

# 多特征融合加权的机载 InSAR 相位解缠方法

蔡广凯, 张晓珑, 安道祥

国防科技大学 电子科学学院, 长沙 410073

**摘要:** 机载干涉合成孔径雷达 InSAR (Interferometric SAR) 在地形测绘与形变监测中具有重要应用。然而, 当干涉相位中存在高条纹密度、低相干性或残差点密集等复杂情况时, 基于传统加权方法的相位解缠算法仍易引发解缠误差大和解缠误差传播问题。针对上述不足, 本文提出一种面向机载 InSAR 的多特征融合加权相位解缠方法, 将 SAR 影像特征与干涉相位特征统一纳入权重建模框架。该方法通过对多源特征进行归一化表征, 并结合不同区域的干涉相位结构与散射特性, 自适应调控权重分配策略。同时, 在迭代重加权最小二乘相位解缠框架下引入迭代方向权重, 使权重能够随解缠过程动态更新, 从而增强解缠过程的稳定性。基于机载 InSAR 实测数据的实验结果表明: 所提方法在复杂干涉场景下能够有效提升相位解缠结果的连续性与鲁棒性。

**关键词:** 机载 InSAR, 相位解缠, 相干性, 多特征融合, 干涉相位,  $L^1$  范数优化, 迭代重加权方法

**中图分类号:** P237/P2

**引用格式:** 蔡广凯, 张晓珑, 安道祥. 2026. 多特征融合加权的机载 InSAR 相位解缠方法. 遥感学报, 30(4): 997-1008

Cai G K, Zhang X L and An D X. 2026. Multifeature fusion weighted phase unwrapping method for airborne InSAR. National Remote Sensing Bulletin, DOI: 10.11834/jrs.20265535]

## 1 引言

机载合成孔径雷达技术作为一种主动遥感技术, 通过发射微波信号并接收回波来生成地表的高分辨率影像, 具有全天候、全天时的工作能力, 以及灵活性好、实时性高等独特优势 (曲长文等, 2002)。机载合成孔径雷达干涉测量是机载 SAR 技术的一项重要应用, 其核心原理是利用两幅或多幅 SAR 图像之间的相位差来获取目标区域高精度地表变化或者地形数据 (Li 等, 2024a)。自 20 世纪 80 年代以来, 机载 InSAR 技术研究得到快速发展, 并已广泛应用于数字高程模型 DEM (Digital Elevation Model) 生成、地表形变监测等诸多领域 (Pinheiro 等, 2018; Li 等, 2024b; Bignami 等, 2012)。

机载 InSAR 数据处理流程包括配准、干涉图生成、相位滤波、相位解缠 PU (Phase Unwrapping)、高程反演等主要步骤 (钟雪莲等, 2013)。其中, 相位解缠是将干涉图中的缠绕相位

转化为连续相位的过程。由于相位信息在  $(-\pi, \pi]$  范围内存在, 如何精准还原连续相位是 InSAR 处理中的至关重要步骤。常见的相位解缠算法可以分为两类: 第 1 类是基于路径跟踪的算法, 这类算法通过遍历相位图并使相位图上的残差最小化来得到最优的积分路径, 最为著名的就是 Goldstein 提出的枝切法 (Goldstein 等, 1988), 该方法通过搜索残差点并以枝切线进行连接。枝切法提出的残差点与枝切线的基本概念, 对后续相位解缠算法的改进起到了重要的指导作用 (Buckland 等, 1995; Chen 和 Zebker, 2000; 杨磊等, 2006)。还有一种路径跟踪算法是基于质量图引导的路径跟踪算法 (Xu 和 Cumming, 1999; Liu 等, 2014), 所谓质量图就是能够反映缠绕相位中各个像素点上对应相位信息质量高低的数据矩阵, 这种算法需要高质量的质量图作为输入, 因此实际应用受到限制。第 2 类是基于最小  $L^1$  范数的算法 (Ghiglia 和 Romero, 2013), 这是一种全局最优的解缠算法, 其原理是在保证缠绕相位和解缠相位

收稿日期: 2026-01-09; 预印本: 2026-03-12

基金项目: 国家自然科学基金 (编号: 62271492, 42227801)

第一作者简介: 蔡广凯, 研究方向为机载重轨低频干涉 SAR 测量技术。E-mail: iccaiguangkai@163.com

通信作者简介: 安道祥, 研究方向为机载单/双站低频 UWB SAR 成像、机载 WasSAR 成像与动目标检测跟踪、SAR 目标数据构建与智能解译、机载单/重轨 InSAR 技术等。E-mail: daoxiang@nudt.edu.cn

的局部微分一致的前提下, 寻求在某种程度上最逼近连续相位分布的解缠相位。其中, 基于  $L^1$  范数的相位解缠通常可以等价于著名的最小费用流相位解缠算法, 这种算法可以利用图论的方法解决 (Costantini, 1998); 也有研究通过迭代的方法解决  $L^1$  范数相位解缠问题 (Dubois-Taine 等, 2025)。近年来, 基于深度学习的 InSAR 相位解缠方法发展迅速, 其中以 U-Net 及其变体为代表的编码—解码网络已成为主要技术路线 (Wang 等, 2019b; 梁峰 等, 2021; 丁泽刚 等, 2024)。然而, 由于真实干涉数据获取困难, 现有网络通常依赖大规模仿真数据进行训练, 这在一定程度上限制了模型对实测场景的泛化能力。

无论是路径跟踪、最小范数还是深度学习框架, 相位解缠的稳定性在很大程度上依赖于对像素质量与局部结构可靠性的准确刻画, 因此合理的权重设计成为抑制误差传播、增强解缠鲁棒性的关键环节。权重的本质作用在于通过量化相位质量特征, 调控解缠路径或优化能量, 使算法在高噪声区、残差密集区或相干性较低区域避免误差扩散, 从而保持整体相位场的连续性与一致性 (Yu, 2019)。早期研究中, Derauw (1995) 提出了基于相干性测量的权重策略, 通过引入相干性信息有效抑制了低相干区域的错误传播风险。Chen 和 Zebker (2001) 构建了联合缠绕相位、幅度与相干性的统计模型, 并在非线性代价函数与网络流框架下求解最大后验解, 从而实现了复杂地形场景下的高质量二维相位解缠。后来, Wang 和 Yan (2013) 提出了基于相位导数方差图构建加权观测噪声模型, 使 Kalman 滤波相位解缠方法在陡峭地形条件下能够自适应调整噪声水平, 显著提高了解缠稳健性。Chen 等 (2025) 提出了基于干涉条纹密度的加权项, 并将这种方法应用到  $L^1$  范数相位解缠方法中, 在高梯度区域有效地减少了解缠误差。此外, 还出现了基于纹理统计特征、波数谱系数、差异化噪声建模及相干性结构分析等多种权重构建方法 (Wang 等, 2015; Wang 等, 2019a; Jiang 和 Lohman, 2021)。这些研究给出了多种相位权重度量思路, 并为加权相位解缠提供了丰富的选择, 但各类方法通常只针对特定场景或特定相位结构效果显著, 其适用范围存在一定局限性, 难以在多类型干涉图中保持始终稳定的解缠效果。

针对上述问题, 本文提出了一种融合多源相位质量特征与迭代方向信息的加权相位解缠方法。首先, 构建了由 SAR 影像特征权重 IW (SAR Image Weight) 和干涉相位特征权重 PW (Interferometric Phase Weight) 共同组成的多特征融合权重框架 FW (Feature Fusion Weights), 通过量化不同区域的相位可靠性, 实现对解缠区域的差异化加权; 其次, 为进一步提高解缠质量, 本文引入基于迭代方向的权重因子, 用于调整迭代方向引入的权重信息, 从而增强求解的稳定性; 最后, 整个解缠过程在迭代重加权最小二乘 IRLS (Iteratively Reweighted Least Squares) 框架下实现, 通过在  $L^1$  范数优化中联合引入融合权重与方向权重, 使得算法解缠结果更加稳健, 同时能够适应不同类型的干涉相位, 具备更强的工程应用能力。基于实测数据的实验结果证明了所提方法的正确性和有效性。

## 2 迭代重加权相位解缠方法

迭代重加权相位解缠算法是一类用于求解非二次优化问题的经典数值手段, 尤其适用于  $L^1$  范数最小化模型。其核心思想在于: 通过引入加权机制, 将原始非线性、非光滑的优化目标转化为一系列加权二次优化子问题, 并在迭代过程中持续更新待解相位, 从而逐步逼近全局最优解。针对机载 InSAR 相位解缠, 该类方法在保证全局一致性的同时, 显著增强了对噪声、残差点及局部不连续性的鲁棒性, 因而获得了广泛应用。

如图 1 所示, 对于满足 Itoh 条件 (Itoh, 1982) 的相邻像素对, 缠绕相位本质上是真实相位的主值映射, 故二者遵循梯度一致性准则。

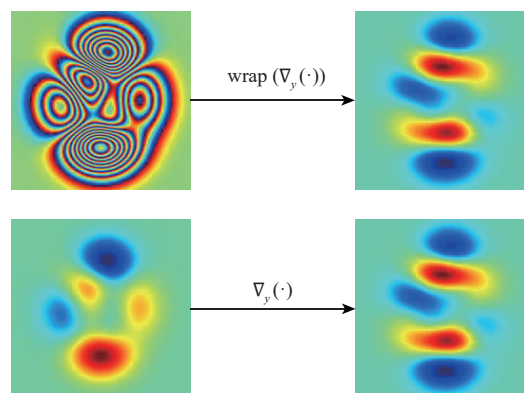


图1 缠绕相位、解缠相位及其梯度关系示意图  
Fig.1 Illustration of wrapped phase, unwrapped phase, and their gradient relationship

具体地，记 $\phi$ 为连续相位， $\varphi$ 为缠绕相位

$$\text{wrap}_{2\pi}(\nabla\varphi) = \nabla\phi \quad (1)$$

式中，符号 $\nabla$ 表示二维离散梯度算子。式(1)说明缠绕相位的梯度经 $2\pi$ 模校正后可恢复为连续相位梯度。这一性质使得通过梯度重建连续相位成为可行策略，这也是最小 $L^1$ 范数解缠模型的基础：

$$\min_{\phi} \left( \sum_{ij} c_{ij} \left\| \nabla\phi_{ij} - \text{wrap}(\nabla\varphi_{ij}) \right\|_1 \right) \quad (2)$$

式中，下标 $i$ 和 $j$ 分别对应干涉相位图像在距离向(行)和方位向(列)的像素索引； $c_{i,j}$ 则代表预先定义的质量权重。鉴于 $L^1$ 范数在抑制噪声及处理局部不连续性方面具有显著的鲁棒性，IRLS算法的核心策略在于利用最小二乘原理，将 $L^1$ 范数约束下的非光滑优化问题转化为一系列加权二次优化子问题进行迭代求解。据此，相位解缠的目标函数可表示为

$$\min_{\phi} F(\phi) = \sum_{ij} \rho(r_{ij}(\phi)) \quad (3)$$

式中， $r_{i,j}(\phi)$ 定义为相位残差项， $\rho(\cdot)$ 表示加权 $L^1$ 范数代价函数。在IRLS框架中，若忽略由非光滑平滑化处理引入的额外惩罚项，则该非光滑目标函数在第 $k$ 次迭代中可被二次近似为

$$F(\phi) \approx \frac{1}{2} \sum_{ij} \omega_{ij}^{(k)} (c_{ij}^2 r_{ij}^2 + \delta^2) + \frac{1}{\omega_{ij}^{(k)}} \quad (4)$$

式中， $\delta$ 为保证数值稳定性而引入的微小参数， $r_{i,j}$ 系残差项的简化记法，相应地，第 $k$ 次迭代的等价权重 $\omega_{i,j}^{(k)}$ 可表示为

$$\omega_{ij}^{(k)} = \frac{1}{\sqrt{(c_{ij} r_{ij}^{(k)})^2 + \delta^2}} \quad (5)$$

在此权重设定下，第 $k+1$ 次迭代的相位更新问题即转化为求解如下加权最小二乘子问题：

$$\phi^{(k+1)} = \arg \min_{\phi} F(\phi^{(k)}) \quad (6)$$

针对上述加权最小二乘子问题，常采用共轭梯度法CG(Conjugate Gradient)进行高效数值求解。图2完整展示了本文提出的IRLS相位解缠算法流程。

### 3 多特征权重构建方法

#### 3.1 基于SAR影像特征的权重构建

在InSAR相位解缠过程中，受成像几何、地物散射特性及系统噪声等多重因素制约，幅度起

伏和相干性好坏在一定程度上能够反应区域噪声情况。为此，构建基于初始SAR影像特征的权重模型，对于提升解缠精度及抑制噪声干扰至关重要。这类权重的核心构建准则在于：利用幅度与相干性所表征的物理散射属性及相位相干性，对干涉相位各像素单元进行可信度量化分级，通过提升低噪声区域在优化过程中的权重贡献，有效抑制高噪声区域的干扰影响。

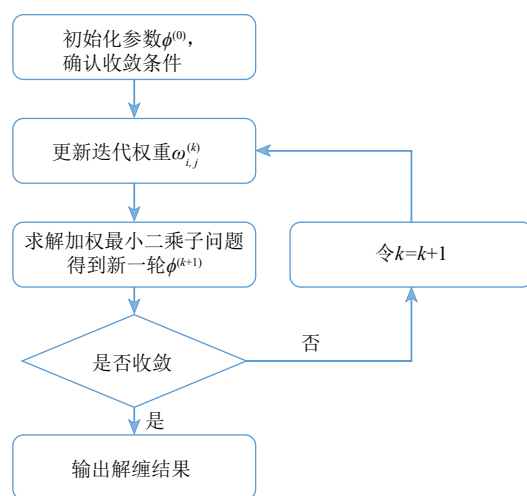


图2 IRLS算法流程图

Fig.2 Flowchart of the IRLS algorithm

首先，SAR幅度 $A(i,j)$ 可视为散射强度的观测值，其统计特性通常服从瑞利分布(单视)或Gamma分布(多视)。在散射机制稳定、回波幅度较高的区域，其噪声方差及幅度归一化后的相对不确定性显著降低，因此幅度越高的区域通常具有更高的信噪比，在解缠时可信度更高。基于此，可定义幅度置信度

$$c_A(i,j) = f_A(A(i,j)) \quad (7)$$

式中， $f_A(\cdot)$ 为单调递增的统计映射函数，一般可以根据SAR影像处理方法和对应场景的地物特征来确定。

其次，相干性 $\gamma(i,j)$ 反映两幅复数影像在精配准度量内的相位一致性，其本质是对两幅SAR影像在散射时空稳定性和几何构造一致性的评估。相干性估计的方差可由样本协方差矩阵推导，其基于信噪比的置信度随 $\gamma$ 的增大而显著提升，低相干区(如植被、阴影区等)则对应较高的相位不确定性。因此可定义相干性置信度

$$c_\gamma(i,j) = f_\gamma(\gamma(i,j)) \quad (8)$$

式中,  $f_\gamma(\cdot)$  可采用对估计方差的正比映射, 使低相干区域获得显著衰减。

由于幅度与相干性分别从散射强度与干涉相位可靠性两个维度描述区域信噪比水平, 可将其置信度在统计意义上进行融合, 构建综合影像特征权重

$$\omega_{\text{img}}(i, j) = h_{\text{img}}(c_A(i, j), c_\gamma(i, j)) \quad (9)$$

式中,  $h_{\text{img}}(\cdot)$  表示联合置信度函数, 通常依据局部噪声的统计分布特性进行构建。该权重机制旨在强化高散射、强相干区域在全局优化过程中的主导作用, 同时有效抑制低相干及低信噪比区域的干扰, 从而显著提升相位解缠结果的准确性与稳定性。

### 3.2 基于干涉相位特征的权重构建

除 SAR 影像特征所提供的信噪比信息外, 干涉相位本身亦富含关键的局部结构信息, 可在一定程度上表征相位解缠的复杂性。具体而言, 干涉相位条纹密度与残差点密度能够有效刻画局部的解缠难度及不确定性。高条纹密度通常对应相位剧烈变化或高梯度区域, 极易导致 Itoh 条件失效, 进而诱发相位混叠; 而残差点密度则反映了局部信号不一致性的累积程度, 是导致解缠误差及其传播的主要诱因之一。鉴于此, 本节拟从干涉条纹几何结构与残差点分布特征出发, 构建干涉相位特征权重, 以精准量化局部的相位稳定性。

为利用干涉条纹密度构建权重, 记  $I_x$  和  $I_y$  分别为干涉相位在  $x$  方向和  $y$  方向的局部梯度分量, 据此, 干涉条纹的法向矢量  $\theta$  可表示为

$$\theta = \arctan \left[ \frac{\frac{1}{n} \sum_{(x,y) \in S} I_x}{\frac{1}{n} \sum_{(x,y) \in S} I_y} \right] - \frac{\pi}{2} \quad (10)$$

式中,  $n$  是为采样窗口  $S$  内的像素总数。为估算局部条纹密度, 首先需对干涉相位实施二值化处理, 即以零值为阈值对相位图进行分割, 从而提取条纹的几何分布特征。针对任意像素, 其局部条纹宽度可通过沿条纹法向进行的双向搜索确定: 即从该像素沿相位梯度的法线方向分别向两侧延伸, 直至检测到二值符号发生翻转的边界, 并将两侧搜索距离之和定义为该像素处的条纹宽度。条纹宽度越窄, 意味着相位空间变化越剧烈, 对应的

条纹密度越高。鉴于高条纹密度区域往往伴随着局部相位的复杂性及解缠不确定性的增加, 若记  $D_f$  为局部条纹密度, 则在构造条纹密度权重时, 应使其与  $D_f$  呈反比关系:

$$\omega_f(i, j) = \frac{1}{D_f(i, j) + \delta^2} \quad (11)$$

通常, 干涉相位图中的残差点可依据如下判断进行识别。缠绕相位  $\varphi$  在水平及垂直方向上的离散梯度分量可分别定义为

$$\nabla_x \varphi(i, j) = \text{wrap}(\varphi(i, j+1) - \varphi(i, j)) \quad (12)$$

$$\nabla_y \varphi(i, j) = \text{wrap}(\varphi(i+1, j) - \varphi(i, j))$$

进一步, 围绕像素  $(i, j)$  的四连通循环梯度和为

$$R(i, j) = \nabla_x \varphi(i, j) + \nabla_y \varphi(i, j+1) - \nabla_x \varphi(i+1, j) - \nabla_y \varphi(i, j) \quad (13)$$

当

$$R(i, j) = \pm 2\pi \quad (14)$$

时, 则该像素即被判定为正残差点或负残差点。

若只关心残差点符号, 记  $R(i, j) \in \{-1, 0, 1\}$  为干涉相位残差点的空间分布图, 则在局部窗口  $\Omega_{i,j}$  内, 残差密度可定义为

$$D_r(i, j) = \frac{1}{|\Omega_{i,j}|} \sum_{(p,q) \in \Omega_{i,j}} |R(p, q)| \quad (15)$$

残差密度越高, 局部相位不一致性越显著, 解缠风险越大。因此, 残差密度权重应被构造为关于密度的单调递减函数:

$$\omega_r(i, j) = \frac{1}{D_r(i, j) + \delta^2} \quad (16)$$

针对干涉相位特征权重的构建, 应综合考量条纹密度与残差点密度的联合影响。为确保这两类特征在不同相位条件下均具备良好的物理可解释性, 本文引入一种广义非线性融合函数:

$$\omega_{\text{phase}}(i, j) = h_{\text{phase}}(\omega_f(i, j), \omega_r(i, j)) \quad (17)$$

式中,  $h_{\text{phase}}(\cdot)$  定义为一个连续二元非线性映射函数, 其数学形式刻画了两个输入特征在构建  $\omega_{\text{phase}}$  时的动态权重调节机制。该设计策略旨在确保: 在条纹结构清晰且局部相位变化平稳的区域, 权重生成由双重因素协同主导; 而在残差点密集或相位拓扑结构复杂的区域, 权重则转为显著依赖于另一特定特征, 以此强化算法对局部相位不一致性的抑制能力。

### 3.3 多特征融合权重构建

在在前述设计中，基于SAR影像特征的权重与基于干涉相位特征的权重分别从散射统计特性与相位结构复杂度角度对解缠可靠性进行了刻画，但单一特征权重在复杂场景下仍存在一定局限性。一方面，影像特征权重主要依赖幅度与相干性统计，在高条纹密度或高相位梯度区域中，即使相干性较高，仍可能因相位快速变化而引入错误传播；另一方面，干涉相位特征权重侧重于条纹密度与残差点分布，对噪声抑制能力有限，在条纹密度小，残差点密度低的区域，若该区域同时属于信噪比低的区域，仍可能出现过度依靠相位结构特征而导致的解缠误差。因此，仅依赖单一特征难以在不同地物类型与相位结构条件下同时兼顾稳健性与适应性。

为此，有必要构建一种多特征融合权重，使其在不同干涉场景下具备差异化调控能力。该融合权重需满足以下基本原则：(1) 在高条纹密度或高残差点密度区域，适当降低相干性或者SAR影像幅度对解缠路径与优化过程的主导作用，避免因“高相干—高梯度”共存而导致的解缠错误；(2) 在弱散射或相干性不强的区域，低信噪比带来的可信度下降可能会带来意想不到的解缠误差，需要弱化条纹密度与残差点密度对权重的作用；(3) 而在条纹结构与影像可信度均处于中性水平的区域，则尽量保留多源信息对权重的贡献。

本文参考光学干涉测量中质量图构建的成熟思路 (Zhang 等, 2025)，采用幂指数形式对不同特征权重进行融合，构建像素级多特征融合权重

$$\omega_{\text{pix}}(i, j) = [\omega_{\text{img}}(i, j)]^{\eta} \cdot [\omega_{\text{phase}}(i, j)]^{1-\eta} \quad (18)$$

式中， $\eta \in [0, 1]$  为融合调节参数，用于平衡两类特征在不同干涉场景下的相对贡献。

利用 $\eta$ 来对两种不同来源的权重进行调节：当区域以强散射或高信噪比为主时， $\omega_{\text{img}}$  占据主导，此时需要较大的 $\eta$ 值；而在低条纹密度或残差稀疏区域， $\omega_{\text{phase}}$  的作用需要被相对增强，从而有效削弱相干性在高梯度场景下可能引发的误导影响，此时需要较小的 $\eta$ 值。通过动态调节 $\eta$ ，该方法能够在不同地貌特征的机载观测数据中，动态平衡SAR影像信息与相位结构信息的贡献比，从而提高算法的鲁棒性。

### 3.4 多特征融合框架下的IRLS相位解缠方法

根据上述理论，可依据初始SAR影像与干涉相位构造多特征融合权重作为IRLS算法的初始权重。然而，IRLS算法是一个不断迭代优化的过程，仅依赖静态权重难以充分反映解缠过程中相位更新的动态行为。为此，本文引入迭代方向权重，构建了一种基于数值收敛性的自适应反馈机制。

具体而言，定义第 $k$ 次迭代中的相位残差 $\Delta\phi^{(k)}$ 如下：

$$\Delta\phi^{(k)}(i, j) = |\phi^{(k)}(i, j) - \phi^{(k-1)}(i, j)| \quad (19)$$

式中， $\phi^{(k)}$ 和 $\phi^{(k-1)}$ 分别表示当前迭代步与上一迭代步的解缠相位结果。 $\Delta\phi^{(k)}$ 在数值上刻画了该像素点在解空间中的局部不稳定性。基于该残差，构建迭代方向权重因子 $\delta_{\text{dir}}^{(k)}(i, j)$ ：

$$\delta_{\text{dir}}^{(k)}(i, j) = h_{\text{dir}}(\Delta\phi^{(k)}(i, j)) \quad (20)$$

式中， $h_{\text{dir}}(\cdot)$ 为归一化映射函数。在此基础上，为了实现先验权重与修正权重的有效耦合，本文定义归一化算子 $N$ 将输入映射至 $[0, 1]$ 区间。第 $k$ 次迭代的全局权重 $\omega_{\text{total}}^{(k)}$ 构建如下：

$$\omega_{\text{total}}^{(k)} = N[\omega_{\text{pix}} \cdot (1 + \delta_{\text{dir}}^{(k)})] \quad (21)$$

通过这种方法，算法能够根据每一次迭代前后的差异特征，清晰刻画当前迭代方向，对水平与垂直方向的相位梯度权重进行自适应调整，可以给予需要进一步迭代修正的相位区域更高的权重占比，进而提高解缠结果的精度。

如图3所示，给出了多特征优化下迭代重加权相位解缠方法整体流程：首先，对配准后的SAR复图像进行处理，分别获取幅度图、相干图以及干涉相位，并基于幅度与相干性信息构建影像特征权重；随后，以干涉相位为输入，计算残差点分布与条纹密度特征，并据此构建干涉相位特征权重；在此基础上，将影像特征权重与干涉相位特征权重进行融合，得到初始的多特征融合权重，该权重作为解缠优化的初始约束，进行IRLS算法迭代；最后，在每次完成迭代后计算迭代相位残差，转化为迭代方向权重因子，重新对水平与垂直方向的相位梯度权重分布进行调整。经过多次迭代更新直至收敛，最终获得连续且可靠的解缠相位结果。

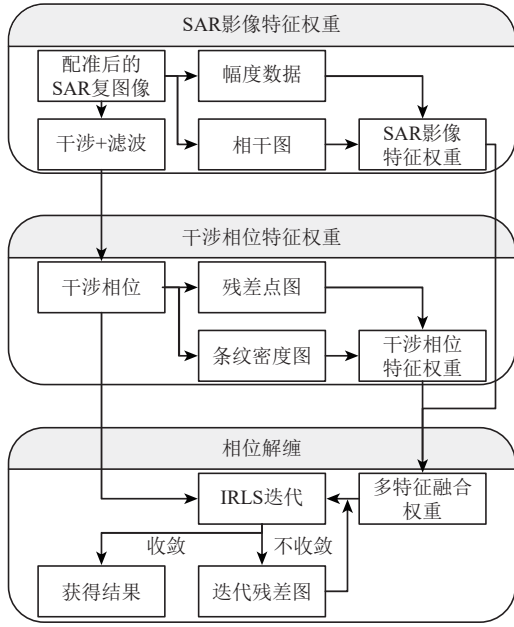


图3 多特征融合权重引导的IRLS相位解缠流程图

Fig.3 Flowchart of the IRLS phase unwrapping method guided by multi-feature fusion weights

### 3.5 算法性能评价

为系统验证所提方法的有效性与实用性，文章分别从算法的理论计算复杂度与解缠结果的精度统计特征两个层面设定评估指标。

为评估算法理论计算复杂度，设输入的干涉图与SAR影像尺寸为 $M \times N$ ，总像素数为 $P = M \cdot N$ 。相位解缠的计算开销主要由权重构建与相位解缠求解两个阶段构成：在权重构建阶段，主要涉及SAR影像的梯度计算、相干性估计以及干涉相位的残差点检测等，尽管引入了多特征融合步骤，但所有特征提取与加权运算均为基于滑动窗口或点对点的局部操作，其计算量与像素总数呈线性关系，时间复杂度为 $O(P)$ ；对于解缠求解阶段，在IRLS框架下，利用预处理共轭梯度法（PCG）求解大型稀疏线性方程组，假设迭代次数为 $k$ ，单次迭代中涉及的矩阵向量乘法及FFT加速操作的复杂度约为 $O(P \log P)$ 。因此，求解阶段的总复杂度为 $O(k \cdot P \log P)$ 。综上所述，虽然多特征融合策略在预处理阶段引入了额外的浮点运算，但并未改变算法整体由求解器主导的多项式时间复杂度量级。

为定量评估各方法的解缠质量，本文采用均方根误差RMSE（Root Mean Square Error）作为核心指标，其计算公式如下：

$$\text{RMSE} = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (\phi_i^{\text{unw}} - \phi_i^{\text{ref}})^2} \quad (22)$$

式中， $\phi_i^{\text{unw}}$ 表示第 $i$ 个像素处的解缠相位值， $\phi_i^{\text{ref}}$ 为对应位置由参考DEM投影得到的相位值， $N$ 为参与统计的有效像素总数。此外，为了深入探究误差的空间分布与统计规律，本文进一步引入残差分布分析。首先，通过逐像素计算解缠相位与参考值的差值构建二维残差分布图，以直观展示误差的集中区域（如阴影或叠掩区）；其次，对全图残差进行统计并构建直方图，利用正态分布拟合得到均值 $\mu$ 与标准差 $\sigma$ ，分别用于量化解缠结果的系统性偏差与随机误差水平。需要指出的是，为直观反映相位的周期属性，本文展示的所有解缠相位、残差及其统计指标均已除以 $2\pi$ ，折算为无量纲的缠绕数进行表征。

## 4 实验验证

为验证所提出的多特征融合加权相位解缠方法的有效性与稳健性，本文将所提方法应用于团队利用自主研发机载L波段InSAR系统获取的实测数据（图4），该系统工作于L波段，采用HH极化方式，分辨率约为 $1\text{m} \times 1\text{m}$ ，中心入射角约为 $45^\circ$ 。其中成像观测区域为陕西省渭南市某山区，如图5所示，该区域地形起伏明显，山脉走向清晰，局部坡度较大，易存在遮掩现象，具备典型的复杂地形特征，适合作为试验验证对象。所有实测数据处理均在MATLAB R2023a开发环境中完成，并结合NVIDIA RTX 4090 GPU进行加速计算，以确保算法实现的稳定性与高效率。

### 4.1 解缠处理结果

如图5所示，实验录取了不同观测视角下的4组机载干涉数据，4组数据在地理位置、地表覆盖类型及整体地形条件上保持一致，并采用统一的成像网格，但由于成像视角、基线几何及观测条件的差异，其干涉相位在条纹分布、相位梯度强度及噪声特性等方面表现出显著差异。表1详细列出了4组实验数据的具体干涉参数；其中，干涉相位1存在大面积低相干区域，主要测试算法在低相干区域的能力；干涉相位2干涉条纹结构复杂且整体信噪比偏低，主要用于测试算法在高残差点密度环境下的误差抑制能力；干涉相位3整体质量良好但局部信噪比低，作为基准数据验证算法在

保持平滑区域精度的同时对局部奇异区域的处理能力；干涉相位4虽然条纹较为清晰，但是大部分区域条纹密度大，主要测试算法在面对高相位梯度时的解缠准确性。在获得解缠结果之前，首先对原始数据进行统一预处理，SAR 影像图在距离

向与方位向分别采用2:1的多视比，以抑制斑点噪声。随后，对干涉处理后的包裹相位图进行 Goldstein 相位滤波以进一步降低噪声影响，滤波窗口尺寸为50，用两幅 SAR 影像的相干图作为滤波参数。

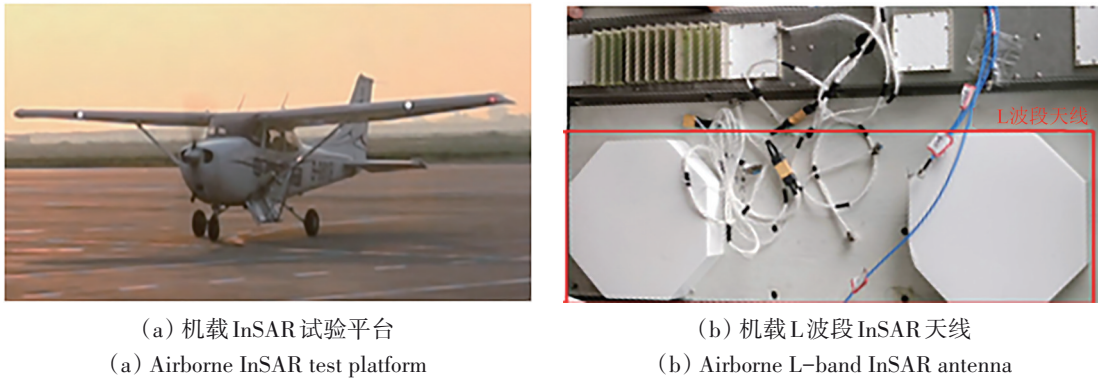


图4 实验所用机载平台与雷达系统实物图  
Fig.4 Airborne platform and radar system used in the experiment



图5 研究区域场景示意图  
Fig.5 Schematic diagram of the observation area scene

表1 4组机载 InSAR 实验数据的干涉参数

Table 1 Interferometric parameters of the four airborne InSAR experimental datasets

数据编号	垂直基线估计/m	高程模糊度估计/m	平均相干性	场景特征类型
干涉相位1	20	8.64	0.38	大面积去相干
干涉相位2	17	12.57	0.47	局部残差点密度高
干涉相位3	18	12.25	0.43	局部信噪比差
干涉相位4	25	6.68	0.39	高条纹密度

图6展示了在不同观测视角条件下获得的4组干涉相位及其在不同权重约束策略下的相位解缠结果对比,并通过局部放大子图直观展示了各场景的相位纹理与噪声特征。从缠绕相位、参考

DEM和3种方法解缠结果的整体对比可以看出,在四组不同观测视角的干涉相位中,不同权重策略对区域的适应能力存在明显差异。

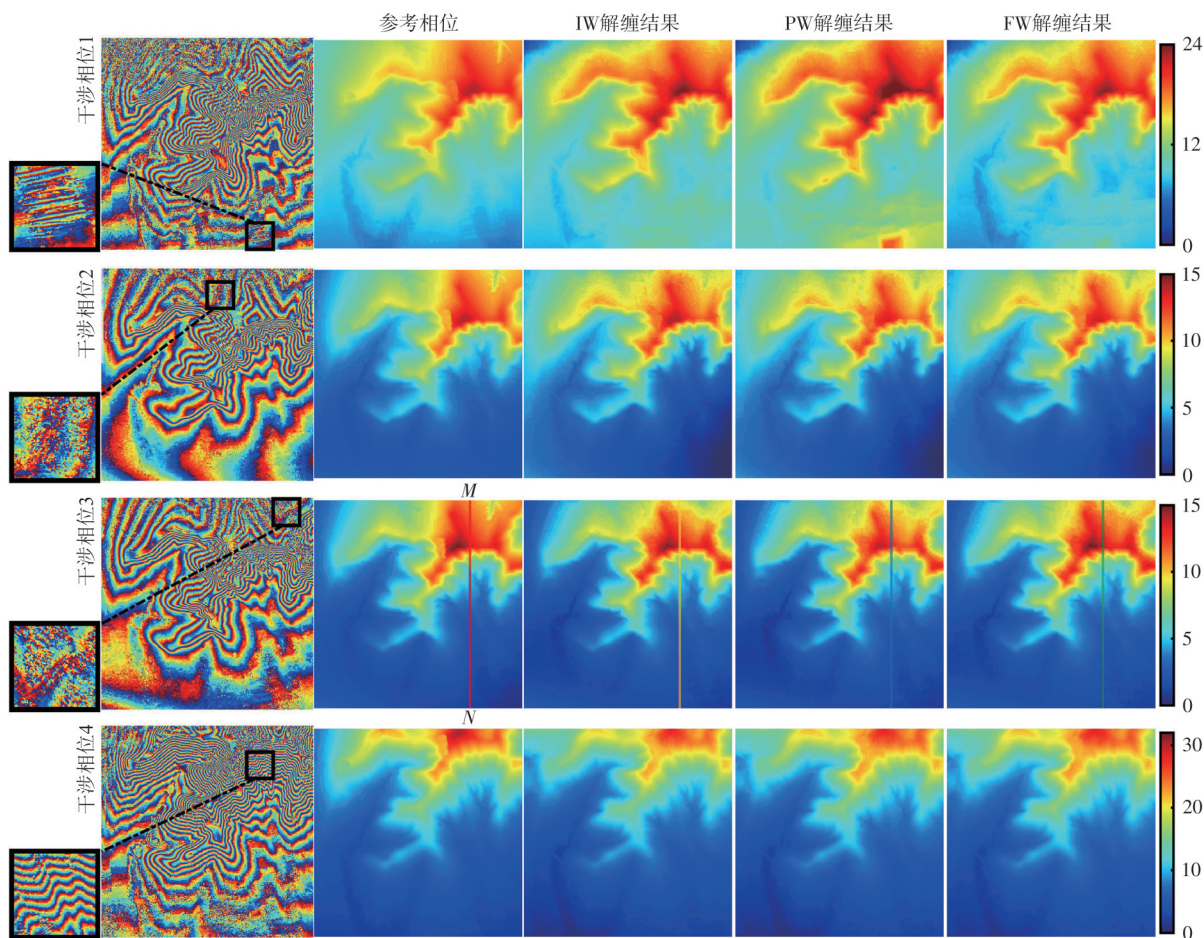


图6 多组观测视角的干涉相位和相位解缠结果对比

Fig.6 Comparison of interferometric phases and phase unwrapping results under multiple observation geometries

#### 4.2 解缠结果分析

基于前文定义的精度评价指标,图7直接给出了不同权重约束下解缠结果与参考DEM之间的残差分布情况,其中直方统计图中横轴表示缠绕数残差值,纵轴统计了各区间内的像素点数。图8展示了4幅干涉相位在不同权重限制下残差直方图的拟合正态分布曲线,表2则汇总了各项定量评价指标。

从4组干涉相位的统计结果来看,多特征融合权重方法在RMSE指标上均取得了最小值,同时,其正态拟合均值 $\mu$ 更接近于0,整体标准差 $\sigma$ 也更小。这一结果表明,经多特征融合策略优化后,解缠误差不仅在幅值上得到了有效抑制,且在统计分布上更加集中稳定,体现了算法对随机噪声

和系统偏差的良好控制能力。

此外,由表2可以发现,尽管多特征融合权重方法在四组数据的计算时间上略有增加,但仍处于可接受范围内。这与3.5节中的理论复杂度分析一致。表2中时间的增加主要源于特征提取的线性开销,以及算法在复杂区域为寻求更优解而自适应增加的迭代收敛次数。考虑到该策略在RMSE指标上的显著改善,这种以有限计算成本换取高解缠精度的折衷在机载InSAR高精度测绘应用中具有重要价值。

为进一步分析单幅干涉图内部不同解缠权重约束下的表现差异,选取图6干涉相位3中剖面线M-N所在位置进行抽样,对比不同加权策略下的

解缠结果与参考DEM在典型区域内的变化特征，如图9所示。为便于讨论，依据地物分布与相位特性，将剖面划分为低相干区域、条纹密集区域和高相干区域3个区段。在低相干区域，由于回波信噪比较低，各种方法均难以准确恢复整体地形趋势，解缠结果差异最为明显，其中多特征融合权重约束下的解缠曲线与参考DEM的一致性最好，而仅依赖相位特征权重的解缠结果偏差最大；在条纹密集区域，受前序误差传播影响，基于相位

特征权重的解缠结果在剖面前段仍表现较差，但在后段区域其结果优于仅基于影像特征权重的解缠结果，多特征融合权重约束下的解缠结果整体表现与其相当且更为稳定；在高相干区域，由于条纹密度相对适中，不同方法的解缠结果差异较小，整体表现较为一致。上述剖面分析直观表明：多特征融合权重在不同干涉场景下均能实现更稳定的解缠表现，验证了所提出方法在实际应用中的有效性。

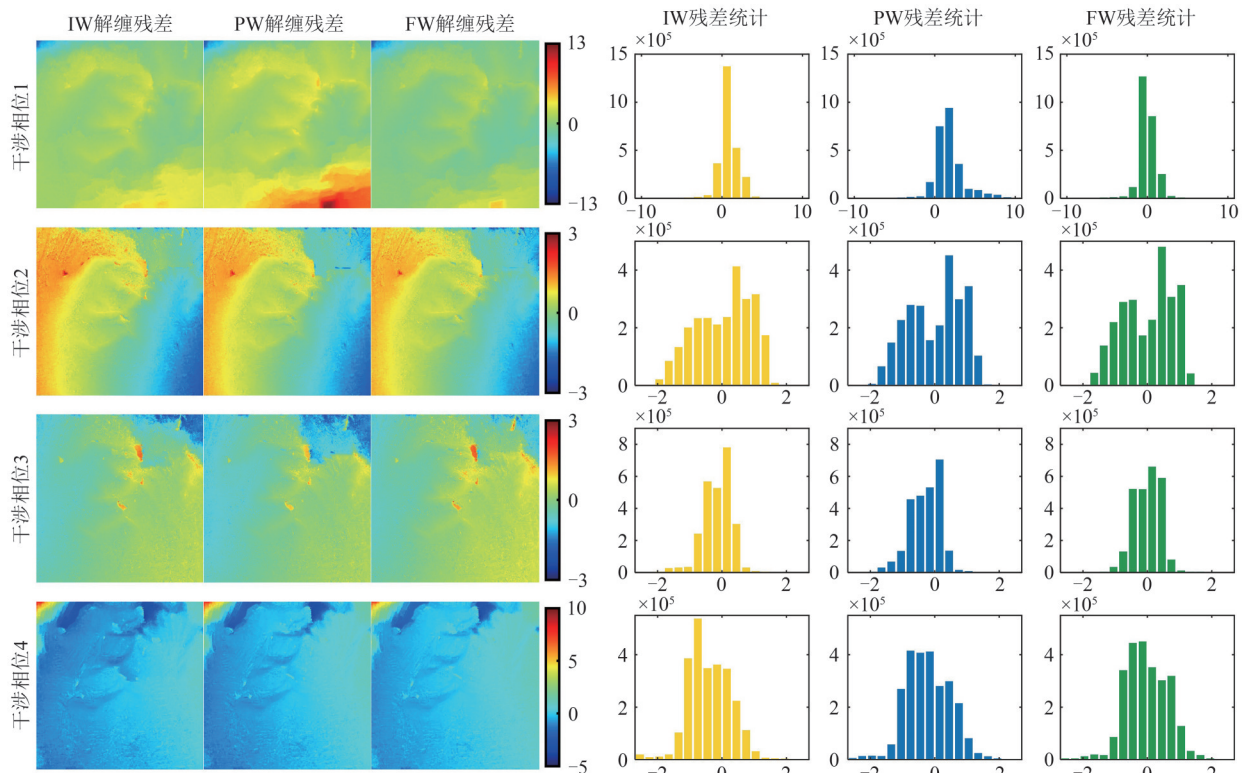
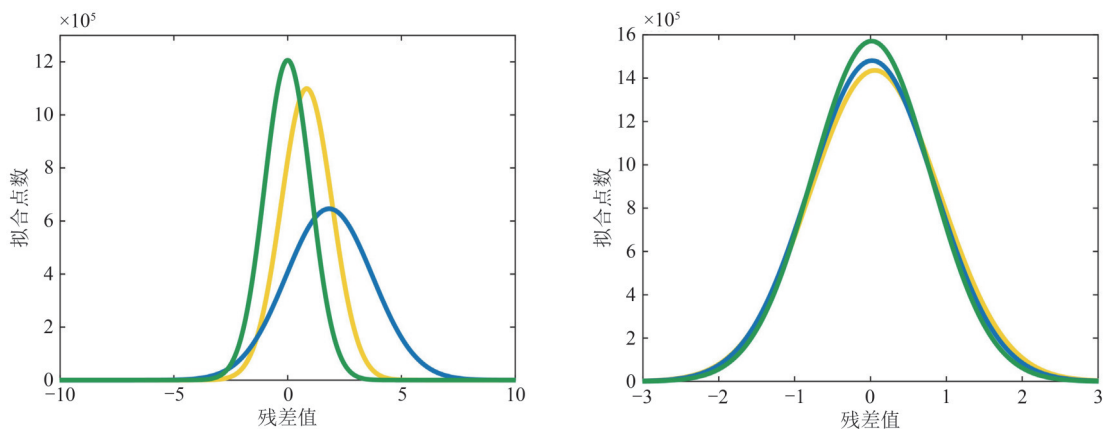


图7 不同权重约束下解缠结果残差分布及统计直方图对比

Fig.7 Residual distributions and histograms of phase unwrapping results under different weighting constraints



(a) 大面积去相干场景误差拟合

(b) 高残差点密度场景误差拟合

(a) Error fitting in large-area decorrelation scenarios

(b) Error fitting in scenarios with high residual point density

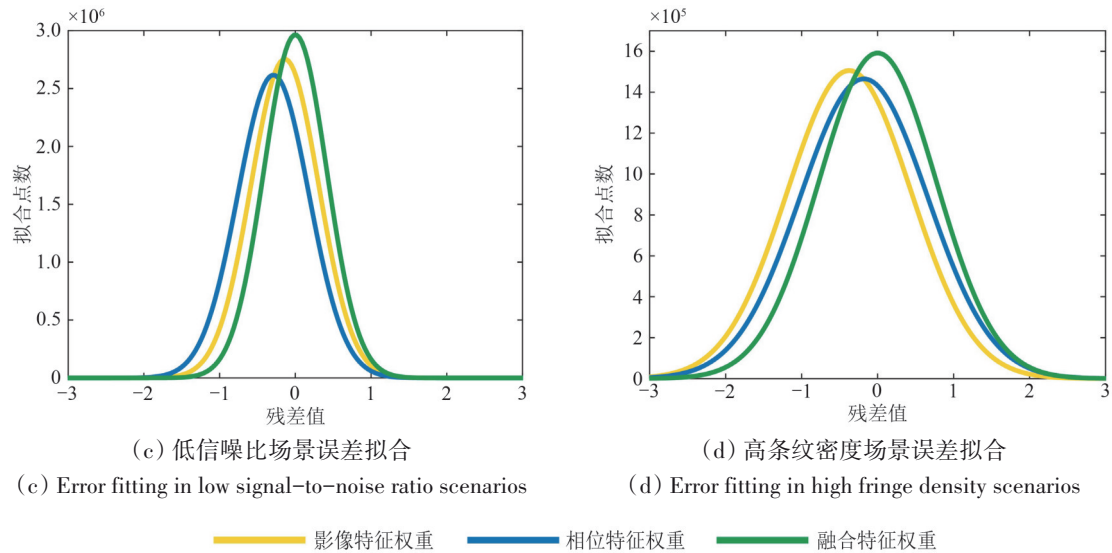


图8 4种干涉场景下解缠结果残差的正态分布拟合对比

Fig.8 Comparison of normal distribution fitting of unwrapping residuals under four interferometric scenarios

表2 不同加权策略在4组干涉相位上的解缠误差统计与计算效率对比

Table 2 Quantitative comparison of unwrapping errors and computational cost under different weighting strategies for four interferograms

方法	干涉相位1				干涉相位2				干涉相位3				干涉相位4			
	RMSE	$\mu$	$\sigma$	耗时/s	RMSE	$\mu$	$\sigma$	耗时/s	RMSE	$\mu$	$\sigma$	耗时/s	RMSE	$\mu$	$\sigma$	耗时/s
影像特征权重	8.77	0.83	1.12	<b>8.34</b>	5.38	0.057	0.85	<b>8.64</b>	2.93	-0.12	0.45	<b>7.11</b>	5.64	-0.37	0.81	<b>4.59</b>
相位特征权重	16.56	1.83	1.90	14.32	5.21	0.020	0.82	13.82	3.47	-0.28	0.47	11.92	5.39	-0.18	0.84	6.17
融合特征权重	<b>6.40</b>	<b>-0.02</b>	<b>1.02</b>	10.05	<b>4.91</b>	<b>0.015</b>	<b>0.78</b>	9.89	<b>2.60</b>	<b>-0.01</b>	<b>0.41</b>	9.62	<b>4.85</b>	<b>0.01</b>	<b>0.77</b>	5.62

注：数字加粗表明方法在该指标中获得最优结果。

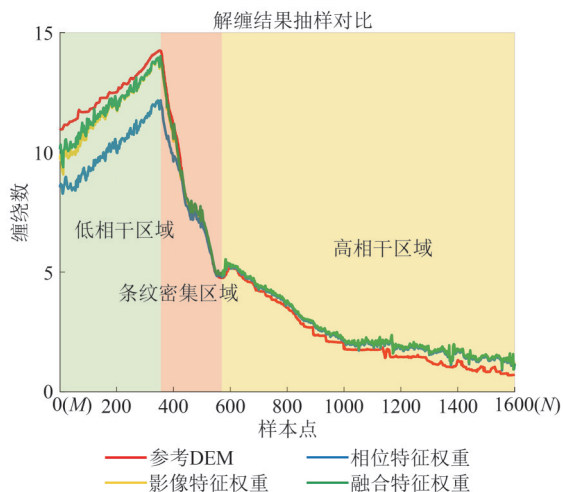


图9 典型剖面处不同加权策略下的解缠结果对比

Fig.9 Comparison of unwrapped phase profiles under different weighting strategies

## 5 结论

针对机载 InSAR 相位解缠在高条纹密度、低

相干性及残差点密集区域易出现误差传播与解缠不稳定的难题，本文提出了一种基于多特征融合的加权相位解缠方法。该方法在 IRLS 优化框架下，有机耦合了基于 SAR 影像的统计特征、基于干涉相位的结构特征以及基于求解过程的迭代残差特征，构建了静态先验约束与动态迭代修正互补的协同加权模型，实现了对不同干涉场景的差异化约束与自适应调控。实测机载数据验证表明，相较于单一特征加权策略，所提方法在低信噪比、高地形梯度及大面积去相干等典型困难场景中均展现出更强的鲁棒性，不仅显著降低了与参考 DEM 的均方根误差 (RMSE)，且解缠残差呈现出更趋于零均值与低标准差的稳态分布特性；同时，该策略在保持算法时间复杂度量级不变的前提下，有效实现了以有限计算成本换取高解缠精度的目标，为复杂地形下的高精度机载 InSAR 测绘提供了一种可靠的解决方案。

## 参考文献(References)

- Bignami C, Ruch J, Chini M and Neri M. 2012. Volcanic product detection after the 2010 Merapi eruption by using VHR SAR data// 2012 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium. Munich: IEEE, 2012: 1337-1340 [DOI: 10.1109/IGARSS.2012.6351289]
- Buckland J R, Huntley J M and Turner S R E. 1995. Unwrapping noisy phase maps by use of a minimum-cost-matching algorithm. *Applied Optics*, 34(23): 5100-5108 [DOI: 10.1364/AO.34.005100]
- Chen C W and Zebker H A. 2000. Network approaches to two-dimensional phase unwrapping: intractability and two new algorithms. *Journal of the Optical Society of America A*, 17(3): 401-414 [DOI: 10.1364/JOSAA.17.000401]
- Chen C W and Zebker H A. 2001. Two-dimensional phase unwrapping with use of statistical models for cost functions in nonlinear optimization. *Journal of the Optical Society of America A*, 18(2): 338-351 [DOI: 10.1364/JOSAA.18.000338]
- Chen L Q, Zhao C Y, Lu Z and Zhao J Q. 2025. A novel weighted method for phase unwrapping based on interferometric fringe density. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 22(1): 4014805 [DOI: 10.1109/LGRS.2025.3626351]
- Costantini M. 1998. A novel phase unwrapping method based on Network programming. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 36(3): 813-821 [DOI: 10.1109/36.673674]
- Derauw D. 1995. Phase unwrapping using coherence measurements// *Proceedings of SPIE 2584, Synthetic Aperture Radar and Passive Microwave Sensing*. Paris: SPIE: 319-324 [DOI: 10.1117/12.227141]
- Ding Z G, Sun T, Wang Z, Zhao J, Shi Y P, Chen H L, Chen Z Z, Wang Y and Zeng T. 2024. MCJ-UNet: a dual/multi-channel-joint phase unwrapping network for interferometric SAR. *Journal of Radars*, 13(1): 97-115 (丁泽刚, 孙涛, 王震, 赵健, 史一鹏, 陈浩龙, 陈之洲, 王岩, 曾涛. 2024. MCJ-UNet: 一种双/多通道联合InSAR相位解缠网络. *雷达学报*, 13(1): 97-115) [DOI: 10.12000/JR23185]
- Dubois-Taine B, Akiki R and D'Aspremont A. 2025. Iteratively re-weighted least squares for phase unwrapping. *Optimization Methods and Software*, 40(6): 1368-1408 [DOI: 10.1080/10556788.2025.2522348]
- Ghiglia D C and Romero L A. 2013. Minimum  $L^p$ -norm two-dimensional phase unwrapping. *Journal of the Optical Society of America A*, 13(10): 1999-2013 [DOI: 10.1364/JOSAA.13.001999]
- Goldstein R M, Zebker H A and Werner C L. 1988. Satellite radar interferometry: two-dimensional phase unwrapping. *Radio Science*, 23(4): 713-720 [DOI: 10.1029/RS023i004p00713]
- Itoh K. 1982. Analysis of the phase unwrapping algorithm. *Applied Optics*, 21(14): 2470 [DOI: 10.1364/AO.21.002470]
- Jiang J L and Lohman R B. 2021. Coherence-guided InSAR deformation analysis in the presence of ongoing land surface changes in the Imperial Valley, California. *Remote Sensing of Environment*, 253: 112160 [DOI: 10.1016/j.rse.2020.112160]
- Li J P, An D X, Song Y P, Xu J Y, Feng D, Chen L P and Zhou Z M. 2024a. Absolute phase estimation in repeat-pass CSAR interferometry based on backprojection and split-bandwidth techniques. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 17: 2409-2421 [DOI: 10.1109/JSTARS.2023.3346950]
- Li J P, An D X, Song Y P, Xu J Y, Shen L and Zhou Z M. 2024b. Estimation of residual motion errors and phase ambiguity for repeat-pass In-CSAR without external DEMs. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 62: 5214915 [DOI: 10.1109/TGRS.2024.3411171]
- Liang F, Xie X M, Xu Y M, Song M H and Zeng Q N. 2021. An improved U-Net phase unwrapping method[J]. *Remote Sensing Information*, 36(5): 134-141 (梁峰, 谢先明, 徐有邈, 宋明辉, 曾庆宁. 2021. 一种改进的U-Net相位解缠方法. *遥感信息*, 36(5): 134-141) [DOI: 10.3969/j.issn.1000-3177.2021.05.018]
- Liu G, Wang R, Deng Y K, Chen R P, Shao Y F and Yuan Z H. 2014. A new quality map for 2-D phase unwrapping based on gray level co-occurrence matrix. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 11(2): 444-448 [DOI: 10.1109/LGRS.2013.2264857]
- Pinheiro M, Reigber A, Scheiber R, Prats-Iraola P and Moreira A. 2018. Generation of highly accurate DEMs over flat areas by means of dual-frequency and dual-baseline airborne SAR interferometry. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 56(8): 4361-4390 [DOI: 10.1109/TGRS.2018.2817122]
- Qu C W, He Y and Gong S G. 2002. A survey of airborne SAR development. *Modern Radar*, 24(1): 1-10, 14 (曲长文, 何友, 龚沈光. 2002. 机载SAR发展概况. *现代雷达*, 24(1): 1-10, 14) [DOI: 10.3969/j.issn.1004-7859.2002.01.001]
- Wang H Y, Tong L, Li Y X and Xiao F H. 2019a. Phase unwrapping algorithm based on improved weighted quality graph//IGARSS 2019 - 2019 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium. Yokohama: IEEE: 1769-1772 [DOI: 10.1109/IGARSS.2019.8898671]
- Wang K Q, Li Y, Qian K M, Di J L and Zhao J L. 2019b. One-step robust deep learning phase unwrapping. *Optics Express*, 27(10): 15100-15115 [DOI: 10.1364/OE.27.015100]
- Wang L F and Yan M. 2013. Weighted Kalman filter phase unwrapping algorithm based on the phase derivative variance map. *Applied Mechanics and Materials*, 475-476: 991-995 [DOI: 10.4028/www.scientific.net/AMM.475-476.991]
- Wang Y, Rao Q F, Tang J and Yuan C Y. 2015. Phase unwrapping algorithm based on the amplitude of wavelet ridge coefficient variance derivative quality map. *Acta Photonica Sinica*, 44(2): 0210001 (王勇, 饶勤菲, 唐靖, 袁巢燕. 2015. 采用小波脊系数幅值导数方差质量图的相位展开法. *光子学报*, 44(2): 0210001) [DOI: 10.3788/gzxb20154402.0210001]
- Xu W and Cumming I. 1999. A region-growing algorithm for InSAR phase unwrapping. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 37(1): 124-134 [DOI: 10.1109/36.739143]
- Yang L, Zhao Y J and Wang Z G. 2006. Redundancy removal algorithm in minimum spanning tree phase unwrapping for interfero-

- metric SAR. *Journal of Remote Sensing (in Chinese)*, 10(6): 879-884 (杨磊, 赵拥军, 王志刚. 2006. 最小生成树相位解缠中冗余去除算法. *遥感学报*, 10(6): 879-884) [DOI: 10.11834/jrs.200606129]
- Yu H W, Lan Y, Yuan Z H, Xu J Y and Lee H. 2019. Phase unwrapping in InSAR: a review. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Magazine*, 7(1): 40-58 [DOI: 10.1109/MGRS.2018.2873644]
- Zhang Y, Zhang Z L and Zhu Y J. 2025. Hybrid phase unwrapping algorithm based on a quality graph. *Applied Optics*, 64(19): 5240-5249 [DOI: 10.1364/AO.561117]
- Zhong X L, Xiang M S, Guo H D and Chen R Y. 2013. Current development in airborne repeat-pass interferometric synthetic aperture radar. *Journal of Radars*, 2(3): 367-381 (钟雪莲, 向茂生, 郭华东, 陈仁元. 2013. 机载重轨干涉合成孔径雷达的发展. *雷达学报*, 2(3): 367-381) [DOI: 10.3724/SP.J.1300.2013.13005]

## Multifeature fusion weighted phase unwrapping method for airborne InSAR

CAI Guangkai, ZHANG Xiaolong, AN Daoxiang

*College of Electronic Science and Technology, National University of Defense Technology, Changsha 410073, China*

**Abstract:** Airborne interferometric synthetic aperture radar (InSAR) plays a key role in high-precision topographic mapping and surface deformation monitoring. However, phase unwrapping, a core step in InSAR data processing, continues to be a challenging ill-posed problem, particularly in complex environments. When interferograms suffer from high fringe density, large-area decorrelation, or dense phase residues, traditional phase unwrapping algorithms based on single-feature weighting methods often fail to evaluate phase quality accurately. This inadequacy leads to significant unwrapping errors; for optimization-based algorithms in particular, such a defect inevitably results in incorrect cost function assignments, thereby triggering severe regional unwrapping failures across the entire interferogram. To address these limitations, this paper proposes a novel multifeature fusion weighted phase unwrapping method tailored for airborne InSAR systems, with the aim of providing robust constraints for the global optimization model and significantly improving the reliability of the unwrapped phase in complex scenarios. The proposed method establishes a comprehensive cross-domain weighting framework that uniformly integrates SAR image intensity features and interferometric phase features. First, a normalized representation model is constructed for multisource dimensional features to overcome physical dimension differences. Instead of relying on a single data source, the algorithm adaptively regulates the weight allocation strategy by combining the structural characteristics of the interferometric phase with the scattering properties of the targets. Specifically, the actual fusion weight is mathematically designed using a power-law multiplication strategy, which enhances the contrast between high-quality and low-quality regions. Furthermore, the proposed fusion weight is embedded into the Iterative Reweighted Least Squares (IRLS) phase unwrapping framework. An iterative direction weight is derived and introduced to further refine the constraint mechanism of the global cost function and prevent local anomalous gradients from diffusing within the solution network. Unlike traditional fixed-parameter methods, this direction weight is dynamically updated and adaptively assigned on the basis of its own weight distribution during the iteration process, thereby significantly enhancing the numerical stability and global convergence of phase unwrapping. The performance of the proposed algorithm was rigorously evaluated using measured airborne InSAR datasets that represent four typical complex scenarios: large-area decorrelation, high residue density, low signal-to-noise ratio, and high fringe density. Quantitative and qualitative analyses were conducted to evaluate the unwrapping quality and computational complexity. As detailed in the comprehensive statistics shown in Table 2, the proposed multifeature fusion weighting method consistently outperforms both the stand-alone image feature and phase feature weighting methods in terms of unwrapping accuracy across all tested conditions. Rather than yielding localized improvements, the fusion weight systematically achieves the lowest root mean square error in every scenario. Furthermore, the statistical distribution of the unwrapping residuals confirms that the proposed method tightly constrains the mean error ( $\mu$ ) near zero and significantly minimizes the standard deviation ( $\sigma$ ). These overall results verify that the proposed algorithm effectively isolates local errors in severely degraded areas and maintains phase continuity in dense fringe regions, delivering highly robust unwrapped phases while maintaining competitive computational efficiency. In conclusion, the proposed multifeature fusion weighted phase unwrapping method effectively overcomes the limitations of single-weight models in airborne InSAR applications. By combining cross-domain features via power-law multiplication and dynamically updating iterative direction weights within the IRLS framework, the algorithm successfully prevents local error diffusion in severely decorrelated and noisy regions. It provides a highly robust, continuous, and accurate unwrapped phase, demonstrating substantial potential for operational airborne InSAR topographic mapping in complex environments.

**Key words:** airborne InSAR, phase unwrapping, coherence, interferometric phase, multi-feature fusion, interferometric phase,  $L^1$ -norm optimization, iteratively reweighted method

**Supported by** National Natural Science Foundation of China (No. 62271492, 42227801)