



引文格式:李勇发,左小清,朱大明,等.基于张量分解的广域长时序 InSAR 影像压缩及地表形变监测[J].武汉大学学报(信息科学版),2025,50(12):2472-2484.DOI:10.13203/j.whugis20230164

Citation:LI Yongfa,ZUO Xiaoqing,ZHU Daming,et al.Tensor Decomposition-Based Compression of Wide-Area Long Time Series InSAR Images and Application to Surface Deformation Monitoring[J].Geomatics and Information Science of Wuhan University,2025,50(12):2472-2484.DOI:10.13203/j.whugis20230164

# 基于张量分解的广域长时序 InSAR 影像压缩 及地表形变监测

李勇发<sup>1,2</sup> 左小清<sup>1,2</sup> 朱大明<sup>1,2</sup> 吴文豪<sup>3</sup> 布金伟<sup>1,2</sup> 李永宁<sup>1</sup>  
顾晓娜<sup>1</sup> 张荐铭<sup>1</sup> 黄成<sup>1,4</sup>

1 昆明理工大学国土资源工程学院,云南 昆明,650093

2 云南省自然资源智能监测与时空大数据治理重点实验室,云南 昆明,650051

3 湖南科技大学煤炭资源综合利用与矿山环境保护湖南省重点实验室,湖南 湘潭,411201

4 云南省地质环境监测院,云南 昆明,650216

**摘要:**随着合成孔径雷达(synthetic aperture radar,SAR)影像的持续积累,合成孔径雷达干涉测量(interferometric synthetic aperture radar,InSAR)技术在处理广域长时序地表形变监测任务时,面临数量激增带来的计算瓶颈。尤其是采用分布式散射体 InSAR(distributed scatterers InSAR,DS-InSAR)方法时,干涉对的全组合策略导致解算过程极为耗时,限制了其在大区域形变监测中的广泛应用。由于时序 InSAR 数据在时空维度上通常包含大量冗余信息,影像压缩成为去除冗余信息的有效解决手段。因此提出一种基于张量分解的广域长时序 InSAR 影像压缩方法,利用空间内像素统计特性的一致性将协方差矩阵重构为三阶张量,并借助 Tucker 分解实现时空维数据压缩。为验证其有效性,选取昆明市主城区 Sentinel-1A 影像进行实验。结果显示,在 $2\times 3$ 和 $2\times 5$ 的子空间窗口设置下,处理效率分别提高约 24 倍与 40 倍,且形变反演精度仍符合监测要求;当子空间窗口为 $2\times 10$ 和 $2\times 15$ 时,尽管部分信息丢失,主要形变区域依然可辨识,此时效率提升分别达约 80 倍与 120 倍。为应对广域长时序 InSAR 形变监测中的计算难题提供了一种新的途径,具有较好的工程应用前景。

**关键词:**时序 InSAR;降维压缩;虚拟影像;张量分解;地表形变监测

中图分类号:P237

文献标识码:A

收稿日期:2024-08-13

DOI:10.13203/j.whugis20230164

文章编号:1671-8860(2025)12-2472-13

## Tensor Decomposition-Based Compression of Wide-Area Long Time Series InSAR Images and Application to Surface Deformation Monitoring

LI Yongfa<sup>1,2</sup> ZUO Xiaoqing<sup>1,2</sup> ZHU Daming<sup>1,2</sup> WU Wenhao<sup>3</sup> BU Jinwei<sup>1,2</sup> LI Yongning<sup>1</sup>  
GU Xiaona<sup>1</sup> ZHANG Jianming<sup>1</sup> HUANG Cheng<sup>1,4</sup>

1 School of Land and Resources Engineering, Kunming University of Science and Technology, Kunming 650093, China

2 Yunnan Key Laboratory of Intelligent Monitoring and Spatiotemporal Big Data Governance of Natural Resources, Kunming 650051, China

3 Key Laboratory of Coal Resource Utilization and Mining Environmental Protection, Hunan University of Science and Technology, Xiangtan 411201, China

4 Yunnan Geological Environment Monitoring Institute, Kunming 650216, China

**Abstract: Objectives:** With the continuous accumulation of synthetic aperture radar (SAR) images, interferometric synthetic aperture radar (InSAR) technology is facing a computational bottleneck caused by the surge in the number of SAR images when processing wide area and long-term surface deformation monitoring

**基金项目:**国家自然科学基金(42161067,42471483,42004006);部省合作试点项目(2023ZRBSHZ048);云南省重大科技专项计划(202202AD080010);云南省基础研究计划项目(202501AT070310,202401AU070173);云南省教育厅科学基金项目(2024J0067)。

**第一作者:**李勇发,博士,讲师,主要从事 InSAR 数据处理与技术理论等方面的研究。yfli@kust.edu.cn

**通信作者:**左小清,博士,教授。zxq@kust.edu.cn

tasks. Especially for the distributed scatterers InSAR (DS InSAR) method, the full combination strategy of interferometric pairs results in an extremely time-consuming solution process, limiting its widespread application in large-scale deformation monitoring. However, temporal InSAR data often contains a large amount of redundant information in the spatiotemporal dimension. Removing redundant information through image compression has become an effective solution. **Methods:** This paper proposes a tensor decomposition-based method for wide area long time series InSAR image compression. The proposed method utilizes the consistency of spatial pixel statistical properties to reconstruct the covariance matrix into a third-order tensor, and uses Tucker decomposition to achieve spatiotemporal data compression. **Results:** To verify its effectiveness, Sentinel-1A images from the main urban area of Kunming city are selected for the experiment. The results show that under the compression subspace settings of  $2 \times 3$  and  $2 \times 5$ , the processing efficiency is improved by about 24 times and 40 times, respectively, and the deformation inversion accuracy still meets the monitoring requirement. When the subspace is expanded to  $2 \times 10$  and  $2 \times 15$ , although some information is lost, the main deformation area can still be identified, and the efficiency is improved by about 80 times and 120 times, respectively. **Conclusions:** This paper provides a new approach to address the computational challenges in wide area long-term InSAR deformation monitoring, and has good engineering application prospects.

**Key words:** time series InSAR technology; dimensionality reduction and compression; virtual image; tensor decomposition; surface deformation monitoring

在全球气候变化背景下,极端气象与地质活动频发,导致自然灾害风险持续加剧,严重威胁人民生命财产安全,并对社会经济可持续发展形成制约<sup>[1-2]</sup>。面对广域长时序地表形变监测需求,传统测量技术如水准测量与全球导航卫星系统(global navigation satellite system, GNSS)等在观测效率与空间覆盖上存在一定局限。合成孔径雷达干涉测量(interferometric synthetic aperture radar, InSAR)技术作为近三十年发展起来的新型空间对地观测手段,凭借其高空间分辨率、全天候全天候作业等优势,在多个领域获得了广泛应用<sup>[3]</sup>,具体涵盖城市地面沉降监测<sup>[4-7]</sup>、滑坡识别与评估<sup>[8-12]</sup>、地震形变场分析<sup>[13]</sup>、冰川运动追踪<sup>[14]</sup>以及地下水参数反演<sup>[15]</sup>等。相较于传统大地测量方法,InSAR技术能够以更高空间分辨率和更短重访周期捕捉广域地表形变信息,展现出显著的技术优势<sup>[16]</sup>。

为精确获取地表形变信息,多种先进时序 InSAR 技术及其改进算法近年来得到了迅速发展,如永久散射体 InSAR (persistent scatterer InSAR, PS-InSAR) 技术<sup>[17-18]</sup>、小基线集 InSAR (small baseline subsets InSAR, SBAS-InSAR) 技术<sup>[19]</sup>、相位分解永久散射体 InSAR (phase-decomposition-based PS-InSAR, PDPS-InSAR) 技术<sup>[20]</sup>以及分布式散射体 InSAR (distributed scatterers InSAR, DS-InSAR) 技术<sup>[21]</sup>等。此外,充分利用丰富的合成孔径雷达(synthetic aperture radar, SAR)

存档数据,可支撑大范围、高精度的形变监测工作,从而更好地服务于防灾减灾与可持续发展战略。然而,SAR影像的长期积累导致了数据量的激增。以哨兵卫星为例,其日均提供约 10 TB 产品,常使单场景时序数据总量超过 1 TB<sup>[22]</sup>,这显著提升了 InSAR 数据的处理复杂度与资源消耗。

当前,众多学者开始着手研究海量 SAR 数据快速处理的难题,一种思想是保持原有的 InSAR 数据处理方法,将耗时较多的模块改成并行计算方式以提高效率<sup>[23-29]</sup>。文献[24]基于 SBAS InSAR 技术对干涉图生成和相位展开进行并行化处理;文献[27]将并行计算用于自适应多视干涉图。此外,有学者基于云计算、集群计算等现代先进高性能计算基础架构实现 InSAR 数据处理,以提高其计算效率<sup>[30-33]</sup>;文献[24,34]为了更好地利用云计算资源,提出了并行小基线子集方法;文献[29]为快速获取广域地表形变信息,提出了一种新的基于并行计算的相干散射 InSAR 方法。另一种思路是将先进的数据处理算法引入 InSAR 技术中,通过二者的有效融合,从而实现信息的高效提取。文献[35]提出一种针对特殊一致性场景进行处理的方法,称为长期一致性,在保证精度的同时,避免了对整个数据堆栈的利用;文献[36]针对 SAR 影像时间维存在信息冗余的问题,采用虚拟影像技术对其进行降维压缩处理,并取得了较好的效果,但该研究仅完成干涉处理且未考虑空间维的信息冗余性。

SAR影像在时空维度上普遍存在信息冗余,且在实际应用中,形变区域通常远小于稳定区域,这种空间分布的非均匀特性意味着无需对所有区域进行同等复杂的处理。张量分解作为高光谱遥感领域中用于影像压缩与分类的有效工具<sup>[37-38]</sup>,其处理高维数据冗余的思想为本研究提供了重要借鉴。基于此,本文利用时序SAR影像在短时空基线内相关性强的特性,引入张量分解对InSAR数据进行降维压缩,旨在为广域长时序地表形变监测提供一种新的高效数据处理方法。

## 1 时序InSAR影像降维压缩方法

在数学上,张量可被视为多维矩阵,是向量和矩阵向高维空间的自然推广<sup>[39]</sup>。因此,一个张量可定义为一个具有多个索引的多维数组,其阶数即为其维度数量。如图1所示,一个三阶张量是一个具 $I \times J \times K$ 三个维度的数据结构。标量(零阶张量)、向量(一阶张量)和矩阵(二阶张量)分别用斜体小写字母 $a, b, c, \dots$ 、粗体小写字母 $\mathbf{a}, \mathbf{b}, \mathbf{c}, \dots$ 、大写字母 $A, B, C, \dots$ 表示。三阶及以上的高阶张量则通常用粗体欧拉脚本字母 $\mathbf{A}, \mathbf{B}, \mathbf{C}, \dots$ 表示。

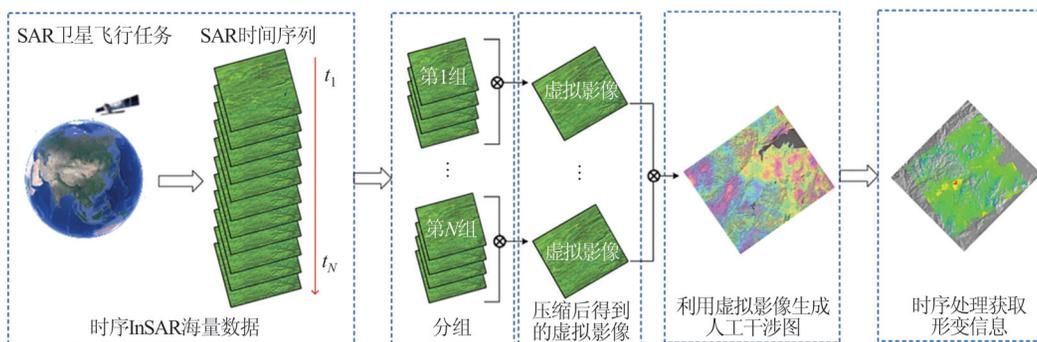


图2 时序InSAR影像时间维压缩原理示意图

Fig. 2 Schematic Diagram of Time Dimensional Compression Principle of Time Series InSAR Images

时序InSAR影像的冗余性不仅存在于时间维度,在空间上也表现出明显的局部平稳特性,即相邻像素在统计上具有高度相似性。基于此,本文在空间维压缩中,首先对原始SAR影像进行规则网格划分以构建空间子区域;然后计算各子区域内所有像素的协方差矩阵,并将其组织为三阶张量模型;最终利用张量分解方法,同步实现对时序InSAR影像在时间与空间维度上的联合降维。上述方法的基本原理如图3所示。

本文以DS-InSAR数据处理框架为基础,首

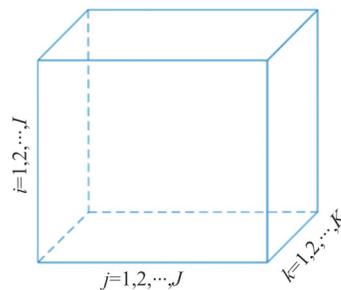


图1 三阶张量示意图

Fig. 1 Schematic Diagram of Third-Order Tensor

### 1.1 时序InSAR影像时-空维压缩原理

时序SAR影像经高精度配准后,时间维度上存在显著的信息冗余。通过降维压缩处理可在保留关键信息的前提下有效减少数据量,从而显著节约计算资源并提升处理效率。图2展示了本文所采用的降维压缩流程。首先,对全堆栈精配准SAR影像进行平均分组,并对各组数据完成差分干涉处理;然后,在各组内实施相位链接与降维压缩,将组内多景SAR影像融合为一景代表性虚拟影像;最后,基于所得到的虚拟影像开展时序分析,提取地表形变信息。由于虚拟影像在数量上远少于原始影像,同时保留了原始数据中绝大部分有效信息,该方法能够在保障形变监测精度的同时,大幅降低计算复杂度。

先采用增强谱分集配准技术对全堆栈单视复数SAR影像进行高精度配准,确保配准精度满足后续处理要求;随后完成差分干涉处理与同质点像素识别,获取像素协方差矩阵。在此基础上,将协方差矩阵构建为三阶张量模型,并利用Tucker分解算法进行张量分解。通过分解得到的核张量重构生成虚拟SAR影像,进而对其进行干涉处理,形成虚拟干涉图。最后,基于虚拟干涉图开展时序分析,提取地表形变速率与累积形变量。图4展示了该方法的完整处理流程,其中AD检验为Anderson-Darling检验。

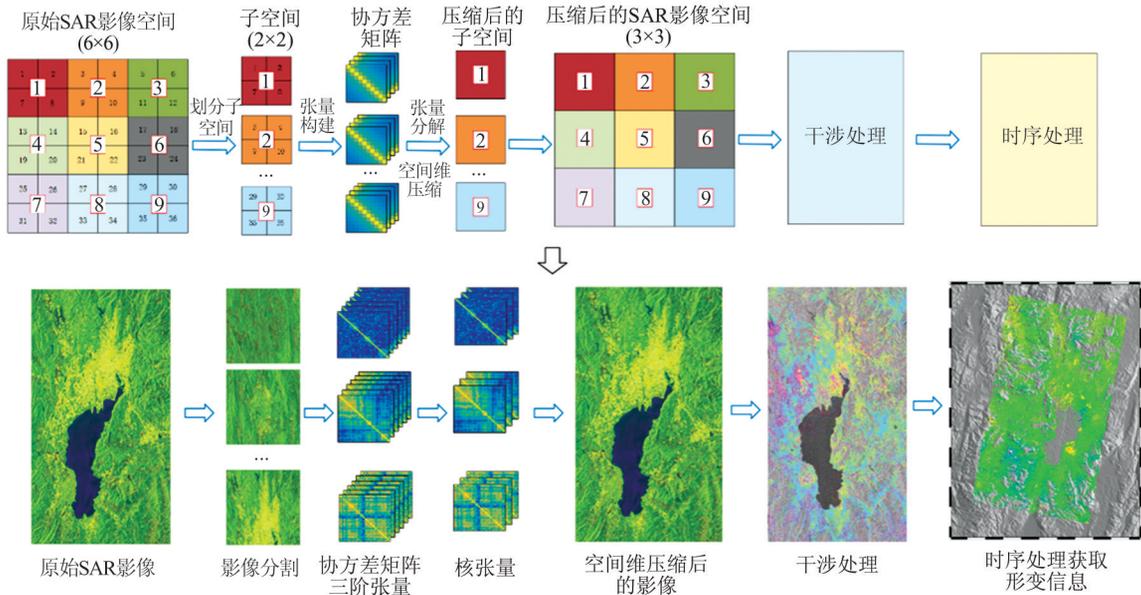


图 3 时序 InSAR 影像空间维压缩原理示意图

Fig. 3 Schematic Diagram of Spatial Dimension Compression Principle of Time Series InSAR Images

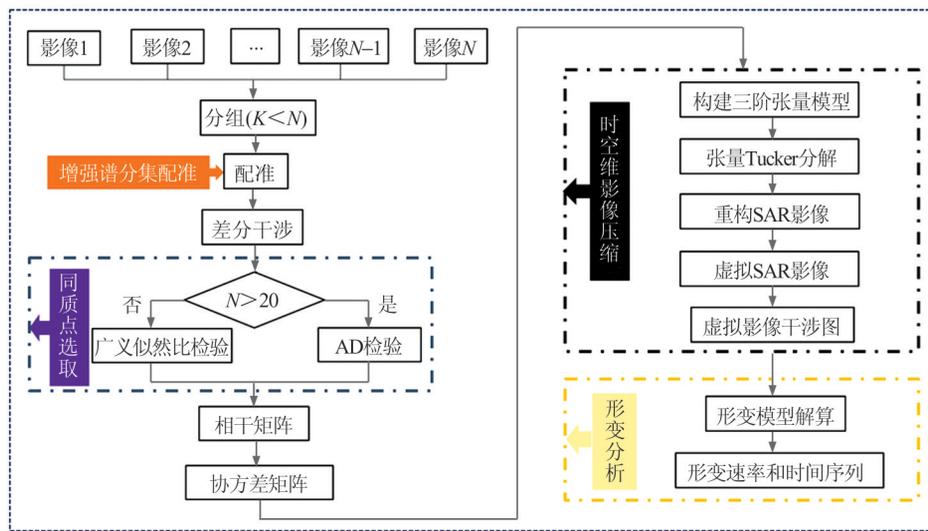


图 4 时空维影像压缩技术路线图

Fig. 4 Technology Flow Chart of Space and Time Dimension Image Compression

### 1.2 时序 InSAR 影像张量描述

高光谱影像通常可构建为包含两个空间维(高度与宽度)和一个光谱维的三阶张量。与之一类似,时序 SAR 影像也具备两个空间维(方位向与距离向)和一个时间维(影像数量)。然而,两者在数据属性、内部结构及应用目标上存在本质区别。因此,在构建 SAR 影像的张量压缩模型时,不能简单套用高光谱领域的既有形式,而需发展与之相适应的建模方法。

时序 InSAR 影像的降维压缩,其核心步骤在于基于像素的协方差矩阵构建张量模型,而不是直接采用原始 SAR 影像。对于一个由  $N$  景 SAR

影像组成的堆栈,每个像素可计算其  $N \times N$  的协方差矩阵,具体构建过程如下:从分布式散射体分辨率单元接收到的反射信号等于该单元中来自多个基本散射体的反射信息之和,根据中心极限定理,其像素值服从多元复高斯分布,对于包含  $N$  个单视复数 SAR 影像的集合,可将其看作一个复杂随机变量  $\mathbf{y} = [Z_1, Z_2, \dots, Z_N]^T$ ,其概率密度函数  $f(\mathbf{y})$  可表示为<sup>[40]</sup>:

$$f(\mathbf{y}) = \frac{1}{\pi^N |\mathbf{Q}|} \exp(-\mathbf{y}^H \mathbf{Q}^{-1} \mathbf{y}) \quad (1)$$

式中,  $|\mathbf{Q}|$  为协方差矩阵  $\mathbf{Q}$  的行列式;  $\exp$  为以  $e$  为底的指数函数;  $H$  表示共轭转置。

$$\mathbf{Q} = \begin{bmatrix} E\{|Z_1|^2\} & r_{12}\sqrt{E\{|Z_1|^2\}E\{|Z_2|^2\}} & \cdots & r_{1N}\sqrt{E\{|Z_1|^2\}E\{|Z_N|^2\}} \\ r_{12}^H\sqrt{E\{|Z_1|^2\}E\{|Z_2|^2\}} & E\{|Z_2|^2\} & \cdots & r_{2N}\sqrt{E\{|Z_2|^2\}E\{|Z_N|^2\}} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ r_{N1}^H\sqrt{E\{|Z_1|^2\}E\{|Z_N|^2\}} & r_{N2}^H\sqrt{E\{|Z_2|^2\}E\{|Z_N|^2\}} & \cdots & E\{|Z_N|^2\} \end{bmatrix} \quad (2)$$

$r_{mn}$ 为两个影像 $Z_m$ 和 $Z_n$ 之间的复相干系数,可用下列公式表示<sup>[41]</sup>:

$$r_{mn} = \frac{E\{Z_m Z_n^H\}}{\sqrt{E\{|Z_m|^2\}E\{|Z_n|^2\}}} = |r_{mn}| \exp(j\phi_{mn}) \quad (3)$$

式中, $\phi_{mn}$ 为两景影像间的复相干相位值; $|r_{mn}|$ 为相干系数的绝对值,用于衡量两景影像间之间的相关性大小。对于相干性较高的两景影像,它们

$$\begin{bmatrix} 1 & |r_{12}| \exp(j\phi_{12}) & \cdots & |r_{1N}| \exp(j\phi_{1N}) \\ |r_{21}| \exp(j\phi_{21}) & 1 & \cdots & |r_{2N}| \exp(j\phi_{2N}) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ |r_{N1}| \exp(j\phi_{N1}) & |r_{N2}| \exp(j\phi_{N2}) & \cdots & 1 \end{bmatrix} = \Psi \mathbf{T} \Psi^H \quad (5)$$

式中, $\mathbf{T}$ 为 $N \times N$ 的绝对值相干矩阵,其元素为 $|r_{mn}|$ ; $\Psi$ 为 $N \times N$ 的对角复数矩阵,定义为:

$$\Psi = \text{diag}(\exp(j\phi_1), \exp(j\phi_2), \cdots, \exp(j\phi_N)) \quad (6)$$

由式(2)和式(4)可知,协方差矩阵 $\mathbf{Q}$ 可表示为相干矩阵与散射体能量强度的Hamada乘积:

$$\mathbf{Q} = \mathbf{T} \circ \begin{bmatrix} E\{|Z_1|^2\} & \sqrt{E\{|Z_1|^2\}E\{|Z_2|^2\}} & \cdots & \sqrt{E\{|Z_1|^2\}E\{|Z_N|^2\}} \\ \sqrt{E\{|Z_1|^2\}E\{|Z_2|^2\}} & E\{|Z_2|^2\} & \cdots & \sqrt{E\{|Z_2|^2\}E\{|Z_N|^2\}} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \sqrt{E\{|Z_1|^2\}E\{|Z_N|^2\}} & \sqrt{E\{|Z_2|^2\}E\{|Z_N|^2\}} & \cdots & E\{|Z_N|^2\} \end{bmatrix} \quad (7)$$

式中, $\mathbf{T}$ 为相干矩阵; $\circ$ 为Hamada乘积,即对应矩阵元素相乘。

将各像素协方差矩阵进行堆叠即可构建一个三阶张量模型,如图5所示。

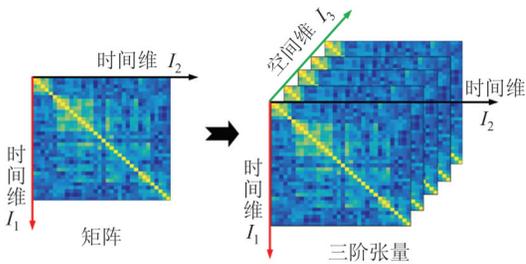


图5 时序InSAR影像张量表示

Fig. 5 Tensor Representation of Time Series InSAR Images

### 1.3 时序InSAR影像压缩张量分解模型

Tucker分解<sup>[42-43]</sup>可认为是高阶主成分分析的一种表达形式,其核心思想是将一个高阶张量分解为一个核心张量与各模式下因子矩阵的组合。Tucker分解是奇异值分解(singular value decomposition, SVD)的高阶扩展,因此,有学者也将其称为高阶奇异值分解(higher-order singular value

之间的噪声分量高度相似,因此大部分噪声分量在干涉处理阶段将被抵消。影像间的复数相关矩阵称为相干矩阵 $\mathbf{T}$ ,计算式为:

$$\mathbf{T} = \begin{bmatrix} 1 & r_{12} & \cdots & r_{1N} \\ r_{12}^H & 1 & \cdots & r_{2N} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ r_{N1}^H & r_{N2}^H & \cdots & 1 \end{bmatrix} \quad (4)$$

将式(3)代入式(4),得到:

decomposition, HoSVD)。

对于一个三阶张量 $\mathcal{X} \in \mathbb{C}^{I_1 \times I_2 \times I_3}$ ,其Tucker分解的计算式为:

$$\mathcal{X} = \mathbf{G} \times_1 \mathbf{U} \times_2 \mathbf{V} \times_3 \mathbf{W} = \sum_{r_1=1}^{R_1} \sum_{r_2=1}^{R_2} \sum_{r_3=1}^{R_3} g_{r_1 r_2 r_3} (a_i \circ b_j \circ c_k) = [\mathbf{G}; \mathbf{U}, \mathbf{V}, \mathbf{W}] \quad (8)$$

式中, $\mathbf{U} \in \mathbb{C}^{I_1 \times R_1}$ 、 $\mathbf{V} \in \mathbb{C}^{I_2 \times R_2}$ 、 $\mathbf{W} \in \mathbb{C}^{I_3 \times R_3}$ 称为因子矩阵,可看作是每个模式下主成分, $\mathbf{G} \in \mathbb{C}^{R_1 \times R_2 \times R_3}$ 被称为核张量,其表示各成分之间的相互作用水平。 $(R_1, R_2, R_3)$ 即为张量 $\mathcal{X}$ 的多维线性秩,即分别为因子矩阵 $\mathbf{U}$ 、 $\mathbf{V}$ 以及 $\mathbf{W}$ 的列数,其满足 $R_1 \leq \min(I_1, I_2, I_3)$ 、 $R_2 \leq \min(I_1, I_2, I_3)$ 、 $R_3 \leq \min(I_1, I_2, I_3)$ 。 $[\mathbf{G}; \mathbf{U}, \mathbf{V}, \mathbf{W}]$ 为Tucker分解的简化表达形式,三阶张量Tucker分解模型如图6所示。

根据上文中所描述的SAR影像时间-空间维降维压缩原理,将给定子空间大小内的像素协方差矩阵表示成三阶张量 $\mathcal{B} \in \mathbb{C}^{L_1 \times L_2 \times L_3}$ ,其中 $L_1$ 和 $L_2$ 表示时间维(影像数量), $L_3$ 表示空间维(像素数量)。根据Tucker分解原理,三阶张量 $\mathcal{B}$ 可分解为核张量 $\mathcal{C} \in \mathbb{C}^{J_1 \times J_2 \times J_3}$ 和对应模式下的因子矩阵,计算式如下:

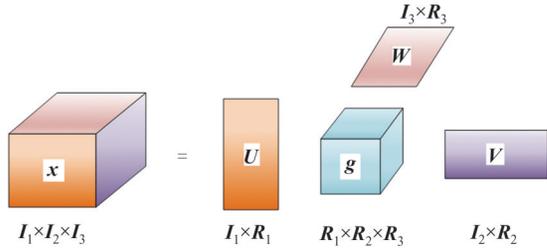


图 6 三阶张量 Tucker 分解模型

Fig. 6 Tucker Decomposition Model of Third-Order Tensor

$$\mathbf{B} = \mathbf{C} \times_1 \mathbf{U}_1 \times_2 \mathbf{U}_2 \times_3 \mathbf{U}_3 \quad (9)$$

式中,  $\mathbf{U}_1 \in \mathbb{C}^{L_1 \times J_1}$ 、 $\mathbf{U}_2 \in \mathbb{C}^{L_2 \times J_2}$ 、 $\mathbf{U}_3 \in \mathbb{C}^{L_3 \times J_3}$  为因子矩阵, 且  $J_i \leq L_i$ , ( $i = 1, 2, 3$ ); 符号  $\times_n$  ( $n = 1, 2, 3$ ) 表示张量和矩阵之间的模  $n$  乘积。式(9)经线性投影变换即可得到核张量  $\mathbf{C} \in \mathbb{C}^{J_1 \times J_2 \times J_3}$ , 表达式如下:

$$\mathbf{C} = \mathbf{B} \times_1 \mathbf{U}_1^T \times_2 \mathbf{U}_2^T \times_3 \mathbf{U}_3^T \quad (10)$$

式中,  $\mathbf{U}_1^T \in \mathbb{C}^{J_1 \times L_1}$ 、 $\mathbf{U}_2^T \in \mathbb{C}^{J_2 \times L_2}$ 、 $\mathbf{U}_3^T \in \mathbb{C}^{J_3 \times L_3}$  为投影矩阵, 式(9)中的核张量  $\mathbf{C}$  也称为压缩张量, 其大小远小于原始张量  $\mathbf{B} \in \mathbb{C}^{L_1 \times L_2 \times L_3}$ 。因此, 通过上述方法即可获得压缩后的虚拟影像。

## 2 实验分析

### 2.1 研究区概况

研究区为中国西南部云贵高原中部的昆明市主城区, 位于  $102^\circ 10'E \sim 103^\circ 40'E$ ,  $24^\circ 23'N \sim 26^\circ 22'N$  之间, 该区域地质构造复杂, 演化历史悠久, 属典型地震断陷区, 断层发育显著, 地壳整体稳定性较差。受湖滨地带区域性隆升与持续沉降

的共同影响, 区内形变特征复杂, 沉降机制呈现多诱因、多源性的特点。研究区地理位置和 Sentinel-1A 影像范围如图 7 所示, 蓝色矩形框代表覆盖研究区的 Sentinel-1A 升轨影像覆盖范围。

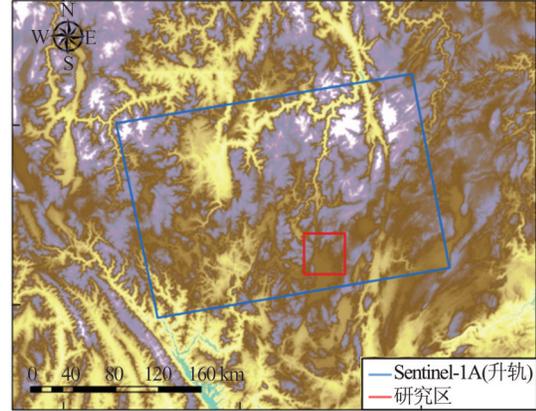
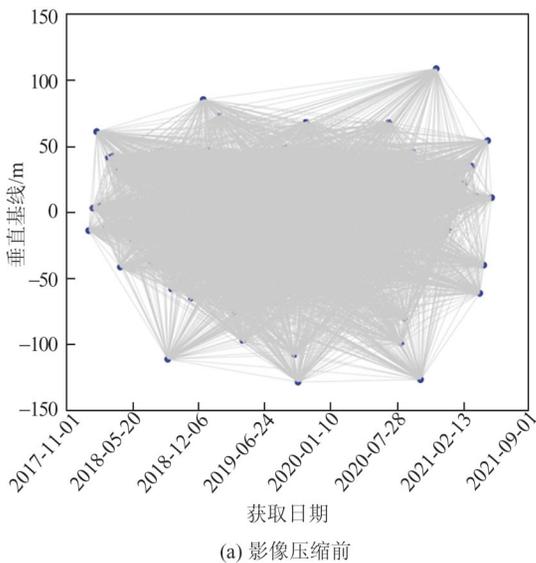


图 7 研究区位置及 Sentinel-1A 影像覆盖范围

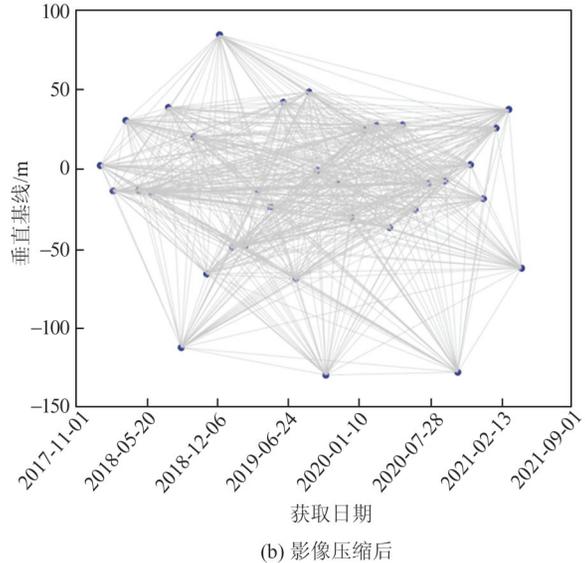
Fig. 7 Location of Study Area and Coverage of Sentinel-1A Image

### 2.2 实验数据与处理

本研究选取 C 波段的 Sentinel-1A 升轨数据作为实验数据, 其波长约为 5.6 cm, 空间分辨率约为  $5 \text{ m} \times 20 \text{ m}$ 。得益于该卫星较短的 12 天重访周期, 能够在较短时间内获取密集的时间序列观测。数据时间跨度为 2018 年 1 月至 2021 年 5 月, 共包含 101 景影像。在预处理阶段, 对影像中的多个子带和数据块进行拼接和裁剪处理。此外, 分辨率为 30 m 的美国航天飞机雷达测图任务高程数据<sup>[44]</sup>用于去除干涉图中地形相位成分。



(a) 影像压缩前



(b) 影像压缩后

图 8 影像压缩前后时空基线分布图

Fig. 8 Spatio-Temporal Baseline Distribution Before and After Image Compression

在SAR影像时间维压缩过程中,按影像获取时间先后顺序,将全堆栈101景Sentinel-1A数据分为33组,其中,前32组每组包含3景影像,最后一组包含5景影像。以每组中的第2景影像作为参考,分别对各组进行压缩处理,最终生成33景虚拟影像。图8展示了压缩前后影像的时空基线分布情况。在空间维压缩方面,分别设置了4种不同大小的子空间窗口进行对比实验,其距离向

与方位向的窗口尺寸分别为 $2 \times 3$ 、 $2 \times 5$ 、 $2 \times 10$ 及 $2 \times 15$ 。

图9对比了不同时间基线条件下SAR影像压缩前后的干涉图质量。由图9可以看出,经过时空维压缩后,干涉图的整体质量出现一定程度下降。其主要原因在于,在压缩过程中难以避免地会损失部分相位信息,从而对干涉图的质量造成影响。

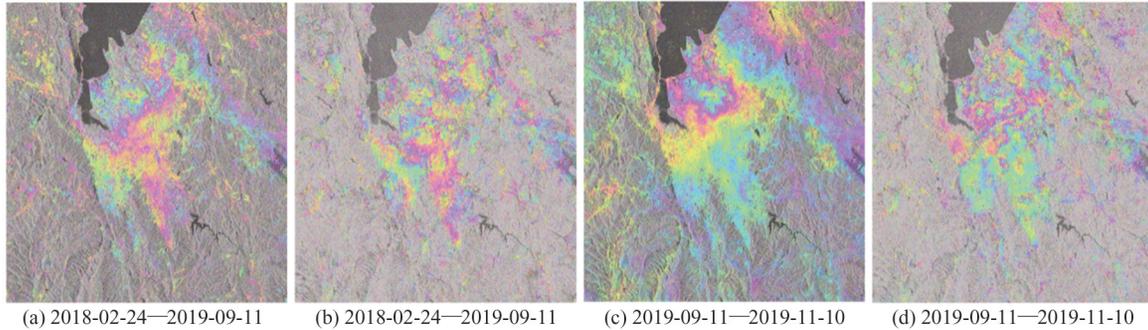


图9 影像压缩前后干涉图对比

Fig. 9 Comparison of Interferograms Before and After Image Compression

图10展示了干涉对2020-06-13—2020-07-19在影像压缩前与压缩后的相干性分布结果。从视觉上看,两者未表现出明显差异。统计结果显示,

压缩前影像的平均相干性值为0.28,压缩后提升至0.32,表明本文所采用的压缩方法在降低数据量的同时,对干涉相干性亦有一定程度的改善作用。

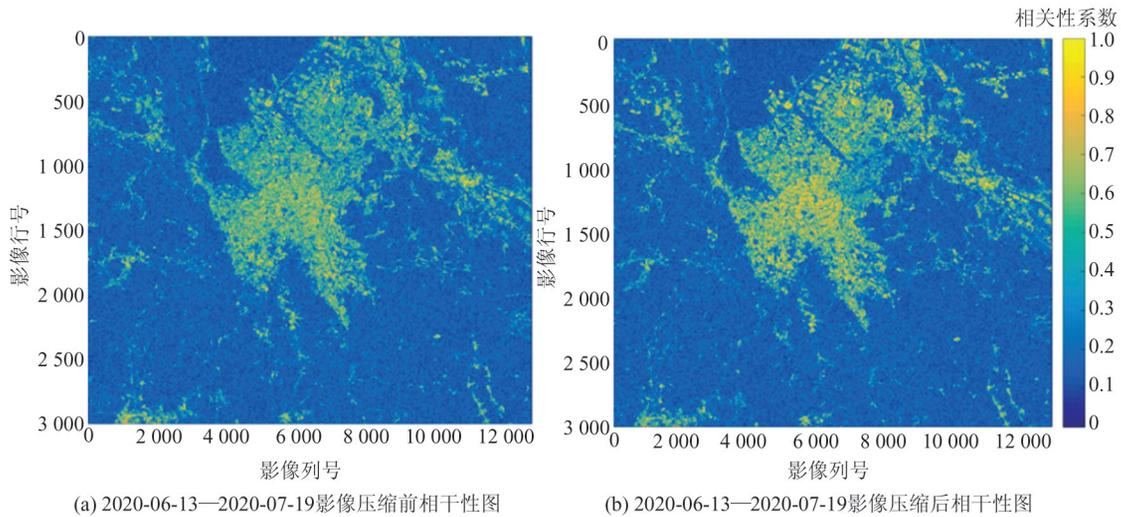


图10 影像压缩前后干涉对2020-06-13—2020-07-19相干性图

Fig. 10 Coherence Diagram of Interference Before and After Image Compression from 2020-06-13 to 2020-07-19

### 2.3 形变速率分析

图11(a)~11(e)为基于升轨数据采用DS-InSAR技术获取的视线向(line of sight, LOS)地表形变速率结果。图11(f)~11(j)为压缩前及各压缩子空间设置下的形变速率分布统计结果。对比图11(a)~11(e)可知,在不同压缩子空间设置下,获得的地表形变空间分布与未压缩结果高度一致,均能有效识别出主要形变区域。该结果验证了本

文提出的影像压缩方法在保持形变监测能力方面的可行性与有效性。在测量点空间密度方面,影像压缩后的密度相较于压缩前有所下降,且随着压缩子空间的增大,密度进一步降低。这一现象在植被覆盖度较高的山区表现得尤为明显。对比图11(f)~11(j)可以看出,所有情形下的形变速率分布形态高度相似,大致以零值为中心呈对称分布。绝大多数形变速率集中在 $\pm 30$  mm/a范围

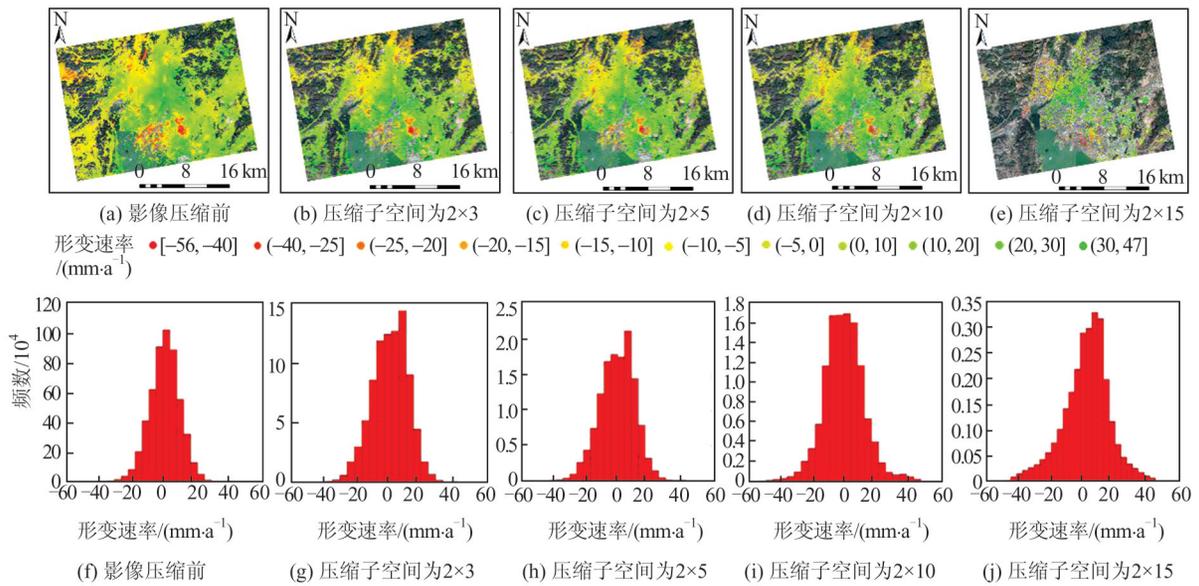


图 11 时序 InSAR 影像压缩前后地表形变速率及其直方统计图

Fig. 11 Surface Deformation and Its Histogram Before and After Time Series InSAR Images Compression

内,仅少数区域的形变速率绝对值超过 30 mm/a。该分布特征符合一般地表形变规律,表明本文方法获取的形变结果具有较好的可靠性。

#### 2.4 典型形变区分析

选取昆明市官渡区小板桥附近典型区域进行局部分析,其 Google Earth 光学影像及压缩前后形变速率分布,如图 12 所示。对比可见,原始数据获得的测量点空间密度最高,压缩后密度下降。如图 12(b)中黑色虚线所示,在未压缩结果中,形变区与稳定区之间的边界清晰可辨;如图 12(c)~12(d)中黑色虚线所示,当压缩子空间设置为  $2 \times 3$  和  $2 \times 5$  时,尽管测量点密度有所降低,但仍能有效识别出形变边界,表明在此压缩水平下形变信息的空间结构保持良好;由图 12(e)~12(f)可以看出,随着压缩子空间进一步增大至  $2 \times 10$  与  $2 \times 15$ ,测量点数量持续减少,空间分布趋于稀疏,导致难以清晰界定形变区与稳定区之间的具体边界,尽管如此,形变区的主体位置在上述压缩条件下仍能被有效识别。因此,在实际应用中,压缩子空间大小的设定应结合具体的监测目标进行选择。若需实现小范围区域的精细化形变监测,要求不仅准确定位形变区域,还需精确刻画其边界细节,则建议采用较小的压缩子空间,如  $2 \times 3$ 、 $2 \times 5$ 。若监测目标为大范围形变快速普查,以识别形变位置为主,而对边界精度要求不高,则可选择较大的压缩子空间,如  $2 \times 10$ 、 $2 \times 15$ ,以显著提升数据处理效率。

对上述典型区域内测量点数量及其空间密度进行统计分析,结果如表 1 所示。由表 1 可以看

出,未经压缩处理的原始影像获得的测量点空间密度为 4 668 个/ $\text{km}^2$ ,随着压缩子空间的增大,压缩后影像中的测量点数量呈递减趋势,当压缩子空间为  $2 \times 3$  和  $2 \times 5$  时,其密度分别为 764 个/ $\text{km}^2$  和 423 个/ $\text{km}^2$ ,仍可满足常规形变监测的需求。而当压缩子空间进一步增大至  $2 \times 10$  和  $2 \times 15$  时,测量点密度显著降低至 182 个/ $\text{km}^2$  和 24 个/ $\text{km}^2$ ,此时虽能识别出形变区域的大致位置,但已难以精确圈定形变边界。上述实验结果与理论预期相符,其原因为空间维压缩过程会对空间相关性较高的像素进行信息合并与聚合,在提升处理效率的同时,也会在一定程度上损失原始 SAR 影像的空间分辨率,导致所能提取的测量点数量相应减少。

#### 2.5 可靠性分析

为评估形变结果的可靠性,以上述典型区域为例开展验证分析,以不同压缩子空间下的测量点为基准,基于最近邻原则,在 50 m 范围内从原始未压缩结果中匹配同名点,进而绘制压缩前后形变速率的相关性散点图,如图 13 所示。计算得到的相关系数与均方误差如表 2 所示。在压缩子空间为  $2 \times 3$  和  $2 \times 5$  时,相关系数分别为 0.91 和 0.90,均方误差分别为 5.2 mm/a 与 5.4 mm/a;而在压缩子空间为  $2 \times 10$  和  $2 \times 15$  时,相关系数下降至 0.59 和 0.54,均方误差则增大至 9.8 mm/a 与 10.9 mm/a。上述结果表明,在较小压缩子空间 ( $2 \times 3$ 、 $2 \times 5$ ) 下,所得形变速率与未压缩结果高度一致,可靠性较好;而在较大压缩子空间 ( $2 \times 10$ 、 $2 \times 15$ ) 下,形变速率与未压缩结果之间存在明显偏差,可靠性有所降低。

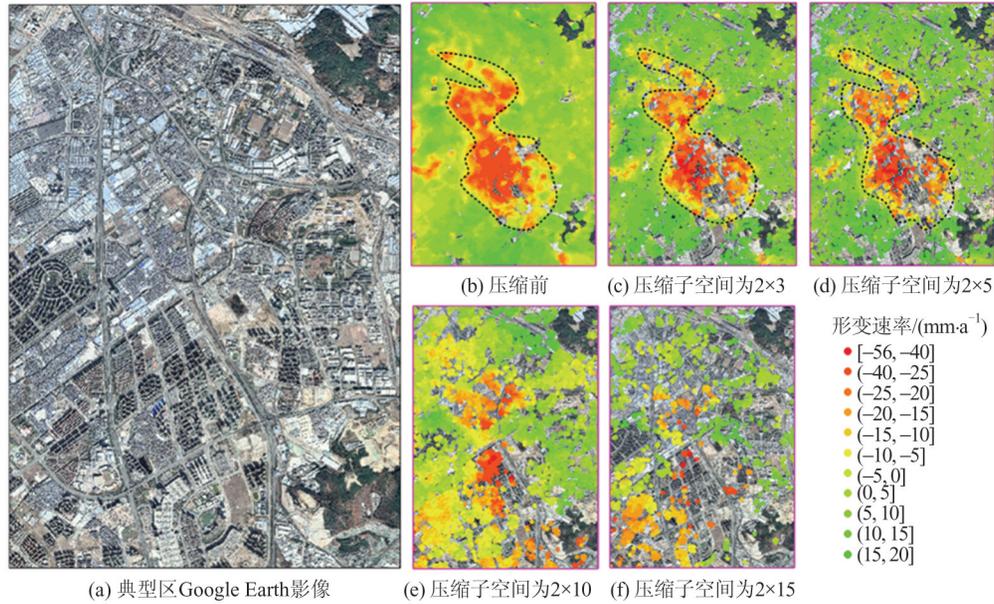


图12 典型区域 Google Earth 影像以及不同压缩子空间下的形变速率

Fig. 12 Google Earth Images of Typical Regions and Deformation Rates in Different Compressed Subspaces

表1 典型区测量点数量及空间密度

Table 1 Number and Spatial Density of measurement Points in Typical Areas

| 压缩方案 | 测量点数量   | 空间密度/(个·km <sup>-2</sup> ) |
|------|---------|----------------------------|
| 未压缩  | 546 232 | 4 668                      |
| 2×3  | 89 502  | 764                        |
| 2×5  | 49 588  | 423                        |
| 2×10 | 21 301  | 182                        |
| 2×15 | 2 849   | 24                         |

为系统验证本文方法的可靠性,进一步选用在城市区域具有较高监测精度的PS-InSAR技术作为参照,获取研究区的形变速率结果,如图14所示,并将其与不同压缩子空间下的形变速率进行对比分析。对比表明,不同压缩条件下的形变

空间分布与PS-InSAR结果在空间位置上高度一致。基于前述同名点匹配方法,提取各压缩设置与PS-InSAR结果之间的共同测量点,并绘制其形变速率相关性散点图,如图15所示。定量分析显示,当压缩子空间为2×3和2×5时,其与PS-InSAR结果间的相关系数分别为0.89和0.86,均方误差分别为6.36 mm/a和6.5 mm/a;而在压缩子空间为2×10和2×15时,相关系数下降至0.56和0.51,均方误差则上升至9.42 mm/a和11.2 mm/a。该验证结果进一步说明,在较小压缩子空间(如2×3、2×5)下,本文方法能够保持较高的可靠性;而在较大压缩子空间(如2×10、2×15)下,虽能识别形变空间格局,但定量精度有所下降。

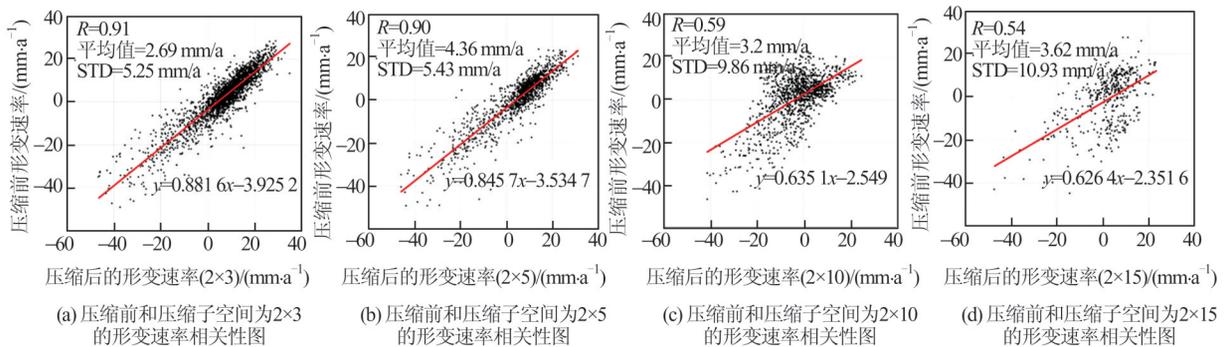


图13 影像压缩前后形变速率相关性图

Fig. 13 Correlation Diagram of Deformation Rate Before and After Image Compression

## 2.6 计算量与计算效率分析

### 2.6.1 计算量分析

时序 InSAR 数据处理的复杂度与原始 SAR

影像及所生成干涉图的数量直接相关。尤其在 DS-InSAR 方法中,由于采用全干涉对组合策略,计算量随影像数量增加呈指数级增长。本文提

出的时间维压缩方法,核心目标正是通过降低有效影像数量以控制计算规模。以本文使用的 101 景影像为例,若采用 PS-InSAR 技术,理论上生成 100 个干涉图;采用 SBAS-InSAR 技术,约生成 420 个干涉图;而采用标准 DS-InSAR 技术,则生成 5 050 个干涉图。可见在进行长时序分析时,DS-InSAR 将面临极高的计算负荷。经本文方法进行时间维压缩后,原始 101 景影像被压缩为 33 景虚拟影像。在此基础上,即使沿用 DS-InSAR 的全组合策略,也仅生成 528 个干涉图,数据量较压缩前减少约 90%,与 SBAS-InSAR 的数据规模相当。表 3 对比了各方法生成的干涉图数量,表明 PS-InSAR 计算量最小,标准 DS-InSAR 计算量最大,而经本文压缩处理后,DS-InSAR 的数据量得以大幅降低,显著提升了其计算效率。

表 2 影像压缩前后形变速率相关性

Table 2 Correlation of Deformation Rate Before and After Image Compression

| 压缩方案 | 相关性  | 均方差/(mm·a <sup>-1</sup> ) |
|------|------|---------------------------|
| 2×3  | 0.91 | 5.2                       |
| 2×5  | 0.90 | 5.4                       |
| 2×10 | 0.59 | 9.8                       |
| 2×15 | 0.54 | 10.9                      |

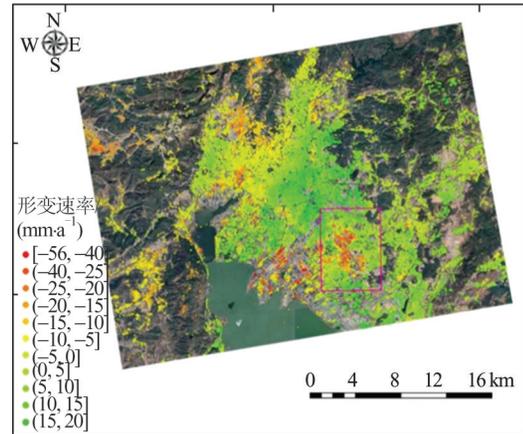


图 14 研究区 PS-InSAR 形变速率图

Fig. 14 PS-InSAR Deformation Rate of the Study Area

相位估计作为 DS-InSAR 方法中的关键步骤,其计算耗时较长。该过程的效率不仅受所选相位估计算法的影响,更与参与计算的像素数量密切相关。在单个像素层面,不同相位估计方法的时间消耗差异不大;然而,在进行大范围地表变形解算时,相位估计的总耗时主要取决于参与计算的像素总量。为提升计算效率,本文通过空间维压缩有效减少了影像中的像素数量。表 4 详细列出了研究区在影像压缩前后的像素数量对比,清晰展示了本文方法在数据量缩减方面的显著效果。

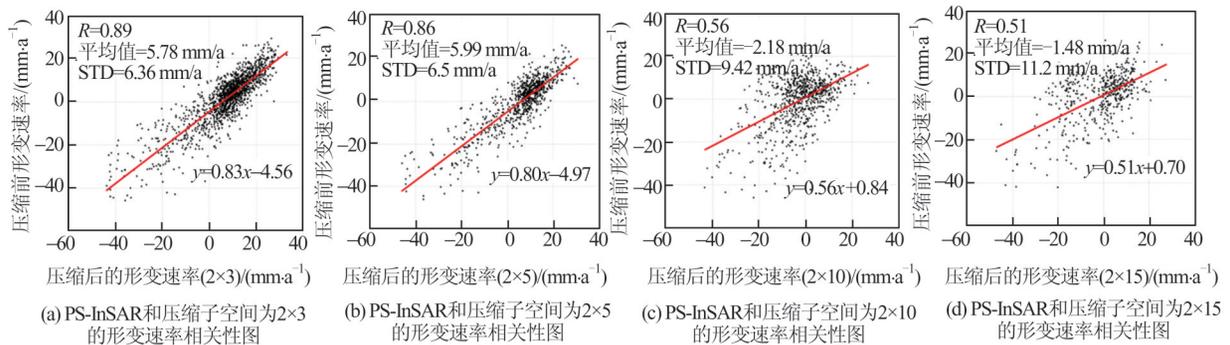


图 15 PS-InSAR 与影像压缩后的形变速率相关性图

Fig. 15 Correlation Diagram of PS-InSAR and Deformation Rate After Image Compression

表 3 各种时序 InSAR 影像和干涉图数量统计

Table 3 Statistics for Quantity of InSAR Images and Interferograms in Various Time Series

| 时序 InSAR 方法 | 影像数量/景 | 干涉图数量/个 |
|-------------|--------|---------|
| PS-InSAR    | 101    | 100     |
| SBAS-InSAR  | 101    | 420     |
| 标准 DS-InSAR | 101    | 5 050   |
| 本文方法        | 33     | 528     |

2.6.2 计算效率分析

以协方差矩阵特征分解为例,其总耗时取决

于单个协方差矩阵阶数(即影像数量)和协方差矩阵数量(像素数量)。实验采用 T430 塔式服务器,处理器型号为 Xeon E5-2603 v4,主频为 1.7 GHz,内存为 64 GB。影像压缩前单个协方差矩阵阶数为 101,其耗时约为 0.12 s,影像压缩后单个协方差矩阵阶数为 33,其耗时约为 0.03 s。根据表 4 中的影像像素数量,计算得到影像压缩前后的相位估计总耗时,如表 4 所示。影像压缩前大约耗时 128 h,压缩子空间为 2×3、2×5、2×10 以及 2×15 下的耗时分别为 5.3 h、3.2 h、1.6 h 和 1.1 h,

表4 影像压缩前后的像素数量和耗时统计

Table 4 Statistics of Pixel Count and Processing Time Before and After Image Compression

| 压缩方案 | 像素数量/个     | 耗时/h |
|------|------------|------|
| 未压缩  | 38 402 304 | 128  |
| 2×3  | 6 400 384  | 5.3  |
| 2×5  | 3 840 230  | 3.2  |
| 2×10 | 1 920 115  | 1.6  |
| 2×15 | 1 280 077  | 1.1  |

表明本文方法能有效提高计算效率。

### 3 结 语

本文提出了一种基于张量分解的时序 InSAR 影像降维压缩方法,通过同步实现 SAR 影像在时间维与空间维的压缩,有效降低了数据存储需求与计算负担,显著提升了时序 InSAR 技术的处理效率。基于 Sentinel-1A 数据的实验验证,得出如下结论:

1)通过与影像压缩前及 PS-InSAR 方法获取的形变结果进行对比,三者所识别出的形变空间分布高度一致,形变速率数值相近,验证了本文方法的可行性与可靠性。

2)时序 InSAR 影像时空维压缩降低了空间分辨率和测量点密度,但其计算效率得到了极大提升,且能有效识别出形变位置,适用于大范围、长时序地表形变位置识别(如大范围地质灾害隐患识别)。

3)压缩子空间为 2×3 和 2×5 时,计算效率分别提升约 24 倍和 40 倍,而且能够获得足够多的测量点数量,能够精确区分形变区和稳定区,可用于广域长时序地表形变精细化监测。压缩子空间为 2×10 和 2×15 时,获取的测量点数量较少,但其计算效率分别提升约 80 倍和 120 倍,且能有效识别出形变位置。上述表明计算效率与压缩率成正比,测量点数量与压缩率成反比。因此,在实际应用中应根据计算效率和监测精细化程度需求,选取不同的压缩子空间大小进行数据处理分析。

本文提出的时序 InSAR 影像降维压缩方法,能够显著降低 DS-InSAR 技术的计算耗时,在广域长时序地表形变监测方面展现出良好的应用潜力。然而,本研究在空间维压缩过程中采用了统一的子空间窗口尺寸,未充分考虑地表信息的空间异质性,可能导致信息冗余区域压缩不足,同时信息稀疏区域被过度压缩的问题。在后续

研究中,将探索基于形变特征的自适应窗口选择机制,并重点对非形变区域实施差异化压缩策略,以优化压缩效果。

此外,本研究仅基于 Sentinel-1A 数据开展,尚未充分发挥该方法的性能潜力。影像压缩过程可能对非平稳信号的提取造成影响,下一步将结合模拟实验与多源 SAR 数据,针对不同类型、不同模式的形变场景,系统验证本文方法的可靠性与普适性。

### 参 考 文 献

- [1] LIU G, ZBIGNIEW P, STEFANO S, et al. Land Surface Displacement Geohazards Monitoring Using Multi-temporal InSAR Techniques [J]. *Journal of Geodesy and Geoinformation Science*, 2021, 4(1): 77-87.
- [2] 戴可人, 许强, 邓晋, 等. 滑坡隐患 InSAR 广域识别研究综述 [J]. *武汉大学学报(信息科学版)*, 2025, 50(8): 1469-1482.  
DAI Keren, XU Qiang, DENG Jin, et al. Review on Large-Scale Identification of Potential Landslides with InSAR [J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2025, 50(8): 1469-1482.
- [3] 何毅, 姚圣, 陈毅, 等. ConvLSTM 神经网络的时序 InSAR 地面沉降时空预测 [J]. *武汉大学学报(信息科学版)*, 2025, 50(3): 483-496.  
HE Yi, YAO Sheng, CHEN Yi, et al. Spatiotemporal Prediction of Time-Series InSAR Land Subsidence Based on ConvLSTM Neural Network [J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2025, 50(3): 483-496.
- [4] LIU Y Y, ZHAO C Y, ZHANG Q, et al. Land Subsidence in Taiyuan, China, Monitored by InSAR Technique with Multisensor SAR Datasets from 1992 to 2015 [J]. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 2018, 11(5): 1509-1519.
- [5] 肖儒雅, 卢钰, 李涛, 等. InSAR 形变产品应用: 以欧洲地表形变监测服务 EGMS 为例 [J]. *测绘地理信息*, 2025, 50(2): 6-11.  
XIAO Ruya, LU Yu, LI Tao, et al. Applications of InSAR Displacement Products: EGMS as an Example [J]. *Journal of Geomatics*, 2025, 50(2): 6-11.
- [6] VALENTE E, ALLOCCA V, RICCARDI U, et al. Studying a Subsiding Urbanized Area from a Multidisciplinary Perspective: The Inner Sector of the Sarno Plain (Southern Apennines, Italy) [J]. *Remote Sensing*, 2021, 13(16): 3323-3334.

- [7] DAI K R, RAN P L, LI Z H, et al. Land Subsidence in Xiongan New Area, China Revealed by InSAR Observations [J]. *Journal of Geodesy and Geoinformation Science*, 2021, 4(1): 70-76.
- [8] LI Y F, ZUO X Q, ZHU D M, et al. Identification and Analysis of Landslides in the Ahai Reservoir Area of the Jinsha River Basin Using a Combination of DS-InSAR, Optical Images, and Field Surveys [J]. *Remote Sensing*, 2022, 14(24): 6274-6285.
- [9] 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.
- [10] DONG J, ZHANG L, TANG M G, et al. Mapping Landslide Surface Displacements with Time Series SAR Interferometry by Combining Persistent and Distributed Scatterers: A Case Study of Jiayu Landslide in Danba, China [J]. *Remote Sensing of Environment*, 2018, 205: 180-198.
- [11] 张路, 廖明生, 董杰, 等. 基于时间序列 InSAR 分析的西部山区滑坡灾害隐患早期识别: 以四川丹巴为例[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2018, 43(12): 2039-2049.  
ZHANG Lu, LIAO Mingsheng, DONG Jie, et al. Early Detection of Landslide Hazards in Mountainous Areas of West China Using Time Series SAR Interferometry: A Case Study of Danba, Sichuan [J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2018, 43(12): 2039-2049.
- [12] 赵超英, 刘晓杰, 张勤, 等. 甘肃黑方台黄土滑坡 InSAR 识别、监测与失稳模式研究[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2019, 44(7): 996-1007.  
ZHAO Chaoying, LIU Xiaojie, ZHANG Qin, et al. Research on Loess Landslide Identification, Monitoring and Failure Mode with InSAR Technique in Heifangtai, Gansu [J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2019, 44(7): 996-1007.
- [13] 许月怡, 徐贝贝, 徐晨雨, 等. 基于远震 P 波、强震波形和 InSAR 联合反演 2025 年西藏定日 Ms 6.8 地震破裂过程[J]. 地震地质, 2025, 47(03): 734-746.  
XU Yueyi, XU Beibei, XU Chenyu, et al. Joint Inversion of the 2025 Dingri Ms 6.8 Earthquake Rupture Process Based on Teleseismic P Waves, Strong-Motion and InSAR Data [J]. *Seismology and Geology*, 2025, 47(3): 734-746.
- [14] LIU L, JIANG L M, JIANG H J, et al. Accelerated Glacier Mass Loss (2011 - 2016) over the Puruogangri Ice Field in the Inner Tibetan Plateau Revealed by Bistatic InSAR Measurements [J]. *Remote Sensing of Environment*, 2019, 231: 111-121.
- [15] JIANG L, BAI L, ZHAO Y, et al. Combining InSAR and Hydraulic Head Measurements to Estimate Aquifer Parameters and Storage Variations of Confined Aquifer System in Cangzhou, North China Plain [J]. *Water Resources Research*, 2018, 54(10): 8234-8252.
- [16] BAI L, JIANG L M, WANG H S, et al. Spatio-temporal Characterization of Land Subsidence and Uplift (2009 - 2010) over Wuhan in Central China Revealed by TerraSAR-X InSAR Analysis [J]. *Remote Sensing*, 2016, 8(4): 350-360.
- [17] 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.
- [18] FERRETTI A, PRATI C, ROCCA F. Permanent Scatterers in SAR Interferometry [J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2001, 39(1): 8-20.
- [19] 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.
- [20] 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.
- [21] 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.
- [22] POTIN P, ROSICH B, MIRANDA N, et al. Sentinel-1 Mission Status [J]. *Procedia Computer Science*, 2016, 100: 1297-1304.
- [23] AKBARI V, MOTAGH M. Improved Ground Subsidence Monitoring Using Small Baseline SAR Interferograms and a Weighted Least Squares Inversion Algorithm [J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2012, 9(3): 437-441.
- [24] 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.
- [25] HUA H, MANIPON G, et al. The Advanced Rapid Imaging and Analysis Data System: Automating SAR Data Analysis for Science and Hazard Response [C]// IGARSS, Milan, Italy, 2015.
- [26] MEYER F J, MCALPIN D B, GONG W, et al. Integrating SAR and Derived Products into Operational Volcano Monitoring and Decision Support Systems [J]. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 2015, 100: 106-117.
- [27] DE LUCA C, BONANO M, CASU F, et al. Automatic and Systematic Sentinel-1 SBAS-DInSAR Processing Chain for Deformation Time-Series Generation [J]. *Procedia Computer Science*, 2016, 100: 1176-1180.
- [28] SPAANS K, HOOPER A. InSAR Processing for Volcano Monitoring and Other Near-Real Time Applications [J]. *Journal of Geophysical Research: Solid Earth*, 2016, 121(4): 2947-2960.
- [29] DUAN W, ZHANG H, WANG C, et al. Multi-temporal InSAR Parallel Processing for Sentinel-1 Large-Scale Surface Deformation Mapping [J]. *Remote Sensing*, 2020, 12(22): 3749.
- [30] ZINNO I, BONANO M, BUONANNO S, et al. National Scale Surface Deformation Time Series Generation Through Advanced DInSAR Processing of Sentinel-1 Data Within a Cloud Computing Environment [J]. *IEEE Transactions on Big Data*, 2020, 6(3): 558-571.
- [31] YU Y H, BALZ T, LUO H, et al. GPU Accelerated Interferometric SAR Processing for Sentinel-1 TOPS Data [J]. *Computers & Geosciences*, 2019, 129: 12-25.
- [32] ROSEN P A, SHAMS K S, GURROLA E M, et al. InSAR Scientific Computing Environment on the Cloud [C]// AGU Fall Meeting, Miami, USA, 2012.
- [33] DE LUCA C, ZINNO I, MANUNTA M, et al. Large Areas Surface Deformation Analysis Through a Cloud Computing P-SBAS Approach for Massive Processing of DInSAR Time Series [J]. *Remote Sensing of Environment*, 2017, 202: 3-17.
- [34] MANUNTA M, DE LUCA C, ZINNO I, et al. The Parallel SBAS Approach for Sentinel-1 Interferometric Wide Swath Deformation Time-Series Generation: Algorithm Description and Products Quality Assessment [J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2019, 57(9): 6259-6281.
- [35] DE ZAN F, LOPEZ-DEKKER P. SAR Image Stacking for the Exploitation of Long-Term Coherent Targets [J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2011, 8(3): 502-506.
- [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] ZHANG L F, ZHANG L P, TAO D C, et al. Compression of Hyperspectral Remote Sensing Images by Tensor Approach [J]. *Neurocomputing*, 2015, 147: 358-363.
- [38] GUO X, HUANG X, ZHANG L F, et al. Support Tensor Machines for Classification of Hyperspectral Remote Sensing Imagery [J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2016, 54(6): 3248-3264.
- [39] COMON P. *Tensor Decompositions: State of the Art and Applications* [M]. Oxford: Oxford University Press, 2002.
- [40] LEE J S, HOPPEL K W, MANGO S A, et al. Intensity and Phase Statistics of Multilook Polarimetric and Interferometric SAR Imagery [J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 1994, 32(5): 1017-1028.
- [41] SAMIEI E S. *Exploitation of Distributed Scatterers in Synthetic Aperture Radar Interferometry* [D]. Delft: Delft University of Technology, 2017.
- [42] TUCKER L R. Implications of Factor Analysis of Three-Way Matrices for Measurement of Change [J]. *Problems in Measuring Change*, 1963, 1(1): 122-137.
- [43] TUCKER L R. Some Mathematical Notes on Three-Mode Factor Analysis [J]. *Psychometrika*, 1966, 31(3): 279-311.
- [44] 卢莹, 颜惠庆, 杨俊凯, 等. 不同分辨率DEM对InSAR变形监测精度的影响分析 [J]. *测绘地理信息*, 2018, 43(6): 106-109.
- LU Ying, YAN Huiqing, YANG Junkai, et al. Analysis of the Effect of Different Resolution DEM on InSAR Deformation Monitoring Accuracy [J]. *Journal of Geomatics*, 2018, 43(6): 106-109.