



武汉大学学报(信息科学版)

Geomatics and Information Science of Wuhan University

ISSN 1671-8860,CN 42-1676/TN

《武汉大学学报(信息科学版)》网络首发论文

题目: 基于张量分解的时序 InSAR 影像降维压缩方法
作者: 李勇发, 左小清, 朱大明, 吴文豪, 布金伟, 李永宁, 顾晓娜, 张荐铭, 黄成
DOI: 10.13203/j.whugis20230164
收稿日期: 2023-11-03
网络首发日期: 2023-12-12
引用格式: 李勇发, 左小清, 朱大明, 吴文豪, 布金伟, 李永宁, 顾晓娜, 张荐铭, 黄成. 基于张量分解的时序 InSAR 影像降维压缩方法[J/OL]. 武汉大学学报(信息科学版). <https://doi.org/10.13203/j.whugis20230164>



网络首发: 在编辑部工作流程中, 稿件从录用到出版要经历录用定稿、排版定稿、整期汇编定稿等阶段。录用定稿指内容已经确定, 且通过同行评议、主编终审同意刊用的稿件。排版定稿指录用定稿按照期刊特定版式(包括网络呈现版式)排版后的稿件, 可暂不确定出版年、卷、期和页码。整期汇编定稿指出版年、卷、期、页码均已确定的印刷或数字出版的整期汇编稿件。录用定稿网络首发稿件内容必须符合《出版管理条例》和《期刊出版管理规定》的有关规定; 学术研究成果具有创新性、科学性和先进性, 符合编辑部对刊文的录用要求, 不存在学术不端行为及其他侵权行为; 稿件内容应基本符合国家有关书刊编辑、出版的技术标准, 正确使用和统一规范语言文字、符号、数字、外文字母、法定计量单位及地图标注等。为确保录用定稿网络首发的严肃性, 录用定稿一经发布, 不得修改论文题目、作者、机构名称和学术内容, 只可基于编辑规范进行少量文字的修改。

出版确认: 纸质期刊编辑部通过与《中国学术期刊(光盘版)》电子杂志社有限公司签约, 在《中国学术期刊(网络版)》出版传播平台上创办与纸质期刊内容一致的网络版, 以单篇或整期出版形式, 在印刷出版之前刊发论文的录用定稿、排版定稿、整期汇编定稿。因为《中国学术期刊(网络版)》是国家新闻出版广电总局批准的网络连续型出版物(ISSN 2096-4188, CN 11-6037/Z), 所以签约期刊的网络版上网络首发论文视为正式出版。

Doi:10.13203/j.whugis20230164

引用格式：

李勇发, 左小清, 朱大明, 等. 基于张量分解的时序 InSAR 影像降维压缩方法[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2023, Doi:10.13203/j.whugis20230164. (LI Yongfa, ZUO Xiaoqing, ZHU Daming, et al. Dimensionality Reduction and Compression Method for Time Series InSAR Images Based on Tensor Decomposition[J] *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2023, Doi:10.13203/j.whugis20230164.)

基于张量分解的时序 InSAR 影像降维压缩方法

李勇发¹ 左小清¹ 朱大明¹ 吴文豪² 布金伟¹ 李永宁¹
顾晓娜¹ 张荐铭¹ 黄成^{1,3}

¹ 昆明理工大学国土资源工程学院, 云南 昆明, 650093

² 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

³ 云南省地质环境监测院, 云南 昆明, 650216

摘要：随着 SAR 影像的增加, 时序 InSAR 数据处理量呈指数增长, 给广域长时序地表形变监测带来了新的挑战, 特别是分布式目标 InSAR (DS-InSAR) 技术中所有干涉图均参与计算, 对计算和存储资源要求较高, 一定程度限制了其发展和应用推广。然而, 时序 InSAR 影像在时间维和空间维均存在冗余信息, 降维压缩是去除冗余信息的有效方法之一。本文提出一种基于张量分解的时序 InSAR 影像降维压缩方法, 根据较小子空间内各像素之间具有相似的统计特性, 将较小子空间范围内的协方差矩阵表示成三阶张量形式, 采用 Tucker 分解算法同时实现时间维和空间维的降维压缩处理。选取昆明市主城区 Sentinel-1A 数据进行实验验证分析, 结果表明, 当压缩子空间为 2×3 和 2×5 时, 计算效率分别提升约 24 倍和 40 倍, 且能够满足监测精度需求。当压缩子空间为 2×10 和 2×15 时, 信息丢失增多, 但仍然能识别出形变位置且其计算效率分别提升约 80 倍和 120 倍。研究成果为广域长时序 InSAR 地表形变监测提供了新的数据处理方法。

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

Dimensionality Reduction and Compression Method for Time Series InSAR Images Based on Tensor Decomposition

LI Yongfa¹ ZUO Xiaoqing¹ ZHU Daming¹ WU Wenhao² BU Jinwei¹
LI Yongning¹ GU Xiaona¹ ZHANG Jianming¹ HUANG Cheng^{1,3}

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

² Key Laboratory of Coal Resource Utilization and Mining Environmental Protection, Hunan University of Science and Technology, Xiangtan 411201, China

³ Yunnan Geological Environment Monitoring Institute, Kunming 650216, China

Abstract: Objectives: With the increase of SAR images, the processing capacity of time-series InSAR data is exponential growth, which brings new challenges to the monitoring of wide Area

收稿日期: 2023-11-03

资助项目: 国家自然科学基金(42161067、42004006); 云南省重大科技专项计划(202202AD080010)。

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

通讯作者: 左小清, 博士, 教授。zxq@kust.edu.cn

long term surface deformation monitoring. Especially in distributed scatters InSAR (DS-InSAR) technology, all interferograms are involved in computation, which requires high computing and storage resources, which to some extent limits its development and application promotion. However, time-series InSAR images have redundant information in both temporal and spatial dimensions, dimensionality reduction compression is one of the effective methods for removing redundant information. Methods: Due to the inability of matrices to meet data processing requirements, a tensor with unique advantages in storing and processing high-dimensional data is introduced, and a temporal InSAR image dimensionality reduction compression method based on tensor decomposition is proposed. According to the similar statistical properties between the pixels in the small subspace, the covariance matrix in the small subspace is expressed as a third-order tensor form. The Tucker decomposition algorithm is used to realize the time dimension and space dimension reduction and compression processing at the same time. Results: Taking Sentinel-1A image data as an example for experimental verification and analysis, the results show that: (1) The deformation spatial position obtained after image compression is highly consistent with that before image compression and the PS InSAR method, and the deformation rate value is similar, indicating that the proposed compression method is feasible and has high reliability. (2) When the compressed subspace is 2×3 and 2×5 , the computational efficiency is improved by about 24 times and 40 times respectively, and it can meet the monitoring accuracy requirements. When the compressed subspace is 2×10 and 2×15 , the information loss increased, but the deformation position could still be identified and its computational efficiency increased by about 80 times and 120 times, respectively. Therefore, in practical applications, the selection of compressed subspace size should be based on computational efficiency and monitoring refinement. Conclusions: The research results provide a new data processing method for wide-area and long-term surface deformation monitoring, which can effectively improve the computational efficiency of time-series InSAR.

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

近年来,随着极端气候(如降雨、地震等)事件的加剧,我国自然灾害频繁发生,成为威胁人类生命和财产安全以及制约社会经济可持续发展的重要因素之一^[1-2]。常规测量手段(如水准测量、GNSS等)难以实现广域、长时序地表形变监测。合成孔径雷达干涉测量(interferometric synthetic aperture radar, InSAR)是近三十年来飞速发展起来的新型对地观测技术,因其具有高空间分辨率、全天时、全天候等特点而被广泛应用^[3],如城市地表形变^[4-7]、滑坡^[8-12]、地震^[13]、冰川运动^[14]、地下水参数反演^[15]等。相比常规大地测量手段,InSAR技术能够以较高的空间分辨率和较短的时间间隔获取地表形变信息^[16]。

为精确获取地表形变信息,众多先进时序InSAR技术及其改进方法得到快速发展,如永久散射体(persistent scatterer InSARPS-InSAR)

技术^[17-18],小基线集(small baseline subsets InSAR, SBAS-InSAR)技术^[19], (phase-decomposition-based PSInSAR, PD-PSInSAR)技术^[20]以及分布式散射体(distributed scatters InSAR, DS-InSAR)技术^[21]等。此外,利用丰富的 SAR 存档数据可以实现更大范围、更精度的地表形变信息提取,为人民生命安全和经济增长提供优质服务。但随着 SAR 影像的长期积累,如哨兵卫星每天提供大约 10TB 的 SAR 产品^[22],且每个场景的时序 SAR 影像大小均超过 1TB,从而极大地增加了 InSAR 数据处理难度和复杂性。

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^[23-29]。2014 年 Casu 等人基于 SBAS 技术对干涉图生成和相位展

开进行并行化处理^[24]。2016年De等人将并行计算用于自适应多视干涉图^[27]。此外,有学者基于云计算、集群计算等现代先进高性能计算(HPC)基础架构实现InSAR数据处理,以提高其计算效率^[30-33]。Casu等人以及Manunta等人为了更好地利用云计算资源,提出了并行小基线子集(P-SBAS)方法^[24,34]。2020年Duan等人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(P-CInSAR)方法^[29]。第二种思想是将一些先进数据处理算法迁移至InSAR技术上,以高效的获取有用信息。2011年,Zan等人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^[35]。2017年Ansari,H等人针对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^[36],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影像在时间维和空间维均存在信息冗余问题,特别是实际应用中形变区占比较少,而大多数区域为非形变区,其存在众多冗余信息,无需和形变区进行相同程度的处理。张量分解是高光谱领域实现影像压缩^[37]、影像分类^[38]的重要工具之一。因此,本文借鉴高光谱影像压缩理论,并根据时序SAR影像在短时间和小范围内相关性强、信息冗余度高的特性,采用张量分解实现时序InSAR影像的降维压缩,为广域长时序InSAR地表形变监测提供一种新的数据处理方法。

1 时序InSAR影像降维压缩方法

张量作为一种多维线性代数或多维矩阵,是向量、矩阵向更高维度的推广^[39]。因此,一

个张量可认为是一个具有多个索引的数组,张量的阶表示模的数量或者大小,也称为模数(modes)。一个三阶张量(三维数组)有三种模式(维度),如图1所示为 $I \times J \times K$ 的三阶张量示意图。零阶张量为标量,用斜体小写字母 a, b, c, \dots 表示,一阶张量为向量,用粗体小写字母 $\mathbf{a}, \mathbf{b}, \mathbf{c}, \dots$ 表示,二阶张量为矩阵,用大写字母 $\mathbf{A}, \mathbf{B}, \mathbf{C}, \dots$ 表示。三阶及以上的称为高阶张量,用粗体欧拉脚本字母 $\mathcal{A}, \mathcal{B}, \mathcal{C}, \dots$ 表示。

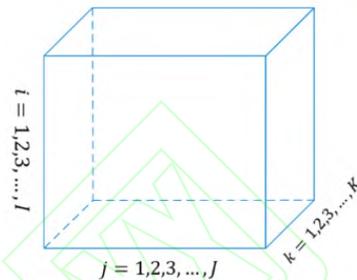


图1 三阶张量示意图, $\mathcal{A} \in \mathbb{C}^{I \times J \times K}$

Fig. 1 Schematic diagram of third-order tensor, $\mathcal{A} \in \mathbb{C}^{I \times J \times K}$

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存在大量冗余信息,通过SAR影像降维压缩处理能有效降低信息冗余,达到节约计算资源和提高计算效率的目的,其降维压缩原理如图2所示。首先,将精配准后的全堆栈时序SAR影像进行平均分组,并完成差分干涉处理;然后,在每组中进行Phase-Linking和降维压缩处理,即将每组中的多景SAR影像压缩为一景;最后,利用压缩后获得的虚拟影像进行时序处理,并获取地表形变信息。由于虚拟影像数量保留了原始影像大部分有用信息,且其数量远小于原始影像,因此在保证精度的同时能有效减少计算量。

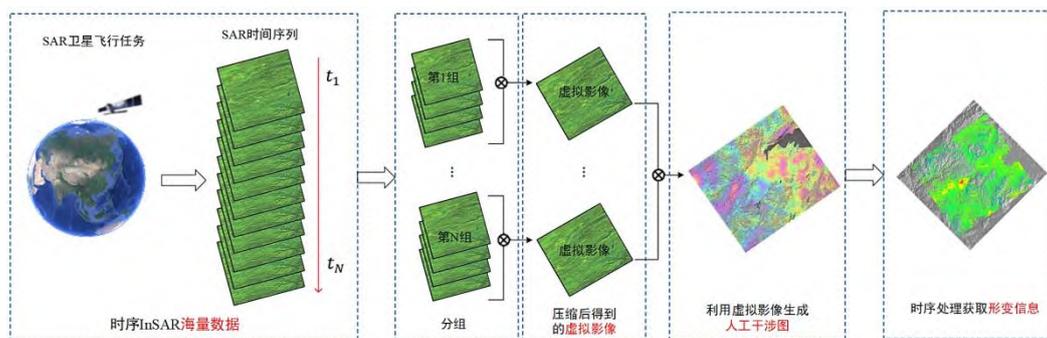


图2 时序InSAR影像时间维压缩原理示意图

Fig. 2 Schematic diagram of time dimensional compression principle of time series InSAR images

时序 InSAR 影像不仅在时间维上存在冗余信息,在较小的子空间范围内时序 InSAR 影像同样具有较高的相似性。因此,在空间维压缩时,首先需对原始 SAR 影像进行空间划分,

然后获取每个子空间中的像素协方差矩阵,并构建三阶张量模型。最后利用张量分解方法实现时序 InSAR 影像的时间-空间维压缩,其基本原理如图 3 所示。

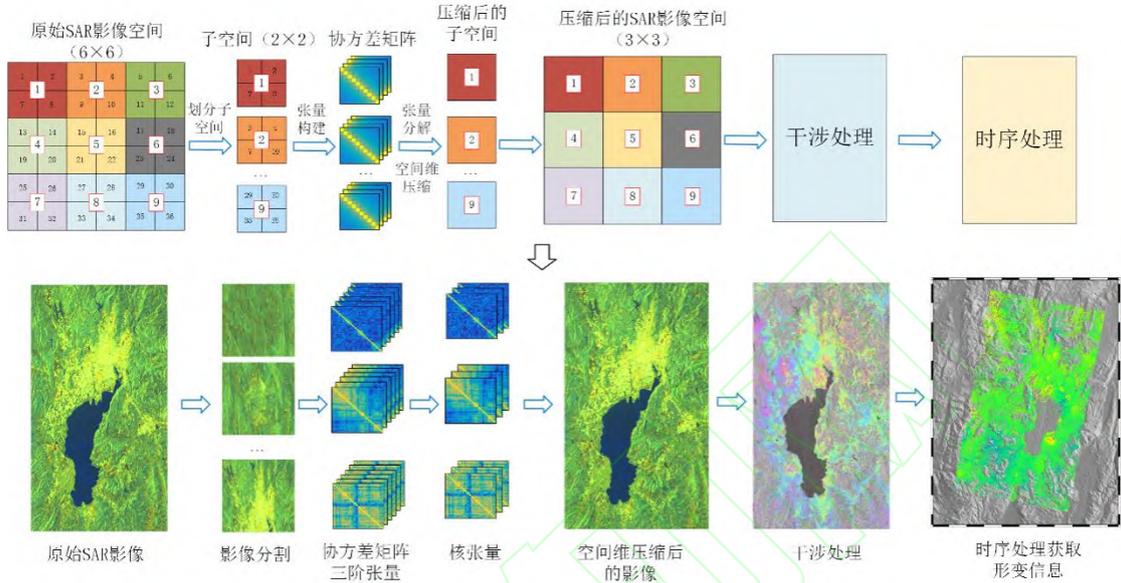


图 3 时序 InSAR 影像空间维压缩原理示意图

Fig. 3 Schematic diagram of spatial dimension compression principle of time series InSAR images

本文以分布式目标 InSAR (DS-InSAR) 技术原理为框架,首先采用增强谱分集配准方法对全堆栈单视复数 SAR 影像进行精确配准,使其配准精度达到要求,并完成差分干涉处理和同质点像素识别,获得像素协方差矩阵。然后基于像素协方差矩阵构建三阶张量模型,并

采用 Tucker 分解算法对其进行分解。再利用分解后得到的核张量重构得到虚拟 SAR 影像,并对虚拟 SAR 影像进行干涉处理,得到虚拟干涉图。最后利用虚拟干涉图进行时序分析,得到形变速率和累积形变量,详细流程如图 4 所示。

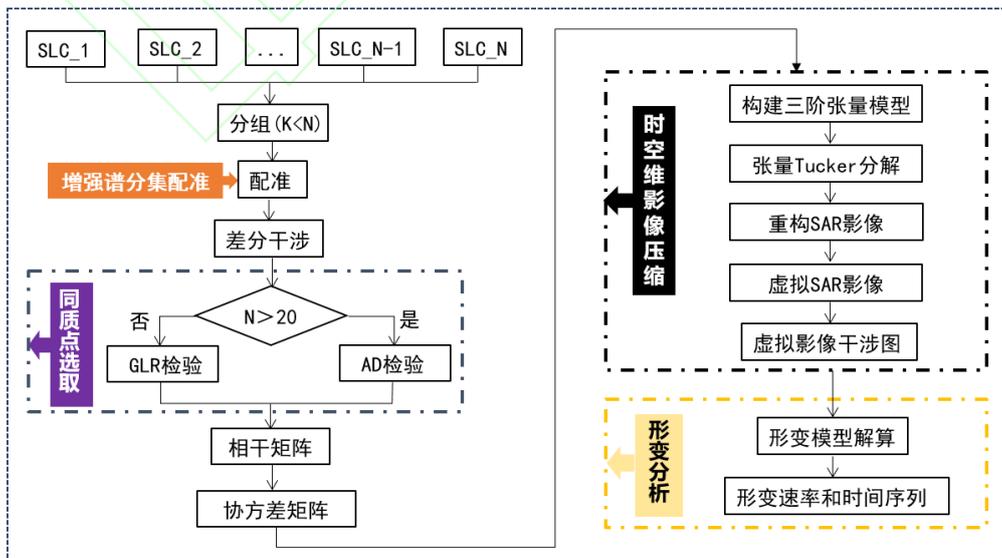


图 4 时空维影像压缩技术路线图

Fig. 4 Technology roadmap of Space and time Dimension Image Compression

1.2 时序 InSAR 影像张量描述

众所周知，高光谱影像存在空间维（高度维和宽度维）以及光谱维，可将其表示成三阶张量形式，原始时序 SAR 影像数据同样存在空间维（方位向和距离向）和时间维（时序影像数量），但 SAR 影像与高光谱影像所采用的数据信息、数据结构以及用途均存在差异。因此，SAR 影像压缩时张量模型的构建不能完全采用高光谱领域的描述形式。

时序 InSAR 影像降维压缩需基于像素协方差矩阵构建张量模型，而不是直接采用原始 SAR 影像。在一个包含 N 景 SAR 影像的集合

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

r_{ij} 为两个影像 Z_i 和 Z_j 之间的复相干系数，可用下列公式表示^[41]:

$$r_{ij} = \frac{E\{Z_i Z_j^H\}}{\sqrt{E\{|Z_i|^2\}E\{|Z_j|^2\}}} = |r_{ij}| \exp(j\phi_{ij}) \quad (3)$$

式中 ϕ_{ij} 为两景影像间的复相干相位值， $|r_{ij}|$ 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

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

其中， Υ 为 $N \times N$ 的绝对值相干矩阵，其元素为 $|r_{ij}|$ ， Ψ 为 $N \times N$ 的对角复数矩阵，定义为：

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

结合式 (2) 和式 (4) 可知，协方差矩阵

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

其中， T 为相干矩阵， \circ 为 Hamada 乘积，即对应矩阵元素相乘。

中，每个像素可构建一个 $N \times N$ 的协方差矩阵，协方差矩阵构建过程如下：

从 DS 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 $y = [Z_1, Z_2, \dots, Z_N]^T$ ，其概率密度函数 (PDF) 可表示为^[40]:

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

式中 $Q = E\{yy^H\}$ 为 $N \times N$ 的协方差矩阵， H 表示共轭转置。

影像，它们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，表示为：

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

将公式 (3) 带入公式 (4)，得到：

可以表示为相干矩阵与散射体能量强度的 Hamada 乘积，即协方差矩阵 Q 可进一步表示为：

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。

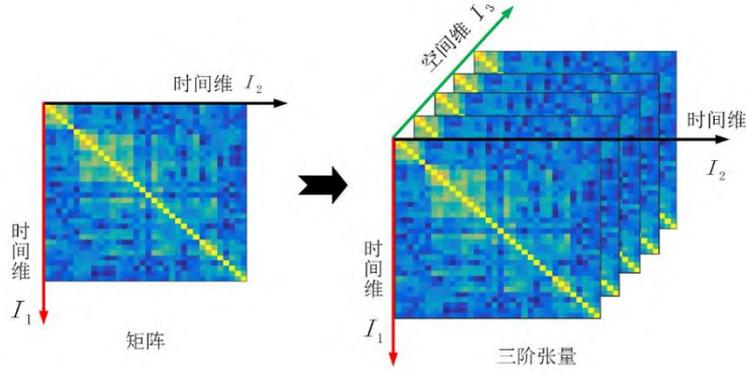


图5 时序 InSAR 影像张量表示

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^[42-43]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 (SVD) 的高阶扩展,因此,有学者也将其称为高阶奇异值分解 (HoSVD)。

对于一个三阶张量 $\mathcal{X} \in \mathbb{C}^{I_1 \times I_2 \times I_3}$, 其 Tucker 分解可以表示为:

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

其中, $\mathbf{U} \in \mathbb{C}^{I_1 \times R_1}$, $\mathbf{V} \in \mathbb{C}^{I_2 \times R_2}$, $\mathbf{W} \in \mathbb{C}^{I_3 \times R_3}$ 称为因子矩阵,可看作是每个模式下主成分, $\mathcal{G} \in \mathbb{C}^{R_1 \times R_2 \times R_3}$ 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 (rank), 即分别为因子矩阵 \mathbf{U} 、 \mathbf{V}

以及 \mathbf{W} 的列数, 其满足 $R_1 \leq \min(I_1, I_2, I_3)$, $R_2 \leq \min(I_1, I_2, I_3)$ 以及 $R_3 \leq \min(I_1, I_2, I_3)$ 。 $[\mathcal{G}; \mathbf{U}, \mathbf{V}, \mathbf{W}]$ 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。

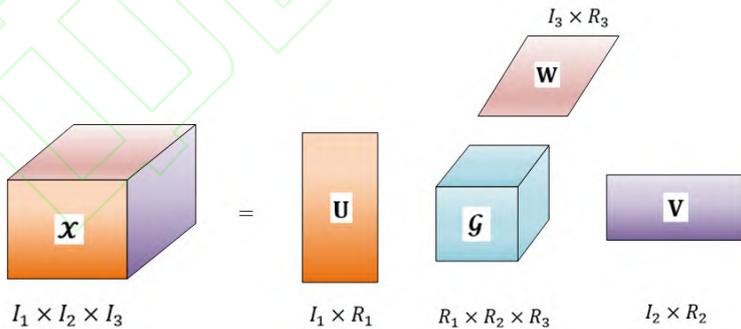


图6 三阶张量 Tucker 分解模型

Fig. 6 Tucker decomposition model of third-order tensor

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, 公式如下:

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

其中, $\mathbf{U}_1 \in \mathbb{C}^{L_1 \times J_1}$, $\mathbf{U}_2 \in \mathbb{C}^{L_2 \times J_2}$ 以及 $\mathbf{U}_3 \in \mathbb{C}^{L_3 \times J_3}$ 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。公式 (9) 经线性投影变换即可得到核张量

$\mathbf{C} \in J_1 \times J_2 \times J_3$ 的表达式如下:

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

其中, $\mathbf{U}_1^T \in \mathbb{C}^{J_1 \times L_1}$, $\mathbf{U}_2^T \in \mathbb{C}^{J_2 \times L_2}$ 以及 $\mathbf{U}_3^T \in \mathbb{C}^{J_3 \times L_3}$ 为投影矩阵, 公式 (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

研究区位于昆明市主城区, 东经 $102^\circ 10' \sim 103^\circ 40'$, 北纬 $24^\circ 23' \sim 26^\circ 22'$ 之间, 地处中国西南地区、云贵高原中部, 地质构造和演化历史复杂, 属于地震断陷区, 断层发育和发育, 地壳稳定性较差。受湖滨地区区域隆升和持续沉降的影响, 地表形变特征较为复杂, 沉降机制表现出多诱因、多源性。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。

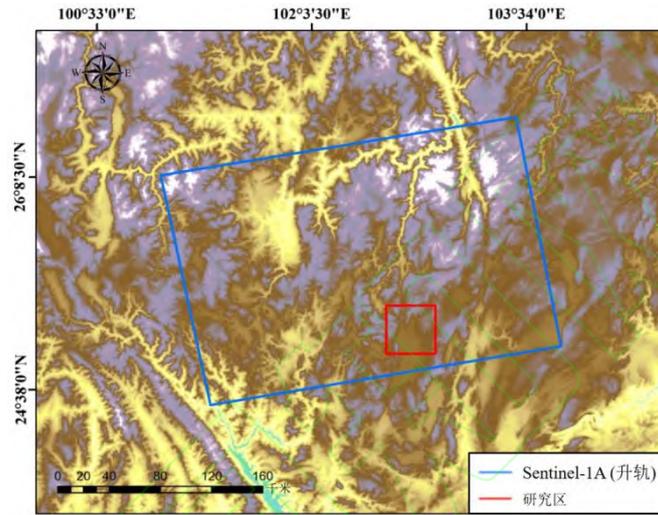


图 7 研究区位置及 Sentinel-1A 影像覆盖范围

Fig. 7 Location of study area and coverage of Sentinel-1A image

2.2 实验数据与处理

哨兵卫星重访周期较短 (12 天), 能在短时间内对地表进行多次拍摄。因此, 选取 2018 年 1 月至 2021 年 5 月期间共 101 景升轨 C 波段 Sentinel-1A 数据进行实验, 以验证本文方法的可行性, 其波长为 5.6 cm , 分辨率为 $5 \text{ m} \times 20 \text{ m}$, 对影像中的多个 sub-swath 和 burst 进行拼接和裁剪。分辨率为 30 m 的美国航天飞机雷达测图任务 (SRTM-1) 高程数据^[44]用于去除干涉图中地形相位成分。

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 数据共分为 33 组, 除最后一组为 5 景影像外, 其余 32 组每组均为 3 景, 然后以每组中的第 2 景作为参考, 将上述每组中的影像压缩为 1 景, 即得到 33 景虚拟影像。图 8 展示了影像压缩前和压缩后的虚拟影像时空基线分布。空间维压缩时, 将子空间窗口大小在距离向和方位向分别设置为 2×3 、 2×5 、 2×10 以及 2×15 。

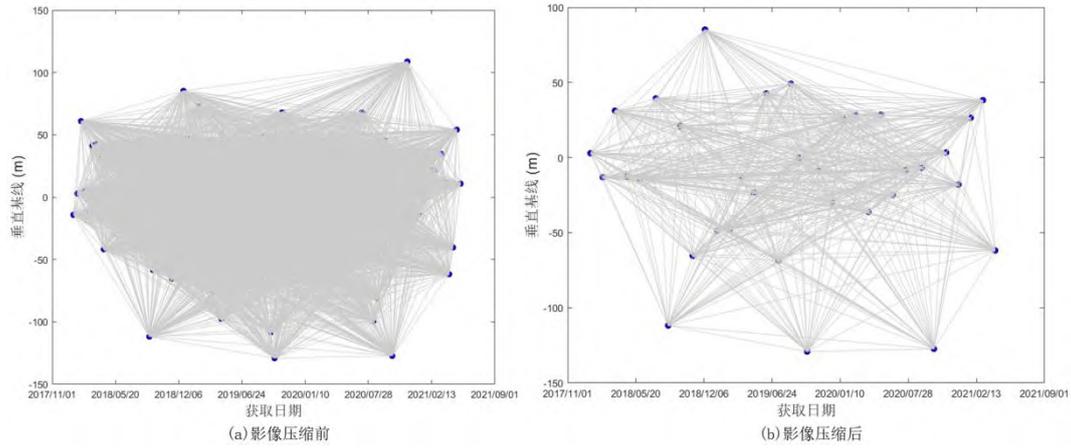


图 8 影像压缩前后时空基线分布图

Fig. 8 Spatio-temporal baseline distribution before and after image compression

图 9 展示了不同时间基线下 SAR 影像压缩前后的干涉图效果，其中图 9 (a) 和 (b) 分别为影像压缩前和压缩后干涉对 20190911-20180224 的干涉图，图 9 (c) 和 (d) 分别为影像压缩前和压缩后干涉对 20190911-

2019110 的干涉图。从图中可以看出，对 SAR 影像进行时空维压缩会导致干涉图质量下降，主要原因在于时空维压缩过程中，存在部分相位信息丢失的情况，从而导致干涉图质量下降。

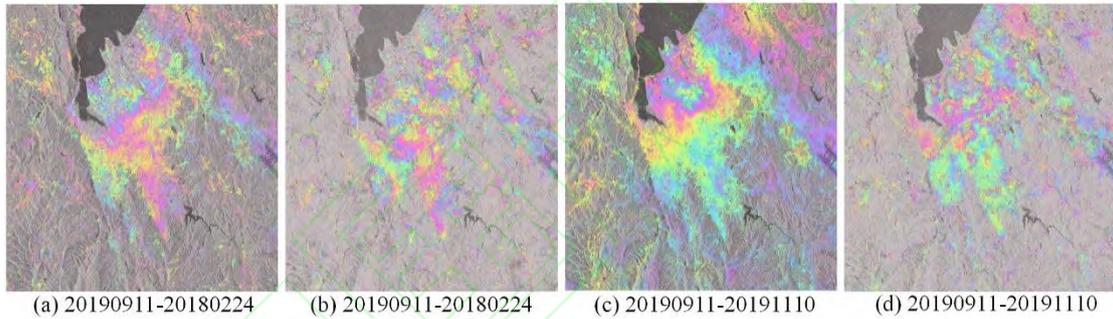


图 9 影像压缩前后干涉图对比

Fig. 9 Comparison of interferograms before and after image compression

图 10 中的 (a) 和 (b) 分别为影像压缩前和压缩后干涉对 20200613-20200719 的相干性结果，从视觉上看无明显差异，经统计发现，

影像压缩前相干性平均值为 0.28，影像压缩后的相干性平均值为 0.32，说明影像压缩后相干性有所提高。

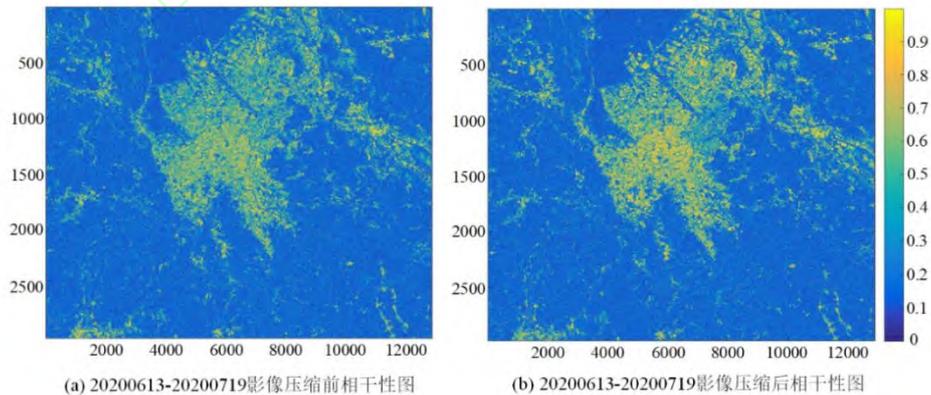


图 10 影像压缩前后干涉对 20200613-20200719 相干性图

Fig. 10 Coherence diagram of interference before and after image compression from 20200613-20200719

2.3 形变速率分析

图 11 (a-e) 展示了升轨数据下基于 DS-InSAR 技术获得的影像压缩前和影像压缩后的 LOS 方向上地表形变速率, 其中图 11 (a) 为影像压缩前利用标准 DS-InSAR 技术获取的地表形变速率, 图 11 (b-e) 分别展示了压缩子空间大小为 2×3 、 2×5 、 2×10 以及 2×15 时, 基于影像压缩的 DS-InSAR 技术得到的地表形变速率。从图中可以看出, 各压缩子空间下获取的地表形变空间位置分布与压缩前高度一致, 均能有效识别出地表形变位置, 说明本文的影像压缩方法具有可行性。从相干目标点空

间密度来看, 影像压缩后的相干目标点空间密度相比压缩前有所降低, 且相干目标点空间密度随着压缩子空间的增大而降低, 该特征, 该特征在植被覆盖率较高的山区更为显著。图 11 (f-j) 展示了影像压缩前以及不同压缩子空间下的形变速率分布情况, 统计结果表明, 压缩前以及各压缩子空间下得到的形变速率值分布相似性较高, 大致以 0 为中心向两侧成对称分布, 绝大多数形变速率在 ± 30 mm/yr 之间, 少数形变速率绝对值大于 30 mm/yr, 表明采用本文方法得到的形变速率结果与实际相符, 具有一定的可靠性。

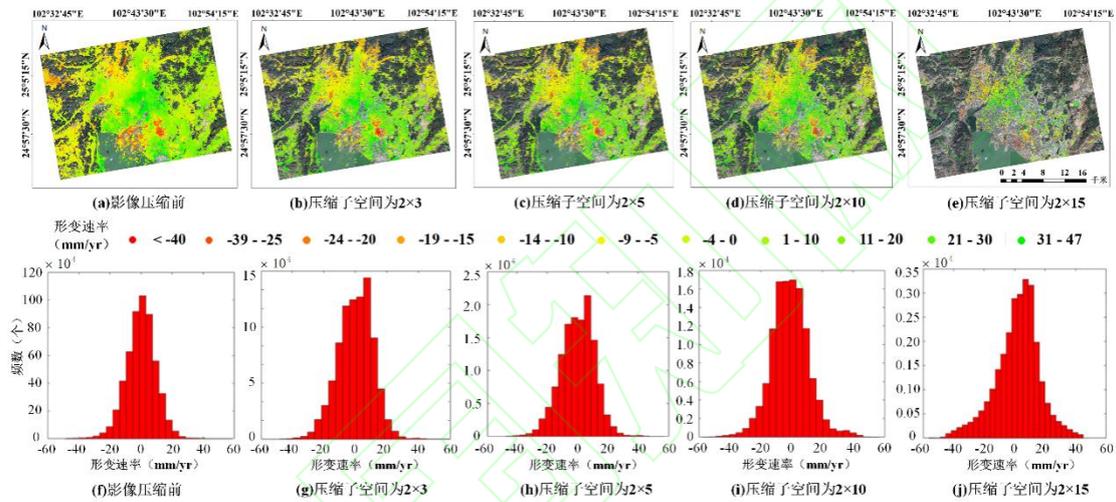


图 11 时序 InSAR 影像压缩前后地表形变速及其直方统计图

Fig. 11 Surface deformation and its histogram before and after time series InSAR images compression

2.4 典型形变区分析

选取位于昆明市官渡区小板桥附近的典型区域进行分析, 其对应的 Google Earth 影像如图 12 (a) 所示, 影像压缩前的形变速率如图 12 (b) 所示, 压缩子空间 2×3 、 2×5 、 2×10 以及 2×15 对应的形变速率分别如图 12 (c-f) 所示。从图中可以看出, 影像压缩前相干目标点空间密度均比影像压缩后高, 能准确区分形变区和稳定区之间的边界 (如图 12 (b) 中黑色虚线)。当压缩子空间为 2×3 和 2×5 时, 虽然相干目标点密度有所下降, 但仍然能准确区分形变区和稳定区之间的边界 (如图 12 (c-d) 中黑色虚线)。随着压缩子空间的逐渐增大,

相干目标点数量不断减少, 当压缩子空间为 2×10 和 2×15 时, 相干目标点较为稀疏, 难以准确区分形变区和稳定区之间的边界 (如图 12 (e-f) 所示), 但形变区位置仍然能被准确识别出。因此, 在实际应用过程中, 应根据精细化监测程度需求, 设定不同的压缩子空间大小。若需对小范围的地表形变进行精细化形变信息提取, 不仅需准确获取形变位置, 而且还需精确区分形变区和稳定区之间的边界, 则可采用较小的压缩子空间进行压缩处理。若需对广域地表形变进行快速普查, 确定形变位置即可, 不需精确识别出形变区边界, 则可采用较大的压缩子空间进行压缩处理。

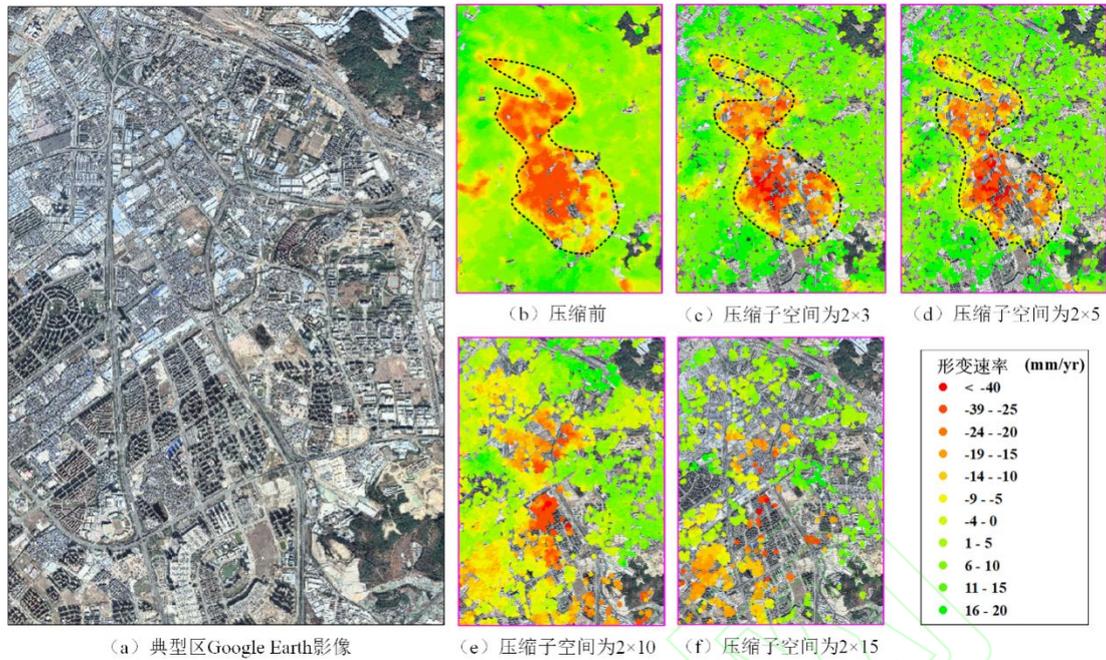


图 12 典型区域 Google Earth 影像以及不同压缩子空间下的形变速率

Fig. 12 Google Earth images of typical regions and deformation rates in different compressed subspaces

对上述典型区相干目标点数量及其空间密度进行统计分析，如表 1 所示。结果表明，影像压缩前的相干目标点空间密度为 4 668 /km²，影像压缩后的相干目标点数量随压缩子空间的增加而减少，当压缩子空间大小为 2×3 和 2×5 时，相干目标点空间密度分别为 764 /km² 和 423 /km²，能满足形变监测需求。当压缩子空间大小为 2×10 和 2×15 时，相干目标点

空间密度分别为 182 /km² 和 24 /km²，此时只能识别出形变位置，而难以准确圈定形变区边界。研究表明，上述实验结果与理论相吻合，由于空间维压缩过程中，一定空间范围内相关性较高的像素之间完成信息提取后进行了合并，一定程度上降低了原始 SAR 影像的空间分辨率，进而导致提取的相干目标点数量减少。

表 1 典型区相干目标点数量及空间密度

Tab.1 Number and spatial density of coherent target points in typical areas

状态	MPs 数量		空间密度 (MPs/km ²)	
	升轨	降轨	升轨	降轨
压缩前	546232		4668	
压缩后	2×3	89502	764	
	2×5	49588	423	
	2×10	21301	182	
	2×15	2849	24	

2.5 可靠性分析

以上述典型区为例进行可靠性验证分析，将不同压缩子空间下的相干目标点作为基准，采用距离最近原则，在一定距离范围内 (50 m)，从影像压缩前的结果中搜索与之对应的同名相干目标点，并绘制出各同名相干目标点影像

压缩前后形变速率相关性图如图 13 所示。图 13 中的 (a)、(b)、(c)、(d) 分别表示压缩子空间为 2×3、2×5、2×10、2×15 下与影像压缩前的形变速率相关性。经计算得到各情况下的相关性和均方差见表 2，压缩子空间 2×3 和 2×5 下相关性分别为 0.91 和 0.9，均方差分别

为 5.2 mm/yr 和 5.4 mm/yr。压缩子空间 2×10 和 2×15 下的相关性分别为 0.54 和 0.59，均方差分别为 9.8 mm/yr 和 10.9 mm/yr。因此，上述结果表明，压缩子空间较小时（2×3 和 2×5）

的形变速率与影像压缩前相近，可靠性较高。压缩子空间较大时（2×10 和 2×15）的形变速率与影像压缩前存在一定差距。

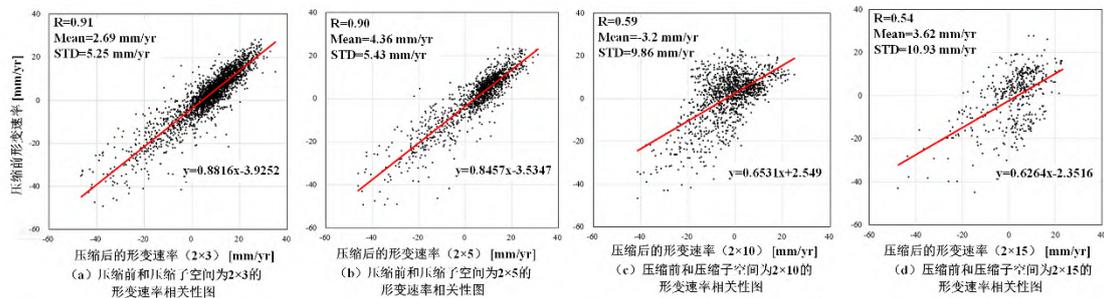


图 13 影像压缩前后形变速率相关性图

Fig. 13 Correlation diagram of deformation rate before and after image compression

表 2 影像压缩前后形变速率相关性表

Tab.2 Correlation table of deformation rate before and after image compression

压缩方案	压缩前		
	相关性	均方差 (mm/yr)	
压缩后	2×3	0.91	5.2
	2×5	0.90	5.4
	2×10	0.59	9.8
	2×15	0.54	10.9

为进一步验证本文方法的可靠性，利用城在城市区域具有较高精度的 PS-InSAR 技术获取研究区形变速率（如图 14 所示），并将其与不同压缩子空间下获得的形变速率进行对比分析。结果表明，不同压缩子空间下的 InSAR 结果与 PS-InSAR 结果在形变空间位置上保持高度一致。采用上文所述的方法提取不同压缩子空间和 PS-InSAR 之间的同名相干目标点，

并绘制其形变速率相关性图（如图 15 所示）。压缩子空间 2×3 和 2×5 的相关性分别为 0.89 和 0.86，均方差分别为 6.3 mm/yr 和 6.5 mm/yr。压缩子空间 2×10 和 2×15 的相关性分别为 0.56 和 0.51，均方差分别为 9.4 mm/yr 和 11.2 mm/yr。该验证结果同样表明了，在压缩子空间较小（2×3 和 2×5）时可靠性较高，在压缩子空间较大（2×10 和 2×15）时，其可靠性相对较差。

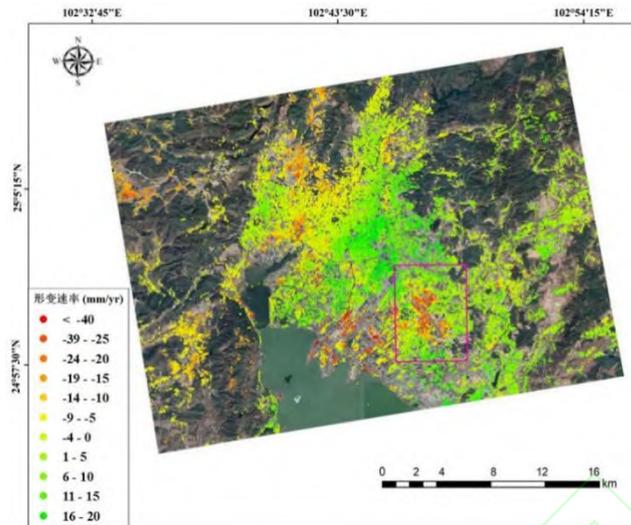


图 14 研究区 PS-InSAR 形变速率图

Fig. 14 PS-InSAR deformation rate diagram of study area

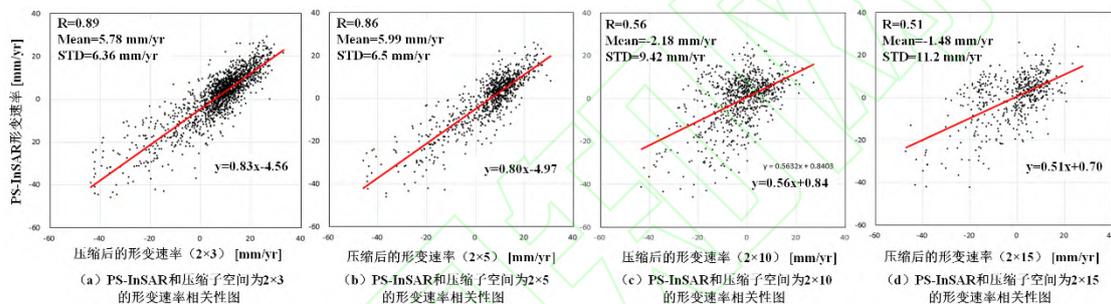


图 15 PS-InSAR 与影像压缩后的形变速率相关性图

Fig. 15 Correlation diagram of PS InSAR and deformation rate after image compression

2. 6 计算量与计算效率分析

2. 6. 1 计算量分析

众所周知，时序 InSAR 数据处理的计算量与原始 SAR 影像数量以及生成的干涉图数量直接相关，特别是 DS-InSAR 方法中所有的干涉对均参与计算，当影像数量增加时，其计算量呈指数增长。本文旨在通过时间维压缩以到达减少 SAR 影像数量的目的。以本文的 101 景影像为例，若采用 PS-InSAR 技术理论上将生成 100 个干涉图，采用 SBSA-InSAR 技术大

约生成 420 个干涉图，采用标准 DS-InSAR 技术则将生成 5050 个干涉图，当进行更长时序的地表形变解算时，将面临更大的计算量。经本文方法进行时间维压缩后得到 33 景虚拟影像，即使采用 DS-InSAR 全组合策略也仅生成 528 个干涉图，表 3 展示了各时序 InSAR 方法生成的干涉图数量。不难看出，PS-InSAR 计算量最小，而标准的 DS-InSAR 方法计算量最大，但通过本文方法进行影像压缩后数据量减少了约 90%，其数据量与 SBAS-InSAR 相当。

表 3 各种时序 InSAR 影像和干涉图数量统计表

Tab.3 Statistical Table 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

相位估计是 DS-InSAR 方法中的关键步骤, 其计算过程耗时较长, 不仅与相位估计方法有关, 而且与参与计算的像素数量有关。对于单个像素而言, 不同的相位估计方法其所需时间相差不大。因此, 在进行广域地表形变解算时, 相位估计耗时主要取决于参与计算的影像像素数量。本文通过空间维的压缩以达到减少影像像素的目的, 表 4 为研究区影像压缩前后的影像像素数量。

表 4 影像压缩前后的像素数量统计表

Tab.4 Statistical table of pixel count before and after image compression

压缩子空间大小	像素数量 / 个	
影像压缩前	38 402 304	
影像压缩后	2×3	6 400 384
	2×5	3 840 230
	2×10	1 920 115
	2×15	1 280 077

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 1.7GHZ, 内存为 64G。影像压缩前单个协方差矩阵阶数为 101, 其耗时约为 0.12 秒, 影像压缩后单个协方差矩阵阶数为 33, 其耗时约为 0.03 秒。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 (见表 5)。影像压缩前大约耗时 128 小时, 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 小时、3.2 小时、1.6 小时和 1.1 小时, 表明本文方法能有效提高计算效率。

表 5 影像压缩前后相位估计耗时统计表

Tab. 5 Statistical table of phase estimation time consumption before and after image compression

压缩子空间大小	耗时 (时)	
影像压缩前	128	
影像压缩后	2×3	5.3
	2×5	3.2
	2×10	1.6
	2×15	1.1

3 讨论

本文提出的时序 InSAR 影像降维压缩方法, 能有效减少 DS-InSAR 计算时间, 特别对于广域长时序地表形变监测具有很好的应用前景。但在进行空间维影像压缩过程中, 在所有空间范围内设置相同的子空间大小进行压缩处理, 会导致信息冗余较大区域压缩不足, 而信息冗余较小的区域过度压缩的问题, 后续将研究对不同形变的区域进行可变窗口自适应选择实现空间维压缩, 且只针对非形变区进行压缩处理。

另外, 本研究只对 Sentinel-1A 数据进行了实验分析, 没有达到最佳效果。影像压缩可能导致非稳定信号的提取存在缺失, 后续需要采用模拟实验和其他真实 SAR 数据相结合的手段, 针对不同的形变模式, 探讨和验证本文方法的普适性和可靠性。

4 结论

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, 同时实现 SAR 影像在时间维和空间维的压缩处理, 以便减少数据存储量和计算量, 最终达到提高时序 InSAR 处理效率的目的, 以 Sentinel-1A 数据为例进行验证分析, 得出以下结论:

(1) 通过与影像压缩前以及 PS-InSAR 方法的大的形变结果进行对比分析可知, 三种方法获取的形变空间位置高度吻合且形变速率值相近, 表明本文方法可行且具有较高的可靠性。

(2) 时序 InSAR 影像时空维压缩降低了空间分辨率和相干目标点密度, 但其计算效率得到了极大提升, 且能有效识别出形变位置, 适用于长时序、大范围地表形变位置识别 (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相干目标点数量, 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, 获取的相干目标点数量较少, 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, 相干

目标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。

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.
- [2] Zhang Qin, Zhao Chaoying, Chen Xuerong. Technical progress and development trend of geological hazards early identification with multi-source remote sensing[J]. *Acta Geodaetica et Cartographica Sinica*, 2022, 51(6):885-896. (张勤,赵超英,陈雪蓉.多源遥感地质灾害早期识别技术进展与发展趋势[J].*测绘学报*,2022,51(6):885-896.)
- [3] 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. (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.)
- [4] Liu Y, Zhao C, Qin Z, 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 & Remote Sensing*, 2018, 11(5):1509-1519.
- [5] Chen Qiang, Luo Rong, Yang Yinghui, et al. Method and Accuracy of Extracting Surface Deformation Field from SAR image Coregistration[J]. *Acta Geodaetica et Cartographica Sinica*, 2015, 44(3):301-308. (陈强,罗容,杨莹辉,等.利用 SAR 影像配准偏移量提取地表形变的方法与误差分析[J].*测绘学报*, 2015, 44(3):301-308.)
- [6] Valente E, Allocca V, Riccardi U, et al. Studying a Subsiding Urban-ized Area from a Multidisciplinary Perspective: The Inner Sector of the Sarno Plain (Southern Apennines, Italy)[J]. *Remote Sensing*, 2021, 13(16):3323.
- [7] Dai K, Ran P, Li Z, et al. Land Subsidence in Xiong'an New Area, China Revealed by InSAR Observations[J]. *Journal of Geodesy and Geoinformation Science*, 2021, 4(1):70.
- [8] Li Y, Zuo X, Zhu D, Wu W, 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.
- [9] Li Zhenhong, Song Chuang, Yu Shen, et al. Application of Satellite Radar Remote Sensing to Landslide Detection and Monitoring: Challenge and Solutions[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2019, 44(7):967-979. (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.)
- [10] Dong J, Zhang L, Tang M, 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] Zhang Lu, Liao Mingsheng, Dong Jie, et al. Early Delection 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. (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.)
- [12] 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. (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.)
- [13] Yuan Shuang, He Ping, Wen Yangmao, et al. Intergrated InSAR and Strain tensor to Eastimate Three-dimensional Coseismic Displacements Associated with the 2016 M_w 7.0 Kumamoto Earthquake[J]. *Chinese Journal of Geophysics*, 2020, 63(4):1340-1356. (袁霜, 何平, 温扬茂, 等. 综合 InSAR 和应变张量估计 2016 年 M_w 7.0 熊本地震同震三维形变场[J]. *地球物理学报*, 2020, 63(4):1340-1356.)
- [14] Liu L, Jiang L, Jiang H, 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, 231:111241.
- [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, Wang H, & Sun Q. (2016). Spatiotemporal 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.
- [17] Ferretti A, Prati C, Rocca F. Nonlinear Subsidence Rate Estimation Using Permanent Scatterers in Differential SAR Interferometry[J]. *IEEE Transactions on Geoenvironment and Remote Sensing*, 2002, 38(5):2202-2212.
- [18] Ferretti A, Prati C, Rocca F. Permanent scatterers in SAR interferometry[J]. *IEEE Transactions on Geoenvironment & 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 & 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 Geoenvironment & 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 Geoenvironment & Remote Sensing*, 2011, 49(9):3460-3470.
- [22] Potin P, Rosich B, Grimont P, et al. Sentinel-1 Mission Status[C]. In *Proceedings of the EUSAR 2016: 11th European Conference on Synthetic Aperture Radar*. Hamburg, Germany, 2016, 100(6):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 & 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 & 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*, 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 & Remote Sensing*, 2015, 100(feb.): 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: JGR*, 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*, 2018, 6(3):558-571.
- [31] Yu Y, Balz T, Luo H, et al. GPU accelerated interferometric SAR processing for Sentinel-1 TOPS data[J]. *Computers & Geosciences*, 2019, 129(AUG.): 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*, 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(12):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 & Remote Sensing*, 2019, 57(99):6259-6281.
- [35] De Zan F, López-Dekker P. SAR Image Stacking for the Exploitation of Long-Term Coherent Targets[J]. *IEEE Geoscience & 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 & Remote Sensing*, 2017, 55(10):5637-5652.
- [37] Zhang L, Zhang L, Tao D, et al. Compression of hyperspectral remote sensing images by tensor approach[J]. *Neurocomputing*, 2015, 147(5): 358-363.
- [38] Guo X, Huang X, Zhang L, et al. Support Tensor Machines for Classification of Hyperspectral Remote Sensing Imagery[J]. *IEEE Transactions on Geoscience & Remote Sensing*, 2016, 54(6):3248-3264.
- [39] Comon P. Tensor Decompositions, State of the Art and Applications[J]. *Stats*, 2009, 23(7-8):393-405.
- [40] Lee J S, Hoppel K W, et al. Intensity and phase statistics of multilook polarimetric and interferometric SAR imagery[J]. *Geoscience and Remote Sensing, IEEE Transactions on*, 1994, 32(5):1017-1028.
- [41] Samiei E S. Exploitation of distributed scatterers in synthetic aperture radar interferometry[D]. 2017.
- [42] Tucker L R. Implications of factor analysis of three-way matrices for measurement of change[J]. *Problems in Measuring Change*, 1963, 01(01):122-137.
- [43] Tucker L R. Some mathematical notes on three-mode factor analysis[J]. *Psychometrika*, 1966, 31(3):279-311
- [44] 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. (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.)

网络首发:

标题: 基于张量分解的时序 InSAR 影像降维压缩方法

作者: 李勇发, 左小清, 朱大明, 吴文豪, 布金伟, 李永宁, 顾晓娜, 张荐铭, 黄成

Doi: 10.13203/j.whugis20230164

收稿日期: 2023-11-03

引用格式:

李勇发, 左小清, 朱大明, 等. 基于张量分解的时序 InSAR 影像降维压缩方法[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2023, Doi:10.13203/j.whugis20230164. (LI Yongfa, ZUO Xiaoqing, ZHU Daming, et al. Dimensionality Reduction and Compression Method for Time Series InSAR Images Based on Tensor Decomposition[J] *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2023, Doi:10.13203/j.whugis20230164.)

