

# 多点季节性变形监测资料分析和预报方法研究

江振<sup>1,2</sup>, 孙倩<sup>3,4</sup>, 胡俊<sup>4</sup>, 周雅雯<sup>5</sup>

(1. 江西省国土资源勘测规划院, 江西南昌 330000; 2. 武汉大学测绘遥感信息工程国家重点实验室, 湖北武汉 430079; 3. 宿迁学院, 江苏宿迁 223800; 4. 中南大学信息物理工程学院, 长沙麓山 410083; 5. 江西省地质调查研究院, 江西南昌 330030)

**摘要** 变形监测预报一直是变形测量的难点和重点, 其结果的好坏直接影响人类的生产和生活。特别是复杂的季节性变化, 往往给预报结果带来了波动性。提出了一种综合滑动平均去季节性和 SCGM(1, m) 模型的变形监测预报方法。该方法顾及了多点之间的空间关系, 也兼顾了由季节性引起的时间变化, 因此提高了预报的准确性。最后用美国南加州 GPS 网 (SCIGN) 提供的实测数据验证了该方法的可靠性。

**关键词** 变形监测; 季节性; SCGM(1, m) 模型; SCIGN 网

**中图分类号** P258 **文献标识码** A **文章编号** 0517-6611(2009)27-13371-03

## Analysis and Forecast Methods of the Series Seasonal Deformation Monitoring Data

JIANG Zhen et al (Land and Resources Surveying & Planning Institute of Jiangxi Province, Nanchang, Jiangxi 330000)

**Abstract** The forecast of transforms monitoring is always the difficulty of deformation measuring. Its results directly affect human production and life. Especially, the influences of season always bring fluctuate to the forecasting results. Therefore, a deformation monitoring prediction method of combining the method of moving average seasonal-removal with model was proposed. As considering the change caused by season as well as the special relation between the series data, the forecasting accuracy was improved. At last, the real data provided by SCIGN of the USA were used to valid the reliability of the proposed method.

**Key words** Deformation monitoring; Seasonal; SCGM(1, m) model; SCIGN

变形监测数据的处理和分析一直是工程测量的重要研究领域, 国际上也成立了各种专门从事变形分析的研究组织, 如国际大坝委员会、FIG 第 6 委员会变形测量研究组等。许多学者也都研究过这一问题<sup>[1-2]</sup>。随着变形监测技术的发展(如利用 GPS、InSAR 技术进行形变监测), 已经可以获得非常丰富的监测数据, 同时, 也要求改进变形监测数据处理和分析方法, 从而可以从监测数据中充分提取有用的信息。面对坍塌、滑坡、溃坝等地质灾害给人类生存所构成的巨大威胁, 人们认识到变形监测仅仅是手段, 而通过变形分析进行科学预报才是真正的目的。然而由于现实中季节因素(如温度、压力、降雨量、荷载等)的影响, 变形体的变形往往存在复杂的季节性波动, 这给监测序列的分析和预报带来了一定的难度。

虽然季节性波动比较复杂, 但同一季节往往具有相似的波动趋势<sup>[3]</sup>。针对季节性波动的这一特点, 笔者提出了一种用于季节性预测的数学模型。该模型先用“滑动平均去季节性波动”方法去掉观测序列中的季节性波动, 得到新的较平滑的数据序列; 然后用 SCGM(1, m) 云灰色模型对得到的比较平滑的数据序列建模; 得到 SCGM(1, m) 模型的还原预测结果后, 再根据“滑动平均去季节性波动”的逆过程恢复其季节性波动性。对具有强季节性序列也只需一次建模, 减少了建模次数。该方法从季节性序列的特点出发, 从机理上解决了这类序列的建模问题。笔者对其进行介绍, 并进行了实例分析。

### 1 系统云灰色预测模型 SCGM(1, m)

在实际系统中, 往往总有多因子或状态变量在系统的演变中发生联系或相互影响, 因而建立模型时, 应考虑这种影响<sup>[4]</sup>。1990 年问世的针对关联多因子对象的系统云灰色

预测模型(System Cloud and Its Grey Model), 即 SCGM(1, m) 预测模型就适合于这种情形的描述<sup>[5-6]</sup>。目前, SCGM(1, m) 模型广泛应用于城市规划、社会经济预测和控制领域的模式控制中。笔者将讨论 SCGM(1, m) 模型和 SCGM(1, m) 残差修正模型在边坡形变分析中的作用。以下简述 SCGM(1, m) 模型的建立过程。

(1) 模型的建立。设有含  $m$  个监测点, 共进行了  $n$  期观测的边坡系统, 其观测序列记为:

$$\{x_i^{(0)}(k)\} \quad (i=1, 2, \dots, m; k=1, 2, \dots, n)$$

均值序列记为:

$$\{\bar{x}_i^{(0)}(k) | \bar{x}_i^{(0)}(k) = \frac{1}{2}(x_i^{(0)}(k) + x_i^{(0)}(k-1))\}$$

$$(i=1, 2, \dots, m; k=2, \dots, n)$$

均值一阶累加生成序列为:

$$\{\bar{x}_i^{(1)}(k) | \bar{x}_i^{(1)}(k) = \sum_{k=2}^n \bar{x}_i^{(0)}(k)\}$$

$$(i=1, 2, \dots, m)$$

则 SCGM(1, m) 模型为:

$$\bar{X}^{\otimes(1)}(t) = A\bar{X}^{(1)}(t) + U \quad (t \geq 0) \quad (1)$$

其中:

$$\bar{X}^{\otimes(1)}(t) = \begin{bmatrix} d\bar{x}_1^{(1)}(t) \\ dt \\ d\bar{x}_2^{(1)}(t) \\ dt \\ \vdots \\ d\bar{x}_m^{(1)}(t) \\ dt \end{bmatrix}$$

$$A = \begin{bmatrix} a_{11} & a_{12} & \cdots & a_{1m} \\ a_{21} & a_{22} & \cdots & a_{2m} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ a_{m1} & a_{m2} & \cdots & a_{mm} \end{bmatrix}$$

$$U = \begin{bmatrix} u_1 \\ u_2 \\ \dots \\ u_m \end{bmatrix}$$

由积分生成变换(IGT)原理对(1)式两边左乘  $e^{-At}$  得:

$$e^{-At} [\bar{X}^{(1)}(t) - A\bar{X}^{(1)}(t)] = e^{-At} U \quad (2)$$

所以:

$$\frac{d}{dt} [e^{-At} \bar{X}^{(1)}(t)] = e^{-At} U \quad (3)$$

将(3)式在  $[0, t]$  区间上积分, 有:

$$e^{-At} \bar{X}^{(1)}(t) \Big|_0^t = \int_0^t e^{-At} U \quad (4)$$

整理后得:

$$\bar{X}^{(1)}(t) = e^{\hat{A}t} [(X^{(1)}(0) + \hat{A}^{-1} \hat{U})] - \hat{A}^{-1} \hat{U} \quad (5)$$

或者:

$$\bar{X}^{(1)}(k) = e^{\hat{A}(k-1)} [(X^{(1)}(0) + \hat{A}^{-1} \hat{U})] - \hat{A}^{-1} \hat{U} \quad (6)$$

(2)模型的求解。由(5)式可得:

$$\bar{X}^{(0)}(k) = \bar{X}^{(1)}(k) - \bar{X}^{(1)}(k-1) = e^{\hat{A}} \bar{X}^{(0)}(k-1)$$

其相应的误差方程式为:

$$V_{(n-2) \times m} = \bar{X}_{k-1}^{(0)} (e^{\hat{A}})_{(n-2) \times m}^T - \bar{X}_k^{(0)}_{(n-2) \times m}$$

其中:

$$\bar{X}_{k-1}^{(0)} = \begin{bmatrix} \bar{x}_1^{(0)}(2) & \bar{x}_2^{(0)}(2) & \dots & \bar{x}_m^{(0)}(2) \\ \bar{x}_1^{(0)}(3) & \bar{x}_2^{(0)}(3) & \dots & \bar{x}_m^{(0)}(3) \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ \bar{x}_1^{(0)}(n-1) & \bar{x}_2^{(0)}(n-1) & \dots & \bar{x}_m^{(0)}(n-1) \end{bmatrix}$$

$$\bar{X}_k^{(0)} = \begin{bmatrix} \bar{x}_1^{(0)}(3) & \bar{x}_2^{(0)}(3) & \dots & \bar{x}_m^{(0)}(3) \\ \bar{x}_1^{(0)}(4) & \bar{x}_2^{(0)}(4) & \dots & \bar{x}_m^{(0)}(4) \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ \bar{x}_1^{(0)}(n) & \bar{x}_2^{(0)}(n) & \dots & \bar{x}_m^{(0)}(n) \end{bmatrix}$$

由最小二乘原理可得:

$$e^{\hat{A}} = [(\bar{X}_{k-1}^T \bar{X}_{k-1})^{-1} \bar{X}_{k-1}^T \bar{X}_k]^T = \bar{X}_k^T \bar{X}_{k-1} (\bar{X}_{k-1}^T \bar{X}_{k-1})^{-1} \quad (7)$$

$$\hat{B} = X^{(1)}(1) + \hat{A}^{-1} \hat{U}$$

$$\hat{C} = \hat{A}^{-1} \hat{U}$$

则(5)式可以写为:

$$\bar{X}^{(1)}(k) = e^{\hat{A}(k-1)} \hat{B} - \hat{C} = [e^{\hat{A}(k-1)} - I] \begin{bmatrix} \hat{B} \\ \hat{C} \end{bmatrix} \quad (8)$$

设  $H_k = [e^{\hat{A}(k-1)} - I]$ , 由最小二乘可得:

$$\begin{bmatrix} \hat{B} \\ \hat{C} \end{bmatrix} = [ \sum_{k=2}^n H_k^T H_k ]^{-1} [ \sum_{k=2}^n H_k^T \bar{X}^{(1)}(k) ] \quad (9)$$

(3)模型的还原预测。由  $\bar{X}^{(0)}(k) = 0.5 [X^{(0)}(k) + X^{(0)}(k-1)]$  可得:

$$\begin{aligned} X^{(0)}(k) &= 2\bar{X}^{(0)}(k) - X^{(0)}(k-1) \\ &= 2\bar{X}^{(0)}(k) - 2\bar{X}^{(0)}(k-1) + X^{(0)}(k-2) \\ &= 2\bar{X}^{(0)}(k) - 2\bar{X}^{(0)}(k-1) + 2X^{(0)}(k-2) - \dots \end{aligned}$$

又由(5)式可得:

$$\bar{X}^{(0)}(k) = \bar{X}^{(1)}(k) - \bar{X}^{(1)}(k-1) = e^{\hat{A}(k-1)} (I - e^{-\hat{A}}) \hat{B} \quad (10)$$

所以:

$$\begin{aligned} X^{(0)}(k) &= 2\bar{X}^{(0)}(k) - 2\bar{X}^{(0)}(k-1) + 2X^{(0)}(k-2) - \dots \\ &= 2e^{\hat{A}(k-1)} (I - e^{-\hat{A}} + e^{-2\hat{A}} - e^{-3\hat{A}} + \dots) (I - e^{-\hat{A}}) \hat{B} \\ &= 2e^{\hat{A}(k-1)} (I + e^{-\hat{A}})^{-1} (I - e^{-\hat{A}}) \hat{B} \end{aligned}$$

从而 SCGM(1, m) 的还原解为:

$$X^{(0)}(k) = 2e^{\hat{A}(k-1)} (I + e^{-\hat{A}})^{-1} (I - e^{-\hat{A}}) \hat{B} \quad (11)$$

## 2 综合滑动平均去季节性和 SCGM(1, m) 模型

概括地说, “滑动平均去季节性波动” 法就是先计算季节指数, 然后用原始时间序列的各观测值除以其对应季节指数的方法<sup>[3]</sup>。它包括以下几个步骤。

(1) 计算一组时间序列  $x(i)$  中的“滑动平均值”。假设数据为  $n$  个, 时间序列的季节性波动周期为  $N$ ,  $MA$  为“滑动平均值”, 则:

$$MA(i + N - 12) = \frac{x(i) + x(i+1) + \dots + x(i + N - 1)}{N}$$

$$(i = 1, 2, \dots, n - N)$$

(2) 计算“中心滑动平均”  $CMA$ , 即取步骤(1)中 2 个“滑动平均”的均值:

$$CMA(i + N_2) = 12MA(i + N - 12) + MA(i + N + 12)$$

(3) 计算比例因子  $Ra$ 。用原始观测值除以其对应的“中心滑动平均”, 即:

$$Ra(i + N_2) = x(i + N_2) / CMA(i + N_2)$$

(4) 将序列中相同季节的比例因子 [由步骤(3)计算所得] 乘以 100 后取平均。

(5) 调整由步骤(4)计算的各季节的“平均比例”, 使其和等于  $100 \times N$ , 所得为“季节指数”。

(6) 用原始序列中的各观测值除以其对应的“季节指数”。

首先根据“滑动平均去季节性波动”方法先去掉原始数据中的季节性波动, 得到新的较平滑的数据序列; 然后用 SCGM(1, m) 云灰色模型对平滑后的数据序列建模; 得到 SCGM(1, m) 模型的还原预测结果后, 再乘以季节指数恢复其季节波动性, 这样就建立了兼有季节指数特点和 SCGM(1, m) 优点的模型。该混合模型的简要步骤如下。

(1) 用“滑动平均去季节性波动”方法去掉原始观测序列  $x(i)$  中的季节性波动, 得到新的较平滑的建模序列  $x'(i)$ , 假设季节指数为  $SI(k)$ , ( $k = 1, 2, \dots, N$ ), 则:

$$x'(i) = x(i) / SI(k)$$

其中,

$$k = \begin{cases} i \text{ mod } N & \text{当 } (i \text{ mod } N) \neq 0 \\ N & \text{当 } (i \text{ mod } N) = 0 \end{cases}$$

此处,  $(i \text{ mod } N)$  是取  $i$  除以  $N$  的余数。

(2) 用 SCGM(1, m) 对平滑后的序列  $x'(i)$  建模, 并作还原预测, 假设还原预测值为  $x'^{\$}(i)$ 。

(3) 把步骤(2)算得的还原预测值  $x'^{\$}(i)$  乘以其对应的季节指数  $SI(k)$ , 就得到混合模型的预测值  $x^{\$}(i)$ , 即  $x^{\$}(i) = x'^{\$}(i) SI(k)$ 。

## 3 实例分析

美国南加州 GPS 网(SCIGN)为世界上空间分辨率最高

的 GPS 网之一,由 250 个 GPS 台站组成<sup>[7]</sup>。笔者从 SCIGN 网络中挑选出了 4 个点作为研究对象,分别为 BRAN、CHIL、CITI、JPLM。把这 4 个点的数据下载下来作为原始数据。这些数据是 1996~2004 年由卫星观测所得,并且每天都有 1 个数据。为了方便起见,也为了后面去季节性和建模的需要,要把这些数据作 1 个月平均,使得每个月都只有 1 个数据。

用 SCGM(1, m)模型对去掉季节性波动影响的数据序列建模,并作还原预测,再把还原预测值乘以各自的季节指数,然后分析其预测精度。为了评价该方法,笔者也用其他 2 种方法进行建模:①取原始数据为原始序列,直接用 SCGM(1,

m)模型;②用已经去除了季节性的数据作为序列来建立 SCGM(1, m)模型[以下简称分组 SCGM(1, m)模型]。比较分组 SCGM(1, m)模型与去季节性波动 + SCGM(1, m)模型发现,虽然数据是离散的,但数据相互关联,存在较强的相关关系。在用分组 SCGM(1, m)模型时,由于隔点抽取数据,势必影响数据之间的相关关系,损失了不同季节观测值之间的相关信息,所以在用去季节性波动 + SCGM(1, m)模型处理后,放在一起建模,预报精度提高了很多。图 1 为点 BRAN、CHIL、CITI 和 JPLM 的 2005 年的预报值和实测值比较结果。

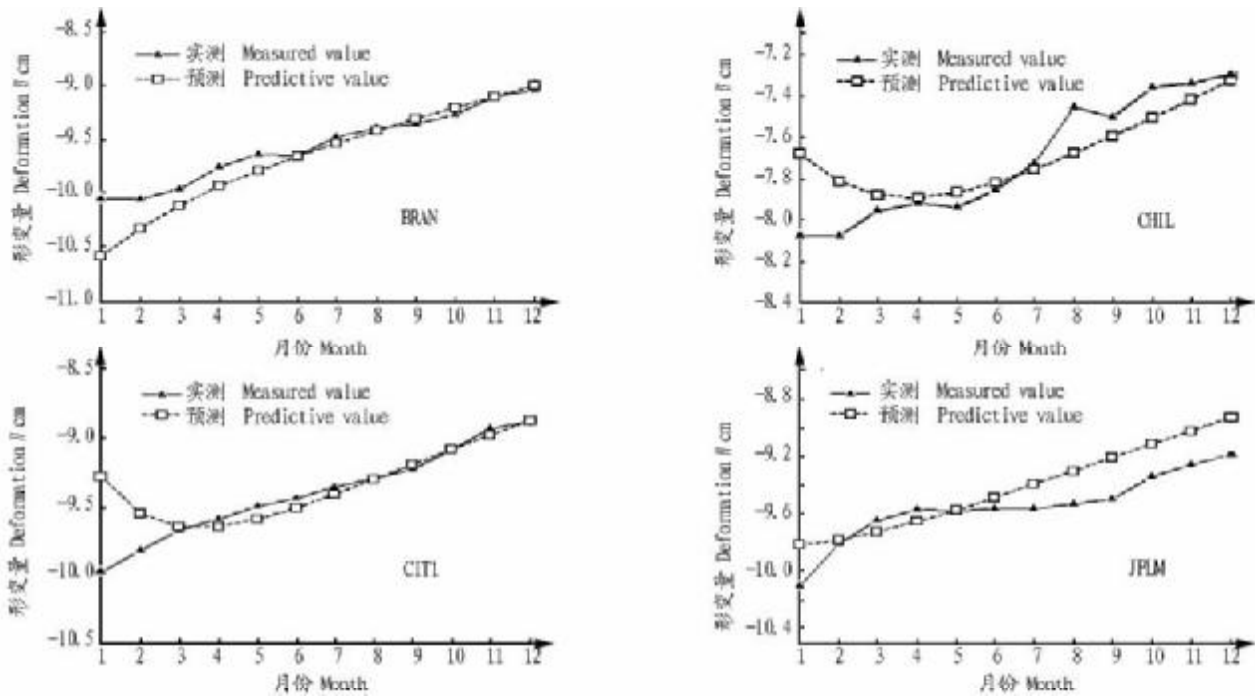


图 1 4 个点的预报值和真实值比较

Fig. 1 The comparison between the predictive value and the actual value at 4 points

#### 4 结论

系统地阐述了季节性变形监测资料的变形分析和变形预报的理论、方法与实例分析,顾及到空间和时间的关联信息和约束,对经过数据严密平差与变形几何分析所获得的变形有效估计——变形量作了全面系统的研究。针对单点或单时间序列作变形分析的不足,讨论了顾及空间点之间彼此关联信息的空间整体的变形分析方法,即建立滑动平均去季节性 + SCGM(1, m)综合模型。从而使单点局部的变形分析转向空间多点的变形分析,使变形分析具有整体性和时空性。

#### 参考文献

- [1] 尹晖,丁睿. 时序预测和灰色预测用于链子崖危岩体定点变形预报的研究[J]. 中国地质灾害与防治学报, 1996(S1): 49-55.
- [2] 篮悦明,王新洲. 灰色预测用于大坝水平变形预测的研究[J]. 武汉测绘科技大学学报, 1996, 21(4): 350-354.
- [3] WANG Q J, LIAO X H, ZHOU Y H, et al. Hybrid grey model to forecast monitoring series with seasonality[J]. Journal of Central South University of Technology, 2005, 12(5): 623-627.
- [4] 尹晖. 序列性变形观测数据分析的三种建模方法与比较[J]. 测绘信息与工程, 2000(3): 31-34.
- [5] 邓聚龙. 灰色系统理论教程[M]. 武汉:华中理工大学出版社, 1990.
- [6] 张曙红,陈绵云,戴德宝. 系统云灰色预测模型及其应用[J]. 佛山科学技术学院学报:自然科学版, 2001, 19(4): 11-16.
- [7] SCIGN 网的 GPS 数据[EB/OL]. <http://www.scign.org/>.

(上接第 13311 页)

(3) 河南野生槭树一年生苗木对光照的适应性表现出了较大的差异。房县槭、元宝枫、三角槭、茶条槭、飞蛾槭等苗木对全光照条件有着较强的适应性。其他 8 种槭树苗木在全光条件下都有程度不同的叶片焦边现象,尤以金钱槭、杈叶槭表现最为严重;而在 50% 遮阴条件下生长表现更好,其高生长与全光条件比均有不同程度的增长,叶片也表现正常。这就要求我们在野生槭树引种驯化和苗木生产过程中,进行适当的遮阴是必要的。

#### 参考文献

- [1] 徐廷志. 槭树科的地理分布[J]. 云南植物研究, 1996, 18(1): 43-50.
- [2] 徐廷志. 云南槭树红叶观赏植物资源开发利用[J]. 中国野生植物资源, 1989(3): 10-12.
- [3] 魏克循. 河南土壤地理[M]. 郑州:河南科学技术出版社, 1995.
- [4] 欧阳志勤,苏文华,张光飞. 稀有植物云南金钱槭种子萌发特性的研究[J]. 云南植物研究, 2006, 28(5): 509-514.
- [5] 国家林业局国有林场和林木种苗工作总站. 中国木本植物种子[M]. 北京:中国林业出版社, 2001.
- [6] 石柏林,吴家森,钟泰林. 6 种槭树属植物种子特性及其发芽试验[J]. 浙江林业科技, 2006, 26(3): 38-40.
- [7] 李冬林,王宝松,韩杰峰,等. 观赏槭树的苗期试验初报[J]. 江苏林业科技, 2007, 34(1): 10-14.