

影响计算鬼成像质量的两种关键技术

高荣科¹, 严露沙^{1,2}, 徐陈祥², 李德奎², 郭忠义^{2*}

¹合肥工业大学仪器科学与光电工程学院, 安徽 合肥 230009;

²合肥工业大学计算机与信息学院, 安徽 合肥 230009

摘要 计算成像是一种不仅依赖于光学物理器件,还依赖于光学调制和重构算法的成像技术,为突破传统成像系统在时空分辨率和探测灵敏度方面的限制提供了新的思路。计算鬼成像(CGI)作为计算成像领域发展最迅速的分支之一,近些年被广泛应用于单像素成像、超分辨率成像、生物医学、信息加密、激光雷达以及湍流环境下的信息传输等领域。本文综述了影响 CGI 质量的两大关键技术——照明图案构造方法与图像重构算法的研究进展,主要介绍了随机矩阵、有序 Hadamard 矩阵、正交变换类矩阵的构造方法,并且讨论了在传统关联重构算法和新型深度学习重构算法下,各种照明图案的成像性能。最后,对照明图案构造方法及重构算法进行了总结,并对 CGI 技术发展前景进行了展望。

关键词 成像系统; 计算鬼成像; 照明图案; 重构算法; 成像质量

中图分类号 O436

文献标志码 A

doi: 10.3788/LOP202158.1811011

Two Key Technologies Influencing on Computational Ghost Imaging Quality

Gao Rongke¹, Yan Lusha^{1,2}, Xu Chenxiang², Li Dekui², Guo Zhongyi^{2*}

¹ School of Instrument Science and Opto-Electronics Engineering, Hefei University of Technology, Hefei, Anhui 230009, China;

² School of Computer Science and Information Engineering, Hefei University of Technology, Hefei, Anhui 230009, China

Abstract Computational imaging is an imaging technology that not only relies on optical physical devices, but also relies on optical modulation and reconstruction algorithm. It provides new ideas for breaking through the limitations of traditional imaging systems in terms of temporal and spatial resolution and detection sensitivity. Computational ghost imaging (CGI) is one of the fastest-growing branches in the field of computational imaging, it has been widely used in single-pixel imaging, super-resolution imaging, biomedicine, information encryption, lidar, and information transmission under turbulence in recent years. In this paper, we summarize the progress of construction methods of illumination patterns and image reconstruction algorithms, which are two key technologies that affect quality of CGI. We mainly introduce the construction methods of random matrix, the orderly Hadamard matrix, orthogonal transformation matrix, and discuss the imaging performance of various illumination patterns under traditional correlation reconstruction algorithms and novel deep learning reconstruction algorithms. Finally, the construction methods of illumination patterns and reconstruction algorithms are summarized, and the development prospect of CGI technology is also discussed.

Key words imaging systems; computational ghost imaging; illumination pattern; reconstruction algorithm; imaging quality

OCIS codes 110.1758; 110.2945; 110.3000

收稿日期: 2021-03-28; 修回日期: 2021-05-04; 录用日期: 2021-06-02

基金项目: 国家自然科学基金(61775050)、中央高校基本研究经费(PA2019GDZC0098)

通信作者: *guozhongyi@hfut.edu.cn

1 引言

计算成像系统由照明模块、传输模块、探测模块和显示模块组成。计算成像是一种对系统进行全局化设计和优化的技术,它的出现颠覆了传统的光学系统设计方法,推动了成像体制的创新。偏振成像技术、散射成像技术、光子计数成像技术、鬼成像(GI)技术都是典型的计算成像技术。其中,随着偏振信息获取技术的进展^[1],偏振成像技术在背景噪声抑制^[2]、目标伪装识别^[3]、烟雾环境下探测^[4]和成像^[5-6]等研究领域具有绝对优势;散射成像技术^[7]在非侵入式生物组织探测领域上大放异彩。光子计数成像技术^[8]解决了微弱光信号成像的问题,其在光学卫星探测领域具有重要的应用价值。

GI 是近年来计算成像领域发展最迅速的分支之一,由 Strekalov 等^[9]于 1995 年提出。此后,研究人员认为纠缠光源^[10]是实现 GI 的重要条件。直至 2002 年,Boyd 小组利用经典光源实现了 GI^[11-14]实验。2004 年,Cheng 等^[15]从经典的统计光学理论出发,利用光的二阶相干性以及强度涨落很好地解释了 GI 现象,推动了经典光源 GI 研究的进展。由于普通探测器难以捕获热光的强度涨落,因此研究人员利用激光与旋转的毛玻璃产生具有统计性质的赝热光源,并将其用于 GI 实验。实验过程为:首先,激光准直入射至旋转的毛玻璃上,产生赝热光源。接着,使用分束器将赝热光源分为两束,其中一束用 CCD 探测器接收,另一束在与目标作用之后被桶探测器接收。最后,分别将两探测器中的强度值输入计算机,利用二阶成像算法重构出图像。相比于传统成像,这种新奇的成像方式使鬼成像在单像素成像^[16-17]、超分辨率成像^[15,18]、生物医学^[19-22]、信息加密^[23-25]、激光雷

达^[26-27]以及湍流环境成像^[28-35]等领域有着广阔的应用前景。

2009 年,Shapiro 等^[36]提出计算 GI(CGI)理论方案。同年,Bromberg 等^[37]利用液晶空间光调制器(SLM)加载随机相位图案,省略了用 CCD 探测器接收光强的参考臂,仅凭单臂光路和一个桶探测器完成了 CGI 实验。利用 SLM 与数字微透镜器件(DMD)等替代毛玻璃调制光强分布,这样不仅简化了光路^[38-41],还增强了 GI 的实用性。此外,通过人为构造性质更好的散斑照明图样进行成像,可大幅提高 GI 的成像质量,这进一步推动了 GI 向实际应用发展。另外,基于 GI 原理的“单像素”相机^[17]近年来也引发了广泛的关注,“单像素”相机利用预置的散斑照明待成像目标,使用无空间分辨率的桶状探测器获取物臂上的信号,再利用计算机重构出目标或场景的像。从光学角度看,CGI 和单像素成像在本质上是相同的^[17],因此,本文一同归纳总结了这两类成像技术的研究进展。当前制约 CGI 技术实际应用的关键问题是成像质量低和采样时间长。

CGI 技术与照明图案构造方法、图像重构算法紧密相关,优良的照明图案构造方法可以提高获取目标信息的效率,优良的图像重构算法可以提升成像质量。本文综述了影响 CGI 质量的两大关键技术——照明图案的构造方法与图像重构算法的研究进展。此外,在对目前研究工作中仍存在的不足进行总结的同时,对 CGI 技术的发展趋势及前景进行了展望。

2 计算鬼成像技术基本原理

2.1 赝热光鬼成像技术基本原理

强度涨落的关联函数为

$$\begin{aligned} \langle \Delta I(x_r) \Delta I(x_t) \rangle &= \langle I(x_r) I(x_t) \rangle - \langle I(x_r) \rangle \langle I(x_t) \rangle = \\ & \langle E^*(x_r) E^*(x_t) E(x_r) E(x_t) \rangle - \langle E^*(x_r) E(x_r) \rangle \langle E^*(x_t) E(x_t) \rangle, \end{aligned} \quad (1)$$

式中: $\langle \cdot \rangle$ 表示对物理量求系综平均; $\Delta I(x_r)$ 和 $\Delta I(x_t)$ 分别表示参考臂和物臂接收端的光强涨落;下标 r 和 t 分别表示参考臂和物臂; x_r 和 x_t 分别表示参考臂和物臂接收端探测器像素的位置; $I(x_r)$

和 $I(x_t)$ 分别为参考臂和物臂接收端的光强; $E(x_r)$ 和 $E(x_t)$ 分别为参考臂和物臂接收端的场强。由于 $E(x_r)$ 和 $E(x_t)$ 服从圆高斯分布,因此强度的涨落项可拆成两项:

$$\begin{aligned} \langle \Delta I(x_r) \Delta I(x_t) \rangle &= \int dx_1 dx_2 \langle E^*(x_1) E(x_2) \rangle \langle E^*(x_2) E(x_1) \rangle \cdot \\ & h^*(x_1, x_r) h(x_2, x_t) h^*(x_2, x_t) h(x_1, x_r), \end{aligned} \quad (2)$$

式中: x_1 和 x_2 分别为光源中任意两点(A 点和 B 点)的横坐标位置; $E(x_1)$ 和 $E(x_2)$ 为 A 点和 B 点处光源的场强; $h(x_1, x_r)$, $h(x_2, x_r)$, $h(x_1, x_1)$ 和

$h(x_2, x_1)$ 为脉冲响应函数, 其中 (x_1, x_r) (x_2, x_1) 分别表示光源中 A 点到参考臂接收端和光源中 B 点到物臂接收端, 脉冲响应函数相关项的表达式为

$$h^*(x_1, x_r) = \frac{\exp(-ikz)}{-i\lambda z} \exp\left[\frac{-i\pi}{\lambda z}(x_1 - x_r)^2\right], \quad (3)$$

$$h(x_2, x_1) = \frac{\exp(ikz_1)}{i\lambda z_1} \exp\left[\frac{i\pi}{\lambda z_1}(x_2 - x')^2\right] \int dx' t(x') \frac{\exp(ikz_2)}{i\lambda z_2} \exp\left[\frac{i\pi}{\lambda z_2}(x' - x_r)^2\right], \quad (4)$$

式中: k 为波矢大小; λ 为波长; x' 为目标的横坐标位置; $t(x')$ 为目标的透过率函数; z 为光源与参考臂接收端的距离; z_1 为光源与目标的距离; z_2 为目标与物臂接收端的距离。当赝热光为非相干光, 且光源足够大, 光强空间分布较均匀, 光源平面处光场

的相关函数可表示为

$$\langle E^*(x_1)E(x_2) \rangle = I(x_1)\delta(x_1 - x_2), \quad (5)$$

式中: $I(x_1)$ 为光源中 A 点的强度值; $\delta(\cdot)$ 为狄拉克函数。

结合(5)式, 则(2)式可简化为

$$\langle \Delta I(x_r)\Delta I(x_1) \rangle = \left| \int dx_1 dx_2 \langle E^*(x_1)E(x_2) \rangle h^*(x_1, x_r) h(x_2, x_1) \right|^2 = I_0 \left| \int dx_1 h^*(x_1, x_r) h(x_2, x_1) \right|^2. \quad (6)$$

式中: I_0 表示总强度值。当 $z_1 = z$ 时, 将(3)、(4)式代入到(6)式可得

$$\left| \int dx_1 h^*(x_1, x_r) h(x_2, x_1) \right|^2 = C \left| \int dx_1 \exp\left[\frac{i2\pi}{\lambda z_1}(x_r - x')x_1\right] \right|^2 \otimes t(x') \sim C \cdot t(x') \cdot \delta(x_r - x'), \quad (7)$$

式中: C 表示计算后的总系数; \otimes 表示卷积。从以上推导可以看出, 当光源到目标的距离与光源到参考臂接收端的距离一致时, 无需成像透镜即可实现 GI。赝热光关联成像示意图如图 1 所示。

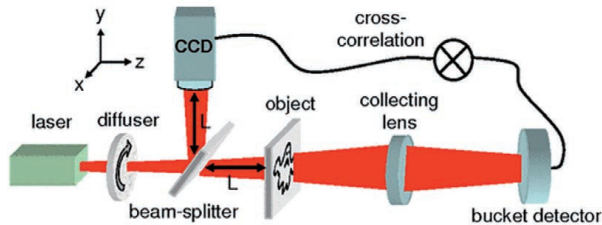


图 1 赝热光关联成像示意图^[37]

Fig. 1 Schematic diagram of pseudo-thermal light correlation imaging^[37]

2.2 计算鬼成像原理

CGI 技术根据预制的相位(或振幅)调制信息和入射光, 即可计算出射光场的强度分布, 然后将计算得到的光场强度分布与物臂上探测器采集的信息进行关联计算, 即可重构出目标的像。CGI 示意图如图 2 所示。SLM 空间位置坐标为 (x, y) , 目标平面坐标为 (u, v) , 激光经调制后的场强 E_1 为

$$E_1(x, y) = E_0 \exp[i\phi(x, y)], \quad (8)$$

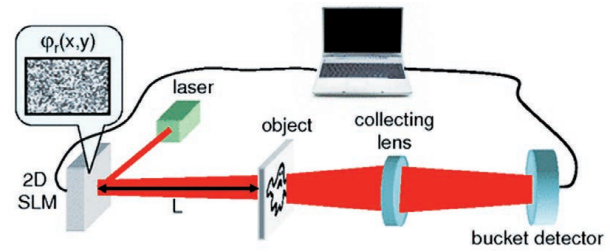


图 2 CGI 示意图^[37]

Fig. 2 Schematic diagram of CGI^[37]

式中: E_0 表示原始的场强; $\phi(x, y)$ 表示相位。入射至目标平面的场分布 E_2 可表示为

$$E_2(u, v) = E_1(x, y) \otimes h(x - u, y - v), \quad (9)$$

$$h(x - u, y - v) = \frac{\exp(ikz)}{i\lambda z} \times$$

$$\exp\left\{\frac{ik}{2z} [(x - u)^2 + (y - v)^2]\right\}, \quad (10)$$

利用二阶关联函数可得到目标的透过率函数(反射率函数) $t(u, v)$ 的表达式为

$$t(u, v) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N [(I_i - \langle I \rangle) I_{1i}], \quad (11)$$

式中: $I = \iint I_2(x, y) t(x, y) dx dy$ 为桶探测器强度

值; I_2 为目标表面的强度分布; i 为第 i 次关联计算; N 为关联计算的总次数; I_{1i} 为激光第 i 次被调制后的强度。

3 计算鬼成像技术的照明图案构造方法与重构算法比较

3.1 随机矩阵调制

3.1.1 传统关联重构算法

2009 年, Bromberg 等^[37] 利用服从随机高斯分布的照明图案和传统关联重构算法恢复了目标图像。由于传统关联重构算法是基于统计平均来恢复目标信息的, 因此得到的目标重构图通常较为模糊, 且图像噪声较大。为提高 CGI 质量, 国内外学者对传统关联重构算法进行了一些改进。2010 年, Ferri 等^[42] 提出差分 GI, 差分 GI 的提出较大程度上改善了图像噪声大的问题。在差分 GI 方法中, 首先估计目标图像的平均噪声, 接着在图像重构过程中用每个像素的值减去估计的平均噪声, 这样可以有效消除部分噪声。当目标拥有极小透过率时, 估计的

平均噪声与实际噪声十分接近, 差分 GI 可以取得很好的效果; 当目标有较大透过率时, 差分 GI 的效果并不突出。以上方法必须采集大量样本才能重构出具有较高图像质量的目标。为了在获得高质量重构图像的同时减少耗时, Wang 等^[43] 提出了迭代 GI (IGI) 算法, 算法流程如图 3(a) 所示, IGI 算法主要通过对成像数据进行后期处理的方式来提高图像的重构质量, 进而提高图像分辨率。Zhang 等^[44-45] 首先将每个照明图案排列成行向量, 接着将行向量构成矩阵(测量矩阵), 然后计算测量矩阵的伪逆矩阵, 并结合传统关联重构算法来重建原始目标。实验结果表明, 此方案在视觉效果和计算时间上都优于 IGI。2018 年, Zhang 等^[46] 提出了奇异值分解 GI, 将测量矩阵分解为两个正交矩阵和一个奇异值矩阵, 通过改变奇异值矩阵的值的方式将测量矩阵变换成正交矩阵, 此方法不仅大大降低了利用统计平均算法恢复目标信息而产生的噪声, 还缩短了成像时间。图 3(b) 展示了奇异值分解 GI 与其他方法的结果结果对比。

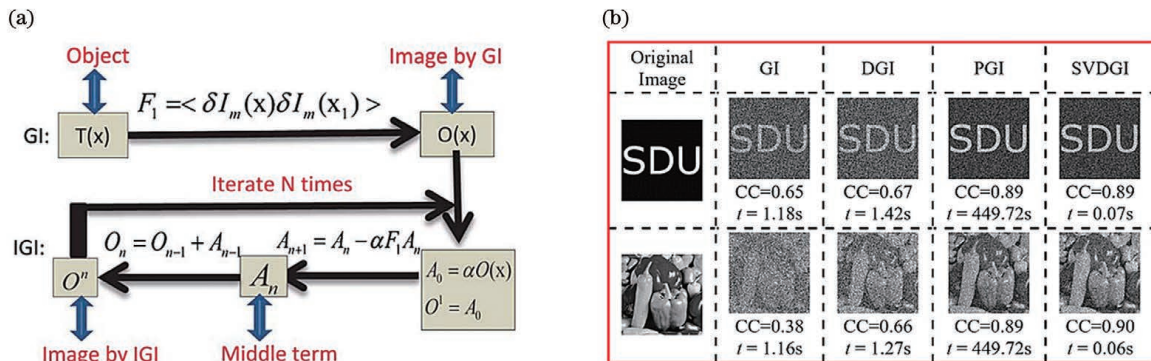


图 3 传统关联重构算法。(a) IGI 重构方案^[43]; (b) 奇异值分解 GI 与其他成像方法的结果对比^[46]

Fig. 3 Traditional correlation reconstruction algorithms. (a) Reconstruction scheme based on IGI^[43]; (b) comparison of results between GI with singular value decomposition and other imaging methods^[46]

3.1.2 稀疏重构算法

为进一步提高 CGI 的效率, 2011 年, 陆明海等^[40] 提出将压缩感知算法应用于 CGI 中。如果目标在特定变换域是稀疏的, 压缩感知算法可将目标从一系列桶探测器值中重构出来。将压缩感知算法与 GI 系统相结合是 GI 领域的重大突破, 该方案不仅大幅减少了 GI 的采样次数, 还提高了 GI 的成像质量。在该方案下, GI 的成像效率较之前提高了两个数量级。2014 年, Chen 等^[47] 利用 DMD 来调制光场, 提出将多尺度的照明散斑作为关联成像的采样矩阵。采样矩阵仅由 0, 1 构成, 采样过程中使用不同尺度散斑对目标进行照明, 同时利用稀疏重构

算法对目标进行重构, 多尺度照明图案成像结果如图 4(a) 所示。结果表明, 在图像重构中, 采用多尺度采样矩阵比采用固定尺度采样矩阵更有效、更准确, 且具有更好的抗噪能力。

为解决低采样率下重构图像质量差的问题。2018 年, Huang 等^[48] 提出了一种高质量压缩 GI 方案。在迭代重构目标过程中加入引导滤波算法, 实验和仿真结果表明, 在较低的采样数下, 此方法的重构质量优于基于压缩感知的正交匹配追踪算法以及传统的 IGI 方法。2019 年, Huang 等^[49] 基于伯努利随机矩阵提出了一种块匹配的 GI 方案。该方案在迭代重构图像过程中嵌入去噪声算法, 此算法依

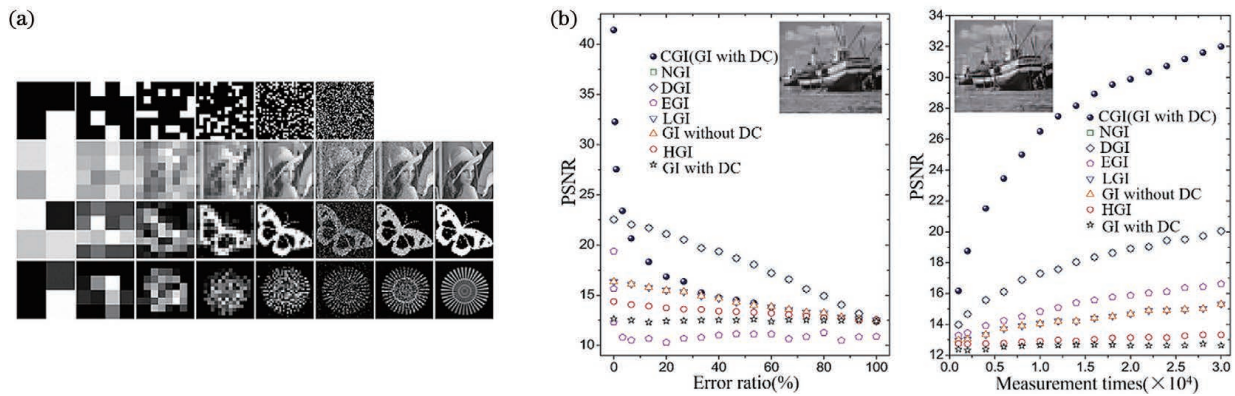


图 4 压缩感知类重构算法。(a) 多尺度照明图案成像结果^[47]；(b) 基于随机调制矩阵的多种重构算法成像质量比较^[51]

Fig. 4 Reconstruction algorithms based on compressed sensing. (a) Imaging results based on multi-scale illumination patterns^[47] ; (b) comparison of imaging quality of multiple reconstruction algorithms based on randomly modulated matrix^[51]

据无噪声的图像矩阵非满秩这一理论来处理图像中相似块的奇异值矩阵,最终可得到清晰的图像。此外,该团队还将此方案与三种常见的压缩 GI 的重构算法进行了比较,结果表明,该方案不仅在采样率低于 6% 的情况下可以获得高质量的图像,在不同的采样率下的恢复效果还优于其他方法。但是上述两种方法是通过牺牲图像的重建时间的方式来降低采样率的。2020 年,陶勇等^[50]提出了一种基于 Tikhonov 正则化的 CGI 方法,将 CGI 的图像重建问题转化为求解信号误差与噪声最小项的数学问题。其中,正则化参数的选取决定了重建的准确性以及抗干扰性。此方案算法虽然简单,但是计算结果并不稳定。同年,Liu 等^[51]不仅比较了不同 CGI 的成像效率,还研究了不同 GI 算法的误差容限,如图 4(b)所示。文献[51]中一律将随机矩阵作为照明图案并作用于目标,利用 8 种 GI 重构算法对目标进行重构,分析了不同算法的成像效率及误差容限,为 GI 的实际应用提供了有力支撑。

3.1.3 深度学习重构算法

近年来,随着深度学习技术的发展,深度学习与 GI 结合的方案被广泛应用于生物医学^[52]、图像追踪^[53]和信息加密^[54]等领域。深度学习的本质是让计算机对某一特定情形下的一类目标进行特征学习,通过对海量数据学习,提取数据的深层次特征,并减小标签数据与模型输出数据的误差,进而提升预测分类的准确性。对于 GI 而言,虽然采样次数的增加可以改善 CGI 的成像质量,但是这会提高时间成本。时间成本高是 CGI 的一大劣势。得益于 GPU 硬件性能的提升,计算能力的提高使得深度学习技术快速发展,将深度学习与 GI 相结合,依赖模型的深度学习能力,可获得更好的成像质量。此外,利

用硬件加速张量计算,可大大减少一次成像的时间。

2017 年,Shimobaba 等^[55]提出使用深度学习来提高 CGI 图像的质量。利用随机照明图案来对目标进行采样,会使得重构图像的质量因冗余噪声而降低。方案中深度神经网络自动学习受噪声污染的 CGI 图像特征,收敛后的模型在测试过程可预测低噪声的 CGI 结果。同年,Lyu 等^[56]提出了基于深度卷积网络的 CGI 模型,将大量低采样率下重构的低质量图像作为网络输入,原始图像作为网络的标签,迭代训练网络获得了在 10% 采样率下的高质量目标图像。相比于 GI 和压缩感知鬼成像(CSGI),深度学习鬼成像(DLGI)不仅在成像质量上有较大提高,成像速度还得到了提升,GI、CSGI 和 DLGI 的仿真结果如图 5(a)所示。然而,在 DLGI 方案中深度学习算法的功能仅相当于一种去噪声算法。2019 年,Wang 等^[57]提出了一种端到端的神经网络,如图 5(b)所示,将一系列包含了目标信息的桶探测器的值作为网络的输入,网络的功能包括提取目标信息及图像重建,最终可输出较为清晰的目标图像。此方案奠定了深度学习技术与 CGI 结合的网络架构方向,但文献[57]中仅实现了简单的数字物体的成像。2020 年,冯维等^[58]等提出了基于卷积神经网络的 CGI 方法,该网络将关联计算后的模糊图像作为输入,实现了在 8% 采样率下成像质量的提升,且单张图像重建耗时约为 0.06 s,极大地提高了图像重建的速度。以上方法虽然推动了实时 GI 的研究进展,但是并未考虑将网络应用于实际场景中。

基于随机照明图案的 CGI,在实际应用中存在图像重构时间长以及复杂场景下重构效率低的缺点。2020 年,Rizvi 等^[59]提出了基于随机二值照明图案的深度卷积自编码网络的快速图像重构框架,

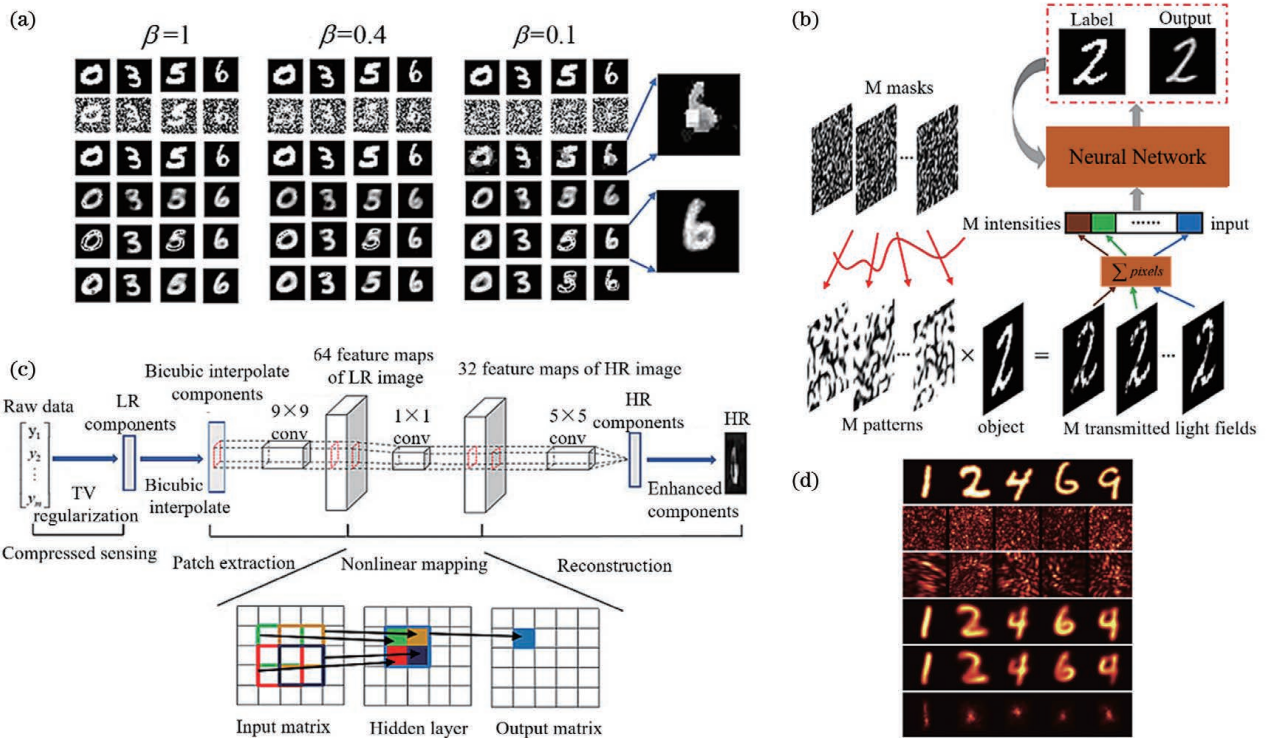


图 5 深度学习重构算法。(a) GI,CSGI 和 DLGI 的仿真结果^[56], β 表示采样率;(b) 端到端神经网络重建结果^[57];(c) 基于压缩感知的超分辨率卷积神经网络结构图^[60];(d) 利用基于动态解码深度学习框架(Y-net)计算得到的 GI 重构结果^[61]

Fig. 5 Reconstruction algorithms based on deep learning. (a) Simulation results of GI, CSGI and DLGI^[56], β represents sampling rate; (b) reconstruction results of end-to-end convolution neural network^[57]; (c) structural diagram of super-resolution convolution neural network based on compressed sensing^[60]; (d) GI reconstruction results calculated by deep learning framework based on dynamic decoding (Y-net)^[61]

该方案采用 10 种类型目标对网络进行训练,深度网络结构设计兼顾图像质量与运算速度,实现了多样化场景下的未知目标重建。介质中的散射、吸收等复杂的光相互作用,使得水下环境中目标探测成为一项困难的任務,而 CGI 独特的成像方式使得其在低光环境下探测目标具有优势。因此, Li 等^[60]考虑将 CGI 应用于实际水下环境中,提出了基于压缩感知的超分辨率卷积神经网络。此网络中采用端到端的卷积神经网络结构来学习低分辨率图像和高分辨率图像之间的映射关系,不仅实现了在复杂水下环境中低采样率下高质量图像的重构,还实现了水下环境中 CGI 的高效应用,所用到的网络结构如

图 5(c) 所示。2020 年, Zhu 等^[61]提出了一种基于动态解码深度学习框架(Y-net)的 GI 方案,如图 5(d) 所示,此方案的优势在于能消除不确定性照明对成像的影响,具有减少辐射损伤的潜力,对于高分辨率下的 X 射线 GI 具有重要的价值。

表 1 为随机照明图案下不同重构算法的性能比较。其中, RMSE 为均方根误差, SSIM 为结构相似性, PSNR 为峰值信噪比。随机照明图案易于设计,故适用于各类场景。但是,随机散斑中存在大量冗余信息,这就需要采集大量样本来提高图像信噪比。在随机散斑调制下,不同的图像重构算法具有不同的特点,传统重构算法无法去除散斑相关噪声,进而

表 1 随机照明图案下不同重构算法的性能比较

Table 1 Performance comparisons of different reconstruction algorithms under random illumination patterns

Index	Sampling ratio below 1%			Sampling ratio below 10%			Sampling ratio of 100%		
	GI	CSGI	DLGI	GI	CSGI	DLGI	GI	CSGI	DLGI
RMSE ^[57]	High	Medium	Low	High	Medium	Low	High	Medium	Low
SSIM ^[57]	Low	Medium	High	Low	Medium	High	Low	Medium	High
PSNR ^[60]	Low	Medium	High	Low	Medium	High	Low	Medium	High

成像质量较差。稀疏重构算法可去除大量散斑噪声但其重构时间长,在实际环境中没有应用优势。深度学习重构算法能够在极低的采样率下重构出高质量图像。因此,基于随机散斑调制的 DLGI 表现较为突出,具有广阔的应用前景。

3.2 Hadamard 矩阵及其相关优化排序矩阵的调制

3.2.1 传统关联成像算法

传统的 CGI 中利用的是高斯型随机矩阵来进行成像,但高斯矩阵非正交矩阵,故无法保证随机矩阵的各个像素点间不相关。同时,采用统计平均成像重构方案会引入散斑相关性噪声,该噪声会降低成像信噪比和成像效率。此外,此噪声只能通过增加采样次数的方式来降低。而 Hadamard 矩阵任意两列不相关,在数学上具有正交特性,故可以避免像素点间相关性噪声的产生,进而极大地提高了采样效率。因此,近些年来国内外的研究小组开展了大量基于 Hadamard 矩阵的 CGI 方案的研究。

由于自然顺序排列的 Hadamard 矩阵每行(或列)构成的子矩阵具有周期性分布的结构特点,因此欠采样情况下重构的图像中会出现目标的重叠效应,只有满采样时才能重构出完美图像,故其难以被

应用于实际场景中。基于此,2016 年,张伟良等^[62]提出了随机提取 Hadamard 方阵的部分行或列作为测量矩阵,将仅含 -1,1 值的测量矩阵变更为只有 0,1 值的分布形式,这不仅简化了调制操作,还保证了矩阵的正交特性,故最终的重构图像清晰且无噪声。在动态场景时空冗余条件下,不需要对全部视场进行高分辨率成像。2017 年,Phillips 等^[63]提出了一种基于 Hadamard 矩阵重排的人眼动态散斑图样单像素成像方案,实现了对目标动态调整的高质量成像,如图 6(a)所示。同年,Sun 等^[64]提出了具有“俄罗斯套娃”序列的 Hadamard 基优化排序方案,如图 6(b)所示。其中,高阶 Hadamard 矩阵具有包含低阶 Hadamard 矩阵的结构特点。在此方案中,首先依次将较低阶的 Hadamard 矩阵前排,接着将高阶矩阵中包含的低阶转置矩阵前排,随后根据矩阵图案中块的数量对矩阵排序微调,最后可得到优化排序的散斑照明图案。通过对 Hadamard 矩阵排序的优化,可获得目标不同空间分辨的完备采样。虽然该方案在低于 6% 的采样率下可获得优质的重构效果,但是其对环境噪声敏感。2019 年,Zhou 等^[65]认为多分辨率 GI 具有实际应用需求,进

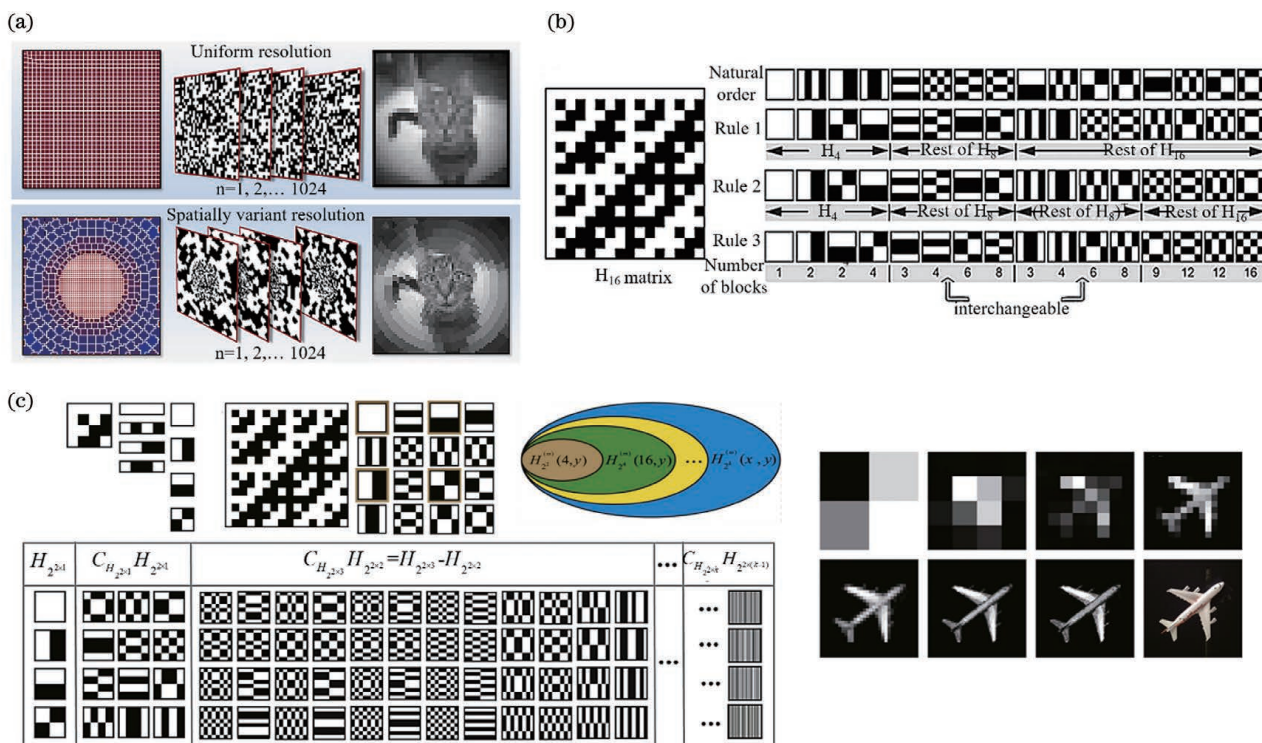


图 6 基于传统关联重构算法的 Hadamard 矩阵优化方案。(a) 具有空间动态分辨率的单像素成像方案^[63]; (b) “俄罗斯套娃”Hadamard 矩阵排序^[64]; (c) 多分辨率渐进关联成像方案及成像结果^[65]

Fig. 6 Optimization schemes of Hadamard matrix based on traditional correlation reconstruction algorithms. (a) Scheme of single-pixel imaging with spatial dynamic resolution^[63]; (b) Hadamard matrix sorting based on “Russian doll”^[64]; (c) scheme of multi-resolution progressive correlation imaging and imaging results^[65]

而基于 Hadamard 矩阵提出了一套多分辨率渐进关联成像方案,如图 6(c)所示。该方案将高阶 Hadamard 矩阵中包含的低偶数阶矩阵依次前排,排序后的照明图案可获得从低分辨率到高分辨的重构图像。值得注意的是,此排序方式没有破坏 Hadamard 矩阵的正交特性,实现了大尺寸目标的多分辨率重构。2020 年,Gao 等^[66]提出对 Hadamard 矩阵进行微调,可以减少实际应用场景中散射介质造成的噪声,进而提高成像质量。

3.2.2 压缩感知类重构算法

压缩感知算法利用了图像的稀疏特征,通过变换基将图像变换到稀疏空间,进而将图像问题转换成在运算中迭代求解一类凸优化的问题。虽然压缩感知算法具有可以降低测量次数的优势,但是其也存在一些不可避免的缺陷,如对硬件资源要求高,算法运行时间相对较长,需要设置的初始参数较多,在一定程度上依赖图像的先验知识。

2013 年,Olivas 等^[67]提出将 Hadamard 矩阵应用于单像素成像中。2019 年,李明飞等^[68]提出对 Hadamard 矩阵形成的照明图案分别进行 Db2 小波变换、Dct 变换、Walsh 变换、Haar 小波变换和随机小波变换操作。按照照明图案在变换域中稀疏度的大小进行排序,然后利用快速 Walsh-Hadamard 变换(FWHT)成像算法对经过排序后的 Hadamard 矩阵进行成像重建。结果表明,按 Haar 小波变换的稀疏度值大小进行排序时,成像效果最优。此外,文献^[68]还给出了不同排序对成像结果产生影响的物理解释。国内多个课题组对基于 Hadamard 矩阵的照明图案和利用压缩感知进行图像重构的 CGI 进行了深入的研究。2019 年,Yu 等^[69]根据折纸思想构造了一组确定性的预置照明图案,通过将照明图案进行上下折叠和左右折叠的方式来改变照明图案连通区域的数量,最终构造出了一系列新散斑照明图案,如图 7(a)所示。结果显示,利用增广拉格朗

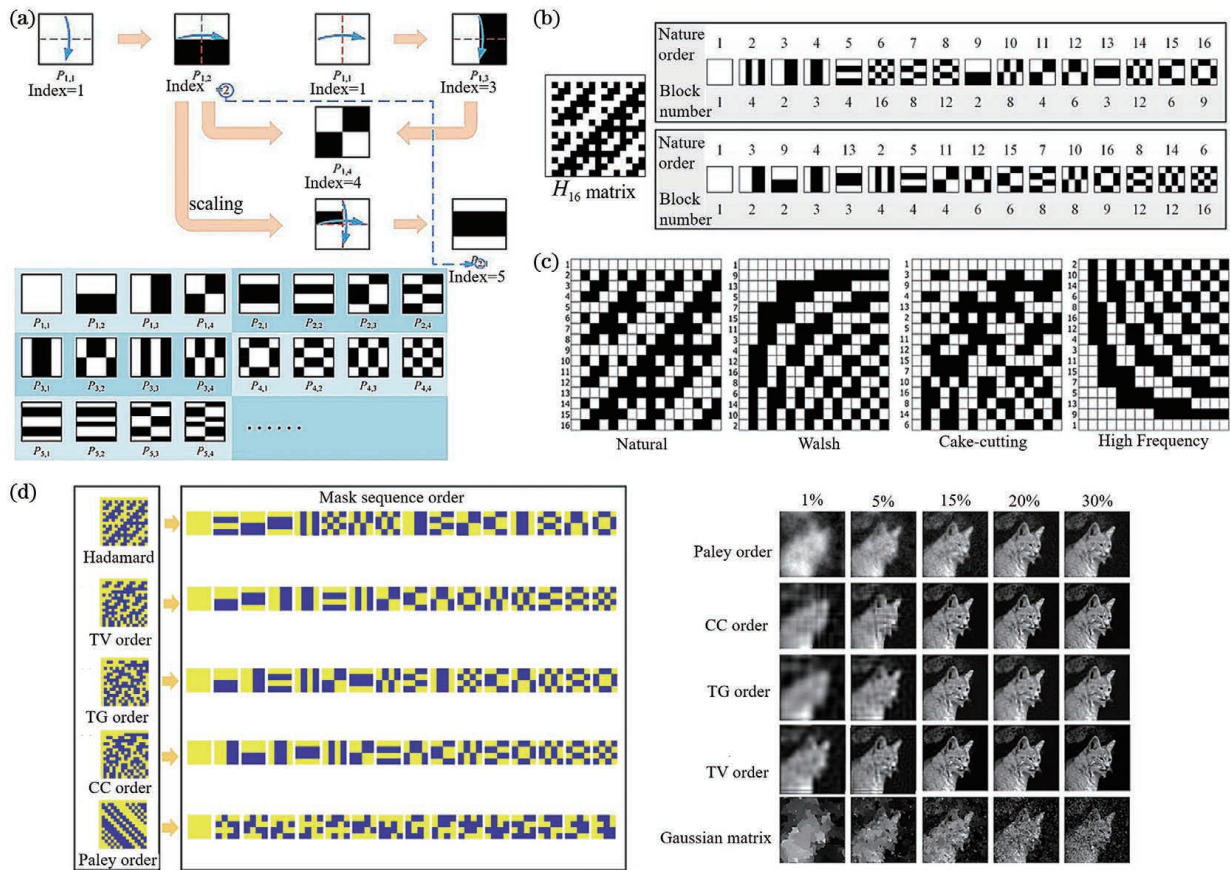


图 7 基于压缩感知类重构算法的 Hadamard 矩阵优化方案。(a) 基于折纸思想的照明图案示意图^[69]; (b) 基于“切蛋糕”的 Hadamard 矩阵排序^[70]; (c) 四种 Hadamard 矩阵排序^[71]; (d) 不同采样率下不同类型照明图案的成像质量的比较^[72]

Fig. 7 Optimization schemes of Hadamard matrix based on compressed sensing class reconstruction algorithms. (a) Diagram of illumination pattern based on the idea of origami^[69]; (b) Hadamard matrix sorting based on “cutting cake”^[70]; (c) four kinds of Hadamard matrix sorting^[71]; (d) comparisons of imaging quality for different kinds of illumination patterns at different sampling rates^[72]

日和交替方向算法的全变分最小化(TVAL3)重构算法可以在低于 5% 的采样率下重构出高质量图像。对于未知成像场景下的压缩成像,此方案率先考虑选择最重要的散斑照明图案对图像进行精准重构。但是对于大尺寸目标,此照明图案构造方案相对复杂且耗时长。因此,Yu 等^[70]又根据 Hadamard 图像块的特点,提出了一种“切蛋糕”的排序方式,如图 7(b)所示。该方案基于 Hadamard 图像块中不为零的连通区域块的数量来进行升或降排序,对于大尺寸目标,此方案能够快速获得散斑照明图案。2020 年,Vaz 等^[71]研究了自然序列,Walsh 序列,“切蛋糕”序列和高频序列的 Hadamard 照明图案在 TVAL3 和 NESTA 两种压缩成像算法中的重构表现,如图 7(c)所示。仿真和实验结果表明,当采样率为 10% 时,“切蛋糕”序列可获得最佳的重建质量,Walsh 序列可达到最佳的对比度;当采样率为 30% 时,Walsh 序列和“切蛋糕”序列都可获得高质量的图像。当采样率在 10%~50% 时,TVAL3 算法图像重建效果优于 NESTA。Yu 等^[72]依据在自然图像中低频信息振幅值比高频信息大的理论,提出了一种根据 Hadamard 矩阵照明图案的全变分

的大小来选择最重要的调制照明图案的方法,如图 7(d)所示。对于大尺寸的目标,相比于“俄罗斯套娃”,“折纸”,“切蛋糕”方案,此方案优化照明图案的方法更为简单,且对噪声有较强的鲁棒性,在相同的采样率下重构图像质量更高。

3.2.3 深度学习重构算法

近些年,在众多基于深度学习的 GI 研究中,使用 Hadamard 矩阵及其优化排序矩阵替代预置照明图案中的高斯矩阵,其优势在于压缩采样下可获得更多的目标有效信息。筛选对图像重构贡献高的照明图案的通用方法为将 Hadamard 照明图案照射到多个目标上,根据桶探测器接收的数值大小将照明图案排序。在复杂的散射介质场景下,桶探测器数值大的照明图案能量高,优先选择这类照明图案对目标进行成像,可以降低散射介质产生的噪声^[73],如图 8 所示。与压缩感知重构算法相比,无论在成像时间还是成像质量方面,DLGI 均更优。2020 年,Li 等^[74]提出将桶探测器探测值组成的向量以及测量矩阵作为输入的神经网络。该网络在成像重构过程前已实现了目标识别,进而目标重构时间显著减少。因此,该方案可应用于快速自动目标识别的场景。

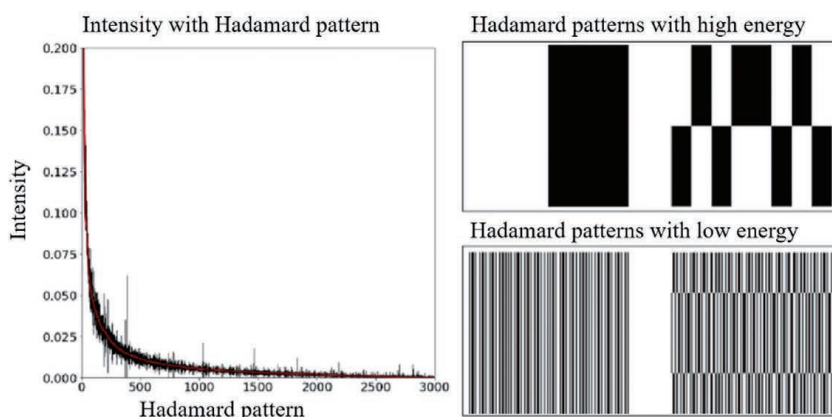


图 8 Hadamard 矩阵的能量排序图^[73]

Fig. 8 Energy sorting diagrams of Hadamard matrix^[73]

然而,基于 Hadamard 矩阵的照明图案存在一定
的局限性,即 Hadamard 方阵的行与列是均 2 的倍

数,而在一些场景下,目标图像尺寸可能不满足此要
求。表 2 为不同照明图案构造方法及重构性能比较。

表 2 不同照明图案构造方法及重构性能比较

Table 2 Comparisons of construction methods of different illumination pattern and reconstruction performance

Illumination pattern	Year	Algorithm	PSNR	SSIM	SNR
Hadamard ^[67]	2013	Compressed sensing	Low	Low	
“Russian Dolls” Hadamard ordering ^[64]	2017	Correlation algorithm	Medium	Medium	
Haar transform Hadamard ordering ^[68]	2019	FWHT	High	High	High
Origami pattern ^[69]	2019	Compressed sensing	High	High	

表 2(续)

Illumination pattern	Year	Algorithm	PSNR	SSIM	SNR
Multi-resolution Hadamard derivative pattern ^[65]	2019	Correlation algorithm			High
“Cake cutting” Hadamard ordering ^[70]	2019	Compressed sensing	High	High	
High frequency ordering ^[71]	2020	TVAL3/ NESTA	Low	Low	
Total gradient ascending order ^[72]	2020	TVAL3	Low	Low	
Total variation ascending Hadamard basis ^[72]	2020	TVAL3	High	High	
Hadamard ^[73]	2020	Deep learning	High	High	

3.3 正交变换类矩阵的调制

3.3.1 传统重构算法

由于 Hadamard 矩阵以及随机高斯矩阵都有其局限性,因此研究者们致力于探究更优质的矩阵及其构造方法。近几年提出的正交变换基扫描成像技术能够很好的解决成像技术中的数据采集时间长及重构质量低的问题。在正交变换基扫描成像中,由于照明图案具备正交性,因此能消除背景噪声,进而提高重构图像的信噪比。利用正交变换基进行成像的步骤是:1)利用变换基将图像变换到某空间域以此获得目标图像在此变换域内的信息;2)对目标图像在变换域内的信息进行逆变换,即可重构出目标图像。由于自然图像在一些变换域内具有稀疏的特点,因此可以在欠采样的情况下重构出十分清晰的目标图像。

2014 年,Zhang 等^[75]提出利用相移正弦结构光照明图案对目标照明,并使用单像素探测器来测量对应的光强值,探测到的光强值在数学上等价于相移正弦结构光照明图案与目标进行内积。因此,通过单像素测量获取目标的傅里叶变换幅度谱后,再对幅度谱进行傅里叶逆变换可获得高质量的单像素成像效果。2015 年,Khamoushi 等^[76]基于频域角度将傅里叶级数分解,提出了基于正交性质的正弦变换图案的 GI 方案,其与采用随机散斑调制的 IGI 结果相比,信噪比显著提高。2017 年,Zhang 等^[77]对 Hadamard 单像素成像(HSPI)、四步傅里叶单像素成像(FSPI)和三步二值 FSPI 照明图案进行了对比,如图 9(a)所示。结果显示,在采样率相同的情况下,FSPI 的重构质量高于 HSPI,原因是:一方面,Hadamard 基底图案本身类似于马赛克结构,进而其成像结果有比较明显的马赛克效应。另一方面,FSPI 图像具有斜方向上的特征,进而 FSPI 的能量集中能力更强。然而,在噪声抑制方面,HSPI 的表现更佳。此结果为研究人员选择合适的单像素成像

方案提供了指导。2018 年,针对用 DMD 调制灰阶矩阵导致成像速度下降的问题,Zhang 等^[78]提出了基于二值照明的快速 FSPI 方案,如图 9(b)所示。该方案提出的空间抖动策略是通过牺牲成像空间分辨率为代价的方式来加速 FSPI 的图像采集速度的。同年,Huang 等^[79]利用基于二值照明的计算加权 FSPI 方案来解决上述问题,如图 9(c)所示。该方案将原始的傅里叶基底照明图案分解为一组二值照明图案,单像素探测器记录经照明图案调制的光被目标反射后的光强值,接着将记录的强度乘以加权分解系数,最后求和可获得谱系数。该方案在空间分辨率和时间分辨率之间获得了一种平衡,不仅提高了基于 DMD 的 FSPI 技术的效率,还不会降低图像的空间分辨率。由于傅里叶谱的能量主要集中在低频分量上,因此实现压缩的实时 FSPI 通常只能获取低频部分的频谱信息,这将造成目标细节信息丢失以及成像分辨率下降。为解决上述问题,2019 年,Meng 等^[80]采用变密度随机采样矩阵对目标进行采样,然后利用压缩感知算法对稀疏傅里叶光谱进行处理,进而恢复出高质量的目标信息。

2019 年,曹非等^[81]利用离散余弦散斑图案照射目标,获得了低采样率下的高质量重构图像。2020 年,Sha 等^[82]比较了 HSPI 和余弦变换矩阵的单像素成像(DCTSPI)在高噪声环境下的欠采样图像的重构效果,得到了最高的图像质量不一定需要完全采样的结论。此外,实验和仿真结果显示,在低信噪比情况下,DCTSPI 用较少的样本获得了比 HSPI 更高的图像质量。

3.3.2 深度学习重构算法

为提高 FSPI 实时成像的成像质量,2019 年,Rizvi 等^[83]提出了一种基于深度卷积自编码网络的快速 FSPI 方案,该网络通过在编码和解码结构中添加跨越式连接的方式,实现了不同尺度语义特征

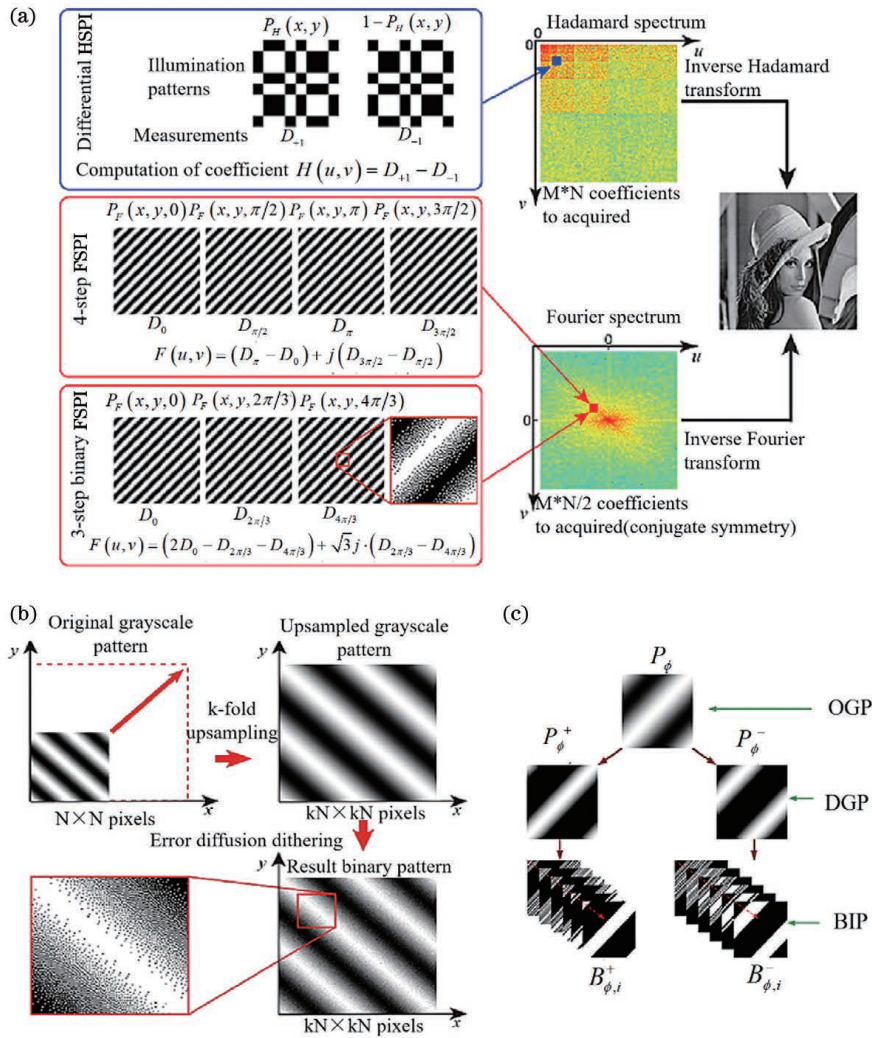


图 9 基于优化的正交变换矩阵的传统重构算法方案。(a) HSPI、四步 FSPI 和三步二值 FSPI 照明图案^[77]；(b) 基于二值照明的快速 FSPI 方案^[78]；(c) 基于二值照明的计算加权 FSPI 方案^[79]

Fig. 9 Schemes of traditional reconstruction algorithms based on optimized orthogonal transformation matrix.

(a) Illumination patterns of HSPI, 4-step FSPI and 3-step binary FSPI^[77]; (b) fast FSPI scheme via binary illumination^[78]; (c) computational weighted FSPI scheme via binary illumination^[79]

信息的融合,该方式能让网络快速收敛,达到高速成像的目的。该网络在学习欠采样图像与原图像之间端到端的映射关系后,可训练模型移除不同类型的噪声和伪影,并保留精细的图像细节,进而达到高质量成像的目的。此方案最终可实现在采样率低于 10% 的情况下重构出高质量的图像。深度卷积自编码网络结构如图 10(a) 所示。2020 年, Rizvi 等^[84] 利用深度神经网络对具有不同离焦参数的重构大图像集进行训练。该方法可解决投影失焦引起的模糊投影与目标作用后导致图像质量降低的问题,处理后的结果如图 10(b) 所示。2021 年, Yang 等^[85] 提出了一种基于生成对抗网络的 FSPI。首先,该方案通过四步相移的 FSPI 获得目标场景的空间光谱。接着,对空间光谱进行逆傅里叶变换操作得到重建

图像。随后,将重建的低分辨率图像发送到预先训练的神经网络模型中。最后,经过神经网络的进一步处理,可得到高质量图像。生成对抗网络的傅里叶单像素成像结果如图 10(c) 所示。

4 结束语

从 CGI 的基本理论出发,重点综述了影响 CGI 质量的两大关键技术——照明图案构造方法与图像重构算法。通过对同一采样基下不同图像重构算法的比较发现,对于一个目标场景,深度学习算法的应用提高了构建的采样基的有效性。此外,如果可以构建最有效的采样基,就可以将成像所需的测量次数降到最少。通过对不同采样基下成像质量的对比发现,随机照明图案比正交型结构化照明图案的采

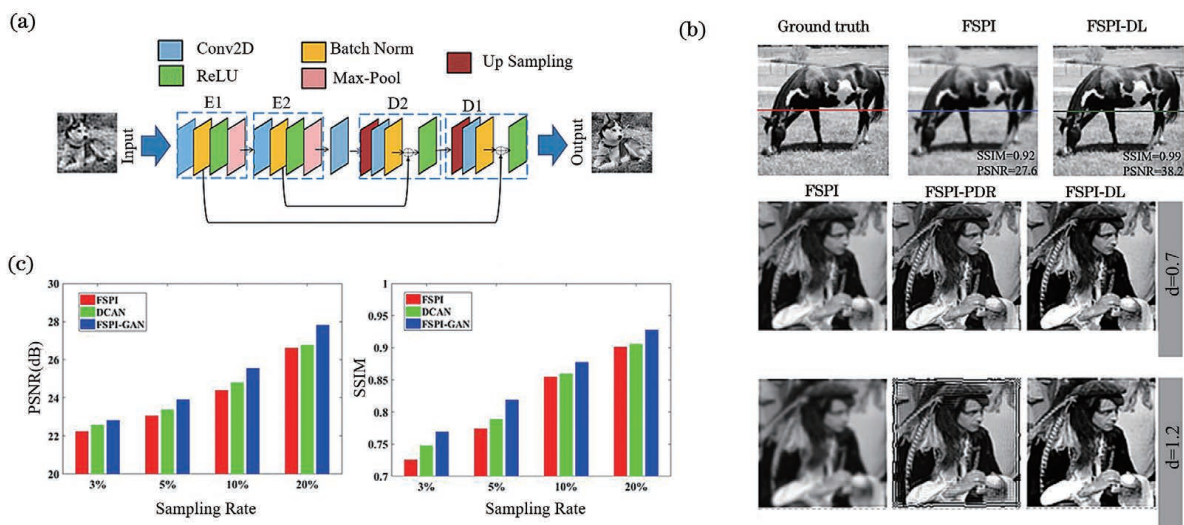


图 10 深度学习重构算法。(a) 深度卷积自编码网络结构^[83]；(b) 基于深度神经网络的 FSPI 结果^[84]；(c) 基于生成对抗网络的 FSPI 结果^[85]

Fig. 10 Reconstruction algorithms based on deep learning. (a) Structure of deep convolutional auto-encoding network^[83] ; (b) FSPI results based on deep neural networks^[84] ; (c) FSPI results based on generating adversarial networks^[85]

样效率低得多。在调制矩阵方面,传统 GI 中常用的是非正交的高斯随机矩阵,在有限的采样次数下,散斑相关噪声无法消除,进而导致成像质量差。Hadamard 矩阵及其他正交矩阵的出现,大大提高了采样效率以及成像信噪比。在成像重构算法方面,传统的关联重构算法需要处理大量的数据,进而存在重构时间长的问题,故其难以被推广到实际应用中。虽然压缩感知算法及其他类似算法的引入,极大地提高了关联成像速度和成像质量,但是其无法应对复杂场景中物理成像过程的不可预见性和高维病态逆问题求解的复杂性。深度学习作为近年来兴起的一种“数据驱动”型技术,通过对大量样本进行学习的方式,挖掘出了更多场景与数据的本质信息,且能够以高效智能的方式来求解非线性逆问题,进而被广泛应用于图像分类、目标检测及语义分割等领域。因此,深度学习在 CGI 中具有应用潜力。综上所述,基于高效的正交照明图案与深度学习重构算法的 CGI 技术具有良好的应用前景。

参 考 文 献

[1] Guo Z Y, Kang Q L, Peng Z Y, et al. Progress of polarization-information detection technology based on manipulations of metasurface [J]. *Infrared and Laser Engineering*, 2020, 49(9): 20201041.
郭忠义, 康乾龙, 彭志勇, 等. 基于超表面操控的偏振信息探测技术研究进展 [J]. *红外与激光工程*, 2020, 49(9): 20201041.

[2] Wang X Y, Hu T W, Li D K, et al. Performances of

polarization-retrieve imaging in stratified dispersion media [J]. *Remote Sensing*, 2020, 12(18): 2895.

[3] Tao Q Q, Sun Y X, Shen F, et al. Active imaging with the aids of polarization retrieve in turbid media system [J]. *Optics Communications*, 2016, 359: 405-410.

[4] Li D K, Guo K, Sun Y X, et al. Depolarization characteristics of different reflective interfaces indicated by indices of polarimetric purity (IPPs) [J]. *Sensors*, 2021, 21(4): 1221.

[5] Hu T W, Shen F, Wang K P, et al. Broad-band transmission characteristics of polarizations in foggy environments [J]. *Atmosphere*, 2019, 10(6): 342.

[6] Guo Z Y, Wang X Y, Li D K, et al. Advances on theory and application of polarization information propagation [J]. *Infrared and Laser Engineering*, 2020, 49(6): 20201013.
郭忠义, 汪信洋, 李德奎, 等. 偏振信息传输理论及应用进展 [J]. *红外与激光工程*, 2020, 49(6): 20201013.

[7] Bertolotti J, van Putten E G, Blum C, et al. Non-invasive imaging through opaque scattering layers [J]. *Nature*, 2012, 491(7423): 232-234.

[8] Li Z P, Huang X, Cao Y, et al. Single-photon computational 3D imaging at 45 km [J]. *Photonics Research*, 2020, 8(9): 1532-1540.

[9] Strelakov D V, Sergienko A V, Klyshko D N, et al. Observation of two-photon “ghost” interference and diffraction [J]. *Physical Review Letters*, 1995, 74(18): 3600-3603.

[10] Abouraddy A F, Saleh B E, Sergienko A V, et al.

- Role of entanglement in two-photon imaging [J]. *Physical Review Letters*, 2001, 87(12): 123602.
- [11] 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.
- [12] Liu H L, Han S S. Spatial longitudinal coherence length of a thermal source and its influence on lensless ghost imaging[J]. *Optics Letters*, 2008, 33(8): 824-826.
- [13] Gatti A, Brambilla E, Bache M, et al. Correlated imaging, quantum and classical[J]. *Physical Review A*, 2004, 70: 013802.
- [14] Ferri F, Magatti D, Sala V G, et al. Longitudinal coherence in thermal ghost imaging [J]. *Applied Physics Letters*, 2008, 92(26): 261109.
- [15] Cheng J, Han S S. Incoherent coincidence imaging and its applicability in X-ray diffraction[J]. *Physical Review Letters*, 2004, 92(9): 093903.
- [16] Duarte M F, Davenport M A, Takhar D, et al. Single-pixel imaging via compressive sampling [J]. *IEEE Signal Processing Magazine*, 2008, 25(2): 83-91.
- [17] Sun B, Edgar M P, Bowman R, et al. 3D computational imaging with single-pixel detectors[J]. *Science*, 2013, 340(6134): 844-847.
- [18] Zhang P L, Gong W L, Shen X, et al. Improving resolution by the second-order correlation of light fields[J]. *Optics Letters*, 2009, 34(8): 1222-1224.
- [19] Nasr M B, Goode D P, Nguyen N, et al. Quantum optical coherence tomography of a biological sample [J]. *Optics Communications*, 2009, 282(6): 1154-1159.
- [20] Yu H, Lu R H, Han S S, et al. Fourier-transform ghost imaging with hard X rays[J]. *Physical Review Letters*, 2016, 117(11): 113901.
- [21] Pelliccia D, Rack A, Scheel M, et al. Experimental X-ray ghost imaging [J]. *Physical Review Letters*, 2016, 117(11): 113902.
- [22] Zhang A X, He Y H, Wu L G, et al. Tabletop X-ray ghost imaging with ultra-low radiation[J]. *Optica*, 2018, 5(4): 374-377.
- [23] Kong L J, Li Y N, Qian S X, et al. Encryption of ghost imaging [J]. *Physical Review A*, 2013, 88: 013852.
- [24] Chen W, Chen X D. Ghost imaging for three-dimensional optical security [J]. *Applied Physics Letters*, 2013, 103(22): 221106.
- [25] Clemente P, Durán V, Torres-Company V, et al. Optical encryption based on computational ghost imaging[J]. *Optics Letters*, 2010, 35(14): 2391-2393.
- [26] 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.
- [27] Gong W L, Zhao C Q, Yu H, et al. Three-dimensional ghost imaging lidar via sparsity constraint[J]. *Scientific Reports*, 2016, 6: 26133.
- [28] Zhang P L, Gong W L, Shen X, et al. Correlated imaging through atmospheric turbulence[J]. *Physical Review A*, 2010, 82(3): 033817.
- [29] Cheng J. Ghost imaging through turbulent atmosphere [J]. *Optics Express*, 2009, 17(10): 7916-7921.
- [30] Li C, Wang T, Pu J, et al. Ghost imaging with partially coherent light radiation through turbulent atmosphere[J]. *Applied Physics B*, 2010, 99(3): 599-604.
- [31] Hardy N D, Shapiro J H. Reflective ghost imaging through turbulence[J]. *Physical Review A*, 2011, 84(6): 063824.
- [32] Cheng J, Lin J. Unified theory of thermal ghost imaging and ghost diffraction through turbulent atmosphere[J]. *Physical Review A*, 2013, 87(4): 043810.
- [33] Gbur G. Partially coherent beam propagation in atmospheric turbulence [J]. *Journal of the Optical Society of America A*, 2014, 31(9): 2038-2045.
- [34] Tang L L, Bai Y F, Duan C, et al. Effects of incident angles on reflective ghost imaging through atmospheric turbulence[J]. *Laser Physics*, 2018, 28(1): 015201.
- [35] Zhang Q W, Cao L Z, Liu X, et al. Imaging analysis of reflective ghost imaging in oceanic turbulence[J]. *Acta Photonica Sinica*, 2020, 49(9): 0901002. 张钦伟, 曹连振, 刘霞, 等. 反射式鬼成像在海洋湍流中的成像分析 [J]. *光子学报*, 2020, 49(9): 0901002.
- [36] Shapiro J H. Computational ghost imaging [C] // *International Quantum Electronics Conference 2009*, May 31-June 5, 2009, Baltimore, Maryland, United States. Washington, D.C.: OSA, 2009: IThK7.
- [37] Bromberg Y, Katz O, Silberberg Y. Ghost imaging with a single detector[J]. *Physical Review A*, 2009, 79(5): 053840.
- [38] Yu W K, Li M F, Yao X R, et al. Adaptive compressive ghost imaging based on wavelet trees and sparse representation[J]. *Optics Express*, 2014, 22(6): 7133-7144.
- [39] Liu X F, Li M F, Yao X R, et al. High-visibility ghost imaging from artificially generated non-Gaussian intensity fluctuations [J]. *AIP Advances*,

- 2013, 3(5): 052121.
- [40] 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.
- [41] Chen J, Gong W L, Han S S. Sub-Rayleigh ghost imaging via sparsity constraints based on a digital micro-mirror device [J]. *Physics Letters A*, 2013, 377(31/32/33): 1844-1847.
- [42] Ferri F, Magatti D, Lugiato L A, et al. Differential ghost imaging [J]. *Physical Review Letters*, 2010, 104(25): 253603.
- [43] Wang W, Wang Y P, Li J H, et al. Iterative ghost imaging [J]. *Optics Letters*, 2014, 39 (17): 5150-5153.
- [44] Zhang C, Guo S X, Cao J S, et al. Object reconstitution using pseudo-inverse for ghost imaging [J]. *Optics Express*, 2014, 22(24): 30063-30073.
- [45] Gong W L. High-resolution pseudo-inverse ghost imaging [J]. *Photonics Research*, 2015, 3(5): 234-237.
- [46] Zhang X, Meng X F, Yang X L, et al. Singular value decomposition ghost imaging [J]. *Optics Express*, 2018, 26(10): 12948-12958.
- [47] Chen M L, Li E R, Han S S. Application of multi-correlation-scale measurement matrices in ghost imaging via sparsity constraints [J]. *Applied Optics*, 2014, 53(13): 2924-2928.
- [48] Huang H Y, Zhou C, Tian T, et al. High-quality compressive ghost imaging [J]. *Optics Communications*, 2018, 412: 60-65.
- [49] Huang H Y, Zhou C, Gong W L, et al. Block matching low-rank for ghost imaging [J]. *Optics Express*, 2019, 27(26): 38624-38634.
- [50] Tao Y, Wang X X, Yan G Q, et al. Computational ghost imaging method based on Tikhonov regularization [J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2020, 57(2): 021016.
陶勇, 王肖霞, 闫国庆, 等. 基于 Tikhonov 正则化的计算鬼成像方法 [J]. *激光与光电子学进展*, 2020, 57(2): 021016.
- [51] Liu H C. Imaging reconstruction comparison of different ghost imaging algorithms [J]. *Scientific Reports*, 2020, 10(1): 1-8.
- [52] Li W W, Tong Z S, Xiao K, et al. Single-frame wide-field nanoscopy based on ghost imaging via sparsity constraints [J]. *Optica*, 2019, 6(12): 1515-1523.
- [53] Hu H K, Sun S, Lin H Z, et al. Denoising ghost imaging under a small sampling rate via deep learning for tracking and imaging moving objects [J]. *Optics Express*, 2020, 28(25): 37284-37293.
- [54] Sui L S, Du C, Xu M J, et al. Information encryption based on the customized data container under the framework of computational ghost imaging [J]. *Optics Express*, 2019, 27(12): 16493-16506.
- [55] Shimobaba T, Endo Y, Nishitsuji T, et al. Computational ghost imaging using deep learning [J]. *Optics Communications*, 2018, 413: 147-151.
- [56] Lyu M, Wang W, Wang H, et al. Deep-learning-based ghost imaging [J]. *Scientific Reports*, 2017, 7 (1): 17865.
- [57] Wang F, Wang H, Wang H C, et al. Learning from simulation: an end-to-end deep-learning approach for computational ghost imaging [J]. *Optics Express*, 2019, 27(18): 25560-25572.
- [58] Feng W, Zhao X D, Wu G M, et al. Computational ghost imaging method based on convolutional neural network [J]. *Acta Photonica Sinica*, 2020, 49(6): 0610002.
冯维, 赵晓冬, 吴贵铭, 等. 基于卷积神经网络的计算鬼成像方法研究 [J]. *光子学报*, 2020, 49(6): 0610002.
- [59] Rizvi S, Cao J, Zhang K Y, et al. DeepGhost: real-time computational ghost imaging via deep learning [J]. *Scientific Reports*, 2020, 10: 11400.
- [60] Li M D, Mathai A, Lau S L H, et al. Underwater object detection and reconstruction based on active single-pixel imaging and super-resolution convolutional neural network [J]. *Sensors*, 2021, 21 (1): 313.
- [61] Zhu R G, Yu H, Tan Z J, et al. Ghost imaging based on Y-net: a dynamic coding and decoding approach [J]. *Optics Express*, 2020, 28(12): 17556-17569.
- [62] Zhang W L, Zhang W W, He R Q, et al. Iterative denoising ghost imaging based on local Hadamard modulation [J]. *Acta Optica Sinica*, 2016, 36(4): 0411001.
张伟良, 张闻文, 何睿清, 等. 基于局部 Hadamard 调制的迭代去噪鬼成像 [J]. *光学学报*, 2016, 36 (4): 0411001.
- [63] Phillips D B, Sun M J, Taylor J M, et al. Adaptive foveated single-pixel imaging with dynamic supersampling [J]. *Science Advances*, 2017, 3(4): e1601782.
- [64] Sun M J, Meng L T, Edgar M P, et al. A Russian Dolls ordering of the Hadamard basis for compressive single-pixel imaging [J]. *Scientific Reports*, 2017, 7

- (1): 3464.
- [65] Zhou C, Tian T, Gao C, et al. Multi-resolution progressive computational ghost imaging[J]. *Journal of Optics*, 2019, 21(5): 055702.
- [66] Gao Z J, Yin J H, Bai Y F, et al. Imaging quality improvement of ghost imaging in scattering medium based on Hadamard modulated light field[J]. *Applied Optics*, 2020, 59(27): 8472-8477.
- [67] Olivas S J, Rachlin Y, Gu L, et al. Characterization of a compressive imaging system using laboratory and natural light scenes [J]. *Applied Optics*, 2013, 52(19): 4515-4526.
- [68] Li M F, Yan L, Yang R, et al. Fast single-pixel imaging based on optimized reordering Hadamard basis[J]. *Acta Physica Sinica*, 2019, 68(6): 064202. 李明飞, 阎璐, 杨然, 等. 基于 Hadamard 矩阵优化排序的快速单像素成像 [J]. *物理学报*, 2019, 68(6): 064202.
- [69] Yu W K, Liu Y M. Single-pixel imaging with origami pattern construction [J]. *Sensors*, 2019, 19(23): 5135.
- [70] Yu W K. Super sub-Nyquist single-pixel imaging by means of cake-cutting Hadamard basis sort [J]. *Sensors*, 2019, 19(19): 4122.
- [71] Vaz P G, Amaral D, Ferreira L F R, et al. Image quality of compressive single-pixel imaging using different Hadamard orderings [J]. *Optics Express*, 2020, 28(8): 11666-11681.
- [72] Yu X, Stantchev R I, Yang F, et al. Super sub-Nyquist single-pixel imaging by total variation ascending ordering of the Hadamard basis [J]. *Scientific Reports*, 2020, 10(1): 9338.
- [73] Li F Q, Zhao M, Tian Z M, et al. Compressive ghost imaging through scattering media with deep learning[J]. *Optics Express*, 2020, 28(12): 17395-17408.
- [74] Li J B, Le M N, Wang J, et al. Object identification in computational ghost imaging based on deep learning[J]. *Applied Physics B*, 2020, 126(10): 1-10.
- [75] Zhang Z B, Ma X, Zhong J G. Single-pixel imaging by means of Fourier spectrum acquisition[J]. *Nature Communications*, 2015, 6: 6225.
- [76] Khamoushi S M M, Nosrati Y, Tavassoli S H. Sinusoidal ghost imaging [J]. *Optics Letters*, 2015, 40(15): 3452-3455.
- [77] Zhang Z B, Wang X Y, Zheng G A, et al. Hadamard single-pixel imaging versus Fourier single-pixel imaging [J]. *Optics Express*, 2017, 25(16): 19619-19639.
- [78] Zhang Z B, Wang X Y, Zheng G A, et al. Fast Fourier single-pixel imaging via binary illumination [J]. *Scientific Reports*, 2017, 7(1): 12029.
- [79] Huang J, Shi D F, Yuan K E, et al. Computational-weighted Fourier single-pixel imaging via binary illumination [J]. *Optics Express*, 2018, 26(13): 16547-16559.
- [80] Meng W W, Shi D F, Huang J, et al. Sparse Fourier single-pixel imaging [J]. *Optics Express*, 2019, 27(22): 31490-31503.
- [81] Cao F, Zheng S Y, Zhao S M, et al. Orthogonal speckle ghost imaging [J]. *Journal of Signal Processing*, 2019, 35(5): 781-785. 曹非, 郑素赢, 赵生妹, 等. 正交散斑鬼成像 [J]. *信号处理*, 2019, 35(5): 781-785.
- [82] Sha F, Sahoo S K, Lam H Q, et al. Improving single pixel imaging performance in high noise condition by under-sampling [J]. *Scientific Reports*, 2020, 10(1): 19451.
- [83] Rizvi S, Cao J, Zhang K Y, et al. Improving imaging quality of real-time Fourier single-pixel imaging via deep learning [J]. *Sensors*, 2019, 19(19): 4190.
- [84] Rizvi S, Cao J, Hao Q. Deep learning based projector defocus compensation in single-pixel imaging [J]. *Optics Express*, 2020, 28(17): 25134-25148.
- [85] Yang X, Jiang P F, Jiang M F, et al. High imaging quality of Fourier single pixel imaging based on generative adversarial networks at low sampling rate [J]. *Optics and Lasers in Engineering*, 2021, 140: 106533.