

强度关联激光成像雷达测量矩阵研究

崔丽君 赵成强* 徐文东 焦佳

(中国科学院上海光学精密机械研究所高密度光存储技术实验室, 上海 201800)

摘要 采用基于稀疏限制的鬼成像技术(GISC)框架模拟研究了散斑场中散斑强度分布对成像质量的影响以及重建过程中所需要的采样次数与散斑尺寸和目标稀疏性的关系。数值模拟结果表明,光斑强度分布对成像分辨率影响较大,高斯散斑优于相同直径平顶散斑,且高斯分布散斑更适合于实际应用。当散斑尺寸小于图像的分辨率时,所需的采样次数只跟图像的稀疏度有关,而与图像的具体分布方式无关;当散斑尺寸超出目标自身的分辨率时,获得相同成像质量的图像(以较低分辨率图像为准)所需要的采样次数与散斑直径的平方成反比。模拟验证采样次数与目标稀疏性的关系,并给出和验证了具有灰度的自然目标图像的稀疏度计算公式。

关键词 量子光学; 强度关联成像; 压缩感知; 测量矩阵

中图分类号 O436 **文献标识码** A **doi:** 10.3788/CJL201340.0918002

Study on the Measurement Matrix in Intensity Correlation Imaging Laser Radar

Cui Lijun Zhao Chengqiang Xu Wendong Jiao Jia

(Research Laboratory for High Density Optical Storage, Shanghai Institute of Optics and Fine Mechanics, Chinese Academy of Sciences, Shanghai 201800, China)

Abstract Under the framework of ghost imaging via sparsity constraints (GISC), we do numerical simulations on the influence of the speckle intensity distribution on image quality and study the relationship between the sampling number needed for information reconstruction and the speckle size and the target sparsity. Numerical simulation results show that, the speckle intensity distribution affects the imaging resolution. Gauss distribution is better than flat-topped distribution with the same speckle size, and the Gauss distribution is more suitable for practical application. In addition, when the speckle size is smaller than the resolution of the image, the sampling number required is only related to the image sparse degree, and it has nothing to do with the specific distribution of the image. When the speckle size exceeds the target resolution, to obtain the same image quality (based on the image with lower resolution), the sampling number needs to be inversely proportional to the square of the speckle diameter. The relationship between sampling number and the target sparsity is simulated and verified, while we give and verify the calculation formula of the sparse degree of the natural target with gray.

Key words quantum optics; intensity correlated quantum imaging; compressive sampling; measurement matrix

OCIS codes 270.0270; 100.0100; 100.3010

1 引言

强度关联成像, 又称鬼成像(GI), 作为一种新型的非局域成像体制, 近十多年来得到了广泛的研究^[1-2]。随着研究的深入, 将目标的稀疏先验特性与鬼成像结合起来, 即基于稀疏限制的鬼成像

(GISC)技术从理论和实验上均证明可以在采样数远低于奈奎斯特采样率的情况下高质量地重建待测目标信息^[3-21]。研究者们将 GISC 技术应用到遥感成像领域, 并研制出了强度关联激光成像雷达, 利用赝热光源作为照明源, 使用点探测器接收目标的信

收稿日期: 2013-04-19; 收到修改稿日期: 2013-05-14

基金项目: 国家 863 计划(2011AA120101)

作者简介: 崔丽君(1988-), 女, 硕士研究生, 主要从事强度关联成像方面的研究。E-mail: 2007.cui@163.com

导师简介: 徐文东(1966-), 男, 研究员, 博士生导师, 主要从事光学设计、强度关联成像等方面的研究。

E-mail: xuwendong@mail.siom.ac.cn

* 通信联系人。E-mail: chqzhao@163.com

息,在目标稀疏的先验条件下可以在欠采样的情况下高质量重建待测目标信息,这与传统的激光雷达相比有了很大的突破^[19]。

在 GISC 图像重建框架下,鬼成像系统中参考臂面阵探测器记录的强度分布用于构建 GISC 的测量矩阵。作为 GISC 图像重建的核心,测量矩阵的构成直接影响到 GISC 图像的重建质量,因此研究测量矩阵的特性具有极重要的意义。为得到一种优化的测量矩阵,众多科研人员对其进行了广泛的研究^[14,22-29]。但上述研究多集中在矩阵排布以及各种稀疏变换等理论工作方面,而在强度关联激光成像雷达等实际应用中,多采用激光干涉的方法产生的散斑场(赝热光源)^[30-31]作为测量矩阵,受到技术的限制而与理论需要的散斑场相去甚远。另外,自然目标(尤其是地物目标)的纹理、稀疏度等特性一般是未知而多变的,而且必须在实空间域对目标进行采样,因此也多采用较通用的随机散斑场。

本文利用 GISC 图像重建框架,通过数值模拟研究随机散斑场应用于自然目标测量时,散斑强度分布与尺寸特性、目标稀疏度、采样次数等因素之间的关系,为强度关联激光成像雷达测量矩阵的优化设计提供了依据。

2 数值模型及评价函数

数值模拟采用的模型如图 1 所示。分束镜将整个系统分成两路,含有物体的一路称为“物臂”,另外一路称为“参考臂”。物体上的散斑场信息与“参考臂”上 CCD 接收的散斑场信息完全对称,而物体后面的探测器为一个没有空间分辨率的桶探测器。在数值模拟中,CCD 和桶探测器接收到的光信息经光电转换以后再进行 GISC 运算,实现对物体的重建。每一次采样,“参考臂”上的 CCD 接收到散斑场都是一个二维强度分布为 $I_s(x,y)(m \times n)$,将 $I_s(x,y)$ 排列为一个行矢量 $(1 \times N, N = m \times n)$ 。经过 M 次采样以后可以产生独立同分布的随机测量矩阵 $A(M \times N)$ 服从分布 $N(u, \sigma^2)$ 。相应的,“物臂”上的桶探测器记录了一维信号 $B_s(M \times 1)$ 。这时,便可以通过求解以下凸优化问题将待测目标的透射像稀疏重构出来^[13-16]:

$$\begin{aligned} T_{\text{GISC}} &= |T'|; \\ \text{which minimizes: } &\|\Psi\{|T'(x,y)|^2\}\|_1, \\ \text{subject to: } &B_s = \int dx dy I_s(x,y) |T'(x,y)|^2, \\ \forall s &= 1, \dots, M, \end{aligned} \quad (1)$$

式中 M 是总的随机测量数, Ψ 是稀疏变换操作算符, $\|\Psi\{|T'(x,y)|^2\}\|_1$ 表示 $\Psi\{|T'(x,y)|^2\}$ 的 l_1 -范数。

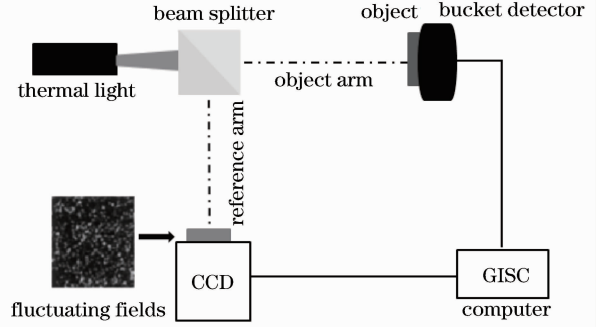


图 1 数值模拟所采用的模型原理图

Fig. 1 Schematic diagram of the numerical simulation

为了定量分析 GISC 的重建质量,采用重建图像与原图像的均方误差(MSE)作为评价因子来衡量重建图像的质量:

$$f_{\text{MSE}} = \frac{1}{N_{\text{pix}}} \sum_{i,j} (X_{i,j} - X'_{i,j})^2, \quad (2)$$

式中 $X_{i,j}$ 和 $X'_{i,j}$ 分别表示原图像和重建图像第 i 行第 j 列的像素灰度, N_{pix} 表示图像像素点的总体个数。MSE 值越小,说明图像重构质量越好^[14]。

3 数值模拟

在数值模拟中,产生随机分布的特定数量散斑作为测量矩阵对目标进行采样,首先分析散斑强度分布对成像质量的影响,以及采样次数与散斑尺寸的关系,后面重点分析采样次数和目标稀疏性的关系。在这里,选择实际中较易实现的圆形散斑进行模拟。

3.1 散斑强度分布的影响

通过数值模拟,观察散斑的不同强度分布(包括高斯分布和平顶分布)对 GISC 质量的影响。选择两种物体作为成像目标:1)如图 2(a)所示的分辨率板(条纹宽度为 3,条纹间距为 2,图像大小为 $100 \text{ pixel} \times 150 \text{ pixel}$,二值分布);2)如图 4(a)所示的塔楼(图像大小为 $100 \text{ pixel} \times 100 \text{ pixel}$,灰度分布为 $0 \sim 255$)。

强度关联成像得到的图像分辨率是由散斑的尺寸决定的,根据传统成像光学分辨率判别方法,不考虑超分辨的情况下:当散斑的强度分布为平顶分布时,图像分辨率极限为散斑的直径 d ;当散斑的强度高斯分布(其标准差的倒数为 2.5)时,图像分辨率极限约为散斑直径的一半,即 $d/2$,则当图像分辨极限为 d 时,相应的散斑的直径为 $2d$ 。因此下面将分别模拟直径为 d 的平顶散斑以及直径为 d 和 $2d$ 的

高斯散斑。

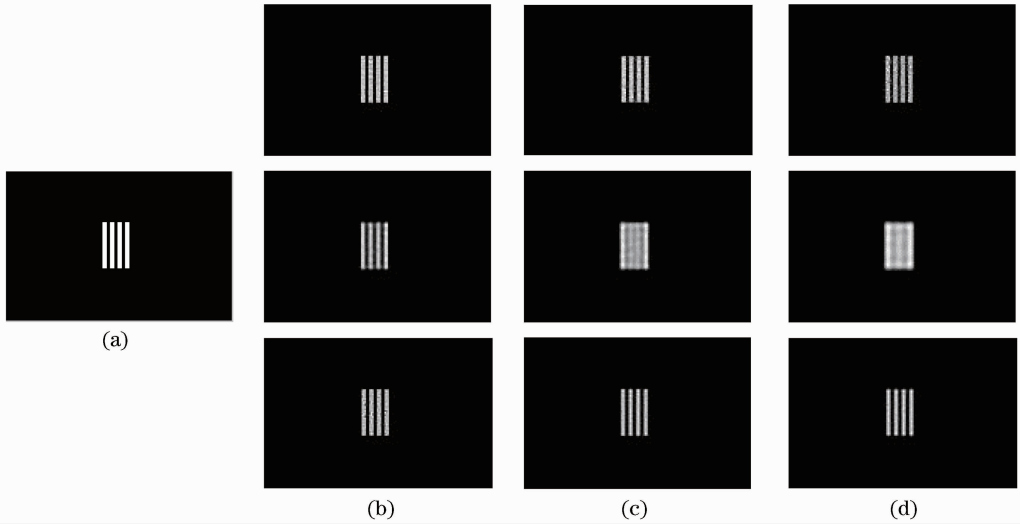


图 2 散斑强度分布不同的情况下的 GISC 重建结果。散斑形状为圆形, $N_{\text{num}} = 10, M = 3000$ 。(a)原始物体;(b)~(d)GISC 重建结果;上行:强度分布为平顶分布,(b) $d = 5$, (c) $d = 6$, (d) $d = 7$; 中行:散斑强度分布为高斯分布,(b) $d = 10$, (c) $d = 12$, (d) $d = 14$; 下行:散斑强度为高斯分布,(b) $d = 5$, (c) $d = 6$, (d) $d = 7$

Fig. 2 Influence of different speckle intensity distributions on the GISC reconstruction result with $N_{\text{num}} = 10$ and $M = 3000$. (a) Original object; (b)~(d) GISC reconstruction results; top panel: speckle intensity distribution is flat-topped, (b) $d = 5$, (c) $d = 6$, (d) $d = 7$; middle panel: speckle intensity distribution is Gauss distribution, (b) $d = 10$, (c) $d = 12$, (d) $d = 14$; bottom panel: speckle intensity distribution is Gauss distribution, (b) $d = 5$, (c) $d = 6$, (d) $d = 7$

1) 对分辨率板进行重建:视场内的散斑个数 $N_{\text{num}} = 10$, 采样次数为 $M = 3000$, 当散斑为平顶分布时, 取 $d = 5, 6, 7$; 散斑为高斯分布时, 分别取 $d = 5, 6, 7$ 和 $d = 10, 12, 14$, 数值模拟得到的 GISC 重建结果如图 2(b)~(d) 所示, d -MSE 曲线如图 3 所示。

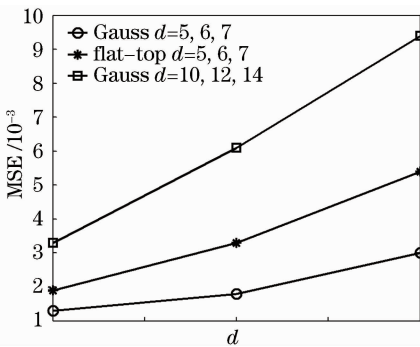


图 3 d -MSE 曲线 ($N_{\text{num}} = 10, M = 3000$)

Fig. 3 Relationship between d and MSE ($N_{\text{num}} = 10, M = 3000$)

2) 对塔楼进行重建成像:取 $N_{\text{num}} = 5, M = 5000$, 当散斑为平顶分布时, 取 $d = 5, 6, 7$; 散斑为高斯分布时, 分别取 $d = 5, 6, 7$ 和 $d = 10, 12, 14$, 数值模拟得到的 GISC 重建结果如图 4(b)~(d) 所示, d -MSE 曲线如图 5 所示。

从图 3、5 的实验结果可以明显看出, 不论成像目标是二值分布还是灰度分布的, 在采样次数足够的情况下, 就重建图像质量而言, $1d$ 高斯散斑大于 $1d$ 平顶散斑大于 $2d$ 高斯散斑。

3.2 采样次数与散斑尺寸的关系

如前所述, 强度关联成像的图像分辨率由散斑的尺寸决定, 当散斑大小大于图像分辨率大小时, 重建出来的图像质量会降低, 因此信息量减少, 理论上所需的采样次数也会随之减少。为了验证此结论并得到量化结果, 做如下数值模拟: 取自然目标图像为重建对象 (如图 6 所示), 图像大小为 $256 \text{ pixel} \times 256 \text{ pixel}$, 其自身的分辨率为 1 pixel 。选择圆形高斯分布的散斑, $N_{\text{num}} = 80$ 。 $d = 1, 3, 5, 7, 9$ 时对目标的 GISC 重建的 M -MSE 曲线如图 7(a) 所示, 结果显示, $d = 1$ 和 $d = 3$ 时 M -MSE 曲线基本重合, 即当散斑分辨率小于或等于目标自身分辨率时, 得到相同 GISC 质量所需要的采样次数与散斑尺寸无关。然而当散斑的分辨率超出目标自身分辨率时, 在欠采样的情况下, 得到相同 GISC 质量所需要的采样次数与散斑直径的平方成反比, 如图 7(b) 所示, 即 $M \propto 1/d^2$ 。

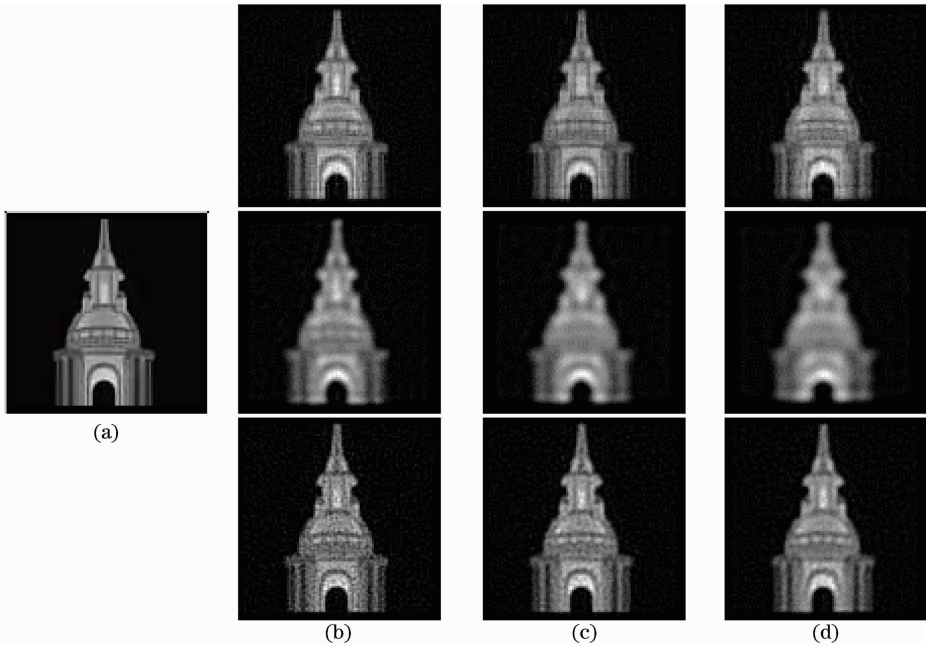


图 4 散斑强度分布不同的情况下的 GISC 重建结果。散斑形状为圆形, $N_{\text{num}} = 5, M = 5000$ 。(a)原始物体;(b)~(d)为 GISC 重建结果;上行:散斑强度分布为平顶分布,(b) $d=5$, (c) $d=6$, (d) $d=7$;中行:散斑强度分布为高斯分布,(b) $d=10$, (c) $d=12$, (d) $d=14$;下行:散斑强度分布为高斯分布,(b) $d=5$, (c) $d=6$, (d) $d=7$

Fig. 4 Influence of different speckle intensity distributions on the GISC reconstruction result with $N_{\text{num}} = 5$ and $M = 5000$. (a) Original object; (b)~(d) GISC reconstruction results; top panel: speckle intensity distribution is flat-topped, (b) $d=5$, (c) $d=6$, (d) $d=7$; middle panel: speckle intensity distribution is Gauss distribution, (b) $d=10$, (c) $d=12$, (d) $d=14$; bottom panel: speckle intensity distribution is Gauss distribution, (b) $d=5$, (c) $d=6$, (d) $d=7$

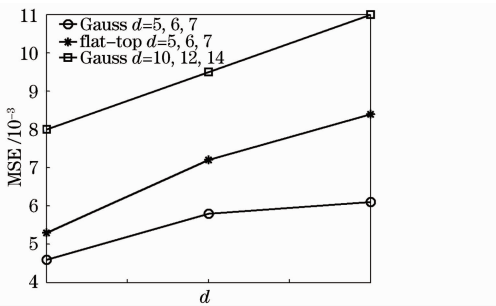


图 5 d -MSE 曲线($N_{\text{num}} = 5, M = 3000$)

图 6 自然目标图像

Fig. 5 Relationship between d and MSE($N_{\text{num}} = 5, M = 3000$)

Fig. 6 Natural object

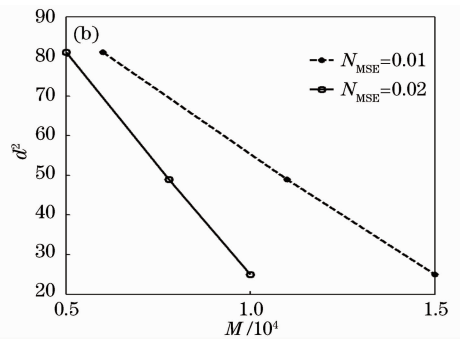
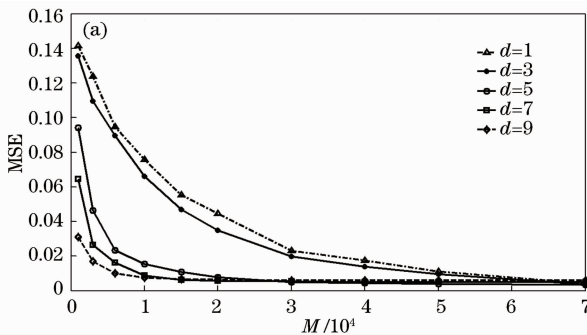


图 7 不同散斑大小对 GISC 重建质量的影响。圆形高斯分布散斑, $N_{\text{num}} = 80$; (a) M -MSE 关系图; (b) M - d^2 关系图

Fig. 7 Influence of different speckle sizes on the GISC reconstruction result. (a) Relationship between M and MSE; (b) relationship between M and d^2

3.3 采样次数与目标稀疏度的关系

根据压缩感知理论,对于 N 维 K 阶信号,采用 CS 算法所需要的采样数 M 满足^[32]

$$M \geq C \cdot \mu^2(\phi, \psi) \cdot \beta \cdot \lg N, \quad (3)$$

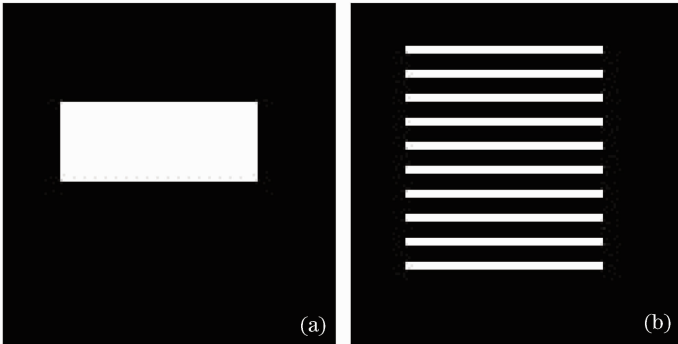
式中 C 为常数, $\mu^2(\phi, \psi)$ 为测量矩阵和表达矩阵的相关度, β 为目标的稀疏度, N 为目标的像素个数。

因此当目标较为稀疏的情况下,可以以极少的采样次数反演得到目标图像。对于大小为 N_{pix} 的二值目标,在某一特定表象下展开时,若能用最大的 K 个展开系数表示待测目标图像的主要特征信息,则称该目标图像在此表象下是 K -稀疏的,稀疏度 β 的定义由下式给出^[14]:

$$\beta = K/N_{\text{pix}}, \quad (4)$$

式中 K 为图像像素中非零元个数, N_{pix} 为图像的像素个数,并且 β 值越小,说明图像越稀疏。

当目标稀疏度相同,而具体排布不同或者是分



辨率不同时,关联成像所需要的采样数是否相同呢?为了解决这个问题,选择两个稀疏度完全相同,而自身分辨率不同的物体作为重建目标[如图 8(a)、(b)所示]。两幅图像的大小均为 $128 \text{ pixel} \times 128 \text{ pixel}$;图 8(a)中的条纹宽度为 30 pixel ;图 8(b)中的条纹宽度为 3 pixel ,条纹间距为 6 pixel 。这两个物体均为二值分布,其稀疏度 β 可由(4)式计算得到为 $\beta = 0.14$ 。以圆形高斯分布的散斑,对两个物体进行重建,设 $d=3$, $N_{\text{num}}=80$, $M=1000, 3000, 5000, 8000, 12000, 16000, 20000$,得到的 M -MSE 曲线如图 8(c)所示。从结果可以得到:当散斑分辨率小于两个物体自身的分辨率时,在视场内散斑的个数相同的情况下,获得相同成像质量,稀疏度相同的物体需要的采样次数相同,采样次数不随物体的具体分布变化而变化。

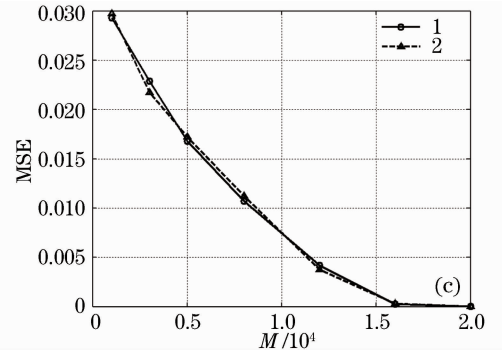


图 8 目标的稀疏度对成像质量的影响。(a)分辨率为 30 的物体;(b)分辨率为 9 的物体;(c) M -MSE 曲线

Fig. 8 Influence of image's sparsity on the imaging quality. (a) Object's resolution is 30; (b) object's resolution is 9; (c) relationship between M and MSE

在实际应用中,强度关联激光成像雷达的目标一般都具有灰度特征,不能简单套用上面所述的二值目标稀疏度公式,而应将灰度值作为稀疏度计算中的一个重要参数。结合(4)式和关联成像的特点,给出了对灰度图像重建的稀疏度 β 计算公式:

$$\beta = \frac{1}{255N_{\text{pix}}} \cdot \sum_{n=1}^{N_{\text{pix}}} f(n), \quad (5)$$

式中 N_{pix} 为目标的像素个数, $f(n)$ 为第 n 个像素的灰度值, $f \in [1, 255]$, 计算稀疏度之前必须先将图像的最大灰度值规整到 255,而最低灰度值设为 0。

(5)式在传统二值图像稀疏度计算公式的基础上,将灰度图像像素的亮度值作为权重并归一化,符合关联成像图像获取特点:图像中较亮的像素总是先被获取,而较低亮度的像素随采样次数增加才被逐渐获取,可以认为图像信息量与像素亮度值成正比。

为了验证这一稀疏度公式应用于强度关联激光成像雷达采样次数评估中的准确性,做了如下数值模拟。

选择目标自身的分辨率相同(均为 1 pixel),稀疏度不同的三个自然目标作为重建对象,如图 9 所示。由(5)式计算得到三个目标的稀疏度 β 分别为 $0.1724, 0.2866, 0.3663$ 。取圆形高斯分布型散斑,并设 $d=5$, $N_{\text{num}}=80$,重建结果的 M -MSE 曲线如图 10(a)所示。图 10(b)所示的曲线分别为 $f_{\text{MSE}}=0.010, 0.005$ 时的 M - β 曲线,可以很明显看出,GISIC 对目标进行重建时,在散斑分辨率超出目标本身的分辨率、散斑形状相同、视场内散斑个数相等的情况下,得到相同 GISIC 质量所需要的采样数与目标的稀疏度成正比,即 $M \propto \beta$ 。

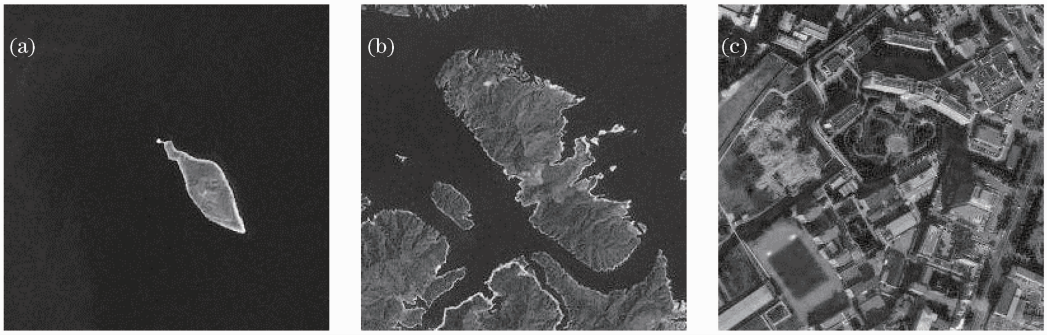


图 9 自然目标。(a) $\beta=0.1724$; (b) $\beta=0.2866$; (c) $\beta=0.3663$

Fig. 9 Natural objects. (a) $\beta=0.1724$; (b) $\beta=0.2866$; (c) $\beta=0.3663$

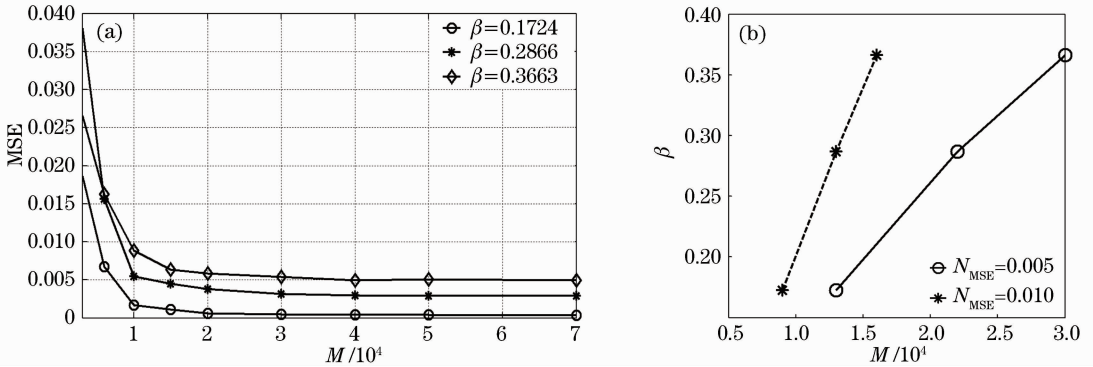


图 10 (a) M -MSE 曲线; (b) M - β 曲线

Fig. 10 (a) Relationship between M and MSE; (b) relationship between M and β

4 结 论

利用 GISC 框架模拟研究了散斑场中散斑强度分布对成像质量的影响以及重建过程中所需要的采样次数与散斑尺寸和目标稀疏性的关系。数值模拟实验结果表明,光斑强度分布对成像分辨率的影响较大,在采样次数足够多的情况下,高斯散斑优于相同直径平顶散斑,且高斯分布散斑更适合于实际应用。另外,当散斑尺寸小于图像的分辨率时,所需的采样次数只跟图像的稀疏度有关,而与图像的具体分布方式无关;在欠采样的情况下,当散斑尺寸超出目标自身的分辨率时,获得相同成像质量的图像(以较低分辨率图像为准)所需要的采样次数与散斑直径的平方成反比,即散斑尺寸越大,获得相同成像质量的图像所需要的采样次数越少。最后,模拟了采样次数与目标稀疏性的关系,结果验证了关联成像采样次数与图像稀疏度的关系,提出了具有灰度的自然目标图像的稀疏度计算公式,并验证了此公式应用于关联成像计算的准确性。

参 考 文 献

1 D Strelakov, A Sergienko, D Klyshko, *et al.*. Observation of

two-photon “ghost” interference and diffraction[J]. *Phys Rev Lett*, 1995, 74(18): 3600–3603.

2 Jing Cheng, Shensheng Han. Incoherent coincidence imaging and its applicability in X-ray diffraction[J]. *Phys Rev Lett*, 2004, 92(9): 093903.

3 M D Angelo, Y H Shih. Quantum imaging[J]. *Laser Phys Lett*, 2005, 2(12): 567–596.

4 Dezhong Cao, Jun Xiong, Kaige Wang. Geometrical optics in correlated imaging systems[J]. *Phys Rev A*, 2005, 71(1): 013801.

5 D Zhang, Y H Zhai, L A Wu, *et al.*. Correlated two-photon imaging with true thermal light[J]. *Opt Lett*, 2005, 30(18): 2354–2356.

6 A Gatti, M Bache, D Magatti, *et al.*. Coherent imaging with pseudo-thermal incoherent light[J]. *J Mod Opt*, 2006, 53(5-6): 739–760.

7 F Ferri, D Magatti, A Gatti, *et al.*. High-resolution ghost image and ghost diffraction experiments with thermal light [J]. *Phys Rev Lett*, 2005, 94(18): 183602.

8 Wenlin Gong, Pengli Zhang, Xia Shen, *et al.*. Ghost “pinhole” imaging in Fraunhofer region[J]. *Appl Phys Lett*, 2009, 95(7): 071110.

9 Wenlin Gong, Shensheng Han. Correlated imaging in scattering media[J]. *Opt Lett*, 2011, 36(3): 394–396.

10 J H Shapiro, R W Boyd. The physics of ghost imaging [J]. *Quantum Inf Process*, 2011, 11(4): 949–993.

11 Chen Mingliang, Li Enrong, Wang Hui, *et al.*. Ghost imaging based on sparse array pseudo-thermal light system [J]. *Acta Optica Sinica*, 2012, 32(5): 0503001.

陈明亮, 李恩荣, 王 慧 等. 基于稀疏阵伪热光系统的强度关联成像研究[J]. *光学学报*, 2012, 32(5): 0503001.

- 12 Qin Jiexin, Liu Shichao, Huang Genghua, *et al.*. Research on the pseudo-thermal light made by liquid crystal spatial light modulation[J]. Chinese J Lasers, 2012, 39(1): 0102008.
秦洁心, 刘世超, 黄庚华, 等. 基于液晶光阀调制的赝热光源制备技术研究[J]. 中国激光, 2012, 39(1): 0102008.
- 13 O Katz, Y Bromberg, Y Silberberg. Compressive ghost imaging [J]. Appl Phys Lett, 2009, 95(13): 131110.
- 14 J Du, W Gong, S Han. The influence of sparsity property of images on ghost imaging with thermal light[J]. Opt Lett, 2012, 37(6): 1067–1069.
- 15 W Gong, S Han. Super-resolution far-field ghost imaging via compressive sampling[J/OL]. arXiv Quantum Physics, 2009, 0911. 4750v3.
- 16 W Gong, S Han. Experimental investigation of the quality of lensless super-resolution ghost imaging via sparsity constraints [J]. Phys Lett A, 2012, 376(17): 1519–1522
- 17 H Wang, S Han. Fourier-transform ghost imaging based on compressive sampling algorithm[J/OL]. arXiv Physics Optics, 2010, 1003. 6057v1.
- 18 W Gong, S Han. Multiple-input ghost imaging via sparsity constraints[J]. J Opt Soc Am A, 2012, 29(8): 1571–1579.
- 19 C Zhao, W Gong, M Chen, *et al.*. Ghost imaging lidar via sparsity constraints [J]. Appl Phys Lett, 2012, 101(14): 141123.
- 20 M F Duarte, M A Davenport, D Takhar, *et al.*. Single-pixel imaging via compressive sampling[J]. IEEE Signal Processing Magazine, 2008, 25(2): 83–91.
- 21 Lu Minghai, Shen Xia, Han Shensheng. Ghost imaging via compressive sampling based on digital micromirror device[J]. Acta Optica Sinica, 2011, 31(7): 0711002.
陆明海, 沈夏, 韩申生. 基于数字微镜器件的压缩感知关联成像研究[J]. 光学学报, 2011, 31(7): 0711002.
- 22 E Candes, M Wakin. An introduction to compressive sampling [J]. IEEE Signal Processing Magazine, 2008, 25(2): 21–30.
- 23 D L Donoho. Compressed sensing[J]. IEEE Trans Information Theory, 2006, 52(4): 1289–1306.
- 24 E Candes, J Romberg, T Tao. Robust uncertainty principles: exact signal reconstruction from highly incomplete frequency information[J]. IEEE Trans Information Theory, 2006, 52(2): 489–509.
- 25 E Candes, J Romberg, T Tao. Stable signal recovery from incomplete and inaccurate measurements[J]. Commun Pure Appl Math, 2006, 59(8): 1207–1223.
- 26 E Candes, T Tao. Near optimal signal recovery from random projections: Universal encoding strategies? [J]. IEEE Trans Information Theory, 2006, 52(12): 5406–5425.
- 27 R Baraniuk, M Davenport, R DeVore, *et al.*. A simple proof of the restricted isometry property for random matrices[J]. Constr Approx, 2008, 28(3): 253–263.
- 28 Y Tsaig, D Donoho. Extensions of compressed sensing [J]. Signal Processing, 2006, 86(3): 549–571.
- 29 P Wojtaszczyk. Stability and instance optimality for Gaussian measurement in compressed sensing[J]. Found Comput Math, 2010, 10(1): 1–13.
- 30 W Martienssen, E Spiller. Coherence and fluctuations in light beams[J]. Am J Phys, 1964, 32(12): 919–926.
- 31 Shen Xia, Zhang Minghui, Liu Honglin, *et al.*. Research on the pulsed pseudo-thermal light [J]. Chinese J Lasers, 2009, 36(11): 2893–2898.
沈夏, 张明辉, 刘洪林. 脉冲式赝热光源研究[J]. 中国激光, 2009, 36(11): 2893–2898.
- 32 E J Candes, Michael B Wakin. An introduction to compressive sampling[J]. IEEE Signal Processing Magazine, 2008, 25(2): 21–30.

栏目编辑：何卓铭