

# 鬼成像系统的互信息

李恩荣 陈明亮 龚文林 喻 虹 韩申生

(中国科学院上海光学精密机械研究所量子光学重点实验室, 上海 201800)

**摘要** 从理论上计算了鬼成像系统的返回信号和目标之间的互信息,利用数值模拟研究了它与系统图像重建质量之间的关系。分析表明,该互信息同时依赖于系统所使用的散斑场和成像目标的类型。结果显示,对于给定类型的目标,存在特定的散斑场使得上述互信息取得极大值,且在同样的采样数条件下,使用该散斑场的鬼成像系统可以获得最佳的图像重建质量。在此基础上提出可以通过最大化互信息来设计、优化鬼成像系统。

**关键词** 成像系统;鬼成像;压缩感知;互信息;散斑优化

**中图分类号** O436 **文献标识码** A **doi:** 10.3788/AOS201333.1211003

## Mutual Information of Ghost Imaging Systems

Li Enrong Chen Mingliang Gong Wenlin Yu Hong Han Shensheng

(Key Laboratory for Quantum Optics, Shanghai Institute of Optics and Fine Mechanics, Chinese Academy of Sciences, Shanghai 201800, China)

**Abstract** The mutual information between the detected signals and the targets of ghost imaging systems is calculated, and its relation to the reconstructions is studied by numerical simulations. Results show that for given type of targets, there is a certain set of speckle patterns maximizing the mutual information under which condition the best reconstruction can be achieved using the same number of sampling data points. Based on these results, it is proposed to design and optimize the ghost imaging system by maximizing the mutual information.

**Key words** imaging systems; ghost imaging; compressed sensing; mutual information; speckle pattern optimization

**OCIS codes** 110.1758; 250.0280

## 1 引 言

鬼成像是近年兴起的一项新技术,利用纠缠光或被调制的经典光场照射目标并通过接收目标的总反射或透射信号,同时利用已知的参考(或预置)光场信息而实现对物体间接成衍射像或实空间像<sup>[1-7]</sup>。虽然鬼成像研究已有近 20 年的历史并取得了巨大的理论和实验进展,但是仍然没有一个量化标准来评价一个鬼成像系统是否已经为最优,这同时也意味着没有标准的方法可以设计和优化鬼成像系统。对于鬼成像系统(注:文中的讨论主要基于使用赝热光源的成实空间像的鬼成像系统,除特别申明外,一般只用鬼成像系统指代前者),其成像质量和系统所使用的散斑场、目标特性、噪声以及重

建算法都有关系,这给量化评价系统性能带来了困难。虽然可以使用重建图像的信噪比、对比度等指标评价成像质量<sup>[8]</sup>,或在有确切目标信息时(例如在进行数值模拟时),可以使用重建结果和已知目标之间的均方差(MSE)来评价重建质量<sup>[9]</sup>。但是与描述传统光学成像系统成像能力的光学传递函数(OTF)<sup>[10]</sup>及相干传递函数(CTF)<sup>[11]</sup>不同,这些指标都是对成像结果的“事后评价”,无法脱离具体的成像结果而独立给出系统性能的定量描述,因此也并不适合作为设计和优化系统的依据。本文探讨利用通信理论中的互信息概念作为评价鬼成像系统是否为最优的依据并且通过最大化互信息实现系统散斑场的优化。

收稿日期: 2013-07-01; 收到修改稿日期: 2013-07-29

基金项目: 国家 863 计划(2011AA120102)、国家自然科学基金(11105205)

作者简介: 李恩荣(1982—),男,博士,助理研究员,主要从事强度关联成像算法方面的研究。E-mail: ler@siom.ac.cn

## 2 理论分析

如图 1 所示,在鬼成像系统中,光源(laser)经过随机掩模(mask)(如毛玻璃)后被分束镜(BS)分为物臂和参考臂两束光,在物臂传播到目标面(object)生成散斑场,反射或透射信号被桶探测器( $D_r$ )记录,照射到目标面的散斑场同时在参考臂被 CCD( $D_t$ )记录,和桶探测器记录的信号一起构成一次测量。重复  $M$  次这样的测量,就可以建立下面的

关系式<sup>[8]</sup>

$$\mathbf{Y} = \mathbf{A}\mathbf{X} + \mathbf{n}, \quad (1)$$

式中  $\mathbf{Y}$  是长度为  $M$  的列向量,各元素分别对应各次测量的返回信号, $\mathbf{A}$  为  $M \times N$  维的矩阵,各行分别由各次测量的散斑场进行重新排列得到,待重建的目标  $\mathbf{X}$  是长度为  $N$  的列向量, $\mathbf{n}$  表示加性噪声,是长度为  $M$  的列向量。

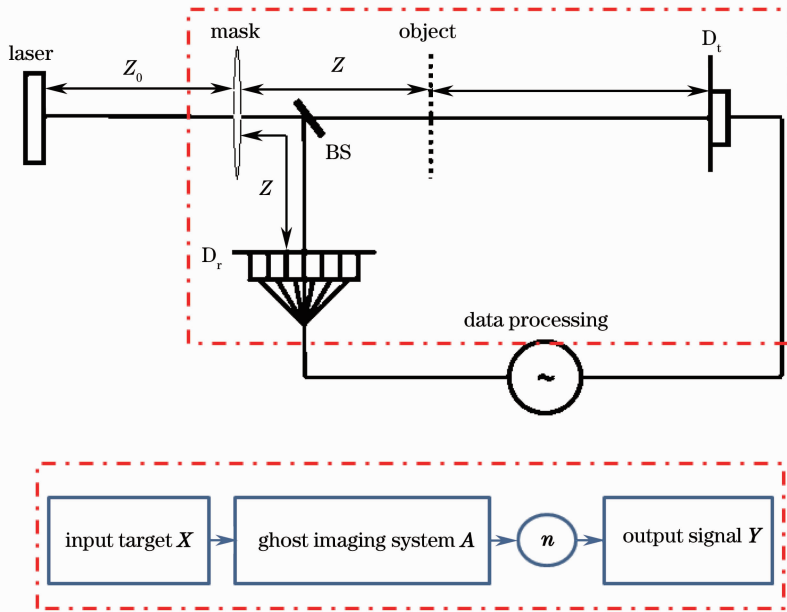


图 1 鬼成像系统示意图

Fig. 1 Schematic diagram of a ghost imaging system

另一方面,把随机目标  $\mathbf{X}$  看做鬼成像系统的输入,测量过程中,经过鬼成像系统测量矩阵  $\mathbf{A}$  的调制,再被噪声  $\mathbf{n}$  干扰,最后生成返回信号  $\mathbf{Y}$ 。系统完全依赖于多次测量得到的  $\mathbf{Y}$  及与之相应的  $\mathbf{A}$  重构未知目标  $\mathbf{X}$ ,显然,在  $\mathbf{A}$  给定的条件下, $\mathbf{Y}$  和  $\mathbf{X}$  的关联度越大,表明测量越可靠,即  $\mathbf{Y}$  越能反应目标  $\mathbf{X}$  的特征。在通信理论中,定量描述输入输出之间相

关度的量是互信息,互信息越大,表明输出信号越可靠,即系统传输的信息量越大<sup>[12]</sup>。本文主要目的是探讨利用鬼成像系统成像目标和返回信号之间的互信息作为评价鬼成像系统是否为最优的依据并以此为基础优化系统散斑场的可能性。那么对于测量矩阵  $\mathbf{A}$ ,测量所对应的互信息为

$$I(\mathbf{Y}, \mathbf{X} | \mathbf{A}) = - \int d\mathbf{Y} p(\mathbf{Y} | \mathbf{A}) \ln p(\mathbf{Y} | \mathbf{A}) + \int d\mathbf{X} \int d\mathbf{Y} p(\mathbf{Y}, \mathbf{X} | \mathbf{A}) \ln p(\mathbf{Y} | \mathbf{A}, \mathbf{X}), \quad (2)$$

式中  $p(\mathbf{Y} | \mathbf{A})$  表示返回信号  $\mathbf{Y}$  对  $\mathbf{A}$  的条件概率密度分布, $p(\mathbf{Y}, \mathbf{X} | \mathbf{A})$  表示以  $\mathbf{A}$  为条件返回信号  $\mathbf{Y}$  和目标  $\mathbf{X}$  的联合概率密度分布, $p(\mathbf{Y} | \mathbf{X}, \mathbf{A})$  表示返回信号  $\mathbf{Y}$  对目标  $\mathbf{X}$  和  $\mathbf{A}$  的条件概率密度分布, $\ln$  是自然对数。上式中已经假定目标  $\mathbf{X}$  为连续分布,如果  $\mathbf{X}$  为离散分布,则需要将对  $\mathbf{X}$  的积分替换为求和;不过,从下面的

讨论很容易看出,这并不会对分析过程产生本质的影响。如果假设  $\mathbf{Y}$  的各分量之间互相独立,那么有<sup>[12]</sup>

$$I(\mathbf{Y}, \mathbf{X} | \mathbf{A}) = N I_0(y, \mathbf{X} | a), \quad (3)$$

其中  $N$  为  $\mathbf{Y}$  的分量个数,即鬼成像过程中针对目标  $\mathbf{X}$  的采样数, $y$  是  $\mathbf{Y}$  的一个分量,它对应  $\mathbf{A}$  的一行即散斑场  $a$ ,且

$$I_0(y, \mathbf{X} | a) = - \int dy p(y | a) \ln p(y | a) + \int d\mathbf{X} \int dy p(y, \mathbf{X} | a) \ln p(y | \mathbf{X}, a), \quad (4)$$

式中  $p(y | a)$  表示  $y$  对  $a$  的概率密度分布,  $p(y, \mathbf{X} | a)$  表示以  $a$  为条件  $y$  和  $\mathbf{X}$  的联合概率密度分布,  $p(y | \mathbf{X}, a)$  表示  $y$  对  $\mathbf{X}$  和  $a$  的条件概率密度分布。由于(4)式中所有量都是以  $a$  为条件, 为简便起见, 忽略其中的  $a$  而将其简记为

$$I_0(y, \mathbf{X}) = - \int dy p(y) \ln p(y) + \int d\mathbf{X} \int dy p(y, \mathbf{X}) \ln p(y | \mathbf{X}), \quad (5)$$

为了区别于其他概率密度分布函数, 记噪声的分布函数为  $p_n$ , 那么有<sup>[13]</sup>

$$p(y | \mathbf{X}) = p_n(y - a\mathbf{X}), \quad (6)$$

再利用贝叶斯定理可以得到

$$p(y, \mathbf{X}) = p(y | \mathbf{X}) p(\mathbf{X}) = p_n(y - a\mathbf{X}) p(\mathbf{X}), \quad (7)$$

其中  $p(\mathbf{X})$  为目标的概率密度分布。

进一步假设噪声满足高斯分布, 均值为  $\mu_n$ , 标准差为  $\sigma_n$ , 即

$$p_n(y) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_n} \exp\left[-\frac{(y - \mu_n)^2}{2\sigma_n^2}\right], \quad (8)$$

那么(5)式中第二项为

$$\begin{aligned} \int d\mathbf{X} \int dy p(y, \mathbf{X}) \ln p(y | \mathbf{X}) &= \int d\mathbf{X} p(\mathbf{X}) \int_{-(a\mathbf{X} + \mu_n)}^{+\infty} dy p_n(y) \ln p_n(y) \approx \int d\mathbf{X} p(\mathbf{X}) \int_{-\infty}^{+\infty} dy p_n(y) \ln p_n(y) = \\ &= - \int d\mathbf{X} p(\mathbf{X}) \ln(\sqrt{2\pi}\sigma_n) = - \ln(\sqrt{2\pi}\sigma_n), \end{aligned} \quad (9)$$

计算(9)式的过程中对积分下限使用了  $-(a\mathbf{X} + \mu_n) \rightarrow -\infty$  的近似, 这是由于采用高斯噪声模型而带来的, 在  $a\mathbf{X} \geq 0, \mu_n \geq 3\sigma_n$  时都可以认为成立, 这相当于假设噪声为非负数。

为了计算(5)式中第一项, 即返回信号  $y$  的概率密度分布  $p(y)$ , 需要对模型作进一步假设。首先, 假设目标  $\mathbf{X}$  只在  $\mathbf{K}$  个点上均匀分布在  $[0, x_0]$  区间 ( $x_0 > 0$ ), 而在其他所有点上取值都为 0, 即稀疏度为  $\mathbf{K}$ 。而随机散斑场  $a$  由特定的分布函数生成, 即同一个散斑场集合  $S_a$  中的每个散斑场的每个点光强值都满足某一种分布。以下将考虑鬼成像系统中两类典型的随机散斑场, 分别由负指数分布和伯努利分布生成。前者可以由激光照射旋转毛玻璃实现, 后者可以借助数字微镜元件 (DMD) 或相位型掩模实现。由于散斑场的平均值由光源的亮度决定, 所以假定不同分布的散斑场均值都为  $\mu_a$ 。在以上假设下, 返回信号可以写为

$$y = \sum_{i=1}^{\mathbf{K}} \alpha_i \chi_i + n, \quad (10)$$

其中  $\alpha_i$  为满足相同分布、彼此独立的随机变量, 均值为  $\langle \alpha_i \rangle = \mu_a$ ;  $\chi_i$  为在  $[0, x_0]$  区间按均匀分布取值的随机变量;  $n$  为高斯随机变量, 均值为  $\mu_n$ , 标准差为  $\sigma_n$ 。

对于负指数分布, 采取下述步骤进行计算: 首先计算随机变量  $\alpha_i \chi_i$  的概率密度函数  $p_{\alpha\chi}(y)$  和它的傅

里叶变换  $\bar{p}_{\alpha\chi}(\omega)$  即  $\alpha_i \chi_i$  的特征函数, 然后返回信号  $y$  的特征函数应为  $\bar{p}_y(\omega) = [\bar{p}_{\alpha\chi}(\omega)]^{\mathbf{K}} \bar{p}_n(\omega)$ , 其概率密度函数可以通过求解  $\bar{p}_y(\omega)$  的逆傅里叶变换得到<sup>[14]</sup>。为计算  $p_{\alpha\chi}(y)$ , 显然, 对于给定的  $\chi_i, \alpha_i \chi_i$  和  $\alpha_i$  一样满足负指数分布:

$$p_{\alpha\chi}(y | \chi = x) = (\mu_a x)^{-1} \exp[-y/(\mu_a x)], \quad (11)$$

那么, 有

$$p_{\alpha\chi}(y) = \int dx p_{\alpha\chi}(y | \chi = x) p_{\chi}(x), \quad (12)$$

将(11)式和  $\chi_i$  的均匀分布代入, 可以得到

$$p_{\alpha\chi}(y) = \frac{1}{x_0} \int_0^{x_0} dx (\mu_a x)^{-1} \exp[-y/(\mu_a x)]. \quad (13)$$

这个积分无法得到解析表达式, 但其傅里叶变换却有相对简单的形式:

$$\begin{aligned} \bar{p}_{\alpha\chi}(\omega) &= \int_0^{+\infty} dy p_{\alpha\chi}(y) \exp(-2\pi i \omega y) = \\ &= \frac{1}{x_0} \int_0^{x_0} dx (\mu_a x)^{-1} \int_0^{+\infty} dy \exp[-y/(\mu_a x)] \exp(-2\pi i \omega y) = \\ &= \frac{1}{x_0} \int_0^{x_0} dx (\mu_a x)^{-1} \frac{1}{(\mu_a x)^{-1} + 2\pi i \omega} = \\ &= \frac{1}{2\pi i \mu_a \omega x_0} \ln(1 + 2\pi i \mu_a \omega x_0), \end{aligned} \quad (14)$$

上式给出了  $\alpha_i \chi_i$  的特征函数, 计算过程中已经计入了  $y \geq 0$  的约束。而噪声的特征函数可以直接写出, 为

$$\bar{p}_n(\omega) = \exp(-2\pi i \omega \mu_n - 2\pi^2 \sigma_n^2 \omega^2). \quad (15)$$

所以, 总返回信号  $y$  的特征函数为

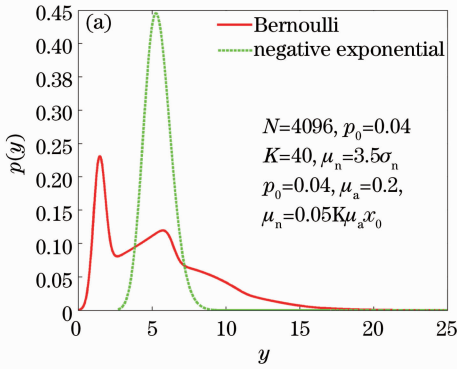
$$\begin{aligned} \bar{p}_y(\omega) &= [\bar{p}_{\alpha_i}(\omega)]^K \bar{p}_n(\omega) = \\ &= \left[ \frac{1}{2\pi i \mu_a \omega x_0} \ln(1 + 2\pi i \mu_a \omega x_0) \right]^K \times \\ &= \exp(-2\pi i \omega \mu_n - 2\pi^2 \sigma_n^2 \omega^2), \end{aligned} \quad (16)$$

其分布函数为

$$p_y(y) = \int_{-\infty}^{+\infty} dy \bar{p}_y(\omega) \exp(2\pi i \omega y), \quad (17)$$

该式也无法写出一般的解析形式, 需要利用数值积分计算, 典型的曲线如图 2(a) 所示。

对于伯努利分布的散斑场, 限定散斑场的均值为  $\mu_a$ , 如果其取非零值的概率为  $p_0$ , 则该非零值为  $a_0 = p_0^{-1} \mu_a$ , 那么  $y$  的特征函数为



$$\bar{p}_y(\omega) = \bar{p}_n(\omega) \sum_{l=0}^K C_K^l (1 - p_0)^{K-l} p_0^l \bar{p}_{a_0 \chi, l}(\omega), \quad (18)$$

其中  $C_K^l = K! / (l!(K-l)!)$ ,  $\bar{p}_{a_0 \chi, l}(\omega)$  表示  $l$  个随机变量  $a_0 \chi$  之和  $a_0 \sum_{i=1}^l \chi_i$  的特征函数,  $C_K^l (1 - p_0)^{K-l} p_0^l$  的含义为有  $l$  个非零目标点被散斑照射的概率。因为

$$\bar{p}_{a_0 \chi, l}(\omega) = [\bar{p}_{a_0 \chi, 1}(\omega)]^l, \quad (19)$$

所以只要给出  $\bar{p}_{a_0 \chi, 1}(\omega)$  即可计算(18)式:

$$\begin{aligned} \bar{p}_{a_0 \chi, 1}(\omega) &= \frac{1}{x_0} \int_0^{x_0} dx \exp(2\pi i \omega x) = \\ &= \exp(i\pi \omega x_0) \text{sinc}(\pi \omega x_0), \end{aligned} \quad (20)$$

其中  $\text{sinc}(\pi \omega x_0)$  为 sinc 函数:

$$\text{sinc}(\pi \omega x_0) = \frac{\sin(\pi \omega x_0)}{\pi \omega x_0}. \quad (21)$$

在根据(18)式算出  $\bar{p}_y(\omega)$  后, 即可根据(17)式利用数值积分计算  $p_y(y)$ , 典型的曲线如图 2(a) 所示。

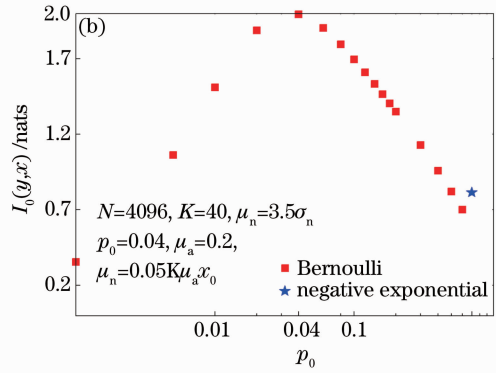


图 2 使用负指数及伯努利散斑场得到的 (a)  $p(y)$  曲线图和 (b) 互信息

Fig. 2 (a) Curves of  $p_y(y)$  and (b) mutual information of negative exponential distribution and Bernoulli distribution

### 3 数值模拟

对负指数分布和  $p_0 = 0.001, 0.005, 0.01, 0.02, 0.04, 0.06, 0.08, 0.1, 0.12, 0.14, 0.16, 0.18, 0.2, 0.3, 0.4, 0.5, 0.6$  的伯努利分布散斑场计算了互信息  $I_0(y, X)$ , 其他参数为: 目标  $X$  是  $64 \text{ pixel} \times 64 \text{ pixel}$  的图像, 对应  $N = 4096, K = 40, x_0 = 1$ , 散斑场平均值  $\mu_a = 0.2$ , 噪声的标准差  $\sigma_n = 0.05 K \mu_a x_0$ , 均值为  $\mu_n = 3.5 \sigma_n$ 。结果显示, 对于伯努利分布散斑场,  $I_0(y, X)$  并不是随着  $p_0$  单调变化, 而是在  $p_0 = 0.04$  附近的位置取得极大值, 而负指数分布散斑场的互信息约为前者  $p_0 = 0.5$  的情形, 如图 2(b) 所示。为了研究采样数一定的条件下互信息  $I_0(y, X)$  与目标重建结果质量的关系, 在上述参

数条件下模拟了目标重建过程。首先生成随机目标  $X$ , 然后利用 400 个由同一分布生成的随机散斑场构成测量矩阵  $A$  (对应采样率为  $400/4096 \approx 9.77\%$ ), 再生成高斯随机噪声  $n$ , 根据(1)式生成返回信号数据  $Y$ ; 然后利用压缩感知算法由  $Y$  和  $A$  重建目标  $X$ , 即解下述最优化问题<sup>[15-17]</sup>:

$$X_{\text{rec}} = \arg \min_X \|Y - AX\|_2^2 + \tau V(X), \text{ s. t. } X \geq 0, \quad (22)$$

表示在  $X$  所有分量均为非负的条件下使  $\|Y - AX\|_2^2 + \tau V(X)$  取得最小值的参量  $X$ , 其中  $\|\cdot\|_2^2$  表示向量或矩阵所有元素的平方和,  $\tau$  为根据经验选取的非负数参量, 表示稀疏调制项  $V(X)$  在优化过程中的权重, s. t. 是 subject to 的缩写, 含义为服

从...的约束。 $V(X)$ 一般为 $X$ 经过某种稀疏变换后的范数,取其为目标 $X$ 图像的总变差<sup>[18]</sup>:

$$V(X) = \sum_{ij} |x_{i+1,j}^{\text{mat}} - x_{ij}^{\text{mat}}| + |x_{i,j+1}^{\text{mat}} - x_{ij}^{\text{mat}}|, \quad (23)$$

式中 $x_{ij}^{\text{mat}}$ 表示目标 $X$ 的二维图像的第 $(i,j)$ 个像素的值。(22)式可以利用标准的优化方法进行求解。利用重建目标 $X_{\text{rec}}$ 和原始目标的均方差(MSE)来评价重建结果的质量,它定义为

$$x_{\text{MSE}} = \|X_{\text{rec}} - X\|_2^2 / \|X\|_2^2. \quad (24)$$

按照 $K=40, x_0=1$ 随机生成了100个目标,并模拟上述重建过程。选取 $\tau=0.01$ ,算法迭代次数为2000次。图3显示的是分别使用不同分布散斑场得到的其中一个随机目标的重建结果及相应的MSE值。从图3(f)可以看到,使用 $p_0=0.04$ 或附近值的伯努利分布散斑场可以获得最小的MSE值,而使用负指数分布散斑场得到的MSE值和 $p_0=0.5$ 的伯努利分布散斑场所对应的结果相当,从具体的重建图像结果来看,使用 $p_0=0.04$ 或附近值的伯努利分布散斑场所得到的结果和原始图像几乎一致,而使用负指数散斑场所得到的重建图像则存在较多的噪点。这些结果与图2(b)所显示的互

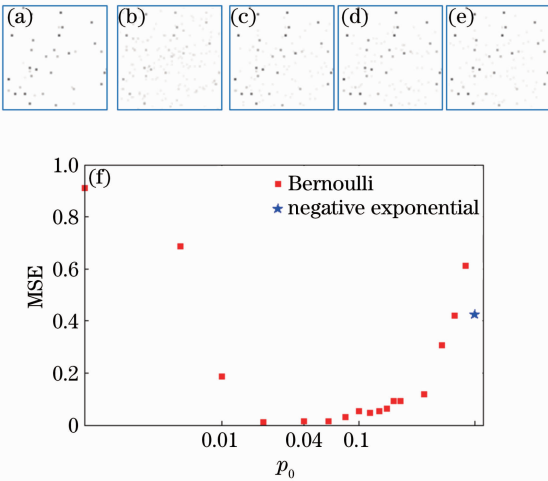


图3 (a)模拟所用的随机目标;(b)用负指数分布散斑场得到的重建结果;(c)  $p_0=0.02$ , (d) 0.04, (e) 0.06的伯努利分布散斑场重建结果;(f)两种分布散斑场重建结果的MSE值

Fig. 3 (a) Random target used in simulation; reconstructed targets using speckle patterns generated (b) by negative exponential distribution and Bernoulli distribution with (c)  $p_0=0.02$ , (d) 0.04, (e) 0.06; (f) MSE values of two kinds of speckle patterns

信息 $I_0(y, X)$ 对不同散斑场的依赖关系一致。对所有100个目标重建结果的MSE进行统计,发现其平均值对散斑场的依赖关系和单个目标的情形类似,如图4所示。以上结果表明,对于给定类型的目标,存在最优的散斑场使得重建结果最佳,而散斑场的最优性可以通过互信息 $I_0(y, X)$ 得以体现,而这正意味着可以通过最大化系统的互信息 $I_0(y, X)$ 来设计最优的散斑场。

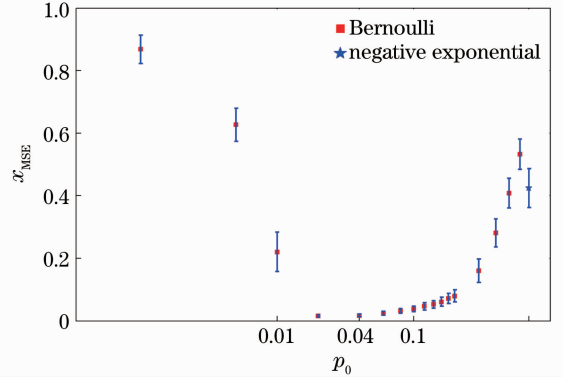


图4 100个随机目标的重建结果的MSE统计值对不同散斑场的依赖关系

Fig. 4 Dependence of the statistics of MSE values of the reconstructed results of 100 random targets on the speckle patterns

## 4 结 论

针对使用几种不同分布散斑场的鬼成像系统,计算了其返回信号和目标之间的互信息,通过数值模拟表明,对于给定类型的目标,存在特定的散斑场使得互信息达到最大,这时由鬼成像系统得到的目标重建质量最好。以此为基础,提出可以以互信息为依据来设计优化鬼成像系统。文中计算采用了一些简化模型,比如均匀分布的目标以及高斯噪声,但是给出的分析过程完全可以扩展到更一般的模型。所提出的分析方法是基于鬼成像系统,但也可以应用于利用光场调制获取目标图像信息的成像方法如编码孔径成像<sup>[19]</sup>和结构光照明成像<sup>[20]</sup>。

## 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 J Cheng, S Han. Incoherent coincidence imaging and its applicability in X-ray diffraction [J]. *Phys Rev Lett*, 2004, 92(9): 093903.
- 3 A Gatti, E Brambilla, M Bache, *et al.*. Ghost imaging with thermal light: comparing entanglement and classical correlation [J]. *Phys Rev Lett*, 2004, 93(9): 093602.
- 4 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.
- 5 Chen Mingliang, Li Enrong, Wang Hui, *et al.*. Ghost imaging based on sparse array pseudothermal light system [J]. *Acta Optica Sinica*, 2012, 32(5): 0503001.  
陈明亮, 李恩荣, 王 慧, 等. 基于稀疏阵赝热光系统的强度关联成像研究[J]. *光学学报*, 2012, 32(5): 0503001.
- 6 J H Shapiro. Computational ghost imaging [J]. *Phys Rev A*, 2008, 78(6): 061802.
- 7 D Z Cao, J Xiong, K Wang. Geometrical optics in correlated imaging systems [J]. *Phys Rev A*, 2005, 71(1): 013801.
- 8 O Katz, Y Bromberg, Y Silberberg. Compressive ghost imaging [J]. *Appl Phys Lett*, 2009, 95(13): 131110.
- 9 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.
- 10 J W Goodman. *Introduction to Fourier Optics* [M]. New York: McGraw-Hill, 1996. 138–142.
- 11 D Tichenor, J Goodman. Coherent transfer function [J]. *J Opt Soc Am*, 1972, 62(2): 293–295.
- 12 C E Shannon. A mathematical theory of communication [J]. *ACM SIGMOBILE Mobile Computing and Communications Review*, 2001, 5(1): 3–55.
- 13 Ye Qixiao, Shen Yonghuan. *Practical Handbook of Mathematics* [M]. Beijing: Science Press, 2005. 476–480.
- 叶其孝, 沈永欢. *实用数学手册* [M]. 北京: 科学出版社, 2005. 476–480.
- 14 J W Goodman. *Statistical Optics* [M]. New York: Wiley-Interscience, 1985. 19.
- 15 D L Donoho. Compressed sensing [J]. *Information Theory, IEEE Transactions on*, 2006, 52(4): 1289–1306.
- 16 E J Candes, J K Romberg, T Tao. Stable signal recovery from incomplete and inaccurate measurements [J]. *Communications on Pure and Applied Mathematics*, 2006, 59(8): 1207–1223.
- 17 M A T Figueiredo, R D Nowak, S J Wright. Gradient projection for sparse reconstruction; application to compressed sensing and other inverse problems [J]. *Selected Topics in Signal Processing, IEEE Journal of*, 2007, 1(4): 586–597.
- 18 E Li, M Chen, W Gong, *et al.*. A fast converging sparse reconstruction algorithm in ghost imaging [J]. *Journal of Electronics (China)*, 2012, 29(6): 617–620.
- 19 E E Fenimore, T Cannon. Coded aperture imaging with uniformly redundant arrays [J]. *Appl Opt.*, 1978, 17(3): 337–347.
- 20 L Schermelleh, P M Carlton, S Haase, *et al.*. Subdiffraction multicolor imaging of the nuclear periphery with 3D structured illumination microscopy [J]. *Science*, 2008, 320(5881): 1332–1336.

栏目编辑: 李志兰