

## 空间目标ISAR图像三维基元表示方法

王粲雨 蒋李兵 任笑圆 王壮\*

(国防科技大学自动目标识别全国重点实验室 长沙 410073)

**摘要:** 空间卫星目标的逆合成孔径雷达(ISAR)图像由离散的散射点构成, 具有弱纹理、高动态、非连续的特性, 造成传统算法对空间目标ISAR图像进行三维重建时, 得到的点云结果稀疏, 无法覆盖目标整体外形轮廓, 进而导致难以精确提取目标结构、姿态参数。针对上述问题, 并考虑到空间目标通常由特定模块化部件组成的特点, 该文提出一种从空间目标ISAR图像中抽取参数化基元来表示其三维结构的方法。首先利用能量累积算法从ISAR图像中得到目标的稀疏点云, 进而利用参数化基元对点云进行拟合, 最后将基元投影至ISAR成像平面, 并最大化与目标图像的相似度来优化基元参数, 得到最优的目标三维基元表示。相比于传统点云三维重建, 该方法能够获得对目标三维结构更完整的描述, 且所得到的基元参数即代表目标的姿态及结构, 可直接支撑后续的目标识别、分析研判等任务。仿真实验证明该方法能够根据ISAR序列图像, 有效实现对空间目标的三维表示。

**关键词:** 三维重建; 逆合成孔径雷达(ISAR); 基元拟合; 太空态势感知; 姿态估计

中图分类号: TN975

文献标识码: A

文章编号: 2095-283X(2024)03-0682-14

DOI: [10.12000/JR23241](https://doi.org/10.12000/JR23241)

**引用格式:** 王粲雨, 蒋李兵, 任笑圆, 等. 空间目标ISAR图像三维基元表示方法[J]. 雷达学报(中英文), 2024, 13(3): 682–695. doi: [10.12000/JR23241](https://doi.org/10.12000/JR23241).

**Reference format:** WANG Canyu, JIANG Libing, REN Xiaoyuan, *et al.* Primitive-based 3D abstraction method for spacecraft ISAR images[J]. *Journal of Radars*, 2024, 13(3): 682–695. doi: [10.12000/JR23241](https://doi.org/10.12000/JR23241).

## Primitive-based 3D Abstraction Method for Spacecraft ISAR Images

WANG Canyu JIANG Libing REN Xiaoyuan WANG Zhuang\*

(National Key Laboratory of Automatic Target Recognition, National University of Defense Technology, Changsha 410073, China)

**Abstract:** Inverse Synthetic Aperture Radar (ISAR) images of spacecraft are composed of discrete scatterers that exhibit weak texture, high dynamics, and discontinuity. These characteristics result in sparse point clouds obtained using traditional algorithms for the Three-Dimensional (3D) reconstruction of spacecraft ISAR images. Furthermore, using point clouds to comprehensively describe the complete shape of targets is difficult, which consequently hampers the accurate extraction of the structural and pose parameters of the target. To address this problem, considering that space targets usually have specific modular structures, this paper proposes a method for abstracting parametric structural primitives from space target ISAR images to represent their 3D structures. First, the energy accumulation algorithm is used to obtain the sparse point cloud of the target from ISAR images. Subsequently, the point cloud is fitted using parameterized primitives. Finally, primitives are projected onto the ISAR imaging plane and optimized by maximizing their similarity with the target image to obtain the optimal 3D representation of the target primitives. Compared with the traditional point cloud 3D reconstruction, this method can provide a more complete description of the three-dimensional structure of the

收稿日期: 2023-12-20; 改回日期: 2024-03-13; 网络出版: 2024-04-26

\*通信作者: 王壮 [zhuang\\_wang@sina.com](mailto:zhuang_wang@sina.com) \*Corresponding Author: WANG Zhuang, [zhuang\\_wang@sina.com](mailto:zhuang_wang@sina.com)

基金项目: 国家部委基金

Foundation Item: The National Ministries Foundation

责任主编: 许小剑 Corresponding Editor: XU Xiaojian

©The Author(s) 2024. This is an open access article under the CC-BY 4.0 License  
(<https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>)

target. Meanwhile, primitive parameters obtained using this method represent the attitude and structure of the target and can directly support subsequent tasks such as target recognition and analysis. Simulation experiments demonstrate that this method can effectively achieve the 3D abstraction of space targets based on ISAR sequential images.

**Key words:** Three-dimensional reconstruction; Inverse Synthetic Aperture Radar (ISAR); Primitive fitting; Space situational awareness; Attitude estimation

## 1 引言

地基逆合成孔径雷达(Inverse Synthetic Aperture Radar, ISAR)是获取空间目标信息的重要手段<sup>[1]</sup>, 基于ISAR图像对空间目标进行三维表示, 能够获取目标的形态结构、在轨姿态等三维信息, 可推断目标工作状态和载荷探测指向, 同时还可依据目标三维构型和尺寸推断其载荷功能和大致能力, 进而支撑对空间目标的身份属性识别、技战术指标分析、动作意图判断, 以及威胁预警等任务, 在太空态势感知领域发挥着重要作用<sup>[2]</sup>。

当前, 基于ISAR图像对空间目标进行三维表示主要有两种方式, 一是直接从二维ISAR图像中提取特征并反演得到三维参数, 二是对目标ISAR图像进行三维重建。对于第一种方法, 德国夫琅和费高频物理研究中心利用其TIRA雷达对合作目标建立了仿真图像数据库, 通过目标轮廓匹配的方式来估计目标在轨姿态参数<sup>[3]</sup>, 并应用于ENVISAT、天宫一号等空间目标的状态监测中<sup>[4]</sup>。Zhou等人<sup>[5-7]</sup>建立了空间目标在轨姿态参数及其典型部件与其ISAR图像特征间的关系, 并基于此提出了一系列姿态与结构估计算法。Xie等人<sup>[8]</sup>利用深度学习神经网络提取目标关键点, 实现了空间目标姿态和部件尺寸的自动化估计。然而, 该类方法高度依赖于ISAR图像特征提取的效果, 而ISAR图像固有的弱纹理、明暗不均、高噪声、边缘轮廓缺失等特点<sup>[2,5,9,10]</sup>, 使图像特征难以被精确提取, 同时更加难以在图像序列之间关联, 影响了此类算法的性能。另外, 由于ISAR图像中的显著特征有限, 能够直接从ISAR图像中提取并反演到三维空间的参数较少, 无法更加精细地反映目标的结构。

对于ISAR图像三维重建, 当前绝大部分方法采用了点云重建的形式。美国空军研究实验室的Ferrara等人<sup>[11]</sup>及澳大利亚通用动力先进信息系统的McFadden等人<sup>[12]</sup>将光学三维重建中的因式分解法引入雷达一维距离像(High-Resolution Range Profile, HRRP)及ISAR图像处理领域。该类算法基于计算机视觉领域经典的多视图几何原理, 对空间目标雷达散射点观测矩阵进行奇异值分解, 得到目标在三维空间内的形状、位姿信息。该

方法已成为当前ISAR图像重建中的代表性算法<sup>[13,14]</sup>。此外, Wang等人<sup>[15]</sup>利用光流法对ISAR图像中的散射点进行跟踪, 并利用压缩感知算法优化得到目标三维点云。Liu等人<sup>[16]</sup>提出了基于序列图像能量累积的ISAR图像三维重建算法, 利用粒子群优化算法, 寻找在序列ISAR图像中投影能量较大的点作为目标散射点, 取得了良好的效果。然而点云这种非结构化表示形式难以直观地体现目标的结构参数以及绝对姿态, 还需要对点云进行解译处理。而ISAR图像的特点导致了点云的稀疏性, 同时由于背向雷达视线的目标结构无法被电磁能量照射到, ISAR像中目标轮廓容易出现缺失, 使重建得到的点云不完整。这些因素使传统方法难以对其结构参数进行精确分析。另外, 通过对空间目标监视领域关注度最高的几种典型光学遥感卫星进行形态分析, 发现其结构可用简化的形状基元来表示: 舱体可近似为一个圆柱形基元, 而其帆板可以由两个关于舱体对称的矩形来描述, 如图1所示。

因此基于上述分析, 可以采用有限的几何基元来描述空间目标的三维形态与结构。当前已经有多种基于三维(Three-Dimensional, 3D)生成网络的几

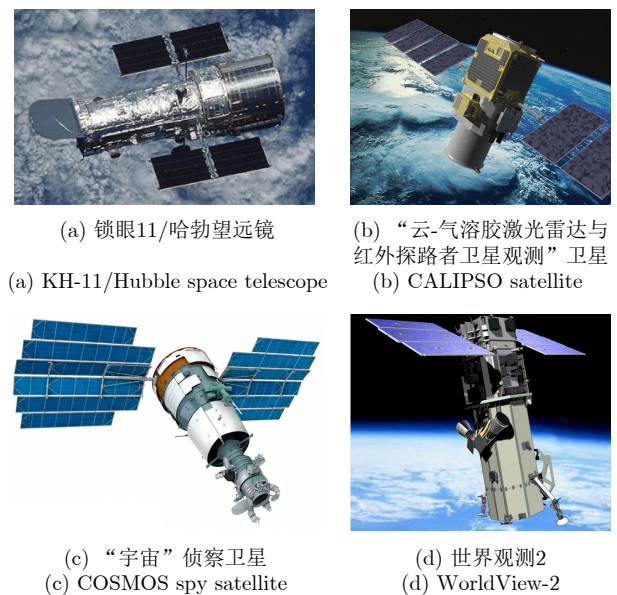


图1 4种典型重点空间目标

Fig. 1 Four types of typical key spacecrafts

何基元表示方法应用于光学图像中<sup>[17,18]</sup>,然而由于成像机理的不同,ISAR图像中缺乏用于三维结构生成的丰富纹理以及透视特征,空间目标的结构也与现实世界中常见的物体差异较大,因此这些方法难以直接应用于ISAR图像上。基于上述考虑,本文提出一种从ISAR图像中提取参数化结构基元的空间目标三维表示方法,利用参数表示的圆柱以及矩形基元对典型空间目标的三维结构进行描述。该方法首先对目标ISAR图像进行部件语义分割,进而利用能量积累算法对分割的部件进行三维点云重建,随后推导了三维空间中点到基元的距离公式,并对部件三维点云进行基元拟合。最后,为了进一步提升精度,减少点云稀疏、轮廓缺失对基元拟合的影响,本算法将拟合得到的基元投影至ISAR图像对应的成像平面,并与目标区域计算相似度,利用粒子群算法迭代优化待估参数,使二者相似度最大,得到最终的结构基元参数。相比于传统的点云重建算法,该方法具有以下优势:

(1) 利用参数化结构基元对目标建模,可对目标三维结构实现更直观、更完整的描述,且能够直接获得目标几何结构参数以及绝对姿态,无需进行点云分割、识别等操作。

(2) 无需特征提取与匹配关联,克服了ISAR图像弱纹理、明暗不均对三维重建结果的影响。

(3) 在点云基础之上,对图像信息进行了重复利用,降低了点云稀疏、缺失对基元拟合带来的歧义性。

## 2 ISAR基元三维表示算法设计流程

### 2.1 ISAR图像部件分割

本工作采用点云基元拟合-图像投影优化的方式来确定三维基元参数。若直接对ISAR图像进行点云重建并拟合,空间中点到一复杂形状的距离函数难以显示表达,同时其求解参数空间过大,拟合过程难以收敛。而如果将点云根据其待拟合的基元类型进行划分,再分别进行拟合,则能够将复杂点云拟合转化为数个简单三维距离最小值求解问题的叠加,在极大程度上约束求解空间。另一方面,考虑到ISAR图像特点,其重建得到的三维点云较为稀疏,现有的点云分割算法难以处理此类数据。因此本工作首先从二维图像层面对目标进行部件分割,得到的目标不同部件的ISAR图像,再进行三维重建,即可得到带有语义标签的目标点云,其语义标签为该部分点云对应的基元类型。基于前述分析,本文通过将目标ISAR图像分割为帆板与主体两部分,以圆柱与三维矩形两种形式的基元来描述其三维结构。

本工作采用多尺度卷积神经网络来对ISAR图

像进行分割。受到经典语义分割网络U-Net<sup>[19]</sup>的启发,同时考虑到ISAR图像弱纹理、信息量低的特点,我们设计了一种适用于ISAR图像分割任务的网络,其结构如图2所示,将一幅单通道ISAR图像输入网络,即可得到一个三通道的分割掩膜,分别代表了目标的舱体、帆板与背景在图像中占据的区域。

该网络分为编码器与解码器两部分。其中,编码器与解码器均包含6层卷积层,分别对应着6个不同尺度的特征图。不同尺度的特征图反映了不同详细程度的图像信息。尺度越小,提取到的图像特征越详细。6层特征图的尺寸分别为原图像的1,1/2,1/4,1/8,1/16,1/32,而通道数则由原始的单通道增加到48通道。相比于原始U-Net网络的5个卷积层,以及对应64,128,256,512,1024的通道数,本文所提网络增加了一个卷积层,以便能更好地捕获到对ISAR图像更有意义的大尺度全局信息。同时减小了特征通道数,以适应ISAR图像弱纹理、信息量较低的特性,避免网络过拟合。在图2所示的网络结构中,黑色箭头代表的3×3卷积核与激活函数负责提取目标特征,而棕色箭头代表的池化操作负责对特征图尺度进行变换,使特征图尺寸逐渐变小,即感受野逐步增大。大尺度的特征图负责提取部件间的相对位置关系等全局特征,而小尺度特征图则反映了图像中更加细节的特征,如部件边缘的像素级位置等。完成了对图像多尺度特征的提取后,特征将被送入解码器中。

在解码器中,网络将提取到的特征进行聚合与回归,通过紫色箭头所示的反卷积层,将特征图的分辨率逐步放大,同时为了保留更多的原始信息,编码器中同尺度的特征图也被复制过来,与解码器中的特征图进行跳层连接,将浅层与深层的融合特征进行卷积,最终得到图像中不同部件所在的区域。在训练过程中,利用分割任务中常用的交叉熵函数作为损失,如式(1)所示。其中, $x$ 为图像中某个像素的位置, $p(x)$ 为该像素属于某个部件的标签值,而 $q(x)$ 为网络预测的该像素属于该分类的概率。

$$H(p, q) = - \sum_x p(x) \log q(x) \quad (1)$$

### 2.2 能量积累ISAR三维点云重建

对目标ISAR图像完成分割后即可对目标不同部件进行三维重建。本文采用了文献[16]提出的基于能量累积的三维重建方法。该方法要将待估的目标三维点向ISAR成像平面上投影,根据其在序列ISAR像中投影点处能量累积值的大小来确定优化点的位置。因此首先要确定空间中的ISAR成像平面。利用雷达视线在雷达测量坐标系中的瞬时方位

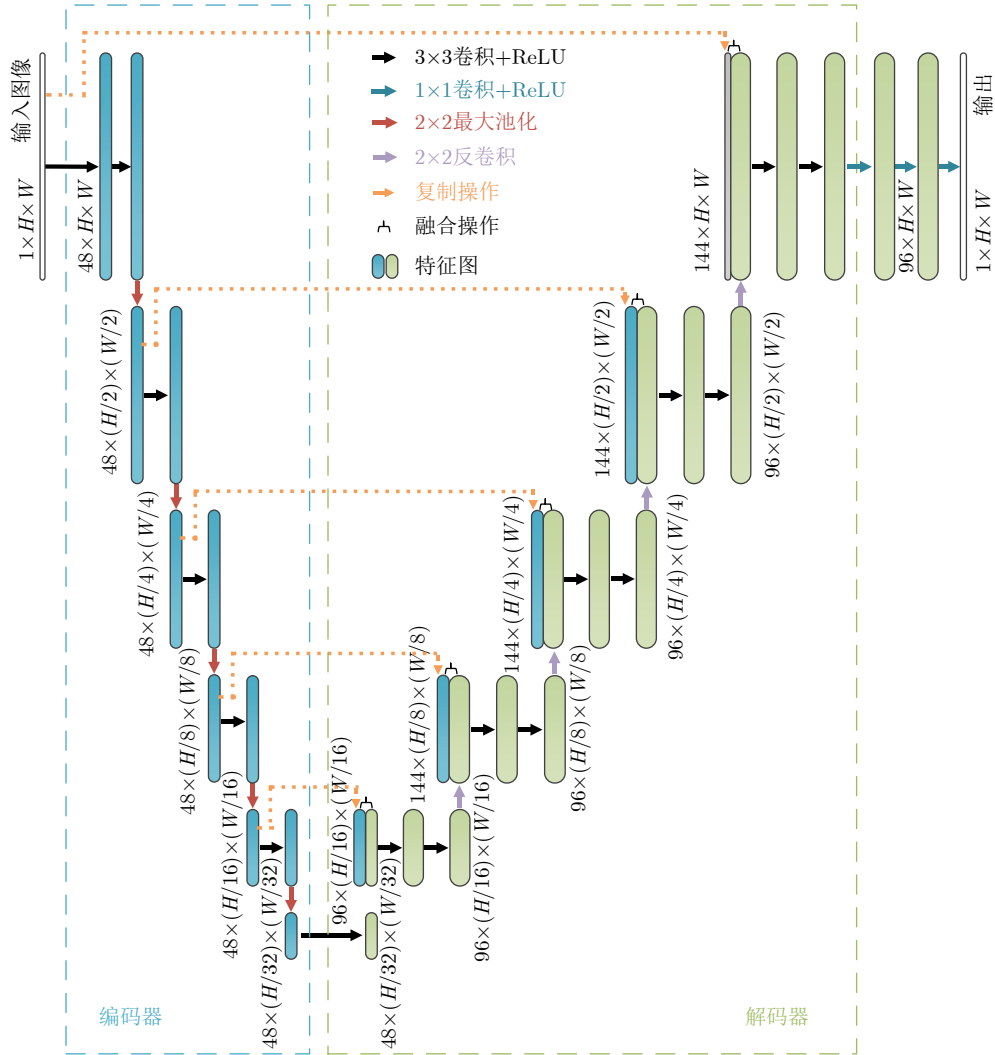


图2 ISAR图像语义分割网络结构

Fig. 2 Structure of ISAR image semantic segmentation network

角 $\theta(t)$ ，仰角 $\phi(t)$ ，到目标的距离 $d(t)$ 以及方位角速度 $\omega_\theta(t)$ 和俯仰角速度 $\omega_\phi(t)$ ，可计算该坐标系下雷达视线(Line of Sight, LOS)矢量 $\mathbf{l}_o$ ，则其在轨道坐标系中的表达形式可以表示为

$$\mathbf{l}_o = \mathbf{T}^1 \times \mathbf{T}^2 \times \mathbf{l}_s \quad (2)$$

其中， $\mathbf{T}^1$ 表示从地心惯性坐标系到目标轨道坐标系的变换矩阵。目标的轨道坐标系记作 $\mathbf{S}_c$ ，其定义为：坐标系原点位于舱体几何中心， $z$ 轴由目标指向地心， $y$ 轴指向轨道平面的负法线， $x$ 轴指向由右手定则确定。当目标轨道偏心率为0时， $x$ 轴指向目标速度矢量正方向。 $\mathbf{T}^2$ 表示从雷达测量坐标系到地心惯性坐标系的变换矩阵。 $\mathbf{T}^1$ 与 $\mathbf{T}^2$ 可通过目标方位、雷达站坐标以及经典航天动力学方程计算<sup>[20]</sup>，此处不再赘述。

接下来根据 $\mathbf{l}_o$ 计算对应的ISAR成像的方位向矢量 $\mathbf{c}_o$ 。假设目标在轨道坐标系下保持稳定，则目标相对于雷达视线的有效旋转角速度可表示为

$$\boldsymbol{\omega}_e = \frac{\partial \mathbf{l}_o}{\partial t} \times \frac{\mathbf{l}_o}{\|\mathbf{l}_o\|_2^2} \quad (3)$$

则方位向矢量 $\mathbf{c}_o = \boldsymbol{\omega}_e \times \mathbf{l}_o$ 。

对于一幅ISAR图像，根据其成像时刻计算对应的 $\mathbf{l}_o$ 与 $\mathbf{c}_o$ ，即可得到该图像的距离向投影向量 $\boldsymbol{\rho}_r^k$ 和方位向投影向量 $\boldsymbol{\rho}_c^k$ ，其中上标 $k$ 为图像序列号。

考虑一个三维候选散射体，计算其在每一幅ISAR图像中的投影位置。若该散射体是真实存在的，则可以在图像序列中其投影位置处积累的能量中检测到峰值。因此可以理解将为二维图像序列的能量分布反向投影到三维空间并交会累积，能量峰值处即为存在目标结构的区域。根据上述推导，三维散射体候选的估计可以建模为

$$\begin{aligned} \mathbf{p}_{\text{opt}} &= \arg \max_{\mathbf{p}} \sum_{k=1}^K \left[ I_k \left( \frac{\boldsymbol{\rho}_r^k \times \mathbf{p}}{\xi_r^k} + \frac{M_r}{2}, \frac{\boldsymbol{\rho}_c^k \times \mathbf{p}}{\xi_c^k} + \frac{M_c}{2} \right) \right] \\ &= \arg \max_{\mathbf{p}} \boldsymbol{\varpi}(\mathbf{p} | I_1, I_2, \dots, I_k) \end{aligned} \quad (4)$$

其中,  $\mathbf{p} = [x, y, z]^T$  代表三维散射点坐标,  $\mathbf{I}_k$  代表第  $k$  幅ISAR图像,  $\mathbf{I}_k(x, y)$  代表该幅图像中, 像素坐标  $(x, y)$  处图像的亮度。第  $k$  幅图像的距离向分辨单元与方位向分辨单元为  $\xi_r^k$  和  $\xi_c^k$ 。  $M_r$  和  $M_c$  分别表示距离向维度和方位向维度的采样数。

根据式(4)可以看出, 空间目标的三维散射体重建可以建模为无约束优化问题, 代价函数为  $\varpi(\mathbf{p}|\mathbf{I}_1, \mathbf{I}_2, \dots, \mathbf{I}_k)$ 。使用粒子群优化算法求解该问题, 搜寻空间中的三维散射体。一旦候选散射体被认定为真实散射体后, 在每幅ISAR图像中将该散射体投影位置邻域内的图像像素设置为零, 防止该散射体被重复搜索到, 迭代执行上述步骤, 直到满足最大搜索步数, 或已经搜索得到所有大于能量阈值的三维点, 则算法停止并输出三维点云。

利用上述方法分别对目标的帆板序列与主体序列进行重建, 得到目标的主体与帆板的三维点云,

记作  $\mathbf{P}_c, \mathbf{P}_b$ , 整体点云记作  $\mathbf{P}_e = \mathbf{P}_c \cup \mathbf{P}_b$ 。

### 2.3 参数基元拟合

得到目标点云后, 即可进行基元拟合。首先需要对基元进行建模, 即确定基元参数与其在三维空间中的姿态、结构之间的关系。在建模过程中, 所有参数都在目标的轨道坐标系  $\mathbf{S}_c$  下进行讨论。假设航天器在初始姿态下, 舱体主轴由尾端至头端沿  $\mathbf{S}_c$  的  $z$  轴正向, 帆板沿  $x$  轴方向, 帆板法线沿  $z$  轴。上述的参数设置中包含了几何约束关系, 即帆板与主轴相互垂直, 且在主轴两侧对称分布, 帆板中轴与舱体中轴相交。这些约束在典型空间目标结构中普遍存在, 引入这些约束可以缩小求解范围, 提高模型精度。我们利用参数集合  $\mathbf{p}_{\text{est}} = (D_c, H_c, \alpha, \beta, \gamma, T_x, T_y, T_z, L_b, W_b, \theta, K_z)$  来描述目标的基元模型, 参数与模型间的对应关系如图3所示, 表述如表1所示。

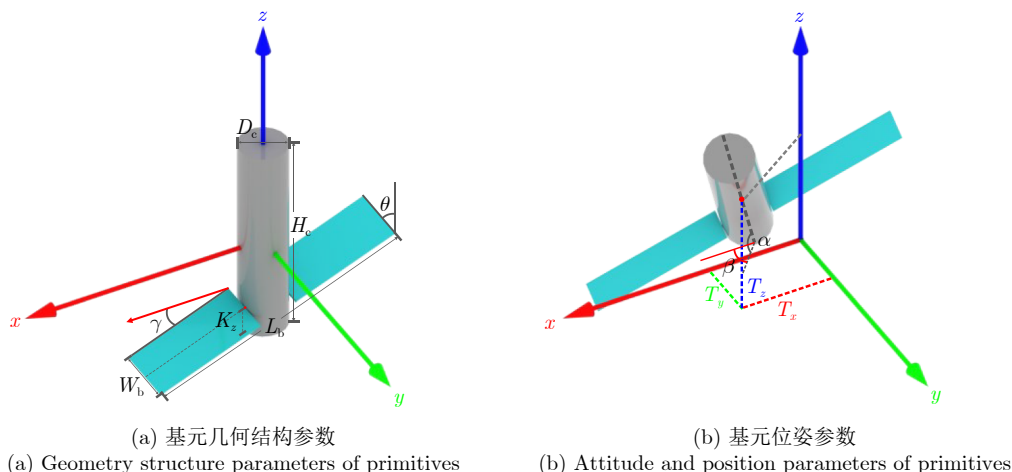


图3 参数化结构基元示意

Fig. 3 Schematic diagram of parameterized structural primitives

表1 参数取值范围和含义

Tab. 1 The parameters and their meanings

| 参数                           | 含义  |
|------------------------------|---|
| $D_c \in (0, +\infty)$       | 舱体直径  |
| $H_c \in (0, +\infty)$       | 舱体长度  |
| $\alpha \in (-\pi/2, \pi/2)$ | 目标俯仰角, 即绕 $x$ 轴的旋转角                                     |
| $\beta \in (-\pi, \pi)$      | 目标偏航角, 即绕 $y$ 轴的旋转角                                     |
| $\gamma \in (-\pi, \pi)$     | 目标滚转角, 即绕 $z$ 轴的旋转角(姿态旋转顺序为 $\gamma - \alpha - \beta$ ) |
| $T_x \in (-\infty, +\infty)$ | 沿 $x$ 方向的相对平移   |
| $T_y \in (-\infty, +\infty)$ | 沿 $y$ 方向的相对平移   |
| $T_z \in (-\infty, +\infty)$ | 沿 $z$ 方向的相对平移   |
| $L_b \in (0, +\infty)$       | 帆板长度  |
| $W_b \in (0, +\infty)$       | 帆板宽度  |
| $\theta \in (-\pi/2, \pi/2)$ | 帆板与舱体之间的夹角  |
| $K_z \in (-H_c/2, H_c/2)$    | 帆板与主体的相对位置关系, 即帆板沿舱体对称轴方向移动的距离                          |

在对点云进行基元拟合时, 采用点云与基元的最小二乘距离作为损失函数, 并利用梯度下降数值优化算法进行求解。由于该算法的效果很大程度上取决于待优化参数初始值, 因此在进行拟合前, 首先对点云进行主成分分析(Principal Component Analysis, PCA)以确定参数初始值。首先平移整体点云  $\mathbf{P}_c$ , 使舱体点云  $\mathbf{P}_c$  的质心与坐标原点重合, 这一过程可得到  $T_x$ ,  $T_y$  与  $T_z$  的初始值。进而对平移后的舱体点云  $\mathbf{P}_c$  进行SVD分解:

$$\mathbf{U}_c \boldsymbol{\Sigma}_c \mathbf{V}_c = \text{SVD}(\mathbf{P}_c^T) \quad (5)$$

由于在通常情况下, 空间目标的舱体呈现出细长形状, 其几何结构沿舱体对称轴分布, 因此  $\boldsymbol{\Sigma}_c$  中最大奇异值对应的特征向量, 即  $\mathbf{V}_c$  的第1列, 记作  $\mathbf{v}_c$ , 可被认为代表着三维空间中舱体轴的指向矢量<sup>[21]</sup>。通过该指向矢量, 可以确定航天器的俯仰角  $\alpha$  与偏航角  $\beta$ 。进而利用  $\mathbf{V}_c$  将舱体点云进行旋转, 使  $\mathbf{v}_c$  与  $z$  轴重合, 用公式表示为

$$\hat{\mathbf{P}}_c = \mathbf{T}_c \cdot \mathbf{P}_c, \mathbf{T}_c = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 1 \\ 0 & 1 & 0 \\ 1 & 0 & 0 \end{bmatrix} \cdot \mathbf{V}_c^T \quad (6)$$

在理想条件下, 旋转后的点云  $\hat{\mathbf{P}}_c$  应处于目标的初始姿态上。此时分别寻找点云在  $z$  轴和  $x$ - $o$ - $y$  面上投影长度的最大值, 即可认为是舱体的长度与直径的初始值。确定了舱体的初始参数, 并将点云旋转到初始位置后, 即可计算舱体点云到圆柱基元的距离:

$$d(\mathbf{c}, \hat{\mathbf{P}}_c)^2 = d_{\text{out}}(\mathbf{c}, \hat{\mathbf{P}}_c)^2 + d_{\text{in}}(\mathbf{c}, \hat{\mathbf{P}}_c)^2 \quad (7)$$

其中,  $d_{\text{out}}(\mathbf{c}, \hat{\mathbf{P}}_c)^2$ ,  $d_{\text{in}}(\mathbf{c}, \hat{\mathbf{P}}_c)^2$  分别表示当  $\hat{\mathbf{P}}_c$  中的某点  $\hat{\mathbf{P}}_c = (x_c, y_c, z_c)$  位于基元外部与内部时到基元  $\mathbf{c}$  的距离, 具体计算方式为

$$\begin{cases} d_{\text{out}}(\mathbf{c}, \hat{\mathbf{P}}_c)^2 = \max\left(\sqrt{x_c^2 + y_c^2} - \frac{D_c}{2}, 0\right)^2 \\ \quad + \max\left(\sqrt{z_c^2} - \frac{H_c}{2}, 0\right)^2 \\ d_{\text{in}}(\mathbf{c}, \hat{\mathbf{P}}_c)^2 = \max\left(\min\left(\frac{D_c}{2} - \sqrt{x_c^2 + y_c^2}, \frac{H_c}{2} - \sqrt{z_c^2}\right), 0\right)^2 \end{cases} \quad (8)$$

我们认为帆板从属于主体, 因此首先将  $\mathbf{P}_b$  通过与式(6) 相同的方式转换, 得到  $\mathbf{P}'_b$ , 此时计算  $\mathbf{P}'_b$  的质心在  $z$  轴上的投影, 即可确定  $K_z$ 。将  $\mathbf{P}'_b$  沿  $z$  轴平移  $-K_z$  后进行奇异值分解:

$$\mathbf{U}_b \boldsymbol{\Sigma}_b \mathbf{V}_b = \text{SVD}(\mathbf{P}'_b^T) \quad (9)$$

$\mathbf{V}_b$  中的前两个特征向量记作  $\mathbf{v}_{b1}, \mathbf{v}_{b2}$ , 分别代表了帆板的长轴与短轴的方向向量。通过分析  $\mathbf{v}_{b1}, \mathbf{v}_{b2}$  与  $z$  轴的夹角, 可以计算得到  $\gamma$  与  $\theta$  的初始值, 计算点云在  $\mathbf{v}_{b1}, \mathbf{v}_{b2}$  方向上的分布, 则可得到帆板长度与宽度  $L_b, W_b$ 。根据上述参数将  $\mathbf{P}'_b$  旋转至初始位置, 用公式表示为

$$\hat{\mathbf{P}}_b = \mathbf{V}_b^T \cdot \mathbf{P}'_b \quad (10)$$

则转换后的帆板点云中的一个点  $\hat{\mathbf{P}}_b = (x_b, y_b, z_b) \in \hat{\mathbf{P}}_b$  到矩形基元  $\mathbf{b}$  的距离为

$$d(\mathbf{b}, \hat{\mathbf{P}}_b)^2 = \max(|x_b| - L_b, 0)^2 + \max(|y_b| - W_b, 0)^2 + z_b^2 \quad (11)$$

另外, 还需要对帆板的尺寸大小进行约束, 否则与帆板处于同一平面, 且包含所有点云的任意一个矩形都能得到相同的距离函数。为了约束帆板基元的尺寸, 我们引入一个与矩形基元的面积有关的惩罚项  $\lambda_b L_b W_b$ , 其中,  $\lambda_b$  是一个比例因子。因此描述帆板基元拟合的目标函数可表示为

$$f_{\text{ob}}(\mathbf{b})^2 = \max(|x_b| - L_b, 0)^2 + \max(|y_b| - W_b, 0)^2 + z_b^2 + \lambda_b L_b W_b \quad (12)$$

利用Adam优化器<sup>[22]</sup>迭代地优化参数  $\mathbf{p}_{\text{est}}$ , 使损失函数式(8)与式(12)最小, 即可得到点云的拟合结果, 将此时获得的基元参数矢量记作  $\mathbf{p}_{\text{est}_t}$ 。

## 2.4 成像平面投影优化

由于能量累积三维重建得到的点云反映了目标的散射点, 而通常目标结构上的散射点数量有限, 因此其点云重建结果具有稀疏性, 无法获得像光学三维重建一样的稠密点云。而点云的稀疏性导致数据信息量较少, 在进行拟合时, 算法中的不确定性增加, 可能会使拟合结果误差较大。除此之外, 在雷达成像时, 目标的结构自遮挡导致某些区域无法被雷达波照射到, 获取的ISAR图像存在阴影区, 因此重建得到的目标点云会出现缺失的情况。利用缺失点云拟合的基元可能无法较好地与实际模型匹配。

针对上述问题, 本工作引入了投影比对的方式, 将拟合得到的基元模型投影至成像平面, 与相应ISAR图像中的目标区域进行比较, 利用图像交并比来评价基元与目标的相似度。不断优化基元参数, 使相似度最大化, 即可得到最优基元参数。在上述过程中, 由于向成像平面投影这一步骤不可导, 因此在计算中采用了粒子群算法来对参数进行优化。

投影优化的具体步骤如下所示。首先根据2.3节中优化得到的目标结构与姿态参数 $\mathbf{p}_{\text{est}_t}$ , 可以确定目标基元的三维形状以及位姿的初始值。进而利用计算机图形学中的区域填充算法, 根据2.2节计算得到的ISAR距离向投影向量 $\rho_r^k$ 和方位向投影向量 $\rho_c^k$ , 将三维基元投影在二维ISAR平面上, 并将投影区域记作 $A_p$ 。利用大津法<sup>[23]</sup>对ISAR图像进行二值化后的目标区域记作 $A_t$ , 则交并比可记为

$$\text{IoU} = (A_p \cap A_t) / (A_p \cup A_t) \quad (13)$$

交并比越接近1, 则说明基元投影与目标图像的相似程度越高, 即估计的参数越准确。进而使用粒子群优化算法, 不断优化待估参数 $\mathbf{p}_{\text{est}_t}$ , 使交并比不断增大, 最终得到优化的基元参数。

在粒子群算法处理过程中, 粒子的位置对应着一次迭代中参数可能的取值, 其运动速度代表了迭代更新的变化量, 即优化的梯度。其取值需要根据群体及粒子本身对目标函数的适应度而不断更新。设某次迭代中, 粒子位置为 $\mathbf{q}$ , 其取值为 $\mathbf{p}_{\text{est}}$ 中待估计的12个参数。设某次迭代中, 种群中对目标函数适应度最高的粒子位置为 $\mathbf{s}_{\text{best}}$ , 而粒子历史最佳位置为 $\mathbf{p}_{\text{best}}$ 。则结合两者信息, 可以更新每个粒子的速度及位置:

$$\Delta_k(i+1) = \lambda_1 \Delta_k(i) + \lambda_2 \text{rand}_1(\mathbf{s}_{\text{best}} - \mathbf{q}_k(i)) + \lambda_3 \text{rand}_2(\mathbf{p}_{\text{best}} - \mathbf{q}_k(i)) \quad (14)$$

$$\mathbf{q}_k(i+1) = \mathbf{q}_k(i) + \Delta_k(i) \quad (15)$$

其中,  $\mathbf{q}_k(i)$ 为第 $k$ 个粒子在第 $i$ 次迭代中的取值。 $\Delta_k(i)$ 为第 $k$ 个粒子在第 $i$ 次迭代中的更新速度。 $\lambda_1$ 为惯性因子,  $\lambda_2$ 与 $\lambda_3$ 为用来平衡种群信息与历史信息的权重因子。 $\text{rand}_1$ 与 $\text{rand}_2$ 代表两个独立分布的随机扰动因子。算法的具体流程如下:

步骤1 根据2.3节优化得到的参数, 在其一个邻域范围内随机产生一定数量的个体粒子组成种群, 以式(13)所示的目标函数搜索当前种群最优位置 $\mathbf{s}_{\text{best}}$ ;

步骤2 根据式(14)、式(15)更新各个体运动及位置参数;

步骤3 根据式(13)重新计算个体目标函数值, 更新当前最优位置 $\mathbf{p}_{\text{best}}$ 和 $\mathbf{s}_{\text{best}}$ 。如果满足最大迭代步数或最优位置的变化小于收敛阈值, 则停止迭代并输出最优参数 $\mathbf{p}_{\text{best}}$ ; 否则跳转并继续执行步骤2。

通过上述方式, 即可找到最优的目标基元参数。

### 3 实验及结果分析

#### 3.1 目标数据与实验设置

为了对算法的有效性进行分析, 我们参照真实空间观测任务进行了实验。首先设定实验场景。ISAR雷达站位于 $114^\circ\text{E}$ ,  $30^\circ\text{N}$ , 雷达中心频率为10 GHz, 带宽为2.5 GHz, 脉冲重复频率为100 Hz, 成像信噪比为20 dB。卫星轨道设置为遥感卫星常用的太阳同步轨道, 其主要参数如表2所示, 图4(a)中用蓝色细实线标注出了该轨道的空间位置。进而根据轨道信息计算了目标相对于雷达测站的可观测弧段, 并挑选了其中靠近过顶点的一段轨道作为ISAR成像区间, 如图4(a)中加粗的红线所示。考虑到对地观测卫星的典型特性, 卫星被设置为一个具有一个柱状主舱体及两片太阳能帆板的结构, 如图4(b)所示。进而根据上述实验设定, 我们在成像区间内对目标进行宽带回波与ISAR成像仿真。为了兼顾真实性与效率, 同时考虑到所提算法主要依靠图像特征, 对电磁散射数值的精确性要求并不严格, 因此我们采用物理光学法<sup>[24]</sup>与距离-多普勒成像算法仿真ISAR图像, 对并对电磁仿真模型做了一定程度的简化与近似。如图4(c)所示, 模型尺寸为 $18\text{ m} \times 10.4\text{ m} \times 3.35\text{ m}$ , 物理光学法计算时将其均匀剖分为2745个三角面元, 模型整体材质均设置为完美电导体PEC。另外, 为了使仿真的图像与真实ISAR数据的图像性质更接近, 受到文献<sup>[25,26]</sup>的启发, 我们对目标的电磁网格模型增加了表面粗糙度。通过对剖分好的目标三角面元坐标添加一定的扰动, 使其面元法线出现微小的偏移, 进而得到包含起伏的目标表面, 这一点在图4(c)的网格形态中得到了体现。通过此操作可以使仿真的目标ISAR图像更连续, 更接近实测空间目标ISAR图像。根据上述设置, 我们在选定的观测弧段内仿真了50张ISAR图像, 并根据轨道运动参数对其进行了横向定标, 使图像的距离/横向分辨率皆为0.06 m。图5展示了其中5个时刻的图像。

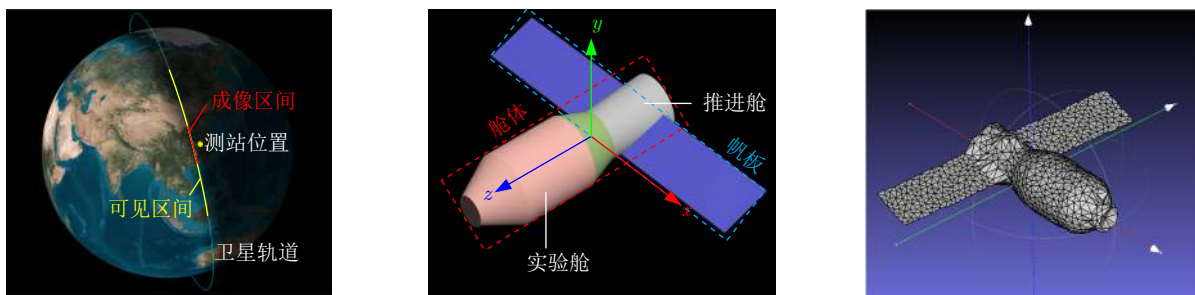
#### 3.2 实验结果及分析

根据仿真的ISAR图像及各类辅助信息, 对所

表2 目标卫星轨道参数设置

Tab. 2 Target satellite orbit parameters settings

| 参数                          | 数值                     |
|-----------------------------|------------------------|
| 偏心率                         | $1.721 \times 10^{-4}$ |
| 近地点幅角( $^\circ$ )           | 14.191                 |
| 轨道倾角( $^\circ$ )            | 98.7173                |
| 升交点赤经( $^\circ$ )           | 292.785                |
| 平均运动速率( $^\circ/\text{s}$ ) | $5.916 \times 10^{-2}$ |



(a) 仿真设置的卫星轨道(蓝色)及相对于观测站的可见区间(黄色)与选择的ISAR成像区间(红色)  
 (b) 初始姿态下的卫星模型及其结构划分  
 (c) 用于电磁仿真计算的网格剖分模型

(a) Simulated satellite orbit (blue) and visible interval relative to the observation station (yellow) and selected ISAR imaging interval (red)  
 (b) Satellite model and structural division under initial attitude  
 (c) A triangle mesh model for electromagnetic simulation calculations

图4 仿真条件设置

Fig. 4 Simulation condition settings

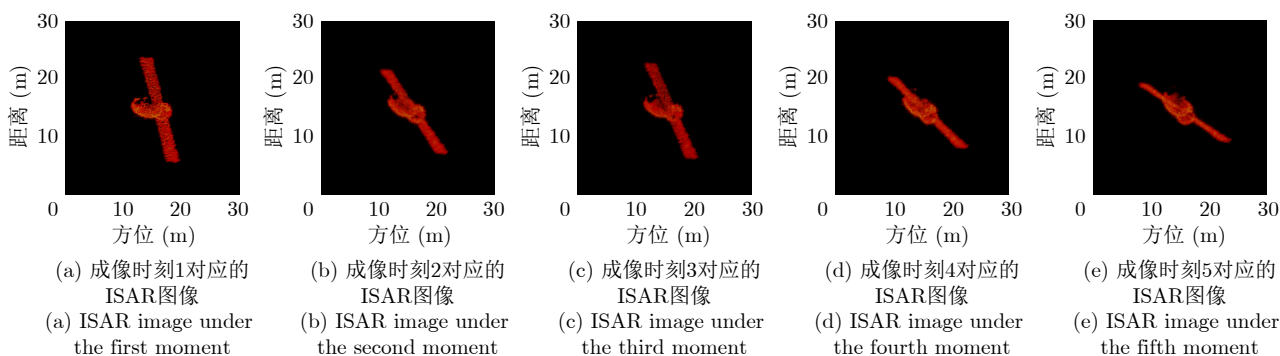


图5 成像区间内仿真的5个不同时刻下的ISAR图像

Fig. 5 ISAR images at five different moments simulated within the imaging interval

提算法展开验证。首先分析ISAR图像分割网络的性能。为了训练分割网络，本文利用前述物理光学法与距离-多普勒仿真了图4(b)所示目标的7200幅不同姿态下的ISAR图像。由于目标结构存在对称性，因此仿真时我们将目标在ISAR成像坐标系中的姿态角限制在滚转 $[0^\circ, 90^\circ)$ 、俯仰 $[0^\circ, 90^\circ)$ 、偏航 $[0^\circ, 360^\circ)$ 范围内，使目标数据集覆盖整个视角空间。通过人工标注的方式，将目标在图像中的不同部件标出，即可得到数据集的分割真值。进而将数据集随机划分为8:2两部分，分别用来进行训练与测试。此外，为了提高网络泛化能力，在训练时还对数据进行了随机反转、随机缩放、随机旋转以及随机仿射变换等多种形式的扩充增强，以提高网络的鲁棒性。

在对网络进行训练时，我们利用Adam优化器来训练网络参数。对于上述数据集，共训练了200个epoch，在前100个epoch中，学习率被设置为 $10^{-4}$ ，在后100个epoch中，学习率被调整为 $10^{-5}$ ，训练时的batch size被设置为16。在完成网络的训练后，

利用实验场景中可观测弧段内的50张图像对网络性能进行测试，其平均分割正确率为90.73%。图6展示了对序列中3张ISAR图像的分割结果，可以看到在分割后的图像中，目标的帆板、主体结构以及背景被明显地区分开，证明了所提分割网络的有效性。

对分割后的ISAR图像序列进行点云重建，得到如图7(a)所示的点云。在该点云中，目标的帆板以及主体部分已经被不同颜色标出，可见点云形态能够反映目标航天器的基本结构，证明了所提二维图像分割-能量累积三维重建方法的有效性。

进而利用结构基元对重建得到的目标点云进行拟合。图7(b)以及表3—表5展示了对重建点云进行基元拟合后的可视化结果以及参数估计结果。图7(b)的结果显示拟合的基元基本覆盖了点云。同时相比于表3—表5第2列中对点云进行PCA参数提取的结果，点云拟合得到的数值更接近真实值。然而拟合结果与目标真实结构相比仍存在一些明显的误差，如估计的帆板轴向略偏、帆板的宽度过大等。表3—

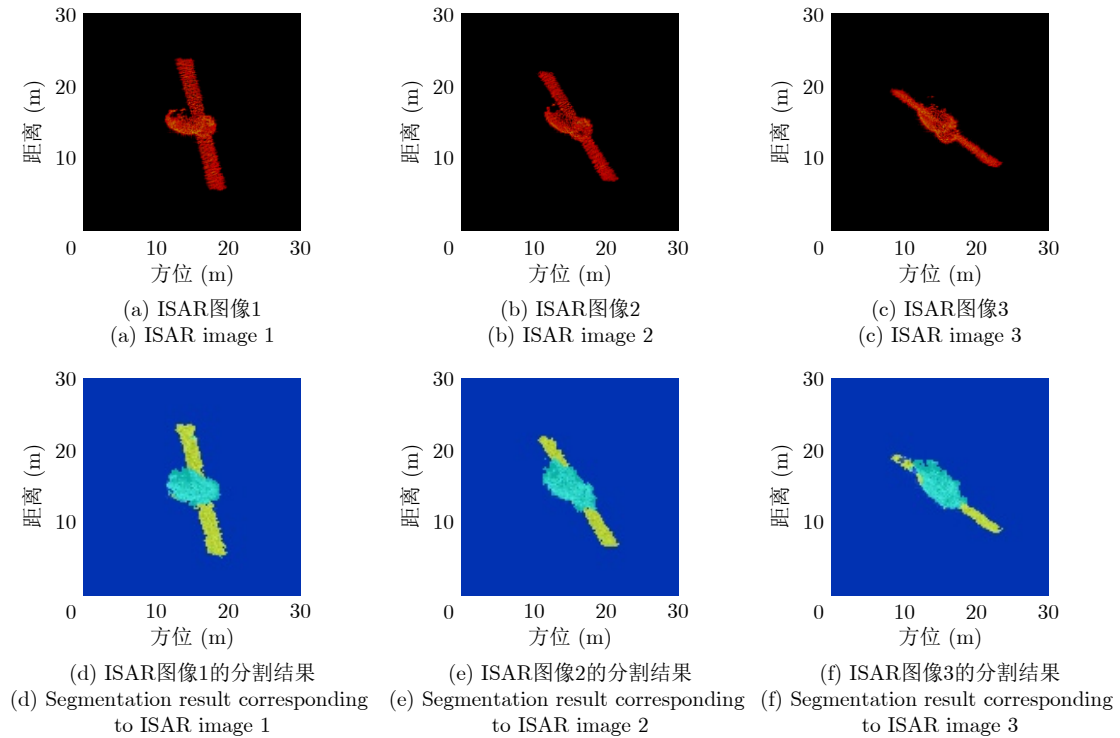


图 6 ISAR图像分割结果

Fig. 6 ISAR image segmentation results

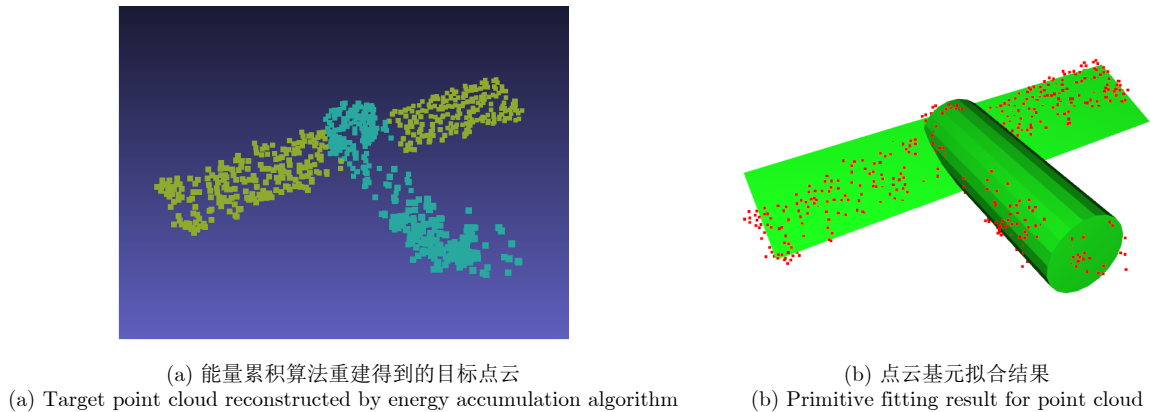


图 7 点云重建结果

Fig. 7 Results of point cloud reconstruction

表 3 几何参数提取结果(m)

Tab. 3 Geometric parameters extraction results (m)

| 参数         | PCA初始值 | 仅点云拟合  | 点云拟合+投影拟合 | 模型真值      |
|------------|--------|--------|-----------|-----------|
| 主轴直径 $D_c$ | 4.30   | 3.410  | 3.760     | 4.19(实验舱) |
| 主轴长度 $H_c$ | 12.97  | 10.696 | 11.712    | 11.95     |
| 帆板长度 $L_b$ | 19.92  | 19.140 | 19.580    | 19.82     |
| 帆板宽度 $W_b$ | 4.43   | 4.520  | 3.780     | 3.64      |

表5中第3列的参数结果从数值上说明了拟合结果与模型真值的误差。

接下来, 根据上述拟合得到的参数结果, 对三维基元进行投影比对优化。实验结果显示, 在未进

行图像投影优化前, 序列中所有50张图像的平均交并比为0.73, 优化后为0.87。图8展示了优化前后基元在成像平面上的投影与目标轮廓的对比。可见经过投影优化后, 基元投影与目标基本上已经重合。

表4 姿态参数提取结果(°)  
Tab. 4 Attitude parameters extraction results (°)

| 参数             | PCA初始值 | 仅点云拟合 | 点云拟合+投影拟合 | 模型真值 |
|----------------|--------|-------|-----------|------|
| 目标俯仰角 $\alpha$ | 90.05  | 83.09 | 91.05     | 90   |
| 目标偏航角 $\beta$  | 86.74  | 88.36 | 88.22     | 90   |
| 目标滚转角 $\gamma$ | 4.08   | 5.35  | 2.06      | 0    |
| 帆板倾角 $\theta$  | 18.74  | 22.51 | 21.42     | 20   |

表5 平移参数提取结果(m)  
Tab. 5 Translation parameters extraction results (m)

| 参数             | PCA初始值 | 仅点云拟合 | 点云拟合+投影拟合 | 模型真值 |
|----------------|--------|-------|-----------|------|
| $x$ 方向位移 $T_x$ | 0.62   | 0.88  | 1.38      | 1.79 |
| $y$ 方向位移 $T_y$ | -0.65  | -0.44 | -0.27     | 0    |
| $z$ 方向位移 $T_z$ | 0.07   | -0.02 | 0.05      | 0    |
| 帆板位移 $K_z$     | 2.21   | 2.21  | 2.01      | 1.78 |

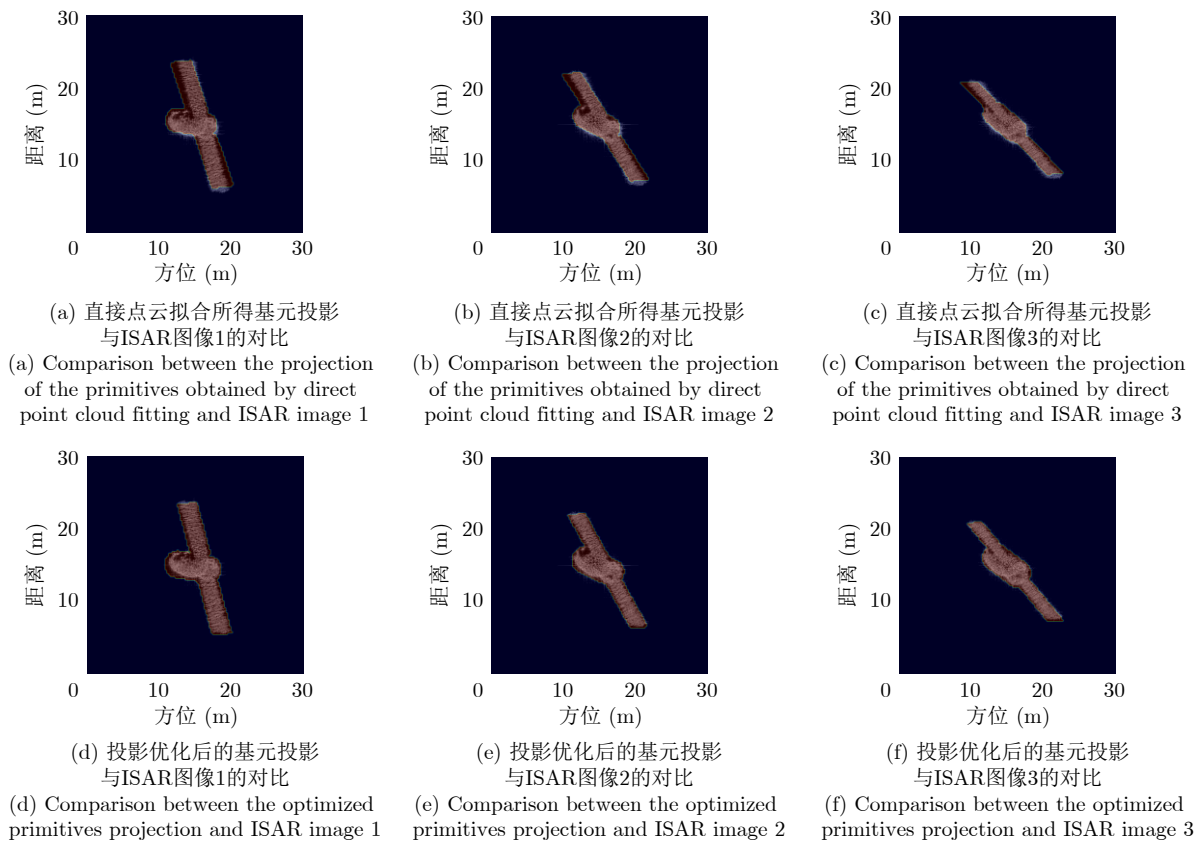


图8 不同方法获得的三维基元在成像平面上的投影与目标ISAR图像的对比

Fig. 8 Comparison between the projection of primitives reconstructed by different algorithms on imaging planes and the target ISAR images

同时从表3—表5第4列的数据可发现，相比于仅进行PCA与点云拟合的基元参数，引入投影比优化后的参数估计值精度有明显提升。另外，表3—表5的数据显示，优化后的参数仍然与真实值有一定差距。经初步分析，造成该现象的原因主要有3方面，首先是仿真的图像数据方面，由于采用了传统

的距离-多普勒成像算法，在某些成像角度，目标边缘处的散射中心存在一定的散焦现象，导致图像与目标三维结构投影匹配时出现了误差。其次，在一个观测弧段期间，ISAR图像对目标的成像角度有限，导致图像轮廓的部分缺失较多，在一定程度上干扰了拟合的过程。最后，由于目标的舱体并不

是一个规则的圆柱体, 使在拟合目标舱体半径时, 仅能够趋近一个平均近似值, 造成与目标舱体实际尺寸的差距。同时应该注意到, 在实测的ISAR图像中, 圆柱形主体的边缘处会存在随视角变化而移动的滑动型散射中心<sup>[27,28]</sup>, 该现象将影响能量累积三维重建的过程, 进而影响最终基元重建的效果, 这也是后续工作需要重点研究并解决的问题。

为了验证所提算法的稳定性, 我们进行了50次

$$\varepsilon_g = \sqrt{(D_c - \hat{D}_c)^2 + (H_c - \hat{H}_c)^2 + (L_b - \hat{L}_b)^2 + (W_b - \hat{W}_b)^2} \quad (16)$$

姿态误差定义为估计得到的目标三维姿态与姿态真值之间的罗德里格斯旋转角, 定义为式(17)中的形式, 其中,  $\mathbf{R}_t$ 与 $\mathbf{R}_e$ 分别为由3个姿态角的真值与估计值按照 $\gamma - \alpha - \beta$ 的顺序构成的旋转矩阵。

$$\varepsilon_e = \arccos\left(\frac{\text{tr}(\mathbf{R}_t^T \mathbf{R}_e) - 1}{2}\right) \quad (17)$$

平移误差定义为3个平移参数 $T_x, T_y, T_z$ 与真值之间误差的平方和, 用公式表示为

$$\varepsilon_t = \sqrt{(T_x - \hat{T}_x)^2 + (T_y - \hat{T}_y)^2 + (T_z - \hat{T}_z)^2} \quad (18)$$

为了进一步说明算法对整体三维结构的估计性能, 我们定义了三维结构交并比, 其计算方式基于点云距离。首先对真值模型和拟合基元进行泊松采样, 得到点云 $\mathbf{P}_{st}$ 与 $\mathbf{P}_{se}$ , 其采样点数分别为 $N_t$ 和 $N_e$ , 进而设置距离门限 $\xi_t$ , 若模型 $\mathbf{P}_{st}$ 的某点到另一模型 $\mathbf{P}_{se}$ 的距离小于 $\xi_t$ , 则认为该点与模型 $\mathbf{P}_{se}$ 相交, 反之亦然。定义 $\mathbf{P}_{st}$ 与 $\mathbf{P}_{se}$ 中的交点个数分别为 $N_{ft}$ 和 $N_{fe}$ , 则交并比可定义为

$$\text{IoU}_{3D} = \frac{\max(N_{ft}, N_{fe})}{\max(N_{ft}, N_{fe}) + (N_t - N_{ft}) + (N_e - N_{fe})} \quad (19)$$

该误差反映了重建的模型与真实模型之间的相似度, 当估计的基元模型与真值模型完全匹配, 即二者上任意一点与对方模型的距离都小于 $\xi_t$ 时, 该值取1。在本工作中,  $\xi_t$ 基于真值模型最大几何长度, 即其外接立方体的对角线长度 $l_{co} = \sqrt{D_c^2 + H_c^2 + L_b^2} = 24$  m来确定。

表6显示了算法不同阶段输出结果的平均误差, 在该表中, 点云距离门限值 $\xi_t$ 设置为 $l_{co}$ 的3%, 即0.72 m, 点云采样点数为5000点。

此外, 由于算法流程中涉及较多的迭代运算, 实验还分析了所提算法的时间效率。本文使用的实验平台为Intel (R) Core (TM) i7-10700 CPU @ 2.90 GHz以及两块NVIDIA 2080Ti GPU(11 GB),

蒙特卡罗仿真实验, 分析了不同实验步骤下得到的参数估计误差。为了更直观地说明误差大小, 本工作定义了几何误差、姿态误差、平移误差以及三维结构交并比4个指标项。其定义如下所示:

几何误差为4个表示目标几何结构的参数 $D_c, H_c, L_b$ 与 $W_b$ 的估计值与模型真值之间差值的开平方和, 该指标反映了估计值在结构尺寸与三维形状上与真实结构的相似度, 用公式表示为

使用Ubuntu 20.04操作系统。首先对于ISAR图像的分割, 由于完成网络训练后, 进行实验时不包含迭代操作, 仅使用神经网络进行前向传播推理运算, 因此其速度较快。统计50次实验的结果, 发现网络对一个序列50幅ISAR图像进行分割的时间仅为1.13 s。而对点云进行PCA分析以及基元拟合步骤中, 设置迭代次数为500次时, 其平均时间为957 ms。基于能量累积的ISAR图像三维重建是耗时最多的部分, 每优化得到一个散射点的三维坐标, 就需要进行一次完整的粒子群优化算法。当待优化点数设置为600时, 其平均运行时间为5184 s。对于投影比对优化, 由于每次粒子群迭代过程中都要涉及三维图形到二维平面的投影, 因此该部分计算耗时也比较多, 当优化序列中的图像数量为50, 尺寸为512像素×512像素时, 优化平均时间为1367 s。然而需要说明的是, 实际任务中对目标ISAR图像进行三维重建等解译工作是事后进行的, 对于算法的实时性并无十分严格的要求。因为对宽带雷达回波进行ISAR成像已经耗费了很长的时间。因此相比于算法在精度上的提升, 算法的耗时可以被接受。

最后, 为了进一步说明该方法对目标ISAR图像进行三维表示的有效性, 我们将所提算法与文献[16]中的点云重建算法与文献[18]中的基于深度学习的基元拟合三维表示算法进行了对比。实验采用式(19)定义的结构交并比作为性能指标。表7显示了在不同的距离阈值下, 3种算法的点云交并比。其中, 重建基元、真值模型点云采样数为5000, 算法[16]重建的ISAR点云数为556。可以看到所提算

表6 平均参数误差

Tab. 6 Average parameter errors

| 参数                                      | PCA初始值 | 仅点云拟合 | 点云拟合+投影拟合 |
|---|--------|-------|-----------|
| $\varepsilon_g$ (m)                     | 1.64   | 1.42  | 0.89      |
| $\varepsilon_e$ (°)                     | 6.07   | 5.59  | 2.92      |
| $\varepsilon_t$ (m)                     | 1.63   | 1.01  | 0.50      |
| $\text{IoU}_{3D}$ ( $\xi_t=3\%l_{co}$ ) | 0.62   | 2.21  | 0.92      |

表7 三维结构交并比对比  
Tab. 7 Comparison of IoU<sub>3D</sub>

| 参数                         | 本文方法 | 文献[16]方法 | 文献[18]方法 |
|----------------------------|------|----------|----------|
| $\xi_t=1\%l_{co}$ (0.24 m) | 0.29 | 0.28     | 0.07     |
| $\xi_t=2\%l_{co}$ (0.48 m) | 0.70 | 0.63     | 0.14     |
| $\xi_t=3\%l_{co}$ (0.72 m) | 0.92 | 0.77     | 0.21     |
| $\xi_t=4\%l_{co}$ (0.96 m) | 0.97 | 0.83     | 0.27     |
| $\xi_t=5\%l_{co}$ (1.20 m) | 0.99 | 0.88     | 0.33     |

法在各个阈值下皆优于其他算法。造成该现象的原因主要是点云重建算法得到的三维点云较为稀疏，不能完全地覆盖到目标结构的所有区域。而深度学习法在ISAR图像这种缺乏纹理信息，同时结构特征不明显的图像数据上难以有效推理出其真实三维结构，造成其重建结果与真实结构差距较大。图9反映了所提算法拟合出的基元、文献[16]重建的点

云以及文献[18]的深度学习算法对ISAR图像的重建结果与真值模型的对比。可以直观地发现利用本文所提算法得到的目标基元与目标真值模型匹配较好，且对模型描述的完整度较高。文献[16]算法重建的点云虽然与真值模型贴合较好，然而在某些角度出现了大面积的缺失。而深度学习方法得到的结果与真值模型差异较大。上述对比结果证明了所提算法的有效性。

#### 4 结语

针对当前空间目标ISAR图像三维表示方法受特征提取影响大、重建结果稀疏、难以提取结构状态参数等问题，本文提出了一种基于参数化结构基元的空间目标ISAR图像三维表示方法。该方法首先对目标ISAR图像进行语义分割，进而利用能量累积算法对分割后的图像序列进行三维重建，得到

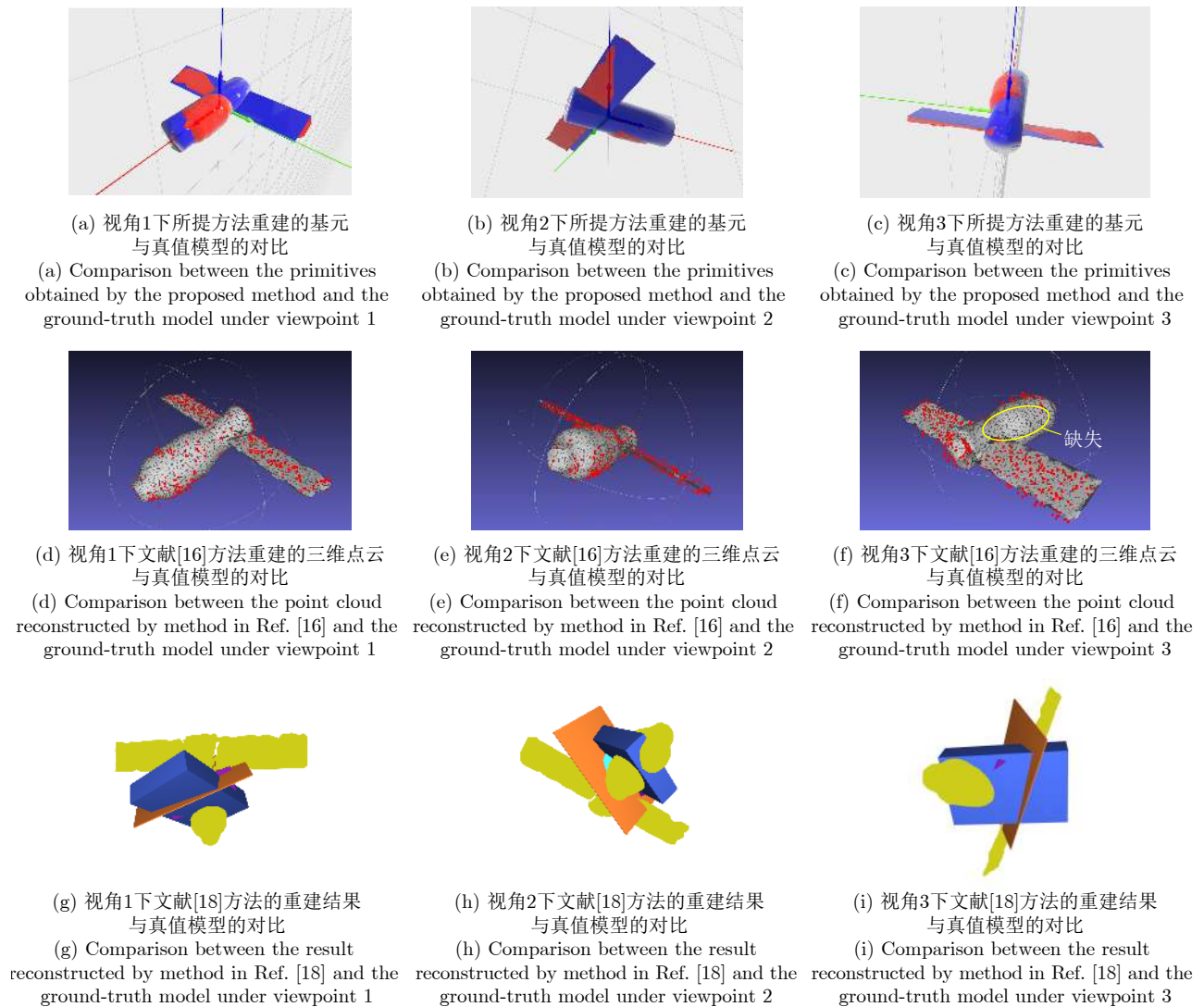


图9 重建结果与目标真值三维结构对比图

Fig. 9 Comparison between the reconstruction results and the three-dimensional structure of the ground-truth

目标不同部件的三维点云。对部件点云分别进行拟合,可得到参数化表示的目标三维结构基元。最后,将拟合出的基元投影至ISAR成像平面,并与相应的ISAR图像对比目标形状相似度,利用粒子群算法,优化得到最佳的目标基元参数。仿真实验证明了该算法的有效性。该算法可为空间目标监视中的目标识别、性能分析、意图判断等任务提供支撑。在接下来的工作中,作者将在暗室半实物仿真数据以及空间目标实测ISAR数据上对所提算法有效性进行验证,另外,作者将探索更具有普适性、更加复杂的目标三维基元表示形式,以适应更多的空间目标类型。

**利益冲突** 所有作者均声明不存在利益冲突

**Conflict of Interests** The authors declare that there is no conflict of interests

### 参 考 文 献

- [1] 田彪,刘洋,呼鹏江,等.宽带逆合成孔径雷达高分辨成像技术综述[J].雷达学报,2020,9(5):765-802. doi: [10.12000/JR20060](https://doi.org/10.12000/JR20060).  
TIAN Biao, LIU Yang, HU Pengjiang, et al. Review of high-resolution imaging techniques of wideband inverse synthetic aperture radar[J]. *Journal of Radars*, 2020, 9(5): 765-802. doi: [10.12000/JR20060](https://doi.org/10.12000/JR20060).
- [2] 周叶剑,马岩,张磊,等.空间目标在轨状态雷达成像估计技术综述[J].雷达学报,2021,10(4):607-621. doi: [10.12000/JR21086](https://doi.org/10.12000/JR21086).  
ZHOU Yejian, MA Yan, ZHANG Lei, et al. Review of on-orbit state estimation of space targets with radar imagery[J]. *Journal of Radars*, 2021, 10(4): 607-621. doi: [10.12000/JR21086](https://doi.org/10.12000/JR21086).
- [3] Fraunhofer FHR Lab. Space observation radar TIRA[EB/OL]. <https://www.fhr.fraunhofer.de/en/the-institute/technical-equipment/Space-observation-radar-TIRA.html>, 2020.
- [4] Fraunhofer FHR Lab. Monitoring the re-entry of the Chinese space station Tiangong-1 with TIRA[EB/OL]. <https://www.fhr.fraunhofer.de/en/sections/Radar-for-Space-Situational-Awareness-RWL/monitoring-the-re-entry-of-the-chinese-space-station-tiangong-1-with-tira.html>, 2018.
- [5] ZHOU Yejian, ZHANG Lei, CAO Yunhe, et al. Attitude estimation and geometry reconstruction of satellite targets based on ISAR image sequence interpretation[J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2019, 55(4): 1698-1711. doi: [10.1109/TAES.2018.2875503](https://doi.org/10.1109/TAES.2018.2875503).
- [6] ZHOU Yejian, ZHANG Lei, and CAO Yunhe. Dynamic estimation of spin spacecraft based on multiple-station ISAR images[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2020, 58(4): 2977-2989. doi: [10.1109/TGRS.2019.2959270](https://doi.org/10.1109/TGRS.2019.2959270).
- [7] ZHOU Yejian, ZHANG Lei, CAO Yunhe, et al. Optical-and-radar image fusion for dynamic estimation of spin satellites[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2020, 29: 2963-2976. doi: [10.1109/TIP.2019.2955248](https://doi.org/10.1109/TIP.2019.2955248).
- [8] XIE Pengfei, ZHANG Lei, DU Chuan, et al. Space target attitude estimation from ISAR image sequences with key point extraction network[J]. *IEEE Signal Processing Letters*, 2021, 28: 1041-1045. doi: [10.1109/LSP.2021.3075606](https://doi.org/10.1109/LSP.2021.3075606).
- [9] ZHOU Jianxiong, SHI Zhiguang, and FU Qiang. Three-dimensional scattering center extraction based on wide aperture data at a single elevation[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2015, 53(3): 1638-1655. doi: [10.1109/tgrs.2014.2346509](https://doi.org/10.1109/tgrs.2014.2346509).
- [10] 白雪茹.空天目标逆合成孔径雷达成像新方法研究[D].[博士学位论文],西安电子科技大学,2011.  
BAI Xueru. Study on new techniques for ISAR imaging of aerospace targets[D]. [Ph.D. dissertation], Xidian University, 2011.
- [11] FERRARA M, ARNOLD G, and STUFF M. Shape and motion reconstruction from 3D-to-1D orthographically projected data via object-image relations[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2009, 31(10): 1906-1912. doi: [10.1109/TPAMI.2008.294](https://doi.org/10.1109/TPAMI.2008.294).
- [12] MCFADDEN F E. Three-dimensional reconstruction from ISAR sequences[C]. SPIE 4744, Sensor Technology and Data Visualization, Orlando, USA, 2002: 58-67. doi: [10.1117/12.488289](https://doi.org/10.1117/12.488289).
- [13] LIU Lei, ZHOU Feng, BAI Xueru, et al. Joint cross-range scaling and 3D geometry reconstruction of ISAR targets based on factorization method[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2016, 25(4): 1740-1750. doi: [10.1109/TIP.2016.2526905](https://doi.org/10.1109/TIP.2016.2526905).
- [14] WANG Canyu, JIANG Libing, LI Mengxi, et al. Slow-spinning spacecraft cross-range scaling and attitude estimation based on sequential ISAR images[J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2023, 59(6): 7469-7485. doi: [10.1109/TAES.2023.3291337](https://doi.org/10.1109/TAES.2023.3291337).
- [15] WANG Feng, XU Feng, and JIN Yaqiu. Three-dimensional reconstruction from a multiview sequence of sparse ISAR imaging of a space target[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2018, 56(2): 611-620. doi: [10.1109/TGRS.2017.2737988](https://doi.org/10.1109/TGRS.2017.2737988).
- [16] LIU Lei, ZHOU Zuobang, ZHOU Feng, et al. A new 3-D geometry reconstruction method of space target utilizing the scatterer energy accumulation of ISAR image sequence[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2020, 58(12): 8345-8357. doi: [10.1109/TGRS.2020.2986465](https://doi.org/10.1109/TGRS.2020.2986465).
- [17] PASCHALIDOU D, VAN GOOL L, and GEIGER A.

- Learning unsupervised hierarchical part decomposition of 3D objects from a single RGB image[C]. 2020 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, Seattle, USA, 2020: 1057–1067. doi: [10.1109/CVPR42600.2020.00114](https://doi.org/10.1109/CVPR42600.2020.00114).
- [18] KLUGER F, ACKERMANN H, BRACHMANN E, *et al.* Cuboids revisited: Learning robust 3D shape fitting to single RGB images[C]. 2021 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, Nashville, USA, 2021: 13065–13074. doi: [10.1109/CVPR46437.2021.01287](https://doi.org/10.1109/CVPR46437.2021.01287).
- [19] RONNEBERGER O, FISCHER P, and BROX T. U-Net: Convolutional networks for biomedical image segmentation[C]. 18th International Conference on Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention, Munich, Germany, 2015: 234–241. doi: [10.1007/978-3-319-24574-4\\_28](https://doi.org/10.1007/978-3-319-24574-4_28).
- [20] QUADRELLI M B. Spacecraft dynamics and control: An introduction [bookshelf][J]. *IEEE Control Systems Magazine*, 2015, 35(2): 103–106. doi: [10.1109/MCS.2014.2385295](https://doi.org/10.1109/MCS.2014.2385295).
- [21] BELLEKENS B, SPRUYT V, BERKVEN R, *et al.* A survey of rigid 3D pointcloud registration algorithms[C]. The Fourth International Conference on Ambient Computing, Applications, Services and Technologies, Rome, Italy, 2014: 8–13.
- [22] KINGMA D P and BA J. Adam: A method for stochastic optimization[C]. 3rd International Conference on Learning Representations, San Diego, USA, 2015: 13.
- [23] OTSU N. A threshold selection method from gray-level histograms[J]. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*, 1979, 9(1): 62–66. doi: [10.1109/TSMC.1979.4310076](https://doi.org/10.1109/TSMC.1979.4310076).
- [24] BOAG A. A fast physical optics (FPO) algorithm for high frequency scattering[J]. *IEEE Transactions on Antennas and Propagation*, 2004, 52(1): 197–204. doi: [10.1109/tap.2003.822426](https://doi.org/10.1109/tap.2003.822426).
- [25] 邹嘉玮, 何思远, 杨泽望, 等. 复杂目标雷达图像形成机理分析[J]. 科学技术与工程, 2022, 22(28): 12468–12475. doi: [10.3969/j.issn.1671-1815.2022.28.029](https://doi.org/10.3969/j.issn.1671-1815.2022.28.029).
- ZOU Jiawei, HE Siyuan, YANG Zewang, *et al.* Analysis of radar image formation mechanism of complex target[J]. *Science Technology and Engineering*, 2022, 22(28): 12468–12475. doi: [10.3969/j.issn.1671-1815.2022.28.029](https://doi.org/10.3969/j.issn.1671-1815.2022.28.029).
- [26] 董纯柱, 胡利平, 朱国庆, 等. 地面车辆目标高质量SAR图像快速仿真方法[J]. 雷达学报, 2015, 4(3): 351–360. doi: [10.12000/JR15057](https://doi.org/10.12000/JR15057).
- DONG Chunzhu, HU Liping, ZHU Guoqing, *et al.* Efficient simulation method for high quality SAR images of complex ground vehicles[J]. *Journal of Radars*, 2015, 4(3): 351–360. doi: [10.12000/JR15057](https://doi.org/10.12000/JR15057).
- [27] 崔闪, 李胜, 闫华. 一种基于HRRP的三维散射中心提取方法[J]. 系统仿真学报, 2018, 30(2): 443–451. doi: [10.16182/j.issn1004731x.joss.201802010](https://doi.org/10.16182/j.issn1004731x.joss.201802010).
- CUI Shan, LI Sheng, and YAN Hua. A method of 3D scattering center extraction based on multiple HRRP series[J]. *Journal of System Simulation*, 2018, 30(2): 443–451. doi: [10.16182/j.issn1004731x.joss.201802010](https://doi.org/10.16182/j.issn1004731x.joss.201802010).
- [28] 闫华, 张磊, 陆金文, 等. 任意多次散射机理的GTD散射中心模型频率依赖因子表达[J]. 雷达学报, 2021, 10(3): 370–381. doi: [10.12000/JR21005](https://doi.org/10.12000/JR21005).
- YAN Hua, ZHANG Lei, LU Jinwen, *et al.* Frequency-dependent factor expression of the GTD scattering center model for the arbitrary multiple scattering mechanism[J]. *Journal of Radars*, 2021, 10(3): 370–381. doi: [10.12000/JR21005](https://doi.org/10.12000/JR21005).

### 作者简介

王粲雨, 博士生, 主要研究方向为雷达信号与数据处理、太空态势感知、视觉三维重建等。

蒋李兵, 博士, 副教授, 主要研究方向为雷达信号与数据处理、SAR图像解译、电磁计算等。

任笑圆, 博士, 讲师, 主要研究方向为计算机视觉、计算机图形学等。

王 壮, 博士, 教授, 主要研究方向为雷达信息处理、空间目标监视、自动目标识别。

(责任编辑: 于青)