

鬼成像丢包数据的分组扩充方法

龙斌¹, 陈熠^{1,2*}, 张鲁楠¹, 孙茂生¹, 李家宝¹, 常海宽¹¹国防科技大学, 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 为提高压缩感知鬼成像的实用性, 解决场景中采样数据丢失且无法重复采样而引起关联成像失败的问题, 提出了一种基于鬼成像丢包数据的分组扩充方法。首先, 分析了不同形式丢包数据对成像性能的影响。然后, 通过对待采样数据进行分组并对存在丢失现象的采样结果进行扩充的方式提高了成像质量。仿真和实验结果均表明, 与传统方法相比, 分组扩充法可以降低丢包数据对成像质量的影响, 有利于进一步推动鬼成像的实用化。

关键词 光计算; 分组扩充; 丢包数据; 鬼成像; 压缩感知

中图分类号 O438

文献标志码 A

doi: 10.3788/AOS202242.0720001

Grouping Expansion Method of Packet Loss Data in Ghost Imaging

Long Bin¹, Chen Yi^{1,2*}, Zhang Lunan¹, Sun Maosheng¹, Li Jiabao¹, Chang Haikuan¹¹National University of Defense Technology, Hefei, Anhui 230037, China;²Science and Technology on Electro-Optical Information Security Control Laboratory, Tianjin 300450, China

Abstract In order to improve the practicability of compressed sensing ghost imaging and solve the problem of associative imaging failure caused by the loss of sampled data and the inability to repeat sampling in the scene, an expansion method of packet loss data in ghost imaging is proposed. First, the influences of different packet loss data on imaging performance are analyzed. Then, the image quality is improved by grouping the sample data and extending the sample results with missing phenomena. The simulation and experimental results show that, compared with the traditional method, the grouping expansion method can reduce the influence of packet loss data on the imaging quality, which is beneficial to further promote the practical application of ghost imaging.

Key words optics in computing; packet expansion; packet loss; ghost imaging; compressed sensing

1 引言

鬼成像(GI)^[1]又称关联成像, 是一种特殊的非直接成像方式, 可利用光场的二阶乃至高阶关联性间接重构出图像。与传统的成像技术不同, 鬼成像是通过参考光路与信号光路的空间关联来实现对未知目标的探测的。鬼成像以其非定域性和抗干扰能力强等特点近年来得到了广泛关注, 在三维成像^[2]、遥感成像^[3]、生物医疗^[4]和国防军事^[5]等领域中具有广阔的应用前景。

传统的鬼成像由参考光路和信号光路^[6]组成, 前者利用面阵探测器探测光场空间分布, 后者利用没有空间分辨能力的单像素探测器探测透射光场的总光强, 最后通过关联运算重构图像^[7]。Shapiro^[8]提出了单臂鬼成像方案, 直接用数字微反射器件(DMD)对光源进行调制, 不需要利用面探测器测量光场分布, 简化了成像系统^[9], 减轻了数据传输和信息处理的压力, 进而成像速度更快、精度更高。在此基础上, Katz等^[10]将压缩感知算法^[11]引入鬼成像, 极大地提高了成像质量与采样速度, 进一步推进

收稿日期: 2021-07-19; 修回日期: 2021-08-29; 录用日期: 2021-10-08

基金项目: 国家自然科学基金(61271376)、安徽省自然科学基金(1208085MF114)

通信作者: *lishuichenyi@sina.com

了鬼成像的实用化。然而,单臂压缩感知鬼成像在实际应用中仍然存在一些问题,如由于受到设备稳定性、机械故障和传输故障等因素的影响^[12],因此在采集数据时往往会出现探测器采样数量少于 DMD 翻转次数的情况。此类丢包会导致探测器探测的光场信息和 DMD 调制信息数量不对应,进而无法进行关联计算。虽然在实验室条件下可以通过重复实验来解决这一问题,但是有很多实际的应用场景并不支持重复采样。

本文研究了采样数据缺失情况下的鬼成像,对采样数据数量和调制次数不匹配时的成像性能进行了分析,提出了分组扩充法以解决压缩感知鬼成像数据丢失问题。利用分组扩充法对压缩感知鬼成像中测量值的缺失进行处理,使其与 DMD 调制光源的维度匹配,在保证一定成像效率的条件下提高了整体成像质量。

2 压缩感知鬼成像原理

压缩感知鬼成像原理如图 1 所示^[13-14]。激光经扩束后入射到 DMD 表面上,经过 DMD 调制的光场再通过透镜照射物体,在光透过物体后用学元元件将光束会聚并利用桶探测器对其进行检测。

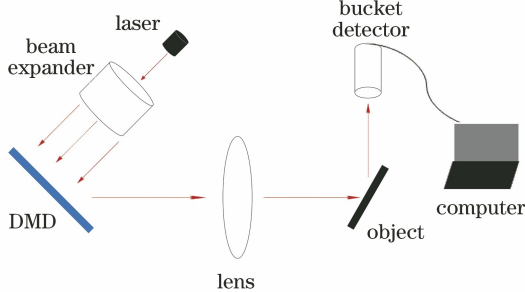


图 1 压缩感知鬼成像原理图

Fig. 1 Schematic diagram of compressed sensing ghost imaging

桶探测器的第 i 次测量结果记为

$$d_i = \iint I_i(x, y) t(x, y) dx dy, \quad (1)$$

式中: $I_i(x, y)$ 是 DMD 反射的光场; $t(x, y)$ 是目标的透过率函数。通过 M 次测量,将信号光路的测量值 d_i 与照明光场 $I_i(x, y)$ 进行相关运算可得到所求目标的像 G_{GI} ,其表达式为

$$G_{GI} = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M \left(d_i - \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M d_i \right) I(x, y) = \langle d \cdot I(x, y) \rangle - \langle d \rangle \langle I(x, y) \rangle, \quad (2)$$

式中: $\langle \cdot \rangle$ 是均值运算。传统的鬼成像算法虽然简单,但是采样的数据量庞大,这会导致成像精度不

高,故并不实用。

压缩感知鬼成像是利用远低于香农-奈奎斯特理论的采样次数实现对信号的重构的^[15]。其原理是将 M 次照明光场的光强组合到一起,大小为 $k \times k$ 的光场按行排列后可得到一个大小为 $1 \times k^2$ 的行向量,这里将 k^2 记为 N ,将 M 个行向量组合成 $M \times N$ 的矩阵(测量矩阵 Φ),再将 M 次测量的桶探测器结果组合为一个大小为 $M \times 1$ 的观测值 \mathbf{y} 。

根据压缩感知原理,将计算鬼成像的公式转化为求解最小范数 L_1 下的最优化问题^[16],即

$$\operatorname{argmin} \|s\|_{L_1} \text{ s. t. } \mathbf{y} = \Phi \mathbf{t} = \Phi \Psi \mathbf{s} = \Theta \mathbf{s}, \quad (3)$$

式中: \mathbf{t} 是通过列向量表示的目标透过率; \mathbf{s} 为目标透过率在某个变换域的稀疏表达; Ψ 为变换域,可以采用离散余弦变换、离散小波变换和离散傅里叶变换等; $\Theta = \Phi \Psi$ 为压缩感知矩阵。在求出 \mathbf{s} 的最优解后,目标的重构图像为 $G_{CS} = \Psi' \mathbf{s}$ ^[17],其中 Ψ' 为变换域 Ψ 的逆变换。

从压缩感知鬼成像的原理分析中可知,当存在数据丢失(即使只是随机丢失少量几个数据)时,观测值中大部分数据无法与产生该数据的光场信息相对应,这会导致成像效果急剧变差。因此,提出分组扩充的思想来抑制数据丢失时这种观测数据无法与光场信息对应的现象的出现,进而改善成像结果。

3 分组扩充法

在实际应用中,各种因素的影响(如相机掉帧)会造成少量数据丢失,进而导致大量光场信息与观测值不匹配。然而,通过分组扩充法,可以将丢失数据所带来的影响局限于组内,不会对其他组的数据产生影响,这能在一定程度上降低观测值与光场信息不对应的概率,进而提高成像效果,具体过程如下。

将待采集的 M 个数据分为 K 组,前 $K-1$ 组等分,每组包含的数据个数为

$$R_a = \operatorname{floor}(M/K), a = 1, \dots, K-1, \quad (4)$$

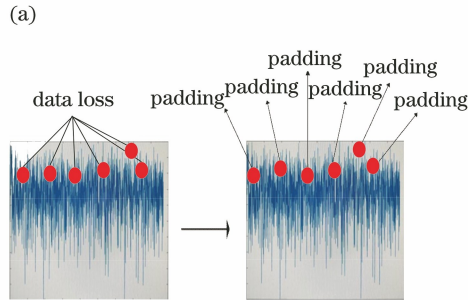
式中: $\operatorname{floor}(\cdot)$ 表示向下取整。最后一组包含 $R_K = M - (K-1) \times \operatorname{floor}(M/K)$ 个数据。每采集完一组数据后,停止采样,检测该组数据在采集过程中是否存在丢失现象。若不存在丢失,则继续下一组采样;若丢失 r 组数据,则设采集到的该组数据是大小为 $1 \times (R-r)$ 的矩阵 \mathbf{A}' 。

为研究该方法在数据丢失情况下对成像效果的改善程度,分两种情况对矩阵 \mathbf{A}' 进行扩充,使其恢复成大小为 $1 \times R$ 的矩阵 \mathbf{A} 。

扩充方案一如图 2(a)所示。设丢失的数据在该组中对应的序列为 $j \in \{j_1, j_2, \dots, j_r\}$, 将该位置数据赋予探测值的均值 $\langle d \rangle$, 即

$$A_j = \langle d \rangle, j \in \{j_1, j_2, \dots, j_r\}, \quad (5)$$

其余位置按照顺序填充, 然后继续下一组采样, 重复上述步骤, 直至采样完成。



扩充方案二如图 2(b)所示。仅已知每组数据丢失的个数, 而丢失数据在该组中的具体位置 j 是未知的。对矩阵 A' , 将元素按照

$$A_j = \langle d \rangle, R - r + 1 \leq j \leq R, \quad (6)$$

进行扩充, 然后继续下一组采样, 重复上述步骤, 直至采样完成。

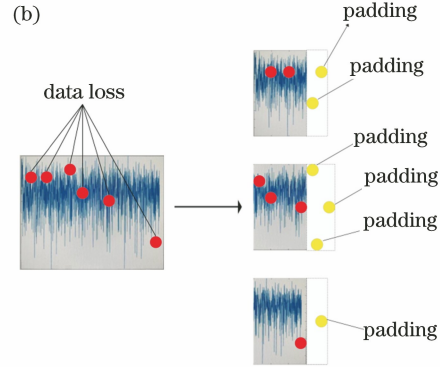


图 2 方案实现过程。(a)方案一;(b)方案二

Fig. 2 Scheme implementation process. (a) Scheme 1; (b) scheme 2

4 仿真结果

为了验证分组扩充的成像效果, 设计了仿真实验, 并将结果与未处理的关联成像进行比较。采用的评价指标为峰值信噪比 (PSNR, M_{PSNR}), 其表达式为

$$M_{\text{PSNR}}(\alpha, \beta) = 10 \lg \frac{M_{\text{MaxVal}}^2 \times M \times N}{\sum_{x=1}^M \sum_{y=1}^N [\alpha(x, y) - \beta(x, y)]^2}, \quad (7)$$

式中: $M \times N$ 表示图像分辨率的大小; $\alpha(x, y)$ 表示原始图像信息; $\beta(x, y)$ 表示重构后的图像信息; M_{MaxVal} 表示目标图像最大的像素灰度值 (图像若为 8 位灰度值, 则取 255; 图像若为归一化表示, 则取 1)。PSNR 是一个用来衡量两幅不同目标图像的偏离程度的参数, 数值越大, 表示两幅图像的相似程度越高。

4.1 丢包数据下鬼成像质量分析

为方便研究, 定义丢失数据个数与采样次数之比为丢失概率。

首先, 利用仿真软件模拟丢包数据下的鬼成像性能, 设采样率为 0.24, 丢失概率设为 $p = 0.01$, 采样次数为 $n = 1000$ 。设置 3 组对比方案: 方案一是在已知丢失位置的条件下, 采用 (5) 式进行扩充; 方案二是在丢失位置不可知的条件下, 采用 (6) 式进行扩充; 方案三未对丢失数据进行处理。鬼成

像重构算法为正交匹配跟踪算法 (OMP 算法), 成像的目标为 0-1 分布的“shapes”图片 (分辨率为 $64 \text{ pixel} \times 64 \text{ pixel}$)、灰度图“house”和“eyes” (分辨率均为 $64 \text{ pixel} \times 64 \text{ pixel}$), 成像结果如图 3 所示。

比较成像结果可以发现, 对于“shapes”图片, 方案一、方案二、方案三成像的 PSNR 分别为 7.2238 dB、4.7369 dB、2.4944 dB。方案三只能依稀看出图形轮廓, 效果最差; 方案一图形轮廓清晰, 效果最好; 方案二成像效果介于二者之间。成像效果急剧变差的原因是丢包数据中观测值与产生该数据的光场信息不——对应。方案一在已知丢失数据位置的条件下, 对观测值进行分组扩充, 降低了观测值与光场信息不对应的概率。方案二中丢失数据位置信息不可知, 当采用分组扩充时, 在丢失数据组的末端进行扩充, 将丢失数据所带来的影响局限于组内, 而不会对其他组的数据产生影响, 能在一定程度上降低观测值与光场信息不对应的概率, 但显然效果不如方案一。对于灰度图片“house”和“eyes”, 可以得到相似结论: 方案一效果最好; 方案二次之; 方案三最差, 无法分辨出目标轮廓。

由于在实际操作中一般是方案二对应的情况, 因此实际过程中一般采用方案二。从方案二的仿真结果来看, 分组扩充法在面对少量数据随机丢失的情况下能极大改善关联成像的成像效果, 因此具有很强的实用意义。

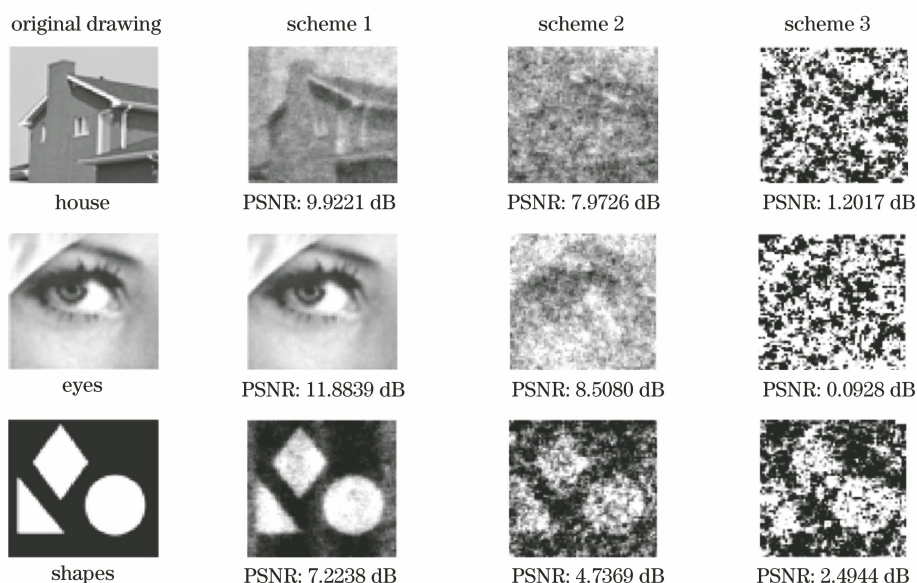


图 3 三种方案成像比较

Fig. 3 Imaging comparison of three schemes

4.2 不同分组下方案二成像性能分析

为探究分组次数对成像结果的影响,设计了对比实验,设鬼成像数据丢失概率为 $p=0.01$ 。3 种情况为:情况 1 是在分组数为 $K=10$ 的条件下,采用分组扩充方法处理数据;情况 2 是分组数为 $K=20$ 的条件下,采用分组扩充方法处理数据;情况 3

是在分组数为 $K=30$ 的条件下,采用分组扩充方法处理数据。鬼成像重构算法为正交匹配跟踪算法,采样率为 0.24,成像的目标为 0-1 分布的“shapes”图片(分辨率为 $64 \text{ pixel} \times 64 \text{ pixel}$)、灰度图“house”和“eyes”(分辨率均为 $64 \text{ pixel} \times 64 \text{ pixel}$),成像结果如图 4 所示。

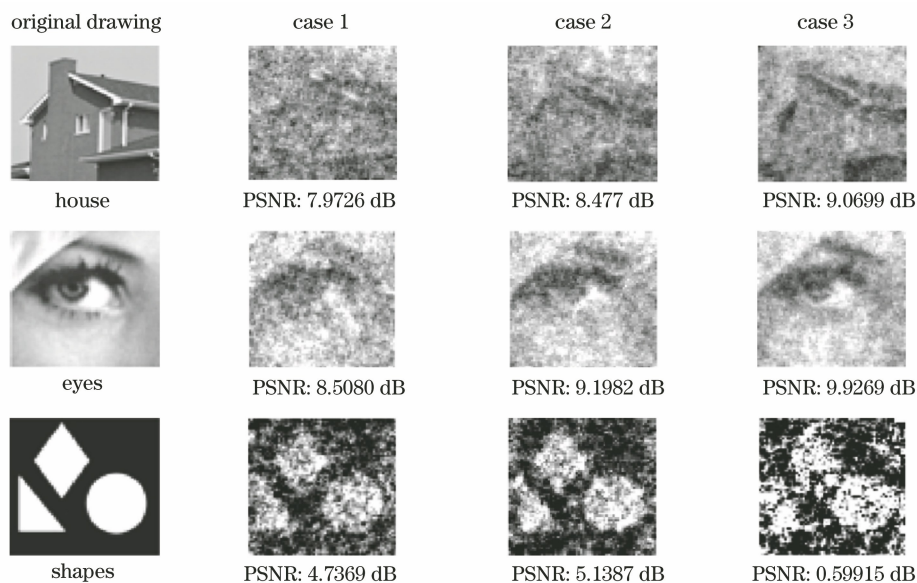


图 4 不同分组数下成像效果对比

Fig. 4 Comparison of imaging effects under different grouping numbers

比较成像结果可以发现,对于“house”图片,情况 1、情况 2、情况 3 成像的 PSNR 分别为 7.9726 dB、8.477 dB、9.0699 dB。情况 1 看不出“house”轮廓,效果最差;情况 3 图形轮廓清晰,效果

最好;情况 2 成像效果介于二者之间。显然,当出现采样数据丢失时,在使用分组扩充法后,在分组不多的情况下,重构图像仍具有较高品质。同时,随着分组扩充组数的增加,PSNR 增大,图像品质提高,这

是因为分组数越多,每组所包含的数据个数越少,在经过方案二处理后,丢失数据所带来的影响会局限于组内,而不会对其他组的数据产生影响。因此,在采样数据个数相同,且丢失概率相同的情况下,分组数越多,受到影响的数据越少,成像效果越好。对于灰度图片“shapes”和“eyes”,可以得到相似结论:情况 3 效果最好;情况 2 次之;情况 1 最差,无法分辨出目标轮廓。分组数对成像质量的影响如图 5 所示,其中实线代表图片成像的 PSNR 随分组数的变化趋势,虚线代表对变化趋势的二次曲线拟合。可以看出,图片成像的 PSNR 随着分组数的增加呈上

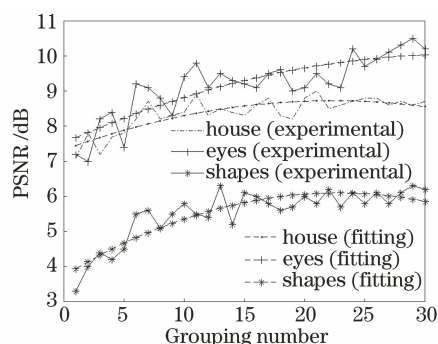


图 5 分组数对成像质量的影响

Fig. 5 Influence of grouping number on imaging quality

升趋势,这进一步验证了本文得出的结论,即随着分组数的增加,鬼成像的成像效果总体呈现上升趋势,且在极端情况(每一组中仅包含一个数据)下,成像效果必然是最好的。然而,从上升的趋势来看,当分组数超过一定值而继续增加时,其改善成像效果的收益在不断下降,并且采样处理的时间也会极大增加,故一味通过增加分组数来获取更好的成像效果显然是不合理的。

4.3 不同丢失概率下方方案二成像仿真

为探究方案二在不同丢失概率下对于成像效果的改善情况,继续利用 MATLAB 进行仿真实验。

为探究丢失概率对成像结果的影响,设计了对比实验,其中分组数为 $K=20$ 。3 种情况为:情况 1 是在丢失概率为 $p=0.01$ 的条件下,采用分组扩充方法处理数据;情况 2 是在丢失概率为 $p=0.02$ 的条件下,采用分组扩充方法处理数据;情况 3 是在丢失概率为 $p=0.03$ 的条件下,采用分组扩充方法处理数据。鬼成像重构算法为正交匹配跟踪算法,采样率为 0.24,成像的目标为 0-1 分布的“shapes”图片(分辨率为 $64 \text{ pixel} \times 64 \text{ pixel}$)、灰度图“house”和“eyes”(分辨率均为 $64 \text{ pixel} \times 64 \text{ pixel}$),成像结果如图 6 所示。

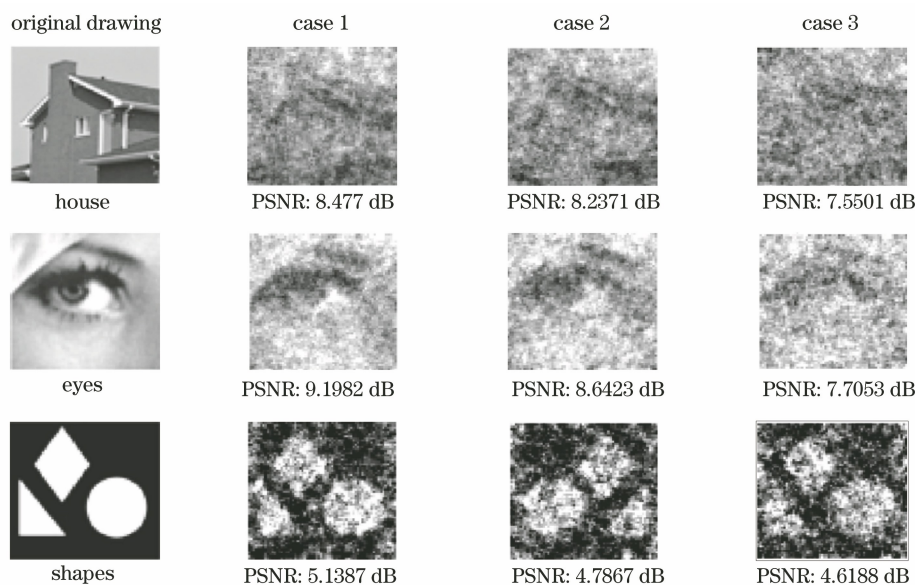


图 6 丢失概率对成像结果的影响

Fig. 6 Effect of loss probability on imaging results

比较成像结果可以发现,对于“eyes”图片,情况 1、情况 2、情况 3 成像的 PSNR 分别为 9.1982 dB、8.6423 dB、7.7053 dB。情况 3 只能看到“eyes”的上部轮廓,效果最差;情况 1 图形轮廓清晰,效果最好;情况 2 成像效果介于二者之间。这是因为丢失

概率越高,经过方案二分组扩充处理后,必定会导致观测值与光场信息不对应的概率增加,成像结果变差。对于灰度图片“shapes”和“house”,可以得到相似结论:情况 1 效果最好;情况 2 次之;情况 3 最差,无法分辨出目标轮廓。丢失概率对成像质量的影响

如图 7 所示,其中实线代表图片成像的 PSNR 随丢失概率的变化趋势,虚线代表对变化趋势的二次曲线拟合。可以看出,图片成像的 PSNR 随着丢失概率的增加呈下降趋势,这进一步验证了本文得到的结论,即随着丢失概率的增加,鬼成像的成像效果总体呈现下降趋势。

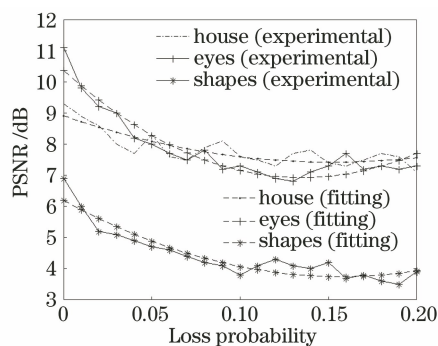


图 7 丢失概率对成像质量的影响

Fig. 7 Effect of loss probability on image quality

通过以上仿真结果发现,对于不同灰度的目标,方案二对成像效果的改善情况存在一定差异。虽然 3 个不同目标的成像效果都随分组数的增加而改善、随丢失概率的增加而降低,但是通过比对发现:越复杂的目标(“house”、“eyes”),所需要的重建精度越高,改善的效果越不明显;对于较简单的目标(“shapes”),改善效果更明显。

5 结 论

提出了一种在采样数据丢失情况下的分组扩充法,即通过分组采样数据并进行扩充,提高丢失少量数据情况下的成像质量。仿真和实验结果均验证了所提方案的有效性。所提方案在某些不能重复采样,同时可能丢失少量采样数据的场景下具有很强的实用性,不会因为少量数据的缺失造成成像的失败,这也使得关联成像在现实场景中的实用性更强。

参 考 文 献

- [1] Cao F. Research on ghost imaging technique and its application[D]. Nanjing: Nanjing University of Posts and Telecommunications, 2019.
曹非. 鬼成像技术及应用研究[D]. 南京: 南京邮电大学, 2019.
- [2] Zhang L. Research on 3D target reconstruction technology based on ghost imaging [D]. Nanjing: Nanjing University of Science and Technology, 2019.
张磊. 基于鬼成像的三维目标重构技术研究[D]. 南京: 南京理工大学, 2019.
- [3] An X F, Li Y Q, Ma H J, et al. Threshold processing of Hadamard coded modulated correlation imaging [J]. Infrared and Laser Engineering, 2018, 47(10): 1041002.
安晓峰, 李艳秋, 马海钰, 等. Hadamard 编码调制关联成像的阈值处理研究[J]. 红外与激光工程, 2018, 47(10): 1041002.
- [4] He Y H. Ghost imaging with X rays and neutrons [D]. Beijing: Institute of Physics, Chinese Academy of Sciences, 2020.
何雨航. X 射线和中子的鬼成像研究[D]. 北京: 中国科学院物理研究所, 2020.
- [5] Zhao S M, Zhao L, Guo H, et al. Research progress on ghost imaging technique [J]. Journal of Nanjing University of Posts and Telecommunications (Natural Science Edition), 2021, 41(1): 65-77.
赵生妹, 赵亮, 郭辉, 等. 鬼成像原理与进展研究 [J]. 南京邮电大学学报(自然科学版), 2021, 41(1): 65-77.
- [6] Yue Y. Ghost imaging based on prefabricated light [D]. Beijing: Beijing University of Posts and Telecom, 2018.
岳永. 基于预制光场的鬼成像研究[D]. 北京: 北京邮电大学, 2018.
- [7] Wang M H, Cao J S, Gao F L. Influence of two-arm symmetry on reconstructed image of compressive sensing for ghost imaging [J]. Optics and Precision Engineering, 2014, 22(6): 1438-1445.
王铭海, 曹军胜, 郜峰利. 双臂对称性对压缩传感用于关联成像重构的影响[J]. 光学 精密工程, 2014, 22(6): 1438-1445.
- [8] Shapiro J H. Computational ghost imaging [J]. Physical Review A, 2008, 78(6): 061802.
- [9] 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.
- [10] Katz O, Bromberg Y, Silberberg Y. Compressive ghost imaging [J]. Applied Physics Letters, 2009, 95(13): 131110.
- [11] Dong X L, Zhao S M, Zheng B Y. Application of compressed sensing in ghost imaging system [J]. Journal of Signal Processing, 2013, 29(6): 677-683.
董小亮, 赵生妹, 郑宝玉. 压缩感知重构算法在“鬼”成像中的应用研究 [J]. 信号处理, 2013, 29(6): 677-683.
- [12] Zhao Y S, Wang Z, Xiao J C. A method, equipment and system for DMD data fault detection: CN106685700A [P]. 2017-05-17.

- 赵一石, 王振, 肖纪臣. 一种 DMD 数据故障检测方法、设备及系统: CN106685700A[P]. 2017-05-17.
- [13] Li L Z, Yao X R, Liu X F, et al. Super-resolution ghost imaging via compressed sensing [J]. *Acta Physica Sinica*, 2014, 63(22): 224201.
李龙珍, 姚旭日, 刘雪峰, 等. 基于压缩感知超分辨率鬼成像[J]. *物理学报*, 2014, 63(22): 224201.
- [14] Dong B, Yao Z H, Li Z, et al. Contrast analysis of compressive sensing OMP and IRLS algorithm in the computational ghost imaging [J]. *Journal of Changchun University of Science and Technology (Natural Science Edition)*, 2016, 39(1): 21-27.
董博, 姚治海, 李喆, 等. 压缩感知 OMP 算法与 IRLS 算法在计算鬼成像中的对比分析[J]. *长春理工大学学报(自然科学版)*, 2016, 39(1): 21-27.
- [15] Wang J, Tong Z S, Hu C Y, et al. Some mathematical problems in ghost imaging [J]. *Acta Optica Sinica*, 2020, 40(1): 0111007.
王健, 童智申, 胡晨昱, 等. 鬼成像中一些数学问题[J]. *光学学报*, 2020, 40(1): 0111007.
- [16] Zhao M, Wang Y, Tian Z M, et al. Method of push-broom underwater ghost imaging computation [J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2019, 56(16): 161101.
赵明, 王钰, 田芷铭, 等. 水下推扫式计算鬼成像的方法[J]. *激光与光电子学进展*, 2019, 56(16): 161101.
- [17] Bai X, Li Y Q, Zhao S M. Differential compressive correlated imaging [J]. *Acta Physica Sinica*, 2013, 62(4): 044209.
白旭, 李永强, 赵生妹. 基于压缩感知的差分关联成像方案研究[J]. *物理学报*, 2013, 62(4): 044209.