

doi:10.12097/j.issn.1671-2552.2023.10.013

基于 SBAS-InSAR 和改进 BP 神经网络的城市地面沉降预测

周定义^{1,2}, 左小清², 赵志芳^{1,3,4,5,6,7*}, 喜文飞¹, 葛楚⁸ZHOU Dingyi^{1,2}, ZUO Xiaoqing², ZHAO Zhifang^{1,3,4,5,6,7*}, XI Wenfei¹, GE Chu⁸

1. 云南大学国际河流与生态安全研究院, 云南 昆明 650050;

2. 昆明理工大学国土资源工程学院, 云南 昆明 650093;

3. 云南大学地球科学学院, 云南 昆明 650050;

4. 自然资源部三江成矿作用及资源勘查利用重点实验室, 云南 昆明 650051;

5. 云南省三江成矿与资源勘查利用重点实验室, 云南 昆明 650051;

6. 云南省国产高分卫星遥感地质工程研究中心, 云南 昆明 650050;

7. 云南省中老孟缅自然资源遥感监测国际联合实验室, 云南 昆明 650051;

8. 昆明市规划设计研究院有限公司, 云南 昆明 650041

1. Institute of International Rivers and Eco-Security, Yunnan University, Kunming 650050, Yunnan, China;

2. School of Land Resource Engineering, Kunming University of Science and Technology, Kunming 650093, Yunnan, China;

3. School of Earth Sciences, Yunnan University, Kunming 650050, Yunnan, China;

4. Key Laboratory of Sanjiang Metallogeny and Resources Exploration and Utilization, MNR, Kunming 650051, Yunnan, China;

5. Yunnan Key Laboratory of Sanjiang Metallogeny and Resources Exploration and Utilization, Kunming 650051, Yunnan, China;

6. Research Center of Domestic High-resolution Satellite Remote Sensing Geological Engineering, Kunming 650500, Yunnan, China;

7. Yunnan International Joint Laboratory of China-Laos-Bangladesh-Myanmar Natural Resources Remote Sensing Monitoring, Kunming 650051, Yunnan, China;

8. Kunming Urban Planning & Design Institute Co., Ltd., Kunming 650041, Yunnan, China

摘要:针对现有城市地面沉降预测方法过度依赖沉降数据、模型单一等问题,以云南省昆明市主城区为研究对象,从多时序多因子角度提出一种改进 BP 神经网络在城市地面沉降中的预测方法。首先,利用 SBAS-InSAR 技术获取主城区地面沉降监测值,然后通过 SPSSAU 软件中的灰色关联分析和因子分析选取主城区地面沉降的影响因子,并将其与获取的沉降监测值从多因子多时序角度构建 GA-BP 和 PSO-BP 预测模型,最后,得出最优的预测模型并进行预测性能验证。实验结果表明:利用 SBAS-InSAR 能有效监测城市地面沉降;GA-BP 算法相比 PSO-BP 算法在城市地面沉降预测中性能更好、精度更高;该方法可对长时间、大范围城市地面沉降预测和对某一沉降点多期沉降趋势进行预测。该方法可作为城市地面沉降预测的有效手段,为政府部门决策提供了一种高效快速的方法。

关键词:SBAS-InSAR;地面沉降;影响因子;BP 算法

中图分类号:P642.26 **文献标志码:**A **文章编号:**1671-2552(2023)10-1774-10

收稿日期:2021-05-10;**修订日期:**2022-06-12

资助项目:国家自然科学基金项目《基于张量分解的分布式目标 InSAR 相位估计与形变模型解算》(批准号:42161067)、云南省应用基础研究计划面上项目《基于全卷积神经网络的多源遥感影像变化检测》(编号:2018FB078)、云南省教育厅科学研究基金项目《顾及 InSAR 监测适宜性并引入形变速率分级的滑坡敏感性评价新方法》(编号:2023Y0196)

作者简介:周定义(1995-),男,在读博士生,从事 InSAR 沉降监测与神经网络研究。E-mail:1246550757@qq.com

***通信作者:**赵志芳(1971-),女,博士,教授,从事资源与环境遥感监测、矿化蚀变遥感异常增强提取、边境地区国土资源遥感监测等相关研究。E-mail:zzf_1002@163.com

Zhou D Y, Zuo X Q, Zhao Z F, Xi W F, Ge C. Prediction of urban land subsidence by SBAS-InSAR and improved BP neural network. *Geological Bulletin of China*, 2023, 42(10): 1774–1783

Abstract: In response to the issues of excessive reliance on subsidence data and a lack of model diversity in existing urban ground subsidence prediction methods, this study focuses on the main urban area of Kunming City, Yunnan Province. A novel approach for predicting urban ground settlement is proposed, incorporating a multi-temporal sequence and multifactor perspective into the improved BP neural network. Firstly, SBAS-InSAR technology is utilized to acquire monitoring values of ground settlement in the main urban area. Subsequently, gray correlation analysis and factor analysis in SPSSAU software are employed to identify the influencing factors of ground settlement in this specific area. Based on the obtained settlement monitoring values and the identified influencing factors, GA-BP and PSO-BP prediction models are constructed from a multifactor multi-temporal sequence viewpoint. The optimal prediction model is determined and its performance is evaluated through comprehensive validation. Experimental results demonstrate that SBAS-InSAR effectively monitors urban ground settlement, while the GA-BP algorithm outperforms the PSO-BP algorithm in terms of prediction accuracy and overall performance. This method allows for long-term and large-scale predictions of urban ground settlement, as well as forecasting the settlement trends of specific points over multiple periods. Consequently, it serves as an effective tool for urban ground settlement prediction, providing governmental departments with an efficient and fast decision-making approach.

Key words: SBAS-InSAR; subsidence monitoring; influence factor; BP algorithm

地面沉降是在自然和人为因素作用下,由于地壳表层土体压缩而导致区域性地面标高降低的一种环境地质现象(杜东等,2022;郭海朋等,2021),是世界上常见的地质灾害之一(Pradhan et al., 2014)。近年来,随着中国城市化进程的加快,地面沉降程度和范围不断加深和加大,城市地区是受地面沉降影响最大的实体。地面沉降主要是由地下水过度开采、开凿隧道、城市扩张等多种因素引起的,具有成生缓慢、持续时间长、影响范围广、成因机制复杂、防治难度大等特点(Pradhan et al., 2014; 王聪等,2018; Zhang et al., 2019; Guo et al., 2021)。城市地面沉降不仅影响城市居民的生产生活和交通安全,而且严重阻碍社会经济的可持续发展(种亚辉等,2019)。因此,依据监测对象的形变信息、影响因子等信息进行预测,可以有效地预防灾害发生,确保人民生命和财产安全(周定义,2023)。

传统的地面沉降测量方法主要有水准测量、高精度 GPS 等,这些方法虽然精度高,但是存在变形监测工作量大、费时、费财、测点难以保存等缺陷,同时,传统的监测方法无法对大范围的沉降进行监测。与传统测量技术相比,合成孔径雷达干涉测量(Interferometric Synthetic Aperture Radar, InSAR)技术是一种全天时、全天候的监测手段,具有大范围、低成本、快速、准确等优势,在城市地面沉降监测方面显示了强大的优越性(孟庆凯等,2016;周定义等,2023)。InSAR 技术是近几年发展起来的一种空间对地观测技术(张勤等,2017)。理论上可以获

得厘米级甚至毫米级的数字高程模型和大范围 100 km×100 km 以上的地表形变信息(Wang et al., 2004;周定义等,2023)。目前,基于 InSAR 技术对城市地面沉降监测的研究获得了大量成功范例,不论是基于 D-InSAR 还是时序 InSAR 研究城市地面沉降监测都已经相当成熟。相反,在城市地面沉降预测方面,大多数是基于时序沉降数据构建预测模型进行预测,极少数是从沉降影响因子角度构建模型:顾波等(2016)针对地面沉降观测的贫样本特征,利用灰色理论模型开展数据分析和预测,在理论上是可行的。张玲霞等(2017)利用 GM-AR 模型对城市地面沉降数据进行预测,预测值残差小于 GM(1,1)模型,未来 2~3 期预测值小于 1 mm,且趋势线更贴近实测值,效果优于传统的 GM(1,1)模型。贾林刚等(2008)通过实例建立了时间序列 BP 网络模型,利用已有观测数据对网络进行了训练和测试,经过与实测值进行对比回归分析,证明该网络的有效性和精确性,可作为一种预测方法对地表沉降做出预测。Li(2014)将神经网络应用于建筑物沉降预测,并将预测结果与实测值进行了比较,结果表明,利用神经网络预测既有建筑物的沉降是可行的。李涛等(2005)在分析天津市区地面沉降特点的基础上,结合人工神经网络原理,用贝叶斯正则化算法训练 BP 网络,得到沉降的仿真模型,结果表明,这是一种较理想的地面沉降预测方法。李红霞等(2009)针对区域性地面沉降问题,用遗传算法优化 BP 神经网络的初始权重,建立了地面沉降

预测模型,研究结果表明,地面沉降与地下水位存在一致响应趋势。周艳萍等(2011)通过建立 BP 神经网络模型,将地下水开采量、降水量、粘性土层前一年的沉降量作为输入信息,把地面沉降量作为输出结果,得出 BP 神经网络模型具有强大的非线性逼近能力,结果表明,该方法在地面沉降预测与分析中较有效。以上方法尽管都能有效预测城市地面沉降,但都存在一定的弊端和局限性。部分学者(贾林刚,2008;Li et al.,2014;顾波等,2016;张玲霞等,2017)提出的预测模型过度依赖获取的数据,模型单一,仅能预测沉降区某一个点多期观测的沉降趋势,无法对沉降区其他未知区域进行预测。也有学者(李涛等,2005;李红霞等,2009;周艳萍,2011)虽然从影响因子角度构建预测模型,但是无法对沉降区某一点多期沉降趋势进行预测,同时随着城市的发展,地铁隧道、城市建设等成为城市地面沉降的主要影响因素,仅依据地下水数据作为主要影响因子无法有效构建预测模型。

城市地面沉降呈现非线性特征,神经网络具有强大的非线性映射能力,可用来处理信息十分复杂、各因子相联规则不明确、背景知识不清楚等非线性问题(张金芝等,2016)。为此,本文采用 SBAS-InSAR 技术和改进后的 BP(Back Propagation)神经网络算法对城市地面沉降进行监测和预测,提出一种从多时序多因子角度构建预测模型,即利用 SBAS-InSAR 技术对研究区进行处理,得到沉降区域及年沉降速率图,将相应的影响因子作为输入层,年沉降速率作为输出层,构建影响因子和沉降速率预测函数模型。

1 城市地面沉降预测相关技术

1.1 SBAS-InSAR 技术

小基线集(SBAS-InSAR)是在差分干涉合成孔径雷达(InSAR)的基础上发展起来的一种新的时间序列分析方法,能够有效降低相位噪声和误差(Du et al.,2020;Zhou et al.,2022)。

假定在时间 t_1 至 t_s 内获取同一地区的 S 幅 SAR 影像,然后根据干涉组合条件,在短基线距的条件下形成 N 幅干涉条纹图,且满足:

$$\frac{S}{2} \ll N \ll \frac{S(S-1)}{2} \quad (1)$$

对 t_A 和 t_B ($t_B < t_A$)时刻 2 幅影像生成的第 i ($i=1, 2, \dots, N$)幅干涉图,在去除平地及地形相位影响后,

第 x 个像素的干涉相位可表示为(Li,2014):

$$\varphi_{A,B}^i(x,r) = \varphi_{\text{def}}^i(x,r) + \varphi_{\text{topo}}^i(x,r) + \varphi_{\text{aps}}^i(x,r) + \varphi_{\text{orb}}^i(x,r) + \varphi_{\text{noise}}^i(x,r) \quad (2)$$

式中: $\varphi_{\text{def}}^i(x,r)$ 为 $t_A \sim t_B$ 对应的视线向变形; $\varphi_{\text{topo}}^i(x,r)$ 为地形相位误差; $\varphi_{\text{aps}}^i(x,r)$ 为大气相位误差; $\varphi_{\text{orb}}^i(x,r)$ 为基线轨道引起的相位误差; $\varphi_{\text{noise}}^i(x,r)$ 为噪声误差。

假定不同干涉图间的形变速率为 $v_{k,k+1}$,则 $t_A \sim t_B$ 间的累积形变可表示为式:

$$\varphi_{\text{def}}^i(x,r) = \frac{4\pi}{\lambda} \sum_{j=t_A}^{t_B-1} (t_k - t_{k+1}) v_{k,k+1} \quad (3)$$

对 N 幅干涉条纹图进行三维时空相位解缠即可求出不同 SAR 获取时间的形变速率。

1.2 垂直向沉降速率转换

城市地区地表形变以垂直形变为主(王霞迎等,2016)。传统的 InSAR 技术存在视线向模糊的问题,并不能完全反映地表实际的形变状态(王博等,2020)。视线上的形变速率量(D_{Los})的构成为(麻源源,2019):

$$D_{\text{Los}} = (U_N \sin \varphi - U_E \cos \varphi) \sin \theta + U_V \cos \theta \quad (4)$$

式中: U_N , U_E 和 U_V 分别表示南北、东西和垂直向地表形变速率分量, φ 为方位角, θ 为入射角。

由于降轨数据的方位角 φ 为 90° ,所以 $\cos \varphi = 0$, $\sin \varphi = 1$,将其代入公式(4)中,视线向上的形变速率可表达为:

$$D_{\text{Los}} \approx U_N \sin \theta + U_V \cos \theta \quad (5)$$

城市地形变形以垂直方向上形变为主,水平方向上的形变极其微小,即 $U_N \sin \theta \ll D_{\text{Los}}$ (王霞迎等,2016)。将其进一步简化后的表达式为:

$$U_{VA(D)} \approx \frac{D_{\text{Los}}}{\cos \theta} \quad (6)$$

由此,便可将雷达视线方向(Line of sight, LOS)转换为垂直方向地表形变速率。

1.3 GA/PSO-BP 算法

GA/PSO-BP 神经网络是将 GA (Genetic Algorithm, 遗传算法)/PSO (Particle Swarm Optimization, 粒子群)算法和 BP(Back Propagation)神经网络相结合,弥补 BP 神经网络收敛速度慢、容易陷入局部极值等缺点,基本原理是:GA/PSO 算法与 BP 神经网络的误差反向传播训练方法结合,以误差为适应度函数,采用 GA/PSO 算法对 BP 神经网络的初始权重、阈值进行迭代优化,得到适应

度大的初始权重和阈值,再将这些参数用于 BP 神经网络,最后输出满足精度要求的值(邓传军等,2018)。其学习过程如下(张良均等,2008)。

①用 PSO 优化后的全局最优解作为 BP 神经网络的初始权值 W_{ij} 、 W_{jk} 和阈值 b_j 、 b_k ,其中, W_{ij} 是输入层到中间层的权值, W_{jk} 是隐含层到输出层的权值, b_j 是隐含层各神经元的阈值, b_k 是输出层各神经元的阈值, i 是输入层节点数 $i(i=1,2,\dots)$, j 是隐含层节点数 $j(j=1,2,\dots)$, k 是输出层节点数 $k(k=1,2,\dots)$ 。

②经过归一化处理后,随机选取训练样本 $x(k)=x_1(k), \dots, x_k(k)$ 和对应的期望 $d(k)=d_1(k), \dots, d_k(k)$ 。

③计算隐含层的输入 $h_j(k)$,然后用 $h_j(k)$ 和激活函数计算隐含层各神经元的输出 $h_j(k)$ 。

④根据网络预测 $y(x)$ 和期望输出 $d(k)$ 计算误差函数对输出层的各神经元的偏导数 $\delta_k(k)$ 。

⑤利用隐函数层到输出层的连接权值 $W_{jk}(k)$ 、输出层的 $\delta_k(k)$ 和隐含层的输出 $h_j(k)$ 计算误差函数对隐含层各神经元的偏导数 $\delta_j(k)$ 。

⑥根据 $\delta_k(k)$ 和 $h_j(k)$ 修正权值 W_{jk} 和阈值 b_k :

$$W_{jk}=W_{jk}+\eta\delta_k(k)h_j(k) \quad (7)$$

$$b_k=b_k+\eta\delta_k(k) \quad (8)$$

根据 $\delta_j(k)$ 和 $x_i(k)$ 来修正权值 W_{ij} 和阈值 b_j :

$$W_{ij}=W_{ij}+\eta\delta_j(k)x_i(k) \quad (9)$$

$$b_j=b_j+\eta\delta_j(k) \quad (10)$$

式中, η 为学习速率。

⑦计算全局误差并判断网络误差是否满足要求。

2 实验分析

2.1 研究区概况和数据来源

选取云南省昆明市主城区验证该方法的可行性及有效性。昆明市地处云贵高原中部,国务院批复确定的中国西部地区重要的中心城市之一,是滇中城市群的核心圈,也是中国面向东南亚、南亚开放的门户城市。地势大致北高南低,呈阶梯状逐渐递减,是中国目前为止大陆西部高原地区仅有的经历地面沉降的大中型城市之一(邓传军等,2018)。其沉降严重区域约为 300 km^2 。近年来,随着城市化建设加快,兴修地铁、新建高楼、地下水抽取等原因,致使出现大规模的地面沉降及新的沉降中心产生,沉降面积不断扩大。研究区域位置如图 1 所示。

第一类数据用于获取研究区域的沉降值,其数

据是从欧空局(european space agency, ESA)下载的 30 景 C 波段 Sentinel-1A 降轨影像,时间跨度为 2019 年 6 月 9 日—2020 年 6 月 27 日,极化方式为 VV,成像模式为 IW,入射角 37.7° ,方位角 90° 。实验数据参数如表 1 所示。为了提高影像轨道精度,引入了 POD 精密定轨星历数据,使用日本宇宙航空研究开发机构(JAXA)提供的“ALOS World 3D-30 m”DEM 数据,用于去除地形相位影响。

第二类数据用于构建 GA/PSO-BP 预测模型的影响因子,包括研究区域的:(I)地铁数据;(II)高层建筑数据;(III)降雨量数据;(VI)水系流域分布数据;(V)断层数据;(VI)地下水数据(表层土壤水分、根区土壤水分(土壤最上层 1 m 左右)和浅层地下水)。数据(I)、(II)来源于百度地图;数据(III)来源于中国科学院资源环境数据中心;数据(VI)来源于 OSM;数据(V)来源于地震活动断层探查数据中心;数据(VI)来源于美国航空航天局。

2.2 城市地面沉降监测实验

研究区位于滇池旁边,水汽较重,该区域大气延迟较高,需要对大气延迟误差进行校正,以减弱大气延迟误差的影响。目前,大气改正方法主要有 2 种:①在时间序列上,对多个干涉图构成的数据集进行滤波,估算大气效应相位并去除(Richard, 1995)。②利用外部数据进行校准,如 GPS 数据、气象观测资料或其他星载传感器数据(Zhang et al., 2021;何永红等,2020)。以上方法都有各自的优缺点,目前并没有一种通用的方法消除大气影像。本文采用 Goldstein 滤波方法对多个干涉图构成的数据集进行滤波,估算大气效应相位并去除。

选取 2019 年 6 月 9 日—2020 年 6 月 27 日的 30 景 Sentinel-1A 斜视单视复数(SLC)影像,利用 SARscape 软件进行处理,选取 20191007 的影像作为超级主影像,设置最大临界基线为 35%,目的是避免完全空间失相关。设置最大时间基线阈值为

表 1 Sentinel-1A 数据参数

Table 1 Sentinel-1A data parameters

名称	参数	名称	参数
成像模式	IW	极化方式	VV
波段	C	距离分辨率/m	5
波长	5.63	方位分辨率/m	20
入射角/ $^\circ$	37.7	重访周期/d	12
方位角/ $^\circ$	90		

120 d,最终生成 218 个像对,设置多视数为 1 : 4,可以较好地抑制斑点噪声,采用 Minimum Cost Flow 解缠方法和 Goldstein 滤波方法作干涉 workflow,最终生成干涉图,根据经验对解缠结果、相干性图、滤波后干涉图综合评价,调整删除不理想像对 13 对,对

205 个像对重新进行干涉工作量解算,最终在研究区生成较理想的部分干涉图(图 2),干涉图中的不同颜色表示不同相位差,例如红色表示相位差为正,绿色表示相位差为负。从图 2 可以看出,运用 SBAS-InSAR 技术生成的干涉图效果好。

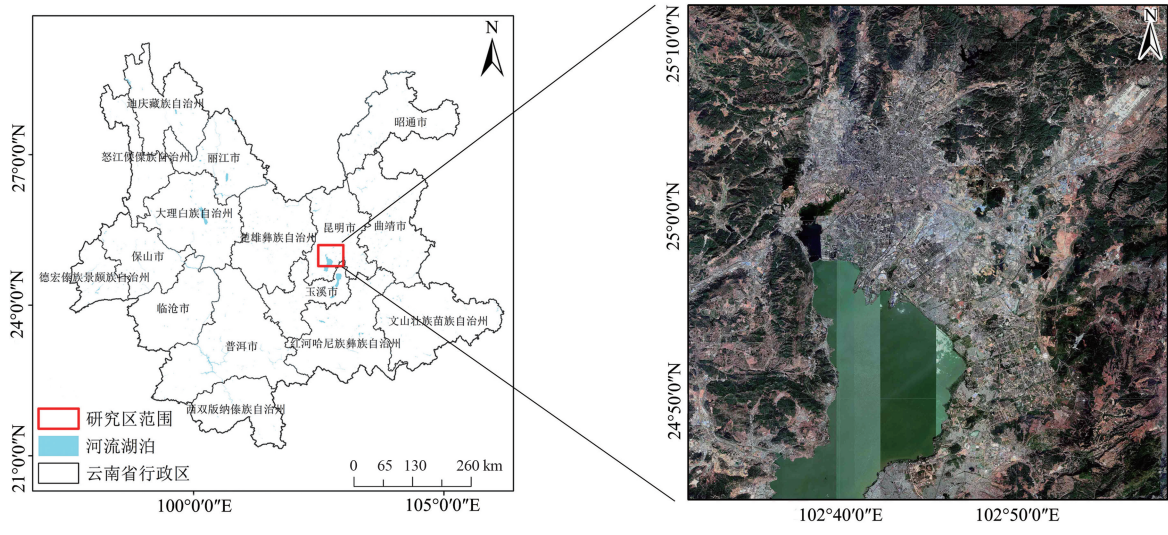


图 1 研究区位置

Fig. 1 Location of study area

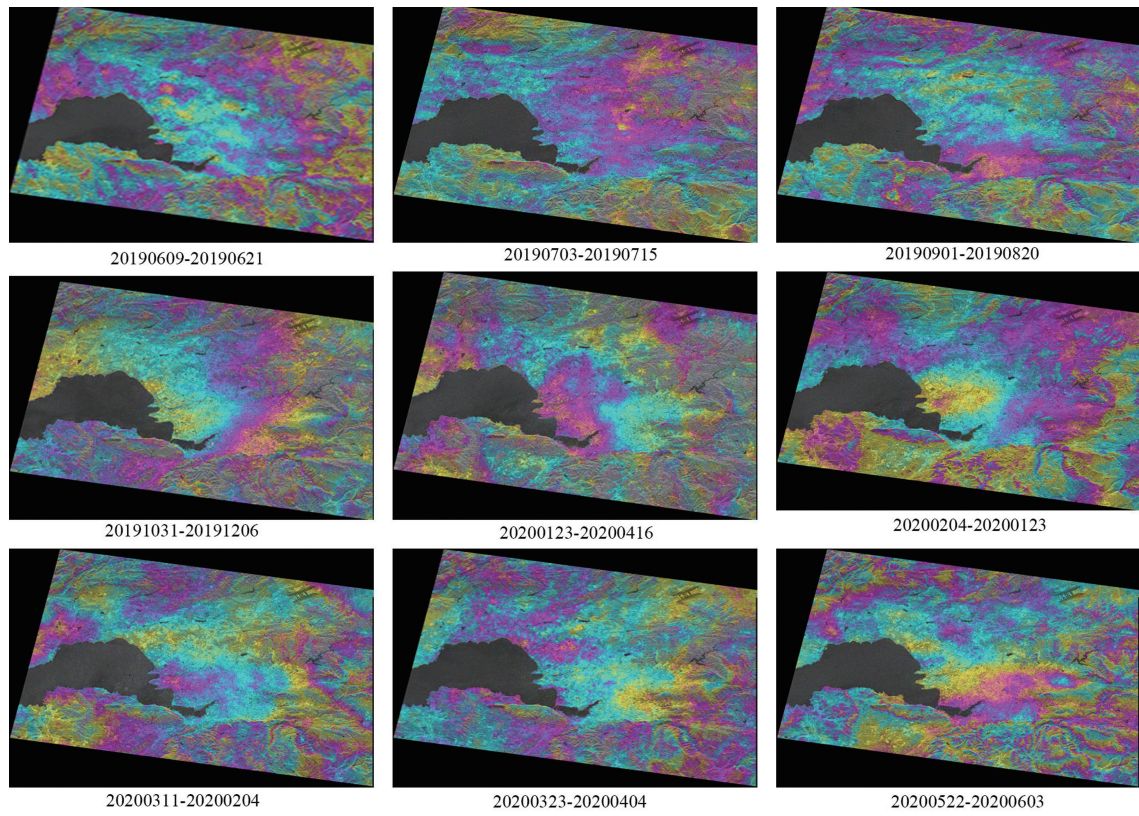


图 2 研究区生成的部分干涉效果图

Fig. 2 Partial interference images generated in the study area

经过轨道精炼和重去平,估算和去除残余的恒定相位和解缠后还存在的相位坡道,进行第一次反演、第二次反演,最后对序列信息进行地理编码,获得研究区 2019 年 6 月 9 日—2020 年 6 月 27 日雷达视线方向(Line of Sight, LOS)的形变速率值(图 3)。一般城市地区地表形变以垂直形变为主(王霞迎等,2016),为此,依据公式(6)将研究区雷达视线方向(LOS)转换为垂直方向地表形变速率(图 4)。从图 4 可以看出,昆明市主城区的地表沉降区主要分布在滇池北部、东北部、东西部地区及昆明中部地区,呈现不均匀分布,相对严重的区域为 A、B、C、D、E 五个区域。其中 A 区域分别位于西山区棕树营街道、马街街道一带,最大年沉降速率为 -37.284 mm/a 和 -50.591 mm/a 。B 区域位于官渡区,靠近滇池分别为六甲街道、官渡街道、矣六街道,最大年沉降速率分别为 -61.514 mm/a 、 -56.629 mm/a 和 -53.199 mm/a ,这一片区呈现多个沉降漏斗并有向市中心扩张的趋势。C 区域位于官渡区小板桥街道一带,最大年沉降速率为 -33.596 mm/a 。D 区域位于呈贡区大渔街道罗家村、土家村、中和村一带,最大年沉降速率为 -75.941 mm/a 。E 区域位于盘龙区金辰街道和龙泉街道一带,最大年沉降速率为 -34.442 mm/a 。由于缺乏同期水准数据,无法对实验结果进行交叉验证,本文选择与已有研究结果比较,熊鹏等(2020)采用 SBAS 处理后,得到 VV 极化下昆明主城区 2018 年 8 月—2019 年 7 月时间段内的沉降,最大沉降速率为 -53.63 mm/a ,与本文获取的昆明主城区最大年沉降速率 -61.514 mm/a 吻合。

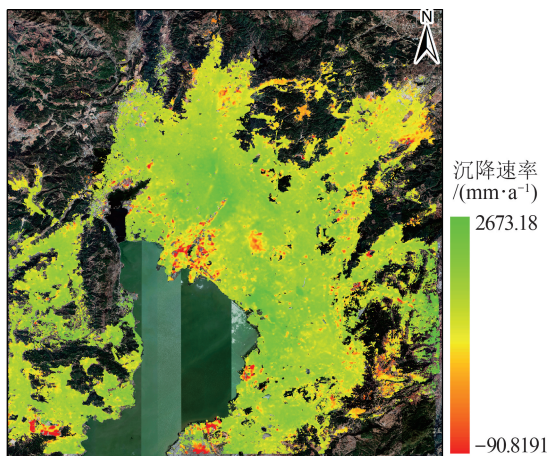


图 3 LOS 方向年沉降速率图

Fig. 3 Annual sedimentation rate in LOS direction

最终获取的主城区沉降范围与麻源源(2019)获取的沉降范围一致,验证了实验结果的可靠性。

2.3 城市地面沉降预测实验

选取 B 区域作为城市地面沉降预测的研究区域,由于 B 区域沉降范围大、沉降严重,且这一片区呈现多个沉降漏斗并有向市中心扩张的趋势,其三维离散沉降速率如图 5 所示。从图 5 可以看出,该区域形成了多个沉降漏斗,沉降相对严重,最大年沉降速率为 -61.514 mm/a 。

部分学者研究提出,城市地区地面沉降的主要原因归纳为 2 类:人为因素(地铁建设、高层建筑、大型商业区、地下水抽取)和自然因素(降雨量、水系流域、断层)(李红霞等,2009;周艳萍,2011;麻源源,2019)。为方便后期预测模型的输入,需对现有定性因子(地铁建设、高层建筑、水系流域、断层)建立不同宽度的缓冲区覆盖沉降区进行定量处理(图 6)。为评估 6 个影响因子是否适合作为城市地面沉降预测的因子,运用 SPSSAU 软件对 6 个因子分别与沉降值做灰色关联分析,得到灰色关联度排序:地下水(0.823)>降雨量(0.822)>地铁建设(0.773)>高层建筑(0.767)>河流水系(0.765)>断层(0.753)。可见选取的影响因子与沉降值具有高度的关联关系,验证结果与研究学者提出的沉降驱动因子一致。将 6 个影响因子与 B 区域沉降值构建 GA/PSO-BP 模型(图 7),其中输入层、隐含层输出节点数分别为 6、9、1。训练函数为 trainlm,隐含层的激活函数为 tansig,输出层的激活函数为 purelin。随机选取 1600 个点作为 GA/PSO-BP 算

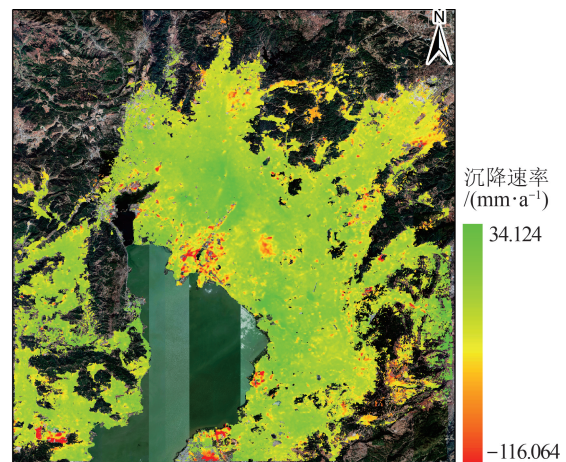


图 4 垂直方向年沉降速率图

Fig. 4 Diagram of vertical annual settlement rate

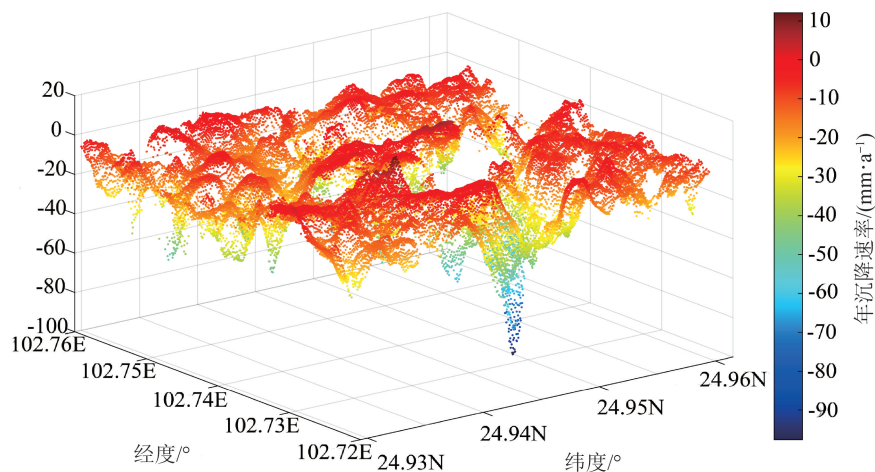


图 5 三维离散沉降速率图
Fig. 5 3D discrete settlement rate diagram

法的训练样本,对其中的 25 个点进行预测。利用 Matlab 软件构建 GA/PSO-BP 算法,为了保证 GA 和 PSO 优化下的 BP 模型具有可比性,本次使用 Matlab 软件构建了 GA/PSO-BP 算法,并统一了各类

参数(表 2)。将随机选取的样本分别输入 GA 和 PSO 优化下的 BP 模型,其预测结果与 SBAS-InSAR 监测结果对比如图 8 所示。从图 8 可以看出,2 种优化算法

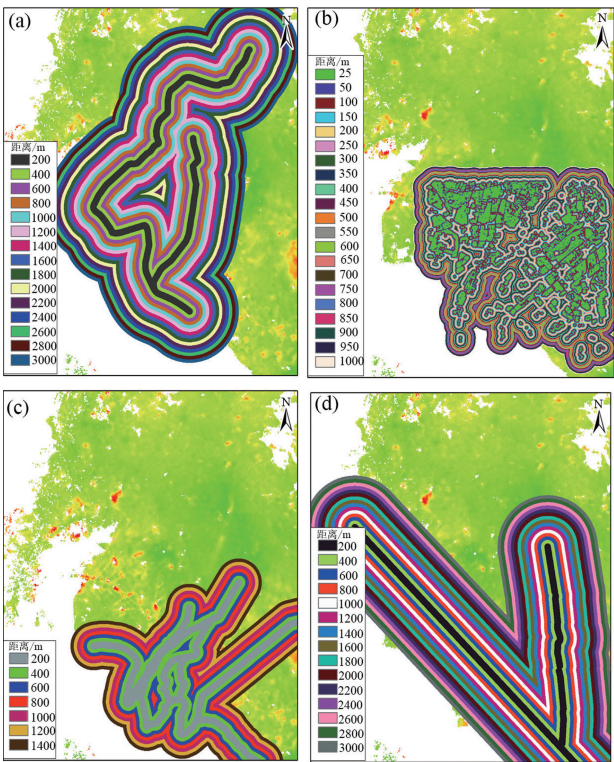


图 6 影响因子定量处理图
Fig. 6 Quantitative treatment diagram of impact factors
a—地铁缓冲区;b—高层建筑缓冲区;
c—河流水系缓冲区;d—断层缓冲区

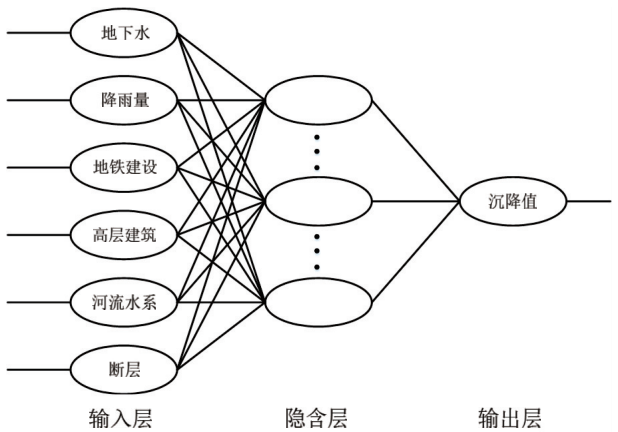


图 7 GA/PSO-BP 神经网络模型
Fig. 7 GA/PSO-BP neural network model

表 2 GA/PSO-BP 模型训练参数 Table 2 Training parameters of GA/PSO-BP model			
参数名称	设置值	参数名称	设置值
动量因子	0.9	种群规模	10
学习速率	0.001	GA 交叉概率	0.4
训练目标	0.001	GA 变异概率	0.2
训练次数	20000	PSO 学习因子	$c_1 = c_2 = 2.0$
进化代数	55	PSO 最大速度	0.2

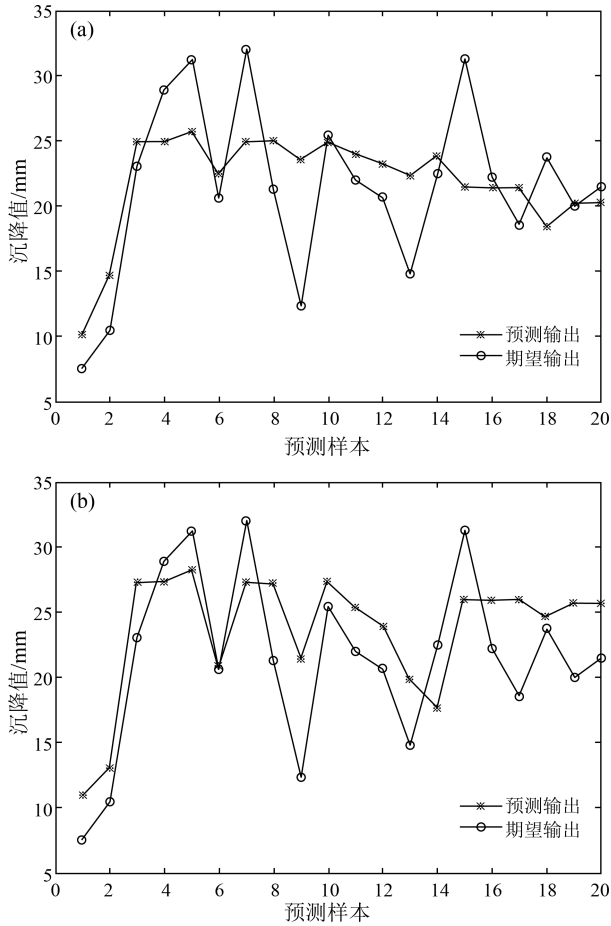


图 8 不同优化算法下的预测结果对比图

Fig. 8 Comparison of prediction results under different optimization algorithms

a—GA-BP 神经网络预测输出值与期望输出值;
b—PSO-BP 神经网络预测输出值与期望输出值

下的预测曲线和实际曲线大致一致。经计算,其平均绝对误差分别为 3.803 mm 和 3.974 mm。为验证不同优化算法下的预测性能,根据不同改进算法产生的最佳迭代次数,其收敛最佳迭代次数分别为 11 次和 41 次,均方误差分别为 0.0185 mm 和 0.0189 mm (图 9)。GA 改进下的 BP 算法收敛迭代次数快,均方误差更小。为验证不同优化算法下,预测精度的可靠性,采用误差绝对值均值(MAE)和平均绝对百分比误差(MAPEA)评价指标,GA 和 PSO 的 MAE 分别为 3.80 mm 和 3.97 mm;MAPEA 分别为 20.67% 和 21.76%。通过对比可发现,GA 改进下的 BP 算法 MAE 和 MAPEA 更小,预测精度更高。至此,验证了利用 GA 算法改进 BP 神经网络算法对城市地面沉降预测性能和预测效果好。可见,

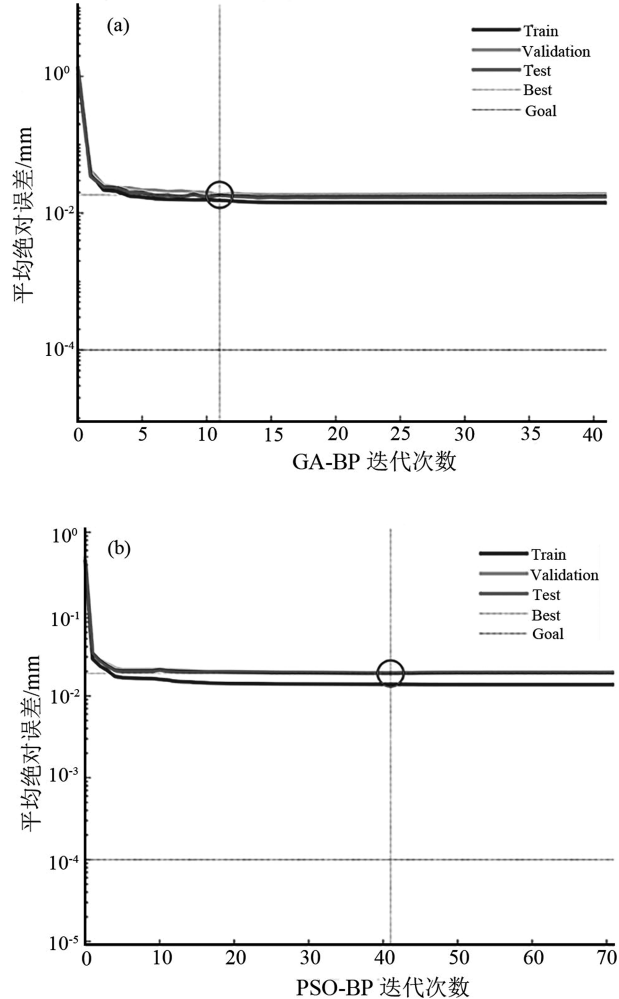


图 9 不同优化算法下的最佳迭代次数

Fig. 9 The optimal number of iterations under different optimization algorithms

利用 GA-BP 算法能够对长时间大范围城市地面沉降进行有效预测。

通过上述实验分析,验证了 GA 算法优化下的 BP 神经网络具有更优的预测效果。为此,采用 GA-BP 预测模型对某一点进行预测。由于同一沉降点与地铁、高层建筑、河流水系和断层的分布距离无关。选用降雨量、地下水和时序数据作为输入层,沉降值作为输出层。利用 SBAS-InSAR 技术获取某一点 S1 的沉降时序变化(图 10)。选取 2019 年 6 月—2020 年 5 月的 11 期沉降值作为训练学习样本,利用 GA-BP 算法对 2020 年 5 月、6 月的 2 期沉降值进行预测。其预测沉降值与实测值如表 3 所示。从图 10 可以看出,最小残差为 3.15 mm,最大

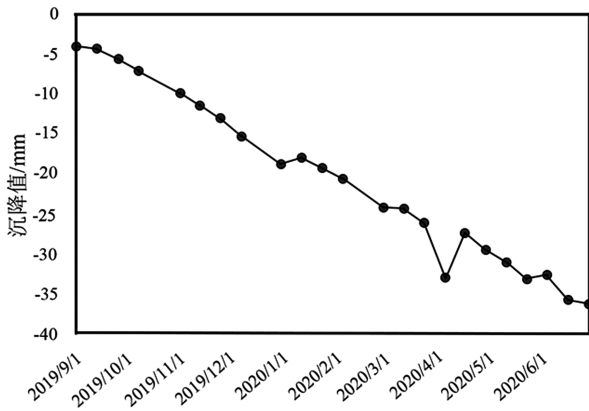


图 10 沉降点 S1 的时序图

Fig. 10 Sequence diagram of settlement point S1

残差为 6.36 mm。2 期预测值与实测值的平均绝对误差为 5.192 mm。根据自然资源部发布的 DZ/T 0154—2020《地面沉降测量规范》(周定义,2023), SBAS-InSAR 形变精度为 ± 10 mm,预测精度满足测量规范要求。至此,验证了利用 SBAS-InSAR 技术和 GA-BP 算法能有效监测某点的沉降值和预测值。

3 结 论

本文从多因子多时序角度,提出一种改进 BP 神经网络算法在城市地面沉降中的预测方法。首先利用 SBAS-InSAR 技术获取城市地面沉降中的沉降值,然后利用沉降值与影响因子和时序构建不同改进算法下的预测模型。实验表明,SBAS-InSAR 技术在获取沉降数据方面显示出强大的优越性。利用沉降值与影响因子构建的不同模型比较,针对大区域的城市地面沉降预测,GA 改进下的 BP 算法收敛迭代次数快,均方误差更小,对 20 组样本的预测显示 GA 和 PSO 的 MAE 分别为 3.80 mm 和 3.97 mm;MAPEA 分别为 20.67% 和 21.76%。通过对比发现,GA 改进下的 BP 算法 MAE 和 MAPEA 更小,预测精度更高。验证了利用 GA 算法改进 BP

神经网络算法对城市地面沉降预测性能和预测效果好。利用上述最优模型,加入时序数据对同一沉降点沉降趋势预测显示,2 期预测值与实测值的最小残差为 3.15 mm,最大残差为 6.36 mm。验证了利用 SBAS-InSAR 技术和 GA-BP 算法能有效监测某点的沉降值和预测值。由于本方法从影响因子和时序方面构建模型,还存在一定的弊端,比如由于缺乏同期水准数据,无法对所得结果进行准确验证;在影响因子量化处理过程中,缓冲区的间隔应该设置为多少还有待探讨;在对某一点未来的沉降趋势进行预测时,由于训练样本过少,对预测精度的影响还有待进一步讨论。

致谢:非常感谢审稿专家提出的宝贵意见和建议,这对于改进和完善研究成果具有重要意义;向欧洲空间局(European Space Agency)致以诚挚的感谢,感谢他们提供哨兵 1 号的数据,为本次研究提供了重要支持。

参考文献

Du W, Ji W, Xu L, et al. Deformation time series and Driving-Force Analysis of Glaciers in the Eastern Tianshan Mountains Using the SBAS InSAR Method[J]. International Journal of Environmental Research and Public Health, 2020, 17(8): 2836.

Goldstein R. Atmospheric limitations to repeat-track radar interferometry[J]. Geophysical Research Letters, 1995, 22(18): 2517-2520.

Guo L, Gong H, Ke Y, et al. Mechanism of land subsidence mutation in Beijing plain under the background of urban expansion[J]. Remote Sensing, 2021, 13(16): 3086.

Li J C. Settlement Prediction of Buildings Based on BP Neural Network[J]. Applied Mechanics and Materials, 2014, 602/605: 3232-3234.

Pradhan B, Abokharima M H, Jebur M N, et al. Land subsidence susceptibility mapping at Kinta Valley (Malaysia) using the evidential belief function model in GIS[J]. Natural Hazards, 2014, 73(2): 1019-1042.

Wang C, Zhang H, Shan X, et al. Applying SAR Interferometry for ground deformation detection in China[J]. Photogrammetric Engineering & Remote Sensing, 2004, 70(10): 1157-1165.

Zhang Y, Liu Y L, Jin M, et al. Monitoring land subsidence in Wuhan city (China) using the SBAS-InSAR Method with Radarsat-2 Imagery Data[J]. Sensors, 2019, 19(3): 743.

Zhang Z, Lou Y, Zhang W, et al. On the assessment GPS-Based WRFDA for InSAR Atmospheric Correction: A case study in Pearl River Delta region of China[J]. Remote Sensing, 2021, 13(16): 3280.

Zhou D, Zuo X, Zhao Z. Constructing a large-scale urban land subsidence prediction method based on neural network algorithm from the perspective of multiple factors[J]. Remote Sensing, 2022, 14(8): 1803.

邓传军, 欧阳斌, 陈艳红. 一种基于 PSO-BP 神经网络的建筑物沉降

表 3 预测值与实测值

Table 3 Predicted and measured values

期数	实测值/mm	GA-BP 预测值/mm
202005	-33	-28.97
202006	-36.15	-29.79

- 预测模型[J].测绘科学,2018,43(6): 27-31,38.
- 杜东,刘宏伟,周佳慧,等.北京市通州区地面沉降特征与影响因素研究[J].地质学报,2022,96(2): 712-725.
- 顾波,刘炫.试析灰色理论模型在地面沉降预测中的应用[C]//浙江省测绘与地理信息学会.2016 年度浙江省测绘与地理信息学会优秀论文集.浙江省测绘与地理信息学会,2016: 5.
- 郭海朋,李文鹏,王丽亚,等.华北平原地下水位驱动下的地面沉降现状与研究展望[J].水文地质工程地质,2021,48(3): 162-171.
- 贾林刚.基于 BP 神经网络的地表沉降预测模型[J].煤矿开采,2008, (1): 15-17.
- 何永红,靳鹏伟,舒敏.基于多尺度相关性分析的 InSAR 对流层延迟误差改正算法[J].地球信息科学学报,2020,22(9): 1878-1886.
- 李涛,潘云,娄华君,等.人工神经网络在天津市地面沉降预测中的应用[J].地质通报,2005,24(7): 677-681.
- 李红霞,赵新华,迟海燕,等.基于改进 BP 神经网络模型的地面沉降预测及分析[J].天津大学学报,2009,42(1): 60-64.
- 麻源源.基于星载 InSAR 的地面沉降及山体滑坡监测[D].昆明理工大学硕士学位论文,2019.
- 孟庆凯,汪宝存,苗放.基于短基线集方法(SBAS-INSAR)技术的山区城市地面沉降监测研究——以攀枝花为例[J].科学技术与工程, 2016,16(13): 12-17.
- 王霞迎,张菊清,张勤,等.升降轨 InSAR 与 GPS 数据集成反演西安形变场[J].测绘学报,2016,45(7): 810-817.
- 王聪,王彦兵,周朝栋.通州区城市扩张对地面沉降的影响[J].首都师范大学学报(自然科学版),2018,39(4): 68-74.
- 王博.基于升降轨 InSAR 数据的地表二维形变场获取方法研究[D].河南大学硕士学位论文,2020.
- 熊鹏,左小清,李勇发,等.双极化 Sentinel-1 数据在昆明市沉降监测中的应用[J].地球物理学进展,2020,35(4): 1317-1322.
- 张良均,曹晶,蒋世忠.神经网络实用教程[M].北京:机械工业出版社,2008.
- 张金芝,黄海军,毕海波,等.SBAS 时序分析技术监测现代黄河三角洲地面沉降[J].武汉大学学报(信息科学版),2016,41(2): 242-248.
- 张玲霞,赵晓光,曹庆东.GM-AR 模型在城市地面沉降预测中的应用[C]//《建筑科技与管理》组委会.2017 年 8 月建筑科技与管理学术交流会论文集.《建筑科技与管理》组委会:北京恒盛博雅国际文化交流中心,2017: 2.
- 张勤,黄观文,杨成生.地质灾害监测预警中的精密空间对地观测技术[J].测绘学报,2017,46(10): 1300-1307.
- 种亚辉,董少春,胡欢.基于时序 InSAR 技术的常州市地面沉降监测与分析[J].高校地质学报,2019,25(1): 131-143.
- 周定义.基于星载 InSAR 和神经网络的城市地面沉降监测及预测[D].昆明理工大学硕士学位论文,2023.
- 周艳萍.基于 BP 神经网络的太原市地面沉降预测及分析[J].地质科技情报,2011,30(5): 115-118.