

基于混合散斑图的压缩计算鬼成像方法研究

周成^{1,2,3} 黄贺艳¹ 刘兵^{1,2} 宋立军^{1,2}

¹长春大学理学院, 吉林 长春 130022

²长春大学材料设计与量子模拟吉林省高校重点实验室, 吉林 长春 130022

³长春理工大学理学院, 吉林 长春 130022

摘要 提出一种基于混合散斑图的压缩计算鬼成像方法。通过对不同分辨率尺度组成的复杂物体进行自动识别, 检测出物体中较大和较小分辨率区域, 根据识别区域生成由不同大小尺寸散斑组成的混合散斑图进行探测, 结合压缩感知对恢复图像进行处理。通过理论分析和数值仿真发现, 与传统计算鬼成像方法相比, 该方法克服了散斑大小选取不适当对恢复图像质量的影响, 显著提高了恢复图像的衬噪比和可见度, 有效降低了均方误差。该方法在提高成像质量的同时减少采样时间, 有利于进一步推动计算鬼成像技术的实用化。

关键词 成像系统; 计算鬼成像; 压缩感知; 混合散斑图; 衬噪比; 均方误差

中图分类号 O438 **文献标识码** A

doi: 10.3788/AOS201636.0911001

Hybrid Speckle-Pattern Compressive Computational Ghost Imaging

Zhou Cheng^{1,2,3} Huang Heyan¹ Liu Bing^{1,2} Song Lijun^{1,2}

¹School of Science, Changchun University, Changchun, Jilin 130022, China

²Key Laboratory of Materials Design and Quantum Simulation at Universities of Jilin Province,
Changchun University, Changchun, Jilin 130022, China

³School of Science, Changchun University of Science and Technology, Changchun, Jilin 130022, China

Abstract A method of the hybrid speckle-pattern compressive computational ghost imaging scheme is proposed. The scheme detects the larger and smaller resolution areas of the object via identifying complex object composed of different resolution scales automatically. The hybrid speckle pattern composed of different sizes of speckles is generated according to the identify areas. The compressive sensing techniques are combined to process the reconstructed image. Theoretical analysis and numerical simulation show that compared with the traditional computational ghost imaging, this scheme overcomes the influence of inappropriate selection of speckle sizes on the quality of reconstructed image, enhances the image contrast-to-noise ratio and visibility significantly, mean square error effectively. The scheme improves the image quality while reducing the sampling time, which further facilitate the practical application of computational ghost imaging.

Key words imaging systems; computational ghost imaging; compressive sensing; hybrid speckle pattern; contrast-to-noise ratio; mean square error

OCIS codes 110.1758; 110.3010; 110.2970

1 引言

鬼成像(GI), 又称关联成像, 是在过去二十年中发展起来的一种新颖光学成像技术。与经典光学成像不同, 鬼成像需要两束光进行成像, 其中一束被具有空间分辨本领的探测器接收, 称为参考光; 另一束与待测物体相互作用后被一个没有空间分辨本领的桶探测器接收, 称为信号光。互关联两个探测器的光电流即可

收稿日期: 2016-04-03; 收到修改稿日期: 2016-04-25

基金项目: 国家自然科学基金(11347013)、吉林省科技发展计划项目(20130521016JH, 20140101187JC)、长春市科技发展计划项目(2014217)

作者简介: 周成(1991—), 男, 硕士研究生, 主要从事关联成像方面的研究。E-mail: Zhoucheng91210@163.com

导师简介: 宋立军(1971—), 男, 教授, 硕士生导师, 主要从事量子信息, 量子通信和量子关联成像等方面的研究。

E-mail: songlj@ccu.edu.cn(通信联系人)

以恢复待测物体的图像。一般常见的鬼成像有单臂计算鬼成像^[1-2]和双臂传统鬼成像^[3-6]。其中,计算鬼成像是 Shapiro^[1]在 2008 年提出的一种新的鬼成像方法。2009 年 Bromberg 等^[2]在实验上验证了计算鬼成像。与双臂传统鬼成像方法不同,计算鬼成像只有一条光路,而且仅靠一个桶探测器即可恢复物体的像。其关键是利用空间光调制器(SLM)或数字投影仪(DLP)、数字微透镜器件(DMD)对散斑光场进行调制,并通过计算获得照射到待测物体上的散斑场,将桶探测器记录的总强度信号与计算得到的散斑场进行关联计算即可恢复物体信息。由于计算鬼成像的光路简单,可人为调制光场,因此可以通过设计特殊散斑的方式提高图像质量,比双臂传统鬼成像更具有优势^[7-8]。Sun 等^[9]利用多个单像素探测器和 DLP 成功实现了三维计算鬼成像,进一步推动了计算鬼成像技术在实际场景中的应用^[10-12]。

在鬼成像技术中,散斑大小是影响成像质量的重要因素之一。当散斑尺寸大于待测物体特征细节时,系统分辨率不足以分辨物体,得到的是一个模糊物体的像;而当散斑尺寸远小于待测物体细节时,虽然系统分辨率可以足够分辨物体,但其成像的可见度与衬噪比(CNR)会变得很低,同时需要大量的采样数,相应的图像恢复时间较长,提高了对实验设备的要求。所以,对于由不同分辨率尺度组成的真实物体,如何选取合适大小的散斑图来提高恢复图像质量成为人们关注的热点问题^[13-14]。Chan 等^[15]在理论上解释了随机散斑与成像质量的关系,并提出了提高成像质量的方法。Chen 等^[16-17]采用多相干尺度散斑场获得了比固定相干尺度散斑场更高的成像分辨率,同时具有更加优良的抗噪性能。

2009 年,Katz 等^[18]将压缩感知理论引入鬼成像技术。作为一种新的信号处理方法,压缩感知可以使用远少于待测物体信息的奈奎斯特采样点数据来精确恢复物体信息,极大地节约了采样时间^[19-20],同时推动了鬼成像技术在遥感领域的应用^[21-23]。图像识别技术在现代计算机科学中得到了快速发展,并且广泛运用到人脸识别、指纹识别等各个方面。其中,传统灰度图检测方法具有匹配效果良好、定量分析准确等优点^[24]。本文利用边缘检测图像识别算法对物体目标区域进行识别,并将压缩感知技术与计算鬼成像方法相结合,提出基于混合散斑图的压缩计算鬼成像方法。本文方法实现步骤简单,理论分析和数值仿真结果相一致,在显著提高成像质量同时,有效地降低了采样次数。

2 方法设计及理论分析

在基于混合散斑图的压缩计算鬼成像方法中,所用待测物体是由低分辨率的大尺寸数字 1 和高分辨率的小尺寸数字 2016 共同组成的多分辨率二值型物体,大小为 200 pixel×200 pixel。

采用大小为 6 pixel×6 pixel 的较大散斑对待测物体进行 250 次探测采样,经关联计算得到物体的粗略恢复图像。利用 Canny 边缘检测算法抑制粗略恢复图像的噪声,并尽量确定目标图像数字 1 边缘的准确位置^[25]。数值仿真中,Canny 算子的两个阈值分别设置为 0.4 和 0.7,标准差为 9。边缘检测后,建立大小为 4×4 的高斯低通滤波算子,并使用卷积作适当边缘填充。对填充后的边缘图像进行扫描,获得目标区域范围,实现对待测物体中数字 1 区域的自动识别,如图 1(a)所示。对应 1 所在区域采用较大尺寸的散斑图,而对应 2016 所在区域则采用较小尺寸的散斑图,将两种散斑图合并组成混合散斑图,如图 1(b)所示。其次,利用 DLP 作为光源,将混合散斑图投射到距离投影仪一定距离的待测物体上,反射光信号经单像素光电探测器收集,实现计算鬼成像的图像恢复,如图 2 所示。最后经过压缩感知处理获得高质量恢复图像。

对混合散斑图压缩计算鬼成像方法进行理论分析。在传统计算鬼成像(TCGI)中,待测物体恢复图像的减背景二阶关联函数为

$$G^{(2)}(x, y) = \frac{1}{M} \sum_{m=1}^M I^{(m)}(x, y) I_O^{(m)} - \frac{1}{M^2} \sum_{m=1}^M I^{(m)}(x, y) \sum_{m=1}^M I_O^{(m)}, \quad (1)$$

式中 $I^{(m)}(x, y)$ 表示第 m 次测量时单个散斑图空间强度分布值, M 为总采样数, $I_O^{(m)}$ 表示第 m 次测量时单个散斑图照射物体后的总强度值,即桶探测值,满足

$$I_O^{(m)} = \int I^{(m)}(x, y) O(x, y) dx dy, \quad (2)$$

式中 $O(x, y)$ 是物体的反射率系数。

对于混合散斑图计算鬼成像(HSCGI),假设物体是由 k 个不同分辨率尺寸区域构成的复杂物体,经自

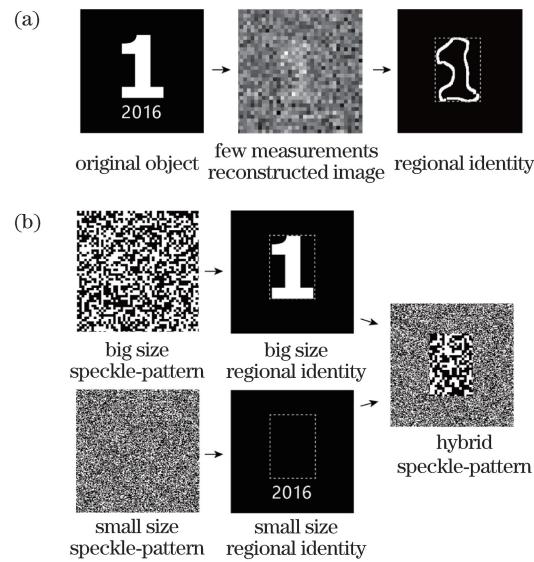


图 1 (a)区域识别与(b)混合散斑图

Fig. 1 (a) Regional identification and (b) hybrid speckle-pattern

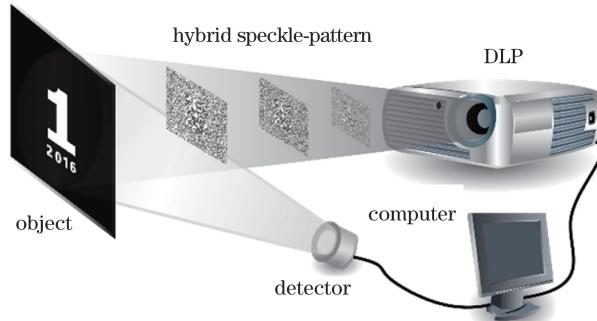


图 2 计算鬼成像实验装置图

Fig. 2 Experimental setup of computational ghost imaging

动识别处理后,其中第 i 个区域的物体反射率系数表示为 $O_i(x, y)$, $i = 1, 2, 3, \dots, k$ 。相应区域选择合适大小的固定散斑进行探测,则第 m 次采样后该目标区域散斑图照射物体后的强度和为

$$I_{Oi}^{(m)} = \int I_i^{(m)}(x, y) O_i(x, y) dx dy. \quad (3)$$

由(1)式可以得到第 i 个区域恢复物体的二阶关联函数为

$$G_i^{(2)}(x, y) = \frac{1}{M} \sum_{m=1}^M I_i^{(m)}(x, y) I_{Oi}^{(m)} - \frac{1}{M^2} \sum_{m=1}^M \sum_{m'=1}^M I_i^{(m)}(x, y) \sum_{m=1}^M I_{Oi}^{(m)}, \quad (4)$$

即获得了第 i 个区域的恢复图像。

对于由 k 个不同分辨率尺寸区域构成的复杂物体,利用 k 个不同分辨率尺寸的散斑按照一定比例组合成新的混合散斑图后,得到 HSCGI 方法的二阶关联函数为

$$\begin{aligned} G'^{(2)}(x, y) &= \frac{1}{M} \sum_{m=1}^M \sum_{i=1}^k I_i^{(m)}(x, y) I_{Oi}^{(m)} - \frac{1}{M^2} \sum_{m=1}^M \sum_{i=1}^k I_i^{(m)}(x, y) \sum_{m=1}^M I_{Oi}^{(m)} = \\ &= \frac{1}{M} \sum_{m=1}^M I'_i(x, y) I'^{(m)}_O - \frac{1}{M^2} \sum_{m=1}^M I'^{(m)}_i(x, y) \sum_{m=1}^M I'^{(m)}_O, \end{aligned} \quad (5)$$

式中 $I'^{(m)}_i(x, y)$ 表示第 m 次测量时混合散斑图空间强度分布值, $I'^{(m)}_O$ 表示第 m 次测量时混合散斑图照射物体后的总强度值。

CNR 和可见度是衡量成像质量的两个重要指标。从理论上进一步分析 HSCGI 方法可以提高恢复图像的 CNR 和可见度。分别定义为^[14-15]

$$R_{\text{CN}} = \frac{\langle G_{\text{in}} \rangle - \langle G_{\text{out}} \rangle}{\sqrt{\sigma_{\text{in}}^2 + \sigma_{\text{out}}^2}}, \quad (6)$$

$$V = \frac{\langle G_{\text{in}} \rangle - \langle G_{\text{out}} \rangle}{\langle G_{\text{in}} \rangle + \langle G_{\text{out}} \rangle}, \quad (7)$$

式中 $\langle G_{\text{in}} \rangle$ 和 $\langle G_{\text{out}} \rangle$ 分别是恢复图像中物体反光区域和背景区域关联函数值的系统平均, σ_{in} 和 σ_{out} 分别是相应位置关联函数的方差。根据参考文献[26], 计算鬼成像的 CNR 和可见度可表示为

$$R_{\text{CN}} = \left[\frac{M-1}{2T-1+2/M} \right]^{1/2}, \quad (8)$$

$$V \approx \tanh\left(\frac{1}{2T}\right), T \gg 1, \quad (9)$$

式中 $T=S/\Delta$ 是物体的透(反)光面积 S 与散斑图中散斑平均面积 Δ 的比值。

当采样次数足够大时,(8)、(9)式简化为

$$R_{\text{CN}} \approx \left[\frac{\Delta \times M}{2S} \right]^{1/2}, \quad (10)$$

$$V \approx \tanh\left(\frac{\Delta}{2S}\right), \quad (11)$$

即 CNR 和可见度是关于 Δ 的函数。在 TCGI 方法中,一般选择具有高分辨率的小尺寸散斑 Δ_1 进行探测, 即 $\Delta=\Delta_1$ 。在 HSCGI 方法中, 经过自动识别处理后, 根据不同识别区域生成由不同尺寸散斑 Δ_i ($i=1, 2, 3, \dots, k$) 组成的混合散斑, 即 $\Delta'=\alpha\Delta_1+\beta\Delta_2+\dots+\gamma\Delta_k$, 其中 $\alpha, \beta, \dots, \gamma$ 分别为混合散斑图中各种分辨率尺寸散斑 $\Delta_1, \Delta_2, \dots, \Delta_k$ 对应识别区物体所占的权重。显然, 通过选择合适的 $\Delta_1, \Delta_2, \dots, \Delta_k$ 和 $\alpha, \beta, \dots, \gamma$, 可以使得 $\Delta'>\Delta$ 。这样, 通过 HSCGI 方法获得恢复图像的 CNR、可见度值一定比 TCGI 方法大, 达到了有效提高成像质量的目的。

另外, 由文献[27-28]可知, 鬼成像的信息获取机理与压缩感知图像获取方式在本质上是一致的, 只要图像在某些特定的变换域(如小波变换域、梯度域、离散余弦变换)内具有稀疏性, 并且强度分布与稀疏变换之间满足压缩感知的有限等距性质(RIP)准则^[29], 可以通过引入压缩感知算法获得更高质量的恢复图像。已知目标图像在梯度域具有稀疏性, 在基于混合散斑图的压缩计算鬼成像方法(HSCCGI)中, 第 m 次采样时投影仪投射的混合散斑强度分布为 $I'^{(m)}(x, y)$, $m=1, 2, 3, \dots, M$; $x=1, 2, 3, \dots, a$, $y=1, 2, 3, \dots, b$, 其矩阵形式为

$$\mathbf{I}'^{(m)} = \begin{bmatrix} I'^{(m)}(1,1) & \cdots & I'^{(m)}(1,b) \\ \vdots & & \vdots \\ I'^{(m)}(a,1) & \cdots & I'^{(m)}(a,b) \end{bmatrix}. \quad (12)$$

将混合散斑的强度分布矩阵 $\mathbf{I}'^{(m)}$ 按行处理转化为一维行向量 $\mathbf{I}'^{(m)} = [I'^{(m)}(1,1), I'^{(m)}(1,2), \dots, I'^{(m)}(1,b), I'^{(m)}(2,1), I'^{(m)}(2,2), \dots, I'^{(m)}(a,b-1), I'^{(m)}(a,b)]$ 。将 M 次采样得到的强度分布组合均按相同处理得到一维行向量, 并组成一个大小为 $M \times N$ ($N=a \times b, M < N$) 的测量矩阵

$$\Phi = \begin{bmatrix} I'^{(1)}(1,1) & \cdots & I'^{(1)}(1,b) & \cdots & I'^{(1)}(a,b) \\ I'^{(2)}(1,1) & & & & I'^{(2)}(a,b) \\ \vdots & & & & \vdots \\ I'^{(M)}(1,1) & \cdots & I'^{(M)}(1,b) & \cdots & I'^{(M)}(a,b) \end{bmatrix}. \quad (13)$$

将 M 次采样的光电探测器探测结果组合为一个观测向量 $\mathbf{y}=[I'_0^{(1)}, I'_0^{(2)}, \dots, I'_0^{(M)}]^T$ 。同样, 将目标物体的图像 $O(x, y)$ 按列向量化, 转化为一个 N 维列向量 \mathbf{X} ($M < N$), 则恢复图像的数据获取过程表示为 $\mathbf{y}=\Phi\mathbf{X}$ 。由于该问题是一个病态问题, 可通过引入图像的先验约束来求解。通过总变分(TV)最小化问题获得高质量的恢复图像

$$\hat{\mathbf{X}} = \arg \min_{\mathbf{X}} \|\mathbf{X}\|_{\text{TV}}, \quad s.t. \quad \mathbf{y} = \Phi\mathbf{X}, \quad (14)$$

式中 $\|\cdot\|_{\text{TV}}$ 是 \mathbf{X} 的 TV 范数, $\hat{\mathbf{X}}$ 是 HSCCGI 方法中的恢复图像。

3 数值仿真结果

通过数值仿真对基于混合散斑图的压缩计算鬼成像方法进行验证,如图 3 所示。在数值仿真中,根据待测物体实际取 $i=2$,即物体由 2 个不同分辨率尺寸区域构成。混合散斑图中小尺寸 2016 区域取 $\Delta_1 = 1 \text{ pixel} \times 1 \text{ pixel}$ 散斑,大尺寸数字 1 区域取 $\Delta_2 = 4 \text{ pixel} \times 4 \text{ pixel}$ 散斑。其中 $\alpha=13.7\%$, $\beta=86.3\%$,混合散斑图大小为 200 pixel \times 200 pixel,采用 TV 压缩感知算法进行计算。

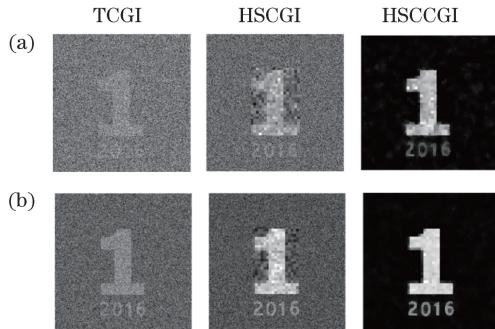


图 3 TCGI, HSCGI 和 HSACGI 方法数值仿真结果对比图。(a) $M=2000$; (b) $M=10000$

Fig. 3 Comparison of numerical simulation results with TCGI, HSCGI and HSACGI. (a) $M=2000$; (b) $M=10000$

图 3(a)分别为 TCGI, HSCGI 和 HSACGI 方法在 2000 次采样情形下数值仿真结果,图 3(b)为三种方法在 10000 次采样情形下数值仿真结果。从图 3 可以看出,在相同采样次数时,HSACGI 方法恢复图像细节清晰可辨,质量明显比 TCGI, HSCGI 方法高,而 HSCGI 方法的恢复质量也显著高于 TCGI。比较图 3(a)、(b)还可以发现,HSACGI 方法 2000 次采样条件下即可获得优于 TCGI、HSCGI 方法 10000 次采样的成像质量。

为客观衡量本文方法的优越性,利用(6)、(7)式分别计算 TCGI, HSCGI 和 HSACGI 方法中 CNR 和可见度随采样次数变化关系曲线,如图 4 所示。

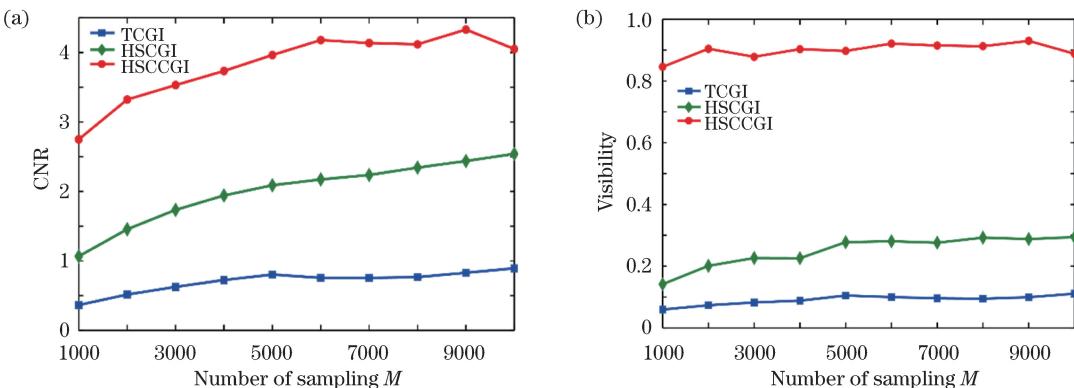


图 4 不同采样次数下 CNR 和可见度

Fig. 4 CNR and visibility in different sampling numbers

从图 4 可以看出,HSACGI 和 HSCGI 方法的 CNR 和可见度曲线随着采样次数的增加,都比 TCGI 方法有所上升,特别是 HSACGI 方法的 CNR 和可见度曲线远远高于 TCGI 和 HSCGI 方法。在采样次数 2000 次时,HSACGI 方法的 CNR 值由 TCGI 方法的 0.516 提高到 3.321,增加了 2.805;可见度则由 0.073 提高到 0.904,增加了 0.831。在采样次数 10000 次时,CNR 值由 TCGI 方法的 0.893 提高到 4.051,增加了 3.158;可见度值则由 0.11 提高到 0.889,增加 0.779。以上这些数据与(10)、(11)式的理论分析是相符的,说明 HSACGI 方法在提高恢复图像质量和降低采样次数方面的有效性。

为更加客观全面的评价 HSACGI 方法恢复图像质量的优越性,引入均方误差(MSE)对恢复图像质量进行评价。MSE 定义为

$$E_{\text{MS}}(X, \hat{X}) = \frac{1}{a \times b} \sum_{x=0}^{a-1} \sum_{y=0}^{b-1} [X(x, y) - \hat{X}(x, y)]^2, \quad (15)$$

式中 X 、 \hat{X} 分别代表待测物体原图像和采用压缩感知处理后的图像, 图像大小为 $a \times b$ 。图 5 为 MSE 随采样次数的变化曲线。

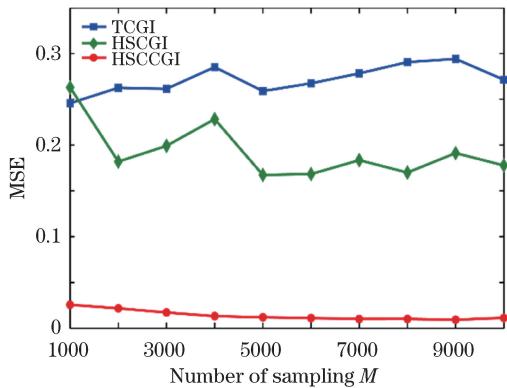


图 5 不同采样次数下 MSE

Fig. 5 MSE in different sampling numbers

由图 5 可知, HSACGI 方法与 HSCGI 和 TCGI 方法相比, MSE 明显下降。在采样次数 2000 次时, HSACGI 方法与 TCGI 方法相比, MSE 下降到 0.022, 减少了 92%; 在采样次数 10000 次时, MSE 值降低到 0.011, 减少了 95.9%, 且在采样次数达到 5000 次左右时趋于收敛。从 MSE 曲线可以看出, HSCGI 方法也明显优于 TCGI, 并表现出了一种很好的过渡情形。

综上数值仿真结果表明, HSACGI 方法有效克服了 TCGI 中选取固定大小散斑对提高恢复图像质量的影响, 在减少采样次数的同时显著提高了恢复图像的质量。

4 结 论

提出基于 HSCGI 方法, 将自动识别技术和压缩感知算法与计算鬼成像方法结合, 利用不同分辨率尺度的混合散斑图替代传统的固定尺度散斑图, 有效降低了 TCGI 中复杂物体散斑大小选取不合适对恢复图像质量的影响。通过理论分析和数值仿真, 从 CNR、可见度和 MSE 三个方面详细考察了 HSACGI 方法的图像恢复效果, 并与传统计算鬼成像方法进行了对比。数值仿真结果表明: HSACGI 方法与 HSCGI 和 TCGI 方法相比, 随着采样次数的增加, CNR 和可见度均大幅增加, 而 MSE 明显下降。此外, 比较 2000 次采样次数的 HSACGI 方法与 10000 次的 TCGI 和 HSCGI 方法, 发现 HSACGI 方法可以有效降低采样次数, 提高成像效率。与文献[16]相比较, 虽然都是利用混合散斑图结合压缩感知技术来提高恢复图像质量, 但文献[16]没有对待测物体不同尺度区域进行自动识别, 所用散斑图为多幅不同大小尺寸的散斑图, 其中每一幅独立散斑图的散斑大小仍是固定的。而本文方法中每幅单独的散斑图都是通过对待测物体进行目标区域识别后, 对应不同区域采用不同大小尺度的散斑组成混合散斑图。因此, 利用这样的计算鬼成像方法可以在较低采样次数的条件下获得高质量恢复图像。该方法不仅可以通过数值仿真处理完成, 也很容易在实际光路中实现, 对于推动计算鬼成像技术的实用化具有重要作用。

参 考 文 献

- Shapiro J H. Computational ghost imaging[J]. Phys Rev A, 2008, 78(6): 061802.
- Bromberg Y, Katz O, Silberberg Y. Ghost imaging with a single detector[J]. Phys Rev A, 2009, 79(5): 053840.
- Pittman T B, Shih Y H, Strekalov D V, et al. Optical imaging by means of two-photon quantum entanglement[J]. Phys Rev A, 1995, 52(5): R3429.
- Bennink R S, Bentley S J, Boyd R W. “Two-photon” coincidence imaging with a classical source[J]. Phys Rev Lett, 2002, 89(11): 113601.
- Zhang M, Wei Q, Shen X, et al. Lensless Fourier-transform ghost imaging with classical incoherent light[J]. Phys Rev A, 2007, 75(2): 021803.
- Chen X H, Liu Q, Luo K H, et al. Lensless ghost imaging with true thermal light[J]. Opt Lett, 2009, 34(5): 695-697.

- 7 Luo C L, Xu H, Cheng J. High-resolution ghost imaging experiments with cosh-Gaussian modulated incoherent sources [J]. *J Opt Soc Am A*, 2015, 32(3): 482-485.
- 8 Luo C L, Cheng J, Chen A X, *et al*. Computational ghost imaging with higher-order cosh-Gaussian modulated incoherent sources in atmospheric turbulence[J]. *Opt Commun*, 2015, 352: 155-160.
- 9 Sun B, Edgar M P, Bowman R, *et al*. 3D computational imaging with single-pixel detectors[J]. *Science*, 2013, 340 (6134): 844-847.
- 10 Jin Haoqiang, Shi Jianhong, Peng Jinye, *et al*. Looking around corners and through turbid media with projector[J]. *Acta Optica Sinica*, 2014, 34(5): 0511006.
金浩强, 石剑虹, 彭进业, 等. 基于投影仪的“街角成像”和穿透散射介质成像[J]. 光学学报, 2014 34(5): 0511006.
- 11 Edgar M P, Gibson G M, Bowman R W, *et al*. Simultaneous real-time visible and infrared video with single-pixel detectors[J]. *Scientific Reports*, 2015, 5.
- 12 Tang Wenzhe, Cao Zhengwen, Shi Jianhong, *et al*. Back-side correlation imaging with digital micro mirror[J]. *Acta Optica Sinica*, 2015, 35(5): 0511004.
唐文哲, 曹正文, 石剑虹, 等. 基于数字微镜器件的“后视”关联成像[J]. 光学学报, 2015, 35(5): 0511004.
- 13 Li H G, Zhang D J, Zhao Q L, *et al*. Influence of detector response speed on the contrast-to-noise ratio of reflective ghost imaging[J]. *Opt Commun*, 2015, 355: 558-561.
- 14 Chan K W C, O'Sullivan M N, Boyd R W. Optimization of thermal ghost imaging: High-order correlations vs. background subtraction[J]. *Opt Express*, 2010, 18(6): 5562-5573.
- 15 Chan K W C, O'Sullivan M N, Boyd R W. High-order thermal ghost imaging[J]. *Opt Lett*, 2009, 34(21): 3343-3345.
- 16 Chen M, Li E, Han S. Application of multi-correlation-scale measurement matrices in ghost imaging via sparsity constraints[J]. *Appl Opt*, 2014, 53(13): 2924-2928.
- 17 Han Shensheng, Gong Wenlin, Chen Mingliang, *et al*. Research progress of GISc lidar [J]. *Infrared and Laser Engineering*, 2015, 44(9): 2547-2555.
韩申生, 龚文林, 陈明亮, 等. 基于稀疏和冗余表象的鬼成像雷达研究进展[J]. 红外与激光工程, 2015, 44(9): 2547-2555.
- 18 Katz O, Bromberg Y, Silberberg Y. Compressive ghost imaging[J]. *Appl Phys Lett*, 2009, 95(13): 131110.
- 19 Lu Haiming, Shen Xia, Han Shensheng. Ghost imaging via compressive sampling based on digital micromirror device[J]. *Acta Optica Sinica*, 2011, 31(7): 0711002.
陆海明, 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.
- 20 Katkovnik V, Astola J. Compressive sensing computational ghost imaging[J]. *J Opt Soc Am A*, 2012, 29(8): 1556-1567.
- 21 Zhao C, Gong W, Chen M, *et al*. Ghost imaging lidar via sparsity constraints[J]. *Appl Phys Lett*, 2012, 101(14): 141123.
- 22 Erkmen B I. Computational ghost imaging for remote sensing[J]. *J Opt Soc Am A*, 2012, 29(5): 782-789.
- 23 Gong W, Bo Z, Li E, *et al*. Experimental investigation of the quality of ghost imaging via sparsity constraints[J]. *Appl Opt*, 2013, 52(15): 3510-3515.
- 24 Zhang Xuping, Wang Jiaqi, Zhang Yixin, *et al*. Large-scale three-dimensional stereo vision geometric measurement system[J]. *Acta Optica Sinica*, 2012, 32(3): 0315002.
张旭萍, 汪家其, 张益昕, 等. 大尺度三维几何尺寸立体视觉测量系统实现[J]. 光学学报, 2012, 32(3): 0315002.
- 25 Canny J. A computational approach to edge detection[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1986(6): 679-698.
- 26 Zerom P, Shi Z, O'Sullivan M N, *et al*. Thermal ghost imaging with averaged speckle patterns[J]. *Phys Rev A*, 2012, 86(6): 063817.
- 27 Donoho D L. Compressed sensing[J]. *IEEE Transactions on Information Theory*, 2006, 52(4): 1289-1306.
- 28 Candès E J, Wakin M B. An introduction to compressive sampling[J]. *IEEE Signal Processing Magazine*, 2008, 25(2): 21-30.
- 29 Candès E J. The restricted isometry property and its implications for compressed sensing[J]. *Comptes Rendus Math*, 2008, 346(9): 589-592.