

文章编号:1001-5078(2024)12-1936-05

· 图像与信号处理 ·

## 基于高斯基的 SAR 图像重建技术研究

张月婷<sup>1,2,3</sup>, 李文劫<sup>1,2,3</sup>, 郭嘉逸<sup>1,2,3</sup>, 周光尧<sup>1,2,3</sup>

(1. 中国科学院空天信息创新研究院, 北京 100190;

2. 中国科学院空间信息处理与应用系统技术重点实验室, 北京 100190; 3. 中国科学院大学, 北京 100049)

**摘要:**3D 高斯泼溅通过高斯基替代了传统点云, 利用其平滑特性, 在保持数据精度的同时, 有效地处理并可视化三维空间中的散点数据, 实现更加连续和自然的图像渲染效果, 在光学图像领域取得了重大成果, 并成为了近期的研究热点。在 SAR 图像应用领域中, 属性散射中心模型常被作为图像的基使用。本文尝试使用高斯基替代属性散射中心模型, 通过实验对比了高斯基、属性散射中心模型, 以及实际应用中常用的简化属性散射中心模型在 SAR 图像重建任务中的表现。结果表明, 高斯基方法在能提供更优的图像重建质量前提下, 在速度和稳定性上表现明显优于属性散射中心模型, 该结果为 SAR 图像特征与目标信息提取提供了新思路。

**关键词:**SAR 图像重建; 3D 高斯泼溅; 属性散射中心

中图分类号: TP391; TN958.98 文献标识码: A DOI: 10.3969/j.issn.1001-5078.2024.12.019

## Research on SAR image reconstruction techniques based on Gaussian basis

ZHANG Yue-ting<sup>1,2,3</sup>, LI Wen-jie<sup>1,2,3</sup>, GUO Jia-yi<sup>1,2,3</sup>, ZHOU Guang-yao<sup>1,2,3</sup>

(1. Aerospace Information Research Institute, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100190, China;

2. Key Laboratory of Technology in Geo-spatial Information Processing and Application System, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100190, China; 3. University of the Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049, China)

**Abstract:** 3D Gaussian splash substitutes traditional point clouds with Gaussian bases, utilizing their smooth characteristics. While maintaining data accuracy, it effectively processes and visualizes scattered data in three-dimensional space, achieving a more continuous and natural image rendering effects. This has made significant achievements in the field of optical imaging and has become a recent research hotspot. In the application domain of SAR imaging, the attribute scattering center model is often used as the basis for images. In this paper, an attempt is made to use Gaussian bases instead of attribute scattering center model. Through experimental comparisons, the performance of Gaussian bases, the attribute scattering center model, and the commonly used simplified attribute scattering center model in SAR image reconstruction tasks are analyzed. The results show that the Gaussian basis method offers superior image reconstruction quality, with significantly better performance in terms of speed and stability compared to the attribute scattering center model. These findings provide new insights for feature and target information extraction in SAR images.

**Keywords:** SAR image reconstruction; 3D Gaussian splash; attribute scattering center

基金项目: 国家自然科学基金项目 (No. 61991421; No. 61991420) 资助。

作者简介: 张月婷 (1983 -), 女, 博士, 副研究员, 主要研究领域为合成孔径雷达 (SAR) 图像以及光学遥感图像的理解与应用。E-mail: zhangyueting06@mails.ucas.ac.cn

通讯作者: 李文劫, 男, 硕士研究生, 研究方向为 SAR 图像处理技术等。E-mail: 471097028@qq.com

收稿日期: 2024-02-06; 修订日期: 2024-02-21

## 1 引言

合成孔径雷达(SAR)是一种高分辨率的雷达系统,它利用移动的雷达平台(如飞机或卫星)来模拟一个大型的合成天线,从而提高成像能力。SAR 因其全天时、全天候的特性,广泛应用于地球观测、军事侦察和环境监测等领域。其优势在于能够穿透云层和细小粒子,获得地面或目标的高分辨率图像。

三维处理技术的进步为 SAR 图像的解译和目标信息提取提供了新的视角。三维高斯泼溅(3D Gaussian Splatting)技术<sup>[1]</sup>在图像处理领域取得了显著的进展,成为了当下的研究热点。该技术的一个关键创新是使用高斯基来替代传统的点云表示,这种方法不仅改善了图像的空间分辨率,还大大减少了数据处理时的计算负担。高斯泼溅通过对空间中的点云进行平滑处理,使得图像细节更加丰富,同时保持了数据的完整性。

与之类似的是,在 SAR 领域中常用属性散射中心模型对目标进行表征。属性散射中心模型将复杂目标分解为简单的散射元素,从而使得目标的解析和识别更为精确。基于此,对于将 3D 高斯泼溅方法迁移到 SAR 图像处理领域的尝试,一个较为合理的思路是使用属性散射中心模型替代高斯基。

目前尚无关于高斯基对 SAR 图像中目标的表征效果的研究,本文探索了高斯基平滑特性在 SAR 图像上的表现,结合 3D 高斯泼溅中的克隆与剪枝优化算法,与属性散射中心的目标表征性能进行对比。本文对采用高斯基代替属性散射中心进行 SAR 图像信息提取与重建进行了研究,以为未来的后续研究提供基础。

本文的主要贡献有:

1)首次将三维高斯泼溅方法引入 SAR 图像重建过程,建立了基于三维高斯方法的 SAR 图像重建算法,基于 MSTAR 数据开展了实验,验证了方法的有效性,证明了将 3D 高斯泼溅技术迁移到 SAR 图像重建应用领域的可行性;

2)基于实际数据,对比分析了高斯基和属性散射中心模型在 SAR 图像重建领域的应用效果。结果显示,高斯基在重建质量上与属性散射中心模型相当,而运算速度明显更优,在部分应用环境下,可以替代属性散射中心模型。

## 2 原理

### 2.1 三维高斯泼溅与高斯基

3D 高斯泼溅是用于实时辐射场渲染的 3D 高斯分布描述的一种光栅化技术,它允许实时渲染从小图像样本中学习到的逼真场景。该技术提出几个月内,已有许多相关应用,如新视图合成、3D 交互式分割、单视图 3D 重建、文本到 3D 转换等等<sup>[2-4]</sup>,证明了该方法的价值与潜力。

对于一维高斯,即正态分布:

$$N_{\mu,\sigma}(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} \exp\left(-\frac{(x-\mu)^2}{2\sigma^2}\right) \quad (1)$$

对  $x$  进行积分可得到分布中数据落在某一区间的概率,其中,99.74% 落入  $[\mu - 3\sigma, \mu + 3\sigma]$  区间内。因此,一组  $\mu, \sigma$  可以确定一个一维高斯分布函数,进而确定一条线段  $[\mu - 3\sigma, \mu + 3\sigma]$ 。

类似的,对于二维高斯分布:

$$N(x,y) = \frac{1}{2\pi\sigma_x\sigma_y\sqrt{1-\rho^2}} \cdot \exp\left(-\frac{1}{2(1-\rho^2)} \cdot \left[\frac{(x-\mu_x)^2}{\sigma_x^2} + \frac{(y-\mu_y)^2}{\sigma_y^2} - \frac{2\rho(x-\mu_x)(y-\mu_y)}{\sigma_x\sigma_y}\right]\right) \quad (2)$$

其中,  $\mu_x$  和  $\mu_y$  分别为  $x$  和  $y$  的均值,  $\sigma_x$  和  $\sigma_y$  是对应的标准差。进而,该函数可以确定二维空间上的一个以  $(x,y)$  为中心的椭圆。

高斯基因其可微性质,可以作为深度学习中表征物体的方法。实验证明了其有效性,且在优化速度等性能表现上较好。然而,该方法的解释性较差,没有相应数学推导证明该建模方法的合理性。

### 2.2 属性散射中心

对于 SAR 图像,有一种被广泛应用的、具有可微性质的表征方法,即属性散射中心模型<sup>[5]</sup>。属性散射中心模型是基于几何绕射理论(Geometrical Theory of Diffraction, GTD)和物理光学理论,用于描述高频区复杂目标散射特性的参数模型。对于特定目标,将其散射回波  $E(f,\phi;\theta)$  分解为数个独立的散射中心回波的叠加:

$$E(f,\phi;\theta) = \sum_{i=1}^N E_i(f,\phi;\theta_i) \quad (3)$$

$$E_i(f,\phi;\theta_i) = A_i \cdot \left(j \frac{f}{f_c}\right)_i^\alpha \cdot$$

$$\exp\left(\frac{-j4\pi f}{c}(x_i \cos \phi + y_i \sin \phi)\right) \cdot$$

$$\text{sinc}\left(\frac{2\pi f}{c} L_i \sin(\phi - \phi_i)\right) \cdot$$

$$\exp(-2\pi f \gamma_i \sin \phi) \quad (4)$$

其中,  $f$  是雷达频率;  $\phi$  是方位角;  $\theta = [\theta_1^T, \theta_2^T, \dots, \theta_N^T]$  为属性散射中心模型的参数集。  $\theta_i = \{A_i, \alpha_i, L_i, \bar{\phi}_i, \gamma_i, x_i, y_i\}$  是第  $i$  个属性散射中心的参数。  $A_i$  为幅度,  $\alpha_i$  为频率依赖因子, 其取值范围为  $\alpha_i \in \{-1, -0.5, 0, 0.5, 1\}$ 。  $L_i$  是散射中心长度,  $\bar{\phi}_i$  为方向角,  $\gamma_i$  为方位依赖,  $x_i, y_i$  为属性散射中心在距离维和方向维上的坐标。 属性散射中心可分为局部式散射中心和分布式散射中心。 当  $L_i = \bar{\phi}_i = 0$  时, 在 SAR 图像上表现为一个亮点, 此时为局部式散射中心。 当  $L_i \neq 0, \gamma_i = 0$  时, 在 SAR 图像上通常表现为一条亮带, 此时为分布式散射中心。

属性散射中心模型经由理论计算得出, 能较好的表征目标的散射特性。 然而, 在实际应用中同样存在问题。 现有的属性散射中心提取方法大致可分为谱分析法、OMP 类方法、深度学习类方法三类方法<sup>[6-11]</sup>。

其中, 谱分析法对分布式散射中心的提取效果较差; OMP 类方法由于其参数较多, 计算速度都很慢, 不能满足实际应用需求; 深度学习类方法整体提取的精度不高。 且无论采用哪种方法, 参数组  $\theta_i$  中, 对  $\alpha_i, \gamma_i$  两项的提取往往误差极大。

### 3 实验

本文对比了高斯基与属性散射中心在 SAR 图像重建上的性能表现。 由于属性散射中心的部分参数计算不稳定性的原因, 本文应用了一组实际应用中较常用的模型作为对照<sup>[6,8-9]</sup>, 即认为  $L_i = \bar{\phi}_i = 0$ , 此时只存在局部式散射中心, 又使对重建图像影响较小的  $\alpha_i, \gamma_i$  也设为 0, 提高了重建的效率。 此时属性散射中心模型简化为:

$$E_i(f, \phi; \theta_i) = A_i \cdot \exp\left(\frac{-j4\pi f}{c}(x_i \cos \phi + y_i \sin \phi)\right) \quad (5)$$

下文将该模型简称为局部散射中心。

在提取方法上, 均使用后向传播算法, 采用 Adam 优化器进行迭代, 并观察三组的重建效果。

对于使用高斯基的一组, 采用和 3D 高斯泼溅相同的剪枝与克隆策略, 如下图所示。 在每一次迭代后, 根据每一个高斯椭圆的强度、梯度和尺寸决定是否需要进行剪枝或克隆。

(1) 对于强度  $A$  低于阈值的高斯椭圆, 直接删除它。

(2) 对于梯度较大, 且尺寸较大的高斯椭圆, 将其分裂为两个较小的高斯椭圆。

(3) 对于梯度较大, 且尺寸较小的高斯椭圆, 在其动量方向克隆一个相同的高斯椭圆。

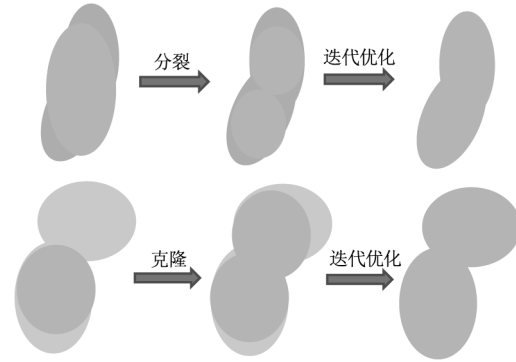


图 1 克隆与剪枝策略示意图

Fig. 1 Schematic diagram of cloning and pruning strategies

该策略的主要目的使模型在训练期间可以自主动态调整高斯基数量, 而不再需要在初始设置过量的高斯基, 且在迭代过程中会自动删去不需要的高斯基, 从而达到优化迭代速度的效果。

初步实验发现该训练策略只有对高斯基有明显的提升, 对于两种属性散射中心方法效果不明显, 因此没有对其余两组采用该策略。

#### 3.2 实验设置

实验共设置两组, 分别是 MSTAR 数据集重建以及 TerraSar-X 实测数据重建。 为了定量的显示出三组基在 SAR 图像重建的性能差异, 实验设置了以下参数:

(1)  $RMSE_i$ : 均方根误差, 用于衡量重建效果。 其角标  $i$  代表在迭代了  $i$  次后的均方根误差结果, 均选择迭代次数足够多、结果稳定后的数据。 计算公式为:

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n [(x_i - x'_i)^2 + (y_i - y'_i)^2]} \quad (6)$$

(2)  $T_{epoch}$ : 每次迭代所需时间, 用于衡量不同基的迭代耗时

在 3.5 小节中, 将单独对比三组基的收敛速度。

#### 3.3 MSTAR 数据集实验

第一组实验使用 MSTAR 数据集中 ZSU-23/4 目标数据, 分辨率为 0.3 m, 该数据的特征是噪声较大, 目标尺寸较小。 实验结果如图 2 所示。

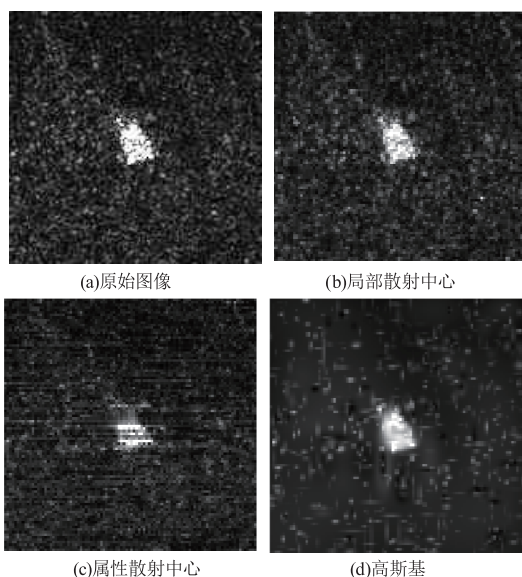


图2 MSTAR 数据集实验结果

Fig. 2 Experimental results on the MSTAR dataset

表1 MSTAR 数据集实验结果

Tab. 1 Experimental results on the MSTAR dataset

项目	$RMSE_{7000}$	$T_{epoch} / s$
局部散射中心	<b>0.0016</b>	1.25
属性散射中心	0.2733	2.51
高斯基	0.0025	<b>0.55</b>

从图2和表1中可以看出,使用局部散射中心模型和高斯基的重建效果都较好,高斯基迭代速度最快,但重建图像存在模糊失真,而局部散射中心模型在目标区域有噪点。属性散射中心模型重建效果最差,目标明显失真。

### 3.4 TerraSar-X 实测数据实验

第二组实验使用 TerraSar-X 卫星的实测数据,以飞机为目标,该数据的目标尺寸较大,且各强散射结构位置分明。实验结果如图3、表2所示。

本小节实验中,使用高斯基的重建速度最快,质量也最好;使用局部散射中心模型的重建质量也较好,但存在明显噪点;使用属性散射中心模型的图像呈明显的条带状噪声,且速度最慢。

### 3.5 收敛速度

图4为三种不同基的收敛速度对比,图中横坐标为迭代次数,纵坐标为对应的重建图像与原始图像间的均方根误差,并且为了使图像更加直观,对其进行了取对数操作。

图4中,半透明底曲线为原始曲线。由于存在

震荡,不利于观察整体趋势,对其进行一定的平滑处理后绘制为相应的不透明曲线。

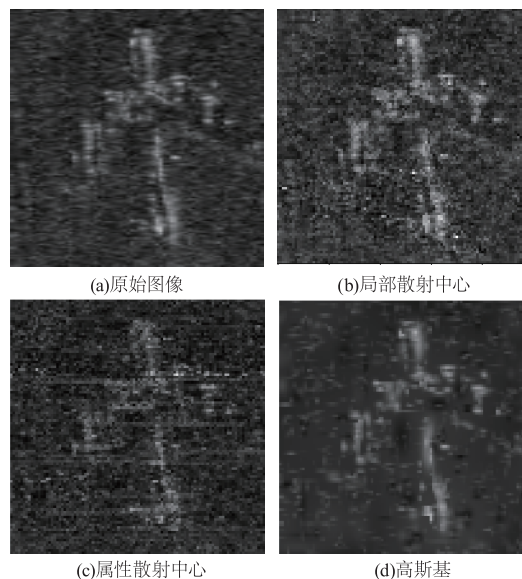


图3 TerraSar-X 实测数据实验结果

Fig. 3 Experimental results with TerraSar-X data

表2 TerraSar-X 实测数据实验结果

Tab. 2 Experimental results with TerraSar-X data

项目	$RMSE_{5000}$	$T_{epoch} / s$
局部散射中心	0.0030	1.19
属性散射中心	0.0195	2.00
高斯基	<b>0.0026</b>	<b>0.46</b>

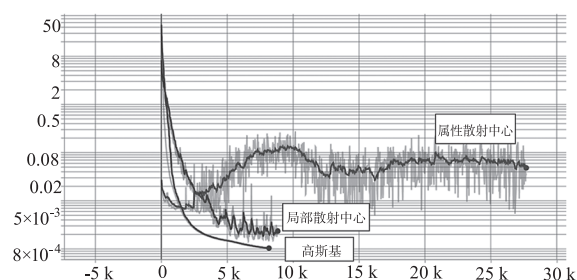


图4 三种基的收敛速度对比

Fig. 4 Comparison of convergence speeds of three different bases

可以看出,高斯基收敛速度最快,且最为稳定,没有出现震荡情况。其次是局部散射中心模型,从前两节的重建结果图像也可以看出,这两种基的效果较好。而属性散射中心模型在初始状况较好(均方根误差只有0.02左右,随机生成的初始参数接近真实值)的条件下,仍然较难收敛,存在明显的震荡情况。

产生这一现象的主要原因是属性散射中心模型虽然物理意义最强、最接近真实情况。但由于其中

参数较多,且部分参数对重建结果影响较小。因此训练难度较高。而高斯基作为对真实值的不精确估计,其训练成本却最低,因此迭代速率最快。

#### 4 总结与展望

本文受3D高斯泼溅研究的启发,从实验的角度证明了使用高斯基对合成孔径雷达图像进行重建具备一定的可行性。其从速度和质量两个角度均超越了使用属性散射中心模型方法。对于不需要探究目标散射特性,仅希望通过一组基对图像进行压缩,或者提取目标的特征进行目标检测、分类等任务时,能具有比属性散射中心模型更好的性能。

对于实际应用中常用的属性散射中心模型简化方法,采用高斯基重建的质量与其相似,但训练速度明显更快,且稳定性更强。这种简化的属性散射中心模型就存在物理意义较弱的缺陷,因此在大部分应用场合下,高斯基应当可以作为其替代。

后续工作可以有两个方向:一是进一步研究利用高斯基对合成孔径雷达进行提取与重建;二是将具有优秀性能的3D高斯泼溅方法引入SAR图像处理领域,实验已经证明高斯基对SAR图像仍然有效,因此迁移该方法具备可行性。

#### 参考文献:

- [1] Kerbl B, Kopanas G, Leimkühler T, et al. 3D Gaussian splatting for real-time radiance field rendering[J]. ACM Transactions on Graphics, 2023, 42(4): .
- [2] Cen J, Fang J, Yang C, et al. Segment any 3D Gaussians[J]. arXiv preprint arXiv:2312.00860, 2023.
- [3] Szymanowicz S, Rupprecht C, Vedaldi A. Splatter image: Ultra-fast single-view 3D reconstruction[J]. arXiv preprint arXiv:2312.13150, 2023.
- [4] Chen Z, Wang F, Liu H. Text-to-3D using Gaussian splatting[J]. arXiv preprint arXiv:2309.16585, 2023.
- [5] Potter L C, Moses R L. Attributed scattering centers for SAR ATR[J]. IEEE Transactions On Image Processing, 1997, 6(1): 79-91.
- [6] Yang D, Ni W, Du L, et al. Efficient attributed scatter center extraction based on image-domain sparse representation[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2020, 68: 4368-4381.
- [7] Zhang X. Noise-robust target recognition of SAR images based on attribute scattering center matching[J]. Remote Sensing Letters, 2019, 10(2): 186-194.
- [8] Li T, Du L. SAR automatic target recognition based on attribute scattering center model and discriminative dictionary learning[J]. IEEE Sensors Journal, 2019, 19(12): 4598-4611.
- [9] Moses R L, Potter L C, Gupta I J. Feature extraction using attributed scattering center models for model-based automatic target recognition(ATR)[R]. STINFO Final Report AFRL-SN-WP-TR-2006-1004, Air Force Research Laboratory(AFRL) and Defense Advanced Research Projects Agency(DARPA), Wright-Patterson AFB, Ohio, 2005.
- [10] Jing M, Zhang G. Attributed scattering center extraction with genetic algorithm[J]. IEEE Transactions on Antennas and Propagation, 2020, 69(5): 2810-2819.
- [11] Guo K Y, Xiao G L, Zhai Y, et al. Angular glint error simulation using attributed scattering center models[J]. IEEE access, 2018, 6: 35194-35205.