

# 基于联合双边滤波的高质量关联成像

杨旭<sup>1</sup>, 徐璐<sup>1</sup>, 杨成华<sup>2</sup>, 张伟<sup>2</sup>, 刘越豪<sup>3</sup>, 张勇<sup>3\*\*</sup>, 吴龙<sup>1\*</sup>

<sup>1</sup>浙江理工大学信息学院, 浙江 杭州 310018;

<sup>2</sup>北京遥感设备研究所红外光学设备技术研究室, 北京 100854;

<sup>3</sup>哈尔滨工业大学航天学院, 黑龙江 哈尔滨 150001

**摘要** 提高重构质量一直是关联成像的研究重点。将联合双边滤波嵌入到投影 Landweber 迭代算法之中并进行关联成像重构。这种方法能够通过联合双边滤波有效地去除投影 Landweber 迭代算法中间结果的噪声, 从而提高投影 Landweber 迭代算法的重构质量。数值仿真和实验结果表明, 所提算法能有效地重构出目标的强度像。通过与常用的关联成像重构算法进行定量和定性的比较, 发现所提算法具有更高的重构质量。同时分析了背景噪声和测量次数对重构质量的影响, 证明了背景噪声的减小和测量次数的增大会提高所提算法的重构质量。

**关键词** 成像系统; 关联成像; 联合双边滤波; 迭代滤波算法; 重构质量; 背景噪声; 测量次数

中图分类号 O436

文献标志码 A

doi: 10.3788/AOS202040.1411002

## High-Quality Ghost Imaging Based on Joint Bilateral Filter

Yang Xu<sup>1</sup>, Xu Lu<sup>1</sup>, Yang Chenghua<sup>2</sup>, Zhang Wei<sup>2</sup>, Liu Yuehao<sup>3</sup>,  
Zhang Yong<sup>3\*\*</sup>, Wu Long<sup>1\*</sup>

<sup>1</sup> School of Information Science and Technology, Zhejiang Sci-Tech University, Hangzhou, Zhejiang 310018, China;

<sup>2</sup> Laboratory of Infrared Optical Equipment Technology, Beijing Institute of Remote Sensing Equipment,  
Beijing 100854, China;

<sup>3</sup> School of Astronautics, Harbin Institute of Technology, Harbin, Heilongjiang 150001, China

**Abstract** The improvement in reconstruction quality has always been the research focus of ghost imaging. A joint bilateral filter is embedded in the projected Landweber iterative algorithm, which is used for reconstruction in ghost imaging. This method can effectively remove the noises in the intermediate results of the projected Landweber iterative algorithm using the joint bilateral filter, and the reconstruction quality of the projected Landweber iterative algorithm is thus improved. The numerical simulation and the experimental results show that the proposed algorithm can effectively reconstruct the intensity image of the target. The proposed algorithm has higher reconstruction quality, if compared with the common ghost imaging reconstruction algorithms. At the same time, the influences of background noise and number of measurements on reconstruction quality are analyzed, and it is proved that the reduction of background noise and the increase of number of measurements improve the reconstruction quality of the proposed algorithm.

**Key words** imaging systems; ghost imaging; joint bilateral filter; iterative filtering algorithm; reconstruction quality; background noise; number of measurements

**OCIS codes** 110.1758; 110.3010

## 1 引 言

不同于传统的成像手段和方法, 关联成像利用光场的二阶关联或更高阶的关联来获取目标物体的强度分布信息<sup>[1-3]</sup>。这种探测过程与成像过程分离

的非定域成像方法具有无透镜成像、单像素成像及高鲁棒性成像等优势, 因此成为光学成像领域的研究热点。关联成像已经被广泛地应用于荧光成像<sup>[4-5]</sup>、空间遥感<sup>[6-7]</sup>、光学加密<sup>[8-11]</sup>等诸多领域之中。目前大部分关联成像利用压缩感知技术作为图

收稿日期: 2020-02-28; 修回日期: 2020-04-01; 录用日期: 2020-04-13

基金项目: 国家自然科学基金(61801429)

\* E-mail: wulong@zstu.edu.cn; \*\* E-mail: zzyyyy@hit.edu.cn

像重构的手段。采用压缩感知技术的计算关联成像可以在亚奈奎斯特采样条件下进行目标强度分布的重构,极大地提高了关联成像的重构效率,使得关联成像在少量测量的条件下获得高质量的成像结果,提高了关联成像的成像帧频<sup>[12-14]</sup>。同时,在计算关联成像系统架构中,无需参考光路,关联成像系统更易小型化和集成化。

对于计算关联成像,最重要的一个问题是如何对病态问题进行高效求解,从而重构精确的目标图像。目前,常用的计算关联成像的图像重构算法包括贪婪算法和凸优化类算法。其中,应用于计算关联成像的贪婪算法大多是基于匹配追踪算法(MP)的改进的相关算法,包括正交匹配追踪算法(OMP)<sup>[15]</sup>、压缩采样匹配追踪算法(CoSaMP)<sup>[16]</sup>、快速稀疏自适应匹配追踪算法(FSAMP)<sup>[17]</sup>等。这些算法大多需要将目标的稀疏度作为输入参量,从而实现目标的精确重构,而在实际探测的过程中,目标的稀疏度难以提前获得,因此这类算法的重构质量难以保证。凸优化类算法同样存在一定弊端,虽然凸优化算法不需要获得目标的先验知识,同时具有较高的重构性能,但是算法的复杂度相对较高。

近年来,随着滤波技术在图像处理和图像去噪中的广泛应用,将图像滤波算法和关联成像目标重构算法相结合成为研究热点,采用这种思想的重构算法能够极大地改善关联成像的成像质量和目标的重构效率,因此具有较大的研究意义和较高的应用价值<sup>[18-19]</sup>。受图像滤波算法和目标重构算法相结合启发,本文设计了一套基于联合双边滤波的计算关联成像的图像重构算法方案,该方案利用投影 Landweber 迭代<sup>[20]</sup>进行目标重构,采用联合双边滤波对每一次的迭代结果<sup>[21]</sup>进行去噪处理,去噪后的结

果作为下次投影 Landweber 迭代的初始值,直到迭代次数达到最大值或重构结果满足迭代终止条件。这种方法的数值求解过程稳定,收敛速度较快,易于实现,目标重构效率高,因此具有较高的应用价值。

## 2 理论分析和算法架构

计算关联成像系统如图 1 所示。在计算关联成像系统中,激光器发射出的激光被扩束镜扩束并照射在由电脑控制的数字微镜阵列(DMD)之上。电脑中预先生成  $M$  个光斑图样  $S = \{S^{(1)}, S^{(2)}, \dots, S^{(M-1)}, S^{(M)}\}$ , 这些图样被逐一发送到 DMD 之上, DMD 根据电脑发送的光斑图样对扩束的激光进行空间分布调制。这里假设扩束的激光照射在 DMD 上的强度  $I_0$  在各处均相等,因此调制后的激光空间分布为  $I = \{I_0 S^{(1)}, I_0 S^{(2)}, \dots, I_0 S^{(M-1)}, I_0 S^{(M)}\} = \{I^{(k)}(i, j) | k=1, \dots, M\}$ , 这里  $I^{(k)}(i, j)$  表示第  $k$  次测量时的空间光场分布,  $(i, j)$  是空间坐标。空间调制光场通过光学发射天线进行发射,并照射在目标上,这里假设目标的空间反射率分布为  $T(i, j)$ , 因此第  $k$  次测量时,目标反射的光场空间分布表示为

$$E^{(k)}(i, j) = T(i, j)I^{(k)}(i, j). \quad (1)$$

目标反射回波被光学接收天线接收并聚焦到一个没有空间分辨率的桶状探测器上,因此第  $k$  次测量时,桶状探测器探测到的回波能量可以表示为

$$y^{(k)} = \sum_{(i, j)} T(i, j)I^{(k)}(i, j). \quad (2)$$

对于传统的关联成像相关算法,可以利用桶状探测器的回波能量与照射光场的空间分布的二阶相关  $G^{(2)}(x) = \langle I^{(k)}(i, j), y^{(k)} \rangle$  来进行目标反射率分布的重构,其中  $\langle \cdot \rangle$  表示系综平均。然而,这种方法所得到的结果的信噪比和对比度相对偏低,重构效

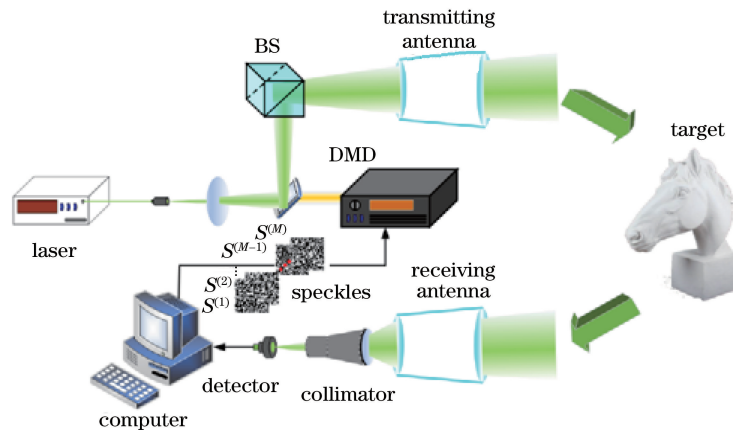


图 1 计算关联成像系统

Fig. 1 Experimental setup for computational ghost imaging system

率较差。因此,目前的计算关联成像通常利用压缩感知的相关算法来实现目标高质量的重构。

这里可以将发射的  $M$  个光斑的场空间分布改写成矩阵的形式。首先将每一个光斑场的二维空间分布都改写成行向量,并按照空间调制的先后顺序放置于矩阵  $\mathbf{I}$  中。这里假设水平方向的像素数为  $p$ ,垂直方向的像素数为  $q$ ,则光斑场向量共有  $N = p \times q$  个元素,因此光斑场矩阵可以表示为

$$\mathbf{I} = \begin{bmatrix} I^{(1)}(1,1) & \cdots & I^{(1)}(p,q) \\ \vdots & & \vdots \\ I^{(M)}(1,1) & \cdots & I^{(M)}(p,q) \end{bmatrix}_{M \times N} \quad (3)$$

同样,目标的反射率的二维空间分布可以通过列向量  $\mathbf{x}$  来表示,即

$$\mathbf{x} = \begin{bmatrix} T(1,2) \\ \vdots \\ T(p,q) \end{bmatrix}_{N \times 1} \quad (4)$$

因此,根据(2)式,可以将桶状探测器的  $M$  次探测结果写成列向量的形式,即

$$\mathbf{y} = \begin{bmatrix} y^{(1)} \\ \vdots \\ y^{(M)} \end{bmatrix}_{M \times 1} = \begin{bmatrix} \sum_i \sum_j T(i,j) I^{(1)}(i,j) \\ \vdots \\ \sum_i \sum_j T(i,j) I^{(M)}(i,j) \end{bmatrix} = \mathbf{I} \mathbf{x} \quad (5)$$

在(5)式中,列向量  $\mathbf{y}$  是桶状探测器的测量结果;矩阵  $\mathbf{I}$  是调制的光斑场的分布,由电脑预先生成;向量  $\mathbf{x}$  是目标反射率的二维空间分布,需要通过计算关联成像系统来获取。因此,计算关联成像的本质就是如何通过已知的向量  $\mathbf{y}$  和矩阵  $\mathbf{I}$  去求解或近似求解向量  $\mathbf{x}$ 。由于计算关联成像希望通过较少的测量次数来获得较为精确的成像结果,因此通常测量次数  $M \ll N$ 。对于(5)式,本文采用投影 Landweber 迭代进行求解<sup>[22]</sup>。Landweber 迭代公式可以写为

$$\mathbf{x}^{(s+1)} = \mathbf{x}^{(s)} + \lambda \mathbf{D} \mathbf{I}^T [\mathbf{y} - \mathbf{I} \mathbf{x}^{(s+1)}], \quad (6)$$

式中: $s$  为迭代次数; $\lambda$  为每次迭代的步长; $\mathbf{D}$  是  $\mathbf{I}^T \mathbf{I}$  的伪逆矩阵; $\mathbf{I}^T$  是矩阵  $\mathbf{I}$  的转置。这里将迭代的初始值  $\mathbf{x}^{(0)}$  设为  $\mathbf{0}$  向量。

通过对(6)式的反复迭代,最终可以重构出目标的成像结果。然而,在每一迭代过程中,会存在一定的噪声,为了进一步提高每次迭代的质量,需要在迭代之后对得到的结果  $\mathbf{x}^{(s)}$  进行滤波去噪处理。在本文的方案中,我们采用联合双边滤波算法对每次获

得的  $\mathbf{x}^{(s)}$  进行去噪处理。

联合双边滤波的基础是双边滤波。针对待去噪图像上的某一个像素点  $\delta$ ,双边滤波对该点周围的像素进行加权平均,并将计算结果作为  $\delta$  点的去噪结果,而加权所用的权重值通常基于高斯分布并结合像素之间的欧氏距离和邻域的灰度差异进行选定。这种方法中的权值相对不稳定,容易出现边缘翻转。采用联合双边滤波器就可以有效地解决该问题。联合双边滤波器以导向图作为权重的计算依据,可以表示为

$$N_{\delta_1} = \frac{\sum_{\delta_2 \in \Omega} \omega_g(\delta_2, \delta_1) \omega_r(\delta_2, \delta_1) V_{\delta_2}}{\sum_{\delta_2 \in \Omega} \omega_g(\delta_2, \delta_1) \omega_r(\delta_2, \delta_1)}, \quad (7)$$

$$\omega_g(\delta_2, \delta_1) = \exp\left[-\frac{(V'_{\delta_1} - V'_{\delta_2})^2}{2\sigma_g^2}\right], \quad (8)$$

$$\omega_r(\delta_2, \delta_1) = \exp\left[-\frac{\|\mathbf{c}_2 - \mathbf{c}_1\|^2}{2\sigma_r^2}\right], \quad (9)$$

式中: $N_{\delta_1}$  是经过滤波后的图像在  $\delta_1$  位置的灰度值; $V_{\delta_2}$  是原始图像在  $\delta_2$  位置的灰度值; $\Omega$  是滤波的邻域范围; $\omega_g(\delta_1, \delta_2)$  是灰度相似项的权重; $\omega_r(\delta_1, \delta_2)$  是距离项的权重; $V'_{\delta_1}$  和  $V'_{\delta_2}$  是导向图在  $\delta_1$  位置和  $\delta_2$  位置的灰度值; $\mathbf{c}_1$  和  $\mathbf{c}_2$  分别是像素点  $\delta_1$  和  $\delta_2$  的点向量; $\sigma_g$  和  $\sigma_r$  分别为灰度相似权重参数和欧氏距离权重参数。这里邻域、灰度相似权重和欧氏距离权重分别设定为: $\Omega=2, \sigma_g=1, \sigma_r=2$ 。

在本文所提方法中,每一次采用投影 Landweber 迭代算法进行重构时都需要通过(7)~(9)式对  $\mathbf{x}^{(s)}$  进行去噪处理,这里将(7)~(9)式的处理过程用函数  $\text{jbf}(\cdot)$  进行标记,因此在每一次迭代中,经过滤波后的结果  $F$  可以记为: $F = \text{jbf}(V, V')$ ,其中  $V$  和  $V'$  分别表示待滤波图像和导向图像。第一次迭代时以第一次投影 Landweber 迭代算法重构的结果  $\mathbf{x}^{(1)}$  为待滤波图像  $V$  和导向图像  $V'$ ,当迭代次数大于 1 的时候,以当前迭代重构的结果  $\mathbf{x}^{(s)}$  为待滤波图像  $V$ ,以上一次迭代并经过联合双边滤波处理后的结果  $F^{(s-1)}$  为导向图像。经过上述迭代联合滤波的过程之后,就可以得到高质量的重构结果。

### 3 数值仿真和实验研究

为了验证本文所述方法的正确性,首先进行了数值仿真的研究。在本文的数值仿真中,选取二值汉字“浙”作为目标,目标的像素数为  $64 \times 64$ 。仿真

中假设不存在文字的区域像素点的反射率为 1, 存在文字的区域像素点反射率为 0。光斑的空间二维分布选择为随机哈达玛矩阵, 测量次数选定为 500, 对应的采样率  $\beta = 0.122$ 。数值仿真的平台为 Matlab R2016, CPU 为 Intel(R) Core(TM) i7-8550 (2.00 GHz), 内存为 8.00 GHz, 操作系统为 64 位 win10 系统。

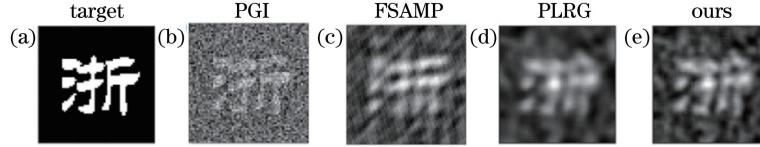


图 2 不同算法重构二值目标的仿真结果

Fig. 2 Simulation result of binary target reconstructed by each algorithm

图 2(a)是原始的目标图像,图 2(b)~(e)分别是 PGI、FSAMP、PLRG 和本文所提算法的重构结果。从图 2 的结果可以直观地看出,PGI 的重构效果最差,噪点较多,从重构结果中难以看出目标的强度信息。FSAMP 相比 PGI 重构效果有所提高,噪点在一定程度上被去除,但是图像的整体效果仍旧不够理想。PLRG 相比于前两种算法,重构性能有了大幅改善,噪声得到较好的去除,文字信息相对清晰可见,但是文字的边缘部分较为模糊。本文所提算法相比于其他算法重构性能最佳,可以看出,重构结果中噪声非常少,而且文字的边缘和细节信息保留完整,重构过程中信息丢失较少。通过观察发现,本文所提算法在重构方面具有较高的图像恢复能力。

进一步利用图像评价指标对重构能力进行定量评价。这里采用峰值信噪比 (PSNR,  $P_s$ ) 和结构相似性 (SSIM,  $S_s$ ) 对恢复图像进行定量评价。峰值信噪比和结构相似性的数值越大,说明算法恢复的结果越好。峰值信噪比和结构相似性可以表示为

$$P_s = 10 \times \lg \left( \frac{M_1^2}{M_s} \right), \quad (10)$$

$$S_s(x, y) = \frac{(2\mu_x\mu_y + c_1)(2\sigma_{xy} + c_2)}{(\mu_x^2 + \mu_y^2 + c_1)(\sigma_x^2 + \sigma_y^2 + c_2)}, \quad (11)$$

式中:  $M_1$  是图像可能的最大像素值,由于仿真中目标图像最大值为 1,因此这里的  $M_1 = 1$ ;  $M_s$  是图像的均方误差;  $\mu_x$  是原始图像所有像素的均值;  $\mu_y$  是恢复图像所有像素的均值;  $\sigma_x^2$  是原始图像的方差;  $\sigma_y^2$  是恢复图像的方差;  $\sigma_{xy}$  是原始图像和恢复图像的协方差;  $c_1$  和  $c_2$  是两个较小的正数,用以避免计算 SSIM 的时候出现分母为 0 的情况,本文选择这

为了对比本文所提方法的图像重构性能,采用其他关联成像中常见的算法对相同的目标进行仿真实验。这里采用的重构算法包括伪逆关联成像恢复算法 (PGI)<sup>[23]</sup>、快速稀疏自适应匹配追踪算法 (FSAMP)<sup>[17]</sup>、基于迭代滤波思想的投影 Landweber 迭代算法 (PLRG)<sup>[19]</sup>。在上述仿真条件下,不同算法的仿真结果如图 2 所示。

两个值分别为  $10^{-4}$  和  $9 \times 10^{-4}$ 。对于像素数为  $n \times m$  的图像,  $M_s$  定义为:

$$M_s = \frac{1}{nm} \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n |O(i, j) - R(i, j)|^2, \quad (12)$$

式中:  $O(i, j)$  为原始图像;  $R(i, j)$  为恢复的图像;  $(i, j)$  为像素坐标。

对于图 2(a)所示的目标,不同算法重构结果的 PSNR 和 SSIM 如表 1 所示。从表 1 的结果可以看出,定量的计算结果和直观的图像视觉结果相吻合,所提算法具有最高的 PSNR 和 SSIM,因此重构质量最佳。PLRG 重构结果的 PSNR 和 SSIM 略低于本文所提算法,但是相比于 PGI 和 FSAMP,重构质量较高。

表 1 不同算法重构二值图像的 PSNR 和 SSIM

Table 1 PSNR and SSIM of binary image reconstructed by each algorithm

Parameter	PGI	FSAMP	PLRG	Ours
PSNR	7.34	9.44	10.79	10.86
SSIM	0.14	0.15	0.16	0.18

为了进一步验证算法恢复性能方面的优势,针对具有灰度特征的目标进行仿真,并与几种常见的计算关联成像算法进行对比。在针对灰度图像的仿真中,采用的测量次数为 2000,其他仿真参数与二值图像的仿真参数相同。对于灰度图像,不同算法的重构结果如图 3 所示。

从图 3 所示的结果可以看出,不同的算法对灰度图的重构效果规律与二值图像的重构效果规律相似,即重构效果由好到坏顺序依次是所提算法、PLRG、FSAMP、PGI。对于灰度图像,不同算法重构结果的 PSNR 和 SSIM 如表 2 所示。可以看出,评价指标也与视觉效果相吻合,所提算法重构结果

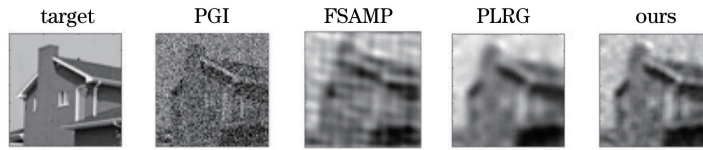


图 3 不同算法重构灰度图像的仿真结果

Fig. 3 Simulation result of gray image reconstructed by each algorithm

表 2 不同算法重构灰度图像的 PSNR 和 SSIM

Table 2 PSNR and SSIM of gray image reconstructed by each algorithm

Parameter	PGI	FSAMP	PLRG	Ours
PSNR	14.557	18.954	19.104	20.308
SSIM	0.377	0.493	0.547	0.560

的 PSNR 和 SSIM 分别为 20.308 和 0.663, 对应的图像重构质量最高; 其他算法重构结果的 PSNR 和 SSIM 均低于所提算法的评价指标, 重构质量相对较低。

进一步通过实验对不同算法的重构结果进行了比较。在实验中, 光源采用激光二极管, 波长为 1064 nm, 激光功率为 300 mW。利用一个扩束器进行扩束, 将扩束后的激光照射在一个 DMD 上, 从而实现光源二维空间分布的调制。调制矩阵选择用随机哈达玛矩阵, 每一次调制的随机哈达玛矩阵的维度大小为  $64 \times 64$ 。目标反射的激光聚焦到一个硅基光电探测器上, 通过一个数据采集卡进行数据采集, 数据采集卡的带宽为 2 GHz, 采样频率为  $5 \times$

$10^9$  sample/s。

首先, 选择打印二值图像的纸张作为目标, 为了方便实验, 将打印的纸张目标粘贴到方形纸盒上, 二值图像如图 4(a) 所示。纸张上打印了一个“光”字, 目标上有文字的区域为白色, 反射率较高, 目标上没有文字的区域为黑色, 反射率相对较低。这里进行了 1000 次测量, 利用这些测量结果对文字目标进行重构, 重构算法分别采用 PGI、FSAMP、PLRG 和所提方法, 重构结果如图 4(b)~(e) 所示。从重构结果可以看出, PGI 重构结果含有较多的噪点, 图像模糊不清, 而 FSAMP 相比于 PGI, 重构结果中噪声有了较大程度的减少, 但是重构的文字图像的效果仍然不够理想。PLRG 的去噪效果要优于前两种方法, 但是可以看出, 文字的边缘相对较为模糊, 中心区域存在明显的光晕。相比于其他三种重构方法, 本文所提方法具有最佳的重构效果, 不仅能减少重构所产生的噪声, 而且对边缘的保持能力更强。

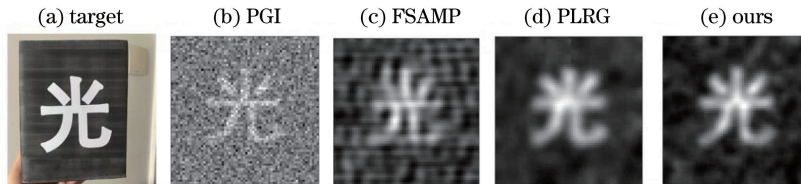


图 4 不同算法重构二值图像目标的实验结果

Fig. 4 Experimental result of binary target reconstructed by each algorithm

打印的二值纸张目标的结构相对较为简单, 为了进一步验证本文所提方法的重构效果, 选择更为复杂的目标场景进行实验。针对复杂场景的实验, 测量次数选择为 2000, 实验的目标如图 5(a) 所示。实验选择的目标是一个马头石膏模型和两个白色泡

沫板, 其中最前面的一块白色泡沫板是镂空的, 透过第一块白色泡沫板可以看到后面的马头石膏模型的底座。图 5(b)~(e) 分别是不同算法重构出的目标强度像。可以看出, PGI 重构的目标模糊不清, 重构结果中存在大量的噪声, 无法从重构结果中看出目

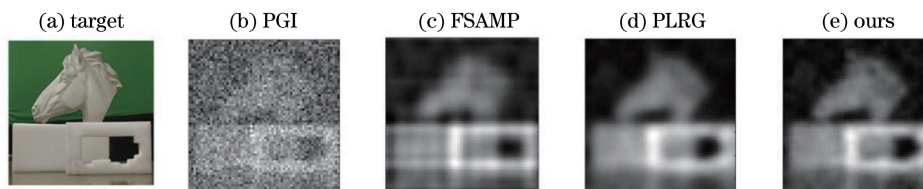


图 5 不同算法重构复杂场景的实验结果

Fig. 5 Experimental result of complex scene reconstructed by each algorithm

标的强度信息;FSAMP 的重构结果好于传统的关联成像算法,图像中的噪声相对较少,但是重构结果仍然相对模糊,特别是边缘信息丢失严重;PLRG 的重构性能相比于前两者有了较大程度的提高,噪声已经在很大程度上被滤除,同时图像的边缘和细节信息得到很好的保留;与其他的重构算法进行对比,所提算法具有最高的重构性能,不仅噪声得到较好去除,而且保留了更多的边缘和细节信息,能够清晰地分清三个不同的目标,成像结果与真实场景的实际情况相吻合。

#### 4 分析与讨论

数值仿真和实验研究证明了本文所提算法的有效性,同时对本文算法与 PGI、FSAMP 以及 PLRG 进行了定量和定性的比较,通过比较可以看出,本文算法的重构质量高于其他三种算法的重构质量。这一部分将通过数值仿真分析背景噪声和迭代次数对本文所提算法的重构质量的影响。

为了分析背景噪声对重构质量的影响,针对灰度图像“house”进行数值仿真,并在探测结果中加入了高斯白噪声来仿真真实的背景噪声。背景噪声的

大小用噪声信号比  $R$  进行衡量,可表示为

$$R = \frac{\langle N_b \rangle}{\langle y \rangle}, \quad (13)$$

式中: $\langle N_b \rangle$ 是背景噪声的平均值; $\langle y \rangle$ 是桶状探测器的测量值的平均值。选择“house”图像作为重构的目标,总的测量次数为 2000。基于上述条件,得到不同算法重构结果的 PSNR 和 SSIM 随噪声信号比  $R$  的变化曲线,如图 6 所示。

从图 6 所示结果可以看出,噪声会对算法的重构质量产生较大的影响,随着噪声的增大,各类算法的 PSNR 和 SSIM 曲线均逐渐下降。当噪声相对较小的时候,所提算法重构结果的 PSNR 指标略小于 PLRG,但所提算法的 SSIM 高于 PLRG,二者的 PSNR 和 SSIM 均高于其他算法。随着噪声的不断增大,所提算法的 PSNR 和 SSIM 虽然会减小,但均高于相同噪声条件下的其他三种算法。当噪声相对较大的时候,噪声对信号的影响较为严重,重构结果与真实的图像结果差异较大,因此各类算法重构结果的 PSNR 和 SSIM 指标都相对较小,特别是当  $R=0.5$  的时候,各类算法的 PSNR 和 SSIM 指标在数值上较为接近,即重构效果大体相同。

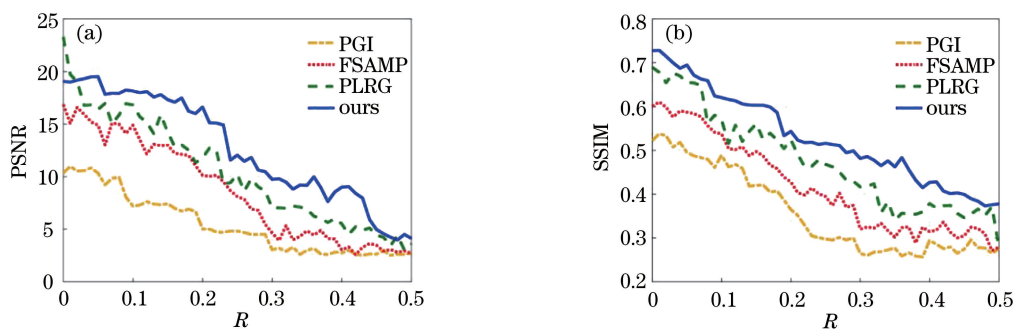


图 6 重构质量参数随噪声信号比的变化曲线。(a) PSNR;(b) SSIM

Fig. 6 Reconstructed quality parameters versus noise-signal ratio. (a) PSNR; (b) SSIM

测量次数同样能够影响算法的重构质量。针对“house”图像进行数值仿真,分析了不同测量次数情况下的各类算法的重构质量,如图 7 所示。可以看出,在相同测量次数的情况下,所提算法的重构质量最佳。随着测量次数的增加,各类算法的重构质量会有所提高。在测量次数相对较小的情况下,PSNR 和 SSIM 随着测量次数的增大而快速增大,但是当测量次数增大到一定程度之后,随着测量次数的增大,PSNR 和 SSIM 增大的速度逐渐变慢,重构质量曲线逐渐趋于平缓,单纯增大测量次数不能够显著地提高各类算法的重构质量。

此外,针对“house”灰度图像目标,本文计算了

各类方法的重构时间,通过比较不同算法的重构时间来比较各类算法的重构效率。这里采用了 2000 次测量数据,各类算法的重构时间如图表 3 所示。从表 3 可以看出,PGI 的重构时间为 4.358 s;FSAMP 的重构时间最多,耗时 4.700 s;PLGR 耗时较少,为 3.575 s;所提算法的耗时最少,为 3.435 s。从重构时间的角度看,本文所提算法的重构时间和 PLRG 大体相同,具有较高的重构效率。另外,整个仿真是在 MATLAB 平台上进行的,FSAMP、PLGR 和本文所提算法都存在循环, MATLAB 执行循环的效率本身相对较低。若考虑进行实时或动态关联成像探测,可以将算法移植到其他执行循环

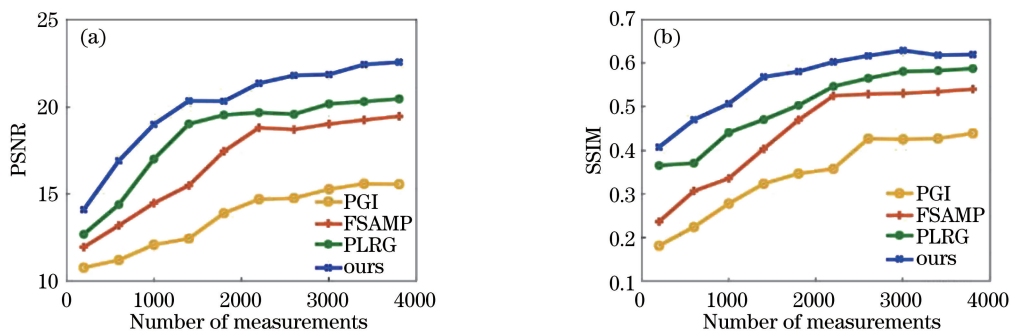


图 7 测量次数对重构质量的影响。(a) PSNR;(b) SSIM

Fig. 7 Reconstructed quality parameters versus number of measurements. (a) PSNR; (b) SSIM

表 3 不同算法重构灰度图像的时间

Table 3 Reconstruction time of gray image by each algorithm

Algorithm	PGI	FSAMP	PLRG	Ours
Reconstruction time /s	4.358	4.700	3.575	3.435

效率高的语言环境下,这样能够大幅度地减少算法重构时间,提高重构效率,从而满足动态、实时的测量要求。

## 5 结 论

基于计算关联成像系统,设计了基于联合双边滤波的关联成像重构算法,该算法的主体架构是投影 Landweber 迭代算法,迭代收敛速度快,运行效率高。同时,受到迭代滤波思路的启发,将联合双边滤波耦合到投影 Landweber 迭代算法之中,采用联合双边滤波对每次迭代的结果进行去噪处理,最终获得高质量的重构结果。理论和实验证明了所提算法的有效性。通过对传统关联成像算法、OMP 和 PLRG 进行定性和定量比较,可以看出,相比其他三种算法,所提算法的重构质量更高,有效地去除了噪声,完好地保留了边缘和细节信息。最后针对所提算法,分析了噪声和测量次数对重构结果的影响。通过分析发现,噪声的增大会降低重构质量,而在测量次数较小的情况下,测量次数的增加会显著提高重构质量,但当测量次数达到某一个值之后,重构质量趋于稳定。今后的工作将继续基于迭代滤波的思想,设计更高效的迭代滤波算法,为关联成像的实际应用提供参考。

## 参 考 文 献

[1] Erkmen B I, Shapiro J H. Ghost imaging: from quantum to classical to computational[J]. *Advances in Optics and Photonics*, 2010, 2(4): 405-450.

[2] Bai Y F, Han S S. Ghost imaging with thermal light by third-order correlation [J]. *Physical Review A*, 2007, 76(4): 043828.

[3] Gatti A, Brambilla E, Bache M, et al. Ghost imaging with thermal light: comparing entanglement and classical correlation[J]. *Physical Review Letters*, 2004, 93(9): 093602.

[4] Tian N, Guo Q C, Wang A L, et al. Fluorescence ghost imaging with pseudothermal light [J]. *Optics Letters*, 2011, 36(16): 3302-3304.

[5] Wang J C, Kuang C F, Wang Y F, et al. Multispectral fluorescence microscopic imaging based on compressive sensing [J]. *Chinese Journal of Lasers*, 2013, 40(12): 1204003.  
王金成, 匡翠方, 王轶凡, 等. 基于压缩感知的荧光显微多光谱成像 [J]. *中国激光*, 2013, 40(12): 1204003.

[6] Zhao C Q, Gong W L, Chen M L, et al. Ghost imaging lidar via sparsity constraints [J]. *Applied Physics Letters*, 2012, 101(14): 141123.

[7] Bo Z W, Gong W L, Yan Y, et al. Experimental research of ghost imaging based on photon counting [J]. *Chinese Journal of Lasers*, 2016, 43(11): 1104001.  
薄遵望, 龚文林, 严毅, 等. 基于光子计数的关联成像实验研究 [J]. *中国激光*, 2016, 43(11): 1104001.

[8] Wu J J, Xie Z W, Liu Z J, et al. Multiple-image encryption based on computational ghost imaging[J]. *Optics Communications*, 2016, 359: 38-43.

[9] Cao F, Zhao S M. Optical encryption scheme with double secret keys based on computational ghost imaging [J]. *Acta Optica Sinica*, 2017, 37(1): 0111001.  
曹非, 赵生妹. 基于计算鬼成像的双密钥光学加密方案 [J]. *光学学报*, 2017, 37(1): 0111001.

[10] Zhang Z B, Jiao S M, Yao M H, et al. Secured single-pixel broadcast imaging [J]. *Optics Express*, 2018, 26(11): 14578-14591.

[11] Jiao S M, Feng J, Gao Y, et al. Visual cryptography

- in single-pixel imaging[J]. *Optics Express*, 2020, 28(5): 7301-7313.
- [12] Wang X X, Tao Y, Yang F B, et al. An effective compressive computational ghost imaging with hybrid speckle pattern[J]. *Optics Communications*, 2020, 454: 124470.
- [13] Chen Y, Fan X, Cheng Y B, et al. Compressive sensing ghost imaging based on neighbor similarity[J]. *Acta Optica Sinica*, 2018, 38(7): 0711001.  
陈熠, 樊祥, 程玉宝, 等. 基于邻域相似度的压缩感知鬼成像[J]. *光学学报*, 2018, 38(7): 0711001.
- [14] Ke J, Zhang L X, Zhou Q. Applications of compressive sensing in optical imaging [J]. *Acta Optica Sinica*, 2020, 40(1): 0111006.  
柯钧, 张临夏, 周群. 压缩感知在光学成像领域的应用[J]. *光学学报*, 2020, 40(1): 0111006.
- [15] Tropp J A, Gilbert A C. Signal recovery from random measurements via orthogonal matching pursuit [J]. *IEEE Transactions on Information Theory*, 2007, 53(12): 4655-4666.
- [16] Needell D, Tropp J A. CoSaMP: Iterative signal recovery from incomplete and inaccurate samples[J]. *Applied and Computational Harmonic Analysis*, 2009, 26(3): 301-321.
- [17] Yao S H, Guan Q F, Wang S, et al. Fast sparsity adaptive matching pursuit algorithm for large-scale image reconstruction [J]. *EURASIP Journal on Wireless Communications and Networking*, 2018, 2018(1): 78.
- [18] Yuan S, Xiang D, Liu X M, et al. Edge detection based on computational ghost imaging with structured illuminations [J]. *Optics Communications*, 2018, 410: 350-355.
- [19] Huang H Y, Zhou C, Tian T, et al. High-quality compressive ghost imaging [J]. *Optics Communications*, 2018, 412: 60-65.
- [20] Piana M, Bertero M. Projected Landweber method and preconditioning[J]. *Inverse Problems*, 1997, 13(2): 441-463.
- [21] Xiao C X, Gan J J. Fast image dehazing using guided joint bilateral filter[J]. *The Visual Computer*, 2012, 28(6/7/8): 713-721.
- [22] Jin Q N, Amato U. A discrete scheme of landweber iteration for solving nonlinear ill-posed problems[J]. *Journal of Mathematical Analysis and Applications*, 2001, 253(1): 187-203.
- [23] Gong W L. High-resolution pseudo-inverse ghost imaging[J]. *Photonics Research*, 2015, 3(5): 234.