

基于InSAR监测和PSO-SVR模型的高填方区沉降预测

李华蓉, 戴双, 郑嘉欣

Subsidence prediction of high-fill areas based on InSAR monitoring data and the PSO-SVR model

LI Huarong, DAI Shuanglin, and ZHENG Jiaxin

在线阅读 View online: <https://doi.org/10.16031/j.cnki.issn.1003-8035.202210005>

您可能感兴趣的其他文章

Articles you may be interested in

基于BA-LSSVM模型的黄土滑坡致灾范围预测

Prediction of the disaster area of loess landslide based on least square support vector machine optimized by bat algorithm

吴博, 赵法锁, 贺子光, 段钊, 吴韶艳 中国地质灾害与防治学报. 2020, 31(5): 1-6

基于贝叶斯-粒子群算法的溜砂坡稳定性评价

Stability evaluation of sand slopes based on the Bayesian-PSO algorithm

娄超华, 田荣燕, 旺久, 孙威宇, 罗进 中国地质灾害与防治学报. 2021, 32(2): 53-59

基于支持向量机的膨胀土胀缩等级预测

Predicting of swelling-shrinking level of expansive soil using support vector regression

周苏华, 周帅康, 张运强, 聂志红, 雷瑜 中国地质灾害与防治学报. 2021, 32(1): 117-126

基于轨道精炼控制点精选的极艰险区域时序InSAR地表形变监测

Time series InSAR surface deformation monitoring in extremely difficult area based on track refining control points selection

潘建平, 邓福江, 徐正宣, 向淇文, 涂文丽, 付占宝 中国地质灾害与防治学报. 2021, 32(5): 98-104

基于SVM的冲击地压分级预测模型及R语言实现

Grading Prediction Model of Rock Burst Based on SVM and Realization of R Language

张曼, 陈建宏, 周智勇 中国地质灾害与防治学报. 2018, 29(4): 64-69

机器学习模型在滑坡易发性评价中的应用

Application of machine learning model in landslide susceptibility evaluation

刘福臻, 王灵, 肖东升 中国地质灾害与防治学报. 2021, 32(6): 98-106



关注微信公众号, 获得更多资讯信息

DOI: 10.16031/j.cnki.issn.1003-8035.202210005

李华蓉, 戴双璘, 郑嘉欣. 基于 InSAR 监测和 PSO-SVR 模型的高填方区沉降预测[J]. 中国地质灾害与防治学报, 2024, 35(2): 127-136.

LI Huarong, DAI Shuanglin, ZHENG Jiabin. Subsidence prediction of high-fill areas based on InSAR monitoring data and the PSO-SVR model[J]. The Chinese Journal of Geological Hazard and Control, 2024, 35(2): 127-136.

基于 InSAR 监测和 PSO-SVR 模型的高填方区沉降预测

李华蓉¹, 戴双璘², 郑嘉欣³

(1. 重庆交通大学智慧城市学院, 重庆 400074; 2. 长江重庆航道局, 重庆 401147;

3. 重庆工程职业技术学院, 重庆 402260)

摘要: 基于小基线干涉测量技术 (small baseline subsets interferometric synthetic aperture radar, SBAS-InSAR) 和机器学习知识对高填方区域进行地表沉降监测及预测, 对工程项目的施工、检修、运营等工作都具有重要的指导意义。文章以重庆东港集装箱码头为研究对象, 选取 2018—2019 年覆盖研究区的 31 景 Sentinel-1A 数据, 利用 SBAS-InSAR 技术获取该区域的地表沉降数据, 并进行内外精度评定; 通过信息量模型分析地表沉降易发地地势特点, 选择预测点位; 通过灰色关联分析计算动态影响因素与沉降量之间的灰色关联度, 使用主成分分析法从影响因素中提取出主成分, 构建训练集和测试集, 通过粒子群算法-支持向量机法 (particle swarm optimization-support vector regression, PSO-SVR) 预测模型对测试集数据进行预测。为验证该模型在高填方区域沉降预测的可靠性和优越性, 将自回归差分整合移动平均模型 (autoregressive integrated moving average model, ARIMA) 作为对比模型, 分别将 PSO-SVR 模型的预测结果和 ARIMA 模型的预测结果与测试集数据进行对比。结果表明: PSO-SVR 模型的预测精度优于 ARIMA 模型, 在高填方区域地表沉降预测中具有较好的实用性。

关键词: 高填方区域; 粒子群算法; 支持向量机回归; 形变预测

中图分类号: P642.26; P237

文献标志码: A

文章编号: 1003-8035(2024)02-0127-10

Subsidence prediction of high-fill areas based on InSAR monitoring data and the PSO-SVR model

LI Huarong¹, DAI Shuanglin², ZHENG Jiabin³

(1. Chongqing Smart City Institute, Chongqing Jiaotong University, Chongqing 400074, China;

2. Changjiang Chongqing Waterway Bureau, Chongqing 401147, China;

3. Chongqing Vocational Institute of Engineering, Chongqing 402260, China)

Abstract: Based on SBAS-InSAR technology and machine learning knowledge, the monitoring and prediction of surface settlement in high-fill areas have important guiding significance for construction, maintenance, and operation of engineering projects. This study takes the Chongqing Donggang Container Terminal as the research object, and utilizes 31 scenes of Sentinel-1A data from 2018 to 2019. The surface subsidence data of the area is obtained by SBAS-InSAR technology, and the internal and external accuracy is evaluated. The topography characteristics of the prone areas of surface subsidence were analyzed through an information quantity model to select prediction points. Grey Relational Analysis (GRA) was used to calculate the grey correlation degree between dynamic influencing factors and subsidence. Principal component analysis was

收稿日期: 2022-10-05; 修订日期: 2023-03-15

投稿网址: <https://www.zgdzzyfzxb.com/>

基金项目: 重庆市研究生联合培养基地项目 (JDLHPYJD2020005); 重庆市自然科学基金面上项目 (CSTB2023NSCQ-MSX0880)

第一作者: 李华蓉 (1980—), 女, 湖北宜昌人, 博士, 副教授, 主要从事地图学与地理信息系统方向的研究。E-mail: lihuarong.cat@yeah.net

通讯作者: 戴双璘 (1999—), 女, 重庆璧山人, 助理工程师, 主要从事合成孔径雷达方向的研究。E-mail: 622200100007@mails.cqjtu.edu.cn

used to extract principal components from influencing factors, and training and testing sets were constructed. PSO-SVR prediction model was used to predict the testing set data. To verify the reliability and superiority of the model in subsidence prediction in high-fill areas, the ARIMA model was used as a comparative model, and the prediction results of the PSO-SVR model and the ARIMA model were compared with the testing set. The results show that the prediction accuracy of the PSO-SVR model is better than that of the ARIMA model, and it has better practicality in predicting surface subsidence in high-fill areas.

Keywords: high fill area; particle swarm optimization algorithm; support vector Machine regression; deformation prediction

0 引言

随着国家西部大开发的深入进行,山川河谷密集的西南地区需要通过高填方得到土地。这些区域在施工完成后具有沉降时间长、沉降变形量大、不均匀沉降等特点,严重威胁到上部建筑物和作业人员的安全。因此高填方区域的变形监测是一项长期工作,及时预测高填方区域的沉降变形,对工程项目的施工、检修、运营等工作都具有重要的指导意义^[1]。

传统的地表沉降监测方法,如水准测量、全球导航卫星系统(global navigation satellite system, GNSS)监测等,获取的地表沉降数据精度高但形变结果依托于点,具有离散化、周期长、难以大范围均匀布测等缺点,存在一定的局限性。近年来,随着卫星技术与遥感技术的快速发展,可通过合成孔径雷达差分干涉测量技术(differential interferometric synthetic aperture radar, D-InSAR)处理星载雷达拍摄的遥感影像,来获取大范围、高精度、高密度的地表形变场,D-InSAR 技术明显的改善了传统监测手段的不足,能达到厘米级的观测精度,但易受大气延迟、时空失相干的影响^[2]。因此,以永久散射体干涉测量技术(permanent scatterer interferometric synthetic aperture radar, PS-InSAR)和小基线集干涉测量技术(small baseline subsets interferometric synthetic aperture radar, SBAS-InSAR)为代表的时序合成孔径雷达干涉测量(interferometric synthetic aperture radar, InSAR)技术应运而生^[3-4],时序 InSAR 技术能够进一步克服 D-InSAR 技术存在的问题,达到毫米级的观测精度。近年来,在地面沉降^[5]、滑坡^[6]、冰川运动^[7]等地质灾害监测中表现出巨大的优势和潜力。

目前,时序 InSAR 的有关研究主要面向长时间的变形监测与分析,较少结合机器学习相关知识运用于地表的动态变形监测及预测领域。机器学习领域常用的预测模型有灰色模型(grey model, GM)、神经网络(neural network, NN)、支持向量机(support vector regression, SVR)等。周定义等^[8]利用 SBAS-InSAR 技术

与基于粒子群算法(particle swarm optimization, PSO)优化的反向传播(back propagation, BP)神经网络算法对矿区进行沉降监测及预测,结果表明,SBAS-InSAR 技术和 PSO-BP 神经网络模型能够有效地监测及预测矿区形变,但在证明 SBAS-InSAR 技术可靠性时仅使用 D-InSAR 技术的获取的形变结果辅助验证。师芸等^[9]结合 SBAS-InSAR 技术和支持向量机回归方法对内蒙古李家壕矿区进行变形监测及预测,结果表明该方法在矿区地表沉降监测与预测方面具有良好的应用前景,但在预测时未考虑各因子对地表沉降的影响。

综上所述,本文利用 Sentinel-1A 数据和时序 InSAR 技术对重庆南岸东港集装箱码头区域进行地表沉降监测,探究研究区在 2018—2019 年期间的地表沉降情况,并利用同时段水准测量数据和 Google Earth 历史影像进行内外精度评定,保证 SBAS-InSAR 处理结果满足精度要求。基于信息量(information value, INF)模型探究地表沉降与静态影响因素之间的关联,进行预测点位的选择。利用灰色关联分析(gray comprehensive analysis, GCA)定量计算动态影响因素与沉降量之间的灰色关联度,使用主成分分析法(principal components analysis, PCA)对动态影响因素进行降维处理,利用支持向量机良好的学习能力和泛化能力^[10],对研究区进行地表沉降预测。最后将自回归差分整合移动平均模型(autoregressive integrated moving average model, ARIMA)作为对比模型,引入决定系数(coefficient of determination, R^2)、均方差(root mean square error, RMSE)、平均绝对误差(mean absolute error, MAE)3 项评定指标,验证 PSO-SVR 模型的可靠性。

1 研究方案与流程

SBAS-InSAR 技术在一定时空基线阈值下生成差分干涉图,差分干涉图任一像素点 i 的相位表达式如式(1)所示^[11]。从中提取出 LOS 向形变相位再将其转换为 LOS 向形变量,为保证反演数据满足精度要求,再将 LOS 向形变投影到垂直方向,与同时段水准数据进行精

度评定。

$$\varphi^i(x, r) = \varphi_{\text{def}}^i(x, r) + \varphi_{\text{topo}}^i(x, r) + \varphi_{\text{aps}}^i(x, r) + \varphi_{\text{orb}}^i(x, r) + \varphi_{\text{noise}}^i(x, r) \quad (1)$$

式中: $\varphi^i(x, r)$ ——差分干涉图任一像素点 i 的相位;

$\varphi_{\text{def}}^i(x, r)$ ——雷达视线方向(line of sight, LOS)形变相位;

$\varphi_{\text{topo}}^i(x, r)$ ——地形相位;

$\varphi_{\text{aps}}^i(x, r)$ ——大气延迟相位;

$\varphi_{\text{orb}}^i(x, r)$ ——轨道基线误差相位;

$\varphi_{\text{noise}}^i(x, r)$ ——噪声误差相位。

信息量模型是一种源于信息量的统计预测方法,其可以较好反映各类静态影响因素和各类静态影响因素中不同分级区间对地表沉降的贡献率大小^[12]。信息量可定量表示地面沉降易发地特点,可综合利用信息量分析结果和 SBAS-InSAR 处理结果选择预测点位。信息量模型计算公式如式(2)所示。

$$I = \ln \frac{N_i/N}{S_i/S} \quad (2)$$

式中: I ——影响因子 A 中第 i 区间地表形变严重的信息量;

N_i ——影响因子 A 中第 i 区间地表形变严重的栅格个数;

N ——研究区地表形变严重的总栅格个数;

S_i ——影响因子 A 第 i 区间的栅格个数;

S ——研究区总栅格个数。

灰色关联分析是 1995 年被提出的一种统计分析方法^[13],该方法利用灰色关联度定量描述各因素间联系的紧密程度。本研究利用灰色关联分析法初步筛选与地表沉降量联系紧密的因素。(1)确定参考序列 $Y(k)$, $k=1,2,\dots,n$ 与比较序列 $X_i(k)$, $k=1,2,\dots,n$, $i=1,2,\dots,m$, 其中 n 对应时间期数, m 为比较序列对应列数。(2)无量纲化处理,为减少纲量带来的误差,采用均值化方法对数据进行处理;(3)计算灰色关联系数。求解参考序列和比较序列绝对差的最大值和最小值,根据式(3)计算灰色关联系数 $\xi_i(k)$;(4)计算灰色关联度。

$$\xi_i(k) = \frac{\min_i \min_k |Y(k) - X_i(k)| + \rho \max_i \max_k |Y(k) - X_i(k)|}{|Y(k) - X_i(k)| + \rho \max_i \max_k |Y(k) - X_i(k)|} \quad (3)$$

式中: $\xi_i(k)$ ——灰色关联系数;

$Y(k)$ ——参考序列;

$X_i(k)$ ——比较序列;

ρ ——分辨系数。

主成分分析是一种常用的数据分析处理方法,该方法利用正交变换将一组相关的数据变成在各个维度都线性无关的一组数据,达到提取主成分的目的^[14]。本研究先采用取样适切性量数(kaiser meyer olkin, KMO)检验法计算影响因素之间的偏相关系数,确定影响因素间相关性较强后,再使用主成分分析法进行数据降维处理。(1)为避免量纲造成的影响,对原始数据进行标准化,得到新的矩阵 A ;(2)计算矩阵 A 的协方差矩阵 C 、矩阵 C 的特征值和相对应的特征向量;(3)将原始特征投影到选取的特征向量上,得到降维后的新 K 维特征;(4)选取累积贡献率大于 90% 的所有主成分,计算主成分表达式。

支持向量机回归于 1995 年被提出^[10],是支持向量机在回归方向的一个应用分支。SVR 的基本思想:通过非线性映射函数将低维空间的非线性样本数据映射到高维特征空间,在高维空间中对样本进行线性回归处理,获取高维空间的回归函数 $f(x)$,如式(4)所示。根据结构风险最小化原则,回归方程的最优问题如式(5)所示。

$$f(x) = w \cdot \varphi(x) + b \quad (4)$$

$$R(w, \xi_i, \xi_i^*) = \frac{1}{2} \|w\|^2 + C \sum_{i=1}^n (\xi_i + \xi_i^*) \quad (5)$$

$$s.t. \begin{cases} y_i - w\varphi(x) - b \leq \varepsilon + \xi_i \\ -y_i + w\varphi(x) + b \leq \varepsilon + \xi_i^* \\ \xi_i \geq 0, \xi_i^* \geq 0, i = 1, 2, \dots, n \end{cases}$$

式中: $f(x)$ ——回归函数;

x ——样本集;

w ——回归权重;

$\varphi(x)$ ——映射函数;

b ——阈值;

ξ_i 、 ξ_i^* ——松弛变量;

C ——惩罚系数;

$s.t.$ ——含义为“受限制于”;

ε ——不敏感损失函数。

引入拉格朗日函数,将式(5)转换为对偶形式,再引入核函数解决维数问题,当选用宽度为 σ 高斯径向基的核函数时,满足 KKT (karush-kuhn-tucker, KKT) 约束条件后,SVR 回归函数和核函数如式(6)所示^[9]。

$$f(x) = \sum_{i=1}^n (\alpha_i - \alpha_i^*) K(x_i, x_j) + b$$

$$K(x_i, x_j) = \exp\left(-\frac{\|x_i - x_j\|^2}{2\sigma}\right) = \exp(-g\|x_i - x_j\|^2) \quad (6)$$

式中: α_i 、 α_i^* ——拉格朗日乘子;

$K(x_i, x_j)$ ——核函数;

σ ——核函数宽度;

g ——核函数参数。

SVR 的预测精度受惩罚系数(C)和核函数参数(g)的影响,超参数设置不同,预测的结果也不同。为了提高 SVR 模型的预测精度、建模效率和泛化能力,国内外许多学者都对 SVR 模型的参数优化进行了研究,但目前尚未形成公认统一的优化方法,常见的优化方法有格网搜索法,遗传算法,粒子群算法等。粒子群算法(particle swarm optimization, PSO)于 1995 年被提出,具有收敛速度快、计算效率高、有效解决局部最优解问题等优点,因此本研究使用 PSO 算法进行超参数寻

优^[15]。PSO 算法通过初始化粒子群的数量以及每个粒子的初始位置和速度,确定适应度函数。同时,为避免出现局部最优解,使用非线性递减惯性权重和压缩因子,由全局到局部搜索,不断迭代更新粒子的局部最优位置和全局最优位置,评估并选定整个粒子群中的最优位置,找到最优惩罚系数(C)和核函数参数(g)。

本研究提出一种基于 PSO-SVR 模型的高填方区域沉降预测方案,方案流程图如图 1 所示。先基于 SBAS-InSAR 技术获取研究区的地表沉降数据,将沉降数据与水准测量数据进行精度评定。利用信息量模型对 9 个静态影响因素进行分析,根据地表沉降严重区域的地势特点和 SBAS-InSAR 技术处理结果进行预测点位的选

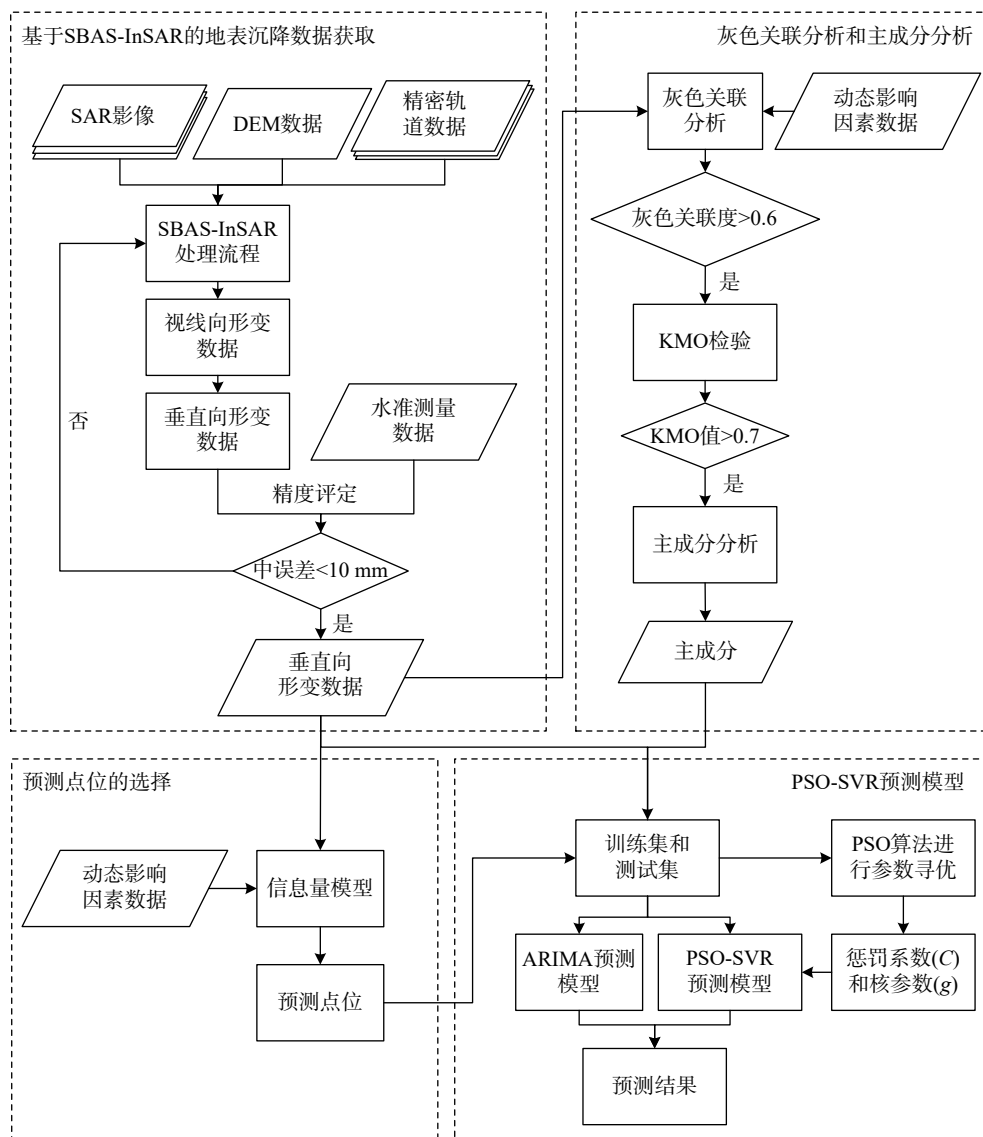


图 1 地表沉降预测流程图

Fig. 1 Flowchart of surface subsidence prediction

影响因素,利用 KMO 检验法和主成分分析法对影响因素进行数据降维处理,得到累积贡献率大于 90%线性无关的主成分。再将基于 SBAS-InSAR 技术获取的地面累积沉降量及主成分划分为训练集和测试集,利用 PSO-SVR 模型进行预测。为验证 PSO-SVR 模型预测高填方区域地表沉降的可靠性,选取 ARIMA 模型进行预测并与 PSO-SVR 模型进行对比分析。

2 基于 InSAR 技术获取地表沉降数据

2.1 基于 InSAR 技术获取沉降数据

(1) 研究区概况。研究区位于重庆市南岸区,最低海拔 150 m。最高海拔 327 m,面积约为 38.84 km²。主要研究区域重庆东港集装箱码头位于长江江岸,地势平坦,植被覆盖较少。该区域为高填方区域,受大型机械作用力、降雨、温度、江水冲刷等因素影响,在自然因素与人为因素的双重作用下,研究区在运营期间,出现缆车斜坡道盖梁支座墩柱有脱空现象,岸侧盖梁与支座墩柱中心线偏差较大,部分墩柱出现裂缝,靠近江侧裂缝较多,轨道移位严重等现象。研究区地表沉降较为严重,缆车道的运行存在较大安全隐患,需对该研究区进行地表形变监测及预测,研究区域及东港集装箱码头区域如图 2 所示。



图 2 研究区域

Fig. 2 Aerial view of the study area

(2) 数据集。本研究共使用 2 类数据,第一类数据包括 Sentinel-1A 数据、卫星精密轨道数据、数字高程模型(digital elevation model, DEM)数据。本研究利用 2018 年 1 月—2019 年 12 月的 31 景 Sentinel-1A 升轨、VV 极化、干涉宽幅模式的单视复数影像,每景影像的时间间隔为 24 d,分辨率为 5 m×20 m,平均影像入射角为 33°18'18",基于 SBAS-InSAR 技术获取研究区的

地表形变数据。SBAS-InSAR 处理流程中,引入定位精度优于 5 cm 的卫星精密轨道数据和 30 m 分辨率的 DEM 数据去除因轨道误差引起的系统性误差、平地相位和地形相位。

第二类数据包括路网数据、水系数据、寸滩站长江水位数据、降雨数据、温度数据、浅层地下水数据、植被归一化指数数据(normalized difference vegetation index, NDVI)。地表形变受自然条件与人类活动影响,具有复杂性,本研究经过对研究区域的实地考察、收集阅读大量相关文献,拟确定高程、坡度、坡向、曲率(平面曲率和剖面曲率)、到河流的距离、到道路的距离、人类活动缓冲区、地形起伏度 9 个静态影响因素,水位、降雨、气温、地下水、NDVI 5 个动态影响因素。基于信息量模型分析静态影响因素与地表沉降的关系,掌握沉降严重区域的地势特点,选择预测点位。经过灰色关联分析计算灰色关联度,定量计算、选择与地表形变联系紧密的动态影响因素。由于动态影响因素间可能存在相关关系,直接输入会使预测模型出现过拟合现象,需采用 KMO 检验法确定影响因素间的相关程度。若存在较强的相关关系,需采用主成分分析法对数据进行降维处理,使用提取的线性无关的主成分代替原始参数输入预测模型^[16]。将基于 SBAS-InSAR 技术获取的地表沉降数据和主成分作为学习样本,利用 PSO-SVR 模型基于动态影响因子进行预测。

(3) 基于 SBAS-InSAR 的地表沉降数据获取。本研究采用 SBAS-InSAR 技术处理 31 景合成孔径雷达(synthetic aperture radar, SAR)影像。(1)使用精密轨道数据对单视复数影像的轨道信息进行修正,对原始 SAR 影像进行裁剪,提取研究区;(2)根据空间基线为临界基线的 2%、时间基线为 120 d 的原则建立 117 对干涉对;(3)按时间基线和最小原则选取 2018 年 5 月 28 日的影像为超级主影像,将所有辅影像基于超级主影像进行配准,每对像对的复数影像共轭相乘生成干涉相位图^[17],通过精密轨道数据和外部 DEM 数据去除平地相位和地形相位;(4)采用最小费流法进行相位解缠;(5)基于 PS-InSAR 技术提取研究区内的永久散射体(permanent scatterer, PS)点,PS 点是指长时间保持高相干性的稳定点,一般远离形变区域。通过三阈值(振幅离差指数、相干性指数、年平均沉降速率)判别法对 PS 点进行筛选,将筛选出的 PS 点作为地面控制点(ground control points, GCPs)进行轨道精炼和重去平^[18];(6)进行 SBAS 反演估算与地理编码,获得 WGS84 坐标系下的视线向时序形变图(图 3)。

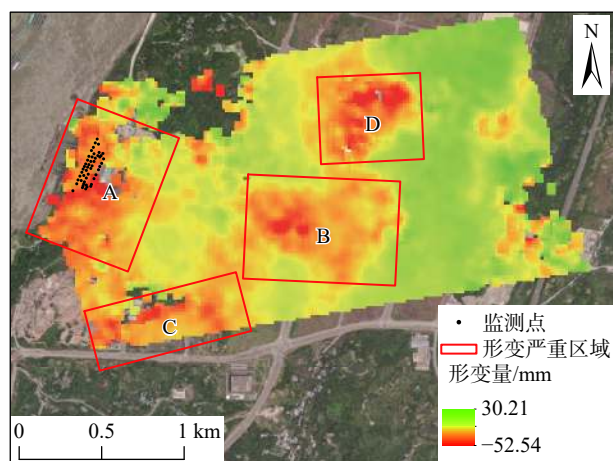


图 3 研究区形变量图

Fig. 3 Deformation map of the study area

由图 3 可知, 研究区存在 4 个形变严重区域, 其中, A 区域为重庆东港集装箱码头, B 区域为重庆铁路枢纽东环线拌和站, C 区域为东港家园, D 区域为重庆永翔现代物流产业园。A 区域地表形变情况复杂, 最大形变量达 -52 mm , 最大形变速率达 -28 mm/a^{-1} 。C 区域为环状形变, 外环形变在 -15 mm 左右, 内部较为稳定, 几乎没有形变。B、D 区域呈漏斗状形变场, 最大形变值达 -30 mm 。结合 Google Earth 历史影像(图 4)及相关资料可知, A 区域为高填方区域, 大型机械作业及货物运输使填土受压不均, 导致地表沉降现象严重。2018—2019 年期间, B、D 区域正处于施工期, 实际形变情况与漏斗状形变结果一致。C 区域的东港家园周边处于施工期, 与环状形变结果相符。

2.2 反演数据与水准测量数据进行精度评定

为进一步探究基于 SBAS-InSAR 技术进行地表形变监测的可靠性, 保证反演数据的精度满足规范要求, 本研究利用同时段水准测量获取的 48 个水准监测点的累积形变数据对 SBAS-InSAR 技术反演结果进行精度评定, 由于 SBAS-InSAR 技术处理结果为 LOS 向形变, 需利用式(7)将其转换为垂直向形变^[19-20], 转换后的监测点地表形变结果如表 1 所示。本研究采用平均绝对误差和均方根误差作为精度评定指标, 平均绝对误差和均方根误差公式如式(8)和式(9)所示。结果表明: 水准测量值与 SBAS-InSAR 技术处理结果的平均绝对误差和均方根误差分别为 6.27 mm 和 7.85 mm , 根据中国地质调查局地质调查技术标准《地面沉降干涉雷达数据处理技术规程(DD 2014-11)》^[21], SBAS-InSAR 技术处理结果满足精度要求。

$$d = \Delta r / \cos \theta \quad (7)$$

式中: d ——垂直向形变;



(a) 2018年4月影像图



(b) 2021年9月影像图

图 4 Google Earth 历史影像图

Fig. 4 Google Earth historical imagery

表 1 监测点地表形变结果

Table 1 Surface deformation results of monitoring sites

点名	基于SBAS-InSAR技术获取的LOS向形变数据/mm	基于SBAS-InSAR技术获取的垂直形变数据/mm	水准测量获取的形变量/mm
1	-12.75	-15.26	-15.20
2	-13.62	-16.29	-13.60
3	-13.62	-16.29	-9.20
.....			
46	-22.75	-27.22	-39.80
47	-21.42	-25.63	-36.00
48	-20.45	-24.46	-17.40

Δr ——视线向形变;

θ ——雷达入射角。

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |d - d_i| \quad (8)$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (d - d_i)^2} \quad (9)$$

式中: d ——SBAS-InSAR 技术反演的垂直形变量/mm;
 d_1 ——水准测量获得的形变数据/mm;
 n ——监测点个数。

3 基于信息量模型选择预测点位

将 SBAS-InSAR 处理结果根据自然间断法进行分类,其中,地表沉降量位于-52.6~-14.9 mm 的地方被视作地表沉降严重区域。根据实际情况对拟确定的 9 个静态影响因素进行分级,对各影响因素不同分级下地表沉降严重区域的空间分布情况进行统计^[22-25],由式(2)计算各静态影响因素不同分级下的信息量,信息量计算结果如表 2 所示。

信息量越大表示该地地表沉降严重的可能性越大,根据表 2 可知,研究区的地表沉降更常发生于高程 151~187 m、坡度 15°~20°、坡向为西南坡、平面曲率为 67.4~81.5、剖面曲率为 9~13.6、距水系 500~1 000 m、距道路较远、地下起伏度较大以及人类活动区域频繁的位置。结合地表沉降易发地的地势特点和 SBAS-InSAR 技术处理得到的地表形变结果,从上述 48 个监测点中选取形变点 1 和形变点 2 进行预测,具体位置如图 5 所示。

4 灰色关联分析和主成分分析

对拟确定的 5 个动态影响因素和沉降量进行灰色关联分析,分别计算 5 个影响因素与 48 个监测点的累积沉降量的灰色关联度的平均值,结果如表 3 所示。可知 5 个影响因素都与地表沉降量的灰色关联度均大于 0.6,可知 5 个影响因素与沉降量关系密切,均可作为地表沉降量的影响因素进行下一步处理。再利用 KMO 检验法对 5 个影响因素间的相关关系进行检验,KMO 检验值大于 0.7,表明 5 个影响因素相关关系紧密,直接输入预测模型可能导致预测结果出现过拟合现象。需利用主成分分析法对 5 个影响因素进行数据降维处理,获取线性无关的主成分,代替原始影响因素输入预测模型,主成分结果如式(10)所示。

$$\begin{aligned} y_1 &= -0.32x_1 - 0.34x_2 + 0.46x_3 + 0.52x_4 + 0.55x_5 \\ y_2 &= 0.72x_1 - 0.69x_2 + -0.04x_3 + 0.1x_4 + -0.07x_5 \\ y_3 &= 0.4x_1 + 0.36x_2 + 0.82x_3 - 0.14x_4 - 0.1x_5 \end{aligned}$$

(10)

5 PSO-SVR 预测模型

本研究利用粒子群算法对 SVR 模型的惩罚系数(C)和核函数参数(g)寻优,构建 PSO-SVR 预测模型。分别将形变点 1 和形变点 2 的 LOS 向沉降数据与 3 个

表 2 静态影响因素信息量计算结果
Table 2 Information quantity calculation results of static influencing factors

静态影响因子	影响因子分级	信息量
高程/m	151~187	0.82
	187~231	0.07
	231~263	0.64
	263~292	-1.28
	292~333	-5.62
坡度/(°)	0~5	-0.32
	5~10	0.00
	10~15	0.08
	15~20	0.37
	>20	0.20
坡向	平坡	-1.78
	北坡	0.36
	东北坡	-0.02
	东坡	-0.80
	东南坡	-0.47
	南坡	-0.16
	西南坡	0.42
	西坡	-0.21
平面曲率	西北坡	0.23
	0~16.9	0.05
	16.9~33.6	-0.22
	33.6~50.5	-0.14
	50.5~67.4	-0.19
剖面曲率	67.4~81.5	0.31
	0~2.9	0.01
	2.9~5.8	-0.01
	5.8~9	-0.11
	9~13.6	0.24
道路缓冲区/m	13.6~26.8	-0.23
	0~30	-0.78
	30~60	-0.19
	60~90	0.13
水系缓冲区/m	>90	0.28
	0~500	-0.08
	500~1 000	0.68
	1 000~1 500	-0.74
	1 500~2 000	0.48
地形起伏度/m	>2 000	-2.68
	0~7	-0.48
	7~13	0.00
	13~19	0.13
	19~29	0.25
人类活动缓冲区/m	29~48	0.26
	0~100	0.56
	100~200	-1.07
	200~300	-1.13
	300~400	-0.64
	>400	-1.89

主成分作为数据集。将数据集的前 90%划分为训练集,后 10%划分为测试集,以测试集与预测值的均方根误差为适应度函数,将 PSO-SVR 模型惩罚系数(C)和核函数参数(g)的寻优范围设置为[0,100]和[0,1],将寻



图 5 形变点位置图

Fig. 5 Location map of deformation points

表 3 灰色关联度

Table 3 Summary table of grey relational degree

影响因素	气温	水位	地下水	NDVI	降雨量
灰色关联度	0.758 4	0.758 3	0.692 9	0.666 7	0.622 3

找到的超参数代入 PSO-SVR 模型进行预测, 预测结果如表 4 所示。

表 4 PSO-SVR 模型的预测结果

Table 4 Prediction results of the PSO-SVR model

点号	日期	真实值/mm	预测值/mm
形变点1	2019-10-14	-14.71	-14.61
	2019-11-07	-17.43	-17.34
	2019-12-01	-20.71	-20.70
	2019-12-25	-21.42	-21.32
形变点2	2019-10-14	-13.08	-13.18
	2019-11-07	-16.63	-16.53
	2019-12-01	-18.04	-18.03
	2019-12-25	-20.29	-20.19

6 模型精度评价

6.1 ARIMA 预测模型

为验证 PSO-SVR 预测模型的可靠性, 选取 ARIMA 模型和 PSO-SVR 模型进行对比实验。ARIMA 模型需先对形变数据进行差分处理, 使其平稳化, 再通过赤池信息准则、贝叶斯信息准则确定准确的 p 、 q 值, 进行模型残差检验, 筛选出最优模型 $ARIMA(d, p, q)$ 对平稳序列进行预测, ARIMA 模型预测结果如表 5 所示。

6.2 精度评定

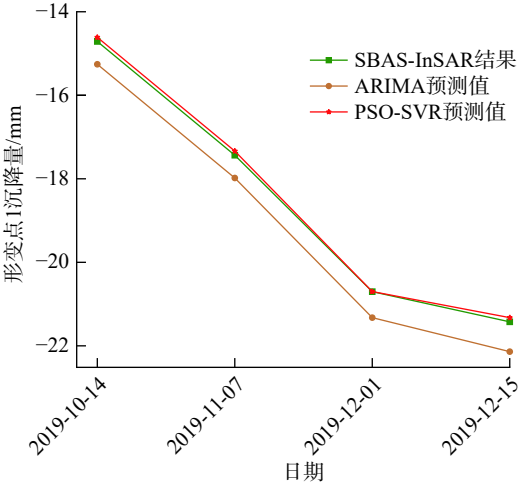
由图 6 可知, PSO-SVR 模型的预测结果与 SBAS-InSAR 技术获取的形变数据更加接近。分别计算测试集和两组预测结果的平均绝对误差、均方差和决策系数, 结果如表 6 所示。由表可知, PSO-SVR 模型的最

表 5 ARIMA 模型的预测结果

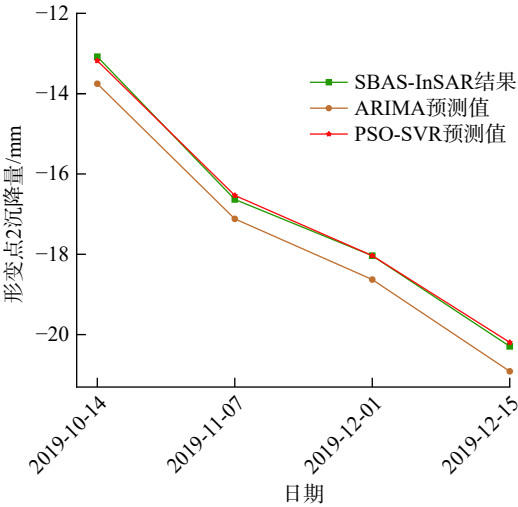
Table 5 Prediction results of the ARIMA model

点号	日期	真实值/mm	预测值/mm
形变点1	2019-10-14	-14.71	-15.26
	2019-11-07	-17.44	-17.98
	2019-12-01	-20.70	-21.32
	2019-12-25	-21.42	-22.14
形变点2	2019-10-14	-13.08	-13.75
	2019-11-07	-16.63	-17.12
	2019-12-01	-18.04	-18.63
	2019-12-25	-20.29	-20.91

小平均绝对误差和最小均方差分别为 0.075 0、0.007 5, ARIMA 模型的 MAE 和 MSE 分别为 0.593 3、0.356 8。相较而言, PSO-SVR 模型的各项误差检验指标均优于 ARIMA 模型, 预测结果更为准确, 结果表明 PSO-SVR 模型在高填方区域地表沉降预测应用的可靠性。



(a) 形变点1的预测结果



(b) 形变点2的预测结果

图 6 各模型预测结果

Fig. 6 The prediction results of each model for each deformation points

表 6 精度评定表

Table 6 Accuracy evaluation table

模型	点号	MAE	MSE	R ²
PSO-SVR	形变点1	0.075 3	0.007 5	0.999 0
	形变点2	0.075 0	0.007 5	0.998 9
ARIMA	形变点1	0.606 9	0.373 1	0.948 3
	形变点2	0.593 3	0.356 8	0.947 9

7 结论

(1)通过内外精度评定可知, 基于 SBAS-InSAR 技术处理得到的形变数据与水准数据精度相当, 满足相关规范。SBAS-InSAR 技术能够为高填方区域的变形监测工作提供参考依据, 能够为后续的预测工作提供良好的预测数据。

(2)基于信息量模型对地表沉降严重区域的空间分布情况进行统计, 了解地表沉降易发地的地势特点。通过灰色关联分析和主成分分析法分析与地表形变联系密切的动态影响因素。

(3)利用 POS-SVR 模型和 ARIMA 模型对地表沉降量进行预测, 结果表明: PSO-SVR 模型的预测精度优于 ARIMA 模型, 且 PSO-SVR 的预测值与测试集的误差不超过 0.1, 与同时期的水准监测数据的吻合度也较好。可见 PSO-SVR 模型在高填方区域地表沉降预测中具有较好的实用性。

参考文献(References):

[1] 刘强. 时序 InSAR 技术在中型城市地表形变时空特征应用及预测分析 [D]. 抚州: 东华理工大学, 2022. [LIU Qiang. Application and prediction analysis of time series InSAR technology in temporal and spatial characteristics of surface deformation in medium-sized cities [D]. Fuzhou: East China Institute of Technology, 2022. (in Chinese with English abstract)]

[2] 李金超. 基于 InSAR 和 Sentinel-1A 的淮南矿区形变灾害监测研究 [D]. 合肥: 合肥工业大学, 2021. [LI Jinchao. Research on deformation disaster monitoring in Huainan mining area based on InSAR and sentinel-1A [D]. Hefei: Hefei University of Technology, 2021. (in Chinese with English abstract)]

[3] FERRETTI A, PRATI C, ROCCA F. Permanent scatterers in SAR interferometry [J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2001, 39(1): 8 – 20.

[4] BERARDINO P, FORNARO G, LANARI R, et al. A new algorithm for surface deformation monitoring based on small baseline differential SAR interferograms [J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2002, 40(11): 2375 – 2383.

[5] 于书媛, 杨源源, 张鹏飞, 等. 运用时序 InSAR 技术监测合肥市地面沉降及断裂活动 [J]. *大地测量与地球动力学*, 2021, 41(4): 398 – 402. [YU Shuyuan, YANG Yuanyuan, ZHANG Pengfei, et al. Monitoring land subsidence and fault activity in Hefei City based on MT-InSAR [J]. *Journal of Geodesy and Geodynamics*, 2021, 41(4): 398 – 402. (in Chinese with English abstract)]

[6] 代聪, 李为乐, 陆会燕, 等. 甘肃省舟曲县城周边活动滑坡 InSAR 探测 [J]. *武汉大学学报(信息科学版)*, 2021, 46(7): 994 – 1002. [DAI Cong, LI Weile, LU Huiyan, et al. Active landslides detection in Zhouqu County, Gansu Province using InSAR technology [J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2021, 46(7): 994 – 1002. (in Chinese)]

[7] 赵现仁. 基于时序干涉 SAR 的北极地区冰川运动监测分析 [D]. 北京: 北京建筑大学, 2020. [ZHAOXianren. Monitoring and analysis of glacier movement in arctic based on time series interferometric SAR [D]. Beijing: Beijing University of Civil Engineering and Architecture, 2020. (in Chinese with English abstract)]

[8] 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. [ZHOU Dingyi, ZUO Xiaoqing. Surface subsidence monitoring and prediction in mining area based on SBAS-InSAR and PSO-BP neural network algorithm [J]. *Journal of Yunnan University (Natural Sciences Edition)*, 2021, 43(5): 895 – 905. (in Chinese with English abstract)]

[9] 师芸, 李杰, 吕杰, 等. 结合 SBAS-InSAR 与支持向量回归的开采沉陷监测与预测 [J]. *遥感信息*, 2021, 36(2): 6 – 12. [SHI Yun, LI Jie, LYU Jie, et al. Monitoring and prediction of mining subsidence based on SBAS-InSAR and improved support vector regression [J]. *Remote Sensing Information*, 2021, 36(2): 6 – 12. (in Chinese with English abstract)]

[10] CORTES C, VAPNIK V. Support-vector networks [J]. *Machine Learning*, 1995, 20(3): 273 – 297.

[11] 喜文飞, 杨正荣, 赵子龙, 等. 基于 SBAS-InSAR 技术的小区域沉降监测研究 [J]. *云南师范大学学报(自然科学版)*, 2022, 42(4): 41 – 44. [XI Wenfei, YANG Zhengrong, ZHAO Zilong, et al. Study on settlement monitoring in small area based on the SBAS-InSAR technology [J]. *Journal of Yunan Normal University (Natural Sciences Edition)*, 2022, 42(4): 41 – 44. (in Chinese with English abstract)]

[12] 杨康, 薛喜成, 李识博. 信息量融入 GA 优化 SVM 模型下的地质灾害易发性评价 [J]. *安全与环境工程*, 2022, 29(3): 109 – 118. [YANG Kang, XUE Xicheng, LI Shibao. Geological hazard susceptibility assessment by incorporating information value into GA optimized SVM model [J]. *Safety and*

- [Environmental Engineering](#), 2022, 29(3): 109–118. (in Chinese with English abstract)]
- [13] 谭学瑞, 邓聚龙. 灰色关联分析: 多因素统计分析新方法 [J]. 统计研究, 1995, 12(3): 46–48. [TAN Xuerui, DENG Julong. Grey connected analysis: A new method of multifactor statistical analysis [J]. *Statistical Research*, 1995, 12(3): 46–48. (in Chinese with English abstract)]
- [14] 何旭, 何毅, 张立峰, 等. 联合 InSAR 与 PCA 的北京平原地面沉降时空分析 [J]. 光谱学与光谱分析, 2022, 42(7): 2315–2324. [HE Xu, HE Yi, ZHANG Lifeng, et al. Spatio-temporal analysis of land subsidence in Beijing plain based on InSAR and PCA [J]. *Spectroscopy and Spectral Analysis*, 2022, 42(7): 2315–2324. (in Chinese with English abstract)]
- [15] KENNEDY J, EBERHART R. Particle swarm optimization [C] // *Proceedings of ICNN'95 - International Conference on Neural Networks*. November 27 - December 1, 1995, Perth, WA, Australia. IEEE, 2002: 1942–1948.
- [16] 韩冰, 袁颖. 基于主成分分析的 GA-SVM 地表沉降预测模型 [J]. 中国科技论文, 2018, 13(9): 1045–1049. [HAN Bing, YUAN Ying. Application of GA-SVM model based on principal component analysis to prediction of surface settlement of shield construction [J]. *China Science Paper*, 2018, 13(9): 1045–1049. (in Chinese with English abstract)]
- [17] 冯小蔓. 基于 InSAR 技术的地表形变与雪深监测研究 [D]. 太原: 太原理工大学, 2021. [FENG Xiaoman. Research on monitoring of surface deformation and snow depth based on InSAR technology [D]. Taiyuan: Taiyuan University of Technology, 2021. (in Chinese with English abstract)]
- [18] 潘建平, 邓福江, 徐正宣, 等. 基于轨道精炼控制点精选的极艰险区域时序 InSAR 地表形变监测 [J]. [中国地质灾害与防治学报](#), 2021, 32(5): 98–104. [PAN Jianping, DENG Fujiang, XU Zhengxuan, et al. Time series InSAR surface deformation monitoring in extremely difficult area based on track refining control points selection [J]. [The Chinese Journal of Geological Hazard and Control](#), 2021, 32(5): 98–104. (in Chinese with English abstract)]
- [19] FAN Hongdong, WANG Liang, WEN Binfan, et al. A new model for three-dimensional deformation extraction with single-track InSAR based on mining subsidence characteristics [J]. [International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation](#), 2021, 94: 102223.
- [20] 杨沛璋, 崔圣华, 裴向军, 等. 基于 SBAS-InSAR 和光学遥感影像的大型倾倒变形体变形演化 [J]. 地质科技通报, 2023, 42(6): 63–75. [YANG Peizhang, CUI Shenghua, PEI Xiangjun, et al. Deformation and evolution of large dumping bodies based on SBAS-InSAR and optical remote sensing images [J]. *Bulletin of Geological Science and Technology*, 2023, 42(6): 63–75. (in Chinese with English abstract)]
- [21] 中国国土资源航空物探遥感中心. 地面沉降干涉雷达数据处理技术规程: DD 2014–11 [S]. 北京: 中国地质调查局, 2014. [China Aero Geophysical Survey and Remote Sensing Center for Land and Resources. Technical specification for data processing of land subsidence interference radar: DD 2014–11 [S]. Beijing: China Geological Survey, 2014. (in Chinese)]
- [22] 杜国梁, 杨志华, 袁颖, 等. 基于逻辑回归-信息量的川藏交通廊道滑坡易发性评价 [J]. 水文地质工程地质, 2021, 48(5): 102–111. [DU Guoliang, YANG Zhihua, YUAN Ying, et al. Landslide susceptibility mapping in the Sichuan-Tibet traffic corridor using logistic regression-information value method [J]. *Hydrogeology & Engineering Geology*, 2021, 48(5): 102–111. (in Chinese with English abstract)]
- [23] 刘刚, 徐成华, 施威, 等. 南京河西地区地面沉降成因分析 [J]. [地质论评](#), 2023, 69(2): 639–647. [LIU Gang, XU Chenghua, SHI Wei, et al. Cause analysis of land subsidence in Hexi area, Nanjing [J]. [Geological Review](#), 2023, 69(2): 639–647. (in Chinese with English abstract)]
- [24] 葛伟丽, 李元杰, 张春明, 等. 基于 InSAR 技术的内蒙古巴彦淖尔市地面沉降演化特征及成因分析 [J]. [水文地质工程地质](#), 2022, 49(4): 198–206. [GE Weili, LI Yuanjie, ZHANG Chunming, et al. An attribution analysis of land subsidence features in the city of Bayannur in Inner Mongolia based on InSAR [J]. [Hydrogeology and Engineering Geology](#), 2022, 49(4): 198–206. (in Chinese with English abstract)]
- [25] 秦胜伍, 张延庆, 张领帅, 等. 基于 Stacking 模型融合的深基坑地面沉降预测 [J]. 吉林大学学报(地球科学版), 2021, 51(5): 1316–1323. [QIN Shengwu, ZHANG Yanqing, ZHANG Lingshuai, et al. Prediction of ground settlement around deep foundation pit based on stacking model fusion [J]. *Journal of Jilin University (Earth Science Edition)*, 2021, 51(5): 1316–1323. (in Chinese with English abstract)]