

基于动态置信区间的改进型DS-InSAR岩溶地表形变监测方法——以死海地区为例

朱凌杰¹, 许文斌¹, 谢磊¹, NOF Ran Novitsky², 石骥宁¹

1. 中南大学 地球科学与信息物理学院, 长沙 410083;

2. 以色列地质调查局, 耶路撒冷 9692100

摘要: 岩溶塌陷是全球重要的地质灾害之一, 其在自然地貌区的时空演化规律和形成机制复杂。尽管分布式散射体干涉测量 (DS-InSAR) 技术在复杂岩溶环境中具有应用潜力, 但其在低相干、非城区地貌条件下仍面临同质像元识别精度有限和时序相位解算不稳定等难题。为此, 本研究提出一种动态置信区间的改进同质像元识别算法 (D-HTCI), 通过逐像素动态更新参考均值与置信区间, 有效克服了传统方法在低相干背景下的局限性, 提升了DS点提取精度与时序相位解算的稳定性。以死海沿岸岩溶区为研究对象, 基于2016年—2024年间获取的242景Sentinel-1A影像数据, 结合序贯DS-InSAR方法实现长时序相位优化解算, 成功重建了连续、高密度的地表时序形变场。结果表明, 共获取有效监测点约83.2万个, 较PS-InSAR方法和传统DS-InSAR方法分别增加了36.7万和15.3万个; 研究区形变速率主要介于-120—20 mm/a之间, 其中以死海西南沿岸岩溶塌陷区沉降最为显著, 最大累计沉降量超过800 mm。典型点位的InSAR时序形变与同期死海水位变化呈高度线性耦合 ($R^2>0.98$), 揭示了地下水位持续下降驱动盐层溶蚀是死海地表塌陷的核心机制, 即咸淡水界面随水位下降持续下移, 诱发盐层空洞的发育扩展并最终引发塌陷。研究表明, D-HTCI与序贯相位优化的结合不仅提升了DS-InSAR技术形变监测在自然地貌区的可行性, 也为深入理解死海地区岩溶塌陷灾害的时空演化规律及其关键水文地质驱动机制提供了重要的数据支撑与理论参考。

关键词: 岩溶塌陷, 动态置信区间, 同质像元识别, DS-InSAR, 地表形变监测, 水位变化

中图分类号: P237/P2

引用格式: 朱凌杰, 许文斌, 谢磊, NOF Ran Novitsky, 石骥宁. 2026. 基于动态置信区间的改进型DS-InSAR岩溶地表形变监测方法——以死海地区为例. 遥感学报, 30(4): 833-847

Zhu L J, Xu W B, Xie L, NOF Ran Novitsky and Shi Q N. 2026. An improved DS-InSAR method based on dynamic confidence intervals for Karst ground deformation monitoring: A case study of the Dead Sea. National Remote Sensing Bulletin, 30(4): 833-847 [DOI: 10.11834/jrs.20265299]

1 引言

岩溶 (喀斯特) 地貌广泛分布于全球可溶性岩石地区, 总面积超过1790万 km², 约占地球陆地总面积的12%。岩溶区地质结构复杂, 地表与地下系统相互耦合且极易受到自然和人为扰动的影响, 从而诱发多种地质灾害, 其中以岩溶塌陷最为典型 (Yang等, 2025)。随着全球城市化进程加快及地下空间开发强度增加, 岩溶塌陷已成为中国、美国、西班牙、英国、以色列等国家岩溶区

普遍面临的重大地质安全隐患 (Galve等, 2015)。此类灾害具有隐蔽性强、突发性高和演化机制复杂等特点, 常造成建筑结构破坏、交通中断、地下管网失稳及水体渗漏等问题, 严重威胁人民生命财产安全与区域可持续发展 (Brinkmann等, 2008)。

在全球范围内, 死海沿岸是岩溶塌陷灾害最为严重的区域之一 (Baer等, 2002)。受长期抽水、蒸发增强及上下游用水增加等多重因素影响, 自20世纪70年代以来死海水位持续下降, 年均下

收稿日期: 2025-08-14; 预印本: 2025-12-01

基金项目: 湖南省自然科学基金 (编号: 2024JJ3031)

第一作者简介: 朱凌杰, 研究方向为InSAR形变监测。E-mail: ljzhu.leo@csu.edu.cn

通信作者简介: 许文斌, 研究方向为InSAR大地测量。E-mail: wenbin.xu@csu.edu.cn

降幅度达 1.1 m, 导致湖岸线大幅后退并引发地下水格局显著改变 (Atzori 等, 2015)。在此环境下, 浅层盐层遭遇侵入淡水的持续溶解, 逐渐形成地下空洞, 进而诱发地表塌陷。截至目前, 死海沿岸已形成超过 6000 个塌陷坑, 广泛分布于旅游区、公路沿线与工农业用地, 对该区域基础设施安全与社会经济发展构成直接威胁 (Nof 等, 2019)。因此, 对死海地区开展高精度、大范围、长时序的岩溶塌陷监测具有重要意义。

传统的地面监测手段如 GNSS、水准测量虽然测量精度较高, 但由于空间分辨率低、覆盖范围有限以及实施成本高昂等缺陷, 难以在岩溶塌陷区域实现大范围、高频次、高密度的系统性监测 (朱珺 等, 2023)。近年来, 合成孔径雷达干涉测量 (InSAR) 技术作为一种无接触、全天候、大范围的形变监测手段, 可提供厘米至毫米级精度的形变信息 (Hrysiewicz 等, 2023), 为岩溶塌陷灾害的动态演化监测与机制分析提供了新途径 (Gutiérrez 等, 2011)。时间序列 InSAR 技术的发展极大推动了其在地质灾害监测中的应用 (Berardino 等, 2002)。其中, PS-InSAR 技术依赖高相干稳定散射点, 适用于城市、裸岩等人工或坚硬地表, 但在自然植被覆盖区及复杂构造区的表现受限 (Ferretti 等, 2000)。DS-InSAR 可将检测点扩展至低相干区域 (李晓田 等, 2024), 为自然地貌区形变监测提供了更广泛的适用性。但在现有 DS-InSAR 技术体系中, 同质点识别作为影响形变估计精度与稳定性的关键环节, 传统的 KS 检验方法依赖像元强度分布的累积分布函数差异筛选同质像元, 但在小样本下对异常值敏感, 稳定性不足 (Hu 等, 2023); BWS 方法虽通过重采样提高了稳健性, 但因检验统计量渐近分布缺乏解析表达式而无法精确构建统计拒绝域 (蒋弥 等, 2018); 而近年来提出的 HTCI 方法以“强度近似指数分布、样本均值服从伽马分布”为统计前提, 据此由参考像元估计参数并构造均值的置信区间来判定同质像元。然而, 由于 HTCI 采用固定参考像元与固定单一窗口, 其同质判别对初值与参考位置高度敏感: 当参考像元处于强度分布的尾部或邻域样本数偏小 (小样本) 时, 置信区间边界易发生偏移, 导致同质像元漏选/误选 (Hu 等, 2022)。这些不足使得传统 DS-InSAR 在死海岩溶区的形变场重建中表现出空间连续性差、信噪比低及机制解

析失真等系统性问题。

鉴于此, 本研究提出一种基于动态更新置信区间的改进型同质像元识别方法 (D-HTCI): 在逐像素框架下, 对参考均值与置信区间进行动态更新并配合外扩窗口, 实现对低相干区域的稳健同质筛选; 同时结合序贯相位优化以实现长时序大数据解算, 提升时序重建精度, 进一步联合 PS 点构建高密度、连续的 InSAR 形变监测结果。以 2016 年—2024 年共 242 景 Sentinel-1A 卫星升轨影像为数据基础, 在死海沿岸岩溶塌陷区验证了方法的有效性, 获取了死海沿岸高精度的地表形变时空演化过程, 分析了形变与死海水位变化的耦合关系, 并探讨了岩溶塌陷的水文地质驱动机制。本研究不仅拓展了 InSAR 技术在复杂自然地貌区的适用性, 也为深入理解岩溶灾害的形成机理与演化趋势提供了重要技术支撑与数据基础。

2 研究方法或原理

本研究基于时序 InSAR 技术框架, 构建了面向死海沿岸岩溶区的高精度地表形变监测流程, 其总体设计兼顾长时序数据处理的效率与复杂地貌区的形变解算精度 (图 1)。方法体系主要包括 4 个核心环节: (1) 数据预处理: 利用 SRTM DEM 进行地形校正与地理编码, 并结合 Sentinel-1A 升轨影像生成差分干涉图序列, 为时序 InSAR 分析提供基础干涉观测数据; (2) 同质像元识别: 突破传统同质点识别方法的局限, 引入动态更新置信区间机制, 结合 $5 \times 5 \rightarrow 15 \times 15$ 外扩窗口与“参考均值—置信区间”的迭代更新有效提升低相干区同质像元筛选的精度与稳定性, 对于局部同质像元数 (N) 小于 20 的像元, 将遵循 PS 流程进行单独处理; (3) 相位优化与时序解算: 采用特征值分解理论构建最大似然估计框架, 对 DS 相位统计特性进行最优估计, 并结合序贯处理策略对 8 年长时序高维干涉数据进行渐进式压缩, 在保持相位信息完整性的前提下显著提高计算效率; (4) 结果融合与误差校正: 融合优化后的 PS 与 DS 高相干点集, 通过三维相位解缠、地形残差与大气相位校正, 最终获得高空间连续、高密度的死海沿岸地表时序形变场。该流程在保证监测精度的同时具备良好的可扩展性, 充分适应了复杂岩溶地貌条件下的长时序大规模 InSAR 数据处理需求, 为后续形变机理分析提供可靠的数据与方法基础。

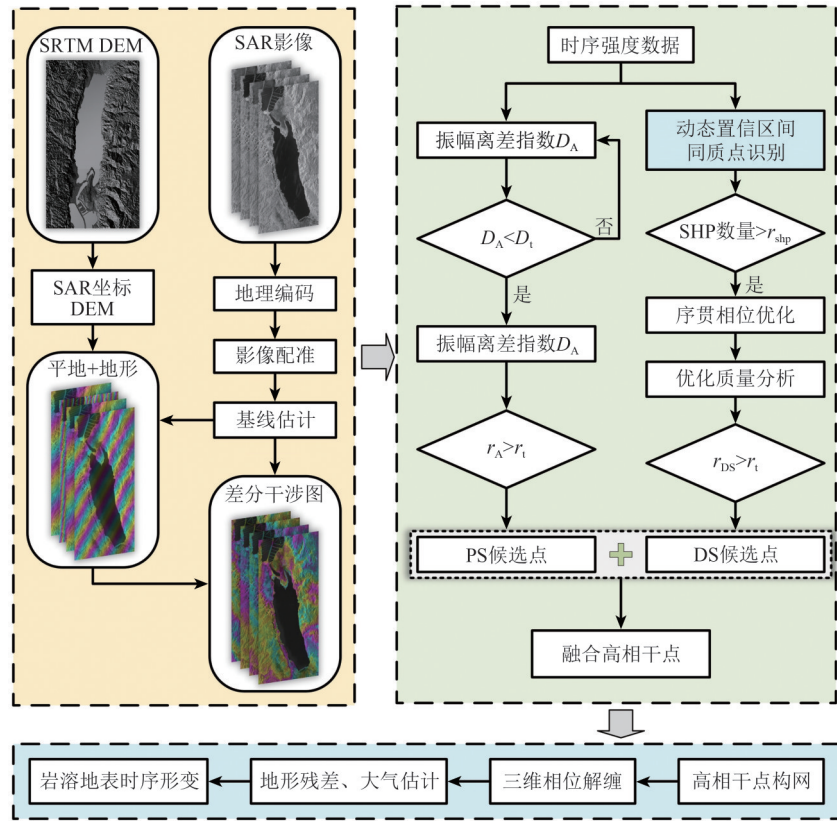


图1 基于改进动态置信区间的DS-InSAR方法流程图

Fig. 1 Workflow of the proposed DS-InSAR method with dynamic confidence interval updating

2.1 基于改进动态置信区间的InSAR同质点识别方法

由于DS属于面状散射体，通常在空间上成集群式分布，与相邻像元有着相同的散射特性以及统计特征（张子彦等，2024）。因此，DS点的选取与邻域内同质像元的数量有关，当前同质像元识别的理论依据都是建立在同质像元在空间分布上具有相同或相似的散射特性，且各类同质像元识别方案都是以假设检验为主要手段，通过判断各像元样本之间分布特征的相似性来确定出同质像元（Jiang等，2015）。其中，以后向散射信息（如强度或振幅）为基础的参数假设检验法广泛用于同质像元识别（Chen等，2023）。

参数假设检验方法根据岩溶塌陷区DS目标的SAR影像强度服从指数分布的性质，其概率密度函数为（蒋弥等，2018）

$$f(I) = \frac{1}{\theta} \exp\left(-\frac{1}{\theta}\right) \quad (1)$$

指数分布的期望和标准偏差均为 θ ，根据指数分布的累加服从伽马分布，则其 N 倍样本均值也服从伽马分布： $N \cdot \hat{\mu} \sim G(N, \theta)$ ，那么有 $N \cdot \hat{\mu} \sim$

$G(N, 1)$ ，并将 θ 由参考像素估值代替，此时经过变换后的置信区间为

$$P\left\{g_{\alpha/2} \cdot \frac{\mu_{\text{ref}}}{\sqrt{N}} < \mu_{\text{neig}} < g_{1-\alpha/2} \cdot \frac{\mu_{\text{ref}}}{\sqrt{N}}\right\} = 1 - \alpha \quad (2)$$

式中， $g_{\alpha/2}$ 为标准伽玛分布的分位点， α 通常设置为0.05（Bao等，2021）。将待检测像元的平均幅度 μ_{neig} 与上述区间的取值范围进行比较，若处在该区间，则说明待检测像元是参考像元的同质像元。然而，仅以参考像元的平均强度构造置信区间是有偏的，会导致所选择的均匀像素样本的数量减少以及均匀像素的可靠性降低。因此，估计窗口的大小不应固定，并且应动态更新相应的置信区间，以获得可靠的同质像元选择结果。

对于任意参考像元，都有一个初始同质像元估计窗口 $D \times D$ （通常设置为 15×15 ），如图2中黑框 P_i 所示。本研究提出的方法首先对于参考像元，设置局部估计窗口 $T \times T$ （设置为 5×5 ），如图2中黄色框所示，利用式（2）获取参考像元 P_i 在局部窗口的同质像元集合 Ω_i ，然后求取同质像元集合中所有的同质像元的强度均值替换式（2）中 μ_{ref} 构建新的置信区间：

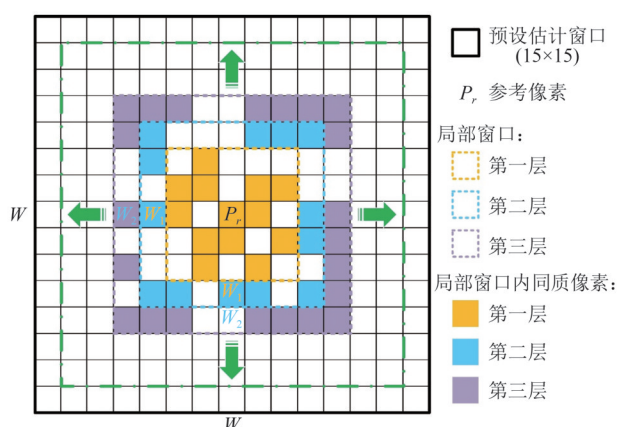


图2 改进的动态置信区间的InSAR同质点识别算法示意图

Fig. 2 Schematic diagram of the improved InSAR homogeneous point identification algorithm based on dynamic confidence interval

$$P \left\{ g_{\alpha/2} \cdot \frac{\hat{\mu}_{\Omega}}{\sqrt{N}} < \mu_{\text{neig}} < g_{1-\alpha/2} \cdot \frac{\hat{\mu}_{\Omega}}{\sqrt{N}} \right\} = 1 - \alpha \quad (3)$$

将局部估计窗口往外扩展一个像素，得到第一次扩展后的估计窗口（如图2蓝框所示），利用新的置信区间对扩展后的估计窗口内所有像素进行判别，得到新的同质像元集合 Ω_2 ，再对此集合中所有同质像元的强度求平均值，构建新的置信区间，再将窗口往外扩展（如图2紫色窗口），重复循环更新参考像元强度值及其置信区间，直至将窗口扩大到初始给定窗口大小（15×15），此时便得到了参考像元 P_r 的最终同质像元集合 Ω ，重复这些步骤遍历SAR图像中所有像素，即可得到图像中所有像素的同质像元集合。

2.2 基于特征值分解的最大似然相位优化

对于分布式目标而言，为满足相位一致性条件（Guarnieri 和 Tebaldini, 2007），需从多个干涉对的观测相位中联合估计出一组最优的相位值，由于在众多干涉对中，受失相干噪声的影响程度不尽相同，为了提高相位估计质量，在进行相位估计时，有必要根据干涉相位之间的相干性或者其他条件给不同的干涉相位赋予不同的权重，其优化相位估计量可在最大似然框架下表述为最大化相位一致性，或等价地最小化残余相位方差的优化问题，从而得到通用的相位优化函数模型如下（沈鹏等，2025）：

$$\hat{\phi} = \arg \max_{\phi} \left\{ \sum_{m=1}^N \sum_{n>m}^N w_{mn} \cos(\phi_{mn} - (\phi_m - \phi_n)) \right\} \quad (4)$$

式中， w_{mn} 表示对应于残余相位的权重因子； ϕ_{mn}

为 m - n 干涉对的观测相位； ϕ_m 和 ϕ_n 分别为第 m 和 n 时刻的未知“最优相位”。目前DS相位优化算法大多是基于特征值分解以处理多元散射机制，最早由Fornaro等（2015）在CAESAR框架中提出，通过对样本协方差矩阵开展特征值分解，提取其最大特征值对应的特征向量作为优化相位估计量。协方差矩阵的特征值分解可以表示为

$$\hat{C} = V D V^H = \sum_{i=1}^N \lambda_i v_i v_i^H \quad (5)$$

式中， λ 表示特征值，将特征值降序排列，即： $\lambda_1 > \lambda_2 > \dots > \lambda_N$ ； v 为对应于特征值的特征向量。 $D = \text{diag}(\lambda_1 > \lambda_2 > \dots > \lambda_N)$ 是 $N \times N$ 的对角矩阵，矩阵元素是由若干非实数的特征值组成。 $V = [v_1, v_2, \dots, v_i]^T$ 是用各特征值所对应的正交特征向量构成的 $N \times N$ 矩阵。因此，基于主成分分析，第一主成分中包含的信息最多，则最大特征值对应特征向量的优化相位估计量可以推导为下述最大化问题的结果：

$$\hat{\phi} = \arg \max_{\phi} \left\{ \sum_{m=1}^N \sum_{n>m}^N |\hat{C}_{mn}| \left(|v_1| |v_1|^T \right)_{mn} \cos(\phi_{mn} - (\phi_m - \phi_n)) \right\} \quad (6)$$

结合协方差矩阵与复相干矩阵的关系，式（6）同样可以转换为相干矩阵的相位优化函数模型：

$$\hat{\phi} = \arg \max_{\phi} \left\{ \sum_{m=1}^N \sum_{n>m}^N |\hat{T}_{mn}| \left(|u_1| |u_1|^T \right)_{mn} \cos(\phi_{mn} - (\phi_m - \phi_n)) \right\} \quad (7)$$

式中， u_1 表示对应于复相干矩阵 T 的最大特征值对应的特征向量。

2.3 DS-InSAR序贯估计方法

传统DS算法采用“逐像素”计算模式，耗时较长，而目前星载SAR主要以宽幅、短重访周期为特点，实现高空间分辨率地表监测，提供了前所未有的丰富的SAR数据量（Wang等，2020），这对现有的DS-InSAR技术是一个挑战（Minh和Ngo，2022）。Ansari提出基于SqueeSAR技术的序贯估计方法，该方法通过先对数据进行小批量划分，从而对数据协方差矩阵进行递归估计和分析，然后对数据进行批量压缩，并从每一个压缩数据批量处理形成干涉图，达成数据缩减（Ansari等，2018）。

假设原始数据集共有 n 景影像，将该数据集分成 k 个子数据集，每个子集中包含 s 景影像，一般要求前面 $k-1$ 个子集内的影像数量相同，而第 k 个子集内的影像数量可以不同（Wang 等，2023）。数据压缩是处理大数据量的经典方法，它可以使得高维数据空间的数据映射至低秩子空间，变换基 T 的线性映射可以表示为

$$T: Z^{n \times l} \rightarrow \hat{Z}^{m \times l} \quad (8)$$

式中， n 为原始数据的维数， m 是压缩数据的维数，从中可以看出，压缩数据是时间维的，而空间维 l 的大小没有变化。

初始序列之后，第 k 个序列 ($k-1$) 可以表示为

$$\hat{Z}^k = \{\tilde{Z}^1; \tilde{Z}^2; \dots; \tilde{Z}^{k-1}; Z_s^k\} \quad (9)$$

式中， Z_s^k 表示包含 s 景 SLC 数据的第 k 个子数据集， $\tilde{Z}^{k-1}$ 为当前子数据集之前第 i 个子数据集的压缩数据 ($i=1, 2, \dots, k-1$)。用于将已有数据集与新数据集相连，从而达成重建相位时间序列。其中，在第 k 个子集中，基于最大似然估计的相位优化为

$$\hat{\phi}^k = \arg \min_{\phi} \left\{ \hat{\xi}^H \left(\hat{\Gamma}^{k-1} \circ \hat{C}^k \right) \hat{\xi} \right\} \quad (10)$$

式中， $\circ$ 表示哈达玛乘积， $\hat{\Gamma}^{k-1}$ 和 $\hat{C}^k$ 分别为第 $k-1$ 个和第 k 个子数据集构建得到的相干矩阵和协方差矩阵估计量， $\hat{\xi}$ 为第 k 个子数据集中真实的 SLC 复数相位向量，即待估计的优化相位向量，通过最大似然估计检索每个序列都相对于一个新的任意且唯一基准的相位：

$$\hat{\phi}_{\text{cal}} = \arg \min_{\phi} \left\{ \hat{\xi}^H \left(\tilde{\Gamma}_{ML}^{-1} \circ \hat{C}_{ML} \right) \hat{\xi} \right\} \quad (11)$$

式中， $\hat{\phi}_{\text{cal}}$ 是包含校准相位的向量，该相位将独立的子集连接起来，以实现每一个子数据集序列之间的数据连接。

$$\hat{\phi}_{\text{Unified}}^i = \hat{\phi}^i + \hat{\phi}_{\text{cal}}(i) \quad (12)$$

式中， i 表示 SLC 序列号，表示校准矢量的第 i 个元素。在校准基准之后，将计算获得单基准的相位时间序列结果。

3 研究区与数据源

3.1 研究区概况

死海位于非洲板块与阿拉伯板块之间的转换构造带内，是全球陆地的最低点，其湖面高度目前约为 -430 m（相对于海平面）（Baer 等，2024）。其地貌格局可分为北部深水湖盆与南部浅水蒸发池两部分（图 3 (a)）。其中，北部湖盆为主要天

然水体区，最大水深超过 300 m，湖底最低处低于海平面约 730 m；南部则被以色列和约旦的钾盐企业改造为蒸发池系统，湖底高程约为 -410 m，主要依赖北部湖水经由人工输水系统进行补给（Closson 和 Abou Karaki，2009）。

受气候变化与人类活动的共同影响，自 20 世纪 60 年代以来，死海水位呈持续下降趋势，年均降幅超过 1 m，累计下降超过 40 m，这一过程主要归因于上游来水量减少、蒸发作用增强及工业采水造成的水量负平衡。水位下降显著改变了沿岸地下水系统的水力结构，并诱发了一系列地质灾害过程，尤以岩溶塌陷最为显著（图 3 (a) 红色区域）。岩溶塌陷主要集中分布于北部湖盆西缘的滨湖泥滩与冲积扇地带，是全球范围内岩溶塌陷活动最为密集和活跃的地区之一：自 20 世纪 80 年代以来，塌陷活动逐渐增强，并在 2000 年以后呈显著加速发展趋势（Shalev 等，2006）。截至 2016 年，区域内已识别塌陷坑超过 5900 个，典型塌陷坑直径为 $1-40$ m，最大深度可达 28 m，常伴有宽缓沉降带发育，其影响范围可达数百米至上千米（Shviro 等，2017）。塌陷形成机制主要受控于广泛分布于地表下 $5-65$ m 范围内、厚度约为 $5-20$ m 的岩盐层（图 3 (a)）（Closson 和 Abou Karaki，2009）。随着死海水位持续下降，原本稳定的地下水淡盐水界面不断下移，沿岸淡水通过含水层、断层与裂隙系统向深部迁移并入侵盐层，诱发强烈溶蚀作用，形成地下空腔。当空腔体积超过地层支撑阈值时，覆盖层突然垮塌，形成塌陷坑（Sevil 和 Gutiérrez，2024）。这一“淡水入侵—盐层溶蚀—结构垮塌”的动力机制已通过钻探与地球物理探测等多源证据得到验证。

为直观呈现塌陷地貌的真实形态与分布特征，图 3 (b) 展示了 3 处由以色列地质调查局实地拍摄的典型塌陷区照片，其对应位置在图 3 (a) 中以白色方框标注 (A1、A2、A3)。其中，A1 为米兹佩沙莱姆附近滨湖冲积扇边缘的大规模塌陷群，表现为多级阶状塌陷壁及地表裂隙；A2 位于恩格地南侧，显示了塌陷坑被淡水与高盐度水体填充形成的多色湖泊景观；A3 则位于泽林半岛，呈现密集小型塌陷坑与宽缓沉降带交错分布的典型特征，体现了研究区岩溶塌陷活动的复杂性与多样性。

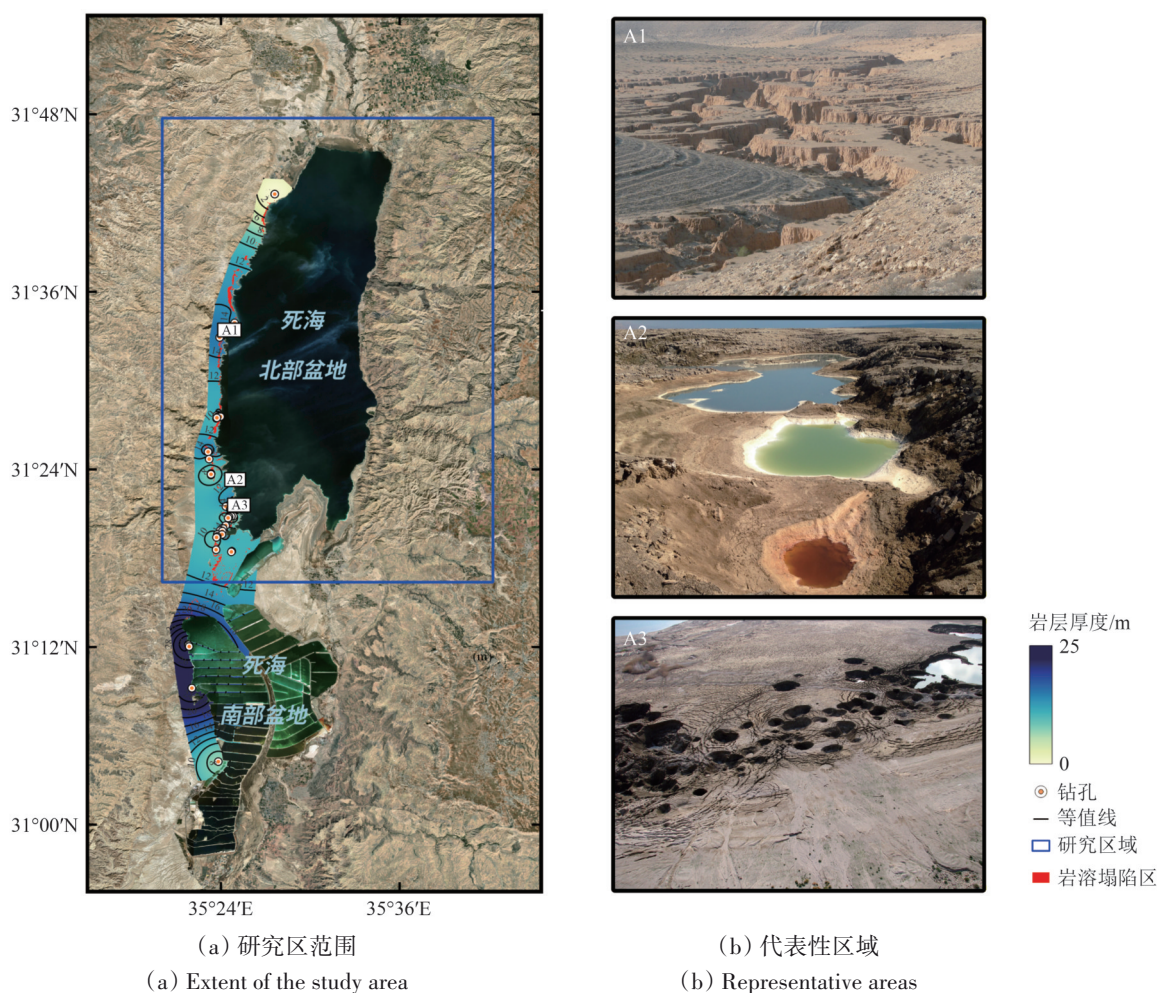


图3 研究区概况图

Fig. 3 Overview map of the study area

3.2 数据来源

本研究共获取覆盖整个研究区的 242 景 Sentinel-1A 卫星升轨影像，影像模式为地表观测雷达干涉宽幅模式 IW (Interferometric Wide Swath)，时间跨度为 2016 年 6 月 2 日—2024 年 6 月 20 日。研究区域范围如图 3 (a) 蓝色矩形框所示。为确保干涉几何精度，所有 SAR 数据均采用欧洲航天局 ESA (European Space Agency) 提供的精密轨道产品进行轨道校正。在干涉处理前，采用航天雷达地形任务 SRTM (Shuttle Radar Topography Mission) 提供的 30 m 分辨率数字高程模型 (DEM) 用于地形相位去除与影像地理编码，DEM 数据经过高斯滤波以减少高频噪声带来的误差传播 (Zhao 等, 2016)。此外，为分析地表形变与岩溶塌陷活动及水文过程之间的关系，本文同时引入以色列地质调查局 GSI (Geological Survey of Israel) 公开发表的死海西南沿岸岩溶塌陷监测数据及同

期水位变化记录。

4 结果

4.1 模拟实验验证

为比较 4 种同质像元选取算法的判别性能，采用蒙特卡罗随机试验进行模拟验证。设定 15×15 ($N=225$) 的像元窗口，中心像元 $[8, 8]$ 为参考像元，其他 224 个像元作为待估像元被检测。参照 SAR 幅值统计，像元幅值服从瑞利分布，规定窗口中 $N_{\text{hom}}=120$ 个像元 (含参考像元) 作为瑞利分布中的 σ_1 ，其余 $N_{\text{het}}=105$ 个异质像元作为瑞利分布中的 σ_2 。然后，以对比度参数 $\rho = \sigma_2/\sigma_1 \in [1, 3]$ 控制异质程度 (ρ 越大，差异越强)，在每个 ρ 取值下独立重复 10000 次试验，对同一批模拟数据，分别应用 KS、BWS、HTCI (固定窗口) 与本文 D-HTCI (动态更新+外扩) 4 种方法进行“与参考像

元是否同质”的逐像元判别，显著性水准统一为 $\alpha = 0.05$ 。对每次试验统计被判为“非同质”的像元数量并计算拒绝率，最终得到在每个比值下拒绝的均值和拒绝的标准偏差，用以评价方法的准确性（是否接近理论值）与稳定性（方差大小）。在该设定下，理论拒绝率可由“全部异质像元被正确拒绝+同质像元以概率 α 被误拒绝”得到： $\frac{N_{\text{hom}} + \alpha \cdot N_{\text{het}}}{225} = \frac{105 + 0.05 \cdot 120}{220} \approx 0.4933(49.33\%)$ 。因此，随着 ρ 增大，4种方法的实测拒绝率应逐步逼近这一上限；方法越稳健，其拒绝率均值越接近49.33%，波动（标准差）越小。

图4显示了拒绝率随参数比率 ρ 的变化。各算法随着参数比率的增加，均收敛于理论值。参数假设检验方法都明显好于非参数假设检验方法，而其中HTCI算法由于固定单一窗口导致初值估计不稳定而高于理论拒绝率值，表现为I类误差偏高。相比之下，本文算法通过引入动态更新机制，不仅在同等条件下收敛更快，且最接近理论拒绝率，有

效减小了第一类误差，并且在图4（b）中标准差也显著小于其他方法，进一步验证了其稳定性与优势。其核心改进在于，随着窗口大小逐步扩大，置信区间能够动态调整，使同质像元判定更加稳定与准确；尤其是在低相干区域，该方法通过根据局部像元均值不断更新参考像元的置信区间，避免了参考像元落在统计分布尾部时所产生的偏移问题，从而有效削弱了异常值对判定精度的不利影响。在保证上述统计性质的前提下，逐像元效率与识别收益的评估结果表明：在相同数据量与实现环境下，D-HTCI相比传统KS/BWS算法实现了数量级以上（约430/67倍）的提速，相对HTCI算法仅耗费约1.4倍的计算时间，仍处于同一数量级；同时，在不放大第二类错误的前提下，D-HTCI可小幅且稳定提升同质像元相关指标。综上，D-HTCI以可接受的额外开销换取了更可靠的同质邻域判定与更优的综合表现，兼具统计合理性与计算可用性。

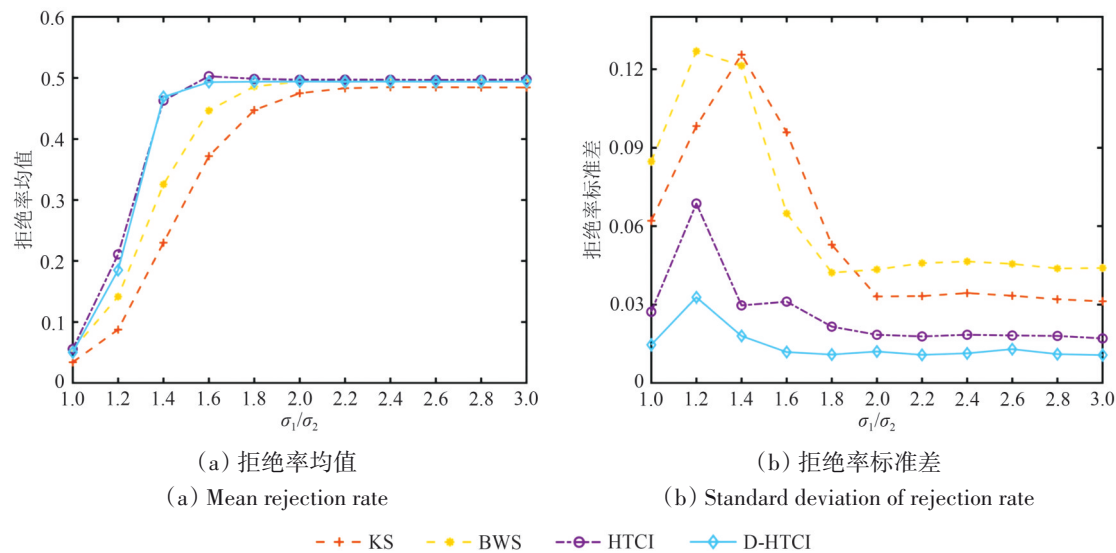


图4 模拟实验拒绝率结果
Fig. 4 Results of rejection rate in the simulation experiment

表1 各方法拒绝率对比(理论拒绝率:0.4933)

Table 1 Comparison of rejection rates among different methods (Theoretical rejection rate: 0.4933)

方法	拒绝率估值
KS	0.4782
BWS	0.4945
HTCI	0.4974
D-HTCI	0.4938

4.2 沉降监测结果

基于2016年6月—2024年6月期间获取的242景Sentinel-1A影像，本文分别采用StaMPS的PS-InSAR方法、常规DS-InSAR方法（基于HTCI同质点识别）以及本文提出的改进型同质点识别算法（D-HTCI）对死海沿岸地区的地表形变进行了时序分析，并获得了相应的年平均形变速率空间分布

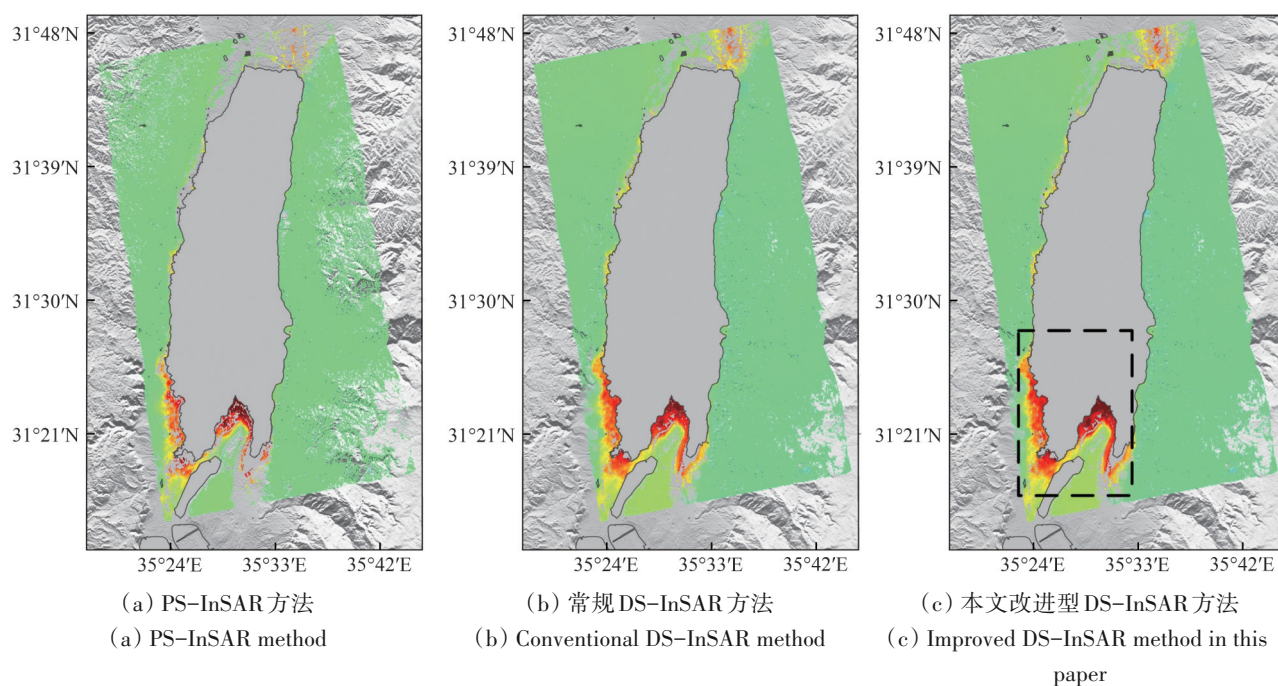
(图5)。图5(a)为PS-InSAR方法的处理结果,该方法对永久散射体依赖性强,在自然地貌主导、人工目标稀疏的研究区表现出明显的监测盲区,整体监测点数量仅为464898个,空间分布稀疏、尤其在岩溶塌陷频发区几乎失效。图5(b)为基于HTCI的常规DS-InSAR结果,监测点数量提升至679349个(较PS方法提高约46.1%),但由于同质点识别采用固定窗口,其监测点空间分布不均、形变带的连续性不足。局部放大图(图5(e))显示,沉降区域形变中心表现为零散团块,难以刻画连续的地质活动边界。相比之下,本研究提出的融合改进同质点识别方法(D-HTCI)的DS与PS联合处理结果(图5(c))展现出显著优势。该方法在保持PS点稳定性的基础上,结合改进的同质像元识别技术显著增强了分布式散射体(DS)的提取能力,监测点总数提升至832453个,相较于传统StaMPS方法增加了约79.0%,较常规DS-InSAR方法增加了约22.5%,且监测点的空间分布均匀性得到明显改善。特别是在湖岸带(尤其是传统PS方法难以监测的岩溶塌陷沉降区),该方法有效填补了形变场的空间空白,为死海沿岸复杂地质背景下的形变监测提供了更全面的数据支撑。

为了进一步揭示强烈形变区域的空间分布特征,图5(d)、图5(e)和图5(f)分别给出了图5(a)、图5(b)和图5(c)中虚线框选区域的

局部放大结果。该区域是死海沿岸岩溶塌陷最活跃地段之一,局部最大沉降速率超过 -120 mm/a 。对比结果显示:传统PS结果(图5(d))呈碎片化分布,仅能零星捕捉到高变形点;而常规DS-InSAR结果(图5(e))虽能识别沉降中心,但监测点密度较低且空间分布不连续;而本研究提出的改进DS-InSAR方法(图5(f))在显著沉降区域(局部沉降速率 $>-60\text{ mm/a}$)的点密度较传统PS提高约3倍,较常规DS提高约1.6倍,能够清晰刻画密集、连续的沉降带结构,完整描绘了潜在塌陷带的空间边界及沉降梯度特征。这一结果充分表明,改进的同质点识别DS-InSAR方法显著克服了传统算法在低相干自然区域的局限性,有效抑制了死海沿岸特殊水文地质条件引起的失相干效应,为分布式散射体的高精度提取和低相干自然区域的形变监测提供了一种可行且高效的解决方案。

4.3 典型沉降区域分析

基于图5所揭示的形变空间分布格局与重点沉降区域,本文选取图5(f)中标注的两条典型剖面线(A-A'与B-B'),覆盖死海西南沿岸典型岩溶沉降带,进一步系统分析沿剖面方向的地表形变演化特征、沉降中心分布及其与地下岩溶构造的对应关系。



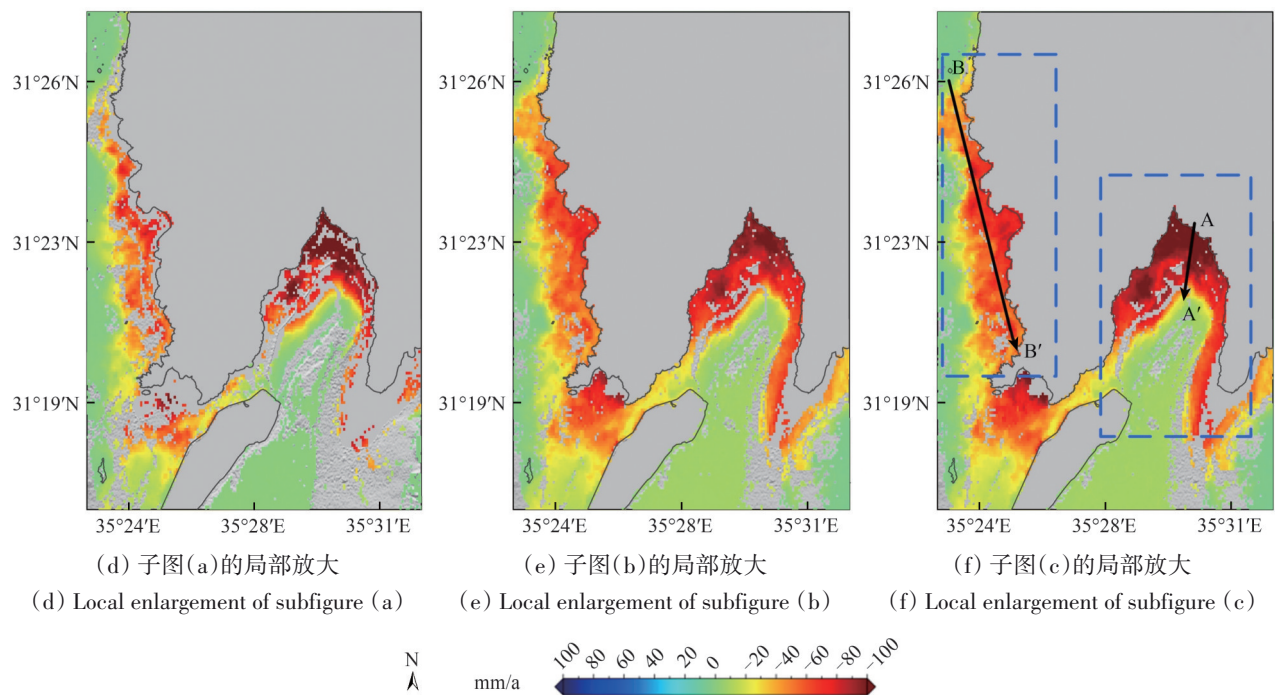


图5 不同InSAR处理方法下死海沿岸地表形变速率空间分布对比图(2016年—2024年)

Fig. 5 Comparison of spatial distribution of ground deformation rates along the Dead Sea Coast using different InSAR processing methods (2016—2024)

图6展示了利桑半岛地区2016年6月—2024年6月的地表形变特征,该区域位于死海沿岸重要沉降带内,图6(a)基于改进型同质点识别的DS-InSAR技术得到的视线向(LOS)年平均形变速率分布显示,区域最大沉降速率超过 -100 mm/a 。半岛北部沿死海沿岸呈现大范围强烈沉降现象,沉降速率自北向南沿死海岸线向岛内逐渐递减,推测与盐丘溶解及含盐沉积物的差异性压实作用密切相关。为深入解析形变的时空演化规律,沿A-A'剖面(全长约3 km)提取了时序累积形变结果,图6(b)显示剖面线前2000 m(邻近海岸线)在研究期内沉降尤为显著,累积形变量峰值超过 -800 mm ,而南段形变量变化相对较小。值得注意的是,在特征点P附近(位于约旦阿拉伯钾肥公司(APC)于1990年代建造的盐蒸发池区域,该池于2000年3月因区域沉降发生崩塌),图6(c)所示的P点时间序列形变曲线呈现稳定的线性下沉趋势,拟合优度较高,年均沉降速率达 -102.88 mm/a 。综合分析表明,该区域持续沉降不仅受于盐岩溶解与差异压实过程,已有研究亦指出沿A-A'剖面附近存在的隐伏断层,其构造活动促进了外部水体加速下渗,从而加剧了地下岩层的溶解与沉降(Fiaschi等,2017)。

图7进一步展示了2016年6月—2024年6月死海西南沿岸典型岩溶塌陷带的地表形变特征及时序演化规律,该区域作为死海沉降速率显著区域之一(最大年均沉降速率超过 -90 mm/a),以频繁的盐丘溶蚀与塌陷活动闻名。图7(a)基于改进DS-InSAR技术得到的年均形变速率分布图(叠加Google Earth高分辨率影像)显示,显著下沉区域(黄色至深红色)集中分布于沿海盐沼带及岩溶高风险区,与以色列地质调查局(GSI)发布的已知塌陷区(红色多边形)高度重合,验证了改进的DS-InSAR方法在死海沿岸的适用性与可靠性。该方法通过联合处理永久散射体(PS)和分布式散射体(DS),显著提高监测点密度和空间覆盖能力,克服了单一方法在非城区覆盖不足的局限。GSI塌陷区与形变异常区的高度一致性进一步佐证了结果的准确性;沿B-B'剖面线(全长约12 km)的多时相累计形变量分布图7(b)呈现多个波谷结构,其中4000—6000 m和8000—10000 m段最为显著,对应于图7(a)的塌陷发育区,累积变形达500 mm,表明存在多个活跃沉降中心,且形变具空间扩展性与时序连续性。选取的特征点Q与R(图7(c)与7(d))时间序列曲线显示,年均沉降速率分别为 -55.55 mm/a 和 -63.44 mm/a ,均

表现为拟合优度接近1的稳定线性下沉趋势,表明沉降过程主要受地下溶蚀与重力塌陷机制主导。总体而言,该区域的剧烈沉降与死海沿岸特有的

盐岩地质条件密切相关,长期淡水入渗与地下水扰动导致地下含盐层溶解,最终诱发大规模地表塌陷。

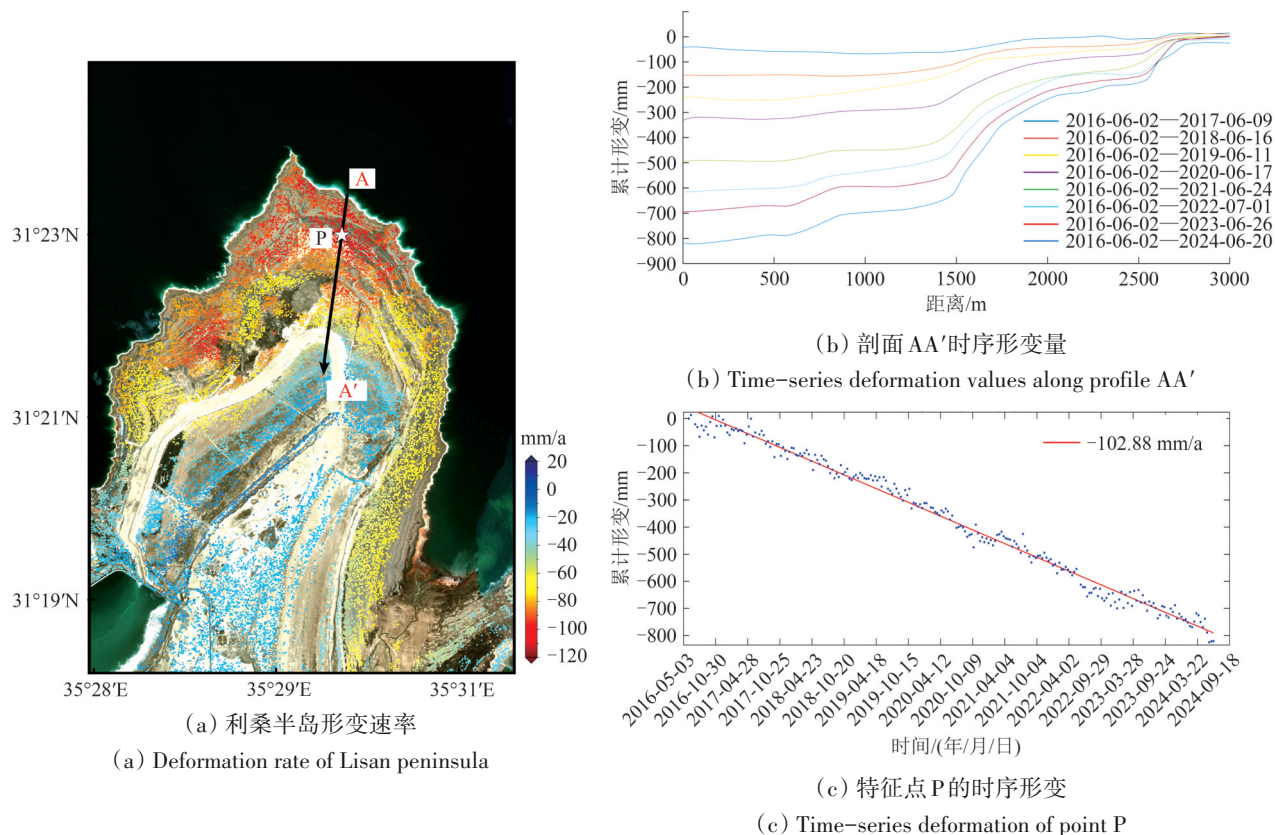


图6 利桑半岛2016年—2024年地表面变形速率与时序演化特征

Fig. 6 Ground deformation rates and temporal evolution characteristics of the Lisan Peninsula (2016—2024)

4.4 沉降与死海水位变化分析

为定量揭示死海水位持续下降对沿岸地表形变的影响机制,本研究在“显著沉降热点与GSI公布已知塌陷区的空间重叠带”内,按照地质代表性与统计稳健性的双重标准遴选了3个典型观测点P、Q、R。具体做法是:对每个点构建500 m缓冲区以聚合足量的PS+DS监测点,采用缓冲区平均时序累积形变量作为代表序列,以抑制局部噪声与离群像元对结果的影响。随后,将上述形变量序列与同期死海水位变化进行对比分析,以探讨两者之间的动态响应关系。

图8展示了P、Q、R这3点缓冲区的平均累积形变量与死海水位的联合变化特征,其中左纵轴为地表累积形变量(单位: mm),右纵轴为死海水位(单位: m),横轴为监测时间。红色、绿色和蓝色散点分别代表P、Q、R点的原始形变观测

值,对应的实线为其线性拟合曲线,黑色虚线则表示研究期内死海水位的变化趋势。结果表明,3个特征点缓冲区均呈现显著的持续沉降,且其时间演化过程与死海水位下降高度一致。其中,P点的形变量幅度最大,年平均沉降速率最高;R次之;Q点则相对较缓。该差异可能与各点地质背景、距离湖岸线的远近及含盐地层发育程度等因素有关。

为进一步刻画形变与水位的线性耦合关系,图8中计算了形变量线性拟合结果与对应时期死海水位的拟合度(R^2)。结果显示,P、Q、R点的形变量与同期死海水位变化的拟合优度(R^2)分别为0.984、0.982和0.986,均表现出高度相关性。这一结果表明,在研究区域内,死海水位下降对沿岸地表形变具有明显的控制作用,湖水的持续萎缩可能加速了湖岸带盐丘或含盐地层的溶蚀及压实过程,从而诱发区域性地表沉降。

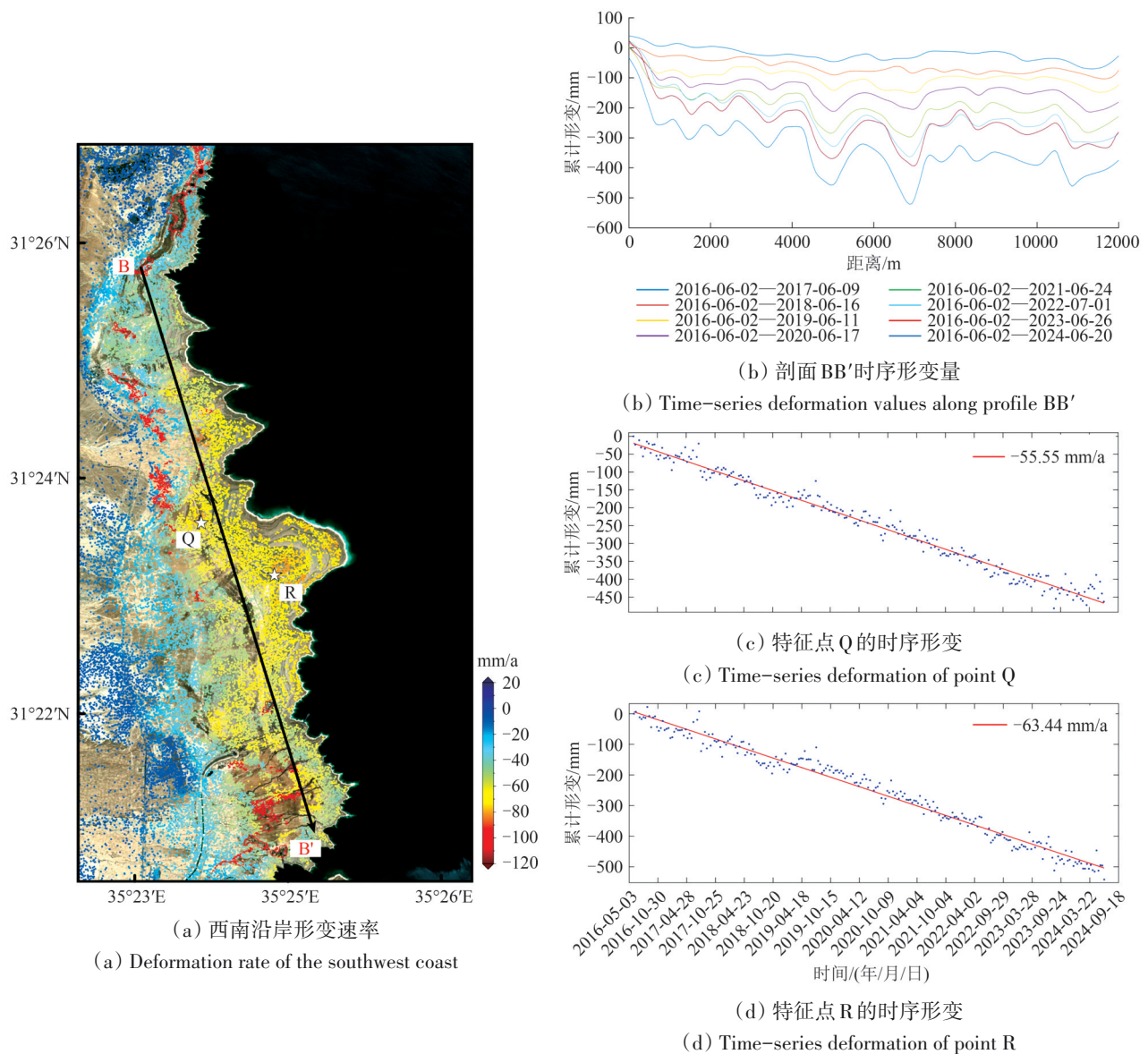


图7 死海西南沿岸岩溶塌陷带2016年—2024年地表形变特征

Fig. 7 Ground deformation characteristics of the Karst Collapse Zone along the southwestern coast of the Dead Sea (2016–2024)

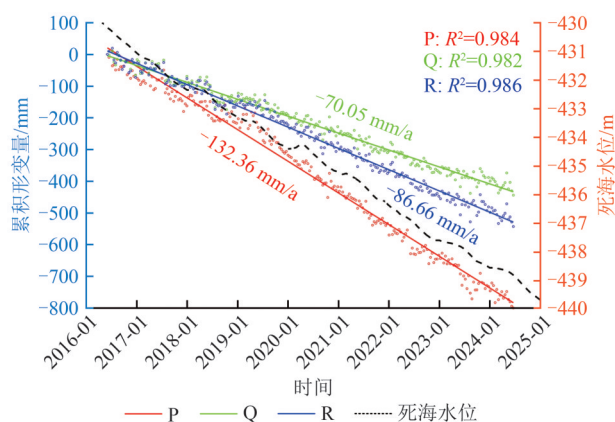


图8 死海沿岸典型点位(P、Q、R)500 m缓冲区平均累积形变量与同期水位变化的时序对比

5 水位下降驱动下的死海沿岸岩溶塌陷机制分析

为阐释死海沿岸地表沉降与水位变化之间的内在联系，图9对比了1980年（图9（a））与2010年（图9（b））的死海水位变化情况及其对岩溶发育过程的影响，直观揭示了岩溶塌陷形成的关键驱动机制与演化路径。整体来看，死海水位的长期下降通过重构地下水系统并促发盐层剧烈溶解，成为沿岸岩溶塌陷发育的核心动力（Avni等，2016）。1980年时，死海水位约-400 m（参见图右侧高程标尺），区域地下水位与死海水平面大致平衡，淡水—咸水分界面位于盐层上方，使得盐层被死海咸水包裹，处于水力相对稳定且封闭的

环境中,但由于盐层未直接暴露于淡水环境,其溶蚀作用几乎不发生,盐层结构保持完整,天坑尚未形成。1980年—2010年期间,死海水位下降约23 m(至-423 m),导致区域地下水位整体性下移并向东迁移,淡水—咸水分界面也随之同步下移至盐层中部,使盐层西部开始暴露于淡水或淡咸混合水环境。此时,来自西侧高水头区的地表水和入渗径流(黄色实线箭头所示)沿高渗透性的砾岩层和断裂带向东流动,形成新的地下水补给模式,这股新鲜地下水与未饱和盐层直接接触,形成强烈的溶蚀作用区。图9(b)清晰展示了承压含水层表现出的显著定向渗透能力,水流沿优势通道侵蚀上覆盐层,形成垂向溶解通道,并在

局部冲刷形成“溶蚀孔洞”,最终演化为地下空腔结构。随着溶蚀孔洞的形成与持续扩展,盐层顶部的细粒粘土层与砾岩顶板因失去底部支撑而逐渐变薄,结构强度显著下降。当顶部结构失稳达到临界点时,发生岩溶塌陷,形成地下空腔并诱发地表沉降与天坑塌陷,最终导致地表天坑的形成,其分布常呈现出线性或串珠状特征。此外,水位下降导致区域水力梯度显著增大;同时,地表水(图中橙色箭头所示的降水或地表径流)的渗透补给增强了西部地下水的补给强度,加剧了盐层的冲刷与溶解。这一过程加速了天坑发育的空间迁移,从而形成了正反馈机制。

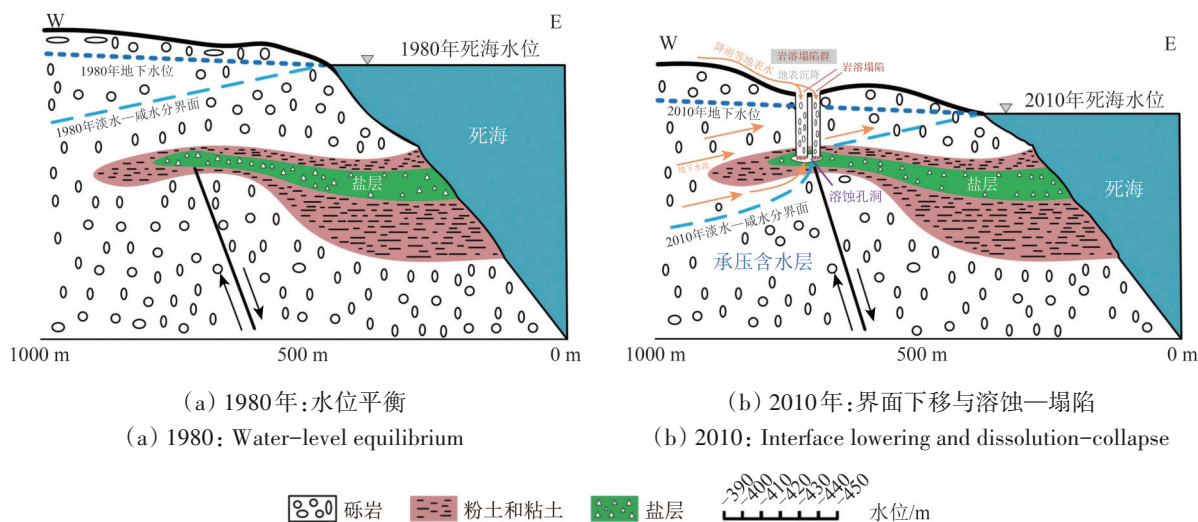


图9 死海岩溶形成机制示意图

Fig. 9 Schematic of hydrogeological mechanism for Dead Sea sinkhole formation

上述过程与我们的时序InSAR—水位联合分析相互印证:多个典型点位的形变速率与同期水位变化呈高度线性耦合($R^2 > 0.98$),侧面验证了“水位下降→界面下移→盐层溶蚀与空洞扩展→顶板失稳→地表塌陷”的水文地质驱动链条。二者在空间位置、时间尺度和演化趋势上的高度吻合,进一步确立了死海区域岩溶塌陷作为一种典型的水文地质过程驱动型地表变形现象的属性。

6 结论

本研究提出并验证了一种基于动态置信区间更新的同质像元识别方法(D-HTCI),显著提升了DS点提取的精度与稳定性;并通过协同融合永久散射体与序贯相位优化技术,构建了长时序、

高密度、高精度的形变监测体系,有效克服了传统DS-InSAR方法在非城区岩溶环境应用中的局限性。以死海地区(2016年6月—2024年6月)为研究对象,验证结果表明,改进的DS-InSAR方法在保持测量点可靠性的同时,极大拓展了非城区岩溶环境的监测能力:研究区域监测点总数较传统PS方法提升约79.0%,较常规DS-InSAR方法(基于HTCI)增加了约22.5%,空间覆盖的连续性明显改善;尤其在死海西南沿岸典型塌陷区,点密度较传统PS方法提升约3倍,较常规DS-InSAR方法提升约1.6倍,能够刻画密集且连续的沉降带结构,准确界定潜在塌陷带的空间边界及沉降梯度特征,为复杂沉降过程的高精度重建提供了坚实支撑。形变监测结果揭示了研究区显著的空间

差异性沉降特征，沉降热点区呈现出明显的空间集中性与条带状分布，局部最大沉降速率超过 -120 mm/a 。将InSAR形变结果与实测水位记录数据联合分析，在区域尺度上定量证实了地表沉降速率与死海水位下降之间的高度线性耦合关系（典型监测点线性拟合度 $R^2>0.98$ ），为“水位下降—淡水入侵—盐层溶蚀—岩溶塌陷”这一动态水文地质驱动机制提供了有力的实证支撑，并深化了相关理论模型。本研究在DS-InSAR技术方法拓展、死海岩溶塌陷演化过程认知与区域地质环境响应机制解析等方面均取得了关键性进展，所形成的技术体系与研究成果可为其他岩溶地区塌陷灾害的高精度监测与机理分析提供重要的技术支撑与理论参考。

志 谢 感谢欧洲航天局提供的Sentinel-1A数据以及相应的精密轨道文件！感谢以色列地质调查局提供的死海历年水位变化数据以及以色列地质调查局官网提供的死海西南沿岸的已知岩溶塌陷数据！

参考文献(References)

- Ansari H, De Zan F and Bamler R. 2018. Efficient phase estimation for interferogram stacks. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 56(7): 4109-4125 [DOI: 10.1109/TGRS.2018.2826045]
- Atzori S, Baer G, Antonioli A and Salvi S. 2015. InSAR-based modeling and analysis of sinkholes along the Dead Sea coastline. *Geophysical Research Letters*, 42(20): 8383-8390 [DOI: 10.1002/2015GL066053]
- Avni Y, Lensky N, Dente E, Shviro M, Arav R, Gavrieli I, Yechieli Y, Abelson M, Lutzky H, Filin S, Haviv I and Baer G. 2016. Self-accelerated development of salt karst during flash floods along the Dead Sea coast, Israel. *Journal of Geophysical Research: Earth Surface*, 121(1): 17-38 [DOI: 10.1002/2015JF003738]
- Baer G, Gavrieli I, Swaed I and Nof R N. 2024. Remote sensing of floodwater-induced subsurface halite dissolution in a salt karst system, with implications for landscape evolution: the western shores of the Dead Sea. *Remote Sensing*, 16(17): 3294 [DOI: 10.3390/rs16173294]
- Baer G, Schattner U, Wachs D, Sandwell D, Wdowski S and Frydman S. 2002. The lowest place on earth is subsiding—an InSAR (interferometric synthetic aperture radar) perspective. *Geological Society of America Bulletin*, 114(1): 12-23 [DOI: 10.1130/0016-7606(2002)114<0012:TLPOEI>2.0.CO;2]
- Bao J W, Luo X J, Liu G X, Chang L, Wang X W, Shi Y L and Wu S Y. 2021. An improved distributed scatterers extraction algorithm for monitoring tattered ground surface subsidence with DSInSAR: a case study of loess landform in Tongren County. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 99: 102322 [DOI: 10.1016/j.jag.2021.102322]
- Berardino P, Fornaro G, Lanari R and Sansosti E. 2002. A new algorithm for surface deformation monitoring based on small baseline differential SAR interferograms. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 40(11): 2375-2383 [DOI: 10.1109/TGRS.2002.803792]
- Brinkmann R, Parise M and Dye D. 2008. Sinkhole distribution in a rapidly developing urban environment: Hillsborough County, Tampa Bay Area, Florida. *Engineering Geology*, 99(3/4): 169-184 [DOI: 10.1016/j.enggeo.2007.11.020]
- Chen B Q, Yang J L, Li Z H, Yu C, Yu Y, Qin L, Yang Y and Yu H. 2023. A new sequential homogeneous pixel selection algorithm for distributed scatterer InSAR. *GIScience and Remote Sensing*, 60(1): 2218261 [DOI: 10.1080/15481603.2023.2218261]
- Closson D and Abou Karaki N. 2009. Human-induced geological hazards along the Dead Sea coast. *Environmental Geology*, 58(2): 371-380 [DOI: 10.1007/s00254-008-1400-3]
- Ferretti A, Prati C and Rocca F. 2000. Nonlinear subsidence rate estimation using permanent scatterers in differential SAR interferometry. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 38(5): 2202-2212 [DOI: 10.1109/36.868878]
- Fiaschi S, Closson D, Abou Karaki N, Pasquali P, Riccardi P and Floris M. 2017. The complex karst dynamics of the Lisan Peninsula revealed by 25 years of DInSAR observations. *Dead Sea, Jordan. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 130: 358-369 [DOI: 10.1016/j.isprsjprs.2017.06.008]
- Fornaro G, Verde S, Reale D and Pauciuolo A. 2015. CAESAR: an approach based on covariance matrix decomposition to improve multibaseline-multitemporal interferometric SAR processing. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 53(4): 2050-2065 [DOI: 10.1109/TGRS.2014.2352853]
- Galve J P, Castañeda C, Gutiérrez F and Herrera G. 2015. Assessing sinkhole activity in the ebro valley mantled evaporite karst using advanced DInSAR. *Geomorphology*, 229: 30-44 [DOI: 10.1016/j.geomorph.2014.07.035]
- Guarnieri A M and Tebaldini S. 2007. Hybrid Cramér-Rao bounds for crustal displacement field estimators in SAR interferometry. *IEEE Signal Processing Letters*, 14(12): 1012-1015 [DOI: 10.1109/LSP.2007.904705]
- Gutiérrez F, Galve J P, Lucha P, Castañeda C, Bonachea J and Guerrero J. 2011. Integrating geomorphological mapping, trenching, InSAR and GPR for the identification and characterization of sinkholes: a review and application in the mantled evaporite karst of the ebro valley (NE Spain). *Geomorphology*, 134(1/2): 144-156

- [DOI: 10.1016/j.geomorph.2011.01.018]
- Hrysiewicz A, Wang X W and Holohan E P. 2023. EZ-InSAR: an easy-to-use open-source toolbox for mapping ground surface deformation using satellite interferometric synthetic aperture radar. *Earth Science Informatics*, 16(2): 1929-1945 [DOI: 10.1007/s12145-023-00973-1]
- Hu J, Wu W Q, Gui R, Li Z W and Zhu J J. 2022. Deep learning-based homogeneous pixel selection for multitemporal SAR interferometry. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 60: 5234518 [DOI: 10.1109/TGRS.2022.3203975]
- Hu J Y, Wu W H, Motagh M, Qin F, Wang J Y, Pan S Y, Guo J M and Zhang C Y. 2023. FIM-based DSInSAR method for mapping and monitoring of reservoir bank landslides: an application along the Lancang River in China. *Landslides*, 20(11): 2479-2495 [DOI: 10.1007/s10346-023-02097-5]
- Jiang M, Ding X L, Hanssen R F, Malhotra R and Chang L. 2015. Fast statistically homogeneous pixel selection for covariance matrix estimation for multitemporal InSAR. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 53(3): 1213-1224 [DOI: 10.1109/TGRS.2014.2336237]
- Jiang M, Ding X L and Li Z W. 2018. Homogeneous pixel selection algorithm for multitemporal InSAR. *Chinese Journal of Geophysics*, 61(12): 4767-4776 (蒋弥, 丁晓利, 李志伟. 2018. 时序InSAR同质样本选取算法研究. *地球物理学报*, 61(12): 4767-4776) [DOI: 10.6038/cjg2018L0490]
- Li X T, Xie L, Jiang K, Shan B J, Zhu L J and Xu W B. 2024. A joint M-estimation and Bayesian estimation method for DS-InSAR deformation estimation. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*: 1-16 (李晓田, 谢磊, 江坤, 单宝俊, 朱凌杰, 许文斌. 2024. 联合M估计和贝叶斯估计的DS-InSAR形变解算方法. *武汉大学学报(信息科学版)*: 1-16) [DOI: 10.13203/j.whugis20240125]
- Minh D H T and Ngo Y N. 2022. Compressed SAR interferometry in the big data era. *Remote Sensing*, 14(2): 390 [DOI: 10.3390/rs14020390]
- Nof R N, Abelson M, Raz E, Magen Y, Atzori S, Salvi S and Baer G. 2019. SAR interferometry for sinkhole early warning and susceptibility assessment along the Dead Sea, Israel. *Remote Sensing*, 11(1): 89 [DOI: 10.3390/rs11010089]
- Sevil J and Gutiérrez F. 2024. Temporal variability of sinkhole hazard illustrated in the western shore of the Dead Sea. *Natural Hazards*, 120(14): 12663-12677 [DOI: 10.1007/s11069-024-06708-9]
- Shalev E, Lyakhovsky V and Yechieli Y. 2006. Salt dissolution and sinkhole formation along the Dead Sea shore. *Journal of Geophysical Research: Solid Earth*, 111(B3): B03102 [DOI: 10.1029/2005JB004038]
- Shen P, Wang C C, Liao M S, Zhang L, Dong J and Dai K R. 2025. Research progress of phase linking method in time-series InSAR. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 50(8): 1483-1497 (沈鹏, 汪长城, 廖明生, 张路, 董杰, 戴可人. 2025. 时序InSAR相位连接方法研究进展. *武汉大学学报(信息科学版)*, 50(8): 1483-1497) [DOI: 10.13203/j.whugis20250004]
- Shviro M, Haviv I and Baer G. 2017. High-resolution InSAR constraints on flood-related subsidence and evaporite dissolution along the Dead Sea shores: interplay between hydrology and rheology. *Geomorphology*, 293(8): 53-68 [DOI: 10.1016/j.geomorph.2017.04.033]
- Wang B H, Zhao C Y, Zhang Q, Liu X J, Lu Z, Liu C J and Zhang J X. 2023. Sequential DS-ISBAS InSAR deformation parameter dynamic estimation and quality evaluation. *Remote Sensing*, 15(8): 2097 [DOI: 10.3390/rs15082097]
- Wang B H, Zhao C Y, Zhang Q, Lu Z, Li Z H and Liu Y Y. 2020. Sequential estimation of dynamic deformation parameters for SBAS-InSAR. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 17(6): 1017-1021 [DOI: 10.1109/LGRS.2019.2938330]
- Yang H, Xie Z G, Ding W Q, He J H, Thompson J R and Flower R J. 2025. Mitigating sinkhole hazards intensified by climate change. *Nature Geoscience*, 18(4): 273-274 [DOI: 10.1038/s41561-025-01674-8]
- Zhang Z Y, Zhang J K, Zhang H L, Du Y L and Yan S Y. 2024. Monitoring and risk analysis of surface subsidence in the Jiaozuo Goaf along the middle route of the South-to-North Water Diversion Project based on the DS-InSAR method. *National Remote Sensing Bulletin*, 28(4): 900-910. (张子彦, 张敬凯, 张豪磊, 杜玉玲, 闫世勇. 2024. 南水北调中线焦作采空区地表沉降DS-InSAR监测与风险分析. *遥感学报*, 28(4): 900-910) [DOI: 10.11834/jrs.20242229]
- Zhao R, Li Z W, Feng G C, Wang Q J and Hu J. 2016. Monitoring surface deformation over permafrost with an improved SBAS-InSAR algorithm: with emphasis on climatic factors modeling. *Remote Sensing of Environment*, 184: 276-287 [DOI: 10.1016/j.rse.2016.07.019]
- Zhu J, Zhu L J, Xing X M, Zhang R, Bao L, Zhang T F and Bao H D. 2023. Joint estimation method of time-series InSAR deformation and environmental physical parameters for soft clay area over Dongting Lake. *Acta Geodaetica et Cartographica Sinica*, 52(12): 2127-2140 (朱珺, 朱凌杰, 邢学敏, 张锐, 鲍亮, 张腾飞, 鲍皓丹. 2023. 洞庭湖软土区域时序InSAR形变与环境物理参数联合估计方法. *测绘学报*, 52(12): 2127-2140) [DOI: 10.11947/j.AGCS.2023.20220287]

An improved DS-InSAR method based on dynamic confidence intervals for Karst ground deformation monitoring: A case study of the Dead Sea

ZHU Lingjie¹, XU Wenbin¹, XIE Lei¹, NOF Ran Novitsky², SHI Qining¹

1. School of Geosciences and Info-Physics, Central South University, Changsha 410083, China;

2. Geological Survey of Israel, Jerusalem 9692100, Israel

Abstract: Karst sinkholes represent a significant geohazard characterized by complex spatiotemporal evolution and causative mechanisms. This study aims to enhance the applicability of Distributed Scatterer InSAR (DS-InSAR) in low-coherence karst terrains and clarify the hydrological controls governing sinkhole development along the Dead Sea. We propose a Dynamic Hypothesis Test of Confidence Interval (D-HTCI) algorithm for homogeneous pixel identification to address the limitations of inaccurate homogeneous pixel selection and unstable phase estimation. This method iteratively updates the reference mean and confidence interval per pixel to mitigate estimation biases. We took the Dead Sea karst region as a case study and integrated D-HTCI with a sequential phase-linking strategy to reconstruct a continuous, high-density deformation field using 242 Sentinel-1A scenes acquired between 2016 and 2024. The proposed approach retrieved 832,000 monitoring points, representing a substantial increase of 367000 and 153000 points over PS-InSAR and conventional DS-InSAR, respectively. Deformation rates primarily ranged from -120 mm/a to 20 mm/a, with maximum cumulative subsidence exceeding 800 mm in the southwestern collapse zone. Time-series analysis revealed a strong linear coupling with synchronous Dead Sea water-level changes ($R^2 > 0.98$). This result quantitatively supports a hydrogeological driver whereby sustained water-level decline lowers the fresh-saline interface, promotes salt dissolution, and triggers collapse. The integration of D-HTCI with sequential phase optimization significantly improves the feasibility and accuracy of DS-InSAR for monitoring natural terrains. This study provides compelling quantitative evidence and a robust framework for understanding the spatiotemporal evolution of karst sinkholes.

Key words: Karst collapse, dynamic confidence intervals, homogeneous pixel identification, DS-InSAR, deformation monitoring, water level decline

Supported by Natural Science Foundation of Hunan Province (No. 2024JJ3031)