

DOI:10.3876/j.issn.1000-1980.2022.01.011

基于多重分形的混凝土重力坝水平位移波动分析

周兰庭¹, 柳志坤², 龚云柱¹

(1. 河海大学水利水电学院, 江苏 南京 210098; 2. 青岛市经济发展研究院, 山东 青岛 266000)

摘要:为了更好地掌握大坝变形的长期行为和演变规律,在考虑位移与环境量相关性的前提下,将多重分形理论应用到大坝变形实测数据分析中。以某混凝土重力坝的变形分析为例,利用多尺度滑动时间窗消除由传统多重分形子区间划分产生的伪波动,通过多重分形去趋势相关性分析法(MF-DCCA)刻画位移与环境量相关性的多重分形特征,进一步利用多重分形非对称去趋势相关性分析法(MF-A-DCCA)分别对位移原序列、正趋势、负趋势进行波动性、非对称性和长程相关性分析,从位移整体波动和局部趋势两个层面描述了位移在环境量影响下的多重分形特征。分析结果表明,坝体变形性态较好,且位移多重分形特征受环境量影响明显,其中库水位的变化是导致该混凝土重力坝水平位移多重分形特征的主要原因。

关键词:混凝土重力坝;多重分形;MF-DCCA;MF-A-DCCA;滑动时间窗;波动分析

中图分类号:TV698.1 **文献标志码:**A **文章编号:**1000-1980(2022)01-0076-09

Analysis of horizontal displacement fluctuation of concrete gravity dam based on multifractal

ZHOU Lanting¹, LIU Zhikun², GONG Yunzhu¹

(1. College of Water Conservancy and Hydraulic Engineering, Hohai University, Nanjing 210098, China;
2. Institute of Qingdao Economy Development, Qingdao 266000, China)

Abstract: In order to better grasp the long-term behavior and evolution law of dam deformation, the multifractal theory was applied to the analysis of measured data of dam deformation under the premise of considering the correlation between displacement and environmental quantity. Taking the deformation analysis of a concrete gravity dam as an example, the multi-scale sliding time window was used to eliminate the pseudo fluctuation generated by the traditional multifractal sub interval division. The multifractal characteristics of the correlation between displacement and environmental quantity were characterized by the multifractal detrended cross-correlation analysis (MF-DCCA). Furthermore, the multifractal asymmetric detrended cross-correlation analysis (MF-A-DCCA) was used to further analyze the volatility, asymmetry and long-range correlation of the original displacement sequence, positive trend and negative trend. The multifractal characteristics of displacement under the influence of environmental factors were described from two aspects of overall fluctuation and local trend of displacement. From the analysis results, the deformation behavior of the dam is good and the multifractal characteristics of displacement are obviously affected by environmental factors. The change of reservoir water level is the main cause for the multifractal characteristics of the horizontal displacement.

Key words: concrete gravity dam; multifractal; MF-DCCA; MF-A-DCCA; sliding time window; fluctuation analysis

时间序列的研究对于揭示事物发展变化规律具有重要的意义,但由于事物的发展常常受多种因素的影响,导致实际时间序列往往是非平稳的,这给其分析研究带来了困难。为了有效挖掘时间序列的内在规律,人们引入分形理论来处理非平稳时间序列,并在环境保护、金融市场、微震监测等^[1-3]领域广泛应用。推广到水利领域,混凝土重力坝的水平位移受库水位涨落、温度变化等因素^[4]的影响,监测序列表现出高度的非线性和分形特征,分形理论最初在该领域的应用主要集中在大坝变形性态的单分形分析^[5-6],通过单分形来表

基金项目: 国家自然科学基金(51209078)

作者简介: 周兰庭(1975—),女,副教授,博士,主要从事大坝安全监控和水利水电建设管理研究。E-mail: ltzhou@hhu.edu.cn

通信作者: 柳志坤(1995—),男,硕士,主要从事山东省新旧动能转换综合试验区建设研究。E-mail: liuzhikun1995@163.com

引用本文: 周兰庭,柳志坤,龚云柱. 基于多重分形的混凝土重力坝水平位移波动分析[J]. 河海大学学报(自然科学版),2022,50(1):76-84.

ZHOU Lanting, LIU Zhikun, GONG Yunzhu. Analysis of horizontal displacement fluctuation of concrete gravity dam based on multifractal[J]. Journal of Hohai University(Natural Sciences),2022,50(1):76-84.

征位移的长程相关性,描述时间序列波动的宏观特征,但其局限性在于无法对位移过程中某一时刻的局部特征或不同波动层次的复杂精细特征进行刻画,故引入多重分形来完善单分形理论。

在多重分形领域, Su 等^[7]应用多重分形去趋势波动分析法 (multifractal detrended fluctuation analysis, MF-DFA) 对某混凝土重力坝现场观测数据进行分析,确定现有大坝时间序列的多重分形标度行为,刻画了大坝的长期行为和结构演变规律;胡江等^[8]利用 MF-DFA 对某混凝土重力坝监测序列的波动特征进行分析,从局部和整体两个波动层次评价了大坝的工作性态及其演变规律;杨景文等^[9]基于 MF-DFA 研究了某混凝土重力坝多个裂缝序列的多重分形特征,并通过序列替换发现裂缝序列的多重分形特征主要由序列自身的长程相关性造成;韦武昌等^[10]利用滑动平均法改进 MF-DFA,并将其应用于某混凝土坝的变形分析中,探讨了多重分形强度与坝段运行机理的关系,对大坝的工作性态进行了安全评价;周斌等^[11]将 MF-DFA 延伸到某混凝土重力坝的渗漏量监测分析中,通过计算渗漏量的定标指数确定渗漏监测序列的时程相关性,对多重分形在大坝变形分析中的应用有借鉴意义;周兰庭等^[12]利用 MF-DFA、MV-MFDFA 和 A-MFDFA 解析了大坝变形性态的多重分形特征及其对称性。

前人的研究主要采用传统方法探讨混凝土重力坝监测序列自身的多重分形特征,未考虑环境量对监测序列多重分形波动特征的影响,胡江等^[8]虽然在研究中引入了水位、温度等环境量因素,但并未将其与位移的多重分形特征建立联系。本文引入多重分形去趋势相关性分析法 (multifractal detrended cross-correlation analysis, MF-DCCA) 和多重分形非对称去趋势相关性分析法 (multifractal asymmetric detrended cross-correlation analysis, MF-A-DCCA),在考虑位移序列自身波动特征的同时,兼顾位移与环境量间的相关性,研究位移在环境量影响下整体波动与局部趋势的联合多重分形特征。

1 计算方法

1.1 多重分形去趋势相关性分析法

MF-DCCA^[13-14]从多重分形视角考察两个时序的相关性,在金融、环境等众多实证研究中得到广泛应用。将该方法用于混凝土重力坝水平位移与环境量的分析中,算法解析如下。

步骤 1 记大坝实测位移时间序列为 $x_{(1)}(t)$, 某一环境量实测序列为 $x_{(2)}(t)$, 序列长度均为 N 。按式 (1) 计算相应序列的累计离差和 $y_{(i)}(t) (i=1,2)$:

$$y_{(i)}(t) = \sum_{k=1}^t (x_{(i)}(k) - \bar{x}_{(i)}) \tag{1}$$

式中: k 为时间变量, $k=1,2,\cdots,t$; $\bar{x}_{(i)}$ 为序列均值。

步骤 2 给定时间尺度 s , 对 $y_{(i)}(t)$ 进行分割, 得到 h 个长度为 s 的等长度不重叠连续子区间, 其中 $h = \text{int}(N/s)$ 。由于 N 未必能够整除 s , 会出现数据冗余问题, 故采用逆序处理法回收数据信息, 即在正序划分的基础上, 从序列的末端开始重复前述操作, 总计得到 $2h$ 个子区间。

步骤 3 通过多项式拟合去除各子区间的趋势项, 按式 (2) 计算去趋势后序列间的相关系数 $F^2(s,v)$:

$$F^2(s,v) = \frac{1}{s} \sum_{k=1}^s |y_{v(1)}(k) - p_{v(1)}(k)| |y_{v(2)}(k) - p_{v(2)}(k)| \tag{2}$$

式中: v 为划分的子区间; $p_{v(i)}(k)$ 为第 v 个子区间的趋势量, $i=1,2$ 。

步骤 4 计算两序列的 q 阶相关系数 $F_q(s)$:

$$F_q(s) = \left\{ \frac{1}{2h} \sum_{v=1}^{2h} [F^2(s,v)]^{q/2} \right\}^{1/q} \tag{3}$$

式中: q 为波动阶数。当 $q>0$ 时, 表明大波动的影响占优势; 当 $q<0$ 时, 表明小波动的影响占优势; 特别地, 当 $q=0$ 时, 可得极限形式:

$$F_0(s) = \exp \left\{ \frac{1}{4h} \sum_{v=1}^{2h} \ln [F^2(s,v)] \right\} \tag{4}$$

步骤 5 若序列间存在多重分形相关关系, 则有如下幂律关系成立:

$$F_q(s) \propto s^{H_{12}(q)} \tag{5}$$

式中 $H_{12}(q)$ 为序列间的广义相关 Hurst 指数。对式 (5) 两边取对数得到式 (6), 对式 (6) 最小二乘拟合, 其斜

率值即为 $H_{12}(q)$ 。

$$\lg F_q(s) = H_{12}(q) \lg s + \lg C$$

(6)

式中 C 为常数。

观察拟合得到的 $H_{12}(q)$, 若其不随 q 的变化而变化, 说明序列间的相关关系是单分形的; 若其随 q 的变化呈非线性变化, 说明序列间存在多重分形相关关系。当 $H_{12}(q)$ 处于不同的区间范围时, 可得到两序列间相关关系的不同结论: 若 $H_{12}(q) > 0.5$, 两个序列间呈现正持续的相关性; $H_{12}(q) < 0.5$, 两个序列间呈现反持续的相关性; $H_{12}(q) = 0.5$, 则两个序列间的关系是随机、不确定的。

步骤 6 求解两序列间的相关性多重分形谱:

$$\tau(q) = qH_{12}(q) - 1$$

(7)

$$\alpha = \tau'(q)$$

(8)

$$f(\alpha) = q\alpha - \tau(q)$$

(9)

式中: $\tau(q)$ 为标度函数; α 为奇异性指数; $f(\alpha)$ 为多重分形谱, 其表征序列具有相同奇异性指数子区间的维数值。此外, 常用分形谱宽度 $\Delta\alpha$ 和分形强度 ΔH 来定量描述位移序列的多重分形特性。 $\Delta\alpha$ 主要反映大坝变形的奇异性性和性态演变的空间差异性, ΔH 主要反映序列的分形强度, 并与参数值成正比:

$$\Delta\alpha = \max(\alpha(q)) - \min(\alpha(q))$$

(10)

$$\Delta H = \max(H(q)) - \min(H(q))$$

(11)

MF-DCCA 的计算流程如图 1 所示。

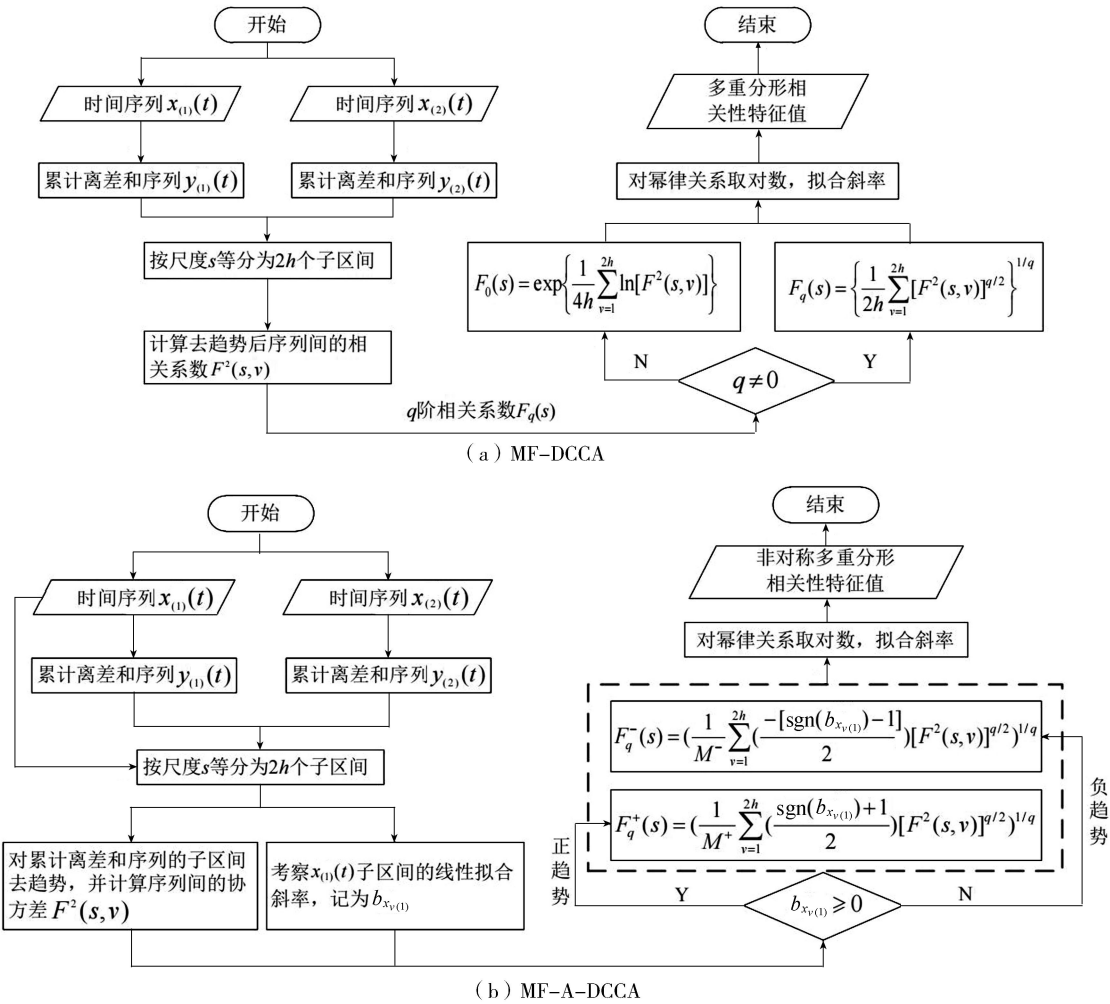


图 1 MF-DCCA 和 MF-A-DCCA 计算流程

Fig. 1 Calculation steps of MF-DCCA and MF-A-DCCA

1.2 多重分形非对称去趋势相关性分析法

MF-DCCA 只能辨识序列间相关性的多重分形特征,但无法进一步刻画当位移序列处于上升或下降趋势时,其与环境量间相关性的多重分形特征,故引入 MF-A-DCCA^[15-16]来实现这一目的,算法步骤如下。

- 步骤 1 同 MF-DCCA 的步骤 1,得到两序列的累计离差和 $y_{(i)}(t), i=1,2$ 。
- 步骤 2 选取位移序列 $x_{(1)}(t)$ 、位移累计离差和 $y_{(1)}(t)$ 、某一环境量实测序列累计离差和 $y_{(2)}(t)$,采取 MF-DCCA 步骤 2 的方法,得到 $2h$ 个子区间。
- 步骤 3 利用式(12)(13)对步骤 2 中的子区间进行趋势拟合, L 为线性拟合函数, a 为常数部分, b 为拟合斜率,参数取值范围: $v=1,2,\cdots,2h; i=1,2; k=1,2,\cdots,s$ 。

$$L_{x_{v(1)}}(k) = b_{x_{v(1)}}k + a_{x_{v(1)}} \tag{12}$$

$$L_{y_{v(i)}}(k) = b_{y_{v(i)}}k + a_{y_{v(i)}} \tag{13}$$

步骤 4 对子区间进行去趋势处理,并计算协方差 $F^2(s,v)$:

$$F^2(s,v) = \frac{1}{s} \sum_{k=1}^s |y_{v(1)}(k) - L_{y_{v(1)}}(k)| |y_{v(2)}(k) - L_{y_{v(2)}}(k)| \tag{14}$$

步骤 5 考察式(12)的斜率值 $b_{x_{v(1)}}$,当 $b_{x_{v(1)}}$ 为正时,表明位移序列在该子区间为上升趋势,记为正趋势,反之,则记为负趋势。按式(15)(16)计算当位移处于不同趋势时,位移与环境量的 q 阶相关系数:

$$F_q^+(s) = \left(\frac{1}{M^+} \sum_{v=1}^{2h} \left(\frac{\text{sgn}(b_{x_{v(1)}}) + 1}{2} \right) [F^2(s,v)]^{q/2} \right)^{1/q} \tag{15}$$

$$F_q^-(s) = \left(\frac{1}{M^-} \sum_{v=1}^{2h} \left(\frac{-[\text{sgn}(b_{x_{v(1)}}) - 1]}{2} \right) [F^2(s,v)]^{q/2} \right)^{1/q} \tag{16}$$

式中: M^+ 为正趋势序列的数目, M^- 为负趋势序列的数目。当 $b_{x_{v(1)}} \neq 0$ 时,二者之和即为子区间数:

$$M^+ = \sum_{v=1}^{2h} \left(\frac{\text{sgn}(b_{x_{v(1)}}) + 1}{2} \right) \tag{17}$$

$$M^- = \sum_{v=1}^{2h} \left(\frac{-[\text{sgn}(b_{x_{v(1)}}) - 1]}{2} \right) \tag{18}$$

步骤 6 若不同趋势下位移与环境量的多重分形相关关系仍存在,则有式(5)所示的幂律关系。同理两边取对数:

$$\begin{cases} \lg F_q(s) = H_{12}(q) \lg s + \lg l \\ \lg F_q^+(s) = H_{12}^+(q) \lg s + \lg m \\ \lg F_q^-(s) = H_{12}^-(q) \lg s + \lg n \end{cases} \tag{19}$$

式中: $H_{12}(q)$ 、 $H_{12}^+(q)$ 、 $H_{12}^-(q)$ 分别为位移原序列、正趋势、负趋势与环境量的广义相关 Hurst 指数; l 、 m 、 n 均为常数。MF-A-DCCA 的计算流程如图 1(b)所示。若 $H_{12}^+(q) = H_{12}^-(q)$,说明位移与环境量相关关系的多重分形特征不受局部趋势变化的影响,保持对称状态,反之,则是非对称状态,可通过 $|\Delta H_A|$ 来表征这种非对称的程度:

$$|\Delta H_A| = |H_{12}^+(q) - H_{12}^-(q)| \tag{20}$$

$|\Delta H_A|$ 越大,表明不同趋势下位移与环境量相关关系的多重分形非对称程度越高,趋势变化对多重分形强度的影响越显著。当 $|\Delta H_A|$ 为正时,说明上升趋势下的位移与环境量相关性的持续性更强;当 $|\Delta H_A|$ 为负时,说明下降趋势下的位移与环境量相关性的持续性更强。

1.3 多尺度滑动时间窗

传统多重分形分析易在区间划分中产生伪波动和冗余数据,若将该部分忽略,会造成数据信息的丢失;若采用逆序处理法,则会打乱原数据的顺序,影响信息获取。鉴于此,结合大坝位移监测数据的特殊性,采用滑动时间窗^[17]对区间划分方式进行优化。

滑动时间窗通常指长度一定、起始时间和结束时间变化的窗口。给定窗口初始长度为 s ,两端均以相同步长 r 推进,即一端加入 r 个数据,另一端依次分离出 r 个数据,运行原理如图 2 所示。滑动窗口在保持数据总量不变的同时,能够实时更新窗口数据,运行一次得到子区间的数目为 $(N-s)/r+1$,通过改变 s 的取值,使

滑动窗的长度随 s 的改变而改变,建立多尺度滑动时间窗模型。取 $r=1$,并用改进后的式(21)~(23)代替式(3)(4)、式(15)(16):

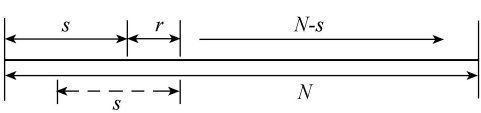


图2 滑动时间窗
Fig.2 Sliding time window

$$F_q(s)=\begin{cases}\left\{\frac{1}{N-s+1}\sum_{v=1}^{N-s+1}\left[F^2(s,v)\right]^{q/2}\right\}^{1/q},q\neq 0\\ \exp\left\{\frac{1}{2(N-s+1)}\sum_{v=1}^{N-s+1}\ln\left[F^2(s,v)\right]\right\},q=0\end{cases}\quad (21)$$

$$F_q^+(s)=\left(\frac{1}{M^+}\sum_{v=1}^{N-s+1}\left(\frac{\operatorname{sgn}(b_{x_v(1)})+1}{2}\right)\left[F^2(s,v)\right]^{q/2}\right)^{1/q}\quad (22)$$

$$F_q^-(s)=\left(\frac{1}{M^-}\sum_{v=1}^{N-s+1}\left(\frac{-\left[\operatorname{sgn}(b_{x_v(1)})-1\right]}{2}\right)\left[F^2(s,v)\right]^{q/2}\right)^{1/q}\quad (23)$$

2 实例应用

某水电站主要由混凝土重力坝、坝后溢流式厂房、埋设于坝内的输水系统、泄水底孔及过木筏等组成。大坝坝顶高程 280 m,最大坝高 78 m,坝顶全长 253 m,水平位移引张线测点布设于坝顶处,测点布置见图 3。选取河床坝段 7~10 号对应的引张线测点 EX5~EX8 自动化监测序列为样本,样本时间跨度自 2008 年 1 月 1 日至 2014 年 12 月 31 日,规定向下游位移为正、向上游位移为负,实测位移过程线和环境量如图 4 所示。

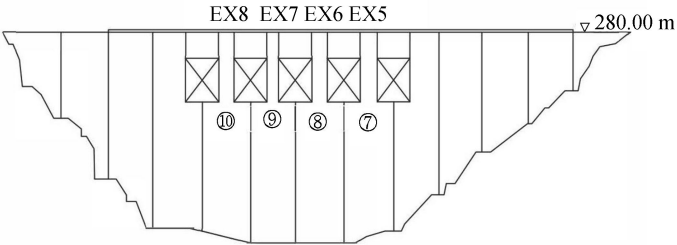


图3 测点布置
Fig.3 Layout of measuring points

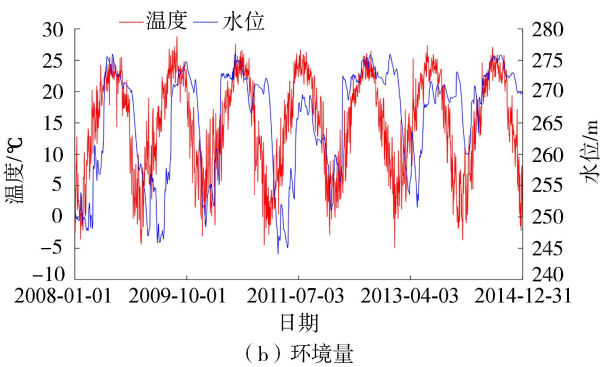
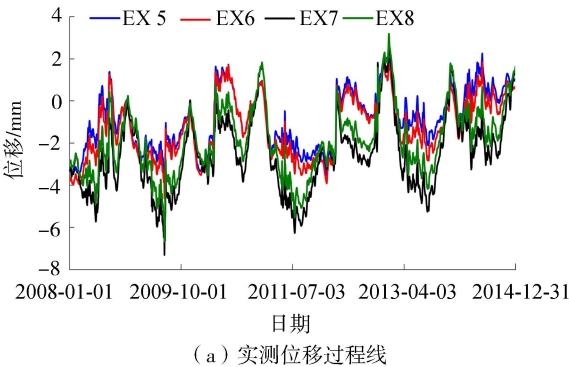


图4 实测位移过程线和环境量

Fig.4 Hydrographs of measured displacement and environmental quantities

由图 4(a)可知,各测点监测数据同升同降,同方向、同高程、不同位置各测点位移间存在关联性。传统方法基于权重思想^[18-19]建立各测点的权重关系,但计算量大且权重确定方法有待验证。而运用 PCA^[20-21]进行数据处理时,可保证在有效信息丢失最少的情况下,提取最能表征大坝多测点变形整体关系的主成分综合效应量,该量是各测点效应量的线性组合,可将其视为单测点效应量建模分析,降低了分析的复杂度。表 1 为 PCA 的主成分贡献率。

根据文献[20-21],PCA 主成分的阈值为 85%,由表 1 可知,第一主成分贡献率 1 已达到 PCA 的阈值,能够在反映有效信息的同时将数据最简化,故选择第一主成分表征多测点位移信息。根据 SPSS 分析给出的评分系数,带入式(24)求解多测点位移主成分。

表1 主成分贡献率

Table 1 Contribution rate of principal components

主成分	特征值	贡献率/%	累计贡献率/%
1	3.549	88.713	88.713
2	0.437	10.924	99.637
3	0.011	0.274	99.912
4	0.004	0.088	100.000

$$F=m_1Y_1+m_2Y_2+m_3Y_3+m_4Y_4\quad (24)$$

式中: F 为主成分; Y_1, Y_2, Y_3, Y_4 分别为位移; m_1, m_2, m_3, m_4 分别为评分系数。

2.1 水平位移与环境量的多重分形相关性分析

将 MF-DCCA 应用到水平位移与环境量的多重分形相关性分析中,在 matlab 环境下运行 MF-DCCA 程序,分别计算该混凝土重力坝水平位移与环境量的波动函数 $F_q(s)$ 、广义相关 Hurst 指数 $H_{12}(q)$ 、标度函数 $\tau(q)$ 和多重分形谱 $f(\alpha)$,如图 5、图 6 所示。

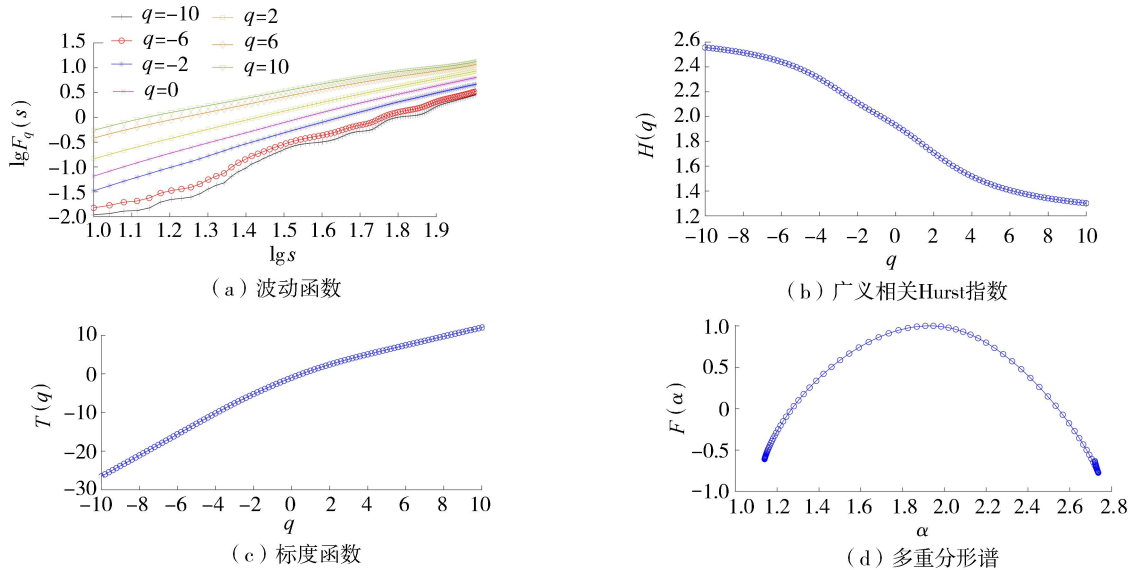


图 5 位移与水位的多重分形相关性分析

Fig.5 Multifractal correlation analysis of displacement and water level

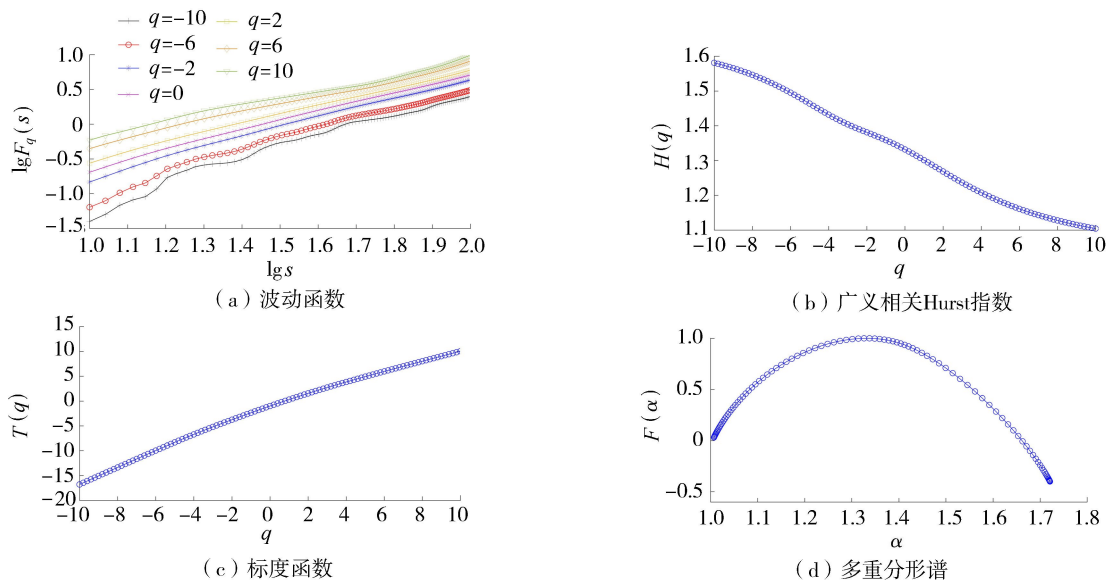


图 6 位移与温度的多重分形相关性分析

Fig.6 Multifractal correlation analysis of displacement and temperature

a. 结合图 5(a)和图 6(a),在 q 一定时,波动函数 $F_q(s)$ 与 s 近似呈正相关关系。整体来看, q 越小, $F_q(s)$ 受波动影响程度越大,位移与环境量相关性的波动随着 s 的增大而逐渐有序,并趋于均化。

b. 结合图 5(b)和图 6(b),位移与环境量的广义相关 Hurst 指数 $H_{12}(q)$ 并非恒定不变,均随着 q 的增加而减小,说明位移的多重分形复杂性与水位、温度的影响均有关。位移与环境量的 $H_{12}(q)$ 均大于 0.5,说明位移与环境量间的相关性具有明显的正持续性特征,总体表现出良好的长程相关性,即位移序列数值的上升或下降伴随着影响因子的上升或下降。当 q 较大或较小时,位移与温度间的 $H_{12}(q)$ 变化趋势相较于与水位间的 $H_{12}(q)$ 变化趋势更剧烈,说明位移与温度间的多重分形相关性对波动的敏感性更强。但从定量的角

度来看,位移与水位间 $H_{12}(q)$ 明显大于位移与温度间的 $H_{12}(q)$,说明位移与水位间的正持续性强于位移与温度间的正持续性,水位变化对位移的影响更显著。

c. 进一步分析图 5(c) 和图 6(c), $\tau(q)$ 呈非线性递增趋势,且图 5(c) 的上凸程度和非线性程度均强于图 6(c),说明位移与环境量间的相关性具有多重分形特征,且位移与水位的这一特征要强于位移与温度的组合,进一步印证了前述分析。

d. 结合图 5(d) 和图 6(d),位移与环境量的相关性多重分形谱图像呈单峰凸分布,刻画了不同时刻局部变化的多样性。 α 主要集中于图像的两侧, α 分布的不均匀也印证了位移与环境量间的多重分形相关性。相关性多重分形谱基本对称,整体协同性较好,发展状态稳定,其中位移与温度的相关性多重分形谱呈现不明显的右钩状,说明在该情况下小波动的影响略占优势。进一步计算位移与环境量间的分形特征统计量,即位移-水位: $\Delta H=1.255\ 2$, $\Delta\alpha=1.596\ 4$; 位移-温度: $\Delta H=0.476\ 8$, $\Delta\alpha=0.713\ 8$,位移与环境量间的 ΔH 和 $\Delta\alpha$ 均不为 0。由于 $\Delta\alpha$ 越大,相关性的分形奇异性越强, ΔH 越大,相关性的分形强度越强,故可知此时水平位移与水位间的多重分形相关性显著强于位移与温度间的多重分形相关性,水位变化对水平位移的发展影响更显著。加之水位的涨落变化在周期性上不如温度的变化稳定,属于高频非线性影响量,故其与位移间的多重分形相关性往往更复杂,波动性更强。

2.2 水平位移与环境量的非对称多重分形相关性分析

基于 MF-A-DCCA 进一步探究当位移序列处于正趋势或负趋势时,其与环境量间相关性的多重分形特征,分析成果见图 7、图 8,非对称分形特征统计量见表 2。

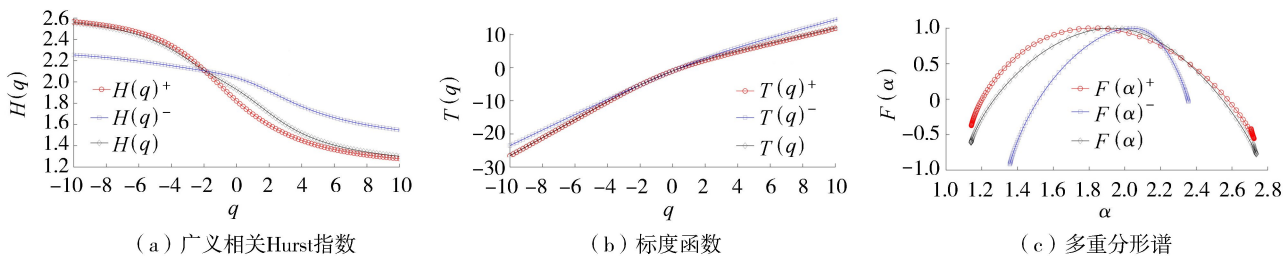


图 7 位移与水位的非对称多重分形相关性分析

Fig.7 Correlation analysis of asymmetric multifractal of displacement and water level

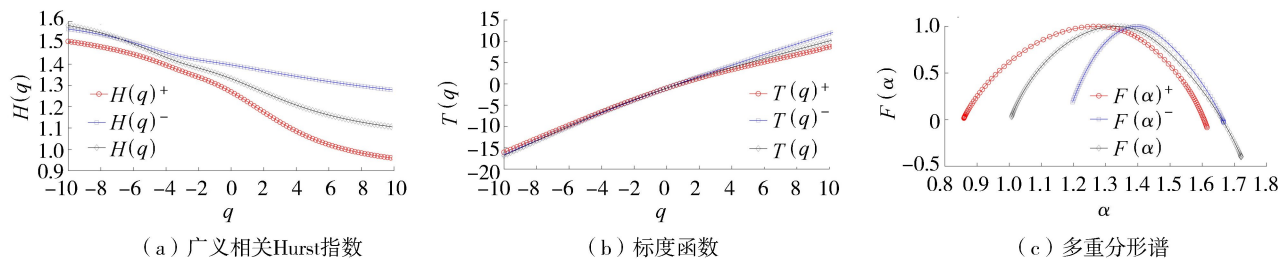


图 8 位移与温度的非对称多重分形相关性分析

Fig.8 Correlation analysis of asymmetric multifractal of displacement and temperature

由图 7、图 8 和表 2 可知,随着 q 的变化,当位移分别处于正趋势和负趋势时,其与环境量的广义相关 Hurst 指数曲线互不重叠,说明此时位移与环境量间相关性的多重分形特征具有明显的非对称性;无论是位移原序列、正趋势还是负趋势,其与环境量间的 $H_{12}(q)$ 并非定值,而是随着 q 的变化而变化,且均大于 0.5,说明位移与环境量的相关性无论在位移序列上升还是下降时都具备多重分形特性,同时兼具良好的长程相关性。从表 2 的结果可知,位移与环境量的正趋势分形强度均大于负趋势分形强度,说明当位移序列处于上升趋势时,其与环境量间的正持续性比处于下降趋势时的正持续性强;进一步对比表 3 同一序列类型下位移-水位、位移-温度的计算结

表 2 非对称分形特征统计量

Table 2 Statistics of asymmetric fractal characteristics

指标	趋势	位移-水位	位移-温度
ΔH	原序列	1.255 2	0.476 8
	正趋势	1.285 9	0.548 6
	负趋势	0.704 4	0.285 6
$\Delta\alpha$	原序列	1.596 4	0.713 8
	正趋势	1.581 6	0.755 5
	负趋势	0.999 6	0.469 8

果可知,无论原序列、正趋势还是负趋势,前者的分形奇异性和分形强度都明显高于后者,说明即使在不同的变化趋势下,水位变化对位移多重分形特征的影响仍占优势,与前文结论对应。

按式(20)计算位移与水位、温度的非对称度量,分别记为 $|\Delta H_{AW}|$ 、 $|\Delta H_{AT}|$,其与 q 的关系如图 9 所示。当 $q < 0$ 时, $|\Delta H_{AW}|$ 显著大于 $|\Delta H_{AT}|$,此时位移与水位的相关性非对称程度较强,但逐渐呈下降趋势,而 $|\Delta H_{AT}|$ 无明显变化;当 $q > 0$ 时, $|\Delta H_{AW}|$ 、 $|\Delta H_{AT}|$ 均呈上升趋势,非对称程度增强,其中, $|\Delta H_{AW}|$ 在 $q=2$ 附近达到峰值后便开始缓慢下降。 $|\Delta H_{AW}|$ 前期相较于 $|\Delta H_{AT}|$ 仍具有明显的优势,但随着后期 q 值的增大,两种组合下的非对称程度差异逐渐减小。从整体来看, $|\Delta H_{AW}|$ 变化不稳定,跳跃性强,对波动的反应敏感,而 $|\Delta H_{AT}|$ 增长缓慢,对波动的敏感性较低,进一步说明水位涨落对该混凝土重力坝位移多重分形非对称性波动程度起主导作用。

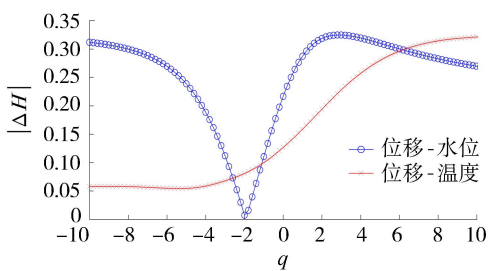


图 9 位移与环境量相关性的非对称度量
Fig.9 Asymmetric metric of displacement and environmental quantities

3 结 论

- a. 运用多重分形理论刻画了混凝土重力坝水平位移与环境量相关性的多重分形特征,并研究了其非对称性,利用广义相关 Hurst 指数、相关性多重分形谱等分析了多重分形相关性的强度,剖析了在环境量的影响下,大坝变形性态的动力学特征和演变规律。
- b. 引入多尺度滑动时间窗模型消除由于子区间划分而产生的伪波动,相较于文献[9]中未优化的情形,优化后所绘图像平滑性较好,趋势性明显,减小了伪波动的影响,提高了多重分形分析的信息利用率。
- c. 实例分析表明,该混凝土重力坝水平位移与环境量的相关性具有较强的多重分形特征,且这种特征在位移处于不同趋势时具有非对称性,位移变化从整体波动到局部趋势均表现出良好的记忆性和长程相关性。水平位移的多重分形特征受环境量的影响,其中水位的频繁涨落起主导作用,在环境量的影响下,该混凝土重力坝顶水平位移性态良好,分析结果符合实际工程情况,表明本文的方法在混凝土重力坝水平位移的分析中具有较好的可行性和适应性。

参考文献:

[1] ZHANG Chen,NI Zhiwei,NI Liping,et al. Asymmetric multifractal detrending moving average analysis in time series of PM2. 5 concentration[J]. Physica A:Statistical Mechanics and its Applications,2016,457:322-330.

[2] LIU Yufang,ZHANG Weiguo,FU Junhui,et al. Multifractal analysis of realized volatilities in Chinese stock market[J]. Computational Economics,2019,56(2):319-336.

[3] 毛浩宇,张敏,蒋若辰,等. 基于微震信号多重分形特征的岩石边坡变形预警研究[J]. 岩石力学与工程学报,2020,39(3):560-571. (MAO Haoyu,ZHANG Min,JIANG Ruochen,et al. Study on deformation pre-warning of rock slopes based on multi-fractal characteristics of microseismic signals[J]. Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering,2020,39(3):560-571. (in Chinese))

[4] 吴中如. 水工建筑物安全监控理论及其应用[M]. 北京:高等教育出版社,2003:74-80.

[5] 赖道平,吴中如,周红. 分形学在大坝安全监测资料分析中的应用[J]. 水利学报,2004(1):100-104. (LAI Daoping,WU Zhongru,ZHOU Hong. Application of fractal theory to analyze dam safety monitoring data[J]. Journal of Water Conservancy,2004(1):100-104. (in Chinese))

[6] YIN Xinan,YANG Xiaohua,YANG Zhifeng. Using the R/S method to determine the periodicity of time series[J]. Chaos, Solitons and Fractals,2007,39(2):731-745.

[7] SU Huaizhi,WEN Zhiping,WANG Feng,et al. Multifractal scaling behavior analysis for existing dams[J]. Expert Systems with Applications,2013,40(12):4922-4933.

[8] 胡江,苏怀智,马福恒,等. MF-DFA 在大坝安全监测序列分析和整体性态识别中的应用[J]. 水利水电科技进展,2014,34(3):50-55. (HU Jiang,SU Huaizhi,MA Fuheng,et al. The application of MF-DFA in time series analysis and global state recognition of dam safety monitoring[J]. Advances in Science and Technology of Water Resources,2014,34(3):50-55. (in Chinese))

[9] 杨景文,赵二峰,王欢,等. 基于多重分形的大坝裂缝整体性态分析[J]. 水电能源科学,2015,33(5):55-58. (YANG

Jingwen,ZHAO Erfeng,WANG Huan,et al. Analysis of dam crack state based on multifractal[J]. Water Resources and Power, 2015,33(5):55-58. (in Chinese))

[10] 韦武昌,苏莹,聂兵兵. MF-DMA 方法在某双曲拱坝变形监测中的应用[J]. 水电能源科学,2016,34(5):85-87. (WEI Wuchang,SU Ying,NIE Bingbing. Application of MF-DMA in deformation monitoring of double curvature arch dam[J]. Water Resources and Power,2016,34(5):85-87. (in Chinese))

[11] 周斌,李元芳,王雪,等. 多重分形消除趋势分析法在坝体渗漏量监测中的应用[J]. 水电能源科学,2014,32(7):83-85. (ZHOU Bin,LI Yuanfang,WANG Xue,et al. Application of MF-DFA in dam leakage monitoring[J]. Water Resources and Power,2014,32(7):83-85. (in Chinese))

[12] 周兰庭,柳志坤. 大坝变形实测数据的多重分形特征解析方法[J]. 水利水电科技进展,2021,41(6):18-24. (ZHOU Lanting,LIU Zhikun. Multifractal feature analysis method for measured data of dam deformation[J]. Advances in Science and Technology of Water Resources,2021,41(6):18-24. (in Chinese))

[13] CHEN Hong,JIA Guozhu. MF-DCCA between molecular properties and aqueous solubility[J]. Physica A:Statistical Mechanics and its Applications. 2020,556:124708.

[14] 李淑萍,刘兴华,徐英杰. 基于 MF-DCCA 的金融市场交叉相关及多重分形研究[J]. 统计与决策,2020,36(9):124-129. (LI Shuping,LIU Xinghua,XU Yingjie. Research on cross correlation and multifractal of financial market based on MF-DCCA [J]. Statistics and Decision Making,2020,36(9):124-129. (in Chinese))

[15] 林宇,张德园,吴栩,等. 能源期货市场非对称多重分形相关性研究[J]. 管理评论,2017,29(2):35-46. (LIN Yu,ZHANG Deyuan,WU Xu,et al. A Research of asymmetric multifractal correlation in energy futures markets[J]. Management Review, 2017,29(2):35-46. (in Chinese))

[16] 苑莹,王梦迪,樊晓倩,等. 市场间相依性检验、非对称性及传导方向研究[J]. 系统工程理论与实践,2016,36(11):2778-2790. (YUAN Ying,WANG Mengdi,FAN Xiaoqian,et al. Research on the examination of dependency of market,the asymmetry and the direction of contagion[J]. Systems Engineering-Theory & Practice,2016,36(11):2778-2790. (in Chinese))

[17] 李俊. 基于时间窗的能源市场多重分形特征和风险研究[D]. 武汉:武汉理工大学,2017.

[18] WU Bangbin,WU Zhongru,CHEN Bo,et al. Crack status analysis for concrete dams based on measured entropy[J]. Science China(Technological Sciences),2016,59(5):777-782.

[19] 雷鹏,常晓林,肖峰,等. 高混凝土坝空间变形预警指标研究[J]. 中国科学:技术科学,2011,41(7):992-999. (LEI Peng, CHANG Xiaolin,XIAO Feng,et al. Study on early warning index of spatial deformation of high concrete dam[J]. Chinese Science:Technical Science,2011,41(7):992-999. (in Chinese))

[20] 王少伟,包腾飞,胡坤. 基于 PCA 的高混凝土坝变形空间融合监控模型[J]. 水利水电技术,2018,49(8):123-127. (WANG Shaowei,BAO Tengfei,HU Kun. PCA-based monitoring model for spatial integration of deformation of high concrete dam[J]. Water Resources and Hydropower Engineering,2018,49(8):123-127. (in Chinese))

[21] 赵慧琴,石立,刘金山,等. SPSS 软件计算主成分分析的缺陷与纠正[J]. 统计与决策,2020(15):56-59. (ZHAO Huiqin, SHI Li,LIU Jinshan,et al. Defects and correction of principal component analysis in SPSS software calculation[J]. Statistics and Decision Making,2020(15):56-59. (in Chinese))

(收稿日期:2020-08-31 编辑:胡新宇)

+++++

(上接第28页)

[30] 唐启义,冯明光. DPS 数据处理系统:实验设计、统计分析及数据挖掘[M]. 北京:科学出版社,2007:985-992.

[31] 管孝艳,王少丽,高占义,等. 基于多变量时间序列 CAR 模型的地下水埋深预测[J]. 农业工程学报,2011,27(7):64-69. (GUAN Xiaoyan,WANG Shaoli,GAO Zhanyi,et al. Groundwater depth forecast based on multi-variatetime series CAR model [J]. Transactions of the CSAE,2011,27(7):64-69. (in Chinese))

[32] 袁再健,许元则,谢庐乐. 河北平原农田耗水与地下水动态及粮食生产相互关系分析[J]. 中国生态农业学报,2014,22(8):904-910. (YUAN Zaijing,XU Yuanze,XIE Lule. Correlation among farmland water consumption, grain yield and groundwater dynamics in the Hebei Plain[J]. Chinese Journal of Eco-Agriculture,2014,22(8):904-910. (in Chinese))

[33] 张兆吉,费宇红. 华北平原地下水可持续利用地图集[M]. 北京:中国地图出版社,2009.

[34] SURYANARAYANA C,SUDHEER C,MAHAMMOOD V,et al. An integrated wavelet-support vector machine for groundwater level prediction in Visakhapatnam,India[J]. Neurocomputing,2014,145(18):324-335.

[35] 束龙仓. 地下水动态预测方法及其应用[M]. 北京:中国水利水电出版社,2010.

[36] GREEN T R,TANIGUCHI M,KOOI H,et al. Beneath the surface of global change:impacts of climate change on groundwater [J]. Journal of Hydrology,2011,405(3):532-560.

[37] BROCCO A F,KATH J,REARDON-SMITH K. Chronic groundwater decline:a multi-decadal analysis of groundwater trends under extreme climate cycles[J]. Journal of Hydrology,2018,561:976-986.

[38] 施成熙,栗宗嵩,曹万金,等. 农业水文学[M]. 北京:农业出版社,1984.

(收稿日期:2020-09-23 编辑:熊水斌)