引文格式:李倩,丁雨淋,刘伟,等.顾及动力耦合关系的地质灾害链模型参数遗传进化率定方法[J].武汉大学学报(信息科学版),2025,50(7):1435-1446.DOI:10.13203/j.whugis20230082

Citation:LI Qian,DING Yulin,LIU Wei,et al.A Parameter Genetic Algorithm for Evolutionary Calibration in Coupled Dynamics Models of Geological Hazard Chain[J].Geomatics and Information Science of Wuhan University,2025,50(7):1435-1446.DOI:10.13203/j.whugis20230082

顾及动力耦合关系的地质灾害链模型参数遗传进化率定方法

李 倩[1] 丁雨淋[1] 刘 伟[1] 刘 飞[2] 向 波[3] 何云勇[3] 朱 庆[1]

1 西南交通大学地球科学与工程学院,四川 成都,611756
2 四川测绘地理信息局测绘技术服务中心,四川 成都,610081
3 四川省公路规划勘察设计研究院有限公司,四川 成都,610041

摘 要:滑坡-堰塞湖-溃决洪水地质灾害链精准模拟是山区地质灾害综合防灾减灾的关键手段,可靠的模型参数是保证模拟结果准确性的重要前提。然而,该地质灾害链多阶段机理模型间的耦合关系复杂、参数众多,传统面向单灾种模型的参数率定方法较少考虑不同灾害之间的链式关系,灾害链模型群协同交互运算过程中多参数率定计算复杂、误差累积问题突出。针对上述问题,提出了一种顾及动力耦合关系的地质灾害链模型参数遗传进化率定方法,首先建立了由颗粒流模型、漂移通量模型、泥沙冲刷模型耦合的滑坡灾害链动力耦合模型,其次提出了模型参数遗传进化率定方法,通过选择-交叉-变异等迭代遗传进化运算,得到最优种群的参数集。选用2018年白格滑坡灾害链进行实验验证,结果表明,最优参数组的模拟结果与实测数据吻合度较好,在400次迭代后种群最大适应度为0.932,偏差值在±5%以内,证明了此参数率定方法的可行性和准确性。

关键词:参数率定;灾害链;模拟;遗传算法;滑坡

中图分类号:P208 **文献标识码**:A **收稿日期**:2023-06-04

DOI:10.13203/j.whugis20230082 **文章编号**:1671-8860(2025)07-1435-12

A Parameter Genetic Algorithm for Evolutionary Calibration in Coupled Dynamics Models of Geological Hazard Chain

LI Qian[1] *DING Yulin*[1] *LIU Wei*[1] *LIU Fei*[2] *XIANG Bo*[3] *HE Yunyong*[3] *ZHU Qing*[1]

1 Faculty of Geosciences and Engineering, Southwest Jiaotong University, Chengdu 611756, China
2 Surveying and Mapping Technology Service Center, Sichuan Bureau of Surveying, Mapping and Geoinformation, Chengdu 610081, China
3 Sichuan Highway Planning, Survey, Design and Research Institute Ltd, Chengdu 610041, China

Abstract: **Objectives**: Complex terrain and geological conditions in the western mountainous areas of China have resulted in frequent hazard chains. The simulation assessments of the landslide-barrier lake-outburst flood hazard chains are an effective tool for integrated hazard management, and reasonable model parameters are the primary prerequisite to ensure the reliability of simulation assessment results. However, the coupling relationships among the multi-stage mechanism models of hazard chain are complex. The traditional parameter calibration methods for single-hazard models seldom consider the chain relationships among different hazards, and the multi-parameter calibration calculations are complicated and the error accumulation problem is prominent during the cooperative interaction operation of the hazard chain model groups. **Methods**: In response to the demand for tightly coupled modeling and global calibration of nonlinear cascade relationships, we propose a dynamic data-driven multi-parameter genetic calibration method for landslide-weir-flood hazard chain coupled dynamical model. First, a landslide hazard chain coupled dynami-

基金项目:四川省交通运输科技项目(2021-A-04)。

第一作者:李倩,硕士,主要从事虚拟地理环境、灾害模拟研究。lq1007@my.swjtu.edu.cn

通信作者:丁雨淋,博士,副教授,博士生导师。rainforests@126.com

cal model coupled by granular flow model, drift flux model, and sediment scour model is established. Second, a multi-parameter genetic evolutionary under dynamic observation data constraint is studied the calibration method is used to obtain the parameter set of the optimal population by iterative genetic evolution operations such as selection-crossover-variation. **Results**: The proposed method was validated using the 2018 Baige landslide hazard chain experiment, and the simulation results of the optimal parameter set were found to be in good agreement with the measured data after 400 iterations. The maximum fitness of the population was 0.932, with a deviation of less than ±5%, demonstrating the feasibility and accuracy of this parameter calibration method. The advantages of this method over traditional calibration methods in terms of effectiveness, stability, time consumption, and efficiency were discussed from multiple perspectives. **Conclusions**: This method effectively utilizes temporal observation data to dynamically calibrate model parameters and accurately describes the spatiotemporal variation process of the hazard chain, providing support for the comprehensive management of geological hazard chains. Further research will focus on knowledge-guided reliable simulation and evaluation methods for hazard chains, enabling reliable analysis of hazard risks under incomplete data conditions.

Key words: parameter calibration; hazard chain; simulation; genetic algorithm; landslide

中国西部山区地形地质条件复杂,内外动力作用强烈,震后灾难性滑坡-堰塞湖-溃决洪水灾害链频发[1-3]。地质灾害链数值模拟评估作为综合减灾防灾的重要支撑,在风险分析、预测预警、灾情评估等环节发挥重要作用,其定量可靠的模拟评估结果对于灾害主动防范和科学救援具有重要意义[4-6]。

随着地质灾害模拟技术的发展,国内外形成了各种模拟模型建模方法。针对单一灾害类型的模拟模型主要包括滑坡运动模型Savage-Hutter模型[7-8]、MassMov2D模型[9-10];洪水运动模型Taylor-Galerkin模型[11]、HEC-RAS模型[12]等。单灾害建模虽然可以描述单个灾害阶段的动态特征和破坏性影响,但地质灾害链的演化过程和级联作用复杂,难以通过单一的物理模型和模拟场景来描述整个灾害链的时空变化和交互。于是有研究者引入了复合型建模法,发展了基于松耦合灾害模型服务链构建和紧耦合灾害链模型建模两类方法。其中,松耦合灾害服务链方法通过对各模型进行标准服务化描述,达到模型共享和整合的目的,目前广泛应用于环境、遥感等领域,例如基于遥感影像松耦合的地质灾害Web服务框架等[13-14];紧耦合灾害链模型建模方法通过深入考虑多阶段多灾种发生发展机理,在模型结构和模型参数耦合算法中充分考虑灾害之间的动力学交互作用,从而实现机理层面不同阶段灾害过程之间的深度耦合与复合分析,是灾害链建模研究的新兴方向[15]。复合型建模法针对灾害链进行了分阶段建模和组合,但面向灾害链衍生、转化、次生等非线性变化,简单的模型线性叠加耦合机制已不适用,对模型复杂度和可扩展性仍具有巨大挑战[16]。因此,亟需构建顾及级联过程紧耦合关系的滑坡-堰塞湖-溃决洪水灾害链动力耦合模型支持参数率定。

受外界环境变化影响,滑坡-堰塞湖-溃决洪水灾害链时空演化发展过程高度动态,在动态数据驱动应用系统模拟和测量范式中,模拟过程可以根据实时输入的观测数据流进行动态控制,从而缩小模拟结果与真实世界的差异。因此,急需利用动态观测数据进行灾害链模型参数的动态率定与调整,从而保证模拟分析结果与灾害真实演变过程之间的时空一致性。随着灾害数值模拟技术的发展,国内外出现了大量参数动态率定与调整方法,主要包括遗传算法[17-18]、粒子群算法[19]、贝叶斯法[20]等。基于参数搜索类型和算法结构,上述方法可归纳为局部最优和全局最优两类。局部优化搜索算法是通过指定初始参数值和搜索步长,在一个滑动窗口内对观测值和模拟值进行目标函数比对,当搜索得到最佳解时终止计算。全局优化算法在启发式框架灵活地加入随机性,对整个可行参数空间中所有极值点进行目标函数计算。尽管局部优化搜索算法计算效率高、易于实现,然而灾害链模型复杂度高,各阶段模型多、参数数量大、参数关系复杂,在模型参数率定时,为达到后续阶段的初始边界条件,需要对每个前置阶段关联的参数分别进行干预调整,步骤繁琐,工作量大,且误差会随阶段传递与累积,因此该类方法对于复杂多模型、高维度的参数率定不适用,“异参同效”问题突出[21]。滑坡-堰塞湖-溃决洪水灾害链多参数率定本质是对多

个模型的多个变量进行全局整体最优分析与整体参数率定,通过确定多个参数的最优组合来实现整体模拟结果与观测值的一致性匹配,因此如何利用多源动态数据驱动灾害链多模型多参数全局最优的动态率定是亟待解决的关键问题。

针对上述问题,本文提出了滑坡-堰塞湖-溃决洪水灾害链动力耦合模型多参数全局遗传进化率定方法。首先针对滑坡-堰塞湖-溃决洪水灾害紧耦合模型需求,建立了由颗粒流模型、漂移通量模型、泥沙冲刷模型耦合的滑坡灾害链动力耦合模型;然后针对灾害链多参数全局率定问题,研究了动态观测数据约束下多参数全局遗传进化率定方法,通过选择-交叉-变异等迭代遗传进化运算,得到最优种群的参数集。

1　方法原理

1.1　滑坡–堰塞湖–溃决洪水灾害链动力耦合模型构建

根据滑坡-堰塞湖-溃决洪水灾害链演化的特点,将该级联过程分为 3 个阶段以提供直观有效的描述,各阶段示意图见图 1。

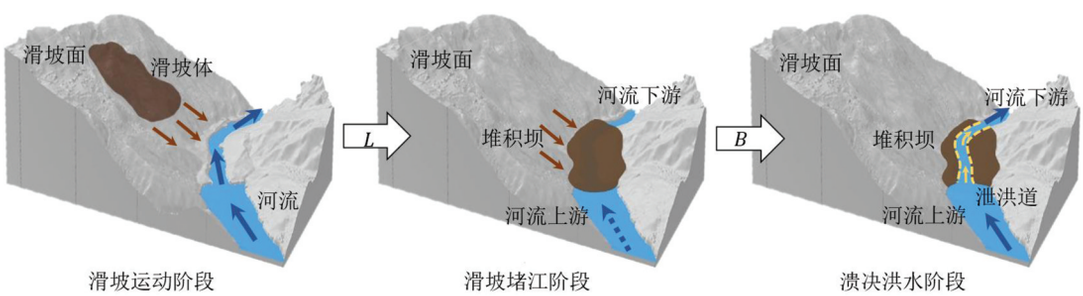


图 1　滑坡-堰塞湖-溃决洪水灾害链各阶段示意图

Fig. 1　Diagram of Each Stage of Landslide-Barrier Lake-Flood Hazard Chain

1)滑坡运动阶段:外界因素诱发滑坡体产生位移,滑坡沿山体表面向下滑动。

2)滑坡堵江阶段:在滑坡规模足够大的情况下,滑坡侵入河流,滑坡体沉积形成堆积坝堵塞河道,从而在河流上游形成堰塞湖。

3)溃决洪水阶段:堰塞湖水位持续升高,天然水位高于堆积坝或人工干预开挖泄洪道,堰塞坝溃决,洪水溢出。在水体冲刷作用下,堆积坝的泄洪道逐渐发展[22]。

综上所述,滑坡链的每个阶段都有不同的物理特征和运动机制,在模拟中需要用不同的运动模型来描述每个演化阶段,再通过阶段间转化条件将模型进行耦合,从而建立灾害链演化全过程的动力耦合模型。

滑坡-堰塞湖-溃决洪水灾害链动力学耦合建模主要基于各阶段模型内部的参数串联及模型外部的输入输出连接(见图 2)。图 2 中阶段交互板块主要反映了滑坡灾害链不同阶段间转换条件。首先,初始滑坡物源在经过运动阶段后,根据位移方向、距离进行判断,即滑坡体是否进入水中,若满足这一条件,则转换为滑坡堵江阶段;其次,滑坡在水中形成堆积体,根据堆积形态进行判断,即堆积宽度、厚度、范围是否能形成堰塞坝,若满足条件,上游形成堰塞湖;最后进行溃坝条件判断,即是否出现上游蓄水达到漫顶界限或人工开挖泄洪道的情况,若满足条件,则进入溃决洪水阶段。各阶段对应的动力耦合模型之间也存在交互,模型内部参数串联的方式是将各阶段的运动特征映射至模型,关联到各个参数,再通过参数的传递或迭代参与后续模型的计算,具体的串联方式如图 2 所示。模型的外部连接主要通过输入与输出的连接闭环实现,即将前置阶段的模型计算结果作为后续模型的输入,例如将滑坡运动阶段的堆积体作为溃坝阶段的初始边界,从而实现各个阶段及对应模型的联动。

基于上述流程,本文构建滑坡-堰塞湖-溃决洪水灾害链动力学耦合模型(用 H 表示),下耦合模型动力学特征的综合表达式为:

$$H=\{G,D,S,L,B\} \tag{1}$$

式中,G 表示滑坡运动阶段;D 滑坡堵江阶段;S 表示溃决洪水阶段;L 表示滑坡-堰塞湖耦合阶段;B 表示堰塞湖-洪水耦合阶段。

1) G 主要描述滑坡运动阶段的动力学特征,用颗粒流模型进行概括。颗粒流是固体颗粒和流体的混合物,二者之间存在强耦合,因此它们的混合物可以近似为单一的复合流体。颗粒流中的剪切应力远大于携带分散固体的流体的黏性剪切应力[23],剪切应力主要来自颗粒间的碰撞冲击力,同时也受流体内固体分布结构的轻微影响,因此,其有效动力黏度方程可以表述为[24-25]:

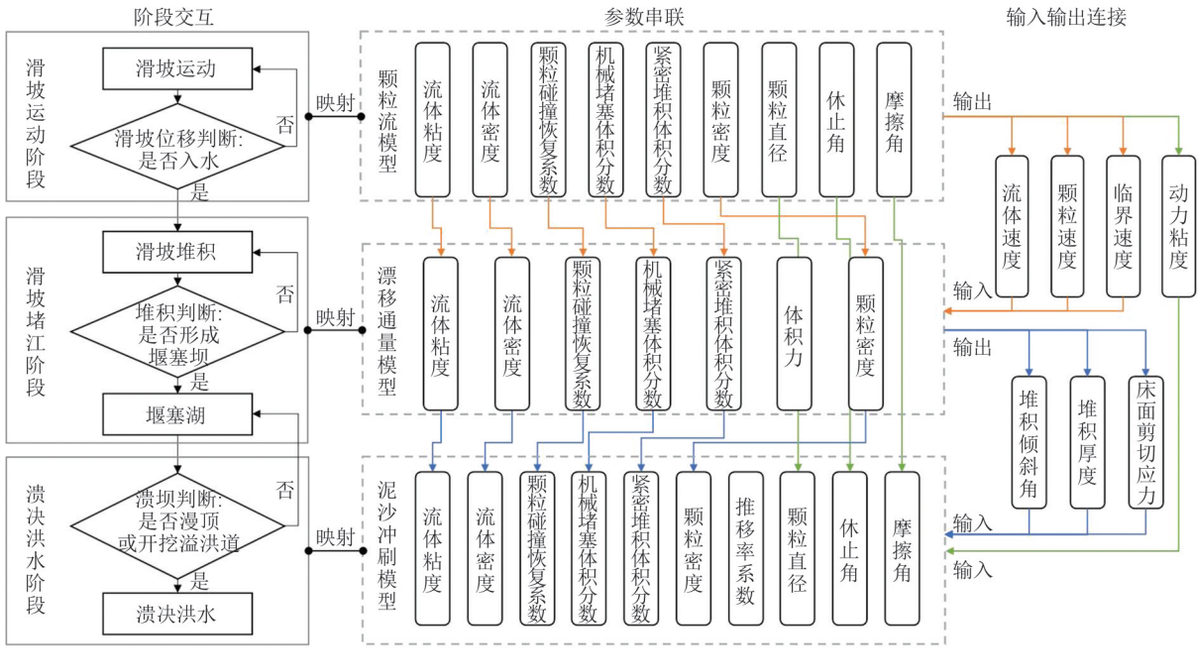


图2 滑坡-堰塞湖-溃决洪水灾害链动力耦合模型耦合示意图

Fig. 2 Diagram of Coupled Landslide-Barrier Lake-Flood Hazard Chain Dynamics Models

$$\mu_{\text{eff}}=7.8\mu\frac{\lambda^2}{1+\lambda}+\rho_s\frac{0.015}{1+0.5\rho_a/\rho_s}\frac{1+e}{(1-e)^{0.5}}(\lambda d_i{}^2|\frac{\mathrm{d}u}{\mathrm{d}y}|) \tag{2}$$

$$\lambda=\frac{1}{(1.032f_s^{\text{mx}}/f_s)^{1/3}-1} \tag{3}$$

$$\mu_{\text{eff}}=7.8\mu\frac{\lambda^2}{1+\lambda}+0.066\rho_s(\lambda d_i)^2|e_{ij}| \tag{4}$$

式中,μ_{eff}表示有效动力黏度;μ和ρ_a分别表示流体的黏度和密度;ρ_s表示固体颗粒的密度;e表示颗粒碰撞相关的恢复系数;d_i表示颗粒直径;λ表示最大固体紧密堆积体积分数f_s^{mx}与固体体积分数f_s的比值;$\mathrm{d}u/\mathrm{d}y$表示简单剪切率;e_{ij}表示应变率。

流体/颗粒混合物两相流建模中的另一个关键是流动阻力模型,当堆积的颗粒流达到一定密度时,颗粒之间开始相互接触,混合物流动变得困难,这种状态称为机械堵塞,其体积分数为f_s^{jam}。当密度继续变大时,固体颗粒将停止流动。根据文献[23],只有当颗粒流的速度$\boldsymbol{u}$的大小超过阈值u_{thrs}时,沉淀和堆积的颗粒才能移动。基于经验研究和近似理论,临界速度u_{thrs}和流动阻力F_{drg}可以表述为:

$$u_{\text{thrs}}=1.41C_{\text{drg}}\sqrt{d_i|g|(\rho_s-\rho_a)/\rho_a} \tag{5}$$

$$F_{\text{drg}}=-S_{\text{drg}}\sqrt{\frac{|g|}{4d_i}}(\frac{u_{\text{thrs}}-|\boldsymbol{u}|}{u_{\text{thrs}}})(\frac{f_s-f_s^{\text{jam}}}{f_s^{\text{mx}}-f_s^{\text{jam}}})\boldsymbol{u} \tag{6}$$

式中,g表示重力加速度;C_{drg}表示临界速度系数;S_{drg}为单位阶数的无量纲系数。

2)D主要描述滑坡堵江阶段的动力学特征,用漂移通量模型进行概括。漂移模型描述了多种不同密度、不同成分流体混合时的相对流动[26]。混合流体中的多种成分通常具有不同的密度,因此流速有明显差异[27]。漂移速度用于表示混合物中各成分做相对运动时的质量和能量传输:假设流动由两种成分组成,一是连续相,二是分散相,分散相不连续且被连续相包围。定义$\boldsymbol{u}=f_1\boldsymbol{u}_1+f_2\boldsymbol{u}_2$使得$\nabla\cdot\boldsymbol{u}=0$,用于表示双组分流体的不可压缩流动。组成混合物的两种组分的体积分数分别用f_1和f_2表示,且满足$f_1+f_2=1$。假设两相是不可压缩的,连续相和分散相的动量平衡分别为:

$$\frac{\partial\boldsymbol{u}_1}{\partial t}+\boldsymbol{u}_1\nabla\boldsymbol{u}_1=-\frac{1}{\rho_1}\nabla\boldsymbol{P}+\boldsymbol{F}+\frac{K}{f\rho_1}\boldsymbol{u}_r \tag{7}$$

$$\frac{\partial\boldsymbol{u}_2}{\partial t}+\boldsymbol{u}_2\nabla\boldsymbol{u}_2=-\frac{1}{\rho_2}\nabla\boldsymbol{P}+\boldsymbol{F}-\frac{K}{(1-f)\rho_2}\boldsymbol{u}_r \tag{8}$$

$$\bar{\boldsymbol{u}}=f\boldsymbol{u}_1+(1-f)\boldsymbol{u}_2 \tag{9}$$

$$\frac{\partial\boldsymbol{u}_r}{\partial t}+\boldsymbol{u}_2\nabla\boldsymbol{u}_2-\boldsymbol{u}_1\nabla\boldsymbol{u}_1=(\frac{1}{\rho_1}-\frac{1}{\rho_2})\nabla\boldsymbol{P}-(\frac{1}{(1-f)\rho_2}+\frac{1}{f\rho_1})K\boldsymbol{u}_r \tag{10}$$

$$(\frac{1}{\rho_1}-\frac{1}{\rho_2})\nabla\boldsymbol{P}=(\frac{f\rho_1+(1-f)\rho_2}{f(1-f)\rho_1\rho_2})K\boldsymbol{u}_r \tag{11}$$

式中,$\boldsymbol{u}_1$和$\boldsymbol{u}_2$分别代表连续相和分散相的微观速度,微观速度是指少量、有限体积的流体中各相

的速度;ρ_1和ρ_2分别代表连续相和分散相的密度;F是体积力;P表示流体的静压力;K是两相相互作用的阻力系数;t表示运动时间;$\boldsymbol{u}_r$是分散相和连续相之间的相对速度差$\boldsymbol{u}_r=\boldsymbol{u}_2-\boldsymbol{u}_1$;$\bar{\boldsymbol{u}}$是体积平均速度。

3)S主要描述溃决洪水阶段的动力学特征,用泥沙冲刷模型进行概括。泥沙冲刷模型通过解算堆积颗粒流的侵蚀、平流和沉积的运动状态来模拟滑坡形成的堆积坝的溃决过程[28]。由于堆积沉积物界面处的剪切力和小涡流,沉积物颗粒作推移质或悬浮运动,其产生运动的临界条件可以用临界希尔兹参数$\theta_{cr,i}$表示[29],达到该临界条件时沉积颗粒起动,宏观表现为堰塞湖堆积坝的侵蚀和扩张:

$$d_{*,i}=d_i\left[\frac{\rho_f(\rho_i-\rho_f)|g|}{\mu_f^2}\right]^{\frac{1}{3}} \tag{12}$$

$$\theta_{cr,i}=\frac{0.3}{1+1.2d_{*,i}}+0.055\left[1-\exp(-0.02d_{*,j})\right] \tag{13}$$

$$\theta'_{cr,i}=\theta_{cr,i}\frac{\cos\psi\sin\beta+\sqrt{\cos^2\beta\tan^2\varphi_i-\sin^2\psi\sin^2\beta}}{\tan\varphi_i} \tag{14}$$

$$\theta_i=\frac{\tau}{|g|d_i(\rho_i-\rho_f)} \tag{15}$$

式中,$d_{*,i}$表示无量纲粒径;θ_i表示希尔兹参数;$\theta'_{cr,i}$表示堆积床倾斜时的临界希尔兹参数;ρ_i表示沉积物的密度;ρ_f表示流体密度;μ_f表示流体的动态黏度;β表示堆积床的倾斜角度;φ_i表示沉积物的休止角;ψ表示水流与坡向的夹角;τ表示床面剪切应力[30]。

4)L主要描述滑坡-堰塞湖的耦合阶段,即滑坡引起的堰塞湖灾害衍生过程。该过程模拟中滑坡运动阶段模型内部的流体黏度、流体密度、颗粒碰撞恢复系数e、机械堵塞体积分数f_s^{jam}、紧密堆积体积分数f_s^{mx}、颗粒密度参数向下传递至滑坡堵江阶段模型,形成参数串联;模型外部,滑坡运动阶段输出的流体速度、颗粒速度、临界速度输入至滑坡堵江阶段,参与计算。

5)B主要描述堰塞湖-洪水的耦合阶段,即堰塞湖转化为溃决洪水灾害的过程。该过程模拟中,滑坡堵江阶段模型内部参数向下传递,滑坡运动阶段模型内部的颗粒直径、休止角φ_i和摩擦角φ_f向下迭代至滑坡堵江阶段模型,形成参数串联;模型外部,滑坡堵江阶段输出的堆积倾斜角、堆积厚度、床面剪切应力和滑坡运动阶段输出的动力黏度输入至滑坡堵江阶段,形成输入输出连接。

1.2　滑坡–堰塞湖–溃决洪水灾害链多参数遗传进化率定

遗传算法是一种随机搜索和优化的计算模型,通过模拟自然界的生物进化过程寻找最优解。遗传算法以问题潜在的解集为初代种群,按照适者生存和优胜劣汰的原则,在种群进化过程中逐步淘汰非适应个体,逐代演化产生出更优的近似解。同时在迭代中种群进行不断交叉、重组、变异,产生出代表新的结集的种群。基于遗传算法的滑坡灾害链动力耦合模型参数自适应率定算法具体计算步骤流程及对应图解见图3。

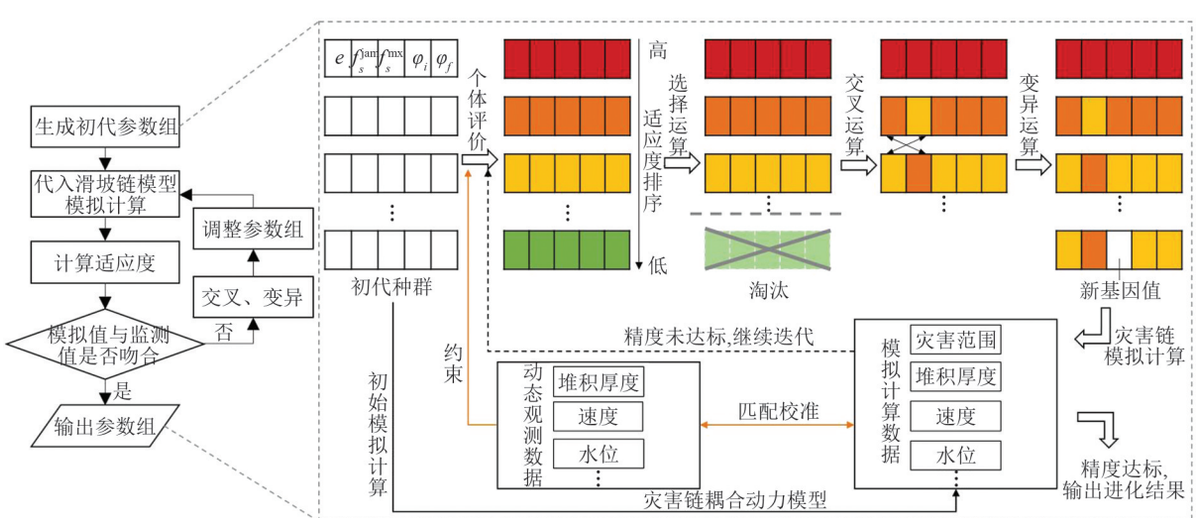


图 3　遗传算法流程图

Fig. 3　Flowchart of Genetic Algorithm

1)产生初始种群。根据上述耦合模型可知滑坡灾害链模型计算的主要参数,除理论既定数值及可量测数据外,有5种参数无法通过实测确定或为概化结果,只能通过经验或理论确定取值范围,需要进行率定。由于未知参数数量较少,不会引起模型参数率定的维数灾难,因此可以将全部未知参数都归为待率定参数。在滑坡灾害链模型中,待率定参数个数为5,分别是颗粒碰撞恢复系数e、机械堵塞体积分数f_s^{jam}、紧密堆积体积分数f_s^{mx}、休止角φ_i和摩擦角φ_f,种群数为M。拟定参数在各自的取值范围内构建一个解空间,并在解空间内随机选择初始种群,每个个体由5个基因值组成,即一组参数值。

2)模拟计算。将初代种群代入滑坡灾害链动力耦合模型中计算,得出灾害范围、堆积厚度、速度、水位等可以反映灾害链运动特征的模拟值。

3)个体评价,计算种群中每个个体的适应度。在动态测量数据约束下,选用Nash-Sutcliffe效率系数公式作为目标函数,用于评价计算模拟值与监测值的拟合程度,函数值大小对应个体适应度。Nash-Sutcliffe效率系数公式可以很好地对一个时间序列的模拟结果和实测数据直接整体趋势的吻合性进行评价,其计算公式为:

$$O(i)=1-\frac{\sum_{i=1}^{N}(q_i^{\text{obs}}-q_i)^2}{\sum_{i=1}^{N}(q_i^{\text{obs}}-q_{\text{mean}})^2} \tag{16}$$

式中,$O(i)$表示适应度;N表示监测值的数量;q_i表示第i个模拟值;q_i^{obs}表示第i个监测值;q_{mean}表示监测平均值。$O(i)$值域为$(-\infty,1]$,$O(i)$越大,表明模拟值与监测值偏差越小,灾害链模型参数的可信度越高;当$O(i)$为1时,表明模拟值与监测值完全吻合,对应的参数是一组完美解。

4)选择运算。根据每个个体的适应度数值对初始种群排序,将适应度最好的个体保留,剩下的个体按照适应度的权重进行概率选择,未选择的个体在进化中淘汰,选择概率的计算公式为:

$$U_s=\frac{O(i)}{\sum_{i=1}^{M}O(i)} \tag{17}$$

式中,U_s为选择概率;M为种群数。遗传算法利用进化过程获得的信息自行组织搜索时,适应度大的个体具有较高的生存概率,并获得更适应环境的基因结构,即对应更接近动态实测数据的模拟结果。通过选择运算,从初始种群中选择模拟结果更好的优良个体,并写入下一代种群之中。

5)交叉运算。为避免适应度最好的个体被淘汰,将上一代选择运算后适应度最好的个体保留,不参加下一次的交叉运算和变异运算,其余个体根据交叉概率U_c随机进行运算。上一代个体使用算数交叉算子通过加权平均的方式进行组合,产生两个新的个体,计算公式为:

$$\begin{cases}x_1'=Rx_1+(1-R)x_2\\x_2'=(1-R)x_1+Rx_2\end{cases} \tag{18}$$

式中,R为0到1之间的随机数。

6)变异运算。在改善算法的局部搜索能力的同时,为保障群体多样性,避免计算结果过早收敛,落入局部最优,可以将变异算子作用于群体,即对群体中个体的基因值作变动,以此得到全局最优解。若父代$\boldsymbol{X}$中元素x_k进行变异,那么后代为$\boldsymbol{X}=[x_1\,x_2\cdots x_k'\cdots x_m]$,$x_k'$可以表示为:

$$\begin{cases}x_k'=\begin{cases}x_k+(b_r-x_k)g(t)R_{\text{sign}}=0\\x_k-(x_1-b_1)g(t)R_{\text{sign}}=1\end{cases}\\g(t)=R_{\text{sign}}\left(1-\dfrac{t}{T_{\max}}\right)\end{cases} \tag{19}$$

式中,b_1、b_r表示边界条件;R_{sign}表示符号标记,随机赋值为0或1;$T_{\max}$表示设定的最大进化代数;t表示当前进化代数。

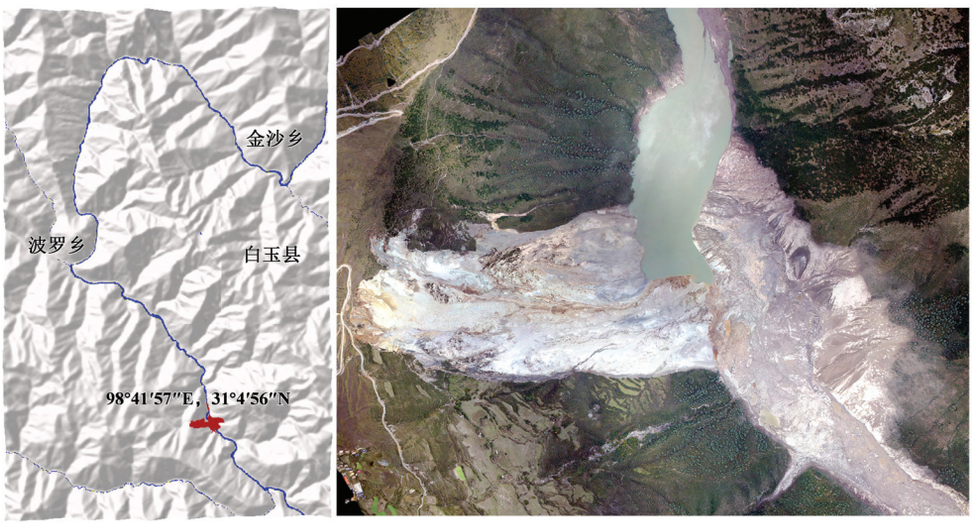
7)精度检验。群体经过选择、交叉、变异运算之后得到后代群体,进入模拟和适应度计算,根据模拟误差阈值和适应度阈值判断参数组是否达到精度要求,若达到,输出最优参数组,算法终止;若未达到,循环步骤2)~5),直到满足精度要求,或进化代数达到上限,输出最优参数组,算法终止。

2 滑坡–堰塞湖–溃决洪水灾害链模拟实验及结果分析

2.1 研究区域与数据

本文选取2018年中国金沙江与川藏交界处的白格滑坡灾害链进行研究。该滑坡灾害链是典型的滑坡-堰塞湖-溃决洪水地质灾害链,发生于西藏自治区昌都市江达县波罗乡村与四川省县荣盖乡村交界处(图4(a)),海拔为2 880~3 740 m,相对高差约840 m[31]。研究区域为V形山谷,两侧山体切割较深,山脊呈N10°~E15°走向。该区域地貌类型为构造侵蚀高山强烈寒冻风化地貌,气候类型为大陆性季风高原型气候,

年平均气温 7.7 ℃,平均降水量 600 mm[32]。研究区域观测数据由中国四川测绘地理信息局测绘技术服务中心提供,作为参数率定实验的约束条件,研究区域航摄数码影像如图 4(b)所示,于 2018 年 11 月 5 日 15 时由无人机获取,地面分辨率为 0.08 m。



(a) 研究区域地理位置　　(b) 研究区域影像图

图 4　白格滑坡灾害链

Fig. 4　Baige Landslide Hazard Chain

在该案例中,滑坡-堰塞湖-溃决洪水灾害链动力耦合模型由颗粒流模型、漂移通量模型及泥沙冲刷模型耦合而成,其中需要进行率定的参数共 5 个,对应的取值范围如表 1 所示。初始化种群数量设置为 50,每个种群包含 5 个个体,对应 5 种率定参数。以滑坡灾害链监测点(见图 5)的堆积厚度、速度、水位变化为适应度评价指标,进行参数组的求解。实验算法终止时,通过遗传算法寻找到的适应度最大的种群解,即为最优参数值组合。实验中,遗传算法最大迭代次数设置为 400,交叉概率设置为 0.8,变异概率设置为 0.1,终止适应度为 0.995。

表 1　率定参数及取值范围

Table 1　Calibration Parameters and Range of Values

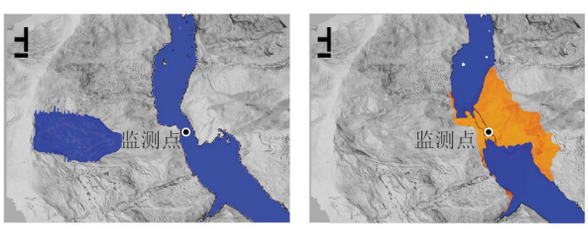
符号	参数名称	物理意义	取值范围
e	颗粒碰撞恢复系数	描述固体颗粒表面碰撞后保留的能量	[0,1]
f_s^{jam}	机械堵塞体积分数	当固体体积分数大于该数值,流体运动因颗粒固体之间的作用力受阻	[0,0.61]
f_s^{mx}	紧密堆积体积分数	描述颗粒流堆积时固体的体积分数,当固体体积分数大于该值的 0.995 倍,颗粒速度被设定为 0	[0,0.995]
φ_i	休止角/(°)	指在重力场中,颗粒堆积层在自由斜面上滑动时所受重力和颗粒之间摩擦力达到平衡且处于静止状态下的最大角	[0,34]
φ_f	摩擦角/(°)	通常比休止角大 2°~8°,影响固体颗粒之间碰撞产生的剪切流中的分散压力	[0,36]

2.2　结果分析

2.2.1　精度评价

取多次实验中适应度最高的实验结果进行分析,该次实验迭代次数为 400 次,进化终止时适应度为 0.932,对应的参数组率定结果如表 2 所示。进化过程中,每代最大适应度的变化跟踪曲线如图 6 所示,为分析参数组最优解的全局性,引入每代种群的平均适应度曲线。由图 6 可知,个体适应度在前 50 次迭代中显著上升,在 100 代后,适应度稳定在 0.8 的水平,大约 260 次迭代后,适应度提高并维持在 0.9 以上,进化代数达到最大值 400 时,终代种群最优适应度为 0.932。该实验的适应度由 Nash-Sutcliffe 效率系数公式计算,其数值越接近 1,表示模拟值与观测值越接近,即模型的计算精度越高。当最优适应度大于 0.8 时,可以近似地认为模拟结果与实测结果的吻合

程度良好;当最优适应度大于0.9时,模拟结果与实测值吻合程度很高,因此可以认为本次模型参数组的率定结果的准确性很好。根据平均适应度变化曲线,种群平均适应度在100次进化后与最优适应度数值大小及走向基本一致,考虑到交叉、变异的引起的局部细微波动,平均适应度总体上处于稳定状态。在达到稳定阶段后,最大适应度与平均适应度未出现长时间分离状态,即率定未陷入局部最优,因此可以认为本次实验结果为全局最优参数组。



(a) 滑坡运动阶段初始帧 (b) 溃决洪水阶段初始帧

图5 模拟场景内滑坡灾害链监测点

Fig. 5 Landslide Hazard Chain Monitoring Probe Within Simulated Scenario

表2 参数率定结果

Table 2 Parameter Calibration Results

符号	参数名称	率定结果
e	颗粒碰撞恢复系数	0.312
f_s^{jam}	机械堵塞体积分数	0.587
f_s^{mx}	紧密堆积体积分数	0.630
φ_i	休止角/(°)	20.01
φ_f	摩擦角/(°)	22.04

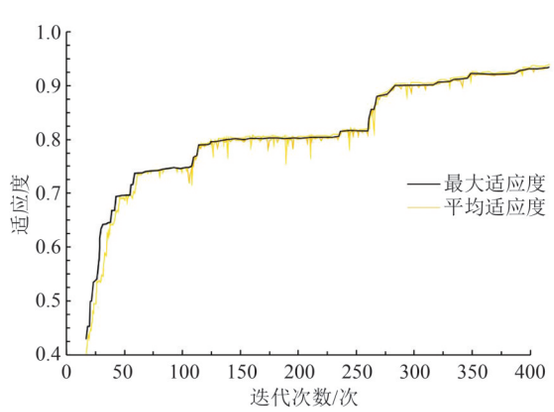


图6 适应度变化跟踪曲线图

Fig. 6 Fitness Change Tracking Curve

将实验结果的参数组代入滑坡-堰塞湖-溃决洪水灾害链动力耦合模型进行计算,对灾害链模拟结果的范围、堆积厚度、速度及水位等指标分别进行模拟精度评价。其中范围精度描述的是模拟范围与实测灾害范围的匹配程度,范围匹配值表示为在2.5 m × 2.5 m单元大小的栅格网中,模拟正确单元数与动态实测栅格数量的比值,匹配值范围为0~1,越接近1,模拟结果越准确。图7(a)中显示,范围匹配度最低值为76.82%,超过75%的模拟时间内,范围匹配度大于90%,灾害链模拟与实测形态有良好的匹配程度。对于堆积厚度、速度及水位等指标,通过模拟探针(监测点)处的计算数值与实测值的对比进行评价,结果见图7(b)~7(d)。图7中模拟时间0~300 s为滑坡运动-堵江过程,300~500 s为溃决洪水过程,模拟结果与时序实测值的数值大小和总体走势较为一致,耦合遗传进化法可以比较准确地对模型参数进行动态校准,描述灾害链的时空变化。

针对监测点处的堆积厚度、速度及水位,分别采用最大值和平均值来反映率定值模拟结果与实测结果的接近程度。6种指标的表达公式及偏差值如表3所示。表3中,r_i、v_i、h_i分别表示堆积厚度、速度及水位的第i个监测值,r_i'、v_i'、h_i'分别表示第i个模拟值,k表示监测值数量。由表3可知,最大堆积厚度差、平均堆积厚度差、最大速度差、平均速度差、最大水位差、平均水位差这6项指标的偏差值均不超过实测值的±5%,模拟结果与实测结果匹配较好。因此,用率定参数组来模拟滑坡灾害链是可行的。

为更直观地表示率定参数组的模拟结果,针对灾害范围及全局速度变化,提供了三维可视化结果,如图8所示。可视化场景图展示了灾害链滑坡运动-堵江的过程:模拟时间0 s为滑坡运动初始静止形态,滑坡启动后,在重力作用下沿下垫面快速运动;模拟时间20~60 s之间,滑坡到达水面,侵入河流,激发涌浪;模拟时间60~100 s,滑坡前端运动速度大幅增长,达到最大速度69.54 m/s,在狭窄V形山谷地形的约束下,涌浪在冲击河道对岸出现爬高现象,沿着河道上、下游快速传播,堆积厚度和水位持续增长;模拟时间100~300 s,滑坡体方量大于河道容量,滑坡顺对岸坡面两侧堆积,滑坡运动速度逐渐减少至静止,堆积厚度增至最大值81.37 m。灾害链滑坡运动-堵江模拟过程与真实事件的情况基本吻合,证明了动力耦合模型和参数率定组的有效性。

2.2.2 算法评价

传统优化算法通常是从单阶段、单参数开始率定,以单个初始值迭代求最优解,易陷入局部最优解,且参数误差会随着阶段演化而累积。后续阶段的参数率定可能会引起前置模型参数的

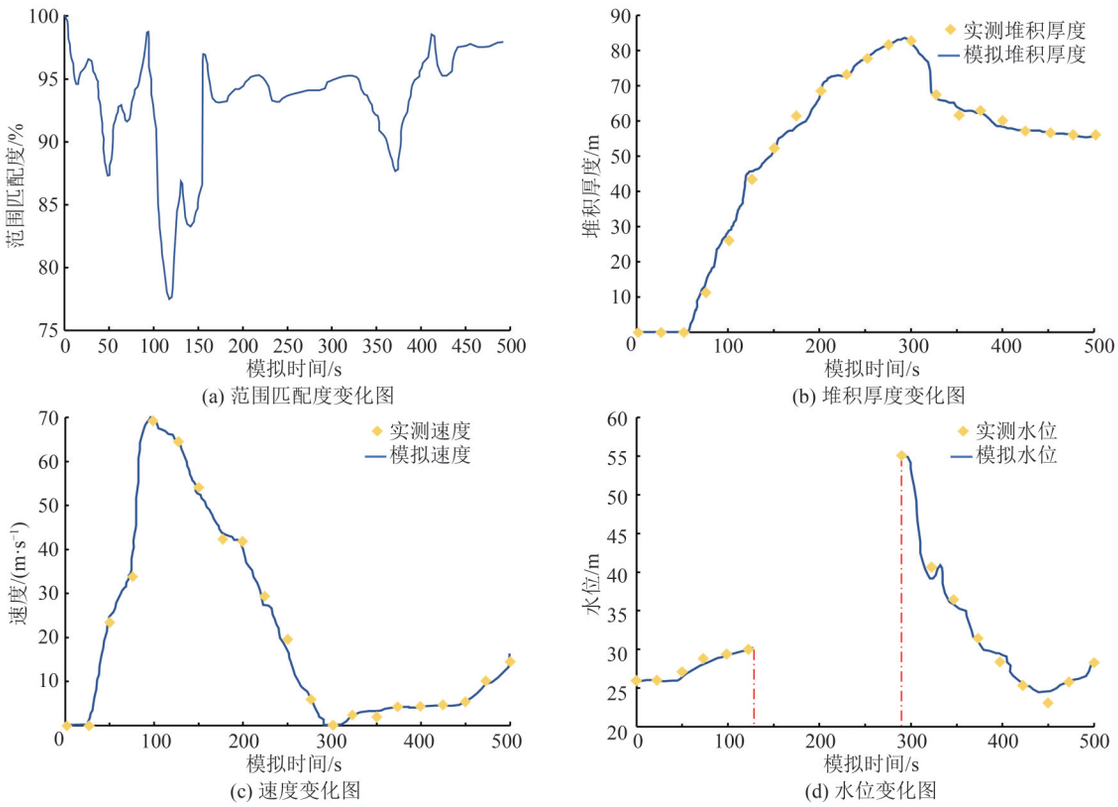


图 7　精度评价

Fig. 7　Accuracy Evaluation

表 3　评价指标表达式及数值

Table 3　Expressions and Values of Evaluation Indicators

评价指标	表达式	偏差值
最大堆积厚度差/m	$\Delta R_{\max}=\max\{\lvert r_i-r_i'\rvert\}$	2.813
平均堆积厚度差/m	$\Delta\bar{R}=\frac{\sum_{i=1}^{K}\lvert r_i-r_i'\rvert}{k}$	1.163
最大速度差/(m·s^{-1})	$\Delta V_{\max}=\max\{\lvert v_i-v_i'\rvert\}$	2.064
平均速度差/(m·s^{-1})	$\Delta\bar{V}=\frac{\sum_{i=1}^{K}\lvert v_i-v_i'\rvert}{k}$	0.741
最大水位差/m	$\Delta H_{\max}=\max\{\lvert h_i-h_i'\rvert\}$	1.818
平均水位差/m	$\Delta\bar{H}=\frac{\sum_{i=1}^{K}\lvert h_i-h_i'\rvert}{k}$	0.569

回调,在计算复杂度和率定精度上有很大局限性。与传统算法不同,本文提出的耦合遗传进化率定方法可应用于多阶段、多参数的复杂反演。本文方法在率定前通过参数串联和输出连接先对级联阶段进行模型耦合,再基于遗传算法搜索待定参数的解集,而非局限于单一解,其覆盖面大,利于全局择优(见图 9)。在进行计算时,遗传算法并行处理群体中的多个个体,即对搜索空间中的多个解进行评估,减少了陷入局部最优解的风险,在计算精度和复杂度上有很大优化。

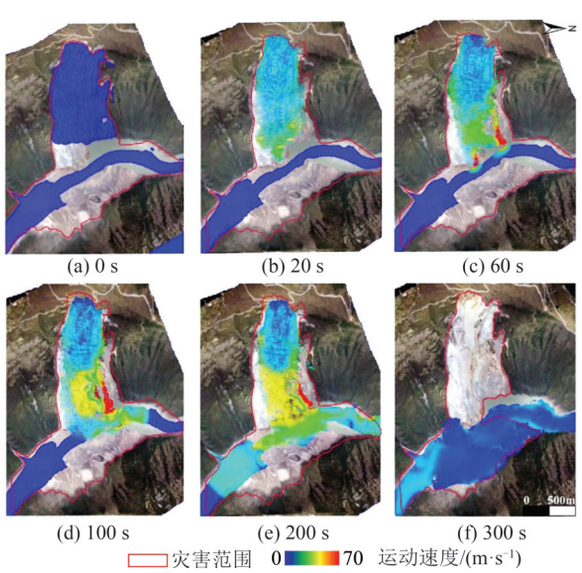


图 8　灾害链速度变化可视化

Fig. 8　Visualization of Hazard Chain Velocity Changes

为定量评估本文方法的优势及局限性,对各模拟参数率定方法的有效性、稳定性、耗时和效率等 4 种指标进行对比,分别包括传统单阶段、单参数率定方法(经验调参法和局部窗口搜索法)、自适应粒子群算法及本文提出的耦合模型遗传进化率定算法。各指标含义如下:(1)有效性是指算法在达到终止条件后,模拟结果与实测值的

匹配程度,本文用灾害范围、堆积厚度、速度、水位的加权Nash-Sutcliffe效率系数(0~1)进行评价;(2)稳定性是指算法在相同的迭代次数(400次)下的变差系数,通过数据的离散程度判别算法稳定性;(3)计算耗时是指各算法在相同的迭代次数(400次)下参数率定所用的时间;(4)计算效率是指达到设定终止阈值(Nash-Sutcliffe效率系数大于0.7或0.8)时各算法的迭代次数,迭代次数越小则表明该算法效率越高。表4给出了4种算法各指标的数值,耦合模型遗传进化率定算法有效性和稳定性最好,模拟效率系数阈值为0.7时,耦合遗传算法与粒子群算法计算效率相当,模拟效率系数阈值为0.8时,耦合遗传算法计算效率明显优于粒子群算法,耦合遗传算法的计算耗时比局部窗口搜索法和粒子群算法长。综上所述,4种算法中综合性能和精度最好的是本文提出的耦合遗传进化法,但在计算耗时上仍有优化空间。

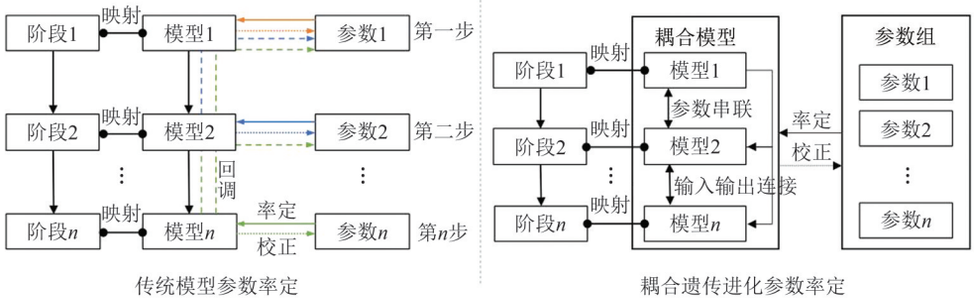


图9 参数率定方法对比

Fig. 9 Comparison of Parameter Calibration Methods

表4 参数率定方法综合性能对比

Table 4 Performance Comparison of Parameter Calibration Methods

方法	有效性	稳定性	计算耗时/min	计算效率(阈值0.7)/次	计算效率(阈值0.8)/次
经验率定法	0.723	1.352	631.67	296	
局部窗口搜索法	0.769	1.782	145.33	312	
粒子群算法	0.894	0.027	190.45	27	203
耦合模型遗传进化率定算法	0.932	0.012	214.25	29	137

3 结 语

传统单灾种模型参数率定过程较少考虑不同阶段灾害之间的复杂链式关系,面向灾害链时空变化对动态率定的需求,本文提出了一种滑坡-堰塞湖-洪水灾害链动力耦合模型多参数全局遗传优化率定方法,首先建立了由颗粒流模型、漂移通量模型、泥沙冲刷模型耦合的滑坡灾害链动力模型,其次实现了不确定参数组的全局遗传进化率定,最后以2018年白格滑坡作为实验案例验证了本文方法的可靠性,并通过与传统率定方法的实验对比显示本文方法在综合性能和精度的优势。耦合模型遗传进化率定算法能有效利用时序观测数据对模型参数进行动态校准,模拟结果能准确描述灾害链的时空变化过程,为地质灾害链防灾减灾综合管理提供支撑。未来将研究知识引导的灾害链可靠模拟评估方法,从而实现不完备数据条件下灾害风险的可靠分析。

参 考 文 献

[1] 葛大庆,戴可人,郭兆成,等. 重大地质灾害隐患早期识别中综合遥感应用的思考与建议[J]. 武汉大学学报(信息科学版),2019,44(7):949-956.
GE Daqing, DAI Keren, GUO Zhaocheng, et al. Early Identification of Serious Geological Hazards with Integrated Remote Sensing Technologies: Thoughts and Recommendations[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2019, 44(7): 949-956.

[2] 许强. 对地质灾害隐患早期识别相关问题的认识与思考[J]. 武汉大学学报(信息科学版),2020,45(11):1651-1659.
XU Qiang. Understanding and Consideration of Related Issues in Early Identification of Potential Geohazards[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2020, 45(11): 1651-1659.

[3] 崔鹏, 韦方强, 陈晓清, 等. 汶川地震次生山地灾害及其减灾对策[J]. 中国科学院院刊, 2008, 23(4): 317-323.
CUI Peng, WEI Fangqiang, CHEN Xiaoqing, et al. Geo-Hazards in Wenchuan Earthquake Area and Countermeasures for Disaster Reduction[J]. *Bulletin of Chinese Academy of Sciences*, 2008, 23(4): 317-323.

[4] 杜志强, 李钰, 张叶廷, 等. 自然灾害应急知识图谱构建方法研究[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2020, 45(9): 1344-1355.
DU Zhiqiang, LI Yu, ZHANG Yeting, et al. Knowledge Graph Construction Method on Natural Disaster Emergency[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2020, 45(9): 1344-1355.

[5] NGUYEN V B, KIM Y T. Rainfall-Earthquake-Induced Landslide Hazard Prediction by Monte Carlo Simulation: A Case Study of MT. Umyeon in Korea[J]. *KSCE Journal of Civil Engineering*, 2020, 24(1): 73-86.

[6] ZHOU W Q, QIU H J, WANG L Y, et al. Combining Rainfall-Induced Shallow Landslides and Subsequent Debris Flows for Hazard Chain Prediction[J]. *CATENA*, 2022, 213: 106199.

[7] 李俊峰, 张小趁, 刘红岩, 等. 突发地质灾害中应急数值模拟技术应用浅析[J]. 工程地质学报, 2016, 24(4): 569-577.
LI Junfeng, ZHANG Xiaochen, LIU Hongyan, et al. Application of Numerical Simulation Technology to Emergent Rescuing of Geological Disaster[J]. *Journal of Engineering Geology*, 2016, 24(4): 569-577.

[8] KURGANOV A, MILLER J. Central-Upwind Scheme for Savage-Hutter Type Model of Submarine Landslides and Generated Tsunami Waves[J]. *Computational Methods in Applied Mathematics*, 2014, 14(2): 177-201.

[9] SCARINGI G, FAN X M, 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.

[10] IANNACONE J P, QUAN LUNA B, CORSINI A. Forward Simulation and Sensitivity Analysis of Run-Out Scenarios Using MassMov2D at the Trafoi Rockslide (South Tyrol, Italy)[J]. *Georisk: Assessment and Management of Risk for Engineered Systems and Geohazards*, 2013, 7(4): 240-249.

[11] HAFIYYAN Q, ADITYAWAN M B, HARLAN D, et al. Comparison of Taylor Galerkin and FTCS Models for Dam-Break Simulation[J]. *IOP Conference Series: Earth and Environmental Science*, 2021, 737(1): 012050.

[12] ONGDAS N, AKIYANOVA F, KARAKULOV Y, et al. Application of HEC-RAS (2D) for Flood Hazard Maps Generation for Yesil (Ishim) River in Kazakhstan[J]. *Water*, 2020, 12(10): 2672.

[13] 杨正, 向智敏, 马世文. 一种基于可变规则的松耦合实体建模方法[J]. 系统仿真学报, 2022, 34(7): 1506-1511.
YANG Zheng, XIANG Zhimin, MA Shiwen. A Method of Loose Coupling Entity Modeling Based on Variable Rules[J]. *Journal of System Simulation*, 2022, 34(7): 1506-1511.

[14] 陈锐志, 王磊, 李德仁, 等. 导航与遥感技术融合综述[J]. 测绘学报, 2019, 48(12): 1507-1522.
CHEN Ruizhi, WANG Lei, LI Deren, et al. A Survey on the Fusion of the Navigation and the Remote Sensing Techniques[J]. *Acta Geodaetica et Cartographica Sinica*, 2019, 48(12): 1507-1522.

[15] 赵占骜,王继周,毛曦,等. 多维CNN耦合的滑坡易发性评价方法[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2024, 49(8): 1466-1481.
ZHAO Zhan'ao, WANG Jizhou, MAO Xi, et al. A Multi-dimensional CNN Coupled Landslide Susceptibility Assessment Method[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2024, 49(8): 1466-1481.

[16] 王飞, 姜文宇, 刘彬彬, 等. 利用灾害链规则的灾害模型服务链编制方法[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2020, 45(8): 1168-1178.
WANG Fei, JIANG Wenyu, LIU Binbin, et al. Disaster Model Service Chain Orchestration Method Using Disaster Chain Rules[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2020, 45(8): 1168-1178.

[17] GOLBERG D E. Genetic Algorithms in Search, Optimization, and Machine Learning[J]. *Addion Wesley*, 1989, 1989(102): 36.

[18] 王中根, 夏军, 刘昌明, 等. 分布式水文模型的参数率定及敏感性分析探讨[J]. 自然资源学报, 2007, 22(4): 649-655.
WANG Zhonggen, XIA Jun, LIU Changming, et al. Comments on Sensitivity Analysis, Calibration of Distributed Hydrological Model[J]. *Journal of Natural Resources*, 2007, 22(4): 649-655.

[19] 冯茜, 李擎, 全威, 等. 多目标粒子群优化算法研究综述[J]. 工程科学学报, 2021, 43(6): 745-753.

FENG Qian, LI Qing, QUAN Wei, et al. Overview of Multiobjective Particle Swarm Optimization Algorithm [J]. *Chinese Journal of Engineering*, 2021, 43(6): 745-753.

[20] 任婷玉, 梁中耀, 刘永, 等. 基于贝叶斯优化的三维水动力-水质模型参数估值方法[J]. 环境科学学报, 2019, 39(6): 2024-2032.
REN Tingyu, LIANG Zhongyao, LIU Yong, et al. The Parameters Estimation Method Based on Bayesian Optimization for Complex Water Quality Models [J]. *Acta Scientiae Circumstantiae*, 2019, 39(6): 2024-2032.

[21] 李子轩, 杜鹃, 徐伟. 基于机器学习的降雨—滑坡灾害链直接经济损失脆弱性评估[J]. 灾害学, 2022, 37(4): 220-224.
LI Zixuan, DU Juan, XU Wei. Rainfall-Induced Landslides Direct Economic Loss Vulnerability Assessment Using Machine Learning Methods [J]. *Journal of Catastrophology*, 2022, 37(4): 220-224.

[22] SADEGHIAMIRSHAHIDI M, VITTON S J. Tropical Storm-Induced Landslide-Dammed Lakes and Debris Flow Hazards at Ocotepeque, Western Honduras[J]. *Landslides*, 2019, 16(1): 55-64.

[23] BAGNOLD R A. Bed Load Transport by Natural Rivers [J]. *Water Resources Research*, 1977, 13(2): 303-312.

[24] ARMANINI A, CAPART H, FRACCAROLLO L, et al. Rheological Stratification in Experimental Free-Surface Flows of Granular - Liquid Mixtures [J]. *Journal of Fluid Mechanics*, 2005, 532: 269-319.

[25] LI M Z, HE Y P, LIU Y D, et al. Hydrodynamic Simulation of Multi-sized High Concentration Slurry Transport in Pipelines [J]. *Ocean Engineering*, 2018, 163: 691-705.

[26] HIBIKI T, ISHII M. One-Dimensional Drift-Flux Model and Constitutive Equations for Relative Motion Between Phases in Various Two-Phase Flow Regimes [J]. *International Journal of Heat and Mass Transfer*, 2003, 46(25): 4935-4948.

[27] BRENNEN C E. Fundamentals of Multiphase Flow [M]. New York: Cambridge University Press, 2005.

[28] RICHARDSON J F, ZAKI W N. The Sedimentation of a Suspension of Uniform Spheres Under Conditions of Viscous Flow [J]. *Chemical Engineering Science*, 1954, 3(2): 65-73.

[29] MASTBERGEN D R, VAN DEN BERG J H. Breaching in Fine Sands and the Generation of Sustained Turbidity Currents in Submarine Canyons [J]. *Sedimentology*, 2003, 50(4): 625-637.

[30] RYAN D A, BROOKE B P, BOSTOCK H C, et al. Bedload Sediment Transport Dynamics in a Macrotidal Embayment, and Implications for Export to the Southern Great Barrier Reef Shelf[J]. *Marine Geology*, 2007, 240(1-4): 197-215.

[31] 郭晨, 许强, 彭双麒, 等. 无人机摄影测量技术在金沙江白格滑坡应急抢险中的应用[J]. 灾害学, 2020, 35(1): 203-210.
GUO Chen, XU Qiang, PENG Shuangqi, et al. Application Research of UAV Photogrammetry Technology in the Emergency Rescue of Baige Landslide [J]. *Journal of Catastrophology*, 2020, 35(1): 203-210.

[32] 赵程, 范宣梅, 杨帆, 等. 金沙江白格滑坡运动过程分析及潜在不稳定岩体预测[J]. 科学技术与工程, 2020, 20(10): 3860-3867.
ZHAO Cheng, FAN Xuanmei, YANG Fan, et al. Movement of Baige Landslide in Jinsha River and Prediction of Potential Unstable Rock Mass[J]. *Science Technology and Engineering*, 2020, 20(10): 3860-3867.