma Xingwei, Yang Yu. Rolling bearing fault diagnosis method based on permutation entropy and VPMCD [J]. *Journal of Vibration and Shock*, 2014, 33(11): 119-123. (in Chinese)
- [15] 张建伟, 江琦, 赵瑜, 等. 一种适用于泄流结构振动分析的信号降噪方法[J]. *振动与冲击*, 2015, 34(20): 179-184.
- Zhang Jianwei, Jiang Qi, Zhao Yu, et al. De-noising method for vibration signal of flood discharge structure [J]. *Journal of Vibration and Shock*, 2015, 34(20): 179-184. (in Chinese)
- [16] Yan Ruqiang, Gao Robert. Approximate entropy as a diagnostic tool for machine health monitoring[J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2007, 21(2): 824-839.
- [17] 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, 19(24): 2641-2646.
- Zheng Jinde, Cheng Junsheng, Yang Yu. Multi-scale permutation entropy and its application to rolling bearing fault diagnosis[J]. *China Mechanical Engineering*, 2013, 19(24): 2641-2646. (in Chinese)
- [18] 党建, 何洋洋, 贾嵘, 等. 水轮发电机组非平稳振动信号的检测与故障诊断[J]. *水利学报*, 2016, 47(2): 173-179.
- Dang Jian, He Yangyang, Jia Rong, et al. Detection for non-stationary vibration signal and fault diagnosis of hydropower unit[J]. *Journal of Hydraulic Engineering*, 2016, 47(2): 173-179. (in Chinese)



第一作者简介: 张建伟, 男, 1979 年 3 月生, 博士、教授。主要研究方向为水工结构耦联振动与安全。曾发表《考虑不同库水耦合模式的拱坝振动特性分析》(《振动、测试与诊断》2016 年第 36 卷第 6 期)等论文。

E-mail: zjwccivil@126.com