

DOI: 10.20040/j.cnki.1000-7709.2023.20231008

大坝变形监测序列的阶段性趋势识别方法研究

郑宇航, 潘 登, 田 甜, 梁佳铭, 李占超

(扬州大学水利科学与工程学院, 江苏 扬州 225100)

摘要: 对大坝变形监测序列进行阶段性趋势识别, 有助于加深对不同时间尺度上大坝变形监测序列的演变规律认识, 对于大坝安全运行和管理具有重要意义。采用启发式分割算法(BG算法)对大坝变形监测序列进行突变点识别, 能够有效避免突变点对趋势识别的干扰; 在此基础上, 通过改进 ITA 方法对分段子序列进行趋势识别, 改进后的 ITA 方法能够保留序列内部相关性, 具有较好适用性。工程实例分析表明, 所提方法能够有效识别出大坝变形监测序列中的突跳点, 将监测序列分为具有稳定趋势的子序列, 并能识别出每段子序列的变化趋势。

关键词: 变形监测序列; 趋势识别; BG 算法; 改进 ITA 方法; 显著性检验

中图分类号: TV698.1⁺1 **文献标志码:** A **文章编号:** 1000-7709(2023)12-0097-04

1 引言

大坝自动化安全监测系统的使用, 使得大坝监测数据能够较准确地反映大坝运行状态^[1]。W. 珀储等^[2]将大坝安全定义为不存在任何可导致其损坏或破坏的条件或发展趋势。针对大坝变形监测序列的趋势性分析能够更加科学合理地了解和掌握大坝结构状态的演变规律, 是大坝变形监测序列利用的重要内容之一。对此, 田振华等^[3]采用重标极差法(R/S分析法)分析了大坝坝顶水平位移的变化趋势; 刘志坤等^[4]基于分形理论, 利用 V/S 分析法剖析了位移序列的分形特性。但已有研究均未对趋势项位移进行趋势识别, 判断所关心的时间尺度上大坝位移监测序列趋势的具体形状, 并评估其显著性。因此, 本文考虑大坝运行环境较为复杂, 在运行期会受到外界因素的影响, 导致大坝变形监测序列中出现阶段性、非平稳性, 其统计特性随时间变化, 通过 BG 算法^[5]识别其中的突变点, 将大坝变形监测序列分割为具有平稳趋势的子序列; 同时采用非参数型趋势识别方法——改进 ITA 方法^[6]对分割后的子序列进行趋势识别并评估其显著性。

2 大坝变形监测序列趋势识别

2.1 启发式分割算法

启发式分割算法^[5,7]基于滑动 T 检验思想, 对不同统计特性的数据序列均具有良好的效果, 能够避免传统检测方法对数据序列线性和平稳性的要求。采用 BG 算法进行变异诊断的建模流程如下。

步骤 1 时间序列 $x(t)$ 由 N 个点按照一定顺序排列而成, 从左到右分别计算每个点 i 左边和右边部分的平均值 $\mu_1(i)$ 、 $\mu_2(i)$ 及标准偏差 $s_1(i)$ 、 $s_2(i)$, 则点 i 的合并偏差 $s_D(i)$ 为:

$$s_D(i) = \left[\frac{(N_1 - 1)s_1(i)^2 + (N_2 - 1)s_2(i)^2}{N_1 + N_2 - 2} \right]^{1/2} \left(\frac{1}{N_1} + \frac{1}{N_2} \right)^{1/2} \quad (1)$$

式中, N_1 、 N_2 分别为 i 点左边、右边的数据个数, $i = 1, 2, \dots, N$ 。

步骤 2 i 点左右两边的序列均值差异用 T 检验统计量 $T(i)$ 进行度量:

$$T(i) = \left| \frac{[\mu_1(i) - \mu_2(i)]/s_D(i)}{s_D(i)} \right| \quad (2)$$

对 $x(t)$ 中的每个点重复上述计算, 可得到与

收稿日期: 2023-06-20, **修回日期:** 2023-07-20

基金项目: 国家自然科学基金项目(51779215); 港士源建设工程集团有限公司重大研发项目(2020RS-1058); 华电电力科学研究院技术研发项目(CHDER/SXB-CG-2021-0002)

作者简介: 郑宇航(1999-), 男, 硕士研究生, 研究方向为水工结构工程及优化, E-mail: 2961990793@qq.com

通讯作者: 李占超(1985-), 男, 副教授、硕导, 研究方向为水工结构工程及优化, E-mail: 006520@yzu.edu.cn

$x(t)$ 一一对应的检验统计值序列 $T(t)$, $T(t)$ 越大,表示该点两部分的均值差值越大。

步骤 3 计算 $T(t)$ 中最大值 T_{\max} 所对应的统计显著性 $P(T_{\max})$:

$$P(T_{\max}) = \text{Prob}(T \leq T_{\max}) \quad (3)$$

式中, $P(T_{\max})$ 为随机过程中 $T \leq T_{\max}$ 的概率,即置信度,一般情况下, $P(T_{\max})$ 可近似表示为:

$$P(T_{\max}) \approx (1 - I_{\nu/\nu+T_{\max}^2}(\delta_\nu, \delta))^{\eta} \quad (4)$$

根据蒙特卡罗模拟可以得到 $\eta = 4.19 \ln N - 11.4$, $\delta = 0.40$, N 为时间序列 $x(t)$ 的长度, $I_x(a, b)$ 为不完全 β 函数。

步骤 4 当确定一个置信度 P_0 时,如果 $P(T_{\max}) \geq P_0$,则将该点作为突跳点,序列划分为均值有一定差异的子序列,否则不分割。

步骤 5 对分割后的子序列重复步骤 1~4,若分割后的子序列满足分割条件,即置信度,则继续分割,当置信度 $P(T_{\max}) < P_0$,则不再分割。为保证分割后的子序列有效,当子序列的长度小于等于 L_0 (L_0 为最小分割尺度)时不再对其进行分割。

BG 算法在子序列大于最小分割尺度时,会继续进行分割,但可能会导致最后一次分割后所得的子序列小于最小分割尺度,因此最小分割尺度不宜过小, $L_0 \geq 25$,置信度取值为 $P_0 \in [0.50, 0.95]$ 。根据文献[7]的研究, L_0 、 P_0 的取值对检测结果影响较小,在解决不同序列长度的问题时,可对两者进行调整,实现对不同尺度上的变异检测。本文置信度取 0.95,分析不同最小分割长度对变异检测的影响。

2.2 改进 ITA 方法

根据 ITA 方法原理^[8],引入一个新的指标 P 判断序列趋势的大小,并采用滑动分块自助法对 ITA 显著性检验方法进行改进,对时间序列进行趋势识别和显著性检验。具体流程如下。

步骤 1 将时间序列数据 $\{x_i\} (i = 1, 2, \dots, n)$ 分为长度相同的两部分,分别将其升序排列并记为 $\{s_{1i}\}$ 、 $\{s_{2i}\}$,并计算 P 。

步骤 2 在 $\{x_i\} (i = 1, 2, \dots, n)$ 中进行又放回的重抽样。设置抽取的滑块长度 b ^[9],按照顺序依次确定各分块 $z_j = \{x_j, x_{j+1}, \dots, x_{j+b-1}\}$,其中 $j = 1, 2, \dots, n-b+1$ 。生成样本 $z = \{z_1, z_2, \dots, z_q\}$, $q = n-b+1$,在样本放回又随机抽取 $\lfloor n/b \rfloor$ 次 ($\lfloor n/b \rfloor$ 为向下取整函数),得到一个样本总量为 $\lfloor n/b \rfloor \times b$ 的随机抽样样本。将其作为新的时间序列,计算 P_1 。重复采样 M 次后生成 M 个长度为 $\lfloor n/b \rfloor \times b$ 的时间序列,分别计算对应的 P_i , $i = 1, 2, \dots, M$ 。

步骤 3 考虑置信水平 α ,计算 $L = M\alpha/2$, $H = M(1 - \alpha/2)$,置信区间为 $[P_L, P_H]$ 。研究表明,在置信水平 $\alpha = 0.05$,重抽样次数 $M = 1000$ 时, $L = 25$, $H = 975$ 在升序排列的 $P_1, P_2, \dots, P_{1000}$ 中找到第 25、975 位置对应的 P_{25} 、 P_{975} 。由这两个值组成的置信区间 $[P_{25}, P_{975}]$ 可以满足结果的可靠性。

步骤 4 如果 $\{x_i\} (i = 1, 2, \dots, n)$ 对应的趋势性检验指标 P 在置信区间范围内,则说明在 α 置信水平上趋势不具有显著性;如果 P 不在置信区间范围内,则在 α 置信水平上趋势不具有显著性。 $P > 0$ 有增加趋势, $P < 0$ 有减少趋势。

3 实例

某水电站位于福建省境内闽江支流上,其主要挡水建筑物为混凝土宽缝重力坝。主坝全长 412 m,最大坝高 71 m,坝顶高程 384.5 m,共分为 22 个坝段。大坝共布置了 62 个测点(其中坝体水平位移测点 24 个,坝顶垂直位移测点 38 个),完成对大坝的位移监测。选取 EX8、EX9、EX12、EX15 等典型测点 1964 年 6 月到 2021 年 8 月的水平位移监测数据用于趋势识别。

以 EX8 引张线测点所得的水平位移序列为例,对大坝水平位移监测数据进行分段处理。根据启发式分割算法原理,最小分割尺度 L_0 和置信度 P_0 需要确定。通过研究资料可知,置信度 P_0 一般设置为 0.95。而大坝的位移变化呈年际周期变化,且 1 年的监测数据为 12 个,同时一般最小分割尺度 $L_0 \geq 25$,因此考虑时间尺度为 3、5、10 年时的大坝位移情况。因此,本文设置最小分割尺度 L_0 为 36、60、120。图 1 为不同最小分割尺度下大坝位移突变诊断结果。由图 1 可看出,在不同的最小分割尺度下,2005 年之前均分为两个子序列,且第二段子序列的均值比第一段的小;在 2005 年之后, $L_0 = 36$ 时,分为三个子序列,且突跳点均向上,各段均值呈阶梯状。 $L_0 = 60$ 、120 时,分为两个子序列,突跳点向上,但后者识别出的突跳点更符合序列发展趋势。

选取不同的最小分割尺度, BG 算法会识别出不同的突跳点,划分不同的子序列,由图 1 可知,最小分割尺度越小,对突跳点的识别越灵敏,因此选取 $L_0 = 36$ 时 BG 算法分割的子序列进行趋势分析。

在最小分割尺度 $L_0 = 36$ 时,置信度为 0.95,大坝水平位移监测序列分为五段,见表 1,得出的

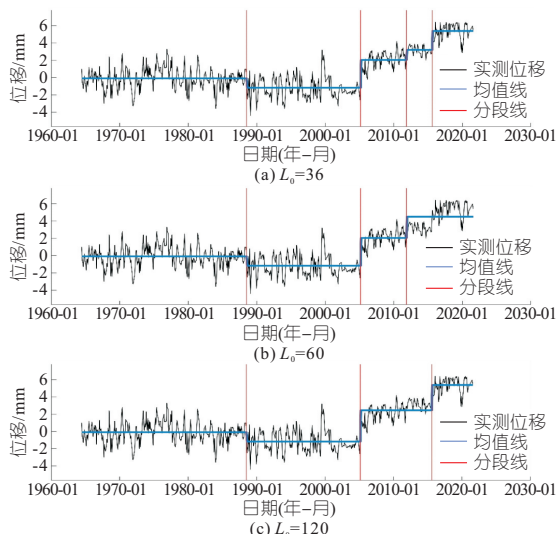


图 1 不同最小分割尺度下大坝位移突变诊断结果
Fig. 1 Diagnosis results of dam displacement mutation under different minimum segmentation scales

表 1 分段处均值

Tab. 1 The average value of the partitioned sections

分段开始时间	分段结束时间	均值/m
1964-06	1988-07	-0.1
1988-07	2005-02	-2.9
2005-02	2011-11	2.0
2011-11	2015-08	3.2
2015-08	2021-08	5.4

突变点分别位于 1988 年 7 月、2005 年 2 月、2011 年 11 月和 2015 年 8 月,水平位移在 1988 年 7 月之后减少,在 2005 年 2 月之后跳跃式增长,之后各段的均值均处于逐步上升阶段,在 2005 年 5 月之前,有一个突变点,且在突跳之后,持续较长时间保持平稳状态。在 2005 年 5 月之后,上升幅度变大,且突跳点相比于之前,间隔较短。

在启发式分割算法对大坝水平位移监测序列分段的基础上,采用改进 ITA 方法对各分段进行渐变趋势识别,判断其显著性。位移序列的趋势检测见图 2。如图 2 所示,根据 ITA 法,第 1、第 2 分段散点分布在 1:1 无趋势线两侧,表示第 1、第 2 分段为无趋势状态;第 3 分段大部分分布在 1:1 无趋势线上方,可以判断该部分位移序列处于增加趋势;第 4 分段前半部分散点分布在 1:1 无趋势线下部,后半部分散点分布在 1:1 无

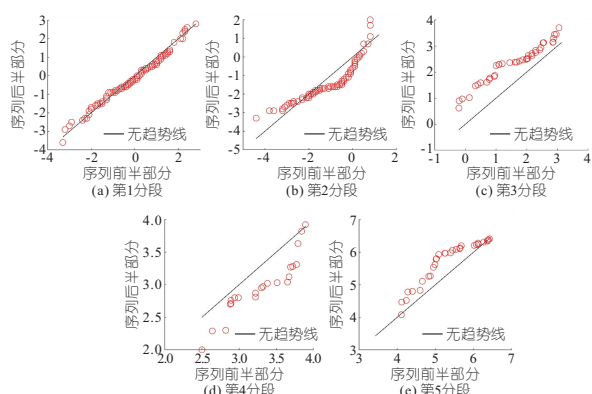


图 2 位移序列的趋势检测

Fig. 2 Trend detection of displacement sequence

趋势线上方,表明趋势不稳定,为非单调的减少趋势;第 5 分段前半部分散点分布在 1:1 无趋势线下部,后半部分分布在 1:1 无趋势线上方,表明趋势不稳定,为非单调的增加趋势。

趋势显著性检验结果见表 2。由表 2 可知,改进 ITA 方法识别出序列有显著增加的趋势,但序列通过 BG 算法识别突变点,并根据突变点分段后,可以发现在置信水平为 5% 时,第 3 分段有显著增加的趋势,第 4 分段有显著减少趋势,但减少幅度较小。在置信水平为 1%、5% 时,第 1、第 2 分段的趋势检验指标均在置信区间内,序列没有显著增加或减少的趋势;而第 2 分段在置信水平为 10% 以下时,有显著减少的趋势,说明该段呈现中等显著性(10%)的减少趋势;第 3 分段的趋势检验指标在置信水平为 5%、10% 时均不在置信区间内,有显著增加的趋势,在置信水平为 1% 时在置信区间内,无显著增加的趋势,说明该段呈高显著性(5%)增加趋势;第 4 分段的趋势检验指标在置信水平为 1% 时在置信区间内,为无趋势状态,在置信水平为 5%、10% 时检验指标在置信区间外,有显著减少趋势,说明呈现高显著性水平(5%)减少趋势;第 5 分段的趋势检验指标在置信水平为 1%、5%、10% 时均在置信区间内,趋势不显著。在改进 ITA 方法的基础上,应用 BG 算法对原序列进行突变点识别,判断阶段性趋势,排除突变点对序列趋势的影响,能够更加准确地

表 2 趋势检验结果

Tab. 2 Results of trend test

序列	P	置信区间(5%)	置信区间(10%)	置信区间(1%)	趋势(5%)	趋势(10%)	趋势(1%)
EX8	4.12	[-1.18, 1.53]	[-0.10, 1.19]	[-1.42, 2.26]	显著增加	显著增加	显著增加
第 1 分段	-0.34	[-0.92, 1.03]	[-0.83, 0.87]	[-1.29, 1.58]	不显著	不显著	不显著
第 2 分段	-1.32	[-1.64, 1.24]	[-1.29, 0.89]	[-2.36, 1.82]	不显著	显著减少	不显著
第 3 分段	1.29	[-0.38, 0.97]	[-0.32, 0.78]	[-0.49, 1.42]	显著增加	显著增加	不显著
第 4 分段	-0.11	[-0.10, 0.12]	[-0.09, 0.10]	[-0.14, 0.16]	显著减少	显著减少	不显著
第 5 分段	0.07	[-0.11, 0.15]	[-0.10, 0.12]	[-0.15, 0.19]	不显著	不显著	不显著

表述序列的趋势变化。

采用相同方法对 EX9、EX12、EX15 测点数据进行分析,表 3 为在置信水平为 5%的情况下,所得到的不同测点序列的趋势。由表 3 可知,采用改进 ITA 方法可以得到序列的整体趋势,但由

于序列受突变点影响,会导致阶段性变化,在采用 BG 算法识别突变点并根据突变点分段后,将原序列分为平稳子序列和有明显趋势的子序列,对各段分别进行趋势识别,能够更加准确地判断原序列的趋势。

表 3 不同序列趋势检验结果

Tab. 3 Trend detection results of different series

序列	P	置信区间	趋势	序列	P	置信区间	趋势	序号	P	置信区间	趋势
EX9	3.53	[-0.65,1.14]	显著增加	EX12	-4.55	[-0.96,0.67]	显著减少	EX15	4.77	[-0.53,0.72]	显著增加
①	0.66	[-1.69,1.7]	不显著	①	0.19	[-1.76,2.17]	不显著	①	0.33	[-1.60,1.66]	不显著
②	-0.06	[-0.29,0.44]	不显著	②	0.97	[-2.13,1.71]	不显著	②	0.4	[-0.80,0.81]	不显著
③	0.12	[-0.11,0.14]	不显著	③	0.86	[-2.46,1.48]	不显著	③	3.99	[-1.51,2.40]	显著增加
④	0.01	[-0.03,0.03]	不显著	④	-0.12	[-1.13,0.88]	不显著	④	0.08	[-0.28,0.61]	不显著
⑤	0.07	[-0.07,0.05]	显著增加	⑤	-0.14	[-0.61,0.16]	不显著	⑤	0.01	[-0.08,0.09]	不显著
				⑥	-1.26	[-1.03,0.34]	显著减少	⑥	0.12	[-0.38,0.81]	不显著

注:①等数字表示分段编号。

4 结论

在考虑大坝变形监测序列的年际周期变化的基础上,采用启发式分割算法识别大坝变形监测序列突变点,有效排除序列内部的阶段性变化对趋势的影响,将序列分为具有稳定趋势的子序列。在此基础上通过滑动分块自助法对 ITA 方法进行改进,保留序列内部相关性,判断变形序列的趋势变化并检验其趋势显著性。

参考文献:

[1] 吴中如,顾冲时,苏怀智,等. 水工结构工程分析计算方法回眸与发展[J]. 河海大学学报(自然科学版),2015,43(5):395-405.

[2] W. 珀储,喻明志. 大坝安全监测的发展趋势[J]. 水利水电快报,2001(23):1-4.

[3] 田振华,李传栋,郑东健. R/S 分析法在大坝安全监

测中的应用[J]. 人民黄河,2012,34(2):106-107.

[4] 柳志坤,周兰庭. 分形-V/S 法在大坝位移安全监测资料分析中的应用[J]. 水电能源科学,2021,39(5):97-101.

[5] BERNAOLA-GALVÁN P, IVANOV P C, AMARAL L A N, et al. Scale invariance in the nonstationarity of human heart rate[J]. Physical review letters, 2001, 87(16): 168105.

[6] ŞEN Z. Innovative trend analysis methodology[J]. Journal of hydrologic engineering, 2012, 17(9): 1042-1046.

[7] FUKUDA K, STANLEY H E, AMARAL L A N. Heuristic segmentation of a nonstationary time series[J]. Physical review E, 2004, 69(2): 021108.

[8] 吴国栋. 水文气象要素的非参数趋势分析和预测研究[D]. 呼和浩特:内蒙古农业大学,2021.

[9] LAHIRI S N. Theoretical comparisons of block bootstrap methods[J]. Annals of statistics, 1999: 386-404.

Study on the Phased Trend Recognition Method of Deformation Monitoring Sequence for Dams

ZHENG Yu-hang, PAN Deng, TIAN Tian, LIANG Jia-ming, LI Zhan-chao

(College of Hydraulic Science and Engineering, Yangzhou University, Yangzhou 225100, China)

Abstract: The phased trend recognition of deformation monitoring sequences for dams can deepen the understanding of the evolution laws of deformation monitoring sequences at different time scales, which is of great significance for the safe operation and management of dams. The heuristic segmentation algorithm (BG algorithm) is adopted to identify the mutation points of deformation monitoring sequences for dams, which can effectively avoid the interference of mutation points in trend recognition. On this basis, the segmented sub-sequences are trend identified using an improved ITA method, which can retain the internal correlation of the sequences and has good applicability. The engineering case analysis shows that the proposed method can effectively identify the mutation points in the deformation monitoring sequences for dams, divide the monitoring sequences into sub-sequences with stable trends, and identify the changing trends of each sub-sequence.

Key words: deformation monitoring sequence; trend recognition; BG algorithm; improved ITA method; significance test