

# 基坑施工时地表沉降的自回归-滑动平均模型

徐金明<sup>1</sup> 周亦骏<sup>1</sup> 方慧婷<sup>2</sup>

(1. 上海大学 土木工程系, 上海 200072 2. 上海自然博物馆工程建设指挥部, 上海 200041)

**摘要:** 为了保证施工的正常进行、实现信息化施工, 必须对基坑实际监测数据进行分析与预测。本文以上海某工程基坑施工地表沉降观测序列为例, 在对原始数据进行零均值化处理基础上, 使用 Daniel 检验法进行了某一显著性水平下的数据平稳性检验, 对平稳性较好观测点计算了自回归滑动平均模型及模型阶次、模型拟合效果使用最佳信息准则来衡量、得到了置信度 95% 时的地表沉降预测公式。结果表明, 一些实际观测数据不具备平稳性要求; 数据平稳性较好时, 不同位置自回归-移动平均模型的类型和阶数都不相同。由于平稳性分析和时间序列模型的建立方法可以用于基坑工程其它监测数据的研究, 本文方法对基坑动态设计与信息化施工等方面具有重要的参考价值。

**关键词:** 时间序列分析; 基坑施工; 地表沉降

中图分类号:

文献标识码: A

## Auto-Regression Moving Average Model of Surface Settlement during Pit Excavation

XU Jinming<sup>1</sup>, ZHOU Yijun<sup>1</sup>, FANG Huiting<sup>2</sup>

(1. Department of Civil Engineering, Shanghai University, Shanghai 200072, China)

(2. Engineering Construction Headquarters, Shanghai Museum of Natural History, Shanghai 200041, China)

**Abstract:** In order to make the construction safe and realize the informative construction, it is of great importance to analyze and predict the practical monitoring data during pit excavation. Taking the practical monitoring data of the surface settlement of a pit construction in Shanghai, China as an example, the zero mean normalization method was conducted. The Daniel test method was used to examine the stationarity of the monitoring data in a significance level. As for those data with good stationarity, an auto-regression moving average model and related orders were then established, the fit result was measured using the optimum informative criterion, and the prediction equation of the surface settlement was setup after the confidence level of 95%. It shows that some monitoring data is non-stationary, and the type and orders of the model are different even for the date with good stationarity. Because the analysis method of stationarity and the establishment of the time series model may be used to investigate other monitoring data, the methods presented herein is of important referee to the dynamic design and informative construction for the pit engineering.

**Key words:** Time Series Analysis; Pit Excavation; Surrounding Effects

## 1 引言

基坑施工对周围环境的影响较大。为了保证施工的正常进行、实现信息化施工, 必须在分析基坑施工监测数据基础上, 建立相应的数学模型及其有关参数, 实现监测数据的预测预报。基坑工程监测数据通常是按时间先后排列的随机数据序列, 可以使用时间序列分析方法, 分析这一序列的动态特性, 提供基坑施工所需要的动态数据, 作为动态设计的参考资料。

目前, 利用时间序列分析方法研究岩土工程问题, 已有很多成果。一些研究者使用通过建立自回归模型, 对监测数据进行分析与预测。徐浩峰等<sup>[1]</sup>建立了基坑支撑轴力的自回归(Auto-Regression)模型(即 AR 模型)并对模型参数进行了估计与检验; 尚岳全等<sup>[2]</sup>分析了研究滑坡变形动态情况的 AR 模型; 王杰等<sup>[3]</sup>讨论了使用 AR 模型进行基坑水平位移预测的可行性; 张永兴等<sup>[4]</sup>建立了温度影响下隧道裂纹扩展的 AR 模型并对裂缝短期发展情况进行了预测; 赵燕容和袁宝远<sup>[5]</sup>采用小波改进方法建立

基金项目: 国家自然科学基金(40972191), 上海市教育委员会科研创新项目(09YZ39)

作者简介: 徐金明, 男, 1963年11月生, 博士, 教授, 博士生导师, 主要从事岩土工程与工程地质的教学科研工作。

了公路大桥深基坑支撑轴力动态预测的 AR 模型; Vilhelm 等<sup>[6]</sup>使用自相关方法研究了单轴抗压试验时混合片麻岩和砂岩岩样声发射统计特性与外部荷载之间的关系; 缪海波等<sup>[7]</sup>将滑坡位移监测数据视为非平稳时间序列, 建立了滑坡变形趋势的 AR 预测模型。

还有一些研究者建立了岩土工程问题的自回归-滑动平均模型。方水兵<sup>[8]</sup>建立了矿区地表沉降的自回归-滑动平均(Auto-Regression Moving Average)模型(即 ARMA 模型); 刘晓等<sup>[9]</sup>通过对原始观测数据使用零均值化处理, 利用反向传播算法提取对非平稳时序中的趋势项, 建立了边坡位移的 ARMA 模型; 王卫等<sup>[10]</sup>在简要讨论数据预处理、模型选择、模型定阶与系统稳定性检验等问题基础上, 提出了数据趋势项提取的 AR 模型, 建立了变形预测的 ARMA 分析模型; 廖伙木等<sup>[11]</sup>将灰色系统模型与 ARMA 模型结合起来建立了地下水位的预报方法; 节斌<sup>[12]</sup>将非线性回归模型和时间序列分析结合起来进行边坡变形预报。

本文拟通过 MATLAB 平台下编制应用程序, 在对原始数据进行零均值化处理和平稳性分析的基础上, 建立了基坑开挖过程中地面沉降数据的自回归-移动平均模型, 本文成果对信息化施工、基坑动态设计等方面具有重要的参考价值。

## 2 工程背景与监测情况

### 2.1 工程背景

某工程位于上海市静安区, 建筑高度约为 18.0m, 总建筑面积约为 45257m<sup>2</sup>, 基坑开挖总面积约 14400m<sup>2</sup>, 基坑外边周长约为 532m。工程桩基及支撑栈桥立柱桩均采用钻孔灌注桩。

基坑开挖深度约 17.2m、局部落深 2.9m。基坑围护主要采用两墙合一连续墙, 地下墙埋深 30m、35m、44m、48m。支撑系统采用四道水平对撑与角撑并结合边桁梁体系, 各道支撑中心相对标高依次为 -1.7m、-2.7m、-6.9m、-10.7m。坑底以上采用钢格构柱作为竖向支撑结构, 坑底以下采用钻孔灌注桩作为水平支撑系统的竖向支撑构件。图 1 为基坑与监测点的平面分布图。

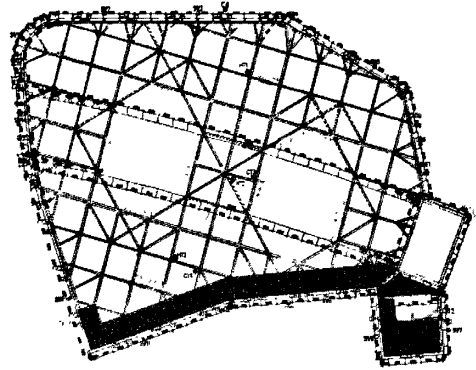


图 1 基坑监测点平面布置图

Fig.1 Locations of monitoring points in a pit

### 2.2 监测情况

地面沉降监测为基坑的监测内容之一, 监测工程期限从桩基施工开始、到地下结构施工结束。周边地表沉降监测时, 在观测点处打入或埋入钢制测钉, 顶部露出地面约 3-5cm 并磨成凸球面。地表沉降测量使用精密水准仪和钢钢塔尺。图 2 是监测点 T47 地表沉降随时间的变化情况。

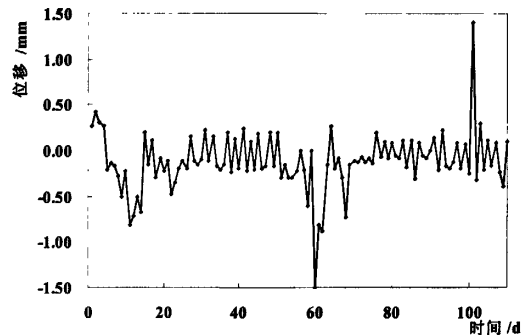


图 2 观测点 T47 地表沉降随时间的变化情况

Fig.2 Changes of surface settlement vs. time of the monitoring point T47

观测时间为 2009 年 8 月 30 日到 2009 年 10 月 8 日, 基本上每天观测一次。由于法定假期等因素影响, 少数几天没有进行观测。为了数据的正确性, 将这些天的沉降值作为遗失值处理(未参与计算分析)。图 2 中的沉降值为有效观测值。

地表沉降观测分成 7 个观测段。第 1 观测段为北侧的 T1~T9, 第 2 观测段为东侧的 T10~T18, 第 3 观测段为东南侧的 T19~T27, 第 4 观测段为东南近南侧的 T28~T36, 第 5 观测段为南侧的 T37~T45, 第 6 观测段为西南近南侧的 T46~T54(其中 T46 未作观测), 第 7 观测段为西侧的 T55~T63。各观测段观测点编号由小到大的顺序为离开基坑开挖面, 第

2 观测段全段和其它观测段一些观测点因各种原因没有实施观测。

下面以观测点 T47 的全部 110 个原始观测数据  $\{\bar{x}_i\}(i, \dots, K; K=110)$  为例, 说明本文的分析方法。

### 3 地表沉降的时序模型

#### 3.1 数据预处理

##### 1. 数据零均值化处理

对有效观测数据  $\{\bar{x}_i\}$  首先进行零均值化处理:

$$\bar{x}_i = \bar{x}_i - \frac{1}{K} \sum_{i=1}^K \bar{x}_i \quad (1)$$

式中:  $K$  为有效观测点数,  $\bar{x}_i$  为零均值化后的数据。

##### 2. 数据平稳性检验

对于显著性水平  $\alpha$ , 设  $\{\bar{x}_i\}$  的  $K$  个秩统计量是  $\{R_i\}(i=1, \dots, K)$ 。根据 Daniel 检验法, 秩相关系数为

$$Q = 1 - \frac{6}{K(K^2 - 1)} \sum_{i=1}^K (t - R_i)^2 \quad (2)$$

对于统计量

$$T = \frac{Q\sqrt{K-2}}{\sqrt{1-Q^2}} \quad (3)$$

若  $|T| > t_{\alpha/2}(K-2)$  ( $\alpha$  为置信水平), 则序列  $\{\bar{x}_i\}$  为非平稳; 否则认为  $\{\bar{x}_i\}$  是平稳序列。

50 个地表沉降监测点的平稳性计算结果见表 1。由表 1 可知, 在所有地表观测段的监测数据系列中, 基坑北侧的第 1 观测段都不平稳, 第 3 观测段近基坑的 T20~T23 不平稳, 第 4 观测段中部的 T30~T31 不平稳, 第 5 观测段中部的 T41 不平稳, 第 6 观测段全部平稳, 第 7 观测段中部的 T59 不平稳。由于第 6 观测段地表沉降观测数据平稳性较好, 下面根据该段所有观测点(T46~T54)的观测数据建立 ARMA 模型。

#### 3.2 地表沉降的自回归-移动平均模型

设  $\{X_t\}$  是零均值平稳序列( $t, \dots, K$ ), 满足

$$X_t = C + \varepsilon_t + \sum_{i=1}^p a_i X_{t-i} + \sum_{j=1}^q b_j \varepsilon_{t-j} \quad (4)$$

式中:  $C$  为拟合常数;  $\varepsilon_t$  为  $[0,1]$  中均匀分布的随机序列;  $p$  是与已有观测值直接相关的阶次;  $q$  是与已有观测值随机因素相关的阶次;  $\{X_t\}$  是阶次为  $p$  和  $q$  的自回归滑动平均序列、记为 ARMA( $p, q$ )。

若式(4)中没有最后一项或倒数第二项, 则 ARMA( $p, q$ ) 序列分别退化为自回归 AR 序列和自回归滑动平均 MA(Moving Average) 序列。

表 1 观测数据的平稳性计算结果

观测点	Q	T	平稳性
T1	6.0392	2.0017	非平稳
T2	7.6499	2.0281	非平稳
T3	6.9389	2.0281	非平稳
T4	4.7798	2.0017	非平稳
T5	5.1916	2.0017	非平稳
T6	5.1038	2.0017	非平稳
T7	5.8720	2.0262	非平稳
T8	3.8289	2.0345	非平稳
T9	4.8568	2.0010	非平稳
T10	2.3714	1.9935	非平稳
T11	2.3052	1.9935	非平稳
T12	2.2116	1.9935	非平稳
T13	2.1290	1.9935	非平稳
T14	1.2658	1.9935	平稳
T15	1.0887	1.9935	平稳
T16	0.6043	1.9935	平稳
T17	0.2646	1.9935	平稳
T18	1.8277	1.9816	平稳
T19	2.1293	1.9816	非平稳
T20	2.0444	1.9816	非平稳
T21	1.8726	1.9816	平稳
T22	1.1108	1.9816	平稳
T23	0.5766	1.9842	平稳
T24	0.3064	1.9845	平稳
T25	0.2184	1.9845	平稳
T26	-0.2399	1.9845	平稳
T27	1.2704	1.9812	平稳
T28	1.2862	1.9812	平稳
T29	1.7307	1.9812	平稳
T30	2.0523	1.9816	非平稳
T31	1.7116	1.9816	平稳
T32	1.8095	1.9818	平稳
T33	2.0155	1.9818	非平稳
T34	1.7523	1.9818	平稳
T35	1.2508	1.9822	平稳
T36	1.2006	1.9822	平稳
T37	0.8917	1.9822	平稳
T38	1.3794	1.9822	平稳
T39	0.8189	1.9822	平稳
T40	1.1243	1.9828	非平稳
T41	0.6616	1.9939	平稳
T42	0.6697	1.9939	平稳
T43	0.7028	2.0066	平稳
T44	1.1207	2.0066	平稳
T45	1.3840	2.0066	平稳
T46	2.1391	2.0066	非平稳
T47	0.9405	2.0066	平稳
T48	0.0294	2.0066	平稳
T49	-0.2500	2.0066	平稳
T50	-0.2617	2.0057	平稳

将模型拟合效果用拟合精度(似然函数值)和未知参数个数来衡量, AIC 准则(A-Information Critertion)将这两方面的加权函数值作为模型是否被接受的准则。对于零均值化后的数据  $\{\bar{x}_i\}$ , AIC 计算函数是

$$AIC(p, q) = N \ln \hat{\sigma}_e^2(p, q) + 2(p + q + 2) \quad (5)$$

式中:  $\hat{\sigma}_e^2(p, q)$  是残差方差。

表 2 为观测点 T47~T54 地表沉降的自回归-移动平均模型(ARMA 模型)阶数选择情况表。

表 2 自回归-移动平均模型阶数选择  
Table 2 Order selection of the autoregressive moving average model

观测点	p	q	AIC	观测点	p	q	AIC
T47	0	0	62.39	T48	0	0	73.87
	0	1	62.91		0	1	70.26
	0	2	42.34		0	2	62.10
	0	3	44.14		0	3	63.12
	1	0	61.68		1	0	67.63
	1	1	57.01		1	1	68.21
	1	2	44.09		1	2	63.55
	1	3	45.88		1	3	65.03
	2	0	44.28		2	0	65.87
	2	1	45.49		2	1	66.07
	2	2	45.75		2	2	62.43
	2	3	47.38		2	3	63.63
	3	0	45.12		3	0	64.06
	3	1	46.80		3	1	64.80
	3	2	47.58		3	2	63.48
3	3	49.30	3	3	64.96		
T49	0	0	36.92	T50	0	0	7.53
	0	1	34.48		0	1	9.36
	0	2	31.87		0	2	11.32
	0	3	33.46		0	3	3.54
	1	0	33.05		1	0	9.36
	1	1	34.02		1	1	11.14
	1	2	33.68		1	2	2.15
	1	3	35.06		1	3	-2.19
	2	0	33.01		2	0	11.35
	2	1	34.85		2	1	13.07
	2	2	34.81		2	2	3.06
	2	3	36.58		2	3	-2.26
	3	0	34.52		3	0	7.73
	3	1	35.65		3	1	-0.66
	3	2	36.58		3	2	1.32
3	3	30.91	3	3	-0.69		
T51	0	0	-7.89	T52	0	0	-31.507
	0	1	-6.25		0	1	-35.619
	0	2	-17.25		0	2	-42.570
	0	3	-17.37		0	3	-40.671
	1	0	-6.42		1	0	-38.454
	1	1	-5.11		1	1	-38.393
	1	2	-16.39		1	2	-40.639
	1	3	-17.43		1	3	-38.797
	2	0	-10.02		2	0	-40.138
	2	1	-10.80		2	1	-39.363
	2	2	-15.58		2	2	-40.646
	2	3	-16.08		2	3	-39.928
	3	0	-16.02		3	0	-39.805
	3	1	-15.57		3	1	-37.805
	3	2	-17.27		3	2	-40.568
3	3	-15.30	3	3	-39.411		
T53	0	0	-0.63	T54	0	0	-31.39
	0	1	-0.38		0	1	-32.59
	0	2	1.47		0	2	-30.61
	0	3	3.11		0	3	-29.18
	1	0	-0.13		1	0	-32.41
	1	1	1.51		1	1	-30.59
	1	2	2.66		1	2	-29.67
	1	3	4.48		1	3	-27.19
	2	0	1.29		2	0	-30.73
	2	1	3.23		2	1	-28.90
	2	2	3.66		2	2	-30.35
	2	3	4.99		2	3	-28.88
	3	0	3.19		3	0	-29.22
	3	1	4.30		3	1	-27.32
	3	2	4.29		3	2	-29.44
3	3	4.12	3	3	-33.73		

由表 2 可以看出, 对于不同参数  $p$  和  $q$ , 观测点 T47 的 AIC 值分别是 63.29, 62.91, ..., 49.30. AIC 极小值为 42.34, 对应的  $p$  和  $q$  分别为 0 和 2, 因而 T47 观测数据序列可选为 ARMA(0,2)模型。

类似地, 可以得到其它观测点的地表沉降时间序列模型。T48~T49 均可选 ARMA(0,2)模型[即 MA(2)模型]; T50 可选 ARMA(2,3)模型; T51 可选 ARMA(0,3)模型; T52 可选 ARMA(0,2)模型; T53 可选 ARMA(0,0)模型(观测点沉降只是随机数据); T54 可选 ARMA(3,3)模型(观测点沉降受到各方面的影响都较大)。

在确定了模型阶数之后, 可以计算相应时间序列模型的相关系数, 计算结果见表 3。

表 3 自回归-移动平均模型系数计算结果  
Table 1 Coefficient Results using the autoregressive moving average model

观测点	C	{a <sub>i</sub> }	{b <sub>j</sub> }
T47	0.004	—	0.101, 0.452
T48	0.004	—	0.203, 0.334
T49	2.9 × 10 <sup>-4</sup>	—	0.182, 0.238
T50	-0.025	-0.790, -0.338	0.961, 0.460, 0.390
T51	-0.0012	—	-0.070, 0.357, 0.161
T52	6.4 × 10 <sup>-4</sup>	—	-0.2396, 0.3177
T53	0.0000	—	—
T54	-0.1400	-1.686, -1.513, -0.491	1.614, 1.337, 0.246

## 4 地表沉降预测

### 4.1 预测公式

根据表 2, 可以得到 T47 和 T50 观测点在置信度 95%时的地表沉降预测公式(其它各点的预测公式与此类似):

$$X_{t,47} = 0.004 + \varepsilon_t + 0.101\varepsilon_{t-1} + 0.452\varepsilon_{t-2} \quad (6)$$

$$X_{t,50} = -0.1400 + \varepsilon_t - 1.686X_{t-1} - 1.513X_{t-2} - 0.491X_{t-3} + 1.614\varepsilon_{t-1} + 1.337\varepsilon_{t-2} + 0.246\varepsilon_{t-3} \quad (7)$$

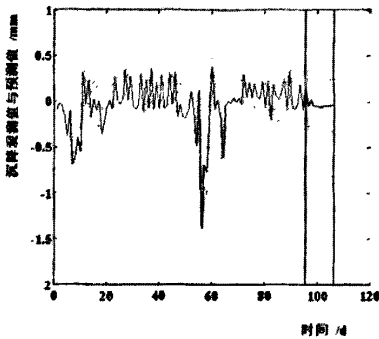
### 4.2 预测结果

下面以观测点 T47 的平稳时间序列为例, 说明地表沉降的预测结果。图 3 为 95%置信水平下原始数据与预测结果随时间的变化图形。

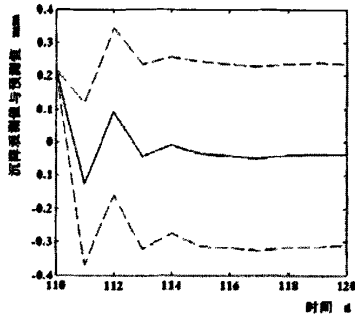
## 5 讨论

- (1) 本文所建立的自回归-移动平均模型尚未考虑暴雨、施工工况等方面突然变化对测试数据的影响。实际上, 本文方法经适当改进, 可用于建立直接考虑这些因素影响的时序模型、也可以分段建立突然变化因素前后的时序模型。

(2) 平稳性分析是对监测数据进行分析 and 预测的基础。本文研究时发现,很多数据并不是平稳序列,可以通过分段处理转化为分段平稳数据并使用本文方法进行研究。



(a) 地表沉降的观测值与预测值



(b) 图(a)中预测部分的放大图

图3 观测点 T47 地表沉降随时间变化的观测值与预测值  
Fig.3 Changes of surface settlement vs. time

(a) Initial and predicted values;

(b) Enlarged predicted part in (a)

(3) 对于季节变动因素引起的地表沉降,可以在本文工作的基础上,通过差分、取对数等方法建立相应的求和自回归滑动平均模型(Integrated Autoregressive Moving Average Model, 即 ARIMA 模型)。

(4) 由于施工环境的复杂性,地表沉降很难用统一的自回归-滑动平均模型进行描述。如何将土本构参数和施工参数有效地引入模型之中,还值得进一步研究。

## 6 结 语

(1) 本文在对原始数据进行零均值化处理和平稳性分析的基础上,建立了基坑开挖过程中地面沉降数据的自回归-移动平均模型。

(2) 由于环境影响因素很多,基坑不同位置时间序列的平稳性不同,在建立时间序列模型时必须分析这些数据的平稳性。

(3) 对于基坑开挖过程中的地面沉降,不同位置自回归-移动平均模型的类型和阶数都不相

同,将所得模型用于预测时必须考虑到监测位置的影响。

(4) 由于平稳性分析方法和时间序列模型的建立方法可以用于基坑工程其它监测数据的研究,本文成果对基坑动态设计和信息化施工等方面具有重要的参考价值。

## 参 考 文 献

- [1] 徐浩峰, 应宏伟, 朱向荣. 时间序列分析方法预报基坑支撑轴力[J]. 水利学报, 2004(1): 105-109.  
XU Hao-feng, YING Hong-wei, ZHU Xiang-rong. Time series analysis method for predicting supporting forces of excavation pit[J]. *Shuili Xuebao*, 2004(1): 105-109.
- [2] 尚岳全, 孙红月, 赵福生. 滑坡变形动态的自回归模型分析[J]. 岩土工程学报, 2000, 22(5): 628-629.  
SHANG Yue-quan, SUN Hong-yue, ZHAO Fu-sheng. ARMA model analysis of landslide deformation[J]. *Chinese Journal of Geotechnical Engineering*, 2000, 22(5): 628-629.
- [3] 王 杰, 张小平, 胡明亮. AR 模型在基坑工程预测中的应用[J]. 江苏建筑, 2009, (1): 49-52.  
WANG Jie, ZHANG Xiao-ping, HU Ming-liang. Autoregressive Model for the Prediction of Excavation Engineering[J]. *Jiangsu Construction*, 2009, (1): 49-52.
- [4] 张永兴, 彭 念, 徐 洪, 等. 温度影响下城市隧道衬砌裂缝扩展的时间序列分析[J]. 土木工程学报, 2009, 42(11): 109-114.  
ZHANG Yong-xing, PENG Nian, XU Hong, et al. Time series analysis of cracks in city tunnel lining under the effect of temperature[J]. *China Civil Engineering Journal*, 2009, 42(11): 109-114.
- [5] 赵燕容, 袁宝远. 基于小波的时序改进法在深基坑监测中的应用[J]. 岩土力学, 2008, 29(12): 3381-3386.  
ZHAO Yan-rong, YUAN Bao-yuan. A method based on time series improvement method of wavelet applied to deep foundation pit monitoring[J]. *Rock and Soil Mechanics*, 2008, 29(12): 3381-3386.
- [6] Vilhelm Jan, Rudajev V, Lokajicek T, Zivor R. Application of autocorrelation analysis for interpreting acoustic emission in rock[J]. *International Journal of Rock Mechanics and Mining Sciences*, 2008, 45: 1068-1081.
- [7] 缪海波, 殷坤龙, 柴 波, 等. 基于非平稳时间

- 序列分析的滑坡变形预测[J]. 地质科技情报, 2009, 28(4): 107-111.
- MIAO Hai-bo, YIN Kun-long, CHAI Bo, et al. Deformation prediction of landslide based on the analysis of non-stationary time series[J]. *Geological Science and Technology Information*, 2009, 28(4): 107-111.
- [8] 方永兵. 基于时间序列分析的地表沉降数据分析处理[J]. 山东理工大学学报(自然科学版), 2007, 21(5): 32-34.
- FANG Yong-bing. Analysis and processing of settlement data based on time series analysis[J]. *Journal of Shandong University of Technology (Natural Science Edition)*, 2007, 21(5): 32-34.
- [9] 刘 晓, 曾祥虎, 刘春宇. 边坡非线性位移的神经网络 - 时间序列分析[J]. 岩石力学与工程学报, 2005, 24(19): 3499-3504.
- LIU Xiao, ZENG Xiang-hu, LIU Chun-yu. Research on artificial neural network-time series analysis of slope nonlinear displacement[J]. *Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering*, 2005, 24(19): 3499-3504.
- [10] 王 卫, 杨志强, 杨建华, 等. 变形观测数据时间序列建模中的几个问题[J]. 地球科学与环境学报, 2008, 30(2): 214-217.
- WANG Wei, YANG Zhi-qiang, YANG Jian-hua, et al. Several important problems in time series modelling of deformation measurement Datum[J]. *Journal of Earth Sciences and Environment*, 2008, 30(2): 214-217.
- [11] 廖伙木, 董增川, 束龙仓, 等. 地下水位预报中的组合时间序列分析法[J]. 山东大学学报(工学版), 2008, 38(2): 96-100.
- LIAO Huo-mu, DONG Zeng-chuan, SHU Long-cang, et al. Combinative time series analysis method for the prediction of the groundwater level[J]. *Journal of Shandong University (Engineering Science)*, 2008, 38(2): 96-100.
- [12] 节 斌. 综合运用非线性回归和时间序列分析研究边坡变形[J]. 测绘科学, 2003, 28(3): 52-54.
- JIE Bin. Analytical study on slope deformation by applying nonlinear regression and time sequence[J]. *Science of Surveying and Mapping*, 2003, 28(3): 52-54.