

文章编号: 1000-7598-(2013) 08-2393-08

基于 MCMC 法的非饱和土渗流参数随机反分析

左自波^{1,2}, 张璐璐^{1,2}, 程 演^{1,2}, 王建华^{1,2}, 何 晔^{1,2}

(1. 上海交通大学 船舶海洋与建筑工程学院, 上海 200240; 2. 上海交通大学 海洋工程国家重点实验室, 上海 200240)

摘 要: 基于贝叶斯理论, 以马尔可夫链蒙特卡罗方法 (Markov chain Monte Carlo Simulation, MCMC 法) 的自适应差分演化 Metropolis 算法为参数后验分布抽样计算方法, 建立利用时变测试数据的参数随机反分析及模型预测方法。以香港东涌某天然坡地降雨入渗测试为算例, 采用自适应差分演化 Metropolis 算法对时变降雨条件下非饱和土一维渗流模型参数进行随机反分析, 研究参数后验分布的统计特性, 并分别对校准期和验证期内模型预测孔压和实测值进行比较。研究结果表明, DREAM 算法得到的各随机变量后验分布标准差较先验分布均显著减小; 经过实测孔压数据的校准, 模型计算精度很高, 校准期内 95% 总置信区间的覆盖率达到 0.964; 验证期第 2~4 个阶段 95% 总置信区间的覆盖率分别为 0.52、0.79 和 0.79, 模型预测结果与实测值吻合程度较高。

关 键 词: 非饱和土; 渗流; 蒙特卡罗方法; Metropolis 算法; 反分析

中图分类号: TU 443

文献标识码: A

Probabilistic back analysis of unsaturated soil seepage parameters based on Markov chain Monte Carlo method

ZUO Zi-bo^{1,2}, ZHANG Lu-lu^{1,2}, CHENG Yan^{1,2}, WANG Jian-hua^{1,2}, HE Ye^{1,2}

(1. School of Naval Architecture, Ocean and Civil Engineering, Shanghai Jiaotong University, Shanghai 200240, China;

2. State Key Laboratory of Ocean Engineering, Shanghai Jiaotong University, Shanghai 200240, China)

Abstract: Based on the Bayesian theory, a probabilistic back analysis method using time-varying measurement data is established. The back calculated posterior distributions are determined using the Markov chain Monte Carlo method (MCMC) with the differential evolution adaptive Metropolis algorithm. In this paper, a case study of a well instrumented natural terrain is presented. The deterministic model for pore-water pressure evaluation is an analytical model. Field measurements of pore-water pressure are used to calibrate the unsaturated parameters of the deterministic model. Statistical properties of the posterior distributions are presented and discussed. It is found that the posterior standard deviations of the six parameters are all greatly reduced. The predicted and measured pore-water pressures during the calibration period and the validation period are compared. The coverage of the 95% total uncertainty bounds is estimated to be 0.964 for the calibration period, during which the field measured pore pressures are used to back analyze the input parameters. For periods 2 to 4 of the validation period, the coverage by the 95% total uncertainty bounds are 0.52, 0.79 and 0.79, respectively. These results indicate an overall good performance by the calibrated model.

Key words: unsaturated soil; seepage; Monte Carlo method; Metropolis algorithm; back analysis

1 引 言

全球许多地区由强降雨引发的滑坡灾害十分普遍^[1-2], 据统计, 中国大陆 20 世纪 80 年代以来所发生的大型灾害性滑坡, 近 50% 为强降雨直接接触^[3]。降雨诱发的滑坡给国民经济和人民生命财产造成了巨大损失。开展对降雨诱发滑坡的预测预报

研究, 将灾害造成的损失减少到最低, 具有十分重要的现实意义和巨大的经济效益。

天然岩土体性质极其复杂, 计算模型参数不易确定, 边界条件也很难选取, 使传统的正分析方法的计算结果与工程实际测量数据难以一致或接近。近年来, 国内外研究者考虑参数变异性、模型自身误差、量测误差等不确定性因素的影响, 采用随机

收稿日期: 2012-06-25

基金项目: 国家自然科学基金资助 (No. 41172252); 上海市青年科技启明星计划资助 (No. 12QA1401800); 中组部青年拔尖人才计划资助 (2012 年)。

第一作者简介: 左自波, 男, 1986 年生, 硕士研究生, 主要从事岩土工程方面的研究。E-mail: zuobo2008@yahoo.cn

通讯作者: 张璐璐, 女, 1978 年生, 博士, 副教授, 主要从事岩土工程可靠性, 滑坡与边坡工程的研究与教学工作。E-mail: lulu_zhang@sjtu.edu.cn

反分析方法,对岩土体力学特性参数和模型自身误差进行了反演计算,取得了大量有价值的成果^[4-5]。例如,Ledesma等^[6]考虑参数先验分布和测量误差的影响对极大似然法的目标函数进行修正,并对隧道和大型地下工程的围岩弹性模量和初始侧压力系数进行了反分析。袁勇等^[7]推导了极大似然法与贝叶斯法和最小二乘法的关系。黄宏伟^[8]提出了考虑荷载、变形不确定性的贝叶斯广义参数反分析。陈斌等^[9]基于信息理论,针对传统贝叶斯法中观测信息与先验信息不匹配的缺陷,引入匹配系数,将现场量测信息和先验信息有机地结合起来,克服了传统贝叶斯法的不足。高玮等^[10]从岩土材料弹塑性本构模型的通式出发,把本构模型类内识别问题转化成参数辨识问题,并采用免疫进化规划仿生算法进行了弹塑性模型类内识别研究。郑桂兰等^[11]基于渗流场的随机有限元分析方法,结合变尺度优化算法和广义 Bayes 法,建立了渗透系数的随机反演方法。

针对边坡稳定性相关的参数反分析和模型辨识问题,Gilbert等^[12]用离散分布近似土性参数的连续性概率分布,利用边坡失稳信息,用贝叶斯更新法对抗剪强度参数进行了概率反分析。Cheung等^[13]根据1984—1996年间香港地区开挖边坡实际发生滑坡概率的统计值,采用贝叶斯法建立了边坡稳定可靠度指标的校准值与失稳概率计算值的关系曲线。Luckman等^[14]采用贝叶斯法对香港某滑坡的地下水位和土体强度参数进行了反分析。张洁等^[15]基于系统辨识方法提出了边坡稳定性概率反分析方法。张璐璐等^[16]建立了边坡失稳信息同时反演边坡强度参数和模型误差的概率反分析方法,采用马尔可夫链蒙特卡罗方法 Metropolis 算法对多层土体抗剪强度参数同时进行反分析,有效地解决了边坡反分析中多参数反演问题。

上述边坡随机反分析研究中,大多数利用边坡失稳与否信息进行参数反分析和模型误差辨识。降雨对边坡稳定性的影响主要在于改变了土体内孔隙水压力,因此,渗流计算模型的预测精度成为影响边坡稳定性分析可靠性的首要问题。目前,渗流参数随机反分析研究主要集中在土壤学和水文学领域,一般是利用流域多年观测数据对降水-产流模型和地下水渗流模型进行参数反演分析^[17],此外还有利用室内渗流试验反演计算土-水特征曲线和渗透曲线参数^[18]。就整体而言,目前有关非饱和土渗流特性参数的随机反分析研究,特别是利用时变监测数据进行非饱和土参数随机反分析的研究还很欠缺。本文基于贝叶斯理论,提出了利用时变数据的

参数随机反分析方法。以香港东涌某自然坡地降雨入渗测试工程为算例,采用马尔可夫链蒙特卡罗 (Markov chain Monte Carlo Simulation, MCMC) 方法的自适应差分演化 Metropolis 算法进行参数随机反分析,研究了参数后验分布的统计特性,并分别对校准期和验证期内模型预测值和实测值进行了比较分析,评价了模型误差和预测精度。

2 基于贝叶斯理论的概率随机反分析

2.1 贝叶斯理论简介

令 θ 为一连续型分布的随机变量,其先验概率密度函数为 $f'(\theta)$,由贝叶斯原理可得 θ 的后验概率密度函数 $f''(\theta)$ 为

$$f''(\theta) = kL(\theta)f'(\theta) = kf(y|\theta)f'(\theta) \quad (1)$$

式中: k 为概率密度函数的归一化系数, $L(\theta) = f(y|\theta)$ 为给定 θ 值时观测结果为 y 的可能性,称为似然函数。

2.2 利用时变实测数据的参数随机反分析方法

定义 $q = G(\theta)$ 为计算模型,其中 θ 为随机参数向量, q 为计算模型的预测值。考虑到模型自身和参数的不确定性,模型预测值 q 与现场观测值 y 存在差别。定义误差 ε 为观测值 y 与模型预测值 q 的差值:

$$y = G(\theta) + \varepsilon \quad (2)$$

假设模型误差 ε 满足正态分布,则 ε 的概率密度函数为

$$h(\varepsilon) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_\varepsilon} \exp\left(-\frac{(\varepsilon - \mu_\varepsilon)^2}{2\sigma_\varepsilon^2}\right) \quad (3)$$

式中: μ_ε 为 ε 的均值; σ_ε 为 ε 的标准差。

由式(2)、(3),则现场观测值 y 对应的似然函数为条件概率密度:

$$f(y|\theta) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_\varepsilon} \exp\left(-\frac{(y - G(\theta) - \mu_\varepsilon)^2}{2\sigma_\varepsilon^2}\right) \quad (4)$$

假设随机参数向量 θ 满足已知的先验分布 $f'(\theta)$,该分布信息可通过试验结果或同类土性参数的历史数据获得。由贝叶斯公式,可得 θ 的后验概率密度函数:

$$f''(\theta) = f(\theta|y) = kf(\theta) \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_\varepsilon} \exp\left(-\frac{(y - G(\theta) - \mu_\varepsilon)^2}{2\sigma_\varepsilon^2}\right) \quad (5)$$

由式(5)可见,有观测数据时可通过贝叶斯的

方法求得随机参数向量的后验联合分布。

考虑模型观测值 y 随时间变化, 即观测数据的向量为

$$y_k = G(\theta; t_k) + \varepsilon_k \quad (k=1, 2, \dots, n) \quad (6)$$

式中: t 为时间变量; y_k 为 t_k 时刻的观测值; t_k 为第 k 个观测时刻; ε_k 为 t_k 时刻的模型误差项; n 为总观测次数。

设随机误差项序列 $\varepsilon_k (k=1, 2, \dots)$ 满足独立同分布且正态性假定, 计算模型无偏, 即 $\varepsilon_k \sim N(0, \sigma_\varepsilon^2)$, 其中 σ_ε^2 是未知的常数方差, 则由时变测试数据向量 y 、随机参数向量 θ 的后验分布可表示为

$$f''(\theta) = kf'(\theta) \prod_{k=1}^n \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma_\varepsilon^2}} \exp\left(-\frac{(y_k - G(\theta))^2}{2\sigma_\varepsilon^2}\right) \quad (7)$$

3 马尔可夫链蒙特卡罗方法

当先验分布和后验分布不满足共轭分布条件或参数数量较多时, 要得到如式 (5)、(7) 所示的后验分布估计值 (均值、方差、置信区间) 的解析式是很困难的, 需要借助于数值方法或近似方法进行计算。为解决该问题, 本文采用马尔可夫链蒙特卡罗方法计算后验分布。MCMC 方法的基本思想是建立一个平稳分布为所求后验分布的马尔可夫链, 通过马尔可夫链得到后验分布的随机样本, 从而利用蒙特卡罗法求后验分布对应的期望值、极大后验概率密度 (maximum posterior density, MPD) 值、标准差及置信区间等。常用的 MCMC 方法有 Gibbs 抽样法、Metropolis 抽样法等基本算法^[19]。Metropolis 算法可以产生收敛于目标后验概率密度分布函数的样本。然而, 收敛性依赖于转移函数的大小和形状。不恰当的转移函数可能导致收敛速率变慢, 导致马尔可夫链长过长, 而因计算量太大无法满足要求。Vrugt 等^[20]基于遗传算法的差分演化 (differential evolution) 方法改进了 Metropolis 基本算法, 提出了自适应差分演化 Metropolis 算法 (differential evolution adaptive metropolis algorithm, DREAM), 可同时运行多链进行全局搜索, 并能自动调节转移函数的比例和方位, 在复杂高维、高度非线性和多峰目标分布问题中表现出极高的效率。

3.1 自适应差分演化 Metropolis 算法

3.1.1 计算步骤

自适应差分演化 Metropolis 算法具体步骤如下:

①随机初始化 N 条马尔可夫链, 产生 N 个随机

参数向量 θ 的样本。通常 N 取 d 或 $2d$, d 为随机变量向量 θ 的维数。

②计算目标函数值 $f(\theta^i)$, $i=1, \dots, N$ 。

③采用差分演化方法, 在第 i 链产生建议随机参数向量样本点 z^i 。

$$z^i = \theta^i + \gamma(\delta) \left(\sum_{j=1}^{\delta} \theta^{r(j)} - \sum_{j=1}^{\delta} \theta^{r(n)} \right) \quad (8)$$

式中: δ 为建议样本点对的数量; $r(j), r(n) \in \{1, \dots, N\}$, $r(j) \neq r(n) \neq i$, $\gamma(\delta) = 2.38/\sqrt{2\delta d}$ 。

④根据下式确定是否用 θ^i 代替 z^i 中各数:

$$z_j^i = \begin{cases} \theta_j^i, & (U \leq 1 - CR) \\ z_j^i, & (\text{otherwise}) \end{cases} \quad (j=1, \dots, d) \quad (9)$$

式中: CR 为穿越概率; $U \in [0, 1]$ 为均布概率的随机抽样值。

⑤计算 $f(z^i)$, 根据 Metropolis 接受概率决定是否接受转移:

$$\alpha(\theta^i, z^i) = \begin{cases} \min\left(\frac{f(z^i)}{f(\theta^i)}, 1\right), & (f(\theta^i) > 0) \\ 1, & (f(\theta^i) = 0) \end{cases} \quad (10)$$

若建议样本点被接受, 取马尔可夫链的下一个样本点 $\theta^i = z^i$, 否则, 马尔可夫链不移动, $i = i + 1$, 回到步骤③。

⑥根据样本 4 分位差范围即 75% 分位数与 25% 分位数的差值 (inter-quartile range, IQR) 去掉孤立点。

⑦计算收敛性准则 Gelman-Rubin 的 R_{stat} 值。若 $R_{\text{stat}} \leq 1.2$, 计算结束; 否则, 回到步骤③, 直至达到最大样本数。

3.1.2 收敛准则

自适应差分演化 Metropolis 算法 (DREAM 算法) 的收敛性是通过 Gelman 等^[21]提出的基于每个参数的链内部和链之间方差的 R 准则控制, R_{stat} 值可通过链内方差 W 和链间方差 B 计算:

$$R_{\text{stat}} = \sqrt{\left(1 - \frac{1}{J}\right) + \frac{N+1}{NJ} \frac{B}{W}} \quad (11)$$

式中: J 为每条链的样本数; N 为链数。当每个参数的 $R_{\text{stat}} < 1.2$ 时, 则表示马尔可夫链达到稳定。

3.2 基于 MCMC 的参数随机反分析和模型预测

本文采用自适应差分演化 Metropolis 算法进行参数随机反分析及模型预测, 具体步骤:

①确定随机参数向量 θ 的先验分布 $f'(\theta)$ 。

②根据实测数据确定似然函数 $f(y|\theta)$ 。

③以后验概率密度函数 $f''(\theta)$ 或自然对数 $\lg(f'')$ 为目标函数, 采用自适应差分演化 Metropolis 算法产生随机样本。

④去掉收敛前的样本, 将收敛后马尔可夫链样本作为后验概率密度函数 $f''(\theta)$ 的样本。

⑤计算后验分布 $f''(\theta)$ 的估计值 (期望值、MPD 值、方差、置信区间等)。

误差 ε 的方差 σ_ε^2 满足逆卡方分布^[20], 其自由度为 n , 尺度系数 s 可用下式求解:

$$s^2 = \frac{1}{n} \left(\sum_{i=1}^n \varepsilon_i^2 \right) \quad (12)$$

仅考虑参数的不确定性时, 采用后验分布的稳态随机样本, 可得到 95% 置信区间 (2.5%~97.5% 概率区间), 下文用置信区间 (confidence interval, CI) 标识。若同时考虑参数不确定性和模型误差, 则根据式 (12) 和方差 σ_ε^2 满足逆卡方分布的条件, 生成误差 ε 的随机样本, 叠加到后验分布稳态随机样本, 同样计算其 95% 置信区间, 下文用总置信区间 (total confidence interval, TCI) 标识。有关误差 ε 的随机样本生成方法详见文献[20]。

⑥用后验分布的估计值计算下一时间预测变量。

4 工程算例

4.1 香港东涌天然坡地降雨入渗测试

据文献[22]报道, 香港土力工程处 1999—2001 年期间在香港大屿山东涌东部北大屿山公路附近一处天然坡地埋设现场测试装置, 监测降雨、孔压、地下水位、土体变形, 研究影响天然坡地稳定性的重要因素。该场地面积约 25 000 m², 坡度在 30°~40° 之间。由全强风化岩浆岩、残积土、崩积土和滑坡堆积体构成。场地内埋设了雨量计、张力计、水位计等设备用来监测降雨和土体内孔压、水位、坡体位移等参数。

图 1 为 2001 年 6 月 8 日至 2001 年 7 月 20 日期间量测的每小时降雨量和 SP1~SP4 四个测点孔隙水压力水头随时间的变化图。由图可见, 4 个测点孔压值随着降雨强度的增大而增加, 但由于各个点在土体中的位置、土类、扰动情况等不完全相同, 初始孔压也有较大差别, 孔压测值随降雨的波动变化情况也略有差别。本文利用 SP3 测得的孔压数据进行随机反分析, 并将其反分析得到的参数后验分布用于预测。

将图 1 中的降雨历程分为 4 个阶段, 第一阶段

从 0~193 h (时间 20010608~20010616), 第 2 阶段为 337~553 h (时间 20010622~20010701), 第 3 阶段为 601~817 h (时间 20010703~20010712), 第 4 阶段为 818~1034 h (时间 20010712~20010720)。将第 1 阶段定为校准期 (calibration period), 利用这一阶段测试数据进行随机反分析。第 2~4 阶段为验证期 (validation period), 用于预测计算和模型验证。图中 194~336 h 和 554~600 h 是无降雨期, 文献[22]未提供相关测试数据, 分析中将其降雨设定为 0。

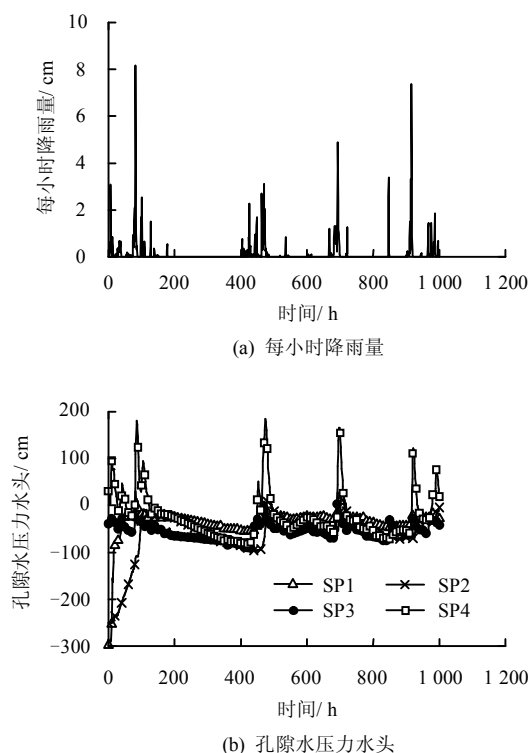


图 1 降雨量和孔隙水压力水头随时间变化
Fig.1 Measured rainfall and pore-water pressure heads with time

4.2 非饱和土降雨入渗计算模型和参数

计算模型采用时变降雨条件下非饱和土一维渗流解析解^[23]。非饱和土的渗透系数和土-水特征曲线为指数函数形式:

$$\theta = \theta_r + (\theta_s - \theta_r)e^{\alpha\psi} \quad (13)$$

$$k = k_s e^{\alpha\psi} \quad (14)$$

式中: θ_s 为饱和体积含水率; θ_r 为残余体积含水率; k_s 为饱和渗透系数; α 为土-水特征曲线斜率的系数。具体解析解参见文献[23], 限于篇幅不再展开。需要说明的是, 本研究采用 MCMC 法进行随机反分析, 计算量非常大 (马氏链的长度一般在 10×10^4 个以上), 这里采用计算量较小的非饱和土一维渗流解析解作为确定性计算模型。

研究表明, 土性参数中饱和渗透系数 k_s 、土-水特征曲线斜率系数 α 、持水能力 $(\theta_s - \theta_r)$; 前期降雨强度 q_0 、降雨入渗强度 q_1 、土层厚度 L 和土层底面孔隙水压力水头 ψ_1 等对非饱和土降雨入渗均有重要影响。本文将降雨入渗强度 q_1 视为确定性参数, 取用实测值。以其余 6 个参数作为反分析的随机变量。一般而言, k_s 、 α 符合对数正态分布, 为简便起见, 对 k_s 、 α 取对数, 将 $\lg \alpha$ 和 $\lg k_s$ 设为正态分布随机变量。表 1 为随机变量的先验概率分布和统计值。

表 1 随机变量先验分布和统计值
Table 1 Prior distributions and statistics of random variables

参数	均值	标准差	概率分布	下限	上限
$(\theta_s - \theta_r)$	0.3	0.05	正态	0.2	0.4
$\lg(\alpha / \text{cm}^{-1})$	-2.0	0.20	正态	-3.0	-1.0
$\lg(k_s / \text{cm/h})$	0	0.50	正态	-4.0	2.0
L / cm	500.0	50.00	正态	300.0	700.0
ψ_1 / cm	0	144.34	均匀	-250.0	250.0
$q_0 / (\text{cm/h})$	0	28.87	均匀	-50.0	50.0

4.3 计算结果分析

4.3.1 参数后验分布和统计特性

采用自适应差分演化 Metropolis 算法, 设定 6 条马氏链, 最大样本数为 200 000 个。图 2 为 DREAM 算法收敛准则 R_{stat} 值随样本数的变化曲线。由图可见, 产生 100 000 个样本后, 各参数的 R_{stat} 值均小于 1.2 的基准值, 表示计算结果已收敛, 本文中取最后 50 000 个样本作为后验分布样本进行计算分析。

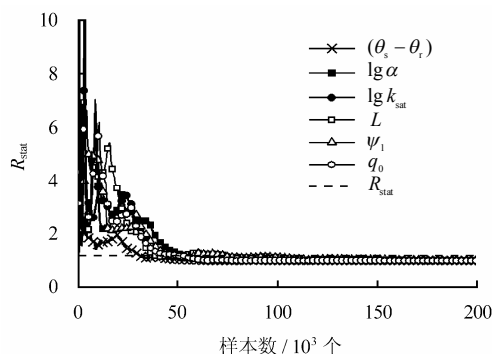


图 2 R_{stat} 值随样本数变化图
Fig.2 Variation of R_{stat} with sample numbers

图 3 为各参数的后验分布直方图与先验概率密度分布曲线的比较。由图可见, 各参数的后验分布区间比先验分布有明显收窄, 这反映参数的不确定性显著减小。 $\lg \alpha$ 和 $\lg k_s$ 的后验分布接近正态分布。

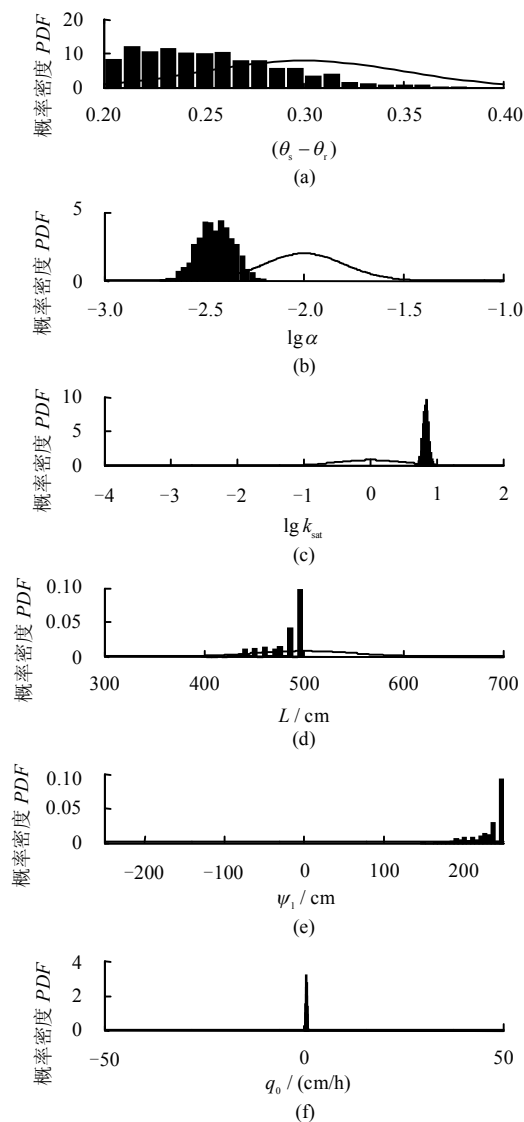


图 3 后验参数直方图和先验分布
Fig.3 Posterior histograms and prior distribution

表 2 为参数后验分布的均值、标准差和极大后验概率密度 MPD 统计值。将其与表 2 中的先验分布统计值进行对比结果为: (1) 参数 $(\theta_s - \theta_r)$ 的均值由先验分布的 0.30 减少到了后验分布的 0.25, 标准差由 0.05 减少到了 0.035; (2) $\lg \alpha$ 的均值由先验分布的 -2.0 减少到了后验分布的 -2.44, 标准差显著减少, 由 0.2 减少到了 0.087; (3) 渗透系数 $\lg k_s$ 均值由先验分布的 0 增加到了后验分布的 0.834, 标准差也减小为不足先验值的 10%。土体厚度 L 、 ψ_1 的后验分布标准差也有减小。降雨量 q_0 的后验均值为 0.60, 反映出前期主要是大气蒸发作用 (解析解中入渗强度为负值表示降雨, 正值表示蒸发)。相关性分析表明, $(\theta_s - \theta_r)$ 与 $\lg k_s$ 为正相关, 相关系数为 0.44。 $\lg \alpha$ 与 $(\theta_s - \theta_r)$ 及 $\lg k_s$ 的相关系数分别为 -0.87 和 -0.51。边界条件参数与土性参数之间的相关性很小。

表 2 参数后验分布的统计值

Table 2 Summary of statistics of posterior distributions

参数	MPD	均值	标准差
$(\theta_s - \theta_r)$	0.28	0.25	0.035
$\lg(\alpha / \text{cm}^{-1})$	-2.51	-2.44	0.087
$\lg(k_s / (\text{cm/hr}))$	0.85	0.83	0.042
L / cm	496.85	483.12	18.220
ψ_i / cm	246.98	233.72	18.130
$q_0 / (\text{cm/hr})$	0.54	0.60	0.140

注: MPD 为极大后验概率密度。

4.3.2 校准期内模型计算值不确定性分析

图 4 为校准期的模型 MPD 计算值与实测值的比较。实测点的数据与计算值的曲线基本重合, 计算的模拟效果较好。计算值与实测值的确定性系数 $R^2 = 0.718$, 相关系数为 0.85, 表明经随机反分析校准后, 模型计算值与实测值的误差很小。

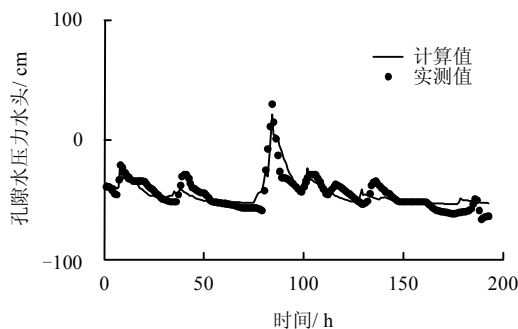


图 4 校准期模型 MPD 计算值和实测值的比较

Fig.4 Comparison of MPD evaluation with measurement for the calibration period

图 5 为校准期模型计算值的 95%置信区间和实测值的比较结果。图中, CI 为仅考虑参数不确定性的 95%置信区间; TCI 为同时考虑参数不确定性和模型误差的 95%置信区间。由图可见, 若仅考虑参数后验分布的不确定性, 95%置信区间范围很小。若同时考虑参数不确定性和模型误差, 95%置信区间范围略大, 实测点基本落在总置信区间之间。定义覆盖率为实测点落在置信区间的比率, 计算可得 95%总置信区间的覆盖率达到 0.964, 校准期模型计算值与实测值非常吻合。

4.3.3 验证期内模型预测值的不确定性分析

图 6 为验证期各阶段模型计算值的 95%置信区间和实测值的比较。计算可得 3 个阶段 95%总置信区间的覆盖率分别为 0.52、0.79 和 0.79。相比第 3、4 阶段, 第 2 阶段预测值与实测值差别较大。这主要是因为, 在计算中将无雨期的入渗强度 q_1 取为 0, 实际上无雨期仍有一定蒸发, 因此, 第 2 阶段初期 340~450 h 区间计算值和实测值相差较大, 450 h

后孔压随降雨强度增大产生的相应的变化, 模型计算值与实测值较为接近。第 3 阶段和第 4 阶段是连续降雨期, 实测值与计算值差别非常小, 说明受前

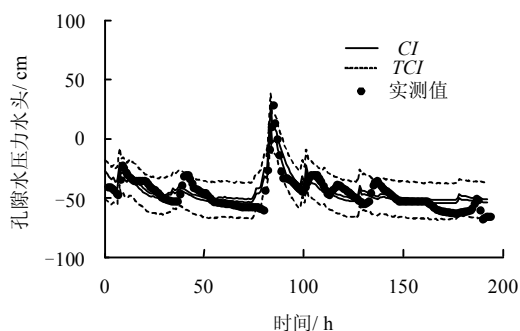
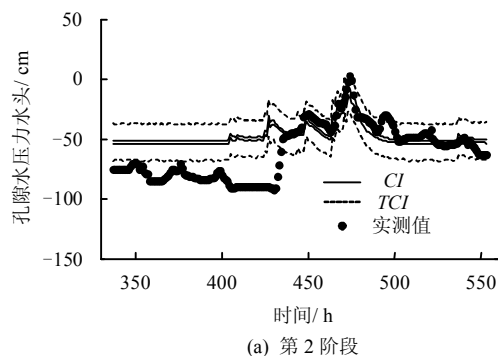
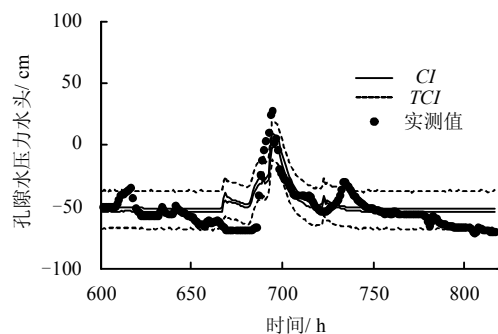


图 5 校准期模型预测的 95%置信区间

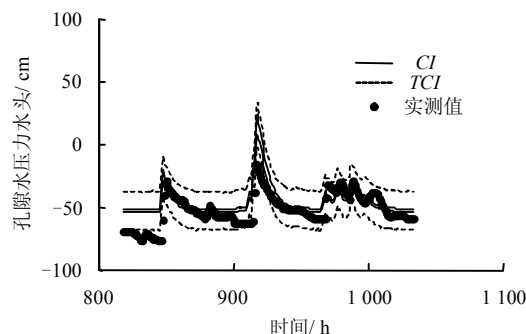
Fig.5 Prediction uncertainty bounds of the calibration period



(a) 第 2 阶段



(b) 第 3 阶段



(c) 第 4 阶段

图 6 验证期各阶段计算值的 95%置信区间

Fig.6 Prediction uncertainty bounds of the validation periods

期蒸发的影响, 降雨初期模型预测与实测值差别较大, 但经过一段时间后, 模型预测与实测值吻合得较好, 模型总体预测精度较高。

5 结 论

(1) 由变孔压监测数据参数反分析得到的各随机变量的后验分布变异性均较先验分布有显著减小。

(2) 校准期内模型的 *MPD* 计算值与实测值的确定性系数 $R^2 = 0.718$, 相关系数为 0.85, 95% 总置信区间的覆盖率达到 0.964, 表明经随机反分析校准模型参数后, 模型计算值与实测值的误差很小。

(3) 验证期 3 个阶段 95% 总置信区间的覆盖率分别为 0.52、0.79 和 0.79。受前期蒸发的影响, 降雨初期模型预测与实测值差别较大, 但经过一段时间后, 模型预测与实测值吻合得较好, 模型总体预测精度较高。

参 考 文 献

- [1] BRAND E W. Landslides in south Asia: A state-of-art report[C]//Proceedings of the 4th International Symposium on Landslides. Toronto: Canadian Geo-technical Society, 1984: 17—59.
- [2] FOURIE A B. Predicting rainfall-induced slope instability[J]. **Proceedings of the Institution of Civil Engineers Geotechnical Engineering**, 1996, 119(4): 211—218.
- [3] 黄润秋. 20 世纪以来中国的大型滑坡及其发生机制[J]. 岩石力学与工程学报, 2007, 26(3): 433—454.
HUANG Run-qiu. Large-scale landslides and their sliding mechanisms in china since the 20th century[J]. **Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering**, 2007, 26(3): 433—454.
- [4] 孙钧, 蒋树屏, 袁勇, 等. 岩土力学反演问题的随机理论与方法[M]. 汕头: 汕头大学出版社, 1996.
- [5] 陈斌, 卓家寿, 刘宁. 岩土工程反分析的非确定性模型研究与发展[J]. 水利水电科技进展, 2001, 21(5): 5—8, 27.
CHEN Bin, ZHUO Jia-shou, LIU Ning. Research and development of undetermined model in geotechnical engineering back analysis[J]. **Advances in Science and Technology of Water Resources**, 2001, 21(5): 5—8, 27.
- [6] LEDESMA A, GENS A, ALONSO E E. Parameter and variance estimation in geotechnical back analysis using prior information[J]. **International Journal for Numerical and Analytical Methods in Geomechanics**, 1996, 33(7): 313—313.
- [7] 袁勇. 围岩弹塑性参数反算的极大似然法[J]. 工程勘察, 1991, 5(2): 5—7.
YUAN Yong. Estimation of Elasto-plastic parameter for surrounding rock by MLM[J]. **Geotechnical Investigation and Surveying**, 1991, 5(2): 5—7.
- [8] 黄宏伟, 孙钧. 基于 Bayesian 广义参数反分析[J]. 岩石力学与工程学报, 1994, 13(3): 219—228.
HUANG Hong-wei, SUN Jun. Generalized parameters back analysis method based on Bayesian theory[J]. **Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering**, 1994, 13(3): 219—228.
- [9] 陈斌, 刘宁, 卓家寿. 岩土工程反分析的扩展贝叶斯法[J]. 岩石力学与工程学报, 2004, 23(4): 555—560.
CHEN Bin, LIU Ning, ZHUO Jia-shou. Extended Bayesian method of inverse analysis in geoenvironment[J]. **Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering**, 2004, 23(4): 555—560.
- [10] 高玮, 郑颖人, 冯夏庭. 岩土本构模型识别的仿生算法研究[J]. 岩土力学, 2004, 25(1): 31—36.
GAO Wei, ZHENG Ying-ren, FENG Xia-ting. Study on bionics algorithm for geo-material constitutive model identification[J]. **Rock and Soil Mechanics**, 2004, 25(1): 31—36.
- [11] 郑桂兰, 王媛, 王飞. 广义 Bayes 法在裂隙岩体渗透系数随机反演中的应用[J]. 水利学报, 2008, 39(4): 419—425.
ZHENG Gui-lan, WANG Yuan, WANG Fei. Application of generalized Bayes method to stochastic analysis of fissured rock permeability coefficient[J]. **Journal of Hydraulic Engineering**, 2008, 39(4): 419—425.
- [12] GILBERT R B, WRIGHT S G, LIEDTKE E. Uncertainty in back analysis of slopes: Kettleman Hills case history[J]. **Journal of Geotechnical and Geoenvironmental Engineering, ASCE**, 1998, 124(12): 1167—1176.
- [13] CHEUNG R W M, TANG W H. Realistic assessment of slope reliability for effective landslide hazard man-

- agement[J]. *Géotechnique*, 2005, 55(1): 85—94.
- [14] LUCKMAN P G, DER KIUREGHIAN A, SITAR N. Use of stochastic stability analysis for Bayesian back calculation of pore pressures acting in a cut at failure (LIND N, editor)[C]//Proc. 5th Int. Conf. on Application of Statistics and Probability in Soil and Struct. Engr. Ontario, Vancouver: University of Waterloo Press, 1987: 922—929.
- [15] ZHANG J, TANG W H, ZHANG L M. Efficient probabilistic back-analysis of slope stability model parameters[J]. *Journal of Geotechnical and Geoenvironmental Engineering*, ASCE, 2010, 136(1): 99—109.
- [16] ZHANG L L, ZHANG J, ZHANG L M, et al. Back analysis of slope failure with Markov chain Monte Carlo simulation[J]. *Computers and Geotechnics*, 2010, 37(7—8): 905—912.
- [17] LALOY E, FASBENDER D, BIELDERS C L. Parameter optimization and uncertainty analysis for plot-scale continuous modeling of runoff using a formal Bayesian approach[J]. *Journal of Hydrology*, 2010, 380(1—2): 82—93.
- [18] KUMAR S, SEKHAR M, REDDY D V, et al. Estimating of soil hydraulic properties and their uncertainty: comparison between laboratory and field experiment[J]. *Hydrological Processes*, 2010, 24(23): 3426—3435.
- [19] GELMAN B A, CARLIN B P, STEM H S, et al. Bayesian data analysis[M]. London: Chapman & Hall, 2004.
- [20] VRUGT J A, TER BRAAK C J F, CLARK M P, et al. Treatment of input uncertainty in hydrologic modeling: Doing hydrology backward with Markov chain Monte Carlo simulation[J]. *Water Resources Research*, 2008, 44: 1—15.
- [21] GELMAN A, RUBIN D B. Inference from iterative simulation using multiple sequences[J]. *Statistical Science*, 1992, 7(4): 457—472.
- [22] EVANS N C, LAM J S. Tung Chung east natural terrain study area ground movement and groundwater monitoring equipment and preliminary results[R]. Hong Kong SAR: Geotechnical Engineering Office, 2003.
- [23] YUAN F S, LU Z M. Analytical solutions for vertical flow in unsaturated, rooted soils with variable surface fluxes[J]. *Vadose Zone Journal*, 2005, 4(4): 1210—1218.

第一届岩土工程新技术发布推广会即将召开

为了促进岩土工程领域新技术的推广应用,加快科学技术向生产力的转化进程,经龚晓南院士倡议,第一届岩土工程新技术发布推广会将于2013年10月18日~20日在杭州召开,本次会议也是杭州西湖博览会支持项目之一。会议拟在岩土工程新技术的发明人和企业之间搭建桥梁,通过专家推荐、网上征集、专利权人本人选送等方式,征集岩土工程领域新的方法、工艺、材料等新技术,经专家认证、筛选后,选择有较好实用性和发展前途的新技术在本次发布会上正式发布,向全国岩土工程施工企业、设备制造企业介绍、推广,本次会议将为企业在新技术引进和转化方面提供跟踪服务,切实促进新技术的成功转化和推广应用。会议诚向全国岩土工程界各新技术发明人征集专利,应征专利要求内容具体、明确、严谨,有一定的应用推广价值。专利征集截止时间:2013年8月30日,专利录用通知时间:2013年9月20日。

本次会议**主办单位**:浙江大学滨海和城市岩土工程研究中心、浙江省建设科技推广中心、浙江省水利科技推广与发展中心、浙江省岩土力学与工程学会、浙江省土木建筑学会。**协办单位**:浙江省地质矿产工程公司 浙江省大成建设集团有限公司基础工程公司 浙江益坚工程有限公司 浙江绩丰岩土技术股份有限公司 **支持单位**:中国岩土网 杭州市结构与地基处理学会

会议日程:2013年10月18日全天报到、注册;2013年10月18日晚上专家委员会会议;2013年10月19日专利技术发布会;2013年10月20日高新技术企业参观。会务联系人:王笑笑 联系地址:浙江大学紫金港校区安中大楼 A417 室 邮政编码:310058 会务邮箱:wangxiuxiu713@163.com;咨询电话:0571-88208775, 13646828087

热忱欢迎有志于岩土工程新技术开发和推广应用的发明人及企业参加会议。