

基于压缩感知的后调制远距离三维成像研究

李 东 仓 吉 夏新星 李海峰* 刘向东 刘 旭

(浙江大学现代光学仪器国家重点实验室, 浙江 杭州 310027)

摘要 基于压缩感知(CS)理论,提出使用高功率纳秒脉冲激光器照射远距离目标物体,通过望远系统将目标物体成像到数字微镜阵列(DMD)上,利用 DMD 加载的调制图像对目标物体的像进行调制(后调制),采用光电倍增管(PMT)作为单像素探测器收集调制后的光强,通过压缩感知计算,完成对远距离目标物体的三维图像重建。将此系统应用于远距离三维成像,通过搭建实验系统,分别对距离为 230 m 和 4.5 km 左右的目标物体完成了绝对距离的测量,实现了 64 pixel×64 pixel 的三维成像。同时也证实利用压缩感知进行远距离图像恢复,随着采样率的提高,图像恢复的质量和对比度都有一定程度的提高;目标物体图像越稀疏,重构图像所需的采样次数越少。

关键词 成像系统;三维成像;压缩感知;远距离;后调制

中图分类号 O438 文献标识码 A doi: 10.3788/AOS201434.0111002

Investigation on Back-Modulation Long Distance Three-Dimensional Imaging Based on Compressed Sensing

Li Dong Cang Ji Xia Xinxing Li Haifeng Liu Xiangdong Liu Xu

(State Key Laboratory of Modern Optical Instrumentation, Zhejiang University,
Hangzhou, Zhejiang 310027, China)

Abstract Based on the theory of compressed sensing (CS), the method that the distant target object is illuminated by high power nanosecond pulsed laser and the target object is imaged by the telescope to digital micro-mirror device (DMD) plane is proposed. With the use of the loaded DMD patterns, the image of the target object is modulated (back-modulation), and a photomultiplier tube (PMT) as a single-pixel detector is applied to collect the total light modulated by the patterns, and the reconstruction of three-dimensional (3D) image of the distant target object is completed by the computation of compressed sensing. This system is applied to the imaging of the long-range 3D object. By the built of experimental system, the measurement of the absolute distances of the object at a distance of 230 m and 4.5 km is implemented and the 3D imaging of 64 pixel×64 pixel is realized. It is also demonstrated that for the image recovery of long distance using CS, with the increase of sampling rate, the quality and contrast of the recovered image are improved to some extent. The sparser the image of the object is, the less the number of required samplings for image reconstruction.

Key words imaging systems; three-dimensional imaging; compressed sensing; long distance; back modulation

OCIS codes 100.6890; 110.0110; 110.1758; 110.3010; 110.6880

1 引 言

压缩感知(CS)理论是信号处理中信号采样与恢复的一门新兴理论,它指出在一定条件下,在远低于 Nyquist 采样定理所要求的采样次数下,也能够精确

地重构出原始信号。该理论已被广泛应用于模拟信息采样、遥感成像、医学成像、雷达成像等领域中。

CS 理论最早由数学家 Donoho 等^[1-2]于 2006 年提出,之后该理论很快成为信息处理领域的前沿

收稿日期: 2013-07-07; 收到修改稿日期: 2013-08-21

作者简介: 李 东(1988—),男,硕士研究生,主要从事压缩感知三维成像、多光谱成像方面的研究。

E-mail: lid@zju.edu.cn

导师简介: 刘向东(1963—),男,教授,博士生导师,主要从事光电显示、光学与光电子薄膜以及光学成像等方面的研究。

E-mail: xdliu@zju.edu.cn

* 通信联系人。E-mail: lihaifeng@zju.edu.cn

和热点之一^[3-6]。近年来 CS 理论应用于图像重构的研究已有不少报道,Rice 大学的 Takhar 等^[7-9]提出并实现了一种基于压缩感知的单像素相机,利用数字微镜阵列(DMD)对目标物体的像进行调制(称之为后调制),并由桶探测器记录测量数据,利用算法实现二维成像。2011 年,Rochester 大学的 Howland 等^[10]使用雪崩光电二极管(APD)探测三维目标物体在不同时间反射的光强,分别对不同距离处的目标物体进行压缩感知计算,获得了目标物体的三维信息。2012 年,陈洁等^[11]提出一种基于稀疏约束的鬼成像技术,该技术把经过毛玻璃后的激光光斑成像到远处目标物体上,利用该激光光斑对目标物体进行调制(称之为前调制),并成功对 1 km 处目标物体完成二维和三维图像恢复^[12-13]。2013 年,张硕等^[14]提出了一种基于压缩感知的三维物体成像的简单计算方法,该方法只需两次压缩感知计算即可获得目标物体的三维信息。

以上基于压缩感知后调制成像的研究成果都仅是基于实验室平台的近距离物体实验成像。在基于压缩感知的远距离成像上,后调制模式的优点是可以避免因激光功率过大而造成调制器损伤的问题。本文采用后调制成像系统,提出使用纳秒脉冲激光器照射远距离目标物体,通过望远系统将目标物体成像到数字微镜阵列(DMD)上,利用 DMD 加载的调制图像对目标物体的像进行后调制,采用光电倍增管(PMT)作为单像素探测器收集调制后的光强,通过压缩感知计算方法,获得远距离目标物体的三维图像。

2 压缩感知基本原理

压缩感知理论表明,可以在远低于 Nyquist 采样频率的条件下很好地恢复出目标图像。它可以将图像的采集和压缩过程合二为一,通过 M 次测量来还原 N 维信号,其中 $M < N$ 。压缩感知理论的核心内容主要有两点,即信号的稀疏性表达和测量的非相干性^[15-16]。

1) 信号的稀疏性表达

信号的稀疏性表达是指信号在某个表达基下只有相对较少的系数有较大数值,其他大部分系数都接近于或等于 0。考虑一个 $N \times 1$ 维离散信号 \mathbf{x} ,假设 \mathbf{x} 在列向量为 $\{\boldsymbol{\psi}_i\}$ 的 $N \times N$ 维正交基矩阵 $\boldsymbol{\Psi}$ 上是 K 稀疏的,即信号 \mathbf{x} 可以表示为

$$\mathbf{x} = \sum_{i=1}^N s_i \boldsymbol{\psi}_i \quad \text{or} \quad \mathbf{x} = \boldsymbol{\Psi} \mathbf{s}, \quad (1)$$

式中 \mathbf{s} 是信号 \mathbf{x} 的变换系数向量,如果 \mathbf{s} 只包含 K 个非 0 元素,并且满足 $K \ll N$,则称 \mathbf{s} 为信号 \mathbf{x} 的 K 稀疏表示。对于成像系统,表达基 $\boldsymbol{\Psi}$ 可以选择典型的离散余弦变换基或小波变换基^[17]。

2) 测量的非相干性

测量的非相干性是指信号的表达基 $\boldsymbol{\Psi}$ 和用于探测信号的测量基 $\boldsymbol{\Phi}$ 应该是非相干的。两组基的相干程度^[16]定义为

$$\mu(\boldsymbol{\Phi}, \boldsymbol{\Psi}) = \sqrt{N} \max_{1 \leq k, j \leq n} |\langle \boldsymbol{\phi}_k, \boldsymbol{\psi}_j \rangle|, \quad (2)$$

式中 $\boldsymbol{\phi}_k$ 和 $\boldsymbol{\psi}_j$ 分别是矩阵 $\boldsymbol{\Phi}$ 和 $\boldsymbol{\Psi}$ 的行向量和列向量。相干性的取值范围为 $\mu(\boldsymbol{\Phi}, \boldsymbol{\Psi}) \in [1, \sqrt{N}]$ 。实际应用中可以采用一个完全随机的矩阵作为测量基 $\boldsymbol{\Phi}$ 来满足非相干性要求^[18-19]。

对于一个 $N \times 1$ 维离散信号 \mathbf{x} ,用一个与表达基 $\boldsymbol{\Psi}$ 非相干且大小为 $M \times N$ ($M < N$) 的测量基矩阵 $\boldsymbol{\Phi}$ 对原信号进行线性测量,其测量值为内积运算 $y_i = \langle \mathbf{x}, \boldsymbol{\phi}_i \rangle$ 。加入一个噪声向量 $\boldsymbol{\sigma}$,则整个测量过程可表示为

$$\mathbf{y} = \boldsymbol{\Phi} \mathbf{x} + \boldsymbol{\sigma} = \boldsymbol{\Phi} \boldsymbol{\Psi} \mathbf{s} + \boldsymbol{\sigma} = \mathbf{A} \mathbf{s} + \boldsymbol{\sigma}. \quad (3)$$

由于 $M < N$,因此通过一个指定的测量值 \mathbf{y} 并不能求解出唯一的原信号 \mathbf{x} ,但是信号在满足可稀疏性表达和非相干测量这两个条件时,求解信号 \mathbf{x} 的问题就可以转化为求解凸规划问题:

$$\min_{\mathbf{s}} \frac{1}{2} \|\mathbf{y} - \mathbf{A} \mathbf{s}\|_2^2 + \tau \|\mathbf{s}\|_1, \quad (4)$$

式中 τ 是非负数,表示(4)式中两项加数权重的相对强度, $\|\mathbf{W}\|_b$ 代表 \mathbf{W} 的 l_b 范数。

求解此问题的方法有梯度投影(GPSR)算法^[20]、基追踪(BP)算法^[21]、迭代阈值法^[22]和最小全变分法(TV)^[23]等,本文采用的是 TV 法。

TV 法求解信号 \mathbf{x} 的模型^[23-24]为

$$\min \|\mathbf{x}\|_{\text{TV}} \quad \text{subject to} \quad \|\boldsymbol{\Phi} \mathbf{x} - \mathbf{y}\|_2 \leq \epsilon, \quad (5)$$

$$\|\mathbf{x}\|_{\text{TV}} = \sum_{i,j} \sqrt{(\mathbf{x}_{i+1,j} - \mathbf{x}_{i,j})^2 + (\mathbf{x}_{i,j+1} - \mathbf{x}_{i,j})^2} = \sum_{i,j} |(\nabla \mathbf{x})_{i,j}|, \quad (6)$$

式中 $(\nabla \mathbf{x})_{i,j}$ 为信号在 $\mathbf{x}_{i,j}$ 处的离散梯度, ϵ 为允许的噪声上限。TV 法是基于信号 \mathbf{x} 的离散梯度的稀疏性,所以其计算过程中不需要选择表达基 $\boldsymbol{\Psi}$,信号的稀疏程度 K 可以用信号 \mathbf{x} 中离散梯度非零元的个数表征,对于一幅 $M \times N$ 的二维图像来说,用 $k = K/(M \times N)$ 表示图像的稀疏程度。

3 后调制远距离三维成像系统

成像系统原理图,整个系统可以看作是一个光学计算成像系统。

图 1 所示为基于压缩感知的后调制远距离三维

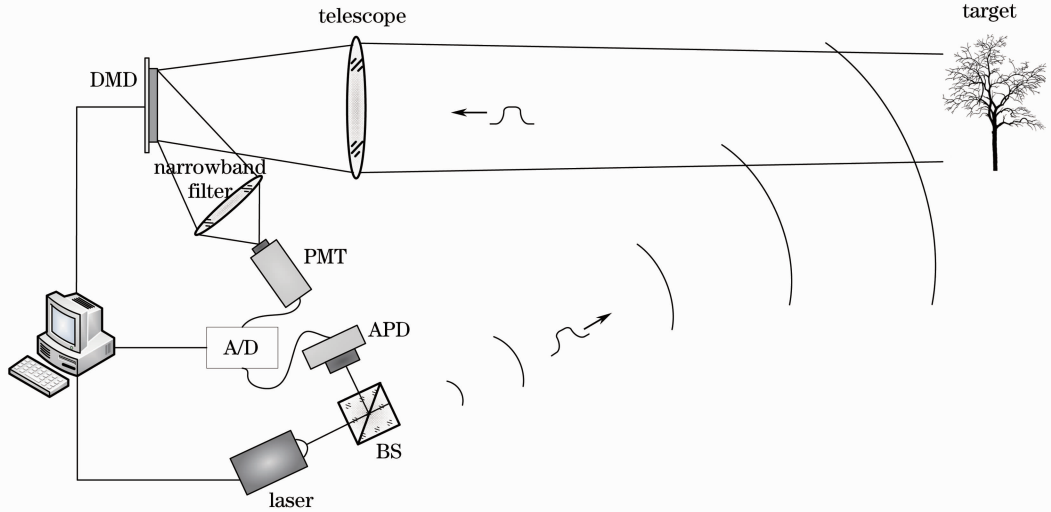


图 1 基于压缩感知的后调制远距离三维成像系统原理图

Fig.1 Schematic diagram of long distance 3D imaging system based on CS and back modulation

脉冲激光器以一定的频率发出脉冲激光,经分束镜(BS)后出射激光分为反射光和透射光两部分,分别作为参考光和测量光。经分束镜反射的参考光直接由光纤接入雪崩光电二极管(APD)探测器进行接收;经分束镜透射的测量光则照明远处含有目标物体的场景。目标物体则通过望远镜成像到数字微镜阵列(DMD)上^[25-26]。DMD是由多个单独寻址的微反射镜组成的阵列,每个反射镜都具有独立的“开”和“关”两种状态,可以对每个像素的光信号实现开关调制。通过这种方式,就可以使目标场景乘以一个DMD加载的二值调制图像。经过DMD调制后反射出来的光由窄带滤光片滤波后聚焦到光电倍增管(PMT)上。参考光信号和测量光信号由同一个高速数据采集卡(A/D)采集,将得到的数据

利用压缩感知算法计算,最终完成目标物体三维图像的恢复。

在整个成像系统中,对于横向分辨率为 $\sqrt{N} \times \sqrt{N}$ 的目标图像,需要将其展开成一个 $N \times 1$ 维的列向量 \mathbf{x} , M 次测量DMD上加载的 M 幅图像应依次是 $M \times N$ 维矩阵 \mathbf{A} 每一行反演的 $\sqrt{N} \times \sqrt{N}$ 图像。通过 M 次独立测量,得到 $M \times 1$ 维的测量值列向量 \mathbf{y} ,并与矩阵 \mathbf{A} 构成非线性方程组,然后利用压缩感知算法即可求解出列向量 \mathbf{x} ,并反演出 $\sqrt{N} \times \sqrt{N}$ 的目标图像。

在三维图像的恢复中,对于DMD的每一幅图像,APD和PMT都将探测到不同时间接收的光强,脉冲激光在整个传播过程中的反射光信号强度

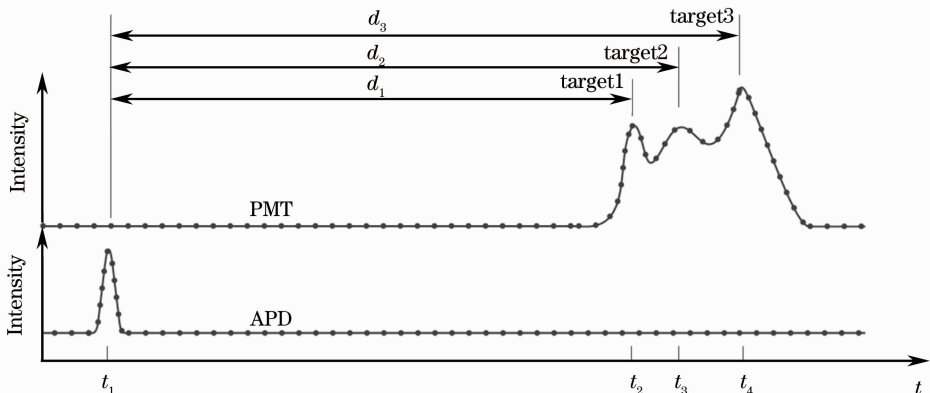


图 2 PMT 和 APD 一次测量采集卡采集的数据示意图

Fig.2 Illustration of the PMT and APD data acquired once by data acquisition board

都随着时间 t 被记录下来,如图 2 所示。通过积分 PMT 通道中不同位置处感兴趣的点就可以建立测量值列向量 \mathbf{y} ,进而计算出不同位置处的图像,最终完成三维图像的恢复。对比 APD 通道和 PMT 通道,可以计算出不同位置图像对应的绝对距离。图 2 中 t_2, t_3, t_4 位置对应的目标物体的绝对距离分别为

$$\begin{aligned} d_1 &= \frac{1}{2}c \times (t_2 - t_1), d_2 = \frac{1}{2}c \times (t_3 - t_1), \\ d_3 &= \frac{1}{2}c \times (t_4 - t_1). \end{aligned} \quad (7)$$

4 后调制远距离三维成像实验

根据后调制远距离三维成像系统原理搭建实验

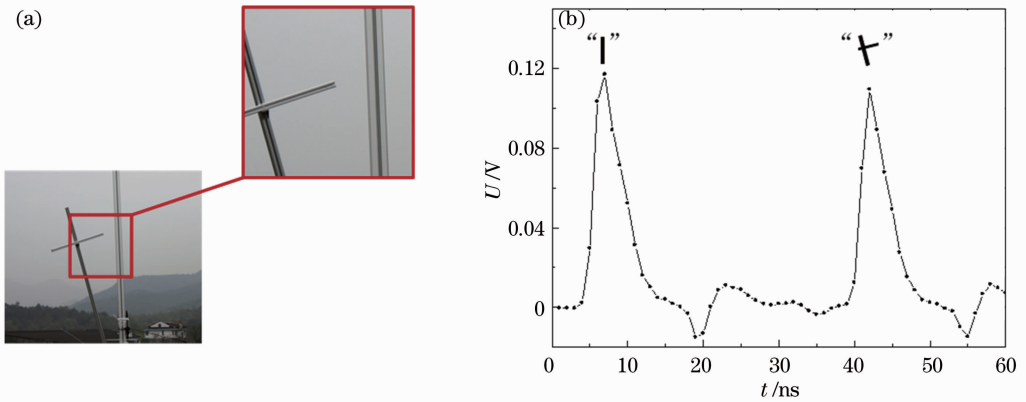


图 3 (a)距离实验装置约 230 m 处放置的两个目标物体;(b)探测器接收到两个目标物体反射的光脉冲信号

Fig. 3 (a) Two objects placed at a distance of 230 m away from imaging system; (b) received pulsed signal reflected by the two objects

将 DMD 的 12×12 个单位面元作为重构图像的一个像素, 768×768 单位面元的 DMD 重构图像的分辨率为 $64 \text{ pixel} \times 64 \text{ pixel}$ 。本次实验中采用 $1 \text{ G} \cdot \text{Byte/s}$ 的高速数据采集卡采集 APD 和 PMT 探测到的信号数据,得到激光脉冲经两个目标物体反射后由 PMT 接收的时间分别是 $t_2 - t_1 = 1530 \text{ ns}$, $t_3 - t_1 = 1565 \text{ ns}$ 。根据(7)式可以计算出物体“|”和物体“T”的绝对距离分别是 229.5 m 和 234.75 m。两物体的相对距离为 5.25 m。图 3(b)为截取的采集卡在 PMT 通道采集的脉冲数据图,图中第一个脉冲峰值对应物体“|”,第二个脉冲峰值对应物体“T”,从图中两个脉冲峰值的间距也可得出两个目标物体的实际纵向间距。

图 4 给出了本系统重构出的图像,重构图像为 $64 \text{ pixel} \times 64 \text{ pixel}$,采样次数均为 $M=1800$ (采样率 $r=43.9\%$)。图 4(a)和(b)为两个脉冲峰值分别各自组成 \mathbf{y} 向量重构出来的图像,图 4(c)为把两个脉

系统。实验中使用 1064 nm 波长的脉冲激光器作为光源,其功率为 2 mJ,并以 2 kHz 的频率发出 2 ns 脉宽的脉冲激光;望远系统采用卡塞格林式望远镜,其口径为 280 mm、焦距为 2.8 m;采用 Texas Instruments 生产的 $1024 \text{ pixel} \times 768 \text{ pixel}$ 的 DMD;窄带滤光片中心波长为 1064 nm、半峰全宽为 5 nm。利用此系统,分别对 230 m 和 4.5 km 处的物体进行三维成像实验。

4.1 距离 230 m 处目标物体的三维成像实验

如图 3(a)所示,目标物体放置在距离实验装置约 230 m 处,两个物体前后间隔约 5 m,目标物体为铝型材,其宽度为 40 mm(宽)和 30 mm(窄)。

冲峰值相加后组成一个 \mathbf{y} 向量重构出来的图像。图 4(d)和(e)分别为对(a)和(b)进行阈值分割处理后图像,图 4(f)中灰度表示距离信息重构出的三维图像。

4.2 距离 4.5 km 处目标物体的三维成像实验

另一组实验采用了高反射率性能的材料来制作目标物体。目标物体放置在距离实验装置约 4.5 km 处,两个目标物体大小均为 2 m(高) \times 1.5 m(宽),其中高反射率材料部分宽度为 25 cm,两物体前后间隔约 10 m。

重构图像分辨率仍为 $64 \text{ pixel} \times 64 \text{ pixel}$ 。本次实验中采用 $2 \text{ G} \cdot \text{Byte/s}$ 的高速数据采集卡采集 APD 和 PMT 的信号数据,脉冲激光经两个目标物体反射后由 PMT 接收的时间分别是 $t_2 - t_1 = 30106 \text{ ns}$, $t_3 - t_1 = 30178 \text{ ns}$ 。根据(7)式可以计算出物体“T”和物体“O”的绝对距离分别是 4515.9 m 和 4526.7 m,“T”和“O”的相对距离为 10.8 m。图 5 为截取的采集卡在

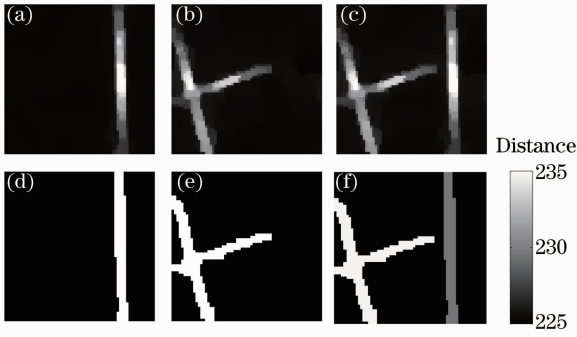


图 4 (a)、(b)为重构出的位于 229.5 m 和 234.75 m 处物体的图像;(c)同时包含两个物体信息重构出的目标物体图像;(d)、(e)分别为(a)、(b)阈值分割后的图像;(f)灰度表示距离重构的三维图像

Fig. 4 Reconstructed images of objects located at (a) 229.5 m and (b) 234.75 m; (c) reconstructed image containing the information of both objects; (d) and (e) are the images of fig. (a) and (b) after threshold processing, respectively; (f) 3D image where the gray value represents the distance

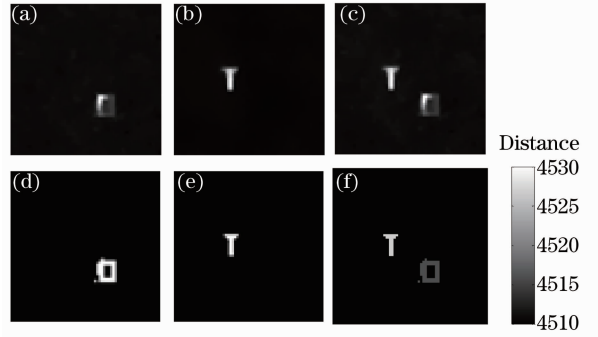


图 6 (a)、(b)为重构出的位于 4515.9 m 和 4526.7 m 处物体的图像;(c)同时包含两个物体信息重构出的目标物体图像;(d)、(e)分别为(a)、(b)阈值分割后的图像;(f)灰度表示距离重构的三维图像

Fig. 6 Reconstructed images of objects located at (a) 4515.9 m and (b) 4526.7 m; (c) reconstructed image containing the information of both objects; (d) and (e) are the images of fig. (a) and (b) after threshold processing, respectively; (f) 3D image where the gray value represents the distance

PMT 通道采集的脉冲数据图,图中两个脉冲峰值分别对应物体“O”和物体“T”,由于本次实验采用 2 G·Byte/s 数据采集卡,在数据采集的准确性上有明显的提升。

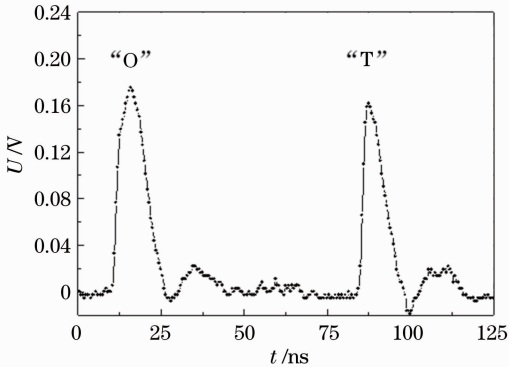


图 5 探测器接收到两个目标物体“O”和“T”反射的光脉冲信号

Fig. 5 Received pulsed signal reflected by the objects of “O” and “T”

系统重构图像如图 6 所示,采样次数均为 $M=2000$ (采样率 $r=48.8\%$)。图 6(a)和(b)为两个脉冲峰值分别各自组成 y 向量重构出来的较清晰的图像,图 6(c)为把两个脉冲峰值相加后组成一个 y 向量重构出来的图像,图 6(d)和(e)分别对应为对(a)和(b)进行阈值分割处理后图像,图 6(f)中灰度表示距离信息的三维图像。在远距离成像上,湍流效应可能会对图像模糊有一定的影响。

4.3 重构图像质量与稀疏性和采样率的关系

以图 7(a)~(c)所示的 3 幅 64 pixel×64 pixel 图像作为原始图像。

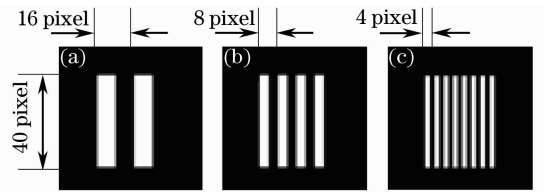


图 7 3 幅代表不同分辨率的原始图像

Fig. 7 3 original images with different resolutions

图 7(a)、(b)、(c)分辨率线对宽度分别为 16、8、4 pixel,分辨率线对高度均为 40 pixel,根据(6)式可得,3 幅原始图像的稀疏程度分别为 $K_a=192, K_b=352, K_c=672$,对应 $k_a=4.7\%, k_b=8.6\%, k_c=16.4\%$ 。分别对 3 幅原始图像在不同采样率下进行压缩感知重构计算。

表 1 给出了 3 幅图像在不同采样率下重构出的图像结果。从表中可以看出,随着采样率的提高,重构图像的分辨率和信噪比都有明显提升,目标图像的稀疏性越好,重构图像所需的采样次数越少。图 8 为重构图像与原始图像均方差(MSE, x_{MSE})随采样率的变化情况。可以看出在采样率为 12.2% 时,已经完全重构出 2 slits 图像;在采样率为 24.4% 时,才能完全重构出 4 slits 图像,而在采样率为 42.7% 时,8 slits 图像才得以完全重构。

表 1 不同采样率 r 下 3 幅原始图像重构结果

Table 1 Reconstructed images of the 3 original images in fig. 7 with different sampling rates

r	3.7%	6.1%	9.8%	13.4%	17.1%	31.7%	39.1%
2 slits							
4 slits							
8 slits							

图 9 给出了实验中不同采样率下,压缩感知算法重构出来的“ \backslash ”物体和“T”物体图像。图中横向对比证实随着采样率的提高,重构图像的质量和对比度都有一定的提升。图中纵向对比证实目标物体的稀疏性越好,重构图像所需的采样次数越少。对“T”物体,当采样率 $r=4.9\%$ 时就已经可以基本分辨出目标物体;而对“ \backslash ”物体,在采样率 $r=14.6\%$ 时才能基本分辨出,并且其对比度仍比较低。

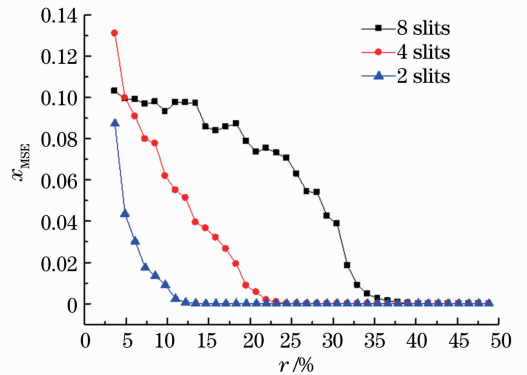


图 8 不同采样率时重构图像与原始图像均方差
Fig. 8 MSE of the reconstructed images and the original images with different sampling rates

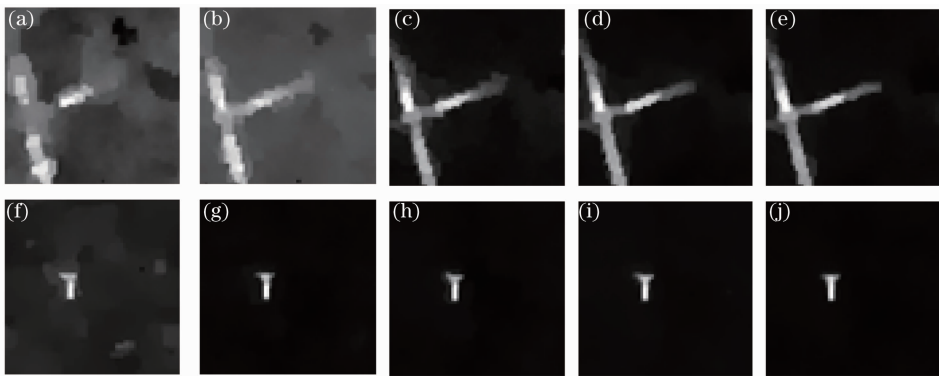


图 9 不同采样率下重构出的“ \backslash ”和“T”目标物体。(a)和(f) $r=4.9\%$; (b)和(g) $r=14.6\%$; (c)和(h) $r=24.4\%$; (d)和(i) $r=34.2\%$; (e)和(j) $r=43.9\%$

Fig. 9 Reconstructed images of the objects with different sampling rates. (a) and (f) $r=4.9\%$; (b) and (g) $r=14.6\%$; (c) and (h) $r=24.4\%$; (d) and (i) $r=34.2\%$; (e) and (j) $r=43.9\%$

5 结 论

对利用压缩感知原理对远距离三维物体图像重建进行了讨论,利用 DMD 加载的调制图像对目标物体的反射光进行后调制,利用 PMT 收集调制后

光强完成了远距离三维物体图像的重建。将此系统应用于后调制远距离三维物体成像,成功对 230 m 和 4.5 km 处的目标物体完成了绝对距离的测量,实现了 $64 \text{ pixel} \times 64 \text{ pixel}$ 的三维成像。同时也证

实在远距离图像恢复上,随着采样率的提高,图像恢复的质量和对比度都有一定程度的提高;目标物体的稀疏性越好,重构图像所需的采样次数越少。

参 考 文 献

- 1 D L Donoho. Compressed sensing [J]. *IEEE Transactions on Information Theory*, 2006, 52(4): 1289–1306.
- 2 E J Candes, J Romberg, T Tao. Robust uncertainty principles; exact signal reconstruction from highly incomplete frequency information [J]. *IEEE Transactions on Information Theory*, 2006, 52(2): 489–509.
- 3 M Lustig, D Donoho, J M Pauly. Sparse MRI; the application of compressed sensing for rapid MR imaging [J]. *Magnetic Resonance in Medicine*, 2007, 58(6): 1182–1195.
- 4 J Bobin, J Starck, R Ottensamer. Compressed sensing in astronomy [J]. *IEEE J Sel Top Signal Processing*, 2008, 2(5): 718–726.
- 5 L C Wai, K Charan, D Takhar, *et al.*. A single-pixel terahertz imaging system based on compressed sensing [J]. *Appl Phys Lett*, 2008, 93(12): 121105.
- 6 Li Yunda, Li Qi, Xia Zhiwei, *et al.*. Simulation on continuous terahertz computed tomography reconstruction algorithms based on compressed sensing [J]. *Acta Optica Sinica*, 2012, 32(s1): s111004.
李运达, 李 琦, 夏志伟, 等. 基于压缩传感的连续太赫兹计算机辅助层析成像重构方法仿真[J]. *光学学报*, 2012, 32(s1): s111004.
- 7 D Takhar, J N Laska, M B Wakin, *et al.*. A new compressive imaging camera architecture using optical-domain compression [C]. *SPIE*, 2006, 6065: 606509.
- 8 M F Duarte, M A Davenport, D Takhar, *et al.*. Single-pixel imaging via compressive sampling [J]. *IEEE Signal Processing Magazine*, 2008, 25(2): 83–91.
- 9 F Magalhes, F M Arajo, M V Correia, *et al.*. Active illumination single-pixel camera based on compressive sensing [J]. *Appl Opt*, 2011, 50(4): 405–414.
- 10 G A Howland, P B Dixon, J C Howell. Photon-counting compressive sensing laser radar for 3D imaging [J]. *Appl Opt*, 2011, 50(31): 5917–5920.
- 11 Chen Jie, Bo Zunwang, Han Shensheng. Sparsity-based ghost imaging with Gaussian-amplitude modulation [J]. *Acta Optica Sinica*, 2013, 33(9): 911003.
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.
- 12 C Zhao, W Gong, M Chen, *et al.*. Ghost imaging lidar via sparsity constraints [J]. *Appl Phys Lett*, 2012, 101(14): 141123.
- 13 W Gong, C Zhao, J Jiao, *et al.*. Three-dimensional ghost imaging lidar [J]. *arXiv preprint arXiv:1301.5767*. 2013.
- 14 Zhang Shuo, Wang Jie, Wang Jincheng, *et al.*. Simple calculation method for three-dimensional imaging based on compressed sensing [J]. *Acta Optica Sinica*, 2013, 33(1): 0111004.
张 硕, 王 杰, 王金成, 等. 基于压缩感知的三维物体成像的简单计算方法[J]. *光学学报*, 2013, 33(1): 0111004.
- 15 R G Baraniuk. Compressive sensing [lecture notes] [J]. *IEEE Signal Processing Magazine*, 2007, 24(4): 118–121.
- 16 E J Candès, M B Wakin. An introduction to compressive sampling [J]. *IEEE Signal Processing Magazine*, 2008, 25(2): 21–30.
- 17 R D Nowak, M A Figueiredo. Fast wavelet-based image deconvolution using the EM algorithm [C]. *Thirty-Fifth Asilomar Conference on Signals, Systems and Computers*, 2001: 371–375.
- 18 J Romberg. Imaging via compressive sampling [J]. *IEEE Signal Processing Magazine*, 2008, 25(2): 14–20.
- 19 J Haupt, R Nowak. Signal reconstruction from noisy random projections [J]. *IEEE Transactions on Information Theory*, 2006, 52(9): 4036–4048.
- 20 M A Figueiredo, R D Nowak, S J Wright. Gradient projection for sparse reconstruction; application to compressed sensing and other inverse problems [J]. *IEEE J Sel Top Signal Processing*, 2007, 1(4): 586–597.
- 21 S S Chen, D L Donoho, M A Saunders. Atomic decomposition by basis pursuit [J]. *SIAM Journal on Scientific Computing*, 1998, 20(1): 33–61.
- 22 K K Herrity, A C Gilber, J A Tropp. Sparse approximation via iterative thresholding [C]. *IEEE*, 2006, 3: III.
- 23 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.
- 24 E Candes, J Romberg. Sparsity and incoherence in compressive sampling [J]. *Inverse Problems*. 2007, 23(3): 969–985.
- 25 D Dudley, W M Duncan, J Slaughter. Emerging digital micromirror device (DMD) applications [C]. *SPIE*, 2003, 4985: 14–25.
- 26 Lu Minghai, Shen Xia, Han Shensheng. 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.

栏目编辑: 李志兰