

基于邻域相似度的压缩感知鬼成像

陈熠^{1,2}, 樊祥¹, 程玉宝¹, 程正东¹, 梁振宇¹

¹国防科技大学脉冲功率激光技术国家重点实验室, 安徽 合肥 230037;

²光电信息控制和安全技术重点实验室, 天津 300450

摘要 为了提高压缩感知鬼成像的成像质量以及解决低采样率条件下成像失真度高的问题, 提出一种基于邻域相似度的鬼成像(NSGI)方案。邻域相似度体现在图像像素间的关联性, 携带关于物体结构的重要信息, 在分析压缩鬼成像原理的基础上, 利用邻域相似度来评价待探测目标。根据贪婪算法的原理, 采用邻域相似度优化图像重构过程, 并设置相关度阈值降低计算的复杂度。仿真和实验结果均表明, 与传统方法相比, 该方案可以在低采样率条件下获得高质量低失真度的图像, 有利于推动鬼成像技术的实用化。

关键词 成像系统; 光计算; 图像处理; 压缩感知; 赝热光; 鬼成像; 邻域相似度; 贪婪算法

中图分类号 O436

文献标识码 A

doi: 10.3788/AOS201838.0711001

Compressive Sensing Ghost Imaging Based on Neighbor Similarity

Chen Yi^{1,2}, Fan Xiang¹, Cheng Yubao¹, Cheng Zhengdong¹, Liang Zhenyu¹

¹ State Key Laboratory of Pulsed Power Laser Technology, National University of Defense Technology, Hefei, Anhui 230037, China;

² Key Laboratory of Photoelectric Information Control and Safety Technology, Tianjin 300450, China

Abstract In order to improve the imaging quality of ghost imaging and solve the problem of high distortion factor under low sampling ratio, we propose a compressive sensing ghost imaging method based on neighbor similarity (NSGI). The neighbor similarity embodied in the correlation between image pixels contains abundant information regarding the spatial structure of the object. We analyze the principle of compressive sensing ghost imaging and use the neighbor similarity to evaluate undetected targets. According to the principle of greedy algorithm, we adopt the neighbor similarity to optimize the process of image reconstruction, and set up the threshold value of the correlation coefficient to reduce computation load and improve precision. The simulation and experimental results show that compared with the traditional ghost imaging, NSGI can obtain high-quality images based on a low sampling frequency, which will further facilitate the practical application of ghost imaging.

Key words imaging systems; optics in computing; image processing; compressive sensing; pseudo-thermal light source; ghost imaging; neighbor similarity; greedy algorithm

OCIS codes 110.1758; 200.4560; 100.3020; 220.4830; 100.2960

1 引 言

鬼成像(GI)^[1-2], 又称关联成像, 是量子光学与传统光学交叉发展的最新成果。不同于传统的成像技术, GI通过参考光路和信号光路的空间关联对未知目标进行测量, 在遥感^[3-4]、医学成像^[5]、目标追踪^[6-7]等领域具有广泛的应用前景。1995年,

Pittman等^[8]基于量子光学中关于纠缠光子对的研究成果提出了最早的鬼成像方案。2001年, Bennink等^[9]利用赝热光实现鬼成像, 极大地推动了鬼成像的应用研究。差分关联鬼成像(DGI)^[10]和归一化关联成像(NGI)^[11]的发展, 大幅降低了环境噪声对成像的干扰, 获得了较好的信噪比。然而, 无论是DGI, 还是NGI, 均需要大量的采样数据, 对

收稿日期: 2017-12-10; 收到修改稿日期: 2018-01-24

基金项目: 国家自然科学基金(61271376)、领域基金(6140415030116DZ63001)

作者简介: 陈熠(1992—), 男, 博士研究生, 主要从事关联成像方面的研究。E-mail: lishuichenyi@sina.com

导师简介: 樊祥(1963—), 男, 博士, 教授, 博士生导师, 主要从事关联成像和光电对抗系统等方面的研究。

E-mail: fanxianglxl@163.com

硬件传输和存储的要求高,计算的复杂度也较大。为了解决这些问题,2009年Katz等^[12]将压缩感知理论引入鬼成像。

压缩感知理论作为一种新型的信号处理方法,能以远低于香农-奈奎斯特采样定理的速率对信号进行测量恢复。文献[13-14]分别利用空间光调制器和数字微镜器件实现了单臂压缩感知鬼成像,压缩感知鬼成像(CSGI)的成像精度较传统方案有较大提高。文献^[15]将目标的稀疏分解与鬼成像相结合,结果表明,通过稀疏约束可以提高CSGI的分辨率。文献^[16]利用互相关性优化观测矩阵,提高成像质量。但是,在采样次数较少的情况下,CSGI仍然存在失真度高的问题,原因在于图像信号很难在典型正交基中足够稀疏地表示^[17]。另外,当压缩感知理论处理鬼成像问题时,通常将图像看作一维信号,仅利用了图像的稀疏性,而丢失了许多结构信息^[18]。为了改善成像效果,在特定的实用场合,还应该考虑目标的其他结构信息^[19]。

自然图像的结构性表现在图像像素间存在很强的相关性,尤其是在空间相似的情况下,这些相关性在视觉场景中携带关于物体结构的重要信息,据此本文提出一种基于邻域相似度的压缩感知鬼成像(NSGI)。首先,在分析压缩鬼成像原理的基础上,利用邻域相似度来表征空间相似的目标;接着,利用邻域相似度优化贪婪算法的迭代过程,并设置相关度阈值和相关度阈值差,降低算法的复杂度,提高成像速度;最后,通过计算机仿真和实验验证该方案的有效性。

2 方法设计和理论分析

在基于邻域相似度的压缩鬼成像中,所用的待测物体具备空间相似特性,其透射系数为 $T(x, y)$ 。空间相似结构表现为透射系数变化平缓,相邻区域数值变化较小。定义目标的4-邻域相似度为^[20]:

$$\delta = |X_{i-1,j} - X_{i,j}| + |X_{i+1,j} - X_{i,j}| + |X_{i,j-1} - X_{i,j}| + |X_{i,j+1} - X_{i,j}|, \quad (1)$$

式中 $X_{i,j}$ 表示 (i, j) 处的透射系数。 δ 越小,表示待测物体的空间相似度越高,这是鬼成像中可以利用的先验信息。

成像过程如图1所示^[21-22]:光场入射到计算机控制的数字微镜元件(DMD)表面,使之产生符合伯努利分布的光场 $I_i(x, y)$,调制后的光场经过成像投影透镜照射到目标表面。用会聚透镜将透射光会聚到桶探测器探测面,桶探测器探测的值为不断涨

落的总光强值 b_i ,参考光路的光强空间分布信息直接由DMD传递给计算机。经过 M 次采样,对 b_i 和 $I_i(x, y)$ 进行符合探测,即可得出待测物体的透射系数:

$$T(x, y) = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M (b_i - \langle b_i \rangle) I_i(x, y). \quad (2)$$

这种迭代算法成像时间过长,而且对数据的采集、存储和处理的硬件要求高,限制了鬼成像的进一步发展。

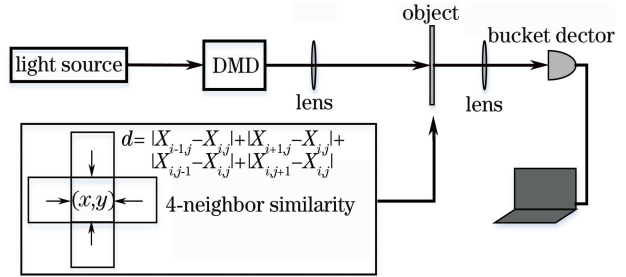


图1 NSGI实验装置图

Fig. 1 Experimental setup of NSGI

对于NSGI,将每次DMD(分辨率为 $N \times N$)调制的光场按行排列得到一个 $1 \times N^2$ 的行向量 $\phi_i = \{I^{(i)}(1,1), I^{(i)}(1,2), \dots, I^{(i)}(N,N)\}$,则测量矩阵记为

$$\Phi = \begin{bmatrix} \phi_1 \\ \phi_2 \\ \vdots \\ \phi_M \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} I^{(1)}(1,1) & I^{(1)}(1,2) & \dots & I^{(1)}(N,N) \\ I^{(2)}(1,1) & I^{(2)}(1,2) & \dots & I^{(2)}(N,N) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ I^{(M)}(1,1) & I^{(M)}(1,2) & \dots & I^{(M)}(N,N) \end{bmatrix}. \quad (3)$$

将桶探测器的探测结果组合为一个 $M \times 1$ 测量向量 $\mathbf{y} = [b_1, b_2, \dots, b_M]^T$,鬼成像的采样过程即可转化为

$$\mathbf{y} = \Phi \mathbf{T}, \quad (4)$$

式中 $\mathbf{T} = [T(1,1), T(1,2), \dots, T(N,N)]^T$ 是待测物体的透射系数一维表示形式。由于大部分自然图像都可以在某一个变换域稀疏表示,则从观测向量中重构信号即可转换为求解如下最优化问题:

$$\min \|\Psi \mathbf{s}\|_1, \text{ s.t. } \mathbf{y} = \Phi \Psi \mathbf{s}, \quad (5)$$

式中 Ψ 为稀疏变换矩阵, \mathbf{s} 为图像在稀疏变换域的系数。

在NSGI中,即在 $\Theta = \Phi \Psi = \{\omega_1, \omega_2, \dots, \omega_M\}$ 组成的重构原子库中,通过计算原子与测量信号的相关度与图像的邻域相似度,来更新信号的估计值,并多次迭代,使估计值越来越逼近原始信号。在算法迭代前期,入选支撑集的主要为相关度较大的原子,这些原子也基本上是正确的原子^[23]。但是到了迭

代中后期,原子与测量信号的相关度越来越小,挑选到正确原子的概率也越来越低。为了减少计算冗余,设定相关度阈值 ϵ 和相关度阈值差 $\Delta\epsilon$ 。在迭代中后期采用邻域相似度剔除错误原子,算法流程如下。

1) 计算原子库中的原子与测量信号的相关度, $\sigma = |\langle \omega_\lambda, r^i \rangle|$ 。其中, i 为迭代次数, ω_λ 为矩阵 Θ 的列向量, r^i 表示信号残差(初始化残差向量 $r^0 = y$)。

2) 若 $\max_{\lambda} |\langle \omega_\lambda, r^i \rangle| \geq \epsilon$, 则直接选择索引值为 λ^i 的原子作为最佳匹配原子。

3) 若 $\max_{\lambda} |\langle \omega_\lambda, r^i \rangle| < \epsilon$, 选择相关度差为 $\Delta\epsilon$ 的 n 个原子组成候选集 $\{\omega_1, \omega_2, \dots, \omega_n\}$ 。分别利用候选集 $\{\omega_1, \omega_2, \dots, \omega_n\}$ 向前预测信号, 并计算预测信号 $\{x_1, x_2, \dots, x_n\}$ 的 δ 值。对于空间相似图像, 选择 δ 最小的原子作为最佳匹配原子。其过程可以表示为

$$\lambda^i = \operatorname{argmin}_n ns(x_n), \quad (6)$$

式中 $ns(\cdot)$ 表示计算邻域相似度的映射。

4) 利用最佳匹配原子更新信号估计值和残差, 判断是否需要重复迭代, 若终止条件满足, 则停止迭代, 得到重构的结果。算法流程图如图 2 所示。

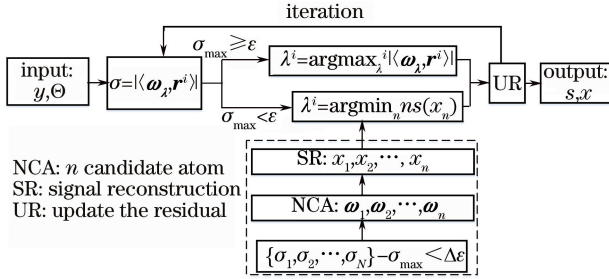


图 2 NSGI 算法流程图

Fig. 2 Flowchart of NSGI algorithm

3 结果及分析

3.1 数值模拟结果与分析

为了验证基于邻域相似度的压缩鬼成像方案, 设计仿真实验, 将该方案与传统的压缩鬼成像进行比较。成像的目标为 Lena、House 和 Bridge (分辨率均为 $64 \text{ pixel} \times 64 \text{ pixel}$) 3 幅图像, 采用的评价指标为峰值信噪比 (PSNR)。由于 NSGI 的重构算法是对贪婪算法的改进, 比较方案采用正交匹配追踪算法 (CGI-OMP), 成像的结果如表 1、图 3 所示。首先, 3 幅目标图像的归一化邻域相似度 δ 分别为 260.12、313.27 和 528.84, 也就是说 Lena 的空间相似度最高, 而 House 细节丰富, 相邻区域像素值变化剧烈。然后, 通过比较前两个目标的成像结果发现, 当采样率相同时, NSGI 的重构精度要优于 CGI-

OMP, 相应的 PSNR 更大。尤其是采样率为 0.1 时, 采样数据少, CGI-OMP 成像的失真度很高, NSGI 对于提高重构精度作用明显。然而对于细节丰富的“Bridge”, NSGI 的重构图像质量与 CGI-OMP 接近, 仅能分辨相似度较高的桥面, 这也反映了 NSGI 不适用于线条等奇异信号的重构。

表 1 基于不同采样率的算法运行效果统计

Table 1 Performance statistics of algorithms under different sampling rates

| Image | Sampling rate | PSNR /dB | | t / s | |
|--------|---------------|----------|---------|---------|---------|
| | | NSGI | CGI-OMP | NSGI | CGI-OMP |
| Lena | 0.1 | 60.62 | 65.29 | 0.1793 | 0.1811 |
| | 0.2 | 62.40 | 68.81 | 0.3018 | 0.4666 |
| | 0.3 | 65.39 | 69.67 | 0.5314 | 1.8505 |
| House | 0.1 | 52.28 | 55.71 | 0.1598 | 0.1319 |
| | 0.2 | 54.04 | 59.97 | 0.2950 | 0.3588 |
| | 0.3 | 57.16 | 61.02 | 0.5699 | 0.8969 |
| Bridge | 0.1 | 50.10 | 51.33 | 0.1936 | 0.2211 |
| | 0.2 | 53.15 | 55.26 | 0.3400 | 0.4026 |
| | 0.3 | 57.40 | 57.15 | 0.6659 | 2.4670 |

此外, 在提高成像精度的同时, 成像时间也是必须要考虑的因素。通过对 House 的多次成像, 图 4 反映了 NSGI 和 CGI-OMP 的 PSNR 和成像时间随采样率的变化关系。显然, 在采样率较低时, NSGI 的成像精度更高, 但重构时间略高于 CGI-OMP。随着采样率的提高, NSGI 的成像时间迅速增加, 但是成像精度却与 CGI-OMP 越来越接近。这说明, 在低采样率条件下, NSGI 对具有空间相似结构的目标成像效果明显优于传统鬼成像方案。

3.2 实验结果与分析

根据图 1, 搭建实验平台, 实验平台由光源 (He-Ne laser, SPL-HN 3.0P, 杭州谱镭光电技术公司, 杭州)、DMD (DLPC350, Texas Instruments, 美国)、目标 (NSGI 图像)、桶探测器 (PMM02-1, THORLABS 公司, 美国) 和计算机 (Inter i5-3210 CPU, 8G RAM) 构成。激光器输出的光束扩束后照射到 DMD 表面 (分辨率为 $64 \text{ pixel} \times 64 \text{ pixel}$), 经调制后产生强度零一分布的伯努利照明光场, 桶探测器探测透过目标的照明光场强度。将 NSGI 与采用 OMP 算法、迭代硬阈值算法 (IHT)、迭代加权最小二乘算法 (IRLS) 和压缩采样匹配追踪算法 (CoSaMP) 进行比较。当采样率为 0.2 时, 成像结果结果如图 5 所示, PSNR 分别为 61.21, 55.23, 53.13, 59.34, 55.71 dB (表 2), 成像时间分别为 1.2408, 0.5458, 0.6971,

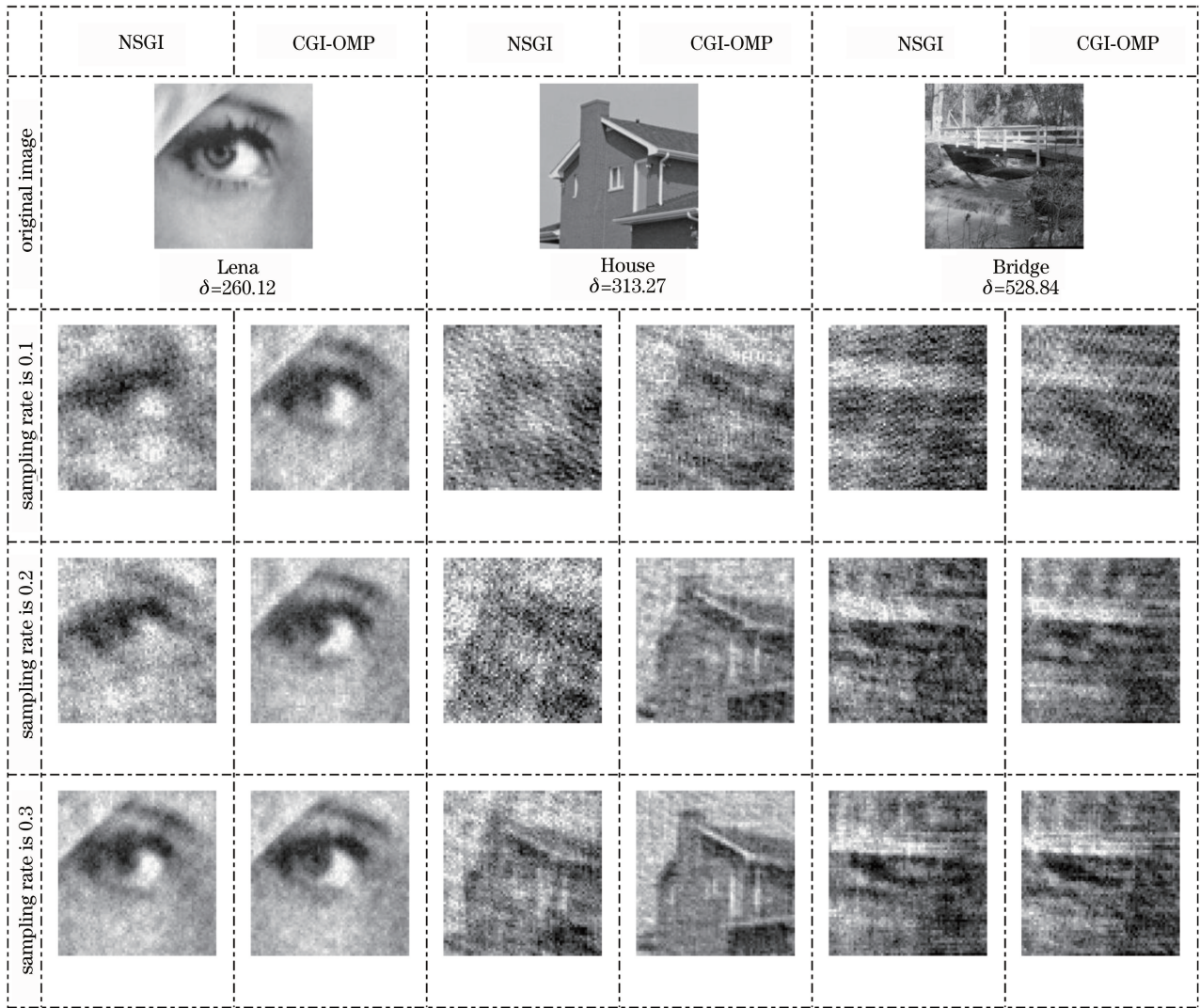


图 3 3 幅图像基于不同采样率的数值仿真结果

Fig. 3 Numerical simulation results of three images under different sampling rates

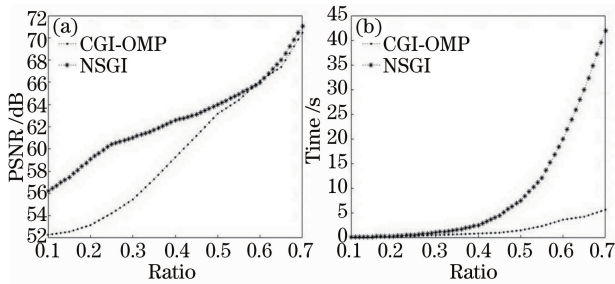


图 4 (a) PSNR 和(b)成像时间与采样率的关系

Fig. 4 Relationship between (a) PSNR, (b) imaging time and sampling rate

141.4051, 3.0253 s。当采样数据较少时, NSGI 成像所耗时间高于 CGI-OMP 和 CGI-IHT, 但成像效果最好。CGI-IRLS 成像质量仅低于 NSGI, 但成像所耗时间为 141.4051 s, 实际应用价值较低。其余 3 种方案失真度太高, 无法分辨目标轮廓。

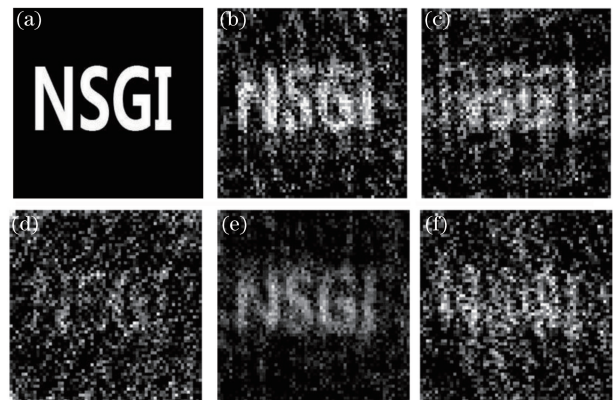


图 5 实验结果。(a)原始图像; (b) NSGI; (c) CGI-OMP; (d) CGI-IHT; (e) CGI-IRLS; (f) CGI-CoSaMP
Fig. 5 Experimental results. (a) Original image; (b) NSGI; (c) CGI-OMP; (d) CGI-IHT; (e) CGI-IRLS; (f) CGI-CoSaMP

表 2 不同算法的运行效果对比

Table 2 Comparison of running performance of different algorithms

| Algorithm | PSNR /dB | t /s |
|------------|----------|----------|
| NSGI | 61.21 | 1.2408 |
| CGI-OMP | 55.23 | 0.5458 |
| CGI-IHT | 53.13 | 0.6971 |
| CGI-IRLS | 59.34 | 141.4051 |
| CGI-CoSaMP | 55.71 | 3.0253 |

实验结果进一步验证了数值仿真的相关结论,与未加入邻域相似度的传统鬼成像方案相比,在低采样率条件下,NSGI可以有效提高成像质量,成像速度也较快,证明了本方案的可行性与实用性。

4 结 论

提出一种基于邻域相似度的压缩感知鬼成像方案,即利用邻域相似度表征自然图像的空间相似性,提高低采样率条件下的成像质量。仿真和实验结果验证了本文方案的有效性。与传统的成像方案相比,本文方案具有以下优点:1)对于空间相似图像,保留了相应的结构信息,成像效果更好;2)对于低采样率成像,利用先验信息,解决了传统计算鬼成像失真度高的问题。当然,空间相似并不能描述所有的图像结构特性,自然图像还有边沿突变和纹理丰富等结构特征,采用不同的评价指标描述不同的图像,可以将该方案推广到更多的应用场合,提高鬼成像的实用性。

参 考 文 献

- [1] Luigi A L. "Ghost imaging": fundamental and applicative aspects [J]. Istituto Lombardo, 2015, 147: 139-148.
- [2] Erkmen B I. Computational ghost imaging for remote sensing[J]. Journal of the Optical Society of America A, 2012, 29(5): 782-789.
- [3] Shapiro J H. Computational ghost imaging [J]. Physical Review A, 2008, 78(6): 061802.
- [4] Wang J R, Shan Z Y, Zhang Y. Methodology analysis on stochastic radiation field of radar correlated imaging[J]. Acta Optica Sinica, 2017, 37(8): 0811004.
王靖茹, 山卓玉, 张勇. 构造雷达关联成像随机辐射场的方法分析[J]. 光学学报, 2017, 37(8): 0811004.
- [5] Pelliccia D, Rack A, Scheel M, *et al.* Experimental X-ray ghost imaging [J]. Physical Review Letters, 2016, 117(11): 113902.
- [6] Clemente P, Durán V, Torres-Company V, *et al.* Optical encryption based on computational ghost imaging[J]. Optics Letters, 2010, 35(14): 2391-2393.
- [7] Wang X P, Lin Z H. Microwave surveillance based on ghost imaging and distributed antennas[J]. IEEE Antennas and Wireless Propagation Letters, 2016, 15: 1831-1834.
- [8] Pittman T B, Shih Y H, Strekalov D V, *et al.* Optical imaging by means of two-photon quantum entanglement[J]. Physical Review A, 1995, 52(5): R3429.
- [9] Bennink R S, Bentley S J, Boyd R W. "Two-photon" coincidence imaging with a classical source [J]. Physical Review Letters, 2002, 89(11): 113601.
- [10] Ferri F, Magatti D, Lugiato L A, *et al.* Differential ghost imaging [J]. Physics Review Letters, 2010, 104(25): 253603.
- [11] Sun B Q, Welsh S S, Edgar M P, *et al.* Normalized ghost imaging [J]. Optics Express, 2012, 20(15): 16892-16901.
- [12] Katz O, Bromberg Y, Silberberg Y. Compressive ghost imaging[J]. Applied Physics Letters, 2009, 95(13): 131110.
- [13] Kuplicki K, Chan K W C. High-order ghost imaging using non-Rayleigh speckle sources[J]. Optics Express, 2016, 24(23): 26766-26776.
- [14] Lu M H, Shen X, Han S S. 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.
- [15] Chen J, Bo Z W, Han S S. Sparsity-based ghost imaging with Gaussian-amplitude modulation [J]. Acta Optica Sinica, 2013, 33(9): 0911003.
陈洁, 薄遵望, 韩申生. 高斯振幅调制下基于稀疏性的鬼成像 [J]. 光学学报, 2013, 33(9): 0911003.
- [16] Xu X Y, Li E R, Shen X, *et al.* Optimization of speckle patterns in ghost imaging via sparse constraints by mutual coherence minimization [J]. Chinese Optics Letters, 2015, 13(7): 071101.
- [17] Ren Y M, Zhang Y N, Li Y. Advances and perspective on compressed sensing and application on image processing[J]. Acta Automatica Sinica, 2014, 40(8): 1563-1575.
任越美, 张艳宁, 李映. 压缩感知及其图像处理应用研究进展与展望 [J]. 自动化学报, 2014, 40(8): 1563-1575.
- [18] Baraniuk R. Compressive sensing [J]. IEEE Signal Processing Magazine, 2007, 24(4): 118-121.

- [19] Yu H, Li E R, Gong W L, *et al.* Structured image reconstruction for three-dimensional ghost imaging lidar[J]. *Optics Express*, 2015, 23(11): 14541-14551.
- [20] Huang H, Zheng X L. Hyperspectral image classification with combination of weighted spatial-spectral and KNN [J]. *Optics and Precision Engineering*, 2016, 24(4): 873-881.
黄鸿, 郑新磊. 加权空-谱与最近邻分类器相结合的高光谱图像分类[J]. *光学精密工程*, 2016, 24(4): 873-881.
- [21] Li J H, Yang D Y, Luo B, *et al.* Image quality recovery in binary ghost imaging by adding random noise[J]. *Optics Letters*, 2017, 42(8): 1640-1643.
- [22] Yang X, Zhang Y, Yang C H, *et al.* Improve quality of ghost imaging with multi-wavelength source[J]. *Chinese Journal of Lasers*, 2016, 43(3): 0314002.
杨旭, 张勇, 杨成华, 等. 多波长光源提高关联成像的成像质量[J]. *中国激光*, 2016, 43(3): 0314002.
- [23] Wang Q, Ma L L, Li C R, *et al.* Improved method of dictionary atom selection in compressive sensing spectral reconstruction[J]. *Acta Optica Sinica*, 2016, 36(9): 0930002.
汪琪, 马灵玲, 李传荣, 等. 压缩感知光谱重构中的字典原子选取优化方法[J]. *光学学报*, 2016, 36(9): 0930002.