文章编号:1001-9014(XXXX)XX-0001-14

DOI:10. 11972/j. issn. 1001-9014. XXXX. XX. 001

# 基于反射层析激光雷达的目标轮廓图像重建

郭 睿<sup>1</sup>, 楼 荑<sup>1</sup>, 张鑫源<sup>2,3\*</sup>, 郭 亮<sup>4</sup>, 胡以华<sup>2,1</sup>
(1. 西北工业大学自动化学院,西安710129;
2. 国防科技大学脉冲功率激光技术国家重点实验室,合肥 230037;
3. 国科大杭州高等研究院杭州 310024;
4. 西安电子科技大学光电工程学院西安710071)

摘要:反射层析激光雷达(RTL)采用激光探测器获取多角度下的目标回波投影数据,进而对目标轮廓图像进行重建,但由于探测角度受限,获取的探测数据往往是不完备的。因此本文在介绍激光雷达反射层析原理和技术时,针对激光探测投影数据角度不完备情况尤其是投影数据角度大量缺失的情况,提出一种联合投影数据结构稀疏和超分辨卷积神经网络(CNN)的 RTL 目标轮廓重建方法。不同于在传统 RTL 成像中引入稀疏求解模型,本文通过投影数据的结构稀疏对角度缺失下的投影数据进行恢复,在此基础上联合超分辨 CNN 技术对恢复的全角度投影数据进行进一步恢复,进而采用激光雷达反射层析方法实现角度缺失时的目标轮廓图像完整重建。同时,设计基于面元法的激光回波投影数据仿真和外场实验,通过对比联合不同稀疏模型的代数迭代重建方法,验证所提方法在不同投影数据探测情况下的目标轮廓重建能力。

关键 词:反射层析激光雷达;回波投影数据;不完备角度;目标轮廓图像重建 文献标识码:A

# Target contour image reconstruction based on reflective tomography lidar

GUO Rui<sup>1</sup>, LOU Yi<sup>1</sup>, ZHANG Xin-Yuan<sup>2,3\*</sup>, GUO Liang<sup>4</sup>, HU Yi-Hua<sup>2,1</sup>

(1. School of Automation, Northwestern Polytechnical University, Xi'an 710129, China;

2. State Key Lab. of Pulsed Power Laser Technology, National University of Defense Technology, Hefei 230037,

China;

3. Hangzhou Institute for Advanced Study, University of Chinese Academy of Sciences, Hanzhou 310024, China;
4. School of Optoelectronics Engineering, Xidian University, Xi'an 710071, China)

Abstract: Reflective tomography lidar (RTL) uses laser detectors to obtain target echo projection data from multiple angles, and then reconstructs the target contour image. Although the spatial resolution is not limited by the detection distance, the acquired detection data is often incomplete due to the limited detection angle. Therefore, while introducing the principles and techniques of lidar reflective tomography, this paper aims at the target contour image reconstruction with the projection data under incomplete angles. Especially in lack of projection data under many angles, a method combines structural sparsity of projection data with super-resolution convolutional neural network (CNN) is proposed for RTL target contour image reconstruction. Unlike introducing sparse solving model in traditional RTL imaging, this paper restores the projection data under missing angles through structural sparsity of the projection data. And then, super-resolution CNN technique is adopted to further recover the restored full-angle projection data. After, the complete reconstruction of target contour image is realized by using RTL imaging method. The laser echo simulation is designed based on the panel method, and combined with the field-measured laser echo data experiment, the image reconstruction capability of the proposed method under different detection conditions is verified.

Key words: Reflective tomography lidar (RTL), echo projection data, incomplete angle, target contour image

收稿日期:2024-12-Received date:2024-12-XX,

基金项目:国家自然科学基金(61871389);国防科技大学自主创新科学基金(24-ZZCX-JDZ-43);国防科技大学青年自主创新科学基金(ZK23-45)

作者简介(Biography):郭睿,女,汉族,陕西渭南人,副教授,博士,主要研究领域为微波雷达/激光探测技术及遥感应用,E-mail:gr2003@nwpu.edu.cn

<sup>&</sup>lt;sup>\*</sup>通讯作者(Corresponding author): 张鑫源 E-mail:skl\_zxy@163.com

reconstruction **PACS**:

# 引言

反射层析激光雷达(reflective tomography lidar, RTL)技术作为现代激光探测关键技术之一,利用激 光探测器从多个角度获取目标的回波信号,重建出 目标在三维空间中相对某一平面的截面轮廓图 像<sup>[1-2]</sup>。相比传统光学成像系统,RTL在远距离探测 中具有显著优势:其空间分辨率受探测距离的影响 较小,且对大气湍流的敏感性较低,能够在较高信 噪比条件下实现远距离目标的高精度成像[3]。这些 特性使RTL成为远距离目标精确探测的一种有效 技术手段。近年来,随着激光系统的发展和相关研 究的深入,RTL研究重点逐渐从成像原理和技术验 证,转向如何在复杂环境下提高重建图像的质量和 准确度[4]。特别是针对探测角度受限、数据不完备 等问题<sup>[5]</sup>,学者们通过优化算法和图像重建技术进 行解决,实现有限数据条件下的高质量成像,以提 升RTL在目标探测中的可靠性,推动其在军事侦 察、空间目标追踪等关键领域的应用。

RTL通过对目标进行多角度激光探测,获得不 同角度下激光在目标深度方向反射的一维时间回 波信号,并通过预处理等方式获得180°完整投影数 据。在获取完整的激光投影数据后,将各角度的投 影数据按照对应的探测角度进行反演并叠加可以 得到目标的轮廓图像<sup>[6]</sup>。因此,RTL远距离目标成 像包括激光回波投影数据预处理和目标轮廓图像 重建两大部分。预处理涉及降噪和投影数据配准, 常用的降噪方法有中值滤波[7]、卡尔曼滤波[8-9]等。 在进行投影数据配准时,常采用G-S(Gerchberg-Saxton)算法<sup>[10-11]</sup>、模拟退火<sup>[12-13]</sup>等相位恢复算法。 在目标轮廓图像重建方面, Parker和 Knight等首次 将计算机断层扫描(computed tomography, CT)图像 重建引入RTL成像中,之后逐渐形成两种重建思 路<sup>[14]</sup>,即以Radon变换<sup>[15-19]</sup>和滤波反投影(filtered back projection, FBP)算法<sup>[20-22]</sup>为代表的解析重建方 法和以代数重建(algebra reconstruction technique, ART)算法<sup>[23-25]</sup>为代表的数学迭代重建方法。

然而上述的直接反投影等方法为获得目标完整的轮廓图像往往需要完整角度的投影数据,否则 将导致目标轮廓重建图像缺失或变形等问题。而 远距离探测目标回波信号质量受限,对于回波投影 数据不完备一探测角度稀疏和角度缺失两种情况<sup>[5]</sup>,传统成像方法重建效率有限,对于探测角度稀 疏情况可以在数学迭代模型中引入压缩感知(compressed sensing,CS)模型,进行基于不完备投影数据 的高分辨激光反射层析成像<sup>[26-27]</sup>。但对角度缺失严 重的情况,采用FBP、ART等传统算法对激光投影数 据进行轮廓图像重建依旧无法解决此问题。因此, 如何有效利用不完备角度投影数据中的信息,获得 高质量和准确度的目标轮廓重建结果成为RTL远 距离目标成像是本文研究的重点。

本文从RTL成像原理和技术出发,针对远距离 目标轮廓图像重建技术中激光回波投影数据受限 条件下的图像重建问题,进行成像方法设计和实 验。文章的后续章节如下:第1节对RTL成像原理、 模型及实现进行介绍。第2节简单介绍ART算法和 稀疏ART模型以解决投影数据角度稀疏时的目标 轮廓重建后,重点针对目标回波投影数据角度缺失 的情况,提出基于投影数据结构稀疏和超分辨率卷 积神经网络(super-resolution convolutional neural network, SRCNN)的RTL成像方法。第3节首先介 绍基于面元法的激光回波仿真数据实验并进行对 比分析,同时采用实测数据对所提的方法进行实验 验证和对比分析。第4节对本文工作进行总结。

# 1 RTL成像原理及实现



图 1 RTL 成像模型 Fig. 1 RTL imaging model

RTL技术通过获取目标的多角度一维回波信号 即不同角度的投影信号,利用图像重建技术对目标 的二维轮廓进行成像。RTL成像几何原理如图1, 当目标绕坐标系原点0逆时针旋转角度θ时即对应 坐标 xoy 绕坐标轴原点顺时针旋转角度 θ 获得 rov 坐标,同时发射的激光束沿探测方向覆盖整个目标

$$p(r,\theta) = \int_{L_{r,\theta}} g(x,y) dv = \int_{L_{r,\theta}} g(r\cos\theta - v\sin\theta, r\sin\theta + v\cos\theta) dv$$

其中 $L_{r,\theta}$ 为积分路径,垂直于探测方向。  $r = x \cos \theta + y \sin \theta$ 为极径,积分路径为v。在RTL 成像中,激光不能穿透目标,因此除表面外目标其 余部分的反射系数为0,即

$$g(x, y) = 0, (x, y) \notin D \tag{2}$$

其中,D为目标表面点的集合。目标的反射投影可 表示为:

$$p(r,\theta) = \int_{L_{r,\theta \cap D}} g(x,y) ds$$
(3)

直接使用 iRadon<sup>[16]</sup>变换将不同角度下的投影 数据按激光入射角度反演叠加会产生伪影,重建图 像分辨率下降,因此常用 FBP 算法<sup>[22]</sup>进行 RTL 成 像,重建的目标轮廓反射系数分布则为:

$$g_{FB}(x,y) = \sum_{i=1}^{m} F_{1}^{-1}[|\omega|F_{1}[p(r,\phi)]]$$
(4)

其中m为投影角度个数, $F_1$ 为一维傅里叶变换,  $F_1^{-1}$ 为一维逆傅里叶变换, $|\omega|$ 表示直角坐标系转换 到极坐标系的雅可比因子,可视为一个理想的斜坡 滤波器<sup>[22]</sup>。

由上述可知,RTL成像首先从目标表面反射的

表面。利用 Radon 变换获得激光照射角度 $\theta$ 下的目标反射投影  $p(r,\theta)$  如式(1):

激光回波中获得反射投影数据,然后对角度下的回 波投影数据进行处理,以获得目标的高质量轮廓重 建图像。利用投影数据重建目标轮廓图像的过程 如图2所示。在投影数据预处理中,通过降噪处理 消除在远距离目标探测过程中由背景光、光电探测 器等因素引起的干扰。通过投影数据配准解决由 于大气湍流和目标与平台的抖动导致的在不同角 度上所采集的投影数据旋转中心位置不一致的问 题。其次进行投影数据转换,与CT基于内部透射系 数成像不同,激光反射层析是基于物体表面反射进 行成像,因此需要按照式(5)将反射投影数据转换 为透射数据后再进行成像。

$$p(r,\theta+90^{\circ}) = p_r(r,\theta) + [p_r(r,\theta+180^{\circ})]^T \qquad (5^{\circ})$$

其中 $\theta$ 为入射角,  $p_r(r, \theta) \subseteq p_r(r, \theta + 180°)$ 为反射投 影数据,  $p(r, \theta + 90°)$ 为透射数据, T为对称变换。

最后进行投影数据成像,采用iRadon、式(4)所示的FBP以及ART等不同算法,从不同角度下的目标投影数据中获取目标的轮廓信息。但这些算法需要0-180°的全角度投影数据,否则会出现严重的伪影和失真。



图2 基于激光反射投影数据的目标轮廓图像重建

Fig. 2 Flowchart of target contour image reconstruction from lidar projection data

(1)

# 2 RTL 目标轮廓图像重建

RTL对目标探测时,由于环境干扰或探测区域 的限制以及探测器本身原因等,采集到的回波投影 数据往往不完整,常出现如图2所示的两种投影数 据角度不完备情况一稀疏角度与有限角度(或角度 缺失),此时采用传统方法的目标轮廓重建效性会 显著降低,导致RTL图像重建质量差。

传统方法中ART算法可以通过将投影数据与 待重建图像的关系转换为方程组如式(6)所示,并 通过迭代求解来获取重建图像<sup>[23]</sup>。

$$p = Au \tag{6}$$

其中,p代表投影数据矩阵,u代表目标重建图像,而 A是由u对p的权重贡献系数组成的权重矩阵。通 过Kaczmarz迭代方法<sup>[23]</sup>求解出目标矩阵u,即可得 到目标重建图像。

# 2.1 投影数据角度稀疏的ART稀疏重建模型

ART算法通过求取式(6)中的目标矩阵u得到 RTL目标轮廓重建图像,而当图像本身有稀疏特征, 或者图像在一定的变换基下是稀疏的,原始的ART 模型可以表示如下:

$$p = Au = A\psi\alpha = B\alpha \tag{7}$$

其中<sup>*u*=ψα</sup>, α 为稀疏矩阵, Ψ 为稀疏变换矩阵。 根据投影观测值 *P* 和矩阵 *B* 可对α 进行重建, 同时 目标图像由<sup>*u*=ψα</sup>进行重建, 据此形成基于 ART模 型的稀疏重建方法。将压缩感知图像恢复问题转 化为 <sup>L</sup> 范数最小化问题, 并使用范数 <sup>L</sup> 代替范数 <sup>L</sup>, 使其成为一个便于求解的凸优化问题。该等式 可表示为:

$$\min_{\alpha} \|\alpha\|_{1}, \quad s.t. \quad p = B\alpha \tag{8}$$

其中<sup>[]</sup>, (*i*=0,1,2)代表*i*范数。可以采用正交匹配追踪(OMP)等方法<sup>[28]</sup>求解α,进而得到*u*实现目标轮廓图像的重建。考虑到目标轮廓图像也具有梯度稀疏特性,引入结合全变分(total variation,TV)<sup>[29]</sup>最小化稀疏重构,形成改进的ART图像重建方法(TV sparse reconstruction with modified ART model, TV-mART)<sup>[30]</sup>,对图像进行重建。除此,将能够去除伪影的非局域均值(Nonlocal-means, NLM)加权引入式(8)所示的ART稀疏重构模型中,采用NLM-ART有效减少激光投影数据0-180°角度稀疏下RTL图像重建过程中产生的伪影<sup>[5]</sup>。

#### 2.2 投影数据角度缺失的 RTL 成像方法

如前文所述,在处理稀疏角度投影数据时,可 引入压缩感知理论构建 ART 稀疏重构模型,并借助 交替方向乘子法(ADMM)求解得到目标图像矩阵。 但上述方法仅针对ART图像的稀疏性进行了建模, 即将图像矩阵u表示为稀疏矩阵与稀疏变换矩阵的 乘积。为保证获得重建图像质量,投影矩阵p的稀 疏度P应该满足下式<sup>[31]</sup>:

$$P \propto O(k \log(n/k)) \tag{9}$$

其中n与k分别代表稀疏矩阵的稀疏度与维数,O(·)取决于A与ψ的不相干程度。但进行投影数据角度缺失的图像重建时,往往存在投影数据的获取只覆盖部分观测角度而不是0-180°例如仅有0-90°等,此时p的稀疏度P不满足式(9),因此在这些有限角度条件下无法重建结构完整的目标轮廓图像。故本节从投影数据稀疏性与目标几何先验联合优化的角度出发,考虑到RTL回波投影数据在图像域呈现出结构稀疏的特点,将直接在RTL成像中引入压缩感知模型进行目标轮廓图像重建,转化为先基于回波投影数据的结构稀疏特性和SRCNN<sup>[32]</sup>以修复角度缺失的投影数据为全角度投影数据,进而采用RTL成像算法重建目标轮廓图像。

RTL回波投影数据如图3所示,可以看出回波 信号强的点分布具有较强的聚集性,基本聚集在红 线所示范围内,与周围存在明显边界,可以较容易 区分图像结构。

因此在修复RTL投影数据时先修复对应缺失



图 3 投影图像结构稀疏示意 图

图像,图4所示为本文提出的基于结构稀疏修复 RTL角度缺失投影数据的流程图。具体步骤如下:

第一步:获取缺失角度投影数据的结构图像。 激光投影数据图像的结构信息可以通过结构稀疏

Fig. 3 The structure sparsity of the projection data image



图4 基于结构稀疏修复投影数据流程图

Fig. 4 Flowchart of projection data recovery based on structure sparsity.

性来提取。采用稀疏算子G通过衡量图像块之间的 相似性直接得到一系列灰度值点,以区分不同结构 区域,从而形成结构图像。稀疏算子G表达式 如下<sup>[33]</sup>:

$$G(D_r) = \sqrt{\sum_{q \in N(r)} \left[ \frac{1}{Z(r)} \exp\left(-\frac{\left\|D_r - D_q\right\|}{\sigma^2}\right) \right]^2} \quad (10)$$

其中 $D_r$ 与 $D_q$ 分别以投影图像中像素点r与q为中心的的图像块,本文中采用 $3\times3$ 的图像块, $\|D_r - D_q\|$ 表示 $D_r$ 与 $D_q$ 之间的欧式距离,Z(r)表示归一化系数,且满足下式:

$$\sum_{x \in N(r)} \left[ \frac{1}{z(r)} \exp\left(-\frac{\left\| D_q - D_r \right\|}{\sigma^2} \right) \right] = 1$$
(11)

经过计算得到 G(D,)的值就是像素点 r 在结构 图像中对应位置的灰度值。利用上述方法对初始 图像中的像素点对应的稀疏算子 G(D)依次进行计 算,在遍历整幅图像后,最终能够得到整个数据的 结构图像。图 7(a)、(b)分别展示了缺失 30°角度数 据的投影图像以及对应的结构图像。

第二步:对缺失角度的结构图像进行修复。获 取激光投影数据的结构图像后,在角度未缺失区域 中,遍历结构图中稀疏算子值相同的点,并在梯度 垂直方向上进行匹配以得到最优偏移量。即如果 结构图像中存在一点*R*<sub>1</sub>(*x*<sub>1</sub>,*y*<sub>1</sub>)与另一不同点*R*<sub>2</sub>(*x*<sub>1</sub>+ *u*,*y*<sub>1</sub>+*v*)的稀疏算子*G*(*D*<sub>*R*1</sub>)与*G*(*D*<sub>*R*2</sub>)相等,则两者的



图 5 缺失角度投影图像与结构图像(a)缺失 30°数据投影图像(b)对应的结构图像

Fig.5 Angle- missed projection data (a) image of the projection data with 30° angle missed (b) the corresponding structural image.

偏移量记为(u,v)。统计所有与 $R_1$ 稀疏算子值相等的点,统计其偏移量,记其中的最大偏移量 $(u_{max}, v_{max})$ 为最优偏移量。最后在结构图像的角度缺失区域,依据式(12)修复坐标为(x,y)的点的结构图像值,通过对角度缺失的区域全局采用此方法得到修复的结构图像。

$$G(D_{(x,y)}) = G(D_{(x + u_{\max}, y + v_{\max})})$$
(12)

第三步:对缺失角度的激光投影数据图像进行 修复。在完成结构修复后,根据图像纹理信息的统 一性,沿投影图像角度缺失区域的边缘部分以及修 复后的结构边缘部分按式(13)进行纹理区域填充 可得到低分辨率的投影数据修复图像,结果如图6 所示。

$$I(x,y) = I(x + u_{\max}, y + v_{\max})$$
(13)

激光投影数据图像实际反映的是0-180°观测

角度下依次由激光 束探测获得的目标 上述的制率,在进制 上述的度的图案,在进制 上述的度体图像分子 是数据低,直像获得后, 就像的图像分子 目标轮廓响。 上 再利 器 SRCNN,对该低分辨 率投影数据图像进



图 6 低分辨的投影数据恢复图 像

Fig. 6 The recovered projection data image with low resolution.

行增强处理,得到高分辨率、高质量的完整激光投 影数据。该网络依功能划分为三层结构——图像 块提取与表示层、非线性映射层、图像重构层,以此 实现图像端对端的映射。在此三层结构中分别采

非线性映射、高分辨率图像重构的功能。  

$$\begin{cases}
F_1(Y) = \max(0, W_1 \otimes Y + B_1) \\
F_2(Y) = \max(0, W_2 \otimes F_1(Y) + B_2) \\
F_3(Y) = W_3 \otimes F_2(Y) + B_3
\end{cases}$$
(14)

用公式(14)中的 $F_1(Y)$ 、 $F_2(Y)$ 、 $F_3(Y)$ 实现特征提取、

其中,Y为输入的初步修复的投影图像,W<sub>1</sub>为滤波器的权重, $B_1$ 为滤波器的偏置,是一个 $n_1$ 维向量,其向量元素均相关于滤波器。 $F_2(Y)$ 实现第一层输入的特征面进行非线性映射的功能,其作用类似于字典学习中的将低分辨率字典映射到对应的高分辨字典<sup>[34]</sup>。其中, $W_2$ 包含 $n_2$ 个大小为 $n_1 \times f_2 \times f_2$ 的滤波器, $B_2 \in n_2$ 维向量,代表用于下一步重构中的高分辨率图像块。 $F_3(Y)$ 中 $W_3$ 对应于c个大小为 $n_2 \times f_3$ × $f_3$ 的滤波器, $B_3 \in c$ 维向量。经过 SRCNN 网络处理后的投影数据图像如图7所示。

获得高分辨率的激光投影数据后,再采用RTL 图像重建算法,就可以得到结构较完整的高质量目 标轮廓重建图像,从而解决缺失投影数据角度缺失 时RTL目标轮廓的完整重建。综上,本节所提的方 法如图8所示,首先采用本节所提的图4中基于结 构稀疏的RTL投影数据修复方法对缺失角度的激 光投影数据进行恢复,考虑到恢复的全角度投影数 据辨率较低,将高效的超分辨率卷积神经网络引 入,形成基于结构稀疏和SRCNN的目标轮廓图像重



图7 修复的高分辨率投影数据图像

Fig. 7 The fixed high-resolution image of the projection data.

建方法—SS-SRCNN。

#### 3 实验设计及分析

#### 3.1 仿真实验设计及结果分析

本节中,首先进行 RTL 成像仿真实验来验证提 出方法的有效性。借助 3DMax 三维建模软件,构建 如图 9 所示的卫星模型<sup>[35]</sup>。其中卫星星体尺寸 1.8m×1.8m,星翼尺寸0.8m×3.5m。同时,把卫星 表面材料类型设定为纯漫反射材料,以此模拟理想 条件下的 RTL 回波数据。

由于激光器输出的单个激光脉冲在时域上具 有高斯线型,故在仿真时设激光雷达信号为简单的 高斯分布模型:

$$p(t) = \frac{2}{T_{1/2}} \sqrt{\frac{\ln 2}{\pi}} \exp\left(-4\ln 2 \times \left(\frac{t - 3/2 \times T_{1/2}}{T_{1/2}}\right)^2\right)$$
(15)





Fig. 8 Flowchart of RTL imaging with incomplete angle projection data.

其中, T<sub>1/2</sub> 表示激光 脉冲的半峰全宽,可 以调节发射激光脉 冲的时域波形。设 激光器的脉冲宽度 为 0. 5ns, 之后采用 面元法<sup>[34]</sup>对卫星模 型进行分割, 每一子 面元拥有距离、反射



度 图 9 卫星模型 Fig. 9 Satellite model.

率等相关信息。由光电二极管的响应特性可得整个目标的响应函数  $h_p(t)$  为回波信号强度的叠加,即:

$$h_p(t) = \sum_{S_{object}(x,y)} h_p(x,y,t_j)$$
(16)

其中, $S_{object}(x,y)$ 表示目标表面所有点面元集合, $t_j$ 

#### 图 10 RTL 仿真数据及目标轮廓成像结果

Fig.10 Simulated RTL projection data and the reconstructed target contour images

为接收子面元回波信号的时间。对激光脉冲时间 分布模型函数与探测目标的响应函数进行卷积处 理,可得到激光光束与探测目标作用后返回接收器

的全波形回波信号 $P_r^{receiver}$ :

$$P_{r}^{\text{receiver}}(t) = h_{p}(t) * [I_{0}p(t)] = I_{0} \int_{-\infty}^{+\infty} h_{p}(\tau)p(t-\tau)d\tau$$
(17)

其中\*表示卷积运算。同时,考虑到目标面元存在 互相遮挡的情况,采用消隐算法<sup>[34]</sup>最终确定全波形 回波信号。仿真得到的10°间隔均匀和随机采样、 60°投影角度缺失以及120°投影角度缺失的激光回 波投影数据如图10(a)。采用传统 iRadon、FBP、 ART和TV-mART<sup>[30]</sup>和NLM-ART<sup>[5]</sup>方法,以及SS-SRCNN投影数据修复后的 iRadon(SS-SRCNN-iRadon)进行图像重建,得到的结果如图10(b)-(g)。





从图10中可以看出,在全角度投影数据条件 下,各算法包括传统算法均可以重建目标,且图10 (e1)、(f1)中目标的结构更清晰,表明NLM-ART方 法以及经过改进后的TV-mART方法在全角度下能 够获得更好的重建图像。从图10(a2)-(g2)、(a3)-(g3)中可以看出,对于10°均匀间隔采样后的投影 数据,各算法还能维持成像中目标轮廓特征,但对 10°随机采样后的投影数据,成像结果中出现大量伪 影。相对传统成像算法,图10(f3)中NLM-ART重 建结果伪影较少,但目标轮廓模糊,而图10(e3)中 TV-mART方法的重建结果具有更明显的目标轮廓 且伪影更少。

在有限角度仿真中,60°与120°投影数据缺失时 图像重建的结果图10(a4)-(f4)、(a5)-(f5)中,成像 结果都是失真的,且目标轮廓不全,说明角度缺失 对RTL图像重建影响很大。无论是传统成像算法 还是稀疏压缩感知算法等都不能对成像结果进行 很好的重建。采用SS-SRCNN-iRadon进行图像重 建时,图10(g4)、(g5)中成像结果比其它方法结果 具有更清晰的目标轮廓。由此可以看出,针对稀疏 角度投影数据,NLM-ART 伪影去除效果很好,而 TV-mART 不仅能有效减少重建图像中的伪影,而 且能保持目标轮廓的结构特征。针对有限角度投 影数据,其余方法效果不佳,而SS-SRCNN-iRadon 的 RTL 图像重建方法可以很好恢复全角度投影数 据从而利于保持目标轮廓的结构特征。

为了定量评估图 10 中 RTL 重建图像的质量,本 节采用结构相似性(Structure Similarity Index Measure, SSIM)和峰值信噪比(Peak Signal-to-noise Ratio, PSNR)两种常用的评价指标<sup>[36]</sup>。SSIM用于评估 重建结果与其对应的原始图像之间的相似程度。 当SSIM值越大时,重建图像与原图像相似度越高, 表明该重建方法具有更好的重建能力。SSIM 定 义为:

$$SSIM(x, y) = \frac{(2\mu_x\mu_y + c_1)(2\sigma_{xy} + c_2)}{(\mu_x^2 + \mu_y^2 + c_1)(\sigma_x^2 + \sigma_y^2 + c_2)}$$
(18)

其中,x和y分别为两幅待比较的图像, $\mu_x$ 和 $\mu_y$ 分别为x和y的平均值, $\sigma_x^2$ 和 $\sigma_y^2$ 分别为x和y的方差,  $\sigma_{xy}$ 为x和y的协方差, $c_1$ 和 $c_2$ 为常数。

PSNR表示信号最大可能的功率和影响它的噪声功率的比值,常用于信号及图像重建质量的评价。当PSNR值越大时,表明重建图像越清晰、质量越好。PSNR的定义如下:

$$PSNR = 10 \cdot \log_{10} \frac{(MAX_I)^2}{MSE} = 20 \cdot \log_{10} \frac{MAX_I}{\sqrt{MSE}}$$
(19)

其中, $MAX_I$ 表示图像I的最大像素值,MSE表示大小 为 $m \times n$ 的原始图像I和重建图像K之间的均方误差 (Mean Squared Error, MSE),其定义如下:

$$MSE = \frac{1}{mn} \sum_{i=0}^{m-1} \sum_{j=0}^{n-1} \left[ I(i,j) - K(i,j) \right]^2$$
(20)

以3DMax模型的平面投影轮廓图像作为原始 参考图像,分别计算图10中各重建结果的SSIM和 PSNR值如表1和2所示。

#### 表1 不同算法重建图像的SSIM

 
 Table 1
 SSIM comparison of the reconstructed image by using different methods

	NLM– ART	ART	FBP	iRadon	TV– mART	SS– SRCNN– iRadon
全角度	0. 925	0.916	0.816	0.751	0. 927	0.903
10°间隔	0.741	0.673	0. 533	0.372	0.754	0.737
10°随机	0.717	0.611	0. 529	0.331	0.725	0.724
60°缺失	0.602	0.601	0. 499	0.310	0.652	0.722
120°缺失	0.499	0.495	0.321	0.226	0.531	0. 699

#### 表2 不同算法重建图像的PSNR

 Table 2
 PSNR comparison of the reconstructed image by using different methods

	NLM– ART	ART	FBP	iRadon	TV– mART	SS- SRCNN- iRadon
全角度	28.95	28.25	25.41	25.49	28.74	28.66
10°间隔	26.66	25.87	23.61	22.09	26.55	26.41
10°随机	25.88	24.43	18.91	21.31	25.66	25.57
60°缺失	24.89	24.87	20.74	24.11	22.63	25.43
120°缺失	23.76	23.64	19.69	22.87	23.53	24.89

从表中可以看出,当探测角度不存在缺失时, 无论全角度还是稀疏观测角度,TV-mART的SSIM 高于其他算法结果的值,表明此方法相比其他算法 具有更好的图像重建能力。同时,NLM-ART重建 结果的PSNR值也均高于传统算法以及其余算法结 果的值,证明该方法能够有效减少伪影。表1和2 中的结果与图10中结果的分析一致,进一步证明 3.2节中前期工作所提方法在角度稀疏激光投影数 据图像重建的有效性。

对于有限角度下的目标轮廓图像重建,从表中可以看到,提出的SS-SRCNN-iRadon方法的SSIM和PSNR值相比于有限角度下采用其它各种方法直接重建结果的值有很大的提高,所提出方法对有限角度下图像重建的能力毋庸置疑。因为在进行基于SS-SRCNN的投影数据恢复后采用传统的iRadon算法进行成像,所以SS-SRCNN-iRadon在稀疏观测角度和全角度观测时结果指标稍弱于TV-mART和NLM-ART,但SS-SRCNN-iRadon的运算效率要远高于TV-mART和NLM-ART,关于运算量的对比也在4.3节中给出具体的分析。

# 3.2 实测实验设计和结果分析

除仿真外,本节对外场实验进行介绍,并分析 比较各方法在对不同数据缺失情况下的目标轮廓 图像重建能力。图11所示为RTL外场实验装置与 数据,图11(a)中的激光收发装置发射激光的脉宽 为100ps,带宽为10GHz。图11(b)为探测目标一三 边梯形板,每边为4cm,两个夹角均为135°,探测目 标放置在距离激光发射器 30米处,以每秒 25°的恒 定速度旋转。与仿真实验不同,在处理外场实测数 据时先进行降噪、配准以及180°投影数据转换等预 处理。本节采用中值滤波和SVD算法进行联合滤 波,对0-180°每个角度对应的一维激光回波数据分 别进行滤波后,使用改进的G-S算法对激光投影数 据进行配准,然后根据反射透射数据转换关系,将 360°激光反射投影数据转换成180°透射投影数据, 得到如图11(c)所示的投影数据后,就可以进行目 标轮廓图像的重建。

在完成预处理后,采用图像重建算法对投影数 据进行 RTL 成像。本节对 0-180°角度下的实测数 据分别进行 10°间隔均匀和随机采样、60°投影角度 缺失以及 120°投影角度缺失,对应激光数据不完备 的几种情况。采用 TV-mART、NLM-ART、SS-SRCNN-iRadon 的 RTL 图像重建方法以及作为对比



图 11 RTL外场实验装置与数据(a)激光收发装置(b)实验探测目标(c)激光投影数据 Fig.11 RTL outfield experimental device and data (a) laser transceiver device (b) experimental detection target (c) measured laser projection data

的传统iRadon、FBP、ART方法进行图像重建,得到 图12 RTL实测数据及重建结果 的结果如图12所示。

# Fig.12 Reconstruction results of the measured RTL data. 10°随机 全角度 10°均匀 60°缺失 120°缺失 投影数据 (a1) (a2) (a3) (a4) (a5) iRadon (b1) (b2) (b4) (b5) (b3) FBP (c4) (c1) (c2) (c3) (c5) ART (d1) (d2) (d4) (d5) (d3)

续表



图 12 中明显可以看出,在全角度下的重建结果 均是清晰的,且探测目标的轮廓都得到很好的重 建。针对稀疏角度的投影数据图像重建,传统重建 算法的重建结果变得失真,并且出现许多伪影。而 TV-ART重建结果在边缘保持和部分目标特征恢复 方面表现出更好的效果,但重建图像的完整性仍受 到伪影的影响。相比之下,图 12(f2)-(f3)中 NLM-ART重建结果在伪影去除上的作用非常明显。

缺失角度下的投影数据重建目标轮廓图像时, 由图 12看出除 SS-SRCNN-iRadon 外,其余算法重 建图像中的目标轮廓均失真,只能恢复探测目标的 一部分结构。而利用 SS-SRCNN-iRadon 方法可以 很好的重建出目标轮廓,与全角度结果接近,再次 证明提出的 SS-SRCNN-iRadon 方法在有限角度投 影数据条件下重建图像的有效性。

相比较仿真实验,在激光外场实测实验中,缺 少目标的原始图像这一重要参考信息,SSIM和 PSNR无法有效进行图像质量评价,因此本节引入 自参考指标信息熵(Information Entropy, IE)和相关 系数(Correlation Coefficient, CC)<sup>[37]</sup>作为RTL实测实 验的评价指标。IE代表图像的信息丰富程度,IE值 越大表示图像信息越多,在RTL中即代表重建目标 更明显和清晰。IE的定义如下: 其中,*p*<sub>i</sub>是图像像素点中像素值为*i*的概率。 CC表示图像之间的相似度,其定义如下:

 $IE = -\sum p_i \ln p_i$ 

$$CC = \frac{\operatorname{cov}(A, B)}{\sqrt{\operatorname{var}(A)\operatorname{var}(B)}}$$
(22)

其中,A和B是两个待比较图像,cov表示A和B之间 的协方差,var表示方差。CC的值介于0和1之间, 当CC值越接近1时,两个图像越相似在RTL实验 中,通过计算全角度下的重建结果和稀疏角度下的 重建结果的CC值来评价图像重建还原度。图12中 重建图像的IE和CC值如表3和4所示。

可以看出,在全角度探测下,使用不同方法得

#### 表3 不同算法重建图像的IE

Table 3 IE comparison of the reconstructed image by using different methods

	NLM– ART	ART	FBP	iRadon	TV– mART	SS- SRCNN- iRadon
全角度	6.03	5.86	5.76	4.43	6.01	5.93
10°间隔	5.03	4.63	4.53	3.91	4.87	4.91
10°随机	4.96	4.58	3.91	3.87	4.83	4.88
60°缺失	4.72	4.57	3.57	3.41	4.84	5.62
120°缺失	4.01	3.23	2.98	2.68	3.95	5.43

(21)

#### 表4 不同算法重建图像的CC Table 3 CC comparison of the reconstructed image by using different methods NLM-ART FBP iRadon TV- SSC-SRCNNmART

	ART	ANI	L DL	madon	m A DT	SICINI-
					manı	iRadon
10°间隔	0.878	0.835	0. 791	0.735	0.877	0.833
10°随机	0.803	0.772	0.755	0.653	0. 828	0.822
60°缺失	0.451	0.423	0.412	0.398	0.431	0.614
120°缺失	0.232	0.211	0.207	0.173	0.243	0. 598

到的重建图像IE值非常接近。但对于稀疏角度投影数据,使用NLM-ART的重建结果具有最高的IE 值。使用TV-mART得到的结果CC值最高,证明 TV-mART方法重建图像的效果以及NLM-ART在 伪影去除上的效果,验证了3.2节中前期工作所提 的稀疏角度RTL图像重建的有效性。同时从表中 可以看出,针对有限角度激光投影数据下的图像重 建,提出的SS-SRCNN-iRadon方法的IE和CC值相 比于其余方法的重建结果值有很大的提高。将其 与传统方法ART算法相比,尽管该方法在全角度时 利用iRadon算法重建效果略劣于ART算法,在数据 角度存在缺失时进行重建,所得IE与CC均高于 ART算法,由此验证SS-SRCNN恢复投影数据进而 进行图像重建这一新思路的有效性。

## 3.3 运算量对比

在此实验中, iRadon 图像重建算法需要对投影 数据进行反投影操作,这一过程的计算量取决于图 像的分辨率和投影数,其复杂度为 $O(p \times M \times N)$ ,p表 示投影数,M×N表示重建图像大小;FBP算法在iRadon算法基础上增加了滤波操作,其计算复杂度为O (*p×M×N+p×(N-p*)),*N-p*表示投影像素值;ART算 法使用Kaczmarz 迭代方法求解,每次迭代时需对投 影图像每个像素进行更新,故其计算复杂度为0 (K×p×M×N),K表示迭代次数;而ART稀疏重建模 型中采用压缩感知方法,其计算复杂度为O(K×(M×  $N+M\times N\times \log(M\times N)$ )。经分析,在上述算法中iRadon算法复杂度最低,计算效率最高,故在本节实验 中,利用SS-SRCNN恢复投影图像后,采用iRadon 算法对其进行图像重建所提算法进行重建时,基于 结构稀疏的投影数据恢复这一过程的计算量主要 与投影图像像素值有关,而利用SRCNN提高分辨率 这一过程计算量与输入的投影图像大小以及卷积 核大小有关,故SS-SRCNN-iRadon的复杂度为O  $((N-p)\times k^2+(M\times N)+(p\times M\times N))$ ,其中 $k^2$ 表示卷积核 大小,在实验中设置为3×3。由此可以看出所提方 法在计算复杂度上不依赖迭代次数*K*,仅包含大小 为*M×N*矩阵之间的加法以及元素级乘法运算,复杂 度大大降低,在保证图像重建效果的同时保证了高 效的计算效率。

## 4 结语

本文研究了RTL技术的原理及实现,并针对激 光探测回波投影数据不完备的情况介绍不同的方 法。除了将稀疏重构模型与ART算法结合外,本文 重点针对有限角度投影数据情况,提出基于结构稀 疏和SRCNN的投影数据恢复这一新思路,通过恢复 缺失角度下的投影数据进而采用重建算法实现RTL 成像,解决角度缺失时的目标轮廓图像完整重建。 除此,此外,本文基于面元法设计激光回波仿真,并 结合外场实测实验,验证了所提方法在不同探测情 况下的目标轮廓图像重建能力,SS-SRCNN恢复目 标回波投影数据这一新思路在角度缺失三分之二 即只有60度内的角度时,结合iRadon这一传统重建 方法依然可以对目标轮廓进行有效高质量的重建。 同时,也可以将其它传统方法和ART稀疏重构方法 用于SS-SRCNN恢复的全角度回波投影数据重建目 标轮廓图像中,提高成像质量。后续工作则将集中 在RTL更远距离探测中实际问题的解决上。

# References

- [1] ZHOU Deli. Research on key technologies of star-borne laser reflection tomography [D]. Beijing:
  (University of Chinese Academy of Sciences(周德力.星载 激光反射层析成像关键技术研究[D].北京:中国科学 院大学), 2014.
- [2] QU Fuqi, HU Yihua, JIAO Junjun, et al. Discussion on star-to-star lidar reflection tomography technology [J].
  (Journal of Photonics(瞿福琪, 胡以华, 焦均均等. 星对 星激光雷达反射层析成像技术探讨[J]. 光子学报)), 2013, 42(1): 48-53.
- [3] JIN Xiaofeng, YAN Yi, SUN Jianfeng, et al. Laser imaging radar research based on Angle-Doppler resolution [J].
  (Journal of Optics(金晓峰, 严毅, 孙建锋等. 基于角度-多普勒分辨的反射层析激光成像雷达研究[J]. 光学学报)), 2012, 32(8): 236-242.
- [4] HAN Bin, CAO Jie, SHI Mudan, et al. Progress in 3 D imaging [J].
  (Laser and optoelectronics progress(韩斌,曹杰,史牟丹等.激光雷达三维成像研究进展[J].激光与光电子学进展)), 2024, 61(2): 0211003.
- [5] GUO Rui, JIN Zhihan, ZHANG Wenbo, et al. Lidar Reflective Tomography of the Target Under Incomplete View State [J]. IEEE Journal on Miniaturization for Air and Space Systems, 2023, 4(1): 25–32.

- [6] LI Jing. Important properties and theorems of the two-dimensional Radon transformation in image reconstruction [J]. Journal of Henan Institute of Education (Natural Science Edition)(李静.二维Radon变换在图像重建中的重 要性质及定理[J].河南教育学院学报(自然科学版)), 2015, 24(4): 21-23.
- [7] HU Zhien. Application of median filter technology in image processing [D]. Liaoning:
  (Northeastern University(朱志恩.中值滤波技术在图像 处理中的应用研究[D]. 辽宁:东北大学), 2008.
- [8] PENG Dingcong. Rationale and application of the Kalman filter [J]. Software Guide(彭丁聪.卡尔曼滤波的基本原 理及应用[J].软件导刊), 2009(11):3.
- [9] YANG Bo, LIU Feng, XUE Liang, et al. A modified Kalman filtering algorithm under colored noise conditions [J]. (Chinese Journal of Inertial Technology(杨波,刘枫,薛亮 等.一种有色噪声条件下的改进卡尔曼滤波算法[J].中 国惯性技术学报)), 2023, 31(10): 1004-1009.
- [10] GERCHBERG R W, SAXTON W O. A practical algorithm for the determination of phase from image and diffraction plane pictures[J]. Optik, 1972, 35: 237–250.
- [11] DU Xiaolin, SU Tao. Application of the GS algorithm in the design of multi-input and multi-output radar signal sets [J].

(Journal of Radio Wave Science (杜晓林, 苏涛. GS算法 在多输入多输出雷达信号集设计中的应用[J]. 电波科 学学报)), 2015, 30(4): 686-692.

- [12] CHAI Xiaodong, ZHOU Chengpeng. Phase recovery of a modified simulated annealing algorithm [J].
  (Computer Engineering and Application (柴晓冬,周成鹏.一种改进的模拟退火算法的相位恢复[J]. 计算机工程与应用)), 2008, 44(7): 75-77.
- [13] LI Yuanxiang, XIANG Zhenglong, XIA Jiening. Dynamic system model and convergence analysis of the simulated annealing algorithm [J]. (Journal of Computer Science (李元香,项正龙,夏界)

宁.模拟退火算法的动力系统模型及收敛性分析[J]. 计算机学报)), 2019, 42(6): 1161-1173.

- [14] KNIGHT F K, KLICK D, RYAN-HOWARD D P, et al. Laser radar reflective tomography utilizing a streak camera for precise range resolution[J]. Applied Optics, 1989, 28 (12):2196-8.
- [15] MADYCH W R. Radon's Inversion Formulas [J]. Transactions of the American Mathematical Society, 2004, 356 (11):4475-4491.
- [16] RAD D, ULRYCH T, SACCHI M. Latest view of sparse Radon transforms[J]. Geophysics, 2003, 68(10).
- [17] ZHAO Tonglu, LIAO Guisheng, YANG Zhiwei. Micro-Doppler extraction method based on short-time iterative adaptive-inverse Radon transformation [J].
  (Journal of Electronics (赵彤璐,廖桂生,杨志伟.基于短时迭代自适应-逆Radon 变换的微多普勒提取方法[J].电子学报)), 2016, 44 (3): 505-513.
- [18] HUANG Yuguang, LI Jinhong, Li Ruxiu, et al. Research on the CT image reconstruction problem based on Radon transformation and envelope method [J].
  (Journal of Qilu University of Technology (黄育广,李金 红,李汝修等.基于 Radon 变换和包络法的CT图像重 建问题研究[J].齐鲁工业大学学报)), 2019, 33(2):

62-68.

- [19] WANG Weisong. Single-pixel imaging method based on Radon transform [D]. University of Chinese Academy of Sciences (王蔚松.基于Radon变换的单像素成像方法 研究[D].中国科学院大学), 2021.
- [20] ROREDRINK J B T M, WESTENBERG M A. Data-parallel tomographic reconstruction: A comparison of filtered backprojection and direct Fourier reconstruction[J]. Parallel Computing, 1998, 24(14): 2129-2142.
- [21] ZHANG Bin. Study of interpolation and filter in the filter back-projection image reconstruction algorithm [D]. Shanxi: (North University of China (张斌. 滤波反投影图像重建 算法中插值和滤波器的研究[D]. 山西:中北大学), 2009.
- [22] MA Chenxin, HU Junjie, YAN Bin. Optimization of CT sector beam filtering [J].
  (Progress in Laser and optoelectronics (马晨欣, 胡君杰, 闫镔. CT扇形束滤波反投影图像重建算法优化[J]. 激光与光电子学进展)), 2012, 49(9): 86-91.
- [23] GORDON, RICHARD. A tutorial on art (algebraic reconstruction techniques [J]. IEEE Transactions on Nuclear science, 2013, 21(3): 78-93.
- [24] PRUN V E, NIKOLAEV D P, BUZMAKOV A V, et al. Effective regularized algebraic reconstruction technique for computed tomography [J]. Crystallography Reports, 2013, 58(7): 1063-1066.
- [25] SU Ziqin, XU Boqing, SU Dongqi. Parallelism of image algebraic reconstruction algorithms [J].
  (Electronic Technology (粟子芩, 徐伯庆, 苏栋骐.图像代数重建算法的并行性研究[J]. 电子科技)), 2015, 28(10): 4-7.
- [26] YANG Biao, HU Yihua, TANG Jinying. Full-waveform echo tomography radar target reconstruction modeling and simulation [C]. SPIE Conference on Optical Sensing and Imaging Technologies and Applications, 2018.
- [27] GUO Rui, JIANG Zheyi, JIN Zhihan, et al. Reflective Tomography Lidar Image Reconstruction for Long Distance Non-Cooperative Target. Remote Sens. 2022, 14, 3310.
- [28] REN Jia. Research on CT image reconstruction technology based on compression sensing [D]. Northeastern University (任佳. 基于压缩感知的 CT 图像重建技术研究[D]. 东北大学), 2014.
- [29] ZHANG Jiahao, QIAO Zhiwei. CT image reconstruction algorithm based on relative minimum [J].
  (CT Theory and Applied Research (张家浩,乔志伟.基 于相对TV最小的CT图像重建算法[J]. CT理论与应用 研究)), 2023, 32(2): 153-169.
- [30] GUO Rui, JIN Zhihan, JIANG Zheyiet al. Hybrid regularization method for LRT image reconstruction under incomplete projections. Preprint on opticaopen, 2024. doi: 10. 1364/opticaopen.24980940.v1.
- [31] HE Yang, HUANG Wei, WANG Xinhua, et al. Super-resolution image reconstruction with sparse thresholding
  [J]. China Optics (何阳,黄玮,王新华,等.稀疏阈值的超分辨率图像重建[J].中国光学), 2016, 9(5): 532-539.
- [32] CHAO Dong, CHEN Changeloy, HE Ke, et al. Learning a Deep Convolutional Network for Image Super-Resolution

[C]. ECCV Springer International Publishing, 2014.

- [33] XU Zongben, SUN Jian. Image inpainting by patch propagation using patch sparsity [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2010, 19(5): 1153-1165.
- [34] YANG Jianchao, Wright J., Huang T. Image super-resolution via sparse representation [J]. IEEE TRANSAC-TIONS ON IMAGE PROCESSING, 2010, 19(11):2861-2873.
- [35] CHEN Jianbiao, SUN Huayan, KONG Shuya, et al. Simulation method of laser reflection tomography [J].
  (Progress in Laser and optoelectronics (陈剑彪,孙华燕, 孔舒亚等.激光反射层析成像仿真方法研究[J].激光 与光电子学进展)), 2019, 56(13): 153-159.
- [36] XU Mingda. Application of an inversion-based image reconstruction algorithm [D]. Jiangnan University (徐敏达. 基于反演的图像重建算法应用研究[D]. 江南大学), 2024.
- [37] ZHANG Yujuan, LI Chenglin, ZHONG Hao, et al. Evaluation of reference-free image sharpening results based on the ratio of information entropy and mean of detail variance to background variance [J]. (Journal of Natural Science of Harbin Normal University)

(张玉娟,李城林,钟浩等.基于信息熵和细节方差均 值与背景方差均值比的无参考图像锐化结果评价[J]. 哈尔滨师范大学自然科学学报)),2019,35(1):5.