

基于多源遥感影像的城市地表形变信息提取方法研究

任璐璐¹

REN Lulu

摘要

针对城市复杂环境中高层建筑区几何畸变严重及混合地表覆盖导致相干性丧失的问题,文章提出了一种融合高分辨率光学语义信息与多轨道 SAR 数据的地表形变提取方法。利用深度学习技术从光学影像中生成精细化地物分类掩膜,以此约束分布式散射体的同质像元选取过程,优化样本协方差矩阵的估计精度。研究结果表明,该方法有效抑制了非建筑区的相位噪声,有效提升植被覆盖区与建筑阴影区的监测点密度,并经地面实测数据验证实现毫米级监测精度,为城市安全监测与精细化管理提供了可靠的技术支撑。

关键词

城市地表形变;多源遥感;分布式散射体;语义分割;数据融合

doi: 10.3969/j.issn.1672-9528.2026.04.041

0 引言

快速城市化进程加剧了地面沉降等地质灾害风险,高精度的形变监测对保障城市安全至关重要。时序 InSAR 技术虽广泛应用,但在建筑密集与地表复杂的城市环境中,面临雷达阴影遮挡及植被区失相干等技术瓶颈,单一数据源难以满足全域覆盖与三维解算的需求^[1]。本文以典型高密度城市区域为对象,旨在通过融合光学遥感的光谱优势与微波雷达的相位敏感性,引入光学语义约束机制优化干涉处理流程。研究重点解决了异质地表下的散射体识别与多源数据时空基准统一问题,对于突破传统监测盲区、提升城市地质灾害预警能力具有重要的理论意义与工程应用价值。

1 城市复杂环境地表形变提取困境

1.1 城市高层建筑区几何畸变

合成孔径雷达采用侧视成像,在城市高密度建筑区易引发叠掩与阴影。高层建筑顶面回波先于底面抵达传感器,致使不同高程目标在同一距离单元内信号混叠。建筑背向雷达一侧无法被电磁波照射,形成阴影区。两类畸变均造成雷达影像部分区域真实地表信息缺失,构成监测盲区^[2]。单一升轨或降轨 SAR 数据难以获取完整城市形变场,建筑密集、高低错落的中心商务区尤甚,其形变监测结果的空间连续性受到明显制约。

1.2 混合地表覆盖下相干性

城市地表由人工建筑、植被、水体、裸土等混合覆盖。InSAR 技术依赖地物后向散射特性在时间序列上的稳定性来

提取形变相位。城市植被区因季节性生长、风动等因素导致散射特性变化,产生时间失相干。裸土与施工场地受土壤湿度、人类活动扰动,难以维持相位稳定^[3]。传统时序 InSAR 方法倾向于识别强散射、高相干的永久散射体,此类目标主要分布于建筑物与硬化路面,而城市绿地、水域周边及非硬化区域监测点位稀疏,形成监测空洞,难以实现对城市生态系统与非建设用地的形变全面覆盖。

1.3 多源数据时空基准不统一

将多源数据加以融合能够提升监测能力,然而时空基准不统一的问题随之产生。光学影像采用中心投影模型, SAR 影像则采用距离投影模型,二者存在本质差异。若直接实施像素级配准,建筑高程将引发视差效应,进而造成空间位置偏移。此外,两类影像在重访周期与获取时刻上亦不相同,地表状态可能出现不一致的情况。季节性植被变化或短期施工活动等因素,使得时间基准难以匹配,最终对联合解算的准确性构成影响^[4]。

2 研究区域概况与多源数据预处理

2.1 研究区域概况

为验证并解决前述技术困境,选取上海市浦东新区陆家嘴金融贸易区及周边地带作为研究区域。此区域地理坐标介于东经 121°29' 至 121°32', 北纬 31°13' 至 31°15' 之间。区域内地表覆盖类型多样,不仅包含上海中心大厦、环球金融中心等超高层建筑群,还分布着大面积的滨江绿地、黄浦江水体以及密集的旧式里弄住宅区。地质构造上,研究区属于长江三角洲冲积平原,以深厚的软土层为特征,工程建设与地下水开采活动易引发地面沉降。复杂的城市景观与活跃

1. 菏泽市测绘院 山东菏泽 274000

的地表动态为检验多源遥感融合形变监测方法的性能提供了理想的实验环境。

2.2 数据源选取与参数

针对研究区特征与目标，构建涵盖不同波段、分辨率的多源遥感数据集。核心数据选取 2018—2021 年升轨、降轨 Sentinel-1A SAR 影像，获取大范围长时序形变背景场；同期采集 TerraSAR-X 聚束式数据，聚焦核心建筑区进行局部精细化分析。辅助数据采用云量低于 5% 的 GF-2 全色/多光谱影像，亚米级分辨率支撑城市地物精细分类。验证数据来源于 3 个 GNSS 连续运行基准站同期观测与主要道路沿线水准点复测成果。具体参数如表 1 所示。

表 1 多源遥感卫星数据参数详表

卫星名称	传感器类型	波段 / 分辨率	重访周期	轨道模式	覆盖时间	影像景数
Sentinel-1A	C-SAR	C 波段 / 5m×20m	12 天	升轨 / 降轨	2018.01—2021.12	124
TerraSAR-X	X-SAR	X 波段 / ~1m	11 天	聚束式	2019.05—2021.06	32
高分二号 (GF-2)	PMS	Pan: 0.8m, MS: 3.2m	5 天	—	2018—2021	6
—	GNSS/ 水准	—	—	—	2018—2021	—

2.3 数据预处理

为实现多源数据在统一时空基准下的联合解算，需对原始数据进行一系列预处理。对所有 SAR 影像，以一幅中心区域的主影像为基准，完成单视复数 (SLC) 影像的精确配准，配准精度控制在 0.1 个像素内。利用 30 m 分辨率的 SRTM DEM 数据，生成系列差分干涉图，并从中移除平地效应相位与地形相位。对于 GF-2 光学影像，执行辐射定标与大气校正，以消除传感器与大气影响，随后基于地面控制点进行正射校正。最终，将所有 SAR 干涉图与光学地物分类图统一投影至 WGS84/UTM 坐标系下，实现栅格数据在空间上的精确对齐，确保后续光学语义信息能够准确地注入 SAR 像元分析流程。

3 基于光学语义约束的自适应 DS-InSAR 联合解算方案设计

3.1 技术流程

研究针对当前城市地表形变提取过程中存在的问题，提出基于光学语义辅助的多源 InSAR 城市形变提取技术，实际应用流程如图 1 所示。

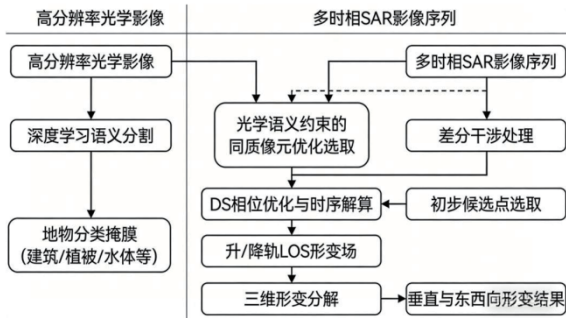


图 1 基于光学语义辅助的多源 InSAR 城市形变提取技术

本联合解算方案以多源数据预处理结果为起点，对光学与 SAR 数据实施并行处理。光学数据支路将预处理后的高分辨率光学影像输入预训练深度学习网络，执行精细化语义分割，输出包含建筑、道路、植被、水体等类别的地物分类掩膜。SAR 数据支路对配准后的 SAR 影像序列开展差分干涉处理，生成干涉图集并完成初步候选散射体识别^[5]。

方案的关键在于把两条处理支路进行融合并形成统一框架。首先在 SAR 数据处理中引入光学地物分类结果，将其生成的分类掩膜作为空间先验信息使用，并据此约束同质像元识别过程。这样在开展邻域窗口统计检验时，可避免像元范围跨越不同地物边界，从而把同质像元筛选结果进

步优化^[6]。随后依托更新后的同质像元集合，对分布式散射体相位实施联合优化并开展时序解算处理，进而反演得到精

度较高的升轨与降轨视线向形变场。最终利用升降轨在观测几何上的差异关系，将视线向形变量进行分解处理，把城市地表形变转化为更加直观的垂直方向与东西方向二维形变信息。

3.2 基于深度学习的光学影像精细化语义分割

3.2.1 U-Net 网络模型构建与样本库制作

为获取稳定且清晰的地物边界信息，语义分割阶段引入 U-Net 深度网络结构。该模型由编码端与解码端两部分协同构成：编码路径借助卷积与池化逐级提取空间特征并压缩尺度，解码路径则通过上采样与卷积把特征图分辨率逐步恢复。同时将跳跃连接机制嵌入网络结构中，把编码阶段保留的浅层纹理特征与解码阶段形成的深层语义表达进行融合处理，从而在重建过程中保持边缘细节，使分割结果更加完整^[7-8]。

样本数据集依托 GF-2 遥感影像建立。首先通过人工勾绘方式把建筑、道路、植被与水体等典型地物轮廓进行提取，并将其处理为矢量标签数据。随后将矢量标签转换为栅格图层，使其空间位置与原始影像严格对应。按照网络输入尺寸要求，把影像与标签同步裁剪为 256 px×256 px 图块，再将全部样本按 8:1:1 比例划分为训练集、验证集与测试集，用于模型学习过程、训练阶段监控以及最终精度评估。

3.2.2 模型训练与精度评价

网络训练在 PyTorch 环境下开展，并借助 GPU 提升计算效率。参数更新采用 Adam 优化策略，通过持续减小模型输出与真实标签之间的差异来驱动学习过程。该差异利用多分类交叉熵损失函数进行度量，其表达式为：

$$L_{CE} = -\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \sum_{c=1}^C y_{i,c} \log(p_{i,c}) \quad (1)$$

式中： N 为批次内的像素总数； C 为地物类别总数（此处为4）； $y_{i,c}$ 为一个指示变量，若像素 i 的真实类别为 c 则其值为1，否则为0； $p_{i,c}$ 为模型预测像素 i 属于类别 c 的概率。通过反向传播不断修正网络权重，使损失值逐步下降并趋于稳定^[9]。

训练结束后利用测试集对模型性能进行评估。评价指标采用平均交并比（mean intersection over union, mIoU），用于衡量预测区域与真实区域之间的空间重合程度，其计算公式为：

$$\text{mIoU} = \frac{1}{C} \sum_{c=1}^C \frac{\text{TP}_c}{\text{TP}_c + \text{FP}_c + \text{FN}_c} \quad (2)$$

式中： C 为类别总数； TP_c 、 FP_c 和 FN_c 分别为类别 c 的真阳性（预测正确）、假阳性（错误预测）和假阴性（漏预测）的像素数量。mIoU数值越高，说明模型在不同地物类型上的分割效果越准确。最终把表现最优的模型应用于研究区光学影像处理，生成地物分类掩膜图，并将其作为后续同质像元筛选的空间约束条件。

3.3 同质像元选取优化

3.3.1 基于语义掩膜的候选邻域自适应构建

复杂地表环境容易造成同质像元筛选出现偏差，因此在开展统计检验之前引入光学语义信息作为约束条件，用以构建地物属性一致的候选邻域。首先把语义分割栅格与SAR影像的地理编码坐标进行严格配准，使两类数据在像素层面形成一一对应关系。随后以SAR影像中的任一待判定中心像元为目标，在其周围设置固定尺度的滑动窗口（如15 px×15 px）限定搜索范围，并在窗口内部依据语义分类结果进行筛选处理。凡语义标签与中心像元不一致的像元将被剔除，只保留类别相同的像元构成潜在同质候选集合。

这一过程通过构建二值语义掩膜矩阵实现。设中心像元在影像坐标系中的位置为 (x_0, y_0) ，其对应的语义类别标签为 $L(x_0, y_0)$ ，滑动窗口内的任意邻域像元位置为 (x_i, y_i) ，对应的语义标签为 $L(x_i, y_i)$ 。定义语义一致性指示函数 $\delta(i)$ ，用于判断邻域像元是否纳入候选集合 S_{cand} ：

$$S_{\text{cand}} = \{(x_i, y_i) \in \Omega \mid \delta(i) = 1\} \quad (3)$$

$$\delta(i) = \begin{cases} 1, & \text{if } L(x_i, y_i) = L(x_0, y_0) \\ 0, & \text{if } L(x_i, y_i) \neq L(x_0, y_0) \end{cases} \quad (4)$$

式中： Ω 为以 (x_0, y_0) 为中心的预设矩形滑动窗口覆盖范围； $L(\cdot)$ 为光学语义分割模型输出的类别标签值（如1代表建筑，2代表植被等）； $\delta(i)$ 为二值选择因子。通过这一约束机制，可把跨越道路边界或水陆交界的异质像元自动排除，使候选

邻域形态能够随地物分布自适应变化，从而为后续统计检验提供更为可靠的样本基础。

3.3.2 顾及语义一致性的双样本统计检验

在确立了语义一致的候选邻域后，需进一步利用SAR影像的时序振幅信息，对候选集合 S_{cand} 内的像元执行严格的统计同质性判定。采用Kolmogorov-Smirnov双样本检验方法，量化评估中心像元与候选像元在时间维度上振幅分布的相似度。提取中心像元的时间序列振幅向量 $A_0 = [a_0(t_1), a_0(t_2), \dots, a_0(t_N)]$ 与候选像元的时间序列振幅向量 $A_i = [a_i(t_1), a_i(t_2), \dots, a_i(t_N)]$ ，其中 N 为SAR影像的时间景数。计算两个向量的累积分布函数，并通过统计量 D_{KS} 衡量二者的最大偏差。

若计算得到的统计量 D_{KS} 小于给定的显著性水平阈值，则判定该候选像元与中心像元属于同一散射机制，即确认为同质像元（SHP）。具体的判别逻辑与SHP集合构建过程为：

$$D_{KS} = \max_z |F_N(z; A_0) - F_N(z; A_i)| \quad (5)$$

$$\text{SHP}(x_0, y_0) = \{(x_i, y_i) \in S_{\text{cand}} \mid D_{KS} < D_\alpha \sqrt{\frac{2N}{N^2}}\} \quad (6)$$

式中： $F_N(z)$ 为基于 N 景影像构建的经验累积分布函数； z 为振幅观测值变量； D_α 为对应显著性水平 α （如0.05）下的临界阈值系数。遍历 S_{cand} 中所有像元完成检验后，统计最终 $\text{SHP}(x_0, y_0)$ 集合内的像元数量。若数量低于设定的最小阈值（如20个），则认为该中心像元处无法进行有效的统计参数估计，将其标记为非分布式散射体予以剔除；反之，则保留该集合用于后续的协方差矩阵估计与相位优化处理。

3.4 分布式散射体相位优化

在利用光学语义信息约束同质像元集合后，针对每一个分布式散射体目标，需利用其纯净的SHP集合构建样本协方差矩阵，并采用相位优化算法提取高信噪比的时序相位。首先，基于此前语义一致性SHP集合 ΩSHP ，采用最大似然估计法计算像元 P 的样本协方差矩阵 $\hat{T}$ 以抑制单像元随机噪声：

$$\hat{T} = \frac{1}{L} \sum_{l=1}^L y_l y_l^H \quad (7)$$

式中： L 为集合 ΩSHP 内的像元总数； y_l 为第 l 个像元的 N 维复数观测向量； H 为共轭转置； $\hat{T}$ 为影像序列间的相干特性。光学语义约束确保了参与计算的样本均来自同一地物类别，避免了异质像元污染协方差矩阵。

随后，为从含有噪声的 $\hat{T}$ 中恢复满足时序闭合条件的最优相位序列，采用特征值分解算法。根据SAR散射理论，最大特征值对应的特征向量代表了该像素点在时间序列上的主导散射机制。对 $\hat{T}$ 进行分解，提取最大特征值 λ_1 对应的特征向量 u_1 作为优化相位估值：

$$\hat{T} \approx \lambda_1 u_1 u_1^H \quad (8)$$

$$\hat{\phi}_{\text{opt}} = \arg(\mathbf{u}_i)$$

(9)

式中： λ_1 为最大特征值； $\mathbf{u}_i$ 为对应的特征向量； $\arg(\cdot)$ 为取相位角操作； $\hat{\phi}_{\text{opt}}$ 为最终获得的 N 维优化相位序列。该步骤有效将一致性信号集中到主特征向量，显著提升了城市非建筑区弱散射体（如绿地、裸土）的相位质量。

4 实验验证与结果分析

4.1 城市地表形变空间分布特征分析

基于所提方法，对上海陆家嘴及周边区域 2018—2021 年的地表形变进行解算。结果显示，研究区整体地表形变趋于稳定，年平均沉降速率主要集中在 -3~3 mm/ 年之间。但在部分滨江软土区域及新建地铁沿线，探测到了明显的漏斗状沉降中心，最大累积沉降量超过 25 mm。而在老旧城区改造地带，由于地下水回灌及建筑载荷卸载，局部呈现轻微抬升趋势。通过光学影像底图叠加分析发现，沉降高发区与大面积填海造陆区及深基坑施工点高度重合，表明工程建设扰动是局部形变的主要诱因。

4.2 本文方法与传统方法对比评估

为验证本方法优越性，将其结果与传统 SBAS-InSAR 技术获取的形变场进行对比。统计结果表明，本方法在城市植被覆盖区及低矮建筑群的监测点密度得到显著提升。传统方法在低相干区域因相位噪声过大而无法提取有效点，形成监测盲区；本方法将光学语义约束引入 DS 点选取环节，保留了大量非建筑区的高质量测点。定量分析显示，植被区点密度提升约 4.5 倍，复杂建筑群边缘提升约 2.2 倍，城市形变监测的空间空白由此得到有效填补。

4.3 精度验证与误差分析

利用研究区内同步观测的 3 个 GNSS 基准站及沿主干道布设的二等水准测量数据，对 InSAR 反演结果进行精度验证。将 InSAR 监测点与地面实测点进行空间匹配，计算两者的均方根误差（RMSE），如表 2 所示。

表 2 本文改进方法与传统 SBAS-InSAR 方法监测点密度对比统计

地物类别	传统 SBAS 方	本文改进方	密度提	RMSE /(mm·年 ⁻¹)
	法点密度 /(个·km ²)	法点密度 /(个·km ²)	升比例 /%	
高密度建筑区	12 540	14 820	18.2	2.1
低密度居住区	4 210	9 680	129.9	2.6
道路与广场	3 850	8 470	120.0	2.4
公园绿地	320	1 450	353.1	3.5
总体平均	5 230	8 605	64.5	2.65

结果表明，本方法提取的形变速率与地面实测数据具有高度一致性，RMSE 值控制在 3 mm/ 年以内。相较于传统方法，本方法在非人工建筑区的误差降低了约 1.5 mm/ 年。误差主要来源于大气延迟残余及相位解缠误差，但整体精度满足城市级地表形变精细化监测的需求。

5 结语

研究提出了基于多源遥感影像融合的城市地表形变信息提取方法，验证光学语义约束对 SAR 影像同质像元选取的有效性。提出的自适应分布式散射体处理策略成功解决了纹理复杂区域选点不准的难题。与传统方法及地面实测数据的对比分析证实，该方法在复杂异质区域显著提高了监测点密度与反演精度。同时还构建了多源数据协同监测的新框架，未来将在极端天气光学数据缺失应对及结合长波段雷达数据穿透植被监测等方面开展进一步探索，以完善全天候城市形变监测体系。

参考文献：

[1] 肖岱. 高分辨率遥感影像在城市地下管网测绘中的应用[J]. 中国新技术新产品, 2026(3):47-49.

[2] 严启航. 高分辨率遥感影像在城市热环境监测中的应用研究[J]. 农业灾害研究, 2025,15(9):165-167.

[3] 范志强, 杨荣, 凌张军, 等. 基于多源遥感影像对土地利用类型和地表温度的关系研究: 以安庆市城区为例[J]. 长沙大学学报, 2025,39(5):54-61.

[4] 左世诚, 董杰, 廖明生. 时序 InSAR 形变梯度估计与城市建筑物风险评估: 以北京平原为例[J]. 地质科技通报, 2024, 43(6): 171-183.

[5] 张华鹏. 基于多源遥感数据的城市热环境响应[J]. 中国信息化, 2024(6): 106-107.

[6] 陈雁翔. 遥感影像技术在城市实景三维建模中的应用研究[J]. 房地产世界, 2024(6):143-145.

[7] 胡在良, 邹友一, 简国辉, 等. InSAR 技术在城市环境轨道交通设施沉降监测中的应用[J]. 铁道建筑, 2023,63(7):144-148.

[8] 樊彦国, 王杰, 樊博文, 等. 基于多源遥感的黄河三角洲湿地动态监测[J]. 测绘通报, 2023(6):27-35.

[9] 王定盼, 董小环, 黄令勇, 等. 信息熵估计辅助的域自适应多源遥感影像地表覆盖分类[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2024, 49(10): 1940-1952.

【作者简介】

任璐璐（1989—），女，山西芮城人，本科，中级工程师，研究方向：自然资源测绘工程测量。

（收稿日期：2026-02-24 修回日期：2026-04-13）