

精确提取 InSAR 时间去相关分量的方法

田 馨¹, 廖明生²

(1. 东南大学 交通学院测绘工程系, 江苏 南京 210096;
2. 武汉大学 测绘遥感信息工程国家重点实验室, 湖北 武汉 430079)

摘要: 提出了一种干涉合成孔径雷达(InSAR, Synthetic Aperture Radar Interferometry)回波信号时间去相关分析的新方法, 该方法主要包括三个步骤: 采用自适应区域增长算法(IDAN, Intensity-Driven Adaptive Neighborhood)估计所有干涉子集的相干性; 利用迭代最小二乘去除估计量偏差; 采用相干性分解技术对无偏样本相干性进行分离, 获得精确的时间去相关分量。以美国南加州洛杉矶地区的 ENVISAT ASAR 数据集为例, 对新方法和现有方法进行了比较研究。结果表明, 新的融合算法能够获得更加可靠、精度更高的时间去相关分量, 并具有非阈值和近乎完全的自适应性。本文的研究将有利于改善与时间相干性有关的地球物理参数反演, 也有利于地表变化周期性和随时间变化的气候环境实时监测等。

关 键 词: 合成孔径雷达干涉测量; 相干性估计; 相干性分解; 时间去相关分析

中图分类号:P237 文献标识码:A

Accurate extraction of InSAR temporal decorrelation component

TIAN Xin¹, LIAO Ming-Sheng²

(1. Department of Surveying & Mapping Engineering, School of Transportation, Southeast University, Nanjing 210096, China;
2. State Key Laboratory of Information Engineering in Surveying, Mapping and Remote Sensing,
Wuhan University, Wuhan 430079, China)

Abstract: We presented a novel approach for accurate temporal coherence decorrelation analysis of InSAR echo signal. The proposed algorithm is divided into three steps: Firstly, using the modified Intensity-Driven Adaptive Neighborhood (IDAN) algorithm to estimate interferometric coherence; then using least squares fitting to remove deviation; finally, obtaining accurate temporal coherence decorrelation component with coherence decomposition technique by separating approximate unbiased coherence. We analyzed the ENVISAT ASAR data from the area of Los Angeles with the new method. The result was compared with the existing methods. The result shows that the new fusion algorithm is able to obtain more reliable and accurate temporal coherence decorrelation component. Meanwhile, the characteristics for the new method of non-threshold and almost adaptive performance were proved.

Key words: synthetic aperture radar interferometry (InSAR), coherence estimation, coherence decomposition, temporal decorrelation analysis

PACS: 84.40. Xb

引言

星载重复轨道合成孔径雷达干涉测量(InSAR)作为最具潜力的对地观测技术之一^[1-2], 是精确测量地物三维空间位置及其微小变化的一种新型探测手

段, 在地形测绘、资源调查、灾害监测和国家空间数据基础设施建设中具有十分重要的作用^[3-5]。目前, InSAR 技术在理论上日趋成熟, 但在实际应用中仍有许多问题亟待解决, 如大气信号和各种去相关因素对测量精度的影响等^[6-8]。

收稿日期:2015-12-13, 修回日期:2016-04-01

Received date: 2015-12-13, revised date: 2016-04-01

基金项目:江苏省自然科学基金青年基金(BK20140625), 测绘遥感信息工程国家重点实验室开放基金(14R03), 国家自然科学基金(41471373)

Foundation items: Supported by Natural Science Foundation of Jiangsu Province of Youth (BK20140625), Open Research Fund of State Key Laboratory of Information Engineering in Surveying, Mapping and Remote Sensing (14R03), National Natural Science Foundation of China (41471373)

作者简介(Biography): 田 馨(1983-), 女, 博士, 主要研究方向为雷达遥感和 InSAR 形变监测等。E-mail: tianxin@seu.edu.cn

在这些限制及其误差源之中,因卫星重访周期引起的地表后向散射属性的变化尤其重要(即时间去相关)^[8].对于不同的地表类型,时间去相关量级有着显著差异.特别是在植被区,因外部环境引起的时间去相关较其它地物类型更加显著,这使得在植被覆盖区利用 InSAR 技术进行地表监测变得更为困难^[9].正是由于这一特点,国际上诸多学者利用 SAR 回波信号在时间尺度上的去相关敏感度不同,对地表参数进行分类和提取,进而对地形地貌结构得到更为细致深刻的认识,取得了较为瞩目的成果^[10-13].

地表参数提取的精度直接取决于时间去相关分量提取的精度,如时间去相关的量级变化反映成像时刻甚至成像期间的环境变化,精确提取不同地表类型的干涉相干性显著提高分类精度等^[3,9].由于 SAR 干涉机理的复杂性,要从各种去相关误差源中准确地提取时间分量仍存在着诸多问题,包括如何从 SAR 干涉对中获得精确的相干性观测,采用何种方法将观测的各个分量进行分离等.而目前研究都限于常规方法,即以有偏的相干观测作为数据源,采用空间基线较小的干涉对减弱空间去相关(例如 $B_{\text{perp}} \leq 30 \text{ m}$),以便获取时间去相关分量^[11-13],或直接假设相干观测源完全由时间去相关决定^[14].从理论上来说,这些方法都很难获得可靠的观测结果.基于此,本文的研究目标是在发展相干性偏差纠正方法的基础上,将精确观测数据与相干性分解技术相融合,在实际应用的背景下减弱假设前提,提取出时间去相关分量,进而改善与时间相干性有关的地球物理参数反演精度.

1 理论与方法

1.1 相干性估计

在利用 InSAR 技术进行地球物理参数反演中,相干性的精确估计是最为重要的步骤之一,也是决定反演精度的关键^[15].理论上,相干系数定义在两个随机平稳序列 $s_1(t)$ 和 $s_2(t)$ 上.但在实际应用中,SAR 传感器并不能获得同一时刻的多次观测,因此往往假设平稳过程 $s_1(t), s_2(t)$ 是各态历经的,在估计窗口中用个像素的空间平均替代汇集平均,以统计量 $\hat{\gamma}$ 作为 L 真实相干值的估计^[16-17]:

$$\hat{\gamma} = \frac{\left| \sum_{i=1}^L s_1(i) s_2^*(i) \right|}{\sqrt{\sum_{i=1}^L |s_1(i)|^2 \sum_{i=1}^L |s_2(i)|^2}}. \quad (1)$$

在小样本 L 的情况下,估计量 $\hat{\gamma}$ 随着相干性的增加渐进无偏.若要获得精确的估计,通常采用统计模型(6)对样本估计进行偏差纠正.然而,由于影像包含质地信息,对于一个估计窗口独立同分布的样本十分有限,往往导致统计模型无法使用;另一方面,影像质地导致样本异质性,同样会引起高估偏差^[17].为克服这些限制,本文将采用自适应区域增长方法避免异质像元,并采用迭代最小二乘建立偏差纠正模型.

1.2 修正的自适应区域增长法

在 InSAR 技术中,自适应区域增长方法(IDAN)首先被用于滤波 SAR 强度影像^[18].其基本思想是以每个待测像元为种子点,定义一定大小的窗口,在窗口内以 SAR 斑点噪声局部统计和区域增长算法为手段,选取与该种子点具有相同统计分布的点做为同质像元,估计窗由规则矩形转变为非规则窗口.虽然现已证明该方法具有较好的实用性,但仍存在一些不足,特别是在单视条件下,选取同质点的精度不足.

单视 SAR 强度影像 I 服从指数分布,其均值与标准偏差的比为恒量^[19]:

$$T_I = \frac{\sqrt{\text{Var}(I)}}{E(I)} = 1, \quad (2)$$

其中 $E(\cdot)$ 和 $\text{Var}(\cdot)$ 分别表示随机变量的期望和方差.而单视 SAR 幅度影像(Amplitude)服从瑞利分布,这一比值近乎为 T_I 的二分之一^[19]:

$$T_A = \frac{\sqrt{\text{Var}(A)}}{E(A)} = 0.5227. \quad (3)$$

在 IDAN 方法中,当滑动窗口内的任意像元落入区间 $CI_I = [-T_I, T_I]$,则被认为是它们同质像元.然而,与区间长度为 2 的 CI_I 相比, $CI_A = [-T_A, T_A]$ 的长度仅为约 1.04.区间长度越短,说明区间估计越可靠,所选的点精度越高^[19].相反,区间越大,说明分布离散度越大.对于均值相近(表现为质地差异不显著)的两个点, CI_A 与 CI_I 相比,误选它们为同质像元的概率将显著减小.

另外,在单视条件下指数分布的均值偏离其峰值.若假设 $CI_I = [u - 2\delta, u + 2\delta]$,其中均值 $u = E(I)$ 和标准差 $\delta = \sqrt{\text{Var}(I)}$,则被接受像元的取值范围如图 1(a)中阴影区所示.注意均值左边区域以大概率趋近于 0,概率随着远离均值而增加.因此,无论均值 u 取何值,那些后向散射接近于 0 的点都将会大概率被误选为种子点的同质点.相反,如图 1(b),由于瑞利分布呈钟形分布,那些远离均值的点,被误

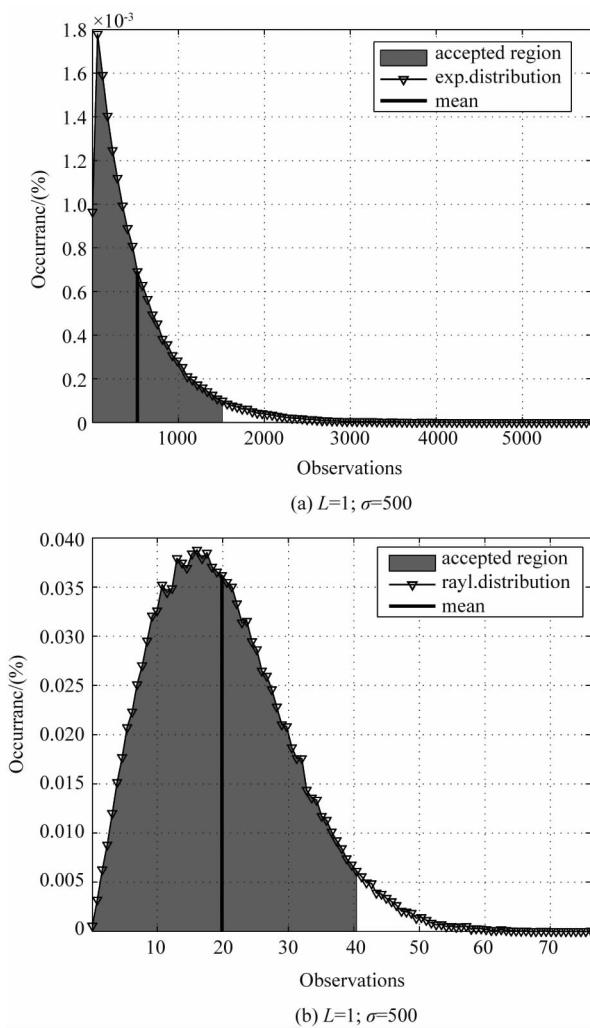


图 1 单视 $L = 1$ 时, SAR 强度影像和幅度影像的概率分布图

σ 表示无噪声条件下的后向散射系数值^[19]

Fig. 1 $L = 1$, the probability distribution of SAR intensity image and amplitude image

σ is the backscattering coefficient under the condition of no noise^[19]

选为同质点的概率更小.

基于以上两点,修正 IDAN 方法,使其在单视条件下工作,具体步骤为:

1) 初步估计种子点:对于当前种子点 $P(m, n)$ (m, n 为像素索引编号),定义小窗口(3×3)并取窗口内幅度的 20% 截尾均值作为 $P(m, n)$ 的初始值 $\hat{P}(m, n)$.

2) 区域增长:对邻域内 8 像素进行选点,初步寻找与种子点同分布的像素 $P(m', n')$. 选择条件为:

$$\frac{\|P(m', n') - \hat{P}(m, n)\|}{\|\hat{P}(m, n)\|} \leq T_A^L, \quad (4)$$

其中 $\|\cdot\|$ 表示向量的长度, 阈值 T_A^L 是变化系数, 当视数 $L = 1$ 时, $T_A^L = T_A$ (见式(3)). 当 $L \neq 1$ 时, 有 $T_A^L = T_A / \sqrt{L}$. 对于检验过并不满足条件(4)的像素, 全部视为背景像素. 对任意满足条件的像素, 重新以该像素为种子值, 继续寻找同类像素, 直到满足定义的最大像元数 N_{\max} 或再无满足式(4)后终止.

3) 提炼种子点: 截尾均值并不是稳健的统计, 在此将 $P(m, n)$ 初始选择的同类像素平均, 获得更加可靠初始值 $\bar{P}(m, n)$.

4) 类似于步骤 2), 对像素进行第二次筛选, 选择对象仅为背景像素. 此步骤将 $\bar{P}(m, n)$ 替换成 $\hat{P}(m, n)$, 并放大阈值至 $2T_A^L$.

点 $P(m, n)$ 是矢量, 包含了一个干涉组合的同名数据点, 其定义为:

$$P(m, n) = [A_1(m, n), A_2(m, n)]^T. \quad (5)$$

图 2 给出了常规规则窗与修正的 IDAN 方法选点的实例. 对于包含质地的 SAR 影像, 自适应方法(a)能够更加稳健地选择那些同类像素, 而规则窗口(b)同时包含了两种分布的样本. 因此, 待估点的相干性矩阵(c)和(d)的差异十分显著.

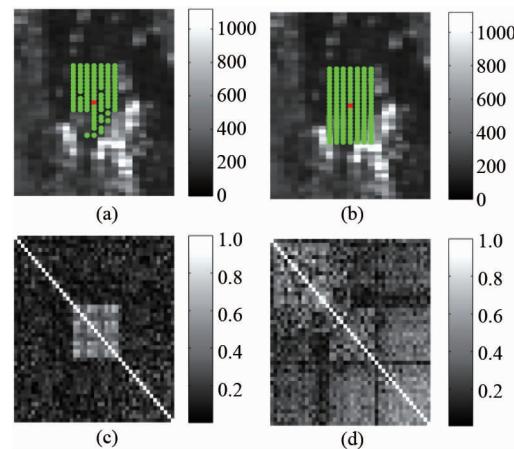


图 2 同名点的相干性估计 (a) 修正的 IDAN 方法, (b) 规则窗方法; 其中红色点代表种子点, 绿色点表示选取的样本点, (c) 对应(a)中种子点的相干性矩阵, (d) 对应(b)中种子点的相干性矩阵

Fig. 2 Coherence estimation of homologous points (a) the modified IDAN, (b) the method with regular windows; seed point in red and sample points in green, (c) coherence covariance matrix of seed point in (a), (d) coherence covariance matrix of seed point in (b)

1.3 偏差纠正

传统偏差纠正方法采用样本相干性均值逼近期望, 对统计模型进行反演^[16]. 然而现实中的样本数是有限的, 用均值逼近期望并反推真值的方法非常

困难,甚至无法实现^[17].另一方面,目前统计模型中的超几何函数运算也十分耗时.基于此,本文提出根据 Monte Carlo 随机试验估计样本数 L 和样本相干性均值 $\bar{\gamma}$ 对应的真值,再采用最小二乘曲面拟合出多项式模型.具体地,无偏估计 $\tilde{\gamma}$ 近似为:

$$\gamma \approx \tilde{\gamma} = XMY^T, \quad (6)$$

其中, $X = [1, \bar{\gamma}, \bar{\gamma}^2, \bar{\gamma}^3, \bar{\gamma}^4, \bar{\gamma}^5]$, $Y = [1, L, L^2, L^3, L^4, L^5]$, M 是 6×6 系数矩阵,由最小二乘方法解得:

$$M = \begin{bmatrix} -2.85 & 0.14 & -3.65 \times 10^{-3} & 5.32 \times 10^{-5} & 4.10 \times 10^{-7} & 1.31 \times 10^{-9} \\ 16.78 & 0.46 & 7.61 \times 10^{-3} & -6.47 \times 10^{-5} & 2.21 \times 10^{-7} \\ -38.79 & 0.64 & 5.80 \times 10^{-3} & 2.16 \times 10^{-5} \\ 50.49 & -0.42 & 1.59 \times 10^{-3} \\ -33.66 & 0.11 & 9.02 \end{bmatrix}$$

从拟合曲面及其残差示意图图 3 可以看出,曲面与真值的残余最大为 0.09,而绝大多数情况下残差几乎为 0.

在实际应用中,参与相干性计算的样本数 L 已知,样本相干性均值 $\bar{\gamma}$ 可由同质点的样本平均得到.由式(6),可获得每个像素的无偏估计值 $\tilde{\gamma}$.

1.4 相干性分解

在获取近似无偏的观测样本之后,融合相干性分解技术可以提取时间去相关分量.观测 $\tilde{\gamma}$ 由以下五部分组成^[8]:

$$\tilde{\gamma} = \tilde{\gamma}_{\text{temp}} \cdot \tilde{\gamma}_{\text{geo}} \cdot \tilde{\gamma}_{\text{vol}} \cdot \tilde{\gamma}_{\text{thermal}} \cdot \tilde{\gamma}_{\text{DC}}, \quad (7)$$

其中 $\tilde{\gamma}_{\text{temp}}$ 为时间去相关; $\tilde{\gamma}_{\text{geo}}$ 为几何去相关,它是 SAR 系统参数和垂直基线的函数; $\tilde{\gamma}_{\text{vol}}$ 是体去相关,取决于 SAR 系统参数和分辨率单元高度差,在植被区,这一高度差等于植被高; $\tilde{\gamma}_{\text{thermal}}$ 为系统热噪声去相关,对于高频 SAR 系统,该项的影响较小,实际中往往忽略不计或为恒量^[13]; $\tilde{\gamma}_{\text{DC}}$ 为多普勒质心去相关,量级取决于两次成像的多普勒质心差.由于高度差在没有外部数据辅助的情况下很难确定,并且体去相关仅在植被较高的针叶林和积雪区域产生较大影响,所以在本文研究中不涉及该项,假设 $\tilde{\gamma}_{\text{vol}} = 1$.因此,时间去相关分量可表示为:

$$\tilde{\gamma}_{\text{temp}} \approx \frac{\tilde{\gamma}}{\tilde{\gamma}_{\text{geo}} \cdot \tilde{\gamma}_{\text{thermal}} \cdot \tilde{\gamma}_{\text{DC}}}. \quad (8)$$

几何分量 $\tilde{\gamma}_{\text{geo}}$ 可以通过外部 DEM 提取局部入射角获得:

$$\tilde{\gamma}_{\text{geo}} = 1 - \left| \frac{\Delta f}{B_w} \right| = 1 - \left| \frac{cB_{\perp}}{B_w \lambda R \tan(\theta - \alpha)} \right|, \quad (9)$$

其中 Δf 表示波束变换,它是光速 c 、垂直基线 B_{\perp} 、波长 λ 、卫星到目标距 R 以及局部入射角 $\theta - \alpha$ 的函

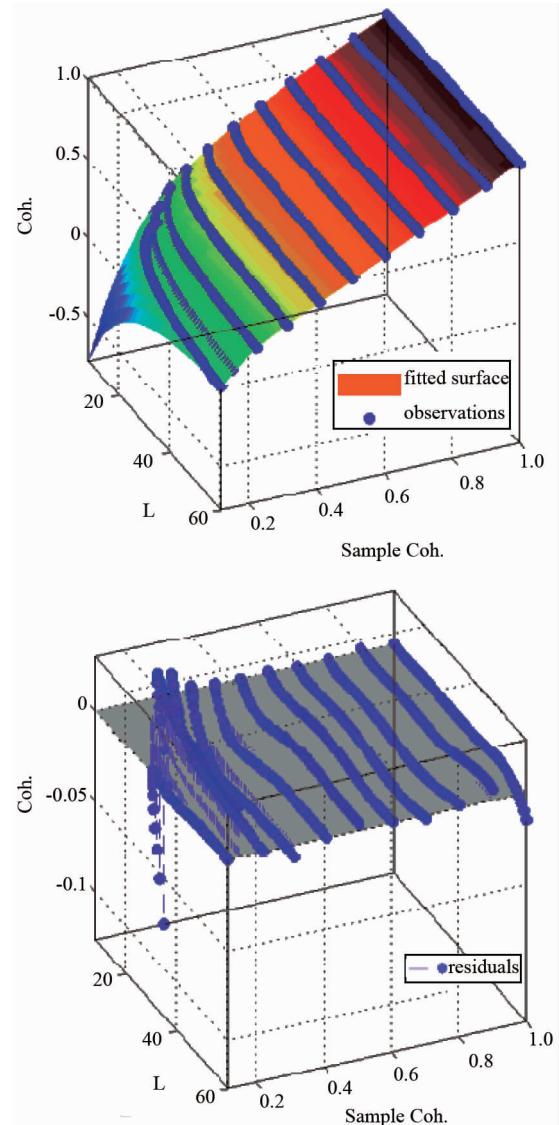


图 3 多项式偏差拟合及其残差

Fig. 3 Deviation fitting of the polynomial and residual

数. B_w 代表发射的脉冲信号距离向频率带宽.除坡度角 α ,以上变量均已知.根据相干性分解技术^[20],坡度角可以由外部 DEM 获得:

$$\alpha = \arctan\left(\frac{\sin(\theta)}{\Delta R/\Delta h + \cos(\theta)}\right), \quad (10)$$

$\Delta R = c/2B_w$ 为斜距向分辨率, Δh 是雷达坐标系下相邻两点高程差.从多普勒多项式中估计多普勒频率质心差 Δf_a ,联合方位向带宽 B_a 求解多普勒质心去相关 $\tilde{\gamma}_{\text{DC}} = (B_a - |\Delta f_a|)/B_a$.

图 4 展示的是相干性分解的实例,选取的数据为 2007 年 9 月与 2007 年 12 月的一组干涉对,垂直基线约为 443 m.由于空间去相关,图 4(a)中的原始观测显示出整体低相干性.图 4(c)和(d)分别表

示了该干涉对的几何和多普勒去相关分量,在对原始(a)分解出上述两个分量之后,得到时间去相关分量(b),它在不同地物特征下表现出更强的对比度.例如,山区多植被,相干性较差.而在城区,由于人造建筑的强后向散射特性,相干性量级显著提升,对比度增强.

2 实验分析

2.1 实验数据与实验区

实验采用的数据是成像于美国南加州地区 ENVISAT ASAR 影像集. 由于提取时间去相关分量对成像时刻的气候环境十分敏感^[8,21], 本文从美国加州农业与自然资源大学(University of California Agriculture and Natural Resources)的气候资料数据库中收集了成像时刻 SAR 影像的气候数据. 在这些资料的参考下, 挑选出 20 景成像时刻外部环境较一致的 SLC 影像进行数据处理(见表 1).

考虑到不同地物类型的去相干特征不同, 在实验中对成像区域内的三类地物进行时间序列分析, 分别为水体、裸地以及常绿树林. 选取的区域及其在 SAR 成像区的位置如图 5 所示.

2.2 数据处理

首先对 20 景 SAR 影像进行辐射校正和子像素级配准后, 再进行干涉处理, 总共获取 190 景干涉

表 1 SAR 数据与气候资料

Table 1 SAR and climate data

编号	成像时间 (yyyymmdd)	温度 (F)			降雨量 (In)	平均风速 (m/s)
		Min	Mean	Max		
1	20051105	51.1	59.5	72	0	0.4113
2	20051210	52	60.9	73.9	0.03	0.6169
3	20060325	53.1	59.3	70	0	0.9254
4	20060429	59	63.8	70	0	0.8762
5	20060603	64.4	75.5	91.4	0	0.5677
6	20060708	69.1	77.2	89.1	0	0.8226
7	20060812	69.1	74.9	84	0	0.6169
8	20060916	60.8	68.4	78.8	0	0.7734
9	20061021	60.1	70.3	89.1	0	0.5141
10	20061125	57	62.6	70	0	0.3621
11	20061230	44.6	54.4	68	0	0.3085
12	20070310	50	57.6	70	0	0.5141
13	20070414	53.1	62.2	73	0	0.979
14	20070519	57	61.9	72	0	0.7197
15	20070623	62.6	69.4	78.8	0	0.9254
16	20070728	68	75.2	86	0	0.8762
17	20070901	73	81.7	95	0	0.5141
18	20071006	53.1	62.7	75	0	0.7197
19	20071110	51.1	58.9	68	0	0.4649
20	20071215	45	54.2	69.1	0	0.5141

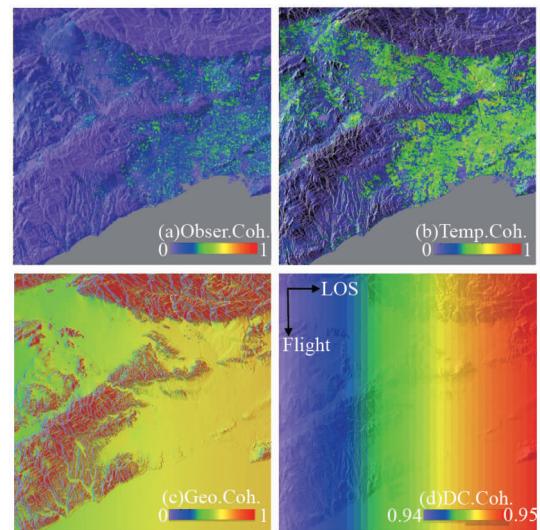


图 4 星载重复轨道干涉相干性分解 (a) 原始相干性观测, (b) 经相干性分解后得到的时间去相关分量, (c) 估计的几何去相关分量, (d) 估计的多普勒去相关分量. LOS 表示雷达视线方向, Flight 表示卫星飞行方向
Fig. 4 Coherence decomposition (a) original coherence, (b) temporal decorrelation after coherence decomposition, (c) geographical decorrelation estimation, (d) Doppler decorrelation estimation. LOS denotes line of sight, Flight denotes direction of flight

图. 考虑到临界基线对相干性分解精度的影响, 本文仅选用 $B_{\perp} \leq 600$ m 的干涉组合, 共计 176 景. 再以垂直基线 $B_{\perp} \leq 30$ m 为例, 选取 9 景干涉组合. 三

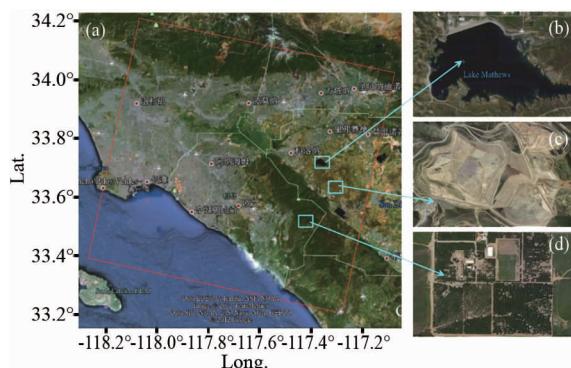


图 5 研究区概况 (a) SAR 影像覆盖范围 (红色边框), (b) 水域, (c) 裸地地区, (d) 森林区

Fig. 5 The overview of the study area (a) the coverage area of SAR data (red border), (b) water body, (c) bare land, and (d) forest

种方法被用于对比分析。第一种是本文提出的融合方法,即采用修正的 IDAN 方法选取同质点进行相干性估计,再采用模型(6)进行偏差纠正,最后对无偏观测量进行相干性分解(式(8)~(10));第二种基于传统方法,即常规规则窗估计相干性,不包含相干性分解和偏差纠正步骤;第三种仅使用 $B_{\perp} \leq 30 \text{ m}$ 的数据进行相干性估计,处理与第二种方法相一致。

2.3 数据分析

图 6 描述的是围绕在图 5(b)周围一块子区域 176 景相干图的时间平均。其中(a)是本文新方法,(b)为常规方法。从定性地角度看,它们在空间分布上有较大差异,图(b)的空间分辨率低,特别在城区相干性模糊且整体偏低,而(a)的空间分辨率得到改善,量级随地物特征变化更为显著。科洛纳城区部分的相干性明显提升,而山区和水域的相干性接近为零。考虑到影像序列的时间跨度最高高达 915 天,植被在环境和生长的作用下很难维持相干,而理论上水面的相干性趋于零。根据文献^[16]的方法,在不同参数配置下,若估计的相干值差异越小,证明算法越稳健可靠。为量化两种方法的差异,本文测试了当估计窗口分别为 9×9 与 13×13 时计算的相干值,并对样本分别进行了经验分布函数估计。从图 7(a)的结果来看,在新方法下分布函数之差要小于传统

方法,其最大离差约为 -0.5,而传统方法达到 -2.5。这说明偏差和异质样本对估计结果的影响是显著的,窗口越大,包含异质地物的概率越大,偏差就越明显,这也解释了传统方法的主要缺陷。另外,从图 7 的直方图可以看出两种方法在统计上的差异性,该差异源于传统方法相干性估计量产生的高估偏差。

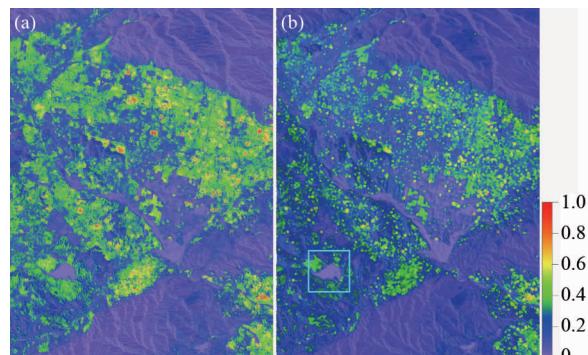


图 6 沿时间轴的时间去相关分量平均 (a) 本文新方法, (b) 传统方法

Fig. 6 Average value of temporal decorrelation (a) new method, and (b) typical method

最后,将图 5 三个区域估计的时间相干性分量分别绘制成时间的函数。图 8 子图中每个点均代表了当前区域单景相干图的空间均值。整体上,三种方法都可以看出相干性随着时间的增加呈指数性衰减,这在植被区和裸地区域尤其明显。在水域,新方法估计的相干值接近 0,与理论值相吻合,且函数坡度近似恒量。其它两种方法估计的相干值都接近于 0.2,说明存在着系统性偏差,证明本文相干性偏差纠正方法的有效性。在植被区域与裸地区域,常规方法的指数衰减不显著,空间离散度大。当仅采用小于 30 米空间基线的干涉对时,虽然存在较为明显的指数衰减关系,但时间分辨率的降低和观测有偏性难以满足观测各时刻相干性变化的需求。

表 2 给出了具体的量化数字特征。其中均值 (Mean) 反映了时间去相关分量的总体量级,标准偏差 (STD) 反映了干涉相干性的离散度,相关系数 (R^2) 反映了时间间隔与相干值的相关程度。从这些

表 2 研究区数字特征

Table 2 The digital features over surveyed areas

	新方法				常规方法				常规方法($B_{\perp} \leq 30 \text{ m}$)		
	Mean	STD	R^2	Mean	STD	R^2	Mean	STD	R^2		
森林	0.14	0.05	0.32	0.11	0.12	0.18	0.26	0.10	0.92		
裸地	0.20	0.10	0.63	0.15	0.18	0.34	0.32	0.16	0.92		
水域	0.03	0.01	0.38	0.10	0.03	0.20	0.13	0.03	0.65		

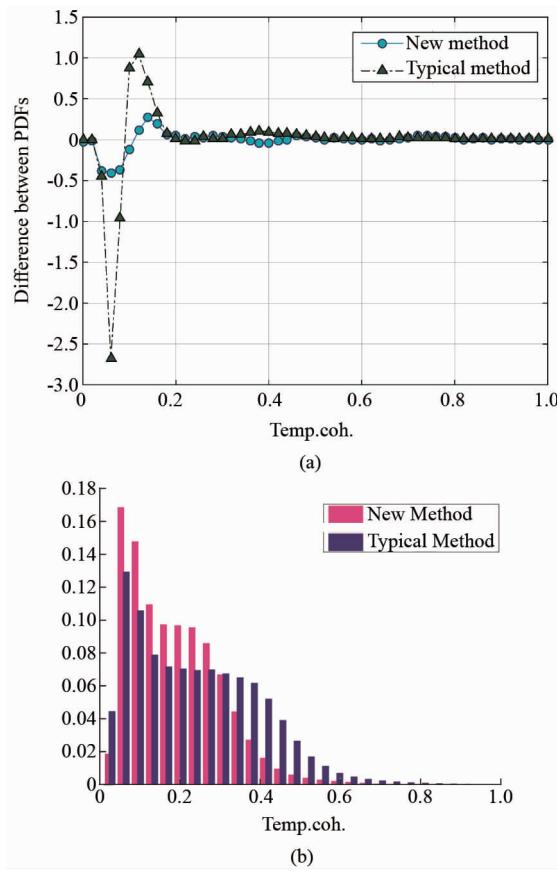


图 7 (a) 不同参数设置下经验分布函数之差对比图, (b) 图 6 方框区域相干性估计直方图对比

Fig. 7 (a) Difference between PDFs estimated with different parameter configurations, (b) histogram of coherence value over water area in Fig. 6 estimated from different methods

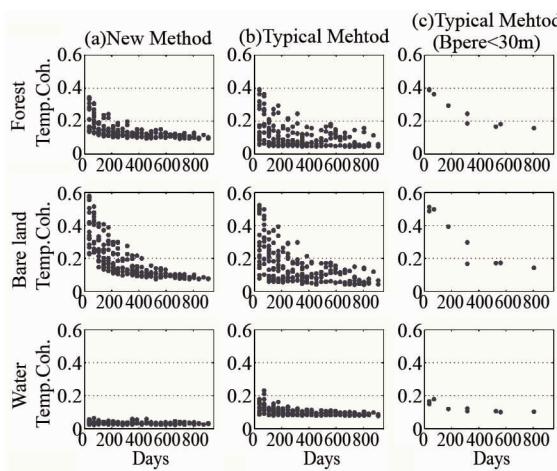


图 8 三种方法在三种地物类型下估计的时间去相关函数

Fig. 8 The function of temporal decorrelation for three methods in water, bare land and forest

数字特征可以看出各个算法对 InSAR 时间相干性估计的影响。例如,对于常规方法,林区、裸地、水域

的相干性均值差异很小,说明不同地物相干性属性变化不明显。相比之下,新算法更能体现出三种地物类型存在的差异,有助于基于相干性的分类。标准偏差这一项的统计结果,较常规方法,融合算法估计的 STD 更小,说明该估计具有稳健性。而短基线的方法,考虑到仅有 9 个样本,它的统计特性与前述 176 个样本不具有可比性。从 R^2 统计上看,虽然它的线性关系似乎更加明显,但其丢失的信息量也会引起产生一些实际的问题,比如不同季节下同一重返周期(图 8 中相同 Days 下)引起的相干性季节变化等,这也是前两种方法在林区和裸地的例子中出现较大离散度的原因之一。

3 结论

提出了一种 InSAR 回波信号时间去相关分析的融合算法,通过多种数据处理手段对时序数据集进行参数估计,进而更准确地提取时间去相关分量。本文的贡献主要集中在以下三个方面:1. 改进了自适应区域增长算法(IDAN)用于提取精确的相干系数,并兼顾影像空间分辨率;2. 利用最小二乘拟合建立了有偏估计、视数和无偏估计的函数模型,进而实际数据处理中能够去除估计量偏差,得到相干性的无偏估计,大大提高了运算效率;3. 采用相干性分解技术分解相干值,进而提取时间去相关分量。较之前的方法相比,新方法可以获得更加可靠和客观的时间去相关分量。研究结果将有助于基于相干性为观测源的对地观测应用,对地物特征提取,如森林树高探测等生物量恢复^[21]、冰川学参数反演,如物质平衡、累积区雪粒深度探测^[22]、分析地物季节性和周期性变化等提供参考。

致谢

感谢欧洲航空局通过中欧“龙计划”国际合作项目提供的 ENVISAT ASAR 卫星数据。感谢审稿人对论文手稿提出的宝贵建议。

References

- [1] GUO Hua-Dong. *Theory and application of radar earth observation* [M]. Beijing: Science Press (郭华东. 雷达对地观测理论与应用. 北京:科学出版社). 2000.
- [2] WANG Chao, ZHANG Hong, LIU Zhi. *Spaceborne synthetic aperture radar interferometry* [M]. Beijing: Science Press (王超,张红,刘智. 星载合成孔径雷达干涉测量. 北京:科学出版社). 2002.
- [3] LIAO Ming-Sheng, LIN Hui. *Synthetic aperture radar interferometry—principle and signal processing* [M]. Beijing: The Publishing House of Surveying and Mapping (廖明生,林晖. 雷达干涉测量学:原理与信号处理基础. 北京:测

- 绘出版社), 2003.
- [4] Massonnet D, Feigl K L. Radar interferometry and its application to changes in the earth's surface[J]. *Reviews of Geophysics*, 1998, **36**(4):441–500.
- [5] Mohr J J, Reeh N, Madsen S N. Three-dimensional glacial flow and surface elevation measured with radar interferometry[J]. *Nature*, 1998, **391**(6664): 273–276.
- [6] WAN Zi, SHAO Yun, XIE Chou, et al. The dual-aspect geometric correction method based on DEM using Radarsat-2 data[J]. *Journal of Infrared and Millimeter Waves*, (万紫,邵芸,谢酬,等. 基于 RADARSAT-2 数据的 SAR 图像双视向几何校正方法研究,红外与毫米波学报). 2011, **30**(2):167–172.
- [7] ZHAN Wen-Jun, LI Zhi-Wei, WEI Jian-Chao, et al. A strategy for modeling and estimating atmospheric phase of SAR interferogram[J]. *Chinese Journal Of Geophysics* (占文俊,李志伟,韦建超,等. 一种 InSAR 大气相位建模与估计方法,地球物理学报). 2015, **58**:2320–2329.
- [8] Zebker H. A, Villasenor J. Decorrelation in interferometric radar echoes[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 1992, **30**(5):950–959.
- [9] TIAN Xin, LIAO Ming-Sheng. The analysis of conditions for InSAR in the field of deformation monitoring[J]. *Chinese J. Geophys* (田馨,廖明生. InSAR 技术在监测形变中的干涉条件分析. 地球物理学报), 2013, **56**(3):812–823.
- [10] Santoro M, Shvidenko A, McCallum I, et al. Properties of ERS-1/2 coherence in the Siberian boreal forest and implications for stem volume retrieval[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2007, **106**:154–172.
- [11] Simard M, Hensley S, Lavalle M, et al. An empirical assessment of temporal decorrelation using the uninhabited aerial vehicle synthetic aperture radar over forested landscapes[J]. *Remote Sensing*, 2012, **4**: 975–986.
- [12] Tanase M A, Santoro M, Wegmüller U, et al. Properties of X-, C-and L-band repeat-pass interferometric SAR coherence in Mediterranean pine forests affected by fires[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2010, **114**:2182–2194.
- [13] Wei M, Sandwell D T. , Decorrelation of L-band and C-band interferometry over vegetated areas in California[J]. *Geoscience and Remote Sensing, IEEE Transactions on*, 2010, **48**(7):2942–2952.
- [14] Koskinen J T, Palliainen J, Hyppä J M, et al. The seasonal behavior of interferometric coherence in boreal forest [J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2001, **39**:820–829.
- [15] Jiang M, Ding X, Li Z, et al. InSAR coherence estimation for small data sets and its impact on temporal decorrelation extraction[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2014, **52**(10):6584–6596.
- [16] Jiang M, Ding X, Hanssen R, et al. Fast statistically homogeneous pixel selection for covariance matrix estimation for multitemporal InSAR[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2015, **53**(3):1213–1224.
- [17] Jiang M, Ding X, Li Z. Hybrid approach for unbiased coherence estimation for multitemporal InSAR [J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2014, **52**(5):2459–2473.
- [18] Vasile G, Trouvé E, Lee J S, et al. Intensity-driven adaptive-neighborhood technique for polarimetric and interferometric SAR parameters estimation[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2006, **44**: 1609–1621.
- [19] Oliver C, Quegan S. *Understanding synthetic aperture radar images*[M]. SciTech Publishing, 2004.
- [20] Wang T, Liao M, Perissin D. InSAR coherence-decomposition analysis[J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2010, **7**:156–160.
- [21] Thiel C, Schmullius C. The potential of ALOS PALSAR backscatter and InSAR coherence for forest growing stock volume estimation in Central Siberia[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2016, **173**:258–273.
- [22] Weber H, Zebker H A. Penetration depths inferred from interferometric volume decorrelation observed over the Greenland ice sheet[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2000, **38**:2571–2583.