

## 基于 Lucy-Richardson 算法的光子计数集成成像

李尚儒, 葛鹏\*

华南理工大学物理与光电学院, 广东 广州 510641

**摘要** 针对微光环境下的光子计数集成成像系统, 提出了一种基于复合光子计数模型和 Lucy-Richardson 算法的元素图像增强算法。首先, 根据集成成像原理, 用 3DSMAX 软件仿真合成孔径集成成像系统采集的目标元素图像, 对其进行归一化后根据光子计数模型获得光子计数元素图像。然后, 根据复合光子计数模型对元素图像进行处理, 利用泊松分布的可加性提高元素图像的质量。最后, 利用 Lucy-Richardson 算法迭代增强元素图像, 并根据重构公式得到重构图像。实验结果表明, 增强的元素图像峰值信噪比随算法迭代次数的增加而提高并逐渐趋于稳定, 且用增强元素图像重构的图像效果优于传统的极大似然法。

**关键词** 图像处理; 集成成像; 计算重构; 光子计数; Lucy-Richardson 算法; 复合光子计数模型

中图分类号 O438

文献标志码 A

doi: 10.3788/AOS202141.1710001

## Photon Counting Integral Imaging Based on Lucy-Richardson Algorithm

Li Shangru, Ge Peng\*

*School of Physics and Optoelectronics, South China University of Technology, Guangzhou, Guangdong 510641, China*

**Abstract** For the photon counting integral imaging system in a low-light environment, this paper proposes an element image enhancement algorithm based on the composite photon counting model and the Lucy-Richardson algorithm. First, in compliance with the integral imaging principle, 3DSMAX software is used to simulate the target element image collected by the synthetic aperture integral imaging system. After normalization of the target element image, the photon counting element image is obtained via the photon counting model. Then, it is processed in light of the composite photon counting model and its quality is enhanced in view of the additivity of the Poisson distribution. Finally, the Lucy-Richardson algorithm is iterated to enhance the element image and the reconstruction formula is employed to generate the reconstructed image. Experimental results show that the peak signal-to-noise ratio of the enhanced element image increases with the algorithm iteration number and gradually stabilizes. In addition, enhancing the element image delivers a better reconstruction result than the conventional maximum likelihood estimation method.

**Key words** image processing; integral imaging; computational reconstruction; photon counting; Lucy-Richardson algorithm; composite photon counting model

**OCIS codes** 100.2000; 100.3010; 100.6890

## 1 引言

三维成像技术<sup>[1-2]</sup>可获取目标的三维信息, 其中, 三维集成成像技术被广泛应用于水下成像、遥感、夜视等领域<sup>[3-8]</sup>。三维集成成像的研究主要包含采集和重构两个阶段: 采集阶段一般通过透镜阵列

多角度采集目标的元素图像, 采集法包括合成孔径集成成像(SAII)、轴向分布感知集成成像(ADSII)及计算虚拟集成成像(CGII)<sup>[9-11]</sup>; 重构阶段基于获取的元素图像进行重构, 根据元素图像的特性选择重构方法。

微光成像指在不足以引起人类视觉感知的微光

收稿日期: 2021-02-25; 修回日期: 2021-03-15; 录用日期: 2021-03-23

基金项目: 国家自然科学基金(61805082)、中央高校基本科研业务费专项(2019MS125)

通信作者: \*scpge@scut.edu.cn

条件下进行成像,在微光环境中,面临的最大问题是光强不足,导致图像的信噪比(SNR)较低,成像效果不佳。为了解决二维成像效果不佳的问题,人们提出了多种对二维图像进行后期处理的算法,如对微弱光图像进行降噪、去模糊、增强、图像融合的算法。但这些算法都存在一定的局限性,如场景光子数降低到一定程度时,图像处理算法会失效。为了提高成像质量,人们提出用高质量传感器如增强型图像传感器进行成像的方法。Yeom 等<sup>[12]</sup>提出了一种结合三维集成成像和光子计数的光子计数集成成像(PCII)系统,有效提高了微光环境下的成像质量,并利用重构图像进行目标识别。PCII 系统可将成像问题转变为泊松分布的期望值求解问题,因此,Tavakoli 等<sup>[13]</sup>提出利用最大似然估计(MLE)法重构图像;Moon 等<sup>[14]</sup>认为光子计数会导致泊松分布数据的缺失,并基于截断泊松分布重新建立光子计数模型;Jung 等<sup>[15]</sup>提出了一种以 Gamma 分布为先验估计的贝叶斯估计算法;戚佳佳等<sup>[16]</sup>提出了一种改进的贝叶斯自适应估计算法。除了基于泊松分布的统计学求值方法外,基于图像重建的迭代求解算法也可以提高成像质量,如 Aloni 等<sup>[17]</sup>基于罚似然期望最大值(PMLEM)算法提高成像质量。此外,通过增强元素图像也可以提高成像质量,如 Cho 等<sup>[18]</sup>用全变差最大后验期望最大化(TV MAP-EM)算法提高元素图像的质量;Qi 等<sup>[19]</sup>结合基于复合光子计数模型的 MLE(CMLE)、方差稳定变化(VST)和三维块匹配滤波(BM3D)算法提高元素图像的质量。

本文结合 CMLE 和 Lucy-Richardson(LR)算法建立了复合光子计数模型,以增强元素图像的质量。同时,通过 LR 算法对元素图像进行迭代处理,分析了光子计数元素图像质量与迭代次数的关系,并用最佳迭代次数增强元素图像,提高了重构图像的质量。

## 2 集成成像算法

三维集成成像技术广泛应用于遥感、夜视、水下成像等领域,镜面立体视觉观察装置是三维集成成像的基础。Lippmann<sup>[4]</sup>首次提出集成成像技术,并给出了集成成像的基本结构:将相机置于微透镜阵列后进行三维图像的获取,并在微透镜阵列的焦平面处用平板记录信息,再将微透镜阵列置于平板上,重构出三维场景。随着透镜阵列工艺的发展和现代数字图像处理技术的引入,三维集成成像逐

渐成为相关领域的研究热点。

完整的集成成像过程包括图像获取阶段和图像重构阶段:图像获取阶段通过相机对物体进行多角度拍摄或通过计算机模拟获得二维图像,得到元素图像;图像重构阶段基于获取的元素图像进行光学集成成像重构或计算集成成像重构。采用 CGII 方法,使用 3DSMAX 仿真 SAI1 的图像采集系统,重构过程可表示为<sup>[15]</sup>

$$S_x = \frac{N_x \times p_x \times f}{c_x \times d}, S_y = \frac{N_y \times p_y \times f}{c_y \times d}, \quad (1)$$

$$f(x, y, d) = \frac{1}{KL} \sum_{k=0}^{K-1} \sum_{l=0}^{L-1} C_{kl}(x + S_x k, y + S_y l), \quad (2)$$

式中, $S_x$ 、 $S_y$  为元素图像在  $x$ 、 $y$  轴上的像素偏移量, $N_x$ 、 $N_y$  为元素图像在  $x$ 、 $y$  轴上的像素数, $p_x$ 、 $p_y$  为传感器在  $x$ 、 $y$  轴上的移动间隔, $c_x$ 、 $c_y$  为传感器在  $x$ 、 $y$  轴上的尺寸, $d$  为重构深度, $f$  为透镜焦距, $K$ 、 $L$  为  $x$ 、 $y$  轴上的元素图像数, $C_{kl}$  为第  $k$  行、第  $l$  列的元素图像。

## 3 光子计数集成成像

### 3.1 光子计数模型

光子计数集成成像的关键是光子计数元素图像的获取。在 PCII 系统中,可根据光子计数模型对正常光照元素图像进行仿真,从而获得光子计数元素图像。在光子计数模型中,假设检测到的光子在时间和空间上都是均匀分布的,则可认为单位时间内的光子数概率满足泊松分布。如果光照是不均匀的,则光照浮动的统计特性会影响光子分布,但在大多数情况下,光照的大小浮动远小于辐射本身引起的量子特性波动,因此,可认为单位时间  $\tau$  内的光子数概率服从泊松分布,可表示为<sup>[20]</sup>

$$P(Y) = \frac{(\alpha\tau)^Y \exp(-\alpha\tau)}{Y!}, \quad (3)$$

$$\alpha = \frac{\eta P_0}{h\bar{\nu}}, \quad (4)$$

式中, $Y$  为光子数, $\alpha$  为系数, $\eta$  为探测过程中的量子效率, $P_0$  为入射光功率, $h$  为普朗克系数, $\bar{\nu}$  为准单色光的平均光频率。根据泊松分布的性质得到光子数  $Y$  的数期望值  $n_p$  为

$$n_p \equiv E_Y(Y) = \alpha\tau. \quad (5)$$

将(5)式代入(3)式,可得到图像第  $i$  个像素处探测到的光子数  $Y(i)$ ,且  $Y(i)$  满足期望值为  $n_p(i)$  的泊松分布,可表示为

$$P[Y(i) | n_p(i)] = \frac{n_p(i)^{Y(i)} \exp[-n_p(i)]}{Y(i)!},$$

$$Y(i) = 0, 1, \dots \quad (6)$$

对于给定的总光子数期望  $N_p$ , 假设泊松参数  $n_p(i)$  与像素  $i$  的归一化程度  $\lambda(i)$  成正比, 则

$$n_p(i) = N_p \lambda(i), \quad \sum_{i=1}^N \lambda(i) = 1, \quad (7)$$

式中,  $N$  为元素图像的总数。仿真的光子计数元素图像可表示为

$$f(C_{kl}^{x,y} | \lambda_{kl}^{x,y}) = X_{\text{Poisson}}(C_{kl}^{x,y} | N_p \lambda_{kl}^{x,y}), \quad (8)$$

$$X_{\text{Poisson}}(C_{kl}^{x,y} | N_p \lambda_{kl}^{x,y}) = \frac{(N_p \lambda_{kl}^{x,y})^{C_{kl}^{x,y}} \exp(-N_p \lambda_{kl}^{x,y})}{C_{kl}^{x,y}!}, \quad (9)$$

式中,  $C_{kl}^{x,y}$  为第  $k$  行、第  $l$  列图像  $(x, y)$  处探测到的光子数,  $\lambda_{kl}^{x,y}$  为第  $k$  行、第  $l$  列图像  $(x, y)$  处的归一化参数,  $X_{\text{Poisson}}$  为泊松分布。用  $\theta$  表示重构图像像素  $(x, y)$  的光子数期望, 则 MLE 的重构公式可表示为

$$X_{\text{MLE}}(\theta) = \frac{1}{KL} \sum_{k=0}^{K-1} \sum_{l=0}^{L-1} \frac{C_{kl}^{x+\Delta x, y+\Delta y}}{N_p}, \quad (10)$$

式中,  $X_{\text{MLE}}(\theta)$  为最大似然估计,  $\Delta x$ 、 $\Delta y$ 、 $k$ 、 $l$  分别为  $x$ 、 $y$  轴上图像的位移以及  $K$ 、 $L$  方向上对应的计数。

### 3.2 复合光子计数模型

传统 MLE 算法缺乏先验信息, 置信区间随总光子数期望值或元素图像总数的增加而缩小, 严重依赖于总光子数和元素图像总数。可通过加入先验信息解决该问题, 但先验信息对重构结果的影响有好有坏, 因此, 实验通过复合光子计数模型提高重构图像的质量。对于光子计数元素图像上两个相邻像素点  $(x, y)$  和  $(x', y')$ , 其复合光子计数模型满足<sup>[19]</sup>

$$C_{kl}^{x,y} + C_{kl}^{x',y'} \sim X_{\text{Poisson}}(N_p \lambda_{kl}^{x,y} + N_p \lambda_{kl}^{x',y'}), \quad (11)$$

式中,  $\sim$  表示服从泊松分布。定义  $r_{kl}^{x,y} = \lambda_{kl}^{x',y'} / N_p \lambda_{kl}^{x,y}$ , 通过最大似然函数求解, 得到复合光子计数模型元素图像像素  $(x, y)$  的光子数期望  $\theta_{x,y}$  为

$$X_{\text{CMLE}}(\theta_{x,y}) = \frac{C_{kl}^{x,y} + C_{kl}^{x',y'}}{N_p(1 + r_{kl}^{x,y})}. \quad (12)$$

### 3.3 Lucy-Richardson 算法

微光环境中缺乏光子数, 因此, 光子计数元素图像的噪声主要为泊松噪声(散粒噪声)。不同于常见的加性噪声或乘性噪声, 泊松噪声是一种随机分布噪声, 无法用传统的加性高斯噪声算法和乘性降噪算法进行处理。处理泊松噪声的算法有两种, 一种是将泊松噪声转化为高斯噪声, 然后用传统加性高斯噪声去除算法进行降噪; 另一种是基于泊松噪声统计特性提出的迭代降噪算法, 如 LR 算法<sup>[21]</sup>。光

子计数元素图像可表示为<sup>[22]</sup>

$$f = \mathcal{R}(o * h), \quad (13)$$

式中,  $o$  为原始图像,  $h$  为点扩散函数(PSF),  $*$  为卷积算子,  $\mathcal{R}()$  为噪声分布。若噪声分布为泊松分布, 则像素  $(x, y)$  处的光子数分布满足

$$P[f(x, y) | (o * h)(x, y)] = \frac{(o * h)(x, y)^{f(x, y)} \exp[-(o * h)(x, y)]}{f(x, y)!}, \quad (14)$$

式中,  $f(x, y)$  为光子计数元素图像中像素点  $(x, y)$  处的值,  $(o * h)(x, y)$  为泊松分布的期望值。假设噪声与空间无关, 则  $f$  的概率为

$$P(f | o) = \prod_{x, y \in S} \left\{ \frac{(o * h)(x, y)^{f(x, y)} \exp[-(o * h)(x, y)^{f(x, y)}]}{f(x, y)!} \right\}, \quad (15)$$

式中,  $S$  为像素点的取值范围。通过最大似然函数求解, 得到 LR 算法第  $r$  次的迭代公式为

$$o_{r+1}(x, y) = \left[ \frac{f(x, y)}{(o_r * h)(x, y)} * h(-x, -y) \right] o_r(x, y). \quad (16)$$

### 3.4 算法原理

本算法结合 CMLE 算法和 LR 算法, 对光子计数元素图像进行降噪, 以提高成像质量, 具体原理如图 1 所示。首先, 根据 CGII 方法获取物体的元素图像, 如图 1(a) 所示, 其中,  $z$  为物距,  $g$  为像距。然后, 根据光子计数模型仿真得到光子计数元素图像, 如图 1(b) 所示。最后, 基于复合光子计数模型的极大似然估计得到元素图像的估计  $\lambda$ , 并根据 LR 算法进行多次迭代, 直至图像稳定后获得经处理的元素图像, 如图 1(c) 所示。基于 CGII 重构的深度三维图像如图 1(d) 所示。

## 4 实验结果

### 4.1 正常光照下的重构结果

采用 3DSMAX 软件仿真正常光照条件下的小车和树, 通过相机传感器阵列获取目标的  $5 \times 5$  元素图像。其中, 相机阵列的间隔为 10 mm, 共  $5 \times 5$  个阵列, 相机传感器的焦距为 50 mm, 小车与相机传感器的距离为 500 mm, 树与相机传感器的距离为 450 mm, 元素图像的尺寸为 640 pixel  $\times$  480 pixel, 获取的元素图像如图 2 所示。其中, 图 2(a) 为全部元素图像 ( $5 \times 5$ ), 图 2(b) 为其中的一个元素图像。元素图像在不同深度  $d$  下的三维重构结果如图 3 所示, 可以发现, 不同深度的重构图像中, 小车与树的清晰度不同。

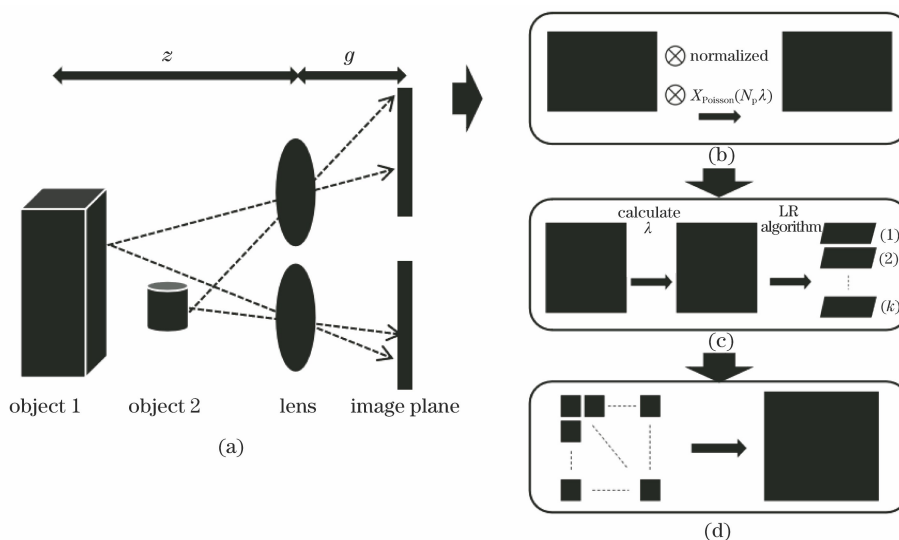


图 1 本算法的原理。(a)元素图像的采集;(b)光子计数图像;(c) CMLE+LR 算法;(d)重构图像  
 Fig. 1 Principle of our algorithm. (a) Collection of element images; (b) photon counting image;  
 (c) CMLE+LR algorithm; (d) reconstructed image

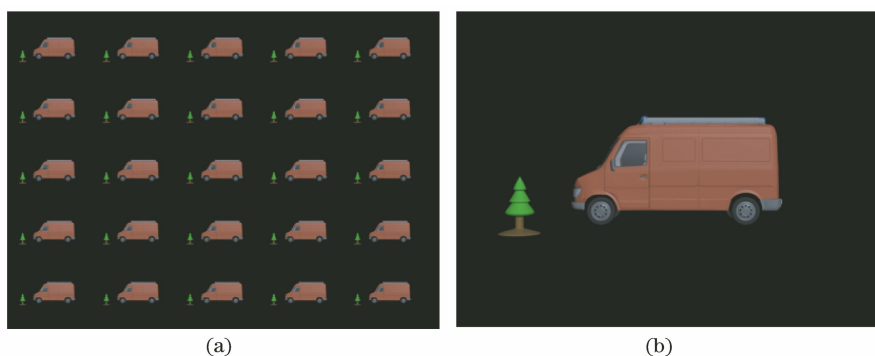


图 2 正常光照下的元素图像。(a)整体元素图像;(b)单个元素图像

Fig. 2 Element image under normal lighting. (a) Overall element image; (b) single element image



图 3 不同深度下的重构图像。(a)  $d = 500 \text{ mm}$ ; (b)  $d = 450 \text{ mm}$

Fig. 3 Reconstructed images at different depths. (a)  $d = 500 \text{ mm}$ ; (b)  $d = 450 \text{ mm}$

#### 4.2 光子计数元素图像

对于正常光照下的元素图像,先将元素图像进行归一化处理,然后用光子计数模型根据给定的总光子数期望值  $N_p$  将归一化图像仿真为光子计数元素图像,具体流程如图 4 所示。在  $N_p = 100, 300,$

$500, 1000, 10^4, 10^5$  时仿真得到的光子计数元素图像如图 5 所示,可以发现,当  $N_p = 100$  时,光子分布非常稀疏;当  $N_p$  增加到 300、500 时,光子分布变得越来越密集,但依然不能看出物体的轮廓;当  $N_p$  增加到 1000 时,可以勉强看到小车和树的轮廓;当  $N_p$

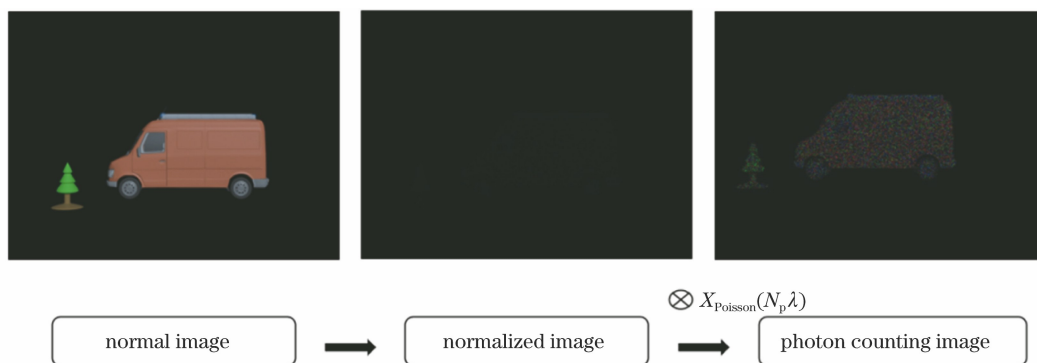


图 4 光子计数元素图像的仿真流程

Fig. 4 Simulation process of the photon counting element image

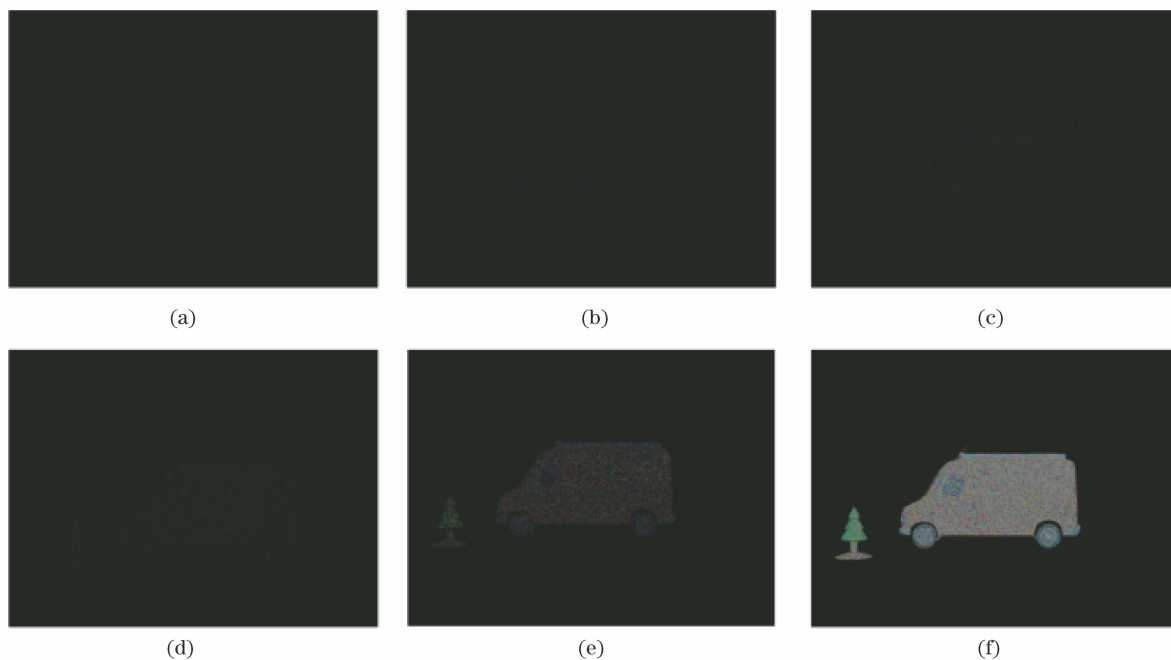


图 5 不同  $N_p$  下的光子计数元素图像。(a)  $N_p=100$ ; (b)  $N_p=300$ ; (c)  $N_p=500$ ;  
(d)  $N_p=1000$ ; (e)  $N_p=10^4$ ; (f)  $N_p=10^5$

Fig. 5 Photon counting element images under different conditions. (a)  $N_p=100$ ; (b)  $N_p=300$ ;  
(c)  $N_p=500$ ; (d)  $N_p=1000$ ; (e)  $N_p=10^4$ ; (f)  $N_p=10^5$

增加到  $10^5$  时,图像逼近正常光照下的元素图像。

### 4.3 LR 算法迭代次数对元素图像的影响

用峰值信噪比(PSNR)评价重构图像的质量,图像的 PSNR 可表示为

$$X_{PSNR} = 10 \log_{10} \left[ \frac{X_{\max}(f_R^2)}{X_{\text{mean}}(f_R - f_E)^2} \right], \quad (17)$$

式中,  $X_{\max}$ 、 $X_{\text{mean}}$  分别为取最大值和平均值的函数,  $f_R$  为正常光照下图像,  $f_E$  为处理后图像。选取 1 张元素图像进行多次迭代,得到迭代次数对元素图像的影响如图 6 所示。可以发现,元素图像的 PSNR 随迭代次数的增加而增大,当迭代次数大于 120 时,元素图像的 PSNR 趋于稳定。

传统 MLE 算法的重构时长约为 19 s,其中,对

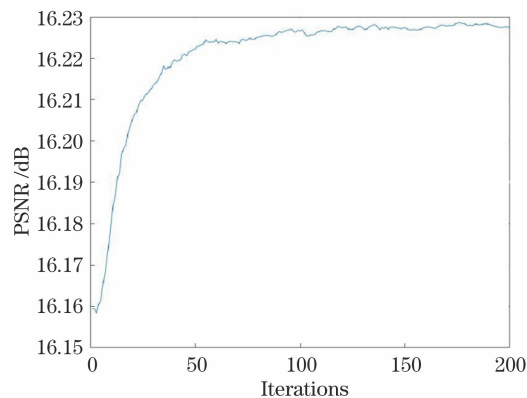


图 6 不同迭代次数的 PSNR

Fig. 6 PSNR of different iterations

25 张元素图像获得光子计数元素图像的处理时间为 13 s。本算法不改变重构方法,仅对元素图像进行处理,其中,CMLE 算法处理单张元素图像的时间比较稳定,仅与元素图像的数量有关;LR 算法的处理时间与元素图像数量及迭代次数相关。当迭代次数较小时,LR 算法处理单张元素图像的时间较短,可忽略不计;随着迭代次数的增加,LR 算法处理单张元素图像的时间也逐渐增大,成为影响算法处理时间的主要因素。对于每张元素图像,当迭代次数为 100 时,本算法处理单张图像的时间为 10 s;当迭代次数为 200 时,本算法处理单张图像的时间为 25 s。

#### 4.4 不同算法的对比

$N_p = 10^4$  时不同算法得到的元素图像如图 7 所示,图 7(a)、图 7(b)分别为 MLE 和 CMLE 算法得到的元素图像;为了进一步提高成像质量,将 LR 算法用于图 7(a)、图 7(b),得到降噪后的元素图像如图 7(c)、图 7(d)所示。

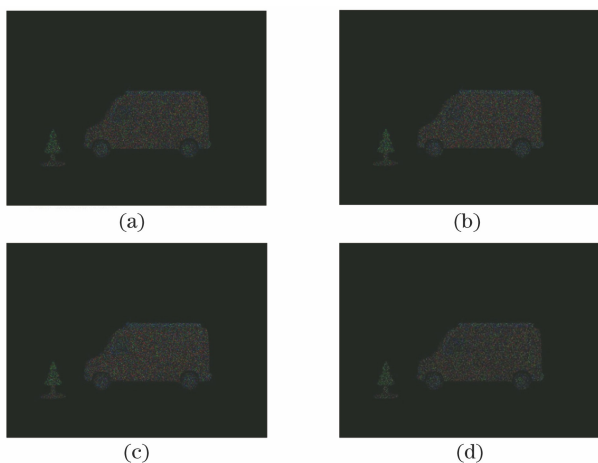


图 7 不同算法得到的元素图像。(a) MLE; (b) CMLE; (c) MLE+LR; (d) CMLE+LR

Fig. 7 Element images obtained by different algorithms. (a) MLE; (b) CMLE; (c) MLE+LR; (d) CMLE+LR

对图 7 中的图像在重构深度  $d = 500$  mm 时进行重构,结果如图 8 所示。此外,以茶壶和树为对象进行了重构实验,结果如图 9 所示。图像对应的 PSNR 如表 1 所示。可以发现,传统 MLE 算法重构图像的 PSNR 低于 CMLE 算法,而 CMLE 算法重构图像的 PSNR 低于传统 MLE 算法+LR 算法,CMLE 算法+LR 算法的重构效果最好,这表明本算法能有效提高 PCII 系统的集成成像质量。

## 5 结 论

针对微光环境成像中光子数稀缺的问题,基于

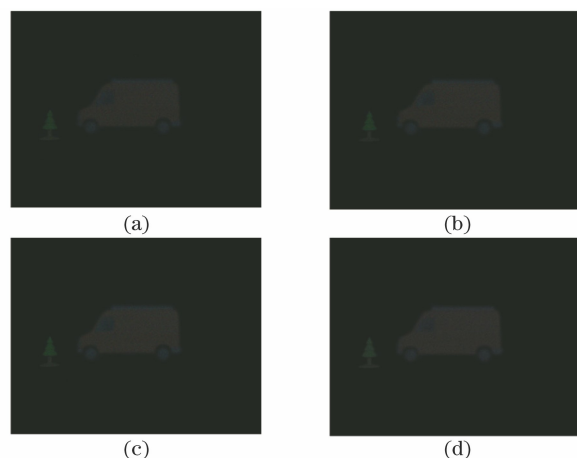


图 8 不同算法的重构图像。(a) MLE; (b) CMLE; (c) MLE+LR; (d) CMLE+LR

Fig. 8 Reconstituted images of different algorithms. (a) MLE; (b) CMLE; (c) MLE+LR; (d) CMLE+LR

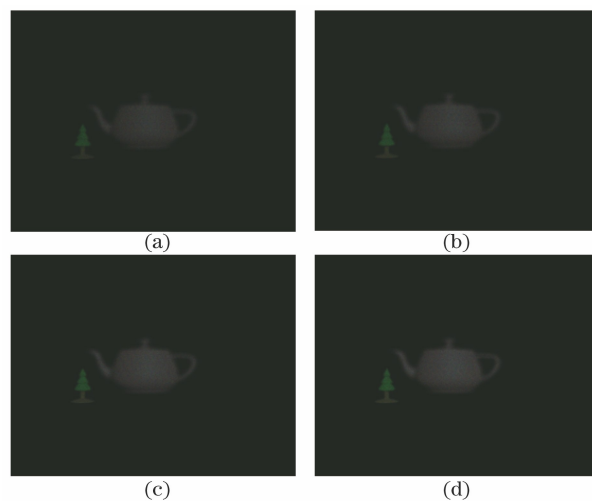


图 9 不同算法对茶壶和树的重构结果。(a) MLE; (b) CMLE; (c) MLE+LR; (d) CMLE+LR

Fig. 9 Reconstruction results of teapot and tree by different algorithms. (a) MLE; (b) CMLE; (c) MLE+LR; (d) CMLE+LR

表 1 不同算法重构图像的 PSNR

Table 1 PSNR of reconstructed images using different algorithms unit: dB

Algorithm	MLE	CMLE	MLE+LR	CMLE+LR
Car	20.161	20.734	21.252	21.803
Tea	22.132	22.437	23.084	23.548

PCII 系统提出了一种使用复合光子计数模型和 Lucy-Richardson 算法增强元素图像的方法。实验结果表明,LR 算法在迭代次数大于 120 时,光子计数元素图像的 PSNR 趋于稳定。在光子数期望值、重构深度相同的条件下,本算法的重构效果优于

MLE算法,且结合LR算法后能有效提高光子计数元素图像的成像质量,从而增强微光环境下系统的成像效果。但LR算法的计算时间随迭代次数的增加而增长,后续还需进一步加速LR算法的运行时间,并采用带惩罚项的LR算法提高参数估计的精度。

### 参 考 文 献

- [1] Martínez-Corral M, Dorado A, Barreiro J C, et al. Recent advances in the capture and display of macroscopic and microscopic 3-D scenes by integral imaging [J]. *Proceedings of the IEEE*, 2017, 105(5): 825-836.
- [2] Xiao X, Javidi B, Martinez-Corral M, et al. Advances in three-dimensional integral imaging: sensing, display, and applications [J]. *Applied Optics*, 2013, 52(4): 546-560.
- [3] Cho M, Javidi B. Three-dimensional visualization of objects in turbid water using integral imaging [J]. *Journal of Display Technology*, 2010, 6(10): 544-547.
- [4] Lippmann G. La photographie intégrale [J]. *Comptes-Rendus Academie des Sciences*, 1908, 146: 446-451.
- [5] Fan G F, Chen L S, Wei G J, et al. Computational reconstruction algorithm for integral imaging based on diffraction tracing [J]. *Acta Optica Sinica*, 2016, 36(5): 0511003.  
范广飞, 陈林森, 魏国军, 等. 基于衍射追迹的集成成像重构算法 [J]. *光学学报*, 2016, 36(5): 0511003.
- [6] Wang Y, Yang J X, Liu L, et al. Computational reconstruction of integral imaging based on elemental images stitching [J]. *Acta Optica Sinica*, 2019, 39(11): 1110001.  
王宇, 杨金晓, 刘乐, 等. 基于元素图像拼接的集成成像计算重构 [J]. *光学学报*, 2019, 39(11): 1110001.
- [7] Li M, Piao Y, Deng L J. Spatial resolution of naked eye three-dimensional integral imaging display based on LED screen [J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2020, 57(6): 061004.  
李敏, 朴燕, 邓莉巾. 基于LED屏裸眼三维集成成像显示技术的空间分辨率研究 [J]. *激光与光电子学进展*, 2020, 57(6): 061004.
- [8] Li J J, Deng H, Li S, et al. One-step shooting method for integral imaging without depth inversion [J]. *Chinese Journal of Lasers*, 2020, 47(1): 0109002.  
李姣姣, 邓欢, 李赛, 等. 无深度反转的集成成像一次拍摄方法 [J]. *中国激光*, 2020, 47(1): 0109002.
- [9] Jang J S, Javidi B. Three-dimensional synthetic aperture integral imaging [J]. *Optics Letters*, 2002, 27(13): 1144-1146.
- [10] Schulein R, Danesh Panah M, Javidi B. 3D imaging with axially distributed sensing [J]. *Optics Letters*, 2009, 34(13): 2012-2014.
- [11] Piao Y, Wang Y, Zang J F. Computational integral imaging reconstruction technique with high image resolution [C]//2009 Asia-Pacific Conference on Information Processing, July 18-19, 2009, Shenzhen, China. New York: IEEE Press, 2009: 160-163.
- [12] Yeom S, Javidi B, Watson E. Photon counting passive 3D image sensing for automatic target recognition [J]. *Optics Express*, 2005, 13(23): 9310-9330.
- [13] Tavakoli B, Javidi B, Watson E. Three dimensional visualization by photon counting computational integral imaging [J]. *Optics Express*, 2008, 16(7): 4426-4436.
- [14] Moon I, Javidi B. Three dimensional imaging and recognition using truncated photon counting model and parametric maximum likelihood estimator [J]. *Optics Express*, 2009, 17(18): 15709-15715.
- [15] Jung J, Cho M, Dey D K, et al. Three-dimensional photon counting integral imaging using Bayesian estimation [J]. *Optics Letters*, 2010, 35(11): 1825-1827.
- [16] Qi J J, Gu G H, Chen Y J, et al. Photon counting integral imaging based on adaptive Bayesian estimation [J]. *Optics and Precision Engineering*, 2018, 26(3): 565-571.  
戚佳佳, 顾国华, 陈远金, 等. 基于贝叶斯自适应估计的光子计数集成成像 [J]. *光学精密工程*, 2018, 26(3): 565-571.
- [17] Aloni D, Stern A, Javidi B. Three-dimensional photon counting integral imaging reconstruction using penalized maximum likelihood expectation maximization [J]. *Optics Express*, 2011, 19(20): 19681-19687.
- [18] Cho M, Javidi B. Three-dimensional photon counting axially distributed image sensing [J]. *Journal of Display Technology*, 2013, 9(1): 56-62.
- [19] Qi J J, Gu G H, He W J, et al. Photon counting integral imaging using compound photon counting model and adaptive parametric maximum likelihood estimator [J]. *IEEE Photonics Journal*, 2017, 9(6): 1-9.
- [20] Yeom S, Javidi B, Watson E. Three-dimensional distortion-tolerant object recognition using photon-counting integral imaging [J]. *Optics Express*, 2007, 15(4): 1513-1533.
- [21] Bertero M, Boccacci P, Desiderà G, et al. Image deblurring with Poisson data: from cells to galaxies [J]. *Inverse Problems*, 2009, 25(12): 123006.
- [22] Dey N, Blanc-Feraud L, Zimmer C, et al. Richardson-Lucy algorithm with total variation regularization for 3D confocal microscope deconvolution [J]. *Microscopy Research and Technique*, 2006, 69(4): 260-266.