



(12) 发明专利

(10) 授权公告号 CN 114330168 B

(45) 授权公告日 2022.06.21

(21) 申请号 202111651736.1

G06Q 10/06 (2012.01)

(22) 申请日 2021.12.30

G06Q 50/26 (2012.01)

(65) 同一申请的已公布的文献号

G06F 111/04 (2020.01)

申请公布号 CN 114330168 A

G06F 111/10 (2020.01)

G06F 113/08 (2020.01)

(43) 申请公布日 2022.04.12

G06F 119/14 (2020.01)

(73) 专利权人 中国科学院力学研究所

(56) 对比文件

地址 100190 北京市海淀区北四环西路15号

CN 106321093 A, 2017.01.11

CN 106815971 A, 2017.06.09

(72) 发明人 冯春 朱心广 程鹏达 周玉

CN 112329349 A, 2021.02.05

范永波 张丽

审查员 陈昌曼

(74) 专利代理机构 北京和信华成知识产权代理

事务所(普通合伙) 11390

专利代理师 焦海峰

(51) Int. Cl.

G06F 30/28 (2020.01)

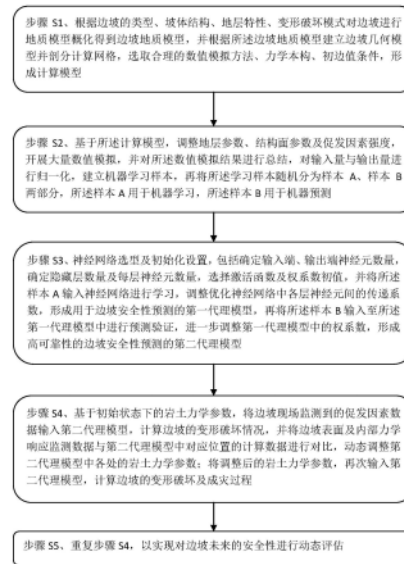
权利要求书2页 说明书5页 附图5页

(54) 发明名称

一种动态评价边坡安全性的方法

(57) 摘要

本发明公开了一种动态评价边坡安全性的方法,包括以下步骤:步骤S1、根据边坡的类型、坡体结构、地层特性、变形破坏模式对边坡进行地质模型概化得到边坡地质模型,并根据所述边坡地质模型建立边坡几何模型并剖分计算网格,选取合理的数值模拟方法、力学本构、初边值条件,形成计算模型;步骤S2、基于所述计算模型,调整地层参数、结构面参数及促发因素强度,开展大量数值模拟,并对所述数值模拟结果进行总结,对输入量与输出量进行归一化,建立机器学习样本。本发明可利用监测数据对岩土力学输入参数进行动态调整,使得预测精度更高,此外,由于采用了神经网络生成的代理模型,可以做到实时预测。



1. 一种动态评价边坡安全性的方法,其特征在于,包括以下步骤:

步骤S1、根据边坡的类型、坡体结构、地层特性、变形破坏模式对边坡进行地质模型概化得到边坡地质模型,并根据所述边坡地质模型建立边坡几何模型并剖分计算网格,选取合理的数值模拟方法、力学本构、初边值条件,形成计算模型;

步骤S2、基于所述计算模型,调整地层参数、结构面参数及促发因素强度,开展大量数值模拟,并对所述数值模拟结果进行总结,对输入量与输出量进行归一化,建立机器学习样本,再将所述学习样本随机分为样本A、样本B两部分,所述样本A用于机器学习,所述样本B用于机器预测;

步骤S3、神经网络选型及初始化设置,包括确定输入端、输出端神经元数量,确定隐藏层数量及每层神经元数量,选择激活函数及权系数初值,并将所述样本A输入神经网络进行学习,调整优化神经网络中各层神经元间的传递系数,形成用于边坡安全性预测的第一代理模型,再将所述样本B输入至所述第一代理模型中进行预测验证,进一步调整第一代理模型中的权系数,形成高可靠性的边坡安全性预测的第二代理模型;

步骤S4、基于初始状态下的岩土力学参数,将边坡现场监测到的促发因素数据输入第二代理模型,计算边坡的变形破坏情况,并将边坡表面及内部力学响应监测数据与第二代理模型中对应位置的计算数据进行对比,动态调整第二代理模型中各处的岩土力学参数;将调整后的岩土力学参数,再次输入第二代理模型,计算边坡的变形破坏及成灾过程;

步骤S5、重复步骤S4,以实现动态评估。

2. 根据权利要求1所述的一种动态评价边坡安全性的方法,其特征在于:所述边坡类型包括岩质边坡、土质边坡、基覆边坡,所述坡体结构包括顺层结构、反倾结构、块状结构、散体结构、土石混合体结构,所述变形破坏模式包括滑移滑坡、倾倒破坏、崩塌破坏。

3. 根据权利要求1所述的一种动态评价边坡安全性的方法,其特征在于:所述计算网格包括二维的三角形、四边形、多边形及圆盘网格,三维的四面体、三棱柱、金子塔、六面体、多面体及球体网格。

4. 根据权利要求1所述的一种动态评价边坡安全性的方法,其特征在于:所述的数值模拟方法包括有限元法、有限体积法、有限差分法、块体离散元法、颗粒离散元法、无网格法。

5. 根据权利要求1所述的一种动态评价边坡安全性的方法,其特征在于:所述力学本构包括Drucker-Prager本构、Mohr-Coulomb本构、Hoek-Brown本构、遍布节理本构、断裂能本构。

6. 根据权利要求1所述的一种动态评价边坡安全性的方法,其特征在于:所述岩土力学参数包括密度、弹性模量、泊松比、粘聚力、内摩擦角、抗拉强度、剪胀角、拉伸断裂能、剪切断裂能。

7. 根据权利要求1所述的一种动态评价边坡安全性的方法,其特征在于:所述神经网络包括前向神经网络和反馈神经网络,所述前向神经网络包含单层感知器、多层感知器、BP神经网络,所述反馈神经网络包括Hopfield、Hamming、BAM网络。

8. 根据权利要求1所述的一种动态评价边坡安全性的方法,其特征在于,所述促发因素包括降雨、库水或地下水涨落、地震、人工开挖、工程爆破扰动。

9. 根据权利要求1所述的一种动态评价边坡安全性的方法,其特征在于,所述边坡安全性动态评估包括稳定性评估及成灾风险评估。

10. 根据权利要求1所述的一种动态评价边坡安全性的方法,其特征在于,所述边坡当前状态岩土力学参数反演方法包括梯度下降法、共轭梯度法、牛顿法。

一种动态评价边坡安全性的方法

技术领域

[0001] 本发明涉及边坡安全性技术领域,具体涉及一种动态评价边坡安全性的方法。

背景技术

[0002] 滑坡灾害的孕育、发展、演化及成灾过程,伴随着大量宏观可测物理信息的改变,如地表位移、深部位移、地表倾角、孔隙水压力、地质体含水率等。通过实时捕捉上述物理信息,可以建立其与滑坡成灾演化阶段的映射关系,进而为滑坡的科学预警提供必要的基础数据。随着传感技术、信息技术及物联网技术的发展,借助多类型的自动化监测设备实时获取边坡表面及内部的变形、应力、水位、孔隙压力等信息已经相对成熟。然而,随着监测数据的积累,如何基于监测数据及边坡特征开展边坡安全性的准确评估是当前学术界及产业界面临的共同难题。

[0003] 目前比较通行的做法是基于有限条数据开展拟合及推演,如斋藤模型、灰色预测理论、位移三阶段模型等。这些方法均为纯数学方法,通过数据分析进行合理外推,给出未来监测点位移(或其他物理量)的演化规律。此类方法并没有考虑地质结构、坡体特性、促发因素等对灾害体发展演化规律的影响。因而,纯粹基于监测数据的分析方法具有较大的局限性,一般仅适用于以内因为主导的临滑预报,即此时滑坡灾害已经启动,无需外因牵引,在内因(如重力)作用下即可发生运动成灾。

[0004] 近年来,随着人工智能的发展,借助AI技术及大数据分析技术开展滑坡灾害预警分析的方法逐渐形成。AI的核心是通过大量的样本案例形成内嵌式的分析模型及模型参数,而后给出预测分析。然而,对于滑坡灾害而言,有效的样本案例是极其欠缺的。因为所谓的有效样本案例,是跟踪到滑坡灾害全生命周期的案例,即滑坡发生、发展、演化及停止过程的监测信息是完备的。随着计算机技术的发展,基于力学理论的数值模拟技术已经在工程边坡优化设计、自然边坡稳定性分析、边坡成灾范围评估等方面发挥着重要作用。目前,数值模拟所采用的底层力学算法已经相对成熟,但由于地质体的非均匀性及勘察成本的限制,导致无法准确获得地质体各处的物理力学参数,从而影响了数值模拟的分析预测精度。此外,数值模拟往往耗时较长,开展一次模拟往往需要小时或天量级,这极大限制了数值模拟在边坡安全性快速预测分析方面的应用。

发明内容

[0005] 本发明的目的在于提供一种动态评价边坡安全性的方法,以解决现有技术中数值模拟所采用的底层力学算法已经相对成熟,但由于地质体的非均匀性及勘察成本的限制,导致无法准确获得地质体各处的物理力学参数,从而影响了数值模拟的分析预测精度,并且数值模拟往往耗时较长,开展一次模拟往往需要小时或天量级,这极大限制了数值模拟在边坡安全性快速预测分析方面的应用的技术问题。

[0006] 为解决上述技术问题,本发明具体提供下述技术方案:

[0007] 一种动态评价边坡安全性的方法,包括以下步骤:

[0008] 步骤S1、根据边坡的类型、坡体结构、地层特性、变形破坏模式对边坡进行地质模型概化得到边坡地质模型,并根据所述边坡地质模型建立边坡几何模型并剖分计算网格,选取合理的数值模拟方法、力学本构、初边值条件,形成计算模型;

[0009] 步骤S2、基于所述计算模型,调整地层参数、结构面参数及促发因素强度,开展大量数值模拟,并对所述数值模拟结果进行总结,对输入量与输出量进行归一化,建立机器学习样本,再将所述学习样本随机分为样本A、样本B两部分,所述样本A用于机器学习,所述样本B用于机器预测;

[0010] 步骤S3、神经网络选型及初始化设置,包括确定输入端、输出端神经元数量,确定隐藏层数量及每层神经元数量,选择激活函数及权系数初值,并将所述样本A输入神经网络进行学习,调整优化神经网络中各层神经元间的传递系数,形成用于边坡安全性预测的第一代理模型,再将所述样本B输入至所述第一代理模型中进行预测验证,进一步调整第一代理模型中的权系数,形成高可靠性的边坡安全性预测的第二代理模型;

[0011] 步骤S4、基于初始状态下的岩土力学参数,将边坡现场监测到的促发因素数据输入第二代理模型,计算边坡的变形破坏情况,并将边坡表面及内部力学响应监测数据与第二代理模型中对应位置的计算数据进行对比,动态调整第二代理模型中各处的岩土力学参数;将调整后的岩土力学参数,再次输入第二代理模型,计算边坡的变形破坏及成灾过程;

[0012] 步骤S5、重复步骤S4,以实现边坡未来的安全性进行动态评估。

[0013] 作为本发明的一种优选方案,所述边坡类型包括岩质边坡、土质边坡、基覆边坡,所述坡体结构包括顺层结构、反倾结构、块状结构、散体结构、土石混合体结构,所述变形破坏模式包括滑移滑坡、倾倒破坏、崩塌破坏。

[0014] 作为本发明的一种优选方案,所述计算网格包括二维的三角形、四边形、多边形及圆盘网格,三维的四面体、三棱柱、金子塔、六面体、多面体及球体网格。

[0015] 作为本发明的一种优选方案,所述的数值模拟方法包括有限元法、有限体积法、有限差分法、块体离散元法、颗粒离散元法、无网格法。

[0016] 作为本发明的一种优选方案,所述力学本构包括Drucker-Prager本构、Mohr-Coulomb本构、Hoek-Brown本构、遍布节理本构、断裂能本构。

[0017] 作为本发明的一种优选方案,所述岩土力学参数包括密度、弹性模量、泊松比、粘聚力、内摩擦角、抗拉强度、剪胀角、拉伸断裂能、剪切断裂能。

[0018] 作为本发明的一种优选方案,所述神经网络包括前向神经网络和反馈神经网络,所述前向神经网络包含单层感知器、多层感知器、BP神经网络,所述反馈神经网络包括Hopfield、Hamming、BAM网络。

[0019] 作为本发明的一种优选方案,所述促发因素包括降雨、库水或地下水涨落、地震、人工开挖、工程爆破扰动。

[0020] 作为本发明的一种优选方案,所述边坡安全性动态评估包括稳定性评估及成灾风险评估。

[0021] 作为本发明的一种优选方案,所述边坡当前状态岩土力学参数反演方法包括梯度下降法、共轭梯度法、牛顿法。

[0022] 本发明与现有技术相比较具有如下有益效果:

[0023] 本发明将现场监测数据、数值模拟分析及神经网络预测相结合,根据边坡类型构

建几何模型及计算网格,通过大量数值模拟为机器学习提供样本,借助神经网络开展深度学习,形成边坡安全性实时预测代理模型,利用监测数据对代理模型中的岩土力学参数进行动态反演,形成当前状态下准确的岩土力学输入参数,并将调整后的岩土力学参数输入代理模型,对边坡未来的安全性进行动态评估。与传统的仅根据监测数据的边坡安全性预测模型相比,本发明的预测精度更高,且能对边坡成灾范围进行分析预测;与传统的数值模拟分析相比,本发明可利用监测数据对岩土力学输入参数进行动态调整,使得预测精度更高,此外,由于采用了神经网络生成的代理模型,可以做到实时预测。

附图说明

[0024] 为了更清楚地说明本发明的实施方式或现有技术中的技术方案,下面将对实施方式或现有技术描述中所需要使用的附图作简单地介绍。显而易见地,下面描述中的附图仅仅是示例性的,对于本领域普通技术人员来讲,在不付出创造性劳动的前提下,还可以根据提供的附图引伸获得其它的实施附图。

[0025] 图1为本发明实施例提供的动态评价边坡安全性方法流程图;

[0026] 图2为本发明实施例提供的边坡安全性评估流程图;

[0027] 图3为本发明实施例提供的边坡安全性数值模拟流程图;

[0028] 图4为本发明实施例提供的神经网络学习预测流程图;

[0029] 图5为本发明实施例提供的边坡当前状态岩土力学参数反演流程图;

[0030] 图6为本发明实施例提供的某顺层岩质边坡的概化地质模型图;

[0031] 图7为本发明实施例提供的某基覆边坡的概化地质模型图。

具体实施方式

[0032] 下面将结合本发明实施例中的附图,对本发明实施例中的技术方案进行清楚、完整地描述,显然,所描述的实施例仅仅是本发明一部分实施例,而不是全部的实施例。基于本发明中的实施例,本领域普通技术人员在没有做出创造性劳动前提下所获得的所有其他实施例,都属于本发明保护的范围。

[0033] 如图1所示,本发明提供了一种动态评价边坡安全性的方法,包括以下步骤:

[0034] 步骤S1、根据边坡的类型、坡体结构、地层特性、变形破坏模式对边坡进行地质模型概化得到边坡地质模型,并根据边坡地质模型建立边坡几何模型并剖分计算网格,选取合理的数值模拟方法、力学本构、初边值条件,形成计算模型;

[0035] 边坡类型包括岩质边坡、土质边坡、基覆边坡,坡体结构包括顺层结构、反倾结构、块状结构、散体结构、土石混合体结构,变形破坏模式包括滑移滑坡、倾倒破坏、崩塌破坏。

[0036] 计算网格包括二维的三角形、四边形、多边形及圆盘网格,三维的四面体、三棱柱、金子塔、六面体、多面体及球体网格。

[0037] 的数值模拟方法包括有限元法、有限体积法、有限差分法、块体离散元法、颗粒离散元法、无网格法。

[0038] 力学本构包括Drucker-Prager本构、Mohr-Coulomb本构、Hoek-Brown本构、遍布节理本构、断裂能本构。

[0039] 步骤S2、基于计算模型,调整地层参数、结构面参数及促发因素强度,开展大量数

值模拟,并对数值模拟结果进行总结,对输入量与输出量进行归一化,建立机器学习样本,再将学习样本随机分为样本A、样本B两部分,样本A用于机器学习,样本B用于机器预测;

[0040] 步骤S3、神经网络选型及初始化设置,包括确定输入端、输出端神经元数量,确定隐藏层数量及每层神经元数量,选择激活函数及权系数初值,并将样本A输入神经网络进行学习,调整优化神经网络中各层神经元间的传递系数,形成用于边坡安全性预测的第一代理模型,再将样本B输入至第一代理模型中进行预测验证,进一步调整第一代理模型中的权系数,形成高可靠性的边坡安全性预测的第二代理模型;

[0041] 神经网络包括前向神经网络和反馈神经网络,前向神经网络包含单层感知器、多层感知器、BP神经网络,反馈神经网络包括Hopfield、Hamming、BAM网络。

[0042] 步骤S4、基于初始状态下的岩土力学参数,将边坡现场监测到的促发因素数据输入第二代理模型,计算边坡的变形破坏情况,并将边坡表面及内部力学响应监测数据与第二代理模型中对应位置的计算数据进行对比,动态调整第二代理模型中各处的岩土力学参数;将调整后的岩土力学参数,再次输入第二代理模型,计算边坡的变形破坏及成灾过程;

[0043] 岩土力学参数包括密度、弹性模量、泊松比、粘聚力、内摩擦角、抗拉强度、剪胀角、拉伸断裂能、剪切断裂能。

[0044] 促发因素包括降雨、库水或地下水涨落、地震、人工开挖、工程爆破扰动。

[0045] 边坡当前状态岩土力学参数反演方法包括梯度下降法、共轭梯度法、牛顿法。

[0046] 步骤S5、重复步骤S4,以实现边坡未来的安全性进行动态评估,所述边坡安全性动态评估包括稳定性评估及成灾风险评估。

[0047] 本发明将现场监测数据、数值模拟分析及神经网络预测相结合,根据边坡类型构建几何模型及计算网格,通过大量数值模拟为机器学习提供样本,借助神经网络开展深度学习,形成边坡安全性实时预测代理模型,利用监测数据对代理模型中的岩土力学参数进行动态反演,形成当前状态下准确的岩土力学输入参数,并将调整后的岩土力学参数输入代理模型,对边坡未来的安全性进行动态评估。与传统的仅根据监测数据的边坡安全性预测模型相比,本发明的预测精度更高,且能对边坡成灾范围进行分析预测;与传统的数值模拟分析相比,本发明可利用监测数据对岩土力学输入参数进行动态调整,使得预测精度更高,此外,由于采用了神经网络生成的代理模型,可以做到实时预测。

[0048] 本发明提供了第一种边坡安全性评估实例,如下:

[0049] 某顺层岩质边坡在库水位变化时出现了变形破坏迹象,按照图2-图5的流程,对该边坡的变形破坏情况进行实时评估。根据边坡类型及坡体结构建立概化地质模型,如图6所示。图中,1为顺层岩质边坡,2为结构面,3为当前库水位,模型高120m,长200m。借助GDEM软件建立几何模型并剖分网格,共剖分25632个三角形网格。模型左右两侧及底部施加法向位移约束,重力方向竖直向下。采用连续-非连续单元法(CDEM)进行数值模拟,岩体选用线弹性本构,结构面选用脆性Mohr-Coulomb本构。岩体初始参数为:密度2650kg/m³,弹性模量35GPa,泊松比0.25;结构面参数为:单位面积法向接触刚度10GPa/m,单位面积切向接触刚度4GPa/m,粘聚力0.9MPa,内摩擦角25.6°,抗拉强度0.5MPa。根据顺层边坡的破坏特点,结构面上的粘聚力、内摩擦角及抗拉强度值将对边坡的变形破坏模式及稳定性产生影响。将结构面上的粘聚力从0.1MPa调整到2.0MPa,调整步距为0.1MPa;将结构面上的抗拉强度从0.1MPa调整至1.0MPa,调整步距为0.1MPa,将结构面上的内摩擦角从15°调整至35°,调整步

距为 1° ；调整库水位高程，从2100m调整至2600m，调整步距为50m，开展40000次数值模拟计算，获取不同结构面强度参数及不同库水位下，边坡的变形及破坏情况。将结构面的粘聚力、内摩擦角、抗拉强度及库水位抬升值作为输入量，将边坡表面3处典型位置的地表位移作为输出量，并对输入参数及输出参数进行归一化，形成机器学习的样本。采用BP神经网络进行学习，输入层神经元数量为4，输出层神经元数量为3，隐藏层设置为3层，每次神经元数量为10个，选取sigmoid函数作为激活函数。将40000组样本随机分组2组，A组35000份，用于机器学习，B组5000份作为校核。经过机器学习及样本校核后，构建出了满足精度要求的边坡安全性预测代理模型，开展该岩质边坡的变形预测。将现场监测给出的水位变化数据输入代理模型，由代理模型实时计算出边坡表面3处监测点的位移变化，与现场监测给出的对应位置的位移进行对比，采用计算位移与实际位移差的二范数作为优化目标，通过共轭梯度法进行优化，通过1200次迭代，找到与现场监测数据最为匹配的该顺层岩质边坡结构面的强度参数为：粘聚力0.73MPa，内摩擦角 28.2° ，抗拉强度0.24MPa。将优化调整后的强度参数及未来的水位变化参数输入代理模型，进行水位变化对该顺层岩质边坡稳定性影响的实时预测。

[0050] 本发明提供了第二种边坡安全性评估实例，如下：

[0051] 某基覆边坡在降雨作用下发生了持续变形，按照图2-图5的流程对该边坡的安全性进行实时评估。根据该边坡的坡体类型及岩层特性，概化出地质模型，如图7所示，其中1为基岩，2为覆盖层，3为降雨。采用GDDEM软件进行几个建模及网格剖分，共剖分12865个三角形单元。对模型底部及左右两侧进行法向约束，重力方向竖直向下。采用可计算渗流应力耦合效应及覆盖层吸水弱化效应的有限元方法进行模拟分析，基岩采用线弹性本构，覆盖层采用考虑吸水软化效应的Mohr-Coulomb本构。基岩的岩土力学参数为：密度 $2450\text{kg}/\text{m}^3$ ，弹性模量15GPa，泊松比0.26。覆盖层的岩土力学参数为：密度 $2100\text{kg}/\text{m}^3$ ，弹性模量1GPa，泊松比0.33，粘聚力50kPa，内摩擦角 23° ，抗拉强度20kPa，剪胀角 15° ，孔隙率0.1，渗透系数 $0.02\text{cm}/\text{s}$ ，覆盖层特征吸水时间1天，模量吸水弱化系数0.8，强度吸水弱化系数0.5。由于前期勘察已经对覆盖层的基本岩土力学参数了解得较为清楚，故选定降雨强度、降雨持续时间、覆盖层特征吸水时间、模量吸水弱化系数、强度吸水弱化系数共5个量为调整量，每个因素调整5个水平，共计算3125组算例。案例计算完毕后，对每一组案例的数据进行归一化处理，随机分成2组，A组90%，用于机器学习，B组占10%，用于校核。选定BP神经网络进行学习，输入层神经元数量为5，输出层神经元数量为5，隐藏层设置为4层，每次神经元数量为8个，选取tanh函数作为激活函数。经过机器学习及样本校核后，构建出了满足精度要求的边坡安全性预测代理模型，开展该基覆边坡的变形预测。将初始材料参数输入代理模型进行计算，给出5处监测点处的计算位移值，与现场的实测值进行对比，采用计算位移与实际位移差的二范数作为优化目标，通过牛顿迭代法进行优化，通过2630次迭代，找到与现场监测数据最为匹配的该基覆边坡的优化参数为：覆盖层特征吸水时间2.3天，模量吸水弱化系数0.89，强度吸水弱化系数0.34。将优化调整后的参数及未来可能的降雨参数输入代理模型，进行降雨对该基覆边坡稳定性及变形破坏影响的实时预测。

[0052] 以上实施例仅为本申请的示例性实施例，不用于限制本申请，本申请的保护范围由权利要求书限定。本领域技术人员可以在本申请的实质和保护范围内，对本申请做出各种修改或等同替换，这种修改或等同替换也应视为落在本申请的保护范围内。

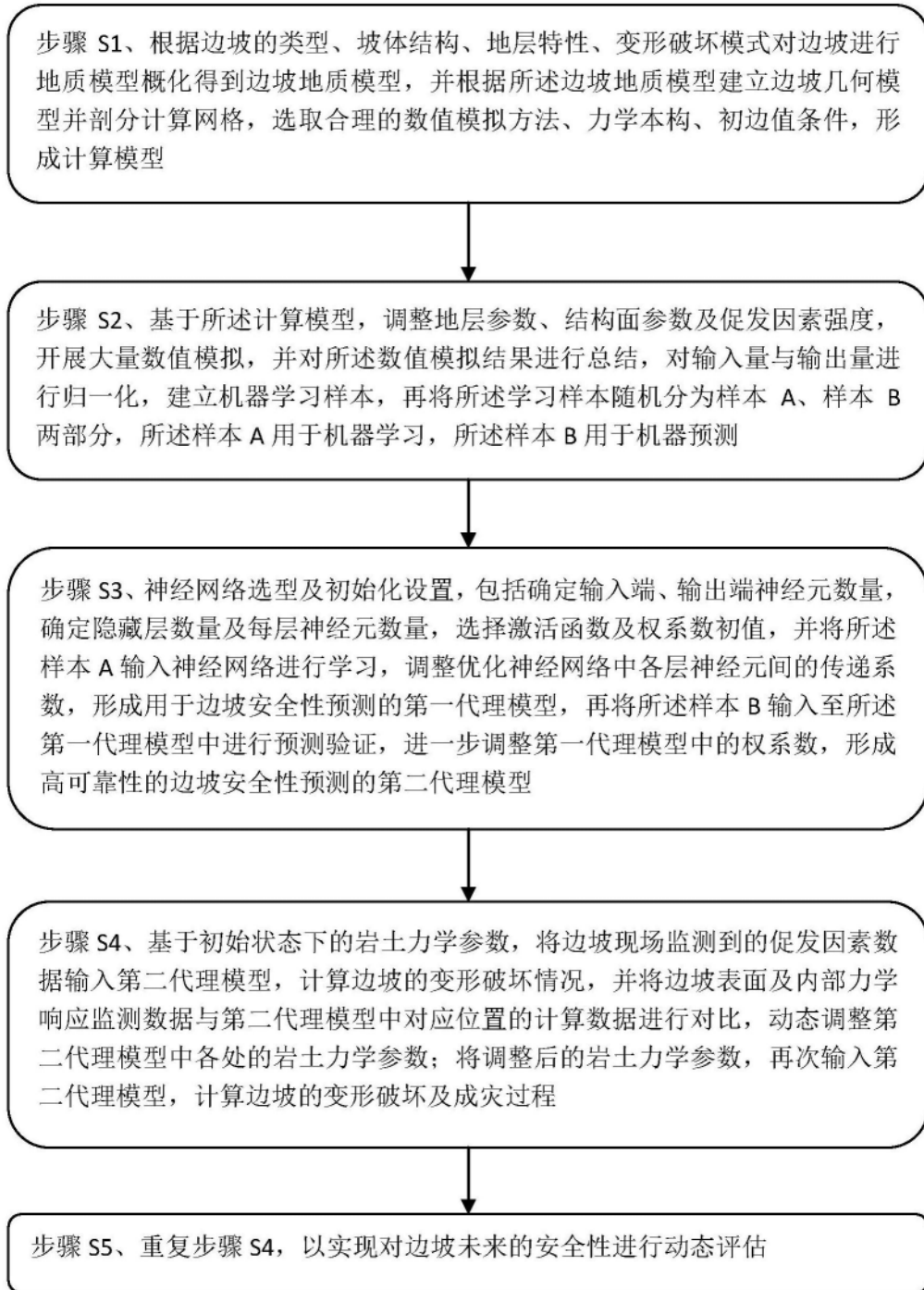


图1

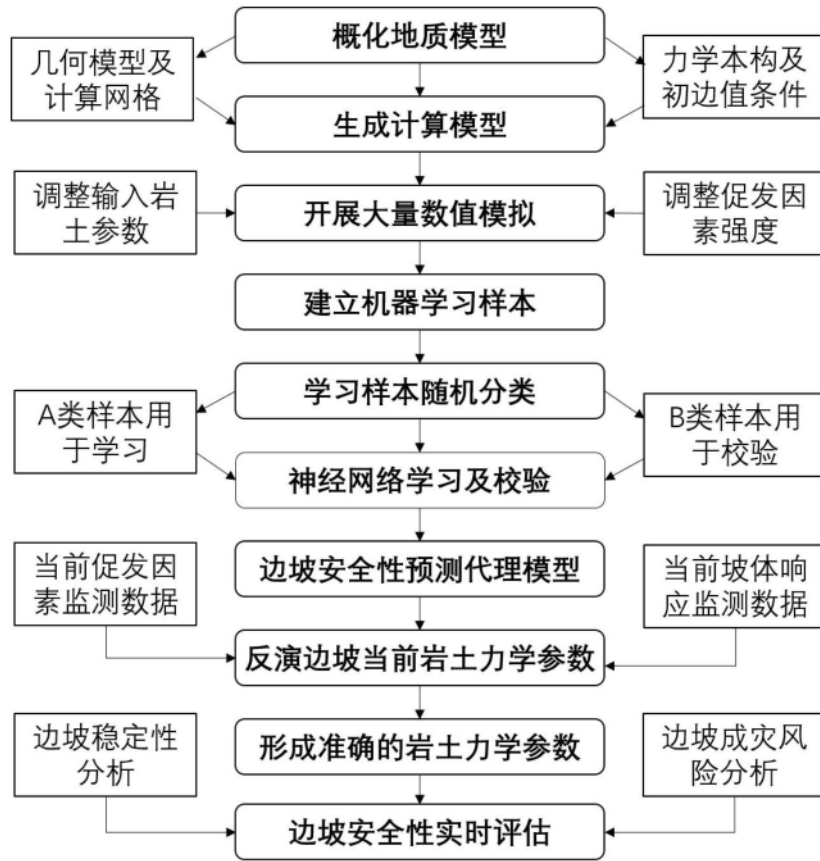


图2

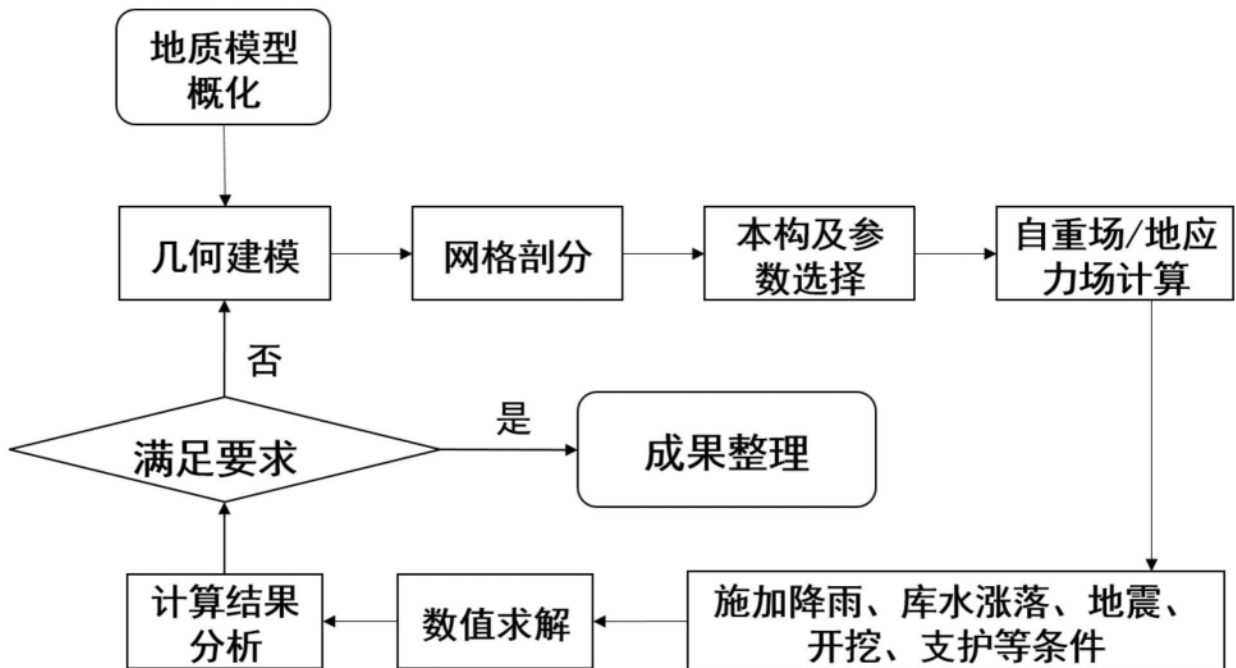


图3

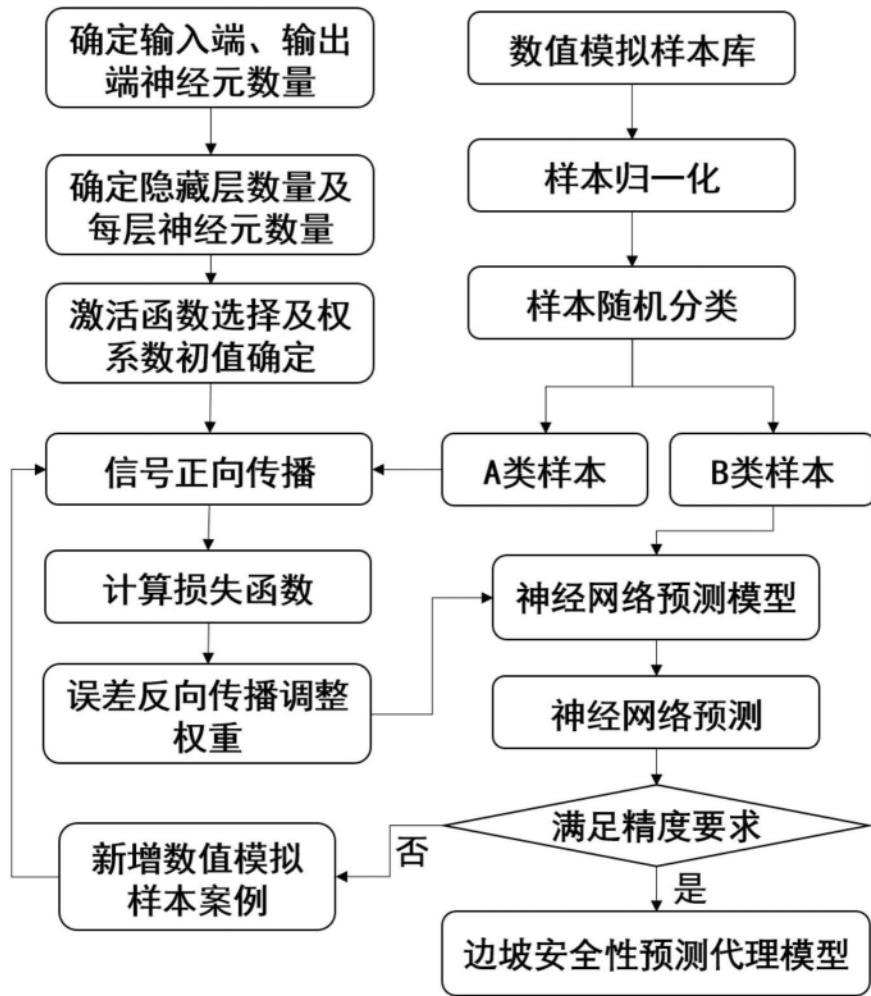


图4

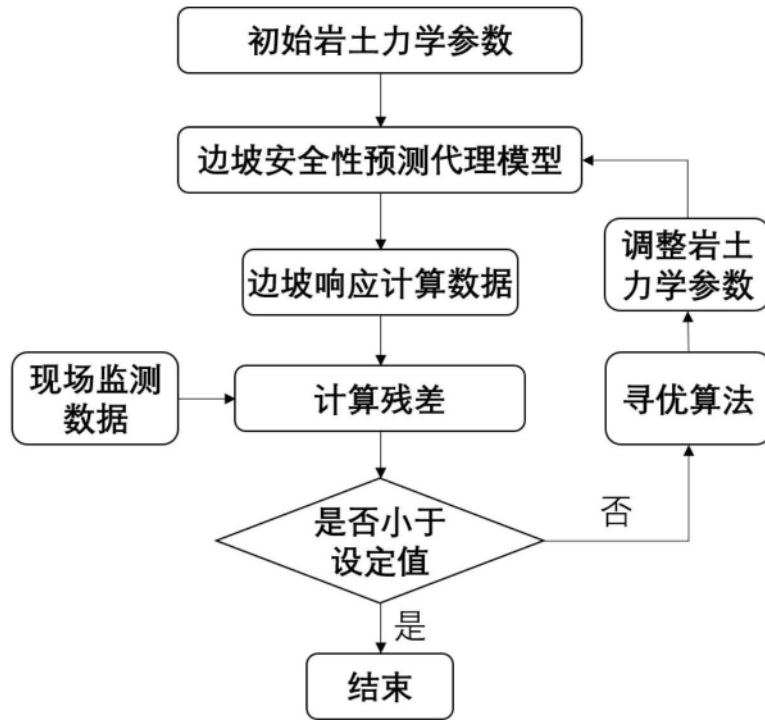


图5

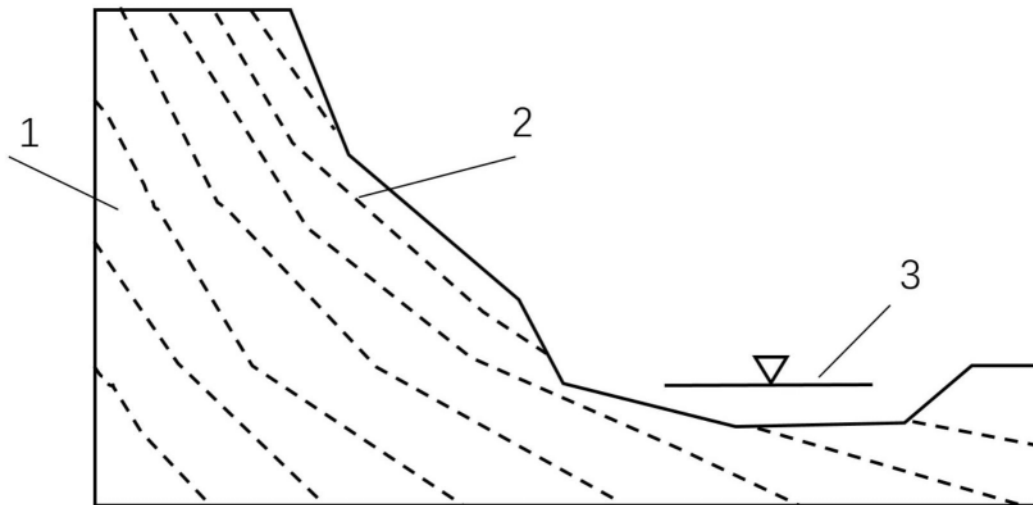


图6

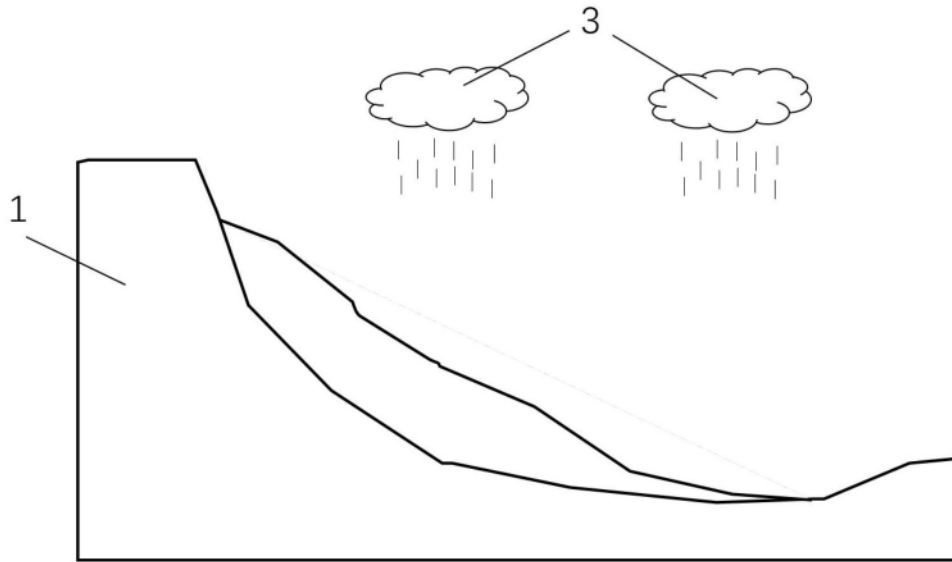


图7