

岩质高边坡监测数据的改进变维分形预测模型

秦 鹏, 秦植海

(浙江水利水电专科学校, 浙江 杭州 310018)

摘要: 针对以往预测模型在数据少和噪音干扰下出现预测精度降低的问题, 基于分形理论, 尝试建立改进的变维分形预测模型, 并以小湾工程边坡位移监测数据为例, 选取 $D1$ 、 $D2$ 曲线作为预测模型的分形参数曲线, 计算各曲线的分段分形维数, 对位移进行预测, 并分别用灰色模型 $GM(1,1)$ 和 BP 神经网络进行对比预测. 结果证明, 这种方法充分利用了分形理论自相似性的特点, 抗噪性强, 能较好地应用于小数据量监测数据的预测, 并且精度较高, 有着良好的应用前景.

关 键 词: 改进变维分形; 边坡监测; 预测; 小数据量

中图分类号: TU457

文献标识码: A

文章编号: 1009-640X(2010)01-0090-05

高边坡工程的重要特点是以岩土体为工程材料或工程结构. 由于岩土体是一种非均质各向异性且具有流变特性的复杂介质, 加之地质条件的复杂性, 使得其力学参数和演化特征具有很强的随机性和不确定性, 从而导致边坡动态信息极难捕捉, 加之边坡动态监测技术的不成熟和预报理论的不完善, 高边坡变形预测一直是边坡工程中的主要难题之一^[1].

灰色系统分析模型^[2]、混沌理论^[3]及人工神经网络模型^[4]等均被应用于边坡监控数据的分析及预测中, 并取得了一定的成果, 但这些方法都对数据的长度有较强的依赖性, 监测数据量较少以及数据中白噪的干扰都会对这些方法的预测精度造成较大影响, 当边坡监测数据较短或存在残缺时, 预测效果并不理想. 针对这个问题, 笔者利用分形学中的重标度极差分析的时间序列法, 以小湾水电站左岸边坡监测数据为分析对象, 对多个典型坡面的数据时间序列进行数值计算, 通过对各测点的 Hurst 指数 H 与 Hausdorff 维数 D 的比较分析, 得出岩质高边坡是一个具有自相似性的复杂非线性体系、监测数据之间具有分形特征、可以建立分形模型并对监测数据进行预测的结论^[5]. 本文仍以小湾水电站左岸岩质边坡监测数据为例, 尝试运用改进变维分形方法建立边坡数据分形动力模型, 对小数据量的边坡监测数据进行预测.

1 改进的变维分形模型的建立

分形理论是 Mandelbort 于 20 世纪 70 年代中期创立的, 它基于部分与整体的自相似性, 直接从非线性复杂系统的本身入手, 分析研究对象的自身性质和规律^[6]. 分形理论的提出, 为揭示隐藏于混乱复杂现象中的精细结构和定量地描述系统提供了理论基础, 已被广泛应用于地震学、经济学、计算机仿真学等众多领域^[7-9]. 常用的分形模型主要有常维分形和变维分形两种.

1.1 常维分形与变维分形

1.1.1 常 维 分 形 目前应用的常维分形可用如下幂指数分布定义^[10]:

收稿日期: 2009-03-22

基金项目: 浙江省水利厅科研项目(RC0837、RC0932)

作者简介: 秦 鹏(1984-), 男, 河北沧州人, 主要从事岩土工程安全监控理论研究. E-mail: qp021625@163.com

$$N = \frac{C}{r^D} \quad (1)$$

式中: r 为特征线度; N 为与 r 有关的数量; C 为待定常数; D 为分维数.当 D 为常数时,在双对数坐标上表现为一条直线,可以求出分维数,即

$$D = \frac{\ln(N_i/N_j)}{\ln(r_j/r_i)} \quad (2)$$

1.1.2 变维分形 针对常维分形无法处理双对数坐标上的非直线函数关系的问题,引入了变维分形的概念,其分维数 D 不再是常数,而是特征线度 r 的函数^[11-12]:

$$D = F(r) \quad (3)$$

N 与 r 之间的任意函数关系 $N=f(r)$ 均可转化为变维分形的形式^[13],即使 $f(r)=\frac{C}{r^D}$,得到变维分形公式

$$D = \frac{\ln C - \ln f(r)}{\ln r} \quad (4)$$

1.2 改进的变维分形方法

由于自然界中严格意义上满足常维分形的现象是不存在的,所以大量数值模型需要用变维分形的方法进行计算,但当数据复杂时,特征线度 r 的函数式又往往庞大而难于计算^[14].研究证明,对于任意函数关系 $N=f(r)$ 都可以转换成常维分形 $N=\frac{C}{r^D}$ 的形式,即将数据进行一系列变换,使变换后的数据能用常维分形处理,通过构造1阶、2阶、3阶……累积和的分段变维分形模型,最后选择效果最优的变换并确定相应的分形参数^[13].基于此思想,本文建立改进的变维分形模型,并用此模型对实际工程监测数据进行分析预测.该模型与变维分形相比,既适用于数据变维分形维数的计算,又通过对各阶维数的分段累加简化了计算步骤,提高了模型的可操作性和预测精度.该方法具体步骤如下:

(1)将高边坡监测数据点 (r_i, N_i) ($i=1, 2, \dots, n$)绘于双对数坐标上,将 N_i 按时间顺序排成基本序列,即

$$\{N_i\} = \{N_1, N_2, N_3, \dots\} \quad (i=1, 2, \dots, n) \quad (5)$$

(2)构造高边坡监测数据累积和时间序列.

按照下面的规则,通过逐节累加的方法构造监测数据的累积和时间序列:

$$\{S1_i\} = \{N_1, N_1 + N_2, N_1 + N_2 + N_3, \dots\} \quad (6)$$

$$\{S2_i\} = \{S1_1, S1_1 + S1_2, S1_1 + S1_2 + S1_3, \dots\} \quad (7)$$

$$\{S3_i\} = \{S2_1, S2_1 + S2_2, S2_1 + S2_2 + S2_3, \dots\} \quad (8)$$

.....

$$\{SI_i\} = \{S(I-1)_1, S(I-1)_1 + S(I-1)_2, S(I-1)_1 + S(I-1)_2 + S(I-1)_3, \dots\} \quad (9)$$

其中, $i=1, 2, \dots, n$.

(3)建立高边坡监测数据各阶累积和的变维分形模型.

以一阶累积和为例,利用(2)式计算数据点 $(S1_i, r_i)$ 和 $(S1_{i+1}, r_{i+1})$,在双对数坐标中的斜率的相反数 $D1_{i,j+1}$,即一阶累积和的分段变维分形的分维数,根据 n 个数据对,可以得到的是 $n-1$ 段分段变维分形的维数,称之为分维数序列^[14],用 $DN_{i,j+1}$ 表示 N 阶累积和的分段变维分形的分维数序列, $N=1, 2, \dots (i=1, 2, \dots, n-1)$ ^[13-14].

(4)比较各阶累积和变维分形模型,选择最为平顺的累积变换曲线确定分形阶数,对选定的分形维数时间序列曲线插值拟合,通过反演外推对岩质高边坡的监测数据进行预测.

2 工程实例

澜沧江上的小湾水电站坝址区约3 km²的范围内,两岸岸坡相对高差达1 000 m以上,地形狭窄,岸坡

陡峻,沟梁相连,山脊部分基岩裸露、风化与卸荷发育较深,而地势低洼部分与部分冲沟内分布有大型和零散的崩塌堆积体,潜在的变形失稳模式复杂多样,其规模、复杂性及处理的技术难题,在世界水电界乃至其他土建工程界实属罕见^[15].小湾左岸砂石料加工系统边坡位于左岸 8 号山梁部位,自然边坡坡面变化比较大,顺坡中缓倾角节理不发育,边坡走向与片麻理走向近平行,边坡岩体主要为强风化角闪斜长片麻岩,岩体完整性差,顶部为抗风化能力较强的黑云花岗片麻岩,为较典型的“上硬下软”结构边坡,可能的变形破坏机制主要为倾倒型崩塌^[15,16].本文选取小湾水电站左岸砂石料系统边坡的 2Ⅷ-TP-03 测点 2004 年 9 月至 2005 年 12 月的 20 个水平合位移数据为例,取前 15 个点作为计算数据,后 5 个数据用以检验,为方便计算,以监测数据的时间先后进行编号, $r=1,2,\dots$.

首先根据计算步骤 2 对监测数据进行 1~4 阶累积和序列的构造,分别作出双对数坐标下的累积和序列变化曲线(见图 1)(限于篇幅,本文仅列出 $\ln(r) \sim \ln(N)$ 、 $\ln(r) \sim \ln(S1)$ 、 $\ln(r) \sim \ln(S2)$ 三条曲线),可以看到,未经过变换的监测数据时间序列呈非线性增长,难于拟合、计算.随着累积次数的增长,监测数据的累积序列变化趋于平顺,证明模型的变换是合理而且有效的.

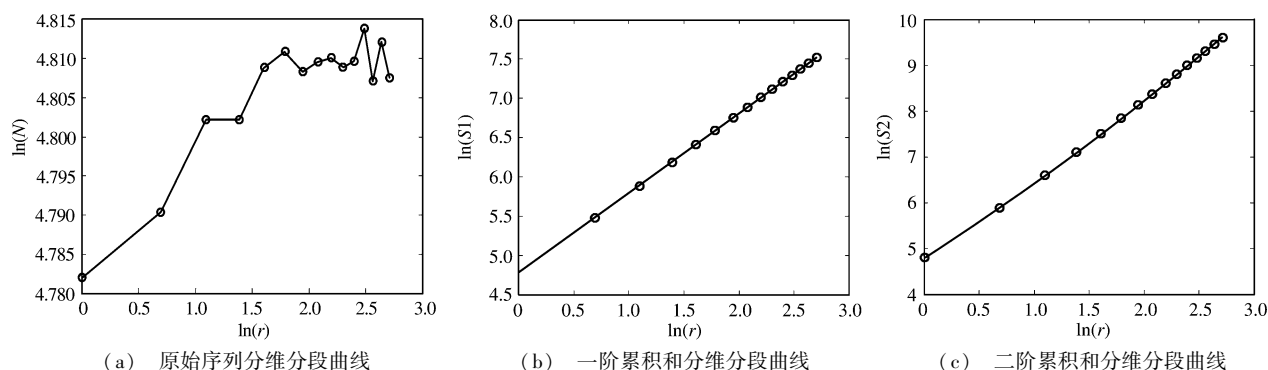


图 1 小湾左岸砂石料系统边坡监测位移数据

Fig. 1 N -order cumulative sequence in left bank aggregate slope

根据 1~4 阶累积和序列可分别求出 2Ⅷ-TP-03 测点监测值的各阶分维值(见图 2).

可见, $D1, D2$ 系列值拟合效果都比较理想,特别是 $D2$ 曲线后半段十分平顺.因此,本文分别选取 $D1, D2$ 曲线作为预测模型的分形参数曲线,用外插法计算各曲线的分段分形维数,并对 16~20 的水平合位移进行预测,预测结果见表 1.

由计算结果可以看到 $D1, D2$ 阶分形维数的预测结果都比较理想,尤其是 $D2$ 阶变维分形的预测结果,误差在 0.3% 以内,符合监测数据的预测精度要求.

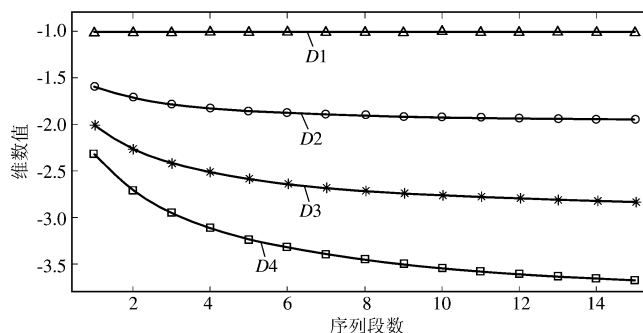


图 2 2Ⅷ-TP-03 测点变维分形维数

Fig. 2 N -order variable-dimensional fractal sequences at 2Ⅷ-TP-03 point

表 1 改进变维分形模型预测结果

Tab. 1 Predicted result of improved variable dimension fractal model

序 列	观测值/mm	$D1$	$D1$ 预测值/mm	相对误差/%	$D2$	$D2$ 预测值/mm	相对误差/%
16	122.23	-1.002	122.441 0	0.17	-1.945	122.081 6	-0.12
17	122.44	-1.003	122.582 3	0.12	-1.948	122.373 3	-0.05
18	123.02	-1.004	122.729 7	-0.24	-1.951	122.741 9	-0.23
19	123.48	-1.005	122.882 6	-0.48	-1.954	123.151 4	-0.27
20	123.35	-1.006	123.040 5	-0.25	-1.957	123.597 6	0.20

将前 15 个监测数据作为学习样本,分别用灰色模型 GM(1,1) 和 BP 神经网络进行短时预测,将预测结果与改进变维分形模型 D1 预测值进行比较(见表 2),可以看到在小数据量资料的预测中,改进变维分形模型具有较强的精度优势。

表 2 改进变维分形模型与其他预测方法对比
Tab. 2 Results based on different methods

序 号	观测值/mm	D1 预测值/mm	相对误差/%	灰色 GM(1,1)	相对误差/%	BP 神经网络	相对误差/%
16	122.23	122.441 0	0.17%	123.204 4	0.80%	122.756 4	0.43%
17	122.44	122.582 3	0.12%	123.313 1	0.71%	121.965 6	-0.39%
18	123.02	122.729 7	-0.24%	123.421 9	0.33%	122.777 7	-0.20%
19	123.48	122.882 6	-0.48%	123.530 8	0.04%	122.604 1	-0.71%
20	123.35	123.040 5	-0.25%	123.639 8	0.23%	121.593 9	-1.44%

3 结 语

在分形理论的基础上,尝试建立改进的变维分形预测模型,对小湾水电站左岸砂石料系统边坡 2Ⅷ-TP-03 测点的水平合位移进行预测,并将计算结果与灰色模型、神经网络的预测值进行对比,发现这种方法有以下几个优点:①克服了其他预测模型对数据长度和数据噪声的要求,适用于小数据量监测资料;②较好地利用了分形理论自相似性的特点,抗噪性强,预测结果精度较高;③由于模型要求的计算量小、相对容易操作,有利于编制成比较通用的边坡监测数据预测软件。

本文的进一步工作是通过多个边坡的实际计算,证明预测模型的通用性,争取能建立边坡监测数据分形分析处理系统。另外,增加预测时间、进一步提高预测精度也是模型需要探讨和改进的地方。

参 考 文 献:

[1] 王思敬. 论岩石的地质本质性及其岩石力学演绎[J]. 岩石力学与工程学报, 2009, 28(3): 433-450. (WANG Si-jing. Geological nature of rock and its deduction for rock mechanics[J]. Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering, 2009, 28(3): 433-450. (in Chinese))

[2] 何习平, 华锡生, 何秀凤. 加权多点灰色模型在高边坡变形预测中的应用[J]. 岩土力学, 2007, 28(6): 1187-1191. (HE Xi-ping, HUA Xi-sheng, HE Xiu-feng. Prediction weighted multi-point grey model and its application to high rock slope deformation forecast[J]. Rock and Soil Mechanics, 2007, 28(6): 1187-1191. (in Chinese))

[3] 周翠英, 陈 恒, 朱凤贤. 边坡演化的非线性时间序列多元混沌判别[J]. 地球科学: 中国地质大学学报, 2008, 33(3): 393-398. (ZHOU Cui-ying, CHEN Heng, ZHU Feng-xian. Multivariable chaotic discrimination for slope evaluation according to their nonlinear displacement-time sequence[J]. Earth Science-Journal of China University of Geosciences, 2008, 33(3): 393-398. (in Chinese))

[4] 林鲁生, 刘祖德. 人工神经网络在边坡滑移预测中的应用[J]. 岩土力学, 2002, 23(4): 508-510. (LIN Lu-sheng, LIU Zu-dei. Application of artificial neural network to prediction of sliding slope[J]. Rock and Soil Mechanics, 2002, 23(4): 508-510. (in Chinese))

[5] 秦 鹏, 秦植海. 基于分形理论的岩质高边坡监测资料分析[J]. 水利水运工程学报, 2008(3): 92-97. (QIN Peng, QIN Zhi-hai. Analysis of high rocky slope monitoring data based on fractal theory[J]. Hydro-Science and Engineering, 2008(3): 92-97. (in Chinese))

[6] MANDELBROT B. Les objets fractals: forme, hasard et dimension[M]. Paris: Flammarion, 1975.

[7] 李信富, 李小凡, 武 晔. 分形理论在地震学中的应用研究[J]. 地球物理学进展, 2007, 4(2): 411-417. (LI Xin-fu, LI Xiao-fan, WU Ye. Application of fractal theory in seismology[J]. Progress in Geophysics, 2007, 4(2): 411-417. (in Chinese))

- [8] 厉大业, 阮 炯. 分形 Hurst 指数在彩虹期权定价中的应用[J]. 复旦学报(自然科学版), 2007, 46(2): 156-167. (LI Da-ye, RUAN Jiong. Applying fractal Hurst exponent to pricing rainbow option[J]. Journal of Fudan University (Natural Science), 2007, 46(2): 156-167. (in English))
- [9] 宋春林, 冯 端, 刘富强, 等. 变步长和变阈值的分形小波图像压缩算法[J]. 计算机工程, 2007, 33(14): 174-176. (SONG Chun-lin, FENG Duan, LIU Fu-qiang, et al. Hybrid fractal-wavelet image compression algorithm with variable steps and thresholds[J]. Computer Engineering, 2007, 33(14): 174-176. (in Chinese))
- [10] MANDELBROT B. How long is the coast of the Britain? Statistical self-similarity and fractional dimension[J]. Science, 1967, 156(375): 636-638.
- [11] MANDELBROT B, EVERTSZ C J G, JONES P W. Fractals and chaos: the Mandelbrot set and beyond[M]. New York: Springer, 2004.
- [12] MANDELBROT B. Fractal analysis and synthesis of fracture surface roughness and related forms of complexity and disorder[J]. International Journal of Fracture, 2006, 138: 13-17.
- [13] 付昱华. 变换形成的分形与海洋环境数据分析预测[J]. 海洋通报, 2000, 19(1): 79-88. (FU Yu-hua. Transformed fractals and analyses and forecast of marine environment data[J]. Marine Science Bulletin, 2000, 19(1): 79-88. (in Chinese))
- [14] 薛天放, 杨 庆, 栾茂田. 基于 GIS 技术的滑坡空间分布的分形特征研究[J]. 岩土力学, 2007, 28(2): 347-354. (XUE Tian-fang, YANG Qing, LUAN Mao-tian. Research on fractal characters of spatial distribution of landslide based on GIS[J]. Rock and Soil Mechanics, 2007, 28(2): 347-354. (in Chinese))
- [15] 邹丽春, 王国进, 汤献良, 等. 复杂高边坡整治理论与工程实践[M]. 北京: 中国水利水电出版社, 2006: 225-226. (ZOU Li-chun, WANG Guo-jin, TANG Xian-liang, et al. Regulation theory and engineering practice on rock high slope[M]. Beijing: China WaterPower Press, 2006: 225-226. (in Chinese))
- [16] 秦 鹏. 基于非线性理论的高边坡监测数据分析与预测[D]. 合肥: 合肥工业大学, 2009. (QIN Peng. Analysis and prediction of high-slope model's monitoring data based on nonlinear method[D]. Hefei: Hefei University of Technology, 2009. (in Chinese))

Forecasting model of monitoring data of high rock slope based on improved variable dimension fractal theory

QIN Peng, QIN Zhi-hai

(Zhejiang Water Conservancy and Hydropower College, Hangzhou 310018, China)

Abstract: Aiming at the problem of low precision caused by insufficient data and noise interruption, the paper attempts to set up and improve the forecasting model of variable dimension based on fractal theory. Meanwhile, with the monitoring data of slope displacement from the Xiaowan Project, and Curve $D1$, $D2$ as the fractal parameter curves of the forecasting model, it tends to predict the displacement by calculating the sub-fractal dimension, and comparing the forecast result with the gray model GM(1,1) and BP neural network. In this way, it makes good use of the self-similarity of the fractal theory and thus brings about a vast range of prospect for application due to its high precision and noise immunity.

Key words: improved variable dimension fractal; monitoring of slope; forecast; insufficient data; fractal theory