引文格式:杨子贤,田馨,吴霞,等.结合目标检测及高斯建模的矿区大梯度沉降漏斗相位解缠算法[J].武汉大学学报(信息科学版),2025,50(8):1657-1668.DOI:10.13203/j.whugis20240400

Citation: YANG Zixian, TIAN Xin, WU Xia, et al. Phase Unwrapping Algorithm for Large-Gradient Subsidence Funnels in Mining Areas Based on Target Detection and Gaussian Modeling[J]. Geomatics and Information Science of Wuhan University, 2025, 50(8): 1657-1668.DOI:10.13203/j.whugis20240400

结合目标检测及高斯建模的矿区大梯度沉降漏斗相位解缠算法

杨子贤[1] 田 馨[1] 吴 霞[1] 蒋 弥[2]

1 东南大学交通学院,江苏 南京,211189

2 中山大学测绘科学与技术学院,广东 珠海,519000

摘 要:合成孔径雷达干涉测量(interferometric synthetic aperture radar,InSAR)技术凭借全天时、高空间分辨率的特点在地表形变监测领域极具优势。然而,因采矿活动导致的大梯度沉降漏斗在干涉图中易产生密集的非线性干涉条纹,对相位解缠带来挑战。为解决这个难题,提出一种将深度学习目标检测网络与沉降漏斗反演建模相结合的解缠方法,旨在识别和模拟干涉图中的沉降漏斗,在缠绕相位中降低相位梯度,从而实现高精度相位解缠。该方法首先在YOLOv10框架下采用模拟和真实矿区干涉图训练沉降漏斗探测模型,实现大规模干涉图沉降漏斗自动识别;然后,利用以角度偏差最小化为目标函数的二维高斯模型对每个沉降漏斗进行反演和建模;接着,从干涉图中减去模型相位,对残余相位滤波,减少因滤波导致的相位混叠并增加干涉信噪比;最后,对滤波的残余相位进行解缠并加回模型相位,恢复真实解缠相位。通过模拟数据和覆盖中国山西大同地区的陆探一号数据集,分析了所提方法解缠前后相位残点的变化以及模拟数据统计,并与传统矿区解缠处理方法进行了对比。结果表明,所提方法具有更强的鲁棒性和更高的精度,在矿区非线性高形变梯度区域的解缠中,平均均方根误差较传统方法减小了57.4%,平均残点数减小了23.4%,证明了所提方法的可行性。

关键词:InSAR;大梯度沉降;相位解缠;YOLOv10;高斯模型

中图分类号:P237 **文献标识码**:A **收稿日期**:2024-11-28

DOI:10.13203/j.whugis20240400 **文章编号**:1671-8860(2025)08-1657-12

Phase Unwrapping Algorithm for Large-Gradient Subsidence Funnels in Mining Areas Based on Target Detection and Gaussian Modeling

YANG Zixian[1] *TIAN Xin*[1] *WU Xia*[1] *JIANG Mi*[2]

1 School of Transportation, Southeast University, Nanjing 211189, China

2 School of Geospatial Engineering and Science, Sun Yat-Sen University, Zhuhai 519000, China

Abstract: **Objectives**: Most phase unwrapping algorithms in interferometric synthetic aperture radar (InSAR) technology rely on the assumption of phase continuity. However, mining subsidence is characterized by its small spatial extent, large-gradient subsidence, and sudden occurrences, which result in dense interference fringes in the interferograms, making it difficult to satisfy the phase continuity assumption. **Methods**: To address this challenge, we propose a phase unwrapping method that combines a deep learning-based object detection network with subsidence funnel inversion modeling. The goal is to identify and simulate subsidence funnels in the interferograms, reducing the phase gradient within the wrapped phase and thereby achieving high-precision phase unwrapping. The method first utilizes simulated and real-world interferograms from mining areas to train a subsidence funnel detection model within the YOLOv10 framework, enabling automatic large-scale identification

基金项目:国家自然科学基金(42474024);广东省基础与应用基础研究基金(2024A1515012507);中国科技部-欧洲空间局"龙计划"六期项目(95436)。

第一作者:杨子贤,硕士生,研究方向为雷达遥感。yzx18018022336@163.com

通信作者:田馨,博士,副教授。tianxin@seu.edu.cn

of subsidence funnels in interferograms. Then, a two-dimensional Gaussian model, optimized using a minimum angular deviation objective function, is employed to invert and model each subsidence funnel. The modeled phase is subtracted from the interferogram, and the residual phase is filtered to reduce phase aliasing caused by filtering and to increase the signal-to-noise ratio of the interferogram. Finally, the filtered residual phase is unwrapped and added back to the modeled phase to restore the true unwrapped phase. **Results:** Using simulated data and the Lutan-1 dataset covering the Datong region in Shanxi, China, the proposed method was analyzed in terms of phase residual points before and after unwrapping, along with statistical results from the simulated data. Compared to traditional unwrapping methods used in mining areas, the proposed method demonstrates stronger robustness and higher accuracy. In nonlinear high-gradient deformation areas, the mean squared error was reduced by 57.4%, and the average number of residual points decreased by 23.4%. **Conclusions:** By combining model identification with fringe reduction, the wrapped phase better satisfies the phase continuity assumption, reducing the impact of large gradient deformations on subsequent unwrapping operations and improving the accuracy of the unwrapped results. Notably, the proposed algorithm can better restore the true phase at the center of subsidence funnels, a task that traditional two-dimensional unwrapping algorithms struggle to achieve.
Key words: InSAR; large-gradient subsidence; phase unwrapping; YOLOv10; Gaussian model

煤炭是中国主要能源之一,价格低廉、储量丰富,对发电、冶金和化学工业具有重要影响。随着煤炭开采量的大幅增长,尤其在部分地区的过度开采,地表应力平衡被打破,导致大规模地表沉陷,进而引发地质灾害,威胁矿区人民的生命财产安全。因此,采用有效方法监测煤矿开采引发的地面沉降,并减少其带来的损害,显得尤为重要。合成孔径雷达(synthetic aperture radar,SAR)干涉测量(interferometric SAR,InSAR)技术凭借其全天时、成本低、效率高、覆盖范围广等特点(相较于传统的水准测量和GPS测量而言成本更低,效率更高[1]),目前已经被广泛应用于地震、城市监测、滑坡、矿山开采等多个领域地表形变监测中[2-4]。在使用InSAR技术处理得到地表形变数据时,先通过干涉处理得到缠绕的干涉图影像,然后对缠绕相位进行相位解缠,最后根据平差模型解算地表形变[5-6]。在这一过程中,相位解缠是非常重要的一个步骤。

目前有许多成熟的相位解缠方法,例如枝切法、最小费用流(minimum cost flow,MCF)算法、*Lp*范数法等。这些相位解缠算法通常会假设两个相邻像素之间相位差的绝对值小于π[7],即相位连续性假设。如果处理过后的缠绕相位差构成的向量场是一个无旋场,说明解缠参考网络中的弧段处处满足相位连续性假设,则可以通过任意路径积分得到解缠相位[8]。如果缠绕相位差构成有旋场存在环路径积分不为0的现象,说明解缠参考网络中存在不满足相位连续性假设的区域,需要通过进一步处理得到解缠结果。文献[9]首次提出“残点”的概念,用于描述干涉图中的相位不连续的现象。然而,矿区开采沉陷具有范围小、形变梯度大、干涉条纹非线性等特点,导致在干涉图中呈现出密集的干涉条纹,难以满足相位连续性条件。直接采用传统相位解缠方法对矿区大梯度地表形变进行估算,往往容易出现误差甚至错误[10]。

不同规模的采矿活动会导致地表产生不同程度的变形,这些变形在干涉图中表现出相似的特征,通常为不规则的椭圆形漏斗状条纹。当前的SAR卫星多采用大幅宽工作模式,例如陆探一号(Lutan-1)的条带模式2适合针对大范围区域监测[11]。在矿区地表沉降监测中,尽管大幅宽有助于捕捉沉降漏斗的整体分布情况,但对于单个漏斗的精细化监测较为困难。目前,沉降漏斗的检测主要依赖于其形变梯度特征,结合深度学习技术在干涉图中进行目标识别。

矿区形变在干涉图中产生的典型漏斗形状条纹,使其非常适合基于特定数据集训练的目标检测网络。许多研究已将深度学习方法应用于InSAR领域,利用目标检测网络检测矿区漏斗。文献[12]通过人工标定数据集,将YOLOv2用于煤矿开采区域的自动识别。为了获取更多的数据集训练干涉图中矿区的识别模型,文献[13]利用二维高斯曲面模拟矿区变形,克服了漏斗数据集有限的问题。

在大范围干涉图中识别出采矿活动引发的漏斗状条纹后,可以有针对性地进行相位解缠。经典方法便是使用外部观测数据作为解缠过程中的先验信息[14]。虽然这种方法通过结合InSAR技术与其他监测数据能够有效获取矿区大

梯度形变,但由于大量高精度的外部数据(如水准测量数据和GPS监测数据)往往难以获取,部分学者提出了基于模型的辅助解缠方法。文献[15]提出了一种根据矿区开采沉陷的机理建立预测模型的矿区差分干涉相位解缠方法。文献[16]利用概率积分法(probability integration method,PIM)对干涉相位进行噪声剥离,确保解缠相位的精度。文献[17]综合对比了PIM模型、Mogi模型和Okada模型辅助相位解缠时的解算效果,并应用于安徽淮南矿区的地表形变监测中。文献[18]通过建立玻尔兹曼模型辅助的方法进行矿区的大梯度相位解缠。文献[19]提出一种简单的混合模型,根据沉降漏斗边缘区域的解缠相位模拟采矿区域的大梯度形变相位,通过不断迭代的方式得到最终的解缠结果。

针对矿区漏斗条纹使用模型辅助的解缠方法不需要进行额外的观测,且解缠结果相对可靠。然而玻尔兹曼模型和概率积分模型在建模时需要设置精确的地下开采参数;Mogi模型和Okada模型主要应用于地震、火山等研究中,参数过多,优化不确定性大[20];混合高斯迭代解缠的方式则难以确保算法的效率,并且这些方法均是通过人工识别形变特征进行解缠处理。针对干涉图中煤矿开采导致地表大梯度形变难以解算的问题,提出一种针对矿区区域的自动相位解缠方法尤为重要。因此,本文提出一种将深度学习目标检测网络与相位反演建模相结合的矿区大梯度相位解缠方法。首先,利用模拟数据和真实矿区干涉图构建数据集,使用YOLOv10训练模型实现在大范围干涉图中自动识别矿区沉降漏斗;然后使用二维高斯模型对沉降漏斗的形变相位进行反演和建模,利用建模结果削弱大梯度形变,从而提升漏斗条纹区域的解缠精度;最后以模拟的矿区形变数据和Lutan-1 SAR数据验证了该方法的有效性。

1　研究方法

本文算法的技术路线如图1所示,具体可以分为漏斗条纹检测、矿区形变建模、滤波和解缠算法3个步骤。具体如下:(1)漏斗条纹检测,使用YOLOv10根据模拟数据和真实干涉影像训练得到干涉图矿区漏斗检测模型;(2)矿区形变建模,针对干涉图中所识别出的漏斗使用二维高斯模型建立形变相位模型;(3)根据第(2)步所得结果对干涉图中漏斗区域进行去条纹操作。在对残余相位进行滤波之后,将滤波相位的解缠结果与所建立的形变相位模型相加即可得到最终的解缠相位。

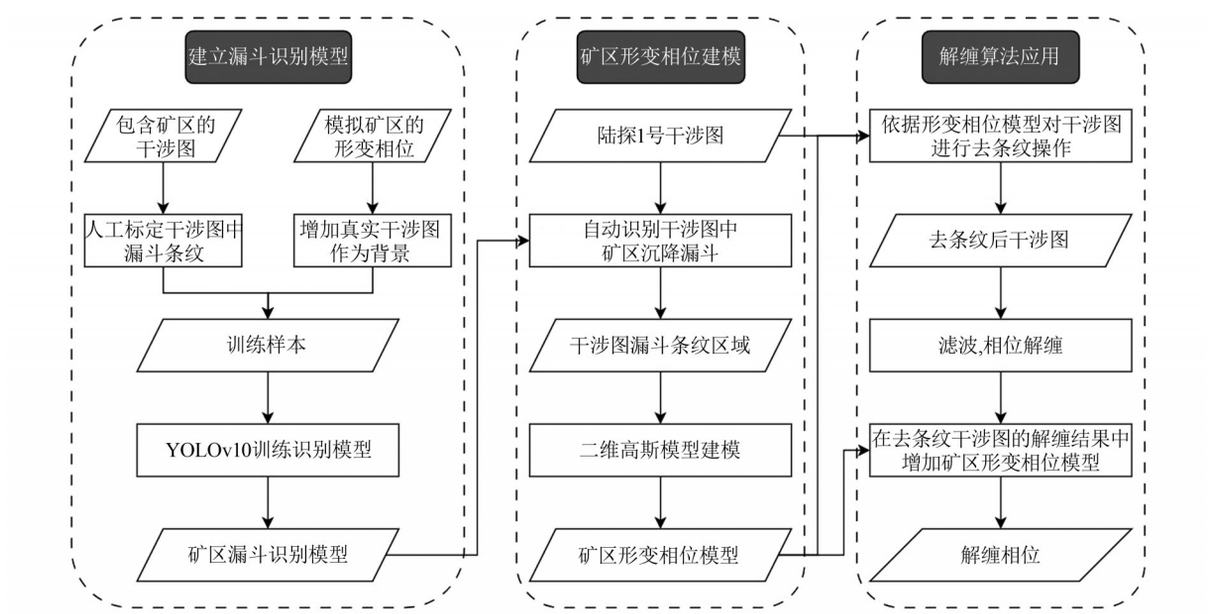


图1　技术路线图

Fig. 1　Processing Chain of the Study

1.1　YOLOv10建立漏斗识别模型

近年来,众多研究人员致力于开发高效的目标检测方法,其中YOLO系列最为主流[21]。YOLOv1奠定了目标检测架构的基础,其分为骨干网络(Backbone)、颈部网络(Neck)和检测头(Head)3个部分[22]。YOLOv4引入CSPNet替代原有的DarkNet

主干网络,同时融合了数据增强策略、改进型PAN结构以及更加多尺度训练等多项创新[23]。YOLOv7引入了E-ELAN,提供了丰富的梯度流路径,并探讨了多种可训练的免费增强策略[24]。YOLOv9提出了GELAN架构改进方案,并通过PGI增强训练过程[25]。YOLOv10则引入了一致性双重分配策略来替代传统的非极大值抑制后处理步骤,这一策略允许模型在训练阶段直接学习如何分配预测框[26]。此外,YOLOv10从效率和精度两个维度对模型架构进行了全面优化,旨在提供更快的推理速度和更高的检测性能。基于对目标检测模型效率和准确性的综合考量,本文选择使用YOLOv10来训练干涉图漏斗条纹的检测模型。具体模型结构如图2所示。

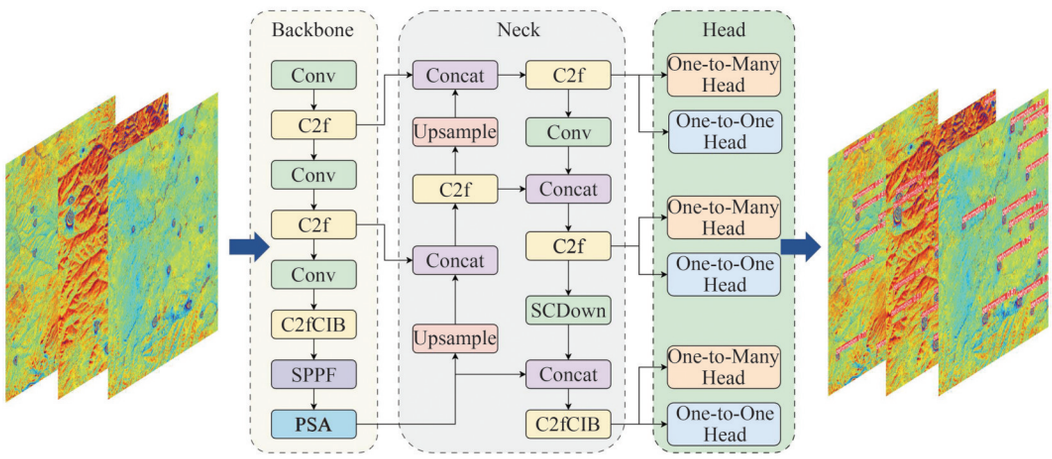


图2 YOLOv10模型结构

Fig. 2 Model Structure of YOLOv10

采矿引发的变形通常分布稀疏,且大多位于山区,获取大量高质量的漏斗形干涉条纹图极具挑战性。仅依赖少量真实样本可能导致深度学习模型的过拟合,并显著降低训练精度。为了解决这一问题,本文提出通过生成不同形状和大小的矿区漏斗形干涉条纹图来扩展数据集,从而提高模型的鲁棒性。在干涉图中,采矿活动导致的地表变形多表现为接近圆形或椭圆形的凹陷区域。这类变形通常可通过二维高斯函数来模拟,其数学表达式为:

$$p(X)=\frac{1}{2\pi\left(|\boldsymbol{\Sigma}|\right)^{\frac{1}{2}}}\cdot \exp\left[-\frac{1}{2}\left(X-\mu\right)^{\mathrm{T}}\boldsymbol{\Sigma}^{-1}\left(X-\mu\right)\right] \tag{1}$$

$$\mu=\left(\mu_x\ \mu_y\right),\boldsymbol{\Sigma}=\begin{pmatrix}\delta_{11} & \delta_{12}\\ \delta_{21} & \delta_{22}\end{pmatrix} \tag{2}$$

式中,X表示一个二维变量(x_1,y_1);μ为各变量的均值,表示变形中心的坐标;$\boldsymbol{\Sigma}$为协方差矩阵,描述变量的不同维度之间的相关性。通过调整$\boldsymbol{\Sigma}$中的参数,可以得到不同形状的变形,计算公式如下:

$$\delta_{11}=\sigma_1^2,\delta_{22}=\sigma_2^2,\delta_{12}=\delta_{21}=\rho\sigma_1\sigma_2 \tag{3}$$

式中,ρ为两个变量之间的相关系数;σ_1^2和σ_2^2表示两个变量的方差,测量单个变量的离散度。此外,选择使用混合二维高斯模型模拟可能出现的多个沉降漏斗存在梯度交叠的情况。同时,为了提高数据集的泛化能力,增加地球物理模型如Mogi模型、Okada模型和PIM进行数据的模拟[27]。

InSAR技术监测的地表变形主要沿雷达视线方向(line of sight,LOS),而地球物理模型生成的则是三维变形值,因此需将三维地表变形投影到LOS方向,公式如下:

$$d_{\mathrm{LOS}}=\begin{bmatrix}u_x(\vec{m})\\ u_y(\vec{m})\\ u_z(\vec{m})\end{bmatrix}^{\mathrm{T}}\begin{bmatrix}\sin\theta\sin\alpha\\ -\sin\theta\cos\alpha\\ \cos\theta\end{bmatrix} \tag{4}$$

式中,d_{LOS}为模拟的视距变形;$u_x(\vec{m})$、$u_y(\vec{m})$和$u_z(\vec{m})$分别为模型的东西位移、南北位移和垂直位移;θ为雷达波入射角;α为卫星方位角。考虑到大气噪声及干涉图中其他复杂成分的影响,本文提出从真实数据集中随机选取干涉影像作为背景,与上述模型生成的干涉条纹叠加,从而得到最终的模拟数据。

本文所使用的Lutan-1卫星采集的干涉图主要覆盖山西省大同市地区,其覆盖范围如图3中的红色矩形框所示。由于Lutan-1数据的数量相对有限,为了提高识别模型的准确性和普适性,进一步增加了山西省内哨兵1号卫星的干涉图数

据作为训练集。哨兵1号数据的覆盖范围如图3中的蓝色矩形框所示。通过引入更多的数据源,能够更好地扩展训练数据集,从而提升模型对不同场景下漏斗条纹的识别能力。

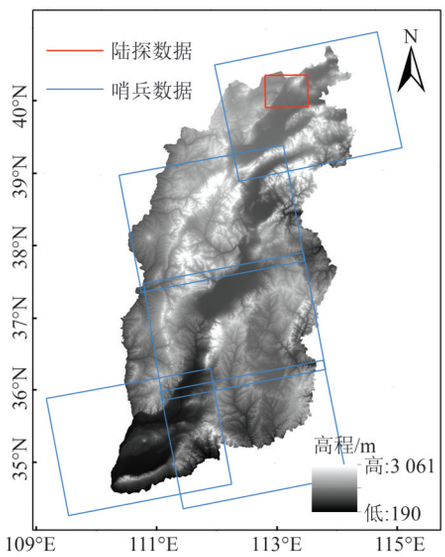


图3　SAR影像覆盖示意图

Fig. 3　Diagram of SAR Image Coverage

最终生成的数据集共包含2 150个标签,其中70%用于培训,20%用于验证,10%用于测试。模型训练是在一台配备Intel(R) i5-13600(CPU)和NVIDIA GeForce RTX 4070 GPU的计算机上进行的,参数中epoch设置为100次,初始化学习率为0.001,整个训练时长为1.26 h。

模型训练完成后,使用准确率(P)、召回率(R)、$F1$分数和平均准确率均值(mean average precision, mAP)来评估模型的准确性,其中,mAP为模型针对不同的目标所计算得到的平均准确率的均值,被认为是检测任务的综合评价指标。具体参数如表1所示,可以看出,所训练的YOLOv10识别模型针对干涉图中漏斗条纹具有较高的识别准确率。

表1　YOLOv10模型精度评价/%

Table 1　Precision Evaluation of the YOLOv10 Model/%

统计项	mAP	P	R	$F1$分数
参数值	96.5	96.3	89.2	93.2

1.2　二维高斯模拟矿区形变相位

在干涉图中,采矿活动引起的沉陷通常表现为近似椭圆的漏斗状特征。二维高斯模型可用于模拟这一类形变特征,其通过调整振幅、均值和协方差矩阵等参数,生成不同条纹形状的椭圆,常用于模拟矿区不同幅度和空间范围的沉降。假设该模型得到的变形值表示雷达LOS方向上的地表沉降,则可以根据雷达的视距、波长等参数计算出相应的缠绕相位值。

模拟矿区形变相位的主要目的是去除干涉图中的漏斗条纹,降低大梯度形变对后续解缠的影响。该算法的适应度函数旨在通过最小化角度偏差来评估模拟形变相位的质量[28],因此表现出较小角度偏差的种群会被赋予较高的适应度分数。角度偏差是衡量两幅SAR图像干涉相位的差异大小的一个重要指标,计算过程如下:

$$\tilde{\varphi}_i = p(X \mid \theta) \tag{5}$$

$$\omega_i = \cos^{-1}\left(\cos\tilde{\varphi}_i \cos\varphi_i + \sin\tilde{\varphi}_i \sin\varphi_i\right) \tag{6}$$

式中,φ_i为干涉图中第i个像素的缠绕相位;$\tilde{\varphi}_i$表示二维高斯模型所模拟的形变相位;ω_i为第i个像素的角度偏差。整个漏斗区域的目标函数如下:

$$\begin{cases} \hat{\theta} = \min\limits_{\theta}\left\{\dfrac{1}{n}\sum\limits_{i=1}^{n} w_i\right\} \\ \theta = \left(\mu_x, \mu_y, \sigma_1, \sigma_2, \rho\right) \end{cases} \tag{7}$$

式中,n为漏斗区域像素点的数目,目标是调整参数集θ中的值,以找到相位偏差最小的结果。针对公式构成的非线性优化问题,选择使用拟牛顿迭代法中的Broyden-Fletcher-Goldfarb-Shanno(BFGS)算法进行求解。BFGS算法通过近似Hessian矩阵来指导搜索方向,利用迭代更新机制来优化解的空间分布。这一优化策略能够在很大程度上缓解目标函数在寻找全局最优解的过程中受阻于局部最优解的问题,从而在缠绕相位反演建模过程中实现对高斯模型参数的精确估计。

1.3　滤波和相位解缠

在上述优化算法中,迭代确定漏斗区域二维高斯模型的最优参数集。利用该参数集获得模拟相位值,并将其从原始干涉图中去除,得到去条纹的残余相位,然后进行下一步的滤波和解缠操作,本文选择Goldstein算法进行滤波[29]。先将整张干涉影像划分成重叠的滑动窗口$P(i, j)$,然后利用快速傅里叶变换(fast Fourier transform, FFT)将干涉图从空间域转换到频率域,再对滑动窗口使用平滑算子进行处理,最后计算得到滤波后的图像块,公式如下:

$$\begin{cases} B(u,v) = \mathrm{FFT2}(P(i,j)) \\ H(u,v) = \left\{\mathrm{Smooth}\left(\left|B(u,v)\right|\right)\right\}^{\alpha} \cdot B(u,v) \\ P_f(i,j) = \mathrm{IFFT2}(H(u,v)) \end{cases} \tag{8}$$

式中,Smooth(·)为平滑算子;α是滤波参数,取值范围为[0,1],当取值为0时,表示无滤波,取值为1时,表示滤波的效果最强;IFFT(inverse FFT)表示快速逆傅里叶变换。然而,当对整张干涉图进行滤波时,固定的滤波参数α会限制算法的性能,例如可能出现部分区域过滤波、部分区域欠滤波的情况。针对这一问题,文献[30]提出使用相干系数确定滤波参数α:

$$\alpha = 1 - \bar{\gamma} \tag{9}$$

式中,$\bar{\gamma}$为图像块相干系数均值。滤波完成后,使用MCF算法对滤波结果进行解缠操作。MCF算法的基本思想是通过使缠绕相位梯度与解缠相位梯度之差最小,从而限制局部误差的传递,得到全局最优的相位解缠结果。其基本原理如下:

$$\begin{cases} k_1(i,j) = \dfrac{1}{2\pi}\left[\Delta_1\phi(i,j) - \Delta_1\varphi(i,j)\right] \\ k_2(i,j) = \dfrac{1}{2\pi}\left[\Delta_2\phi(i,j) - \Delta_2\varphi(i,j)\right] \end{cases} \tag{10}$$

式中,$\Delta_1\phi(i,j)$、$\Delta_2\phi(i,j)$分别为解缠相位的纵向梯度和横向梯度;$\Delta_1\varphi(i,j)$、$\Delta_2\varphi(i,j)$分别为缠绕相位的纵向梯度和横向梯度;$k_1(i,j)$、$k_2(i,j)$分别为纵向差异系数和横向差异系数。MCF算法的最小化目标函数受限于无旋场约束方程,如下所示:

$$\begin{aligned} k_1(i+1,j) - k_1(i,j) + k_2(i,j+1) - k_2(i,j) = \\ -\frac{1}{2\pi}\left[\Delta_1\varphi(i+1,j) - \Delta_1\varphi(i,j) + \Delta_2\varphi(i,j+1) - \Delta_2\varphi(i,j)\right] \end{aligned} \tag{11}$$

式中,等式右边中括号里是规则格网中每个小矩形缠绕相位差的环路积分。通过此条件方程的约束,结合最小化目标函数,可以根据缠绕相位φ解算得到解缠相位ϕ。

在式(11)中,当右侧的环路积分不为0时,则形成残点,即当环路积分为$+2\pi$时形成正残点,为-2π时形成负残点。因此,式(11)的意义便是通过差异系数k来处理缠绕相位差中的相位不连续现象,即平衡缠绕相位差中的正负残点。然而,在干涉图中残点分布密集、不能很好地满足相位连续性假设的区域,k值的计算结果往往是错误的,造成解缠误差。

2 模拟数据实验

为了验证本文提出的矿区大梯度相位解缠算法,首先通过模拟实验进行初步验证。具体而言,先使用§1.2中的方法模拟地表形变相位,并将生成的相位与真实干涉图数据叠加,得到最终的模拟数据。然后,利用本文训练的漏斗检测模型对模拟数据进行识别,得到如图4所示的结果。从图4可以看出,所有漏斗条纹均被正确识别,证明所训练检测模型对不同形状、大小的漏斗均具有较好的检测效果,包括像漏斗条纹C这样使用混合高斯模型所模拟的漏斗条纹叠加区域,也具有较好的识别精度。将所检测出的漏斗条纹区域提取出来,进行二维高斯建模,结果如图5(b)所示。得到所模拟的矿区形变相位之后,便可以对初始缠绕相位进行去条纹的操作。值得注意的是,去条纹操作只针对YOLO所识别出的漏斗区域。去条纹的缠绕相位图中依然存在许多噪声,如图5(c)所示,选择使用Goldstein算法进行滤波,结果见图5(d)。

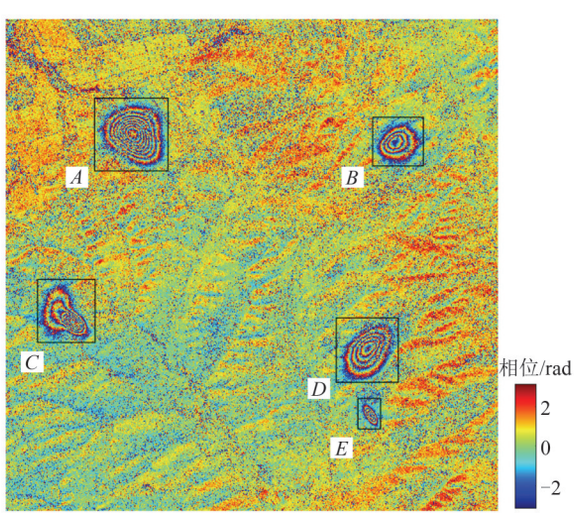


图4 模拟数据漏斗条纹检测结果

Fig. 4 Detection Results of Funnel Stripes in Simulated Data

对滤波后的残余相位使用MCF算法进行解缠,并加上之前所建立的形变相位模型,即可得到最终的解缠结果。为了验证所提出算法的有效性,将本文算法与直接进行滤波和解缠所得的结果进行对比,如图6所示。由图6可以看出,本文算法只有在漏斗条纹E的结果中呈现一定程度的相位丢失,而直接滤波解缠所得结果在第1、3、5个条纹中均呈现出较大的解缠误差。统计两种算法在5个漏斗条纹处的均方根误差(root mean square error,RMSE),结果如表2所示,相较于传统矿区解缠算法,本文算法的RMSE降低了57.4%。

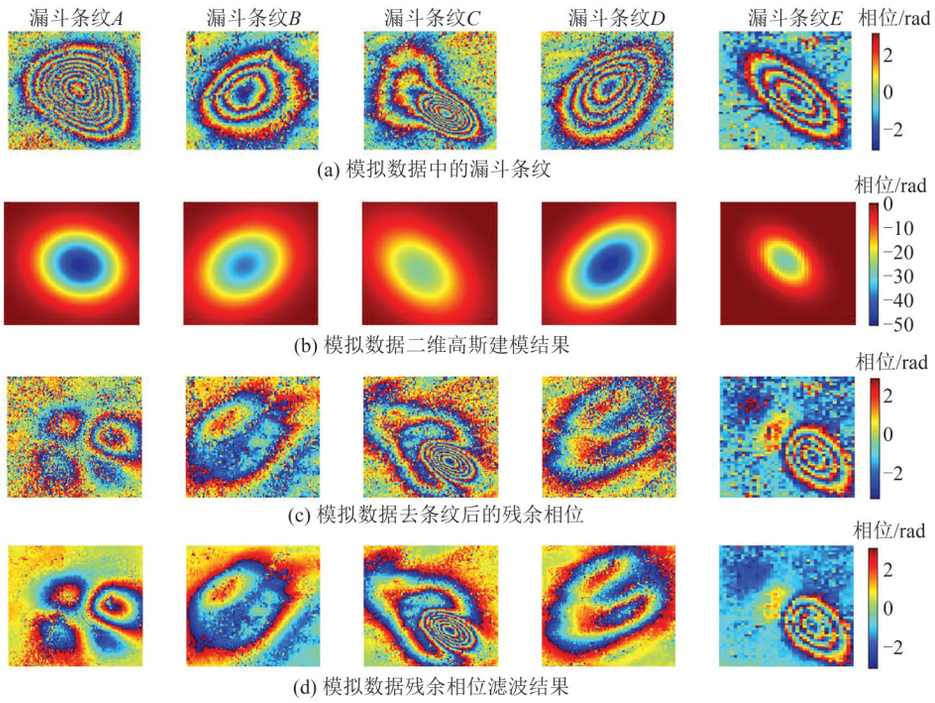


图 5　模拟数据二维高斯模型去条纹结果

Fig. 5　Results of Stripe Removal Using Two-Dimensional Gaussian Mixture Model on Simulated Data

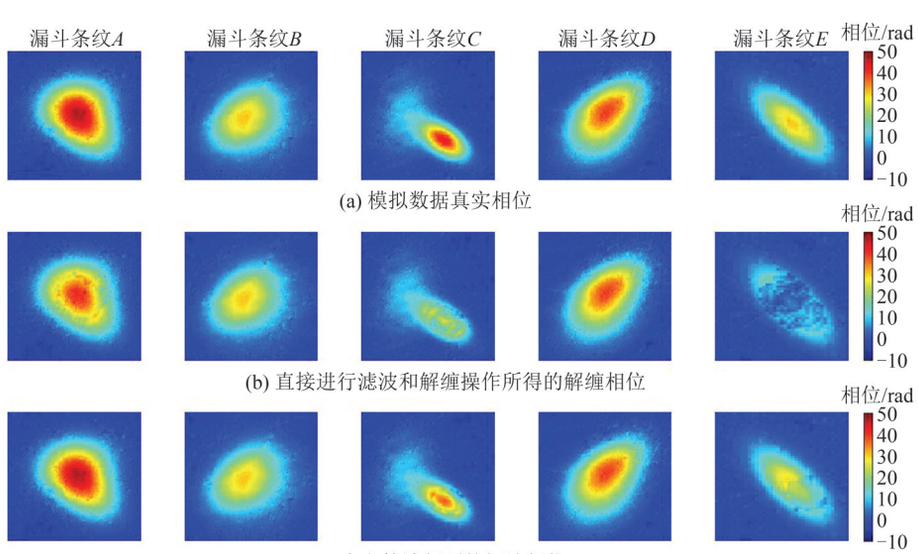


图 6　模拟数据解缠结果

Fig. 6　Unwrapping Results of the Simulated Data

表 2　模拟数据解缠 RMSE/rad

Table 2　Unwrapping RMSE of the Simulated Data/rad

算法	漏斗条纹 A	漏斗条纹 B	漏斗条纹 C	漏斗条纹 D	漏斗条纹 E
原始缠绕相位解缠	2.104	0.497	2.937	0.695	5.768
本文算法解缠	0.674	0.374	1.278	0.650	1.515

3　真实数据实验

为进一步验证本文算法的通用性,利用Lutan-1数据进行检测实验。Lutan-1卫星是中国首颗L波段民用全极化差分干涉SAR卫星,采集影像与哨兵1号数据相比具有更小的噪声,提供了更高的数据质量。实验使用Lutan-1卫星2024-03-12及2024-04-09采集的数据生成干涉图,时间基线长度为28 d。对干涉图进行漏斗识别,得到的结果如图7所示。对识别出的漏斗条纹使用高斯建立形变相位模型,对干涉图进行去条纹和滤波操作,得到去条纹缠绕相位,结果如图8所示。

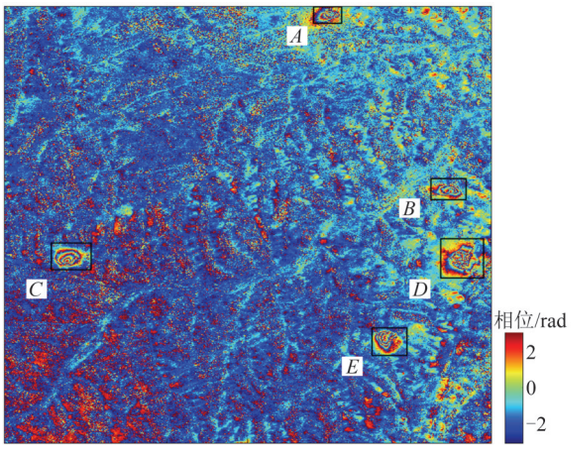


图7 Lutan-1干涉图数据漏斗条纹检测结果

Fig. 7 Detection Results of Funnel Stripes in Lutan-1 Interferogram Data

将本文算法得到的结果与直接进行滤波和解缠得到的结果进行对比,如图9所示。从图9(a)可以发现,如果直接进行滤波和解缠,那么在漏斗中心部分的解缠相位值往往会被低估,而本文所提出的结合二维高斯模型去条纹操作的解缠算法则可以更好地恢复漏斗中心相位值。为了更加直观地展示去条纹操作对解缠的影响,统计了去条纹前后缠绕相位中残点的分布情况,结果如图10所示,具体的残点数目如表3所示。由表3可以看出,使用二维高斯去条纹后,漏斗区域残点数目减少了23.4%,这可以为后续的解缠提供更加有利的条件。

4 讨 论

本文提出的矿区大梯度相位解缠算法,在漏斗区域表现出较好的解缠效果。对于包括MCF算法和枝切法等算法在内的传统的二维相位解缠算法来说,相位连续性假设是其解缠的主要依

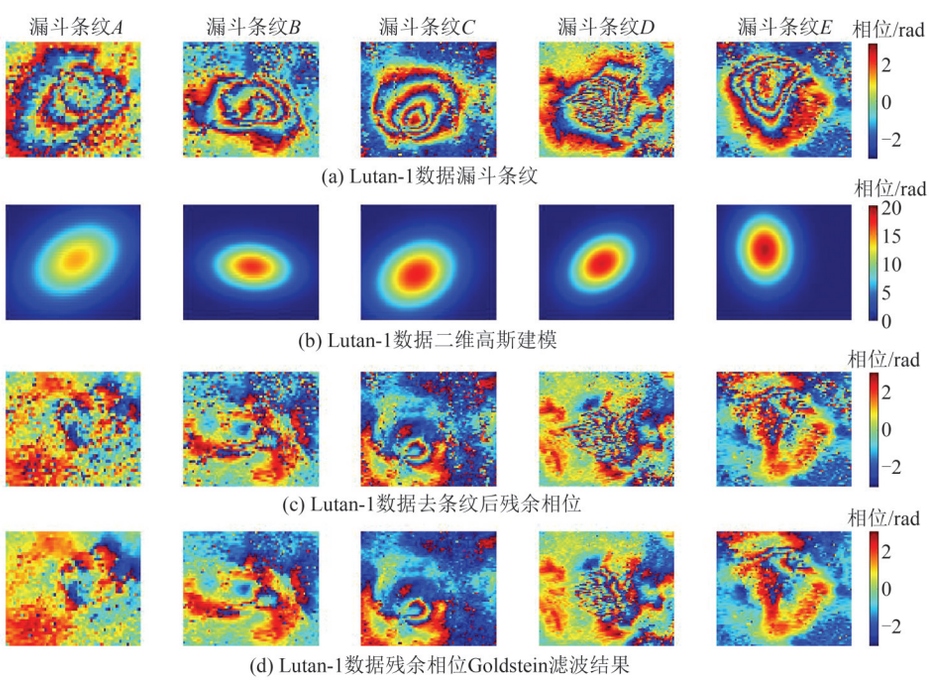


图8 Lutan-1数据形变相位模型去条纹结果

Fig. 8 Stripe Removal Results of Deformation Phase Model Using Lutan-1 Data

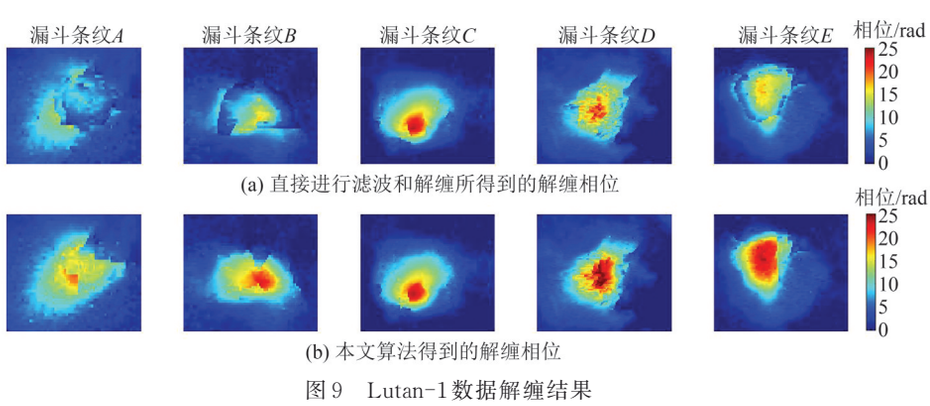
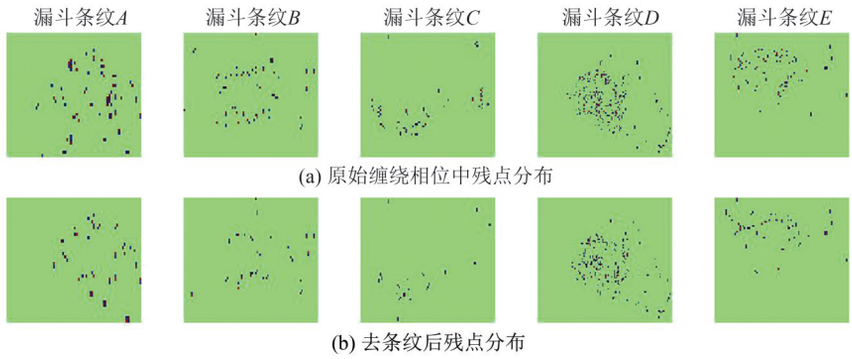


图9 Lutan-1数据解缠结果

Fig. 9 Unwrapping Results of Lutan-1 Data



(a) 原始缠绕相位中残点分布

(b) 去条纹后残点分布

图 10　Lutan-1数据残点分布

Fig. 10　Distribution of Residual Points in Lutan-1 Data

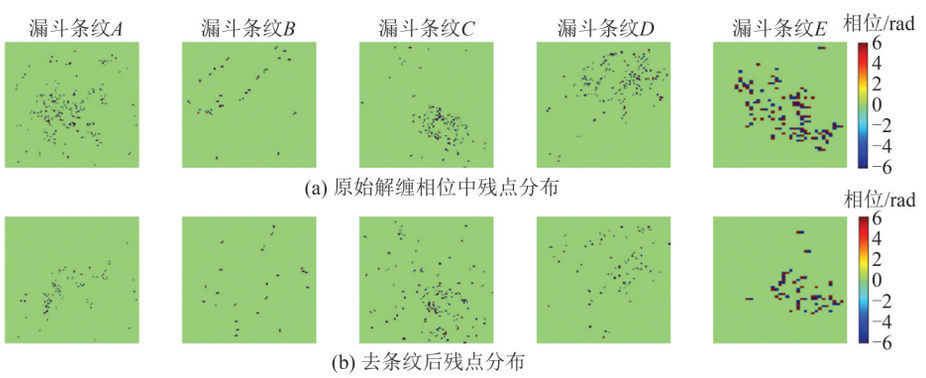
表 3　Lutan-1数据去条纹前后残点数量分布

Table 3　Number of Residuals Points Before and After Stripe Removal in Lutan-1 Data

参数	漏斗条纹A	漏斗条纹B	漏斗条纹C	漏斗条纹D	漏斗条纹E
原始相位残点数目	75	64	66	263	86
去条纹后残点数目	52	41	36	227	68

据,而采矿活动所造成的大梯度形变往往使得漏斗区域干涉相位不满足相位连续性假设,在解缠时表现为密集分布的残点,如图 11(a)所示。如果直接针对漏斗区域进行滤波和MCF算法解缠,则会造成解缠结果中高相位梯度的丢失,如图 12(a)所示,其中漏斗条纹A、C和E的中心区域,解缠相位结果被低估,出现大片范围解缠误差。而使用本文所提出的二维高斯模型进行去条纹操作之后,漏斗区域条纹数目显著减少,相位梯度得到有效的降低,可以更好地满足相位连续性假设,具体表现为残点数目的显著下降,如图 11(b)及表 4所示。针对去条纹后干涉图使用MCF算法进行解缠,解缠误差的范围及量级明显减小,如图 12(b)所示。

仔细观察表 4可以看出,虽然在残点占比方面,漏斗条纹D的残点占比达到 2.13%,高于漏斗条纹A和C,而在表 2中漏斗条纹D的原始缠

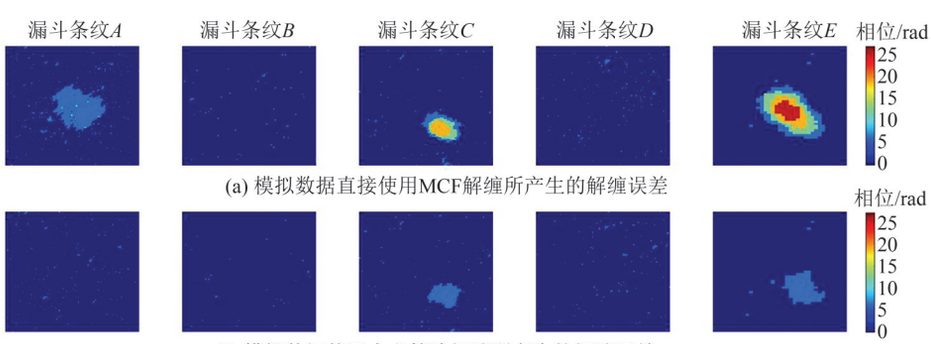


(a) 原始解缠相位中残点分布

(b) 去条纹后残点分布

图 11　模拟数据残点分布

Fig. 11　Distribution of Residual Points in Simulated Data,



(a) 模拟数据直接使用MCF解缠所产生的解缠误差

(b) 模拟数据使用本文算法解缠所产生的解缠误差

图 12　模拟数据的解缠误差

Fig. 12　Unwrapping Errors Generated by Directly Using MCF on Simulated Data

表4 模拟数据去条纹前后残点数量变化

Table 4 Number Change of Residual Points Before and After Stripe Removal in Simulated Data

漏斗条纹	原始缠绕相位		去条纹后残差相位	
	残点数/个	残点占比/%	残点数/个	残点占比/%
A	403	2.10	155	0.81
B	56	0.68	46	0.56
C	202	1.59	164	1.29
D	299	2.13	165	1.18
E	122	6.51	60	3.21

绕相位解缠RMSE只有0.695 rad,而漏斗条纹*A*和*C*的解缠相位RMSE分别高达2.104 rad和2.937 rad,这是因为漏斗条纹*A*和*C*的条纹相较于漏斗条纹*D*而言分布更加密集,解缠难度更大,如图5(a)所示。

对于Lutan-1数据来说,漏斗条纹*A*、*B*、*C*、*E*的去条纹缠绕相位中的残点数目相较于原始的干涉相位来说均得到明显的减少,如表3所示,然而漏斗条纹*D*在去条纹前后残点数目未发生明显变化。这是因为漏斗条纹*D*在原始干涉图中已经发生了严重的相位混叠现象,如图8(a)所示,具体表现为复杂无规则的条纹分布,而不是典型的漏斗形条纹。对于发生相位混叠的漏斗,二维高斯模型难以建立合适的形变相位模型,因此对于漏斗条纹*D*来说,只有在漏斗外围即没有发生混叠的条纹得到了较好的去除,如图8(d)所示。

为了进一步验证本文算法解缠精度的提升,针对真实数据实验增加Lutan-1卫星2024-05-07采集的影像,在时间维构成三角形,生成2024-03-12—2024-04-09、2024-04-09—2024-05-07和2024-03-12—2024-05-07 3幅干涉图。使用本文算法方法与传统的MCF算法对3幅干涉图进行解缠,得到解缠结果的相位闭合情况如图13所示。相较于传统的解缠算法,本文算法所得结果中未闭合像素的数目减少了35.4%,表明本文算法具有更高的解缠精度。

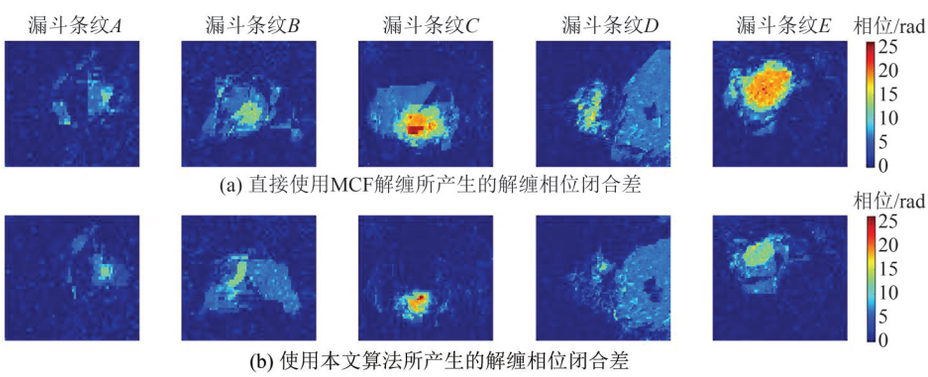


图13 Lutan-1数据2024-03-12—2024-04-09、2024-04-09—2024-05-07和2024-03-12—2024-05-07 3幅干涉图漏斗区域解缠相位所构成的闭合差

Fig. 13 Phase Closure Error Formed by the Unwrapped Phases in the Funnel Areas of Three Interferograms from Lutan-1 Data:2024-03-12—2024-04-09,2024-04-09—2024-05-07 and 2024-03-12—2024-05-07

5 结 语

为解决干涉图中矿区形变漏斗条纹导致的相位解缠难题,本文提出了一种适用于矿区大梯度形变区域的相位解缠算法。该算法结合了基于深度学习的目标检测网络与矿区沉降漏斗的相位建模技术,旨在降低缠绕相位中漏斗区域的条纹频率,从而为后续的相位解缠提供有利的支持。为实现对大范围矿区干涉图中采矿活动区域的自动化识别,选择使用YOLOv10框架训练识别模型。首先通过所训练模型获得漏斗条纹区域的准确标识后,使用二维高斯模型与角度偏差最小化目标函数对漏斗区域形变相位进行建模。然后将构建的模型相位从原始的缠绕相位中去除,降低条纹频率,从而可以更好地满足相位连续性假设。模拟数据和Lutan-1数据的实验结果表明,本文算法可以很好地消除目标区域的条纹,显著减少缠绕相位中残点的数目,同时降低了干涉图闭合误差,提高了相位解缠精度。

参 考 文 献

[1] 刘国祥,丁晓利,陈永奇,等.极具潜力的空间对地观测新技术:合成孔径雷达干涉[J].地球科学进展,2000,15(6):734-740.
LIU Guoxiang, DING Xiaoli, CHEN Yongqi, et al. New and Potential Technology for Observation of Earth From Space: Synthetic Aperture Radar In-

terferometry[J]. *Advance in Earth Sciences*, 2000, 15(6): 734-740.

[2] METTERNICHT G, HURNI L, GOGU R. Remote Sensing of Landslides: An Analysis of the Potential Contribution to Geo-spatial Systems for Hazard Assessment in Mountainous Environments[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2005, 98(2/3): 284-303.

[3] BAYRAMOV E, BUCHROITHNER M, KADA M, et al. Quantitative Assessment of Vertical and Horizontal Deformations Derived by 3D and 2D Decompositions of InSAR Line-of-Sight Measurements to Supplement Industry Surveillance Programs in the Tengiz Oilfield (Kazakhstan)[J]. *Remote Sensing*, 2021, 13(13): 2579.

[4] 杨梦诗, 廖明生, 常玲, 等. 城市场景时序InSAR形变解译: 问题分析与研究进展[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2023, 48(10): 1643-1660.
YANG Mengshi, LIAO Mingsheng, CHANG Ling, et al. Interpretation of Multi-Epoch InSAR Deformation for Urban Scenes: A Problem Analysis and Literature Review[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2023, 48(10): 1643-1660.

[5] 郑美楠, 邓喀中, 郭庆彪, 等. 淮南矿区关闭矿井地表次生沉陷InSAR监测与规律分析[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2024, 49(8): 1356-1366.
ZHENG Meinan, DENG Kazhong, GUO Qingbiao, et al. Monitoring and Law Analysis of Surface Secondary Subsidence of Closed Mines in Huainan Mining Area Based on InSAR[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2024, 49(8): 1356-1366.

[6] 江克贵, 王磊, 滕超群. 融合单视线D-InSAR和BK模型的煤矿地表三维变形动态监测方法[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2023, 48(4): 620-630.
JIANG Kegui, WANG Lei, TENG Chaoqun. A Dynamic Monitoring Method of Surface 3D Deformation of Coal Mine Based on Fusion of Single Sight D-InSAR and BK Model[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2023, 48(4): 620-630.

[7] ITOH K. Analysis of the Phase Unwrapping Algorithm[J]. *Applied Optics*, 1982, 21(14): 2470.

[8] COSTANTINI M. A Novel Phase Unwrapping Method Based on Network Programming[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 1998, 36(3): 813-821.

[9] GOLDSTEIN R M, ZEBKER H A, WERNER C L. Satellite Radar Interferometry: Two-Dimensional Phase Unwrapping[J]. *Radio Science*, 1988, 23(4): 713-720.

[10] JIANG M, LI Z W, DING X L, et al. Modeling Minimum and Maximum Detectable Deformation Gradients of Interferometric SAR Measurements[J]. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 2011, 13(5): 766-777.

[11] 刘斌, 张丽, 葛大庆, 等. 陆地探测一号卫星滑坡大变形InSAR监测应用[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2024, 49(10): 1753-1762.
LIU Bin, ZHANG Li, GE Daqing, et al. Application of InSAR Monitoring Large Deformation of Landslides Using Lutan-1 Constellation[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2024, 49(10): 1753-1762.

[12] ROTTER P, MURON W. Automatic Detection of Subsidence Troughs in SAR Interferograms Based on Convolutional Neural Networks[J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2021, 18(1): 82-86.

[13] WU Z P, WANG T, WANG Y J, et al. Deep Learning for the Detection and Phase Unwrapping of Mining-Induced Deformation in Large-Scale Interferograms[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2021, 60: 5216318.

[14] SHANKER A P, ZEBKER H. Edgelist Phase Unwrapping Algorithm for Time Series InSAR Analysis[J]. *Journal of the Optical Society of America A, Optics, Image Science, and Vision*, 2010, 27(3): 605-612.

[15] DIAO X P, WU K, XU Y K, et al. Prediction-Based Phase Unwrapping for Differential Interferograms of Coal Mining Areas Using a Stochastic Medium Model[J]. *Remote Sensing Letters*, 2018, 9(5): 477-486.

[16] WANG L Y, DENG K Z, FAN H D, et al. Monitoring of Large-Scale Deformation in Mining Areas Using Sub-Band InSAR and the Probability Integral Fusion Method[J]. *International Journal of Remote Sensing*, 2019, 40(7): 2602-2622.

[17] DAI Y W, NG A H, WANG H, et al. Modeling-Assisted InSAR Phase-Unwrapping Method for Mapping Mine Subsidence[J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2021, 18(6): 1059-1063.

[18] JIANG C, WANG L, YU X X. Retrieving 3D Large Gradient Deformation Induced to Mining Subsidence Based on Fusion of Boltzmann Prediction Model and Single-Track InSAR Earth Observation Technology[J]. *IEEE Access*, 2021, 9: 87156-87172.

[19] 史健存. 矿区大梯度与长时序地表形变InSAR监测方法及应用研究[D]. 长沙: 中南大学, 2022.

SHI Jiancun. Research on InSAR Monitoring Methods and Applications for Large Gradient and Long-Term Surface Deformation in Mining Areas [D]. Changsha: Central South University, 2022.

[20] 许文斌, 罗兴军, 朱建军, 等. InSAR火山形变监测与参数反演研究进展[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2023, 48(10): 1632-1642.
XU Wenbin, LUO Xingjun, ZHU Jianjun, et al. Review of Volcano Deformation Monitoring and Modeling with InSAR[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2023, 48(10): 1632-1642.

[21] REDMON J, DIVVALA S, GIRSHICK R, et al. You Only Look Once: Unified, Real-Time Object Detection[C]// IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), Las Vegas, NV, USA, 2016.

[22] REDMON J, FARHADI A. YOLO9000: Better, Faster, Stronger[C]// IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), Honolulu, HI, USA, 2017.

[23] BOCHKOVSKIY A, WANG C Y, LIAO H Y M. YOLOv4: Optimal Speed and Accuracy of Object Detection[EB/OL]. [2020-04-23]. https://arxiv.org/abs/2004.10934.

[24] WANG C Y, BOCHKOVSKIY A, LIAO H M. YOLOv7: Trainable Bag-of-Freebies Sets New State-of-the-Art for Real-Time Object Detectors [C]// IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), Vancouver, BC, Canada, 2023.

[25] WANG C Y, YEH I H, LIAO H P. YOLOv9: Learning What You Want to Learn Using Programmable Gradient Information[EB/OL]. [2024-02-29]. https://arxiv.org/abs/2402.13616.

[26] WANG A, CHEN H, LIU L,et al. YOLOv10: Real-Time End-to-End Object Detection [EB/OL]. [2024-05-23]. https://arxiv.org/abs/2405.14458.

[27] VERMA T, SINGH J, BHARTARI Y, et al. SOAR: Advancements in Small Body Object Detection for Aerial Imagery Using State Space Models and Programmable Gradients [EB/OL]. [2024-05-06]. https://arxiv.org/abs/2405.14458.

[28] FEIGL K L, THURBER C H. A Method for Modelling Radar Interferograms Without Phase Unwrapping: Application to the M 5 Fawnskin, California Earthquake of 1992 December 4[J]. *Geophysical Journal International*, 2009, 176(2): 491-504.

[29] GOLDSTEIN R M, WERNER C L. Radar Interferogram Filtering for Geophysical Applications[J]. *Geophysical Research Letters*, 1998, 25(21): 4035-4038.

[30] BARAN I, STEWART M P, KAMPES B M, et al. A Modification to the Goldstein Radar Interferogram Filter[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2003, 41(9): 2114-2118.

(上接第1647页)

Inversion for Urban Infrastructure Monitoring —A Sparse and Nonliear Tour[D]. München : Technische Universität München, 2011.

[21] STOCIA P, Randolph M. Spectral Analysis of Signals[M]. New Jersey:Pearson Prentice Hall, 2005.

[22] PENG X, WANG C C, LI X W, et al. Three-Dimensional Structure Inversion of Buildings with Nonparametric Iterative Adaptive Approach Using SAR Tomography[J]. *Remote Sensing*, 2018, 10(7): 1004.

[23] LI Z W, DING X L, HUANG C, et al. Improved Filtering Parameter Determination for the Goldstein Radar Interferogram Filter[J]. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 2008, 63(6): 621-634.

[24] KRAGH T J, KHARBOUCH A A. Monotonic Iterative Algorithm for Minimum-Entropy Autofocus [C]//Adaptive Sensor Array Processing (ASAP), Lexington, MA, USA, 2006.

[25] MORRISON R L, DO M N, MUNSON D C. SAR Image Autofocus by Sharpness Optimization: A Theoretical Study[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2007, 16(9): 2309-2321.

[26] TSAI C C, HUANG H C, CHAN C K. Parallel Elite Genetic Algorithm and Its Application to Global Path Planning for Autonomous Robot Navigation [J]. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 2011, 58(10): 4813-4821.

[27] HAJNSEK I, SCHEIBER R, LEE S K, et al. Technical Assistance for the Development of Airborne SAR and Geophysical Measurements During the TROPISAR 2009 Experiment[R]. TROPISAR-FINAL REPORT, Nouragues, Paracou, French, 2009.