doi: 10.3969/j.issn.1672-6073.2025.06.008

SBAS-InSAR 与 ARIMA 模型在地铁沿线沉降监测中的应用
——以乌鲁木齐为例

邓文彬，邓刘洋，曹帅振
（新疆大学建筑工程学院，乌鲁木齐 830017）

摘　要：为有效识别和防控地铁沿线及周边区域的地面沉降安全隐患，开展系统化的沉降监测工作至关重要。基于小基线集干涉测量(SBAS-InSAR)技术，获取乌鲁木齐市区地面沉降的时空演化特征，包括累积沉降量和沉降时间序列数据。同时，结合自回归积分滑动平均(ARIMA)预测模型，对重点沉降区域进行形变趋势预测，并针对地铁沿线典型沉降区段开展深入分析。研究结果表明：沙依巴克区、水磨沟区、乌鲁木齐县及新市区都有明显沉降，并有出现沉降漏斗区域，部分区域年沉降量达到 7.3～31.4 mm。地铁 1、2 号线部分路段沉降明显，沉降区域面积大，需要重点关注这些路段。利用 ARIMA 模型对 D4 和 D5 两处沉降区域未来的 12 期进行预测且预测结果精度高，可为后期监测提供参考。

关键词：城市轨道交通；InSAR；新疆地铁；ARIMA 模型；预测分析
中图分类号：U231　　**文献标志码：**A　　**文章编号：**1672-6073(2025)06-0055-08

Application of SBAS-InSAR and ARIMA Models in Monitoring Subway Line Settlement: A Case Study of Urumqi

DENG Wenbin, DENG Liuyang, CAO Shuaizhen
(School of Architecture and Engineering, Xinjiang University, Urumqi 830017)

Abstract: In order to effectively identify and prevent and control the safety hazards of ground settlement along the subway lines and surrounding areas, it is crucial to carry out systematic settlement monitoring. In this study, the spatial and temporal evolution characteristics of ground settlement in Urumqi metropolitan area, including cumulative settlement and settlement time series data, are obtained based on the small baseline set interferometry (SBAS-InSAR) technique. At the same time, the autoregressive integral sliding average (ARIMA) prediction model is combined to predict the deformation trend of the key subsidence areas, and an in-depth analysis is carried out for the typical subsidence sections along the subway line. The results of the study show that: Shayibak district, Shuimogou district, Urumqi county and the new urban area have obvious subsidence and subsidence funnel areas, and the annual subsidence in some areas reaches –31.4～–7.3 mm. the subway line 1 and 2 have obvious subsidence in some sections, and the area of subsidence area is large, which needs to be paid attention to the road

收稿日期：2025-03-03　修回日期：2025-07-01
第一作者：邓文彬，男，博士，教授，从事工程测量、大地测量、地质灾害等方面研究，125864110@qq.com
通信作者：邓刘洋，男，硕士研究生，主要研究 InSAR 数据处理及应用，1218867371@qq.com
基金项目：国家自然科学基金(51868074)；新疆维吾尔自治区自然科学基金(2022D01C55)；新疆重点研发项目(2022B03033-1)
引用格式：邓文彬，邓刘洋，曹帅振. SBAS-InSAR 与 ARIMA 模型在地铁沿线沉降监测中的应用：以乌鲁木齐为例[J]. 都市快轨交通，2025，38(6)：55-62.
DENG Wenbin, DENG Liuyang, CAO Shuaizhen. Application of SBAS-InSAR and ARIMA models in monitoring subway line settlement: a case study of Urumqi[J]. Urban rapid rail transit, 2025, 38(6): 55-62.

section. The ARIMA model is used to predict the future 12-period data of the two settlement areas of D4 and D5 with high prediction accuracy, which can be used as a reference for later monitoring.
Keywords: urban rail transit; InSAR; Xinjiang Metro; ARIMA model; predictive analysis

发展公共交通是缓解交通压力的有效途径，其中城市轨道交通的建设对缓解城市交通拥堵、提升交通枢纽能力以及引导城市功能发展具有重要作用。然而，地铁建设与运营过程中引发的地面沉降问题已成为一种地质灾害[1]。因此，开展地铁建设和运营期间的沉降问题研究十分必要。近几年来地面塌陷事故频发，广州地铁 11 号线沙河站一处工程场地塌陷，导致近 2 000 万元的直接经济损失[2]；2021 年 9 月成都 17 号线第二期工程塌方，造成了 650 多万元的直接经济损失[3]。这些事故表明，造成地面塌陷的严重程度。

冲积黏土、软质层土和地下水暗流会引发沉降。此外，在地铁建设或运营过程中，隧道施工不当以及列车运行产生的振动等因素也可能引发地面沉降。为此，持续、精确地监测地铁沿线地表状况，对于有效防治此类灾害具有重要意义。合成孔径雷达干涉测量技术(Interferometic Synthetic Aperture Radar，InSAR)是近年来快速发展的一种新方法，因其具有时间、空间分辨率高，覆盖面积广等优点而被广泛用于地面沉陷监测。为我国城市建设项目的长期、大规模的地表沉降研究奠定了基础。

随着我国城市轨道交通的建设与发展，关于地面沉陷的研究也逐渐深入。文献[4]利用永久散射体合成孔径雷达干涉测量技术(permanent sctterer InSAR，PS-InSAR)技术对昆明地铁 4 号线进行地表形变监测，发现监测区的形变和形变区的地质条件、工程施工有关系。文献[5]提出了一种基于分布式目标的地表形变监测方法(DS-InSAR)，利用特征值分解方法实现相位优化，结果表明，城市建设、降雨条件等是造成地表塌陷的重要原因。文献[6]以苏州地区为研究对象，采用高精度的永久散射体技术进行时序分析，发现在城市轨道交通建设过程中，周边地区建筑物的沉降速度显著增加，尤其是新建建筑物的沉降速度更快。文献[7]以北京地铁 6 号线慈寿寺站—潞城站为研究对象，采用永久散射体合成孔径雷达干涉测量方法对该区域的地表变形进行了监测。文献[8]基于 PS-InSAR 对佛山地铁沿线进行了监测分析。并使用自回归差分移动平均模型对典型站点附近的地面沉降进行预测，其研究成果为佛山轨道交通的安全性评价提供理论依据与技术支撑。

基于以上研究方法，本文使用 48 景 Sentinel-1A 卫星影像数据，利用能够获取连续面状形变信息的小基线集合成孔径雷达干涉测量技术(small baseline subset InSAR，SBAS-InSAR)对乌鲁木齐市区进行地表沉降监测，并对其进行分析。同时基于 PS-InSAR 技术监测结果进行精度验证。提取了乌鲁木齐地铁 1、2 号沿线两侧 600 m 的沉降速率场进行分析，利用 ARIMA 预测模型对典型沉降区进行预测。

1 研究区域概况及数据源

1.1 研究区概况

乌鲁木齐市是新疆维吾尔自治区的首府，作为中国西部地区的重要中心城市，承担着政治、经济和交通的核心职能。另外，城区建于巨厚卵石层上，但地表存在填土、湿陷性黄土、软土和盐渍土等不良地质问题。地铁 1 号线线路的长度为 27.6 km，共设有 21 座地铁站。地铁 2 号线 1 期工程于 2023 年 12 月北段贯通。

1.2 数据源

本文选用覆盖乌鲁木齐市区的 Sentinel-1A 卫星获取干涉宽幅模式数据，共计 48 景，时间跨度为 2020 年 1 月至 2023 年 12 月。在网站(https://dwtkns.com/srtm30m/)下载数字高程数据，同时采用影像对应的精密轨道数据文件对轨道信息进行修正，可有效去除因轨道误差引起的系统性误差[9]。

2 SBAS–InSAR 数据处理流程

2.1 SBAS-InSAR 技术原理

小基线集技术(SBAS-InSAR)是由 BERARDINO 等[10]学者提出的一种新的时间序列分析方法，有效增强时间和空间的相关性并消除大气延迟对相位所产生的影响，通过多视处理，实现高相干像素的提取，利用奇异值分解方法对多个基线集进行求解。在此基础上，采用最小范数二乘方法求解连续多个图像之间的相变率，得到累计沉降量。

若在研究区域内存在 N+1 幅 SAR 影像，其时间分别为 t_0，t_1，…，t_N。从中选取 1 幅影像作公共主影像。与其他从影像进行干涉，得到 M 幅干涉图，满足：

$$\frac{N+1}{2} \leqslant M \leqslant N \times \frac{N+1}{2} \tag{1}$$

差分干涉图干涉相位计算公式：

$$\begin{aligned}&\delta\phi_j(x,r)=\phi_B(x,r)-\phi_A(x,r)\\&\approx\frac{4\pi}{\lambda}\left[d(t_B,x,r)-d(t_A,x,r)\right]+\Delta\phi^j_{\text{topo}}(x,r)+\\&\Delta\phi^j_{\text{APS}}(t_B,t_A,x,r)+\Delta^j_{\text{noise}}(x,r)\end{aligned} \tag{2}$$

式中，$j(1,\cdots,M)$；$\phi_B(x,r)$和$\phi_A(x,r)$为ϕ_B和ϕ_A时刻像素点在(x,r)的干涉相位；λ为雷达信号波长；$d(t_B,x,r)$和$d(t_A,x,r)$为t_B和t_A时刻相对于$d(t_0,x,r)=0$的地表LOS方向形变；$\Delta\phi^j_{\text{topo}}(x,r)$为差分干涉图中残余地形相位；$\Delta\phi^j_{\text{APS}}(t_B,t_A,x,r)$为大气延迟相位；$\Delta^j_{\text{noise}}(x,r)$为去相干噪声。大气延迟相位、残余地形相位和噪声相位可忽略不计[11]。则化简为：

$$\begin{aligned}&\delta\phi_j(x,r)=\phi_B(x,r)-\phi_A(x,r)\\&\approx\frac{4\pi}{\lambda}\left[d(t_B,x,r)-d(t_A,x,r)\right]\end{aligned} \tag{3}$$

用相邻时间的平均相位变化速率和时间的乘积表示式(3)中的相位；

$$v_j=\frac{\phi_j-\phi_{j-1}}{t_j-t_{j-1}} \tag{4}$$

第j幅干涉图的相位值为

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

以主影像和从影像时间间隔上的积分表示形变速率，将式(5)改写为矩阵形式：

$$\boldsymbol{A}\boldsymbol{v}=\delta\phi \tag{6}$$

上式中$\boldsymbol{A}\boldsymbol{v}$为$M\times N$的矩阵，$M$为干涉相对数量，$N$为影像数量。对式(6)采用最小二乘法即可解出$v$的最小范数解，得到各时间段的形变量。

SBAS-InSAR是基于小基线时序干涉的差分干涉技术，通过对其进行软件处理，从而获取地表相干物体变形率与时域形变序列[12]。

2.2 数据处理

以SBAS-InSAR为基础，采用以下步骤对其进行处理。流程如图1所示。

1) 数据预处理。对精密轨道文件路径进行设置，系统导入影像数据，对数据极化和多视处理，以生成研究区域的SLC数据文件。

2) 干涉处理。时间基线阈值设置为270天，空间基线阈值为45%，解缠相关系数为0.3，采用最小费流算法(minimum cost flow)解缠相位。采用Goldstein方法对数据进行滤波处理。以生成相应的干涉图。

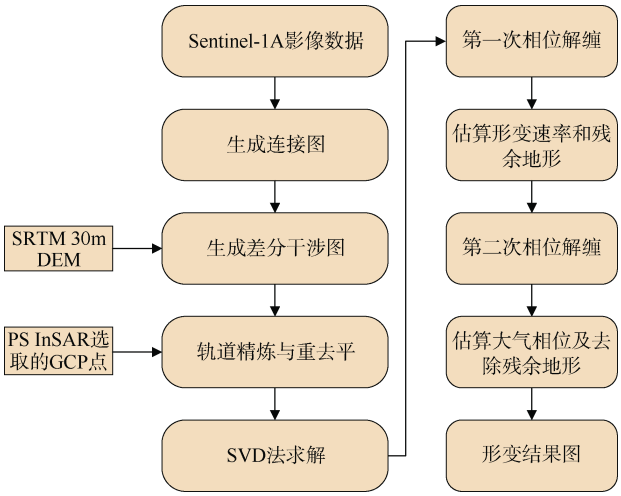


图1 SBAS-InSAR数据处理流程

Figure 1 SBAS-InSAR data processing flow

3) 轨道精炼及重去平。估算和去除残余的恒定相位及解缠后存在的相位[13]，使用PS-InSAR选择的地面控制点，经坐标转换后进行轨道精炼，添加DEM数据，进行实验处理。

4) SBAS反演。对形变速率和残余地形进反演估算，对干涉图实施去平处理并解缠。相关系数和解缠相干系数的阈值均设置为0.3，并选用线性模型作为反演模型。基于初次反演获得的形变速率场进行大气校正处理。估算大气相位分量，将其从干涉相位中去除，最终获取高精度的时间序列形变场。

5) 地理编码。对反演结果进行编码，输出研究区域的地表形变速率场及时间序列形变特征信息。

3 研究结果验证与分析

3.1 SBAS-InSAR结果与精度验证

基于SBAS-InSAR技术，对48景影像进行处理，得到4年内乌鲁木齐市区地面沉陷的空间分布，如图2所示。结果显示，研究区呈现出多处不均匀沉降。其中，沙依巴克区、水磨沟区、乌鲁木齐县以及新市区部分区域沉降比较明显。部分区域年沉降量达到7.3～31.4 mm，沉降面积约2 km^2，出现了明显的沉降漏斗区域，是需要重点关注的区域。其他区域的小量沉降在2.7～7.3 mm范围内，沉降面积约60 km^2，沉降值虽然较小，但后续需要对这些区域的沉降趋势进行关注。

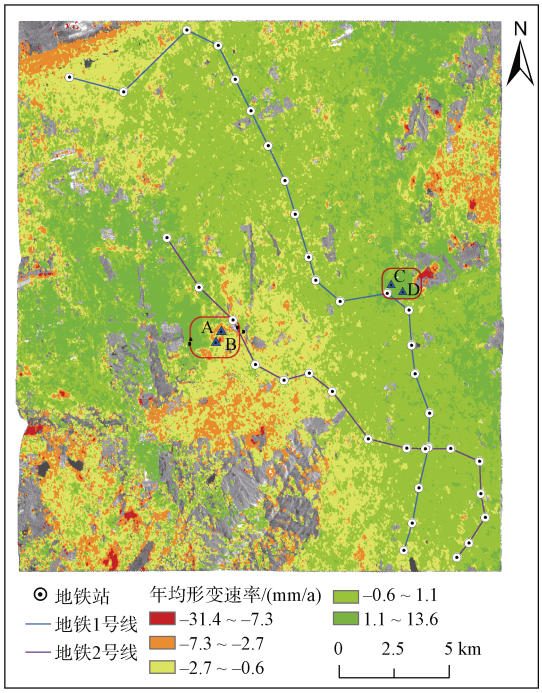


图 2　乌鲁木齐市年均沉降速率分布

Figure 2　Distribution of average annual subsidence rate in Urumqi urban area

为评估时序 InSAR 反演结果的精度与可靠性，本文采用小基线集(SBAS-InSAR)和永久散射体(PS-InSAR)两种方法进行对比分析，通过交叉验证的方式对实验结果进行可靠性评估。选取沙依巴克区中的 A、B 两处沉降区域与水磨沟区中的 C、D 两处抬升区域，进行对比分析，验证结果如图 3 所示。从对比图中可得出，SBAS-InSAR 与 PS-InSAR 技术的沉降观测结果具有较高的一致性，证明了两种技术的强相关性且表明结果的可靠性。

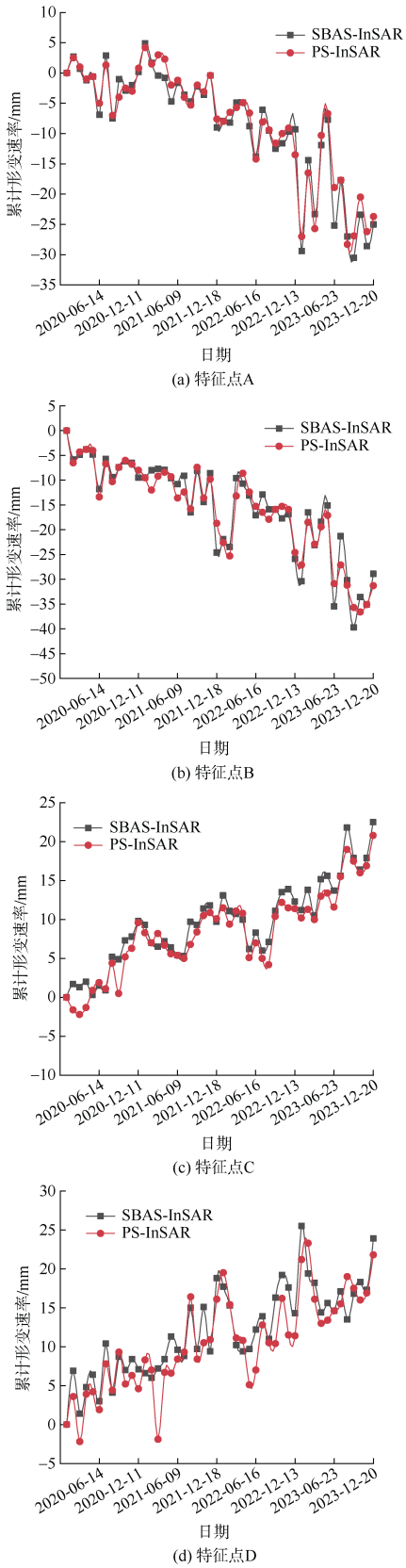
3.2　地铁沿线地面沉降时空分布

3.2.1　地铁 1 号线地面沉降分析

SBAS-InSAR 技术监测结果表明，乌鲁木齐 1 号线和 2 号线都存在部分区域呈现出不同程度的沉降问题，在充分考虑地铁周边环境的基础上，对轨道两侧 600 m 范围内的地表沉降数据进行了提取和分析。

地铁 1 号线国际机场站至八楼站于 2018 年 10 月投入运营；八楼站至三屯碑站于 2019 年 6 月开通运营。

针对 1 号线运营后的沉降进行分析，如图 4、图 5 所示。八楼站至三屯碑站区段总体较为稳定，年均沉降量较小。八楼站至宣仁墩站年均沉降量范围为 0.58～1.73 mm，该区段附近的沉降速率有明显增大趋势，需要对其进行关注。重点区域在国际机场站至宣仁墩站，



(a) 特征点A

(b) 特征点B

(c) 特征点C

(d) 特征点D

图 3　SBAS-InSAR 与 PS-InSAR 的沉降时间序列对比

Figure 3　Comparison of sedimentation time series between SBAS-InSAR and PS-InSAR

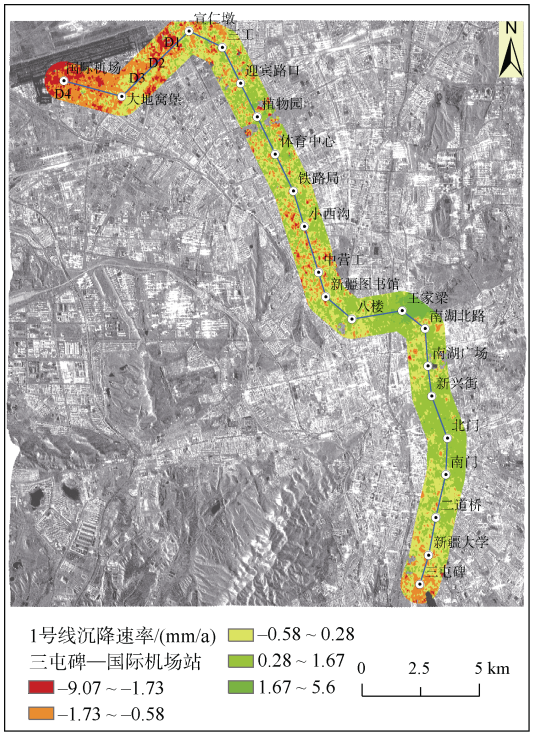


图 4　地铁 1 号线年均沉降速率

Figure 4　Average annual settlement rate of Metro Line 1

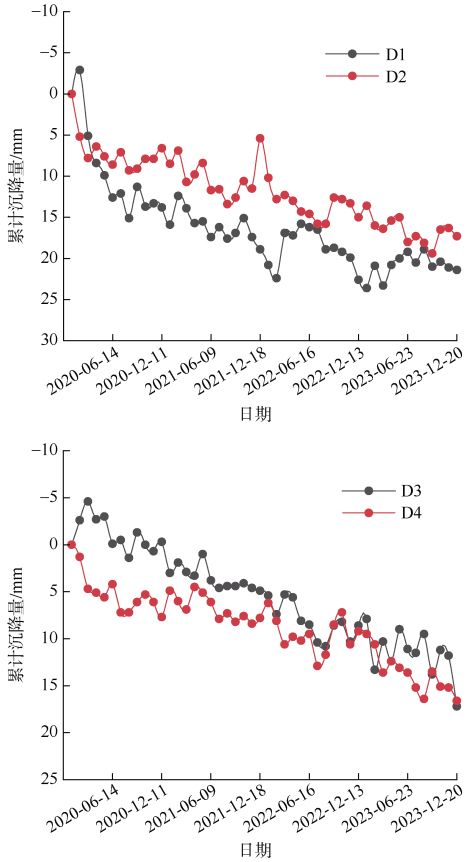


图 5　D1、D2、D3、D4 点累计沉降量

Figure 5　Cumulative settlement at points D1, D2, D3, and D4

沉降明显，沉降量为 1.73～9.07 mm，长度约 7 km，该区域近年来修建了大量建筑物，属于人口高度集中区。造成沉降因素可能包括国际机场的运营，建筑的长期承载，地铁的运行与维护产生的震荡使土体下沉等。

3.2.2　地铁 2 号线地面沉降分析

一期北段主体工程为南门站至华山街站，沉降观测结果如图 6 和图 7 所示，可以得出该线在施工期间部分区域相对稳定，未发生明显沉降。乌鲁木齐站至南梁坡站存在不均匀沉降，沉降速率为 2.76～10.91 mm/a。其中位于九家湾、平川路和马料地站区段内沉降较为严重。由于该线路属在建工程，站点基坑开挖最深处达 50 m，在此过程中需要进行基坑排水，而地面在观测期间存在大量施工建设导致地面承载力下降，推断该区域沉降受地下水位影响，以及地铁与地面建筑施工等影响。图 6 中 2 号线发生沉降的区域集中在九家湾至马料地站，沉降速率为 2.76～10.91 mm/a，沉降长度约 2 km。九家湾站的沉降最为明显，周围沉降速率 10.91 mm/a，图 7 中 D5 点 4 年沉降量达 25 mm，该区域线路在施工过程中经历盾构、排水等周期性建设，且该区域房屋建筑密集，长期建筑荷载压缩易导致土层的沉降。特征点沉降与该线路的建设时段较

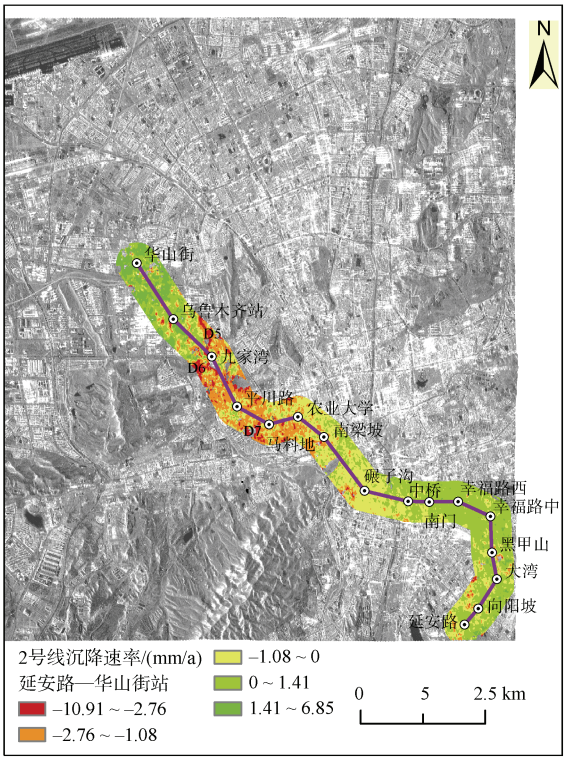


图 6　地铁 2 号线年均沉降速率

Figure 6　Average annual settlement rate of Metro Line 2

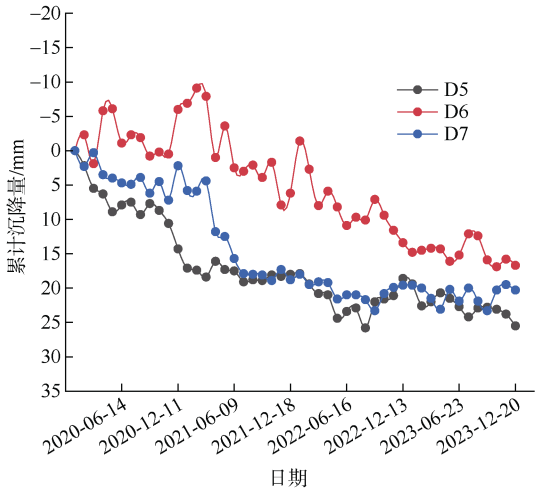


图 7　D5、D6、D7 点累计沉降量

Figure 7　Cumulative settlement at points D5, D6, and D7

为符合，推断该时段的地层开挖与施工建设导致该区域产生的沉降显著。

4　ARIMA 预测模型及结果分析

4.1　ARIMA 预测模型

ARIMA 模型即自回归差分移动平均模型，对已获得观测数据，利用差分、自回归和移动平均分量分离信号和噪声[14]，最终得到差分自回归移动平均模型 ARIMA，通过确定最优的阶数参数(p，d，q)进行时间序列预测。在模型定阶过程中，采用贝叶斯信息准则(BIC)作为评价指标，优化确定自回归阶数 p，差分次数 d 和移动平均阶数 q，从而获得最优模型配置。为评估模型的充分性，对残差序列进行白噪声检验：若残差序列满足白噪声特性，则表明模型已充分提取序列中的有效信息，且具有较好的拟合效果。本文选择 D4 和 D5 两处典型沉降区域进行预测，位置如图 8 所示。基于 SBAS-InSAR 技术得出的沉降结果，将 48 组沉降时间序列作为预测样本，预测了两处沉降区域未来 12 期(每月一期)的沉降趋势。

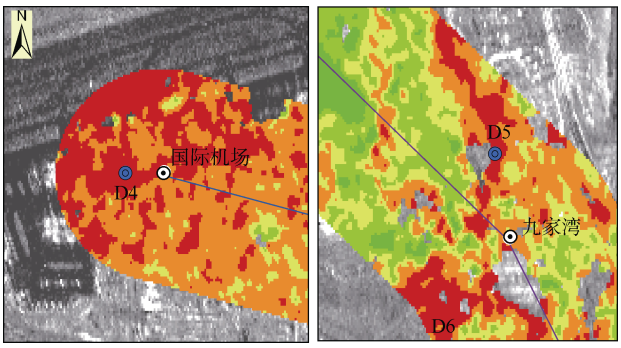


图 8　D4、D5 位置

Figure 8　Location map of points D4 and D5

4.2　ARIMA 预测结果

以 D4 和 D5 共 2 处沉降点的 38 期数据作为训练集，后 10 期数据作为测试集，选取平均绝对误差(MAE)反映预测值与实际值的平均偏差程度，均方根误差(RMSE)衡量预测误差的离散程度，决定系数(R^2)表征模型对目标变量变异性的解释能力。通过这组互补性指标，可全面评估模型的预测性能和数据拟合效果。R^2 的数值处于 0～1 的区间范围内，其值愈趋近于 1，则模型针对数据的阐释能力愈强，预测的精准度也愈高，如图 9、图 10 所示。通过三项评价指标对模型精度进行综合评估，其中平均绝对误差(MAE)和均方根误差(RMSE)的数值与预测精度呈反比关系，即指标值越小，表明模型的预测性能越优。

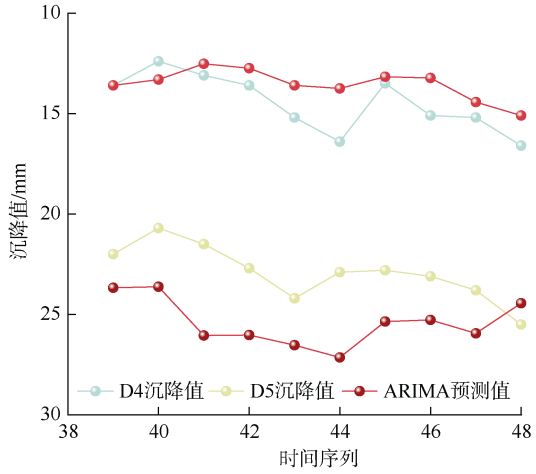


图 9　D4、D5 真实值与预测值对比

Figure 9　Comparison of the actual and predicted values of D4 and D5

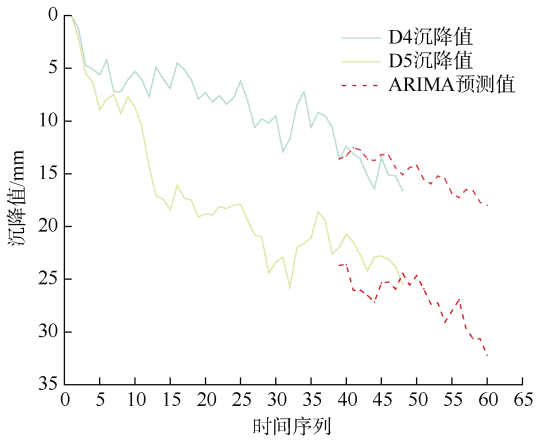


图 10　ARIMA 模型预测 12 期结果

Figure 10　ARIMA model prediction results for 12 periods

如表 1 和表 2 所示，预测模型得到的 MAE 值分别为 1.07 和 1.52 mm；RMSE 值分别为 1.34 和 1.97 mm；R^2 值为 0.86 和 0.91。当 MAE 和 RMSE 的值越小，其预测精度越高。R^2 值越接近 1，预测精度越高。从表中数据得出对于 1 号线中的沉降点 D4 和 2 号线中沉降点 D5，ARIMA 预测模型的预测精度较高。因此可以利用该模型进行沿线站点的沉降预测。

表 1　ARIMA 模型预测 D4 结果对比

Table 1　Comparison of the prediction results of the ARIMA model for D4　mm

序列	沉降真实值	沉降预测值	R^2	MAE	RMSE
43	13.6	12.74	0.86	1.07	1.34
44	15.2	13.60			
45	16.4	13.75			
46	13.5	13.17			
47	15.1	13.23			
48	15.2	14.42			

表 2　ARIMA 模型预测 D5 结果对比

Table 2　Comparison of the prediction results of the ARIMA model for D5　mm

序列	沉降真实值	沉降预测值	R^2	MAE	RMSE
43	22.7	26.02	0.91	1.52	1.97
44	24.2	26.53			
45	22.9	27.14			
46	22.8	25.35			
47	23.1	25.27			
48	23.8	25.94			

4.3　预测分析

通过对 2 处实验区域 D4 和 D5 点未来 12 个月的沉降趋势进行预测，预测结果如图 10 所示。D4 位于 1 号线的国际机场站区域，在 48 期监测时间段内该点累计沉降量为 16.6 mm，利用 ARIMA 模型预测了未来一年的沉降量，预测显示该点未来 12 期沉降量会增加到 18 mm。沉降速率较小，这与该区域较稳定的地质结构以及周围建筑物的修建时间较长，经过长时间的下沉有关。

D5 点位于 2 号线九龙湾站附近区域，该区域线路段为 2 号线沉降相对严重的线路段。在 2020 年—2023 年 12 月的修建时段中累积沉降量达 25.5 mm，地面沉降较明显。ARIMA 模型预测了该点未来 12 个月的累计沉降量将增加 7 mm 沉降达到 32.2 mm。其主要原因是工程施工期间，周边基坑抽排地下水及施工器械对地基的强烈冲击。

5　结论

本文采用小基线集干涉测量技术(SBAS-InSAR)，获取了乌鲁木齐市区 2020 年 1 月至 2023 年 12 月期间的地表形变数据，包括时空沉降特征和累计沉降量等信息。结合 PS-InSAR 监测数据，对研究区地表沉降特征进行综合分析。主要研究结论如下：

1) 2020 年至 2023 年 12 月的监测时间段内，地铁 1 号线中三屯碑站至八楼站沉降量较稳定，沉降特征无明显变化，年均沉降速率在 2 mm/a 以内。图书馆站至宣仁墩站部分区域存在沉降漏斗，可能是地质环境影响以及地铁长期运营所造成的。宣仁墩站至国际机场站沿线区域沉降明显，受到周围建筑承载、地铁长期运营以及国际机场的运营等因素影响，年均沉降量达 9 mm/a。

2) 地铁 2 号线中不均匀沉降路段为乌鲁木齐站至马料地站，其他路段无明显沉降区域。乌鲁木齐站附近出现沉降漏斗可能由于高铁运营以及附近修建建筑物造成部分沉降。该沉降区段在监测周期内受地铁隧道施工活动影响显著，其中施工设备对地基结构的强烈扰动是导致地表加速沉降的关键诱因。

3) 经模型预测分析，ARIMA 模型的预测精度高，对 D4 和 D5 两处沉降区域具有较高的预测精度。基于模型预测，地铁 1、2 号沿线的关键沉降区域在未来一段时间内将继续呈现下沉趋势。尽管沉降速率呈现减缓趋势，但为确保运营安全，仍需对该区域实施长期沉降监测。

参考文献

[1] 段光耀, 刘欢欢, 宫辉力, 等. 京津城际铁路沿线不均匀地面沉降演化特征[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2017, 42(12): 1847-1853.
DUAN Guangyao, LIU Huanhuan, GONG Huili, et al. Evolution characteristics of uneven land subsidence along Beijing-Tianjin inter-city railway[J]. Geomatics and Information Science of Wuhan University, 2017, 42(12): 1847-1853.

[2] 广州市人民政府事故调查组. 广州市轨道交通十一号线沙河站“12·1”坍塌较大事故调查报告[R/OL]. 广州: 广东省应急管理厅, 2020.

[3] 四川省住房和城乡建设厅. 关于对中铁十五局集团有限公司的行政处罚通报[EB/OL]. 成都: 四川省住房和城乡建设厅, 2021.

[4] 杨馨, 李益敏, 冯玥雯, 等. 基于PS-InSAR技术的昆明地铁4号线沿线地面沉降监测研究[J]. 地理空间信息, 2024, 22(8): 107-110.
YANG Xin, LI Yimin, FENG Yuewen, et al. Land subsidence monitoring along the Kunming metro line 4Based on PS-InSAR technology[J]. Geospatial information, 2024, 22(8): 107-110.

[5] 宋秋月, 范洪冬, 朱邦彦, 等. 基于 DS-InSAR 的南京江北区域地面沉降监测与分析[J/OL]. 大地测量与地球动力学, 1-10[2024-12-16].
Song Qiuyue, Fan Hongdong, Zhu Bangyan, et al. Monitoring and analysis of land subsidence in the Jiangbei region of Nanjing based on DS-InSAR[J/OL]. Geodesy and Geodynamics, 1-10 [2024-12-16].

[6] 张丽娜, 宋瑞庆, 宋鑫友, 等. 地铁快速建设期苏州主城区地面沉降时序 InSAR 分析[J]. 大地测量与地球动力学, 2024, 44(9): 945-950.
ZHANG Lina, SONG Ruiqing, SONG Xinyou, et al. Time-series analysis of ground subsidence in Suzhou central area during the rapid subway construction period with InSAR[J]. Journal of geodesy and geodynamics, 2024, 44(9): 945-950.

[7] 高鹏, 耿长良, 李鹏, 等. 时序 InSAR 技术在地铁沿线形变监测中的应用[J]. 测绘通报, 2024(4): 112-118.
GAO Peng, GENG Changliang, LI Peng, et al. Application of time series InSAR technology in deformation monitoring along the subway[J]. Bulletin of surveying and mapping, 2024(4): 112-118.

[8] 王冬萍, 梁钊雄, 麦倩文, 等. 基于合成孔径雷达干涉测量的佛山市地铁沿线地面沉降监测[J]. 测绘通报, 2024(S1): 274-278.
WANG Dongping, LIANG Zhaoxiong, MAI Qianwen, et al. Monitoring of land subsidence along the Foshan subway based on interferometric synthetic aperture radar[J]. Bulletin of surveying and mapping, 2024(S1): 274-278.

[9] 王莉, 王志明, 杨莹. 基于 PS-InSAR 技术的哈大高铁扶余至德惠段地表形变监测[J]. 世界地质, 2020, 39(4): 921-928.
WANG Li, WANG Zhiming, YANG Ying. Monitoring on surface deformation from Fuyu to Dehui section of Harbin-Dalian high-speed railway using PS-InSAR method[J]. Global geology, 2020, 39(4): 921-928.

[10] 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.

[11] 肖波, 高帅, 喜文飞, 等. 基于时序 SBAS-InSAR 技术的通海县盆地区地面沉降监测[J]. 城市勘测, 2021(4): 91-95.
XIAO Bo, GAO Shuai, XI Wenfei, et al. Ground subsidence detection of Tonghai basin based on SBAS-InSAR[J]. Urban geotechnical investigation & surveying, 2021(4): 91-95.

[12] 何初露. 厦门岛地表沉降监测 SBAS-In SAR技术研究[J]. 测绘与空间地理信息, 2020, 43(1): 214-217.
HE Chulu. Monitoring surface subsidence of Xiamen Island based on SBAS-In SAR technology[J]. Geomatics & spatial information technology, 2020, 43(1): 214-217.

[13] 乔申, 孙承志, 毕凌宇. 基于时序 InSAR 技术的南京市地铁沿线沉降监测分析[J]. 测绘通报, 2024(10): 64-70.
QIAO Shen, SUN Chengzhi, BI Lingyu. Analysis of settlement monitoring along the metro line in Nanjing based on time series InSAR technology[J]. Bulletin of surveying and mapping, 2024(10): 64-70.

[14] 张鹏祯, 左兴权, 黄海. 采用多任务学习预测短时公交客流[J]. 计算机工程与应用, 2023, 59(24): 360-366.
ZHANG Pengzhen, ZUO Xingquan, HUANG Hai. Predict short term bus passenger flow *via* multi-task learning[J]. Computer engineering and applications, 2023, 59(24): 360-366.

（编辑：傅依萱）