

矿区地表形变监测及预测方法研究

张兰军¹, 王世杰^{1,2}, 金鑫田¹, 姜 鑫¹

(1. 兰州交通大学 测绘与地理信息学院, 地理国情监测技术应用国家地方联合工程研究中心, 甘肃省地理国情监测工程实验室, 兰州 730070; 2. 甘肃大禹九州空间信息科技有限公司院士专家工作站, 兰州 730050)

摘要:利用 2018 年 1 月至 2021 年 12 月的 47 景 Sentinel-1A 影像, 基于 SBAS-InSAR 技术, 对窑街矿区进行沉降监测。根据矿区沉降特征, 构建 GM(2, 1)、BP 神经网络、PSO-SVR 和 LSTM 4 种预测模型, 对 3 个矿区 2020—2021 年形变中心沉降值进行预测分析。结果显示: 窑街矿区大部分区域处于稳定状态, 矿区中心形成明显的沉降漏斗, 最大平均沉降速率为 157.01 mm/a, 2018—2021 年最大累积沉降量达到 681.82 mm, 存在发生采空区大面积塌陷和次生地质灾害的危险。预测结果显示, 4 种模型表现出不同的预测精度, LSTM 模型预测精度最高, 可作为矿区地表沉降相对可靠的预测模型。

关键词:窑街矿区; SBAS-InSAR; 沉降预测; 时序分析

中图分类号:P237 **文献标志码:**A **文章编号:**1671-1807(2023)07-0248-06

为满足各行业对于煤炭资源的需求, 煤炭矿区常以大面积、高强度、多工作面的方式进行长时间、高强度的开采^[1], 使矿区地质环境遭到不同程度的破坏, 导致时有地质灾害发生, 最常见的为矿区地表沉降, 严重的有地面塌陷、矿洞坍塌、滑坡、泥石流等^[2]。因此, 对矿区进行有效地动态监测, 及时获取并分析矿区地表沉降规律, 可为矿区后期合理开发和规划治理提供强有力的依据。

相比较传统的水准测量、三角测量、全球定位系统(GPS)等^[3]测量技术, 差分干涉测量技术(D-InSAR)作为一种新的观测手段, 因其监测面广、分辨率高、不受气候影响^[3-5]等优点, 在矿区地表沉降监测中得到广泛应用。然而, 当时间跨度较大时, D-InSAR 技术常常存在时空失相干问题^[6], 获得的形变场有时显示碎片或点状分布, 不利于后期形变特征的分析。SBAS-InSAR 技术采用奇异值分解将数据集连接起来进行干涉测量, 有效地消除限制因素, 一定程度上减小了时空失相干的影响, 可获得相对可靠的地表形变数据, 在长时间序列的动态监测项目上取得了较好的应用效果。

为整体了解窑街矿区地表沉降特征, 本研究利用小基线集-合成孔径雷达干涉测量技术(SBAS-In-

SAR)技术对矿区沉降进行监测, 分析矿区地表沉降规律。利用 GM(2, 1)、BP 神经网络、粒子群优化的支持向量回归机(PSO-SVR)和长短期记忆(LSTM)4 种预测模型, 拟合预测矿区短期地面沉降趋势。

1 技术原理和预测模型

1.1 SBAS-InSAR 技术原理

SBAS-InSAR 技术基本原理是利用目标点相位分析获取时序形变, 通过筛选, 组成差分干涉对, 选取相干目标点相位变化进行建模和解算, 减小各类因素产生的噪声, 获取地表的时序形变信息^[7]。假设获取的有时间序列且满足覆盖同一区域的 $N+1$ 幅影像, 选取一幅为主影像, 对剩余影像配准, 选取符合前期设定时空基线阈值的干涉对, 假设得到了 M 幅差分干涉图, 则有

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

以 t_0 时刻为起始时刻, 则任意时刻 t_i ($i = 1, 2, \dots, N$) 相对于 t_0 时刻的差分相位 $\varphi(t_i)$ 为未知数, 所获得的差分干涉相位 $\delta\varphi(t_i)$ ($i = 1, 2, \dots, M$) 为观测量。在不考虑时空失相关、高程、地形起伏以及大气等因素造成的噪声, 则第 i 幅差分干涉图中像元 (r, x) 的相位值为

收稿日期:2022-11-09

基金项目:国家自然科学基金(41861061); 兰州交通大学天佑创新团队项目(TY202001)。

作者简介:张兰军(1997—), 男, 甘肃东乡人, 兰州交通大学测绘与地理信息学院, 硕士研究生, 研究方向为 InSAR 监测地质灾害; 王世杰(1971—), 男, 甘肃民勤人, 兰州交通大学测绘与地理信息学院, 教授级高级工程师, 硕士, 研究方向为灾害监测、自然资源变化监测; 金鑫田(1996—), 男, 甘肃榆中人, 兰州交通大学测绘与地理信息学院, 硕士研究生, 研究方向为 InSAR 监测地质灾害; 姜鑫(1995—), 男, 甘肃会宁人, 兰州交通大学测绘与地理信息学院, 硕士研究生, 研究方向为 InSAR 监测地质灾害。

$$\delta \varphi_i(r, x) = \varphi(t_A, r, x) - \varphi(t_B, r, x) \approx \frac{4\pi}{\lambda} [d(t_A, r, x) - d(t_B, r, x)] \quad (2)$$

式中: λ 为雷达波长; $d(t_A, r, x)$ 和 $d(t_B, r, x)$ 为像元分别在 t_A 、 t_B 时刻的视线向形变。

去除残余相位、大气延迟以及其他各类噪声后,获取的地表形变平均形变速率可表示为

$$\mathbf{V}^T = \left[V_1 = \frac{\varphi_1 - \varphi_0}{t_1 - t_0}, \dots, V_N = \frac{\varphi_N - \varphi_{N-1}}{t_N - t_{N-1}} \right] \quad (3)$$

可将式(3)转化为

$$\sum_{i=IS_j+1}^{IM_j} (t_i - t_{i+1}) v_i = \delta \varphi_j, j = 1, 2, \dots, M。$$

可继续简化为

$$\mathbf{B} \mathbf{v} = \delta \boldsymbol{\varphi} \quad (4)$$

式中: $\mathbf{B}$ 为 $M \times N$ 阶矩阵; 矩阵元素 $B[i, j] = (t_{j+1} - t_j) (IS_j + 1 \leq IM_j, \forall i = 1, 2, \dots, M)$, 其他元素值为零; IM_j 、 IS_j 分别为生成 j 幅差分干涉图的相应辅影像和主影像。对 $\mathbf{B}$ 进行奇异值分解, 解出各时间段相对应相位变化速率 $\mathbf{v}$, 计算恢复相位时间序列, 得到形变时间序列^[8-10]。

1.2 预测模型

利用数理统计方法进行地面沉预测, 模型相对简单, 只是单纯地利用已知数据, 从统计学角度进行数学预测, 未将地面沉降的物理过程和地下构筑物的介质关系考虑进去, 当地面沉降特征相对复杂时, 这种预测方法显得十分单薄, 一般难以取得良好的预测结果^[11]。智能算法, 是一种高效的仿生算法, 它的出现解决了传统数理统计方法计算效率低下、难以拟合高度复杂的非线性关系等诸多难题。智能算法主要通过挖掘累积沉降量与时间之间的关系或沉降诱发因素与沉降量之间非线性关系来实现沉降的预测^[12-13]。

为更好地预测窑街矿区地表沉降, 本文采用数理统计和智能算法多种方法来预测沉降, 利用 GM(2, 1)、BP 神经网络、PSO-SVR 和 LSTM 4 种预测模型对沉降状况进行预测, 选取 3 个矿区沉降严重区域的 18 期形变中心沉降值进行预测分析, 以前 14 期为训练样本值, 对剩余的 4 期数据进行拟合, 掌握样本的原始内在发展趋势, 然后将预测值与原始样本进行比较, 得到残差值序列, 最后对比不同模型预测精度。

2 实例计算与结果分析

2.1 研究区概况与数据

窑街矿区地处甘肃省兰州市西北部, 位于青海省

与甘肃省交界地带, 其中心地理坐标为 (102.53°N, 36.23°E), 行政区隶属红古区管辖^[14]。窑街矿区开采时间较早, 煤层厚度大, 涉及范围广, 现有开采煤矿有窑街三矿、金河煤矿和海石湾煤矿等。由于大规模、高覆盖、长时间的开采, 使得矿区地底形成了采空区, 给矿山煤炭开采留下了一定的安全隐患, 时常有大面积的地面塌陷、地表陷坑、台阶状断裂、地裂缝等灾害发生, 引起了相关部门的重视。

哨兵数据是欧空局发射的对地观测卫星, 自 2014 年工作以来, 因其新型地形观测模式和免费使用的特征, 广泛应用于地震、火山、冰川、地下水开采及煤矿开采引发的地表形变监测和分析中^[15]。本文以窑街矿区为研究区域, 选取 2018 年 1 月至 2021 年 12 月的 47 景 Sentinel-1A 影像进行实验操作。

2.2 SBAS 监测结果验证与分析

在干涉处理过程中, 采用 30 m 分辨率 DEM 去除地形相位。为更好地消除相位误差, 减少斑点以及其他噪声影响, 使用 Goldstein 滤波方法对相位图进行滤波处理, 以提高处理结果的整体条纹清晰度, 降低后期解缠等级, 减轻由空间基线或时间基线引起的噪声影响实验结果^[16]。选取高相干点, 分析其相位变化, 采用最小费流算法 (minimum cost flow) 进行相位解缠, 避免大面积低相干和其他抑制增长的因素使解缠困难, 提取有效的地表形变^[17]。解缠后差分干涉相位中仍包含各类误差和噪声, 为有效消除、减弱其对形变信息的影响, 进行滤波处理, 有效分离各种相位成分^[18]。为消除残余相位的影响, 进行轨道精练和重去平处理^[19-20]; 基于以上数据处理方法削弱和消除误差后, 利用有效解缠相位求解各时刻累积形变相位, 最终获得 2018 年 1 月至 2021 年 12 月间矿区地表形变量累积图。

图 1 为矿区累积形变量图。由图 1 可知: ①升降轨数据所得形变速率在量级上具有高度一致性, 矿区大部分区域处于稳定状态; ②存在 3 处明显形变区域, 表现为由边缘向中心形变逐渐增大的漏斗状, 形成了明显的沉降漏斗, 三处沉陷盆地位置与矿区实际吻合度较高, 形变区域在矿区作业范围内。为了验证升降轨数据形变位移量之间的关联性, 利用统计法对比分析。在图 1 中的窑街三矿、金河煤矿和海石湾煤矿分别标记出 P_1 、 P_2 、 P_3 共 3 个参考点, 对应的在降轨累计沉降量图中标记出 P'_1 、 P'_2 、 P'_3 共 3 个参考点, 利用升降轨沉降量图制作升降轨参考点之间的线性关系图。图 2 是 P_1 与 P'_1 、 P_2 与 P'_2 、 P_3 与 P'_3 的拟合方程以及皮尔逊相关系

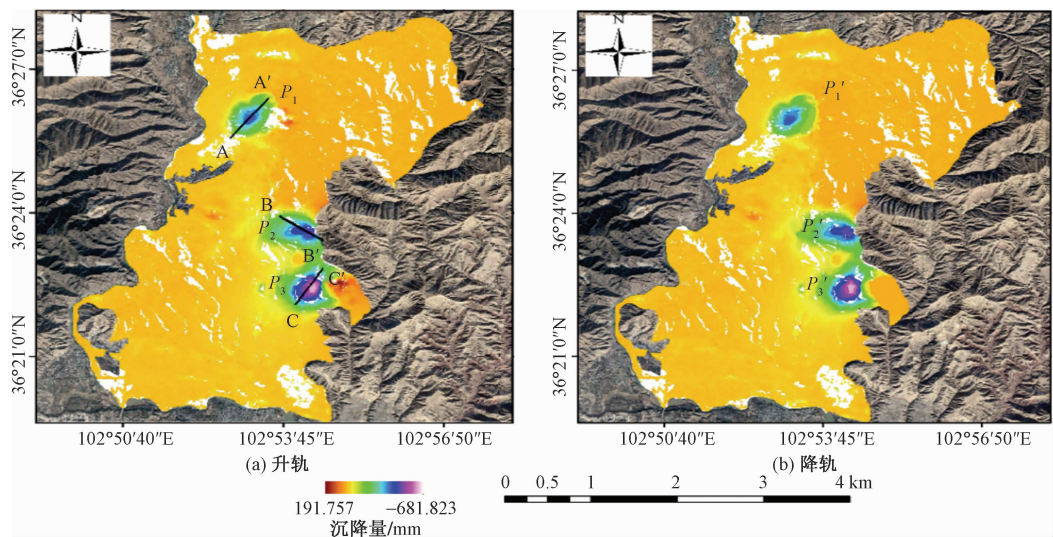


图 1 升降轨累计沉降量

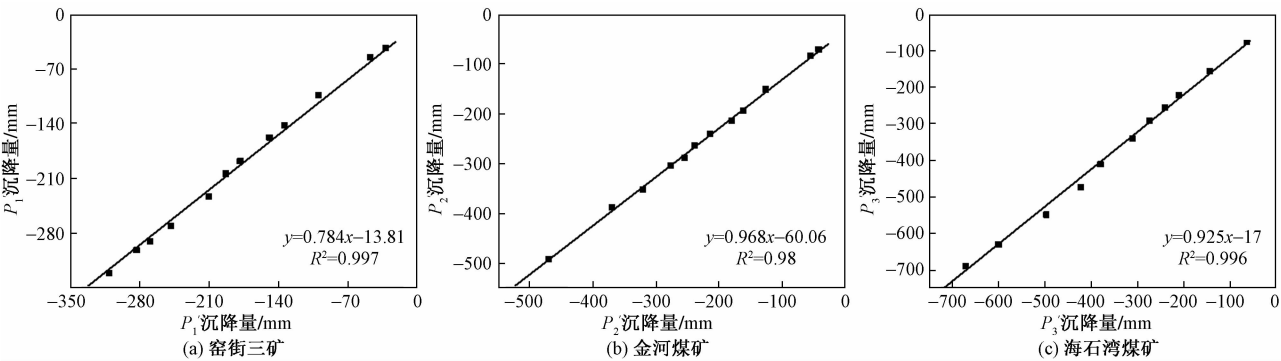


图 2 3 个参考点拟合方程

数。拟合结果显示,3 个参考点对应的皮尔逊相关系数 R^2 均在 0.9 以上,说明 SBAS-InSAR 技术监测窑街矿区地表沉降具有很高的可靠性。

为了量化分析各工作面的沉降速率特征,对 3 个工作面做剖面(图 1),提取像点进行分析。根据形变中心位置特征,绘制 3 个矿区各自的剖面线。图 3 表示矿区沉降速率剖面图。由图 3 可知:①沉降速率方面,各矿区都表现为“V”形特征,在矿区中心处达到最大值;窑街三矿最大年平均沉降速率达到 51.2 mm/a,金河煤矿最大年平均沉降速率达到 124.9 mm/a,海石湾矿区最大年沉降速率达到 157.01 mm/a;②沉降区域长度方面,窑街三矿沉降中心长约 0.15 km,沉降区域长约 1 km,金河煤矿沉降中心长约 0.21 km,沉降区域长约 1.3 km,海石湾矿区沉降中心长约 0.21 km,沉降区域长约 1.4 km;③沉降速率变化方面,三矿区沉降速率按开采方向逐渐递增,在沉降中心达到最大,后期沉积速率有明显的递减趋势,了解已知资料分析是开采强度变化所致。

为直观了解矿区地表形变的沉降特征,绘制了 2018—2021 年矿区部分形变时序图(图 4)。由图 4 可知:①研究区大部分区域地表稳定,存在 3 处明显形变区域,表现为由边缘向中心形变逐渐增大的漏斗状,形成了明显的沉降漏斗,3 处沉陷盆地位置与采空区实际吻合度高,形变区域在矿区作业范围内;②2018—2021 年,窑街三矿沉降速率最小,矿区工作面附近形成阶梯状沉降现象;③金河矿区沉降速率在 3 个矿区中处于中间水平,整体表现为由西北—东南的沉降趋势;④金河矿区南段与海石湾矿区相连,受金河矿区采空区和海石湾矿区自身开采影响,海石湾矿区在沉降范围和累计沉降量方面都大于窑街三矿和金河煤矿,最大累计沉降量达到了 681.82 mm。

2.3 沉降预测及结果分析

由上述分析可知,3 个矿区的中心区域年均沉降速率均超过 30 mm/a,若忽略研究区的地表沉降,可能会发生采空区的大面积塌陷和其他次生地质灾害。因此,探讨和预测典型沉降区的地面沉降特征十分重要。首先选取 3 个矿区 2020—2021 年

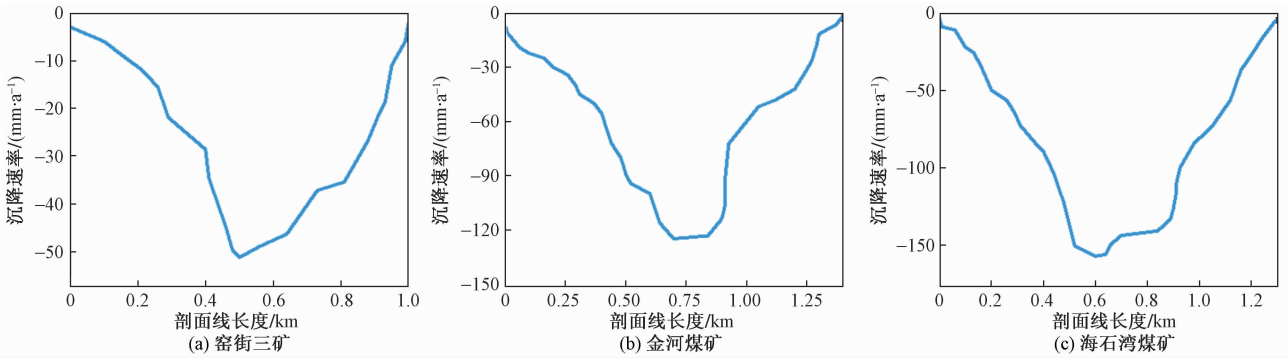


图 3 3 个矿区沉降速率剖面图

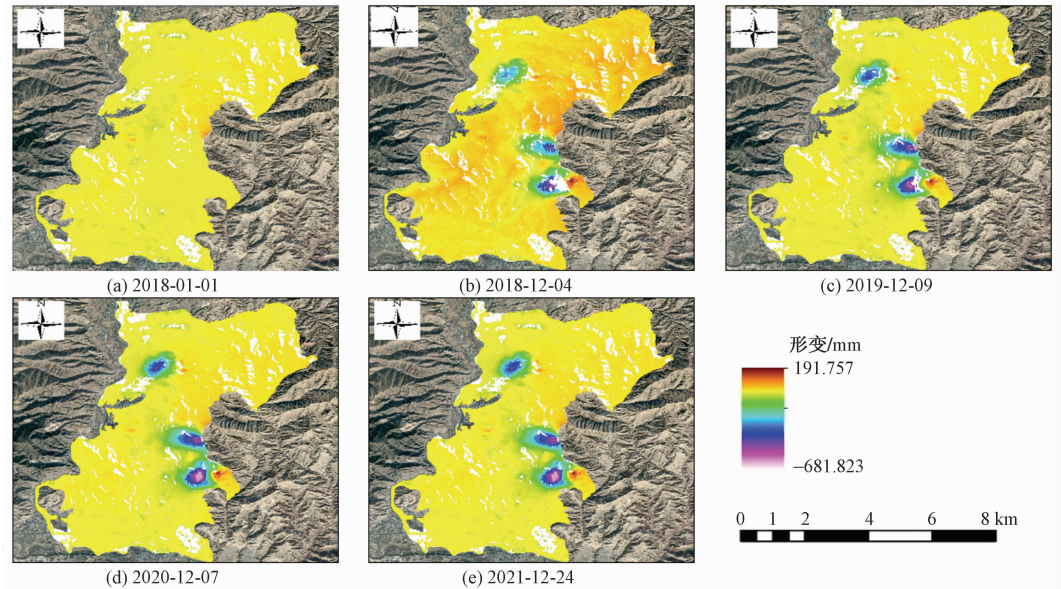


图 4 2018—2021 年研究区部分形变序列图

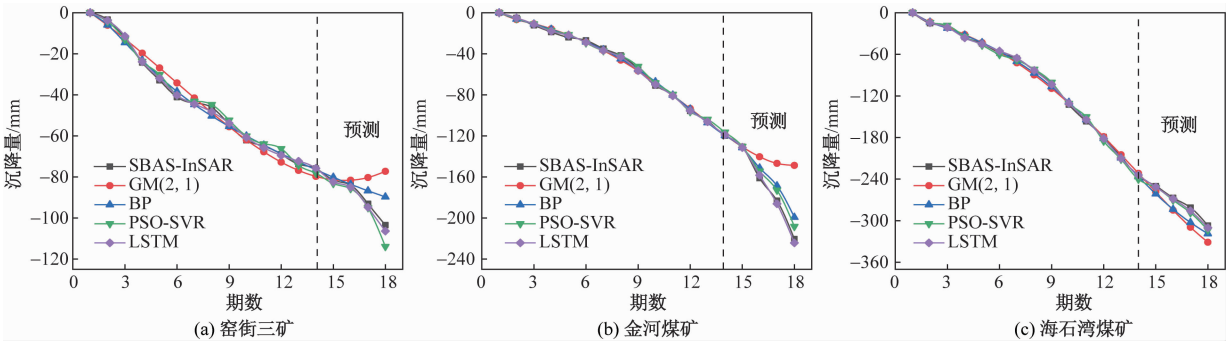


图 5 3 个矿区样本数据和各模型预测结果对比

的 18 期形变中心沉降值,前 14 期为训练样本值,对剩余的 4 期数据进行拟合预测(表 1)。利用 MATLAB 软件构建预测模型,预测结果与 SBAS-InSAR 监测值进行比对,结果如图 5 所示。

由图 5 可知:①总体上,4 种预测模型对 3 个矿区的样本数据拟合较为理想,拟合结果与样本数据一致性较高,最大差值为 15 mm。对第 5~10 期数

据拟合情况较差,分析此现象可能与矿区从第 5 期开始突然加大开采强度和工作面有关。②各预测模型表现出不同的精度,其中 LSTM 模型预测精度最高,预测值与真实值的最大绝对误差为 4.7 mm,GM(2,1)模型预测结果出现了较大的偏差,预测有偏离样本值的趋势。③不同预测模型在不同矿区的预测结果存在差异,预测结果和数值表现出不同

的发展趋势,估计该现象与不同矿区的开采程度和后期沉降防范工作强度有关,该现象与矿区现实情况一致。

为更好地分析模型精度,分别计算各预测模型的平均绝对误差(MAE)和均方根误差(RMSE),见表 2。由表 2 可知:①4 种模型矿区沉

降点预测效果和精度存在很大差异,GM(2,1)预测结果较差,相比而言,LSTM 模型在 3 个矿区样本值的拟合和预测较好,绝对误差在 5 mm 以内;②在未来 4 个月的预测中,对比 4 种模型的 MAE 和 RMSE 发现,LSTM 模型在精度上高于其他模型。

表 1 3 个矿区各预测模型拟合结果对比

矿区	观测期数	沉降值	沉降结果/mm							
			GM		BP		PSO-SVR		LSTM	
			预测值	绝对误差	预测值	绝对误差	预测值	绝对误差	预测值	绝对误差
窑街三矿	15	-81.58	-81.39	0.19	-80.14	1.44	-83.24	1.66	-82.41	0.83
	16	-83.98	-81.61	2.37	-83.57	0.41	-85.69	1.71	-85.01	1.03
	17	-93.11	-80.28	12.83	-86.78	6.33	-95.00	1.89	-94.78	1.67
	18	-103.49	-77.29	26.20	-89.75	13.74	-113.92	10.43	-106.41	2.72
金河矿区	15	-130.56	-130.71	0.15	-131.44	0.88	-130.20	0.36	-131.44	0.88
	16	-161.22	-140.22	21.00	-151.23	9.99	-154.36	6.86	-158.41	2.81
	17	-183.22	-146.81	36.41	-168.68	14.54	-172.95	10.27	-186.21	2.99
	18	-220.59	-148.73	71.86	-199.36	21.23	-208.33	12.26	-224.33	3.74
海石湾矿区	15	-249.98	-258.49	8.51	-261.35	10.37	-252.01	2.03	-251.33	1.35
	16	-266.96	-284.74	17.78	-283.50	16.54	-270.36	3.40	-268.45	1.49
	17	-280.96	-309.32	28.36	-302.57	21.61	-288.46	7.50	-285.66	4.70
	18	-307.11	-331.02	23.91	-318.68	11.57	-313.45	6.34	-310.14	3.03

表 2 各预测模型平均 MAE 和 RMSE 对比

预测模型	MAE	RMSE
GM(1,2)	15.62	15.32
BP 神经网络	9.32	9.21
PSO-SVR	4.56	4.63
LSTM	2.13	2.05

3 结论

利用 Sentinel-1A 影像结合 SBAS-InSAR 技术,获取窑街矿区 2018—2021 年的沉降特征。对比升降轨实验结果,分析 3 个典型区域的沉降特征,并对形变中心沉降值进行预测分析。主要结论如下:

1)窑街矿区大部分区域处于稳定状态,3 个矿区大致都呈线性沉降趋势,随着时间变化,累计沉降量不断上升,矿区最大年平均沉降速率为 157.01 mm/a,最大累计沉降量达到 681.82 mm。

2)由升降轨数据对比验证可知,升降轨选取的 3 个参考点所对应皮尔逊相关系数均在 0.9 以上,说明 SBAS-InSAR 技术监测窑街矿区地表沉降具有可靠性,在缺少对比数据时,升降轨互检可作为一种内部检查手段来验证实验。

3)4 种模型预测结果显示,各模型表现出不同的预测精度,随着时间的不断推移,GM(2,1)模型的预测值不断偏离真实值,误差越来越大,表现出逐渐偏离真实值的趋势,预测效果不理想;BP 神经网络和 PSO-SVR 在前 4 期的预测中,预测值较为

理想,与 GM(2,1)模型相比,MAE 和 RMSE 均小于 GM(2,1)模型;LSTM 预测模型在 4 种模型中精度最高,和真实值具有较高的一致性,可以作为矿区监测的有效预测模型。

参考文献

[1] 刘晓帅,陶秋香,牛冲,等. D-InSAR 与 SBAS-InSAR 矿区地面沉降监测能力对比分析与验证[J]. 地球物理学进展, 2022,30(3):1-13.

[2] 乐颖,夏元平,钱文龙. 融合多种差分干涉测量的矿区地表形变监测[J]. 科学技术与工程, 2022,22(22):9489-9499.

[3] 许东丽,王涛,达瓦桑杰,等. SBAS-InSAR 技术在特大型滑坡形变监测中的应用:以西藏自治区庞村滑坡为例[J]. 科学技术与工程, 2021,21(35):14927-14935.

[4] 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.

[5] 杨成业,张涛,高贵,等. SBAS-InSAR 技术在西藏江达县金沙江流域典型巨型滑坡变形监测中的应用[J]. 中国地质灾害与防治学报, 2022,33(3):94-105.

[6] 张凯翔,张占荣,于宪煜. SBAS-InSAR 和 PS-InSAR 技术在鲁西南某线性工程沿线地面沉降成因分析中的应用[J]. 中国地质灾害与防治学报, 2022,33(4):65-76.

[7] 许强,蒲川豪,赵宽耀,等. 延安新区地面沉降时空演化特征时序 InSAR 监测与分析[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2021,46(7):957-969.

[8] 鲁玉芬,方从严,开明. 灰色-时序组合模型在建筑物沉降

预测中的应用[J]. 科技和产业, 2022, 22(8): 315-318.

[9] PAWLUSZEK-FILIPIAK K, BORKOWSKI A. Integration of DInSAR and SBAS techniques to determine mining-related deformations using Sentinel-1 data; the case study of Rydułtowy mine in Poland[J]. Remote Sensing, 2020, 12(2): 242-243.

[10] 安炳琪, 罗海滨, 丁海勇, 等. 基于 SBAS-InSAR 技术的西宁地表形变监测[J]. 遥感技术与应用, 2021, 36(4): 838-846.

[11] 王晓蕾, 姬志岗, 魏慷, 等. 煤层开采地表沉陷监测及预测技术现状及发展趋势[J]. 科学技术与工程, 2020, 20(24): 9696-9706.

[12] LI S, XU W, LI Z. Review of the SBAS InSAR time-series algorithms, applications, and challenges[J]. Geodesy and Geodynamics, 2021, 9(7): 114-126.

[13] 王瑜鑫, 王旭, 杨昊天. 基于粒子群优化反向传播神经网络的铁路路基沉降量预测[J]. 科技和产业, 2020, 20(5): 149-155.

[14] 韩守富, 赵宝强, 白艳萍, 等. 基于 SBAS-InSAR 的窑街煤矿开采沉陷研究[J]. 矿山测量, 2019, 47(3): 1-5.

[15] 任超, 施显健, 周吕, 等. 基于哨兵-1A 时间序列合成孔径雷达的地铁沿线地面沉降监测与分析[J]. 科学技术与工程, 2020, 20(2): 803-808.

[16] DU Q, LI G, ZHOU Y, et al. Deformation monitoring in an alpine mining area in the Tianshan Mountains based on SBAS-InSAR technology[J]. Advances in Materials Science and Engineering, 2021, 7(9): 112-127.

[17] 刘佳斌, 徐卓揆. 基于 PSInSAR 的水溶矿区沉降预测[J]. 地理空间信息, 2020, 18(7): 103-105, 130.

[18] 曹杨, 王旭春, 曹云飞, 等. 基于合成孔径雷达干涉测量的高速铁路下伏老采空区稳定性监测分析[J]. 科学技术与工程, 2022, 22(4): 1367-1375.

[19] CHEN D, CHEN H, ZHANG W, et al. Characteristics of the residual surface deformation of multiple abandoned mined-out areas based on a field investigation and SBAS-InSAR: a case study in Jilin, China[J]. Remote Sensing, 2020, 12(22): 3752-3755.

[20] 张铁勤, 何祺胜, 荆琛琳, 等. 基于 InSAR 的北京市平原区地下水动态监测[J]. 科学技术与工程, 2019, 19(12): 16-22.

Research on Monitoring and Forecasting Methods of Surface Deformation in Mining Area

ZHANG Lanjun¹, WANG Shijie^{1,2}, JIN Xintian¹, JIANG Xin¹

(1. Faculty of Geomatics, Lanzhou Jiaotong University, Nation Local Joint Engineering Research Center of Technologies and Applications for National Geographic State Monitoring, Gansu Provincial Engineering Laboratory for National Geographic State Monitoring, Lanzhou 730070, China; 2. Academician Expert Workstation of Gansu Dayu Jiuzhou Space Information Technology Co., Ltd, Lanzhou 730050, China)

Abstract: Based on SBAS-InSAR technology, 47 sentinel-1A images from January 2018 to December 2021 were used to monitor the subsidence of Yaojie mining area. According to the subsidence characteristics of mining areas, 4 prediction models, GM(2,1), BP neural network, PSO-SVR and LSTM, are constructed to predict and analyze the subsidence values of deformation centers in three mining areas from 2018 to 2021. The results show that most areas of Yaojie Mining Area are in a stable state, and the obvious subsidence funnel is formed in the center of the mining area. The maximum annual average subsidence rate is 157.01 mm/a, and the maximum accumulated subsidence from 2020 to 2021 is 681.82 mm, so there is a danger of large-scale subsidence and secondary geological disasters in mined-out areas. The prediction results show that the four models show different prediction accuracy, and the LSTM model has the highest prediction accuracy, which can be used as a relatively reliable prediction model of land subsidence in mining areas.

Keywords: Yaojie Mining Area; SBAS-InSAR; settlement prediction; time series analysis