

基于GMM的GB-InSAR图像PS点选择方法

田卫明^{1,2}, 王龙跃¹, 高嵩¹, 邓云开^{1,2*}

(1. 北京理工大学信息与电子学院雷达技术研究院, 北京 100081; 2. 北京理工大学重庆创新中心, 重庆 401100)

摘要: 永久散射体(Permanent Scatterer, PS)点选择是地基干涉合成孔径雷达(Ground-Based Interferometric Synthetic Aperture Radar, GB-InSAR)处理中的关键步骤。现有的PS点选择方法依赖于幅相稳定性或像元之间的高相干性筛选PS点,其中幅相稳定性对相位波动敏感,在一些情况下不能很好地表征PS点的相位误差,而基于高相干性的方法基于局部窗口,容易造成误检。针对上述问题,本文分析了GB-InSAR图像中PS点与非PS点的干涉相位在分布特征上的差异,并基于此提出了一种基于高斯混合模型(Gaussian Mixture Model, GMM)的PS点选择方法。首先在保证质量的前提下,选择足够数量的PS点作为先验参考信息,然后使用GMM拟合参考PS点干涉相位的概率分布,最后依靠全图像元的干涉相位序列与GMM的匹配程度区分PS点与非PS点。实测数据表明,与基于幅相稳定性的传统方法相比,在获得的PS点数量接近的情况下,本文方法获取的PS点的相关性更强,干涉相位序列聚合程度更高,且残差点数量更少。

关键词: 永久散射体(PS);地基干涉合成孔径雷达(GB-InSAR);高斯混合模型(GMM)

基金项目: 国家重点研发计划(No.2021YFC3001903)

中图分类号: TN959.71

文献标识码: A

文章编号: 0372-2112(2025)04-1153-11

电子学报 URL: <http://www.ejournal.org.cn>

DOI: 10.12263/DZXB.20240803

PS Selecting Method of GB-InSAR Based on GMM

TIAN Wei-ming^{1,2}, WANG Long-yue¹, GAO Song¹, DENG Yun-kai^{1,2*}

(1. Radar Technology Research Institute, School of Information and Electronics, Beijing Institute of Technology, Beijing 100081, China;

2. Chongqing Innovation Center, Beijing Institute of Technology, Chongqing 401100, China)

Abstract: Permanent scatterer (PS) selection is a crucial step in the processing of ground-based interferometric synthetic aperture radar (GB-InSAR). Existing methods rely on amplitude stability, phase stability or high coherence between pixels to select PS. Amplitude stability and phase stability are sensitive to phase fluctuations and may not well represent phase errors in some cases. The methods based on high coherence can easily lead to false detections due to their reliance on local windows. To address these issues, this paper analyzes the differences in the distribution characteristics of interferometric phases between PS and non-PS in GB-InSAR. A new PS selection method based on Gaussian mixture model (GMM) is proposed. The method firstly selects enough PS as prior reference PS. Then, GMM is used to fit the probability distribution of the interferometric phases of the reference PS. Finally, the PS and non-PS are distinguished based on the matching degree between the interferometric phase series of all image pixels and the GMM. The results of measured data show that, comparing to the traditional methods based on amplitude and phase stability, when the number of obtained PS is close, the proposed method yields stronger coherence and higher degree of aggregating of phase series among the obtained PS. The PS obtained by GMM are with less residues than other methods. This demonstrates the method's ability to accurately select PS.

Key words: permanent scatterer (PS); ground-based interferometric synthetic aperture radar (GB-InSAR); Gaussian mixture model (GMM)

Foundation Item(s): National Key Research and Development Program of China (No.2021YFC3001903)

1 引言

受到人类活动和自然因素的影响,滑坡灾害在全球范围频繁发生,造成了大量的人员伤亡与经济损失。

根据中华人民共和国自然资源部发布的《2023年中国自然资源公报》^[1]显示,2023年我国共发生地质灾害3 668起,其中滑坡925起,占比25%,是我国主要的地

质灾害类型之一。滑坡灾害是内因和外因长期相互作用的结果,其诱发因素非常复杂,但斜坡体发生失稳之前,均会因应力改变而产生不同程度的变形,因此可以基于滑坡表面的形变数据,结合滑坡的变形机理与力学机制,为滑坡灾害的预测预警提供有力支撑。

地基干涉合成孔径雷达(Ground-Based Interferometric Synthetic Aperture Radar, GB-InSAR)是一种非接触式形变测量技术,其工作平台在地面上,可以根据实际监测需要灵活选择布设地点和观测角度,且工作在微波波段,成像不会受到天气条件的影响,具有全天时、全天候的优点,为形变监测提供了有效的技术手段^[2],在近些年取得了迅速发展。

基于相位差分干涉测量技术,GB-InSAR可以实现高精度的形变测量。然而,受到时间失相干、几何失相干、热噪声等因素的影响,部分像元的干涉相位质量低,不适合相位分析,因此需要首先筛选出相位质量较高、长时间保持散射特性稳定的像元,即永久散射体(Permanent Scatterer, PS)点。

2001年,意大利学者Ferretti等人^[3]首次提出了PS点的概念,指出包含主散射体的像元通常具有高散射特性稳定性和高信噪比,并将该类型像元定义为PS点。当前的PS点选择方法可以分为振幅离差方法、时间相干性方法、时序相干系数方法和深度学习方法。

振幅离差是雷达时序影像中每个像元的幅度标准差与均值的比值^[4,5]。在高信噪比条件下,可以采用振幅离差很好地评估像元的相位稳定性,通过设定合理的幅度离差门限,将幅度离差值小于该门限的像元筛选为PS点。但振幅离差方法主要考虑振幅的稳定性,在某些情况下会由于不能很好地表征相位误差而产生误检。

时间相干性方法通过评估单一像元干涉相位序列的相位稳定性来筛选PS点^[6,7],但像元的干涉相位包括大气相位分量、系统热噪声分量和形变分量等,需要去除这些分量才能准确评估像元的散射特性的稳定性。因此,直接基于干涉相位序列计算时间相干性,容易漏选PS点。

时序相干系数是利用主辅图像局部窗口内像元的幅相信息联合计算得到的^[8,9],但其方法效果会受到窗口大小的直接影响,且采用局部窗口方式计算相干性,实际相当于进行了一次滤波运算,使得PS点附近的点也得到高的相干性,容易产生误检。

传统的PS点选择方法依赖于具体门限的选择,而近些年,深度学习技术的发展为PS点选择提供了新的思路。2020年,Tiwari等人^[10]将PS点选择视为像元的二分类问题,提出了基于干涉图像序列语义分割的卷积长短期记忆网络(Convolutional Long Short Term Memory

networks for Interferometric stack Semantic Segmentation, CLSTM-ISS)网络,基于斯坦福永久散射体方法(Stanford Method for Persistent Scatterer, StaMPS)方法构建了网络的训练集,实现了PS点的数量与质量的有效提升。2022年,Zhang等人^[11]针对全图输入方式会受到PS点正负样本比例失衡影响的问题,使用1-D卷积神经网络(Convolutional Neural Network, CNN)对单点干涉相位序列进行分类。现阶段,深度学习方法会受到训练所用数据集与超参数的直接影响,泛化能力依然有待提升。

区别于星载InSAR,GB-InSAR系统没有空间基线,差分干涉相位中不包含残余轨道相位和残余地形相位等误差源^[12,13],且GB-InSAR的时间基线较短,通常为几分钟到十几分钟。因此,GB-InSAR图像中,PS点的干涉相位序列在时间维度上表现出较高的相似性,而非PS点则因受噪声影响较大,其干涉相位序列显示出较强的随机性。

GB-InSAR图像中,PS点与非PS点的干涉相位在概率分布上存在显著差异,可以作为筛选PS点的有效特征。本文提出了一种基于高斯混合模型(Gaussian Mixture Model, GMM)的GB-InSAR图像PS点选择方法,采用PS点与非PS点在时间维概率分布特征上的差异作为筛选PS点的依据。首先,基于振幅离差方法选择参考PS点;其次通过GMM拟合参考PS点的干涉相位服从的概率分布,使用期望最大化(Expectation Maximization, EM)算法求解GMM参数;最后计算全图像元的干涉相位序列在GMM下的归一化对数似然,设定门限区分PS点与非PS点。

本文的创新点归纳如下:

(1)比较分析了GB-InSAR图像中PS点与非PS点的干涉相位分布特征的差异,提出可以基于该特征筛选PS点。

(2)提出了基于GMM的GB-InSAR图像的PS点选择方法。通过GMM拟合参考PS点干涉相位服从的概率分布,根据全图像元的干涉相位序列与GMM的匹配程度来区分PS点与PS点。

2 干涉相位分布特征分析

GB-InSAR图像中,像元的干涉相位可以建模为

$$\Phi = \phi_{\text{def}} + \phi_{\text{atmo}} + \phi_{\text{noi}} \quad (1)$$

其中, ϕ_{def} 为形变相位; ϕ_{atmo} 为大气相位; ϕ_{noi} 为噪声相位。本文方法的处理对象为相邻干涉相位图,即对 N 幅合成孔径雷达(Synthetic Aperture Radar, SAR)图像,通过对时间维相邻时刻获取的两幅图像进行复共轭相乘,得到 $N-1$ 幅相邻干涉相位图。

接下来对PS点和非PS点在同一时刻的相邻干涉相位的分布特征差异进行分析。

对于非 PS 点,其受噪声影响较大,因此干涉相位的随机性强,可以视为趋于服从区间 $(-\pi, \pi]$ 上的均匀分布。

对于 PS 点来说,其可以定义为受噪声影响较小的像元^[3]。GB-InSAR 监测场景通常为山体边坡,场景较小,且其相邻两幅雷达图像间的时间基线通常较短,在几分钟到十几分钟,在该条件下,存在如下两种情况。

(1)大气相位:由于大气相位与空间相关,而噪声不具备空间相关性,因此在单一时刻二者的概率分布应当存在差异。

(2)形变相位:在几十分钟至几小时,缓慢变化场景的形变量很小,因此场景中绝大部分 PS 点不发生形变或发生小尺度形变。

对于几乎不发生形变的 PS 点,其形变相位聚集在 0 rad 附近,且具有较高的相位稳定性。

对于发生小尺度形变的 PS 点,这些点的形变相位通常较小。且由于空间邻域内的 PS 点的干涉相位序列具有一致的变化趋势,因此具体到单一时刻,这些点的干涉相位会聚集在某个或某几个非 0 rad 附近。

即在单一时刻,形变相位与大气相位的概率分布都与噪声相位的概率分布存在差异,因此 PS 点的干涉相位的概率分布与非 PS 点的干涉相位的概率分布存在差异。

假设在若干幅干涉相位图像中有 5 000 个像元。其中 3 000 个像元不发生形变,形变相位为 0 rad,另外 2 000 个像元发生小尺度形变,形变相位变化速率为 1 rad/轨,即形变相位固定为 1 rad。不考虑大气相位,则图 1 展示了单幅干涉相位图像中,叠加不同标准差的高斯白噪声时,这些像元干涉相位的概率分布。显然,当干涉相位受噪声影响逐渐增大时,其概率分布逐渐分散,从清晰的双峰值变为趋于服从区间 $(-\pi, \pi]$ 上的均匀分布。

综上,同一时刻,PS 点和非 PS 点的干涉相位存在分布差异。但仅仅依靠单个时刻的分布差异并不能明显地区分 PS 和非 PS 点,因此可以联合多幅干涉相位图像,对 PS 点的干涉相位在多个时刻的概率分布进行建模,从而依靠分布特征的差异来区分 PS 点和非 PS 点。

3 基于 GMM 的 PS 点选择方法

本文提出的基于 GMM 的 GB-InSAR 图像 PS 点选择方法流程如图 2 所示。方法整体可以分为三个步骤:首先,采用振幅离差方法选择足够数量的 PS 点作为参考 PS 点;其次,使用 GMM 拟合参考 PS 点干涉相位的概率分布;最后,使用全图像元的干涉相位序列在 GMM 下计算归一化对数似然,并设定阈值用于区分 PS 点与非 PS 点。

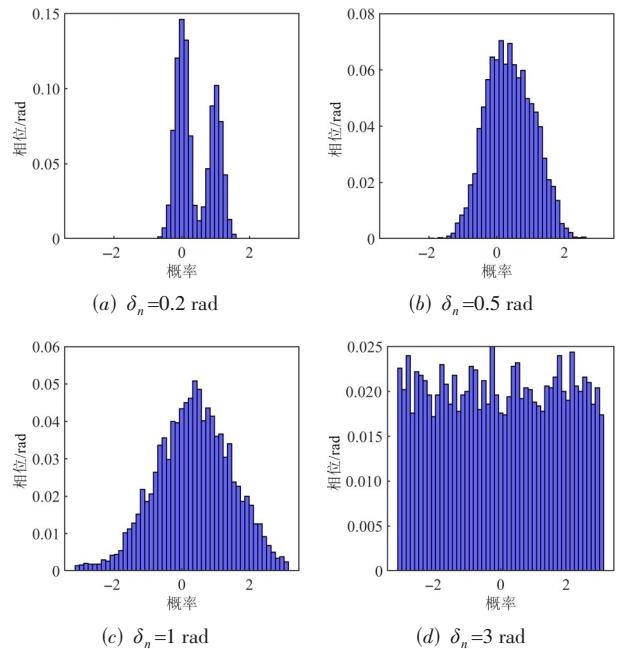


图 1 不同标准差的噪声下像元干涉相位概率分布

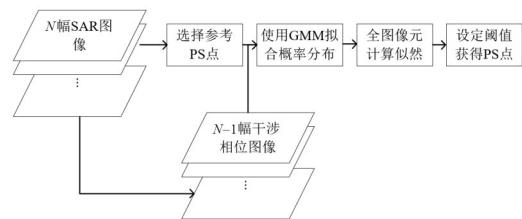


图 2 基于 GMM 的 PS 点选择方法处理流程

3.1 参考 PS 点选择

振幅离差方法利用像元的振幅稳定性来代替相位稳定性的计算。对于 N 幅 SAR 图像,在像元具有高信噪比时,相位标准差与振幅离差的关系为

$$\begin{cases} \delta_\phi \approx D_a = \frac{\delta_a}{\bar{a}} \\ \delta_a = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^N (a_i - \bar{a})^2}{N-1}} \\ \bar{a} = \frac{\sum_{i=1}^N a_i}{N} \end{cases} \quad (2)$$

其中, δ_ϕ 为相位标准差; D_a 为振幅离差; δ_a 和 \bar{a} 为振幅的标准差和均值; a_i 为任一像元在第 i 幅 SAR 图像中的振幅。通常认为在 $D_a < 0.2$ 时,相位标准差和振幅离差近似相等。

在低信噪比的情况下,振幅离差并不能很好地表征相位误差^[14]。因此同时使用振幅离差和信噪比阈值筛选参考 PS 点。

首先,假设 SAR 图像的尺寸为 $H \times W$,则计算每个

像元振幅序列的均值的计算复杂度为 $O(N \times H \times W)$, 得到标准差的计算复杂度同样为 $O(N \times H \times W)$; 其次, 为得到振幅离差 D_a 的值, 将标准差 δ_a 除以 \bar{a} , 计算复杂度为 $O(H \times W)$; 最后, 划定阈值确定参考 PS 点, 计算复杂度为 $O(H \times W)$. 综上参考 PS 点选择过程的计算复杂度为上述过程计算复杂度的总和, 为 $O(N \times H \times W)$.

3.2 基于 GMM 的概率分布拟合

GMM 是一种常用的建模方法^[15], 其通过叠加不同高斯分布函数拟合任意形态的概率分布. 理论上, 如果模型成分个数选择恰当且训练样本充分, GMM 能够逼近任意的概率分布. 对随机变量 \mathbf{x} . GMM 定义为 K 个高斯成分的线性叠加, 表达式为

$$P(\mathbf{x}|\theta) = \sum_{k=1}^K w_k p_k(\mathbf{x}|\theta_k) \left(\sum_{k=1}^K w_k = 1, w_k > 0 \right) \quad (3)$$

其中, θ 为 GMM 模型的参数, $\theta = \{(w_k, \theta_k) | k=1, 2, \dots, K\}$, 其中 w_k 是各成分的权重, θ_k 为模型中单个高斯成分的参数; $p_k(\mathbf{x}|\theta_k)$ 为第 k 个高斯成分的概率密度函数. 假设第 k 个成分满足 d 元高斯分布, 其协方差矩阵为 $d \times d$ 大小的 \mathbf{S}_k , 均值矩阵为 $d \times 1$ 大小的 $\boldsymbol{\mu}_k$, $p_k(\mathbf{x}|\theta_k)$ 可以表示为

$$p_k(\mathbf{x}|\theta_k) = \frac{\exp\left(-\frac{1}{2}(\mathbf{x}-\boldsymbol{\mu}_k)^T \mathbf{S}_k^{-1}(\mathbf{x}-\boldsymbol{\mu}_k)\right)}{(2\pi)^{\frac{d}{2}} |\mathbf{S}_k|^{\frac{1}{2}}} \quad (4)$$

假设获得的参考点数量为 M , 且根据 N 幅 SAR 图像获得 $N-1$ 幅干涉相位图像, 则可以得到大小为 $M \times (N-1)$ 的矩阵 \mathbf{Z}_ϕ , 表达式为

$$\mathbf{Z}_\phi = \begin{bmatrix} \Phi_{1,1} & \cdots & \Phi_{1,N-1} \\ \vdots & \vdots & \vdots \\ \Phi_{M,1} & \cdots & \Phi_{M,N-1} \end{bmatrix} \quad (5)$$

其中, $\Phi_{m,n}$ ($m \in [1, M]$; $n \in [1, N-1]$; $m, n \in \mathbb{Z}$) 为第 m 个参考 PS 点在第 n 幅干涉相位图中的干涉相位.

参考式(3)和式(4), 在指定成分数量 K 的情况下使用 GMM 对参考 PS 点的干涉相位的概率分布进行拟合, 将矩阵 \mathbf{Z}_ϕ 中的每一列视为一个维度, 则 GMM 为 K 个 $N-1$ 元高斯分布的叠加.

之后可以通过 EM 算法^[15] 估计出指定成分个数 K 时 GMM 的参数 $w_k, \boldsymbol{\mu}_k, \mathbf{S}_k$. EM 算法是一种求解含有隐变量的概率模型的迭代算法, 其通过交替执行期望步(E步)和最大化步(M步)来求解模型参数的最大似然估计. 在对 GMM 参数求解过程中, 每次迭代时, E步首先针对每个样本 \mathbf{x}_m ($m \in [1, M]$; $m \in \mathbb{Z}$) 和每个成分 p_k ($k \in [1, K]$; $k \in \mathbb{Z}$), 计算样本属于成分的后验概率 $\gamma_{m,k}$:

$$\gamma_{m,k} = \frac{w_k p_k(\mathbf{x}_m|\theta_k)}{\sum_{j=1}^K w_j p_j(\mathbf{x}_m|\theta_j)} \quad (6)$$

M 步则利用 E 步得到的后验概率 $\gamma_{m,k}$ 更新参数 $w_k, \boldsymbol{\mu}_k, \mathbf{S}_k$:

$$\left\{ \begin{aligned} w_k^{\text{new}} &= \frac{1}{M} \sum_{m=1}^M \gamma_{m,k} \\ \boldsymbol{\mu}_k^{\text{new}} &= \frac{\sum_{m=1}^M \gamma_{m,k} \mathbf{x}_m}{\sum_{m=1}^M \gamma_{m,k}} \\ \mathbf{S}_k^{\text{new}} &= \frac{\sum_{m=1}^M \gamma_{m,k} (\mathbf{x}_m - \boldsymbol{\mu}_k^{\text{new}})(\mathbf{x}_m - \boldsymbol{\mu}_k^{\text{new}})^T}{\sum_{m=1}^M \gamma_{m,k}} \end{aligned} \right. \quad (7)$$

设置 EM 算法的最大迭代次数, 当迭代达到该次数后停止 EM 算法迭代. 此时得到的 GMM 记为 $P(M|\theta)$. 该 GMM 可以视为对 PS 点的干涉相位服从的概率分布的建模.

假设 EM 算法需迭代 A 次, 则上述 E 步(见式(6))计算后验概率过程中 $\mathbf{x} - \boldsymbol{\mu}_k$ 的大小为 $(N-1) \times 1$, \mathbf{S}_k 的大小为 $(N-1) \times (N-1)$, 因此计算 $p_k(\mathbf{x}|\theta_k)$ 的复杂度为 $O(N^2)$, 每个样本和每个高斯成分都需要计算一次; 同理计算一次分母的复杂度为 $O(K \times N^2)$, 每个样本都需要计算一次, 因此 E 步迭代一次的计算复杂度为 $O(2 \times M \times K \times N^2) = O(M \times K \times N^2)$. M 步(见式(7))中更新权重 w_k 时, 每次有 M 个元素相加再进行一次除法, 共需计算 K 次, 因此复杂度为 $O(M \times K)$; 更新均值矩阵 $\boldsymbol{\mu}_k$ 时, 每次 $\gamma_{m,k}$ 需要与长度为 $N-1$ 的样本 \mathbf{x}_m 相乘, 共计 M 个样本, 且每个高斯成分都需要更新一次均值矩阵, 因此计算复杂度为 $O(M \times K \times N)$; 更新协方差矩阵 \mathbf{S}_k 时, 由于 $(\mathbf{x}_m - \boldsymbol{\mu}_k^{\text{new}})$ 的尺寸为 $(N-1) \times 1$, 因此每次计算 $\gamma_{m,k} (\mathbf{x}_m - \boldsymbol{\mu}_k^{\text{new}})(\mathbf{x}_m - \boldsymbol{\mu}_k^{\text{new}})^T$ 的复杂度为 $O(N^2)$, 每个高斯成分需计算 M 次, 因此此处计算复杂度为 $O(M \times K \times N^2)$; 每次得到协方差矩阵 \mathbf{S}_k 后, 为方便开始下一次 E 步, 需要计算 \mathbf{S}_k^{-1} 和 $|\mathbf{S}_k|$ (如式(4)所示), 该步骤的复杂度为 $O(K \times N^3)$. 综上, 使用 EM 算法迭代求解 GMM 参数的计算复杂度为 $O(A \times K \times (M \times N^2 + N^3))$.

3.3 基于 GMM 似然的 PS 点选择

在 $N-1$ 幅干涉相位图像中, 对于任一像元 c , 其干涉相位序列 \mathbf{Z}_ϕ 的长度为 $N-1$, 表达式为

$$\mathbf{Z}_\phi = [\Phi_{c,1}, \Phi_{c,2}, \dots, \Phi_{c,N-1}] \quad (8)$$

其中, $\Phi_{c,n}$ ($n \in [1, N-1]$; $n \in \mathbb{Z}$) 为像元 c 的第 n 个干涉相位. 将 \mathbf{Z}_ϕ 代入构建的 $P(M|\theta)$ 获得似然 p_c, p_c 是一个非负值, 可以反映出 \mathbf{Z}_ϕ 与 $P(M|\theta)$ 的匹配程度. p_c 越大, \mathbf{Z}_ϕ 与 $P(M|\theta)$ 的匹配程度越高, c 为 PS 点的可能性

更大; p_c 越接近于0, Z_ϕ 与 $P(M|\theta)$ 的匹配程度越低, c 为非PS点的可能性更大。

在实际处理时, p_c 通常聚集在0附近,难以区分。为了方便划分阈值,计算全图像元的干涉相位序列在 $P(M|\theta)$ 下的对数似然,得到集合 P_{in} 。对 P_{in} 进行最小-最大归一化,得到 P_{norm} ,表达式为

$$P_{\text{norm}} = \frac{P_{\text{in}} - \min(P_{\text{in}})}{\max(P_{\text{in}}) - \min(P_{\text{in}})} \quad (9)$$

假设像元 c 在 P_{norm} 中对应的值为 p_{norm}^c ,通过设定合适的阈值 T 判断像元 c 是否为PS点,如式(10)所示,该阈值通常根据场景的复杂程度进行动态调整,简单场景典型门限 T 的取值范围为 $0.1 \leq T \leq 0.3$,在复杂场景中则需提高阈值以确保PS点提取的准确性。

$$\begin{cases} p_{\text{norm}}^c \geq T, & c \text{ is PS} \\ p_{\text{norm}}^c < T, & c \text{ is not PS} \end{cases} \quad (10)$$

如式(4)所示,计算一次 $p_k(x|\theta_k)$ 的复杂度为 $O(N^2)$,共有 K 个高斯核,则每代入一个像元计算似然的复杂度为 $O(K \times N^2)$,因此基于EM算法求解的GMM模型计算全图像元似然的复杂度为 $O(H \times W \times K \times N^2)$ 。

综上,本文方法的整体计算复杂度为 $O(HWN + (HWK + AKM)N^2 + AKN^3)$,其复杂度主要来源于使用EM算法对GMM参数进行求解以及各像元分别在GMM模型下计算似然的过程。虽然计算复杂度较高,但是方法中存在大量可并行化的独立运算,如不同像元的似然计算或不同高斯成分的参数更新,可以使用GPU对上述步骤进行并行优化,从而降低方法的实际处理时间。

4 实验分析

为了验证本文方法的有效性,将本文方法与基于幅度稳定性的振幅离差方法、基于相位稳定性的时间相干性方法进行比较。

时间相干性可以由时间相干系数 T_{CO} 衡量,对于 $N-1$ 幅干涉相位图像,某个像元的时间相干系数 T_{CO} 的计算式如式(11)所示,其中 Φ_n 为像元在第 n 幅图像中的干涉相位。

$$T_{\text{CO}} = \frac{\left| \sum_{n=1}^{N-1} e^{j\Phi_n} \right|}{N-1} \quad (11)$$

以下阐述在各方法使用的阈值时,像元的干涉相位序列在GMM下得到的归一化后的对数似然用符号 P_{gmm} 表述,像元的振幅离差、信噪比和时间相干系数分别用ADI、SNR和 T_{CO} 表述。

4.1 实验信息

实验采用了两个场景的实测数据,如图3所示。



(a) 马兰庄铁矿



(b) 三河市边坡

图3 实验场景

图3(a)中的矿坑位于河北省唐山市迁安市马兰庄镇境内,矿区面积约为 2.9 km^2 ,实验数据采集于2020年12月8日,实验中数据采集速率为每分钟50 s/轨,实验时所用设备为采用16个发射天线构成2个密集子阵列和32个接收天线构成1个稀疏子阵列的地基多输入多输出(Multiple-Input Multiple-Output, MIMO)干涉雷达。

图3(b)中的边坡位于河北省廊坊市三河市段甲岭镇境内,实验数据采集于2024年11月9日,实验中数据采集速率为2 min/轨,实验时所用设备为采用16个发射天线构成2个密集子阵列和16个接收天线构成1个稀疏子阵列的地基MIMO干涉雷达,可以等效成一个拥有256个采样点的合成阵列,系统实物参见图4,该系统工作在Ku波段,发射信号为调频连续波,具体系统参数如表1所示。

4.2 马兰庄铁矿实验结果

取实验数据中30景图像进行处理,其中第1景与第30景图像进行复共轭相乘得到的干涉相位图像如图5所示,可以看到场景中大部分区域的相位变化很小,聚集在0 rad附近。

对30景SAR图像进行处理,得到29幅干涉相位图



图4 16发16收地基MIMO雷达系统

表1 16发16收地基MIMO系统参数表

参数	数值
载频/GHz	16.2
波长/mm	18.5
带宽/GHz	1
合成孔径/m	1.18
距离分辨率/m	0.15
方位角分辨率/mrad	7.81

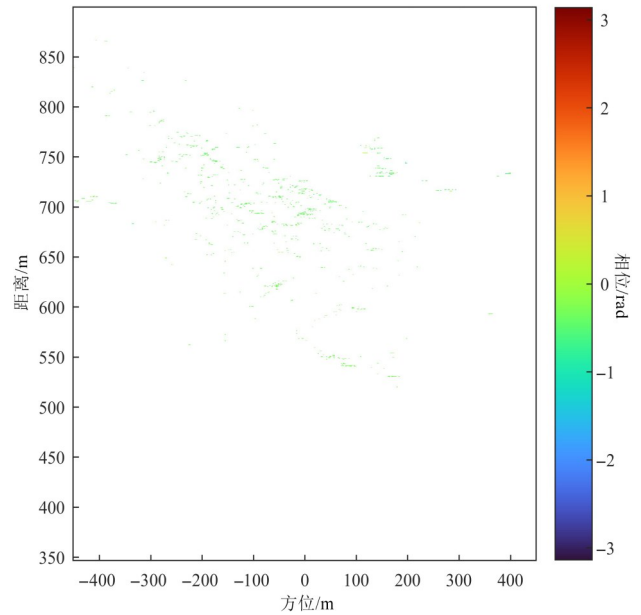


图6 马兰庄铁矿数据中参考PS点干涉相位

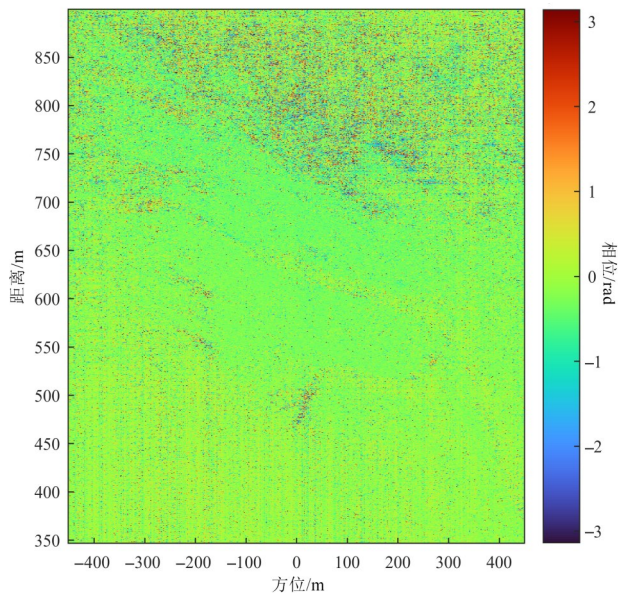


图5 马兰庄铁矿第1景与第30景SAR图像的干涉相位图像

像. 首先选取参考PS点, 此处采用阈值 $ADI < 0.1$ 、 $SNR > 20$ dB, 得到参考PS点4 479个, 参考PS点在图5中的干涉相位如图6所示.

指定成分个数 $K=2$, 使用GMM模型拟合参考PS点干涉相位的概率分布, 然后使用全图像元的干涉相位序列在该GMM模型下计算对数似然并归一化. 图7所示为全图像元在GMM模型下的归一化对数似然, 参考图5可以发现, 几乎所有噪声区域的像元对应的值都为0, 而且有大量稳定区域的像元对应的值聚集在1附近, 这在一定程度上证明了本文方法的有效性.

图8展示了全图像元在GMM模型下的归一化对数

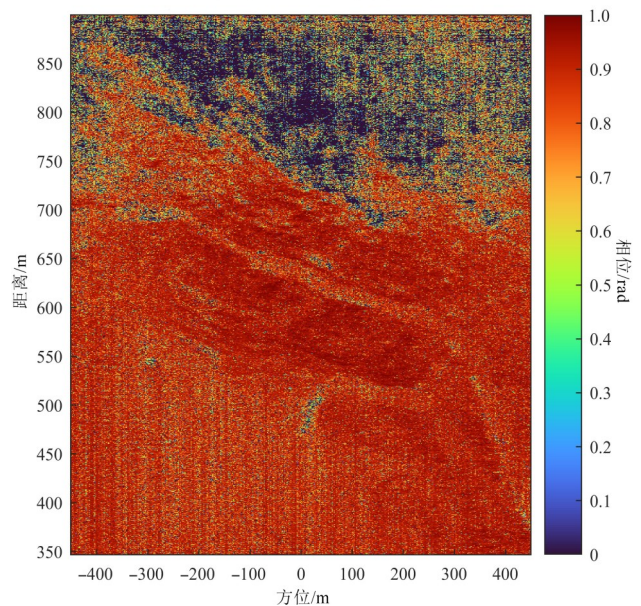


图7 马兰庄铁矿数据GMM下全图像元归一化对数似然

似然的概率分布. 可以看到绝大部分像元的值为0, 占比达到了20%, 这些值对应着明显的噪声区域; 而其余的值在0.9附近形成了一个峰值, 该峰值附近的值对应着与GMM模型高度匹配的像元, 即PS点. 从整体的概率分布上看, PS点与非PS点的归一化对数似然形成了两个明显的峰值, 可以通过设定阈值区分两类像元.

设定阈值 $P_{\text{gmm}} > 0.1$, 得到PS点1 636 470个. 为了与GMM方法对比, 设定适当的阈值使得振幅离差方法、时间相干性方法选择出的PS点在数量上与GMM方法相近, 分别是通过振幅离差方法得到1 028 565个PS点, 设定阈值为 $ADI < 0.5$ 、 $SNR > 1$ dB; 通过时间相干性方

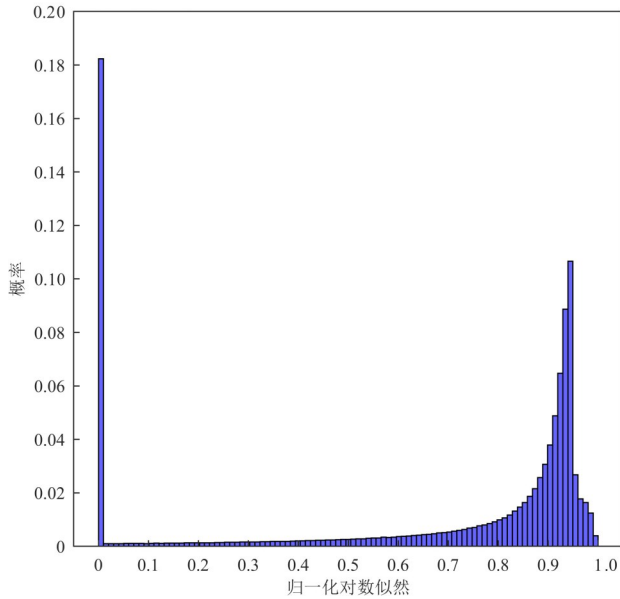


图8 马兰庄铁矿数据GMM下全图像元归一化对数似然概率分布

法得到 1 621 823 个点, 设定阈值为 $T_{CO} > 0.88$. 分别统计 GMM 方法与另外两种方法之间的重合点数, 结果如表 2 所示.

表 2 马兰庄铁矿数据三种方法得到的 PS 点数对比

方法	阈值	PS 点数	与 GMM 方法重合点数
GMM	$P_{gmm} > 0.1$	1 636 470	—
振幅离差	$ADI < 0.5, SNR > 1 \text{ dB}$	1 028 565	865 034
时间相干性	$T_{CO} > 0.88$	1 621 823	1 603 768

图 9 所示为三种方法的 PS 点选择结果. 可以看出, 振幅离差方法筛选出的 PS 点不但数量最少, 而且有较大 PS 点的干涉相位远偏离 0 rad, 并在空间上随机变化, 存在误检问题; GMM 方法和时间相干性方法选出的 PS 点数量相近, 在干涉相位上没有体现出明显差异. 为了进一步分析三类方法的效果差异, 随机抽取三种方法中互不重合的 1 000 个差异点, 绘制他们的干涉相位序列, 如图 10 所示. 显然 GMM 方法中的差异点的干涉相位序列规律性最强, 聚合程度最高, 相位整体变化区间在 $[-2 \text{ rad}, 2 \text{ rad}]$; 振幅离差方法中的差异点的干涉相位序列则体现出了较强的随机性, 在 $(-\pi \text{ rad}, \pi \text{ rad})$ 随机分布, 存在大量误检点; 相位相干性方法中的差异点的干涉相位序列总体来说聚合程度也很高, 但依然稍逊于 GMM 方法.

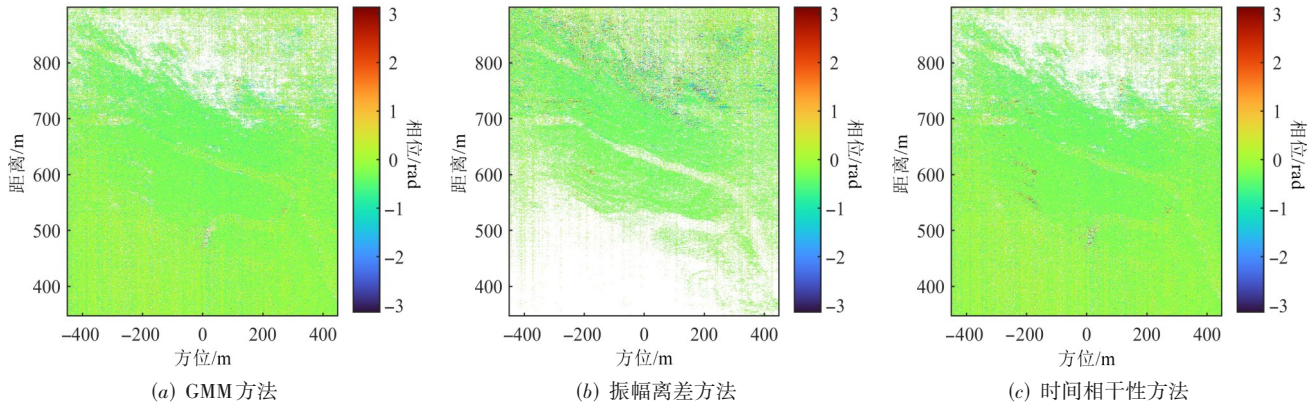


图 9 马兰庄铁矿数据三种方法筛选得到的 PS 点的干涉相位

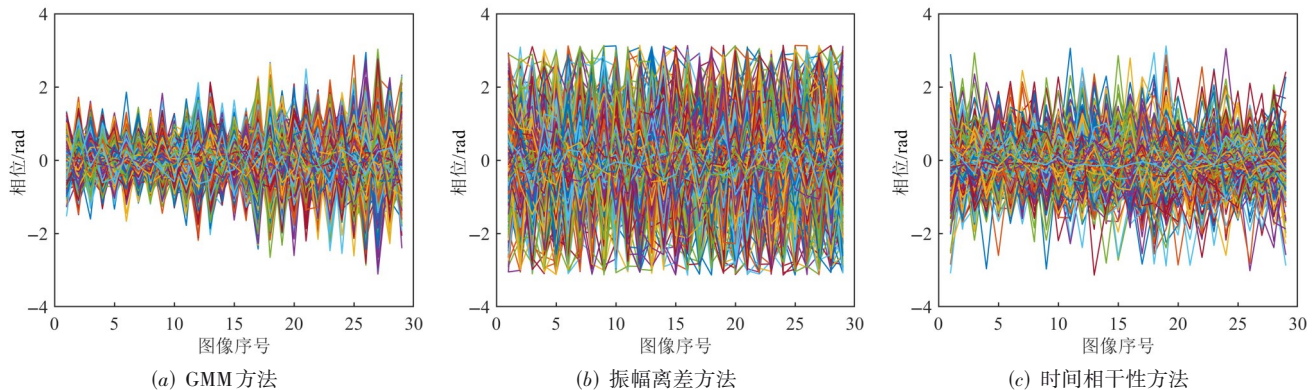


图 10 马兰庄铁矿数据三种方法筛选得到的 PS 点中随机 1 000 个差异点的干涉相位序列

接下来基于三种方法选出的 PS 点,分别构建 Delaunay 三角网络,计算 Delaunay 三角网络中每个三角形的残差值^[13],并统计残差点数量,统计结果如表 3 所示.可以看出,振幅离差方法得到的 PS 点虽然在数量上远小于另外两种方法却存在大量的残差点;时间相干性方法的残差点数只有 30 个,这个数量只占据对应的三角网络极低的比例;GMM 方法在选择 PS 点数量最多的情况下残差点数量为 0,显著优于另外两种方法.

为了进一步比较三种方法筛选得到的 PS 点的质量,基于最小费用流方法对三种方法得到的 PS 点进行相位解缠,并同样随机选择 1 000 个差异点.图 11 所示

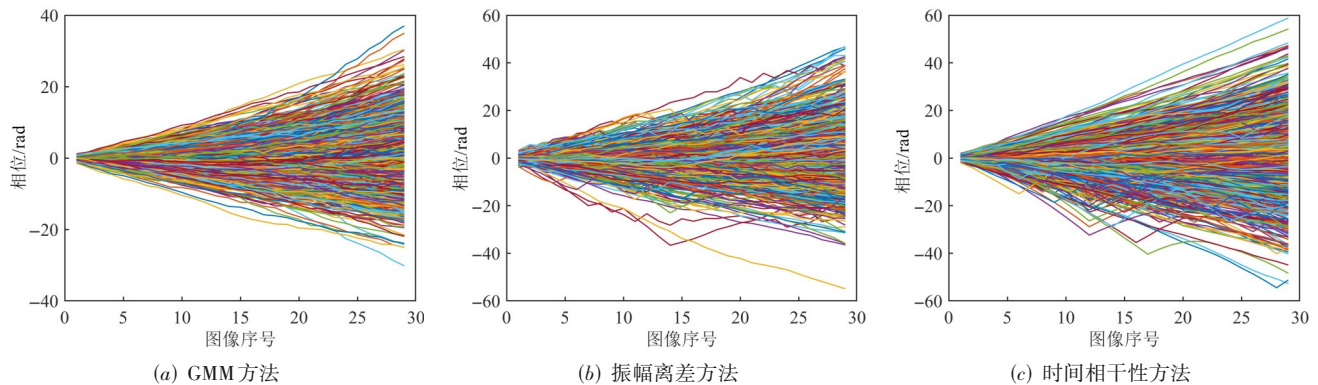


图 11 马兰庄铁矿数据三种方法筛选得到的 PS 点中随机 1 000 个差异点的累计解缠相位

4.3 三河市边坡实验结果

取实验中 10 景图像进行处理,其中第 1 景与第 10 景图像进行复共轭相乘得到的干涉相位图像如图 12 所示,场景中大部分区域的相位同样聚集在 0 rad 附近.

对 10 景 SAR 图像进行处理,得到 9 幅干涉相位图

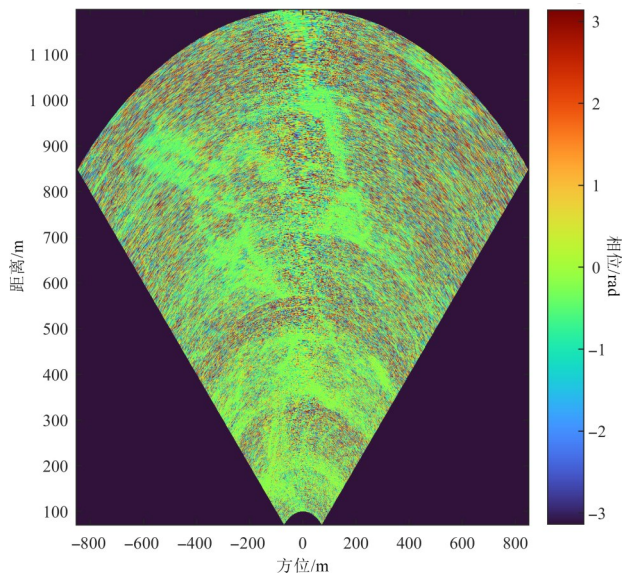


图 12 三河市边坡第 1 景与第 10 景 SAR 图像的干涉相位图像

表 3 马兰庄铁矿三种方法得到的 PS 点对应的残差点统计结果

方法	残差点数量	Delaunay 三角数量	残差点占比
GMM	0	3 264 278	0
振幅离差	8 201	2 051 481	4×10^{-3}
时间相干性	30	3 235 045	9×10^{-6}

为这些差异点的累积解缠相位.显然,相比于另外两种方法,基于 GMM 方法得到的 PS 点对应的相位解缠结果几乎不存在相位跳变,整体相位变化十分平滑.因此,除了三种方法的重合点之外,相较于另外两种方法,GMM 方法的差异点也更加符合 PS 点的特征.

此处采用阈值 $ADI < 0.05$ 、 $SNR < 30$ dB,得到参考 PS 点 3 245 个,参考 PS 点在图 12 中的干涉相位如图 13 所示.

同样指定成分个数 $K=2$,使用 GMM 模型拟合参考 PS 点干涉相位的概率分布,并使用全图像元对应的干

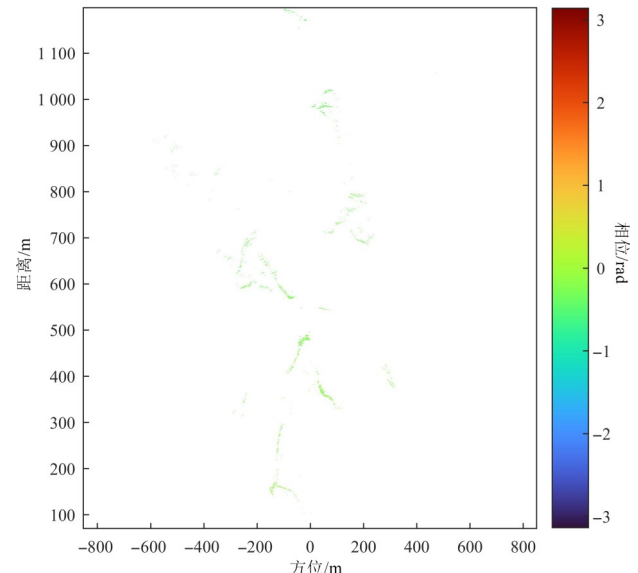


图 13 三河市边坡数据中参考 PS 点干涉相位

涉相位序列,在该GMM模型下计算对数似然. 此处设置阈值 $P_{gmm} > 0.85$, 得到PS点 195 555个;采用振幅离差方法设置阈值 $ADI < 0.65, SNR > 30$ dB获得PS点 185 242个;采用时间相干性方法,设置阈值 $T_{CO} > 0.86$, 获得PS点 191 210个,保证三类方法选择出的PS点集合数量相近,从而对比三类方法的效果. 分别统计GMM方法与另外两种方法之间的重合点数,如表4所示.

三种方法选择出的PS点集合对应图12的干涉相位图如图14所示. 可以明显看出GMM方法与时间相

表4 三河市边坡数据三种方法得到的PS点数对比

方法	阈值	PS点数	与GMM方法重合点数
GMM	$P_{gmm} > 0.85$	195 555	—
振幅离差	$ADI < 0.65, SNR > 30$ dB	185 242	139 111
时间相干性	$T_{CO} > 0.86$	191 210	179 169

干性方法选出的PS点集合对应的干涉相位整体上相似,无明显的噪声点,而振幅离差方法选择出的点则显然存在大量噪声点.

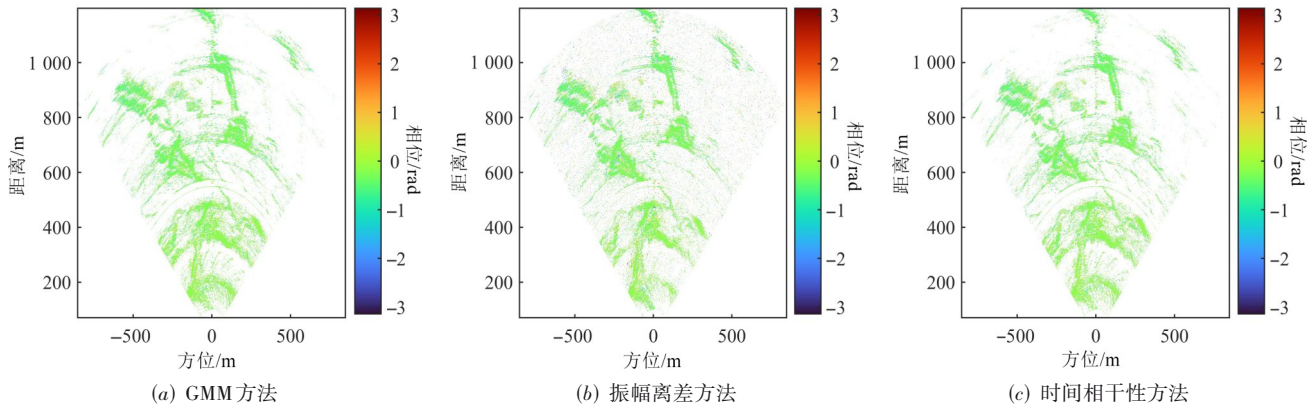


图14 三河市边坡数据三种方法筛选得到的PS点的干涉相位

同样抽取三种方法中互不重合的1 000个差异点,绘制他们对应的干涉相位序列如图15所示. 显然依然是GMM方法中的差异点聚合程度最高,干涉相位序列的规律性最强. 相位相干性方法中的差异

点有一批点的干涉相位序列的稳定性很高,但显然也存在一些相位极其不稳定的点. 振幅离差方法中的差异点则明显存在大量误检点,其干涉相位变化随机性强.

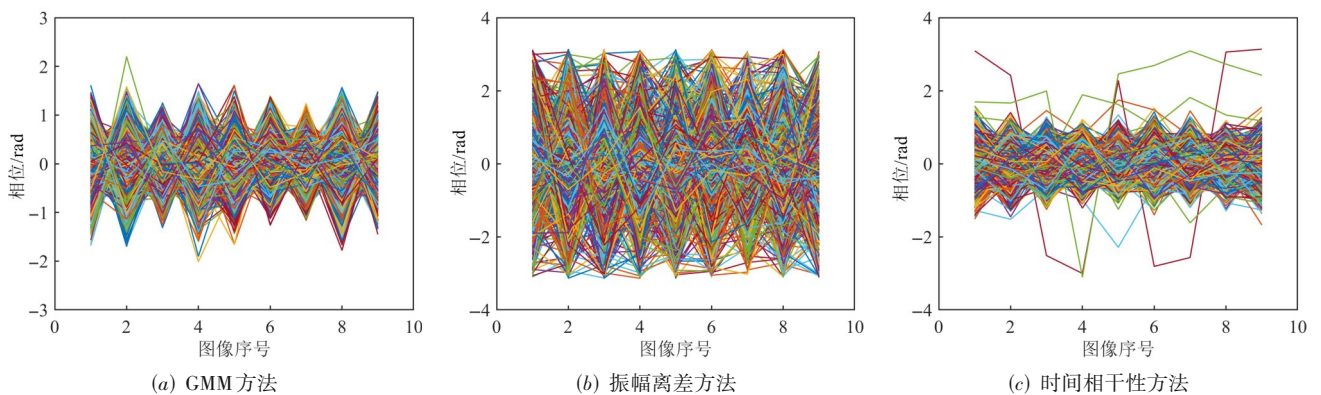


图15 三河市边坡数据三种方法筛选得到的PS点中随机1 000个差异点的干涉相位序列

基于三种方法选出的PS点,分别构建Delaunay三角网络,计算残差值^[13],并统计残差点数量,统计结果如表5所示. 显然GMM方法筛选所得的PS点集合在残差点指标上,依然远优于另外两种方法. 残差点的数量对相位解缠的正确性有极大的影响,对三类方法对应的PS点集合的干涉相位进行解缠后绘制差异点的累

表5 三河市边坡三种方法得到的PS点对应的残差点统计结果

方法	残差点数量	Delaunay三角数量	残差点占比
GMM	0	390 859	0
振幅离差	8 181	370 261	2.2×10^{-2}
时间相干性	42	382 179	1.1×10^{-4}

计解缠相位序列,如图 16 所示.可以看出,振幅离差方法的差异点存在大量的解缠错误,在这样的稳定边坡场景中,其差异点的解缠相位出现了剧烈变化,从 0~20 rad,意味着一些点在 20 min 左右发生了约 30 mm 的剧烈形变,这显然不符合实际.相位相干性方法选择出的 PS 点同样存在大量错误解缠的点,这样的错误解缠是受到了 PS 点集合中误检点的影响,即部分噪声点被误检为 PS 点,最终影响了相位解缠的正确性.而 GMM

方法选择出的 PS 点集合对应的解缠相位聚合程度同样很高,整体波动在 $[-2 \text{ rad}, 2 \text{ rad}]$,显然更加符合实验场景的实际情况.

上述实验通过残差点指标与干涉相位、解缠相位序列,将 GMM 方法与振幅离差方法和相位相干性方法在马兰庄铁矿与三河市边坡两种场景下进行横向对比,证明了 GMM 方法在选择出的 PS 点集合的数量与质量上都优于另外两种方法.

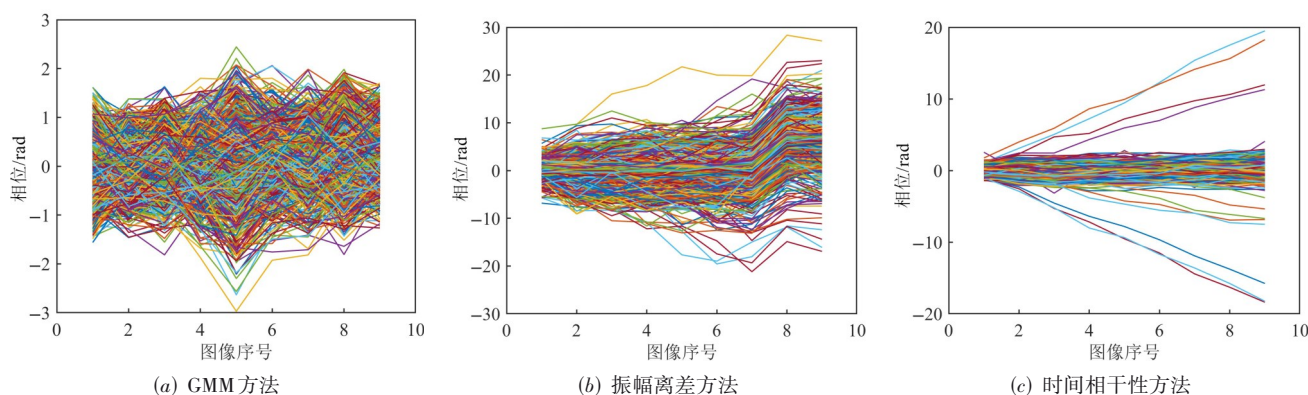


图 16 三河市边坡数据三种方法筛选得到的 PS 点中随机 1 000 个差异点的累计解缠相位

综上所述,本文提出了一种基于经典 GMM 方法的 GB-InSAR 的 PS 点选择方法,在铁矿和边坡两类典型场景下,相较于振幅离差等方法显著提升了 PS 点集合的数量与质量,方法易于实现、方便移植,具备较强的工程适用性.

5 总结与讨论

本文分析了 GB-InSAR 中 PS 点与非 PS 点干涉相位的分布特征差异,并基于此提出了一种基于 GMM 的 PS 点选择方法,选取参考 PS 点并获取其干涉相位作为先验信息对 PS 点干涉相位的概率分布进行建模,然后依靠全图像元干涉相位序列与该模型的匹配程度区分 PS 点与非 PS 点.

从相位稳定性的角度理解本文方法,不同于传统方法单纯地考虑干涉相位的稳定性以至于对形变和大气等相位波动比较敏感,直观上看,在单一时刻,当发生区域性的、方向一致的相位波动时,该区域内参考 PS 点的干涉相位会发生变化,使得干涉相位的概率分布的峰值在该时刻向相位波动的方向偏移,因此本文方法实际上相当于对相位波动进行了自适应补偿后再考虑相位稳定性.

从干涉相位序列相干性的角度理解本文方法,与基于参考 PS 点干涉相位建模得到的 GMM 越匹配的干涉相位序列显然拥有更加一致的变化趋势,因此本文方法相当于采用了一种更加灵活的方式来衡量相位序

列之间的相干性,这样的方式同时也避免了局部窗口式的相干性计算.

但本文方法依然存在不足.首先,虽然大气相位和噪声相位在单一时刻的概率分布存在差异,但当大气相位剧烈时空变化时,参考 PS 点难以筛选出大气相位激变的点,后续 GMM 建模缺少了该类大气的特征,可能造成漏选;其次,当场景中存在多类具有不同相位变化趋势的 PS 点时,必须从各类点中均筛选出足够数量的 PS 点作为参考 PS 点,才能得到对 PS 点干涉相位概率分布的准确建模,否则容易导致一些类型的 PS 点的干涉相位分布偏离基于参考点得到的 GMM,造成漏选.

参考文献

- [1] 中华人民共和国自然资源部. 2023 年中国自然资源公报[R/OL]. (2024-02-29)[2024-09-03]. <https://gi.mnr.gov.cn/202402/P020240229684355601875.pdf>.
- [2] QIU Z W, JIAO M L, JIANG T, et al. Dam structure deformation monitoring by GB-InSAR approach[J]. IEEE Access, 2020, 8: 123287-123296.
- [3] FERRETTI A, PRATI C, ROCCA F. Permanent scatterers in SAR interferometry[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2001, 39(1): 8-20.
- [4] HU C, DENG Y K, TIAN W M. Multistatic ground-based differential interferometric MIMO radar for 3D deformation measurement[J]. Science China Information Sciences,

2021, 64(12): 227301.

- [5] 杨鸿, 田卫明, 邓云开, 等. 面向植被边坡的地基 SAR 高相干点选择[J]. 信号处理, 2022, 38(1): 137-147.
YANG H, TIAN W M, DENG Y K, et al. High-coherence pixel selection of ground-based SAR for vegetation slopes[J]. Journal of Signal Processing, 2022, 38(1): 137-147. (in Chinese)
- [6] FERRETTI A, PRATI C, ROCCA F. Nonlinear subsidence rate estimation using permanent scatterers in differential SAR interferometry[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2000, 38(5): 2202-2212.
- [7] FENG H C, HUANG P P, QI Y L, et al. A real-time selection method of adaptive threshold PS points for time series GB-InSAR images[C]//2021 Photonics & Electromagnetics Research Symposium. Piscataway: IEEE, 2021: 2823-2834.
- [8] TOUZI R, LOPES A, BRUNIQUEL J, et al. Coherence estimation for SAR imagery[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 1999, 37(1): 135-149.
- [9] DENG Y K, TIAN W M, XIAO T, et al. High-quality pixel selection applied for natural scenes in GB-SAR interferometry[J]. Remote Sensing, 2021, 13(9): 1617.
- [10] TIWARI A, NARAYAN A B, DIKSHIT O. Deep learning networks for selection of measurement pixels in multi-temporal SAR interferometric processing[J]. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 2020, 166: 169-182.
- [11] ZHANG Y, WEI J, DUAN M, et al. Coherent pixel selection using a dual-channel 1-D CNN for time series InSAR analysis[J]. International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation, 2022, 112: 102927.

- [12] 田卫明, 侯思灿, 邓云开, 等. GB-InSAR 三维空时相位解缠方法[J]. 北京理工大学学报, 2023, 43(11): 1146-1153.
TIAN W M, HOU S C, DENG Y K, et al. 3-D spatial-temporal phase unwrapping method of GB-InSAR[J]. Transactions of Beijing Institute of Technology, 2023, 43(11): 1146-1153. (in Chinese)
- [13] 曾涛, 邓云开, 胡程, 等. 地基差分干涉雷达发展现状及应用实例[J]. 雷达学报, 2019, 8(1): 154-170.
ZENG T, DENG Y K, HU C, et al. Development state and application examples of ground-based differential interferometric radar[J]. Journal of Radars, 2019, 8(1): 154-170. (in Chinese)
- [14] 朱茂. 基于动态 PS 的地基合成孔径雷达高精度形变测量技术研究[D]. 北京: 北京理工大学, 2016.
ZHU M. Research on High-Precision Deformation Measurement Technology of Ground-Based Synthetic Aperture Radar Based on Dynamic PS[D]. Beijing: Beijing Institute of Technology, 2016. (in Chinese)
- [15] GAO Y H, XU X Y, YAN Z, et al. Gaussian mixture model for multivariate wind power based on kernel density estimation and component number reduction[J]. IEEE Transactions on Sustainable Energy, 2022, 13(3): 1853-1856.

作者简介



田卫明 男, 1983 年 10 月出生于河南省焦作市, 博士. 现为北京理工大学信息与电子学院教授. 主要研究方向为 SAR 系统设计、雷达实时信号处理和差分干涉雷达技术. 中国电子学会会员编号: E190013526S.
E-mail: tianwei6779@163.com



王龙跃 男, 2000 年 4 月出生于安徽省芜湖市. 现为北京理工大学信息与电子学院博士研究生. 主要研究方向为差分干涉测量技术.
E-mail: 3120235609@bit.edu.cn



高嵩 男, 1999 年 11 月出生于河南省漯河市. 现为北京理工大学信息与电子学院硕士研究生. 主要研究方向为 SAR 成像与相控阵雷达差分干涉测量.
E-mail: 3220230906@bit.edu.cn



邓云开 男, 1992 年 7 月出生于河南省周口市, 博士. 现为北京理工大学信息与电子学院助理教授. 主要研究方向为 SAR 成像与差分干涉测量技术.
E-mail: yunkai_bit@foxmail.com