引文格式:沈鹏,汪长城,廖明生,等.时序InSAR相位连接方法研究进展[J].武汉大学学报(信息科学版),2025,50(8):1483-1497.DOI:10.13203/j.whugis20250004

Citation:SHEN Peng,WANG Changcheng,LIAO Mingsheng,et al.Research Progress of Phase Linking Method in Time-Series InSAR[J].Geomatics and Information Science of Wuhan University,2025,50(8):1483-1497.DOI:10.13203/j.whugis20250004

时序InSAR相位连接方法研究进展

沈 鹏[1,2] 汪长城[3] 廖明生[4] 张 路[4] 董 杰[1] 戴可人[2]

1 武汉大学遥感信息工程学院,湖北 武汉,430079

2 成都理工大学地质灾害防治与地质环境保护全国重点实验室,四川 成都,610059

3 中南大学地球科学与信息物理学院,湖南 长沙,410083

4 武汉大学测绘遥感信息工程全国重点实验室,湖北 武汉,430079

摘 要:合成孔径雷达干涉测量(interferometric synthetic aperture radar,InSAR)技术可获取广域高精度地表形变量,被广泛应用于地质灾害监测等领域,但是其监测性能取决于散射体在不同观测时间之间散射特性的相关程度。相位连接(phase linking,PL)方法利用多时相干涉相位分析恢复系统相位序列,是解决时序InSAR(time-series InSAR,TSInSAR)低相干地表监测难题的关键所在。近十几年来,学者们提出了一系列行之有效的实现方法,其算法差异可归纳于所采用的定权策略不一致。从研究动机、统计基础、方法进展和结果分析等多个方面介绍了现有PL方法在TSInSAR地表形变监测等领域的研究进展,并对未来发展趋势进行了讨论。首先,从干涉相位分量和失相干源出发,分析永久散射体与分布式散射体相位一致性差异及其原因,并指出相位连接研究的必要性;其次,在介绍复协方差矩阵及其统计分布的基础上,对现有PL方法进行归类和对比,并指出极大似然估计器的优势及局限性和相位优化理论精度上限;然后,结合蒙特卡洛模拟实验和真实数据实验,定性和定量分析现有PL方法在干涉相位优化、形变测量精度和算法计算效率等方面的差异;最后,总结了PL方法在TSInSAR形变监测应用的局限性,并讨论其未来发展方向。

关键词:时序InSAR;干涉相位优化;极大似然估计;分布式散射体;正则化;失相干;相位连接方法

中图分类号:P237 **文献标识码**:A **收稿日期**:2024-12-31

DOI:10.13203/j.whugis20250004 **文章编号**:1671-8860(2025)08-1483-15

Research Progress of Phase Linking Method in Time-Series InSAR

SHEN Peng[1,2] *WANG Changcheng*[3] *LIAO Mingsheng*[4] *ZHANG Lu*[4] *DONG Jie*[1] *DAI Keren*[2]

1 School of Remote Sensing and Information Engineering, Wuhan University, Wuhan 430079, China

2 State Key Laboratory of Geohazard Prevention and Geoenvironment Protection, Chengdu University of Technology, Chengdu 610059, China

3 School of Geoscience and Info-Physics, Central South University, Changsha 410083, China

4 State Key Laboratory of Information Engineering in Surveying, Mapping and Remote Sensing, Wuhan University, Wuhan 430079, China

Abstract: **Objectives**: Interferometric synthetic aperture radar (InSAR) can acquire wide-area high-precision surface morphology, which is widely used in the field of geohazard monitoring, etc. However, its monitoring performance strongly depends on the correlation degree of scattering characteristics of scatterers between different imaging moments. The phase linking (PL) method utilizes multi-reference interferometric phase analysis to recover the systematic phase series, which is the key to solving the problem of time-series InSAR (TSInSAR) coherence-low surface monitoring. In recent decades, scholars have proposed a series of effective implementation methods, whose differences can be attributed to the inconsistency of the adopted weighting strategy. **Methods**: We introduce the research progress of the existing PL methods in the TSInSAR surface deformation monitoring

基金项目:国家自然科学基金(42404029,42471422);中国博士后创新人才支持计划(BX20240270);中国博士后科学基金(2024M752479);湖北省博士后资助项目(2024HBBHCXA062);地质灾害防治与地质环境保护全国重点实验室开放基金(SKLGP2024K018);中国科技部-欧洲空间局"龙"计划6期项目(95436)。

第一作者:沈鹏,博士,博士后,主要从事时序极化InSAR地表形变监测与森林参数反演研究。shen-peng@whu.edu.cn

通信作者:廖明生,博士,教授。liao@whu.edu.cn

and other fields from various aspects, including research motivation, statistical basis, method progress and result analysis, and then discuss the future development trend. First, from the perspective of the interferometric phase components and decorrelation sources, we analyze the differences in phase consistency between both persistent and distributed scatterers and their reasons, and point out the necessity of PL research. Second, based on the introduction of complex covariance matrices and their statistical distributions, we categorize and compare the existing PL methods and point out the advantages and limitations of the maximum likelihood estimator and its accuracy upper limit for the phase optimization theory. **Results:** The simulated experiment uses the Monte Carlo simulation to generate the multilooking time-series covariance matrix under both exponential and seasonal temporal decorrelation models, and quantificationally compare five classical PL methods in terms of interferometric phase optimization, deformation measurement accuracy and algorithm computational efficiency. In the real experiment, the Daguangbao landslide triggered by the 5·12 Wenchuan Mw 7.9 earthquake and the 56 scenes of Senetinel-1 SAR images in VV polarization are selected as the experimetal data and the study area, respectively. In addtion to the persistent scatterer interferometry technology, three PL methods are qualitatively compared and analyzed in the three aspects, similar to the simulated experiment. **Conclusions:** The existing PL methods are summarized and their limitations in TSInSAR deformation monitoring, data compression and SAR tomography are pointed out. With the development of spaceborne SAR platforms towards multi-band, multi-polarization and high spatiotemporal resolution, the research hotspot, technical challenge and future development direction of the PL method are discussed.

Key words: time-series InSAR; interferometric phase optimization; maximum likelihood estimation; distributed scatterers; regularization; decorrelation; phase linking method

地表形变是地质灾害孕育和发展的第一表征，而合成孔径雷达(synthetic aperture radar，SAR)干涉测量(interferometric SAR，InSAR)技术具备高精度、高分辨率和全天时、全天候的监测能力，已成为较成熟的地表微小形变监测技术之一[1-4]。除了复杂地形和大气干扰之外，失相干噪声一直是困扰差分InSAR(differential InSAR，DInSAR)形变监测的难题之一[5-6]。为了解决以整幅影像为处理单位的DInSAR技术中低相干地表监测难题，受到永久散射体(persistent scatterer，PS)干涉(PS interferometry，PSI)技术[7-8]的启发，近20年来，很多学者与机构相继提出一系列时序InSAR(time-series InSAR，TSInSAR)技术[2-4,9]，开展了以相位稳定的稀疏点为处理单元的时空干涉分析与数据误差改正研究，能达到毫米级地表形变监测精度的效果，已被成功应用于地震、滑坡和沉降等各类地质灾害监测。

根据测量点的类型，TSInSAR形变监测技术可分为PSI和分布式散射体(distributed scatterer，DS)干涉(DS interferometry，DSI)两类技术。PSI技术是以时间上具有稳定散射特性、较强回波信号的PS目标作为测量点，从而确保高质量的地表形变信息，如人造建筑物、裸露岩石和角反射器等[8,10]。为了解决PSI技术难以应对稳定点密度较低的自然场景的问题，小基线集(small baseline subsets，SBAS)[11-12]和相位连接(phase linking，PL)[13-14]两类DSI技术被相继提出，用于挖掘DS目标蕴含的干涉相位信息。DS目标通常存在于农田、裸地和植被等自然场景，是由包含多个小而随机的散射体组成，极易受到时空失相干的影响[15]。考虑到多种失相干源的影响，SBAS技术通常采用时空基线阈值来选取合适的多视多主干涉对，结合解缠相位和奇异值分解来提取地表形变信息[11,16]。基于多视处理的SBAS技术通过牺牲影像分辨率来提升干涉质量，特别是在复杂形变区域内极易导致形变细节丢失和机理解译错误。PL技术被定义为一种面向DS目标的时序干涉相位统计推断方法，能够从多时相干涉相位中提取出一个等效单主(equivalent single-reference，ESR)干涉相位[13-14]。相比SBAS技术而言，PL技术在无需相位解缠的前提下便可恢复时序干涉相位，实现干涉质量提升和形变信号增强。

在自然场景时序干涉分析中，准确估计系统相位序列对于抑制InSAR时间失相干效应至关重要。自从2008年文献[13]提出PL技术以来，很多学者相继开发多种先进的ESR干涉相位估计器[14,17-21]，从而提高PL估计的相位精度和计算效率。特别是作为PL技术的先驱算法之一，2011年文献[14]提出的相位三角算法(phase tri-

angulation algorithm,PTA)在 DS 目标复协方差矩阵函数建模的基础上,推导出在多元复圆高斯统计分布下的极大似然估计器,发展了一种基于统计推断的 DS 目标时序相位重构通用框架,为后续的 PL 方法及其变种的发展奠定了坚实的理论基础。总之,不同 PL 方法之间的差异可归结于定权策略的不同,如相干幅度[18]、费雪信息[19]和极大似然估计[14]等。这些优化后的 ESR 相位可作为 PSI 技术的输入数据,从而实现地表形变参数解算。

本文通过介绍 InSAR 干涉相位模型和统计分布,从而引出 PL 方法的研究必要性、基本理论以及发展现状,借助实验结果与分析使人们对 PL 变形监测方法有着更为全面的理解。

1　InSAR 相位分量与一致性分析

1.1　相位分量与统计特性

InSAR 技术利用覆盖同一区域的两景雷达影像开展干涉处理,则干涉相位信号 $\phi^{m,n}$ 可表示为[5]:

$$\phi^{m,n}=\varphi^{m}-\varphi^{n},\varphi^{m}=-\frac{4\pi}{\lambda}R^{m} \quad (1)$$

式中,φ^{m} 是主影像 m 的相位信息,由卫星到地面目标的距离 R^{m} 以及雷达波长 λ 共同决定;$\phi^{m,n}$ 表示第 m 景与第 n 景影像之间的干涉相位。InSAR 干涉相位是由多个相位分量构成的,包括平地相位 ϕ_{flat}、地形相位 ϕ_{topo}、形变相位 ϕ_{def}、轨道误差相位 ϕ_{orb}、对流层延迟相位 ϕ_{atm}、电离层延迟相位 ϕ_{ion} 和噪声相位 ϕ_{noise}[5],可建模如下:

$$\phi=\phi_{\text{flat}}+\phi_{\text{topo}}+\phi_{\text{def}}+\phi_{\text{orb}}+\phi_{\text{atm}}+\phi_{\text{ion}}+\phi_{\text{noise}} \quad (2)$$

式中,噪声相位 ϕ_{noise} 的先验标准差是由视数大小 L 和相干幅度 $|\gamma|$ 决定的,可通过干涉相位估计的克拉美劳下界(Cramér-Rao lower bound,CRLB)来定量评价[22],公式如下:

$$\sigma_{\phi_{\text{noise}}}=\sqrt{\frac{1-|\gamma|^{2}}{2L|\gamma|^{2}}} \quad (3)$$

1.2　干涉失相干源

由式(3)可知,除相干斑之外,失相干也是 InSAR 噪声相位的主要成分,严重影响着 InSAR 技术形变监测性能。理论上,DS 目标受到很多失相干源的影响,主要包括成像几何失相干 $|\gamma_{\text{geo}}|$、多普勒质心(Doppler centroid,DC)失相干 $|\gamma_{\text{DC}}|$、数据处理误差失相干 $|\gamma_{\text{proc}}|$、系统热噪声引起的信噪比(signal-to-noise ratio,SNR)失相干 $|\gamma_{\text{SNR}}|$、时间失相干 $|\gamma_{\text{temp}}|$ 和体散射失相干 $|\gamma_{\text{vol}}|$。一般而言,失相干因素对于总体相干性的影响是乘性的,则总体相干性可建模如下[5,23]:

$$|\gamma|=|\gamma_{\text{geo}}||\gamma_{\text{DC}}||\gamma_{\text{proc}}||\gamma_{\text{SNR}}||\gamma_{\text{temp}}||\gamma_{\text{vol}}| \quad (4)$$

时间失相干 γ_{temp} 是 InSAR 地表形变监测应用中最主要的失相干源,由两次雷达观测期间散射体的几何特性或物理属性变化引起,其相关诱因主要包括风力扰动、降雨降雪和植被自然生长及季节性变化等[23]。其中,面向风力扰动引起的时间失相干现象,文献[24-25]将分辨单元内散射体位置的随机变化描述成粒子布朗运动,可用以下指数衰减函数来具体表示[23]:

$$\begin{cases}|\gamma_{\text{temp}}|=(|\gamma_{0}|-|\gamma_{\infty}|)\exp\left(-\dfrac{1}{M}\right)+|\gamma_{\infty}| \\ M=\dfrac{\tau}{t}=\dfrac{2}{t\sigma_{\text{Bd}}^{2}}\left(\dfrac{\lambda}{4\pi}\right)^{2}\end{cases} \quad (5)$$

式中,$|\gamma_{0}|$ 和 $|\gamma_{\infty}|$ 分别是相干幅度衰减项和长期项;t 是时间基线;τ 是时间相关长度;σ_{Bd}^{2} 为散射体布朗运动(Brownian dynamics,Bd)沿着卫星视线方向的位移方差。

1.3　相位一致性分析

在 SAR 卫星对同一地面目标进行 3 次成像观测的情况下,基于两两组合构建 3 个干涉对,1958 年 Jennison[26] 首次提出了相位闭环这一概念,可定义为:

$$\phi^{m,n,k}=\phi^{m,n}+\phi^{n,k}+\phi^{k,m} \quad (6)$$

式中,m、n、k 表示 3 景雷达影像序号。如果 $\phi^{m,n}$、$\phi^{n,k}$ 和 $\phi^{k,m}$ 这 3 个相位之和为零(或者 2π),这种时序相位属性被称为相位一致性[27];否则,相位不一致。从雷达信号传播路径的角度出发,TSInSAR 技术中散射体的时序干涉相位通常是符合一致性的,因为根据§1.1 的 InSAR 相位分量分析可知,所有单独影响每一景影像的相位延迟效应均不影响相位一致性[27]。例如,一个小区域的相位只受到对流层延迟 φ_{atm}^{m} 的影响,则干涉相位 $\phi_{\text{atm}}^{m,n}=\varphi_{\text{atm}}^{m}-\varphi_{\text{atm}}^{n}$ 是对流层延迟的差分,最终的相位闭环 $\phi^{m,n,k}=0$,因为 φ_{atm}^{m}、φ_{atm}^{n} 和 φ_{atm}^{k} 均在式(6)中出现了两次,而且符号相反。

由式(2)可知,与其他相位分量不同的是,相位噪声是相对随机的,不依赖于 SAR 影像观测。因此,相位噪声影响着散射体的相位一致性程度,而相位闭环直接反映相位噪声水平。在 SAR

视野下,包含PS和DS两类目标。在单主干涉框架下,原始PS目标符合相位一致性[14],即:

$$\phi_{\mathrm{PS}}^{m,n,k}=W\left(\phi^{m,n}+\phi^{n,k}+\phi^{k,m}\right)=0 \tag{7}$$

式中,$W\left(\phi\right)=\mathrm{mod}\left\{\phi+\pi,2\pi\right\}-\pi$是相位缠绕运算符。与PS目标不同的是,受到失相干的DS目标需要空间多视或滤波来降低相位噪声。然而,DS目标多视或滤波后的相位样本均值并不一致[14],即:

$$\phi_{\mathrm{DS}}^{m,n,k}=W\left(\phi^{m,n}+\phi^{n,k}+\phi^{k,m}\right)\neq 0 \tag{8}$$

综上所述,DS目标理论上是满足相位一致性的,只是在实际场景中受到了相干斑噪声和失相干噪声的双重影响而导致多视或滤波处理后其时序相位属性退化,即相位不一致。为了解决DS目标相位一致性退化的问题,需要从多主干涉对中估计DS目标的系统相位序列,这便是PL理论。

2 DS复协方差矩阵及其统计分布

2.1 时序复协方差矩阵

在TSInSAR技术中,SAR传感器对同一地面目标进行N次不同时间的观测,获取N个单视复散射系数,可构建时序干涉(time-series interferometry,TSIn)散射矢量$\boldsymbol{k}_{\mathrm{TSIn}}\in\boldsymbol{C}^{N\times 1}$,即:

$$\boldsymbol{k}_{\mathrm{TSIn}}=\left[s^1\ s^2\ \cdots\ s^N\right]^{\mathrm{T}} \tag{9}$$

式中,s^n表示第n次SAR观测获取的单视复散射系数。一般而言,可通过时序干涉散射矢量$\boldsymbol{k}_{\mathrm{TSIn}}$与自身共轭转置的外积来构建时序干涉相干矩阵$\boldsymbol{T}_{\mathrm{TSIn}}\in\boldsymbol{C}^{N\times N}$,用于描述DS目标的所有干涉相干信息,即利用二阶统计量(复协方差矩阵)来描述DS目标的时序散射行为,相应的样本均值可表示为[14]:

$$\begin{cases}\boldsymbol{T}_{\mathrm{TSIn}}=\left\langle\boldsymbol{k}_{\mathrm{TSIn}}\boldsymbol{k}_{\mathrm{TSIn}}^{*\mathrm{T}}\right\rangle\approx\dfrac{1}{L}\displaystyle\sum_{l=1}^{L}\boldsymbol{T}_{\mathrm{TSIn},l}\\ \boldsymbol{T}_{\mathrm{TSIn},l}=\boldsymbol{k}_{\mathrm{TSIn},l}\boldsymbol{k}_{\mathrm{TSIn},l}^{*\mathrm{T}}\end{cases} \tag{10}$$

式中,$\langle\cdot\rangle$表示空间样本平均估计操作;L是空间独立的单视样本数量;$\boldsymbol{T}_{\mathrm{TSIn},l}$是第$l$个样本矢量$\boldsymbol{k}_{\mathrm{TSIn},l}$与其自身的外积所构建的第$l$个样本协方差矩阵;上标*和T分别表示共轭和转置。再对每一景SAR强度归一化处理,便可将时序干涉相干矩阵$\boldsymbol{T}_{\mathrm{TSIn}}$转化为时序复相干(time-series coherence,TSCoh)矩阵$\boldsymbol{T}_{\mathrm{TSCoh}}$,可表示为[14,27]:

$$\boldsymbol{T}_{\mathrm{TSCoh}}=\begin{bmatrix}1 & \left|\gamma^{1,2}\right|\exp\left(1\mathrm{j}\phi^{1,2}\right) & \cdots & \left|\gamma^{1,N}\right|\exp\left(1\mathrm{j}\phi^{1,N}\right)\\ \left(\left|\gamma^{1,2}\right|\exp\left(1\mathrm{j}\phi^{1,2}\right)\right)^{*} & 1 & \cdots & \left|\gamma^{2,N}\right|\exp\left(1\mathrm{j}\phi^{2,N}\right)\\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots\\ \left(\left|\gamma^{1,N}\right|\exp\left(1\mathrm{j}\phi^{1,N}\right)\right)^{*} & \left(\left|\gamma^{2,N}\right|\exp\left(1\mathrm{j}\phi^{2,N}\right)\right)^{*} & \cdots & 1\end{bmatrix}=\left|\boldsymbol{T}_{\mathrm{TSCoh}}\right|\circ\boldsymbol{\Phi} \tag{11}$$

式中,$\left|\gamma^{m,n}\right|\exp\left(1\mathrm{j}\phi^{m,n}\right)$是第$m$次与第$n$次观测的干涉复相干性;$\circ$表示Hadamard积;$\left|\boldsymbol{T}_{\mathrm{TSCoh}}\right|\in\boldsymbol{R}^{N\times N}$是以$\left|\gamma^{m,n}\right|$为元素的时序相干幅度矩阵;$\boldsymbol{\Phi}\in\boldsymbol{C}^{N\times N}$是以$\exp\left(1\mathrm{j}\phi^{m,n}\right)$为元素的时序干涉相位矩阵。

2.2 相干斑统计分布

为了描述多视复协方差矩阵的统计特性,下面介绍一种基于多元复圆高斯分布的DS目标主流解析方法,即复Wishart分布。在分辨率单元内相干斑完全发育、基本散射体均匀的假设前提下,时序干涉散射矢量$\boldsymbol{k}_{\mathrm{TSIn}}$服从零均值和期望复协方差矩阵$\boldsymbol{\Sigma}_{\mathrm{TSIn}}$的多元复圆高斯分布,其概率密度函数为[28]:

$$P^{(N,\boldsymbol{\Sigma}_{\mathrm{TSIn}})}\left(\boldsymbol{k}_{\mathrm{TSIn}}\right)=\frac{1}{\pi^{N}\mathrm{Det}\left(\boldsymbol{\Sigma}_{\mathrm{TSIn}}\right)}\exp\left(-\boldsymbol{k}_{\mathrm{TSIn}}^{*\mathrm{T}}\boldsymbol{\Sigma}_{\mathrm{TSIn}}^{-1}\boldsymbol{k}_{\mathrm{TSIn}}\right) \tag{12}$$

式中,$\mathrm{Det}\left(\boldsymbol{\Sigma}_{\mathrm{TSIn}}\right)$和$\boldsymbol{\Sigma}_{\mathrm{TSIn}}^{-1}$分别是期望矩阵$\boldsymbol{\Sigma}_{\mathrm{TSIn}}$的行列式和逆矩阵。根据式(10),令矩阵$\boldsymbol{B}=L\boldsymbol{T}_{\mathrm{TSIn}}$,则$\boldsymbol{B}$服从复Wishart分布(即$\boldsymbol{B}\in P^{(N,L,\boldsymbol{\Sigma}_{\mathrm{TSIn}})}\left(\boldsymbol{B}\right)$),其概率密度函数可表示为[29]:

$$P^{(N,L,\boldsymbol{\Sigma}_{\mathrm{TSIn}})}\left(\boldsymbol{B}\right)=\frac{\mathrm{Det}\left(\boldsymbol{B}\right)^{L-N}\exp\left[-\mathrm{Tr}\left(\boldsymbol{\Sigma}_{\mathrm{TSIn}}^{-1}\boldsymbol{B}\right)\right]}{\mathrm{Det}\left(\boldsymbol{\Sigma}_{\mathrm{TSIn}}^{-1}\right)^{L}\pi^{\frac{N(N-1)}{2}}\displaystyle\prod_{j=1}^{N}\Gamma\left(L-j+1\right)} \tag{13}$$

式中,$\mathrm{Tr}(\cdot)$是矩阵的迹;Π是乘积运算;$\Gamma(\cdot)$是GAMMA函数。结合式(13)和$\boldsymbol{B}=L\boldsymbol{T}_{\mathrm{TSIn}}$,可推导得到多视时序干涉相干矩阵$\boldsymbol{T}_{\mathrm{TSIn}}$的概率密度函数[29],即:

$$P^{(N,L,\boldsymbol{\Sigma}_{\mathrm{TSIn}})}\left(\boldsymbol{T}_{\mathrm{TSIn}}\right)=\frac{L^{NL}\mathrm{Det}\left(\boldsymbol{T}_{\mathrm{TSIn}}\right)^{L-N}\exp\left[-L\,\mathrm{Tr}\left(\boldsymbol{\Sigma}_{\mathrm{TSIn}}^{-1}\boldsymbol{T}_{\mathrm{TSIn}}\right)\right]}{\mathrm{Det}\left(\boldsymbol{\Sigma}_{\mathrm{TSIn}}\right)^{L}\pi^{\frac{N(N-1)}{2}}\displaystyle\prod_{j=1}^{N}\Gamma\left(L-j+1\right)} \tag{14}$$

值得注意的是,$\boldsymbol{T}_{\mathrm{TSCoh}}$同样可由归一化复散射矢量$\boldsymbol{k}_{\mathrm{TSCoh}}$与自身共轭转置的外积来表示[18],即:

$$\boldsymbol{T}_{\mathrm{TSCoh}}=\left\langle\boldsymbol{k}_{\mathrm{TSCoh}}\boldsymbol{k}_{\mathrm{TSCoh}}^{*\mathrm{T}}\right\rangle,\ \boldsymbol{k}_{\mathrm{TSCoh}}=\left[\sigma^1\ \sigma^2\cdots\sigma^N\right] \tag{15}$$

式中,$\sigma^n=s^n\Big/\sqrt{\left\langle\left[s^n\right]^2\right\rangle}$。同理可知,$\boldsymbol{T}_{\mathrm{TSCoh}}$服从复数Wishart分布,即$\boldsymbol{T}_{\mathrm{TSCoh}}\in\mathrm{P}^{(N,L,\boldsymbol{\Sigma}_{\mathrm{TSCoh}})}\left(\boldsymbol{T}_{\mathrm{TSCoh}}\right)$。

3　PL 理论方法与研究进展

3.1　PL 函数模型与极大似然估计

由于DS目标在多时相干涉分析上的冗余信息,PL技术可将$N(N-1)/2$个所有干涉相位压缩成$N-1$个系统相位序列(即ESR干涉相位)。2011年文献[14]利用一个对称相干幅度矩阵和一个ESR干涉相位矩阵分别表示时序复相干矩阵期望$\boldsymbol{\Sigma}_{\mathrm{TSCoh}}$的幅度部分和相位部分,从而实现DS目标的时序相干散射建模,因而相应的期望矩阵可表示为:

$$\boldsymbol{\Sigma}_{\mathrm{TSCoh}}=\boldsymbol{\Theta}\boldsymbol{\gamma}\boldsymbol{\Theta}^{*\mathrm{T}}=\boldsymbol{\gamma}\circ\boldsymbol{\theta}\boldsymbol{\theta}^{*\mathrm{T}},\boldsymbol{\Theta}=\mathrm{diag}(\boldsymbol{\theta}) \tag{16}$$

式中,$\boldsymbol{\gamma}\in\boldsymbol{C}^{N\times N}$是时序相干幅度矩阵真值;$\boldsymbol{\Theta}\in\boldsymbol{C}^{N\times N}$是以ESR相位真值$\boldsymbol{\theta}=\exp\left(1\mathrm{j}\left[\varphi^1\ \varphi^2\ \cdots\ \varphi^N\right]^{\mathrm{T}}\right)$为对角线元素的对角矩阵。

基于§2.2提及的复数Wishart分布,在获取L视样本均值$\boldsymbol{T}_{\mathrm{TSCoh}}$之后,通过最大化矩阵样本估值$\boldsymbol{T}_{\mathrm{TSCoh}}$的似然函数来估计期望矩阵$\boldsymbol{\Sigma}_{\mathrm{TSCoh}}$的极大似然值[14,18],即:

$$\begin{aligned}\hat{\boldsymbol{\Sigma}}_{\mathrm{TSCoh}}=&\underset{\boldsymbol{\Sigma}_{\mathrm{TSCoh}}}{\mathrm{argmax}}\left\{\ln\left(P^{(N,L,\boldsymbol{\Sigma}_{\mathrm{TSCoh}})}(\boldsymbol{T}_{\mathrm{TSCoh}})\right)\right\}=\\&\underset{\boldsymbol{\Sigma}_{\mathrm{TSCoh}}}{\mathrm{argmax}}\left\{-\mathrm{Tr}\left(L\boldsymbol{\Sigma}_{\mathrm{TSCoh}}^{-1}\boldsymbol{T}_{\mathrm{TSCoh}}\right)-L\ln\left(\mathrm{Det}\left(\boldsymbol{\Sigma}_{\mathrm{TSCoh}}\right)\right)\right\}=\\&\underset{\boldsymbol{\gamma},\boldsymbol{\Theta}}{\mathrm{argmax}}\left\{-\mathrm{Tr}\left(\boldsymbol{\Theta}\boldsymbol{\gamma}^{-1}\boldsymbol{\Theta}^{*\mathrm{T}}\boldsymbol{T}_{\mathrm{TSCoh}}\right)-\ln\left(\mathrm{Det}\left(\boldsymbol{\gamma}\right)\right)\right\}\end{aligned} \tag{17}$$

为了获得时序相位参数$\boldsymbol{\theta}$,首先需要对时序相干幅度矩阵真值$\boldsymbol{\gamma}$进行估计。然而,由于真实矩阵$\boldsymbol{\gamma}$是未知的,通常利用矩阵样本均值的幅度值$|\boldsymbol{T}_{\mathrm{TSCoh}}|$作为其近似值,即$\boldsymbol{\gamma}\approx|\boldsymbol{T}_{\mathrm{TSCoh}}|$。然后基于此近似关系,可将式(17)重写为对系统相位序列$\boldsymbol{\theta}$的极大似然估计器[14,18],即:

$$\begin{aligned}\hat{\boldsymbol{\theta}}=&\underset{\boldsymbol{\Theta}}{\mathrm{argmax}}\left\{-\mathrm{Tr}\left(\boldsymbol{\Theta}|\boldsymbol{T}_{\mathrm{TSCoh}}|^{-1}\boldsymbol{\Theta}^{*\mathrm{T}}\boldsymbol{T}_{\mathrm{TSCoh}}\right)-\ln\left(\mathrm{Det}\left(|\boldsymbol{T}_{\mathrm{TSCoh}}|\right)\right)\right\}=\\&\underset{\boldsymbol{\Theta}}{\mathrm{argmax}}\left\{-\mathrm{Tr}\left(\boldsymbol{\Theta}|\boldsymbol{T}_{\mathrm{TSCoh}}|^{-1}\boldsymbol{\Theta}^{*\mathrm{T}}\boldsymbol{T}_{\mathrm{TSCoh}}\right)\right\}=\\&\underset{\boldsymbol{\theta}}{\mathrm{argmin}}\left\{\boldsymbol{\theta}^{*\mathrm{T}}\left(|\boldsymbol{T}_{\mathrm{TSCoh}}|^{-1}\circ\boldsymbol{T}_{\mathrm{TSCoh}}\right)\boldsymbol{\theta}\right\}\end{aligned} \tag{18}$$

最后,在某景影像被选定为主影像之后,便可获得ESR干涉相位估值。

基于$N(N-1)/2$个干涉相位,通常可采用如下归一化集成相干性γ_{PL}来评价PL方法优化得到的ESR干涉相位质量水平[14],即:

$$\gamma_{\mathrm{PL}}=\frac{2}{N(N-1)}\mathrm{Re}\sum_{m=1}^{N}\sum_{n=m+1}^{N}\exp\left(1\mathrm{j}\phi^{m,n}\right)\cdot\exp\left(-1\mathrm{j}\left(\varphi^m-\varphi^n\right)\right) \tag{19}$$

在TSInSAR地表形变监测应用中,PL方法通常综合考虑同质像素个数和归一化集成相干性γ_{PL}这两个质量指标来选取满足阈值条件的DS候选点,输入到后续TSInSAR时序形变反演算法中;基于筛选后的DS像素,开展基于时空网络的三维相位解缠工作;并利用时空滤波,将大气延迟误差从解缠相位中扣除,从而得到形变速率和时间序列。

3.2　PL 方法发展现状

准确估计ESR相位序列是TSInSAR干涉相干分析中抑制DS目标失相干效应的关键步骤。近十几年来,很多学者相继提出了多种先进的ESR干涉相位估计器,用于提高系统相位序列的估计精度和计算效率,可统称为2008年Guarnieri和Tebaldini提出的PL理论与方法[13]。PL方法的重点是如何在相位一致性假设下通过多时相干涉分析来恢复DS目标的ESR干涉相位。根据参数估计方式的不同,现有的PL方法主要可划分为两大类:优化估计和特征值分解。在优化估计方面,2011年文献[14]提出基于Broyden-Fletcher-Goldfarb-Shanno拟牛顿法的PTA方法之后,2016年文献[19]引入整数模糊度开展系统相位序列线性建模研究,提出整数最小二乘(integer least squares, ILS)估计方法;2019年文献[30]利用费雪信息描述干涉相位的随机模型,提出基于非线性加权估计(nonlinear estimation, NLE)的ESR相位估计器;2022年文献[31]推导出一个新的真实极大似然估计器(true maximum likelihood estimation, TMLE),避免了样本相干矩阵代替真实相干矩阵所带来的偏差问题。在特征值分解方面,2015年文献[17]提出了面向时序干涉相干矩阵的CAESAR方法,2016年文献[18]针对不同时相SAR幅度不平衡问题提出了基于时序复相干矩阵的PD-InSAR方法,上述两种方法均可归类为主成分分析(principal component analysis, PCA);2018年文献[20]提出了基于特征值分解的干涉相位极大似然估计器(eigende composition-based maximum likelihood estimator of interferometric phases, EMI),整合了现有PL技术在优化性能和计算效率两方面的优势。在单一相位中心情况下,PTA、TMLE和EMI方法均是统计意义上最优的极大似然估计

方法;在多种相位中心情况下,PCA方法能够分离多种散射机制,已成功应用于城市区域沉降监测中。

PL极大似然估计方法包含时序相干幅度矩阵求逆运算,通常利用样本估值代替未知的矩阵真值来完成实际参数解算过程。然而,由于相干幅度估值是波动严重、正向有偏的,相应的时序相干幅度矩阵估值极有可能拥有零特征值或较小的负特征值,从而导致矩阵求逆过程出现解算病态问题,特别是在空间异质性强、时间维度高或者小基线配置情况下。为了抑制相干幅度误差引起的PL方法病态解算问题,主要有两种方式:相干幅度精化和正则化解算。在相干幅度精化方面,2020年文献[32]系统性评估了多时相DS干涉分析过程中相干幅度估计误差对于时序干涉相位估计的影响,研究结果表明,时序复相干矩阵精化能够为地球物理参数反演提供最优的权重分配;2024年文献[33]提出了基于时间失相干模型约束的增强PL(enhanced PL,EPL)方法,结合先验指数时间失相干模型来增强短时干涉图的权重,并抑制长时相干幅度的跳变现象。在正则化解算方面,目前被广泛使用的正则化方法是2011年文献[14]提出的和2016年文献[34]完善的通用正则化方法,通过逐步增大阻尼因子,直到正则化矩阵符合正定性为止;2022年文献[35]提出了3种正则化方法,包括Hadamard、Spectral和Hadamard-Spectral正则化,在保证算法计算效率的同时能够改善相干幅度矩阵估计和减少局部相位色散效应;2023年文献[21]提出了一种自适应正则化后验方法,根据干涉相位拟合误差最小来自适应地选取阻尼因子,有效解决了小基线配置下参数解算中恶化的不适定问题。

除了TSInSAR地表形变监测应用之外,PL方法同样能够应用于海量SAR数据压缩处理和森林场景SAR层析成像中。面向海量SAR数据处理挑战,2017年文献[36]提出了ESR相位序贯估计器(sequential estimator,SE),将多时相InSAR数据分割为多个小批量数据,通过矩阵递归估计、分析和压缩等操作,实现了强大的数据压缩处理;2022年文献[37]提出了一种大数据时代背景下压缩SAR算法,将PL算法应用于海量SAR数据,将其压缩成许多小的堆栈数据,用来增强短时间基线的干涉相位分量。在SAR层析成像方面,相位定标能够校准SAR系统干涉飞行的轨道误差,如果不加以校正将会导致森林场景层析成像散焦、垂直结构重建错误;针对机载SAR平台天线相位中心位置误差引起的空变相位干扰问题,2016年文献[38]提出了一种基于相位中心双重定位的森林场景SAR层析相位定标算法,利用PL算法将森林场景散射成分压缩成一个等效相位中心,再在相位信噪比增强之后执行目标和雷达位置的联合估计,从而将平台运动轨迹校正到亚波长精度。

3.3 PL最高相位估计精度分析

PL方法在数学表达上的区别主要体现在干涉对加权函数的不同[39-40],包括相干幅度加权、费雪信息加权和极大似然估计等。2007年文献[41]利用CRLB来描述PL方法能达到的理论精度上限,这一精度依赖于由视数大小L和时序相干幅度矩阵真值$\boldsymbol{\gamma}$。从根本上讲,PL方法的CRLB数值水平与算法具体实现的途径无关,反映着ESR相位估计器可达到的最高估计精度[41],即:

$$Q_{\mathrm{TSCoh}}=\left(\boldsymbol{K}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{X}\boldsymbol{K}\right)^{-1}/L,\boldsymbol{X}=2\left(\boldsymbol{\gamma}\circ\boldsymbol{\gamma}^{-1}-\boldsymbol{I}_N\right)\tag{20}$$

式中,$\boldsymbol{K}=\begin{bmatrix}0 & \boldsymbol{I}_{N-1}\end{bmatrix}^{\mathrm{T}}\in\boldsymbol{C}^{N\times(N-1)}$,表示以第一景影像为主影像时干涉相位一阶偏导数的Jacobian矩阵;$\boldsymbol{X}\in\boldsymbol{C}^{N\times N}$是费雪信息矩阵;$\boldsymbol{I}_N\in\boldsymbol{C}^{N\times N}$是单位矩阵。如果真实时序相干幅度矩阵$\boldsymbol{\gamma}$已知,包括PTA、TMLE和EMI在内的基于多元复圆高斯分布推导而来的极大似然估计器均是统计推断最优的PL方法,能够渐近地实现CRLB[20]。与依赖于初始值和迭代次数的非线性优化算法(如PTA和TMLE)不同的是,EMI算法以特征值分解的方式更高效地实现了极大似然估计。

上述大多数PL方法是针对全部干涉对组合进行时序相位重构研究的,这就意味着这些方法可能使用了弱相干幅度水平的干涉信息。2017年文献[36]发展了基于PTA方法的小时间基线集(small temporal baseline set,StBAS)版本,模拟仿真结果表明,该方法对快速指数失相干情况具有显著提升效果,紧接着在2021年文献[42]提出了基于序贯网络的增强版StBAS方法;2023年文献[21]根据CRLB(见式(20))从理论上证明小基线PL策略的可行性,针对传统小基线方法过度依赖时间阈值和参数解算病态恶化的双重问题,提出了基于干涉对优选和自适应正则化的自适应相位连接(adaptive PL,AdpPL)方法。因此,基于小基线配置的PL方法在快速时间失相干的自然场景中展现出优越的系统相位序列优化潜力。目前的主流PL方法对比见表1。

表 1　主流 PL 方法归类与对比

Table 1　Classification and Comparison of Mainstream PL Methods

方法类别	经典算法	基线网络	加权方式	正则化方式	特点
优化估计	PTA、TMLE	全干涉组合	极大似然估计	通用正则化及其他	1. 依赖于初始值和迭代次数 2. 计算效率较低
	ILS、NLE	全干涉组合	费雪信息加权	—	
	SE	分块全干涉组合	极大似然估计	通用正则化	
	StBAS	小基线集	极大似然估计	通用正则化	
特征值分解	PCA	全干涉组合	相干幅度加权	—	1. 可分离多种散射机制 2. 计算效率依赖于分解次数
	EMI	全干涉组合	极大似然估计	通用正则化	
	EPL	全干涉组合	基于时间失相干模型约束的极大似然估计	通用正则化	
	AdpPL	小基线集	极大似然估计	自适应正则化	

4　模拟实验结果与分析

4.1　模拟数据与实验参数

为了定量分析不同PL方法在抑制失相干方面的效果差异,参考Sentinel-1 SAR卫星参数(雷达波长λ=5.55 cm,卫星重访周期T=12 d),本文采用蒙特卡洛仿真方法[43]模拟了N=60景SAR影像的L=90视TSInSAR数据,其中,时序相干幅度矩阵由两种时间失相干模型(包含指数型时间失相干和季节性型时间失相干,如图1所示)生成,系统相位序列由时间线性形变趋势(形变速率v=5 mm/a)生成。因此,时序复相干矩阵期望$\boldsymbol{\Sigma}_{\mathrm{TSCoh}}$可表示为:

$$\boldsymbol{\Sigma}_{\mathrm{TSCoh}}=\boldsymbol{\Theta}\boldsymbol{\gamma}\boldsymbol{\Theta}^{*\mathrm{T}},\boldsymbol{\Theta}=\mathrm{diag}\left(\exp\left(\mathrm{j}\left[\begin{array}{cccc}\hat{\varphi}^1 & \hat{\varphi}^2 & \cdots & \hat{\varphi}^N\end{array}\right]^{\mathrm{T}}\right)\right),\hat{\varphi}^n=\frac{4\pi}{\lambda}\frac{(n-1)T}{365.25}v \tag{21}$$

基于上述矩阵期望$\boldsymbol{\Sigma}_{\mathrm{TSCoh}}$,蒙特卡洛模拟生成的时序干涉相干矩阵$\boldsymbol{T}_{\mathrm{TSIn}}$可表示为:

$$\boldsymbol{T}_{\mathrm{TSIn}}=\boldsymbol{\Sigma}_{\mathrm{TSCoh}}^{\frac{1}{2}}\left(\frac{1}{L}\sum_{l=1}^{L}\boldsymbol{u}_l\boldsymbol{u}_l^{*\mathrm{T}}\right)\boldsymbol{\Sigma}_{\mathrm{TSCoh}}^{\frac{1}{2}} \tag{22}$$

式中,$\boldsymbol{u}_l\in\boldsymbol{C}^{N\times1}$是第$l$个复随机矢量样本,服从零均值、复协方差矩阵期望$\boldsymbol{I}_N$的$N$维复圆高斯分布。

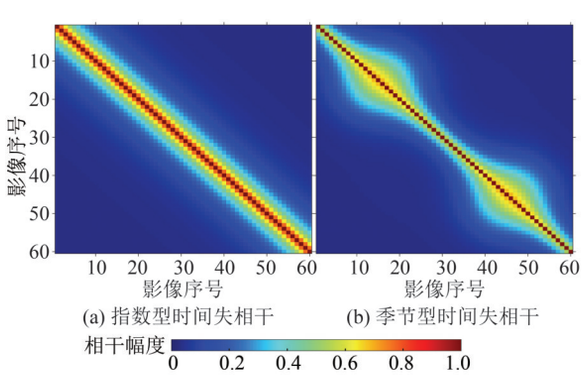


图1　两种时间失相干模型的时序相干幅度矩阵

Fig. 1　Time-Series Coherence Magnitude Matrices Under Two Temporal Decorrelation Models

本文从干涉相位优化、形变速率精度和算法运算效率3个方面全面评价不同PL方法的性能,选取了PTA、PCA、EMI、StBAS和AdpPL 5种经典方法,其中,PTA、EMI和StBAS方法均采用通用正则化方式。本节实验结果与分析均在以第一景作为主影像、其他影像作为从影像的基础之上,通过1 000次独立蒙特卡洛仿真模拟进行统计得到的。

4.2　干涉相位优化性能

除了5种经典PL方法外,本节额外增加了滤波后单主(filtered single-reference,FSR)相位和CRLB作为参考实验,图2给出了不同时间失相干模型下每个相位均方根误差(root mean square error,RMSE)和整体相位RMSE。在指数型时间失相干情况下(见图2(a)),FSR估计结果包含较高的相位误差水平,所有PL方法均能够有效降低相位误差;基于非线性迭代的PTA方法受限于初始值和迭代次数的限制,其相位优化性能有限;PCA和EMI两种方法能够进一步改善ESR干涉相位质量,但是与PTA方法差距不大;考虑小基线网络约束的StBAS方法利用高相干干涉对数据,较大幅度地提升了干涉相位质量;相比于其他PL方法,AdpPL方法能够达到最低的相位误差水平,甚至渐近于PL理论的精度上限。综上,上述7种方法的整体相位RMSE数值(rad)排序分别为FSR(1.22)>PTA(0.94)>PCA(0.84)>EMI(0.77)>StBAS(0.51)>AdpPL(0.31)>CRLB(0.27)。

相对指数型失相干情况而言,受季节型时间失相干影响的相干幅度水平表现更为复杂,不仅随时间基线增大而降低,而且与观测时刻密切有关,如图1所示。在季节型时间失相干情况下(见图2(b)),在3种基于全组合干涉对的PL方法中,PTA方法的相位误差仍然最大,PCA和EMI方法的相位改善效果也不够高;与PCA方法相比,EMI方法估计结

果的相位误差反而稍大一些,其相位优化性能并不稳定;相比于前3种方法,StBAS方法在一定程度上能改善干涉质量,但是仅依赖时间阈值无法有效地辨别随着观测时刻变化的低相干干涉对,导致估计结果仍然存在较大的相位误差;AdpPL方法利用方差一致性度量自适应地选取高相干干涉对,通过自适应正则化实现参数稳定解算,无论是指数型还是季节型时间失相干情况均能渐近于CRLB,具备较为优越的相位优化性能。总之,上述7种方法的整体相位RMSE数值(rad)排序分别为FSR(1.28)>PTA(1.08)>EMI(0.95)>PCA(0.94)>StBAS(0.65)>AdpPL(0.38)>CRLB(0.31)。

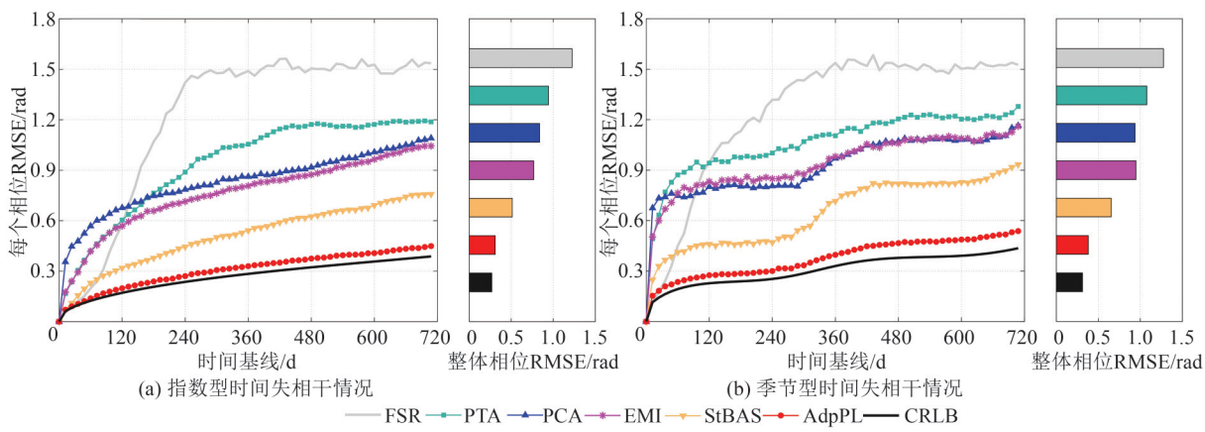


图2 两种时间失相干情况下不同PL方法的ESR相位RMSE

Fig. 2 ESR Phase RMSE of Different PL Methods Under Two Temporal Decorrelation Models

4.3 形变速率估计精度

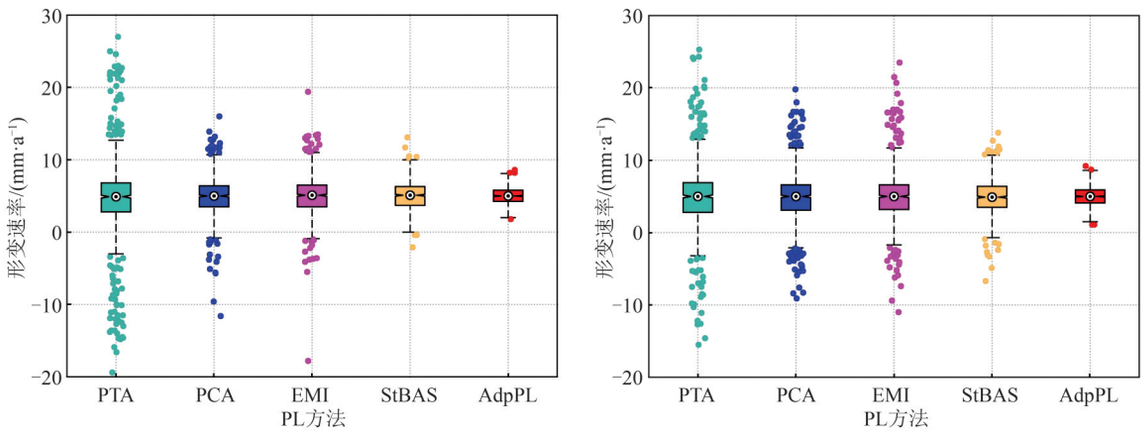
为了评价时序相位重构对于形变速率估计精度的影响,本文根据不同PL方法优化后的ESR干涉相位,采用解空间搜索法求解每次蒙特卡洛模拟样本的形变速率估值,根据形变速率真值v=5 mm/a和1 000次独立模拟计算形变速率估计的RMSE,图3为两种时间失相干情况下的形变速率箱形图。在指数型时间失相干情况下(见图3(a)),PTA方法形变速率估计结果的RMSE较大,存在着较多离群的异常值,可能是PTA方法过度依赖于初始值和迭代次数的原因;与PTA方法相比,PCA和EMI两种方法较好地提高了线性形变速率的估计精度,但是仍然存在较为明显的异常离群现象;基于小基线配置的StBAS能够进一步降低形变速率估计误差水平,但是抑制失相干效果有限;相比其他PL方法,AdpPL方法的形变速率估计精度可达到1.1 mm/a,相对精度甚至达到78%。在定量评价上,上述5种PL方法的形变速率RMSE(mm/a)数值排序分别为PTA(5.2)>EMI(2.7)>PCA(2.6)>StBAS(1.9)>AdpPL(1.1)。

受到季节型时间失相干的影响,DS目标的相干幅度水平表现出更加复杂的时变特性,这将对PL形变监测方法提出了更高的要求。无论是在指数型还是季节型时间失相干情况下,所有PL方法的形变速率估计均值都在5 mm/a附近,基本上不存在估计偏差。如图3所示,PTA方法在季节型时间失相干情况下估计的异常离群值更少一些,形变速率RMSE比指数型失相干情况更低;但是PCA和EMI两种方法的离群异常现象反而更明显了,表现出不稳定的估计特性;相比指数型失相干情况,StBAS方法无法较好地应对更加复杂的季节型时间失相干情况,出现了更多的离群异常值;在所有方法中,AdpPL方法能较好地适用于季节性失相干情况,其线性形变估计精度表现最佳。总之,上述5种PL方法的形变速率RMSE(mm/a)数值排序分别为PTA(4.5)>EMI(3.4)=PCA(3.4)>StBAS(2.4)>AdpPL(1.3)。

4.4 PL算法运算效率

基于20核第13代Gen Intel(R) Core(TM) i9-13900HX 2.2 GHz处理器和64 GB内存的硬件设备,通过MATLAB编程软件,实现了5种经典PL方法(包括PTA、PCA、EMI、StBAS和AdpPL)的时序相位优化过程。表2统计了不同PL方法从时序干涉相干矩阵得到ESR干涉相位的时间运算成本。相比于基于非线性迭代的PTA和StBAS两种方法而言,PCA和EMI两种方法在计算效率方面具有显著的优势,这些方法仅需一次特征值分解便可实现时序相位重构。不同于PCA方法,EMI方法需要额外计算使得时序相干幅度矩阵正定的阻尼因子,运算时间稍多一些。虽然AdpPL方法也是基于特征

值分解来估计ESR干涉相位的,但是其自适应正则化策略需要预先设定阻尼因子范围,根据相位拟合误差最小,采用遍历搜索的方式选取最佳阻尼因子,通过较多的时间成本才能够保证稳定的极大似然估计。本质上,AdpPL方法是用高时间成本来换取高优化性能。



(a) 指数型时间失相干情况　　(b) 季节型时间失相干情况

图 3　两种时间失相干情况下不同PL方法的形变速率箱形图

Fig. 3　Deformation Rate Boxplot of Different PL Methods Under Two Temporal Decorrelation Models

表 2　模拟实验中不同PL方法的时间运算成本对比/s

Table 2　Comparison of Computation Cost of Different PL Methods in Simulated Experiment/s

模型	PTA	PCA	EMI	StBAS	AdpPL
指数型	9.6	0.31	0.66	9.00	15.8
季节型	9.6	0.31	0.68	8.31	15.5

5　真实实验结果与分析

5.1　实验区域与实验数据

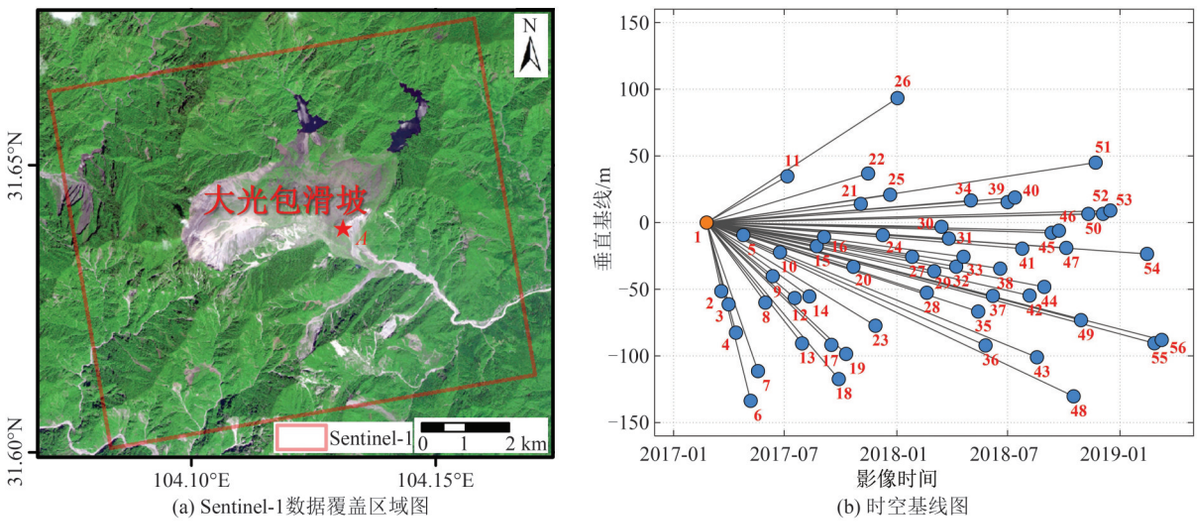
在世界上为数不多的10亿 m^3 级超大型滑坡中,位于中国龙门山断裂带的大光包滑坡是2008年5·12汶川7.9级地震诱发的最大滑坡。大光包滑坡区域主要存在节理发育完全、风化程度高、完整性的泥质斑岩白云岩,其内部结构较为脆弱;在受到强震影响的滑坡直接触发后,大光包区域持续发生快速滑动,其形变特征表现出高度的空间异质性。因此,大光包滑坡区域是比较适合作为评价PL算法性能的实验区域。

真实实验选取了从2017-02-24—2019-03-10期间获取的升轨(轨道号P128)56幅Sentinel-1 C波段VV极化SAR数据集,其数据覆盖情况和时空基线参数分别如图4(a)和4(b)所示。为了更好地分析PL方法抵抗时间失相干的能力,本文选取2017-02-24获取的第一景影像作为主影像,利用增强谱分集算法将其余55景从影像高精度配准到主影像上;在后续的TSInSAR地表形变监测应用中,利用TanDEM-X 90 m数字高程模型数据进行单主差分干涉处理,扣除所有单主干涉影像中的地形相位和平地相位;再在方位向和斜距向上进行1∶5像素多视处理,得到了覆盖大光包滑坡的多视影像作为实验数据。

5.2　形变速率结果分析

在11×11窗口大小的Boxcar滤波后,本文采用了PTA、EMI和AdpPL 3种优化方法获取相应的ESR干涉相位。同时,增加了基于振幅离差指数(小于0.35)的PSI技术作为参考方法,凸显出PL方法在快速失相干自然场景中的地表形变监测的优势。为了减少不可靠像素对滑坡变形结果的影响,后续真实实验选取满足归一化集成相干性的前30%像素作为StaMPS软件的输入数据,从而得到大光包滑坡形变速率结果,如图5所示。

从测量点数量来看,4种TSInSAR技术保留的测量点数量(个)数值排序为PTA(74 672)>EMI(74 606)>AdpPL(74 580)>PSI(14 615)。由此可见,PSI技术保留的点数是最少的,3种PL方法的测量点数量是相当的,因为滑坡裸露地表主要覆盖着由多个随机散射体构成的DS目标,PS目标较少。如图5所示,除了PSI方法之外,3种PL方法均明显地探测出3个滑移量级较大的滑坡变形区域,最大地表形变速率均在50 mm/a左右。图5放大显示了位于南边的滑坡区域,PTA和EMI两种方法的滑坡形变场缺失部分结果,而AdpPL方法估计的形变结果在空间连续性和完整性方面均表现较好。



(a) Sentinel-1数据覆盖区域图 (b) 时空基线图

图4 覆盖大光包滑坡的Sentinel-1数据覆盖区域和时空基线图

Fig. 4 Sentinel-1 SAR Dataset Covering Daguangbao Landslide and Spatiotemporal Baseline Image

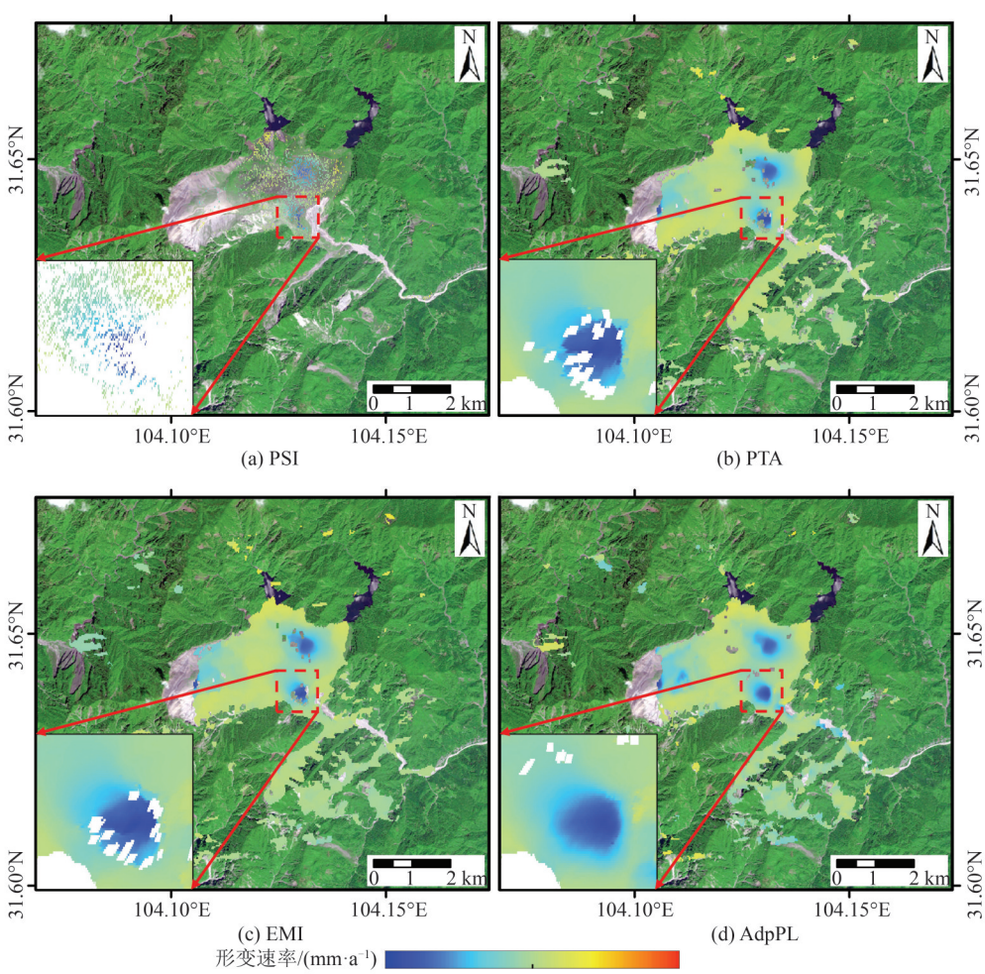


图5 不同TSInSAR方法估计的大光包滑坡地表形变速率结果

Fig. 5 Deformation Rate Images of Daguangbao Landslide Using Different TSInSAR Methods

5.3 相位恢复能力评价

为了进一步分析不同PL方法在滑坡形变区域（对应图5红色虚线框标记区域）表现差异的原因，图6将不同PL方法优化后的时序干涉相位图像叠加到主影像强度图上，包括主影像（2017-02-24）与6景从影像（2017-04-25、2017-06-24、2017-08-23、2018-02-19、2018-08-18和2019-03-10）组成的6景干涉图。注意，本文选取了2017-02-24

获取的第一景影像作为主影像,可获取时间基线从 24～744 d 变化的丰富干涉图,有利于更加准确地分析 PL 方法抵抗时间失相干的能力。

如图 6 所示,随着时间基线的增加,原始 PSI 干涉图的相位条纹变得更加复杂,噪声水平明显增加,特别是在 120 天后。PTA 和 EMI 两种方法能够在一定程度上抑制相干斑噪声和失相干噪声,但是会出现相位模糊问题,不能很好地处理时间基线超过 180 d 的干涉图。首尾 SAR 影像组成的干涉影像其相位条纹清晰程度最适合用于评价 PL 方法的相位恢复能力,因为该干涉对的时间基线长达 744 d,受到的时间失相干影响最为严重。从视觉上看,PTA 和 EMI 优化结果存在明显的模糊效应,但是 AdpPL 算法能够清晰地恢复出长时间基线中占主导作用的形变条纹信号。

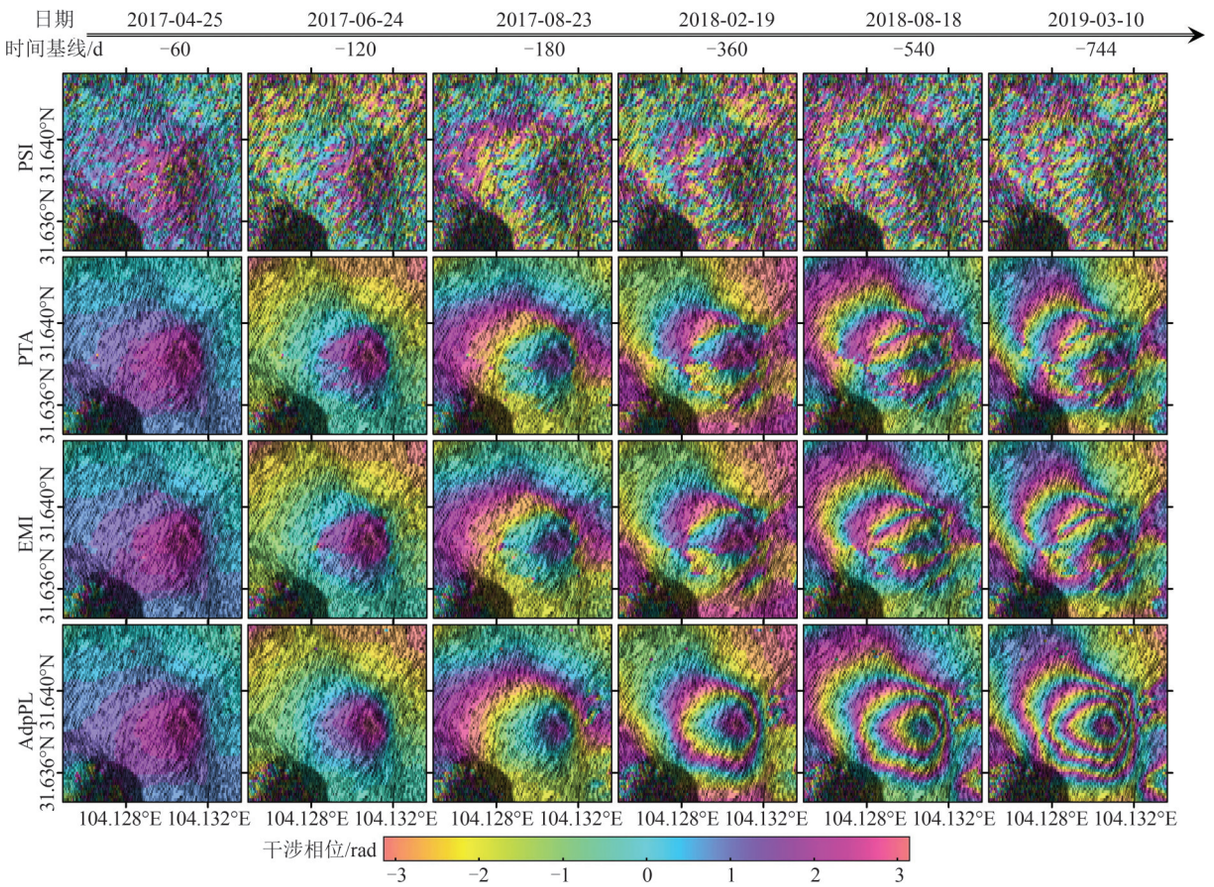


图 6　不同 TSInSAR 方法优化后滑坡形变区域(对应图 5 中红色虚线框区域)的时序干涉图像

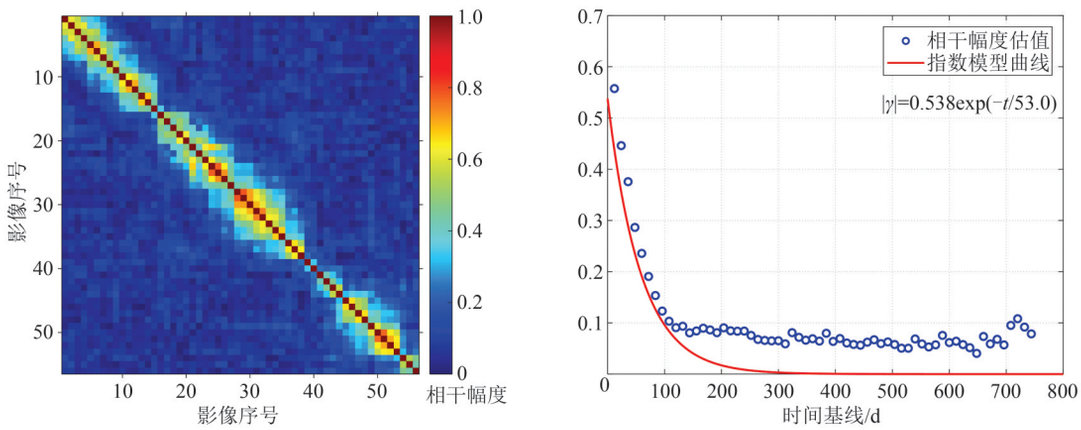
Fig. 6　Time-Series Interferograms Optimized by Different TSInSAR Methods of the Enlarged Landslide Deformation Area Marked by the Red Dotted Box in Fig. 5, Whose Acquisition Date and Temporal Baseline are Highlighted

5.4　形变估计精度分析

为了更加直接地展示不同 PL 方法对于自然场景形变估计精度的影响,本文选取了位于滑坡形变区域的裸露地表点 A(见图 4(a)),进一步分析其相干幅度随时间变化的情况,见图 7 所示。图 7(a)是点 A 的时序相干幅度矩阵,可见点 A 的相干幅度变化情况基本上是随着时间基线的增加而快速降低的,受到较为剧烈的时间失相干影响。为了定量化时间失相干对于分布式散射体相干幅度水平的影响,根据所有干涉对的相干幅度和时间基线,利用三阶段估计方法[33]计算指数时间失相干模型参数,如图 7(b)所示。由时序相干幅度曲线可知,时间基线超过 100 d 的干涉对其相干幅度水平基本上小于 0.1,出现了明显的正向有偏和幅度跳变两种现象。

由于缺少现场实测数据,DSI 技术通常假设地表目标在时间上长期是以线性速率运动的,可将相应的线性形变拟合误差用来定量评价 PL 算法的地表形变估计精度。由于 PSI 方法在图 4 中标记点 A 附近没有形变监测结果(见图 5(a)),图 8 仅展示了不同 PL 方法估计的点 A 形变序列估计值和线性形变拟合曲线。以第一景影像作为主影像,随着时间基线增加,PTA 和 EMI 两种方法估计的形变序列在时间上明显表现得不连续,在长时间基线情况下

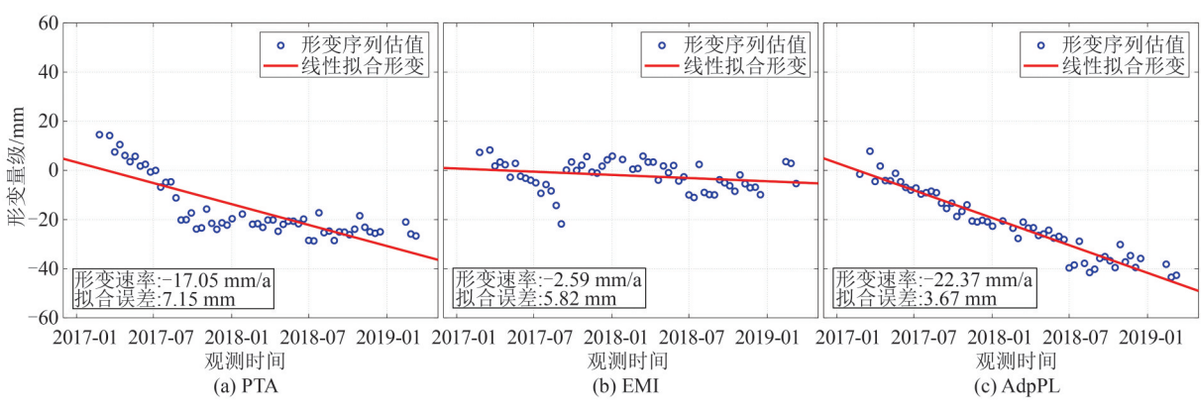
出现了向零方向靠近的趋势,其形变速率均低于AdpPL方法的估计结果(−22.37 mm/a)。因为点A是位于形变特征空间异质性较大的滑坡形变区域,这两种PL方法难以恢复超过180天时间基线的复杂干涉条纹,导致干涉相位出现模糊现象,见图6。在形变估计精度方面,上述3种PL方法的点A线性形变拟合误差(mm)的数值排序为PTA(7.15)>EMI(5.82)>AdpPL(3.67)。



(a) 时序相干幅度矩阵 (b) 时序相干幅度曲线

图7 图4中标记点A的时序相干幅度失相干情况

Fig. 7 Time-Series Coherence Amplitude Matrix and Curve of Point A Marked in Fig. 4



(a) PTA (b) EMI (c) AdpPL

图8 不同PL方法估计的图4中标记点A形变序列估计值和线性形变拟合曲线

Fig. 8 Deformation Series Estimates and Linear Deformation Fitting Curve of Point A Marked in Fig. 4 Under Different PL Methods

5.5 TSInSAR算法效率对比

在§4.4提及的相同硬件配置下,本文利用MATLAB编程软件实现了PSI方法和PTA、EMI、AdpPL 3种PL方法从时序单视复数SAR影像得到系统相位序列的相位优化过程,其时间运算成本如表3所示。PSI方法仅需计算振幅离差指数和构建差分干涉图,便可完成PS目标的相位优化过程,在计算效率方面表现出明显的优势;不同于PSI方法,PL方法通过空间多视处理、同质像素滤波和时序相位重构等复杂操作,才能实现DS目标的相位优化过程,需要更多的运算时间。基于非线性迭代的PTA和基于自适应正则化的AdpPL两种方法均需要大量计算时间,而基于单次特征值分解的EMI方法所需时间更少。

表3 真实实验中不同TSInSAR方法的时间运算成本对比/s

Table 3 Comparison of Computation Cost of Different TSInSAR Methods in Real Experiment/s

效率指标	PSI	PTA	EMI	AdpPL
运算时间	5.2	2232.8	194.8	4982.7

6 结论与展望

自2008年PL方法被提出以来,大量学者针对如何抑制失相干的问题,从相位精度和算法效率两方面进行了大量研究,提出了包含PTA、PCA、EMI、StBAS和AdpPL在内的一系列经典方法,并成功应用于城市沉降、基础设施、矿山塌陷、滑坡隐患等地表形变监测领域。此外,PL方

法也能够用于海量SAR数据压缩处理和森林场景层析SAR相位校正处理,有望能够提高其他地学领域参数反演的准确性。但是,PL技术也存在自身的局限性,例如,现有正则化解算无法兼顾相位精度和计算效率两方面,现有PL方法尚未考虑土壤湿度等物理因素变化对于相位一致性的影响机制,目前时间失相干模型无法准确描述自然场景内散射体的时变特性等。本文实验的相关数据与算法代码已上传至GitHub网站:https://github.com/shen-pengsar,欢迎同行专家下载交流。

近年来,星载SAR卫星朝着多波段、多极化和高时空分辨率的方向蓬勃发展,如TerraSAR-X/TanDEM-X、Cosmo-Skymed-X、Sentinel-1、SAOCOM-1、ALOS-1/2/4、LT-1、HT-1等,还有未来即将发射的双频NISAR、TanDEM-L、ROSE-L和P波段BIOMASS卫星等,为TSInSAR形变监测理论与方法提供丰富的数据支撑。因此,长波段数据时间失相干小,但是相位观测敏感性低,短波段则相反,多波段同时段观测数据(如双频NISAR-S/L卫星)能够为PL优化提供相关的辅助或者互补信息;随着时序极化数据的丰富,如何进一步挖掘SAR影像的多极化信息在系统相位估计的潜力,是目前PL技术的新兴研究热点[44-46];面向严重时间失相干的植被覆盖区,如何减少植被区形变监测盲区并准确捕捉林下形变信号,一直是PL方法研究面临的技术挑战。随着米级甚至分米级高分辨率影像的出现,SAR影像的场景非均质性问题愈发突出,如何提出一种基于非高斯分布模型的极大似然估计方法,可能是未来该技术的主要研究方向。

参　考　文　献

[1] 舒宁. 雷达影像干涉测量原理[M]. 武汉:武汉大学出版社, 2003.
SHU Ning. Principle of Radar Image Interferometry [M]. Wuhan: Wuhan University Press, 2003.

[2] 朱建军, 李志伟, 胡俊. InSAR变形监测方法与研究进展[J]. 测绘学报, 2017, 46(10): 1717-1733.
ZHU Jianjun, LI Zhiwei, HU Jun. Research Progress and Methods of InSAR for Deformation Monitoring[J]. *Acta Geodaetica et Cartographica Sinica*, 2017, 46(10): 1717-1733.

[3] XUE F Y, LÜ X L, DOU F J, et al. A Review of Time-Series Interferometric SAR Techniques: A Tutorial for Surface Deformation Analysis [J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Magazine*, 2020, 8(1): 22-42.

[4] 李振洪, 宋闯, 余琛, 等. 卫星雷达遥感在滑坡灾害探测和监测中的应用:挑战与对策[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2019, 44(7): 967-979.
LI Zhenhong, SONG Chuang, YU Chen, et al. Application of Satellite Radar Remote Sensing to Landslide Detection and Monitoring: Challenges and Solutions[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2019, 44(7): 967-979.

[5] HANSSEN B R F. Radar Interferometry: Data Interpretation and Error Analysis [M]. Dordrecht: Kluwer Academic, 2001.

[6] 李振洪, 刘经南, 许才军. InSAR数据处理中的误差分析[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2004, 29(1): 72-76.
LI Zhenhong, LIU Jingnan, XU Caijun. Error Analysis in InSAR Data Processing[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2004, 29(1): 72-76.

[7] 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.

[8] FERRETTI A, PRATI C, ROCCA F. Permanent Scatterers in SAR Interferometry[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2002, 39(1): 8-20.

[9] OSMANOĞLU B, SUNAR F, WDOWINSKI S, et al. Time Series Analysis of InSAR Data: Methods and Trends[J]. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 2016, 115: 90-102.

[10] HOOPER A, ZEBKER H, SEGALL P, et al. A New Method for Measuring Deformation on Volcanoes and Other Natural Terrains Using InSAR Persistent Scatterers[J]. *Geophysical Research Letters*, 2004, 31(23): L23611.

[11] BERARDINO P, FORNARO G, LANARI R, et al. A New Algorithm for Surface Deformation Monitoring Based on Small Baseline Differential SAR Interferograms[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2002, 40(11): 2375-2383.

[12] 李珊珊, 李志伟, 胡俊, 等. SBAS-InSAR技术监测青藏高原季节性冻土形变[J]. 地球物理学报, 2013, 56(5): 1476-1486.
LI Shanshan, LI Zhiwei, HU Jun, et al. Investigation of the Seasonal Oscillation of the Permafrost over Qinghai-Tibet Plateau with SBAS-InSAR Algorithm[J]. *Chinese Journal of Geophysics*, 2013, 56(5): 1476-1486.

[13] GUARNIERI A M, TEBALDINI S. On the Exploitation of Target Statistics for SAR Interferometry Applications[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2008, 46(11): 3436-3443.

[14] FERRETTI A, FUMAGALLI A, NOVALI F, et al. A New Algorithm for Processing Interferometric Data-Stacks: SqueeSAR[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2011, 49(9): 3460-3470.

[15] 廖明生, 王腾. 时间序列InSAR技术与应用[M]. 北京: 科学出版社, 2014.
LIAO Mingsheng, WANG Teng. Time Series InSAR Technology and Its Application[M]. Beijing: Science Press, 2014.

[16] CASU F, ELEFANTE S, IMPERATORE P, et al. SBAS-DInSAR Parallel Processing for Deformation Time-Series Computation[J]. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 2014, 7(8): 3285-3296.

[17] FORNARO G, VERDE S, REALE D, et al. CAESAR: An Approach Based on Covariance Matrix Decomposition to Improve Multibaseline - Multitemporal Interferometric SAR Processing[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2015, 53(4): 2050-2065.

[18] CAO N, LEE H, JUNG H C. A Phase-Decomposition-Based PSInSAR Processing Method[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2016, 54(2): 1074-1090.

[19] SAMIEI-ESFAHANY S, MARTINS J E, VAN LEIJEN F, et al. Phase Estimation for Distributed Scatterers in InSAR Stacks Using Integer Least Squares Estimation[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2016, 54(10): 5671-5687.

[20] ANSARI H, de ZAN F, BAMLER R. Efficient Phase Estimation for Interferogram Stacks[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2018, 56(7): 4109-4125.

[21] SHEN P, WANG C C, AN B. AdpPL: An Adaptive Phase Linking-Based Distributed Scatterer Interferometry with Emphasis on Interferometric Pair Selection Optimization and Adaptive Regularization[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2023, 295: 113687.

[22] SEYMOUR M S, CUMMING I G. Maximum Likelihood Estimation for SAR Interferometry[C]// 1994 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium, Pasadena, CA, USA, 2002.

[23] ZEBKER H A, VILLASENOR J. Decorrelation in Interferometric Radar Echoes[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 1992, 30(5): 950-959.

[24] ROCCA F. Modeling Interferogram Stacks[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2007, 45(10): 3289-3299.

[25] PARIZZI A, CONG X, EINEDER M. First Results from Multifrequency Interferometry. a Comparison of Different Decorrelation Time Constants at L, C, and X Band[C]// ESA FRINGE Workshop 2009, Frascati, Lazio, Italian, 2009.

[26] JENNISON R C. A Phase Sensitive Interferometer Technique for the Measurement of the Fourier Transforms of Spatial Brightness Distributions of Small Angular Extent[J]. *Monthly Notices of the Royal Astronomical Society*, 1958, 118(3): 276-284.

[27] DE ZAN F, ZONNO M, LÓPEZ-DEKKER P. Phase Inconsistencies and Multiple Scattering in SAR Interferometry[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2015, 53(12): 6608-6616.

[28] LEE J S, POTTIER E. Polarimetric Radar Imaging: From Basics to Applications[M]. Boca Raton: CRC Press, 2017.

[29] GOODMAN N R. Statistical Analysis Based on a Certain Multivariate Complex Gaussian Distribution (an Introduction)[J]. *The Annals of Mathematical Statistics*, 1963, 34(1): 152-177.

[30] ZHAO C J, LI Z, TIAN B S, et al. A Ground Surface Deformation Monitoring InSAR Method Using Improved Distributed Scatterers Phase Estimation[J]. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 2019, 12(11): 4543-4553.

[31] WANG C S, WANG X S, XU Y P, et al. A New Likelihood Function for Consistent Phase Series Estimation in Distributed Scatterer Interferometry[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2022, 60: 5227314.

[32] JIANG M, GUARNIERI A M. Distributed Scatterer Interferometry with the Refinement of Spatiotemporal Coherence[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2020, 58(6): 3977-3987.

[33] SHEN P, WANG C C, LUO X J, et al. Interferometric Phase Reconstruction with Temporal Decorrelation Model Constraints for Time-Series InSAR Surface Deformation Monitoring[J]. *International Journal of Digital Earth*, 2024, 17(1): 2426511.

[34] WANG Y Y, ZHU X X. Robust Estimators for Multipass SAR Interferometry[J]. *IEEE Transac-*

tions on Geoscience and Remote Sensing, 2016, 54(2): 968-980.

[35] ZWIEBACK S. Cheap, Valid Regularizers for Improved Interferometric Phase Linking [J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2022, 19: 4512704.

[36] ANSARI H, DE ZAN F, BAMLER R. Sequential Estimator: Toward Efficient InSAR Time Series Analysis[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2017, 55(10): 5637-5652.

[37] HO TONG MINH D, NGO Y N. Compressed SAR Interferometry in the Big Data Era[J]. *Remote Sensing*, 2022, 14(2): 390.

[38] TEBALDINI S, ROCCA F, d'ALESSANDRO M M, et al. Phase Calibration of Airborne Tomographic SAR Data via Phase Center Double Localization[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2016, 54(3): 1775-1792.

[39] CAO N, LEE H, JUNG H C. Mathematical Framework for Phase-Triangulation Algorithms in Distributed-Scatterer Interferometry[J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2015, 12(9): 1838-1842.

[40] LI H C, DONG J, WANG Y A, et al. Monitoring Surface Deformation Using Distributed Scatterers InSAR [J]. *Journal of Geodesy and Geoinformation Science*, 2024, 7(1): 42-58.

[41] GUARNIERI A M, TEBALDINI S. Hybrid Cramér - Rao Bounds for Crustal Displacement Field Estimators in SAR Interferometry [J]. *IEEE Signal Processing Letters*, 2007, 14(12): 1012-1015.

[42] ANSARI H, DE ZAN F, PARIZZI A. Study of Systematic Bias in Measuring Surface Deformation with SAR Interferometry[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2021, 59(2): 1285-1301.

[43] LEE J S, GRUNES M R, KWOK R. Classification of Multi-look Polarimetric SAR Imagery Based on Complex Wishart Distribution [J]. *International Journal of Remote Sensing*, 1994, 15(11): 2299-2311.

[44] SHEN P, WANG C C, HU C H, et al. JPPL: A Joint-Polarization Phase Linking Algorithm for Phase Optimization of TSPolInSAR Data[J]. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 2022, 112: 102889.

[45] WANG Y A, LUO J Y, DONG J, et al. Sequential Polarimetric Phase Optimization Algorithm for Dynamic Deformation Monitoring of Landslides[J]. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 2024, 218: 84-100.

[46] 赵峰, 张雷昕, 王腾, 等. 城市地表形变的双极化Sentinel-1数据极化时序InSAR技术监测[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2022, 47(9): 1507-1514.
ZHAO Feng, ZHANG Leixin, WANG Teng, et al. Polarimetric Persistent Scatterer Interferometry for Urban Ground Deformation Monitoring with Sentinel-1 Dual Polarimetric Data[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2022, 47(9): 1507-1514.