

黄土滑坡稳定性评价的集合卡尔曼滤波同化方法

王梦杨^{1,2,3}, 魏冠军^{1,2,3}, 高茂宁^{1,2,3}

(1.兰州交通大学 测绘与地理信息学院, 甘肃 兰州 730070; 2.地理国情监测技术应用
国家地方联合工程研究中心, 甘肃 兰州 730070; 3.甘肃省地理国情监测工程实验室, 甘肃 兰州 730070)

摘要: [目的] 为提升区域滑坡稳定性评价模型的预测精度, 解决传统滑坡稳定性分析基于静态的物理模型过度简化滑坡发生机理与力学机制, 导致过度预测的缺点, 以及模型参数通常具有的时空变异性、不确定性的问题。[方法] 基于集合卡尔曼滤波的数据同化方法, 以甘肃省兰州市北环路周边区域为例, 构建了基于 TRIGRS 模型和 SBAS-InSAR 观测数据的区域滑坡数据同化方案, 对模型中的安全系数(F_s)进行同化, 更新模型参数内摩擦角, 进而修正滑坡稳定性, 并利用均方根偏差(RMSD)检验同化值的精度。[结果] 同化后研究区域滑坡安全系数明显高于模型预测的结果, 不稳定区域的面积比例由12%降低至7%, 与实际观测更为接近; 试验使内摩擦角参数逐渐向观测值方向改正, 实现了模型参数的动态更新; 均方根偏差从0.33减小到0.04左右。[结论] 基于集合卡尔曼滤波的数据同化方法有效修正了模型稳定性预测结果, 可以更准确体现当前区域滑坡实际情况, 具有更高的预测精度。

关键词: 滑坡; 稳定性评价; 数据同化; TRIGRS 模型; 集合卡尔曼滤波; SBAS-InSAR

文献标识码: B

文章编号: 1000-288X(2024)01-0109-09

中图分类号: P237

文献参数: 王梦杨, 魏冠军, 高茂宁. 黄土滑坡稳定性评价的集合卡尔曼滤波同化方法[J]. 水土保持通报, 2024, 44(1): 109-117. DOI: 10.13961/j.cnki.stbctb.2024.01.012; Wang Mengyang, Wei Guanjun, Gao Maoning. Ensemble Kalman filter assimilation method for stability evaluation of loess landslides [J]. Bulletin of Soil and Water Conservation, 2024, 44(1): 109-117.

Ensemble Kalman Filter Assimilation Method for Stability Evaluation of Loess Landslides

Wang Mengyang^{1,2,3}, Wei Guanjun^{1,2,3}, Gao Maoning^{1,2,3}

(1. Faculty of Geomatics, Lanzhou Jiaotong University, Lanzhou, Gansu 730070, China;

2. National-Local Joint Engineering Research Center of Technologies and Applications for

National Geographic State Monitoring, Lanzhou, Gansu 730070, China; 3. Gansu Provincial

Engineering Laboratory for National Geographic State Monitoring, Lanzhou, Gansu 730070, China)

Abstract: [Objective] The prediction accuracy of a regional landslide stability evaluation model was improved to solve the shortcomings of over-prediction caused by over-simplification of the landslide occurrence mechanism and the mechanical mechanism based on the static physical model of the traditional landslide stability analysis, and to determine the typical spatial-temporal variability and uncertainty of model parameters. [Methods] The data assimilation method of ensemble Kalman filtering was used to construct a regional landslide data assimilation scheme based on the TRIGRS model and SBAS-InSAR observation data in the area around the North Ring Road of Lanzhou City, Gansu Province. The coefficients of safety (F_s) in the model were assimilated, and the model parameters for the internal friction angle were updated. Then landslide stability was corrected and root-mean-square deviation (RMSD) was used to test the accuracy of the assimilated values. [Results] After assimilation, the landslide safety coefficient of the study area was significantly greater than the coefficient value predicted by the model, and the percentage of unstable area was reduced from 12% to 7%, which was closer to the actual observed value. The test gradually corrected

收稿日期: 2023-06-11

修回日期: 2023-07-05

资助项目: 国家自然科学基金项目“基于数据同化的高铁路基冻胀变形分析与时空预报研究”(41964008)

第一作者: 王梦杨(1998—), 男(汉族), 重庆市万州区人, 硕士研究生, 研究方向为地质灾害预警、评价。Email: 1259625803@qq.com。

通信作者: 魏冠军(1976—), 男(汉族), 甘肃省平凉市人, 博士, 教授, 主要从事变形监测数据处理。Email: 77217808@qq.com。

the internal friction angle parameter towards the observed value, and realized the dynamic updating of the model parameters. The root-mean-square deviation decreased from 0.33 to about 0.04. [Conclusion] The data assimilation method based on the ensemble Kalman filter effectively corrected the model stability prediction results so that the actual situation of landslides in the current region was more accurately reflected with greater prediction accuracy.

Keywords: landslide; stability assessment; data assimilation; TRIGRS model; ensemble Kalman filter; SBAS-InSAR

滑坡稳定性评价与预测是滑坡研究的热点内容之一^[1]。目前常见的方法主要有定性分析、统计分析法和确定性模型法等^[2]。其中,物理确定性模型通常从滑坡机理角度出发,可以获得更为准确的评价结果,目前研究较为热门的有 SHALSTAB, SINMAP, TRIGRS 和 SCOOPS3D 等模型^[3-4]。其中,TRIGRS 模型因考虑了降雨入渗机制,能较为真实地反映降雨入渗条件下边坡渗流变化,得到了广泛的应用。徐沅鑫等利用基于网格的瞬态降雨入渗边坡稳定性模型 (TRIGRS) 模拟强降雨对边坡稳定性的影响,并用安全系数(Fs)表征边坡稳定性并讨论模型的适用性^[5]; 2016 年, Baum 等改进开发了新的 TRIGRS 计算版本,可适用于大范围多次模拟,并可结合研究区实际情况对参数进行合理假设^[6]。但在应用中发现,物理模型普遍过度简化滑坡发生机理和力学机制^[1,7-8]。在 TRIGRS 模型计算中没有考虑到坡体内的相互作用力,无法将土体自重沿坡面方向的分力传导至下游相邻土体,模型计算得到的边坡稳定性通常比实际情况要差,存在过度预测的问题。对于区域尺度滑坡稳定性评价而言,岩土参数的时空变异性、不确定性降低了物理确定性模型对区域尺度稳定性评价的可靠性。

数据同化算法是在考虑数据时空分布和对模型、观测做出误差估计的基础上,将观测信息耦合到模型动态运行中的一种方法^[9-10]。数据同化作为连接模型与观测之间的桥梁,可以充分利用观测数据,发挥观测和模型各自的优势,实现二者的有机结合^[11-12]。由于集合卡尔曼滤波(EnKF)同化方法具有处理非线性和非高斯性问题的优势,并能够考虑系统的不确定性^[13],在大气科学、滑坡预测、地下水模拟、陆面系统等领域得到了广泛的应用^[14]。2013 年 Ma Hongyuan 等利用集合卡尔曼滤波算法将遥感数据同化到作物生长模型中,用于区域冬小麦产量预测,成功优化了作物生长模型的预测结果^[15]。2020 年 Tao Yuanqin 等利用集合卡尔曼滤波方法,对土壤沉降进行预测,并对预测结果的不确定性进行量化,最后 EnKF 推断的参数收敛于真值,验证了其同化方

案的有效性^[16]。2023 年王春娟等利用 EnKF 算法将土壤水分观测数据与 HYDRUS-1D 模型相结合进行土壤水分模拟,证明了集合卡尔曼滤波数据同化方法能有效改善土壤水分模拟效果^[17]。在滑坡预测研究方面, Jiang Yangan 等^[18]通过集合卡尔曼滤波方法研究库水位联合降雨作用下的滑坡响应机制,耦合了实测数据并验证了其可行性,填补了将 InSAR 数据与变形机制联系起来的研究空白; Wang Jing 等^[19]利用粒子滤波数据同化方法将水文影响因素与地表监测数据相结合预测滑坡位移,证明了数据同化方法具有更好的预测精度,验证了同化算法在滑坡研究中的有效性。

然而,目前在滑坡领域,针对物理确定性模型的同化方法仍在起步阶段,为了进一步研究数据同化方法在物理确定性模型中的应用,本文利用集合卡尔曼滤波数据同化算法,建立了基于 TRIGRS 模型与 InSAR 时序监测数据相结合的区域滑坡数据同化方案,通过动态更新关键参数,修正模型预测稳定性,从而达到提高模型预测精度的目的,以期集合卡尔曼滤波数据同化方法在物理确定性模型中的应用提供一定的理论支持。

1 研究区概况

本文研究区域为兰州北环路及周边地区(如图 1 所示),区域范围为 103.59°—103.78°E, 36.24°—36.09°N, 面积约为 280 km²。该区域地处我国西北黄高原,地层岩性主要由上新世以来的黄土层、沉积层和第四纪冰川堆积物组成。其中黄土层分布广泛,其孔隙大,厚度大,湿陷性强,具有较高的风化程度。区域海拔在 1 500~2 000 m 左右,地形起伏较大,坡度一般在 20°~50°之间。由于长期的水土流失与降雨冲刷作用,区域内呈现出复杂多变的地形地貌,主要包括黄土山地、梁状丘陵和河谷川台地,植被稀疏,具有独特的黄土沟壑形态^[20]。此外,该区域地处昆仑山—秦岭地槽褶皱区,新构造运动强烈,地质灾害频发。研究区域属于典型的温带大陆性气候,年均降雨量较低,但季节性降雨明显,在 7—8 月局地性暴雨增多,且地下水埋藏较深^[21]。复杂的地质、地貌、水文条件为滑坡、泥石流的孕育提供了良好的条件,

对地区基础设施建设、人员生命财产安全产生了严重威胁。

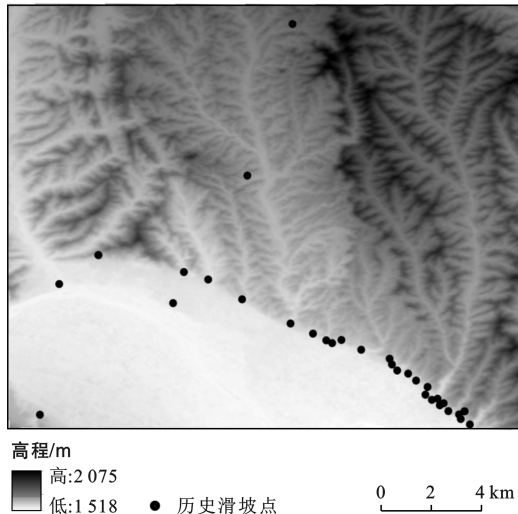


图 1 研究区地形及历史滑坡点分布

Fig.1 Topography and distribution of historical landslide points in study area

2 数据与方法

2.1 TRIGRS 模型

TRIGRS(transient rainfall infiltration and grid-based regional slope-stability)模型通过计算饱和或非饱和条件下均质介质中的一维垂直渗流过程得到地下压力水头的变化,并利用无限边坡模型计算边坡安全系数,结果能直观反映区域边坡的稳定性^[22]。TRIGRS模型基于土体参数与降雨数据,以栅格单元为单位进行计算,计算结果表现为每个栅格单元的压力水头和安全系数值。

2.1.1 入渗模型与无限边坡模型 降雨入渗模型是基于 Iverson 提出的 Richards 线性解^[23],并根据其解析解推求入渗后的孔隙水压与深度随时间变化的情况,能够较为真实地反映降雨入渗条件下边坡的渗流变化,其包括稳态入渗以及瞬态入渗两个部分。其中瞬态入渗一般假设水流垂直向下流动,且入渗强度与降雨强度呈正相关,计算有限深度不透底边界的水压头:

$$\phi(Z, t) = (Z - d)\beta +$$

$$2 \sum_{i=1}^N \frac{I_{nZ}}{K_s} H(t - t_n) [D_1(t - t_n)]^{\frac{1}{2}} \sum_{n=1}^{\infty} \left\{ \operatorname{ierfc} \left[\frac{(2m-1)d_{LZ} - (d_{LZ} - Z)}{2 [D_1(t - t_n)]^{\frac{1}{2}}} \right] + \operatorname{ierfc} \left[\frac{(2m-1)d_{LZ} + (d_{LZ} - Z)}{2 [D_1(t - t_n)]^{\frac{1}{2}}} \right] \right\} -$$

$$2 \sum_{i=1}^N \frac{I_{nZ}}{K_s} H(t - t_{n+1}) [D_1(t - t_{n+1})]^{\frac{1}{2}} \sum_{n=1}^{\infty} \left\{ \operatorname{ierfc} \left[\frac{(2m-1)d_{LZ} - (d_{LZ} - Z)}{2 [D_1(t - t_{n+1})]^{\frac{1}{2}}} \right] + \operatorname{ierfc} \left[\frac{(2m-1)d_{LZ} + (d_{LZ} - Z)}{2 [D_1(t - t_{n+1})]^{\frac{1}{2}}} \right] \right\} \quad (1)$$

$$Z = z / \cos \delta \quad (2)$$

$$\beta = \cos^2 \delta - (I_{ZLT} / K_s) \quad (3)$$

$$D_1 = D_0 / \cos^2 \delta \quad (4)$$

$$D_0 = K_s / S_s \quad (5)$$

$$\operatorname{ierfc}(\eta) = \frac{1}{\sqrt{\pi}} \exp(-\eta^2) - \eta \operatorname{erfc}(\eta) \quad (6)$$

式中: ϕ 为地下水力压头; Z 为土层垂向厚度; z 为垂直坡面向下厚度; δ 为坡度; t 为时间; d 为初始地下水位深度; β 为特定参数,其中 K_s 为垂直方向饱和渗透系数; I_{ZLT} 为初始的稳态表面通量; I_{nZ} 为第 n 个时间段内的表面通量; d_{LZ} 为模型假定边界条件的有限深度; D_1 为一特定参数型; D_0 为饱和水力扩散系数; S_s 是特定存储; N 为总的时间间隔数; $H(t - t_n)$ 为单位阶跃函数; t_n 为降雨入渗序列中第 n 个时间间隔的时间; $\operatorname{ierfc}(\eta)$ 为一种函数,见式(6); $\operatorname{erfc}(\eta)$ 为互补误差函数。

稳定性计算模型引入无限边坡模型,结合水压头计算不同时段安全系数

$$F_s(Z, t) = \frac{\tan \varphi}{\tan \delta} + \frac{c - \phi(Z, t) \gamma_w \tan \varphi}{\gamma_w Z \sin \delta \cos \delta} \quad (7)$$

式中: F_s 为安全系数; φ 为内摩擦角; δ 为坡角; c

为内聚力; $\phi(Z, t)$ 为水压头由公式(1)求解得到; γ_w 为地下水容重; γ_s 为土体容重。

2.1.2 模型参数设置 针对研究区内地质情况复杂,岩土参数存在明显差异问题,结合本研究区岩土体特征及分布情况,根据中国土壤数据库土壤类型分布及土壤含砂量将研究区域划分成 3 个区域:区域 1 为黄土;区域 2 为黏质砂土、砂质黏土夹砂层、砂砾层;区域 3 为红色块状疏松砂岩。采用 3 种不同分区参数进行计算,结合参数反演,采取文献调研以及工程地质类比的方式,分析对比不同参数在研究区域的适用效果,综合确定研究区的岩土体参数^[24]。

TRIGRS模型主要输入参数分为力学参数与水文参数、降雨数据。力学参数主要参考张波^[25]、王万平等^[26]对兰州黄土抗剪强度、工程地质特性的研究。水文参数主要参考陈琳^[27]、徐硕昌等^[28]对兰州地区土壤力学性质、宏细观参数试验的研究,综合各项研究确定渗透系数的取值,水力扩散系数根据经验公式(8)选取。

$$D_0 = 100K_s \quad (8)$$

降雨数据来源于中国气象数据网(<http://data.cma.cn>)。最后,确定模型的主要岩土参数见表 1。

表 1 模型土体参数
Table 1 Model soil parameters

输入参数	区域 1	区域 2	区域 3
内聚力/kPa	36.2	25.0	48.0
内摩擦角/(°)	32.5	30.2	28.0
土壤容重/(N·m ⁻³)	1.68×10 ⁴	2.29×10 ⁴	2.08×10 ⁴
水力扩散系数/(m·s ⁻¹)	6.112×10 ⁻⁴	3.74×10 ⁻⁴	2.13×10 ⁻⁴
饱和渗透系数/(m·s ⁻¹)	6.112×10 ⁻⁶	3.74×10 ⁻⁶	2.13×10 ⁻⁶
饱和土壤含水率/%	0.45	0.45	0.45
残余土壤含水率/%	0.05	0.04	0.05

2.2 观测数据

2.2.1 SBAS-InSAR 数据处理 本文使用欧洲航天局(European Space Agency, ESA)2020 年共计 31 景降轨 Sentinel-1A 单视复数(SLC)影像,时间跨度为:2020 年 1 月至 2020 年 12 月,设置空间基线阈值和时间基线阈值 2% 和 120 d,生成 230 个干涉对。采用 Minimum Cost Flow 解缠方法和 Gold stein 滤波方法做干涉 workflow,最终生成干涉图,删除解缠不完全的干涉像对,经过轨道精炼和重去平,进行第一次反演和第二次反演。最后,得到兰州市北环路周边地区的形变数据(见图 2)。研究区年均形变速率为-43.546~14.702 mm/year。通过对照部分区域的 Google Earth 影像,查看区域地表真实情况。

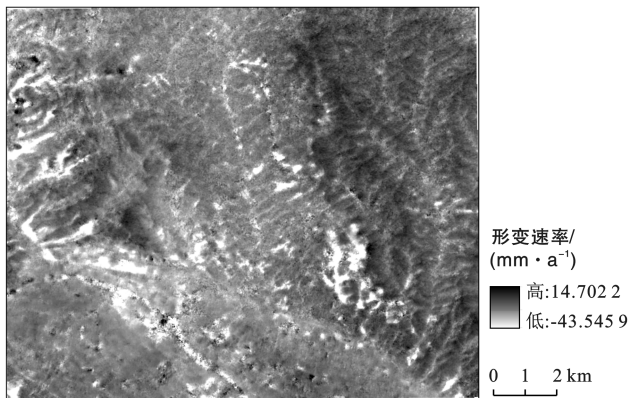


图 2 兰州市北环路周边地区年均形变速率

Fig.2 Annual average deformation rate in area around northern ring road of Lanzhou City

2.2.2 观测数据转换 多源观测数据与滑坡机理模型之间存在差异性问题,本研究采用牛顿第二定律,基于如式(9)所示的斜坡运动模型,将形变速率转化为安全系数作为同化实验的观测场。

$$\frac{1}{g} \frac{dv}{dt} = \sin\delta [1 - F_s(Z, t)] \quad (9)$$

式中: g 为重力加速度(N/kg); v 为坡体滑动速度(m/s)。

该斜坡运动模型是在坡体失稳条件下的计算公式,仅适用于不稳定滑坡^[29]。因此,在同化过程中,对于评价单元的 $F_s > 1.0$,则不进行同化。

2.3 数据同化方案

2.3.1 集合卡尔曼滤波算法(EnKF) 集合卡尔曼滤波算法是以贝叶斯理论为基础的数据同化经典算法,利用集合的思想求解误差协方差矩阵,对复杂的非线性动态模型有较好的同化结果。该方法能将新观测参量不断加入到驱动模型计算中,对状态量进行随机高斯分布集合,通过向前模拟积分,计算下一时刻状态量的统计特征,使得模型模拟预测更接近真实情况^[30]。算法过程主要步骤如下。

(1) TRIGRS 模型状态变量初始化。

假设有 N 个集合,在 $k-1$ 时刻,添加均值为 0,方差为 0.1 的高斯白噪声,对状态量安全系数(F_s)进行初始扰动,得到符合高斯分布的状态变量集合 $X_{i,0}$ ($i=0,1\cdots N$);

(2) 状态变量 k 时刻预测步。

将 $k-1$ 时刻水土力学参数、降雨参数输入到 TRIGRS 模型中,得到 k 时刻的安全系数预测值集合 $X_{i,k}^b$:

$$X_{i,k}^b = M(X_{i,k-1}^a) + \omega_{i,k-1} [\omega_{i,k-1} \sim N(0, Q_{k-1})] \quad (10)$$

式中: $X_{i,k}^b$ 为 k 时刻第 i 个安全系数预测值; M 为非线性模型算子,本文为 TRIGRS 模型; $\omega_{i,k-1}$ 为模型误差,服从期望为 0,方差为 Q_{k-1} 的高斯分布。

(3) 状态变量 k 时刻更新步。

① 计算 k 时刻安全系数预测值集合均值与误差协方差矩阵:

$$\bar{X}_k^b = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N X_{i,k}^b \quad (11)$$

$$P_k^b = \frac{1}{N-1} \sum_{i=1}^N (X_{i,k}^b - \bar{X}_k^b)(X_{i,k}^b - \bar{X}_k^b)^T \quad (12)$$

式中: \bar{X}_k^b 为 k 时刻安全系数预测值均值; P_k^b 为 k 时刻安全系数预测值误差协方差矩阵。

② 计算 k 时刻卡尔曼增益:

$$P_k^b H^T = \frac{1}{N-1} \left\{ \sum_{i=1}^n (X_{i,k}^b - \bar{X}_k^b) [H(X_{i,k}^b) - H(\bar{X}_k^b)]^T \right\} \quad (13)$$

$$HP_k^b H^T = \frac{1}{N-1} \left\{ \sum_{i=1}^n [H(X_{i,k}^b) - H(\bar{X}_k^b)] [H(X_{i,k}^b) - H(\bar{X}_k^b)]^T \right\} \quad (14)$$

$$K_k = \frac{P_k^b H^T}{HP_k^b H^T + R_k} \quad (15)$$

式中: P_k^b 为背景误差协方差矩阵;本文状态量和观测

均为安全系数,所以观测算子 H 取线性算子即为单位方阵; K_k 为尔曼增益; R 为观测误差的误差协方差。

③ 计算 k 时刻安全系数分析值集合均值与误差协方差矩阵:

$$X_{i,k}^a = X_{i,k}^b + K_k (X_{y,k}^0 - HX_{i,k}^b + V_{i,k})$$

$$[v_{i,k} \sim N(0, R_k)] \quad (16)$$

$$\overline{X_{i,k}^a} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N X_k^a \quad (17)$$

$$P_k^a = \frac{1}{N-1} \sum_{i=1}^n (X_{i,k}^a - \overline{X_{i,k}^a})(X_{i,k}^a - \overline{X_{i,k}^a})^T \quad (18)$$

式中: $X_{i,k}^a$ 为 k 时刻下分析场中第 i 个安全系数的分析值; $X_{y,k}^0$ 为 k 时刻的安全系数观测集合; $v_{i,k}$ 为观测误差,服从期望为 0,方差为 R_k 的高斯分布; $\overline{X_{i,k}^a}$ 为 k 时刻安全系数分析值集合均值; P_k^a 是安全系数分析值的误差协方差矩阵。

2.3.2 同化实验流程 数据同化过程是将多源监测数据通过融合方法使之相近^[31]。为利用 InSAR 监测数据修正模型输出值、更新参数,本文采用 TRIGRS 模型向 InSAR 数据相接近的方式进行同化。基于上述的集合卡尔曼滤波算法的基本思路,数据同化方案具体思路如下。

(1) 初始化 TRIGRS 模型中的水土力学参数和降雨参数。

(2) 将 $k-1$ 时刻初始化的所有模型基础参量(岩土力学参数、降雨参数、 $k-1$ 时刻安全系数集合)输入 TRIGRS 模型中,得到 k 时刻的安全系数状态量预测值,并对预测集合添加均值为 0,方差为 0.1 的高斯噪声 $\tau_{v_{i,k}}$,形成初始背景场集合 $X_{i,k}^b$ 。

(3) SBAS-InSAR 地表形变速率通过式(9)斜坡运动模型,转换得到安全系数作为观测数据,并根据观测场误差特征分布添加高斯噪声 $v_{i,k}$,形成观测场集合 $X_{y,k}^0$ 。

(4) 为达到计算精度和效率最大化,通过试验选定最优集合数 N 进行集合卡尔曼滤波。通过预测值集合和观测值集合计算 k 时刻的卡尔曼增益 K_k ,更新得到 k 时刻状态量安全系数分析值集合,并计算其均值,即为同化值 $\overline{X_{i,k}^a}$,通过融合背景场、观测场集合,从而实现多源数据融合,并对同化结果进行误差分析。

(5) 根据状态量安全系数的同化值 $\overline{X_{i,k}^a}$,利用公式(7)对内摩擦角进行更新,以反馈出融合了 InSAR 观测数据的内摩擦角参数,更新后的参数作为 k 时刻初始参数重新输入到 TRIGRS 模型中,继续 $k+1$ 时刻的同化流程,完成参数的更新反馈。

(6) 最后判断是否完成所有同化时刻,若无则重复上述步骤(2)至(5)。同化流程见图 3。

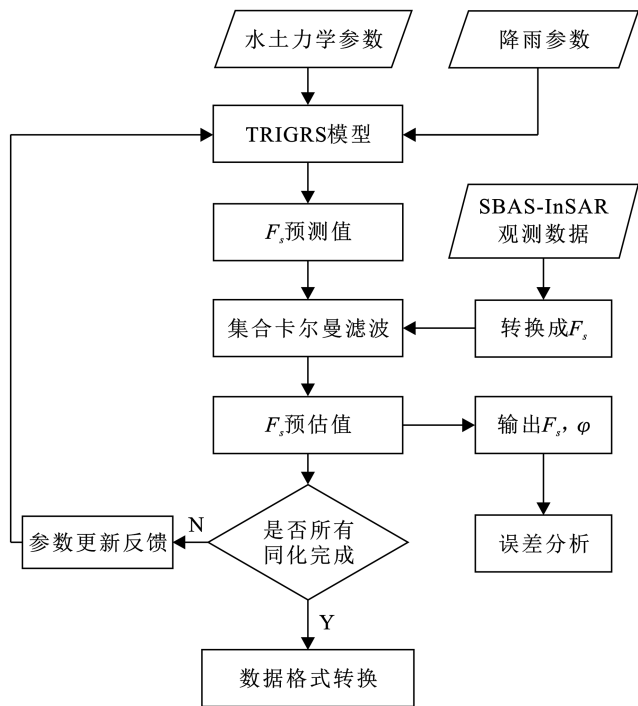


图 3 区域滑坡稳定性数据同化流程

Fig.3 Data assimilation process of regional landslide stability

3 数据同化试验与结果与分析

3.1 同化试验与结果与分析

TRIGRS 模型以安全系数(F_s)作为滑坡稳定性的评价标准,本文依据《滑坡防治工程勘查规范》(GB/T32864—2016)划分潜在滑坡,对区域内的稳定性进行分类: $0 < F_s \leq 0.9$ 为极不稳定区; $0.9 < F_s \leq 1.0$ 为不稳定区; $1.0 < F_s \leq 1.2$ 为潜在不稳定区; $1.2 < F_s \leq 1.5$ 为基本稳定区; $1.5 < F_s < 10$ 为稳定区。

本文同化试验中,将集合数 N 设置为 50,开展不同时间的区域尺度数据同化试验。本文仅对潜在滑坡区所有评价单元进行同化,结果见图 4。图 4a, 4b 显示了 6 月 27 日、8 月 14 日两次模型预测结果。由于在无限边坡模型中,不考虑网格单元之间的相互作用力无法将本网格土体自重沿坡面方向的分力传导至下游相邻网格,计算得到的边坡稳定性通常比实际情况要差,存在过度预测的问题;此外,由于岩土参数存在时空变异性、不确定性,同样会影响 TRIGRS 模型对区域范围内坡体的稳定性评价。

因此,本文引入 InSAR 观测数据,采用集合卡尔曼滤波方法对研究区域开展区域滑坡数据同化试验。图 4c, 4d 显示了 6 月 27 日、8 月 14 日两次同化试验结果,不稳定区域($F_s < 1.0$)在同化后的安全系数得

到了明显的修正,安全系数整体上出现升高的情况,而区域稳定性有明显变化。

为进一步体现修正前后的差异,本文选择 8 月 14 日的同化前后的结果进行对比(见表 2)。其中极不稳定区、不稳定区面积占比由 12% 下降至 7%。潜在不稳定区面积占比由 5% 增加至 10%。同时根据图 2 所示的 SBAS-InSAR 观测结果可知,北部山区丘陵地带(主要是北环路以北、皋兰县等地)的实际

观测对应的安全系数要高于模型预测,研究区域整体上处于较为稳定状态,仅北环路沿线少数坡体(主要是九安隧道、关山沟等地区)存在明显滑坡现象。基于此观测结果,模型预测结果相较于 InSAR 观测有一定偏差,TRIGRS 模型预测的安全系数数值整体偏低。因此,同化试验将模型预测安全系数修正至与观测值接近。其过程释放了预测模型的累计误差,从而优化模型的预测效果,修正了滑坡稳定性评价结果。

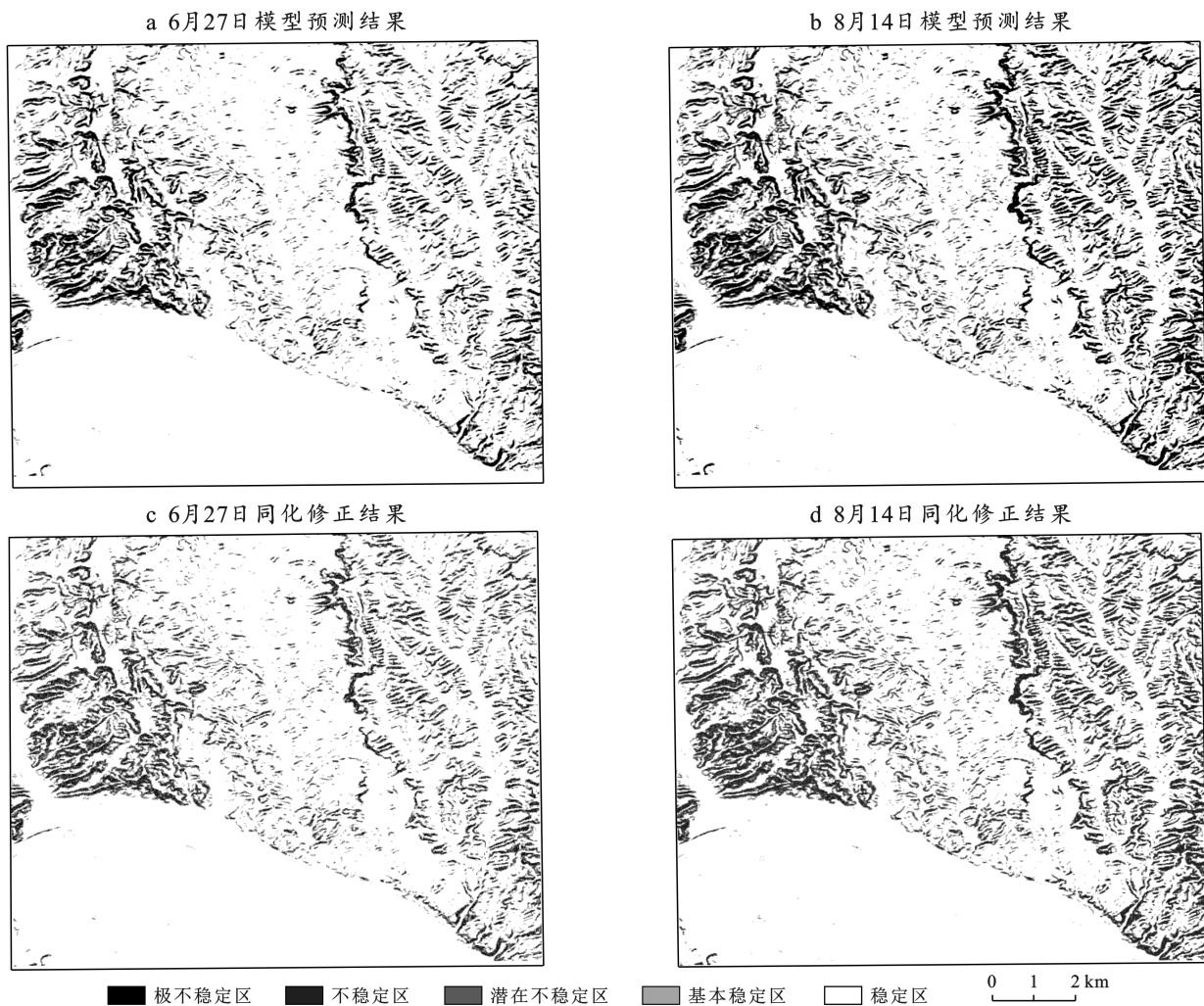


图 4 同化试验前后的滑坡稳定性区划

Fig. 4 Landslide stability regionalization before and after assimilation test

3.2 参数更新结果与分析

为降低模型参数时空变异性和不确定度带来的影响,利用集合卡尔曼滤波耦合 SBAS-InSAR 观测信息更新模型关键参数内摩擦角。由于本文只对不稳定坡体($F_s < 1.0$)进行同化试验,所以仅更新参与同化试验的区域内摩擦角,进行同化的区域内摩擦角值如图 5 所示。图 5a, 5b 分别显示了 6 月 27 日、8 月 14 日区域内摩擦角的分布变化。基于上述表 1 中研究区域的土壤性质分区,提取了 3 个分区中 P_1 ,

P_2 , P_3 3 个网格单元的内摩擦角变化序列(见图 6)。 P_3 点在以黄土为主的区域 1; P_2 点在以黏质砂土、砂质黏土夹砂层、砂砾层为主的区域 2; P_1 点在以红色块状疏松砂岩为主的区域 3, 3 个分区土壤性质不同,所以内摩擦角的变化不同。内摩擦角在时间尺度上总体呈现出增长趋势,这是模型向着观测值方向修正时产生的改正。内摩擦角初始为固定输入值,随着观测值的不断加入,内摩擦角向着观测值的方向修正,使参与同化试验的区域得到了不同时段内摩擦角的

输入,从而提高了区域尺度范围的适用性。

同化试验每进行一次则对考察的参数进行一次更新,更新后的参数作为下一时刻的初始参数输入到 TRIGRS 模型,继续下一时刻的预测,完成参数的更新反馈。每一次更新都可降低模型参数的时空变异性对模型稳定性评估的影响,随着同化的不断推进,参数的不断更新使得模型预测逐渐接近实际观测,进而不断优化了模型的预测效果。

表 2 8 月 14 日同化试验前后稳定性区划面积比

Table 2 Stability area ratio before and after assimilation test on August 14

稳定性区划	TRIGRS 模型		同化实验	
	面积/km ²	面积占比/%	面积/km ²	面积占比/%
极不稳定区	24.82	9	6.29	2
不稳定区	8.29	3	12.94	5
潜在不稳定区	14.23	5	27.75	10
基本稳定区	18.56	7	18.93	7
稳定区	213.55	76	213.42	76

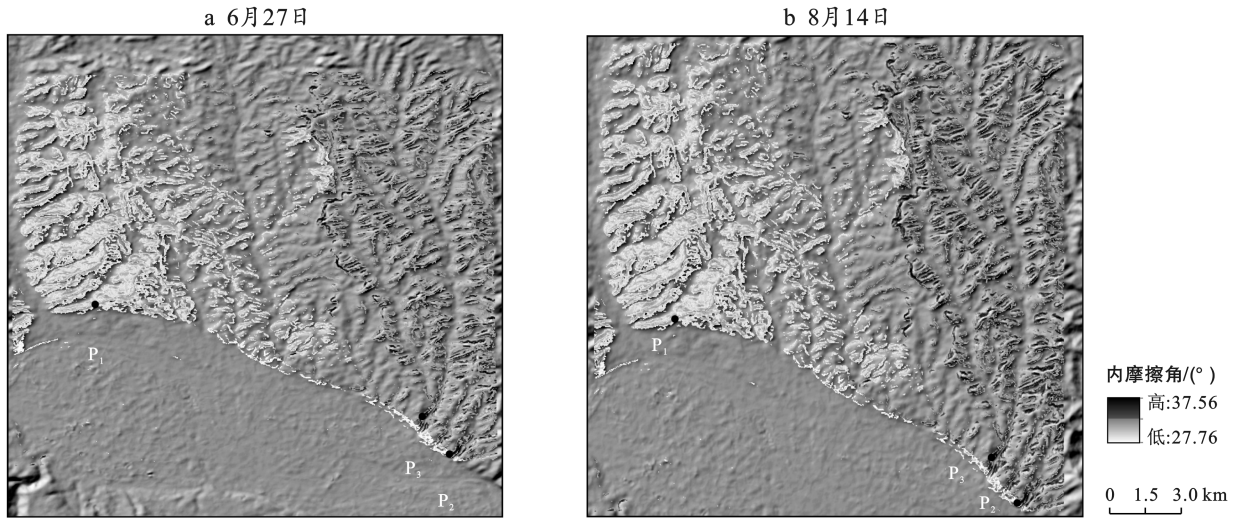


图 5 同化估计内摩擦角分布变化

Fig.5 Assimilation estimates changes in internal friction angle distribution

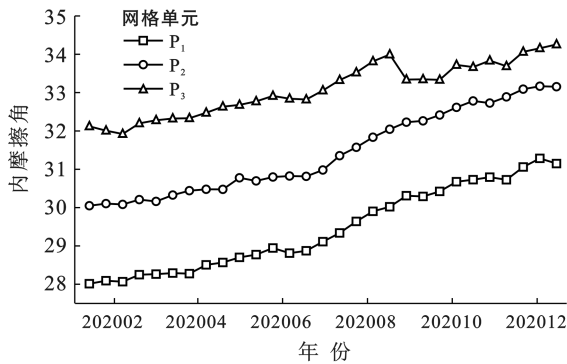


图 6 各分区内摩擦角参数更新结果

Fig.6 Internal friction angle parameter update results of different zones

3.3 同化效果评价

本文采用均方根偏差(root mean square difference, RMSD)对同化试验进行精度评价:

$$RMSD = \sqrt{\frac{1}{N_{grid}} \sum_{i,j} (F_{s_{i,j}} - F_{s_{i,j}}^{obs})^2} \quad (19)$$

式中: N_{grid} 为格网单元总数; i, j 分别为行号和列号; $F_{s_{i,j}}$ 模型输出安全系数; $F_{s_{i,j}}^{obs}$ 为观测值对应的安全系数。

通过式(19)计算每一期的均方根偏差,结果见图 7。由于初始参数存在一定的偏差,同化前期 RMSD

值较大。随着同化时刻的进行,同化值逐渐靠近观测值,RMSD 值逐渐降低,收敛至 0.04 趋于稳定。同时,观测值与模型参数均存在一定误差,RMSD 值不会无限制地降低。

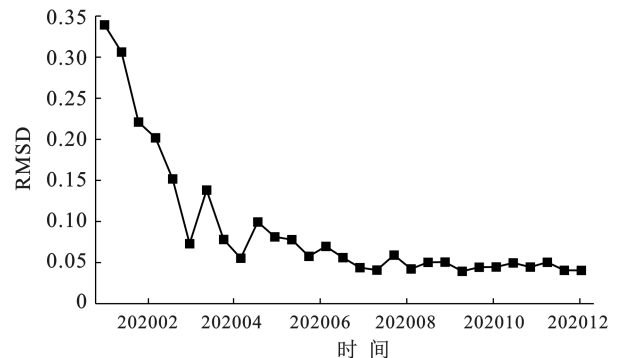


图 7 安全系数均方根偏差

Fig.7 Root mean square deviation of security coefficient

因此,集合卡尔曼滤波方法可以较好的修正模型当前的预测轨迹,同化结果与观测值之间的差异逐渐减小,表现出较好的同化效果。

4 结论

本文以 TRIGRS 模型作为背景场,SBAS-InSAR

数据作为观测场,构建了基于集合卡尔曼滤波的数据同化方案。以兰州市北环路周边区域为例,更新模型安全系数 F , 以及模型参数内摩擦角。通过观测值的不断加入,实现了状态变量与模型参数的同步更新优化,使预测值更加接近当前区域的真实状态,进一步提高了区域尺度下滑坡稳定性评价的准确性和适用性。

(1) 由于 TRIGRS 模型本身存在过度简化滑坡发生机理和力学机制导致的过度预测问题,所以模型输出安全系数整体偏低。同化后研究区域滑坡安全系数明显高于模型预测的结果,不稳定区域的面积占比由 12% 降低至 7%, 与实际观测更为接近,同化试验结果更能体现当前区域的稳定性。

(2) 基于集合卡尔曼滤波的同化算法实现了 TRIGRS 模型关键参数的动态更新,使参与同化试验的区域得到了不同时段内摩擦角的输入,有效降低了模型参数时空变异性、不确定性,提高模型预测的可靠性。

(3) 随着同化试验的进行,RMSD 从 0.35 降低至 0.04 左右,预测值逐渐向观测值靠近,释放了模型累积误差,具有较好的同化效果,表明基于集合卡尔曼滤波方法将 InSAR 观测数据与 TRIGRS 模型进行同化具有一定的可行性。

(4) 受限于 TRIGRS 模型所需参数较多,除内摩擦角外,内聚力以及土壤厚度等模型参数的选取也会对模型的精度产生一定的影响。考虑对多参数进行实时估计以获得更为准确的岩土体参数,融合其他多源形变数据进行数据同化试验,将是我们未来研究的主要方向。

[参 考 文 献]

- [1] He Jianyin, Qiu Haijun, Qu Feihang, et al. Prediction of spatiotemporal stability and rainfall threshold of shallow landslides using the TRIGRS and Scoops 3D models [J]. *Catena*, 2021,197:104999.
- [2] 马崇武,刘忠玉.降雨入渗时无限边坡的水平位移与稳定性分析[J].*岩土力学*,2007,28(增刊 1):563-568.
Ma Chongwu, Liu Zhongyu. Horizontal displacements and stability analysis of infinite slopes under rainfall infiltration [J]. *Rock and soil mechanics*, 2007,28(Suppl. 1):563-568.
- [3] 同霄,彭建兵,朱兴华,等.降雨作用下黄土浅层滑坡的危险性分析[J].*水土保持通报*,2016,36(3):109-113.
Tong Xiao, Peng Jianbing, Zhu Xinghua, et al. Risk of loss shallow landslides under different rainfull conditions [J]. *Soil and water conservation bulletin*, 2016,36(3):109-113.
- [4] 高波,王晓勇.基于 SINMAP 模型的延安市滑坡危险性区划[J].*水土保持通报*,2019,39(3):211-216.
Gao Bo, Wang Xiaoyong. Risk zoning of landslide based on SINMAP model in Yan'an city [J]. *Soil and water conservation bulletin*, 2019,39(3):211-216.
- [5] 徐沅鑫,郭海燕,马振峰.TRIGRS 模型预测降雨型浅层滑坡的应用性评价[J].*高原气象*,2018,37(3):815-825.
Xu Yuanxin, Guo Haiyan, MA Zhengfeng. Application of TRIGRS model on rainfall-induced shallow landslides forecasting. *Plateau meteorology*, 2018,37(3):815-825.
- [6] Zhuang Jianqi, Peng Jianbing, Wang Gonghui, et al. Prediction of rainfall-induced shallow landslides in the Loess Plateau, Yan'an, China, using the TRIGRS model [J]. *Earth Surface Processes and Landforms*, 2017,42(6):915-927.
- [7] Wei Xin, Zhang Lulu, Luo Junyao, et al. A hybrid framework integrating physical model and convolutional neural network for regional landslide susceptibility mapping [J]. *Natural Hazards*, 2021,109(1):471-497.
- [8] Wei Xin, Zhang Lulu, Gardoni P, et al. Comparison of hybrid data-driven and physical models for landslide susceptibility mapping at regional scales [J]. *Acta Geotechnica*, 2023,18(8):4453-4476.
- [9] 宫鹏.遥感科学与技术中的一些前沿问题[J].*遥感学报*, 2009,13(1):13-23.
Gong Peng. Some advanced problems in remote sensing science and technology [J]. *Journal of remote sensing*, 2009,13(1):13-23.
- [10] Geer A. Learning earth system models from observations: Machine learning or data assimilation [J]. *Philosophical Transactions of the Royal Society A*, 2021, 379(2194):20200089.
- [11] 蒋亚楠.地质灾害监测中的 SAR 变形观测、解译与数据同化研究[J].*测绘学报*,2018,47(10):1425.
Jiang Yanan. SAR deformation measurement, interpretation and data assimilation in geological disaster monitoring [J]. *Acta Geodaetica et Cartographica Sinica*, 2018,47(10):1425.
- [12] Jiang Chenhui, Zhu Dejun, Li Haobo, et al. Improving the particle filter for data assimilation in hydraulic modeling by using a Cauchy likelihood function [J]. *Journal of Hydrology*, 2023,617:129050.
- [13] Evensen G. The Ensemble Kalman Filter: Theoretical formulation and practical implementation [J]. *Ocean Dynamics*, 2003,53(4):343-367.
- [14] 马建文,秦思娴.数据同化算法研究现状综述[J].*地球科学进展*,2012,27(7):747-757.
Ma Jianwen, Qinsixian. A review of the research status of data assimilation algorithms [J]. *Progress in earth science*, 2012,27(7):747-757.
- [15] Ma Hongyuan, Huang Jianxi, Zhu Dehai, et al. Esti-

- mating regional winter wheat yield by assimilation of time series of HJ-1 CCD NDVI into WOFOST-ACRM model with ensemble Kalman filter [J]. *Mathematical and Computer Modelling*, 2013, 58(3/4):759-770.
- [16] Tao Yuanqin, Sun Honglei, Cai Yuanqiang. Predicting soil settlement with quantified uncertainties by using ensemble Kalman filtering [J]. *Engineering Geology*, 2020, 276:105753.
- [17] 王春娟, 刘全明, 尹承深, 等. 基于集合卡尔曼滤波同化方法和 HYDRUS-1D 模型的土壤水分模拟[J]. *干旱地区农业研究*, 2023, 41(2):141-149.
- WANG Chunjuan, LIU Quanming, YIN Chengshen, et al. Simulation of soil moisture based on ensemble Kalman filter assimilation method and HYDRUS-1D model [J]. *Agricultural research in dry areas*, 2023, 41(2):141-149.
- [18] Jiang Yanan, Liao Mingsheng, Zhou Zhiwei, et al. Landslide deformation analysis by coupling deformation time series from SAR data with hydrological factors through data assimilation [J]. *Remote Sensing*, 2016, 8(3):179.
- [19] Wang Jing, Nie Guigen, Xue Changhu. Landslide displacement prediction based on time series analysis and data assimilation with hydrological factors [J]. *Arabian Journal of Geosciences*, 2020, 13(12):1-9.
- [20] 张映雪. 基于 GIS 的兰州地区滑坡灾害易发性评价[D]. 甘肃 兰州: 兰州理工大学, 2017.
- Zhang Yinxue. Evaluation of landslide hazard vulnerability in Lanzhou based on GIS [D]. Lanzhou, Gansu: Lanzhou University of Technology, 2017.
- [21] 祁元, 刘勇, 杨正华, 等. 基于 GIS 的兰州滑坡与泥石流灾害危险性分析[J]. *冰川冻土*, 2012, 34(1):96-104.
- Qi Yuan, Liu Yong, Yang Zhenghua, et al. Risk analysis of landslide and debris flow in Lanzhou based on GIS [J]. *Journal of Glaciology and Geocryology*, 2012, 34(1):96-104.
- [22] 李婧, 卢玲, 唐泽. 基于 TRIGRS 模型的区域降雨型浅层滑坡危险性评价[J]. *甘肃水利水电技术*, 2022, 58(1):24-27.
- Li Jing, Lu Ling, Tang Ze. Risk assessment of regional rain-type shallow landslide based on TRIGRS model [J]. *Gansu Water Resources and Hydropower Technology*, 2022, 58(1):24-27.
- [23] Iverson R M. Landslide triggering by rain infiltration [J]. *Water resources research*, 2000, 36(7):1897-1910.
- [24] 郑玲静, 李秀珍, 姚杰, 等. 基于 TRIGRS 与 Scoops 3D 耦合模型的潜在滑坡稳定性时空动态预测[J]. *自然灾害学报*, 2023, 32(2):199-209.
- Zheng Lingjing, Li Xiuzhen, Yao Jie, et al. Spatial and temporal dynamic prediction of potential landslide stability based on TRIGRS and Scoops3D coupling model [J]. *Journal of Natural Disasters*, 2019, 32(2):199-209.
- [25] 张波. 兰州盆地第三系砂岩工程地质特性评价研究[J]. *工程地质学报*, 2014, 22(1):166-172.
- Zhang Bo. Evaluation of engineering geological characteristics of Tertiary sandstone in Lanzhou Basin [J]. *Journal of Engineering Geology*, 2014, 22(1):166-172.
- [26] 王万平, 张熙胤, 王义, 等. 季节冻土区黄土抗剪强度变化特征及其影响因素[J]. *哈尔滨工业大学学报*, 2022, 54(8):143-150.
- Wang Wanping, Zhang Xiyin, Wang Yi, et al. Variation characteristics and influencing factors of loess shear strength in seasonal frozen soil region [J]. *Journal of Harbin Institute of Technology*, 2022, 54(8):143-150.
- [27] 陈琳. 兰州高坪区和低丘缓坡区压实黄土力学性质及其工程应用[D]. 北京: 中国地质大学(北京), 2018.
- Chen Lin. Mechanical properties and engineering applications of compacting loess in high plateau and low hill areas of Lanzhou [D]. Beijing: China University of Geosciences (Beijing), 2018.
- [28] 徐硕昌, 刘德仁, 王旭, 等. 兰州新区大厚度湿陷性黄土宏细观参数试验研究[J]. *铁道科学与工程学报*, 2022, 19(7):1918-1926.
- Xu Shuochang, Liu Deren, Wang Xu, et al. Experimental study on macro and micro parameters of large thickness collapsible loess in Lanzhou New District [J]. *Journal of Railway Science and Engineering*, 2022, 19(7):1918-1926.
- [29] 薛长虎. 基于改进粒子滤波的大型滑坡数据同化方法研究[D]. 湖北 武汉: 武汉大学, 2019.
- Xue Changhu. Research on large-scale landslide data assimilation method based on improved particle filter [D]. Wuhan, Hubei: Wuhan University, 2019.
- [30] Rezaie-Balf M, Attar N F, Mohammadzadeh A, et al. Physicochemical parameters data assimilation for efficient improvement of water quality index prediction: Comparative assessment of a noise suppression hybridization approach [J]. *Journal of Cleaner Production*, 2020, 271:122576.
- [31] 麻源源, 左小清, 麻卫峰, 等. 利用数据同化技术实现 InSAR 和水准数据融合研究[J]. *工程勘察*, 2019, 47(8):49-55.
- Ma Yuanyuan, Zuo Xiaoqing, Ma Weifeng, et al. Research on InSAR and level data fusion using data assimilation technology [J]. *Engineering Survey*, 2019, 47(8):49-55.