

一种振测数据最佳分析长度的确定方法^{*}

张建伟^{1,2,3}, 李洋^{1,2,3}, 马晓君^{1,2,3}, 程梦然^{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 数据分析长度的选取是提取结构振动特征信息的关键,人为选取信号分析的数据长度会导致其计算结果存在一定误差,为减少主观因素影响,提出一种基于改进多尺度排列熵(improved multi-scale permutation entropy, 简称 IMPE)的振测数据分析长度的方法。对于获得的振动信号,将一维的时间序列数据多尺度化后进行粗粒化处理,确定其相空间重构参数。选取不同长度的振测数据,分别计算多尺度排列熵(multi-scale permutation entropy, 简称 MPE)熵值,发现熵值对数据长度的变化敏感,随着数据长度的增加而变化,最后趋于稳定值。定义该稳定值为标准熵值,满足标准熵值 97% 精度的熵值作为有效熵值,选出满足精度要求的熵值,将其所对应的最短数据长度定义为振测数据的最佳分析长度。将该方法应用于仿真信号和具体泄流工程振动信号的最佳数据长度选取中,可为结构监测选取准确的数据分析长度,有较好的普适性。

关键词 坝体振动; 数据分析长度; 改进多尺度排列熵; 信号分析; 白噪声
中图分类号 TH39

引言

根据结构动力响应变化进行结构损伤诊断或安全监测研究,是目前工程界研究的热点问题之一。通常,结构在损伤诊断和在线监测等过程中的振测数据长度大多为人为选取,而振测数据的分析^[1-3]作为检测结构振动状态的关键依据,其长度的选取尤为重要,在一定程度上决定着结构监测的有效性。因此,需要一个有效的数据长度选取方法来确定数据的最佳分析长度。

陈佳袁等^[4]对小样本水文数据序列进行优化处理,将对时间序列的分析用于水文数据的预测,可提高流量数据的预测精度。马佳妮等^[5]利用长时间序列遥感数据,构建了一种反演净初级生产力(net primary productivity, 简称 NPP)的耕地质量评价方法,可同时获取耕地质量空间分布和时空演变过程,减少数据断点导致的评价误差,提高了准确性。蒋增林等^[6]利用趋势移动平均方法和指数平滑方法,对电力系统负荷时间序列历史数据进行处理,取得较好的预测效果。时间序列数据的分析及应用在许多领域都有所涉及^[7-9],但对数据长度的合理性分析较少。MPE 是 Aziz 等^[10]在排列熵(permutation entropy, 简

称 PE)的基础上提出的一种检测动力学突变和时间序列排列的方法,具有灵敏度高、抗噪能力强和鲁棒性强等特点,可以较敏感的反应非线性、非平稳信号时间序列的微小变化^[11]。由于该方法在检测系统动力学突变方面较为敏感,因此成为数据分析的热点方法,被广泛应用于生物医学^[12-14]、机械损伤诊断^[15-16]及股票分析^[17]等领域,具有较好的工程实用性。MPE 计算振测信号数据时,数据量的大小决定了包含信号的丰富程度。数据长度过长,存在计算时间长等缺点;数据长度过短,会导致信号的特征信息不完全。因此,选取合适的数据长度是保证分析结果正确的重要环节,笔者利用 MPE 算法求取振测数据的最佳分析长度,并将其应用于具体泄流工程。

1 基本原理

1.1 多尺度排列熵

MPE 算法相较于 PE 算法具有更好的鲁棒性,能够很好地检测信号的复杂程度^[18]。将一维时间序列进行粗粒化处理,选取合适的尺度对其进行多尺度化,分别计算各尺度下时间序列的 PE 熵值,继

^{*} 国家自然科学基金资助项目(51679091);广东省水利科技创新基金资助项目(2020-18);广州市科技计划资助项目(2020ky34);华北水利水电大学研究生教育创新计划资助项目(YK2019-20)

收稿日期:2019-06-02;修回日期:2019-12-19

而得到 MPE。

首先,令 $\{X(i); i=1, 2, \dots, n\}$ 为一维时间序列,粗粒化处理可得

$$y_j^{(s)} = \frac{1}{s} \sum_{i=(j-1)s+1}^{js} X(i) \quad (j=1, 2, \dots, [n/s]) \quad (1)$$

其中: $y_j^{(s)}$ 为粗粒化序列; s 为尺度因子, $s=1$ 表示粗粒化序列为原始序列; $[n/s]$ 表示对 n/s 取整。

由式(1)可知,时间序列长度与尺度因子 s 的大小成反比。令 m 为嵌入维数, τ 为延迟时间,对粗粒化序列 $y_j^{(s)}$ 重构得到重构粗粒化序列 $y_l^{(s)}$ 及重构分量 $Y_l^{(s)}$

$$Y_l^{(s)} = \{y_l^{(s)}, y_{l+\tau}^{(s)}, \dots, y_{l+(m-1)\tau}^{(s)}\} \quad (l=1, 2, \dots, n(m-1)\tau) \quad (2)$$

重构分量 $Y_l^{(s)}$ 中各元素所在列的索引分别为 l_1, l_2, \dots, l_m , 升序排列 $Y_l^{(s)}$, 其中值相等的分量按先后顺序排列

$$y_{l_1+(l_1-1)\tau}^{(s)} \leq y_{l_2+(l_2-1)\tau}^{(s)} \leq \dots \leq y_{l_m+(l_m-1)\tau}^{(s)} \quad (3)$$

每个粗粒化序列 $y_j^{(s)}$ 都对应一组符号序列 $s(r) = (l_1, l_2, \dots, l_m), r=1, 2, \dots, R (R \leq m!)$ 。计算每一种符号序列出现的概率 P_r , 则 PE 定义为

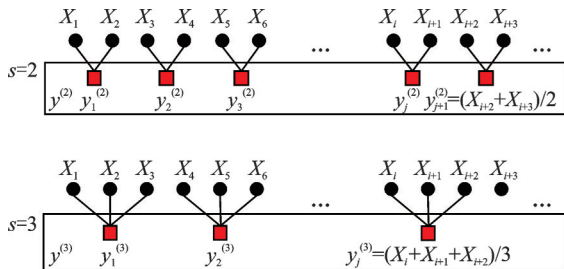
$$H_{P(m)} = - \sum_{r=1}^R P_r \ln P_r \quad (4)$$

将 PE 归一化处理, 可得

$$H_p = \frac{H_{P(m)}}{\ln(m!)} \quad (0 \leq H_p \leq 1) \quad (5)$$

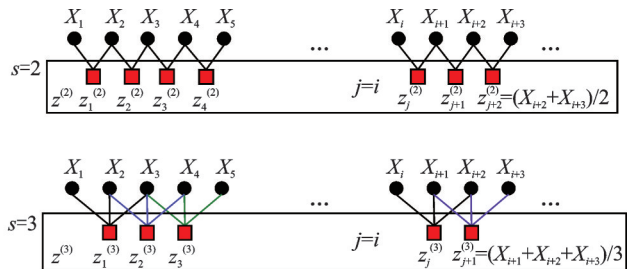
H_p 的值表示粗粒化后时间序列 $y_i^{(s)}$ 的随机程度。时间序列的随机程度越低, H_p 的值越小; 反之, 该时间序列的随机程度越高, 复杂度越大。

由此可知, 根据粗粒化处理后的原始时间序列 $\{X(i); i=1, 2, \dots, n\}$ 可以得到 s 尺度下的粗粒化时间序列, 分别计算其 PE 熵值 H_p , 得到该原始时间序列的 MPE, 即 $H_{mp}(X) = \{H_p(1), H_p(2), \dots, H_p(s)\}$ 。



(a) 粗粒化过程

(a) Illustration of coarse-grained time series



(b) 改进的粗粒化过程

(b) An improved illustration of coarse-grained time series

图 1 粗粒化过程的优化

Fig.1 Optimization of coarsening process

1.2 改进的粗粒化方法

粗粒化过程的优化如图 1 所示。对时间序列进行粗粒化处理的 MPE 计算, 其目的是为了根据合适的尺度因子, 将长度为 N 的原始时间序列分成 s 个不相重叠的窗口, 分别计算每个窗口内数据点的均值, 构成一组新的时间序列。将原始时间序列直接除以尺度因子时, 若 s 值较大, 则会导致新建窗口内时间序列长度过短; 若序列中数据个数太少, 会造成 MPE 熵值计算结果不精确。

针对此问题, 将移动平均粗粒化过程应用于 MPE 计算中, 如图 1(b) 所示^[19]。已知尺度因子, 通过移动平均粗粒化过程得到对应序列

$$z_j^{(s)} = \frac{1}{s} \sum_{i=j}^{j+s-1} X(i) \quad (j=1, 2, \dots, (n-s+1)) \quad (6)$$

粗粒化处理后的序列长度为 $(n-s+1)$, 若取原始时间序列长度为 600, $s=10$, 相较于原始粗粒化处理后得到的序列长度 60, 改进的粗粒化处理得到的序列长度却为 591, 数据长度会直接导致包含信息量的不统一。由此可知, 改进后的粗粒化方法可以提高计算结果的准确性。

1.3 相空间重构参数的选取

计算各粗粒化序列的 PE 熵值之前, 需分别确定嵌入维数 m 与延迟时间 τ 。 m 与 τ 值的计算有独立确定与联合确定 2 种方法, 虽然 2 种方法各有优缺点, 但在检测结构的异常情况时, 独立确定方法有更高的精确性^[20]。因此, 分别以伪近邻法 (false nearest neighbor, 简称 FNN) 与互信息法 (mutual information, 简称 MI) 求取 m 与 τ 。参数选取的准则是: 恰当的维数 m 为相空间中伪近邻点的百分比趋于 0 时对应的维数, 且该维数之后, 伪近邻点的值不发生改变; 最佳延迟时间 τ 为互信息第 1 次达到最小

值所对应的延迟时间,实测数据中 $m \geq 2, \tau \geq 1$ 。

1.4 最佳数据分析长度的选取

基于 IMPE 的最佳振测数据分析长度的确定步骤如下:

1) 通过设置传感器采集振测数据 $\{X(i); i=1, 2, \dots, n\}$;

2) 粗粒化处理信号数据,根据振动信号长度选择适合的尺度因子,利用移动平均粗粒化方法计算粗粒化序列 $z_j^{(s)}$;

3) 相空间重构,各粗粒化后数据的相空间重构参数 m, τ 根据 FNN 与 MI 选取;

4) 计算粗粒化后各时间序列的 PE 熵值 PE_1, PE_2, \dots, PE_S , 得到 $MPE_S = \{PE_1, PE_2, \dots, PE_S\}$, 令 $MPE = \frac{PE_1 + PE_2 + \dots + PE_S}{S}$, 以 MPE 作为衡量振测数据复杂程度的依据;

5) 同一振动条件下,计算振测数据不同长度的 MPE 均值 $MPE(N_1), MPE(N_2), \dots, MPE(N_i), \dots, MPE(N_n)$, 随着 N 不断增大, MPE 熵值逐渐稳定于一定值,当 $MPE(N_n) - MPE(N_{n-1}) \approx 0$ 时,不再增加数据长度,此时以 $MPE(N_n)$ 作为标准熵值, $MPE(N_n)$ 所对应的数据长度 N_n 作为标准数据长度;

6) 根据精度要求 $MPE(N_i) \geq 97\% MPE(N_n)$, 将 $MPE(N_i)$ 与 $MPE(N_1), MPE(N_2), \dots, MPE(N_i), \dots, MPE(N_n)$ 进行比较,选出满足精度的 $MPE(N_i)$, 将 $MPE(N_i)$ 所对应的最短数据长度定义为振测数据最佳分析长度。

2 仿真试验

2.1 验证改进的粗粒化方法

改进粗粒化方法在 MPE 上有较大优势,选取数据长度较短的白噪声,计算其在尺度因子 $s \in [1, 15]$ 时,优化前后粗粒化方法的熵值,以检验其优异性,白噪声熵值变化如图 2 所示。

由于白噪声是所有频率具有相同能量的随机噪声,因此其时间序列的理论熵值为 1。在实测过程中,熵值的精度会受到数据长度的影响,在选取白噪声数据长度 $N=200, 500$ 时,其数据实测 PE 熵值在 0.90~0.97 范围内。由图 2 可知,经原始与改进两种

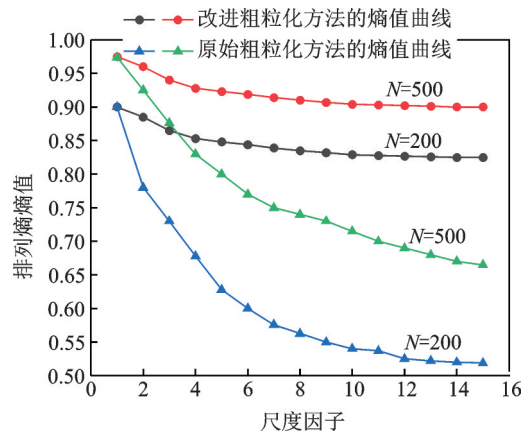


图2 白噪声熵值变化图

Fig.2 Variation of white noise entropy

粗粒化方法处理后的白噪声熵值均随尺度因子的增大而逐渐减小,可验证式(1)和式(6)的正确性,数据长度的降低会增大理论值与真实值的差距。由于受尺度因子的影响较小,随着数据长度的增加,熵值减小的速度远低于原始粗粒化方法处理的白噪声的熵值,故提高了计算精度。可见,当数据长度与尺度因子相同时,改进粗粒化方法计算得到的实测熵值更接近于理论值。此外,根据计算结果可得,不论粗粒化方法改进与否, $N=500$ 的白噪声信号的熵值均比 $N=200$ 的白噪声信号熵值更精准。这表明不仅粗粒化方法的选取会影响信号的熵值精度,数据信号的序列长度也是影响熵值准确度的重要因素。

2.2 检验数据长度对 MPE 的影响

从仿真分析可知,序列长度会影响熵值的精准性。序列长度过大,存在计算繁琐、耗时长和突变处模糊化等弊端;序列长度过短,会导致包含特征信息的数据缺少或丢失,导致其熵值的可信度偏低。因此,需要寻找一个合适的序列长度以确保计算结果的精确性。笔者选取具有标准熵值的白噪声信号进行分析,不同数据长度下白噪声熵值变化曲线如图 3 所示。可见,信号的数据长度越长,其熵值趋近于真实值 1;尺度因子越大,对数据长度的影响越小,熵值越准确。这说明 MPE 熵值对信号的数据长度以及尺度因子的变化较敏感,且当数据长度达到 4 000~5 000 时,熵值的变化极为轻微,最后稳定于 0.998,说明实测数据的熵值只会无限趋近于真实值,其精准度存在一定界限。因此,在信号分析中仅在一定长度范围内存在数据越长、分析越准确的现象,并不会无限精确。

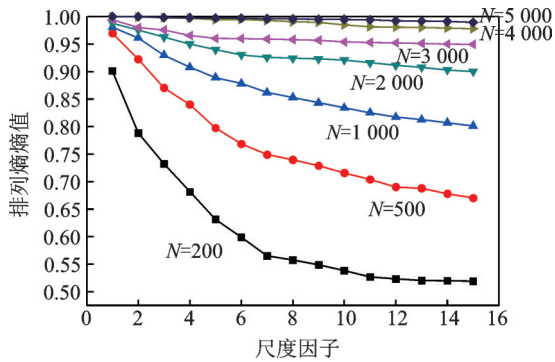


图 3 不同数据长度下白噪声熵值曲线

Fig.3 Variation of white noise entropy value at different sequence lengths

当 MPE 熵值随数据长度的增加而趋于稳定后,选取此时的数据长度与 MPE 熵值设定为标准序列长度与标准熵值。为提高计算效率,在保证分析结果准确的条件下,选取满足标准熵值 97% 精度的熵值作为有效熵值,所对应的振测数据长度作为最佳分析长度。当白噪声的数据长度 $N=5\ 000$ 时,熵值趋于稳定值 0.998,与理论值相差甚微。因此,选取数据长度 $N=5\ 000$ 时所对应的熵值 0.998 作为标准熵值,选择满足标准值 97% 精度的熵值即 0.968 所对应的数据长度作为最佳分析长度,选取数据长度 $N=3\ 000$ (对应熵值为 0.971) 作为该白噪声数据的最佳分析长度。

2.3 构造仿真信号

为验证选取数据最佳分析长度方法的可靠性,构造了仿真纯净信号 $f_1(t)$ 与白噪声 $f_2(t)$,其表达式分别为

$$f_1(t) = 20e^{-t/2} \sin(15t) + 15e^{-t/3} \sin(20t) \quad (7)$$

$$f_2(t) = \text{randn}(m) \quad (8)$$

其中: t 为时间; m 为样本数; $\text{randn}(m)$ 为白噪声,其服从标准正态分布;采样频率 $f = 100\ \text{Hz}$ 。

向纯净信号 $f_1(t)$ 中添加信噪比 (signal noise ratio, 简称 SNR) 分别为 5%, 10%, 20%, 30%, 40% 和 50% 的白噪声 $f_2(t)$,根据上述方法,分别选取数据长度为 $N=500, 800, 1\ 000, 1\ 500, 2\ 000, 2\ 500, 3\ 000, 3\ 500, 4\ 000, 4\ 500$ 和 5 000 的加噪信号,计算其熵值曲线。加噪信号熵值变化如图 4 所示。

由图 4 可知,加噪信号的熵值随数据长度的增长而增加,当数据长度达到 4 000~5 000 时,熵值基本稳定在 0.998,与白噪声信号有相同的变化规律。因此,选取满足标准熵值 97% 精度的熵值所对应的数据长度 $N=2\ 000$,作为加噪信号的振测数据最佳

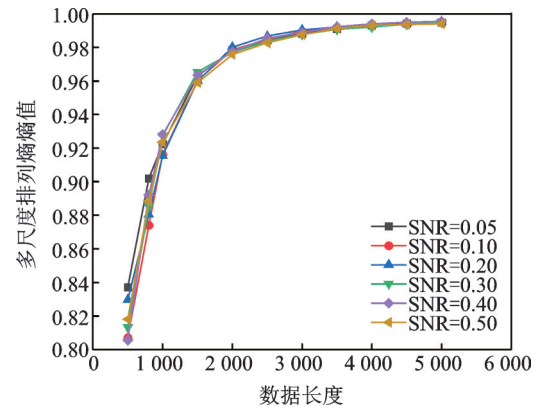


图 4 加噪信号熵值变化曲线

Fig.4 Signal entropy values with different white noise

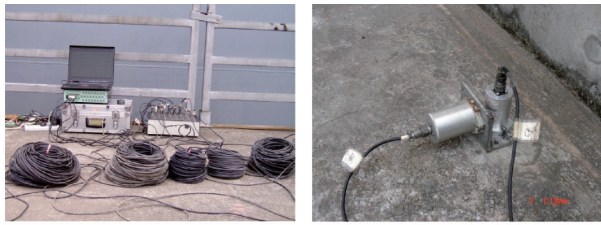
分析长度。在数据长度达到最佳数据长度后,不同信噪比的加噪信号的熵值趋于同一稳定熵值,可证明多尺度排列熵具有较强的抗噪能力和较好的鲁棒性,可有效判断信号的状态。

3 工程实例分析

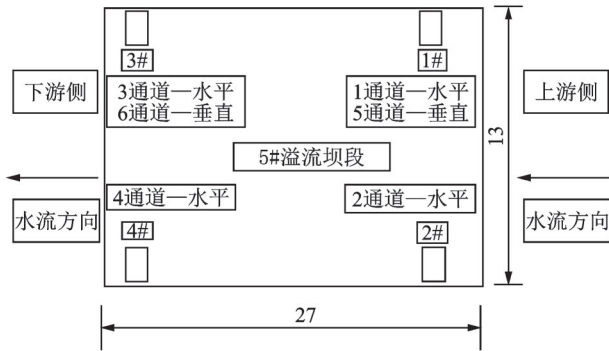
三峡大坝是三峡水利枢纽的主体建筑物,各种运行工况下大坝存在不同的激励源,使坝体振动较为复杂,对其监测及研究也较多^[21-22]。以三峡大坝 5 号溢流坝段为研究对象,测试现场及传感器布置如图 5 所示。信息采集由设置在结构表面的传感器完成^[23],为保证收集效果,避免遗漏系统特征信息,坝体共放置了 6 个传感器,如图 5(b) 所示。为全面反映坝体的振动特性,选取 1#, 2#, 3#, 4# 测点水平向与垂向动位移传感器两类振动状态的 1~6 通道的振测信号作为研究对象,采样时长为 40 s,采样频率为 100 Hz。

根据 FNN 与 MI 分别确定相空间重构参数 m 和 τ 。经计算,5 号溢流坝段坝体振动在 1~6 通道的 6 种状态下的相空间重构参数分别稳定在 $m=4, \tau=4$ 状态。相空间重构参数的选取如图 6 所示。

图 7 为三峡 5 号溢流坝段 6 个通道的振动信号熵值变化曲线,选取了 $N=200, 500, 1\ 000, 2\ 000, 3\ 000$ 和 4 000 等 6 种不同的序列长度。可见:各通道振动信号的熵值各不相同,水平向动位移振动熵值(1~4 通道)均比垂向动位移振动熵值(5, 6 通道)所测的熵值小;熵值随数据长度的增加而逐步递增至平稳,当数据增加到一定长度时,熵值趋于一稳定值,与白噪声信号具有相同的规律。这说明利用 MPE 方法选取信号分析长度是可行的,各通道在数据长度 $N=2\ 000$ 时的熵值均达到稳定状态,对应的

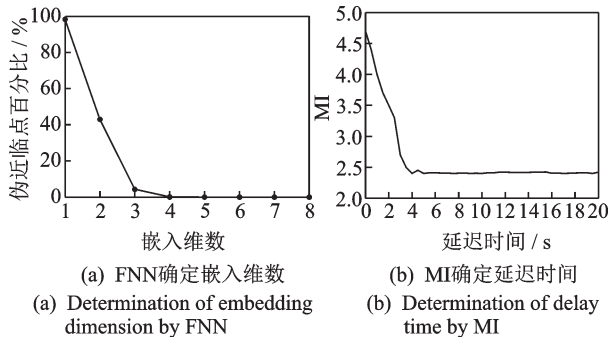


(a) 测试现场传感器
(a) Field test sensors of dam



(b) 坝体测点布置平面图(单位: m)
(b) Measuring point layout of dam (unit: m)

图5 三峡大坝5号溢流坝段测试现场及传感器布置
Fig.5 Field test and measuring point layout of No.5 overflow section of Three Gorges Dam



(a) FNN确定嵌入维数
(a) Determination of embedding dimension by FNN
(b) MI确定延迟时间
(b) Determination of delay time by MI

图6 相空间重构参数的选取

Fig.6 The Selection of parameters for phase space reconstruction

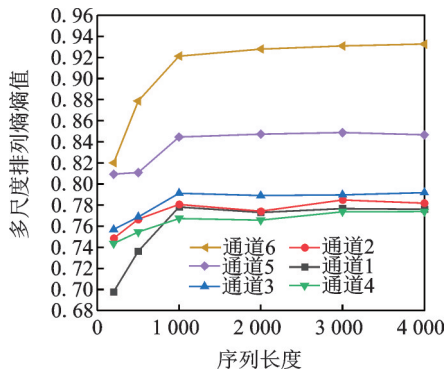


图7 坝体不同工况下的熵值变化图

Fig.7 Entropy change diagram of dam body under different conditions

熵值分别为 0.773, 0.774, 0.789, 0.766, 0.847 和 0.928, 依据 97% 的精度要求, 计算各工况下最佳数据分析长度均为 $N=1\ 000$ 。

4 结 论

1) 该方法的提出为信号分析提供了可靠的数据长度, 排除了人为选择数据长度导致的随机性与主观性, 提高了振动监测的精确程度, 便于对结构振动状态进行准确判断。

2) 通过对信噪比不同的加噪信号计算分析, 验证了多尺度排列熵具有较强的抗噪能力和较好的鲁棒性, 可有效避免混杂噪声对计算结果精度的影响。

3) 仿真实验数据与具体工程的分析结果表明, 数据的长度与其熵值的精确性和稳定性密切相关, 最佳数据分析长度所对应的熵值满足标准熵值 97%, 即可满足工程精度要求。

参 考 文 献

[1] DONG J, YI S, DEYU W, et al. Data analysis and processing for Maglev vibration test systems [C] // Electronic Measurement & Instruments (ICEMI). Qingdao, China: IEEE, 2015: 1162-1166.

[2] 张国安, 何平, 余焕伟, 等. 基于广义延拓的电梯振动信号优化处理与分析[J]. 中国特种设备安全, 2018, 34(10): 4-8.
ZHANG Guoan, HE Ping, YU Huanwei, et al. Optimal processing and analysis of elevator vibration signal based on generalized extension[J]. China Special Equipment Safety, 2018, 34(10): 4-8. (in Chinese)

[3] WANG Z C, WU F, REN W X. Stationarity test of vibration signals with surrogate data and time-frequency analysis [J]. Advances in Structural Engineering, 2017, 20(8): 1143-1154.

[4] 陈佳袁, 闫杰. 基于 ARMA 模型的水文数据预测[J]. 浙江水利科技, 2017, 45(6): 27-30.
CHEN Jiayuan, YAN Jie. Hydrological data prediction based on ARMA model [J]. Zhejiang Hydraulics, 2017, 45(6): 27-30. (in Chinese)

[5] 马佳妮, 张超, 吕雅慧, 等. 基于长时间序列遥感数据反演 NPP 的耕地质量评价[J]. 农业机械学报, 2019, 50(1): 202-208.
MA Jiani, ZHANG Chao, LÜ Yahui, et al. Evaluation of cultivated land quality based on long time series remote sensing data inversion of NPP [J]. Transactions of The Chinese Society of Agricultural Machinery, 2019, 50(1): 202-208. (in Chinese)

[6] 蒋增林, 叶江明, 陈昊. 基于时间序列分析的负荷预测方法的比较研究[J]. 南京工程学院学报(自然科学

- 版), 2018, 16(2):26-31.
- JIANG Zenglin, YE Jiangming, CHEN Hao. A comparative study of load forecasting methods based on time series analysis[J]. Journal of Nanjing Institute of Technology (Natural Science Edition), 2018, 16(2):26-31. (in Chinese)
- [7] 练继建,李成业,刘昉,等.基于HHT的泄流结构损伤在线监测方法研究[J].中国工程科学,2011,13(12):38-44.
- LIAN Jijian, LI Chengye, LIU Fang, et al. Research on HHT-based on-line damage monitoring method for discharge structures [J]. Engineering Sciences, 2011, 13(12): 38-44. (in Chinese)
- [8] 李火坤,杜磊,梁莹,等.基于原型振动测试的泄洪闸闸墩动位移反演[J].振动、测试与诊断,2018,38(6):1122-1129.
- LI Huokun, DU Lei, LIANG Xuan, et al. Dynamic displacement inversion of spillway gate pier based on prototype vibration test[J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2018, 38(6): 1122-1129. (in Chinese)
- [9] 王洪波,罗贺,彭张林,等.股指时间序列的低维分形表示及相似性研究[J].系统工程学报,2019,34(1):46-56.
- WANG Hongbo, LUO He, PENG Zhanglin, et al. Low-dimensional fractal representation and similarity of stock index time series[J]. Journal of Systems Engineering, 2019, 34(1):46-56. (in Chinese)
- [10] AZIZ W, ARIF M. Multi-scale permutation entropy of physiological time series [C] //2005 Pakistan Section Multitopic Conference. Karachi, Pakistan: IEEE, 2005: 1-6.
- [11] YIN Y, SHANG P, AHN A C, et al. Multiscale joint permutation entropy for complex time series [J]. Physica A: Statistical Mechanics and its Applications, 2019, 515: 388-402.
- [12] LIU T, YAO W, WU M, et al. Multiscale permutation entropy analysis of electrocardiogram [J]. Physica A: Statistical Mechanics and Its Applications, 2017, 471: 492-498.
- [13] CHOI Y S, HYUN K, CHOI J Y. Assessing multiscale permutation entropy for short electroencephalogram recordings [J]. Cluster Computing, 2016, 19(4): 2305-2314.
- [14] LI D, LI X, LIANG Z, et al. Multiscale permutation entropy analysis of EEG recordings during sevoflurane anesthesia [J]. Journal of Neural Engineering, 2010, 7(4): 046010.
- [15] VAKHARIA V, GUPTA V K, KANKAR P K. A multiscale permutation entropy based approach to select wavelet for fault diagnosis of ball bearings [J]. Journal of Vibration and Control, 2015, 21(16): 3123-3131.
- [16] 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.
- [17] ZUNINO L, ZANIN M, TABAK B M, et al. Forbidden patterns, permutation entropy and stock market inefficiency [J]. Physica A: Statistical Mechanics and Its Applications, 2009, 388(14): 2854-2864.
- [18] ZHANG J, HOU G, CAO K, et al. Operation conditions monitoring of flood discharge structure based on variance dedication rate and permutation entropy [J]. Nonlinear Dynamics, 2018, 93(4): 2517-2531.
- [19] 马晓君.泵站管道振动状态监测研究与应用[D].保定:华北水利水电大学,2019.
- [20] 饶国强,冯辅周,司爱威.排列熵算法参数的优化确定方法研究[J].振动与冲击,2014,33(1):73-79.
- RAO Guoqiang, FENG Fuzhou, SI Aiwei, et al. Method for optimal determination of parameter in permutation entropy algorithm [J]. Transactions of the Journal of Vibration and Shock, 2014, 33(1): 73-79. (in Chinese)
- [21] 李火坤,刘世立,魏博文,等.基于方差贡献率的泄流结构多测点动态响应融合方法研究[J].振动与冲击,2015,34(19):181-191.
- LI Huokun, LIU Shili, WEI Bowen, et al. Research on fusion method of multi-point dynamic response of discharge structure based on variance contribution rate [J]. Journal of Vibration and Shock, 2015, 34(19): 181-191. (in Chinese)
- [22] 李成业,练继建,刘昉,等.EMD与小波阈值联合滤波方法的改进及其在泄流结构振动分析中的应用[J].振动与冲击,2013,32(19):63-70.
- LI Chengye, LIAN Jijian, LIU Fang, et al. The improvement of combined EMD and wavelet threshold filtering method and its application in vibration analysis of discharge structure [J]. Journal of Vibration and Shock, 2013, 32(19):63-70. (in Chinese)
- [23] 张建伟,暴振磊,刘晓亮,等.适用于梯级泵站压力管道的传感器优化布置方法[J].农业工程学报,2016,32(4):113-118.
- ZHANG Jianwei, BAO Zhenlei, LIU Xiaoliang, et al. Sensor placement optimization method for pressure pipeline suitable for grading pumping station [J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2016, 32(4): 113-118. (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《Operation conditions monitoring of flood discharge structure based on variance dedication rate and permutation entropy》(《Nonlinear Dynamics》2018, Vol. 93, No.4)等论文。
E-mail: zjwcivil@126.com