

应用贝叶斯动态模型的地基沉降概率分析与预测

魏冠军^{①②}, 党亚民^{①③}, 章传银^{①③}

(^①山东科技大学, 山东青岛 266510; ^②兰州交通大学, 兰州 730070; ^③中国测绘科学研究院, 北京 100039)

【摘要】考虑到地基沉降预测模型中参数的时变特性及预测结果的可靠性, 本文提出地基沉降概率预测方法: 运用贝叶斯动态模型建立地基沉降过程的状态方程和观测方程, 利用参数先验信息并结合含有噪声的前期沉降观测数据, 对沉降状态参数进行 Bayes 后验概率推断, 通过不断的“概率预测-修正”递推运算, 获得最优沉降状态概率估计来预测地基沉降量。数值实例结果表明, 与其他预测方法相比较, 本文的方法是可行有效的。

【关键词】贝叶斯估计; 先验信息; 卡尔曼滤波; 极大似然估计; 动态线性模型; 沉降预测

【中图分类号】P207.1

【文献标识码】A

【文章编号】1009-2307(2012) 02-0052-03

1 引言

在工程建设实践中, 地基受到荷载的增加、施工进度、周边环境等因素的影响, 导致地基不同程度的变形沉降。目前, 土体固结理论尚不完善, 还不能从理论上精确计算建筑物地基的沉降量^[1], 因此由前期实测沉降数据来预测地基沉降显得尤为重要。许多学者在这方面研究取得了不少的成果^[2-4], 如指数法、双曲线法、Asaoka 法、时间序列法、灰色预测法及神经网络法等。这些方法在运用于沉降监测序列数据分析与预测时, 存在一定的限制。比如逐次回归分析法基本上是静态的数据模型, 很难反映出地基受力随时间变化的过程; 时间序列分析法适合于具有随机性的平稳数据序列的预报; 灰色模型适合于具有强趋势性数据序列的预报; 神经网络法样本需求量很大, 而沉降观测样本量有限。因此用这些预测方法得到的结果与实测结果存在着一定的误差, 不能很好地反映建筑物的沉降发展规律。此外这些方法大多是离线预测, 不能进行即时预报与监控。

过程的 Bayes 预测是英国统计学家 P. J. Harrison 和 C. F. Stevens 由于预测突发事件的需要于 1976 在英国皇家统计学会上首次提出^[5], 能依据先验信息和样本信息推断后验信息进行建模预报, 具有许多优点: ①它不需要平稳性的假设; ②它不仅依赖样本数据, 也依赖专家经验; ③能依据后验分布给出预测值的置信区间; ④它能够进行实时在线的预测。该方法^[6-11]已成功用于大坝变形分析、经济预测及其他等领域。本文利用 Bayes 预测理论建立沉降过程的 Bayes 动态线性预测模型, 根据对沉降状态参数的 Bayes 后验估计来预测未来的沉降量。实例计算表明, 与传统分析方法相比较, 表明该方法是可行且有效的。

2 贝叶斯预测

Bayes 预测的一般模式是: 先验信息 + 样本信息 \Rightarrow 后验信息。在一般情况下, 将研究对象(或系统)的过程用状态方程和观测方程来描述建立 Bayes 动态线性模型, 状态方程反映系统随时间的变化情况, 表示系统内部的动态变化

和随机扰动, 观测方程是反映测量数据如何依赖于当前系统的状态参数。通常建立如下形式的动态线性模型:

$$\text{观测方程 } y_t = F_t \theta_t + v_t, \quad v_t \sim N[0, V_t] \quad (1a)$$

$$\text{状态方程 } \theta_t = G_t \theta_{t-1} + \omega_t, \quad \omega_t \sim N[0, W_t] \quad (1b)$$

式中, $t = 1, \dots, n$, y_t 表示 t 时刻的 m 维观测向量数据; θ_t 描述系统在 t 时刻状态的 p 维未知参数; F_t 是 $m \times p$ 阶用于描述测量数据与系统状态参数间的系统关系的矩阵; G_t 是 $p \times p$ 阶状态转移矩阵; v_t 和 ω_t 分别是观测误差和状态误差的随机变量(噪声), 它们各自独立且相互独立; 对观测误差, 常属于正态分布; 上式中的 $v_t \sim N[0, V_t]$ 和 $\omega_t \sim N[0, W_t]$ 分别表示为零均值, 方差为 V_t 和 W_t 的正态分布, F_t 和 G_t 是与 θ_t 无关的随时间变化的, 不同时刻有不同的值。

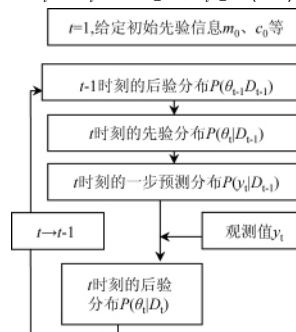


图 1 贝叶斯预测的递推算法

记 $D_t = \{y_t, D_{t-1}\} = \{y_t, y_{t-1}, \dots, y_1, D_0\}$ 是 t 时刻所有有效信息的集合, 上述模型在求解时, 需要有初始信息 θ_0 以及对干扰 v_t 和 ω_t 的先验分布, 然后按测量数据, 计算后验信息, 这一步求得的后验分布又是下一步先验分布, 构成一个递推过程, 如图 1 所示。

3 基于贝叶斯动态模型的沉降概率预测

3.1 地基沉降贝叶斯动态预测模型的建立

设在 t 时刻, Y_t 为沉降观测值向量, X_t 为地基的位置(相对某一基准面), v_t 为观测误差, 建立如下的沉降观测方程:

$$Y_t = X_t + v_t, \quad v_t \sim N[0, V_t] \quad (2a)$$

而实际上, 建筑物的地基沉降过程是一个复杂的动态变化过程, 随着上部荷载的增加及其他因素的影响, 地基的位置在动态变化, 以 β_t 表示 t 时刻的状态变化量, 建立如下的沉降状态方程:

$$X_t = X_{t-1} + \beta_{t-1} + w_{t,1}, \quad w_{t,1} \sim N[0, \sigma_x^2] \quad (2b)$$

$$\beta_t = \beta_{t-1} + w_{t,2}, \quad w_{t,2} \sim N[0, \sigma_\beta^2] \quad (2c)$$

式中: $w_{t,1}$ 和 $w_{t,2}$ 均为状态的噪声。

若令:

$$F = [1 \ 0], \quad G = \begin{bmatrix} 1 & 1 \\ 0 & 1 \end{bmatrix},$$

$$\theta_t = \begin{bmatrix} X_t \\ \beta_t \end{bmatrix}, \quad W = \begin{bmatrix} \sigma_x^2 & 0 \\ 0 & \sigma_\beta^2 \end{bmatrix}$$

则上面的沉降观测与状态方程可表示如下:

$$Y_t = F \theta_t + v_t, \quad v_t \sim N[0, V_t] \quad (3a)$$



作者简介: 魏冠军(1976-), 男, 甘肃庄浪人, 博士研究生, 讲师, 研究方向: 误差理论与测量数据处理。
E-mail: wchampion@sina.com

收稿日期: 2010-11-02
基金项目: 国家 863 重点项目(2009AA121400)

$$\theta_t = G\theta_{t-1} + \omega_t \quad \omega_t \sim N[0, W] \quad (3b)$$

式中: F 和 G 表示常数矩阵, θ 为沉降状态参数。

3.2 地基沉降贝叶斯动态预测模型的求解

沉降量贝叶斯动态预测模型如(3)式所示,在求解时,需要有初始信息 θ_0 以及对干扰 v_t 和 ω_t 的先验分布。初始先验采用无信息先验,利用极大似然估计的方法^[9]可以求 V , σ_x^2 , σ_β^2 。然后按测量数据,计算后验信息,这一步求得的后验分布又是下一步先验分布,构成一个递推过程。在求得初始信息以后,沉降量贝叶斯动态预测模型可以用经典卡尔曼滤波的方法进行递推求解^[9],其解算步骤如下:

①假设 $t-1$ 时刻状态的后验分布 $(\theta_{t-1} | y_{1:t-1}) \sim N[m_{t-1}, C_{t-1}]$; ② t 时刻状态的先验分布 $(\theta_t | y_{1:t-1}) \sim N[a_t, R_t]$, 式中: $a_t = E(\theta_t | y_{1:t-1}) = Gm_{t-1}$, $R_t = Var(\theta_t | y_{1:t-1}) = GC_{t-1}G' + W$; ③预测一步预测分布 $(y_t | y_{1:t-1}) \sim N[f_t, Q_t]$, 式中: $f_t = E(y_t | y_{1:t-1}) = Fa_t$, $Q_t = Var(y_t | y_{1:t-1}) = FR_tF' + V_{tt}$; ④ t 时刻状态的后验分布 $(\theta_t | y_{1:t}) \sim N[m_t, C_t]$, 式中: $m_t = E(\theta_t | y_{1:t}) = a_t + R_tF'Q_t^{-1}e_t$, $C_t = Var(\theta_t | y_{1:t}) = R_t - R_tF'Q_t^{-1}FR_t$, $e_t = y_t - f_t$ 为一步预测误差; ⑤向前 K 步的预测: 设 $a_i(0) = m_t$, $R_i(0) = C_t$, 对于 $k \geq 1$, 状态与预测的 k 步预测为:

第 K 步的状态预测: $(\theta_{t+k} | y_{1:t}) \sim N[a_i(k), R_i(k)]$, 式中: $a_i(k) = G_{t+k}a_{t,k-1}$, $R_i(k) = G_{t+k}R_{t,k-1}G_{t+k}' + W_{t+k}$;

第 K 步的观测预测: $y_{t+k} | y_{1:t} \sim N[f_i(k), Q_i(k)]$, 式中: $f_i(k) = F_{t+k}a_i(k)$, $Q_i(k) = F_{t+k}R_i(k)F_{t+k}' + V_{t+k}$;

根据 HPD 区域的定义^[8], 对于第 k 步的观测值的 90% 预测区间为 $[f_i(k) - 1.645Q_i(k)^{1/2}, f_i(k) + 1.645Q_i(k)^{1/2}]$ 。

4 数值试验与分析

采用本文建立的沉降贝叶斯动态预测模型,以文献^[3]中的沉降数据为例,如表 1 所示。

表 1 建筑物沉降原始观测数据

期号	观测值	期号	观测值	期号	观测值	期号	观测值	期号	观测值
1	0.00	8	-13.90	15	-33.35	22	-37.60	29	-39.65
2	-0.70	9	-16.90	16	-35.40	23	-37.60	30	-40.70
3	-1.85	10	-19.25	17	-37.10	24	-38.40	31	-40.45
4	-3.00	11	-21.60	18	-36.90	25	-38.50	32	-40.65
5	-4.60	12	-23.30	19	-36.80	26	-38.00	33	-40.85
6	-5.55	13	-24.85	20	-37.40	27	-38.45	34	-40.70
7	-6.55	14	-28.80	21	-37.70	28	-39.05	35	-40.75

对于沉降观测而言,量测噪声与状态噪声可以认为是彼此独立的均值为零的白噪声,并假设观测误差不随时间变化,即 $V_t = V$ 。初始先验采用无信息先验,利用极大似然估计的方法^[9]可以求出 V 、 σ_x^2 、 σ_β^2 。用前 35 期观测数据用来拟合模型,由图 2 可以看出,贝叶斯一步向前预测曲线与原

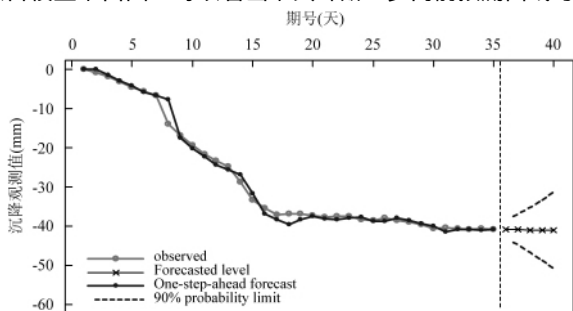


图 2 沉降量贝叶斯拟合与预测图

表 2 36-40 期实测值与贝叶斯、时间序列预测值对比分析

期号	实测值 (mm)	贝叶斯动态模型预测结果			时间序列预测结果 ^[13]		
		预报值 (mm)	90%的预报值置信区间	一步预测方差	相对误差	预报值 (mm)	相对误差
36	-40.95	-40.82	[-43.15, -38.48]	2.012	0.32%	-40.96	0.02%
37	-41.00	-40.89	[-44.91, -36.88]	5.957	0.26%	-41.09	0.20%
38	-41.20	-40.96	[-46.77, -35.15]	12.479	0.58%	-41.10	0.25%
39	-41.33	-41.03	[-48.78, -33.28]	22.222	0.72%	-41.14	0.46%
40	-41.30	-41.10	[-50.95, -31.26]	35.831	0.47%	-41.52	0.53%

始沉降序列曲线走势基本一致,吻合较好,这验证了沉降量贝叶斯动态模型的一步向前预测具有高的精度。

为了验证沉降量贝叶斯预测模型向前预报的效果,对该监测点的 36-40 期沉降量进行预报,并与实测值以及文献^[3]中时间序列预报的结果进行对比,结果如表 2 所示。从表 2 可以看出: ①沉降量贝叶斯动态预测模型预报结果与时间序列方法预测结果基本一致,与实测值较为接近,沉降量预报值与实测值绝对误差均小于 1mm,说明预测精度比较高; ②贝叶斯预测方法在给出一步预测值的同时,还预测出该值的 90% 置信区间,即预测值的可靠性区间,相对于时间序列预测来说,包含了更多的信息量,使得工程决策可以考虑预测值的可靠性,在实际工程应用中具有一定的参考价值; ③由于在预测的过程中,预测误差没有逐步修正,所以一步预测方差随预测的步长增加而增大,同时预测的置信区间范围也随之扩大。因此在实际沉降分析中应及时输入实测值进行误差修正,预测的效果会更好。

5 结束语

①与传统的预测方法相比,本文用贝叶斯动态模型方法建立沉降量的后验概率分布来预测沉降量是可行有效的,所得结果包含了更为丰富的信息,用参数的分布代替了特定的估计值(一个常数),显然更为合理; ②由于 Bayes 动态线性模型采用时变的状态参数,能较好地把握沉降系统随时间演变的过程,克服了常规静态模型的缺陷,根据沉降状态参数的后验分布可方便计算出沉降未来时刻的预测分布,这包含了比传统单一预测值丰富得多的信息,因而更有利于下一步工程施工的决策; ③本文只是用一个沉降观测点的数据来说明该方法的可行性,在实际工程应用中,可以利用全部沉降点的数据建立多变量的 Bayes 预测模型,并考虑在线预测,以提高预测的精度。

参考文献

[1] 刘新民,李战胜,宋建学. 以前期沉降观测反演参数预测建筑沉降 [J]. 河南大学学报(自然科学版), 2009, 39(6): 649-652.

[2] 钟才根,丁文其,王茂和. 神经网络模型在高速公路路基沉降预测中的应用 [J]. 中国公路学报, 2003, 16(2): 31-34.

[3] 兰孝奇,杨永平,等. 建筑物沉降的时间序列分析与预报 [J]. 河海大学学报(自然科学版), 2006, 34(4): 426-429.

[4] 张仪萍,俞亚南,等. 沉降预测中的灰色模型理论与 Asaoka 法 [J]. 系统工程理论与实践, 2002, (9).

[5] (US) West M, (UK) Harrison P.J. Bayesian Forecasting and Dynamic Models [M]. (下转第 90 页)

地标要素; 而 OpenKmlFile 是加载文件路径, 可以满足多个地理要素添加功能, 是最常用的加载方式, 不妥之处在于它在每修改一次都会加载一次, 在文件处理较频繁和量大时处理速度慢。

本文实现了航线修改, 情形见如图 5, 偏移 10m, 右移, 可以看到与原始位置有明显偏移, 从而实现了 GE 中航线的可视化便利修改。

4 结束语

无人机技术是当今世界上的热门高新技术, 跨出军用领域, 在民用商中也迅速发展, 在遥感影像, 数据航拍, 地理信息采集, 政府职能等多个方面应用广泛。本文从 Google Earth 的三维数据的角度上, 以它的组件 API 为基础, 描述航线的编码规划和修改编辑功能, 以新的方式阐述用 Google Earth 作为无人机地面控制台的新理论技术, 下一步研究方向在于航线的定制性和多任务性, 相信无人机控制技术会为社会提供巨大的现实效益。

Research on smart unmanned aerial vehicle encoding

Abstract: At present, smart unmanned aerial vehicle stays the initial but rapid development step in China. The control to it reflects in not only its hardware, but also the operation and control skills. The article summarized the smart unmanned aerial vehicle flight control in the range of "world range" with the basic of Google's 3D data based on Google Earth COM API and KML. It mainly described the methods and display of airline and airpoint, offered convenient "add-edit-modify-delete" functions for airline and truly gave a well projection for the flight control of present smart unmanned aerial vehicle.

Key words: Google Earth COM; smart unmanned aerial vehicle; airline; flight control; KML API

AO Jie-gang, WU Qi-wen (Faculty of Architectural and Surveying Engineering, Jiangxi University of Science and Technology, Jiangxi Ganzhou 341000, China)

参考文献

- [1] Google Earth COM API Documentation [DB/OL]. <http://earth.google.com/comapi>. 2010.
- [2] KML 文档 [DB/OL]. <http://code.google.com/intl/zh-CN/apis/kml/documentation/>.
- [3] 马俊, 等. 基于 Google Earth 的人机交互平台设计 [J]. 应用科技, 2010, 37(7): 7-8.
- [4] 袁建东. 基于 Google Earth 的车载 GPS 导航定位的设计与实现 [D]. 西安: 西安科技大学硕士论文, 2009.
- [5] 唐勇, 等. 基于 Google Earth 的三维航迹监视及六自由度飞行仿真 [J]. 计算机运用, 2009, 29(12).
- [6] 张玉杰, 等. 飞机航迹仿真系统的设计与实现 [J]. 测绘科学, 2010, 35(4).
- [7] 马跃, 等. 基于 Google Maps API 的车辆监控管理系统设计与实现 [J]. 计算机与现代化, 2010, (2).

(上接第 53 页)

New York: Springer-Verlag, 1989: 1-99.

- [6] 汪树玉, 刘国华, 等. 大坝监测分析中的贝叶斯动态模型 [J], 水利学报, 1998, (7): 73-77.
- [7] 樊红东, 胡昌华, 丁力. 基于贝叶斯动态模型的某器件性能预测 [J]. 光电与控制, 2006, 13(1).
- [8] 张孝令, 刘福升, 等. 贝叶斯动态模型及其预测 [M]. 济南: 山东科技出版社, 1992.

- [9] Giovanni Petris, Sonia Petrone, Patrizia Campagnoli. Dynamic Linear Models with R [M]. New York: Springer-Verlag, 2009.
- [10] 王永和, 李珍玉, 等. 地基沉降修正系数的 Bayes 概率推断 [J]. 岩土力学, 2009, 30(2): 323-327.
- [11] KOCH K R. Bayesian Inference with Geodetic Appliances [M]. Berlin: Springer-Verlag, 1990.

Foundation settlement probability analysis and prediction based on Bayes dynamic linear model

Abstract: Taking into account the time-varying characteristics of parameters in foundation settlement prediction model and the reliability of prediction result, the paper proposed the probability method of foundation settlement predication. State equation and observation equation of foundation settlement were established by using Bayesian dynamic model. Combining parameters prior information with the early settlement observation data containing noise, the settlement state parameters were deduced with Bayes Posterior Probability. Optimal settlement state estimation used continuous Probability Forecast-Fixed recursion operator to predict the probability of foundation settlement. Numerical example showed that compared with other prediction methods, the method of Bayesian dynamic model was feasible and effective.

Key words: Bayes estimation; prior information; Kalman filter; maximum likelihood estimation; dynamic linear model(DLM); settlement prediction

WEI Guan-jun^{①②}, DANG Ya-min^{①③}, ZHANG Chuan-ying^③ (①Shandong University of Science and Technology, Shandong Qingdao 266510, China; ②Lanzhou Jiaotong University, Lanzhou 730070, China; ③Chinese Academy of Surveying and Mapping, Beijing 100039, China)