

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：一种基于 GNSS 和机器学习的 InSAR 大气改正方法
作者：武帅莹，刘国祥，贾洪果，张波，张瑞，毛文飞，吴婷婷
网络首发日期：2023-04-07
引用格式：武帅莹，刘国祥，贾洪果，张波，张瑞，毛文飞，吴婷婷. 一种基于 GNSS 和机器学习的 InSAR 大气改正方法[J/OL]. 武汉大学学报(信息科学版).
<https://kns.cnki.net/kcms/detail/42.1676.TN.20230406.1820.001.html>



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.whugis20220191

引用格式：

武帅莹，刘国祥，贾洪果，等. 一种基于GNSS和机器学习的InSAR大气改正方法[J]. 武汉大学学报（信息科学版），2023，DOI: 10.13203/j.whugis20220191（WU Shuaiying, LIU Guoxiang, JIA Hongguo, et al. An InSAR Atmospheric Correction Method Based on GNSS and Machine Learning[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2023, DOI: 10.13203/j.whugis20220191）

一种基于 GNSS 和机器学习的 InSAR 大气改正方法

武帅莹¹ 刘国祥^{1,2} 贾洪果¹ 张波¹ 张瑞^{1,2} 毛文飞¹ 吴婷婷¹

1.西南交通大学地球科学与环境工程学院, 四川 成都, 611756

2.高速铁路运营安全空间信息技术国家地方联合工程实验室机构, 四川 成都, 611756

摘要：准确分离干涉相位中的大气延迟是提高合成孔径雷达干涉测量技术（InSAR）形变监测精度的关键所在。为此，本文提出一种基于机器学习的 GNSS 大气延迟建模方法，以南加州地区为研究区域，对 2019 年夏季和 2020 冬季各一副 Sentinel-1 短时基线干涉图进行大气改正。结果表明，经该方法大气改正后的 InSAR 干涉相位均方根误差(RMSE)平均降低了 78%，显著优于基于相位-高程关系的幂律函数和广泛使用的气象模型改正效果。同时，通过模拟实验，验证了本文方法在存在地形形变情况时仍然可靠。本研究可为基于 GNSS 大气数据的 InSAR 对流层延迟时空制图提供参考。

关键词：InSAR；对流层延迟；机器学习；GNSS；气象模型；K-means

An InSAR Atmospheric Correction Method Based on GNSS and Machine Learning

WU Shuaiying¹ LIU Guoxiang^{1,2} JIA Hongguo¹ ZHANG Bo¹ ZHANG Rui^{1,2}
MAO Wenfei¹ WU Tingting¹

1 Faculty of Geosciences and Environmental Engineering, Southwest Jiaotong University, Chengdu 611756, China

2 State-Province Joint Engineering Laboratory of Spatial Information Technology of High-Speed Rail Safety, Chengdu 611756, China

Abstract: Objectives: The InSAR technique has been widely applied to monitoring land deformation with very high spatiotemporal resolution. The elimination of atmospheric delay in the interferometric phase is critical to achieving higher accuracy of land deformation monitoring with the technique. **Methods:** Hence this study proposes a GNSS atmospheric delay modeling method

项目资助：国家重点研发计划（2021YFB2300501）；国家自然科学基金（42171355，42071410）；四川省科技计划（2021YFH0038，2018JY0564，2019ZDZX0042，2020JDTD0003）。

第一作者：武帅莹，博士生，主要从事雷达干涉测量及应用研究。shining@my.swjtu.edu.cn

通讯作者：刘国祥，博士，教授，主要从事永久散射体雷达干涉及区域地形形变反演的研究。rsgxliu@swjtu.edu.cn

based on the combination of the machine learning approach and the K-means algorithm. In the experiment on the performance evaluation of the proposed, two sentinel-1 short-time baseline interferograms in southern California for summer 2019 and winter 2020 are used, respectively. **Results:** The results after the correction of tropospheric delays show that: (1) The root mean square error (RMSE) of the interferometric phase was reduced by an average of 78%, which is significantly better than the conventional methods, including the power law function (highest 73%), GACOS estimation (61%), and weather models (58%); (2) The average correlation between the phase and elevation greatly decreased from 0.56 to 0.23. **Conclusions:** The experiment results indicate that the proposed method can effectively reduce the stratified tropospheric delay, and the modeled tropospheric delays are robust to surface deformation. Besides, the proposed method is potentially used in areas with low spatial density GNSS stations through simulation experiments. This study can provide a reference for InSAR tropospheric delay spatiotemporal mapping based on GNSS atmospheric data.

Key Words: InSAR; Tropospheric delay; Machine Learning; GNSS; Weather model; K-means.

近几十年来, InSAR 已成为地形图绘制^[1-3]及监测水文^[4-6]、地震^[7-9]、火山活动^[10-11]、山体滑坡^[12-13]等和地质构造相关地表形变^[14-15]的主要手段。随着 Sentinel-1 卫星数据全球范围的免费发布, 及即将到来的 NISAR 卫星发射升空, 极大提升了 InSAR 进行大范围、高精度地表形变监测的潜力^[16-17]。但是, 由于电磁波信号在传播过程中极易受到对流层大气的影响, 大气温度、压力和相对湿度的变化造成空气折射率的时空变化, 使得接收到的 InSAR 信号产生显著的相位延迟^[18-19]。已有研究指出, 单幅 SAR 影像中的大气延迟可高达几十厘米, 从而导致真实形变信号被掩盖而无法准确提取^[20-23]。因此, 对于低量级、毫米尺度的地表形变监测, 必须有效去除大气延迟效应, 以提高 InSAR 监测结果和后续地球物理建模的精度^[24-27]。

对流层延迟主要是由地形相关的垂直分层延迟和湍流混合部分组成^[28-30]。目前, InSAR 对流层改正的主要手段大致分为三类。第一类是基于相位时空特性的经验模型改正^[31-36], 优点是无需借助于任何外部数据, 但可能会去除与地形相关的形变信号; 第二类改正方法则依赖于气象再分析数据 (WRF 和 ERA-Interim 等)^[37-39]或中等分辨率成像光谱仪数据 (MERIS 和 MODIS)^[40-42]。优

点是可提供大范围、较为精确的大气改正值。然而，这些模型数据的时空分辨率较低，产品采集时间与 SAR 成像时刻不同步且受云雨等天气因素的限制。以上两类方法主要用于消除地形相关的分层相位延迟影响，对于具有时空随机分布性质的湍流延迟部分，则需要联合堆栈^[43-44]或时空滤波方法^[45-46]做进一步处理。

第三类改正手段基于 GNSS (Global Navigation Satellite System) 大气延迟数据^[47-49]。主流的研究策略是利用区域 GNSS 观测网络获取高精度天顶对流层总延迟 (ZTD)，然后通过内插方法将点状 GNSS 观测值内插至 InSAR 像元尺度后进行大气改正。由于 GNSS 数据具有实时、全天候的特点，可获取 InSAR 同步大气值，并能够捕捉到对流层湍流的微小特征，因此该改正方法具有广阔的应用前景^[50-52]。需要注意的是，此类方法受限于 GNSS 站点的密度、几何分布及数据内插方法。例如，在地形起伏较大且站点稀疏地区，由于大气在空间上变化快，内插结果可能存在较大的误差^[19,49,53]。为克服单一 GNSS ZTD 数据集用于探测对流层大气的局限性，目前，国际上已开展联合 GNSS ZTD 数据与其他独立校正数据集的研究。Yu 等^[48]利用迭代对流层分解方法 (ITD)，基于高分辨率 ECMWF 气象模型，成功地从 InSAR 观测值中分离出分层和湍流相位延迟，并进一步与 GNSS ZTD 数据相结合，实现了对流层延迟校正的优化；Wilgan 等^[54]、Shehaj 等^[19]利用最小二乘配置软件 COMDIE (Collocation of Meteorological Data for Interpretation and Estimation of Tropospheric Pathdelays) 将 GNSS ZTD 与数值气象模型相结合，获取了更为高精度的大气改正模型。尽管与气象模型数据融合可优化仅基于 GNSS ZTD 的大气改正手段，但由于数学模型较为复杂，计算量大，不便于在大范围内开展。

近年来，机器学习作为遥感领域中的研究热点，已成功应用于高光谱图像分类和解译，数据融合，目标探测，干涉相位解缠及滑坡监测等研究^[20,55-58]，但较少应用于 InSAR 大气相位改正。Shamshiri 等^[59]在挪威地区首次将 GNSS ZTD 数据与 InSAR 相位相结合，利用机器学习方法，成功获取了区域性高精度大气延迟模型，极大地提高了 InSAR 地表形变监测精度。但 Shamshiri 等^[59]的研究是基于整个挪威地区，并未充分考虑广域对流层大气的空间变异性，忽略了分区域处理的重要性，而基于分区的建模已被证明可优化大气延迟模型^[34]。因此，本文在 Shamshiri 等^[59]的方法基础上进行改进，提出一种联合 K-means 分区与机器学习的对流层校正新方法，兼顾到大气的高空间变异性，从而进一

步提高 GNSS ZTD 大气延迟建模精度。选取气候及地形地势复杂的南加州地区进行方法测试，并与传统的基于相位-高程的幂律函数关系，及 ERA5 气象再分析数据和 GACOS 产品的大气相位改正结果进行比较，验证了本文联合方法的有效性和可靠性。此外，通过对比和模拟实验，我们讨论了影响联合方法大气延迟建模精度的因素及对于 GNSS 站点稀疏地区的可行性。

1. 数据及研究方法

1.1 试验区域和数据

本文选取南加州地区（主要包括洛杉矶与橙县）为研究区域（图 1）。该地区西邻太平洋，水汽含量丰富^[60]，因此 SAR 观测成像受对流层延迟影响较严重；同时由于该地区地形起伏大，从西部沿海到东部山脉，高差可达 0~3500 m，地形与气象数据丰富，是研究 InSAR 大气改正方法的理想实验场地。

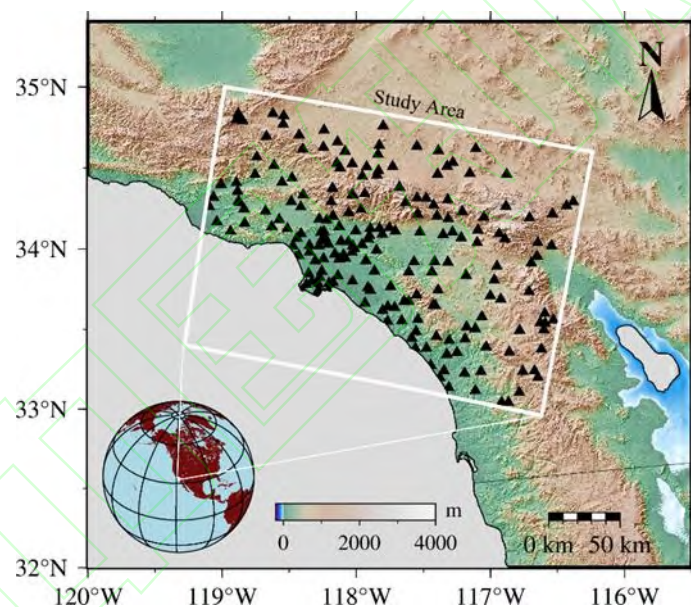


图 1 研究区域地形图。白色框为研究区域，黑色三角形代表 GNSS 站点位置

Fig.1 Topography of study area. The rectangular frame in white represents the study area, and the black triangles are GNSS stations

本文选取四幅 Sentinel-1 卫星影像作为实验数据，其中夏季（20190728 和 20190809）和冬季（20200118 和 20200130）各两幅，时间间隔为 12 天（表 1）。利用瑞士 GAMMA 遥感公司开发的商业软件分别生成两对短时基线干涉图。在 InSAR 处理过程中，首先使用增强光谱多样性（ESD）算法去除因配准导致的条带不连续问题^[61]；其次在距离向和方位向上进行 20:4 的多视处理；然后利用 POD 精密轨道数据对初始轨道参数进行精化，通过引入 SRTM 30 米的分辨率数

字高程模型（DEM）去除干涉图中的地形相位分量；最后采用最小费用流法^[62]仅对相干性大于 0.5 的像素点进行相位解缠，并将解缠后的相位值转换至视向线（Line-Of-Sight, LOS）位移（为方便起见，后文仍然称之为相位），用于后续大气改正实验（图 2）。

表 1 Sentinel-1 影像基本参数

Tab. 1 Basic parameters of Sentinel-1 images

季节	干涉对日期	垂直基线 (米)	时间基线 (天)	GNSS 站点数
夏季	20190728-0809	32	12	191
冬季	20200118-0130	66	12	210

南加州地区是世界上 GNSS 站点分布最为密集及均匀的地区之一。实验所用 GNSS ZTD 数据来自内华达大地测量实验室（Nevada Geodetic Laboratory, NGL）发布的采样率为 5 分钟的产品。由于部分站点存在数据缺失情况，考虑到内插可能引入的误差，本文不建议进行缺失数据的恢复，仅选择在 InSAR 影像获取时刻有同步数据的站点，可用 GNSS 站点数见表 1。为用于 InSAR 干涉图的大气改正，将干涉对日期所对应 GNSS ZTD 数据两两相减获得差分 GNSS ZTD (dZTD)，并转换至 LOS 向最终得到本文实验所需 GNSS dSTD（图 2）。

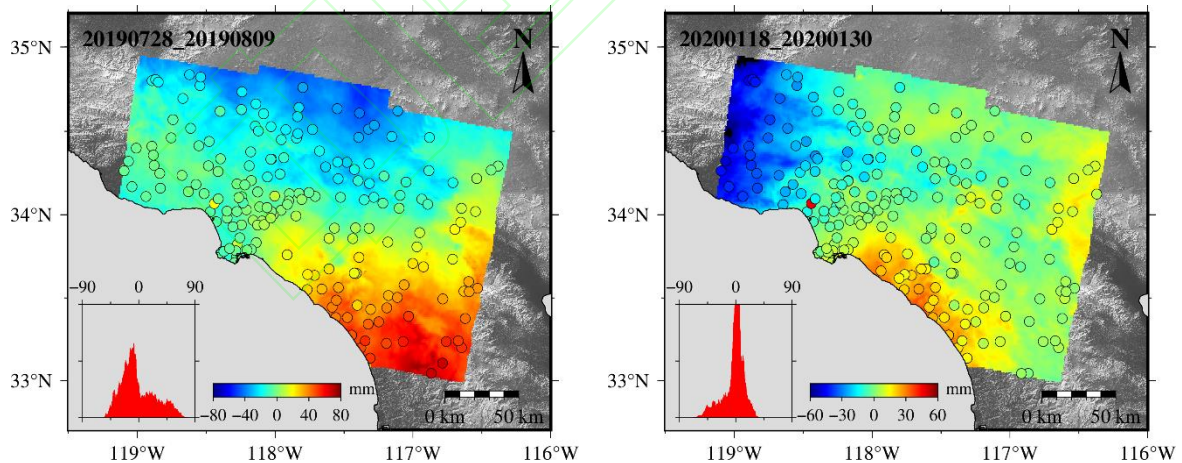


图 2 InSAR 干涉相位及 GNSS dSTD（圆点表示）空间分布。左下角柱状图为相位统计图

Fig.2 Interferograms with colored circles representing GNSS dSTD. The histograms at left corner represents the statistic results for InSAR displacement

1.2 研究方法

本文主要基于离散 GNSS dSTD，通过 K-means 算法与机器学习相联合方法对研究区域的大气延迟效应进行建模，获得有效的像元级 InSAR 大气相位改正。本文实验研究对象是单幅干涉图，不涉及时序 InSAR 相关内容。此小节首先详细阐述 K-means 算法与机器学习方法的原理，然后介绍本文联合方法在大气延迟建模中的具体实施过程。

1.2.1 K-means 算法

作为最经典的聚类算法之一，无监督机器学习 K-means 方法已广泛应用于遥感影像的配准、分类与分割中，并很大程度上提高了遥感影像处理精度。在 InSAR 去大气方面，Murray 等^[34]通过整合 InSAR 干涉相位，格网点经纬度和高程来构建分区，然后在各分区内利用幂律函数拟合去除地形相关大气，证实基于 K-means 分区的大气改正可使单幅干涉图均方根误差（RMSE, root mean square error）降低 50%左右，改正效果明显优于具有同等分区个数的预定义窗口。目前，国内尚未有研究将 K-means 算法应用于 InSAR 大气改正中。因此，本文基于 Murray 等人的分区思路，联合支持向量机（supporting vector machine, SVM）对分区做进一步优化，去除每一个分区中潜在的误判像素点（不超过总数的 5%）。具体步骤如下（分区个数 K 的选取方法将在 1.2.3 小节进行介绍）：

- (1) 对每一幅干涉图创建由 InSAR 相位、像元经纬度和高程的 $N \times 4$ 维变量矩阵 $X_N = (x_N^{Phase}, x_N^{Lon}, x_N^{Lat}, x_N^{DEM})$ ，其中 N 为总的像元个数。为确保各变量在后续质心的选取中贡献一致，对 X_N 进行均值归一化处理得到 X_N 。
- (2) 基于归一化变量矩阵 X_N ，首先确定分区个数 K ，然后从 X_N 中随机选择 K 个数据点 X_N 作为质心 $C_i, i=1, 2, \dots, K$ 。
- (3) 通过计算 X_N 中每一个数据点与质心的距离 $d_N = (X_N - C_i)^2$ ，将数据点划分到与其距离最近的质心所属的集合 $S_i, i=1, 2, \dots, K$ 。
- (4) 重新计算每个集合的质心，将其作为新质心 C_i 。

- (5) 重复步骤 (3) 和 (4)，直至 C_i 不再变化，所得集合即为最终 K-means 分区。此时，各分区内数据点 $X_j \in S_i$ 与 C_i 之间的距离的总和最小。

$$d_{total} = \sum_{i=1}^K \sum_{X_j \in S_i} (X_j - C_i)^2 = \min \quad (1)$$

- (6) 将分区结果与像元经纬度再次构建矩阵作为 SVM 输入参数，去除可能存在的误判像素点。

1.2.2 机器学习

本文所使用的回归学习器 (Regressionlearner) 模型主要包括线性回归 (Linear regression)，决策树回归 (Decisiontree)，SVM，高斯过程 (Gaussian process, GP) 回归，树集成 (Ensembles of Trees) 及神经网络 (Neural Network)。我们通过计算测试集预测值与真实值之间的 RMSE，来最终确定实验的回归学习器模型。在此过程中，我们使用 5 折交叉验证来验证训练模型。具体步骤如下^[59]：

- (1) 选取 GNSS 站点处的干涉相位、经纬度及高程信息作为输入变量 $x = (x^{Phase}, x^{Lon}, x^{Lat}, x^{DEM})$ ，而 GNSS dSTD 作为响应变量 y ，生成训练数据集 $\{x, y\}$ 。
- (2) 将训练数据集随机划分为 5 个子集，选取其中 4 个子集的集合作为训练集来训练模型，剩下的子集则作为测试集。
- (3) 计算测试集预测值与真实值之间的 RMSE。
- (4) 重复步骤 (2-3)，直至每个子集都作为一次测试集，然后将得到的 5 个 RMSE 取平均作为该模型算法在 5 折交叉验证下的性能指标。

基于各模型测试结果见表 2 (以干涉对 20190728-20190809 为例)，其中，基于 GP 模型的回归学习器精度最高，与已有研究结果一致^[59,63]。本研究回归学习器模型确定为 GP 回归模型。GP 回归模型是有监督的无参数学习器，通过机器学习构建 x 与 y 之间的映射关系^[63]：

$$y = f(x) + e \quad (2)$$

其中, e 为随机噪声, $e \sim N(0, \sigma^2)$ 。设定测试数据集为 $\{x^*, y^*\}$, 则 y 和 y^* 联合分布为^[63]:

$$\begin{bmatrix} y \\ y^* \end{bmatrix} \sim N \left\{ 0, \begin{bmatrix} K(x, x) + \sigma^2 I & K(x, x^*) \\ K(x^*, x) & K(x^*, x^*) + \sigma^2 I \end{bmatrix} \right\} \quad (3)$$

其中 $K(x, x)$ 是协方差函数。常用的协方差函数有指数协方差函数

(Exponential) $K(x_i, x_j) = \sigma_f^2 \exp\left(-\frac{r}{l}\right)$; 平方指数协方差函数 (Squared

exponential) $K(x_i, x_j) = \sigma_f^2 \exp\left(-\frac{r^2}{2l^2}\right)$; 有理二次协方差函数

(Rationalquadratic) $K(x_i, x_j) = \sigma_f^2 \left(1 + \frac{r^2}{2l^2\alpha^2}\right)^{-\alpha}$; 母 5/2 协方差函数 (Maten

5/2) $K(x_i, x_j) = \sigma_f^2 \left(1 + \frac{\sqrt{5}}{l} + \frac{5r^2}{3l^2}\right) \exp\left(-\frac{\sqrt{5}r}{l}\right)$ 。其中 σ_f 是函数的标准差, r 是

x_i, x_j 之间的欧氏距离, l 是特征长度标度, α 是正数尺度混合因子。在机器学习

开始之前, 需要设置 $\sigma^2, \sigma_f^2, l, \alpha$ 的先验值并称为超参数。在机器学习过程中,

通过最小化负对数似然函数 $L(x, y)$, 实现超参数的优化^[63]:

$$L(x, y) = y^T C^{-1} y + \log(\det(C)) \quad (4)$$

其中, $C = K(x, x) + \sigma^2 I$, $\det(\cdot)$ 表示求取矩阵的行列式。

同样地, 我们采取 5 折交叉验证算法选取最优协方差函数。表 2 详细列出了针对本实验数据所有预测模型的 RMSE, 其中采用平方指数协方差函数的 GP 回归模型 RMSE 最小^[59], 因此对于干涉对 20190728-20190809, 本文最终使用的是应用平方指数协方差函数的 GP 回归学习器。同样采用 5 折交叉验证算法, 干涉对 20200118-20200130 最终使用的是有理二次协方差函数的 GP 回归学习器。

表 2 回归学习器模型训练性能 (以“20190728-20190809”干涉对为例)

Tab.2 Performance of regression learning models (interference pair “20190728-20190809”)

	模型	RMSE	R 平方	训练速度 (秒)
线性	线性	4.47	0.96	9.1
	交互效应线性	4.01	0.97	1.4
	稳健线性	4.45	0.96	1.0
	逐步线性	4.17	0.97	3.6
回归树	精细树	5.62	0.94	1.3
	中等树	6.62	0.91	0.4
	粗略树	9.42	0.83	0.4
SVM	线性 SVM	4.46	0.96	1.8
	二次 SVM	4.10	0.97	1.2
	三次 SVM	4.22	0.97	1.1
	精细高斯 SVM	9.28	0.83	0.4
	中等高斯 SVM	4.22	0.97	0.5
	粗略高斯 SVM	4.72	0.96	0.42
GP	平方指数 GP	4.00	0.97	0.8
	母 5/2 GP	3.92	0.97	0.6
	<u>指数 GP</u>	<u>3.85</u>	<u>0.97</u>	<u>0.6</u>
	有理二次 GP	4.01	0.97	0.9
树集成	提升树	4.72	0.96	1.6
	装袋树	5.32	0.94	1.4
神经网络	窄神经网络	4.48	0.96	2.7
	中型神经网络	5.48	0.94	2.4
	宽神经网络	7.08	0.9	3.2
	双层神经网络	5.01	0.95	2.2
	三层神经网络	4.83	0.95	2.5

1.2.3 联合方法

本文所提出的联合方法（后文统称 ML 方法）通过 K-means 分区算法先对干涉图进行分区，然后针对各分区，基于其范围内 GNSS dSTD，利用 GP 回归学习器构建区域大气延迟。已有研究指出，K-means 分区个数会影响大气延迟建模精度。为此，在 K-means 分区过程中，我们利用“L 曲线”准则来选择最优分区数，即计算不同分区情况下（预设范围 1~20），基于 ML 方法的大气改正前后干涉相位的 RMSE 减少值（或 RMSE reduction），绘制相应曲线并选取其拐点为最优分区数。本文研究工作技术流程如图 3 所示，主要包括 InSAR 及 GNSS 数据前期处理、K-means 分区、大气延迟机器学习建模和大气延迟改正及结果验证四部分。

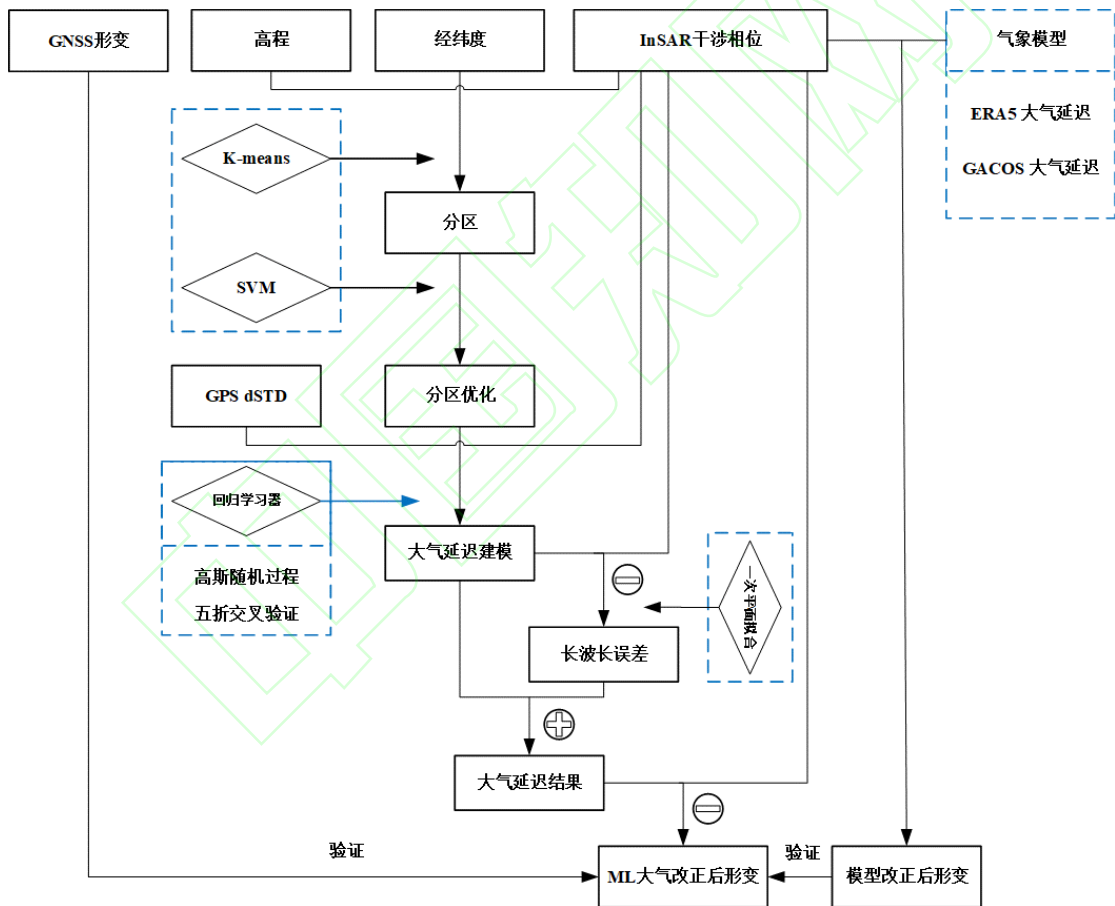


图 3 ML 大气校正方法技术流程

Fig.3 Flowchart of ML-based tropospheric correction method

1.3 精度评定

通过计算干涉相位与各类方法所得大气延迟之间的皮尔逊相关系数（PCC，

Pearson Correlation Coefficient)、中心均方根误差 (RMSD, Centered Root-Mean-Square Difference) 和标准差 (STD, Standard Deviation), 并基于三个指标的余弦关系, 绘制泰勒图^[64]将其整合到一张极坐标图上, 可更为清晰直观地判断各大气延迟结果与干涉相位之间的相关性。以上三个指标的计算公式如下:

$$PCC = \frac{\sum \{ [C - \text{mean}(C)] \cdot [Cr - \text{mean}(Cr)] \}}{N \cdot \sigma_C \cdot \sigma_{Cr}}$$

$$RMSD = \sqrt{\frac{\sum \{ [C - \text{mean}(C)] - [Cr - \text{mean}(Cr)]^2 \}}{N}} \quad (5)$$

$$STD = \sqrt{\frac{\sum \{ [D - \text{mean}(D)]^2 \}}{N}}, D = C, Cr$$

其中, C 为 InSAR 干涉相位, N 为像元点个数, Cr 则代表不同方法的大气延迟结果, σ 代表中误差。

2. 实验结果与分析

2.1 基于 ML 方法的大气相位延迟建模

进行大气延迟建模之前, 首先对比 InSAR 干涉相位与 GNSSdSTD, 结果显示两者具有很高的相关性 (图 4 中蓝色点), 平均 PCC 与 RMSD 分别为 0.95 和 5.8 mm。其中, 干涉图 20190728-20190809 的 PCC 与 RMSD 分别为 0.97 和 5.6 mm, 干涉图 20200118-20200130 分别为 0.93 和 6.1 mm, 说明研究区域内夏季和冬季 InSAR 相位均受大气延迟影响严重, 同时也证实 ML 方法中将 InSAR 干涉相位和 GNSS dSTD 分别作为输入变量和响应变量的合理性。

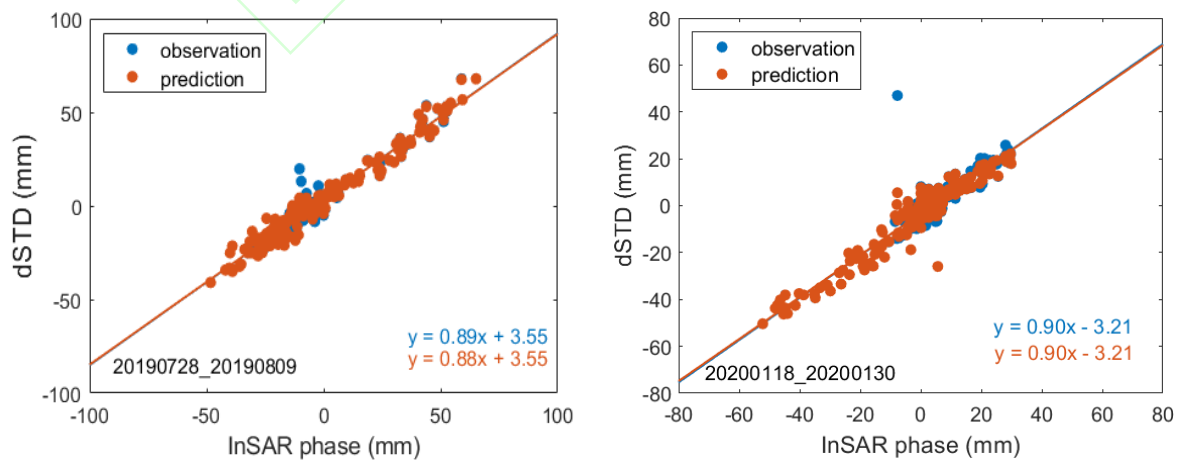


图 4 机器学习的模型预测值与真实值对比

Fig.4 Comparison of predictions and observations from Machine Learning

基于前述章节所介绍 K-means 算法对研究区域进行分区处理，夏季和冬季干涉对的分区数目分别为 5 和 4 个，分区结果见图 5。两个分区模式的差异性主要体现在北部和西北部地区，南部和东南部则基本一致。导致该差异存在的主要原因是由于干涉相位是 K-means 算法的输入变量之一，因此不同干涉对所对应的 K-means 分区结果会有所不同。

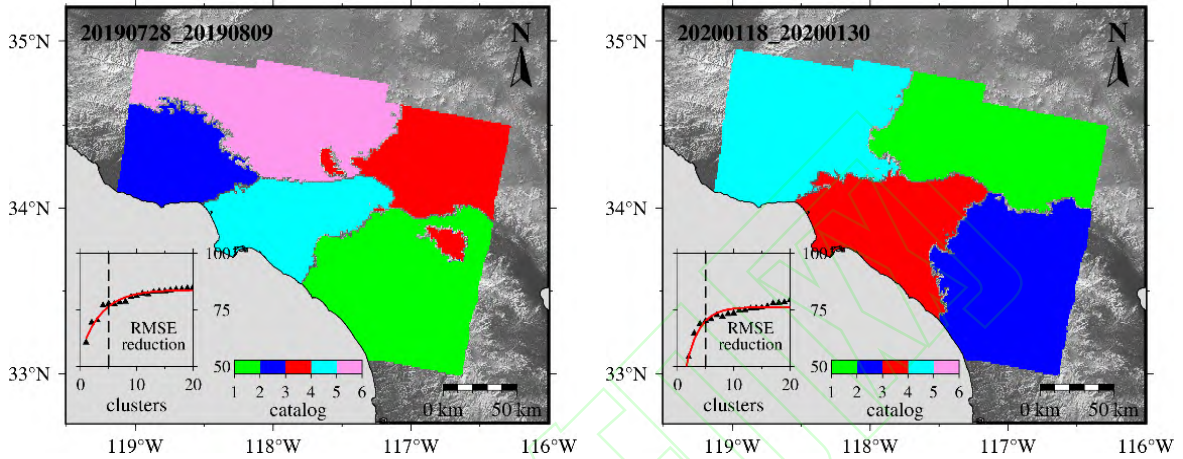


图 5 K-means 分区结果情况。左下角线图表示不同分区情况下，大气改正后干涉相位的 RMSE 减少值（RMSE reduction）

Fig.5 Clusters for interferogram pairs derived from K-means method. The line chart in each subplot represents the RMSE reduction after applying the tropospheric corrections with different clusters

确定好 K-means 分区后，随即将获得基于 ML 方法的不同干涉对大气延迟预测值。由图 4 可看出 ML 大气预测值与真实值（GNSS dSTD）符合度极高，平均 RMSD 低于 1.6 mm，说明本文选取的 GP 回归学习器的训练结果具有很高的精度。在使用 ML 方法对整个研究区域进行大气延迟建模时，由于 K-means 分区会导致一定的边界效应，我们使用 $7km \times 7km$ 高斯滤波对 ML 大气延迟进行空间平滑（本文不讨论平滑对于改正效果的影响），最终获得的研究区域内 ML 大气延迟空间分布如图 6 所示。

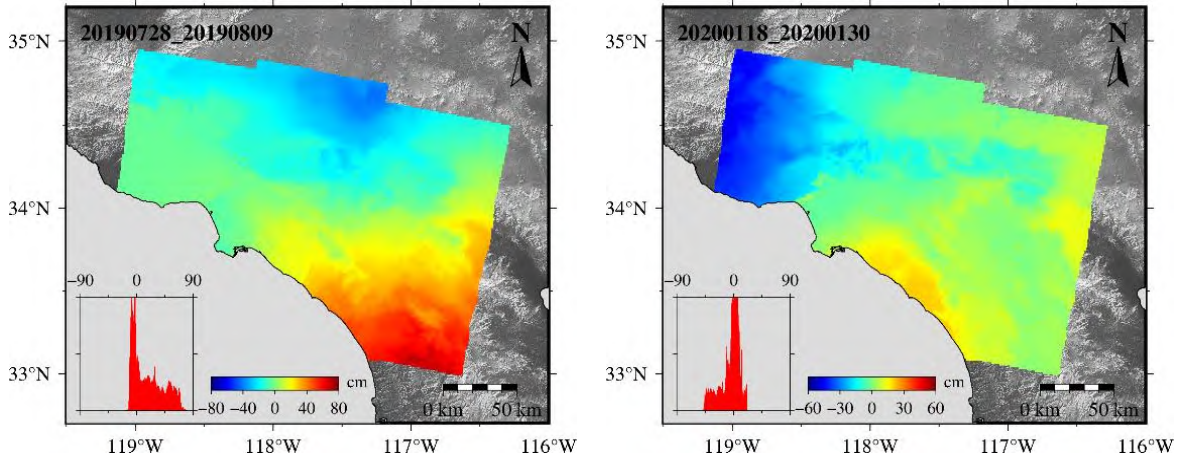


图 6 两幅干涉图对应 ML 大气预测值

Fig.6 The ML-based tropospheric delays for the two interferograms

2.2 联合方法与传统方法大气校正比较

前文已提及，InSAR 大气相位延迟建模的主要手段大致分为三类。本文 ML 方法归属第三类，即基于离散 GNSS dSTD 的区域大气相位延迟建模。为验证本文方法的有效性，我们将 ML 大气改正结果分别与幂律函数（第一类）、ERA5 气象再分析数据和 GACOS 产品（第二类）获得的大气相位延迟的改正效果进行对比，其中，第二类大气产品均通过 TRAIN 软件^[65]计算得到。具体地，基于幂律函数的大气相位延迟建模包含不分区（Uniform），基于 K-means 分区（Clusters）和预定义窗口（Windows，窗口个数与 K-means 分区个数一致）三种情况。同样地，使用 $7\text{km} \times 7\text{km}$ 高斯滤波对 Clusters 和 Windows 的分区结果进行空间平滑。

图 7 列举出各类大气延迟及对应改正结果（以干涉对 20190728-20190809 为例）。直观地，ML 方法大气延迟改正效果最优，改正后相位分布也最为均匀，且主要分布在零值附近。通过计算大气延迟改正后干涉相位的 RMSE 减小值可发现，ML 方法大气延迟改正效果最优（81%），其次是 Clusters（77%）和 Windows（76%），再次之是 GACOS（61%）、Uniform（60%）和 ERA5（58%）。同样地，对于干涉对 20200118-20200130，ML 方法的改正效果也显著优于其他方法（具体数值见表 3）。

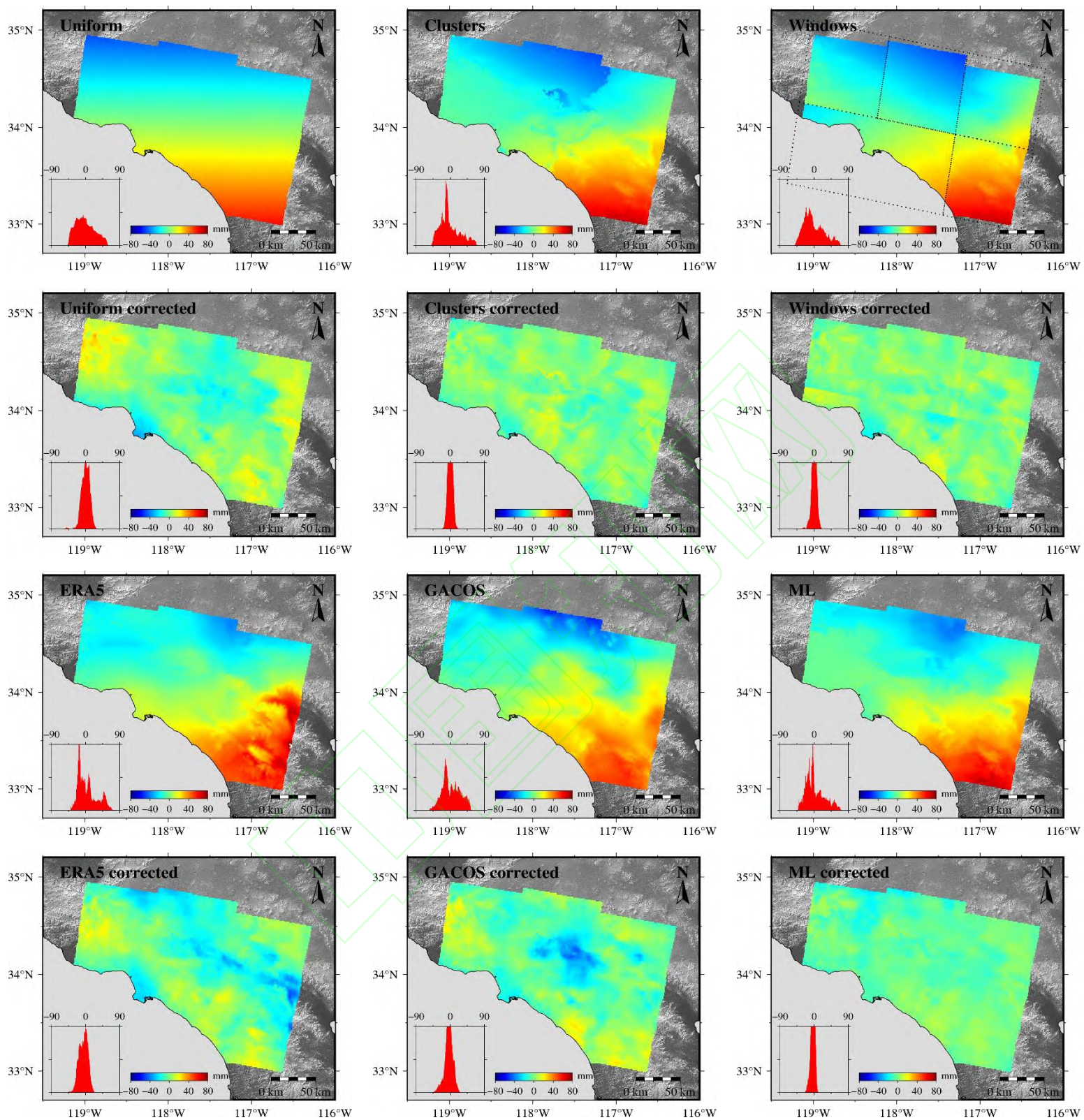


图 7 第 1-2 行：基于幂律函数构建的区域大气相位延迟及改正结果
 (Uniform 为不分区, Clusters 为 K-means 分区, Windows 为预定义窗口); 第
 3-4 行：ERA5 气象再分析、GACOS 产品和 ML 大气相位延迟及改正结果

Fig.7 Row 1-2:The tropospheric delays and corresponding correction results based on power-law method (Uniform,Clusters, and Windows); Row 3- 4: The comparison of tropospheric delays and the corresponding corrections results based on ERA5 reanalysis data, GACOS products, and ML method

表 3. 不同大气改正方法对应 RMSE 减少值

Tab.3 RMSE reductions for different tropospheric correction methods

干涉对日期	大气改正方法					
	GNSS ML	Clusters	Windows	ERA5	GACOS	Uniform
20190728-20190809	81%	77%	76%	58%	61%	60%
20200118-20200130	76%	70%	70%	57%	61%	42%

此外，我们还比较了像元尺度下不同大气延迟结果与干涉相位之间的关系，并绘制相关泰勒图（图 8）。结果显示，ML 大气延迟与干涉相位之间的相关系数（PCC）最大，平均值大于 0.98，高于 Clusters（0.96）、Windows（0.96）、GACOS（0.92）和 ERA5（0.93），远高于 Uniform（0.87）。并且，ML 大气相位延迟与干涉相位之间的 RMSD 也最小，均在 5 mm 以内。综合以上指标可得出结论，ML 大气延迟与干涉相位之间的相关性最高，优于其他大气产品。

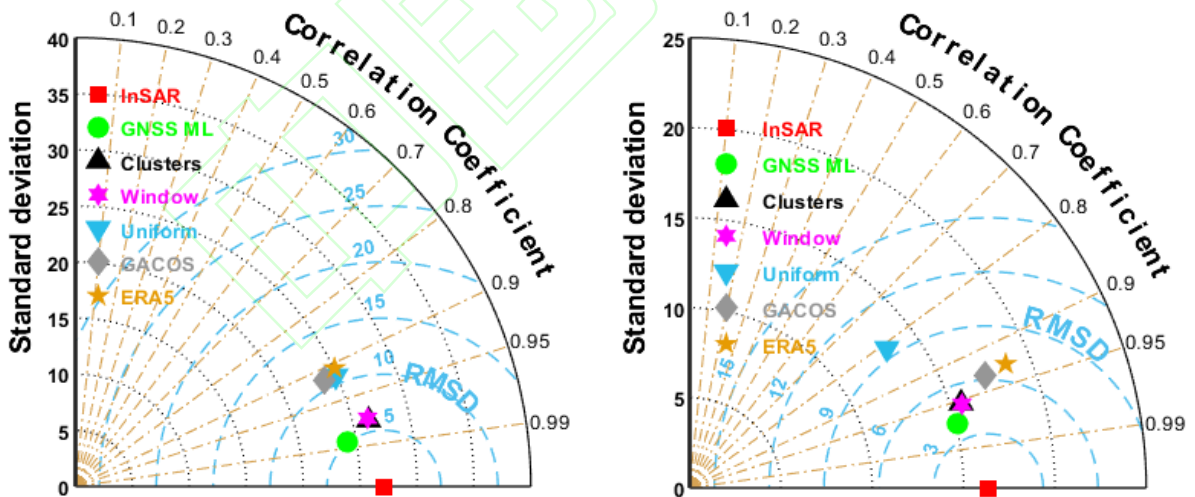


图 8 各类大气相位延迟与干涉相位关系所制泰勒图

Fig.8 Taylor diagrams for the relationship between different tropospheric delays and the unwrapped phases

为进一步判断地形相关分层大气的改正效果，我们分别估计了两干涉图改

正前后相位与高程的相关系数，作为分层延迟比率大小的指标。若干涉相位随着高程变化而产生明显的变化，则相关性高，说明干涉相位中存在显著的分层延迟；反之，则相关性低，干涉相位中分层延迟占比小。结果显示（图 9），原始干涉相位均随着高程发生显著的变化，两干涉对相位与高程呈现负相关。进行 ML 大气延迟改正后，各干涉图相位均呈现出一个相对平稳的趋势，相位-高程相关性很大程度上被减弱，平均相关系数由 0.27 降至 0.14（约 50%）。其次，相位-高程拟合得到的线性函数近乎水平，表明相位-高程函数几乎与高程变化无关，地形相关大气延迟改正效果显著，再一次证实了本文提出的 ML 方法的有效性。

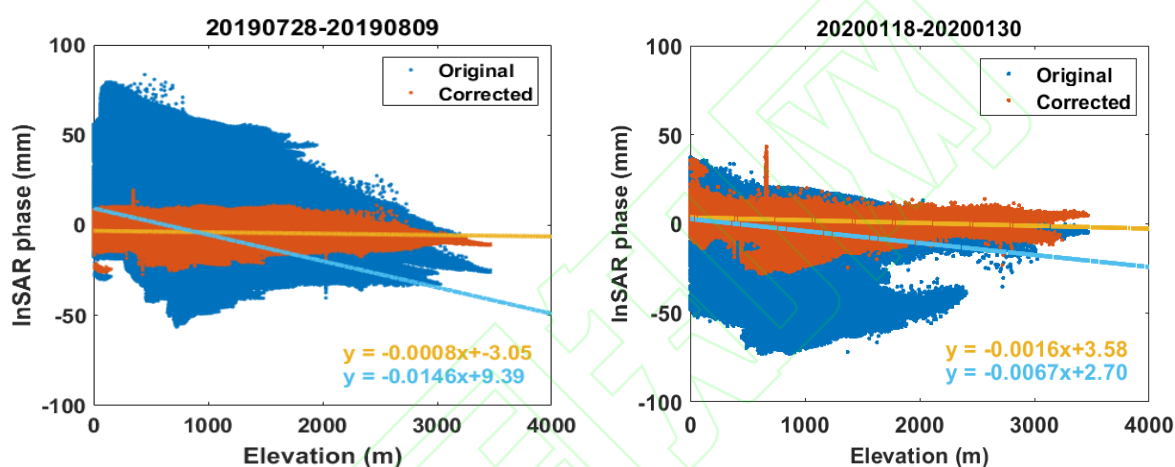


图 9 干涉相位-高程关系图

Fig.9 Correlation diagram between phase and elevation

2.3 ML 方法影响因子的敏感性分析

2.3.1 训练集大小及空间分布的影响

为测试 ML 方法自身的鲁棒性，我们针对训练集大小及其空间分布对于 InSAR 干涉相位的改正效果进行了探讨。由于使用 K-means 算法可直接获取到不规则且包含不同 GNSS 站点数目的子集，无需人为划分训练集（图 10a）。以干涉对 20190728-20190809 为例，不同分区之间进行排列组合，共可获得 31 种不同大小和组合的训练集。我们将所有训练集按照其大小进行排列，计算各组合情况下干涉相位改正前后 RMSE 减少值（图 10b）。

由图 10b 可看出，RMSE 减少值随训练集增大而缓慢增大，而训练集的空间分布对 RMSE reduction 的影响则更为显著。例如，当子区域 1 和 3 作为训练集时，数据集大小虽不足总数的 40%，但 RMSE 减少值却高达 78%，接近于子

区域 1-4 同时作为训练集的情况。结果表明，ML 大气方法的精度主要取决于训练集的空间分布，对训练集本身大小的敏感度并不高，即使是在小训练集的情况下也可具有较好的改正效果。而对于训练集的分布情况，随着样本分散在整个区域，训练精度也随之显著提高，这是由于 ML 方法中更广泛的采样会使得样本具有良好的代表性。Shamshiri 等^[59]提到，当训练数据位于影像的一侧时，训练数据与测试数据之间的欧氏距离会增大，从而降低协方差函数，导致预测不可靠。然而对于南加州地区，我们发现，当训练集主要分布在东部山区时，依然可以达到很好的大气改正效果。我们推测其原因是由于研究区域内的大气相位延迟主要集中在东部山区，从而使得当训练集主要集中于东侧时，整体改正效果依然保持一个较好的水平。

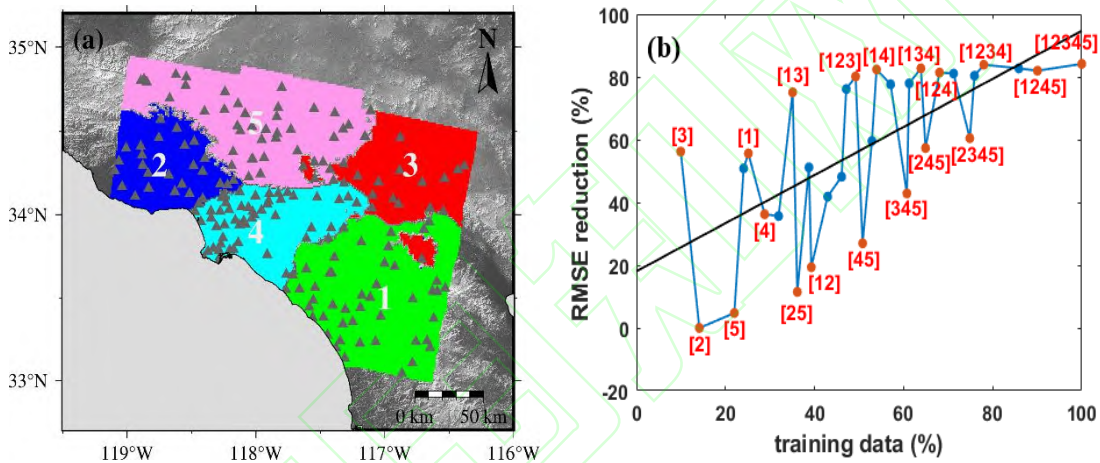


图 10 训练集不同特性对预测结果的影响。(a) K-means 分区示意图, (b) RMSE reduction 变化趋势

Fig.10 Influence of training data on the predictions. (a) K-means clustered diagram, (b) changes of RMSE reduction

2.3.2 地表形变对 ML 方法的影响

以往基于干涉图的 InSAR 大气延迟改正研究中，由于时间基线较短，均假设地表形变信号几乎为零（或者将明显的地表形变区域进行掩膜），干涉相位主要归因于对流层效应^[33,49]。然而，在实际情况中的地表形变是难以避免的，地壳构造活动、地表质量变化和人为因素等均会导致地表形变。因此，前述假设可能会导致地表形变被误判为大气延迟从而影响大气延迟建模精度。而当研究区域缺少先验信息时，掩膜手段也不能详尽形变区域。因此，地表形变对于大气延迟建模的影响是不可忽视的。在本节中，我们着重讨论存在地表形变情况

下，利用 ML 方法进行大气相位延迟建模的有效性。首先，我们利用 InSAR 干涉对同时段 GNSS 垂向形变（转换到 LOS 向），通过反距离加权方法将其内插到 InSAR 像素点生成模拟区域形变（图 11）；然后将模拟形变值加入 InSAR 原始相位中得到模拟相位值（Synthetic phase）；最后重复上文实验利用 ML 方法进行大气延迟相位建模，通过比较有无地表形变情况下，ML 大气延迟建模结果（分别对应 GNSS 站点和 InSAR 像素点处）的相关性来判断地表形变对 ML 方法的影响。

如图 11 所示，ML 大气建模结果在有无地表形变情况下具有很高的 consistency。在 GNSS 站点处，两干涉图 RMSE 均小于 0.3mm，即使考虑 InSAR 所有像素点，两干涉图 RMSE 也仅有 0.4 mm。结果说明，实验期间是否发生地表形变，对 ML 大气建模精度并无影响。

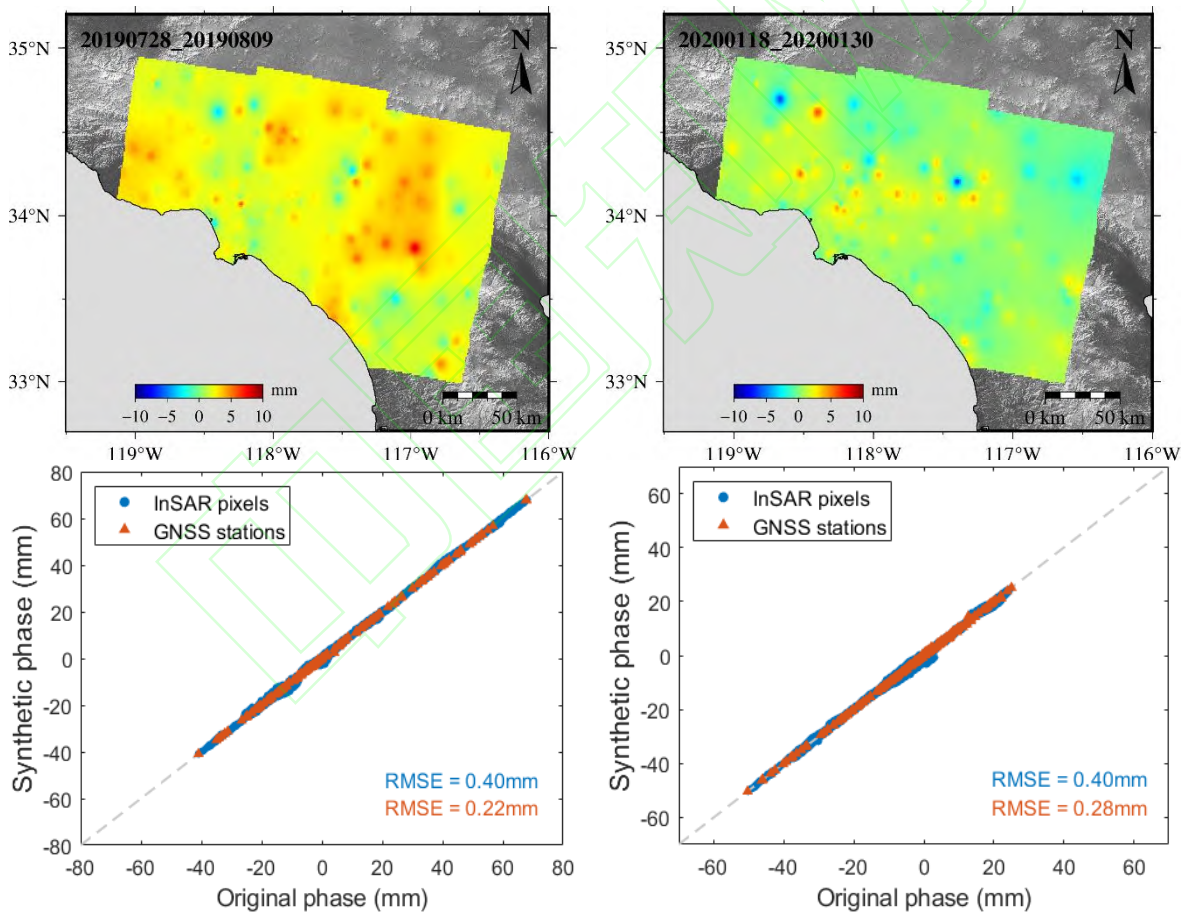


图 11 第一行：模拟的地表形变结果；第二行：有无地表形变发生情况下，GNSS 站点和 InSAR 像元处，ML 大气预测值对比

Fig.11 Upperpanel: Synthetic surface deformations; Below panel: Comparison of ML-based tropospheric delays with or without surface deformations at GNSS stations and

InSAR pixels, respectively

2.3.3 ML 方法的区域适用性

基于 GNSS dSTD 的 InSAR 大气相位延迟改正研究在全球很多地区都有开展，包括我国北京地区、珠三角地区等^[49,66]。但由于 GNSS 站点空间密度较低 (>35 km) 或内插方法精度不高，已有研究大多只针对 GNSS 站点处的大气改正效果进行讨论。因此，本文我们通过人为改变研究区域内 GNSS 站点密度来探究 ML 方法在低 GNSS 站点密度地区的可行性。两幅干涉图中 GNSS 站点空间密度均被减小到 30km 左右，为使实验结果更具说服力，干涉图 20190728-20190809 对应 GNSS 站点被均匀选取，而干涉图 20200118-20200130 则较为随机 (图 12)。

基于低空间密度 GNSS dSTD 的 ML 大气预测结果如图 12 所示，其与实际 ML 大气预测值 (图 6) 的 RMSD 均低于 3 mm。此外，使用低空间密度 GNSS dSTD 得到的 ML 大气预测值进行 InSAR 大气相位延迟改正后，干涉相位的 RMSE 减小值分别为 78%和 76%，与实际 ML 大气预测值改正效果相当 (81%和 76%)。以上结果很好地说明 ML 方法在低 GNSS 站点密度情况下，仍然具有很好的大气延迟建模效果。

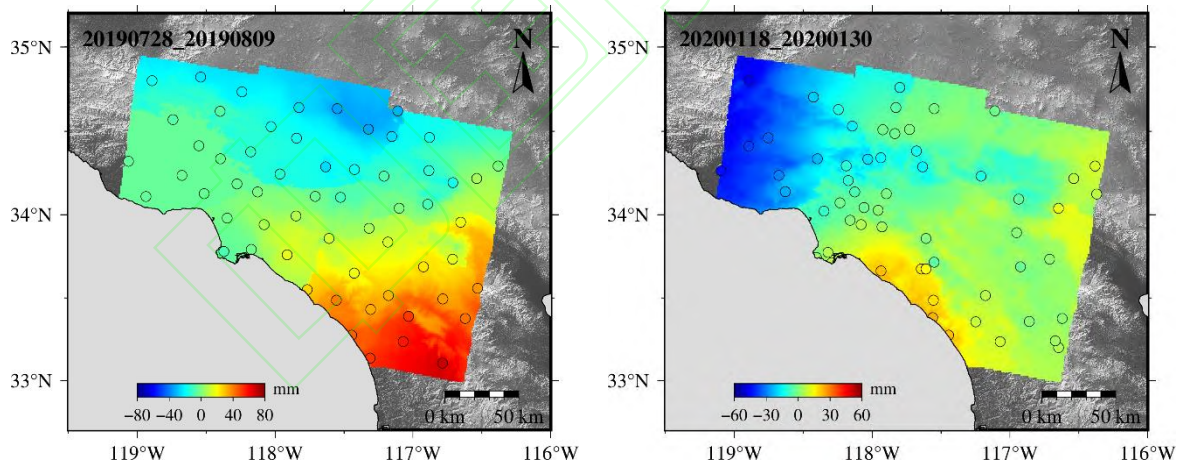


图 12 低空间密度 GNSS dSTD 及 ML 大气预测值

Fig.12 Spatial distribution of GNSS dSTD with coarser density and corresponding ML tropospheric delays

同样，基于低 GNSS 站点密度，对有无地表形变发生，利用 ML 方法进行大气延迟相位建模的有效性进行分析 (图 13)。结果显示，在 GNSS 站点处，两者差别几乎可忽略不计 (RMSE 为 0.02mm)，考虑所有 InSAR 像素点时，两

者 RMSE 依然低于 0.4 mm。可得出结论，在低 GNSS 站点密度情况下，即使存在地表形变，ML 大气建模结果仍然是可靠的。

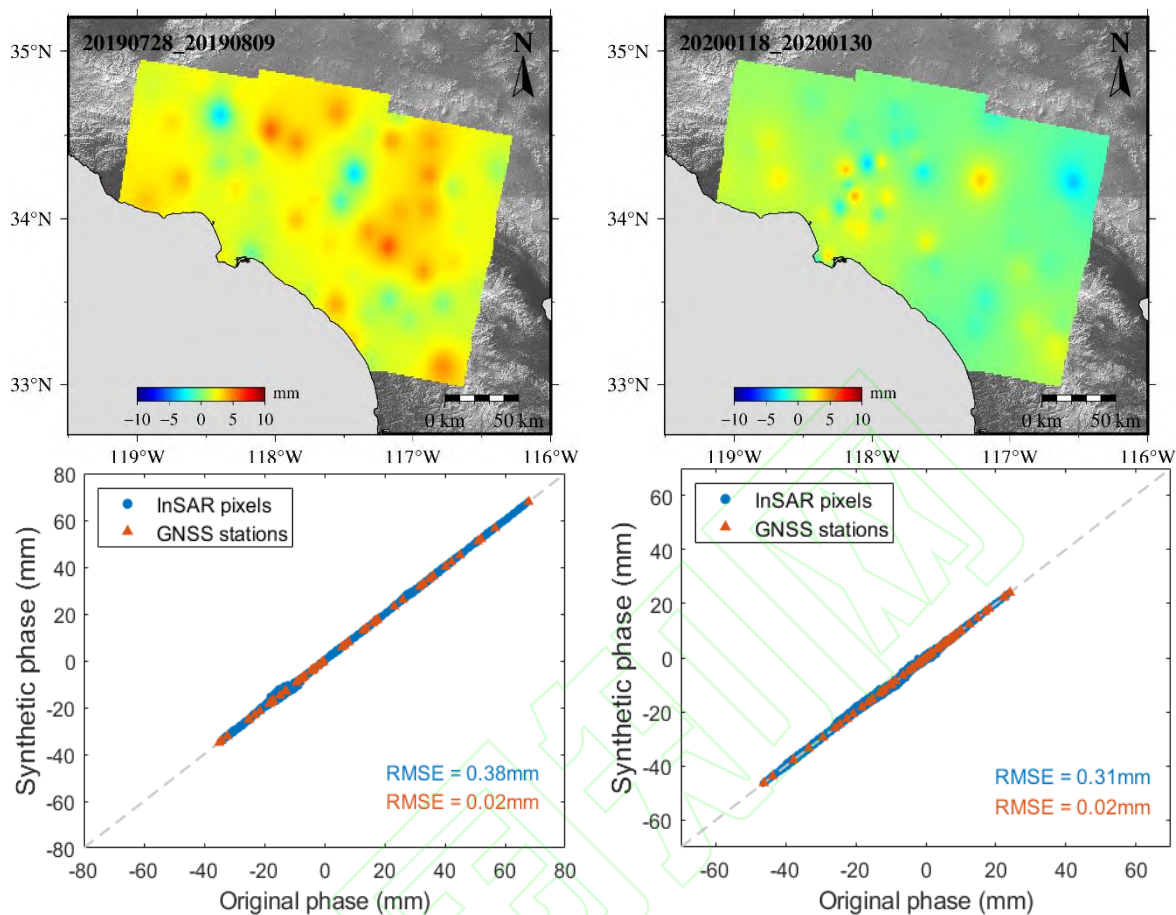


图 13 低 GNSS 站点密度情况下，第一行：模拟的地表形变结果；第二行：有无地表形变情况下，GNSS 站点和 InSAR 像素点处，ML 大气预测值对比

Fig.13 Based on coarse density GNSS stations, Upper panel: Synthetic surface deformation phases; Below panel: Comparison of ML-based tropospheric delays with or without surface deformations at GNSS stations and InSAR pixels, respectively

3. 结语

随着 InSAR 技术的不断发展，大气延迟效应依然是大范围高精度 InSAR 形变监测的主要限制因素。传统的大气延迟改正手段具有一定的局限性，如基于相位和高程相关性的经验函数可能会误判与高程相关的形变信号，且无法很好地去掉湍流延迟；而基于气象再分析数据的改正方法则受时空分辨率、产品采集时间与 SAR 成像时刻不同步、无云等条件限制。因此，寻找一种可靠的 InSAR 大气延迟改正方法是非常有必要的。

本文提出一种基于高精度 GNSS ZTD 数据, 联合 K-means 分区算法与 GP 回归学习器的 InSAR 大气延迟改正方法 (ML 方法), 极大程度地提高了 GNSS ZTD 大气相位延迟的建模精度。通过与传统方法进行对比, 对于单幅干涉图, 本文 ML 方法改正后的 InSAR 相位 RMSE 减少值可达 77% 以上, 优于幂律函数 (最高为 73%)、GACOS 产品 (61%) 和气象再分析数据 ERA5 (58%)。

对本文 ML 方法影响因子的敏感性进行分析, 发现训练集的空间分布对改正效果至关重要, 而数据集大小的影响并不明显; 进一步通过模拟实验发现, 当实验期间发生地表形变时, ML 大气延迟建模依旧具有很高的精度; 最后通过将 GNSS 站点进行空间降采样发现, GNSS 站点空间密度为 30km 左右时, ML 方法依然可以进行高精度的大气相位建模, 说明 ML 方法具有很好的鲁棒性和适用性。

随着全球 GNSS 网络的不断扩大, 利用 GNSS ZTD 进行大范围高精度的大气相位建模也将变得更加可行。本文研究可为利用机器学习方法进行 InSAR 大气相位延迟建模提供一定的参考。

致谢

本研究得到了国家重点研发计划 (2021YFB2300501); 国家自然科学基金 (42171355, 42071410); 四川省科技计划 (2021YFH0038, 2018JY0564, 2019ZDZX0042, 2020JDTD0003) 的项目支持。本文研究所用 Sentinel-1 数据由欧空局 (ESA) 免费提供; 感谢 NGL 提供的 GNSS 大气延迟和形变产品; 感谢 ECMWF 和 NASA/GMAO 提供的 ERA5 和 MERRA2 气象再分析资料; 感谢 JPL 提供的 SRTM 数据。

参考文献

- [1] Sun Yafei, Jiang Liming, Liu Lin, et al. Generating and Evaluating Digital Terrain Model with TanDEM-X Bistatic SAR Interferometry[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2016, 41(1): 100-105(孙亚飞, 江利明, 柳林等. Tandem-x 双站 InSAR 地形提取及精度评估[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2016,41(1), 6)
- [2] Yin Shuowen, Shao Qian. A Method of Topographic Change Detection Base InSAR Terrain Matching Technology[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2010, 35(1): 118-121(殷硕文, 邵茜. 基于地形匹配的 InSAR 地形变化检测方法研究[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2010,35(1): 118-121)
- [3] Zhu Jianjun, Fu Haiqiang, Wang Changcheng. Methods and Research Progress of Underlying Topography Estimation over Forest Areas by InSAR[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2018,

- 43(12): 2030-2038(朱建军,付海强,汪长城. InSAR 林下地形测绘方法与研究进展[J].武汉大学学报(信息科学版), 2018, 43(12):2030-2038)
- [4] He Ping, Wen Yangmao, Xu Caijun, et al. Volume Change of Groundwater in Langfang Region Derived from Multi-Temporal InSAR[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2012, 37(10): 1181-1185(何平, 温扬茂, 许才军等. 用多时相 InSAR 技术研究廊坊地区地下水体积变化. 武汉大学学报(信息科学版), 2012, 37(10), 5)
- [5] Chaussard E, Milillo P, Bürgmann R, et al. Remote sensing of ground deformation for monitoring groundwater management practices: Application to the Santa Clara Valley during the 2012–2015 California drought[J]. *Journal of Geophysical Research: Solid Earth*, 2017, 122(10): 8566-8582
- [6] Ojha C, Shirzaei M, Werth S, et al. Sustained groundwater loss in California's Central Valley exacerbated by intense drought periods[J]. *Water Resources Research*, 2018, 54(7): 4449-4460
- [7] Luo Sanming, Yang Guohua, Li Tao, et al. Analysis of Deformation Process of the L'Aquila Earthquake Detected by PSInSAR[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2012, 37(5): 602-605(罗三明, 杨国华, 李陶等. PSInSAR 方法探测意大利拉奎拉地震形变过程分析[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2012, 37(5): 602-605)
- [8] Xu Caijun, He Ping, Wen Yangmao, et al. Coseismic Deformation and Slip Distribution for 2011 Tohoku-Oki Mw 9.0 Earthquake: Constrained by GPS and InSAR[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2012, 37(12): 1387-1391(许才军, 何平, 温扬茂等. 日本 2011 Tohoku-Oki Mw 9.0 级地震的同震形变及其滑动分布反演: GPS 和 InSAR 约束[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2012, 37(12): 1387-1391)
- [9] Lindsey E O, Natsuaki R, Xu X, et al. Line-of-sight displacement from ALOS-2 interferometry: Mw 7.8 Gorkha Earthquake and Mw 7.3 aftershock[J]. *Geophysical Research Letters*, 2015, 42(16): 6655-6661
- [10] Xu Caijun, He Ping, Wen Yangmao. Surface Deformation of Mt. Etna, Italy from PSInSAR[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2011, 36(9): 1012-1016(许才军, 何平, 温扬茂. 利用 PSInSAR 研究意大利 Etna 火山的形变[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2011, 36(9): 1012-1016)
- [11] 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
- [12] Ao Meng, Zhang Qin, Zhao Chaoying, et al. An Improved CR-InSAR Technology Used for Deformation Monitoring in Jiayu Landslide, Sichuan[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2017, 42(3): 377-383 (敖萌, 张勤, 赵超英等. 改进的 CR-InSAR 技术用于四川甲居滑坡形变监测[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2017, 42(3): 377-383)
- [13] Zhang Y, Meng X M, Dijkstra T A, et al. Forecasting the magnitude of potential landslides based on InSAR techniques[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2020, 241: 111738
- [14] Yang Chengsheng, Zhang Qin, Zhao Chaoying, et al. Small Baseline Subset InSAR Technology Used in Datong Basin Ground Subsidence Fissure and Fault Zone Monitoring[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2014, 39(8): 945-950(杨成生, 张勤, 赵超英等. 短基线集 InSAR 技术用于大同盆地地面沉降、地裂缝及断裂活动监测[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2014, 39(8): 945-950)
- [15] Zhao Chaoying, Zhang Qin, Ding Xiaoli, et al. Positioning of Xi'an Active Ground Fissures with SAR Interferometry[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2009, 34(7): 809-813(赵超英, 张勤, 丁晓利等. 利用 InSAR 技术定位西安活动地裂缝[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2009, 34(7): 809-813)
- [16] Neely W R, Borsa A A, Silverii F. GInSAR: A cGPS correction for enhanced InSAR time series[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2019, 58(1): 136-146
- [17] Hussain E, Wright T J, Walters R J, et al. Constant strain accumulation rate between major earthquakes on the North Anatolian Fault[J]. *Nature communications*, 2018, 9(1): 1-9
- [18] Zhu Jie, Li Yu, Wang Tan, et al. An Improved Atmospheric Phase Delay Correction Method in Spaceborne Repeat-Track InSAR Monitoring[J]. *Journal of Geodesy and Geodynamics*, 2020, 40(11): 1164-1169(祝杰, 李瑜, 王坦等. 重轨星载 InSAR 形变监测中一种改进的大气延迟相位校正方法[J]. 大地测量与地球动力

学,2020,40(11):1164-1169)

- [19] Shehaj E, Wilgan K, Frey O, et al. A collocation framework to retrieve tropospheric delays from a combination of GNSS and InSAR[J]. *NAVIGATION, Journal of the Institute of Navigation*, 2020, 67(4): 823-842
- [20] Rouet-Leduc B, Jolivet R, Dalaison M, et al. Autonomous extraction of millimeter-scale deformation in InSAR time series using deep learning[J]. *Nature communications*, 2021, 12(1): 1-11
- [21] Hooper, A., Bekaert, D., Spaans, K., et al. Recent advances in SAR interferometry time series analysis for measuring crustal deformation [J]. *Tectonophysics*, 2012, 514: 1-13
- [22] Cui Xiai, Zeng Qiming, Tong Qingxi, et al. Overview of the Atmospheric Correction Methods in Repeat-pass InSAR Measurements[J]. *Remote Sensing Technology and Application*, 2014,29(1), 9(崔喜爱, 曾琪明, 童庆禧等. 重轨星载 InSAR 测量中的大气校正方法综述[J]. 遥感技术与应用, 2014,29(1), 9)
- [23] GAO Mengyao, XU Caijun, LIU Yang. Evaluation of Time-Series InSAR Tropospheric Delay Correction Methods over Northwestern Margin of the Qinghai-Tibet Plateau[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2021, 46(10): 1548-1559(高梦瑶, 许才军, 刘洋. 青藏高原西北缘时序 InSAR 对流层延迟改正方法评估[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2021, 46(10): 1548-1559)
- [24] He Yonghong, JinPengwei, Shu Min. InSAR Tropospheric Delay Error Correction Algorithm based on Multi-Scale Correlation Analysis[J]. *Journal of Geo-information Science*, 2020,22(09):1878-1886(何永红, 靳鹏伟, 舒敏. 基于多尺度相关性分析的 InSAR 对流层延迟误差改正算法[J]. 地球信息科学学报, 2020,22(09):1878-1886)
- [25] Jiang Yu, Shan Xinjian, Song Xiaogang, et al. Atmospheric correction for InSAR and its application in mapping ground motion due to interseismic strain accumulation[J]. *Acta Seismologica Sinica*, 2017,39(03):374-385+452(姜宇, 单新建, 宋小刚等. InSAR 大气误差改正及其在活动断层形变监测中的应用[J]. 地震学报, 2017,39(03):374-385+452)
- [26] Zhu M, Zeng Q, Jiao J. Quantitative assessment to the impact of InSAR ionospheric and tropospheric corrections on source parameter modelling: application to the 4th nuclear test, North Korea[J]. *Geophysical Journal International*, 2021, 224(1): 86-99
- [27] LI Peng, GAO Mengyao, LI Zhenhong, et al. Evaluation of Wide-Swath InSAR Tropospheric Delay Estimation Methods over the AltynTagh Fault[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2020, 45(6): 879-887(李鹏, 高梦瑶, 李振洪等. 阿尔金断裂带宽幅 InSAR 对流层延迟估计方法评估[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2020, 45(6): 879-887)
- [28] 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 (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(07):967-979)
- [29] Costantini M, Ferretti A, Minati F, et al. Analysis of surface deformations over the whole Italian territory by interferometric processing of ERS, Envisat and COSMO-SkyMed radar data[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2017, 202: 250-275
- [30] Wan Qing, Zhang Lu, Jiang Houjun, et al. Estimation and removal of atmospheric effects in InSAR topographic mapping[J]. *Journal of Remote Sensing*, 2012,16(05):1074-1088(万青, 张路, 蒋厚军等. InSAR 地形重建中大气效应的估计和去除[J]. 遥感学报, 2012,16(05):1074-1088)
- [31] Jolivet, R., Agram, P. S., Lin, N. Y., et al. Improving InSAR geodesy using global atmospheric models [J]. *Journal of Geophysical Research: Solid Earth*, 2014, 119(3): 2324-2341
- [32] Zhan Wenjun, Li Zhiwei, Wei Jianchao, et al. A strategy for modeling and estimating atmospheric phase of SAR interferogram[J]. *Chinese Journal of Geophysics*, 2015,58(07):2320-2329(占文俊, 李志伟, 韦建超等. 一种 InSAR 大气相位建模与估计方法[J]. 地球物理学报, 2015,58(07):2320-2329)
- [33] Murray K D, Bekaert D P S, Lohman R B. Tropospheric corrections for InSAR: Statistical assessments and applications to the Central United States and Mexico[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2019, 232: 111326

- [34] Murray K D, Lohman R B, Bekaert D P S. Cluster-Based Empirical Tropospheric Corrections Applied to InSAR Time Series Analysis[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2020, 59(3): 2204-2212
- [35] Zeng Qiming, Zhang Xiaojie, Jiao Jian. Atmospheric correction of spaceborne repeat-pass InSAR DEM generation based on WRF[J]. *Journal of Remote Sensing*, 2016,20(05):1151-1160(曾琪明,章晓洁,焦健. InSAR 生成 DEM 中 WRF 大气校正[J].*遥感学报*,2016,20(05):1151-1160)
- [36] LI Peng, LI Zhenhong, LI Tao, et al. Wide-Swath InSAR Geodesy and Its Applications to Large-Scale Deformation Monitoring[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2017, 42(9): 1195-1202(李鹏, 李振洪, 李陶等. 宽幅 InSAR 大地测量学与大尺度形变监测方法[J]. *武汉大学学报(信息科学版)*, 2017, 42(9): 1195-1202)
- [37] Tang Wei, Liao Mingsheng, Zhang Li, et al. Study on InSAR tropospheric correction using global atmospheric reanalysis products[J]. *Chinese Journal of Geophysics*, 2017,60(02):527-540(唐伟,廖明生,张丽等.基于全球气象再分析资料的 InSAR 对流层延迟改正研究[J].*地球物理学报*,2017,60(02):527-540)
- [38] Hu Z, Mallorquí J J. An accurate method to correct atmospheric phase delay for InSAR with the ERA5 global atmospheric model[J]. *Remote Sensing*, 2019, 11(17): 1969
- [39] Jung, J., Kim, D. J., Park, S. E. Correction of atmospheric phase screen in time series InSAR using WRF model for monitoring volcanic activities[J]. *IEEE transactions on geoscience and remote sensing*, 2013, 52(5):2678-2689
- [40] Chang Liang, Guo Lixin, Feng Guiping. Calibration of MODIS Water Vapor Product at Infrared Band and Its Application to InSAR Atmospheric Correction[J]. *Journal of Geodesy and Geodynamics*, 2016,36(01):47-51(常亮,郭立新,冯贵平. MODIS 红外水汽校正及其在 InSAR 大气改正中的应用[J].*大地测量与地球动力学*,2016,36(01):47-51)
- [41] Xu Wenbin, Li Zhiwei, Ding Xiaoli, et al. Correcting atmospheric effects in ASAR interferogram with MERIS integrated water vapor data[J]. *Chinese Journal of Geophysics*, 2010,53(05):1073-1074+1081-1084(许文斌,李志伟,丁晓利等.利用 MERIS 水汽数据改正 ASAR 干涉图中的大气影响[J].*地球物理学报*,2010,53(05):1073-1074+1081-1084)
- [42] Jolivet R, Grandin R, Lasserre C, et al. Systematic InSAR tropospheric phase delay corrections from global meteorological reanalysis data[J]. *Geophysical Research Letters*, 2011, 38(17)
- [43] Schmidt D A, Bürgmann R, Nadeau R M, et al. Distribution of aseismic slip rate on the Hayward fault inferred from seismic and geodetic data[J]. *Journal of Geophysical Research: Solid Earth*, 2005, 110(B8)
- [44] Wei M, Sandwell D, Smith-Konter B. Optimal combination of InSAR and GPS for measuring interseismic crustal deformation[J]. *Advances in Space Research*, 2010, 46(2): 236-249
- [45] Cao, Y., Li, Z., Wei, J., Hu, J., et al. Stochastic modeling for time series InSAR: with emphasis on atmospheric effects[J]. *Journal of Geodesy*, 2018, 92(2):185-204
- [46] Gong W, Zhao D, Zhu C, et al. A New Method for InSAR Stratified Tropospheric Delay Correction Facilitating Refinement of Coseismic Displacement Fields of Small-to-Moderate Earthquakes[J]. *Remote Sensing*, 2022, 14(6): 1425
- [47] Houlié N, Funning G J, Bürgmann R. Use of a GPS-derived troposphere model to improve InSAR deformation estimates in the San Gabriel Valley, California[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2016, 54(9): 5365-5374
- [48] Yu C, Li Z, Chen J, et al. Small magnitude co-seismic deformation of the 2017 Mw 6.4 Nyingchi earthquake revealed by InSAR measurements with atmospheric correction[J]. *Remote Sensing*, 2018, 10(5): 684
- [49] Chen Yuanhong, Guo Jiming, Chen Pinxiang, et al. Reduction of Atmospheric Effects on InSAR Interferograms Based on CORS[J]. *Journal of Geodesy and Geodynamics*,2015,35(06):1026-1030(陈元洪,郭际明,陈品祥等.基于 CORS 的 DInSAR 大气延迟校正方法研究[J].*大地测量与地球动力学*,2015,35(06):1026-1030)
- [50] Reuveni Y, Bock Y, Tong X, et al. Calibrating interferometric synthetic aperture radar (InSAR) images with regional GPS network atmosphere models[J]. *Geophysical Journal International*, 2015, 202(3): 2106-2119.

- [51] Riccardi U, Tammaro U, Capuano P. Tropospheric Delay in the Neapolitan and Vesuvius Areas (Italy) by Means of a Dense GPS Array: A Contribution for Weather Forecasting and Climate Monitoring[J]. *Atmosphere*, 2021, 12(9): 1225.
- [52] Yu C, Penna N T, Li Z. Generation of real-time mode high-resolution water vapor fields from GPS observations[J]. *Journal of Geophysical Research: Atmospheres*, 2017, 122(3): 2008-2025
- [53] Walters R J, Elliott J R, Li Z, et al. Rapid strain accumulation on the Ashkabad fault (Turkmenistan) from atmosphere-corrected InSAR[J]. *Journal of Geophysical Research: Solid Earth*, 2013, 118(7): 3674-3690
- [54] Wilgan K, Hurter F, Geiger A, et al. Tropospheric refractivity and zenith path delays from least-squares collocation of meteorological and GNSS data[J]. *Journal of Geodesy*, 2017, 91(2): 117-134
- [55] Spoorthi, G. E., Gorthi, S., &Gorthi, R. K. S. S. PhaseNet: A deep convolutional neural network for two-dimensional phase unwrapping. *IEEE Signal Processing Letters*, 2018, 26(1), 54-58
- [56] Ma L, Liu Y, Zhang X, et al. Deep learning in remote sensing applications: A meta-analysis and review[J]. *ISPRS journal of photogrammetry and remote sensing*, 2019, 152: 166-177.
- [57] Jin J, Chen G, Meng X, et al. Prediction of river damming susceptibility by landslides based on a logistic regression model and InSAR techniques: A case study of the Bailong River Basin, China[J]. *Engineering Geology*, 2022, 299: 106562
- [58] Xue X. Time-Dependent Modeling of Volcano Deformation in Alaska and Transient Detection Using Machine Learning Methods[D]. *Michigan State University*, 2021
- [59] Shamshiri R, Motagh M, Nahavandchi H, et al. Improving tropospheric corrections on large-scale Sentinel-1 interferograms using a machine learning approach for integration with GNSS-derived zenith total delay (ZTD)[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2020, 239: 111608
- [60] TANG W, LIAO M S, ZHANG L, et al. 2017. Study on InSAR tropospheric correction using global atmospheric reanalysis products. *Chinese J. Geophys.* (in Chinese), 60(2): 527-540, doi: 10.6038/cjg20170208. (唐伟, 廖明生, 张丽,等. 基于全球气象再分析资料的 InSAR 对流层延迟改正研究[J]. *地球物理学报*, 2017, 60(2):14)
- [61] Prats-Iraola P, Scheiber R, Marotti L, et al. TOPS interferometry with TerraSAR-X[J]. *IEEE Transactions on geoscience and remote sensing*, 2012, 50(8): 3179-3188
- [62] Costantini M. A novel phase unwrapping method based on network programming[J]. *IEEE Transactions on geoscience and remote sensing*, 1998, 36(3): 813-821
- [63] Bélisle, E., Huang, Z., Le Digabel, S., &Gheribi, A. E. (2015). Evaluation of machine learning interpolation techniques for prediction of physical properties. *Computational Materials Science*, 98, 170-177
- [64] Li Yongsheng, Zhang Jingfa, Jiang Wenliang, et al. Atmospheric Artifacts Correction in Time Series InSAR Using Network Methodology[J]. *Journal of Geodesy and Geodynamics*, 2015,35(1):145-149(李永生,张景发,姜文亮等.基于网络法时序 InSAR 大气误差校正方法研究[J].*大地测量与地球动力学*,2015,35(1):145-149)
- [65] Bekaert D P S, Walters R J, Wright T J, et al. Statistical comparison of InSAR tropospheric correction techniques[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2015, 170: 40-47
- [66] Zhang, Z., Lou, Y., Zhang, W., Wang, H., Zhou, Y., & Bai, J. (2021). On the Assessment GPS-Based WRFDA for InSAR Atmospheric Correction: A Case Study in Pearl River Delta Region of China. *Remote Sensing*, 13(16), 3280

网络首发:

标题: 一种基于GNSS和机器学习的InSAR大气改正方法

作者: 武帅莹, 刘国祥, 贾洪果, 张波, 张瑞, 毛文飞, 吴婷婷

DOI: 10.13203/j.whugis20220191

收稿日期: 2023-03-10

引用格式:

武帅莹, 刘国祥, 贾洪果, 等. 一种基于GNSS和机器学习的InSAR大气改正方法[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2023, DOI: 10.13203/j.whugis20220191 (WU Shuaiying, LIU Guoxiang, JIA Hongguo, et al. An InSAR Atmospheric Correction Method Based on GNSS and Machine Learning[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2023, DOI: 10.13203/j.whugis20220191)

网络首发文章内容和格式与正式出版会有细微差别, 请以正式出版文件为准!

您感兴趣的其他相关论文:

一种联合估计形变和大气误差的改进LiCSBAS方法

高壮, 何秀凤, 肖儒雅, 余娟娟

武汉大学学报(信息科学版), 2023, 48(2): 285-294

<http://ch.whu.edu.cn/cn/article/doi/10.13203/j.whugis202003525>

