

解卷积算法对透过散射介质层成像质量的影响

余明*

南京航空航天大学党政办公室, 江苏 南京 210016

摘要 基于记忆效应的散斑解卷积法是近几年提出的一种可以实现透过散射介质层成像的方法。可用于散斑解卷积法的算法有很多,但具体的对比分析工作却鲜有报道。设计并搭建了基于记忆效应的透过散射层成像的光学系统,对探测到的散斑进行解卷积计算,并重建出对象图像。在重建过程中,分别使用互相关解卷积算法、维纳滤波算法、正则化解卷积算法以及 Lucy-Richardson 算法进行解卷积计算。对不同算法重建的图像进行了多个图像质量评价指标的计算。综合图像质量和计算时间,发现互相关解卷积算法在透过散射层成像的应用中具有最大优势,并从原理上进行了简要的解释。

关键词 成像系统; 解卷积; 散斑; 透过散射介质层成像; 算法

中图分类号 TP391 文献标志码 A

doi: 10.3788/LOP57.221104

Effect of Deconvolution Algorithm on Quality of Imaging Through Scattering Layers

She Ming*

Party and Government Offices, Nanjing University of Aeronautics and Astronautics,
Nanjing, Jiangsu 210016, China

Abstract The memory-effect based speckle deconvolution technique is a method recently proposed to realize imaging through scattering layers. There exist many algorithms used in speckle deconvolution, but there seldom exists specific comparative analysis work so far. A system for memory-effect based imaging through scattering layers is first designed and built. Then the detected speckles are deconvoluted to reconstruct the object image. During the progress of reconstruction, the cross-correlation deconvolution algorithm, the Wiener filtering algorithm, the regularized deconvolution algorithm and the Lucy-Richardson algorithm are respectively used for deconvolution. A number of image quality evaluation indexes are calculated for the images recovered by different algorithms. Considering the image quality and the computation time, it is concluded that the cross-correlation deconvolution algorithm has the greatest advantage in the application of imaging through scattering layers, which is briefly explained in principle.

Key words imaging systems; deconvolution; speckles; imaging through scattering layers; algorithm

OCIS codes 110.0113; 110.1758; 110.6150

1 引言

透过散射介质成像在天文成像、生物医学成像和显微成像等众多领域都有着广泛的应用^[1]。多年来,人们对透过散射介质成像的方法进行了深入的研究,相继提出了光学相干层析、波前整形、光相位共轭、光学传输矩阵和计算鬼成像等技术^[2-9]。最近,基于散斑的记忆效应的透过散射介质层成像的

方法受到了研究人员的关注^[10-11]。当入射光以小角度转动时,散射层另一侧出射的散斑具有平移不变性,这一性质被称为散斑的记忆效应^[12-13]。基于该效应,衍生出多种透过散射层成像的方法,其中最具代表性的是散斑相关法和散斑解卷积法这两种技术^[14-20]。散斑相关法具有非侵入性的优势,但该方法会使成像对象的相位丢失,需使用迭代相位恢复算法进行估算,因此计算时间较长,重建结果不稳

收稿日期: 2020-03-03; 修回日期: 2020-04-09; 录用日期: 2020-04-17

* E-mail: sheming@nuaa.edu.cn

定。而散斑解卷积法虽然有侵入性,但它具有计算速度快和重建效果好等优点,因此也得到了快速的发展。此外,散斑解卷积法还有一大优势,它可以从多个不相关的散斑中解算出某个需要的对象信息,在重建的过程中起到了滤波器的筛选作用^[17-20]。目前,用于解卷积的算法很多,比较经典的有逆滤波算法、维纳滤波算法、正则化解卷积算法及 Lucy-Richardson 算法等^[21-27]。最近,一种基于记忆效应的互相关解卷积算法^[16,18]被提出。这一算法巧妙利用了点扩散函数的相关性,在透过散射介质层成像的应用中具有一定优势。但是,关于这一算法与经典解卷积算法的对比研究鲜有报道。因此,本文把互相关解卷积算法和其他几种经典的解卷积算法分别应用到透过散射介质层成像中,并对各个重建的对象图像进行对比分析,判断了各种解卷积算法对透过散射介质层成像质量的影响,证明了互相关解卷积算法在透过散射介质层成像中的优势。

2 散斑解卷积法的成像原理

图 1 所示为基于散斑解卷积法的透过散射介质层成像原理示意图。当一束非相干光照射到一个透射型对象上后,透过的物光入射散射介质层。从介质层出射的光被散射,因此能够在相机上探测到散斑 I ,如图 1 所示。根据散斑的记忆效应,当对象较小时,从对象上的两个点发出的光分别经过毛玻璃后形成两幅散斑,这两幅散斑之间具有平移不变性,并且它们之间的相关度很高。近似来说,这两幅散斑几乎相同,只是经过了少许位移。因此,整个对象出射的散斑可以看作是对象上的每一个点出射的散斑的简单叠加。而对象上的每个点出射的散斑即可

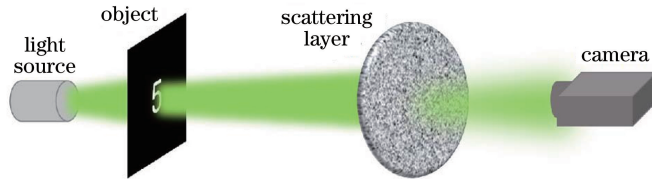


图 1 基于散斑解卷积法的透过散射介质层成像原理示意图

Fig. 1 Principle diagram of deconvolution-based imaging through scattering layers

在解卷积运算过程中,解卷积运算对应的具体算法有很多种。经典的算法有维纳滤波算法、正则化解卷积算法和 Lucy-Richardson 算法等^[21-27]。最近提出的互相关解卷积算法同样适用于基于记忆效应的透过散射介质层成像^[16,18]。下面将依次使用这几种算法进行透过散射介质层成像的计算处理,并对每种成像结果进行评价,以研究各个算法对成像

看作这个成像系统的点扩展函数(Point spread function,简称 PSF)。因此,相机探测到的散斑 I 就约等于对象的强度分布 O 和该系统的 PSF 的卷积^[15]:

$$I = O * S, \quad (1)$$

式中: $*$ 表示卷积运算; S 为系统的 PSF。

当把对象替换成一个直径为几十微米的小孔时,相机上探测到的散斑即可视为该系统的 PSF,如图 1 所示。据此,可以通过解卷积法将对象的强度分布图像 O 从散斑 I 中恢复出来:

$$O = \text{deconv}(I, S), \quad (2)$$

式中: $\text{deconv}(\cdot)$ 表示解卷积运算。

在一些应用场景中,散斑 I 中包含了多个互不相关的散斑 I_i 。由于波长不同或经历了旋转等处理,这些散斑 I_i 互不相关地叠加在同一幅散斑图像 I 中^[17-20]。此时散斑 I 可以表示成

$$I = \sum_{i=1}^N I_i = \sum_{i=1}^N O_i * S_i, \quad (3)$$

式中: N 为散斑 I 中包含的互不相关散斑的总数; i 为其中某一散斑的编号。若要恢复其中一个对象信息 O_j ,只需知晓对应的 PSF(用 S_j 表示)即可通过解卷积进行重建:

$$\begin{aligned} \text{deconv}(I, S_j) &= \text{deconv}\left(\sum_{i=1}^N O_i * S_i, S_j\right) = \\ &= \text{deconv}(O_j * S_j, S_j) + C = O_j + C, \end{aligned} \quad (4)$$

式中: C 为额外的恒定背景噪声,该噪声是由其余不相关的散斑引起的,大小等于除 I_j 以外的每个散斑与 S_j 的卷积的总和。显然,背景噪声 C 随着不相关散斑数量 N 的增大而增大。也就是说,随着 N 的增大,解卷积恢复出的对象图像质量会越来越低。

质量的影响。

3 基于四种解卷积算法的成像实验

根据图 1 所示的系统示意图,搭建了透过散射介质层成像的实验系统。其中,光源为自主搭建的空间非相干热光源,该光源系统由 532 nm 的激光器(型号 G4 DPSS, Coherent 公司,美国)、两块

透镜组成的扩束镜(扩束倍率为 6.5)和旋转的毛玻璃(型号 DG20-120, Thorlabs 公司, 美国)组成。对象为高度约为 $650 \mu\text{m}$ 的透射型数字“5”。散射层为一块毛玻璃(型号 10DKIT-C3-40°, Newport 公司, 美国), 相机为 $2448 \text{ pixel} \times 2048 \text{ pixel}$ 的单色相机(型号 GS3-U3-51S5M-C, Point Grey 公司, 美国)。在准备实验中发现, 当对象到毛玻璃的距离 d_o 在 $20 \sim 80 \text{ cm}$ 的范围内且毛玻璃到相机的距离 d_i 在 $6 \sim 15 \text{ cm}$ 的范围内时, 采样定理条件得到满足, 探测的散斑信息量足够大, 因而成像效果较好。据此, 选择其中的一组数据作为本实验的系统参数,

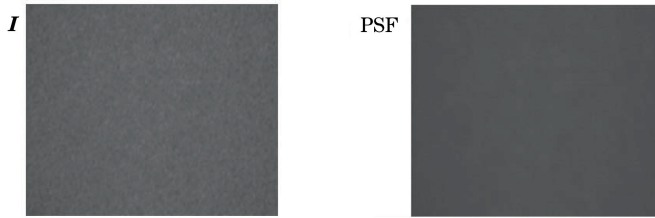


图 2 系统探测到的散斑图像。(a)对象为数字“5”时探测到的散斑 I ; (b)对象被替换成小孔时探测到的散斑 PSF

Fig. 2 Speckles detected by system. (a) Speckle I detected when object is number "5";

(b) speckle PSF detected when object is replaced by pinhole

3.1 互相关解卷积算法

互相关解卷积法的精髓在于利用了 PSF 的自相关等于尖峰脉冲函数这一特殊性质^[17-18], 即

$$\mathbf{S}_i \otimes \mathbf{S}_j = \begin{cases} \delta, & i = j \\ 0, & i \neq j \end{cases}, \quad (5)$$

式中: δ 为狄拉克函数; \otimes 表示相关运算。因此, 将(2)式中的散斑 I 与 PSF 进行互相关计算, 可以达到解卷积的效果。通过互相关解卷积算法恢复对象图像的过程^[16,18]为

$$\mathbf{I} \otimes \mathbf{S} = (\mathbf{O} * \mathbf{S}) \otimes \mathbf{S} = \mathbf{O} * \delta = \mathbf{O}. \quad (6)$$

当散斑 I 是由多个不相关的散斑叠加而成时, 互相关解卷积算法同样适用^[18]。(4)式可以改写为

$$\mathbf{I} \otimes \mathbf{S}_j = \left(\sum_{i=1}^N \mathbf{O}_i * \mathbf{S}_i \right) \otimes \mathbf{S}_j = \mathbf{O}_j * \mathbf{S}_j \otimes \mathbf{S}_j + \mathbf{C} = \mathbf{O}_j * \delta + \mathbf{C} = \mathbf{O}_j + \mathbf{C}. \quad (7)$$

(6)、(7)式中的相关运算在傅里叶域中可以转化成乘法运算:

$$\mathcal{F}(\mathbf{I} \otimes \mathbf{S}) = \mathcal{F}(\mathbf{I}) \times \text{conj}[\mathcal{F}(\mathbf{S})], \quad (8)$$

式中: $\text{conj}(\cdot)$ 表示复共轭; $\mathcal{F}(\cdot)$ 表示傅里叶变换。因此, 互相关解卷积算法在 MATLAB 计算过程中是十分简单的, 并且运算速度非常快。此外, 该算法还能保留对象的相位和位置信息。

根据(6)、(8)式, 基于互相关解卷积算法, 对实验探测到的单幅散斑 I ($N=1$) 进行了散斑解卷积

即 $d_o = 47 \text{ cm}$, $d_i = 8 \text{ cm}$ 。探测到的散斑 I 如图 2(a)所示。在探测 PSF 时, 对象被替换成直径为 $50 \mu\text{m}$ 的小孔, 此时探测到的散斑可视为系统的 PSF, 如图 2(b)所示。为了探测一幅与散斑 I 不相关的散斑 I_2 , 将小孔又换回对象, 并将毛玻璃旋转了 30° , 根据散斑旋转去相关性^[18,20], 此时探测到的散斑 I_2 与之前探测的散斑 I 互不相关, 并且与之前探测的 PSF 也互不相关。根据探测到的散斑 I 和 PSF, 即可通过散斑解卷积法进行对象的重建。根据采集到的实验数据, 将用四种不同的解卷积算法实现基于散斑解卷积法的图像恢复。

运算, 重建出的对象图像如图 3 所示。相对于参考图像[图 3(a)], 重建的图像[图 3(b)]十分清晰, 只有少许背景噪声。整个计算过程非常快, 在常规配置的计算机中进行 MATLAB 运算仅需 0.41 s。随后, 将探测到的另一幅不相关的散斑 I_2 叠加到散斑 I 中, 此时 $N=2$ 。根据(7)、(8)式, 利用 PSF 对叠加后的散斑进行互相关解卷积计算, 重建的对象如图 3(c)所示。可见此时恢复的图像仍然很清晰, 但背景噪声增强了一些。根据同样的原理, 在散斑中加入更多的不相关散斑, 以观察互相关解卷积算法的恢复效果。图 3(d)~(f)分别为 $N=3, 5, 10$ 时对

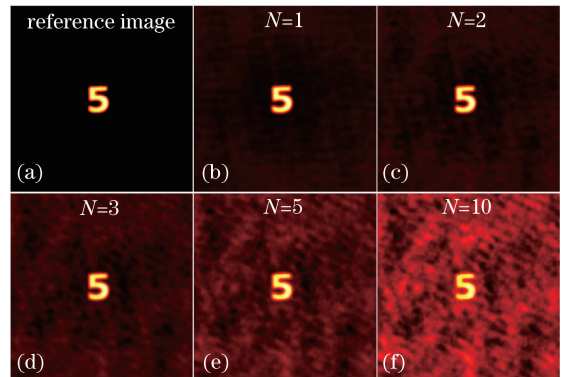


图 3 互相关解卷积算法的图像重建结果

Fig. 3 Image reconstruction results by cross-correlation deconvolution algorithm

应的成像结果。随着散斑数的增加,重建图像的背景噪声越来越强,但对象的清晰度并未受到很大影响。

为了对成像效果进行更为客观的评价,对重建出的各个图像进行了多个图像质量评价指标的计算,包括熵(e)、均方误差(MSE, E_{MSE})、峰值信噪比(PSNR, E_{PSNR})和结构相似度(SSIM, E_{SSIM})。

香农熵 e 的计算式^[28]为

$$e(I_g) = - \sum_{j'} p_{j'}(I_g) \lg p_{j'}(I_g), \quad (9)$$

式中: I_g 为图像 I 经过归一化后生成的灰度图像; $p_{j'}(I_g)$ 为图像 I_g 中强度值 j' 出现的频率。 e 值常被用来表示源数据中的不确定性或信息的数量。在透过散射介质成像的应用中,我们希望得到具有更小 e 值的高质量图像。

均方误差的计算公式^[23,29]为

$$E_{MSE} = \sum_{x=1}^X \sum_{y=1}^Y [O(x, y) - O_{ref}(x, y)]^2 / XY, \quad (10)$$

式中: $O_{ref}(x, y)$ 为参考图像; X 和 Y 分别为图像横向和纵向的像素数。均方误差反映了重建图像与参考图像之间的误差程度, MSE 的值越小代表图像质量越高。

峰值信噪比的计算公式^[18,23,30]为

$$E_{PSNR} = 10 \lg \{ \max [O^2(x, y)] / E_{MSE} \}, \quad (11)$$

表 1 互相关解卷积算法重建的图像的质量评价指标

Table 1 Quality evaluation indexes of images reconstructed by cross-correlation deconvolution algorithm

N	e	MSE	PSNR /dB	SSIM
1	4.1347	0.0023	26.3277	0.0833
2	4.3687	0.0033	24.7762	0.0624
3	4.7376	0.0071	21.4597	0.0359
5	5.3122	0.0205	16.8862	0.021
10	6.0096	0.0629	12.0133	0.0122

3.2 维纳滤波算法

由于对象上每一点出射的 PSF 并不是完全相同的,它们的相关度会随着对象上两点之间距离的增大而减小。因此,在通过散斑解卷积法重建的图像中,不可避免地会有一些噪声。而该噪声在其他算法如维纳滤波算法中会产生较大的影响。维纳滤波是一种较为经典的解卷积算法,其原理是期望恢复出的图像 O 与散斑 I 之间的均方差最小,在傅里叶域的表达式^[22-23]为

$$\mathcal{F}(O) = \frac{\text{conj}[\mathcal{F}(S)]}{|\mathcal{F}(S)|^2 + q} \mathcal{F}(I), \quad (16)$$

式中: q 为噪声的可调参数。最终的对象图像 O 可

PSNR 的单位为 dB,表征了图像中有效信号与噪声的比值, PSNR 值越大代表图像质量越高。

结构相似度的计算表达式^[23,31]为

$$E_{SSIM}(O_{ref}, O) = l(O_{ref}, O)^{\alpha} c(O_{ref}, O)^{\beta} s(O_{ref}, O)^{\gamma}, \quad (12)$$

式中: α, β, γ 为权重因子; l, c, s 分别为亮度对比函数、对比度对比函数和结构对比函数,表示为

$$l(O_{ref}, O) = \frac{2u_{o_{ref}} u_o + C_1}{u_{o_{ref}}^2 + u_o^2 + C_1}, \quad (13)$$

$$c(O_{ref}, O) = \frac{2\sigma_{o_{ref}} \sigma_o + C_2}{\sigma_{o_{ref}}^2 + \sigma_o^2 + C_2}, \quad (14)$$

$$s(O_{ref}, O) = \frac{\sigma_{o_{ref}o} + C_3}{\sigma_{o_{ref}} \sigma_o + C_3}, \quad (15)$$

式中: $\sigma_{o_{ref}o}$ 为 O_{ref} 与 O 的协方差; u, σ^2, σ 和 C 分别表示均值、方差、标准差和小的正常数。指标 SSIM 从结构、亮度和对比度三方面对图像质量进行评价,相对来说评价较为可靠。在透过散射介质层成像的应用中, SSIM 的值越大代表图像质量越高。

根据(9)~(15)式,计算得到散斑数 $N = 1, 2, 3, 5, 10$ 时通过互相关解卷积算法重建的图像的质量评价指标,如表 1 所示。随着 N 的增大,熵和 MSE 均增大, PSNR 和 SSIM 均减小,这表明图像质量下降了,与(6)、(7)式的理论推导结论是一致的。

以通过傅里叶逆变换得到。一个完整的图像重建计算周期包含两次傅里叶变换、一次傅里叶逆变换以及一次矩阵除法,仅需要有限的计算能力,在与互相关解卷积算法同样的计算机中进行计算,仅需 0.64 s。这一计算时间非常短,但比互相关解卷积算法还是略微久一些。

本实验同样对散斑数 $N = 1, 2, 3, 5, 10$ 的叠加散斑进行了解卷积计算,重建结果如图 4 所示。很明显,利用维纳滤波算法重建的图像的噪声比互相关解卷积算法所重建图像的噪声更大。这是因为计算过程中的傅里叶域矩阵除法带来了噪声放大的问题。同时,可以看出,图像质量随着 N 的增大而降

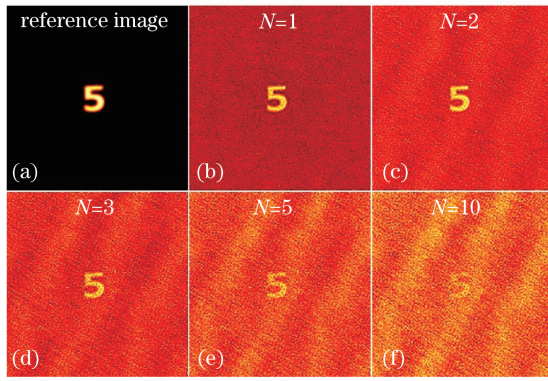


图 4 维纳滤波算法的图像重建结果

Fig. 4 Image reconstruction results by Wiener filtering algorithm

低,当 $N=10$ 时,对象已经几乎被噪声淹没而无法分辨了。

同样对各个图像的评价指标进行了计算,结果如表 2 所示。可以看出,随着 N 的增大,熵和 MSE 均增大,PSNR 和 SSIM 均减小,这表明图像质量下降了,与(6)、(7)式中的理论一致。此外,

通过表 2 与表 1 的对比可以发现,在 N 相同的条件下,与互相关解卷积算法所重建的图像相比,维纳滤波算法重建图像的熵和 MSE 更大,而 PSNR 和 SSIM 则更小,证明了维纳滤波算法重建的图像质量普遍低于互相关解卷积算法重建的图像。

表 2 维纳滤波算法重建的图像的质量评价指标

Table 2 Quality evaluation indexes of images reconstructed by Wiener filtering algorithm

N	e	MSE	PSNR /dB	SSIM
1	6.1395	0.1016	9.9303	0.0123
2	6.4261	0.1568	8.0459	0.0105
3	6.5963	0.2102	6.7743	0.0083
5	6.7679	0.2614	5.8264	0.0054
10	6.7586	0.2524	5.9783	0.0024

3.3 正则化解卷积算法

基于正则化解卷积算法的图像解卷积可以表示^[22,24-25]为

$$\min_{\mathbf{O}} J(\mathbf{O}) = \|\mathbf{I} - \mathbf{H}\mathbf{O}\|_2^2 + \lambda R(\mathbf{O}), \quad (17)$$

式中: $\|\mathbf{I} - \mathbf{H}\mathbf{O}\|_2^2$ 为数据保真项; J 为重建图像中的噪声; H 为退化算子; $R(\mathbf{O})$ 为正则项; $\lambda > 0$ 为正则化参数。利用正则化解卷积算法重建的对象图像如

图 5 所示。类似地,本实验对散斑数 $N=1,2,3,5,10$ 的叠加散斑进行了解卷积处理。由图 5 可见,基于正则化解卷积算法恢复的图像噪声较大,并且噪声随着 N 的增大而增强。当 N 等于 10 的时候,对象信息几乎被淹没在过强的背景噪声中。总体来看,其效果与 3.2 节中的维纳滤波算法的效果相当,且均比 3.1 节中的互相关解卷积算法的效果差一些。

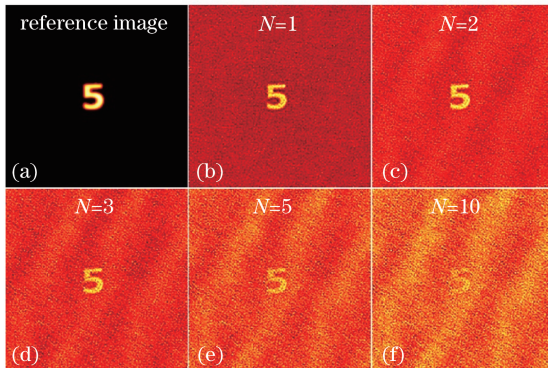


图 5 正则化解卷积算法的重建结果

Fig. 5 Image reconstruction results by regularized deconvolution algorithm

为了精确评价所恢复图像的质量,对图 5 中的各图像进行了图像质量评价,其评价指标结果如表 3 所

表 3 正则化解卷积算法重建的图像的质量评价指标

Table 3 Quality evaluation indexes of images reconstructed by regularized deconvolution algorithm

N	e	MSE	PSNR /dB	SSIM
1	6.1395	0.1016	9.9303	0.0123
2	6.4261	0.1568	8.046	0.0105
3	6.5963	0.2102	6.7741	0.0083
5	6.7679	0.2614	5.8262	0.0054
10	6.7586	0.2525	.9782	0.0024

通过表 3 与表 1 的对比,可以明显看出,在 N 相同的条件下,与互相关解卷积重建图像相比,正则化解卷积算法重建图像的熵和 MSE 较大,而 PSNR 和 SSIM 则较小,这表明正则化解卷积算法重建的图像质量普遍低于互相关解卷积算法重建的图像。将表 3 与表 2 进行对比,发现两者的数据几乎一致,只有微小的差别,可见在透过散射介质层成像的应用背景下,正则化解卷积算法与维纳滤波算法的解卷积重建效果差别很小。但是,正则化解卷积的计算时间却需要 3.76 s,远大于维纳滤波算法的 0.64 s 以及互相关解卷积算法的 0.41 s。

3.4 Lucy-Richardson 算法

另一个较为经典且应用广泛的解卷积算法为 Lucy-Richardson 算法。该算法假设噪声服从泊松

分布,随着 N 的增大,熵和 MSE 均增大,PSNR 和 SSIM 均减小,这表明图像质量下降了,与理论结果一致。

分布,根据最大化图像的似然性进行迭代处理,其算法^[22,26-27]为

$$\mathbf{O}^{k+1} = \mathbf{O}^k \left[\left(\frac{\mathbf{I}}{\mathbf{O}^k * \mathbf{S}} \right) \otimes \mathbf{S} \right], \quad (18)$$

式中: k 表示迭代次数。本实验中,利用 Lucy-Richardson 算法对散斑数 $N=1,2,3,5,10$ 的叠加散斑分别进行了解卷积计算,重建的图像如图 6 所示。由图 6 可知,无论 N 的值是多少,该算法都无法重建出对象图像。此外,我们尝试了将迭代次数 k 从 10 依次增加到 100,仍然无法重建出图像。其原因很可能是由于该算法适用于泊松分布的噪声,而在透过散射介质层成像中,尤其是在本实验的透过毛玻璃成像的应用中,噪声或散斑的分布并不满足泊松分布这一条件,因此 Lucy-Richardson 算法无法重建对象。

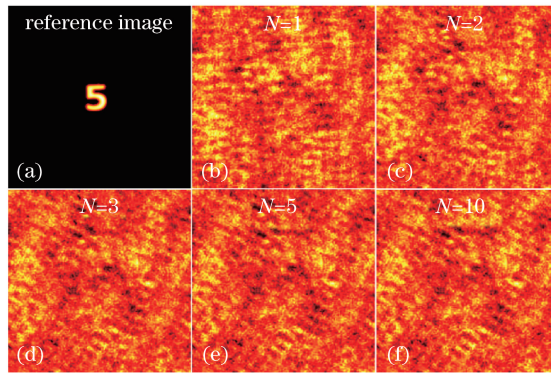


图 6 Lucy-Richardson 算法的图像重建结果

Fig. 6 Image reconstruction results by Lucy-Richardson algorithm

图像质量评价指标结果也证明了 Lucy-Richardson 算法无法重建图像的事实。表 4 中的每项指标几乎不变,并且数值都不理想,证明了重建不成功的事实。此外, Lucy-Richardson 算法的计算时间很长,仅迭代 10 次就需 9.03 s,远大于上述三种算法的计算时间。因此,在透过散射层成像的应用背景下, Lucy-Richardson 算法并不是一个好的选择。

3.5 结果对比分析

以上结果表明,在 N 相同的条件下,互相关解卷积算法重建图像的熵和 MSE 是所有算法中最小的, PSNR 和 SSIM 则是最大的,且其计算时间也最短。因此,可以认为,在基于记忆效应的透过散射介质成像的应用中,互相关解卷积算法是最佳选择。这是因为互相关解卷积法在原理上就有优势。如(6)、(8)式所示,互相关解卷积算法只需进行傅里叶

表 4 Lucy-Richardson 算法重建的图像的质量评价指标

Table 4 Quality evaluation indexes of images reconstructed by Lucy-Richardson algorithm

N	e	MSE	PSNR /dB	SSIM
1	6.1235	0.1115	9.5262	0.0019
2	5.6775	0.0723	11.406	0.0025
3	5.7138	0.0658	11.8174	0.0026
5	5.7838	0.0718	11.4362	0.0023
10	5.8628	0.0773	11.1175	0.002

域乘法运算,由于记忆效应范围内的 PSF 近似相同且高度相关,因此 PSF 的相关结果包含了很小的噪声,不过这些小噪声对最终成像结果的影响很小。而在维纳滤波算法和正则化算法中,需要用到傅里叶域除法,且 PSF 解卷积后产生的很小的噪声导致最终傅里叶逆变换后的噪声被放大。这是解卷积算法中的一个经典的噪声放大问题,为了缓解噪声,维纳滤波算法中加入了可调参数 q ,正则化算法中引入了正则项。然而,即使对噪声进行了抑制调节,最终结果还是难以达到噪声最小的效果。因此,这两种算法重建的图像背景噪声都比互相关解卷积算法的大一些。而对于 Lucy-Richardson 算法,主要是存在算法与实验中的散斑分布不匹配的问题,因此几乎难以重建对象。以上就从原理上解释了互相关解卷积算法的重建图像质量最好的原因。在计算时间方面,由于互相关解卷积算法只需进行傅里叶域的矩阵乘法,因此计算时间很短,而其余算法除了要用到傅里叶域除法,还需要进行迭代运算以抑制噪声,因此计算时间都比较长。综上所述,互相关解卷积算法利用了 PSF 的互相关等于狄拉克函数的特殊性质,有效避免了经典的解卷积算法中傅里叶域除法引起的噪声放大的问题,具有较好的成像效果及较快的成像速度,因此在透过散射介质成像的应用中展现出了较大优势。

4 结 论

梳理了基于记忆效应的散斑解卷积法实现透过散射介质层成像的原理,并搭建了成像系统,完成了透过散射介质层成像的实验。对采集到的散斑和 PSF 分别进行了基于互相关解卷积算法、维纳滤波算法、正则化解卷积算法以及 Lucy-Richardson 算法的散斑解卷积计算。对于各算法恢复的图像,从熵、均方误差、峰值信噪比及结构相似度这四个方便分别进行了图像质量评价。综合考虑各算法重建的图像质量和计算时间,发现在透过散射介质层成像的应用背景下,互相关解卷积算法的优势最为明显,在实际应用中可作为最佳选择。

参 考 文 献

- [1] Zhu L, Shao X P. Research progress on scattering imaging technology[J]. Acta Optica Sinica, 2020, 40(1): 0111005.
朱磊, 邵晓鹏. 散射成像技术的研究进展[J]. 光学学报, 2020, 40(1): 0111005.
- [2] Huang D, Swanson E A, Lin C P, et al. Optical coherence tomography [J]. Science, 1991, 254(5035): 1178-1181.
- [3] Vellekoop I M, Mosk A. Focusing coherent light through opaque strongly scattering media[J]. Optics Letters, 2007, 32(16): 2309-2311.
- [4] Vellekoop I M, Cui M, Yang C. Digital optical phase conjugation of fluorescence in turbid tissue [J]. Applied Physics Letters, 2012, 101(8): 081108.
- [5] Zhao M, Zhao M J, Sun C W, et al. Measurement and light focusing by transmission matrices of scattering media based on phase-only modulation[J]. Acta Optica Sinica, 2018, 38(1): 0129001.
赵明, 赵美晶, 孙程伟, 等. 基于纯相位调制的散射介质传输矩阵测量与光波聚焦[J]. 光学学报, 2018, 38(1): 0129001.
- [6] Sun X Y, Wang J N, Li W, et al. Dynamic target imaging through scattering media based on optical transmission matrix[J]. Chinese Journal of Lasers, 2018, 45(12): 1205001.
孙雪莹, 王剑南, 李伟, 等. 基于光学传输矩阵实现透过散射介质的动态目标成像[J]. 中国激光, 2018, 45(12): 1205001.
- [7] Cai H J, Yao Z H, Gao C, et al. Reflection ghost imaging based on superimposed speckle-pattern [J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2019, 56(7): 071101.
蔡宏吉, 姚治海, 高超, 等. 基于叠加散斑图的反射鬼成像[J]. 激光与光电子学进展, 2019, 56(7): 071101
- [8] 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.
- [9] Wang C L, Gong W L, Shao X H, et al. Influence of receiving numerical aperture and rough target size on ghost imaging via sparsity constraint [J]. Chinese Journal of Lasers, 2019, 46(8): 0810002.
王成龙, 龚文林, 邵学辉, 等. 接收数值孔径和粗糙目标尺寸对稀疏限制的鬼成像影响研究[J]. 中国激光, 2019, 46(8): 0810002.
- [10] Bertolotti J, van Putten E G, Blum C, et al. Non-invasive imaging through opaque scattering layers[J]. Nature, 2012, 491(7423): 232-234.
- [11] Katz O, Heidmann P, Fink M, et al. Non-invasive single-shot imaging through scattering layers and around corners via speckle correlations [J]. Nature Photonics, 2014, 8(10): 784-790.
- [12] Feng S C, Kane C, Lee P A, et al. Correlations and fluctuations of coherent wave transmission through disordered media[J]. Physical Review Letters, 1988, 61(7): 834-837.
- [13] Freund I, Rosenbluh M, Feng S C. Memory effects in propagation of optical waves through disordered media[J]. Physical Review Letters, 1988, 61(20): 2328-2331.
- [14] Shi Y Y, Liu Y W, Wang J M, et al. Non-invasive depth-resolved imaging through scattering layers via speckle correlations and parallax[J]. Applied Physics Letters, 2017, 110(23): 231101.
- [15] Edrei E, Scarcelli G. Memory-effect based deconvolution microscopy for super-resolution imaging through scattering media [J]. Scientific Reports, 2016, 6(1): 33558.
- [16] Li L, Li Q, Sun S, et al. Imaging through scattering layers exceeding memory effect range with spatial-correlation-achieved point-spread-function[J]. Optics Letters, 2018, 43(8): 1670-1673.
- [17] Li X, Greenberg J A, Gehm M E. Single-shot multispectral imaging through a thin scatterer [J]. Optica, 2019, 6(7): 864-871.
- [18] Shi Y Y, Liu Y W, Sheng W, et al. Speckle rotation decorrelation based single-shot video through scattering media[J]. Optics Express, 2019, 27(10): 14567-14576.
- [19] Li X H, Stevens A, Greenberg J A, et al. Single-shot memory-effect video [J]. Scientific Reports, 2018, 8: 13402.
- [20] Shi Y Y, Liu Y W, Sheng W, et al. Multiple-image double-encryption via 2D rotations of a random phase mask with spatially incoherent illumination [J]. Optics Express, 2019, 27(18): 26050-26059.
- [21] Hunt B. A matrix theory proof of the discrete convolution theorem [J]. IEEE Transactions on Audio and Electroacoustics, 1971, 19(4): 285-288.
- [22] Liu Q H. Research on regularization method based image restoration algorithm[D]. Shanghai: Shanghai University, 2015.
刘巧红. 基于正则化方法的图像复原算法研究[D]. 上海: 上海大学, 2015.
- [23] Liu H. Research on image deconvolution method based on multi-channel constraint[D]. Xi'an: Xidian University, 2018.
刘红. 基于多通道约束的图像解卷积方法研究[D]. 西安: 西安电子科技大学, 2018.
- [24] Huang L L. Regularization model and algorithm for some problems in image restoration [D]. Nanjing: Nanjing University of Science and Technology, 2013.
黄丽丽. 图像复原中若干问题的正则化模型与算法 [D]. 南京: 南京理工大学, 2013.
- [25] Chan T F, Wong C K. Total variation blind deconvolution [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 1998, 7(3): 370-375.
- [26] Richardson W H. Bayesian-based iterative method of image restoration[J]. Journal of the Optical Society of America, 1972, 62(1): 55-59.
- [27] Lucy L B. An iterative technique for the rectification of observed distributions [J]. The Astronomical Journal, 1974, 79: 745-754.
- [28] Shannon C E. A mathematical theory of communication[J]. Bell System Technical Journal, 1948, 27(3): 379-423.
- [29] Eskicioglu A M, Fisher P S. Image quality measures and their performance [J]. IEEE Transactions on Communications, 1995, 43(12): 2959-2965.
- [30] Avcibas I, Sankur B, Sayood K. Statistical evaluation of image quality measures [J]. Journal of Electronic Imaging, 2002, 11(2): 206-223.
- [31] 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.