

周琪, 许强, 赵宽耀, 等. 基于均匀分布的滑坡数值模拟参数取值概率研究——以甘肃黑方台黄土滑坡为例[J]. 灾害学, 2021, 36(1): 201–206, 234. [ZHOU Qi, XU Qiang, ZHAO Kuanyao, et al. Parameters Probability of Landslide Numerical Model based on Uniform Distribution——A Case Study on the Heifangtai Terrace [J]. Journal of Catastrophology, 2021, 36(1): 201–206, 234. doi: 10.3969/j.issn.1000-811X.2021.01.037.]

基于均匀分布的滑坡数值模拟参数取值概率研究^{*}

——以甘肃黑方台黄土滑坡为例

周琪¹, 许强¹, 赵宽耀¹, 彭大雷¹, 周小棚², 安会聪²

(1. 成都理工大学 地质灾害防治与地质环境保护国家重点实验室, 四川 成都 610059;

2. 中国科学院、水利部成都山地灾害与环境研究所, 四川 成都 610041)

摘要: 针对数值模拟参数选取主观性强、量化难度大的问题, 在高精度无人机地形数据的基础上, 通过对11起滑坡案例进行了407组参数反演实验, 对结果准确定量评价后, 得到基于Massflow数值软件关键参数 λ_0 的分布范围, 进而运用小样本极大似然估计理论, 分析区间边界长度对反演精度的影响, 最终提出基于均匀分布的参数取值概率模型, 并选用案例验证该模型的准确性。结果表明: 地形约束会导致反演过程中所需的内聚力减小, 反演获得的11组最优 λ_0 的极差和方差分别为0.29、0.01, 在置信度为95%下, 极大似然法得到区间边界估计长度仅为0.0998, 表明参数 λ 收敛性较好; 反演过程中质心滑动距离 ψ 准确度优于堆积面积重叠率 η , 在 $\lambda_0 \pm 0.05$ 的范围, 参数估计区间内任意值对模拟误差影响较小, 评价指标 ψ 、 η 与 λ_0 对应案例的相对误差不超过15%; 所选案例验证了在置信度为95%下, 以反演得到的最优参数区间边界中点构建概率分布函数的可行性和准确性, 研究方法可为单体滑坡数值模拟风险评价提供理论支撑。

关键词: 数值反演; 区间估计; 极大似然法; 均匀分布; 参数取值概率

中图分类号: X43; X915.5; P642 **文献标志码:** A **文章编号:** 1000-811X(2021)01-0201-07

doi: 10.3969/j.issn.1000-811X.2021.01.037

在研究边坡及滑坡的稳定性因素、启动机理、运动过程等方面, 数值模拟研究方法已经得到大量和广泛的应用^[1-4]。在数值计算的过程中, 参数取值是模拟准确度和可信度的前提^[5-6], 科学、准确地获取模拟参数是数值计算亟待解决的科学问题之一。岩土体的室内力学参数一般不等于数值软件所需的计算参数, 两者之间往往不能用严格的映射关系表示, 同时数值参数也难以通过室内试验进行标定^[7]。基于工程岩体连续性理论, 何满朝^[8]提出结合野外工程地质调查、室内力学实验等相结合的方法确定参数取值; 在计算边坡稳定性方面, 通常采用参数强度折减法来获得最优解^[9], 但无法确定最优解的取值概率。在滑坡变形监测的基础上, 根据进化神经网络、遗传算法等^[10, 11]建立的参数确定方法, 可以降低参数取值的盲目性和随机性。除此, 亦有学者^[12-15]对滑坡进行数值反分析, 获得滑坡启动后不同时刻的运动过程并得到较理想的模拟参数。由于岩土体参数不确定性和空间变异性, 对单一滑坡案例反演获得的数值模拟参数, 普适性相对较差, 难

以应用在滑坡危害范围预测方面。

滑坡危险性评价的研究主要集中在大尺度范围, 针对单体滑坡危险性及其空间分布范围研究相对较少^[16-17]。近年来, 单体滑坡地质灾害给社会造成了巨大的影响, 如深圳光明新区滑坡、四川新磨村滑坡、贵州水城滑坡等。学者们已经通过不同的数值模拟方法对此类滑坡进行了探索^[18-21], 研究滑坡启动后冲出物质的运移距离、堆积范围是评价滑坡危害能力的基础^[22], 而数值模拟方法是获得滑坡启动后的运移、堆积过程及滑坡速度的有效途径^[23-25]。在不同的数值软件中影响滑坡运动的关键往往不同, HORTON^[26]通过Massflow对泥石流起始放量(h)和超孔隙水压力(λ)的敏感性分析, 发现 λ 主要控制泥石流的最终堆积状况和运动范围; 范宣梅^[27]通过Massflow对2018年白格滑坡的两次运动特征进行反演, 得到最佳拟合模型参数。准确的数值模型和参数是预测的前提, 精确量化关键参数的取值概率, 则是运用数值模拟方法研究滑坡风险评价的难点。

^{*} 收稿日期: 2020-06-17 修回日期: 2020-08-12

基金项目: 国家自然科学基金重点项目(41630640); 国家自然科学基金重大项目(41790445)

第一作者简介: 周琪(1994-), 男, 汉族, 河南开封人, 硕士研究生, 主要从事地质灾害研究。E-mail: chow77@foxmail.com

通讯作者: 许强(1968-), 男, 汉族, 四川南江人, 博士, 教授, 博士生导师, 主要从事地质灾害评价预测与防治处理研究。

E-mail: xq@cdut.edu.cn

本文基于甘肃黑方台地区的 11 起典型的黄土滑坡, 通过内聚力 c 、超孔隙水压力系数 λ 组合的 407 组反演案例, 结合质心滑距、堆积面积重叠率两项反演结果吻合率评价指标, 获得了基于深度积分数值模拟软件 Massflow 的关键参数范围, 并通过极大似然区间估计法证明参数范围的合理性, 提出基于均匀分布的关键参数取值概率方法, 最终以 2019 年 10 月 5 日发生的党川 7# 滑坡为例, 验证了本文提出参数取值概率模型确定方法的可行性。研究结果可为数值模拟参数取值概率方法研究提供参考, 同时提高单体滑坡危险性评价的准确性。

1 研究区概况

黑方台位于甘肃省兰州市西北方向约 65 km, 隶属临夏回族自治州永靖县盐锅峡镇, 由黑台和方台 2 个相对独立的台塬组成 (图 1)。研究区台塬顶部属于黄河 IV 阶地, 底部为黄河 II 阶地, 地层结构相对简单, 无断层及强烈的构造运动。地层自上向下依次为: ①上更新统风成黄土 Q_3^{al} , 厚度在 20~50 m 之间, 垂直节理发育明显; ②中更新统的粉质黏土, 厚度在 3~20 m 之间, 隔水性较好; ③中更新统的砂卵石 Q_2^{al} , 厚度在 3~7 m 之间, 二元结构明显; ④下白垩统河口组粉砂质泥岩 K_1^{hk} , 厚度约 70 m, 发育 $NE65^\circ \angle 72^\circ$ 、 $NW335^\circ \angle 65^\circ$ 两组节理。

20 世纪 60 年代前黑方台为天然旱台, 受人类活动影响较小。此后, 由于研究区黄河上游修建水库, 致使库区移民搬迁到朱王、陈家等村落。当地居民为农业发展抽取大量黄河水进行灌溉, 地表水在黄土优势通道控制下进入土体内部, 但粉质黏土隔水性较强, 导致地下水在台塬中部富集并从台塬周边排泄^[28], 最终导致大量的滑坡发生。据不完全统计^[29], 黑方台地区在近 60 a 间约有 75 处发生了近 200 余次滑坡, 造成 41 人死亡。按照滑坡发育位置的不同^[30], 可将研究滑坡分为磨石沟段、焦家段、焦家崖段、黄茨段、党川段和新塬段, 其中滑坡高发区为党川段、焦家段、磨石沟段, 近 5 a 该地段发生了 14 起滑坡。本文选取高发地段的 11 次滑坡作为反演案例, 1 起滑坡为验证案例, 获得研究区准确的数值模拟参数范围, 并建立可靠的数值模拟参数取值概率模型, 研究结果可为黑方台滑坡风险评价及管控提供科学的依据。

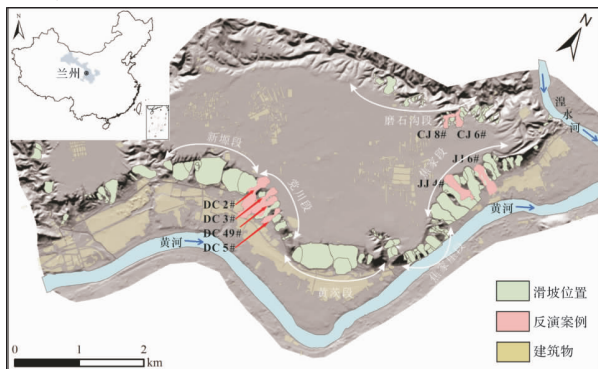


图 1 黑方台地区滑坡分布图

2 数值方法与概率模型

2.1 数值软件与计算模型

Massflow 是基于广义深度积分的数值模拟软件^[4], 该软件在连续介质力学方程的基础上对 MacCormack-TVD 有限差分法加以改进, 将复杂的三维方程简化为二维计算。数值求解计算时, 将地质模型转化为不同计算层的数值模型 (图 2), 进而依据质量守恒和动量守恒方程在 Z 方向对 Navier-Stokes 方程的各个物理量进行积分 (公式 1~公式 2), 计算效率高且适用性较好, 有效地解决了地质灾害物理过程复杂、模拟计算量大等难题。

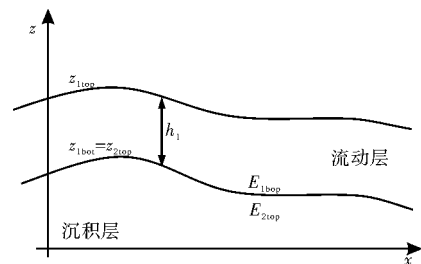


图 2 Massflow 数值模型示意图^[31]

$$\frac{\partial h_1}{\partial t} + \frac{\partial h_1 u_1}{\partial x} + \frac{\partial h_1 v_1}{\partial y} = 0; \quad (1)$$

$$\frac{\partial (\rho_1 h_1 u_1)}{\partial t} + \frac{\partial (\rho_1 h_1 u_1^2)}{\partial x} + \frac{\partial (\rho_1 h_1 u_1 v_1)}{\partial y} = \rho_1 u_1 (z_{1bot}) E_{1bot} - \tau_{1zbot} - \rho_1 g h_1 \frac{\partial (h_1 + z_{1bot})}{\partial x}; \quad (2)$$

式中: ρ_1 、 h_1 分别为流动层 1 的密度与厚度, u_1 、 v_1 为 x 、 y 方向的边界速率, τ_{1zbot} 为上部流动层对底部的剪应力, z_{1bot} 为顶部流动层的基底边界, E_{1bot} 为底部稳定层的夹带率, g 为重力加速度。

在滑坡进行数值模拟计算时, 根据不同案例材料的类型, Massflow 提供了 Coulomb、Manning、Voellmy 三种计算模型, 分别适用于滑坡 (固相)、水库溃坝 (液相) 和泥石流 (固液相)。本文暂不考虑滑坡运动过程中的侵蚀和孔隙水激增问题, 选用 Coulomb 模型进行参数反演标定, 其流动层与沉积层之间抗剪强度、土压力如公式 3~4 所示。

$$\tau = c + (1 - \lambda) \rho g h \tan \varphi; \quad (3)$$

$$k_{ap} = \frac{2}{\cos^2 \varphi} \times [1 \pm \sqrt{1 - (1 + \tan^2 \delta) \cos^2 \varphi}] - 1. \quad (4)$$

式中: φ 为材料的内摩擦角, c 为材料的内聚力, λ 为超孔隙水压力系数, 液化程度越高一般值越大, ρ 为材料的密度, g 为重力加速度, h 为竖直方向的层厚, δ 为基底摩擦角。

2.2 反演案例及参数选择

对单个滑坡进行反演分析后, 可以获得适用于该滑坡的数值模拟参数, 但对其他滑坡是否具有适用性则有待商榷。研究区的地质条件相对简单, 岩土体力学性质空间差异较小, 本文选取黑方台地区近年来滑坡频发的党川段、焦家段、磨石沟段 11 起滑坡进行参数反演, 所选滑坡案例基本特征如表 1 所示。

表 1 滑坡案例基本特征

滑坡名称	失稳时间	滑距 /m	体积 /10 ⁴ m ³	堆积面积 /10 ⁴ m ²
DC3#1	2014-03-05	289	4.87	2.40
JJ4#	2015-01-28	548	15.35	6.21
CJ8#1	2015-03-29	331	1.70	1.93
DC2#	2015-04-29	729	30.4	10.51
DC3#2	2015-08-03	472	1.45	3.35
CJ8#2	2015-09-20	319	1.10	1.92
CJ6#	2016-05-03	190	2.90	1.83
DC3#3	2017-02-19	380	26.00	5.61
DC49#	2017-10-01	373	28.70	7.60
DC5#	2017-10-01	464	4.93	2.44
JJ6#	2019-02-28	513	16.70	6.10

在多期无人机实测地形数据的基础上, 本文结合黑方台区域地质特征, 选取滑坡发生前后的点云数据, 对两期数据进行差分获得滑坡物源区、堆积区, 进而得到计算所需的滑体及滑动面, 最终将滑坡案例的地质模型转化为可计算的数值模型。无人机点云数据质量及主要参数特征如表 2 所示。

表 2 无人机数据参数特征

采集时间	无人机型号	<i>N</i>	<i>RMS</i>	<i>GSD</i>
2015-01	Md4-1000	14	7.1	7.07
2015-03	Md4-1000	8	9.6	7.84
2015-05	Md4-1000	8	10.1	7.41
2016-05	Md4-1000	11	5.5	5.21
2017-02	F1000	29	1.9	5.20
2017-10	F1000	59	2.2	4.52
2017-01	Md4-1000	69	2.3	4.41
2018-04	F1000	50	2.0	4.44
2019-03	Phantom3	8	1.4	3.87
2019-08	F1000	28	1.8	5.07

注: *N* 为地面控制点的个数(个); *RMS* 为无人机均方根误差(cm); *GSD* 为平均地面采样距离(cm)。

采用不同数值软件反演滑坡的运动过程, 影响数值结果准确度的关键参数往往不同。黑方台地区大量的农业灌溉导致地下水雍高, 进而底部饱和和黄土孔隙水压力激增, 并伴随局部静态液化^[32-33], 最终形成大量的黄土滑坡。结合已开展的 Massflow 数值模拟反演实验^[29, 34], 内聚力 *c* 和超孔隙水压力系数 λ 主要影响滑坡的堆积形态和堆积厚度, 本文主要对这两个关键参数进行讨论。黑方台研究区范围内除黄土厚度略有不同外, 地质结构无明显差异, 岩土体参数不确定性和空间变异性较小, 且所选 11 起案例均为黄土层内滑坡。滑坡失稳后可能对坡脚产生铲刮侵蚀效应, 在采用 Massflow 反演计算及危险范围预测时, 将计算过程中所需非关键参数的土体密度 ρ 、内摩擦角 φ 和基底摩擦角 δ 视为定值即可。参考黑方台地区的岩土力学参数及 Massflow 的相关研究^[35-36], 主要参数取值如表 3 所示。

表 3 Massflow 数值模拟计算参数

$\rho/(kg/m^3)$	<i>c</i> /(kPa)	$\varphi/(^\circ)$	$\delta/(^\circ)$	λ	<i>g</i> /(N/kg)
1 400	0.0~6.0	30.5	12	0.0~0.9	9.8

通过对关键参数进行两轮反演获得最优结果(图 3), 第 I 轮反演将超孔隙水压力系数 λ 视为定值(取 0.5), 将内聚力 *c* 以 1 kPa 的梯度进行计算, 将数值模拟结果与滑坡进行比对后, 得到不同案例的最优内聚力 *c*; 在第 II 轮计算中, 带入不同反演案例的最优内聚力 *c*, 将关键参数 λ 以 0.1 的梯度进行试算, 进而将参数以 0.01 的梯度细化, 最终得到反演案例的最优超孔隙水压力系数 λ_0 。

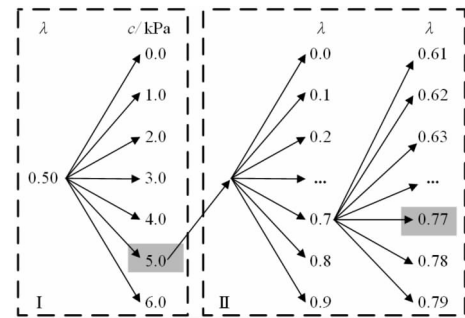


图 3 数值反演参数取值示意图

2.3 反演结果评价

数值模拟结果位于真实滑坡边界内的范围越多, 则表明数值模拟结果越好。目前常采用目视比对从反演案例中筛选出最优案例, 但该方法具有很大的随机性和主观性, 为了量化不同参数案例与真实滑坡的吻合度, 如式(5)~式(7)所示, 本文在 1D 和 2D 方向分别采用质心滑动距离 ψ 、堆积面积重叠率 η 来定量评价反演结果的准确度(图 4), 当 ψ 、 η 不能同时取到最大值时, 取 ψ 、 η 均值最大为最优解, 最终筛选出滑坡的最优参数。

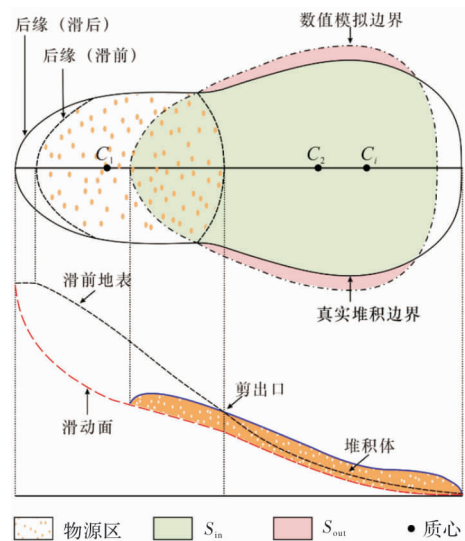


图 4 数值模型结构评价示意图

$$\text{dist}(C_i, C_1) = \sqrt{(x_i - x_1)^2 + (y_i - y_1)^2}; \quad (5)$$

$$\psi = \begin{cases} \frac{\text{dict}(C_i, C_1)}{\text{dict}(C_2, C_1)}; \\ 2 - \frac{\text{dict}(C_i, C_1)}{\text{dict}(C_2, C_1)}. \end{cases} \quad (6)$$

$$\eta = \frac{\sum S_{in} - \sum S_{out}}{\sum S_{all}} \quad (7)$$

式中: x_i 、 y_i 为为滑源区或堆积区的质心坐标, C_1 、 C_2 、 C_i 分别为滑坡物源区、堆积区、数值模拟堆积区的质心, S_{all} 、 S_{in} 、 S_{out} 分别为滑坡边界内的总面积、数值模拟结果位于真实边界内、外的面积。

2.4 取值概率模型

黑方台任意滑坡若在未来很短时间内失稳破坏, 本文认为基于 Massflow 数值模拟 c 、 φ 、 ρ 、 δ 等参数与反演过程中使用的参数相同, 假设关键参数 λ 在区间 (a, b) 上均匀连续分布, 记为 $\lambda \sim U(a, b)$, 则 λ 的分布函数为:

$$\lambda - f(\lambda) = \begin{cases} \frac{1}{b-a}, & a \leq \lambda < b; \\ 0, & \lambda \geq b, \lambda < a. \end{cases} \quad (8)$$

对区间边界 a 、 b 按极大似然法对小样本进行区间估计^[37-38], 先将最优 λ 以 $\lambda_1 \leq \lambda_2 \leq \dots \leq \lambda_n \leq \dots \leq \lambda_{10} \leq \lambda_{11}$ 的顺序得到参数样本容量为 11 的顺序统计量, 由数理统计原理可知, 关键参数 λ 的极大似然函数如式(9)所示。对 λ 极大似然函数求导判断函数驻点位置, 如式(10)所示, 对任意的 $\lambda_1 \geq a$, $\lambda \leq b$, 数学上已严格证明单调递减的成立。

$$L(b-a|\lambda) = \prod_{i=1}^n \frac{1}{b-a} = \left(\frac{1}{b-a}\right)^n (*); \quad (9)$$

$$\frac{d \ln L(b-a|\lambda)}{d(b-a)} = -\frac{n}{b-a} < 0. \quad (10)$$

显然, 关键参数 λ 区间边界值 a 、 b 的极大似然估计为 $\hat{a} = \min\{\lambda_i\}$, $\hat{b} = \max\{\lambda_i\}$ 。同时, 对给定的任意正数 T ($0 < T < 1$), 式(11)和式(12)给出 a 、 b 置信度为 $1-T$ 的区间范围^[39-40], 显然极大似然估计区间长度越短, 则 a 、 b 估计值越准确。

$$\hat{b} - (\hat{b} - \hat{a}) \left(\frac{2}{T}\right)^{\frac{1}{n-1}} < a < \hat{b} - (\hat{b} - \hat{a}) \left(\frac{2}{2-T}\right)^{\frac{1}{n-1}}; \quad (11)$$

$$\hat{a} + (\hat{b} - \hat{a}) \left(\frac{2}{2-T}\right)^{\frac{1}{n-1}} < b < \hat{a} + (\hat{b} - \hat{a}) \left(\frac{2}{T}\right)^{\frac{1}{n-1}}. \quad (12)$$

通过大量的数值模拟反演发现, 当 c 、 φ 、 ρ 、 δ 等参数保持定值时, 随着关键参数 λ 的增大, 滑坡的运移、堆积范围逐渐增大。根据式(8)可知, 关键参数取 λ_j 时, 参数 λ_j 取值概率分布函数为:

$$\Pr(\lambda = \lambda_j) = \frac{\lambda_j - a}{b - a}, \quad a \leq \lambda_j \leq b. \quad (13)$$

3 参数取值概率分析

3.1 最佳参数范围

在数值模拟第 I 轮反演时发现, 由于地形条件的约束, 当内聚力 $c = 1\ 000$ Pa 时, 位于沟道中的陈家段 CJ8#、CJ6#滑坡反演吻合较好; 当内聚力 $c = 5\ 000$ Pa 时, 对无地形约束的党川段、焦家段滑坡吻合度较好。但 2015 年 8 月 3 日发生的 DC3#2 滑坡, 由于体积、堆积范围较小且运移距离

较远, $c = 1\ 000$ Pa 时的反演结果较好。在第 II 轮反演时, 代入已得到的最优内聚力, 如表 4 所示, 得到不同滑坡的最优超孔隙水压力系数 λ 。

对于无地形约束的焦家段和党川段, 反演模拟结果的横向宽度略大, 表现为评价指标 ψ 大于堆积面积 η 重叠率。随着关键参数 λ 的增加, ψ 和 η 逐渐达到最优, 此后反演结果在滑动纵向增长幅度小于横向滑坡宽度, 滑动距离吻合率仍缓慢增加, 但落在滑坡边界范围之外的同样变多, 表现为 ψ 逐渐变大但 η 迅速减小, 因此采用评价指标 ψ 、 η 之和最大为关键参数 λ 的最优值。在以最优 λ_0 为中心的 $[\lambda_0 - 0.05, \lambda_0 + 0.05]$ 区间内(图 5), 关键参数 λ_0 的极差和方差分别为 0.29、0.011, 一定程度说明反演获得的 λ_0 收敛性较好, 圆或菱形的面积越大表示相对 λ_0 对应的 ψ 、 η 误差越大, 在所列出 11 起反演案例的 242 组数据中, ψ 、 η 相对 λ_0 误差大于 10% 的仅有 7 组, 且最大误差为 14.3%, 说明在最优值较小的区间内反演结果之间的相对误差较小。

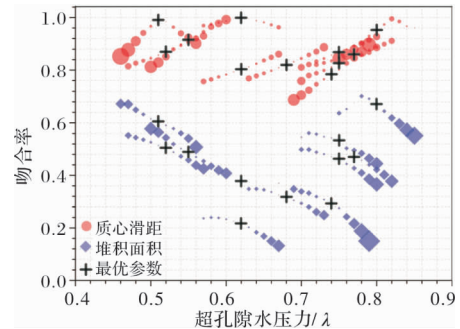


图 5 不同关键参数 λ 下数值模拟吻合率

3.2 参数取值概率

通过极大似然法对 $\lambda \sim U(a, b)$ 进行区间估计前, 将 11 起滑坡反演获得的最优超孔隙水压力系数 λ_0 , 按顺序统计量列出 $\{0.51, 0.52, 0.55, 0.62, 0.62, 0.68, 0.74, 0.75, 0.75, 0.77, 0.80\}$, 显然区间 a 、 b 的极大似然估计量分别为 $\hat{a} = \min\{\lambda_i\} = 0.51$ 、 $\hat{b} = \max\{\lambda_i\} = 0.80$ 。

若令 $T = 0.05$, 则可得到 95% 置信度的 $\lambda \sim U(a, b)$ 区间估计值, 区间边界 a 、 b 的范围分别为 $0.408\ 7 < a < 0.508\ 5$ 、 $0.805\ 1 < b < 0.901\ 3$ 。以 11 组超孔隙水压力系数 λ 进行的小样本均匀分布参数区间估计, 注意到区间长度仅为 0.099 8, 结合上文可知, 在 $[\lambda_0 - 0.05, \lambda_0 + 0.05]$ 范围内的 ψ 、 η 相对 λ_0 误差几乎不超过 10%, 数值模拟误差在可接受范围内。因此, 取 a 、 b 的区间估计范围中点代表区间边界, 即可得到超孔隙水压力系数的分布函数 $\lambda \sim U(0.458\ 6, 0.851\ 4)$, 其概率分布函数为:

$$\Pr(\lambda = \lambda_j) = \frac{\lambda_j - 0.458\ 6}{0.392\ 8}. \quad (14)$$

表 4 不同反演案例的最优 λ_0 参数

滑坡名称	DC3#1	JJ4#	CJ8#1	DC2#	DC3#2	CJ8#2	CJ6#	DC3#3	DC49#	DC5#	JJ6#
λ_0	0.51	0.75	0.75	0.74	0.62	0.80	0.55	0.77	0.52	0.62	0.68

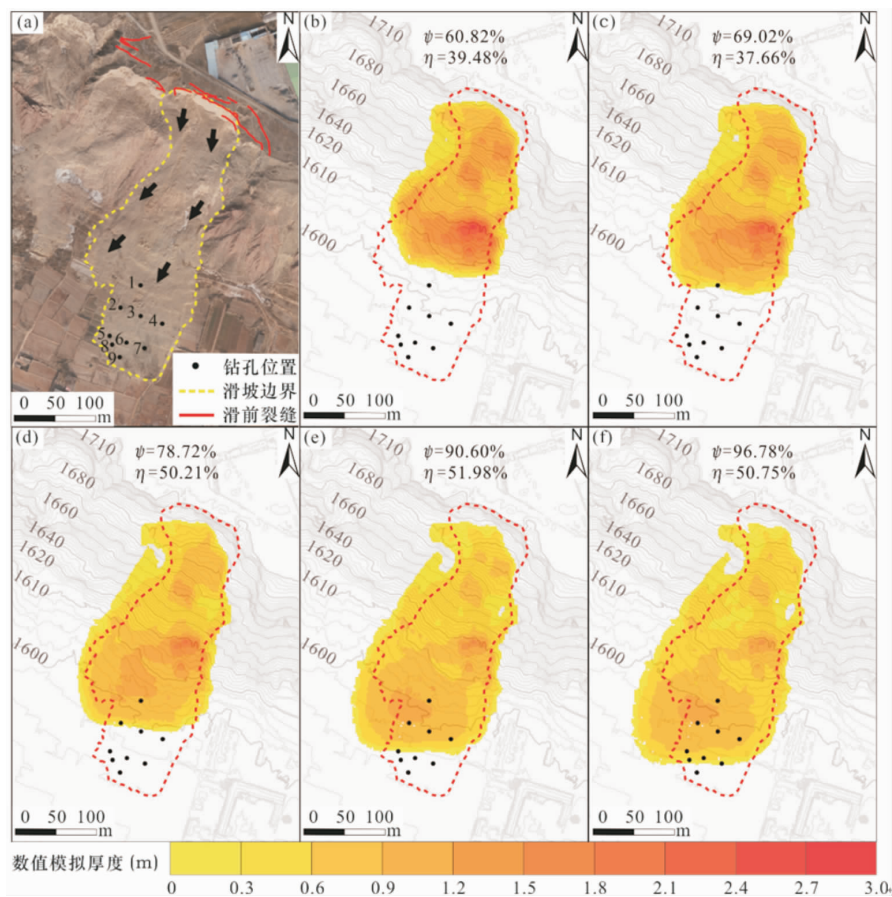


图6 不同取值概率下数值模拟结果

4 案例分析与验证

选取黑方台地区党川7#滑坡(图6a)作为验证案例,该滑坡形成于2019年10月5日,属于黄土层内滑动,物源物质主要为上更新统风成黄土,体积约 $9.7 \times 10^4 \text{ m}^3$,滑坡纵向长度约358 m,平均宽度约145 m,堆积体厚度约3.5 m,启动后掩埋坡脚农田和果园,但未造成人员伤亡,最终形成约 $3.7 \times 10^4 \text{ m}^2$ 的堆积体。在滑坡前缘堆积体位置(图6a),钻孔1-钻孔9位置的堆积体厚度分别为1.67 m、0.70 m、1.5 m、0.8 m、0.75 m、0.60 m、0.72 m、0.30 m、0.58 m。对比滑坡发生前后的无人机影像发现,滑体后缘边界沿着弧状的拉张裂缝、土洞发育,具有很强的辨识性。

基于上文提出的参数概率取值模型,如图6b至图6f所示,当超孔隙水压力系数 λ 分别取0.537 2、0.615 7、0.694 3、0.772 8、0.812 1时,对应的参数取值概率为20%、40%、60%、80%、90%,将非关键参数与反演过程中保持一致,进而通过Massflow对党川7#滑坡进行模拟验证。在所选的5组情况中,随着关键参数 λ 取值概率的增加,质心滑动距离 ψ 指标从60.82%增加到96.78%。与反演过程类似,堆积面积重叠率 η 准确率相对质心滑动距离 ψ 较小,模拟结果与真实滑动方向存在约8°的偏离,导致前缘堆积物部分落在滑坡边界范围之外,但 ψ 、 η 两项评价指标的平均值在60%左右,与反演结果相比属于较好的结果。将 λ

参数取值概率为80%、90%的模拟堆积厚度与实测厚度进行对比(图7),在数值模拟结果到能够达到的1#-8#钻孔,堆积厚度平均误差在31.8 cm左右,模拟堆积厚度与实测厚度相近,且模拟的准确度随着取值概率的增大而变大,案例基本可以验证本文提出参数取值概率模型的准确性。

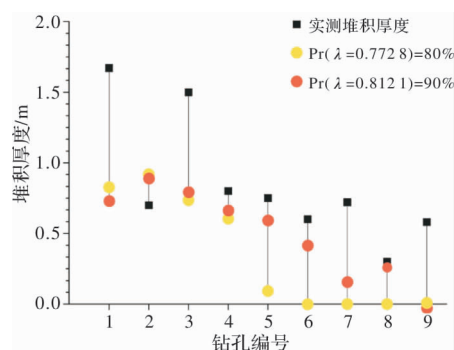


图7 不同位置数值模拟厚度与实测对比

黄土滑坡在运动中对底部存在一定的铲刮效应^[41],对滑坡运动过程中的能量消散有着重要影响,基底摩擦角 δ 可能在不同位置而存在差异。小样本的极大似然参数估计至少需要10组样本^[37],概率模型的准确性将随样本数目的增加而逐步提高,但获得数值模型最优参数需要大量的反演计算,目前无法将非关键 ρ 、 c 、 φ 、 δ 、 λ 等参数均进行正交组合,在平衡模型精度和计算量后,本文仅对Massflow软件中关键的聚力 c 和超孔隙水压力

系数 λ 进行了讨论, 最终建立了关键参数 λ 的参数概率模型, 在黑方台地区危险性滑坡预测时采用反演相同的非关键参数即可。

5 结论

(1) 基于 Massflow 数值软件, 地形约束将使所需的最佳内聚力减小, 所选 11 个案例最优 λ_0 范围为 0.51 ~ 0.80, 极差和方差分别为 0.29、0.011 2, 表明反演获得关键参数 λ 的波动性较小、收敛性较好。

(2) 采用极大似然法对最优 λ_0 进行区间估计, 获得区间边界 a 、 b 长度为 0.099 8, 在 $\lambda_0 \pm 0.05$ 的范围内, 评价指标 ψ 、 η 与最优参数 λ_0 反演误差误差不超过 15%, 说明获得的区间边界 a 、 b 长度足够小, 反演模拟结果误差在容许范围内。

(3) 案例验证了在置信度为 95% 时, 参数区间估计获得边界值范围分别为 0.408 7 < a < 0.508 5、0.805 1 < b < 0.901 3, 以区间中点构建均匀分布函数 $\lambda \sim U(0.458 6, 0.851 4)$, 进而获得数值参数取值概率的可行性与准确性, 本文可为数值模拟定量研究滑坡风险评价提供依据。

参考文献:

- [1] 赵尚毅, 郑颖人, 时卫民, 等. 用有限元强度折减法求边坡稳定安全系数[J]. 岩土工程学报, 2002, 24(3): 343–346.
- [2] 于国强, 张茂省, 张成航. 基于连续介质模型的滑坡启动机理数值模拟试验[J]. 地质通报, 2015, 34(11): 2100–2107.
- [3] 刘忠玉, 马崇武, 苗天德, 等. 高速滑坡远程预测的块体运动模型[J]. 岩石力学与工程学报, 2000, 19(6): 742–746.
- [4] OUYANG C, HE S, XU Q, et al. A MacCormack-TVD finite difference method to simulate the mass flow in mountainous terrain with variable computational domain[J]. Computers & Geosciences, 2013, 52: 1–10.
- [5] 熊益波, 陈剑杰, 胡永乐, 等. 混凝土 Johnson-Holmquist 本构模型关键参数研究[J]. 工程力学, 2012, 29(1): 121–127.
- [6] 郝治福, 康绍忠. 地下水系统数值模拟的研究现状和发展趋势[J]. 水利水电科技进展, 2006, 26(1): 77–81.
- [7] 周博, 汪华斌, 赵文锋, 等. 黏性材料细观与宏观力学参数相关性研究[J]. 岩土力学, 2012, 33(10): 3171–3175.
- [8] 何满潮, 薛廷河, 彭延飞. 工程岩体力学参数确定方法的研究[J]. 岩石力学与工程学报, 2001, 20(2): 225–229.
- [9] 赵尚毅, 郑颖人. 有限元强度折减法在土坡与岩坡中的应用[J]. 岩石力学与工程学报, 2004, 23(19): 3381–3388.
- [10] 冯夏庭, 李邵军, 张友良, 等. 滑坡的综合集成智能分析与优化设计方法研究[J]. 岩石力学与工程学报, 2003, 22(10): 1592–1596.
- [11] 李端有, 甘孝清. 滑坡体力学参数反分析研究[J]. 长江科学院院报, 2005, 22(6): 50–54.
- [12] 杜娟, 殷坤龙, 王佳佳. 基于有限体积法的滑坡—碎屑流三维运动过程模拟分析[J]. 岩石力学与工程学报, 2015, 34(3): 480–488.
- [13] 汤罗圣, 殷坤龙, 周丽, 等. 基于数值模拟与位移监测的滑坡抗剪强度参数反演分析研究[J]. 水文地质工程地质, 2012, 39(4): 32–37.
- [14] 周琪, 许强, 周小棚, 等. 突发型滑坡危险范围预测方法研究—以黑方台焦家 6# 滑坡为例[J]. 灾害学, 2020, 35(1): 216–221.
- [15] OUYANG C, ZHOU K, XU Q, et al. Dynamic analysis and numerical modeling of the 2015 catastrophic landslide of the construction waste landfill at Guangming, Shenzhen, China[J]. Landslides, 2017, 14(2): 705–718.
- [16] SHAHRIA A A, SPROSSB J, JOHANSSONB F, et al. Landslide susceptibility hazard map in southwest Sweden using artificial neural network[J]. Catena, 2019, 183: 104225.
- [17] SANSARE D A, MHASKE S Y. Natural hazard assessment and mapping using remote sensing and QGIS tools for Mumbai city, India[J]. Natural Hazards, 2020, 100(3): 1117–1136.
- [18] SCARINGI G, FAN X, XU Q, et al. Some considerations on the use of numerical methods to simulate past landslides and possible new failures: the case of the recent Xinmo landslide (Sichuan, China)[J]. Landslides, 2018, 15(7): 1359–1375.
- [19] 赵川, 蒋琳琳, 李晓鹏, 等. 基于 DEM 的“10.11”金沙江大型山体滑坡运动特性分析[J]. 沈阳大学学报(自然科学版), 2019, 31(4): 324–330.
- [20] LI P, SHEN W, HOU X, et al. Numerical simulation of the propagation process of a rapid flow-like landslide considering bed entrainment: A case study[J]. Engineering Geology, 2019, 263: 105287.
- [21] OUYANG C, AN H, ZHOU S, et al. Insights from the failure and dynamic characteristics of two sequential landslides at Baige village along the Jinsha River, China[J]. Landslides, 2019, 16(7): 1397–1414.
- [22] 文宝萍. 滑坡预测预报研究现状与发展趋势[J]. 地学前缘, 1996, 3(1): 86–93.
- [23] FENG S, GAO H, GAO L, et al. Numerical modeling of interactions between a flow slide and buildings considering the destruction process[J]. Landslides, 2019, 16(10): 1903–1919.
- [24] RICKENMANN D, LAIGLE D, MCARDELL B W, et al. Comparison of 2D debris-flow simulation models with field events[J]. Computational Geosciences, 2006, 10(2): 241–264.
- [25] 王磊, 李滨, 高杨, 等. 大型厚层崩滑体运动特征模拟研究: 以重庆武隆县羊角场镇大巷危岩为例[J]. 地学前缘, 2016, 23(2): 251–259.
- [26] HORTON A J, HALES T C, OUYANG C, et al. Identifying post-earthquake debris flow hazard using Massflow[J]. Engineering Geology, 2019, 258: 105134.
- [27] FAN X, YANG F, SIVA Subramanian S, et al. Prediction of a multi-hazard chain by an integrated numerical simulation approach: the Baige landslide, Jinsha River, China[J]. Landslides, 2020, 17(1): 147–164.
- [28] PENG D, XU Q, ZHANG X, et al. Hydrological response of loess slopes with reference to widespread landslide events in the Heifangtai terrace, NW China[J]. Journal of Asian Earth Sciences, 2019, 171: 259–276.
- [29] 彭大雷. 黄土滑坡潜在隐患早期识别研究——以甘肃黑方台为例[D]. 成都: 成都理工大学, 2018.
- [30] 许强, 彭大雷, 元星, 等. 2015 年 4.29 甘肃黑方台党川 2~# 滑坡基本特征与成因机理研究[J]. 工程地质学报, 2016, 24(2): 167–180.
- [31] OUYANG C, HE S, XU Q. MacCormack-TVD Finite Difference Solution for Dam Break Hydraulics over Erodible Sediment Beds[J]. Journal of Hydraulic Engineering, 2015, 141(5): 06014026.
- [32] 金艳丽, 戴福初. 饱和黄土的静态液化特性试验研究[J]. 岩土力学, 2008, 29(12): 3293–3298.
- [33] 张一希, 许强, 刘方洲, 等. 不同地区饱和原状黄土静态液化特性试验研究[J]. 地质科技情报, 2018, 37(5): 229–233.
- [34] 周琪, 许强, 周书, 等. 基于数值模拟的突发型黄土滑坡运动过程研究——以黑方台陈家 8# 滑坡为例[J]. 山地学报, 2019, 37(4): 528–537.
- [35] 周飞. 甘肃省黑方台黄土斜坡变形特征与滑坡机理研究[D]. 成都: 成都理工大学, 2015.
- [36] 李姝, 许强, 张立展, 等. 黑方台地区黄土强度弱化的浸水时效特征与机制分析[J]. 岩土力学, 2017, 38(7): 2043–2048.
- [37] 潘高田, 胡军峰. 小样本的均匀分布参数的区间估计和假设检验[J]. 数学的实践与认识, 2002, 32(4): 629–631.
- [38] 张成梯. 测量不确定度评定中的若干问题[J]. 中国测试技术, 2007, 33(5): 24–28.
- [39] 陈光曙. 关于均匀分布区间长度的区间估计[J]. 纯粹数学与应用数学, 2006, 22(3): 349–354.
- [40] 王秀丽. 均匀分布参数的最短置信区间[J]. 数学的实践与认识, 2008, 33(9): 57–60.
- [41] 彭大雷, 许强, 董秀军, 等. 基于高精度低空摄影测量的黄土滑坡精细测绘技术[J]. 工程地质学报, 2017, 25(2): 424–435.

2011: 10–25.

[10] 锡林郭勒盟实施公署. 关于共同推进锡林郭勒盟肉羊政策性保险试点工作的函[Z]. 呼和浩特: 内蒙古自治区保监局, 2018.

[11] 草原牧区羊群天气指数型保险合作协议[Z]. 呼和浩特: 内蒙古自治区保监局, 2015.

An Analysis of the Domestic Sheep's Weather Index Insurance of Xilin Gol League in 2019-Taking West Ujimqin Banner in Inner Mongolia

LIU Zigang, Zhu Hang, LOU Zixun, GAO Tianyi, YANG Bowen and JIN Xiulong

(Nankai University, School of Finance, Tianjin 300350, China)

Abstract: Weather index insurance is an innovative insurance. In this paper, the domestic sheep's weather index insurance uses livestock forage as the insurance subject, providing herdsmen with the insurance and risk hedging of the increase in the cost of raising sheep due to drought and snow disasters, and the damage caused by weather disasters. Whenever the weather reaches the standard of meteorological disasters, compensation shall be paid according to the quantity of the sheep in the insurance contract. At the same time, the implementation of weather index insurance has also greatly reduced the cost of insurance companies' claim investigation and the harm of the proposers' moral hazard. In 2019, the domestic sheep's weather index insurance launched the work in Xilin Gol League, Inner Mongolia. Based on the survey results of the herdsmen's insurance situation in West Ujimqin Banner, Xilin Gol League, this article briefly analyzed the experience and influencing factors of this weather index insurance policy and provided a reference for the region to further promote weather index insurance and improve anti-risk capabilities.

Key words: weather index insurance; husbandry; domestic sheep; west Ujimqin Banner; influence factor

(上接第 206 页)

Parameters Probability of Landslide Numerical Model Based on uniform Distribution——a Case Study on the Heifangtai Terrace

ZHOU Qi¹, XU Qiang^{1*}, ZHAO Kuanyao¹, PENG Dalei¹, ZHOU Xiaopeng¹ and AN Huicong²

(1. State Key Laboratory of Geohazard Prevention and Geoenvironment Protection, Chengdu University of Technology, Chengdu 610059, China; 2 Institute of Mountain Hazards and Environment, Chinese Academy of Sciences, Chengdu 610041, China)

Abstract: The value of parameter in numerical simulation is selected subjectively and difficult to quantify at present. In order to establish probabilistic model, the maximum likelihood theory is used to perform interval estimation in this paper. 11 loess landslides which located in Heifangtai terrace and occurred in the past 5 years were taken as cases and samples. The back-analysis can generate the optimal parameters with Massflow numerical model. Simulation results were quantitatively evaluated by two evaluation indicators, including centroid slip distance ψ and stacking area overlap ratio η . The optimal pore pressure ration λ_0 of different cases can be acquired, and the interval estimate of the parameter λ was obtained by the maximum likelihood method. Comparison of the relative errors between the non-optimal parameters and the corresponding evaluation indicators of λ_0 , discussion on the error of the length of the interval estimation value on the simulation, a uniform distribution probability model of landslide parameter values is proposed, and the accuracy of the probability model was verified by another case. It was found in this paper that terrain constraints could cause the cohesion difference during the back-analysis. The range and variance from the 11 optimal λ_0 are 0.29 and 0.0112, respectively, which indicated that the optimal pore pressure ration λ range has better convergence. Furthermore, interval length of the interval boundary a and b obtained by maximum likelihood method are 0.0998. The non-optimal parameters are in the range of $\lambda_0 \pm 0.05$ with relative errors of the evaluation indicators under 15%, which implies that the interval lengths a and b have minor influence on the simulation results. Besides, the case with a confidence level of 95% verifies the accuracy of the probabilistic model. The uniform distribution function was constructed by the midpoints of the interval estimates a and b, which could obtain the feasibility of the probability of parameter values, and the model can support for the quantitative risk assessment of site-specific landslide.

Key words: landslide back-analysis; uniform distribution; interval estimate; maximum likelihood estimate; parameters probability