引文格式:纪方方,余洁,卢丽君,等.层次化的城区机载阵列干涉SAR点云噪声抑制[J].武汉大学学报(信息科学版),2025,50(8):1555-1570.DOI:10.13203/j.whugis20240240

Citation:JI Fangfang,YU Jie,LU Lijun,et al.A Hierarchical Urban Airborne ArrayInSAR Point Cloud Noise Suppression Method[J].Geomatics and Information Science of Wuhan University,2025,50(8):1555-1570.DOI:10.13203/j.whugis20240240

层次化的城区机载阵列干涉SAR点云噪声抑制

纪方方[1,2] 余 洁[1,3,4] 卢丽君[2] 杨书成[2] 黄国满[2]
程春泉[2] 迟博文[2,5]

1 首都师范大学资源环境与旅游学院,北京,100048
2 中国测绘科学研究院,北京,100036
3 首都师范大学城市环境过程与数字模拟国家重点实验室培育基地,北京,100048
4 首都师范大学三维信息获取与应用教育部重点实验室,北京,100048
5 中国矿业大学自然资源部国土环境与灾害监测重点实验室,江苏 徐州,221116

摘 要:在机载阵列干涉合成孔径雷达系统(array interferometric synthetic aperture radar, ArrayInSAR)数据成像过程中,由于受到系统热噪声、通道幅度-相位不一致、电磁波多路径干扰等因素影响,机载ArrayInSAR点云中存在大量噪声,严重影响三维重建精度。在分析了机载ArrayInSAR点云噪声特征的基础上,提出一种层次化的机载ArrayInSAR点云去噪方法。首先根据机载ArrayInSAR点云中噪声点与非噪声点的分布对噪声进行类别划分,然后集成基于自适应阈值的混合滤波算法、基于法向量和曲率改进的双边滤波算法、基于面状信息拟合的多路径干扰噪声去除算法,实现城区机载ArrayInSAR点云层次化噪声抑制。为验证有效性,将所提方法与其他经典去噪方法进行了效果比较,结果表明,所提方法在去噪完整度、正确率和质量评价指标等方面均优于经典方法,证明所提方法能提高机载ArrayInSAR点云精度,为基于机载ArrayInSAR点云的三维重建提供高质量数据。

关键词:机载ArrayInSAR点云;去噪;层次化;多路径干扰噪声;面状拟合

中图分类号:P237 **文献标识码**:A **收稿日期**:2024-08-28

DOI:10.13203/j.whugis20240240 **文章编号**:1671-8860(2025)08-1555-16

A Hierarchical Urban Airborne ArrayInSAR Point Cloud Noise Suppression Method

JI Fangfang[1,2] *YU Jie*[1,3,4] *LU Lijun*[2] *YANG Shucheng*[2] *HUANG Guoman*[2]
CHENG Chunquan[2] *CHI Bowen*[2,5]

1 College of Resource Environment and Tourism, Capital Normal University, Beijing 100048, China
2 Chinese Academy of Surveying & Mapping, Beijing 100036, China
3 State Key Laboratory Incubation Base of Urban Environmental Process and Digital Simulation, Capital Normal University, Beijing 100048, China
4 Key Laboratory of 3D Information Acquisition and Application, Ministry of Education, Capital Normal University, Beijing 100048, China
5 Key Laboratory of Land Environment and Disaster Monitoring, Ministry of Natural Resources, China University of Mining and Technology, Xuzhou 221116, China

Abstract: **Objectives**: In the process of data imaging in the airborne array interferometric synthetic aperture radar (ArrayInSAR), due to the influence of system thermal noise, channel amplitude-phase inconsistency, electromagnetic multipath interference and other factors, there is a lot of noise in the airborne ArrayInSAR point cloud, which seriously affects the three-dimensional reconstruction accuracy based on ArrayInSAR point cloud. **Methods**: Based on the analysis of the noise characteristics of the airborne ArrayInSAR point cloud, we proposed a hierarchical airborne ArrayInSAR point cloud noise suppression (HPCNS) method.

基金项目:国家重点研发计划(2022YFB3901605)。

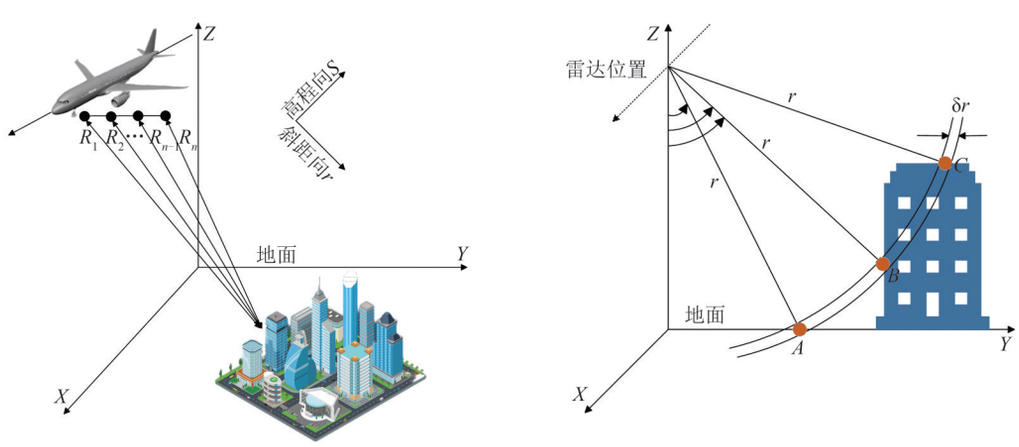
第一作者:纪方方,博士生,主要研究方向为SAR数据处理。jiffang@126.com

通信作者:杨书成,博士,副研究员。yangsc@casm.ac.cn

First, according to the distribution of noise points and non-noise points in the ArrayInSAR point cloud, the noise is divided into outlier noise, channel amplitude-phase inconsistency errors noise and multipath interference noise. Then, a hybrid filtering algorithm based on adaptive threshold, a bilateral filtering algorithm based on normal vector and curvature improvement, and a multipath noise removal algorithm based on surface information fitting are integrated to process the three kinds of noise, and the hierarchical noise suppression of the airborne ArrayInSAR point cloud in urban areas is realized. **Results:** In order to verify the effectiveness of HPCNS method, the denoising effect of HPCNS method is compared with other classical denoising methods. The results show that HPCNS method is superior to other classical denoising methods in the aspects of denoising integrity, accuracy and quality evaluation index. **Conclusions:** The hierarchical ArrayInSAR point cloud noise suppression method can better remove various types of noise in the ArrayInSAR point cloud data, significantly improve the quality of the airborne ArrayInSAR point cloud, provide high-quality data for three-dimensional reconstruction based on the airborne ArrayInSAR point cloud, and better data support for intelligent mapping.

Key words: airborne ArrayInSAR point cloud; denoising; hierarchical; multipath interference noise; surface information fitting

合成孔径雷达(synthetic aperture radar, SAR)作为一种全天时、全天候的对地观测手段,已被广泛应用于地形测绘、环境监测、地质勘探、灾害调查等方面[1-2]。但传统SAR只具备方位向和地距向分辨力,获取的二维影像存在大量叠掩区域[3]。SAR三维成像技术可以在直接获得目标的三维电磁散射结构的基础上,消除SAR数据中的叠掩现象,对智能化测绘、三维环境构建、目标精细化解译以及灾害评估等具有重大意义[4]。近年来,多个国家纷纷开展了针对SAR三维成像的研究,借鉴医学计算机断层扫描成像技术和压缩感知理论,突破了奈奎斯特定律的限制,发展了层析SAR三维成像技术[5]。在此基础上,中国科学院空天信息创新研究院研制的阵列干涉SAR(array interferometric SAR, ArrayInSAR)系统利用跨航向的阵列天线,基于多输入、多输出技术虚拟多个天线等效相位中心,通过接收地物回波获取多通道相干SAR图像,一次飞行即可得到多角度观测数据,可以实现单次航过三维成像,解决了层析SAR三维成像技术需要重复观测、观测周期长、时效性差的问题[6-8],阵列干涉SAR成像几何关系如图1所示。



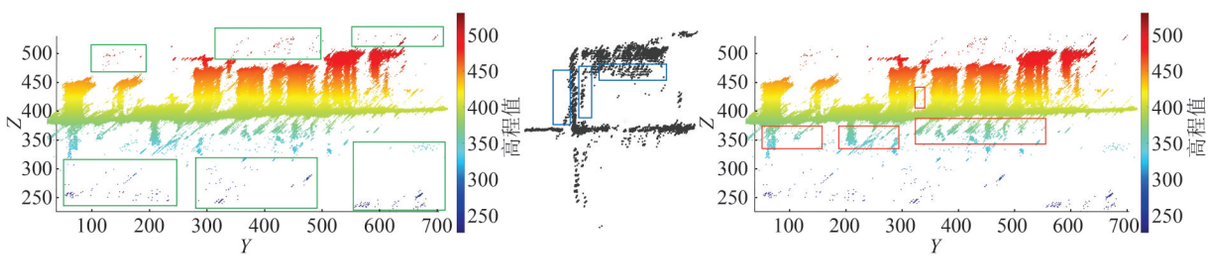
(a) 阵列干涉SAR成像几何关系 (b) 阵列干涉SAR叠掩模型

图1 阵列干涉SAR三维成像模型

Fig. 1 Three-Dimensional Imaging Model of ArrayInSAR

ArrayInSAR系统的高程分辨率受到阵列天线长度限制,为了提高高程分辨率,通常将三维超分辨算法应用于ArrayInSAR三维成像中[7]。在实际应用中,由于各收发天线模式差异、内部电路和基线误差等因素的影响,二维成像后的单视复数影像存在多通道幅度-相位不一致误差。但由于阵列天线和载机等误差源的多样性和可变性、飞机结构不稳定等,使得在三维成像阶段通过修正多通道幅度-相位不一致误差提高三维成像结果质量存在困难[9]。这导致ArrayInSAR

点云中存在大量噪声,包括由系统噪声形成的漂浮在空中的离群噪声和通道幅相误差造成的分布在物体周围的通道幅相误差噪声,如图2(a)、2(b)所示。此外,电磁波的多路径干扰也给ArrayInSAR点云带来大量噪声,如图2(c)所示。在SAR三维成像中,传统成像算法一般只考虑目标的单次散射现象,忽略了目标之间的多次散射回波对成像的影响,因此成像结果中经常出现多路径造成的虚假地物点[7]。这些由多次散射形成的点云不具备真实的三维信息,影响对地物轮廓的识别,不仅干扰了对主要地物特征的提取,还可能影响后续针对SAR点云数据的应用,如三维建模和测绘产品生成等。特别是对于城市场景,由于建筑物与地面之间的多次散射,在三维点云中存在明显的假点云现象,这些假点云即为观测场景中存在的多路径干扰噪声[10-11]。因此对ArrayInSAR点云进行去噪以提高阵列干涉SAR系统三维成像结果的质量,具有一定的实际意义和应用价值。



(a) 离群噪声　(b) 通道幅相误差噪声　(c) 多路径干扰噪声

图2　阵列干涉SAR点云噪声

Fig. 2　ArrayInSAR Point Cloud Noise

作为一种新形式的三维点云[12],ArrayInSAR点云的表现形式与传统三维点云相似,因此可以借助传统三维点云的处理方式对ArrayInSAR点云进行去噪。对于离群噪声,在ArrayInSAR点云中表现为漂浮在空中的离散点或簇状点,类似于传统三维点云的大尺度噪声,因此可以借鉴传统三维点云中的大尺度噪声去除方法[13]。目前常用的大尺度噪声去除方法有半径滤波、统计离群值去除、栅格化去除等,许多研究在此基础上结合密度、颜色、几何特征等信息对基础方法进行改进,取得了很好的尖锐噪声去除效果[14-18]。ArrayInSAR点云中的通道幅相误差噪声表现为贴近建筑物、地表面、树木等表面的毛刺噪声,类似于传统三维点云中的小尺度噪声。双边滤波通过为每个点计算与邻域点的权重,降低噪声影响的同时,保留点云中重要的结构特征,因此目前点云中小尺度噪声的去除多采用双边滤波方法[19]。许多研究为了在最大限度地去除点云中小尺度噪声的同时保留更多的点云细节特征,对双边滤波方法进行了多种改进,如改进权重函数[20]、多尺度双边滤波[21]、结合机器学习进行双边滤波[22]、将双边滤波与其他滤波算法结合[23]。而曲率是表征点云局部形状特征的重要指标,通过计算每个点的曲率可以获取点周围结构的几何信息,使得滤波过程能更好地区分噪声和细节特征[24]。因此研究通过加入曲率值对权重函数进行改进,以提高ArrayInSAR点云数据质量。

ArrayInSAR点云中的噪声分布以及噪声种类与传统三维点云也存在区别,如ArrayInSAR点云中存在大量由多路径干扰造成的噪声。在三维成像阶段,三维成像研究人员就发现了多路径反射造成的点云结构异常问题,将二次散射信息与建筑结构结合起来提高低矮建筑三维重建效果,也有学者为了获得更准确的建筑物结构信息,提出了基于三次散射的方法来重建三维建筑[25-26]。为了消除这些点云结构异常,文献[27]在三维成像阶段针对建筑角的二次散射问题,提出了基于压缩感知的角反射抑制算法来去除二次散射的多路径噪声;文献[28]展开了同时抑制二次和三次散射多路径干扰噪声的方法。然而上述研究对三次散射多路径干扰的关注不够,点云数据中仍存在大量三次散射造成的多路径干扰噪声。现阶段已有许多研究对于传统三维点云中的镜面反射噪声去除进行了深入研究,如文献[29]将大规模高密度点云转换为反射强度图像,再采用深度学习方法和多位置比较进行反射噪声的检测和去除。文献[30]将三维点云投影到二维图像以获取玻璃范围,并将其和利用三维特征相似度估计网络获取的深度特征作为输入来训练网络,以进行虚拟点云的去除。

但传统三维点云中的镜面反射噪声多由水体或者建筑物的玻璃面反射导致,而ArrayInSAR中的多路径干扰噪声是由于电磁波的多路径干扰导致,发生在建筑物的底角以及地表面以下,因此,需

要继续研究能够在有效去除ArrayInSAR点云中的多路径干扰的同时,也能够去除离群噪声和通道幅相误差噪声的一种去噪方法。为了获取无噪声干扰的ArrayInSAR点云,本文提出一种基于噪声分类的层次化的机载ArrayInSAR点云去噪方法(hierarchical airborne ArrayInSAR point cloud noise suppression,HPCNS)。首先针对数据中的离群噪声提出一种结合统计分析、k-means聚类和自适应阈值的混合滤波算法;然后加入曲率值改进双边滤波算法,在去除通道幅相误差噪声的同时,保留地物本身的特征;最后针对三维成像的多次散射造成的多路径干扰噪声,提出一种基于面状拟合的多路径噪声滤波算法。HPCNS不仅能够去除ArrayInSAR点云中存在的多种噪声,解决了仅使用一种滤波算法导致的噪声去除不完全的问题,而且根据ArrayInSAR点云噪声的特征对滤波算法进行改进,并将多种滤波算法进行集成,实现一次去噪即可去除多种噪声,提高了ArrayInSAR三维成像结果的质量。

1 机载阵列干涉SAR成像的多路径模型

1.1 机载阵列干涉SAR三维成像模型

阵列干涉SAR系统通过脉冲压缩获得斜距方向的高分辨率,通过平台移动形成大的虚拟孔径获得方位向的高分辨率,通过阵列天线获得高程向上的分辨率。由于存在叠掩,不同仰角的目标在同一斜距方位分辨率单元中重叠。经图像配准后,可以将不同通道之间相同斜距方位分辨率单元中的信号表示为:

$$g_i=\int r(s)\exp\left(-\mathrm{j}2\pi\frac{2b_i}{\lambda r_0}s\right)\mathrm{d}s+w_i,\quad i=1,2,\cdots,N \tag{1}$$

式中,g_i为第i通道的信号值;$r(s)$为沿高程向s的目标的复散射率;b_i是第i个SAR干涉图的垂直基线;λ为波长;r_0为斜距;w_i为第i通道的噪声。系统高程向上的聚焦模型可简化为:

$$\boldsymbol{G}=\boldsymbol{A\gamma}+\boldsymbol{W} \tag{2}$$

式中,$\boldsymbol{A}$为$N\times L$的匹配矩阵,L为高程向网格数;$\boldsymbol{\gamma}$为带有L个元素的目标散射向量;$\boldsymbol{W}$为噪声向量。基于高程向的稀疏性,利用压缩感知算法求解方程(2)得:

$$\hat{\boldsymbol{\gamma}}=\arg\min_{\boldsymbol{\gamma}}\left\{\left\|\boldsymbol{G}-\boldsymbol{A\gamma}\right\|_2^2+\mu\left\|\boldsymbol{\gamma}\right\|_1\right\} \tag{3}$$

式中,μ是根据噪声情况调整的超参数。也可以用贪婪类追踪算法(如正交匹配追踪)和凸松弛法(如基追踪)等压缩感知方法来求解方程(3)。

1.2 机载阵列干涉SAR成像的二次散射和三次散射

机载阵列干涉SAR的二次散射传播示意图如图3所示。根据传播路径不同,二次散射可以分为Ⅰ类二次散射和Ⅱ类二次散射。Ⅰ类二次散射传播路径为:发射天线—地面—建筑物—接收天线。Ⅱ类二次散射传播路径为:发射天线—建筑物—地面—接收天线。公式推导结果表明,在两条传播路径下形成的多路径点云的分布位置有所不同,Ⅰ类二次散射和Ⅱ类二次散射的传播路径如下:

$$\begin{aligned}r_{t,a,b,r}\approx&\left(2r_0+\sqrt{x^2+y^2}+x\sin\theta-y\cos\theta\right)+\\&\left(-l_k\sin\theta+\frac{l_k^2\cos^2\theta}{2r_0}\right)+\\&\frac{x^2\cos^2\theta+y^2\sin^2\theta}{2r_0}-\frac{yl_k\sin\theta\cos\theta}{r_0}\end{aligned} \tag{4}$$

$$\begin{aligned}r_{t,b,a,r}\approx&\left(2r_0+\sqrt{x^2+y^2}+x\sin\theta-y\cos\theta\right)+\\&\left(-l_k\sin\theta+\frac{l_k^2\cos^2\theta}{2r_0}\right)+\\&\frac{x^2\cos^2\theta+y^2\sin^2\theta}{2r_0}-\frac{xl_k\cos^2\theta}{r_0}\end{aligned} \tag{5}$$

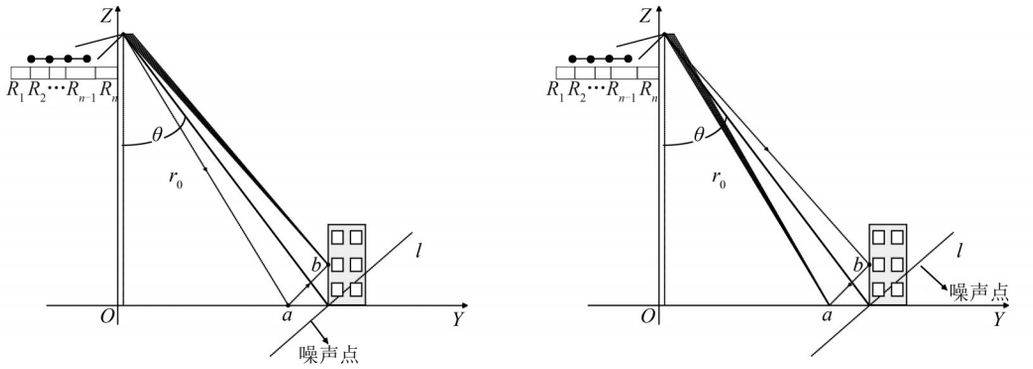
式中,t为发射点位置;r_0为天线到二面角底角的对角线距离;x和y分别为点a的水平坐标和点b的垂直坐标;将坐标原点设置为二面角的底角位置时,l_k表示第k个接收天线与反射天线之间的距离;θ为二面角的底角对应的向下视角。Ⅰ类和Ⅱ类散射类型的传播路径如下:

$$g_{d1}(d_k)\propto\exp\left\{-\mathrm{j}2\pi\left(\frac{2r_0}{\lambda}-\frac{yl_k\sin\theta\cos\theta}{\lambda r_0}\right)\right\} \tag{6}$$

$$g_{d2}(d_k)\propto\exp\left\{-\mathrm{j}2\pi\left(\frac{2r_0}{\lambda}-\frac{xl_k\cos^2\theta}{\lambda r_0}\right)\right\} \tag{7}$$

两种散射形成的虚拟点围绕建筑物底角对称,且形成的点云随斜率$k=\tan\theta$呈直线分布,如图3所示。考虑到建筑立面的所有点,由二次散射引起的噪声点形成一条坡度为视角θ的斜面。

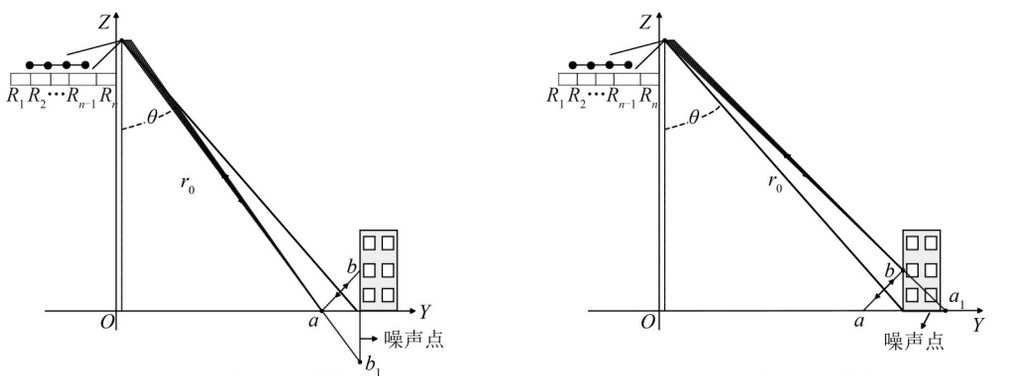
根据传播路径不同,将三次散射分为Ⅰ类三次散射和Ⅱ类三次散射,如图4所示。Ⅰ类三次散射传播路径为:发射天线—地面—建筑物—地面—接收天线;Ⅱ类三次散射传播路径为:发射天线—建筑物—地面—建筑物—接收天线。两类三次散射形成的多路径干扰噪声的分布也存在差异,Ⅰ类三次散射形成的多路径干扰点云分



(a) 第Ⅰ类二次散射　　(b) 第Ⅱ类二次散射

图3　两类二次散射传播示意图[31]

Fig. 3　Propagation Path Diagrams of Two Kinds of Secondary Scattering [31]



(a) 第Ⅰ类三次散射　　(b) 第Ⅱ类三次散射

图4　两类三次散射传播示意图[31]

Fig. 4　Propagation Path Diagrams of Two Types of Tertiary Scattering [31]

布于地面以下,而假点云和真实的建筑物点云沿地面呈对称分布,影响点云的真实结构,需要进行抑制;Ⅱ类三次散射形成的多路径干扰点云分布在建筑物立面后方,假点云和地面点云沿建筑物的地面呈对称分布,在实际数据中,该类假点云和地面点云以及建筑物地面重叠,不需要抑制。

2　层次化的机载ArrayInSAR点云噪声抑制

本文通过对机载ArrayInSAR点云的噪声进行分析,利用噪声点与地物点之间的分布情况对不同类型的噪声采用不同的去噪方法,首先针对数据中的离群噪声提出一种结合统计分析、k-means聚类和自适应阈值的混合滤波算法;然后加入曲率值改进双边滤波算法,在去除通道幅相误差噪声的同时,保留地物本身特征;最后针对三维成像的多路径干扰造成的噪声提出一种基于面状拟合的多路径干扰噪声滤波算法,形成基于噪声分类的HPCNS方法,实现单次去噪即可去除ArrayInSAR点云中的所有噪声。利用HPCNS对ArrayInSAR点云进行去噪的技术流程如图5所示。

2.1　去除离群噪声

机载ArrayInSAR点云中的离群噪声指飘浮在主体点云周围的稀疏点或小而密集的簇状点云,如图2(a)所示。由于点云数据量大且噪声分布不规律,本文将点云离散度、k-means聚类和自适应阈值算法相结合作为混合滤波算法以去除离群噪声。基于自适应阈值的混合滤波算法(adaptive threshold based hybrid filtering algorithm,ATHFA)先计算k邻域内的点云离散度系数(point cloud dispersion coefficient,PCDC),并根据自适应阈值对点云离散度系数进行二值分类,去除飘浮在主体点云周围的离群点以减少聚类的类数,再结合k-means聚类算法和自适应阈值算法剔除离群噪声簇,从而有效去除ArrayInSAR点云的离群噪声。

2.1.1　去除离群噪声点

ArrayInSAR点云中的离群噪声点指飘浮在空中且距离地物目标较远的离散点。根据噪声点的特征,本文利用基于点云离散度系数的自适

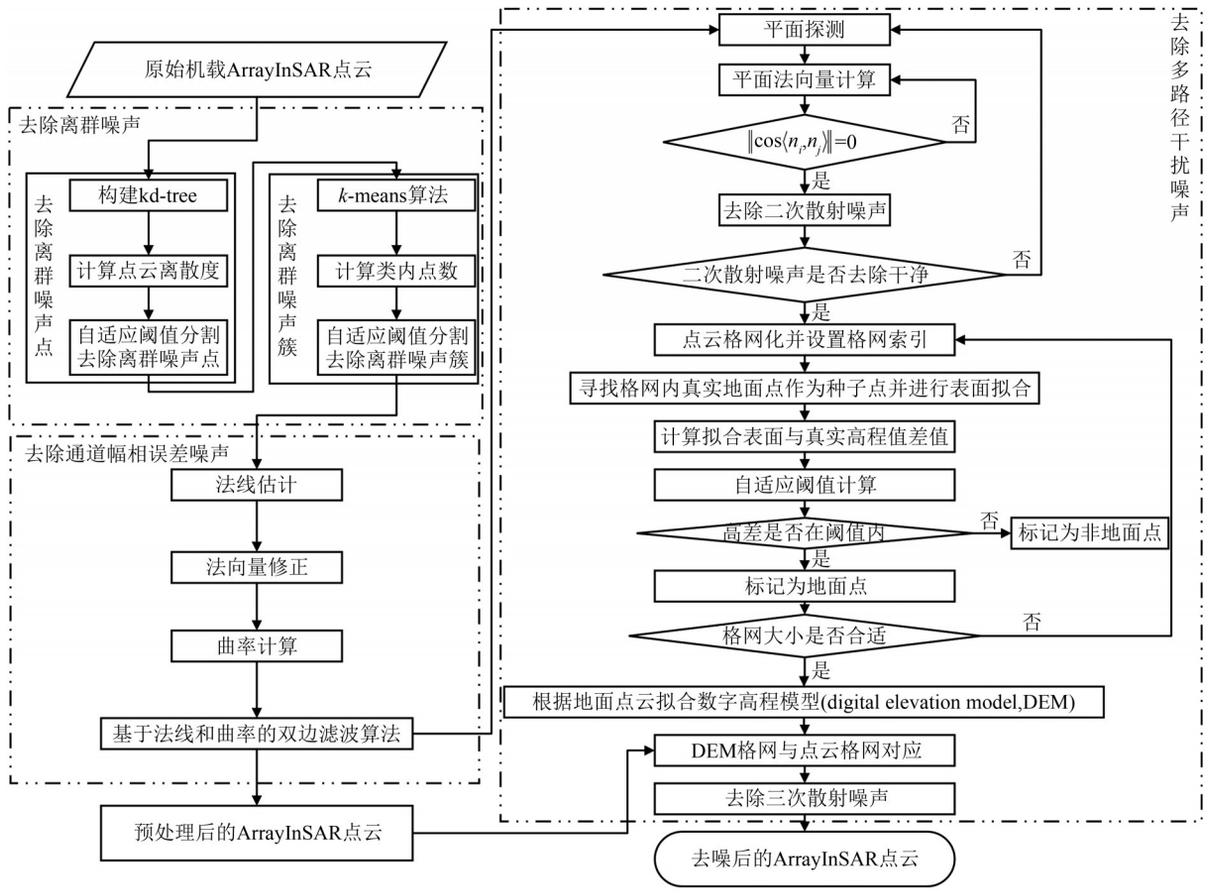


图5 HPCNS流程图

Fig. 5 Flowchart of HPCNS

应阈值分割算法来去除。包含噪声点的k个最近邻点间的平均距离大于不包含噪声点的k个最近邻点间的平均距离,因此,根据此特征定义k邻域内点的PCDC,PCDC越大,k邻域内的点云分布越离散、越稀疏,k近邻内包含离群噪声点的概率越高;根据该系数,通过自适应阈值分割将噪声点与地形及地物点分开。

1)计算点云离散度系数

将当前采样点与其k近邻范围内的所有点间的距离的平均值作为当前采样点的PCDC,其计算方法如下:

$$c_{\mathrm{PCDC}}=\frac{1}{k}\sum_{q_i\in X}\left\|\vec{p}-\vec{q}_i\right\| \tag{8}$$

式中,k为邻域大小;$q_i\in X$为k邻域内的点集;$\left\|\vec{p}-\vec{q}_i\right\|$为采样点与任一邻域点之间的欧氏距离。

2)选择邻域大小

邻域大小的选择对特征计算结果有很大影响,因此对研究数据采用不同的k邻域分别进行点云离散度系数计算,并利用固定阈值进行粗糙的离群噪声点去除后对点云的点数进行统计,点云数量随k值变化情况如图6所示。从图6可知,在邻域大小为10左右时,粗糙去噪后的点数保留较多,可以更好地保留SAR点云特征,因此邻域大小确定为10。

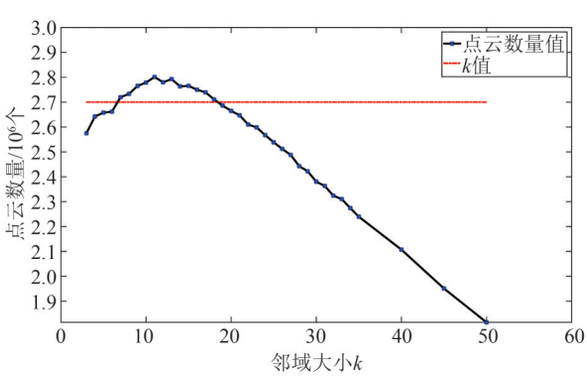


图6 点云点数随k值变化曲线图

Fig. 6 Change Curve Between the Number of Points of the Point Cloud and k Value

3)自适应阈值设定

自适应阈值可以使得算法在不同区域自适应调整去噪的强度,保留几何细节的同时有效去除噪声。因此,通过局部均值和标准差来动态调整自适应阈值T_i:

$$T_i=m_i+n\cdot s_i \tag{9}$$

式中,m_i是点p_i邻域的点云离散度系数平均值;s_i是邻域的标准差;n为控制阈值灵敏度的常数。

2.1.2　去除离群噪声簇

机载ArrayInSAR点云数据的离群噪声簇指飘浮在空中离地物目标较远的簇状点,不同于离群噪声点,离群噪声簇是一系列密集的点簇,如图2(a)所示。本文根据噪声簇的密集分布特征,对点云数据进行k-means聚类,并通过对类内点数的自适应阈值分割去除噪声簇。

对去除噪声点后的ArrayInSAR点云C_i进行k-means聚类。通过计算成本函数J来确定k-means聚类的最优参数$d_{\mathrm{MinDistance}}$。$d_{\mathrm{MinDistance}}$是指点云聚类中用于识别噪声簇的最小距离阈值,如果某一类中的点之间的最小距离低于$d_{\mathrm{MinDistance}}$,则该类可能被识别为噪声簇。$d_{\mathrm{MinDistance}}$的设定直接影响噪声簇的去除效果,增大$d_{\mathrm{MinDistance}}$值,可以确保只移除明显离群的噪声点簇,从而保留更多的几何细节,避免去除主体点云的有效点;相反,降低$d_{\mathrm{MinDistance}}$则可能增加误识别,导致去除过多有效点,增加畸变。

每个类的点p与其类内重心点m_i之间的距离的平方和称为该聚类结果的畸变程度,各个类的畸变程度相加则为该聚类结果对应的成本函数。成本函数越小,每个类的畸变程度越低,表示类内各点越紧密,则对应的聚类参数最优,成本函数的计算方式如下:

$$J=\sum_{i=1}^{K}\sum_{p=C_i}\left\| p-m_i \right\|^2 \tag{10}$$

式中,J表示成本函数;K表示聚类类别。J会随着最小类别间距$d_{\mathrm{MinDistance}}$的增加而降低。为了使$d_{\mathrm{MinDistance}}$更加灵活适应不同场景的数据特性,采用肘部准则来确定最佳的$d_{\mathrm{MinDistance}}$。肘部准则通过分析不同$d_{\mathrm{MinDistance}}$下的聚类效果曲线,寻找拐点,从而选择一个能有效平衡噪声去除和点云结构保留的最优阈值。去除噪声点的ArrayInSAR点云数据聚类结果的畸变程度,以及K随$d_{\mathrm{MinDistance}}$的变化曲线如图7所示。由图7可知,在$d_{\mathrm{MinDistance}}=3$时,畸变程度得到大幅度改善,可以考虑选取$d_{\mathrm{MinDistance}}=3$时的$K$值作为最佳聚类数量。

利用确定的最优聚类参数获取去除噪声点后的机载ArrayInSAR点云数据的聚类结果,并对每个类内的点数进行计算,通过自适应阈值将离群噪声簇分离出去。

2.2　去除通道幅相误差噪声

对离群噪声进行去除后,ArrayInSAR点云

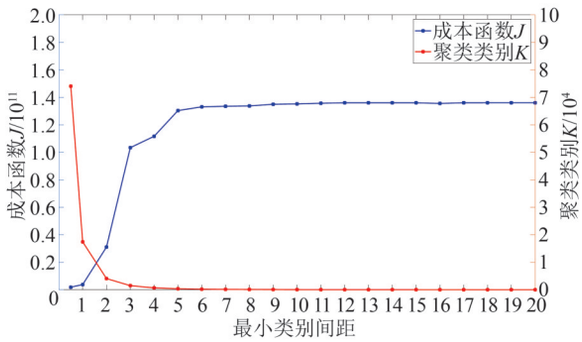


图7　成本函数J和聚类类别K值随最小类别间距变化曲线图

Fig. 7　Change Cueve Between Distortion Degree J and Clustering Category K Value and $d_{\mathrm{MinDistance}}$

中还存在与主体地物点云混在一起的通道幅相误差噪声,影响后续点云配准的特征点提取精度,需要对其进行平滑处理。对待处理的点云数据直接利用双边滤波算法可以对通道幅相误差噪声进行一定的平滑,但其很难对地物特征点进行区分,容易导致过度平滑或者去噪力度不够。本文利用采样点曲率ω_i和优化后的法向量改进双边滤波因子,以增强双边滤波算法的特征识别能力,并将其用于机载ArrayInSAR点云中去除通道幅相误差噪声。

1)法向量估计

首先进行法向量估计,点云的法向量是计算点云表面特征的重要属性,结合法向量进行点云去噪处理有助于保持点云数据的尖锐特征。本文通过主成分分析法进行法向量计算,对于给定点集$P=\{p_i, i\in 1,2,\cdots,n\}$,$p_i\in P$的$k$邻域点集为$N(p_i)=\{p_i, i\in 1,2,\cdots,k\}$,得到点$p_i$的邻域点的协方差矩阵$\boldsymbol{\Sigma}_i$为:

$$\boldsymbol{\Sigma}_i=\frac{1}{k}\sum_{p_j\in N(p_i)}(p_j-\mu)(p_j-\mu)^{\mathrm{T}} \tag{11}$$

式中,$\mu=\frac{1}{k}\sum_{p_j\in N(p_i)}p_j$是邻域点集的质心;$p_j$是邻域点中的某个点,对协方差矩阵$\boldsymbol{\Sigma}_i$进行特征分解得到其特征值$\lambda_1$、$\lambda_2$、$\lambda_3$,如果$\lambda_1<\lambda_2<\lambda_3$,则最小特征值$\lambda_1$对应的特征向量为点$p_i$的法向量$\vec{n}_i$。

2)法向量修正

根据采样点处法向量$\vec{n}_p$与其所在邻域内的质心点的法向量$\vec{n}_{p_i}$的点积对法向量的方向进行调整:

$$\vec{n}_p=\begin{cases}\vec{n}_p, & \vec{n}_p\cdot\vec{n}_{p_i}\geqslant 0\\ -\vec{n}_p, & \vec{n}_p\cdot\vec{n}_{p_i}<0\end{cases} \tag{12}$$

如果该采样点处的法向量与邻域质心法向

量的乘积大于0,则该点处的法向量不变;如果乘积小于0,则该采样点的法向量为原法向量的反方向。为保证k邻域内的法向量连续变化,采用加权高斯平均滤波器作为法向量修正模型对去除离群噪声后的ArrayInSAR点云进行法向量调整:

$$\vec{n}_p=\frac{\sum\limits_{q_i\in N(p_i)}\vec{n}_{p_i}\exp\left(-\frac{\left\|\vec{p}-\vec{p}_i\right\|}{2}{\sigma_n}^2\right)}{\sum\limits_{q_i\in N(p_i)}\exp\left(-\frac{\left\|\vec{p}-\vec{p}_i\right\|}{2}{\sigma_n}^2\right)} \tag{13}$$

式中,$\vec{n}_p$为采样点k邻域内的点的法向量;$\left\|\vec{p}-\vec{p}_i\right\|$为采样点与其$k$邻域内的点之间的欧氏距离;$\sigma_n$为$k$邻域内的点之间的平均距离对法向量的影响因子。

3)曲率计算

可通过主成分分析方法来估计机载ArrayInSAR点云中任意采样点处的曲率,点p_i处的曲率ω_i为:

$$\omega_i=\frac{\lambda_1}{\lambda_1+\lambda_2+\lambda_3} \tag{14}$$

4)改进的双边滤波算法(improved bilateral filtering algorithm,IBFA)

在各种点云去噪方法中,双边滤波算法具有良好的特征保持与平滑性能,可以通过控制三维点云数据中各点邻域的大小来保持模型的特征。在双边滤波中:

$$p=p_i+\alpha\cdot n \tag{15}$$

式中,p为滤波后的点云数据;p_i为原始点云数据;α为双边滤波因子;n为数据点p_i的法向量。点云数据中α可定义为:

$$\alpha=\frac{\sum\limits_{p_j\in N(p_i)}W_C\left(\left\|p_i-p_j\right\|\right)W_S\left(\left\|n_i,p_i-p_j\right\|\right)\left\langle p_i-p_j,n_j\right\rangle}{\sum\limits_{p_i\in N(p_i)}W_C\left(\left\|p_i-p_j\right\|\right)W_S\left(\left\|n_i,p_i-p_j\right\|\right)} \tag{16}$$

双边滤波虽然在一定程度上能去除噪声,但在处理通道幅相误差噪声时,对于复杂结构尤其是高曲率区域,容易丢失重要的几何细节。为解决这一问题,本文将采样点曲率ω_i和优化后的采样点法向量n_i加入到权重计算中,形成新的权重:

$$W_C=\mathrm{e}^{\frac{-x^2}{2\sigma_c^2}},W_S=\mathrm{e}^{\frac{-y^2}{2\sigma_s^2}} \tag{17}$$

式中,W_C为点p_i到邻域点距离的光滑平顺权重;$x=\left\|p_i-p_j\right\|$;W_S为点p_i到邻域点距离的特征域权重;$y=\left\|\left\langle n_i,n_j\right\rangle-1\right\|+\omega_i$;$\sigma_c$表示$p_i$到每个近邻点的距离对该点的影响因子;$\sigma_s$表示每个近邻点在$p_i$处的法向量上投影距离对该点的影响因子。

改进后的双边滤波因子α_i如下:

$$\alpha_i=\frac{\sum\limits_{p_j\in N(p_i)}W_C\left(\left\|p_i-p_j\right\|\right)W_S\left(\left\|\left\langle n_i,n_j\right\rangle-1\right\|+\omega_i\right)\left\langle p_i-p_j,n_j\right\rangle}{\sum\limits_{p_j\in N(p_i)}W_C\left(\left\|p_i-p_j\right\|\right)W_S\left(\left\|\left\langle n_i,n_j\right\rangle-1\right\|+\omega_i\right)} \tag{18}$$

将改进的双边滤波因子α_i代入下式:

$$p_i'=p_i+\alpha_i\cdot n_i \tag{19}$$

可以计算出点p_i平滑后的几何位置。

2.3 去除多路径干扰噪声

经过对离群噪声和通道幅相误差噪声的预处理后,飘浮在空中的粗差点已经被去除,贴近地物表面的噪声点也得到平滑,但是由于阵列干涉SAR三维成像的多路径干扰形成的噪声依然存在,这些噪声点会对后续配准等环节的特征提取、结构识别等带来错误信息,影响阵列干涉SAR三维重建的质量。针对上述问题,本文发展了一种基于面状拟合的多路径干扰噪声滤波算法(surface fitting based multipath noise filtering algorithm,SF-MNFA),首先对预处理后的机载ArrayInSAR点云进行面状拟合处理,对探测到的面状点云进行法向量估计和优化,根据面状点云的法向量的余弦值计算识别出Ⅰ类和Ⅱ类二次散射噪声,再对地面点云进行识别,利用地面数据与Ⅰ类三次散射噪声间的高程差消除ArrayInSAR点云数据中的多路径干扰噪声。

2.3.1 去除二次散射噪声

本文利用ArrayInSAR点云中的Ⅰ类和Ⅱ类二次散射噪声与建筑物底角呈对称分布这一特性,利用面状点云的法向量的余弦值进行二次散射噪声去除,如图8(a)所示。首先对去除了离群噪声和通道幅相误差噪声的ArrayInSAR点云进

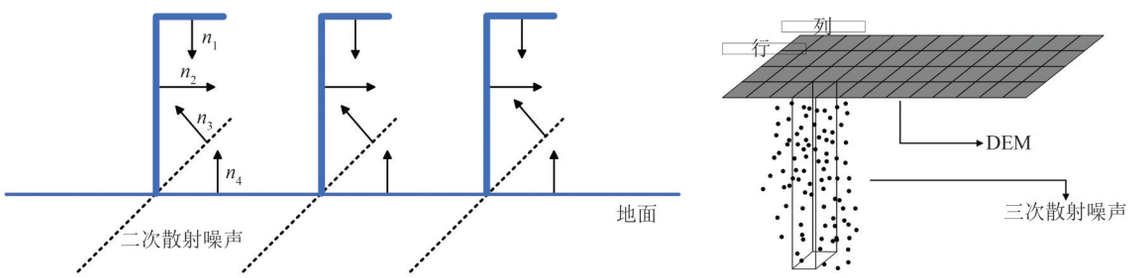
行平面探测;然后对探测到的各平面分别进行法向量计算和优化;最后对各平面的法向量间的余弦值分别进行计算,以进行二次散射噪声探测。二次散射噪声探测公式如下:

$$\begin{cases} \left\| \cos\left\langle n_i, n_j \right\rangle \right\| \neq 0 \\ \left\| \cos\left\langle n_i, n_j \right\rangle \right\| = 0 \end{cases} \tag{20}$$

式中,n_i和n_j分别是两个相邻平面的法向量;$\cos\left\langle n_i, n_j \right\rangle$表示这两个法向量之间夹角的余弦值。当两个平面的法向量之间的余弦值接近于0时,意味着这两个平面几乎垂直,表明不存在二次散射,而当两个平面的法向量之间的余弦值不等于0时,表明存在二次散射噪声。

2.3.2　去除三次散射噪声

本文利用ArrayInSAR点云中的Ⅰ类三次散射噪声在地表面以下这一特征,发展基于地面信息拟合的三次散射噪声去除算法,完成ArrayInSAR点云中多路径干扰噪声的去除,如图8(b)所示。



(a) 去除二次散射噪声示意图　　(b) 去除三次散射噪声示意图

图8　多路径干扰噪声去除示意图

Fig. 8　Diagram of Multipath Interference Noise Removal

1) 点云格网分割及索引

将获取的ArrayInSAR点云用规则的格网覆盖。每个格网记录以下信息:格网的行列号、格网内的点的ID、格网内的点的坐标值(x,y,z)、格网内的点的强度信息、格网内的点的密度、格网的边界点的坐标、格网内的种子点的ID。

2) 建立拟合曲面

假设地形表面是一个复杂的空间曲面,该曲面的局部面元可以用二次曲面来逼近,公式如下:

$$z(x_i,y_i) = ax_i^2 + bx_iy_i + cy_i^2 + dx_i + ey_i + f \tag{21}$$

利用真实地面点得到的拟合曲面可以正确反映地形信息,从而可以更好地去除噪声点。首先将每个格网中的点高程的中值作为格网种子点,利用每个格网的邻域窗口中的种子点来拟合曲面,然后计算该格网中的点的拟合高程值与真实高程值之间的差值,并通过高差阈值筛选地面点。每一个格网都用不同的曲面方程来表达,并且该曲面方程具有一定的连续性。该过程的关键是格网邻域大小的自动设置以及拟合曲面参数$(a、b、c、d、e、f)$的求解。

3) 自适应阈值的确定

对于经过预处理的ArrayInSAR点云,可以分为3个部分:地表面以上的真实地物点、地面点、地表面以下的三次散射噪声点。在进行曲面拟合后,每个点都对应一个拟合高程,如果一点为真实地物点,则该点与其拟合高程差值大于0;如果一点为地面点,则该点与其拟合高程差值接近于0;如果一点为三次散射噪声点,则该点与其拟合高程差值小于0。根据这一规律,将与拟合高程差值接近于0的点归于同一类,并对该类点进行自适应处理。

4) 对地面点进行插值并获取DEM

用以上方法获取的ArrayInSAR点云数据的地面点在去除地物的位置存在数据空洞,需要进行插值估算出空洞区域的地面点高程,并获取DEM。

5) 去除三次散射噪声

对于利用多级移动曲面拟合方法获取的地面点进行内插得到的DEM,通过行列号对应的每一个格网范围将DEM栅格面域下部垂直区域范围内的点云进行对应,遍历该区域内所有点,如果其高程值小于栅格数据的高程值,则判定该点为三次散射噪声点并进行去除。

3　实验结果与分析

为验证本文所提方法的有效性,采用前文介绍的机载ArrayInSAR点云数据作为实验数据,并基于去噪后的ArrayInSAR点云中目标地物点和非目标地物点的分布情况选取评价指标,比较本文所提的HPCNS方法与其他去噪方法对机载ArrayInSAR点云中的噪声抑制性能。

3.1 研究数据

本文采用的点云数据是利用中国科学院空天信息创新研究院研制的阵列干涉SAR系统获取的机载ArrayInSAR点云。原始数据为Ku波段城区机载ArrayInSAR数据,采用的雷达频率为16.5 GHz,雷达波长为0.018 169 cm,中心视角为46°,初始斜距为4 371 m,干涉基线长度为2 m,干涉基线倾角为0°,航高为4 380 m,获取的影像分辨率为0.2 m,影像带宽为方位向1.5 km、距离向4.1 km,方位向采样像元大小为0.099 883 m,距离向采样像元大小为0.093 577 m,影像大小为方位向27 500像元、距离向13 312像元,本地平均高程为400 m。将通过阵列干涉三维成像获取的点云作为本文的研究数据,长约650 m,宽约145 m,总面积约为90 000 m^2,共包含1 624 576个点,点密度约为20个点/m^2。

3.2 去噪结果评价

为定量评价本文所提算法对机载ArrayInSAR点云的去噪性能,将去噪后得到的点云进行人机交互操作,通过人工统计的方式完成性能评估[8,25]。由于实际实验中没有真正代表研究区域的准确数据,因此无法做到对本文算法有效性的精确评估。本文通过人机交互将去噪后的原始ArrayInSAR点云中的点分为两类:目标地物点或者非目标地物点。将去噪后点云中的目标地物点定义为T_p,去噪后点云中的非目标地物点定义为F_p,原始点云中的目标地物点但未出现在去噪后点云中的点定义为F_n,原始点云中的非目标地物点但未出现在去噪后点云中的点定义为T_n。去噪算法性能评估的评估准则如下:

$$c_{\text{完整度}}=\frac{T_p}{T_p+F_n}\times 100\% \tag{22}$$

$$c_{\text{正确率}}=\frac{T_p}{T_p+F_p}\times 100\% \tag{23}$$

式中,$c_{\text{完整度}}$代表对噪声点的去除率,完整度越高,去噪越干净;$c_{\text{正确率}}$表示正确去噪的概率,正确率越高,噪声点的识别越准确。

质量评价Q代表整体算法的完成质量,即融合了完整度和准确率两者信息,表达如下:

$$Q=\frac{2c_{\text{完整度}}\times c_{\text{正确率}}}{c_{\text{完整度}}+c_{\text{正确率}}}=\frac{2T_p}{2T_p+F_n+F_p}\times 100\% \tag{24}$$

Q数值越高,噪声去除的精确度和完整度越好。

3.3 去噪结果比较与分析

3.3.1 离群噪声去除效果分析

离群噪声去除效果对比如图9和表1所示。

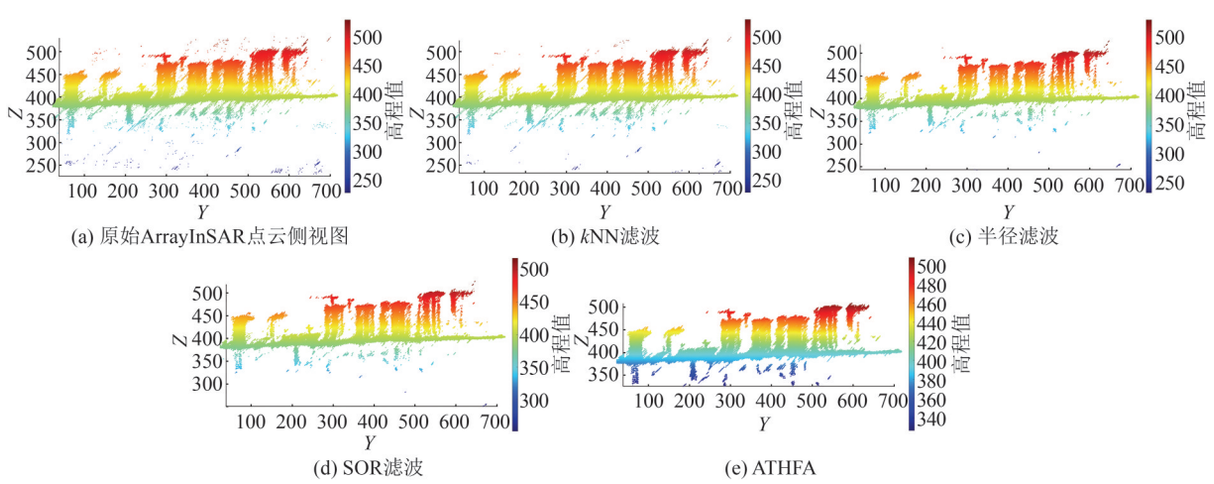


图9 离群噪声去除效果对比图

Fig. 9 Comparison Diagrams of Outlier Noise Removal Effect

表1 离群噪声去除效果对比表

Table 1 Comparison Table of Outlier Noise Removal Effect

去噪算法	原始点云总点数/个	原始点云目标点数/个	原始点云噪声点数/个	去噪点云总点数/个	T_p/个	F_p/个	F_n/个	T_n/个	$c_{\text{完整度}}$/%	$c_{\text{正确率}}$/%	Q/%
kNN滤波	1 624 576	1 504 832	119 744	1 613 503	1 494 289	119 214	10 543	530	99.299	92.611	95.839
半径滤波				1 566 938	1 454 362	112 576	50 470	7 168	96.646	92.816	94.692
SOR滤波				1 539 634	1 435 673	103 961	69 159	15 783	95.404	93.248	94.313
ATHFA				1 608 998	1 501 056	107 942	3 776	11 802	99.749	93.291	96.412

图 9(a)为原始 ArrayInSAR 点云侧视图,对比算法包括 k 近邻(k-nearest neighbor,kNN)滤波算法、半径滤波算法、统计离群点移除(statistical outlier removal,SOR)滤波算法。从图9(b)、9(c)、9(d)中可以看出,kNN滤波算法可以去除部分漂浮在空中的离散点,但是去噪后的点云中仍存在大量的点状和簇状的离群噪声;半径滤波算法可以去除主体点云上部和下部的部分离群噪声,相比于kNN滤波算法,半径滤波可以去除更多的离群噪声;SOR滤波的离群噪声去除效果要优于kNN和半径滤波,但是相较于本文所提的ATHFA,空中仍漂浮着一些离群噪声簇。可见,ATHFA对离群噪声的去除效果较好。

从表1可知,使用ATHFA去噪后的点云中目标地物点的数量 T_p 最高,非目标地物点 F_p 的数量较低(SOR滤波虽然去除了最多的噪声点,但是也去除了较多的目标地物点),说明相较于kNN滤波、半径滤波和SOR滤波,ATHFA能有效去除离群噪声,并更好地保留目标地物点。利用ATHFA去噪后的ArrayInSAR点云的完整度和正确率分别为99.749%和93.291%,说明利用ATHFA去噪后可以保留较多的目标点;ATHFA的 Q 指数为96.412%,大于kNN滤波、半径滤波和SOR滤波的 Q 数值,进一步说明了利用ATHFA去除离群噪声的优越性。

3.3.2　通道幅相误差噪声去除效果分析

对于通道幅相误差噪声的去除,IBFA通过加入采样点曲率和优化后的法向量改进双边滤波因子,能在平滑噪声的同时更好地保留点云的几何特征。利用本文改进的IBFA对机载ArrayInSAR点云进行滤波后,选取图10(b)原始图对应的ArrayInSAR点云侧视图中红框区域内的数据剖面进行分析,从图10(a)IFBA后对应的ArrayInSAR点云侧视图中可看出,IBFA对于存在通道幅相误差噪声的地物边界区域有更好的平滑效果,可以在一定程度上消除该种噪声对目标地物轮廓的影响。

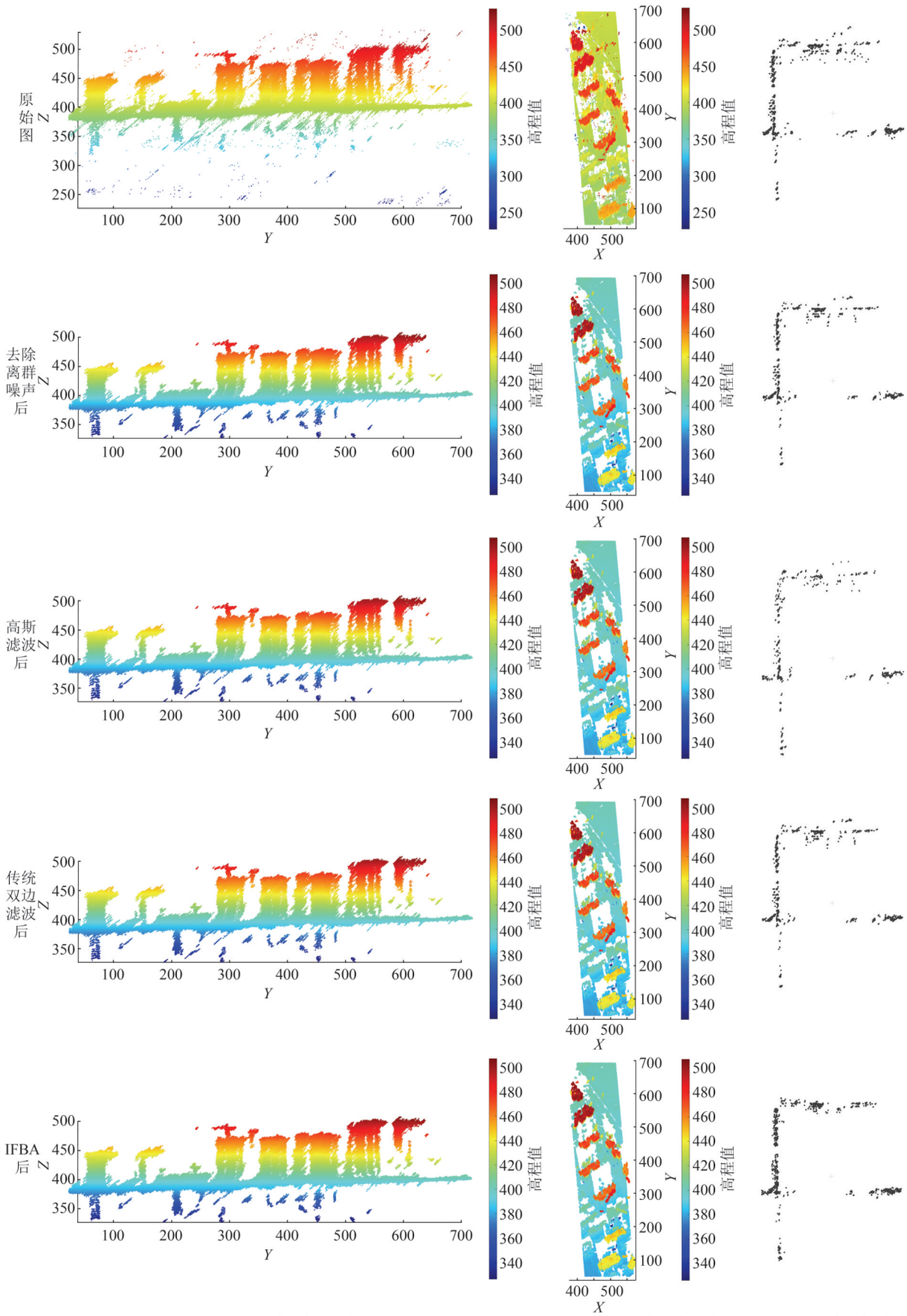
3.3.3　多路径干扰噪声去除效果分析

采用SF-MNFA对城区ArrayInSAR点云多路径干扰噪声进行去除。选取如图10(b)原始图对应的ArrayInSAR点云侧视图中绿框区域内的数据剖面进行二次散射噪声去除分析,红框区域内的数据剖面进行三次散射噪声去除分析。从图11(c)、11(d)SF-MNFA后对应的ArrayInSAR点云二次和三次散射噪声图可以看出,SF-MNFA可以很好地去除数据中存在的二次和三次散射噪声,并保持数据中地物点的形状。而直通滤波算法是通过设置一个总体的高程阈值区间,把阈值范围以外的点直接滤除,并未考虑主体点云本身的地形信息,如果阈值设置过于宽松(按照地面最低点376 m设置),则会有许多多路径干扰噪声无法去除,如果阈值设置过于严格(按照地面最高点400 m设置),则会丢失大量地形信息,导致数据质量降低。如图11(c)、11(d)中直通滤波对应的效果图仍然存在多处多路径干扰噪声,无法满足应用需求。

3.3.4　本文算法去噪效果分析

为评估本文提出的HPCNS对ArrayInSAR点云噪声的总体抑制能力,利用HPCNS与kNN+SOR滤波、kNN+高斯滤波、半径+SOR滤波、半径+高斯滤波分别对实验数据进行噪声去除实验。从图12可以看出,相较于原始ArrayInSAR点云数据,kNN+SOR滤波与半径+SOR滤波方法对点云数据进行了两次去噪,可以消除数据中的大多数离群噪声,但是对多路径干扰噪声去除效果较差;kNN+高斯滤波与半径+高斯滤波算法在进行离群噪声去除后又对ArrayInSAR点云数据进行了平滑处理,但是仍然无法去除多路径干扰噪声。而利用HPCNS去噪后的ArrayInSAR点云中则无明显噪声,说明使用HPCNS可以有效去除点云中的干扰信息,显著提高了ArrayInSAR点云数据的质量。

为了进一步评估本文算法的有效性,用前文所述的评价准则评价HPCNS对ArrayInSAR点云中噪声的去除性能。从表2可以看出,kNN+高斯滤波的噪声去除力度最小,去噪后点云中虽然保留了最多的目标地物点,但是也存在更多的噪声点;半径+SOR滤波的噪声去除力度很大,但是存在目标地物点被过度去除的现象。而在其余的3种去噪方法中,HPCNS去噪后的数据中目标地物点数最多,并且去噪后点云的完整度和正确率分别为98.236%和93.904%,优于其他两种去噪方法,说明利用HPCNS可以在有效抑制点云中噪声信息的同时保留较多的目标地物点,保持了ArrayInSAR点云数据中的地物特征。对HPCNS的质量评价结果也明显大于对比方法,进一步说明了HPCNS可以在一定程度上对原始的机载ArrayInSAR点云进行优化,提高点云质量。



(a) ArrayInSAR点云侧视图 (b) ArrayInSAR点云俯视图 (c) ArrayInSAR点云剖面图

图10 通道幅相误差噪声去除效果图

Fig. 10 Channel Amplitude-Phase Inconsistency Errors Noise Removal Effect

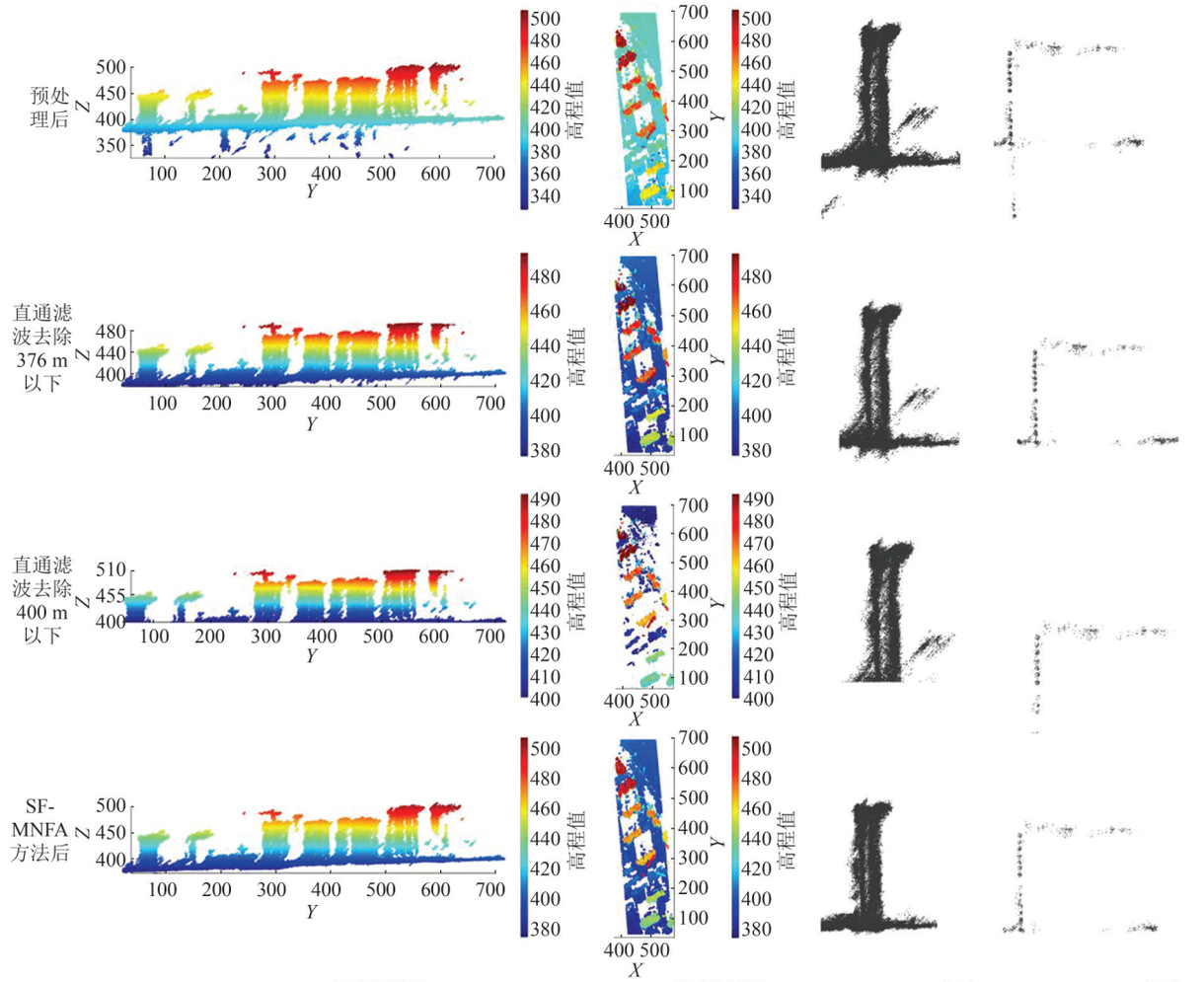


图 11　多路径干扰噪声去除效果图

Fig. 11　Multipath Interference Noise Removal Effect

4　结　语

城区机载 ArrayInSAR 点云由于受系统噪声、通道幅相误差以及多路径干扰的影响,存在大量噪声,严重影响三维重建精度。本文针对 ArrayInSAR 点云的噪声特征提出了一种层次化的机载 ArrayInSAR 点云噪声抑制方法。通过对城区机载 ArrayInSAR 点云中的噪声点特征进行分析,将结合自适应阈值和混合滤波的离群噪声去除算法、基于曲率和优化后的法向量改进双边滤波因子的通道幅相误差噪声去除算法,以及基于面状拟合的多路径干扰噪声去除算法进行集成形成的 HPCNS,可以对机载 ArrayInSAR 点云数据噪声进行有效抑制。层次化的机载 ArrayInSAR 点云噪声抑制方法利用高斯加权滤波对点云法向量进行优化,并结合曲率对双边滤波因子进行改进,保持了 ArrayInSAR 点云中的细节特征。另外,为了消除多路径干扰对 ArrayInSAR 点云的影响,发展了基于面状拟合的多路径干扰噪声滤波算法,有效消除了机载 ArrayInSAR 点云中的噪声,并改善了仅使用一种滤波算法导致的 ArrayInSAR 点云噪声去除不完全的问题,显著提高了城区机载 ArrayInSAR 点云的质量,为利用该种点云数据的配准和融合处理以及三维重建提供优质源数据,并为智能化测绘提供更好的数据支持。然而,本文研究局限于城区,对存在植被覆盖区域的噪声特征考虑不足。未来研究工作可以进一步优化算法,使其能去除植被覆盖区域的噪声点,以拓展 ArrayInSAR 点云在植被研究方面的应用。

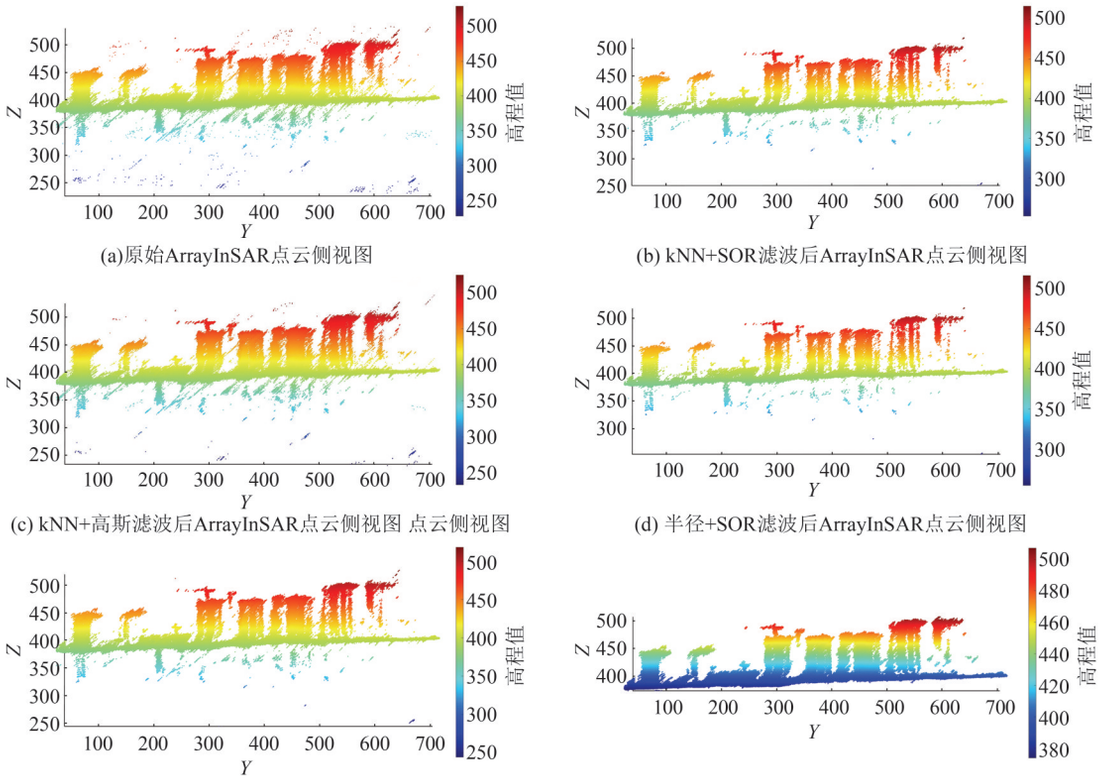


图12 NCHPCDA与其他去噪方法去噪效果对比图

Fig. 12 Denoising Effect Comparison between NCHPCDA and Other Denoising Methods

表2 总体去噪效果对比

Table 2 Comparison of Overall Noise Reduction Effect

去噪方法	原始点云总点数/个	原始点云目标点数/个	原始点云噪声点数/个	去噪点云总点数/个	T_p/个	F_p/个	F_N/个	T_n/个	$C_{完整度}$/%	$C_{正确率}$/%	Q/%
kNN+SOR滤波				1 499 338	1 402 169	97 169	102 663	22 575	93.178	93.519	93.348
kNN+高斯滤波				1 613 503	1 494 802	118 701	10 030	1 043	99.333	92.643	95.872
半径+SOR滤波	1 624 576	1 504 832	119 744	1 407 883	1 358 790	49 093	146 042	70 651	90.295	96.513	93.301
半径+高斯滤波				1 566 938	1 471 278	95 660	33 554	24 084	97.770	93.895	95.794
HPCNS				1 574 258	1 478 286	95 972	26 546	23 772	98.236	93.904	96.021

参 考 文 献

[1] 李德仁, 廖明生, 王艳. 永久散射体雷达干涉测量技术[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2004, 29(8): 664-668.
LI Deren, LIAO Mingsheng, WANG Yan. Progress of Permanent Scatterer Interferometry[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2004, 29(8): 664-668.

[2] 刘国祥, 丁晓利, 陈永奇, 等. 极具潜力的空间对地观测新技术: 合成孔径雷达干涉[J]. 地球科学进展, 2000, 15(6): 734-740.
LIU Guoxiang, DING Xiaoli, CHEN Yongqi, et al. New and Potential Technology for Observation of Earth from Space: Synthetic Aperture Radar Interferometry[J]. *Advance in Earth Sciences*, 2000, 15(6): 734-740.

[3] 魏恋欢, 廖明生, BALZ Timo, 等. 高分辨率SAR层析成像建筑物叠掩散射体提取[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2014, 39(5): 536-540.
WEI Lianhuan, LIAO Mingsheng, TIMO B, et al. Layover Building Scatterers Extraction via High-Resolution Spaceborne SAR Tomography[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2014, 39(5): 536-540.

[4] 刘康, Timo Balz, 廖明生. 利用后向散射特性从高分辨率SAR影像中提取建筑物高度[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2012, 37(7): 806-809.
LIU Kang, BALZ T, LIAO Mingsheng. Investigation on Building Height Extraction via Radar Back-

scattering Characteristics in High Resolution SAR Images[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2012, 37(7): 806-809.

[5] CUMMING I G, WONG F H. 合成孔径雷达成像——算法与实现[M]. 洪文, 胡东辉, 译. 北京: 电子工业出版社, 2007: 3.
CUMMING I G, WONG F H. Digital Processing of Synthetic Aperture Radar Data: Algorithms and Implementation[M]. HONG Wen, HU Donghui, Trans. Beijing: Publishing House of Electronics Industry, 2007: 3-5.

[6] 丁赤飚, 仇晓兰, 徐丰, 等. 合成孔径雷达三维成像: 从层析、阵列到微波视觉[J]. 雷达学报, 2019, 8(6): 693-709.
DING Chibiao, QIU Xiaolan, XU Feng, et al. Synthetic Aperture Radar Three-Dimensional Imaging—From TomoSAR and Array InSAR to Microwave Vision[J]. *Journal of Radars*, 2019, 8(6): 693-709.

[7] ZHANG F B, LIANG X D, WU Y R, et al. 3D Surface Reconstruction of Layover Areas in Continuous Terrain for Multi-baseline SAR Interferometry Using a Curve Model[J]. *International Journal of Remote Sensing*, 2015, 36(8): 2093-2112.

[8] WANG J, CHEN L Y, LIANG X D, et al. Implementation of the OFDM Chirp Waveform on MIMO SAR Systems[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2015, 53(9): 5218-5228.

[9] WANG D W, ZHANG F B, CHEN L Y, et al. The Calibration Method of Multi-channel Spatially Varying Amplitude-Phase Inconsistency Errors in Airborne Array TomoSAR[J]. *Remote Sensing*, 2023, 15(12): 3032.

[10] CHENG R C, LIANG X D, QIN F, et al. Multipath-Based Feature for 3D Reconstruction of Low Buildings Based on SAR Tomography[J]. *Electronics Letters*, 2019, 55(22): 1192-1194.

[11] GUO Q C, LIANG X D, LI Y L, et al. A Novel Method for Airborne Array-InSAR Tomography Based on Off-Grid Target Modeling and Group Sparsity[J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2024, 21: 3505205.

[12] SHAHZAD M, ZHU X X. Robust Reconstruction of Building Facades for Large Areas Using Spaceborne TomoSAR Point Clouds[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2015, 53(2): 752-769.

[13] 赵夫群, 周明全. 层次化点云去噪算法[J]. 光学精密工程, 2020, 28(7): 1618.
ZHAO Fuqun, ZHOU Mingquan. Hierarchical Point Cloud Denoising Algorithm[J]. *Optics and Precision Engineering*, 2020, 28(7): 1618.

[14] YANG B S, HAALA N, DONG Z. Progress and Perspectives of Point Cloud Intelligence[J]. *Geospatial Information Science*, 2023, 26(2): 189-205.

[15] 赵志胜, 陈宇, 王彬. 利用非线性高斯-赫尔默特模型与抗差估计的点云拟合方法[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2024, 49(7): 1201-1211.
ZHAO Zhisheng, CHEN Yu, WANG Bin. Point Cloud Fitting Method Using the Nonlinear Gauss-Helmert Model and Robust Estimation[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2024, 49(7): 1201-1211.

[16] 贺正军, 吴云龙, 李邵波, 等. 顾及水平方向偏差的三维声呐点云数据分区滤波方法[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2024, 49(9): 1639-1649.
HE Zhengjun, WU Yunlong, LI Shaobo, et al. A Partition Filtering Method for 3D Sonar Point Cloud Data Considering Horizontal Deviation[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2024, 49(9): 1639-1649.

[17] 汤圣君, 张韵婕, 李晓明, 等. 超体素随机森林与LSTM神经网络联合优化的室内点云高精度分类方法[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2023, 48(4): 525-533.
TANG Shengjun, ZHANG Yunjie, LI Xiaoming, et al. A High-Precision Indoor Point Cloud Classification Method Jointly Optimized by Super Voxel Random Forest and LSTM Neural Network[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2023, 48(4): 525-533.

[18] ZHOU L, SUN G X, LI Y, et al. Point Cloud Denoising Review: From Classical to Deep Learning-Based Approaches[J]. *Graphical Models*, 2022, 121: 101140.

[19] 任彬, 崔健源, 李刚, 等. 基于自适应阈值的三维点云分段式去噪方法[J]. 光子学报, 2022, 51(2): 0212003.
REN Bin, CUI Jianyuan, LI Gang, et al. A Three-Dimensional Point Cloud Denoising Method Based on Adaptive Threshold[J]. *Acta Photonica Sinica*, 2022, 51(2): 0212003.

[20] 陈亚超, 樊彦国, 禹定峰, 等. 考虑法向离群的自适应双边滤波点云平滑及IMLS评价方法[J]. 图学学报, 2023, 44(1): 131-138.
CHEN Yachao, FAN Yanguo, YU Dingfeng, et al. Adaptive Bilateral Filtering Point Cloud Smoothing and IMLS Evaluation Method Considering Normal Outliers[J]. *Journal of Graphics*, 2023, 44(1): 131-138.

[21] 焦亚男, 马杰, 钟斌斌. 一种基于尺度变化的点云

并行去噪方法[J]. 武汉大学学报(工学版), 2021, 54(3): 277-282.
JIAO Ya'nan, MA Jie, ZHONG Binbin. Point Cloud Parallel De-noising Algorithms Based on Scale Change[J]. *Engineering Journal of Wuhan University*, 2021, 54(3): 277-282.

[22] DU Q D. 3D Point Cloud Registration Denoising Method for Human Motion Image Using Deep Learning Algorithm [J]. *Multimedia Systems*, 2020, 26(1): 75-82.

[23] ZHENG Z, ZHA B T, ZHOU Y, et al. Single-Stage Adaptive Multi-scale Point Cloud Noise Filtering Algorithm Based on Feature Information[J]. *Remote Sensing*, 2022, 14(2): 367.

[24] WANG W J, PAN W, LIU X, et al. Random Screening-Based Feature Aggregation for Point Cloud Denoising[J]. *Computers & Graphics*, 2023, 116: 64-72.

[25] CHENG R C, LIANG X D, ZHANG F B, et al. Multiple-Bounce Modeling of High-Rise Buildings with Airborne Tomography Array[C]// Progress in Electromagnetics Research Symposium (PIERS-Toyama), Toyama, Japan, 2018.

[26] CHENG R C, LIANG X D, ZHANG F B , et al. Multiple-Bounce Scattering of Tomo-SAR in Single-Pass Mode for Building Reconstructions [J]. *IEEE Access*, 2019, 7: 124341-124350.

[27] ZHANG F B, LIANG X D, CHENG R C, et al. Building Corner Reflection in MIMO SAR Tomography and Compressive Sensing-Based Corner Reflection Suppression[J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2020, 17(3): 446-450.

[28] 王松, 张福博, 陈龙永, 等. 基于空间聚类种子生长算法的阵列干涉SAR点云滤波[J]. 雷达学报, 2018, 7(3): 355-363.
WANG Song, ZHANG Fubo, CHEN Longyong, et al. Array-Interferometric Synthetic Aperture Radar Point Cloud Filtering Based on Spatial Clustering Seed Growth Algorithm [J]. *Journal of Radars*, 2018, 7(3): 355-363.

[29] GAO R, LI M Y, YANG S J, et al. Reflective Noise Filtering of Large-Scale Point Cloud Using Transformer[J]. *Remote Sensing*, 2022, 14(3): 577.

[30] LEE O, JOO K, SIM J Y. Learning-Based Reflection-Aware Virtual Point Removal for Large-Scale 3D Point Clouds[J]. *IEEE Robotics and Automation Letters*, 2023, 8(12): 8510-8517.

[31] GUO Q C, WAN Y L. Multipath Model and Suppression in Airborne Array-InSAR Tomography [J]. *IEEE Sensors Letters*, 2024, 8(5): 6005604.

(上接第1554页)

P, et al. Land Cover Classification of the Alps from InSAR Temporal Coherence Matrices[J]. *Frontiers in Remote Sensing*, 2022, 3:932491.

[30] GE S J, ANTROPOV O, SU W M, et al. Deep Recurrent Neural Networks for Land-Cover Classification Using Sentinel-1 InSAR Time Series[C]// IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium, Yokohama, Japan, 2019.

[31] ZHOU Y N, LUO J C, FENG L, et al. Long-Short-Term-Memory-Based Crop Classification Using High-Resolution Optical Images and Multi-Temporal SAR Data [J]. *GIScience & Remote Sensing*, 2019, 56(8): 1170-1191.

[32] WANG L, XU X, DONG H, et al. Exploring Convolutional LSTM for PolSAR Image Classification [C]//IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium, Valencia, Spain, 2018.

[33] TORRES R, SNOEIJ P, GEUDTNER D, et al. GMES Sentinel-1 Mission[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2012, 120: 9-24.

[34] DRUSCH M, DEL BELLO U, CARLIER S, et al. Sentinel-2: ESA's Optical High-Resolution Mission for GMES Operational Services [J]. *Remote Sensing of Environment*, 2012, 120: 25-36.

[35] CHAVES M E D, PICOLI M C A, SANCHES I D. Recent Applications of Landsat 8/OLI and Sentinel-2/MSI for Land Use and Land Cover Mapping: A Systematic Review [J]. *Remote Sensing*, 2020, 12(18): 3062.

[36] ZANAGA D, KERCHOVE R, KEERSMAECKER W, et al. ESA WorldCover 10 m 2020 V100 [OL]. https://worldcover2020. esa. int/download, 2023.

[37] VENTER Z S, BARTON D N, CHAKRABORTY T, et al. Global 10 m Land Use Land Cover Datasets: A Comparison of Dynamic World, World Cover and ESRI Land Cover[J]. *Remote Sensing*, 2022, 14(16): 4101.

[38] 冯昊亮, 苏鑫, 朱武, 等. 差分信息引导的三分支洪涝水淹道路检测网络[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2024, 49(8): 1456-1465.
FENG Haoliang, SU Xin, ZHU Wu, et al. Differential Information Guided Triple Branch Network for Flooded Road Detection[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2024, 49(8): 1456-1465.