

阵列SAR高分辨三维成像与点云聚类研究

姬 昂 裴 翊 张邦杰 徐 刚*

(东南大学毫米波国家重点实验室 南京 210096)

摘要:相较于传统SAR 2维成像, SAR 3维成像技术能克服叠掩与几何失真等问题, 因而具有广阔的应用前景。作为一种3维成像典型体制, 阵列SAR高程维分辨率通常理论上受阵列孔径的限制, 远低于距离和方位维分辨率。针对这一问题, 该文通过引入邻域像素间高程的一致性假设, 提出一种基于加权局域像素联合稀疏的压缩感知(CS)算法。然后利用K平均(K-means)和基于密度的空间聚类(DBSCAN)等典型聚类算法实现观测场景内特定目标(如建筑物与车辆)聚类分析。最后, 实测数据实验验证了该文所提算法的有效性。

关键词:阵列SAR; 阵列超分辨; 3D目标聚类

中图分类号: TN957.52

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2024)05-2087-08

DOI: [10.11999/JEIT231223](https://doi.org/10.11999/JEIT231223)

Research on High-resolution 3D Imaging and Point Cloud Clustering of Array SAR

JI Ang PEI Hao ZHANG Bangjie XU Gang

(State Key Laboratory of Millimeter Waves, Southeast University, Nanjing 210096, China)

Abstract: Compared with traditional Two-Dimensional (2D) Synthetic Aperture Radar (SAR) imaging, Three-Dimensional (3D) SAR imaging technology can overcome problems such as overlay and geometric distortion, thus having broad development space. As a typical 3D imaging system, the elevation resolution of array SAR is generally limited by the array aperture in theory, which is much lower than the range and azimuth resolution. To address this issue, an assumption of consistency in elevation between neighboring pixels is introduced and a re-weighted locally joint sparsity based Compressed Sensing (CS) approach is proposed for the array super-resolution imaging in the height dimension. Then, typical clustering methods such as K-means and Density-Based Spatial Clustering of Applications with Noise (DBSCAN) are used to achieve clustering analysis of specific targets (such as buildings and vehicles) in the observation scene. Finally, the experimental analysis using measured data is performed to confirm the effectiveness of the proposed algorithm.

Key words: Array SAR; Improved array resolution; 3D target clustering

1 引言

作为一种全天时、全天候的微波成像系统, 合成孔径雷达(Synthetic Aperture Radar, SAR)在遥感测绘、地质灾害检测和军事侦查等领域取得了广泛应用。SAR利用雷达平台与目标的相对运动形成虚拟孔径, 进而实现高分辨率成像。传统SAR成像仅能获取2维复数图像, 其实际为3维空间场景目标在距离与方位2维平面的投影, 不可避免地会存

在叠掩和几何失真等问题, 进而影响图像解译和目标识别等后续应用^[1,2]。相较之下, SAR 3维成像技术能直接获取观测场景下目标3维电磁散射特性与几何分布, 更容易推广成像应用。

目前SAR 3维成像有几种典型体制, 包括层析SAR、阵列SAR和圆迹SAR^[3,4]等。本文主要关注的是目前应用较为广泛的阵列SAR 3维成像技术。由于阵列孔径的限制, 其高程维的分辨率通常远低于距离和方位维的分辨率。如在文献[5]中, 机载SAR距离和方位维分辨率可达厘米和分米级, 但高度维分辨率仅有几十米左右。因此如何有效提升高程维分辨率是实现阵列SAR高分辨3维成像的一个巨大挑战。通常而言, 观测场景在高程维具有稀疏分布特性, 从而压缩感知等超分辨成像方法具备可行性^[6-11]。近年来, 基于压缩感知的SAR 3维成像

收稿日期: 2023-11-03; 改回日期: 2024-02-10; 网络出版: 2024-03-04

*通信作者: 徐刚 xugang0102@126.com

基金项目: 国家自然科学基金(62071113), 江苏省优秀青年基金(BK20211559)

Foundation Items: The National Natural Science Foundation of China (62071113), The Natural Science Foundation of Jiangsu Province (BK20211559)

理论算法研究已取得了一系列成果，但压缩感知超分辨性能通常会受到阵列通道数量和回波信噪比的限制。为了进一步提高超分辨性能，一些研究工作尝试更加充分挖掘成像场景的先验信息，如联合稀疏模型^[8]、非邻域模型^[9]、马尔可夫随机过程^[10]等。本文则通过邻域像素间高程的一致性假设，构造加权局域联合稀疏成像模型，挖掘利用场景目标的局部相似性信息，进而进一步提高阵列3维SAR成像性能。

传统SAR图像处理算法大多数基于2维复数图像，在3维图像处理等应用场景，已有算法需要做相应的改进或者研究利用新方法。现阶段公开3维SAR数据较为稀缺，目前较为常用的有两个数据集，一个是美国空军实验室发布的GOTCHA数据集^[12]，另一个是中科院空天信息创新研究院发布的SARMV3D Imaging数据集^[5]。相关研究工作中，文献[11]利用高斯混合聚类(Gaussian Mixture Mode, GMM)和K-means聚类实现了对SARMV3D Imaging数据集运城试验场景的SAR 3维图像中建筑物的聚类分析。在SAR 3维图像处理中，如何有效提取典型场景目标(如建筑物和车辆等)^[13]，实现雷达图像目标准确显示，仍是亟待研究解决的关键问题。

针对上述问题，本文提出一种阵列SAR高分辨3维成像与点云聚类方法，用于解决传统阵列成像高程维分辨率低和雷达图像目标检测聚类等问题。首先利用基于加权局域联合稀疏的压缩感知技术实现阵列超分辨性能，获得SAR高分辨3维图像；然后利用典型聚类方法实现建筑物等场景目标的3维聚类分析；最后通过实测数据实验，验证本文所提算法的有效性。

本文其余部分的组织结构如下：第2节介绍阵列SAR3维成像模型与其压缩感知求解算法；第3节对所用聚类算法与聚类效果评估指标进行分析；第4节基于开源数据集开展3维成像与点云聚类实验；第5节对全文内容进行总结。

2 阵列SAR 3维成像

2.1 3维成像信号模型

在图1所示的阵列SAR 3维成像几何中，雷达平台沿x轴方向匀速飞行， r 为距离向， a 为方位向， s 为高程向。通常情况下，雷达阵列天线的阵元间距远小于雷达到场景中心距离和方位向合成孔径长度，因此高程维与距离-方位维的耦合可忽略，SAR高程维聚焦可单独进行成像处理。距离-方位维所成第 m 幅2维图像中某像素点对应的复数值 g_m 可表示为^[14]

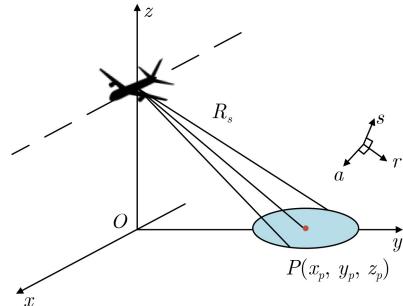


图1 机载阵列SAR 3维成像几何

$$g_m = \int \gamma(s) \exp(j2\pi\xi_m s) ds \quad (1)$$

其中， $\gamma(s)$ 表示后向散射系数沿高程维 s 的分布， ξ_m 为空间频率，均匀阵列情况下的形式为

$$\xi_m = \frac{(m-1)d}{\lambda R_s}, \quad m = 1, 2, \dots, M \quad (2)$$

其中， M 为阵列的阵元数， λ 为中心频率对应的中心波长， R_s 为雷达平台到场景中心的最短距离， d 为相邻阵元的基线长度。

实际中处理的均为离散样本，因此2维图像序列中第 m 个通道的复数值实际上是后向散射函数 $\gamma(s)$ 在空间频率 ξ_m 上的离散采样值。考虑实际录取数据过程中的噪声 ε ，式(1)的离散形式为

$$\mathbf{g} = \Phi \boldsymbol{\gamma} + \varepsilon \quad (3)$$

其中， $\mathbf{g} = [g_1, g_2, \dots, g_M]^T$ 为 $M \times 1$ 维的观测向量， $\boldsymbol{\gamma} = [\gamma_1, \gamma_2, \dots, \gamma_N]^T$ 为 $N \times 1$ 维的场景后向散射系数向量， Φ 为观测矩阵且 $\Phi_{mn} = \exp(j2\pi\xi_m s_n)$ 。

式(3)表明，SAR高程维聚焦实质为从离散采样频谱中恢复原始信号的过程，即可以当作一个典型的谱估计问题进行处理^[15]。在此基础上，考虑引入邻域像素间高程的一致性假设，即认为中心像素单元及周围共 L 个像素点具有相同的高程分布，并使用重加权后的 $\ell_{1,2}$ 范数来刻画该种联合的稀疏分布特性，具体为

$$\begin{aligned} \hat{\boldsymbol{\Gamma}} &= \arg \min_{\boldsymbol{\Gamma}} \| \mathbf{W} \cdot \mathcal{P}(\boldsymbol{\Gamma}) \|_1, \\ \text{s.t. } \| \mathbf{G} - \Phi \boldsymbol{\Gamma} \|_{\text{F}}^2 &\leq \sigma_e \end{aligned} \quad (4)$$

其中， σ_e 是噪声 ε 的方差， $\|\cdot\|_{\text{F}}$ 表示Frobenius范数， \mathbf{G} ， $\boldsymbol{\Gamma}$ 以及 \mathbf{W} 分别为多像素观测矩阵，多像素实际高程分布矩阵以及重加权系数对应的对角矩阵，与式(3)的对应关系为 $\mathbf{G} = [\mathbf{g}_1, \mathbf{g}_2, \dots, \mathbf{g}_L]$ ， $\boldsymbol{\Gamma} = [\boldsymbol{\gamma}_1, \boldsymbol{\gamma}_2, \dots, \boldsymbol{\gamma}_L]$ 。 $\mathcal{P}(\boldsymbol{\Gamma})$ 表示对 $\boldsymbol{\Gamma}$ 每行取 ℓ_2 范数，即若 $\mathbf{v} = (\boldsymbol{\Gamma})$ ，则有

$$v(n) = \sqrt{\sum_{l=1}^L |\Gamma_{nl}|^2 + \delta}, \quad n = 1, 2, \dots, N \quad (5)$$

其中, δ 为约束 $v(n)$ 严格大于0的小的正数。

2.2 压缩感知求解算法

使用拉格朗日乘子法将式(4)中约束条件转换为惩罚项, 优化模型转换为

$$\hat{\boldsymbol{\Gamma}} = \arg \min_{\boldsymbol{\Gamma}} \frac{1}{2} \|\mathbf{G} - \boldsymbol{\Phi}\boldsymbol{\Gamma}\|_F^2 + \zeta \|\mathbf{W} \cdot \mathcal{P}(\boldsymbol{\Gamma})\|_1 \quad (6)$$

对应的拉格朗日函数为

$$\mathcal{L}(\boldsymbol{\Gamma}) = \frac{1}{2} \|\mathbf{G} - \boldsymbol{\Phi}\boldsymbol{\Gamma}\|_F^2 + \zeta \|\mathbf{W} \cdot \mathcal{P}(\boldsymbol{\Gamma})\|_1 \quad (7)$$

其中, ζ 为平衡重构误差与信号稀疏度的正则化参数。利用拟牛顿法求解上述优化问题, 目标函数的共轭梯度可表示为

$$\nabla_{\boldsymbol{\Gamma}} \mathcal{L}(\boldsymbol{\Gamma}) = \frac{1}{2} \boldsymbol{\Phi}^H (\boldsymbol{\Phi}\boldsymbol{\Gamma} - \mathbf{G}) + \zeta \mathbf{W} \mathbf{Z} \boldsymbol{\Gamma} \quad (8)$$

其中, \mathbf{Z} 为对角矩阵, 其主对角线第 n 个元素为

$$Z_{nn} = \frac{1}{\sqrt{\sum_{l=1}^L |\boldsymbol{\Gamma}_{nl}|^2 + \delta}} \quad (9)$$

初值估计为 $\boldsymbol{\Gamma}^{(0)} = \boldsymbol{\Phi}^H \mathbf{G}$, 在第*i*次迭代中, $\boldsymbol{\Gamma}^{(i+1)}$ 可由式(10)获得

$$\text{Hess}(\boldsymbol{\Gamma}^{(i)}, \mathbf{W}^{(i)}) \cdot \boldsymbol{\Gamma}^{(i+1)} = \boldsymbol{\Phi}^H \mathbf{G} \quad (10)$$

其中

$$\text{Hess}(\boldsymbol{\Gamma}^{(i)}, \mathbf{W}^{(i)}) = \boldsymbol{\Phi}^H \boldsymbol{\Phi} + 2\zeta \mathbf{W}^{(i)} \mathbf{Z}^{(i)} \quad (11)$$

式(10)可利用共轭梯度法^[16]求解, 在得到 $\boldsymbol{\Gamma}^{(i+1)}$ 的值后, 对重加权系数 \mathbf{W} 进行更新

$$W_{nn} = \frac{1}{\sqrt{\sum_{l=1}^L |\boldsymbol{\Gamma}_{nl}^{(i+1)}|^2 + \delta}} \quad (12)$$

重复以上步骤, 直到迭代结束。迭代是否终止的判定条件为

$$\left\| \boldsymbol{\Gamma}^{(i+1)} - \boldsymbol{\Gamma}^{(i)} \right\|_F^2 / \left\| \boldsymbol{\Gamma}^{(i)} \right\|_F^2 < \varepsilon_0 \quad (13)$$

其中, $\varepsilon_0 = 1 \times 10^{-4}$ 为预先设定的迭代终止门限。由压缩感知算法得到后向散射系数在空间中的位置分布, 通过峰值检测即可获得SAR 3维点云。需要注意的是, 此时点云3维坐标是对应于图1所示*r-a-s*坐标系的, 因此为便于后续处理还需要变换到*x-y-z*直角坐标系。最后, 为获得高分辨率SAR 3维图像还需要经过解模糊处理以匹配目标实际位置^[2]。

接下来对该压缩感知算法计算复杂度进行分析。所提压缩感知算法在每次迭代中主要分为两

步, 一是利用 $\boldsymbol{\Gamma}^{(i)}$ 和 $\mathbf{W}^{(i)}$ 估计 $\boldsymbol{\Gamma}^{(i+1)}$, 其次是根据 $\boldsymbol{\Gamma}^{(i+1)}$ 更新 $\mathbf{W}^{(i+1)}$ 和 $\mathbf{Z}^{(i+1)}$ 。假设拟牛顿法和共轭梯度下降法的迭代次数分别为 N_{new} 和 N_{cg} , 迭代开始前为 $\boldsymbol{\Gamma}$, \mathbf{W} 及 \mathbf{Z} 赋初值的计算复杂度为 $\mathcal{O}(MNL)$, 更新 $\boldsymbol{\Gamma}^{(i+1)}$, $\mathbf{W}^{(i+1)}$ 和 $\mathbf{Z}^{(i+1)}$ 的计算复杂度分别为 $\mathcal{O}(N_{\text{new}} N_{\text{cg}} MNL)$, $\mathcal{O}(N_{\text{new}} NL)$ 和 $\mathcal{O}(N_{\text{new}} NL)$, 因此该算法的总计算复杂度为 $\mathcal{O}(N_{\text{new}} N_{\text{cg}} MNL)$ 。

3 SAR 3维图像点云聚类

本节使用聚类算法对SAR 3维点云图像中建筑物等目标实现聚类识别, 具体分为预处理和场景点云聚类两个阶段:

预处理: 使用箱线图分析SAR 3维点云中数据 X , Y , Z 坐标以及幅度等特征的分布情况。利用箱线图结果限制点云中 X , Y , Z 坐标的上下限及幅度的下限, 以筛除特征分布不在限制范围内的异常点, 减少异常散射点对聚类结果的影响。

场景点云聚类: 对预处理阶段中经过箱线图分析筛选后剩下的SAR 3维点云进行聚类, 划分场景内的感兴趣目标。

上述阶段中, 不同种类的聚类算法对最终结果的影响较大。本文选择基于划分的K平均(K-means)算法^[17]和基于密度的基于密度的空间聚类(Density-Based Spatial Clustering of Applications with Noise, DBSCAN)算法^[18]分别对SAR点云进行处理, 并使用轮廓系数(Silhouette Coefficient, SC)^[19]和方差比指数(Calinski-Harabasz Index, CHI)^[20]来评估这两种算法的聚类效果。

3.1 3维点云预处理

箱线图判定原理如图2所示, Q_3 , Q_1 和 Q_2 分别表示一组数据的上四分位数、下四分位数和中位数, Q_3 与 Q_1 的差值为数据的四分位距离IQR。取负常数 k , 反映对异常数据的容忍度, 则数据的合理分布范围为 $[Q_1 - k \times \text{IQR}, Q_3 + k \times \text{IQR}]$ 。图3(a)展示了SAR点云3维坐标的箱线图, 图3(b)与图3(c)则是滤除异常点前后点云 Z 坐标的分布直方图, 这里用到的点云坐标来自本文第4节3维成像实验部分。

3.2 聚类算法分析

SAR 3维点云中的每个点可以用一个5维特征向量 $\mathbf{v} = (x, y, z, \sigma, \varphi)$ 表示, 包括点的3维空间直角坐标以及点对应的幅度和相位。由于单通道SAR数

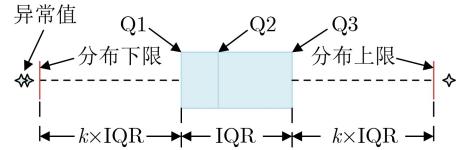


图 2 箱线图原理

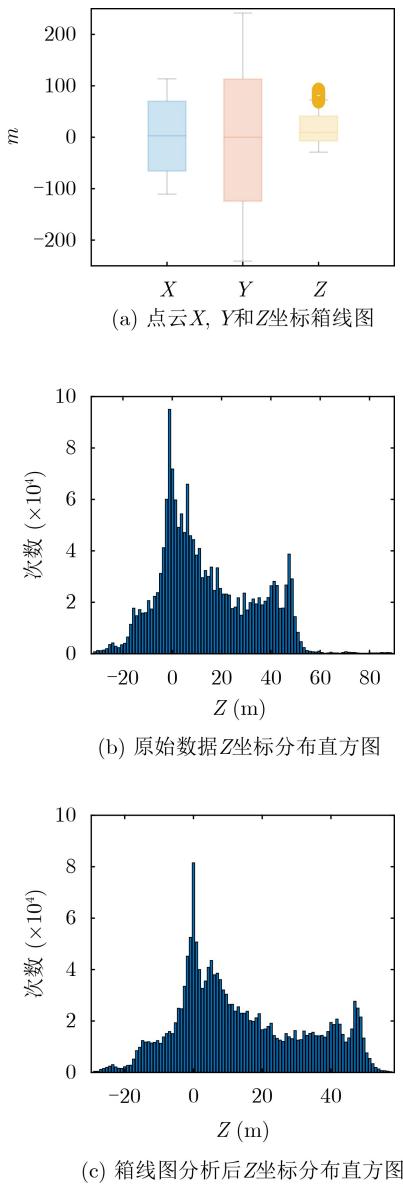


图3 SAR 3维点云坐标的箱线图分析

据中相位信息存在较大的随机性，且幅度信息对划分空间内的目标帮助不大，本文只使用点的3维空间坐标作为聚类算法的输入，并选择欧式距离作为算法的距离度量。此外，直接聚类结果中可能存在规模极小的聚簇，因此本文默认筛除规模小于整个场景点云数量2%的聚簇。

K-means算法事先假设将所有数据点划分为 K 个聚簇，输入一组数据 $\{v_1, v_2, \dots\}$ ，其中每个数据都是 p 维实向量。K-means算法将全部数据划分为 K 个集合 $C = \{C_1, C_2, \dots, C_K\}$ ，通过迭代更新聚类中心并最小化每个集合内部的均方距离之和完成对输入数据的聚类，即

$$\arg \min_C \sum_{k=1}^K \sum_{v_i \in C_k} \|v_i - \mu_k\|^2 \quad (14)$$

其中， μ_k 表示聚簇 C_k 内数据的平均特征向量。

基于密度聚类的算法假设输入数据集可以被划分为高密度的 K 个聚簇，且聚簇之间由低密度噪点分隔。DBSCAN算法示意图如图4所示，数据点 v_i 周围球形邻域内存在至少MinPts个点时，该点为核心点。 v_j 如果在 v_i 的球形邻域内，称 v_i 和 v_j 直接密度可达。如果 v_i 的球形邻域内的点数量小于MinPts，则该点为边界点，边界点不可以继续扩展聚簇。通过检测以 v_i 为初始点的最大密度可达点集可以将密度相近的数据点聚合为一个聚簇。

由于使用无标签数据进行聚类，因此评估方法主要考虑聚簇内的点的聚合度以及聚簇之间的分离度。以平均轮廓系数和方差比系数作为聚类算法聚类效果的评估指标，具体定义为：

轮廓系数：设中样本中点 v_i 属于聚簇 C_k ，用 $a(i)$ 表示点 v_i 到聚簇 C_k 内其他点的平均距离，衡量一个点的内聚度。用 $b(i)$ 表示点 v_i 到距离 C_k 最近的聚簇 $C_{k'}$ 内所有点的平均距离，衡量一个点的分离度，具体来说

$$a(i) = \frac{1}{|C_k| - 1} \sum_{v_j \in C_k, i \neq j} d(i, j)$$

$$b(i) = \min_{k' \neq k} \frac{1}{|C_{k'}|} \sum_{v_j \in C_{k'}} d(i, j) \quad (15)$$

其中， $|C_k|$ 和 $|C_{k'}|$ 分别表示簇集 C_k 和 $C_{k'}$ 的元素数， $d(i, j)$ 为点 v_i 与点 v_j 间欧氏距离。数据集中 v_i 的轮廓系数 $S(i)$ 的定义为

$$S(i) = \frac{b(i) - a(i)}{\min\{a(i), b(i)\}} \quad (16)$$

单一样本的轮廓系数取值在 $[-1, 1]$ 之间。轮廓系数值越大，说明该样本与同类样本相距越近，不同样本相距越远，则聚类效果越好。这里聚类结果的轮廓系数指的是所有样本点 $S(i)$ 的均值。

方差比指数：用 W 表示所有聚簇的簇内距离平方和， B 表示各聚簇中心到全局簇中心的加权距离平方和，具体有

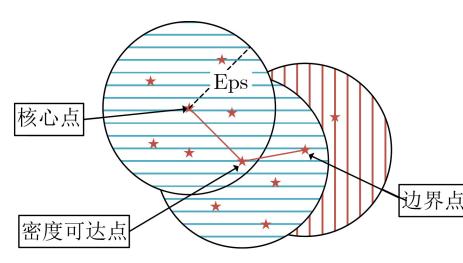


图4 DBSCAN算法示意图

$$\left. \begin{aligned} W &= \sum_{k=1}^K \sum_{v_i \in C_k} \|v_i - \mu_k\|^2 \\ B &= \sum_{k=1}^K |C_k| \cdot \|\mu_k - \mu_0\|^2 \end{aligned} \right\} \quad (17)$$

其中, μ_0 为全局簇中心。CHI的计算方法为

$$\begin{aligned} \text{CHI} &= \frac{B}{K-1} / \frac{W}{\Omega-K} \\ &= \frac{B}{W} \times \frac{\Omega-K}{K-1} \end{aligned} \quad (18)$$

其中, Ω 为样本总数。CHI值越小, 簇与簇之间界限越不明显, 聚类效果越差。

实际应用以上两种评估指标时, 可能会存在以下两个问题:一是聚类算法最终输出的点云规模可能不一致;二是实际场景中聚簇规模可能达到数十万甚至百万级别, 计算SC时构建距离矩阵将消耗巨量的内存和计算资源。为此, 本文使用分层抽样的方法来分别计算SC和CHI。具体抽样方式为:预设最大点云采样规模MSS并按照每一个聚簇点云数占总点云规模的比例分配每个聚簇的抽样规模 $\text{sample}_1, \text{sample}_2, \dots, \text{sample}_K$ 且满足 $\sum_{k=1}^K \text{sample}_k = \text{MSS}$ 。对同一聚类结果进行多次随机抽样实验, 取平均值作为聚类的评估结果。

为便于理解, 本文所提的SAR 3维成像与点云聚类算法流程图如图5所示。

4 实验结果与分析

为验证所提算法的有效性, 本节使用中科院机

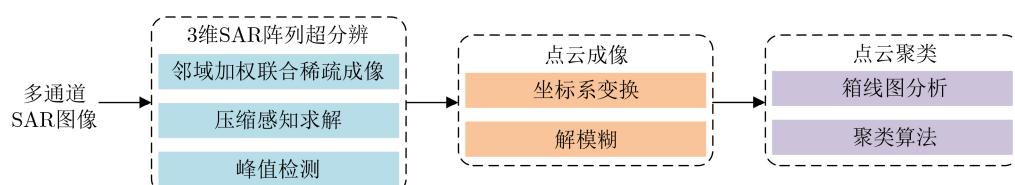


图 5 阵列SAR 3维成像与点云聚类算法流程图

表 1 运城实验场景的雷达系统参数

参数	数值
带宽	500 MHz
阵列模式	1发8收
图像像素点数	1 220×3 100 (距离×方位)
像素单元尺寸	0.149 9 m×0.073 4 m (距离×方位)
成像场景海拔高度	595 m
机载平台高度	1 668 m

载阵列干涉SAR系统录取的SARMV3D Imaging数据集^[5]进行3维SAR成像实验, 该系统工作在Ku波段, 部分参数如表1所示。

4.1 机载SAR 3维成像实验

为便于分析, 选取图6红框中大楼作为实验对象, 且实验中压缩感知算法的网格划分间隔约为阵列瑞利限^[6]的1/8。所提加权联合稀疏算法、数字波束形成(Digital Beam Forming, DBF)算法和求根-多重信号分类 (Root MULTiple SIgnal Classification, Root-MUSIC)算法的成像结果如图7所示, 其中点云颜色是其Z坐标的映射。相较于其他两种算法, 所提加权联合稀疏算法的3维成像质量有明显提升。在点云规模相近的情况下, 所提算法结果中杂散点明显减少, 更加精准地恢复出了建筑的边缘棱角等结构, 最终较好的恢复出了建筑外形。

为进行定量分析, 将图7所示所提加权联合稀疏算法与Root-MUSIC算法的3维点云向二维进行密度投影, 结果如图8所示。可以看出所提加权联合稀疏算法的聚焦程度要明显优于Root-MUSIC算法。接下来使用图像熵对2维投影图像分别进行评估, 结果如表2所示。所提算法的结果具有更低的图像熵值, 说明其聚焦程度更好。上述实验结果验证了本文所提加权联合稀疏算法的有效性。

4.2 3维点云图像目标聚类实验

本节使用运城数据全场景的SAR 3维点云测试3种聚类算法的性能。测试场景的点云规模大小约为 1.3×10^6 , 其中评估聚类算法性能时, 分层抽样的规模为 4.5×10^5 。除了与前面提到的K-means和



图 6 运城试验场景光学图像

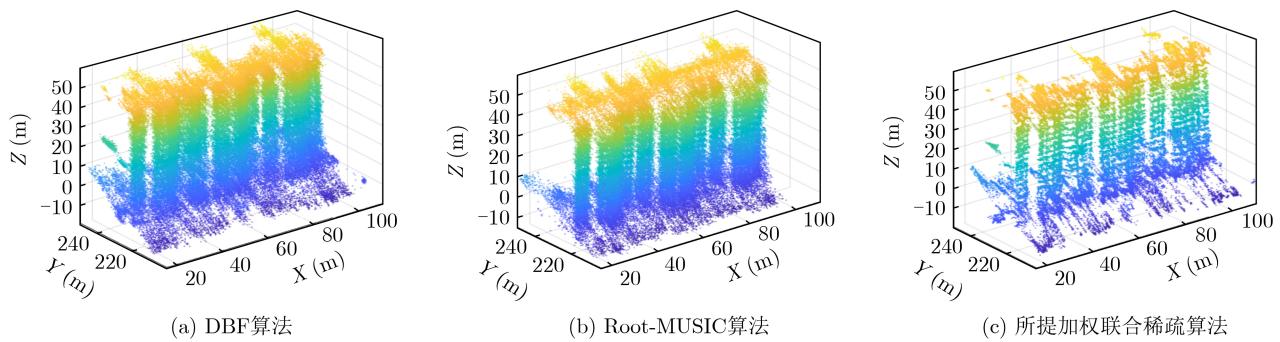


图 7 运城试验场景某建筑不同算法的3维成像结果

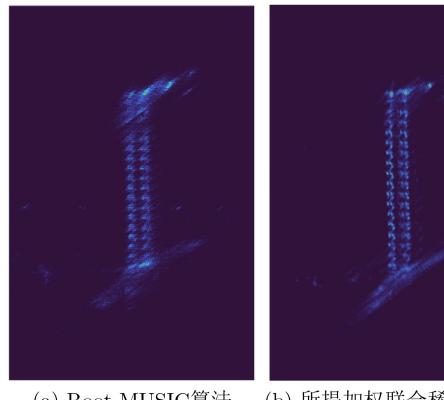


图 8 某建筑不同算法的2维密度投影结果

表 2 不同算法 2 维密度投影后图像熵对比

算法	图像熵
Root-MUSIC	0.564 2
所提加权联合稀疏	0.492 7

DBSCAN算法外，还与文献[11]所用的GMM算法进行了对比实验。实验平台的CPU为Intel Core i9-11 900k，内存大小为128 G。

对于实际场景，K-means算法常用的Elbow原则^[21]难以生效，但可以通过计算不同聚类数对应模型的CHI,SC以确定最佳的聚类数 K ，结果如图9所示。对于实验场景，图9显示 $K=9$ 时CHI和SC均取得最大值，聚类效果最好。对应聚类结果如图10(a)所示，图中K-means算法能够将场景内左右两侧的建筑物分离，但是无法划分上下分布且距离较近的建筑物。此外，由于实际场景中目标物的分布相对

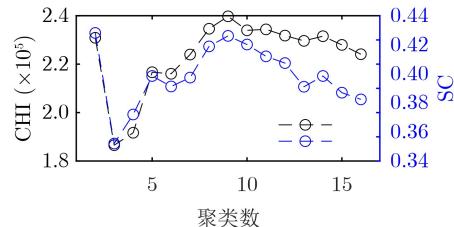


图 9 不同聚类数下K-means算法的评估指标

分散，该算法无法有效的分离两个聚簇之间的边界，导致聚簇间边界上的点相互交叠在一起。并且 K-means 算法会为所有输入点分配聚类标签，无法筛除噪点，因此数据中的异常点会对聚类结果产生很大影响，需要多次使用箱线图去除异常点。

针对实验场景，设置DBSCAN算法的邻域半径Eps = 9，邻域内点数量阈值MinPts=2 900，最终聚类结果如图10(b)所示。与K-means算法相比，DBSCAN算法能将图6场景内左下角的两栋小楼聚为单一聚簇，但是也会将许多密度不可达的小聚簇当做噪点滤除，这会导致密度聚类结果中会丢失一部分建筑物边缘的点。相较之下，当两个聚簇间的过渡区域点密度明显低于预设值时，DBSCAN算法能够准确的划分两个聚簇的边界，同时将边界上密度不可达的点当作噪点筛除。但是实际场景中由于多径和体表面散射等原因会导致SAR 3维点云中目标间的空间同样会分布一定密度的点簇。一旦两个目标在空间上的距离太近，DBSCAN算法会将其作为密度可达的依据，将两个聚簇扩展为一个聚簇，进而影响最终的聚类效果。所以DB-

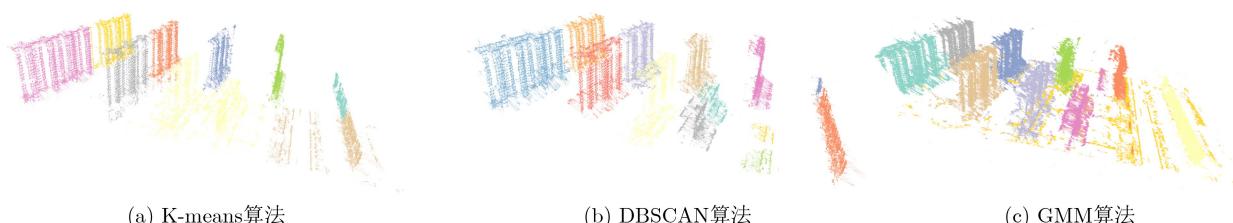


图 10 实验场景下不同聚类算法结果

SCAN聚类需要高精度和高分辨率的点云数据以保证地面目标点云的密度均匀性。

如图11所示,对于GMM算法同样计算不同聚类数K下模型的CHI和SC以确定最佳聚类数,且认为该高斯混合模型为10个单高斯分布的线性组合。实验场景下对应的聚类结果如图10(c)所示,可以看出GMM算法同样未能区分出图6中左下角两栋小楼,将其聚类为同一个紫色的聚簇,且右侧与小楼相对独立的建筑某些部分也同样被认为属于该聚簇。与前两种算法不同的是, GMM算法聚类结果中明显有个黄色的聚簇仅包含了建筑物周围的散射杂点。

3种聚类算法的时间及内存消耗如表3所示。K-means算法在时间复杂度和空间复杂度上均明显优于DBSCAN算法。DBSCAN算法需要额外内存空间来存储每个点的K近邻,因此在处理大规模数据时,需要保证充足的内存资源。虽然GMM算法的时间复杂度和空间复杂度均优于DBSCAN,但其聚类结果并没有完全将单一的建筑物聚集为单一的聚簇。因此在本文提出的算法流程中,无法直接使用高斯混合聚类。

综合以上实验结果,在小规模且高分辨率的SAR 3维点云数据上建议使用DBSCAN等密度聚类算法。对于大规模数据,需要根据实际应用场景内SAR 3维点云中感兴趣目标的分布、点云密度、算法平台的内存资源以及实际应用的实时性等需求,选择K-means或DBSCAN算法。

5 结束语

针对阵列SAR 3维成像存在高程维分辨率受限的问题,本文引入邻域间像素高程分布一致性假设,提出了一种基于加权局域联合稀疏的压缩感知

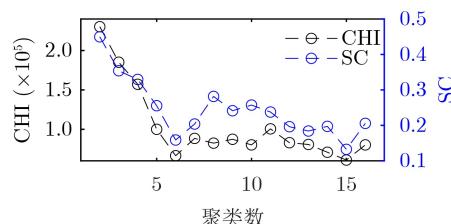


图 11 不同聚类数下GMM算法的评估指标

表 3 3种聚类算法的评估指标

指标	K-means	DBSCAN	GMM
时间(s)	7.2	36.4	19.5
内存(MB)	50.9	13279.4	312.5
SC	0.4432	0.4342	0.2548
CHI	240276.4	195108.6	78216.9

3维成像算法;然后使用典型聚类算法对SAR 3维点云数据进行特定目标聚类分析。最后,基于机载实测数据的成像实验验证了本文所提算法的有效性。由于本文算法利用离散傅里叶字典,其成像性能仍受限于离散误差等因素影响,这属于传统压缩感知算法固有限制,在后续工作中将进一步探索与改进。

参 考 文 献

- [1] ZHANG Bangjie, XU Gang, ZHOU Rui, et al. Multi-channel back-projection algorithm for mmWave automotive MIMO SAR imaging with Doppler-division multiplexing[J]. *IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing*, 2023, 17(2): 445–457. doi: [10.1109/JSTSP.2022.3207902](https://doi.org/10.1109/JSTSP.2022.3207902).
- [2] ZHANG Bangjie, XU Gang, YU Hanwen, et al. Array 3-D SAR tomography using robust gridless compressed sensing[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2023, 61: 5205013. doi: [10.1109/TGRS.2023.3259980](https://doi.org/10.1109/TGRS.2023.3259980).
- [3] 任烨仙,徐丰.若干层析SAR成像方法在解叠掩性能上的对比分析[J].雷达学报,2022,11(1): 71–82. doi: [10.12000/JR21139](https://doi.org/10.12000/JR21139).
REN Yexian and XU Feng. Comparative experiments on separation performance of overlapping scatterers with several tomography imaging methods[J]. *Journal of Radars*, 2022, 11(1): 71–82. doi: [10.12000/JR21139](https://doi.org/10.12000/JR21139).
- [4] 周良将,汪丙南,王亚超,等.机载多维度SAR航空观测系统实验初步进展[J].电子与信息学报,2023,45(4): 1243–1253. doi: [10.11999/JEIT220250](https://doi.org/10.11999/JEIT220250).
ZHOU Liangjiang, WANG Bingnan, WANG Yachao, et al. Preliminary process of airborne multidimensional space joint-observation SAR system[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2023, 45(4): 1243–1253. doi: [10.11999/JEIT220250](https://doi.org/10.11999/JEIT220250).
- [5] 仇晓兰,焦泽坤,彭凌霄,等. SARMV3D-1.0: SAR微波视觉三维成像数据集[J].雷达学报,2021,10(4): 485–498. doi: [10.12000/JR21112](https://doi.org/10.12000/JR21112).
QIU Xiaolan, JIAO Zekun, PENG Lingxiao, et al. SARMV3D-1.0: Synthetic aperture radar microwave vision 3D imaging dataset[J]. *Journal of Radars*, 2021, 10(4): 485–498. doi: [10.12000/JR21112](https://doi.org/10.12000/JR21112).
- [6] ZHU Xiaoxiang and BAMLER R. Super-resolution power and robustness of compressive sensing for spectral estimation with application to spaceborne tomographic SAR[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2012, 50(1): 247–258. doi: [10.1109/TGRS.2011.2160183](https://doi.org/10.1109/TGRS.2011.2160183).
- [7] REN Yexian, XIAO Aoran, HU Fengming, et al. Coprime sensing for airborne array interferometric SAR tomography[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and*

- Remote Sensing*, 2022, 60: 5229615. doi: [10.1109/TGRS.2022.3182980](https://doi.org/10.1109/TGRS.2022.3182980).
- [8] ZHU Xiaoxiang, GE Nan, and SHAHZAD M. Joint sparsity in SAR tomography for urban mapping[J]. *IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing*, 2015, 9(8): 1498–1509. doi: [10.1109/JSTSP.2015.2469646](https://doi.org/10.1109/JSTSP.2015.2469646).
- [9] SHI Yilei, ZHU Xiaoxiang, and BAMLER R. Nonlocal compressive sensing-based SAR tomography[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2019, 57(5): 3015–3024. doi: [10.1109/TGRS.2018.2879382](https://doi.org/10.1109/TGRS.2018.2879382).
- [10] JIAO Zekun, DING Chibiao, QIU Xiaolan, et al. Urban 3D imaging using airborne TomoSAR: Contextual information-based approach in the statistical way[J]. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 2020, 170: 127–141. doi: [10.1016/j.isprsjprs.2020.10.013](https://doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2020.10.013).
- [11] 李杭, 梁兴东, 张福博, 等. 基于高斯混合聚类的阵列干涉 SAR 三维成像[J]. 雷达学报, 2017, 6(6): 630–639. doi: [10.12000/JR17020](https://doi.org/10.12000/JR17020).
LI Hang, LIANG Xingdong, ZHANG Fubo, et al. 3D imaging for array InSAR based on Gaussian mixture model clustering[J]. *Journal of Radars*, 2017, 6(6): 630–639. doi: [10.12000/JR17020](https://doi.org/10.12000/JR17020).
- [12] ERTIN E, AUSTIN C D, SHARMA S, et al. GOTCHA experience report: Three-dimensional SAR imaging with complete circular apertures[C]. SPIE 6568, Algorithms for Synthetic Aperture Radar Imagery XIV, Orlando, USA, 2007: 656802. doi: [10.1117/12.723245](https://doi.org/10.1117/12.723245).
- [13] ZHU Xiaoxiang and SHAHZAD M. Facade reconstruction using Multiview spaceborne TomoSAR point clouds[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2014, 52(6): 3541–3552. doi: [10.1109/TGRS.2013.2273619](https://doi.org/10.1109/TGRS.2013.2273619).
- [14] SHAHZAD M and ZHU Xiaoxiang. Automatic detection and reconstruction of 2-D/3-D building shapes from spaceborne TomoSAR point clouds[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2016, 54(3): 1292–1310. doi: [10.1109/TGRS.2015.2477429](https://doi.org/10.1109/TGRS.2015.2477429).
- [15] ZHANG Wei, WANG Ping, HE Ningyu, et al. Super resolution DOA based on relative motion for FMCW automotive radar[J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2020, 69(8): 8698–8709. doi: [10.1109/TVT.2020.2999640](https://doi.org/10.1109/TVT.2020.2999640).
- [16] DANIEL J W. The conjugate gradient method for linear and nonlinear operator equations[J]. *SIAM Journal on Numerical Analysis*, 1967, 4(1): 10–26. doi: [10.1137/0704002](https://doi.org/10.1137/0704002).
- [17] LIU Zhiheng, ZHANG Wenjie, YU Hang, et al. Improved YOLOv5s for small ship detection with optical remote sensing images[J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2023, 20: 8002205. doi: [10.1109/LGRS.2023.3319025](https://doi.org/10.1109/LGRS.2023.3319025).
- [18] LIU Wenzuan, JIN Taoyong, LI Jiancheng, et al. Adaptive clustering-based method for ICESat-2 sea ice retrieval[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2023, 61: 4301814. doi: [10.1109/TGRS.2023.3287909](https://doi.org/10.1109/TGRS.2023.3287909).
- [19] ROUSSEEUW P J. Silhouettes: A graphical aid to the interpretation and validation of cluster analysis[J]. *Journal of Computational and Applied Mathematics*, 1987, 20: 53–65. doi: [10.1016/0377-0427\(87\)90125-7](https://doi.org/10.1016/0377-0427(87)90125-7).
- [20] CALIŃSKI T and HARABASZ J. A dendrite method for cluster analysis[J]. *Communications in Statistics*, 1974, 3(1): 1–27. doi: [10.1080/03610927408827101](https://doi.org/10.1080/03610927408827101).
- [21] LIU Fan and DENG Yong. Determine the number of unknown targets in open world based on elbow method[J]. *IEEE Transactions on Fuzzy Systems*, 2021, 29(5): 986–995. doi: [10.1109/TFUZZ.2020.2966182](https://doi.org/10.1109/TFUZZ.2020.2966182).

姬 昂：男，博士生，研究方向为SAR 3维成像。

裴 吴：男，博士生，研究方向为SAR图像解译。

张邦杰：男，博士生，研究方向为毫米波雷达系统和SAR成像等。

徐 刚：男，教授，研究方向为SAR、ISAR和稀疏信号处理等。

责任编辑：余 蓉