

改进的基于光学成像模型的逆合成孔径激光雷达成像算法

徐晨^{1,2,3}, 宋岸鹏^{1,2,3}, 晋凯^{1,2*}, 魏凯^{1,2}

¹中国科学院自适应光学重点实验室, 四川 成都 610209;

²中国科学院光电技术研究所, 四川 成都 610209;

³中国科学院大学, 北京 100049

摘要 逆合成孔径激光雷达(ISAL)是一种相干成像系统,其图像具有明显的散斑,影响目标识别和判断。为解决该问题,近年来有学者提出一种基于模型的迭代重构(MBIR)算法。该算法直接重构目标反射率而非复反射系数(传统重构方法普遍采用的),所重构图像质量更接近光学图像。然而,该算法存在优化模型较复杂、采用的无梯度线搜索算法求解效率较低且不易收敛的问题。针对以上问题,进行两点改进。首先从信息传递的角度得到复反射系数分布、反射率分布和测量信号之间的马尔可夫关系,据此将复反射系数假设为反射率估计的完整数据集,简化了优化模型。其次,针对模型求解,应用更容易求解梯度的先验模型替代函数,并结合对数变换,将原问题转换为含梯度的无约束问题,进行高效求解。最后通过仿真数据和 7 km 外场实验数据验证了所提改进方法的有效性和效率。结果表明,对于高中低具有不同载噪比(5 dB、0 dB、-5 dB)的回波数据,所提改进方法在 5 次迭代之内即可得到较高质量的图像。

关键词 合成孔径激光雷达; 计算成像; 贝叶斯估计; 图像重构

中图分类号 TN958

文献标志码 A

DOI: 10.3788/LOP221548

Modified Imaging Algorithm for Inverse Synthetic Aperture LiDAR Based on Optical Imaging Model

Xu Chen^{1,2,3}, Song Anpeng^{1,2,3}, Jin Kai^{1,2*}, Wei Kai^{1,2}

¹Key Laboratory on Adaptive Optics, Chinese Academy of Sciences, Chengdu 610209, Sichuan, China;

²Institute of Optics and Electronics, Chinese Academy of Sciences, Chengdu 610209, Sichuan, China;

³University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049, China

Abstract Inverse synthetic aperture LiDAR (ISAL) is a kind of coherent imaging system. It acquires images with speckles that affect target recognition and judgment. In recent years, some scholars proposes a model-based iterative reconstruction (MBIR) algorithm to solve the problem. The algorithm directly estimates the real valued reflectance instead of the complex valued one commonly used by traditional reconstruction methods, making the reconstructed image closer to the optical image. However, the MBIR algorithm faces the problems of complex optimization model, low efficiency, and difficult convergence when the gradient-free line search version is used. To address these problems, this study presents two proposals. First, the Markov relation between the distributions of the complex reflectance and reflectivity, and the measurement signal is obtained from the viewpoint of information transfer. The complex reflectance is assumed as a complete dataset of the reflectivity estimation that simplifies the optimization. Second, the surrogate function of a prior model, whose gradient is easier to obtain, and the logarithm transformation are used to improve the algorithm efficiency in which the original problem is transformed into an unconstrained problem with gradient. The effectiveness and efficiency of the proposed method are verified by simulation and outdoor experimental data from a target 7 km away. The results show that the proposed method can obtain better images within five iterations for echo data with carrier-to-noise ratio of 5 dB, 0 dB, and -5 dB.

Key words synthetic aperture LiDAR; computational imaging; Bayesian estimation; imaging reconstruction

1 引言

合成孔径激光雷达(SAL)是一种通过雷达运动形

成虚拟长阵列,并通过虚拟阵列上信号的相干合成实现对静止目标成像的主动光学超分辨成像技术,其技术思想来源于微波雷达成像技术中的合成孔径雷

(SAR)概念^[1-3]。当物体运动、雷达静止时,称为逆合成孔径激光雷达(ISAL)。由于光学波段下物体的反射特性更符合人眼视觉感受,所得图像具有更好的可视性,并且光波波长较微波一般要小3个数量级,ISAL的合成孔径时间也远小于ISAR,因此ISAL技术在遥感、目标识别等领域具有广泛的应用场景^[4-5]。有学者认为,ISAL是唯一能通过米级口径望远镜对千公里外的目标实现厘米级分辨率成像的光学技术^[6]。

当前主流的ISAL图像重构方法均借鉴传统ISAR信号处理技术,主要利用基于傅里叶变换框架的成像算法完成脉冲压缩,实现二维成像^[7-13]。这类方法有三个主要问题:第一,目标在微波波段和光学波段的散射特性具有明显区别,目标的微波图像表现出典型的点云特征,而光学图像表现出平滑连续的特征,因此直接采用微波成像框架重构ISAL图像并不十分合适;第二,由于傅里叶变换存在过拟合的问题^[14],图像不可避免地存在散斑噪声,使得所得图像与光学图像特征相差较大,识别上存在困难;第三,传统成像方法是对目标复反射系数分布进行估计的,对其取模方后得到反射率分布的估计,但对于相干成像系统而言,由于激光散斑的存在,目标反射率的估计量实际上应该为复反射系数的方差^[15-16]。针对以上问题,美国学者Pellizzari等^[17-18]提出了一种基于贝叶斯框架的ISAL图像重构(MBIR)算法,该方法建立在ISAL感知模型和光学图像先验模型的基础上,通过极大后验(MAP)估计重构图像,其中光学图像先验模型采用q-广义高斯马尔可夫随机场(q-GGMRF)^[19],该模型能较好地反映光学图像特征,在医学成像领域有着广泛应用。相较于传统方法,MBIR在散斑抑制、噪声抑制方面均有显著优势。然而,从信息传递的角度看,将反射系数作为贝叶斯估计问题中的缺失数据并不准确,会增加模型复杂度。同时,MBIR在求解优化模型时,利用迭代坐标下降(ICD)和非负约束下的一维线搜索策略,逐个像素进行迭代优化,在实际实现过程中效率较低。尤其针对强散斑和强噪声影响的图像,因为此时最优值离初始值较远,无梯度线搜索方法将耗费更高的时间代价,实际复现时较难获得应有效果。

本文在前人工作的基础上,对MBIR算法加以改进,包括两个方面:第一,从信息传递的角度给出了目标复反射系数分布、目标反射率分布和测量信号之间的马尔可夫关系,据此将复反射系数分布作为完整数据集,从而简化优化模型;第二,利用q-GGMRF先验函数的替代函数代替原本优化问题中采用的q-GGMRF先验项,所采用的替代函数具有易于求梯度以及下降速度快的特点。同时,针对优化问题中的非负约束问题,通过对数变换将其转换为无约束问题,经过上述处理后可利用现有的L-BFGS算法^[20]求解。所提方法的有效性和效率通过仿真数据得到了验证,仿真结果表明,对于高中低三种具有载噪比(5 dB、0 dB、

-5 dB)的回波数据,通过5次迭代即可获得较为满意的图像质量,相对于传统方法,所提方法得到的图像的质量有明显提升。此外,将所提方法应用在实际采集的7 km外场ISAL数据中,也获得了较好的成像结果,其中迭代次数仅需4次。

2 ISAL 成像测量模型

简单起见,讨论最常见的FMCW体制ISAL测量模型,原理示意图如图1所示,激光雷达视线方向(LOS)矢量由望远镜瞳面中心指向目标中心 o 。其发射的线性调频(LFM)激光信号可以表示为

$$E_t(t) = A_0 \exp \left\{ j2\pi \left[f_c \left(t - \left\lfloor \frac{t}{T_p} \right\rfloor T_p \right) + \frac{1}{2} K_r \left(t - \left\lfloor \frac{t}{T_p} \right\rfloor T_p \right)^2 \right] \right\}, \quad (1)$$

式中: A_0 为光场振幅; f_c 为激光信号载波频率; T_p 为调频长度; K_r 为线性调频率;信号带宽 $B = K_r T_p$;符号 $\lfloor \cdot \rfloor$ 表示向下取整。

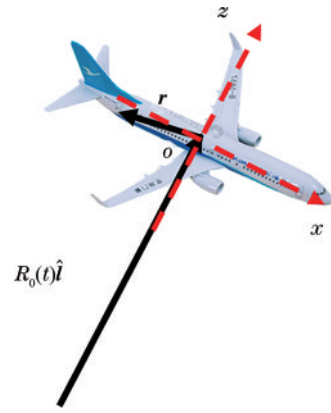


图1 ISAL原理示意图

Fig. 1 Schematic of ISAL principle

假设目标复反射系数分布为 $\sigma(\mathbf{r})$,对于远距离目标,在Fraunhofer近似下,运动目标的回波光场可以表示为

$$\begin{cases} E_r(t) = \mu \int \sigma(\mathbf{Q}\mathbf{r}) E_t \left[t - \tau(t, \mathbf{r}) \right] d\mathbf{r} \\ \tau(t, \mathbf{r}) = \frac{2\hat{\mathbf{l}}^T [R_0(t)\hat{\mathbf{l}} + \mathbf{Q}\mathbf{r}]}{c} \end{cases}, \quad (2)$$

式中: μ 表示光场振幅衰减系数; $R_0(t)$ 表示望远镜瞳面距目标中心的径向距离; \mathbf{Q} 表示目标绕中心点 o 的转动矩阵; c 为光速。

在FMCW体制情况下,本振光是发射信号的一部分。假设本振光振幅为 A_1 ,本振光与目标回波的时间差远远小于 T_p ,则经过光外差探测最终采集到的信号(去除残余视频相位)为

$$\begin{cases} U(t) = C \int \sigma(\mathbf{Q}\mathbf{r}) \exp[-j\Phi(t, \mathbf{r})] d\mathbf{r} \\ \Phi(t, \mathbf{r}) = 2\pi \left[K_r \tau(t, \mathbf{r}) \left(t - \left[\frac{t}{T_p} \right] T_p \right) + f_c \tau(t, \mathbf{r}) \right] \end{cases}, \quad (3)$$

式中: C 为常数幅度因子。

考虑一种简单的情况, 假设目标转动角速度矢量与 LOS 方向 \hat{l} 垂直, 按图 1 所示建立直角坐标系, y 轴平行于角速度矢量方向, z 轴平行于 LOS 矢量方向。同时, 由于光波波长短, 实际大部分应用场景中, 所需的合成孔径时间很少和目标转角很小, 因此转动可近似为匀速圆周运动, 设转速为 ω , 并假设目标径向距离 R_0 为常数。忽略信号中的小相位、常数相位、对成像无贡献的线性相位, 此时有

$$\begin{cases} U(t) = C \iint \sigma_y(x, z) \exp[-j\Phi(t, x, z)] dx dz \\ \Phi(t, x, z) = 4\pi \left[\frac{K_r z}{c} \left(t - \left[\frac{t}{T_p} \right] T_p \right) + \frac{\omega x}{\lambda} \right] \end{cases}, \quad (4)$$

式中: $\sigma_y(x, z)$ 为目标复反射系数沿 y 轴的投影。对应 ISAL 数据的二维存储格式, 假设数据采样间隔为 Δt , 引入替换 $t = m\Delta t + nT_p$, 代入式(4), 可得

$$\begin{cases} U(m, n) = C \iint \sigma_y(x, z) \exp[-j\Phi(m, n, x, z)] dx dz \\ \Phi(m, n, x, z) = 4\pi \left[\frac{K_r m \Delta t}{c} z + \frac{\omega(m\Delta t + nT_p)}{\lambda} x \right] \end{cases} \circ \quad (5)$$

对目标反射率分布按理论成像分辨率间隔进行离散化, 以便得到矢量形式的测量模型, 令 $\delta_x = c/(2B)$, $\delta_z = \lambda/(2\omega T)$, T 为合成孔径时间, 则 $x = k\delta_x$, $z = l\delta_z$ 。忽略常数幅度因子, 式(5)可转换为

$$\begin{cases} U(m, n) = \sum_k \sum_l \hat{\sigma}_y(k, l) \exp[j\Phi(m, n, k, l)] \\ \Phi(m, n, k, l) = 2\pi \left(\frac{ml}{N_r} + \frac{nk}{N_a} + \frac{mk}{N_r N_a} \right) \end{cases}, \quad (6)$$

式中: $N_r = \lfloor \Delta t/T_p \rfloor$ 为距离向采样点; $N_a = \lfloor T_p/T \rfloor$ 为方位向采样点。容易发现式(6)实际上是广义二维离散空间傅里叶变换(DSFT), 此时 ISAL 数据具有平行四边形支撑集。当 N_r 和 N_a 均较大时, 数据支撑集可近似为矩形, 即此式(6)为标准的二维 DSFT, 实际应用中, 该近似很容易满足, 用矩阵可以表示为

$$\mathbf{U} = \mathbf{F}_r \hat{\boldsymbol{\sigma}}_y \mathbf{F}_a, \quad (7)$$

式中: \mathbf{F}_r 表示距离向 DFT 矩阵; \mathbf{F}_a 表示方位向 DFT 矩阵。将式(7)矢量化, 令 $\mathbf{y} = \text{vec}(\mathbf{U})$, $\mathbf{g} = \text{vec}(\hat{\boldsymbol{\sigma}}_y)$, 假设回波信号中存在高斯白噪声 $\boldsymbol{\omega}$, 设其方差为 σ_ω^2 , 则

$$\mathbf{y} = \mathbf{A}\mathbf{g} + \boldsymbol{\omega}, \quad (8)$$

式中: \mathbf{y} 和 \mathbf{g} 均为 $M \times 1$ 维的复矢量, M 为总采样点数; $\mathbf{A} = \mathbf{F}_a^T \otimes \mathbf{F}_r$, 且 $\mathbf{A}^H \mathbf{A} = \mathbf{M}\mathbf{I}$, 符号 \otimes 表示克罗内克积。

从统计光学知识^[15-16]可以得到目标反射率分布 \mathbf{r} 和复反射系数分布 \mathbf{g} 的关系, 即

$$\mathbf{r} = E(|\mathbf{g}|^2), \quad (9)$$

式中: $E(\cdot)$ 表示求期望运算。

3 MBIR 算法的改进

3.1 贝叶斯框架及估计模型

从统计学的角度看, ISAL 图像重构实际上是通过观测信号 \mathbf{y} 估计目标反射率分布 \mathbf{r} 的过程。但是实际观测信号 \mathbf{y} 无法直接提供关于 \mathbf{r} 的完整信息, 从 ISAL 成像信息传递的角度看, \mathbf{r} 直接决定 \mathbf{g} , 而 \mathbf{g} 作为雷达观测信息决定 \mathbf{y} , 从而可以认为这三者之间存在马尔可夫关系, 即 $\mathbf{r} \rightarrow \mathbf{g} \rightarrow \mathbf{y}$, 它们之间的转移概率密度函数可以分别写为

$$P_\omega(\mathbf{y}|\mathbf{g}) = \frac{1}{\pi^M \sigma_\omega^{2M}} \exp\left[-\frac{1}{\sigma_\omega^2} \|\mathbf{y} - \mathbf{A}\mathbf{g}\|_2^2\right], \quad (10)$$

$$P(\mathbf{g}|\mathbf{r}) = \frac{1}{\pi^M |\Lambda(\mathbf{r})|} \exp\left[-\mathbf{g}^H \Lambda(\mathbf{r})^{-1} \mathbf{g}\right], \quad (11)$$

式中: $\Lambda(\mathbf{r}) = \text{diag}(r_i)$, $\text{diag}(\cdot)$ 表示对角线元素第 i 个元素等于 r_i 的对角阵, 且其中 $C_{y, r, \omega} = \mathbf{A}\Lambda(\mathbf{r})\mathbf{A}^H + \sigma_\omega^2 \mathbf{I}$, \mathbf{I} 为单位阵。

在贝叶斯框架下, 容易得到反射率分布的 MAP 估计量, 即

$$\hat{\mathbf{r}} = \arg \min_{\mathbf{r}} \left\{ -\ln [P(\mathbf{r}|\mathbf{y})] \right\} = \arg \min_{\mathbf{r}} \left\{ -\ln [P(\mathbf{y}|\mathbf{r})] - \ln [P(\mathbf{r})] \right\}, \quad (12)$$

式中: 先验概率 $P(\mathbf{r})$ 采用 q-GGMRF 模型进行求解, 即图像中任意一点的像素强度仅与邻域 \mathbf{P} 中的像素产生关联, 与邻域外像素无关, 其具体形式为

$$P(\mathbf{r}) = \frac{1}{z} \exp\left[-\sum_{(i,j) \in \mathbf{P}} b_{i,j} \rho(r_i - r_j)\right], \quad (13)$$

式中: z 为归一化因子; $b_{i,j}$ 为权重, 采用高斯权重; $\rho(r_i - r_j)$ 表示 MRF 的势函数。不妨设 $\Delta_{i,j} = r_i - r_j$, 则有

$$\rho(\Delta_{i,j}) = \frac{|\Delta_{i,j}|^p}{p\sigma_r^p} \frac{\left| \frac{\Delta_{i,j}}{T'\sigma_r} \right|^{q-p}}{1 + \left| \frac{\Delta_{i,j}}{T'\sigma_r} \right|^{q-p}}, \quad (14)$$

式中: $1 \leq p < q$, 以保证 $\rho(\Delta_{i,j})$ 为凸; T' 用于控制图像对比度; σ_r 是用来调整正则化强度的伸缩因子。

3.2 模型求解

利用 expectation maximization (EM) 算法^[21] 求解式(12)。根据 \mathbf{r} 、 \mathbf{g} 和 \mathbf{y} 三者的马尔可夫关系, 将 \mathbf{g} 视为 \mathbf{r} 的完整数据集, 条件期望函数^[22] 可写为

$$Q(\mathbf{r}, \mathbf{r}') = E_{\mathbf{g}|\mathbf{y}, \mathbf{r}}[\ln P(\mathbf{g}|\mathbf{r}) + \ln [P(\mathbf{r})]], \quad (15)$$

其中,

$$\begin{cases} P_g(\mathbf{g}|\mathbf{y}, \mathbf{r}') = \frac{P(\mathbf{y}|\mathbf{g})P(\mathbf{g}|\mathbf{r}')}{P(\mathbf{y}|\mathbf{r}')} = \frac{1}{z} \exp[-(\mathbf{g} - \boldsymbol{\mu})^H \mathbf{D}^{-1}(\mathbf{g} - \boldsymbol{\mu})], \\ \boldsymbol{\mu} = \Lambda_1(\mathbf{r})\mathbf{A}^H \mathbf{y}, \quad \mathbf{D} = \sigma_\omega^2 \Lambda_1(\mathbf{r}) \end{cases}, \quad (16)$$

式中: $\Lambda_1(\mathbf{r}) = \text{diag}[r_i / (Mr_i + \sigma_\omega^2)]$ 。结合式(11)、式(15)和式(16),可以得到

$$Q(\mathbf{r}|\mathbf{r}') = -\sum_{i=1}^M \ln(r_i) - \sum_{i=1}^M \frac{D_{ii} + |\mu_i|^2}{r_i} + \ln[P(\mathbf{r})]. \quad (17)$$

结合式(13)和式(17)并忽略常数项,可得

$$Q(\mathbf{r}, \mathbf{r}') = -\sum_{i=1}^M \ln(r_i) - \sum_{i=1}^M \frac{D_{ii} + |\mu_i|^2}{r_i} - \sum_{(i,j) \in \mathcal{P}} b_{i,j} \rho(\Delta_{i,j}). \quad (18)$$

文献[18]中的方法直接采用完整的q-GGMRF作为先验约束,这会导致 $Q(\mathbf{r}, \mathbf{r}')$ 的梯度求解十分困难,无法有效利用 $Q(\mathbf{r}, \mathbf{r}')$ 的梯度信息,使得优化效率下降。为解决该问题,利用 $\rho(\Delta_{i,j})$ 的替代函数:

$$\begin{cases} \rho_s(\Delta_{i,j}, \Delta'_{i,j}) = K(\Delta'_{i,j}) \Delta_{i,j}^2 \\ K = \frac{|\Delta'_{i,j}|^{\beta-2} \left| \frac{\Delta'_{i,j}}{T'\sigma_r} \right|^{q-\beta} \left(\frac{q}{\beta} + \left| \frac{\Delta'_{i,j}}{T'\sigma_r} \right|^{q-\beta} \right)}{2\sigma_r^\beta \left(1 + \left| \frac{\Delta'_{i,j}}{T'\sigma_r} \right|^{q-\beta} \right)^2}, \end{cases} \quad (19)$$

式中: $\Delta'_{i,j} = r'_i - r'_j$ 。在每次EM迭代中,期望函数 $Q(\mathbf{r}, \mathbf{r}')$ 可用函数 $Q_s(\mathbf{r}, \mathbf{r}')$ 替代表示:

$$Q_s(\mathbf{r}, \mathbf{r}') = -\sum_{i=1}^M \ln(r_i) - \sum_{i=1}^M \frac{D_{ii} + |\mu_i|^2}{r_i} - \sum_{(i,j) \in \mathcal{P}} b_{i,j} K(\Delta'_{i,j})(r_i - r_j)^2. \quad (20)$$

为消除 $r_i > 0$ 的约束,不妨设 $\mathbf{r} = \exp(\mathbf{u})$,则式(20)转换为

$$Q_s(\mathbf{u}, \mathbf{u}') = -\sum_{i=1}^M u_i - \sum_{i=1}^M \frac{D_{ii} + |\mu_i|^2}{\exp(u_i)} - \sum_{(i,j) \in \mathcal{P}} b_{i,j} K(\Delta'_{i,j}) [\exp(u_i) - \exp(u_j)]^2, \quad (21)$$

其梯度可以表示为

$$\begin{cases} \nabla_{\mathbf{u}} Q_s(\mathbf{u}, \mathbf{u}') = -\mathbf{u} + \mathbf{f}_1 + \mathbf{f}_2 \\ f_{1,i} = (D_{ii} + |\mu_i|^2) \exp(-u_i) \\ f_{2,i} = 2 \sum_{j \in \partial i} b_{i,j} K(\Delta'_{i,j}) [\exp(u_i) - \exp(u_j)] \exp(u_j) \end{cases}, \quad (22)$$

式中: $f_{1,i}$ 和 $f_{2,i}$ 分别表示 \mathbf{f}_1 和 \mathbf{f}_2 中的第*i*个元素;符号 ∂i 表示第*i*个元素周围的邻域。

因此,在EM算法中,每一次迭代过程可以表示为

$$\begin{cases} \mathbf{u}^{(m+1)} = \arg \min[-Q_s(\mathbf{u}^{(m+1)}, \mathbf{u}^{(m)})] \\ \mathbf{r}^{(m+1)} = \exp(\mathbf{u}^{(m+1)}) \end{cases}. \quad (23)$$

式(23)所描述的最优化问题可通过L-BFGS算法

处理。L-BFGS算法是一种处理大规模无约束问题的拟牛顿方法,具有占用内存小、收敛速度快等优势。将改进后的MBIR算法记为MMBIR算法。MMBIR算法流程如图2所示。算法初始值 \mathbf{r}_0 利用 $|\mathbf{A}^H \mathbf{y}|^{0.2}$ 进行估计,噪声方差利用信号方差 $\text{var}(\mathbf{y})$ 进行近似估计,伸缩因子 σ_r 利用 $\sqrt{\text{var}(\mathbf{r}_0)}/\gamma$ 进行估计,其中 γ 是用来控制伸缩强度的因子。设置EM算法的迭代过程终止条件,即 $\epsilon = \|\mathbf{r}^{(m+1)} - \mathbf{r}^{(m)}\| / \|\mathbf{r}^{(m)}\| < \epsilon_T$ 时,迭代停止, ϵ_T 为误差容限。

Algorithm 1: MMBIR

Input: $\mathbf{y}, p, q, T, \sigma, \gamma, N_{\text{MBIR}}$

Output: \mathbf{r}

1. $\mathbf{r}_0 \leftarrow |\mathbf{A}^H \mathbf{y}|^{0.2}, \mathbf{u}_0 \leftarrow \ln(\mathbf{r}_0), \text{var}(\mathbf{y}), \sigma_r \leftarrow \sqrt{\text{var}(\mathbf{r}_0)}/\gamma$
2. while $i < N_{\text{MBIR}}$ or $\epsilon < \epsilon_T$
3. $\mathbf{D} \leftarrow \sigma_r^2 \Lambda_1(\mathbf{r}), \boldsymbol{\mu} \leftarrow \Lambda_1(\mathbf{r})\mathbf{A}^H \mathbf{y}$
4. $\mathbf{u}^{(i)} \leftarrow \arg \min[-Q(\mathbf{u}^{(i)} - \mathbf{u}^{(i-1)})], \mathbf{r}^{(i)} \leftarrow \exp(\mathbf{u}^{(i)})$
5. $\epsilon \leftarrow \|\mathbf{r}^{(i)} - \mathbf{r}^{(i-1)}\| / \|\mathbf{r}^{(i-1)}\|$
6. end while
7. $\mathbf{r} \leftarrow \mathbf{r}^{(m)}$

图2 MMBIR算法流程

Fig. 2 Flowchart of MMBIR algorithm

4 算法测试与外场成像结果

将所提算法部署在MATLAB平台上,所使用的计算机的处理器为Intel Xeon Silver 4210,其主频为2.2 GHz。所提算法的计算效率如图3所示,结果表明,平均单次迭代时间与图像尺寸近似成线性关系。

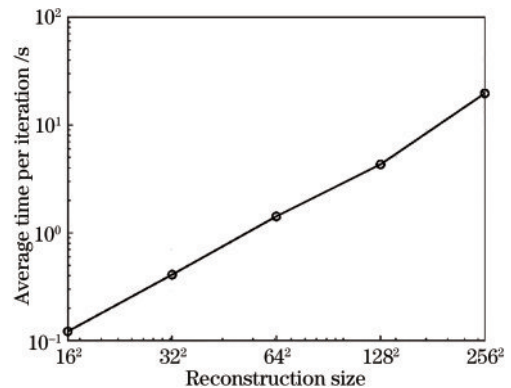


图3 MMBIR算法的计算效率

Fig. 3 Calculation efficiency of MMBIR algorithm

首先,利用仿真数据验证 MMBIR 算法性能, ISAL 仿真系统的参数设置如表 1 所示。在靶标反射系数中添加 $[-\pi, \pi]$ 内均匀分布的随机相位,用于模拟粗糙目标表面产生的激光散斑效应。

表 1 仿真参数
Table 1 Simulation parameters

Parameter	Value
Wavelength /nm	1550
Target size /cm	20×20
Rotate speed /($\text{mrad}\cdot\text{s}^{-1}$)	25
Signal bandwidth /GHz	150
Pulse repetition frequency /kHz	10
Sampling rate /MHz	2
Imaging size /($\text{pixel}\times\text{pixel}$)	200×200
Synthetic aperture time /ms	20
Range resolution /mm	1
Azimuth resolution /mm	1

对图像的评价采用光学图像中常用的全参考评价指标,即结构相似度(SSIM)^[23]和峰值信噪比(PSNR)^[24]。对于光学图像,SSIM是一个大于0小于1的标量,其值越大表示图像与原图像越接近,人眼的观感也越真实。PSNR是从信噪比的角度给出的图像评价指标,单位为dB,其值越大,表示图像的信噪比越高。两种指标均采用MATLAB内置函数进行计算。仿真所用靶标如图4所示。

算法相关参数设置为 $p=1.1, q=2, T'=0.3, q$ -GGMRF 中的势函数权重 $b_{i,j}$ 选用标准差为 0.8 的高斯核,用于控制正则化强度的因子 γ 设置为 3,总迭代次数上限设置为 5。同时,为了验证所提算法的鲁棒性,

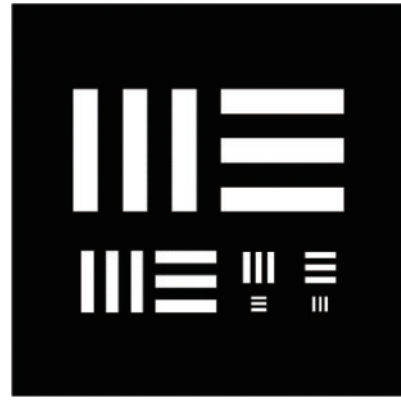


图 4 仿真所用的测试图案
Fig. 4 Test pattern used for simulation

三种不同等级的高斯白噪声被添加到仿真得到的回波数据中,并利用载噪比(CNR)进行定量描述。CNR的表达式为

$$R_{\text{CN}} = \frac{\mathbf{g}^T \mathbf{g}}{\sigma_w^2} \quad (24)$$

三种不同 CNR 分别设置为 5 dB、0 dB、-5 dB。由于 MBIR 算法的复现结果无法达到文献[18]中的效果,此处利用 ISAL 中广泛采用的距离-多普勒算法(RDA)作为对照,实验结果如图5所示。实验结果表明 MMBIR 算法具有三个主要优势:能有效抑制 ISAL 图像中的散斑和噪声,图像观感更加符合光学图像特征,图像质量明显得到提升,尤其是针对高载噪比数据;能较好地保留图像的细节部分(虚线框区域);效率较高,对于具有不同载噪比的回波数据,仅需几次迭代便能重构出较为满意的图像。另外,MMBIR 算法一次成像便可降低 ISAL 系统中常见的激光散斑的影响,相较于传统多视处理,在信息利用率上更具优势。

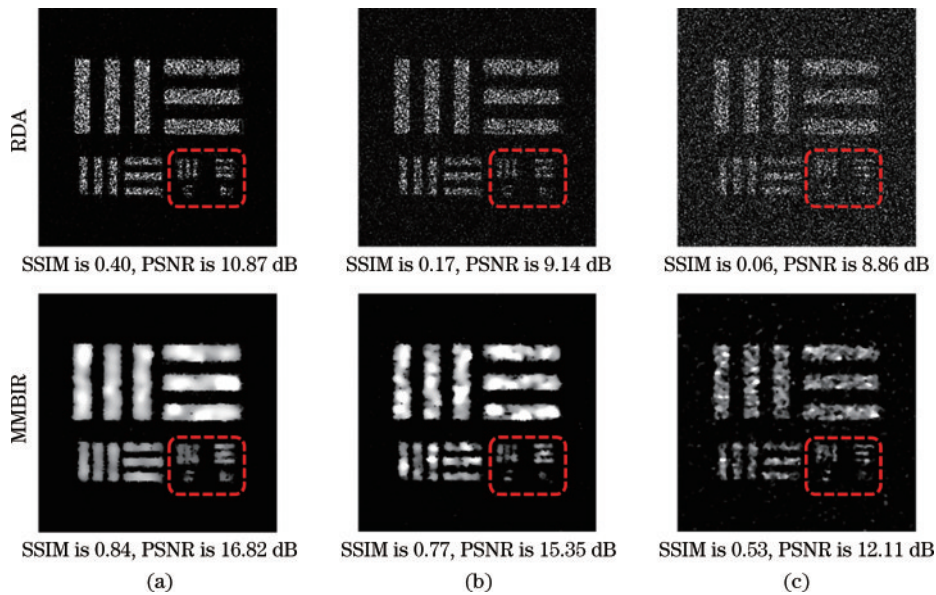


图 5 RDA 和 MMBIR 算法在不同 CNR 下的仿真对比结果。(a) 5 dB; (b) 0 dB; (c) -5 dB

Fig. 5 Simulation comparison results of RDA and MMBIR algorithm under different CNRs. (a) 5 dB; (b) 0 dB; (c) -5 dB

为了进一步验证 MMBIR 算法的实际效果, 基于前期工作中所搭建的 ISAL 外场实验平台^[25], 采集真实实验数据用于算法测试。由于真实实验无法获得与 ISAL 图像视角、视场相同的参考光学图像, 此处图像质量评价指标采用无参考图像评价指标。评价指标采用等效视数 (ENL), 该指标通常用于描述算法的散斑抑制能力, 其值越大, 表示算法的散斑抑制能力越好。使用时需要选取一块局部平坦区域作为取样窗口, ENL 的具体表达式为

$$R_{ENL} = \frac{\mu_x^2}{\sigma_x^2}, \quad (25)$$

式中: μ_x 表示所选区域的像素强度均值; σ_x^2 表示所选区域的像素强度方差。外场实验参数如表 2 所示。

算法参数设置为 $p = 1.1, q = 2, T' = 0.8$, 高斯权 $b_{i,j}$ 的标准差为 0.5, 终止误差容限 $\epsilon_T = 1 \times 10^{-5}$ 。实际测试时发现, 仅需 4 次迭代便可达到终止条件。真实数据的实验结果如图 6 所示, 框出区域为取样窗口,

表 2 外场实验系统参数
Table 2 Parameters of outdoor experiment

Parameter	Value
Wavelength /nm	1550
Rotate speed /($\text{mrad} \cdot \text{s}^{-1}$)	17.45
Signal bandwidth /GHz	4
Pulse repetition frequency /kHz	50
Sampling rate /MHz	250
Imaging size /($\text{pixel} \times \text{pixel}$)	40 × 64
Synthetic aperture time /ms	1.28
Imaging distances /km	7
Laser power /W	2

算法 ENL 的测量结果如表 3 所示。实验结果表明, 在低出射功率 (2 W)、短时间积累 (1.28 ms) 的情况下, 相较传统算法, MMBIR 所恢复的 ENL 和视觉观感均有明显提升, 整体图像更加光滑, 具有接近光学图像的特征。

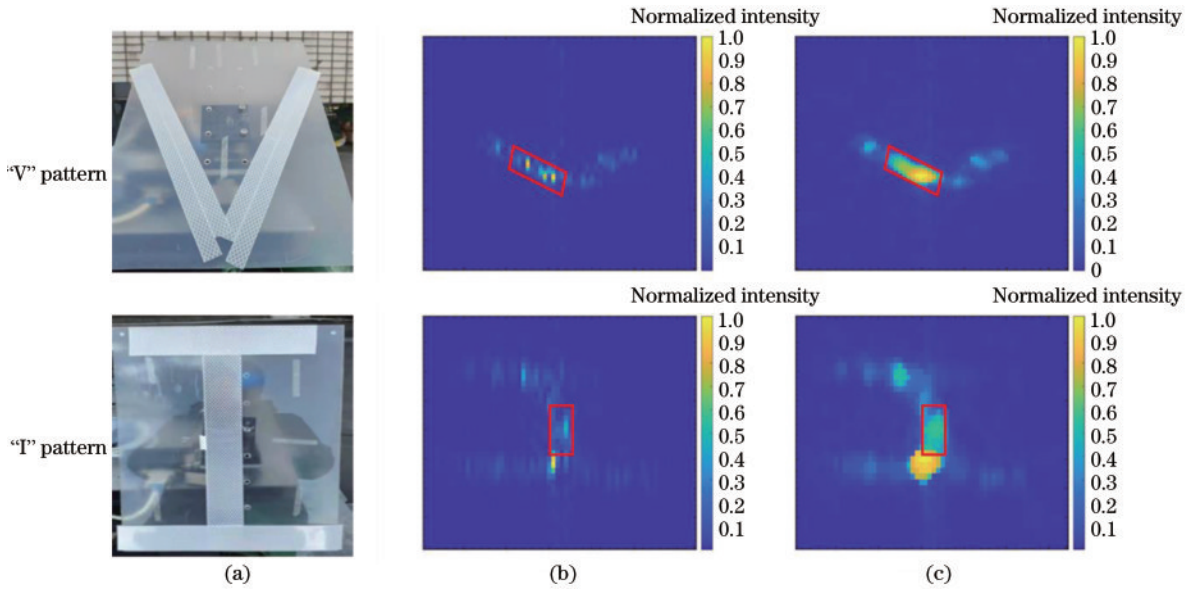


图 6 外场数据成像结果对比。(a)靶标照片;(b)RDA 恢复的图像;(c)MMBIR 恢复的图像

Fig. 6 Comparison of outdoor data imaging results. (a) Target photos; (b) images recovered by RDA; (c) images recovered by MMBIR

表 3 外场实验系统下的 ENL

Table 3 ENL of outdoor experiment

Target	RDA	MMBIR
“V” pattern	0.56	5.81
“I” pattern	1.76	11.27

5 结 论

针对基于模型的 ISAL 成像算法提出了两点改进措施: 首先在贝叶斯模型建立方面, 通过假设复反射系数分布包含目标反射率分布的全部信息, 构建清晰直观的马尔可夫模型, 从而简化优化模型形式; 其次, 在模型求解方面, 利用 q-GGMRF 的替代函数和变量替

换, 将原本的无梯度含约束优化问题转换为含梯度信息的无约束优化问题, 降低求解复杂度并提升求解效率。仿真和外场数据实验结果表明, 所提算法具备较好的鲁棒性和较快的收敛速度, 5 次迭代便可得到较好的图像重构效果。

参 考 文 献

- [1] Cumming I G, Wong F H. Digital processing of synthetic aperture radar data[M]. London: Artech House, 2005.
- [2] Ozdemir C. Inverse synthetic aperture radar imaging with MATLAB algorithms [M]. Hoboken: John Wiley & Sons, 2012.
- [3] Jakowatz C V, Jr, Wahl D E, Eichel P H, et al.

- Spotlight-mode synthetic aperture radar: a signal processing approach[M]. Boston: Springer, 1996.
- [4] 吴谨. 关于合成孔径激光雷达成像研究[J]. 雷达学报, 2012, 1(4): 353-360.
- Wu J. On the development of synthetic aperture radar imaging[J]. Journal of Radars, 2012, 1(4): 353-360.
- [5] 刘立人. 高分辨率遥感新途径: 合成孔径激光成像雷达[J]. 科学, 2014, 66(6): 4, 25-29.
- Liu L R. A new way to high-resolution remote sensing: synthetic aperture imaging radar[J]. Science, 2014, 66(6): 4, 25-29.
- [6] Lucke R L, Rickard L J, Bashkansky M, et al. Synthetic aperture radar (SAR): fundamental theory, design equations for a satellite system, and laboratory demonstration: NRL/FR/7218: 02-10, 051[R]. Washington, D. C.: Naval Research Lab, 2002.
- [7] Beck S M, Buck J R, Buell W F, et al. Synthetic-aperture imaging laser radar: laboratory demonstration and signal processing[J]. Applied Optics, 2005, 44(35): 7621-7629.
- [8] Crouch S, Barber Z W. Laboratory demonstrations of interferometric and spotlight synthetic aperture radar techniques[J]. Optics Express, 2012, 20(22): 24237-24246.
- [9] Barber Z W, Dahl J R. Synthetic aperture radar imaging demonstrations and information at very low return levels[J]. Applied Optics, 2014, 53(24): 5531-5537.
- [10] Li G Z, Wang N, Wang R, et al. Imaging method for airborne SAR data[J]. Electronics Letters, 2017, 53(5): 351-353.
- [11] Mo D, Wang R, Wang N, et al. Experiment of inverse synthetic aperture LADAR on real target[C]//2017 7th IEEE International Conference on Electronics Information and Emergency Communication, July 21-23, 2017, Macao, China. New York: IEEE Press, 2017: 319-321.
- [12] Li G Z, Wang R, Song Z Q, et al. Linear frequency-modulated continuous-wave radar system for synthetic aperture imaging[J]. Applied Optics, 2017, 56(12): 3257-3262.
- [13] Xu X W, Gao S, Zhang Z H. Inverse synthetic aperture radar demonstration and outdoor experiments[C]//2018 China International SAR Symposium (CISS), October 10-12, 2018, Shanghai, China. New York: IEEE Press, 2018.
- [14] Vu D, Zhao K X, Rowe W, et al. Sparse and accurate high resolution SAR imaging[J]. Proceedings of SPIE, 2012, 8394: 839407.
- [15] Goodman J W. Speckle phenomena in optics: theory and applications[M]. 2nd ed. Colorado: Roberts and Company Publishers, 2007.
- [16] Goodman J W. Statistical optics[M]. 2nd ed. Hoboken: John Wiley & Sons, 2015.
- [17] Pellizzari C J, Bouman C A. Inverse synthetic aperture LADAR image construction: an inverse model-based approach[J]. Proceedings of SPIE, 2016, 9982: 99820F.
- [18] Pellizzari C J, Trahan R, Zhou H Y, et al. Synthetic aperture LADAR: a model-based approach[J]. IEEE Transactions on Computational Imaging, 2017, 3(4): 901-916.
- [19] Thibault J B, Sauer K D, Bouman C A, et al. A three-dimensional statistical approach to improved image quality for multislice helical CT[J]. Medical Physics, 2007, 34(11): 4526-4544.
- [20] Liu D C, Nocedal J. On the limited memory BFGS method for large scale optimization[J]. Mathematical Programming, 1989, 45(1): 503-528.
- [21] Dempster A P, Laird N M, Rubin D B. Maximum likelihood from incomplete data via the EM algorithm[J]. Journal of the Royal Statistical Society: Series B (Methodological), 1977, 39(1): 1-22.
- [22] 张旭东. 现代信号分析和处理[M]. 北京: 清华大学出版社, 2018.
- Zhang X D. Modern signal analysis and processing[M]. Beijing: Tsinghua University Press, 2018.
- [23] Wang Z, Bovik A C, Sheikh H R, et al. Image quality assessment: from error visibility to structural similarity[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2004, 13(4): 600-612.
- [24] Horé A, Ziou D. Image quality metrics: PSNR vs. SSIM [C]//2010 20th International Conference on Pattern Recognition, August 23-26, 2010, Istanbul, Turkey. New York: IEEE Press, 2010: 2366-2369.
- [25] Xu C, Jin K, Jiang C C, et al. Amplitude compensation using homodyne detection for inverse synthetic aperture LiDAR[J]. Applied Optics, 2021, 60(34): 10594-10599.