

# 贵阳市地铁沿线InSAR地表沉降监测及GA-BP神经网络形变预测

吴永俊, 汪泓\*, 杨晨

贵州大学矿业学院, 贵州 贵阳

收稿日期: 2023年2月8日; 录用日期: 2023年3月8日; 发布日期: 2023年3月16日

## 摘要

针对贵阳市城市建设中存在岩溶塌陷问题, 基于SBAS-InSAR技术处理118景Sentinel-1A影像, 获取贵阳市主城区2018年1月~2021年12月地表形变信息并与PS-InSAR监测结果进行交叉验证, 基于此对研究区明显沉降区和地铁沿线150 m区域做沉降分析, 最后用遗传算法改进的BP神经网络对沉降序列进行预测分析。结果表明: 监测时间范围内, 研究区地表沉降速率集中在 $-5 \text{ mm/a} \sim 1 \text{ mm/a}$ , 整体较为稳定, 研究区无大范围明显沉降现象, 存在部分明显沉降区, 都存在山体开挖的现象, 主要与人类活动有关。3条地铁沿线沉降整体稳定, 每条线路存在1~2处明显沉降区; 结合光学历史影像和城市规划资料分析, 这些沉降主要与工程施工有关。改进的BP神经网络相较于标准BP神经网络有更好表现, 绝对误差、均方根误差均为最小。

## 关键词

沉降监测, 遗传算法, 贵阳, BP神经网络, InSAR

# InSAR Surface Subsidence Monitoring and GA-BP Neural Network Deformation Prediction along Guiyang Metro

Yongjun Wu, Hong Wang\*, Chen Yang

School of Mining, Guizhou University, Guiyang Guizhou

Received: Feb. 8<sup>th</sup>, 2023; accepted: Mar. 8<sup>th</sup>, 2023; published: Mar. 16<sup>th</sup>, 2023

\*通讯作者。

文章引用: 吴永俊, 汪泓, 杨晨. 贵阳市地铁沿线 InSAR 地表沉降监测及 GA-BP 神经网络形变预测[J]. 理论数学, 2023, 13(3): 453-467. DOI: 10.12677/pm.2023.133050

## Abstract

Aiming at the problem of karst subsidence in the urban construction of Guiyang City, 118 scenes of Sentinel-1A images were processed based on SBAS-InSAR technology, and the surface deformation information of the main urban area of Guiyang City from January 2018 to December 2021 was obtained and crossed with the monitoring results of PS-InSAR. For verification, based on this, the settlement analysis of the obvious subsidence area in the research area and the 150 m area along the subway line is carried out, and finally the BP neural network improved by the genetic algorithm is used to predict and analyze the subsidence sequence. The results show that: within the monitoring time range, the surface subsidence rate in the study area is concentrated at  $-5 \text{ mm/a} \sim 1 \text{ mm/a}$ , and the overall is relatively stable. There is no large-scale obvious subsidence phenomenon in the study area, and there are some obvious subsidence areas, all of which have the phenomenon of mountain excavation, mainly related to human activities. The settlement along the three subway lines is generally stable, and there are 1 or 2 obvious settlement areas in each line; combined with the analysis of optical historical images and urban planning data, these settlements are mainly related to engineering construction. Compared with the standard BP neural network, the improved BP neural network has better performance, and the absolute error and root mean square error are the smallest.

## Keywords

Subsidence Monitoring, Genetic Algorithm, Guiyang, BP Neural Network, InSAR

Copyright © 2023 by author(s) and Hans Publishers Inc.

This work is licensed under the Creative Commons Attribution International License (CC BY 4.0).

<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>



Open Access

## 1. 引言

贵阳市是贵州省的政治、经济、文化中心，同时也是西南地区重要的交通枢纽。近些年来，贵阳市大力实施轨道交通和骨干路网建设，对提升交通枢纽能力、缓解城市空间拥挤、推动城市发展等具有重要意义。然而，贵阳是典型的“喀斯特”地貌山地城市，碳酸盐类岩石广泛分布，岩溶占总城市规划面积的 74% [1]，受地表岩溶影响，石灰岩表层会形成大量溶沟，进而造成地基的不均匀沉降，地下岩溶在较大荷载下容易坍塌破坏[2]，喀斯特岩溶特殊的地质环境给各种大型工程的建设带来了挑战和较大的安全隐患。1999 年，中华北路喷水池因施工降水诱发岩溶塌陷[3]；2017 年 7 月，贵阳轨道交通 2 号线一期二浣区间隧道掌子面发生坍塌，造成市西河河床与隧道贯通，河水流入隧道，所幸未造成人员伤亡。随着贵阳市城镇化速度不断加快，大型工程频繁建设，地下空间开发程度不断加深，高强度的地面载荷等都会加重地表的沉降，地表沉降累积会造成城市道路、桥梁等基础建设受损[4]，严重的还会引起地面坍塌和裂缝等地质灾害，从而影响人们正常生活生产，威胁人类生命财产安全。目前针对贵阳市地表沉降监测的研究较少，贵阳市地形地貌复杂，全域范围属于地质灾害易发区，中高易发区占比约 60%，地铁修建过程中，不可避免对沿线区域及其建筑造成安全隐患，因此，掌握贵阳市地表沉降情况对其城市建设发展规划具有重要意义。

传统的地表沉降监测方法主要采用大地水准观测和 GPS 测量技术，其特点是可以提供精准的形变信息，但监测成本较高，具有空间局限性，监测点位密度低，空间覆盖范围有限，难以整体反映区域沉降

规律[5]。近年来发展起来的合成孔径雷达差分干涉测量(differential InSAR, D-InSAR)技术弥补了传统测量的缺点,具有全天时、范围广、密度大、成本低等特点,但 D-InSAR 技术可能会受限于大气传播误差以及空间失相干的影响进而失去可靠性[6],针对该问题,学者们提出了多时相 InSAR 技术,其中 Ferretti 等[7]和 Berardino 等[8]分别提出的永久散射体雷达干涉(persistent scatterer InSAR, PS-InSAR)技术和小基线集(small baseline subset InSAR, SBAS-InSAR)技术能够有效的抑制或减弱空间失相干和大气效应引起的误差,并且在城市形变监测中得到了广泛的应用。郭在杰等[9]运用 SBAS-InSAR 技术获取了 2018~2020 年青岛地铁 13 号线沿线的地表形变信息,对地铁沿线的稳定性进行了分析,并用 GM(1,1)模型对地表特征点进行沉降预测。周吕等[10]运用 PS-InSAR 技术获取 2018~2020 年上海地区的累计沉降量及沉降速率场,结合城市化进程等分析研究区和研究区内多条地铁沿线的沉降时空特征。刘琦等[11]运用改进的 PS-InSAR 方法监测了 2015 年~2018 年佛山市的形变信息,并对地铁沿线的形变进行了研究,结果表明不稳定的地质条件是地表沉降的主要原因。覃纹等[12]运用 PS-InSAR 技术监测了 2017~2018 年南宁市区地表沉降信息,对研究区及其内部 5 条地铁沿线形变进行研究,结果表明研究区沉降与地质条件、地下水位及人类活动有关,5 条地铁沿线沉降值均属于安全范围内。这些研究表明,时序 InSAR 技术应用于城市区域及其地铁沿线进行大范围监测是可行的,但将 InSAR 技术所获取的沉降序列应用于沉降预测的研究较少。

本文采用 2018 年 1 月至 2021 年 12 月时间段内覆盖贵阳市区域的 Sentinel-1A 升轨数据,以 ALOS World3D DEM 作为辅助数据,运用 SBAS-InSAR 技术获取研究区沉降速率及累计沉降量,并与 PS-InSAR 技术获取的地表沉降结果进行交叉验证,结合贵阳城市化进程、基础建设工程等信息分析研究区及其内部地铁沿线的地表沉降时空特征,并用遗传算法改进的 BP 神经网络对沉降序列值进行预测分析。

## 2 研究区概况和实验数据

### 2.1. 研究区概况

贵阳市位于贵州省中部,地跨上扬子地块黔北隆起和江南复合造山带黔南坳陷区,断层裂隙构造、岩层褶皱发育明显,构造变形复杂。露出地层以碳酸盐岩和碎屑岩为主,地层分布三叠系分布最广,二叠系、侏罗系次之,第四系松散沉积零星分布,平均厚度不足 10 m。研究区地处长江与珠江分水岭地带,属于亚热带季风湿润气候,年均降水量在 1100~1200 毫米之间,5~9 月为雨季汛期,约占全年降水量的 70%。

截至 2022 年,贵阳市共开通两条地铁线路,运营里程 75.7 公里,其余线路仍在扩展中。本文选择贵阳三条地铁线路作为研究对象,包括运营中的 1、2 号线及建设中的 3 号线,具体如图 1 所示。

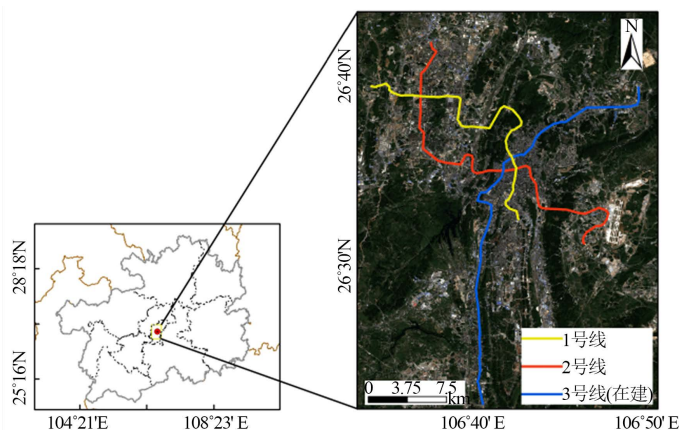


Figure 1. Distribution of study areas and subway lines

图 1. 研究区范围及地铁线路分布

## 2.2. 研究数据

本文选取 118 景升轨 Sentinel-1A 卫星的干涉宽幅模式、VV 极化方式的单视复数影像作为 SAR 数据源，影像空间分辨率为  $5\text{ m} \times 20\text{ m}$  (距离向  $\times$  方位向)，时间跨度为 2018 年 1 月至 2021 年 12 月。使用 ALOS World3D DEM 作为外部参考高程数据，其空间分辨率为 30 m，高程精度达 5 m，用于去除地形相位。使用美国航空航天局提供的精密轨道数据用于 Sentinel-1A 数据轨道参数的纠正。

## 3. 地表沉降监测技术及预测模型

### 3.1. SBAS-InSAR 技术

SBAS-InSAR 技术能够有效抑制或减弱空间失相干和大气效应引起的误差，其方法原理如下[8] [13] [14]。

假设有  $M+1$  幅 SAR 影像，获取时间是  $t_1, \dots, t_n$  所有 SAR 影像组成干涉对并进行差分干涉生成  $N$  幅干涉对则有：

$$\frac{M+1}{2} \ll N \ll M \left( \frac{M+1}{2} \right) \quad (1)$$

经外部 DEM 对  $N$  个差分干涉对处理得到差分干涉图，则有两个时刻  $t_A, t_B$  ( $t_A < t_B$ ) 生成的差分干涉图，任意像元  $(x, y)$  的相位值为：

$$\delta\varphi_i(x, y) = \delta\varphi_{dis}^i(x, y) + \delta\varphi_{atm}^i(x, y) + \delta\varphi_{top}^i(x, y) + \delta\varphi_{noi}^i(x, y) \quad (2)$$

式中  $\delta\varphi_{dis}^i(x, y)$  为形变相位， $\delta\varphi_{atm}^i(x, y)$  为大气相位， $\delta\varphi_{top}^i(x, y)$  和  $\delta\varphi_{noi}^i(x, y)$  为噪声相位，忽略高程残差、大气延迟相位和失相干则：

$$\delta\varphi_i(x, y) \approx \frac{4\pi}{\lambda} [d(t_B, x, y) - d(t_A, x, y)] \quad (3)$$

$\lambda$  为雷达波长； $d(t_B, x, y)$  和  $d(t_A, x, y)$  分别为像元在  $t_A, t_B$  时刻相对  $t_0$  时刻沿雷达视线方向的形变。将式(3)用两个获取时间之间平均相位速度和时间表示即：

$$v_j = (\varphi_j - \varphi_{j-1}) / (t_j - t_{j-1}) \quad (4)$$

则第  $j$  幅的相位值为：

$$\sum_{k=t_{A,j+1}}^{t_{B,j}} (t_k - t_{k-1}) v_k = \delta\varphi_j \quad (5)$$

其中  $k \in (1, 2, \dots, M)$ ，则式(3)写为矩阵形式：

$$BV = \delta\varphi \quad (6)$$

矩阵  $B$  是奇异矩阵，采用奇异值分解法求得  $B$  的广义逆矩阵，从而得到速度矢量的最小范数解，最后对各时段进行时间上的积分，得到各个像元时间序列，将相位转换为形变，最后得到形变量。

### 3.2. GA-BP 神经网络

BP 神经网络是依据逆向算法训练的多层前馈型神经网络，信息正向传播，误差反向传递，具有实现复杂非线性映射的能力，适用于求解内部机制复杂的问题[15]。其结构包括输入层，隐含层和输出层，算法实现分两个过程，第一个过程是信息正向传播，第二个过程是误差反向传递。具体为：样本数据通过输入层进入神经网络，经隐含层计算之后信息传输到输出层，完成一次正向传播过程；当误差值大于预

期期望值时, 则进行反向传递学习过程, 误差通过输出层进入隐含层和输入层, 模型调整各神经元权值, 不断进行正向传播与反向传递, 直至满足设置的精度要求。

遗传算法用于优化标准 BP 神经网络权值和阈值, 从而弥补标准 BP 神经网络学习速度较慢、学习率不稳定等缺点, 进而更好的进行样本预测。该算法通过对群体中的个体进行处理, 计算个体适应度值并将适应度较高的个体遗传给下一代, 下一代个体继承优势, 从而产生最优个体, 这个过程主要包含种群之间的选择、交叉、变异等操作, GA-BP 神经网络算法如下[16] [17]:

1) 对 BP 神经网络进行初始化, 确定 BP 神经网络结构。

2) 种群初始化: 将 BP 神经网络中的权值、阈值进行编码, 将其转换为遗传空间中具有一定结构的染色体或个体, 具体见公式(6)。

$$l = mn + mk + m + k \tag{7}$$

$l$  为个体的长度;  $m$  为隐含层节点数;  $n$  为输入层节点数;  $k$  为输出层节点数。

3) 确定适应度函数: 个体适应度  $F$  是预测输出  $y_i$  和期望输出  $x_i$  之间的绝对误差, 计算公式见(7)。

$$F(i) = \sum abs(y_i - x_i) \tag{8}$$

4) 选择操作: 根据个体适应度大小选择符合要求的个体遗传到下一代群体, 如某个个体  $m_i$ , 其适应度为  $f_i$ , 则被选中的概率为  $P_i$ 。

$$P_i = f(m_i) / \sum_{i=1}^n f(m_i) \tag{9}$$

5) 交叉操作: 在选择操作寻优的基础上, 按一定规则将个体部分基因段交换, 第  $i$  号染色体  $a_i$  和第  $j$  号染色体  $a_j$  的  $k$  位置进行交叉, 其规则如下:

$$\begin{cases} a_{ik} = a_{ik}(1-b) + a_{jk}b \\ a_{jk} = a_{jk}(1-b) + a_{ik}b \end{cases} \tag{10}$$

式中  $b$  是 0 到 1 之间的随机数。

6) 变异操作: 对群体中第  $i$  个染色体上的第  $j$  位置基因进行变异操作, 其规则如下:

$$\begin{cases} a_{ij} = a_{ij} + (a_{ij} - a_{\max})r_2 \left(1 - \frac{g}{G_{\max}}\right)^2, r > 0.5 \\ a_{ij} = a_{ij} + (a_{\max} - a_{\min})r_2 \left(1 - \frac{g}{G_{\max}}\right)^2, r \leq 0.5 \end{cases} \tag{11}$$

式中,  $r$  是 0 到 1 之间的随机数,  $r_2$  为随机数,  $a_{\max}$ 、 $a_{\min}$  为基因  $a_{ij}$  的上下界,  $g$  是迭代次数,  $G_{\max}$  是最大进化次数。

7) 重复 3)~7)直至获取最优个体。

## 4. 数据处理与结果分析

### 4.1. SBAS-InSAR 技术处理

选择 2018 年 4 月 3 日的 SAR 影像作为主影像, 为避免失相干, 将像对连接最大时间基线设置为 90 天, 最大临界空间基线百分比设置为 15%, 共得到连接对 558 对。采用 Delaunay MCF 法进行解缠, 该方法适用于大量相干性较低的区域, 使用 Goldstein 算法进行滤波, 最终生成干涉图, 并删除受到轨道误差和大气影响较大、相干性低的干涉对。得到后续计算的像对时空分布情况如图 2 所示。在远离形变、

相干性较高区域选择控制点进行轨道精炼和重去平，最后经两次反演去除地形误差和大气相位后进行地理编码，获取地理坐标系下研究区雷达视线(line of sight, LOS)方向形变结果，处理流程如图 3 所示，监测结果如图 5(a)所示。

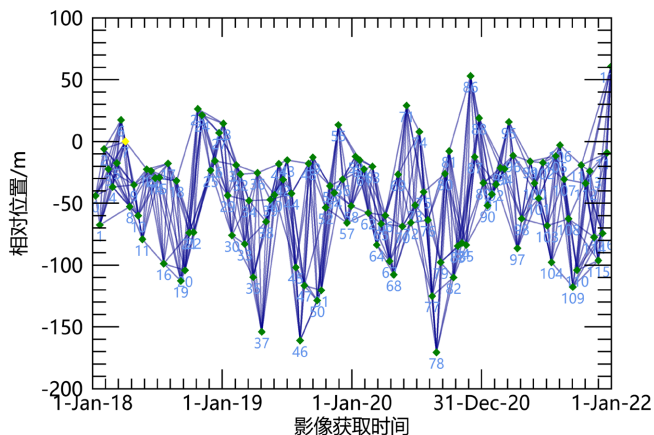


Figure 2. Spatial-temporal baseline distribution  
图 2. 时空基线分布图

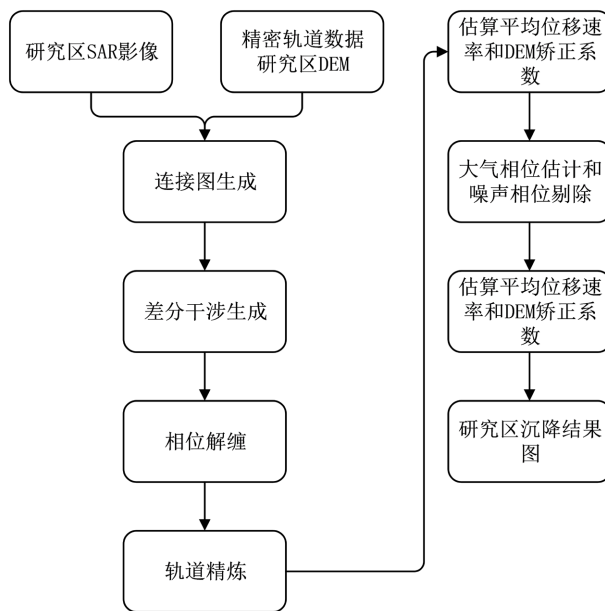


Figure 3. SBAS-InSAR process flowchart  
图 3. SBAS-InSAR 处理流程

#### 4.2. 监测结果交叉验证

为进一步验证 InSAR 技术对研究区进行沉降监测的可行性，由于缺乏同时期研究区水准测量数据，使用同源数据，通过 PS-InSAR 技术对研究区进行沉降监测。图 4 是对两种方法反演结果选取空间上均匀分布的 6041 个同名点的年均沉降速率进行的相关性分析结果，沉降点分布在拟合直线两侧，Pearson 相关系数  $R$  为 0.723，介于 0.6~0.8 之间，表明两者具有强相关性[18]。图 5(b)是 PS-InSAR 技术获取的研究区 2018~2021 年均沉降速率图，与 SBAS-InSAR 监测结果保持较高的一致性；PS-InSAR 与 SBAS-InSAR

技术监测得到的监测结果在沉降速率空间分布上保持较高的一致性，说明使用 InSAR 技术对贵阳市进行沉降监测具有可行性。

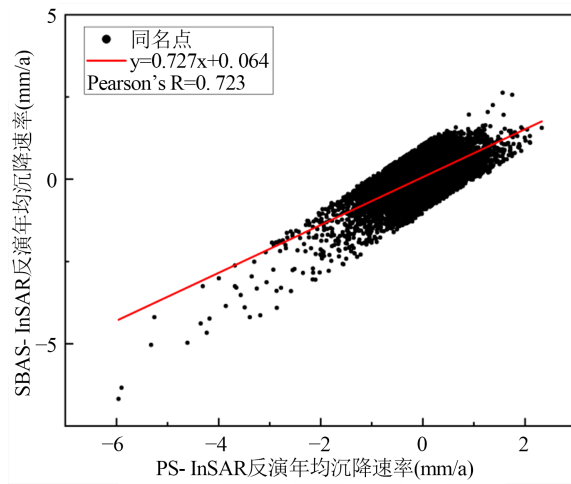


Figure 4. Linear relation diagram of average annual settlement rate of two methods

图 4. 两种方法年均沉降速率线性关系图

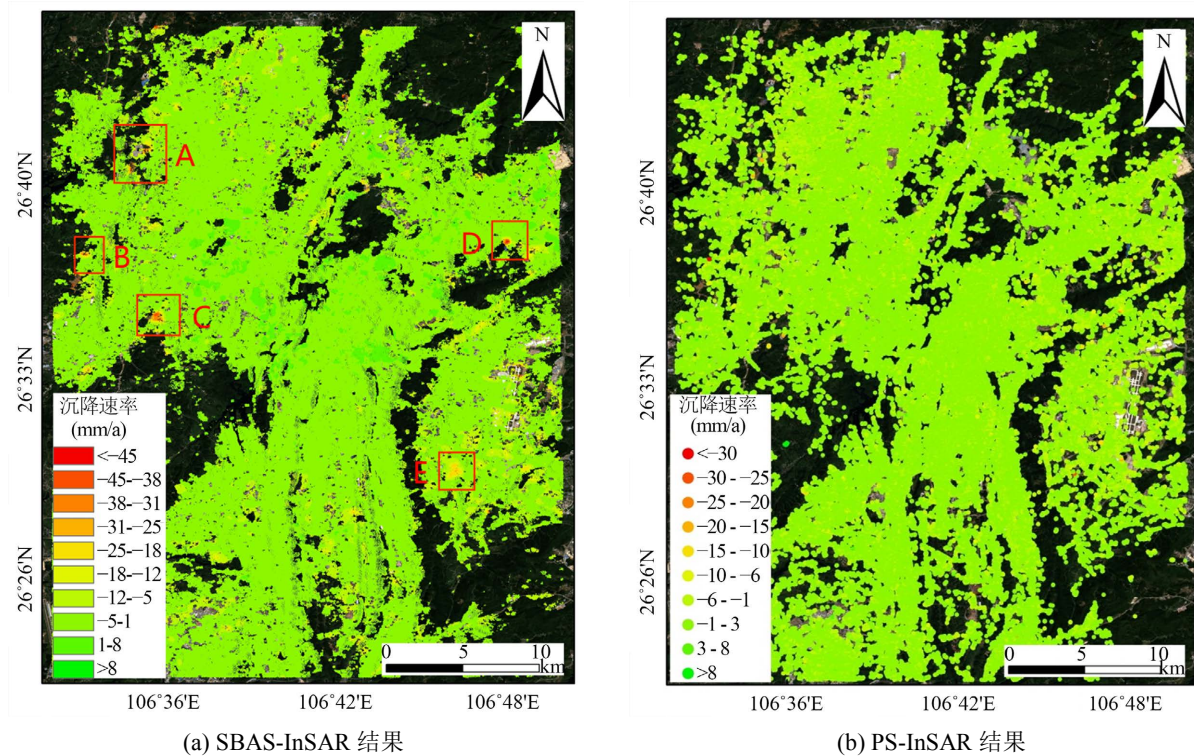


Figure 5. Average annual subsidence rate of Guiyang city from 2018~2021 (LOS Direction)

图 5. 贵阳市 2018~2021 平均沉降速率图(雷达视线方向)

### 4.3. 重点沉降区分析

由图 5 的监测结果可以看出，贵阳市主城区在监测时段 2018 年 1 月至 2021 年 12 月内年平均沉降速

率较小，集中在 $-5\sim 1\text{ mm/a}$ ，整体较为稳定，未出现大范围不均匀沉降的现象，极小部分区域存在沉降突变。如图 5(a)所示，A、B、C、D、E 区有较明显的地表形变的现象。综合光学历史影像(影像成像时间为 2018 年)，如图 6，A、B、C、D、E 区域内均分布明显车道，存在人类工程活动，历史时序影像显示，这些区域仍处于开发利用状态，工程活动的开展以及地面车辆的载荷都会加速地表的沉降。同时贵阳市年降水量充足，雨水充沛，这些区域无植被覆盖，结构松散岩土裸露在地表，且除 E 区域外，其余区域主体均位于坡体上，植被的缺乏会削弱坡体的稳定性，降水会对坡面进行冲刷，容易造成坡面失稳，造成沉降，同时结构松散岩土遇水易软化，降水渗入也会引起沉降。如图 7，A、B、C、D、E 五个区域年均最大沉降速率分别为 $-40.91\text{ mm/a}$ ， $-43.02\text{ mm/a}$ ， $-43.2\text{ mm/a}$ ， $-46.3\text{ mm/a}$ ， $-26.49\text{ mm/a}$ ，最大累计沉降均超过 $-10\text{ cm}$ ，同时有持续下降的趋势，A、B、C、D 区域周围均分布着居民或公路，如果发生滑坡，对车辆通行、人类生命安全都会造成威胁，这些区域地表变化情况值得关注。

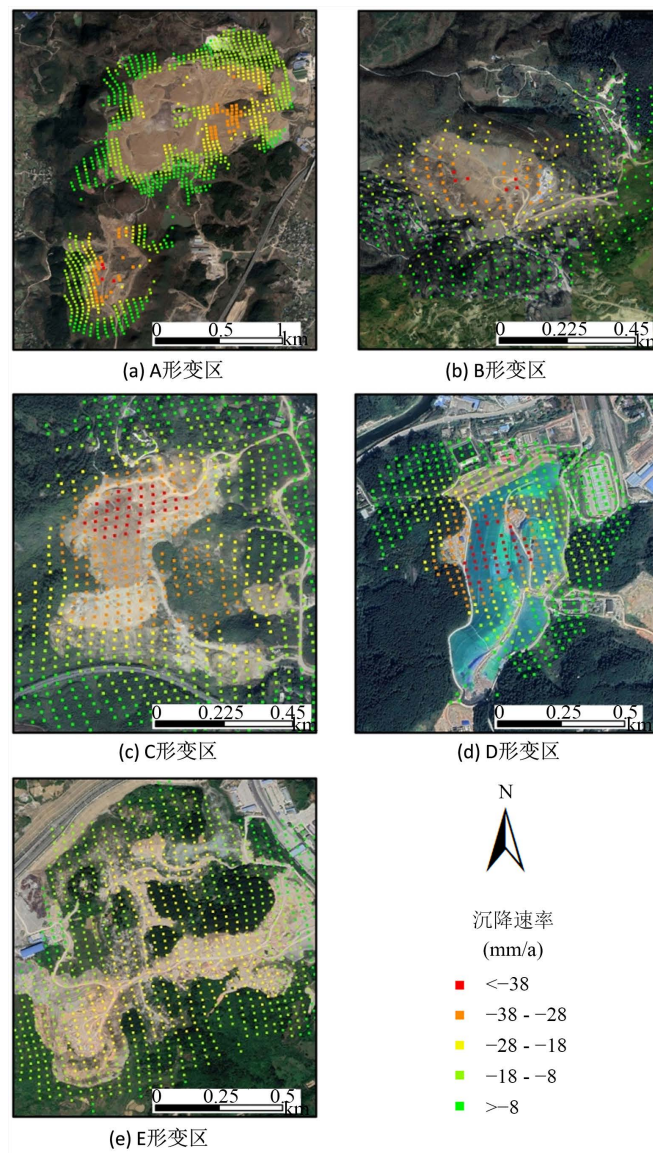


Figure 6. Main sedimentation zones with the optical images

图 6. 主要沉降区及其光学影像



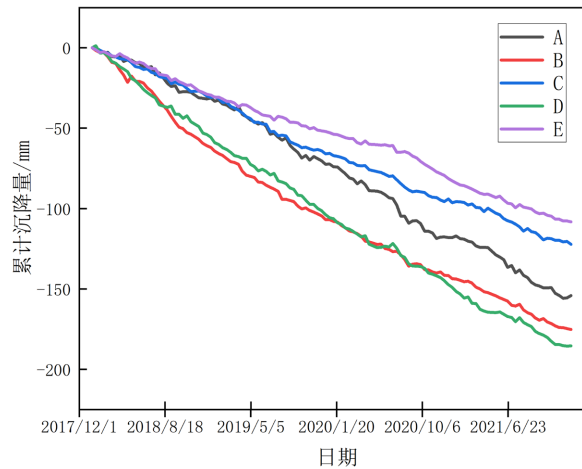
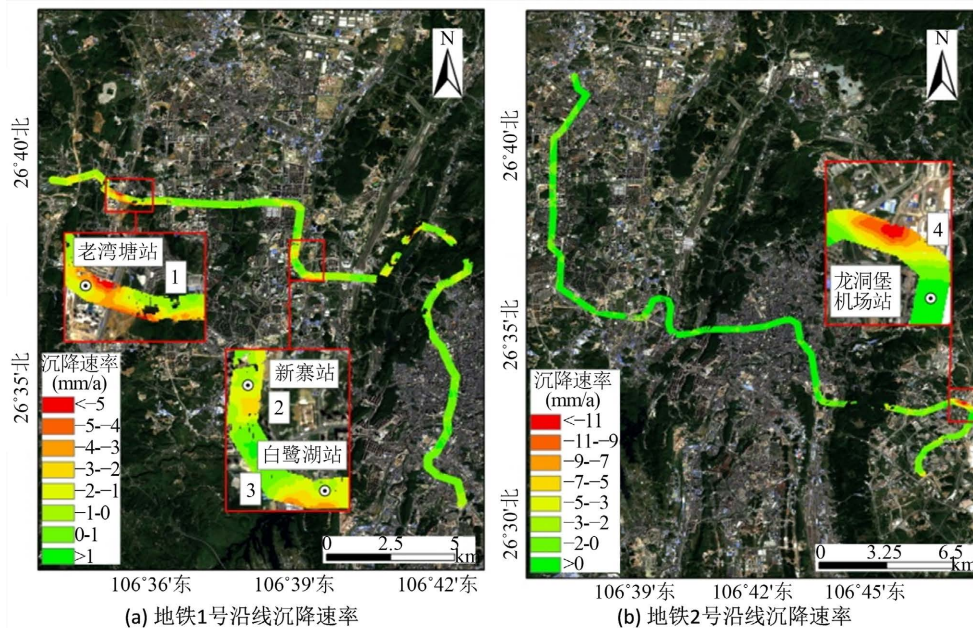


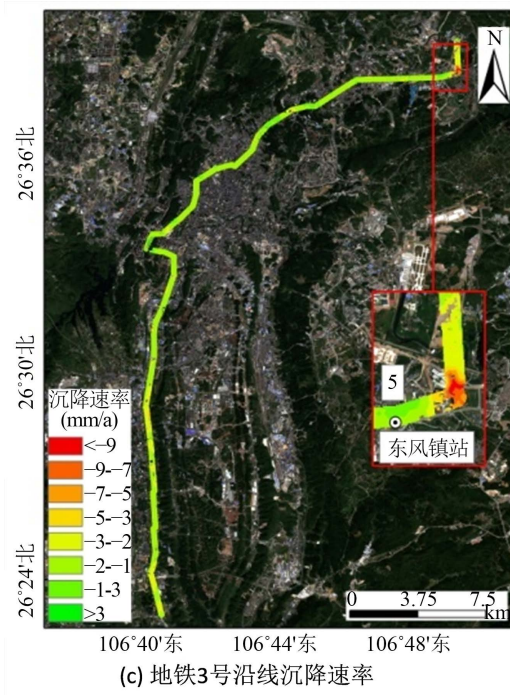
Figure 7. Regional accumulated settlement  
图 7. 区域累计沉降量

#### 4.4. 地铁沿线沉降分析

2017年12月，贵阳地铁1号线首段开通，截至2021年共开通1号、2号两条线路，期间3号、S1号线同时在建设，地铁工程建设是高风险工程，不可预见因素较多，尤其在水文地质条件复杂的区域[19]。考虑到贵阳市地质构造比较复杂，且属于地质灾害易发区，因此掌握地铁运营与新线路修建过程中地铁沿线地表沉降的情况，对于地表沉降引发的灾害预警、地铁运营安全等具有重要意义[12]。

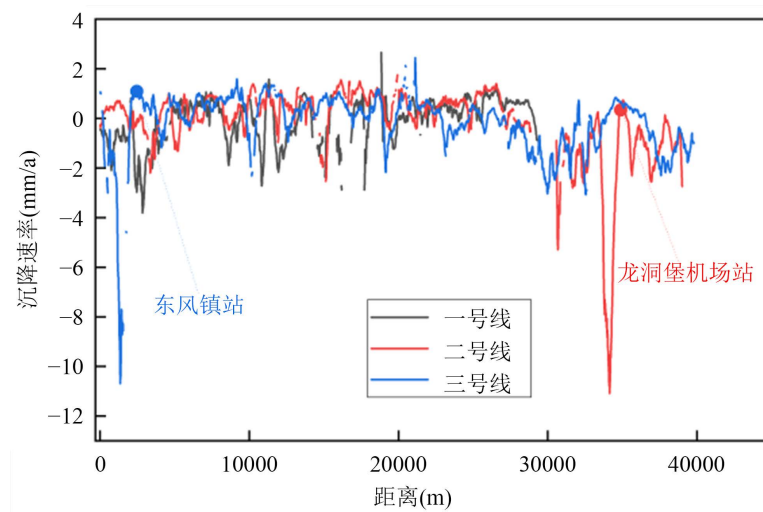
本文选择3条地铁线路(1、2、3号)作为研究对象，将三条线路沿线150m做缓冲区，分析地铁线路及其周围的形变场，地铁沿线年平均沉降速率如图8所示，每条线路均有1~2沉降点，以地铁线路北端首站为起点，南部末站为终点，绘制各地铁沿线沉降剖面图如图9。观察图9可知，三条地铁线路沉降速率集中在-4 mm/a~2 mm/a，整体较为稳定，除地铁2号线在龙洞堡机场站附近和地铁3号线在东风镇地铁站附近沉降较为显著，下文将对地铁沿线进行沉降分析。





**Figure 8.** Average annual settlement rate along Guiyang metro line from 2018 to 2021 (LOS Direction)

**图 8.** 贵阳市地铁沿线 2018~2021 年年均沉降速率图(雷达视线方向)



**Figure 9.** Cross-section of settlement rate along the subway line in Guiyang city from 2018 to 2021

**图 9.** 贵阳市 2018~2021 年地铁沿线沉降速率剖面图

#### 4.4.1. 地铁一号线沉降

贵阳地铁 1 号线是贵阳轨道交通第 1 条建成的线路, 本文研究区包括地铁 1 号线窦官站至望城坡站。图 8(a)是沿线 150 米年均沉降速率图, 运营期内整条线路整体较为稳定, 沿线平均年均沉降速率为 $-0.106$  mm/a。图中显示地铁 1 号线主要有三处相对明显沉降区, 1 号沉降区位于老湾塘地铁站东侧, 最大沉降速率为 $-5.96$  mm/a, 最大累计沉降 $-21$  mm, 2 号沉降区位于新寨站南侧, 最大沉降速率为 $-2.93$  mm/a,

最大累计沉降 $-15.5$  mm, 3号沉降区位于白鹭湖站南侧, 最大沉降速率为 $-4.06$  mm/a, 最大累计沉降 $-17.2$  mm。综合历史影像如图 10(a)、图 10(b)、图 10(c), 监测期间 1号沉降区域存在地面建筑施工, 1号区域土地原用于耕作, 现已修建为居民区。从光学影像可知, 2号区域监测期间地表部分建筑物拆除, 同时建成了一条小路, 区域路面停放有货车且堆放有货物用作仓库, 可能存在较强的地面载荷。3号区域原有较多植被覆盖, 后变为裸土, 存在地面施工, 因此造成这三处地面沉降的主要原因可能是地面建筑工程建设和地面载荷。



(a) 1号沉降区历史影像对比



(b) 2号沉降区历史影像对比



(c) 3号沉降区历史影像对比



(d) 4号沉降区历史影像对比



(e) 5 号沉降区历史影像对比

**Figure 10.** Historical comparison of obvious subsidence areas along the subway line**图 10.** 地铁沿线明显沉降区历史对比

#### 4.4.2. 地铁二号线沉降

地铁 2 号线于 2015 年 9 月开工建设, 2020 年 12 月试运营并于次年 4 月开通, 起于白云北路站, 止于中兴路站。图 8(b)是地铁 2 号线沿线年均沉降速率图, 结果表明, 2 号线整体较为稳定, 该条线路段年均沉降速率集中在 $-2 \text{ mm/a} \sim 2 \text{ mm/a}$ 之间, 存在一处沉降区。4 号区域最大沉降速率达 $-13.11 \text{ mm/a}$ , 最大累计沉降达 $-49.31 \text{ mm}$ , 位于龙洞堡机场地铁站西北侧。如图 10(d) 2017 年 12 月, 该区域存在较多植被, 且尚未开发, 2020 年 5 月, 该区域建成高架桥一座, 路面得到修缮, 并在此处与地面接壤, 同时该区域由植被覆盖的小山坡变为裸地, 并在此修建了一些建筑用作相关工程项目部, 因此引起此处地面沉降的主要原因可能是公共基础设施建设以及土地的开发。

#### 4.4.3. 地铁三号线沉降

地铁三号线是建设中的一条线路, 始于乌当区洛湾站, 止于花溪区桐木岭站。2018 年 12 月地铁三号线一期工程正式开工建设, 建设工期 5 年, 预计 2023 年开通, 在整个监测期内, 3 号线均处于施工状态。图 8(c)是 3 号线沿线年均沉降速率图, 整条线路均有沉降部分, 但总体较为稳定, 形变量较小, 形变速率在 $-10.89 \text{ mm/a} \sim 4.75 \text{ mm/a}$ 之间。在地铁工程修建中, 地表土壤固结会引起地铁沿线区域一定程度的地表沉降, 属于正常现象[11], 同时地铁隧道开挖会引起地层变形, 也会造成地表沉降。该条线路共有一处较为明显的沉降区。5 号沉降区位于东风镇地铁站东侧, 沉降速率最高达 $-10.89 \text{ mm/a}$ , 累计沉降达 $-32.11 \text{ mm}$ , 监测时间范围内, 该区域存在用地类型转换的情况, 如图 10(e), 2018 年 11 月该处土地类型主要为裸地、耕地, 可以清楚的看到蔬菜大棚以及裸露的地表, 2021 年 4 月影像显示, 该处正处于施工状态, 用于修建房屋, 因此此处的沉降主要可能是由大型建设项目的施工以及地面施工中所需材料运输所造成高强度的地面载荷所引起的沉降。

### 5. GA-BP 模型预测结果分析

为验证使用模型的可行性, 分别选取三条地铁线路沉降区作为预测对象, 分别是 3、4、5 号区域, 实验数据是 2018 年 1 月至 2021 年 12 月累计沉降数据, 共 118 期数据, 其中 1~113 期数据作为训练样本, 114~118 期数据作为沉降预测值。根据本实验的数据结构, 可以确定输入层节点数是 5, 输出层节点数是 1, 通过试凑法[20]不断调整, 最终确定隐含层节点数是 9, 此时网络的误差相对较小。隐含层与输出层分别使用  $\text{tansig}$  和  $\text{purelin}$  作为传递函数, 采用梯度下降法对样本进行训练, 设置网络最大迭代次数为 1500 次, 学习速率为 0.01, 训练误差为 0.00001, 标准 BP、GA-BP、GM(1,1)预测模型得到预测结果如表 1 所示, 监测值、预测值的单位均为毫米, 用绝对误差(absolute error, AE)、均方根误差(root mean square error,

RMSE)进行精度评定。

遗传算法对 BP 神经网络的权值与阈值进行选择、交叉、变异操作,使用优化的 BP 神经网络对数据进行训练,该过程不断地进行正向传递、反向传播的过程,整个系统不断迭代更新,进而对时序沉降序列进行非线性拟合,建立未知预测值之间的非线性关系得到最优权重组合。预测结果如图 11、表 1 可知,三种模型预测结果与 SBAS 结果趋势均有一定程度上的一致性,其中 GA-BP 神经网络模型在三个区域的预测结果最大绝对误差以及最大均方根误差均小于其他两种预测方法,拟合度较高,在一定程度上说明了 GA-BP 神经网络模型在喀斯特地区地表沉降预测中的优越性和可行性,具有一定的参考价值 and 实际意义。

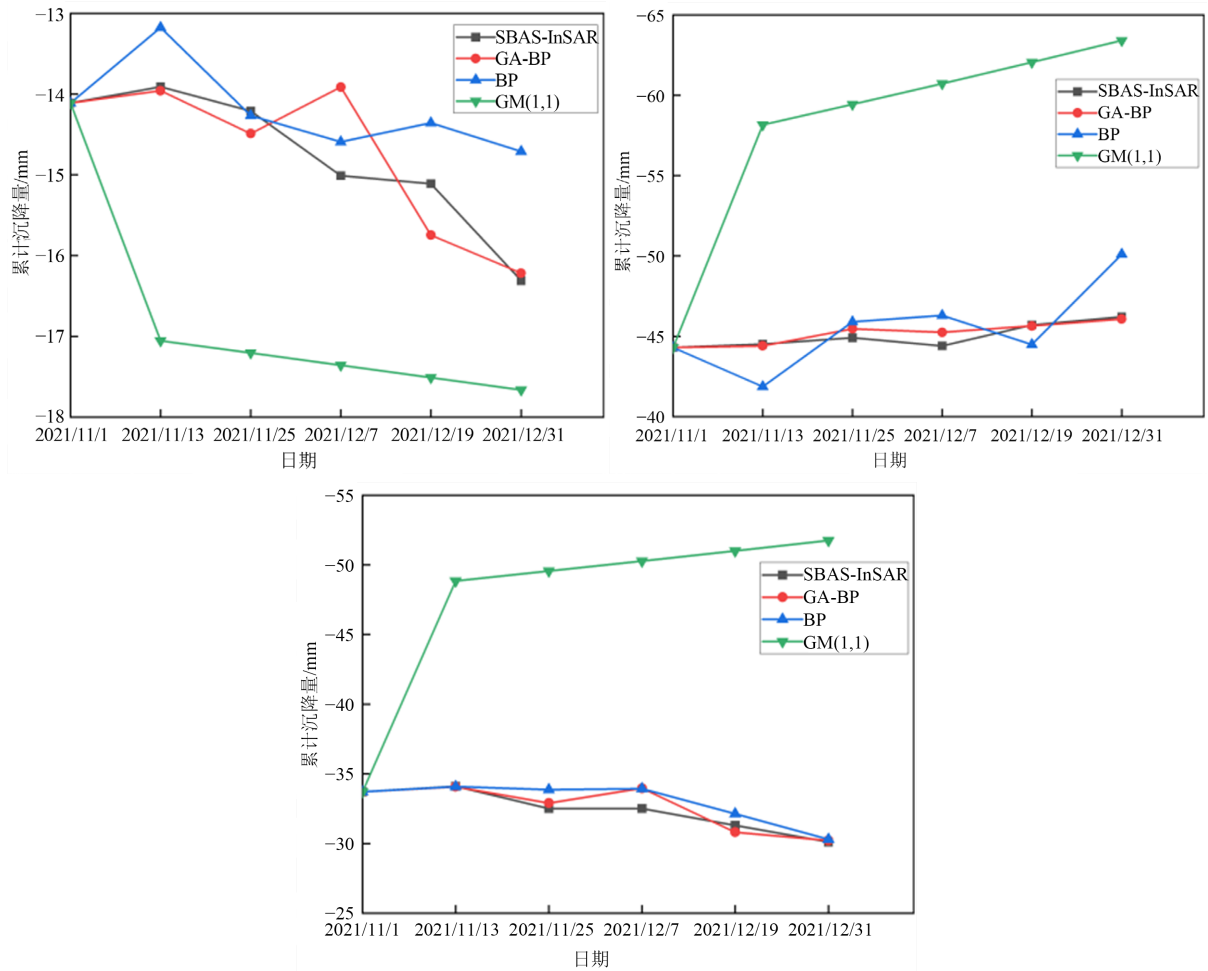


Figure 11. Comparison between the predicted value of each model and the monitoring value

图 11. 各模型预测值与监测值对比

Table 1. Prediction results

表 1. 预测结果

点号	SBAS	BP			GA-BP			GM(1,1)		
		预测值	AE	RMSE	预测值	AE	RMSE	预测值	AE	RMSE
3	-13.91	-13.18	-0.73	0.6193	-13.96	0.05	0.4134	-17.05	3.14	1.7862
	-14.21	-14.27	0.06		-14.49	0.28		-17.20	2.99	

Continued

	-15.01	-14.59	-0.42		-13.91	-1.10		-17.36	2.35	
	-15.11	-14.36	-0.75		-15.75	0.64		-17.51	2.40	
	-16.31	-14.71	-1.60		-16.22	-0.09		-17.66	1.35	
	-44.51	-41.88	-2.63		-44.41	-0.10		-58.15	13.64	
	-44.91	-45.91	1.00		-45.47	0.56		-59.42	14.51	
4	-44.41	-46.31	1.90	1.68	-45.25	0.84	0.3244	-60.72	16.31	11.0684
	-45.71	-44.49	-1.22		-45.65	-0.06		-62.05	16.34	
	-46.21	-50.11	3.90		-46.07	-0.14		-63.40	17.19	
	-34.11	-34.09	-0.02		-34.07	-0.04		-48.83	14.72	
	-32.51	-33.87	1.36		-32.91	0.40		-49.55	17.04	
5	-32.51	-33.93	1.42	0.6776	-33.97	1.46	0.5055	-50.27	17.76	12.9555
	-31.31	-32.14	0.83		-30.81	-0.50		-51.00	19.69	
	-30.11	-30.30	0.19		-30.22	0.11		-51.75	21.64	

## 5. 结论

本文采用时序 InSAR 技术, 基于 Sentinel-1A 卫星影像, 对贵阳市主城区 2018 年 1 月~2021 年 12 月间的地表沉降进行监测。结果表明两种时序 InSAR 方法监测得到的结果具有较高的一致性。在此基础上, 研究贵阳市主城区地表沉降特征及原因, 并提取了贵阳市 1、2、3 号线地铁沿线周围 150 m 形变场, 对地铁沿线沉降的空间分布及重点沉降区进行了分析, 最后对沉降进行预测, 得到如下结论:

1) 贵阳市主城区沉降现象整体较为稳定, 监测期内研究区地表形变年均速率集中在  $-5 \text{ mm/a} \sim 1 \text{ mm/a}$ , 无大范围地表沉降现象, 主要的几处沉降区主要是由人类活动引起的地表沉降。

2) 贵阳三条地铁线路沿线沉降整体稳定, 每条线路均有 1~2 处明显沉降区, 综合历史影像分析, 造成地铁线路沿线区域明显沉降的主要原因是由于存在地铁修建、道路修建、地面建筑等工程的建设。

3) 通过遗传算法改进的 BP 神经网络、标准 BP 神经网络以及 GM(1,1) 预测模型对研究区进行沉降预测, 经对比, 基于遗传算法改进的 BP 神经网络均方根误差、绝对误差均为最优, 预测精度最高, 说明 GA-BP 神经网络模型在喀斯特地区地表沉降预测中具有可行性。

4) 研究进一步验证了 PS-InSAR 和 SBAS-InSAR 技术监测城市地区的可行性, 此次研究表明贵阳市主城区地表整体较为稳定, 但贵阳市地形地貌复杂, 全域范围属于地质灾害易发区, 在未来应当充分发挥时序 InSAR 技术数据高精度、监测范围广、安全性高的优势开展长期连续的监测进而发现地质灾害隐患点, 及时采取相应防御措施, 避免地质灾害的发生。

## 参考文献

- [1] 宋小庆. 影响贵阳地下空间开发的环境地质因素分析[J]. 地下空间与工程学报, 2017, 13(S2): 503-507.
- [2] 罗孝芹. 贵阳龙洞堡机场岩溶发育规律及控制因素研究[D]: [硕士学位论文]. 成都: 成都理工大学, 2017.
- [3] 郝江南, 袁志英. 贵阳市中华北路岩溶塌陷成因及处理[J]. 贵州大学学报(自然科学版), 2010, 27(3): 122-125.
- [4] 林琇, 马培峰, 王伟玺. 监测城市基础设施健康的星载 MT-InSAR 方法介绍[J]. 测绘学报, 2017, 46(10): 1421-1433.
- [5] 张诗玉, 李陶, 夏耶. 基于 InSAR 技术的城市地面沉降灾害监测研究[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2008, 33(8): 850-853, 858.
- [6] 朱建军, 李志伟, 胡俊. InSAR 变形监测方法与研究进展[J]. 测绘学报, 2017, 46(10): 1717-1733.

- 
- [7] Ferretti, A., Fumagalli, A., Novali, F., *et al.* (2011) A New Algorithm for Processing Interferometric Data-Stacks: SqueeSAR. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, **49**, 3460-3470. <https://doi.org/10.1109/TGRS.2011.2124465>
- [8] Berardino, P., Fornaro, G., Lanari, R. and Sansosti, E. (2002) A New Algorithm for Surface Deformation Monitoring Based on Small Baseline Differential SAR Interferograms. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, **40**, 2375-2383. <https://doi.org/10.1109/TGRS.2002.803792>
- [9] 郭在洁, 陶秋香, 王凤云, 韩宇. SBAS InSAR 与 GM(1,1)模型在青岛地铁 13 号线地表形变监测中的应用[J]. 铁道建筑, 2021, 61(8): 73-78.
- [10] 周吕, 李佳豪, 王成, 等. 基于时序 InSAR 的上海地区 2018~2020 地铁沿线沉降监测分析[J]. 大地测量与地球动力学, 2021, 41(11): 1177-1182.
- [11] 刘琦, 岳国森, 丁孝兵, 等. 佛山地铁沿线时序 InSAR 形变时空特征分析[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2019, 44(7): 1099-1106.
- [12] 覃纹, 黄秋燕, 庾露, 胡宝清. 南宁在建地铁沿线地表沉降监测[J]. 地球信息科学学报, 2019, 21(9): 1467-1478.
- [13] 弓永峰, 王辉, 吴学华, 等. 基于时序 InSAR 的宁夏西吉县滑坡灾害隐患识别[J]. 安全与环境工程, 2022, 29(6): 114-121.
- [14] 周定义, 左小清. 基于 SBAS-InSAR 和 PSO-BP 神经网络算法的矿区地表沉降监测及预测[J]. 云南大学学报(自然科学版), 2021, 43(5): 895-905.
- [15] 张雪琪. 时序 InSAR 技术用于高填方区域地面沉降监测与预测——以延安新区为例[D]: [硕士学位论文]. 西安: 长安大学, 2021.
- [16] 胡胜利, 钱旭, 钟峰. 基于遗传算法和人工神经网络的煤层厚度预测[J]. 中国煤炭, 2010, 36(2): 69-71, 76.
- [17] 仲云飞, 梅一韬, 吴邦彬, 陈端. 遗传算法优化 BP 神经网络在大坝扬压力预测中的应用[J]. 水电能源科学, 2012, 30(6): 98-101.
- [18] 刘子军. 基于 Pearson 相关系数的低渗透砂岩油藏重复压裂井优选方法[J]. 油气地质与采收率, 2022, 29(2): 140-144.
- [19] 赵鹏, 雷斌. 轨道交通工程建设风险管理的研究[J]. 地下空间与工程学报, 2012, 8(S2): 1818-1823.
- [20] 谢劲峰, 赵云, 李国弘, 周志浩. GA-BP 神经网络的 GPS 可降水量预测[J]. 测绘科学, 2020, 45(3): 33-38.