

<https://doi.org/10.3799/dqkx.2022.216>



边坡勘察钻孔信息价值评价及优化布置方法

胡金政^{1,3}, 张洁^{1*}, 黄宏伟¹, 郑建国^{2,3}

1. 同济大学地下建筑与工程系, 上海 200092
2. 机械工业勘察设计院有限公司, 陕西西安 710043
3. 陕西省特殊岩土性质与处理重点实验室, 陕西西安 710043

摘要: 为了解决现有边坡勘察试验钻孔布置的优化方法概念复杂、计算量大, 需要预先定量估计边坡失稳损失, 在实际应用中不方便的问题, 利用边坡响应面机器学习模型提出了一种边坡勘察方案的信息价值量化指标, 进而给出了边坡钻孔布置方案优化方法。利用边坡部分特征响应面模型建立了安全系数与勘察数据之间的关系。利用随机模拟样本即可实现对边坡勘察钻孔方案的信息价值量化指标计算, 分析不同勘察方案时不需要额外重复计算安全系数, 大幅提高了分析效率。基于提出的方法, 对不排水边坡案例进行了分析, 分析结果与文献中相似, 算法复杂度和计算量大幅降低。本方法可以快速评价和对比边坡勘察方案的信息价值, 进而实现钻孔布置方案优化, 具有概念清晰、算法简单、计算方便的特点, 计算量也相比传统方法大幅降低, 易于工程勘察人员接受和采用。

关键词: 边坡安全系数; 钻孔; 空间变异性; 勘察方案优化; 岩土工程; 工程地质。

中图分类号: P642

文章编号: 1000-2383(2023)05-1977-12

收稿日期: 2022-06-28

Value of Information Assessment and Optimization of Slope Boreholes

Hu Jinzheng^{1,3}, Zhang Jie^{1*}, Huang Hongwei¹, Zheng Jianguo^{2,3}

1. Department of Geotechnical Engineering, Tongji University, Shanghai 200092, China
2. China Jikan Research Institute of Engineering Investigations and Design Co. Ltd., Xi'an 710043, China
3. Shaanxi Key Laboratory for the Property and Treatment of Special Soil and Rock, Xi'an 710043, China

Abstract: The conventional method to optimize the slope investigation program is usually assigned with complicated concept and arduous computational efforts. Also, the quantitative evaluation of slope failure loss is required, which is not convenient in practice. In this paper it aims to solve the above problem with a suggested method based on training of response surface-based machine learning model with incomplete features. The relationship between the factor of safety and the site investigation data is established. Then a prediction function is imported and calibrated with simulated samples. This method adopts the root mean square error of factor of safety as the indicator to assess the effectiveness of slope borehole program. The algorithm is provided and applied in an illustrative example of an undrained slope. The results accord well with those reported in literatures. The suggested method provides an efficient way to assess the effectiveness of site investigation program for slope. It has the characteristics of clear concept, simple algorithm and convenient calculation. Also the computational efforts are greatly reduced. This method will be more acceptable for practitioners.

Key words: safety factor of slope; borehole; spatial variability; optimization of site investigation program; geotechnical

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(Nos. 42072302, 41672276).

作者简介: 胡金政(1994—), 男, 博士研究生, 从事岩土工程不确定性研究. ORCID: 0000-0002-6058-8083. E-mail: tjcc_hujz@tongji.edu.cn

* **通讯作者:** 张洁, ORCID: 0000-0001-7528-4077. E-mail: cezhangjie@tongji.edu.cn

引用格式: 胡金政, 张洁, 黄宏伟, 郑建国, 2023. 边坡勘察钻孔信息价值评价及优化布置方法. 地球科学, 48(5): 1977-1988.

Citation: Hu Jinzheng, Zhang Jie, Huang Hongwei, Zheng Jianguo, 2023. Value of Information Assessment and Optimization of Slope Boreholes. *Earth Science*, 48(5): 1977-1988.

engineering; engineering geology.

0 引言

边坡失稳是一种常见的岩土工程灾害,边坡可靠度分析和设计依赖于边坡土体性质的信息(何成等, 2021). 由于土体是一种长期地质作用形成的天然材料,其性质具有显著的空间变异性(Phoon and Kulhawy, 1999; 唐朝晖等, 2013). 即使在同一地层中,各处的土体性质也不完全一致(张抒等, 2018). 工程勘察是降低土体参数的不确定性的有效手段(Gong *et al.*, 2021). 然而,岩土工程勘察往往受限于经济和时间成本,现场勘察中仅可能对有限钻孔进行取样和测试,而地层内其他区域的土体性质只能通过间接推断获得. 此时,经过勘察后的边坡地层性质仍然存留有一定的不确定性(Jiang *et al.*, 2018). 可以想象,地层的不确定性将随着钻孔数量的增加而减小. 但钻孔数量增加的同时,勘察成本也将迅速增加. 如何分析边坡钻孔布置方案预期获得信息的价值并优化布置对边坡勘察方案的制订具有重要的意义.

近年来勘察试验方案的有效性评价成为研究热点. 如 Goldsworthy *et al.* (2007) 基于平均设计误差来确定浅基础最优取样位置. Gong *et al.* (2014) 通过计算勘察前后隧道开挖沉降的可靠度指标来评价勘察方案的信息价值. Zhao and Wang (2020) 使用信息熵作为评价钻孔方案的指标. 此外,许多研究引入工程造价和结构失效的风险作为评价勘察方案的重要参考. Yoshida *et al.* (2018) 使用信息价值指标液化判别的风险,基于高斯随机场分析了最优钻孔布置. 如 Yang *et al.* (2019) 和 Yang *et al.* (2021) 基于欠安全设计或过保守设计的风险作为边坡勘察方案优化的依据. Jiang *et al.* (2020) 基于信息价值理论,使用勘察数据降低工程造价和边坡失效风险的预期值来定量评价边坡勘察钻孔方案. 由于勘察方案评价涉及勘察数据以及给定勘察数据下边坡土体参数的两重不确定性,所需计算量庞大.

为了提高勘察方案有效性评价的计算效率, Straub (2014) 提出了基于重要性抽样的方法. 蒋水华等(2018) 使用了贝叶斯更新结构可靠度算法和子集抽样法来提高信息价值分析的计算效率. Hu *et al.* (2021) 提出了一种基于逻辑回归的方法,可以

大幅降低信息价值分析的计算量. 上述方法为考虑空间变异性的边坡钻孔布置方案优化的研究提供了重要的分析工具,但需要边坡失稳造成的人员伤亡、经济损失、社会影响等损失作为输入参数. 在很多情况下,边坡失稳的后果极难准确估计(Terbrugge *et al.*, 2006; 刘光旭等, 2014).

综上所述,目前勘察方案有效性评价的研究主要有两大问题亟待解决:其一是计算量庞大在实际工程应用中基本不具可行性;其二是涉及的概率决策模型比较复杂,边坡失稳后果等参数难以获取. 为了解决以上问题,基于响应面机器学习的理念,本文提出了一种边坡勘察方案信息价值评价方法,该方法可以大幅提高边坡勘察方案信息价值分析的计算效率,算法简单容易收敛,计算方便,不需要对边坡失稳后果等参数,可以为边坡勘察方案的优化设计提供工具.

本文提出了一种高效的边坡勘察方案信息价值量化评价方法,在此基础上对边坡的勘察方案进行优化. 论文结构安排如下:论文将首先介绍地质勘察对边坡设计的影响机制,指出传统方法在分析边坡勘察方案信息价值时面临的挑战. 随后,将利用边坡响应面模型推导边坡勘察方案的信息价值量化指标,并提出边坡勘察方案信息价值指标计算方法. 在此基础上,给出边坡勘察方案的优化分析模型,给出了边坡钻孔方案优化的算法流程. 最后,采用本文提出的方法进行案例分析,验证提出的方法并展示应用效果.

1 边坡勘察信息价值分析的挑战

1.1 勘察信息对边坡设计的影响机制

为了考虑空间变异性的影响,常使用随机场模型将各点处的土体参数模拟为随机变量,整个地层参数可由一系列随机变量进行描述(张抒等, 2018). 本文中,用 θ 表示与边坡安全系数相关的边坡各处土体参数. 边坡的安全系数 F_s 与 θ 的存在函数关系:

$$F_s = g(\theta), \quad (1)$$

其中 $g(\theta)$ 为由边坡土体参数求解安全系数的模型,如简化毕肖普法(Cho, 2010; Jiang *et al.*, 2020)、强度折减法(郑颖人和赵尚毅,

2004; 王伟等, 2018; Hu *et al.*, 2021)等。

在进行场地勘察试验之前,关于边坡土体参数的信息不足, θ 具有较大的不确定性,导致边坡的安全系数 F 也具有较大的不确定性。在获得场地勘察试验数据后, θ 和 F 的不确定性可以降低。在概率统计理论中,观测数据带来的不确定性的降低可使用贝叶斯定理来计算:

$$f(\theta|D) = \frac{f(D|\theta)f(\theta)d\theta}{\int_{\theta} f(D|\theta)f(\theta)d\theta}, \quad (2)$$

其中 $f(\theta)$ 为 θ 的先验概率密度函数; D 为勘察试验获得的数据; $f(D|\theta)$ 为勘察数据似然函数,即给定边坡土体参数 θ 时勘察数据 D 的条件概率密度函数,描述了取样方案、试验误差等要素,将此条件分布称为勘察数据分布; $f(\theta|D)$ 为 θ 的后验分布的概率密度函数。

边坡的设计需要依据土体参数 θ 的信息。先验分布代表了勘察前对土体的了解,通常可根据既有数据库、类似工程的经验和相关文献资料确定;由于这些既有信息的来源范围较宽,并不针对特定的某个边坡,其不确定性要比该边坡岩土参数的实际不确定性要大。获得勘察数据后, θ 的后验分布引入了场地内土体的信息,其不确定性要比先验分布小。不同的勘察方案预期能够降低的不确定性是不同的,合理的勘察方案能够更多地降低 θ 的不确定性,进而更有效地降低欠安全设计或过保守设计的风险(如 Papaioannou and Straub, 2017; Yang *et al.*, 2021),提高工程的安全性和经济性。

1.2 边坡勘察信息价值量化的挑战

上述分析解释了勘察数据通过减少土体的不确定性进而改进设计方案的影响机制。在实施勘察方案之前评价勘察方案时,勘察数据是未知的。边坡勘察方案的信息价值即考虑勘察数据的各种可能结果时,不确定性降低带来的预期收益(如 Straub, 2014)。信息价值分析的传统蒙特卡罗方法可以描述如下:

(1)首先,生成若干个勘察试验数据 D 的随机模拟样本;

(2)对于每一个勘察数据 D 的随机模拟样本,使用式(2)对土体参数 θ 进行贝叶斯更新,根据更新后的土体参数 θ 的分布确定更新后的安全系数的概率分布;

(3)由于更新后的安全系数分布的不确定性降低,在满足安全性要求下能够采用更经济的设计,

在此量化计算工程安全性和经济性改进幅度;

(4)重复步骤(2)到(3),直到遍历所有试验数据 D 的随机模拟样本;

(5)计算以上得到的一系列工程安全性和经济性改进幅度的平均值,作为该勘察方案的信息价值指标。

以上模型方法对不确定性条件下边坡钻孔布置优化提供了重要的理论分析工具,但在实际应用中仍存在两点不便:(1)其中涉及的贝叶斯理论和条件随机场的概念较为复杂,需要对边坡失稳的损失进行量化评估,不易被工程人员接受;(2)由于涉及到两重蒙特卡罗模拟,计算量大,可行性差。下文将从安全系数响应面机器学习模型训练与勘察数据关系的角度出发,提出一种边坡钻孔信息价值量化分析方法。该方法无需涉及复杂的可靠度理论、贝叶斯理论和风险决策理论,计算量也比较小,具有更好的可行性。

2 量化边坡勘察的信息价值

2.1 边坡响应面机器学习模型

在边坡稳定性分析中,响应面模型是一种高效、准确预测安全系数的方法(傅方煜等, 2014; Zhang *et al.*, 2015)。在考虑边坡土体空间变异性时,二次无交叉项多项式响应面模型可以较为准确的描述单层土边坡安全系数与边坡各点土体参数之间的关系(蒋水华等, 2015; 仇文岗等, 2021)。Zhou *et al.* (2021)研究表明,土体参数随机场的各点在响应面模型中的重要性程度是不同的,选取某些重要点可获得更好的预测效果。从机器学习的角度来看,常将输入变量称为特征,将输出变量称为响应,在机器学习可以通过选取合理的特征来获得更好地预测效果,称为特征选择。具体在边坡钻孔优化问题中,各点土体参数为特征,安全系数为响应,各点土体参数与安全系数的关系为响应面,而勘察钻孔的优化实际上是一个特征选择问题。合理的特征选择能够使得损失函数更低,则对应的勘察方案信息价值更高。

在此用 $\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_n$ 来表示 θ 的各个元素,其中 n 为 θ 的维度。在边坡安全系数与地层中各点强度参数之间的关系式(1)中,土体参数 $\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_n$ 为输入变量,即为特征;安全系数为输出变量,即为响应。用 $\hat{g}(\theta)$ 表示二次无交叉项多项式响应面模型,用 $\hat{F}_s$ 表示基于响应面模型

预测的安全系数,则 $\hat{F}_s$ 和 $\hat{g}(\theta)$ 可表示为:

$$\hat{F}_s = \hat{g}(\theta) = \mathbf{w}^T \mathbf{x}_\theta, \quad (3)$$

其中 $\mathbf{x}_\theta = (1, \theta_1, \theta_2, \dots, \theta_n, \theta_1^2, \theta_2^2, \dots, \theta_n^2)^T$ 为 θ 中的元素组成的向量; $\mathbf{w} = (w_0, w_{11}, w_{12}, \dots, w_{1n}, w_{21}, w_{22}, \dots, w_{2n})^T$ 为待定系数向量. 可使用均方误差函数 $Q(\mathbf{w})$ 作为机器学习的损失函数:

$$Q(\mathbf{w}) = E \left[\left(F_s - \hat{F}_s \right)^2 \right] = E \left[\left(g(\theta) - \mathbf{w}^T \mathbf{x}_\theta \right)^2 \right], \quad (4)$$

式中 $E(\cdot)$ 代表求数学期望; F_s 为使用数值模型计算的安全系数; $\hat{F}_s$ 为使用基于式(3)计算的预测安全系数. 本文选用均方误差损失函数的原因如下: 均方误差损失函数是应用最广泛的损失函数, 式(3)是关于待定系数的线性模型, 式(4)均方误差损失函数性质较好, 在训练时可以稳定获得唯一解. 由于土体参数具有不确定性, 同时在实际勘察之前, 勘察数据也具有不确定性, 导致安全系数具有不确定性. 根据全期望公式, 存在如下关系:

$$Q(\mathbf{w}) = E \left\{ E \left[\left(F_s - \hat{F}_s \right)^2 | D \right] \right\}, \quad (5)$$

其中最外层的 $E(\cdot)$ 代表对 D 的分布求数学期望, 内层的 $E(\cdot)$ 代表对土体参数 θ 在考虑勘察数据后由式(2)的贝叶斯定理得到的后验分布 $f(\theta|D)$ 求数学期望. 可以看出, 均方误差函数作为数学期望, 可以综合反映勘察数据取不同可能值时, 不同的后验分布 $f(\theta|D)$ 下安全系数取不同值时的影响, 而不需要具体求解 $f(\theta|D)$.

响应面模型的训练可表示以下求最值问题:

$$\min Q(\mathbf{w}) \quad s.t. \quad \mathbf{w} \in W = \{\mathbf{w} | \mathbf{w} \in R^{2n+1}\}, \quad (6)$$

其中 $s.t.$ 代表限制条件; W 为 $\mathbf{w}$ 的取值空间, R^{2n+1} 为 $2n+1$ 维实数空间. 此时响应面的估系数数目为 $2n+1$. 基于式(6)即可获得基于土体参数预测安全系数的响应面系数. 以上的响应面模型的训练使用了全部土体的参数, 本文称之为全特征响应面.

2.2 考虑勘察取样的不完备性的部分特征响应面

由于勘察钻孔只能对部分土体进行取样, 获得的勘察数据并不能涵盖 θ 中的全部元素. 假设某勘察方案 SIP 的取样点分别对应 θ 中的 K 个元素. 此时, 用来训练 $\hat{g}(\theta)$ 的数据只有勘察钻孔能够覆盖的 θ 中的土体参数, 本文称之为部分特征响应面. 则部分特征响应面的系数 $\mathbf{w}_{\text{opt1}}$ 求解可表示为

$$\min Q(\mathbf{w}) \quad s.t. \quad \mathbf{w} \in W_{\text{SIP}} = \{\mathbf{w} | \mathbf{w}_{\text{SIP}} \in R^{2K+1}, \mathbf{w}^* = 0\}, \quad (7)$$

其中 W_{SIP} 为仅给定勘察方案 SIP 的取样点处数据时 $\mathbf{w}$ 的取值空间, $\mathbf{w}_{\text{SIP}}$ 为 $\mathbf{w}$ 中常数项 w_0 和勘察取样点对应的一次项和二次项的待定系数组成的向量, 共 $2K+1$ 个元素; $\mathbf{w}^*$ 为 $\mathbf{w}$ 中的其他系数; 由于样本不能覆盖 θ 中的全部元素, 未勘察取样土体对应的系数 $\mathbf{w}^*$ 只能被迫取零, 否则无法求解. 此时待定系数的数目为 $2K+1$.

2.3 考虑试验误差的部分特征响应面

当勘察数据带有误差时, 观测值为有误差的土体参数, 它们也可以用来训练响应面模型. 类似于上文中的 $\mathbf{x}_\theta$, 将模拟勘察数据组成向量 $\mathbf{x}_D = (1, D_1, D_2, \dots, D_n, D_1^2, D_2^2, \dots, D_n^2)^T$, 其中 D_i 表示 θ_i 的观测值. 将式(4)中的 $\mathbf{x}_\theta$ 替换为 $\mathbf{x}_D$, 构造伪均方误差:

$$Q'(\mathbf{w}) = E \left[\left(g(\theta) - \mathbf{w}^T \mathbf{x}_D \right)^2 \right], \quad (8)$$

将伪均方误差 $Q'(\mathbf{w})$ 作为响应面模型机器学习的损失函数, 训练的响应面模型将反映试验误差的影响. 对于同样的取样点布置, $\mathbf{w}$ 取值空间与上文相同, 仍为 W_{SIP} , 则响应面的训练可表示为:

$$\min Q'(\mathbf{w}) \quad s.t. \quad \mathbf{w} \in W_{\text{SIP}}. \quad (9)$$

2.4 无勘察数据时的响应面

用 W_0 来表示不进行任何勘察取样时 $\mathbf{w}$ 的取值空间, 此时 $\mathbf{w}$ 中只有 w_0 取值待定, 其他均为 0. 将式(7)中的 W_{SIP} 替换为 W_0 , 进而求得无任何勘察数据时的均方误差 (记为 Q_0):

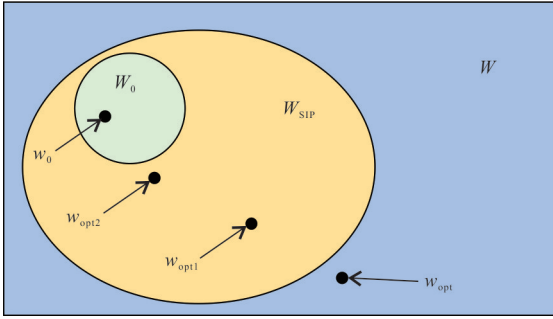
$$Q_0 = \min_{\mathbf{w} \in W_0} Q(\mathbf{w}) = \min_{w_0} E \left[\left(g(\theta) - w_0 \right)^2 \right]. \quad (10)$$

2.5 不同响应面的均方误差 $Q(\mathbf{w})$ 之间的关系

用 $\mathbf{w}_{\text{opt}}$ 表示由式(6)训练得到的全特征响应面的系数向量, $Q(\mathbf{w}_{\text{opt}})$ 实际上反映了在获得全部土体信息后响应面模型仍残余的误差, 常称之为模型误差. 用 $\mathbf{w}_{\text{opt1}}$ 表示由式(7)训练得到部分特征响应面的系数向量; 用 $\mathbf{w}_{\text{opt2}}$ 表示由式(9)训练得到的系数向量; 用 $\mathbf{w}_0$ 表示由式(10)得到的系数向量. 由前文的描述可得出各个系数向量及其取值空间的关系, 图 1 为它们的 Venn 图.

W_{SIP} 是 W 的子集, $Q(\mathbf{w}_{\text{opt1}})$ 和 $Q(\mathbf{w}_{\text{opt}})$ 分别为 $\mathbf{w}$ 约束在 W_{SIP} 和 W 空间中时 $Q(\mathbf{w})$ 的最小值, 故有 $Q(\mathbf{w}_{\text{opt}}) \leq Q(\mathbf{w}_{\text{opt1}})$. 这说明减少勘察取样会使安全系数的不确定性更大, $Q(\mathbf{w}_{\text{opt1}}) - Q(\mathbf{w}_{\text{opt}})$ 反映了勘察不完备性的影响.

将 $\mathbf{w}_{\text{opt2}}$ 代入式(4), 即可得到考虑试验误差时的均方误差 $Q(\mathbf{w}_{\text{opt2}})$. 如图 1 所示, 对于同一个钻孔布

图1 参数向量 w 的取值空间关系Fig.1 The relationship of the spaces of the coefficient vector w

置方案, w_{opt2} 和 w_{opt1} 取值空间都是 W_{SIP} . 在 W_{SIP} 中, w_{opt1} 使 $Q(w)$ 最小, 而 w_{opt2} 只能使 $Q(w)$ 而非 $Q(w)$ 最小, 故有 $Q(w_{opt1}) \leq Q(w_{opt2})$, 这说明勘察数据存在误差时安全系数的不确定性更大, 试验误差会引入额外的不确定性, 降低了勘察信息的价值. $Q(w_{opt2}) - Q(w_{opt1})$ 反映了试验误差的影响.

如图1所示, W_0 是任意 W_{SIP} 的子集, 而 $Q_0 = Q(w_0)$ 和 $Q(w_{opt1})$ 分别为 w 约束在 W_0 和 W_{SIP} 空间中时 $Q(w)$ 的最小值, 故有 $Q_0 \geq Q(w_{opt1})$. 实际上, 求解式(10)可得 Q_0 等于安全系数的先验方差, 根据全概率定理 (Blitzstein and Hwang, 2019), 获得信息后的方差通常会比先验方差小. $Q_0 - Q(w_{opt1})$ 或 $Q_0 - Q(w_{opt2})$ 的差值反映了勘察数据的作用.

由以上分析可得, $Q(w_{opt1})$ 实际上有两部分构成: 响应面模型固有的模型误差 $Q(w_{opt})$, 以及勘察取样的不完备性的影响 $Q(w_{opt1}) - Q(w_{opt})$. 而 $Q(w_{opt2})$ 除了以上两部分外, 还包含试验误差的影响 $Q(w_{opt2}) - Q(w_{opt1})$. 对同一个边坡, 全特征响应面是唯一的, $Q(w_{opt})$ 为常数. 此外, 根据文献 (蒋水华等, 2015; Zhou *et al.*, 2021), 式(4)全特征响应面可对单层土边坡安全系数做出较为准确的预测, 即对单层土边坡可以认为 $Q(w_{opt}) \approx 0$. 因此, $Q(w_{opt1})$ 或 $Q(w_{opt2})$ 能够反映勘察数据对预测安全系数不确定性的影响. 对于不同的勘察方案, 其钻孔取样位置、钻孔取样数目不同, 则系数取值空间 W_{SIP} 不同, $Q(w_{opt1})$ 或 $Q(w_{opt2})$ 也会存在差异. 若某边坡勘察方案获得响应面模型的损失函数 $Q(w_{opt1})$ 或 $Q(w_{opt2})$ 更小, $Q_0 - Q(w_{opt1})$ 或 $Q_0 - Q(w_{opt2})$ 更大, 说明该勘察方案降低安全系数不确定性的能力越强, 预期获得的信息价值越高. 下面将基于 $Q_0 - Q(w_{opt1})$ 和 $Q_0 - Q(w_{opt2})$ 来构造边坡勘察钻孔方案信息价值的指标.

3 边坡勘察方案信息价值分析

3.1 考虑勘察取样的不完备性的信息价值

上文介绍了利用响应面机器学习模型的损失函数 $Q(w)$ 来量化边坡勘察方案的有效性. 为了更好地评估边坡勘察方案的信息价值, 在此定义某勘察方案 SIP 信息价值指标为:

$$V(SIP) = [Q_0 - Q(w_{opt1})] / Q_0, \quad (11)$$

式(11)将 $Q_0 - Q(w_{opt1})$ 的差值除以 Q_0 进行了标准化处理, 可以近似将其解读为降低不确定性的比例. 同时, 将在下文算例中得出, 标准化可以降低蒙特卡罗模拟计算的随机误差, 提高收敛速度. 由于 $Q(w_0) \geq Q(w_{opt1})$, $V(SIP) \geq 0$. 若不进行任何勘察取样, $Q(w_{opt1}) = Q_0$, 信息价值 $V(SIP) = 0$.

3.2 考虑试验误差的信息价值

根据 2.5 中分析可得, $Q(w_{opt2}) - Q(w_{opt1})$ 反映了勘察试验误差对信息价值的不利影响. 将这部分不利影响扣除, 可定义考虑试验误差的信息价值指标为:

$$V_m(SIP) = [Q_0 - Q(w_{opt2})] / Q_0, \quad (12)$$

需要指出的是, 式(12)中使用的是 $Q(w_{opt2})$ 而非 $Q'(w_{opt2})$. 这是由于响应面模型是描述安全系数与土体参数的关系, 而非与勘察数据的关系. 伪均方误差损失函数 $Q'(w)$ 在本文中仅用于训练 w_{opt2} . 如前文所述 $Q(w_{opt2}) - Q(w_{opt1})$ 反映了试验误差的影响, $Q'(w_{opt2})$ 和 $Q(w_{opt1})$ 则无此关系.

信息价值指标 $V(SIP)$ 和 $V_m(SIP)$ 可以反映某勘察钻孔方案 SIP 预期能够降低的不确定性. 下文将介绍任意勘察方案 SIP 的信息价值指标的计算方法.

4 边坡钻孔信息价值指标计算方法

4.1 安全系数的蒙特卡罗模拟

在未进行勘察时, 勘察数据也不确定. 此时, 可根据对地层的先验信息来生成勘察数据的可能范围, 通过数值分析方法获得不同勘察数据条件下边坡的安全系数样本. 图2给出了基于蒙特卡罗模拟生成 N 组模拟土体参数和对应安全系数的流程图. 如前所述, 地层的先验信息用概率分布函数 $f(\theta)$ 表达. 为生成勘察数据的样本, 可先根据 $f(\theta)$ 生成土体参数 θ 的样本. 对每一个 θ 的样本, 计算其安全系数. 重复上述过程, 即可获

得大量土体参数 θ 与边坡安全系数 F_s 的样本。

4.2 边坡钻孔信息价值指标计算

式(4)的均方误差损失函数可以由下式近似计算:

$$Q(\mathbf{w}) \approx \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (F_{si} - \mathbf{w}^T \mathbf{x}_{\theta_i})^2, \quad (13)$$

其中 $\mathbf{x}_{\theta_i} = (1, \theta_{1i}, \theta_{2i}, \dots, \theta_{ni}, \theta_{1i}^2, \theta_{2i}^2, \dots, \theta_{ni}^2)^T$; θ_{ji} 表示 4.1 中获得的第 i 个 θ 的样本的第 j 个元素. 使用勘察数据分布 $f(D|\theta)$, 可生成 4.1 中获得的 θ 的样本的对应模拟勘察数据. 若对每一个 θ 的样本生成 M 个模拟勘察数据, 共有 MN 个模拟勘察数据. 则式(8)的伪均方误差损失函数可由下式近似计算:

$$Q'(\mathbf{w}) \approx \frac{1}{MN} \sum_{i=1}^N \sum_{k=1}^M (F_{si} - \mathbf{w}^T \mathbf{x}_{Dik})^2, \quad (14)$$

其中 $\mathbf{x}_{Dik} = (1, D_{1,ik}, D_{2,ik}, \dots, D_{n,ik}, D_{1,ik}^2, D_{2,ik}^2, \dots, D_{n,ik}^2)^T$; $D_{j,ik}$ 表示 5.1 中获得的第 i 个 θ 的样本的第 j 个元素的第 k 个模拟观测值. 对于勘察方案 SIP, 根据其取土样的空间位置, 可建立其对应的系数取值空间 $\mathbf{W}_{\text{SIP}}$. 在 $\mathbf{W}_{\text{SIP}}$ 的约束条件下对式(13)和式(14)求最小值, 可使用拉格朗日乘子法求解. 定义拉格朗日函数 $L(\mathbf{w})$ 为:

$$L(\mathbf{w}) = Q(\mathbf{w}) + \lambda^T \mathbf{w}^*, \quad (15)$$

或

$$L(\mathbf{w}) = Q'(\mathbf{w}) + \lambda^T \mathbf{w}^*, \quad (16)$$

其中 λ 为拉格朗日乘子向量; $\mathbf{w}^*$ 为系数取值空间 $\mathbf{W}_{\text{SIP}}$ 中需要约束为 0 的系数. 求解 $L(\mathbf{w})$ 对各待定系数及 λ 的偏导为 0 的方程组, 即可获得响应面系数 $\mathbf{w}_{\text{opt1}}$ 或 $\mathbf{w}_{\text{opt2}}$. 将 $\mathbf{w}_{\text{opt1}}$ 或 $\mathbf{w}_{\text{opt2}}$ 代入式(13); 即可计算得 $Q(\mathbf{w}_{\text{opt1}})$ 或 $Q(\mathbf{w}_{\text{opt2}})$; 然后将 $Q(\mathbf{w}_{\text{opt1}})$ 或 $Q(\mathbf{w}_{\text{opt2}})$ 代入式(11)或式(12), 即可计算得某一勘察钻孔方案的信息价值指标.

所需的模拟样本数目 N 可使用如下原则确定, N 应不小于 50 加 8 倍的待定系数数目 (如 Green, 1991) 或 10 倍的待定系数数目 (如 Miotto *et al.*, 2018). 如前文所述, 在基于式(7)和式(8)进行计算时, 响应面的待定系数数目实际为 $2K+1$, 其中 K 为勘察取土样的数目, 由于实际钻孔取样的土体占边坡全部土体的比例都比较小, 故计算所需的模拟样本数目 N 一般并不要求非常高. 例如, 在下文算例中, 虽然 θ 的维度为 $n = 1\ 810$, 但在布置一个钻孔时, K 取最大值 40, 对应响应面待定系数的数目为 81.

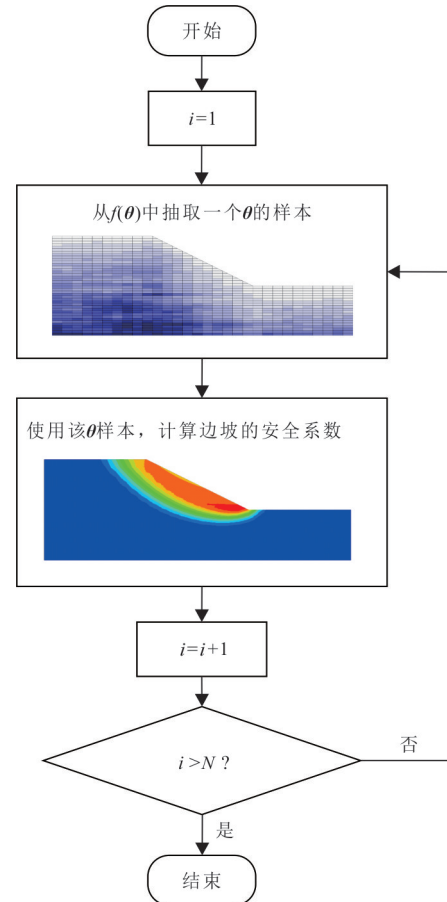


图2 生成安全系数训练样本算法流程

Fig.2 Flow chart for generating training samples of factor of safety

5 基于信息价值的边坡钻孔方案优化

获得边坡勘察方案信息价值量化指标及计算方法后, 即可基于量化指标对边坡勘察方案进行优化. 边坡钻孔方案布置可描述为以下优化问题:

$$\text{SIP}_{\text{opt}} = \arg \max_{\text{SIP} \in \text{SIP}} V(\text{SIP}) \text{ 或 } V_m(\text{SIP}), \quad (17)$$

其中 SIP 表示某一备选边坡钻孔方案; SIP_{opt} 代表最优钻孔方案; SIP 为所有备选钻孔方案的集合. 基于式(17), 边坡钻孔方案优化可按如下步骤进行:

(1) 根据勘察试验的条件制定边坡勘察的备选钻孔方案库.

(2) 基于边坡土体参数 θ 的先验分布 $f(\theta)$ 生成若干个 θ 的样本.

(3) 对于每一个 θ 的样本, 计算其安全系数.

(4) 根据试验手段等确定勘察数据分布 $f(D|\theta)$ 并生成 D 的样本.

(5) 选取一个待评价钻孔方案 SIP, 确定系数取值空间 W_{SIP} , 计算其信息价值指标 $V(SIP)$ 或 $V_m(SIP)$.

(6) 选取下一个待评价钻孔方案, 重复步骤(5), 比较各可选钻孔方案的信息价值指标, 直到获得信息价值最高的钻孔方案即为最优钻孔布置方案.

需要指出的是, 步骤(3)中生成安全系数使用的 θ 的样本是和勘察钻孔方案无关的, 因此对应的安全系数也只需要计算一次, 所得安全系数的模拟样本在分析其他钻孔方案时可以重复使用, 从而大幅提高了计算效率.

6 案例分析

6.1 案例介绍

本案例参考自 Jiang *et al.* (2020). 如图3所示, 该边坡的坡高为 10 m, 坡比为 1:2, $y = 0$ m 处以下为坚硬岩石. 土体重度为常量 20 kN/m^3 . 不排水抗剪强度可由以下公式表示:

$$s_u(x, y) = s_{u0} + b\gamma z \exp[w(x, z)], \quad (18)$$

式中 s_{u0} 为地面土体不排水抗剪强度; b 为不排水抗剪强度随埋深增加的速率; γ 为土体重度; $w(x, z)$ 为随机波动分量; x 、 y 和 z 分别为某点的水平坐标、竖直坐标和深度. 以上参数反映了无该边坡的勘察数据时对其土体性质的了解, 可根据相关文献数据库和工程经验选取. 根据文献(Jiang *et al.*, 2020), 由于降水、植被等因素, s_{u0} 具有一定的不确定性, 服从均值为 14.669 kPa, 标准差为 4.034 kPa 的对数正态分布; 由于先验数据库的数据有限性, b 具有一定的不确定性, 服从均值为 0.3, 标准差为 0.09 的对数正态分布; $w(x, z)$ 表示均值为 0、标准差为 0.24 的正态随机场, 用来模拟土体参数的空间变异性. 其自相关系数函数, 即任意两点 $w(x_1, z_1)$ 和 $w(x_2, z_2)$ 之间的相关系数为:

$$\rho = \exp\left[-0.5(|x_1 - x_2|/\delta_h + |z_1 - z_2|/\delta_v)\right], \quad (19)$$

其中 δ_h 和 δ_v 分别为水平方向和竖直方向的波动尺度. 波动尺度体现了土体性质在空间上的相关性程度, 因此其取值可能会影响不同位置钻孔的信息价值差异. 根据文献(Jiang *et al.*, 2020), 本算例中取 $\delta_h = 38 \text{ m}$, $\delta_v = 3.8 \text{ m}$. 式(18)和式(19)共同确定了边坡土体参数的先验概率分布 $f(\theta)$.

6.2 勘察数据分布

根据文献(Jiang *et al.*, 2020), 该案例的勘察数据分布 $f(D|\theta)$ 如下式所示:

$$D_i = \zeta_{mi} \zeta_t s_{ui}, \quad (20)$$

其中 s_{ui} 表示在第 i 个取样位置处, 不排水剪切强度的真实值; ζ_{mi} 为测量误差系数; ζ_t 为试验转换误差系数. 根据文献(Jiang *et al.*, 2020), ζ_{mi} 表示中位数为 1, 变异系数为 0.1 的相互独立的对数正态随机变量; ζ_t 表示中位数为 1、变异系数为 0.075 的对数正态随机变量. s_{ui} , ζ_{mi} 和 ζ_t 三者相互独立. 根据对数正态分布的性质, $\ln \zeta_{mi}$ 和 $\ln \zeta_t$ 都服从正态分布, 且它们的均值恰好是它们各自中位数的对数 $\ln 1 = 0$, 可以较为方便地模拟取多个土样时的高维多变量情形(Jiang *et al.*, 2020). 根据上文中的分析, 对于同一个钻孔布置方案, 试验误差越大, 其信息价值也将越低.

6.3 有限差分数值模型

本文使用基于有限差分软件 FLAC3D 来分析该边坡, 采用强度折减法计算该边坡的安全系数(Itasca Consulting Group, 2019; 唐朝晖等, 2021). 在 FLAC3D 的强度折减法中, 以是否计算收敛来判断边坡是否失稳(如 Zhao *et al.*, 2021). FLAC3D 可以自动寻找最危险滑动面而无需事先定义其位置或形状, 适用于考虑土体空间变异性时滑动面难以确定的情形. 图2给出了本文采用的有限差分网格. 该图中, 网格尺寸为 $1 \text{ m} \times 0.5 \text{ m}$, 共 $n = 1810$ 个单元网格, 每个网格的抗剪强度由 6.1 中给出的随机场模型确定. 则 $\theta = (\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_n)^T$ 包含了 1810 个不排水抗剪强度参数.

基于案例提供的强度参数的先验概率信息, 随机生成了 $N = 5000$ 个土体不排水强度 θ 的模拟样本, 分别计算其安全系数 F_i . 这 5000 个安全系数中, 有 4825 个大于 1, 有 175 个小于等于 1, 失效概率为 3.50%. 传统方法中为了保证精度, 计算失效概率所需要的模拟次数随失效概率降低迅速升高. 而本文方法不涉及失效概率, 正如下文将要介绍的, 实际所需模拟次数可以大幅降低. 基于式(10)和式(13)计算得 $Q_0 = 0.1327$.

根据 2.3 节, 虽然本算例使用的响应模型中 θ 的维度为 1810, 但是如前文所述, 系数 w 约束在取值空间 W_{SIP} 中时, 响应面待定系数的数目为 $2K+1$, 其中 K 为勘察取样点的数目. 从图3可以看出, 在一个钻孔的情况下, 当钻

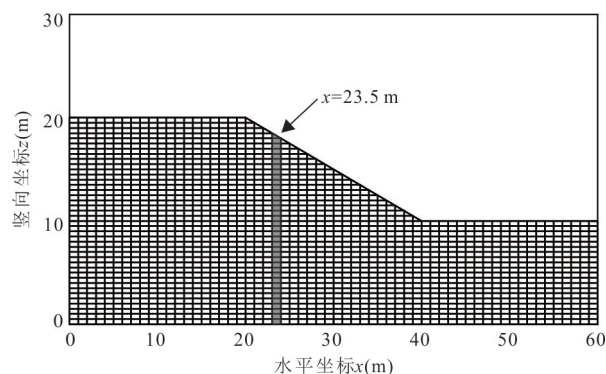


图3 不排水饱和粘土边坡有限差分数值分析模型

Fig.3 The finite difference model of the undrained-clay slope

孔位于坡顶时 K 取最大值 40, 则响应面待定系数的数目最多为 81. 下文将会验证, 5 000 个模拟样本可以提供稳健的计算结果.

6.4 单个钻孔下的边坡钻孔信息价值计算

在此, 从 $x = 0.5$ m 起每间隔 1 m 为一个备选钻孔位置, 钻孔可以到达 $y = 0$ m 处的坚硬岩石地层. 则备选方案集合 SIP 包含了 60 个备选钻孔位置.

以 $x = 23.5$ m 处布置一个钻孔为例, 用 SIP_1 表示该勘察方案, 如图 3 所示, 阴影部分标出的有限差分网格即为取样位置, 共 37 个网格. 则该钻孔方案对应 θ 中的 37 个元素. 该勘察方案的系数取样空间 W_{SIP_1} 可以描述如下: 要求常数项 w_0 和 37 个勘察取样处对应的一次项和二次项的系数共计 $1 + 2 \times 37 = 75$ 个待定, 其他约束为 0. 利用前文生成的 5 000 组 θ 和 F_s 的模拟样本, 可基于式 (7) 和式 (13) 计算得 $Q(w_{opt1}) = 0.005 2$. 进而使用式 (11) 计算该勘察方案不考虑试验误差时的信息价值指标为 $V(SIP_1) = 0.961 3$.

对每一个 θ 的模拟样本使用勘察数据分布 $f(D|\theta)$ 生成 $M = 10$ 个勘察数据的模拟样本, 进而可以获得 $MN = 50\ 000$ 组模拟勘察数据和 F_s 的样本. 可基于式 (9) 和式 (14) 获得考虑试验误差时的系数 w_{opt2} . 再利用 $N = 5\ 000$ 组 θ 的样本, 基于式 (13) 计算得 $Q(w_{opt2}) = 0.006 9$. 进而使用式 (12) 计算考虑试验误差时的信息价值指标为 $V_m(SIP_1) = 0.947 6$.

同时, 本文对蒙特卡罗模拟样本数 N , 即安全系数模型 $g(\theta)$ 的计算次数的敏感性进行了分析. 图 4 展示了未经标准化的信息价值指标 $Q_0 - Q(w_{opt1})$, $Q_0 - Q(w_{opt2})$ 以及 Q_0 与 N 的关系. 可以看出, 虽然随着模拟次数的增加, 计算结果趋于稳定, 但仍不能保证足够稳健. 可以看出, 三者的随机误

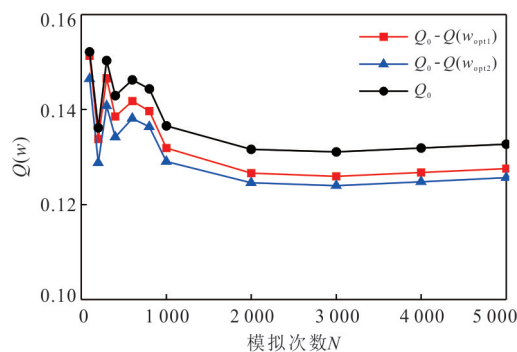
图4 未经 Q_0 标准化的信息价值指标

Fig.4 The unnormalized indicator of the value of information

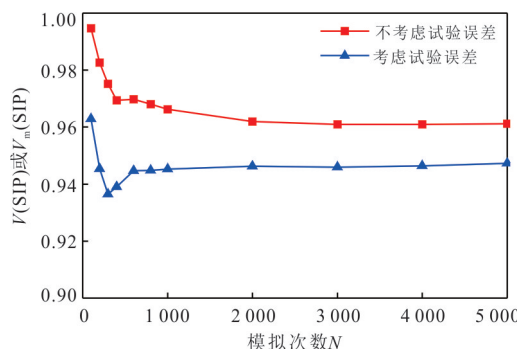
图5 经 Q_0 标准化后的信息价值指标

Fig.5 The normalized indicator of the value of information

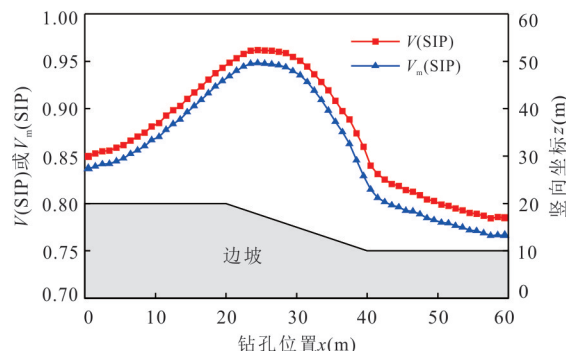


图6 信息价值指标随钻孔位置的变化

Fig.6 $V(SIP)$ or $V_m(SIP)$ as a function of borehole location

差波动具有同步性, 因此本文采用了式 (11) 和式 (12) 中除以 Q_0 使之标准化后的信息价值指标. 图 5 展示了式 (11) 和式 (12) 中的信息价值指标, 可以看出其收敛速度显著加快, 在收敛之前受到计算误差的影响, 计算结果不稳定; 在 2 000 至 3 000 次模拟后收敛, 即可基本认为得到稳健结果. 在下文的分析中, 将使用 5 000 次模拟的计算结果.

6.5 钻孔位置对信息价值的影响

类似地, 可以计算其他 59 个备选方案的信息价值指标. 图 6 为信息价值指标随钻孔位置的变化关

系,可以看出,在不考虑试验误差时,随着钻孔位置由坡顶变化至坡脚,信息价值指标先变大后变小,其中信息价值最大的钻孔位置为 $x = 24.5\text{ m}$ 附近.在考虑试验误差时,信息价值指标有所降低.信息价值随钻孔位置的变化趋势与不考虑试验误差时的情况类似,最优位置也为 $x = 24.5\text{ m}$ 附近,对应 $V(\text{SIP}_{\text{opt}}) = 0.961\ 9$, $V_{\text{m}}(\text{SIP}_{\text{opt}}) = 0.948\ 2$.对于本算例,试验误差对钻孔方案的优化结果影响不大.

从图 6 可以看出,随着钻孔位置由坡顶变化至坡脚,获得的土样数(网格数目)是逐渐降低的,但是信息价值却表现为先升后降,这进一步印证了边坡不同处土体的重要性程度是不同的.由于边坡安全性与滑动面附近的土体强度关系密切,在 $x = 24.5\text{ m}$ 处钻孔可以最大程度地获得滑动面附近的土体强度的信息,从而降低安全系数的不确定性,故计算结果呈现出此处钻孔信息价值最大.值得注意的是,即使最低的信息价值也超过了 0.75,即大约降低了 75% 的不确定性,原因可能是本算例式(18)中随机参数 s_{u0} 和 b 为边坡全部土体共用,任意处的钻孔都能大幅降低其不确定性.

6.6 计算效率分析

图 7 比较了本文计算所得考虑试验误差的信息价值指标和文献 Jiang *et al.* (2020) 和 Hu *et al.* (2021) 中的信息价值指标,由于本文与文献中使用的具体指标的定义不同,本文为预期降低的均方误差比率,文献中为预期节约的费用,因此本文结果和文献中结果分别使用左右两个纵坐标轴.可以看出本文计算的信息价值指标与文献中的信息价值指标变化趋势相似,最优钻孔位置与文献中接近.图中同时标注了文献中与本文中需要计算安全系数的次数.图 6 中的全部分析只需调用 FLAC3D 软件计算 $N = 5\ 000$ 次安全系数,相比文献计算量大幅降低.

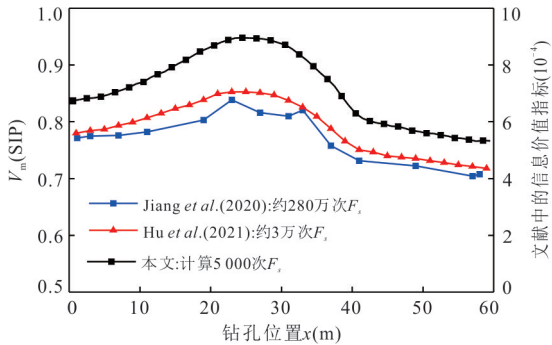


图 7 信息价值指标计算量与文献中指标相比较
Fig.7 Comparison between the value of information in this paper and indicators in the literatures

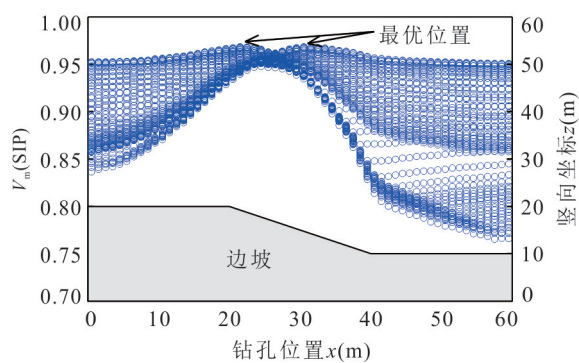
为了直观说明本文方法和其他方法的计算效率对比,在此以使用 FLAC3D 强度折减法计算安全系数为例来说明计算时间.根据作者的经验,使用一台 CPU 为 Intel Core i7 @3.20 GHz,内存 16 GB 的台式机计算安全系数一次大约需要 1 分钟左右,而如果只判断是否失稳则需要 8 s 左右.根据文献 Jiang *et al.* (2020),本算例获得勘察数据后的失效概率大约在 0.1% 附近.参考文献 Au and Beck (2001),如果要在 0.1% 的失效概率水平下保证计算失效概率的变异系数在 10% 以内,则至少需要判断 100 000 次边坡是否失稳.Jiang *et al.* (2020) 中使用子集抽样法(如 Au and Beck, 2001) 计算失效概率,子集抽样每层 1 000 个样本,则要求必须计算出具体安全系数值,每次失效概率至少计算 1 000 次安全系数.Hu *et al.* (2021) 使用逻辑回归方法估算失效概率,只需要判断边坡是否失稳即可,即判断边坡是否失稳.根据以上信息,各种方法的计算时间如表 1 所示.可以看出,本文方法的计算时间具有明显优势.此外,相比于其他方法,本文方法不需要考虑具体的加固成本和失稳损失,基于均方误差损失函数的后处理计算信息价值的速度也更快.

表 1 各方法计算时间对比(使用 FLAC3D 进行边坡稳定性分析共 60 个备选勘察方案)

Table 1 Comparison of the time consumption of different methods (analyzing 60 alternatives of site investigation program with FLAC3D)

方法	计算类型	每次计算失效概率的 边坡稳定性分析次数	每个勘察方案计 算失效概率次数	边坡稳定性 分析总次数	总时间估算
传统蒙特卡罗方法	判断是否失稳	10 万	200	12 亿	约 304.4 年
Jiang <i>et al.</i> (2020)方法	计算安全系数	至少 1 000	200	至少 1 200 万	至少 22.83 年
Hu <i>et al.</i> (2021)方法	判断是否失稳	3 万	3 万	3 万	约 2.78 天
本文方法	计算安全系数	-	-	5 000	约 3.47 天

注:此处未包含后处理计算信息价值的时间;本文和 Hu *et al.* (2021)方法对不同失效概率、不同勘察方案不需要重复边坡稳定性分析.

图8 两个钻孔时所有的 $V_m(\text{SIP})$ 数据点Fig.8 All points of $V_m(\text{SIP})$ with two boreholes

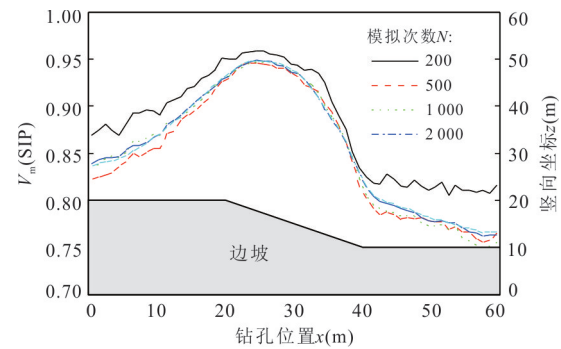
6.7 两个钻孔下的边坡钻孔布置方案优化

本文方法亦可适用于对多个钻孔的勘察方案进行优化,以两个钻孔为例,从 $x = 0.5 \text{ m}$ 起每隔 1 m 为一个备选钻孔位置.用 x_1 、 x_2 分别表示两个钻孔的位置,在此使用穷举法对两个钻孔的情况进行了分析.图8展示了所有 x_1 、 x_2 的组合的计算结果,每一竖排数据点代表当其中一个钻孔取该位置时,另一钻孔取所有备选位置时,计算所得的考虑试验误差时的信息价值指标.由于计算中 x_1 、 x_2 具有轮换不变性,故最大值点为两个,他们对应的钻孔布置方案相同.可以看出,最优钻孔布置方案为 $x_1 = 21.5 \text{ m}$, $x_2 = 30.5 \text{ m}$,此时 $V_m(\text{SIP}_{\text{opt}}) = 0.9684$.相比于一个钻孔的结果,可以看出第二个钻孔的信息价值提升并不明显,主要原因可能是边坡土体性质具有空间相关性,两个钻孔获得的信息会有所重复.

7 讨论

7.1 模拟次数的选取

以上算例中模拟次数为 $N = 5000$.为了进一步探索模拟次数的影响,本文计算了不同模拟次数条件下的结果,计算结果如图9所示.根据6.4中的敏感性分析显示,当模拟次数较少时(如 $N = 200, 500, 1000$ 时),计算结果可能包含了模拟计算的随机误差,因此在图9中对应曲线的光滑性较差.但是从整体趋势来看,这些计算结果与收敛后的结果比较接近,取最大值的位置也很接近.从应用角度来讲,较少的模拟次数仍可以用来近似判断最优钻孔位置.因此,即使 N 较小也可以根据曲线的趋势近似判断最优钻孔位置.这样可以在降低计算时间的同时给工程应用带来方便,易于工程勘察设计人员接受和采用.如可以根据

图9 不同模拟次数 N 条件下计算的信息价值指标随钻孔位置的变化Fig.9 $V_m(\text{SIP})$ as a function of borehole location with various number of simulations N

经验采用10倍的待定系数数目(如 Miotto *et al.*, 2018),即 $10(2K+1)$,其中 K 为取土样的数目.例如在本文算例中,当钻孔位于坡顶时 K 取最大值40, $10(2K+1) = 810$,可取 $N = 1000$.

7.2 研究展望

上文使用了二次无交叉项多项式响应面模型,根据文献(蒋水华等, 2015; Zhou *et al.*, 2021),二次无交叉项多项式全特征响应面可以准确模拟单层土边坡安全系数和各点土体参数之间的关系,即可以认为模型误差 $Q(\mathbf{w}_{\text{opt}}) \approx 0$.而对于存在土体分层,参数突变或岩质边坡节理、裂隙等导致的参数变异性非常强的情况,模型误差不能忽略.从理论的角度来说,本文指标依然服从上文介绍的性质,信息价值指标仍然可以反映各勘察方案的相对有效性.但在实际计算中,可能会存在模型误差影响计算的精度和收敛速度等问题.在非单层简单土质边坡情况下,本文方法的应用有待进一步的评估和验证.

上文中对两个钻孔情况下的钻孔布置进行了讨论,使用穷举法计算次数为60选2的组合数即1770次.类似地,如果分析3个或4个钻孔布置,则分别需要34220次和487635次.可以看出,当钻孔数目较多时,穷举法的计算量增长很快,计算效率较低.此时模拟退火、遗传算法等优化算法在计算效率上将更具优势,也是本文方法下一步研究的重要方向.值得注意的是,本文方法计算各个勘察方案的信息价值指标时不需要重复调用数值模型计算边坡安全系数,从而可以方便地嵌入各种优化算法,而传统方法受计算效率限制几乎无法使用优化算法.

8 结论

本文针对现有边坡钻孔布置优化方法中概念复杂、计算量大等问题,利用边坡响应面机器学习模型提出了一种边坡勘察方案的信息价值量化指标及计算方法,通过案例分析进行了验证.主要结论如下:

(1)本文利用边坡响应面模型的机器学习损失函数,提出了边坡勘察方案的信息价值量化指标,可以考虑勘察取样的不完备性和试验误差的影响,进而建立了边坡勘察方案信息价值的量化分析方法.

(2)本文方法可以用来快速评价和对比边坡勘察方案的信息价值,进而实现钻孔布置方案的快速优化,具有概念清晰、计算方便的特点.该方法的计算量相比较传统方法大幅降低,具有很强的可行性.

(3)本文方法可以对边坡钻孔布置的钻孔位置等参数进行优化.对于本文案例,布置一个钻孔时,最优位置一般在坡面略靠近坡顶处;试验误差对最优钻孔方案的选取影响不大.

References

- Au, S. K., Beck, J. L., 2001. Estimation of Small Failure Probabilities in High Dimensions by Subset Simulation. *Probabilistic Engineering Mechanics*, 16(4): 263—277.
- Blitzstein, J. K., Hwang, J., 2019. Introduction to Probability (2nd Edition). Chapman and Hall/CRC, New York.
- Cho, S.E., 2010. Probabilistic Assessment of Slope Stability That Considers the Spatial Variability of Soil Properties. *Journal of Geotechnical and Geoenvironmental Engineering*, 136(7): 975—984. [https://doi.org/10.1061/\(ASCE\)GT.1943-5606.0000309](https://doi.org/10.1061/(ASCE)GT.1943-5606.0000309)
- Fu, F.Y., Zheng, X.Y., Lü, Q., et al., 2014. Second Order Reliability Analysis of Slope Stability Using Response Surface Method. *Rock and Soil Mechanics*, 35(12): 3460—3466 (in Chinese with English abstract).
- Goldsworthy, J. S., Jaksa, M. B., Fenton, G. A., et al., 2007. Effect of Sample Location on the Reliability Based Design of Pad Foundations. *Georisk*, 1(3): 155—166.
- Gong, W., Juang, C.H., Wasowski, J., 2021. Geohazards and Human Settlements: Lessons Learned from Multiple Relocation Events in Badong, China: Engineering Geologist's Perspective. *Engineering Geology*, 285: 106051.
- Gong, W., Luo, Z., Juang, C.H., et al., 2014. Optimization of Site Exploration Program for Improved Prediction of Tunneling-Induced Ground Settlement in Clays. *Computers and Geotechnics*, 56: 69—79. <https://doi.org/10.1016/j.compgeo.2013.10.008>
- Green, S.B., 1991. How Many Subjects does It Take to do a Regression Analysis. *Multivariate Behavioral Research*, 26(3): 499—510. https://doi.org/10.1207/s15327906mbr2603_7
- He, C., Tang, H. M., Shen, P. W., et al., 2021. Progressive Failure Mode and Stability Reliability of Strain-Softening Slope. *Earth Science*, 46(2): 697—707 (in Chinese with English abstract).
- Hu, J.Z., Zhang, J., Huang, H.W., et al., 2021. Value of Information Analysis of Site Investigation Program for Slope Design. *Computers and Geotechnics*, 131: 103938. <https://doi.org/10.1016/j.compgeo.2020.103938>
- Itasca Consulting Group, 2019. FLAC3D - Fast Lagrangian Analysis of Continua in Three-Dimensions, Ver. 7.0. Itasca, Minneapolis.
- Jiang, S.H., Li, D.Q., Cao, Z.J., et al., 2015. Multiple Response Surfaces Method for Probabilistic Analysis and Reliability Sensitivity Analysis of Slopes Considering Spatially Varying Soil Properties. *Journal of Disaster Prevention and Mitigation Engineering*, 35(5): 592—598 (in Chinese with English abstract).
- Jiang, S.H., Liu, X., Yao, R.Z., et al., 2018. Optimization Design Approach for Layout Scheme of Slope Boreholes Based on Bayesian Updating and Value of Information Analysis. *Chinese Journal of Geotechnical Engineering*, 40(10): 1871—1879 (in Chinese with English abstract).
- Jiang, S.H., Papaioannou, I., Straub, D., 2018. Bayesian Updating of Slope Reliability in Spatially Variable Soils with In-Situ Measurements. *Engineering Geology*, 239: 310—320. <https://doi.org/10.1016/j.enggeo.2018.03.021>
- Jiang, S.H., Papaioannou, I., Straub, D., 2020. Optimization of Site-Exploration Programs for Slope-Reliability Assessment. *ASCE-ASME Journal of Risk and Uncertainty in Engineering Systems, Part A: Civil Engineering*, 6(1): 04020004. <https://doi.org/10.1061/AJRUA6.0001042>
- Liu, G.X., Xi, J.C., Dai, E.F., et al., 2014. Loss Risk Assessment of the Hazard-Affected Body of Landslides in China. *Journal of Natural Disasters*, 23(2): 39—46 (in Chinese with English abstract).
- Miotto, R., Wang, F., Wang, S., et al., 2018. Deep Learning for Healthcare: Review, Opportunities and Challenges. *Briefings in Bioinformatics*, 19(6): 1236—1246.
- Papaioannou, I., Straub, D., 2017. Learning Soil Parameters and Updating Geotechnical Reliability Estimates Under Spatial Variability-Theory and Application to Shallow Foundations. *Georisk*, 11(1): 116—128. <https://doi.org/10.1016/j.compgeo.2013.10.008>

- org/10.1080/17499518.2016.1250280
- Phoon, K. K., Kulhawy, F. H., 1999. Characterization of Geotechnical Variability. *Canadian Geotechnical Journal*, 36(4): 612—624. <https://doi.org/10.1139/t99-038>
- Straub, D., 2014. Value of Information Analysis with Structural Reliability Methods. *Structural Safety*, 49: 75—85. <https://doi.org/10.1016/j.strusafe.2013.08.006>
- Tang, Z.H., Chai, B., Liu, Z.C., et al., 2013. Reliability Analysis of Stability of Fill Slope. *Earth Science*, 38(3): 616—624 (in Chinese with English abstract).
- Tang, Z.H., Yu, X.L., Chai, B., et al., 2021. Energetic Criterion of Entering Acceleration in Progressive Failure Process of Bedding Rockslide: A Case Study for Shanshucao Landslide. *Earth Science*, 46(11): 4033—4042 (in Chinese with English abstract).
- Terbrugge, P.J., Wesseloo, J., Venter, J., et al., 2006. A Risk Consequence Approach to Open Pit Slope Design. *Journal of the South African Institute of Mining and Metallurgy*, 106(7): 503—511.
- Wang, W., Chen, G. Q., Zhu, J., et al., 2018. Slope Stability Calculated with Strength Reduction Method Considering Tensile and Shear Progressive Failure. *Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering*, 37(9): 2064—2074 (in Chinese with English abstract).
- Yang, R., Huang, J., Griffiths, D.V., et al., 2019. Optimal Geotechnical Site Investigations for Slope Design. *Computers and Geotechnics*, 114: 103111. <https://doi.org/10.1016/j.compgeo.2019.103111>
- Yang, R., Huang, J., Griffiths, D.V., et al., 2021. Optimal Geotechnical Site Investigations for Slope Reliability Assessment Considering Measurement Errors. *Engineering Geology*, 297: 106497.
- Yoshida, I., Tasaki, Y., Otake, Y., et al., 2018. Optimal Sampling Placement in a Gaussian Random Field Based on Value of Information. *ASCE-ASME Journal of Risk and Uncertainty in Engineering Systems, Part A: Civil Engineering*, 4(3): 04018018.
- Zhang, J., Chen, H.Z., Huang, H.W., et al., 2015. Efficient Response Surface Method for Practical Geotechnical Reliability Analysis. *Computers and Geotechnics*, 69:496—505.
- Zhang, S., Tang, H.M., Liu, X., et al., 2018. Seepage and Instability Characteristics of Slope Based on Spatial Variation Structure of Saturated Hydraulic Conductivity. *Earth Science*, 43(2): 622—634 (in Chinese with English abstract).
- Zhang, W.G., Wang, Q., Chen, F.Y., 2021. Reliability Analysis of Slope and Random Response of Anti-Sliding Pile Considering Spatial Variability of Rock Mass Properties. *Rock and Soil Mechanics*, 42(11): 3157—3168 (in Chinese with English abstract).
- Zhao, J. X., Duan, L., Ma, J., et al., 2021. Importance Sampling for System Reliability Analysis of Soil Slopes Based on Shear Strength Reduction. *Georisk*, 15(4): 287—298.
- Zhao, T., Wang, Y., 2020. Determination of Efficient Sampling Locations in Geotechnical Site Characterization Using Information Entropy and Bayesian Compressive Sampling. *Canadian Geotechnical Journal*, 56(11): 1622—1637. <https://doi.org/10.1139/cgj-2018-0286>
- Zheng, Y.R., Zhao, S.Y., 2004. Application of Strength Reduction FEM in Soil and Rock Slope. *Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering*, 23(19): 3381—3388 (in Chinese with English abstract).
- Zhou, Z., Li, D.Q., Xiao, T., et al., 2021. Response Surface Guided Adaptive Slope Reliability Analysis in Spatially Varying Soils. *Computers and Geotechnics*, 132: 103966. <https://doi.org/10.1016/j.compgeo.2020.103966>

附中文参考文献

- 傅方煜, 郑小瑶, 吕庆, 等, 2014. 基于响应面法的边坡稳定二阶可靠度分析. *岩土力学*, 35(12): 3460—3466.
- 何成, 唐辉明, 申培武, 等, 2021. 应变软化边坡渐进破坏模式及稳定性可靠度. *地球科学*, 46(2): 697—707.
- 蒋水华, 李典庆, 曹子君, 等, 2015. 考虑参数空间变异性的边坡可靠度及其敏感性分析多重响应面法. *防灾减灾工程学报*, 35(5): 592—598.
- 蒋水华, 刘贤, 尧睿智, 等, 2018. 基于贝叶斯更新和信息量分析的边坡钻孔布置方案优化设计方法. *岩土工程学报*, 40(10): 1871—1879.
- 刘光旭, 席建超, 戴尔阜, 等, 2014. 中国滑坡灾害承灾体损失风险定量评估. *自然灾害学报*, 23(2): 39—46.
- 唐朝晖, 柴波, 刘忠臣, 等, 2013. 填土边坡稳定性的可靠度分析. *地球科学*, 38(3): 616—624.
- 唐朝晖, 余小龙, 柴波, 等, 2021. 顺层岩质滑坡渐进破坏进入加速的能量学判据. *地球科学*, 46(11): 4033—4042.
- 王伟, 陈国庆, 朱静, 等, 2018. 考虑张拉-剪切渐进破坏的边坡强度折减法研究. *岩石力学与工程学报*, 37(9): 2064—2074.
- 张抒, 唐辉明, 刘晓, 等, 2018. 基于饱和和渗透系数空间变异结构的斜坡渗流及失稳特征. *地球科学*, 43(2): 622—634.
- 仇文岗, 王琦, 陈福勇, 等, 2021. 考虑岩体空间变异性的边坡可靠度分析及抗滑桩随机响应研究. *岩土力学*, 42(11): 3157—316.
- 郑颖人, 赵尚毅, 2004. 有限元强度折减法在土坡与岩坡中的应用. *岩石力学与工程学报*, 23(19): 3381—3388.