

基于压缩感知的三维物体成像的简单计算方法

张 硕 王 杰 王金成 李海峰 刘 旭

(浙江大学光电信息工程学系, 浙江 杭州 310027)

摘要 从压缩感知的原理入手,阐述了基于压缩感知的三维物体成像方法。为解决压缩感知三维物体成像计算量大的问题,重点提出了一种三维信息计算的简单方法。此方法通过两次压缩感知计算就可得到位于多个距离处的物体的三维信息,大大减少了计算量。对此方法进行了数值模拟,并分析了采样率的提高对于距离计算精度的影响;建立实际的三维成像系统,实验结果证明了这种方法的可行性。

关键词 成像系统;三维成像方法;数值模拟;实际实验;压缩感知

中图分类号 O438 文献标识码 A doi: 10.3788/AOS201333.0111004

Simple Calculation Method for Three-Dimensional Imaging Based on Compressed Sensing

Zhang Shuo Wang Jie Wang Jincheng Li Haifeng Liu Xu

(Department of Optical Engineering, Zhejiang University, Hangzhou, Zhejiang 310027, China)

Abstract Based on the compressed sensing (CS) theory, an imaging process for three-dimensional (3D) objects is illustrated. In order to solve the problem that the calculation of the 3D imaging based on CS is too large, a simple method of 3D information calculation is proposed, by which only two CS processes are needed to obtain 3D information of objects located at several distances, thus reducing computation greatly. Then, the 3D imaging process is simulated to illustrate the effect of sampling rate on the precision of distance calculations. A real 3D imaging system is built, which shows that this method is workable.

Key words imaging system; three-dimensional imaging method; numerical simulation; actual experiment; compressed sensing

OCIS codes 100.6890; 110.1758; 110.6880

1 引 言

压缩感知(CS)理论是关于信号采样和处理的一门新兴理论。自从 Donoho^[1]和 Candes 等^[2,3]提出压缩感知理论以来,它已经在天文学、生物学、医学、雷达和地震学中得到了广泛的应用。压缩感知理论打破了经典的 Nyquist-Shannon 采样定理对于采样频率的要求,指出在一定条件下,可以用远低于采样定理要求的采样次数重构信号。Rice 大学利用压缩感知的原理发明了单像素相机^[4,5],使用数字微镜器件(DMD)^[6]对目标图像的反射光进行调制,并使用单像素探测器探测反射的总光强,实现二维(2D)目标图像的重构。在此基础上,本文提出使用雪崩光电二极管(APD)作为单像素探测器,配

合纳秒脉冲激光器与 DMD 空间光调制器,探测不同距离处物体反射的光强,然后通过基于压缩感知的计算,获得目标物体的三维(3D)信息。同时,提出了一种基于压缩感知的三维信息的简单计算方法,大大减少了压缩感知用于三维物体成像的计算次数,加速了目标物体三维信息的获取过程。

介绍了压缩感知的基本原理和基于压缩感知的三维物体成像过程,重点介绍了对于位于多个距离处的目标物体进行三维成像的新计算方法。提出的简单方法中压缩感知的计算次数与三维物体的形状、空间距离分布无关,只需要两次压缩感知的计算即可获得目标物体的三维信息。模拟成像对这种方法的计算精度进行了讨论。最后搭建了实验装置,

收稿日期: 2012-07-09; 收到修改稿日期: 2012-09-27

作者简介: 张 硕(1988—),女,硕士研究生,主要从事压缩感知三维成像方面的研究。E-mail: 21030062@zju.edu.cn

导师简介: 刘 旭(1963—),男,教授,博士生导师,主要从事薄膜光学、光电显示、光电检测以及光学成像等方面的研究。

E-mail: liuxu@zju.edu.cn(通信联系人)

通过实验结果验证了此方法的可行性。

2 基于压缩感知的成像原理

2.1 压缩感知基本原理

压缩感知理论建立在信号的稀疏性表达和测量的非相干性的基础上^[7,8]。如果一个信号在某组基向量下的系数含有大量的零元素,则可以称这个信号为稀疏的。自然界中大多数信号是某组基向量下的稀疏信号。对于一个有限长度为 N 的一维离散信号 $\mathbf{x} = (x_1, x_2, \dots, x_N)^T$, 可以用一组标准正交基的线性组合表示为

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

式中 $\boldsymbol{\psi}_i$ 为 $N \times 1$ 的正交基向量, 表达基 $\boldsymbol{\Psi} = \{\boldsymbol{\psi}_1, \boldsymbol{\psi}_2, \dots, \boldsymbol{\psi}_N\}$, 列向量 $\mathbf{s} = (s_1, s_2, \dots, s_N)^T$ 是正交基向量的加权系数。要实现长度为 N 的信号 \mathbf{x} 重构, 需要首先对其进行 M ($M < N$) 次的线性测量, 可用矩阵表示为

$$\mathbf{y} = \boldsymbol{\Phi} \mathbf{x} = \boldsymbol{\Phi} \boldsymbol{\Psi} \mathbf{s}, \quad (2)$$

式中 $\boldsymbol{\Phi}$ 为 $M \times N$ 的测量基, $\mathbf{y} = (y_1, y_2, \dots, y_M)^T$ 为长度为 N 的信号 \mathbf{x} 的线性测量值。测量的非相干性^[7,9,10]是指表达基 $\boldsymbol{\Psi}$ 的列向量不能用测量基 $\boldsymbol{\Phi}$ 的行向量稀疏表示, 反之亦然。当测量基 $\boldsymbol{\Phi}$ 为随机矩阵或伪随机矩阵时, 可以满足与大部分表达基矩阵的非相干性。通常选取随机高斯矩阵^[10,11]、0/1 伯努利矩阵或随机抽样的 Hadamard^[12] 矩阵作为测量基。

求解信号 \mathbf{x} 的问题可以转化成最小 l_1 范数问题^[13], 即

$$\mathbf{s} = \operatorname{argmin}(\|\mathbf{s}\|_{l_1}), \quad \mathbf{y} = \boldsymbol{\Phi} \boldsymbol{\Psi} \mathbf{s} = \boldsymbol{\Theta} \mathbf{s}, \quad (3)$$

其中 $\operatorname{argmin} f(x)$ 为使 $f(x)$ 取最小值的 x 。求解此问题常用的方法有基追踪算法(BP)^[14]、内点法^[15]、梯度投影算法^[16]等。先求解出 \mathbf{s} , 再通过(1)式求解

出 \mathbf{x} 。

此外, 也可以使用最小全变分法(TV法)^[11]进行信号 \mathbf{x} 的求取, 最小全变分法的模型为

$$\operatorname{argmin}[f_{\text{TV}}(\mathbf{x})] \text{ subject to } \boldsymbol{\Phi} \mathbf{x} = \mathbf{y} \quad (4)$$

式中 $f_{\text{TV}}(\mathbf{x}) = \sum_i \|\mathbf{D}_i \mathbf{x}\|$, $\mathbf{D}_i \mathbf{x}$ 为信号值 x_i 处的离散梯度。对于长度为 N 的一维信号 \mathbf{x} , $i < N$ 时, $\mathbf{D}_i \mathbf{x} = x_{i+1} - x_i$; $i = N$ 时, $\mathbf{D}_i \mathbf{x} = 0$ 。TV法是基于信号 \mathbf{x} 的离散梯度是稀疏的, 计算过程中不需要再选择表达基。理论上, TV法只在离散梯度是稀疏的这种情况下适用^[2], 但是经验表明, 它适用于很大范围上的图像的恢复, 对于大部分有明显边缘信息的图像来说, 可以用TV法进行恢复。

2.2 基于压缩感知的三维物体成像原理

与二维物体的成像不同, 为了获得目标物体的距离信息, 需要使用脉冲激光器作为光源, APD作为探测器。与其他单像素探测器相比, APD探测器具有较好的灵敏度和频率响应特性, 可以记录不同时间到达的光子数。在探测之前, 需要构造 $M \times N$ 的测量基 $\boldsymbol{\Phi}$, $\boldsymbol{\Phi}$ 的每一行都可以反演成一幅大小为 $\sqrt{N} \times \sqrt{N}$ 的图像。图1为搭建的系统示意图, 激光器发出的光束经过光学元件扩束和反射之后照射在DMD上, DMD加载由测量基 $\boldsymbol{\Phi}$ 的一行反演出的一副图像。DMD通过加载的图像对激光光束进行调制后, 光束照射在前方位于不同距离处的多个平面物体上, 这些平面物体正对实验装置放置(如图1中的 object 1, object 2, ..., object n 所示), 物体反射的总光强由APD探测器进行收集。由于不同距离处的反射光到达探测器的时间不同, 如图2所示, 每一次测量, APD探测器收集到的信号有着多个峰值。每一个峰值对应一个目标物体。

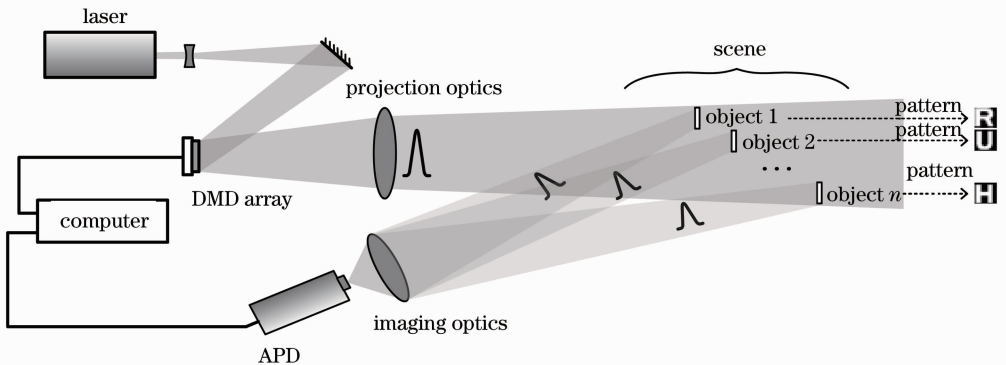


图1 基于压缩感知的三维物体成像系统图

Fig. 1 Experimental setup for 3D imaging based on CS

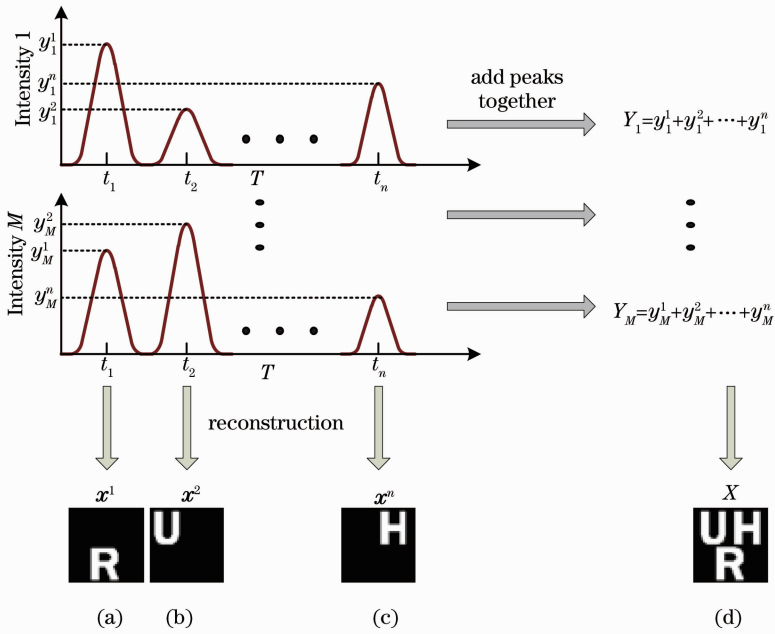


图 2 对图 1 中物体 M 次测量获得的信号。(a) y^1 重构的图像；(b) y^2 重构的图像；(c) y^n 重构的图像；
(d) 每一次测量的峰值和组成的信号列 Y 重构的图像

Fig. 2 Signals of objects in Fig. 1 for M measurements. (a) Image constructed by signal y^1 , (b) image constructed by signal y^2 , (c) image constructed by signal y^n ; (d) image constructed by signal Y obtained by adding the peaks for each measurement together

M 次探测之后, 对应于 object 1 的 M 个峰值组成了探测信号 $\mathbf{y}^1 = (y_1^1, y_2^1, \dots, y_M^1)^\top$ 。由(2) 式可得 $\mathbf{y}^1 = \Phi \mathbf{x}^1 = \Phi \Psi \mathbf{s}^1$, 其中 \mathbf{x}^1 是对应于 object 1 的 N 维列向量, 由其可以反演出大小为 $\sqrt{N} \times \sqrt{N}$ 的 object 1 的图像。 \mathbf{x}^1 求取过程如下: 根据需要选取合适的表达基 Ψ (如 Haar 小波基, 离散余弦变换基等), 使信号 \mathbf{x}^1 在此表达基下能够稀疏表示, 构造如(3) 式所示的最小 l_1 范数问题, 求解出 \mathbf{s}^1 , 进而求解出 \mathbf{x}^1 ; 由于大多数有明显边缘信息的图像都可以用 TV 法恢复, 故可以构造(4) 式所示的 TV 算法模型, 求解出 \mathbf{x}^1 。如图 2(a) 所示, 由于探测信号 \mathbf{y}^1 中只包含了 object 1 的信息, 所以由 \mathbf{x}^1 反演的图像中只有 object 1 的图案, 其他部分都为黑色。同时, APD 探测器记录 object 1 的反射光到达探测器的时间 t_1 , 根据公式 $d = ct/2$ (c 为光速) 可以求取 object 1 与探测器之间的距离 d_1 。由 \mathbf{x}^1 和 d_1 , 即可获得 object 1 的三维信息。同理, 从 $\mathbf{y}^2 = \Phi \mathbf{x}^2, \dots, \mathbf{y}^n = \Phi \mathbf{x}^n$, 可以获得 object 2, \dots , object n 的三维信息。即获取位于不同平面的 n 个物体的三维信息, 需要经过 n 次压缩感知的计算。

2.3 基于压缩感知的三维物体成像的简单计算方法

与传统的信号获取方式相比, 压缩感知将压缩和采样过程合并进行, 在降低了采样率的同时, 后期的重构算法却相对复杂。如何减少计算量, 提高重

构速度是压缩感知算法在实际应用中需要解决的问题。由上述论述可知, 为了获取位于不同平面的 n 个物体的三维信息, 需要对这 n 个物体分别进行压缩感知的计算。为了加快运算速度, 有两种方法可以考虑: 1) 降低压缩感知的计算次数; 2) 减少每一次压缩感知的计算量。由于目前对于第二种方法的研究已趋于成熟, 本文主要考虑第一种方法, 从降低压缩感知计算次数的角度来加快三维信息的获取。

将 $\mathbf{y}^1 = \Phi \mathbf{x}^1, \mathbf{y}^2 = \Phi \mathbf{x}^2, \dots, \mathbf{y}^n = \Phi \mathbf{x}^n$ 写成一个等式的形式, 即

$$[\mathbf{y}^1, \mathbf{y}^2, \dots, \mathbf{y}^n] = \Phi [\mathbf{x}^1, \mathbf{x}^2, \dots, \mathbf{x}^n], \quad (5)$$

式中 $[\mathbf{y}^1, \mathbf{y}^2, \dots, \mathbf{y}^n]$ 为 $M \times n$ 的矩阵, $[\mathbf{x}^1, \mathbf{x}^2, \dots, \mathbf{x}^n]$ 为 $N \times n$ 的矩阵, 由(5) 式可知

$$\mathbf{y}^1 + \mathbf{y}^2 + \dots + \mathbf{y}^n = \Phi (\mathbf{x}^1 + \mathbf{x}^2 + \dots + \mathbf{x}^n), \quad (6)$$

记为 $\mathbf{Y} = \Phi \mathbf{X}$, 其中 $\mathbf{X} = \mathbf{x}^1 + \mathbf{x}^2 + \dots + \mathbf{x}^n, \mathbf{Y} = \mathbf{y}^1 + \mathbf{y}^2 + \dots + \mathbf{y}^n$, 即对于第 i 次测量, 需要将获得的光强信号的所有峰值相加获得 \mathbf{Y} 的第 i 个元素 Y_i , 将 M 次测量的峰值分别相加, 便可以获得 \mathbf{Y} 。对于 $\mathbf{Y} = \Phi \mathbf{X}$, 根据需要选取合适的表达基 Ψ (如 Haar 小波基, 离散余弦变换基等), 使信号 \mathbf{X} 在此表达基下能够稀疏表示, 构造如(3) 式所示的最小 l_1 范数问题, 求解出 \mathbf{X} ; 由于大多数有明显边缘信息的图像都可以用 TV 法恢复, 故可以构造(4) 式所示的 TV 算法

模型,求解出 \mathbf{X} 。如图 2(d)所示,可以将所有的物体(object 1, object 2, ..., object n)重构在同一幅图像上。通过公式 $d = ct/2$,可以获得各个峰值对应的距离(d_1, d_2, \dots, d_n)。但是,仅仅进行上述的运算,并不能使距离信息和图 2(d)中各个目标物体的图案对应,即并不能获得这 n 个物体的三维信息。

所以,需要进行额外的运算以获得各个目标物体的实际距离。

这里,需要构造一个与距离有关的函数 $f(d)$,对于每一次探测,各个峰值对应的距离可以通过公式 $d = ct/2$ 获得,使用距离函数 $f(d)$ 对各峰值进行调制,由 $\mathbf{y}^1 = \Phi\mathbf{x}^1, \mathbf{y}^2 = \Phi\mathbf{x}^2, \dots, \mathbf{y}^n = \Phi\mathbf{x}^n$ 可知

$$f(d_1) \cdot \mathbf{y}^1 = f(d_1) \cdot \Phi\mathbf{x}^1, f(d_2) \cdot \mathbf{y}^2 = f(d_2) \cdot \Phi\mathbf{x}^2, \dots, f(d_n) \cdot \mathbf{y}^n = f(d_n) \cdot \Phi\mathbf{x}^n. \quad (7)$$

将上述等式左右两端相加可得

$$f(d_1)\mathbf{y}^1 + f(d_2)\mathbf{y}^2 + \dots + f(d_n)\mathbf{y}^n = \Phi[f(d_1)\mathbf{x}^1 + f(d_2)\mathbf{x}^2 + \dots + f(d_n)\mathbf{x}^n], \quad (8)$$

记为 $\mathbf{Y}' = \Phi\mathbf{X}'$,其中 $\mathbf{X}' = f(d_1)\mathbf{x}^1 + f(d_2)\mathbf{x}^2 + \dots + f(d_n)\mathbf{x}^n, \mathbf{Y}' = f(d_1)\mathbf{y}^1 + f(d_2)\mathbf{y}^2 + \dots + f(d_n)\mathbf{y}^n$,即对于第 i 次探测获得的多峰值的光强信号,将所有的峰值乘以各自对应的距离函数,然后相加得到 \mathbf{Y}'_i ,对 M 次测量的峰值进行上述处理,便可获得 \mathbf{Y}' 。通

过一次 CS 运算求解出 \mathbf{X}' ,从而得到由其反演出的图像。如表 1 中“ \mathbf{X}' ”栏所示,由 \mathbf{X}' 反演出的图像不仅包含了所有物体的图案,也包含了各个图案的距离信息。

表 1 不同采样率 r 时图 2 中物体压缩感知的计算结果

Table 1 Images of objects in Fig. 2 obtained by CS calculations for different sampling rates r

$r/\%$	10	11	12	13
\mathbf{X}				
\mathbf{X}'				
Threshold segmentation				
Depth map				

由于目标物体是不透明的,即探测器不可能透过一个物体获得另一个物体的光强信息,那么如图 2(a)~(c)所示, $\mathbf{x}^1, \mathbf{x}^2, \dots, \mathbf{x}^n$ 反演出的图像只有对应于各自目标物体的那一部分有图案,其他的部分都为黑色,则(5)式中 $N \times n$ 的矩阵 $[\mathbf{x}^1, \mathbf{x}^2, \dots, \mathbf{x}^n]$ 每一行最多只有一个元素为非零值。假设第 i 行存在非零值 $\mathbf{x}^j_i (1 \leq j \leq n)$,即物体 object j 对应的 \mathbf{x}^j 的第 i 个元素不为零,由 $\mathbf{X} = \mathbf{x}^1 + \mathbf{x}^2 + \dots + \mathbf{x}^n$ 可知,其第 i 个元素 $\mathbf{X}_i = \mathbf{x}^j_i$,同理由 $\mathbf{X}' = f(d_1)\mathbf{x}^1 + f(d_2)\mathbf{x}^2 + \dots + f(d_n)\mathbf{x}^n$ 可知, $\mathbf{X}'_i = f(d_j)\mathbf{x}^j_i$ 。由 $\mathbf{X}'_i/\mathbf{X}_i$ 可以获

得 $f(d_j)$,由于距离函数 $f(d)$ 已知,可以求解出 d_j ,即 \mathbf{x}^j_i 对应的距离信息。将 \mathbf{X}', \mathbf{X} 所有对应的非零元相除,即可获得这些非零元对应的距离信息。

综上所述,这种计算方法并不需要改变信号的获取过程,而是通过后期的运算减少了压缩感知的计算次数。该方法通过两次压缩感知的计算即可求出 \mathbf{X}, \mathbf{X}' ,其中 \mathbf{X} 包含了所有物体的纹理信息,再将 \mathbf{X}', \mathbf{X} 对应的非零元相除,即可获得 \mathbf{X} 反演出的图像中所有非零像素对应的距离。

3 数值模拟与成像实验

3.1 三维物体成像模拟

视场中的四个平面物体“U”、“R”、“H”、“F”如图3放置,重构图像分辨率为 $64 \text{ pixel} \times 64 \text{ pixel}$,则重构的像素总数 $N = 4096$ 。对视场内的物体进行 M 次投影和探测。每一次探测,探测器探测到的4个脉冲对应的时间分别为: $t_1 = 60 \text{ ns}$, $t_2 = 80 \text{ ns}$, $t_3 = 100 \text{ ns}$, $t_4 = 120 \text{ ns}$ 。根据 $d = ct/2$ 可以得知,目标物体分布的位置为 $d_1 = 9 \text{ m}$, $d_2 = 12 \text{ m}$, $d_3 = 15 \text{ m}$, $d_4 = 18 \text{ m}$ 。构造(6)式,并用压缩感知计算出 \mathbf{X} 。然后构建距离函数 $f(d) = (d - d_1)/(d_4 - d_1) + 1$,由此可以获得(8)式,再经过一次压缩感知的计算可以得到 \mathbf{X}' 。由于大多数有着明显边缘信息的图像可以使用TV法进行重构,本文使用随机抽样的Hadamard矩阵作为测量基 Φ ,使用TV法进行 \mathbf{X} , \mathbf{X}' 的求解。 \mathbf{X} , \mathbf{X}' 值调整到 $0 \sim 255$,反演出的图像如表1所示,其中 $r = M/N$ 是采样率。由表1可知,当采样率增大时, \mathbf{X} , \mathbf{X}' 对应的重构图像的清晰度也随之增强。其中 \mathbf{X} 对应的图像只包含了目标物体的纹理信息,而 \mathbf{X}' 不仅包含了纹理信息,也包含了目标物体的距离信息。 \mathbf{X}' 对应的图像中,“F”、“H”、“R”、“U”的亮度递减,表明其对应的距离从远到近。在将 \mathbf{X}' , \mathbf{X} 对应元相除得到距离信息之前,需要对 \mathbf{X} 或 \mathbf{X}' 反演出的图像进行阈值分割从而将字母图案同背景分离开来。此处对 \mathbf{X} 反演出的图像进行阈值分割:设定阈值,将 \mathbf{X} 中低于此阈值的元素设为0,其他元素设为255,反演出的图像如表1

中“Threshold segmentation”所示。 \mathbf{X} , \mathbf{X}' 对应于“Threshold segmentation”中的图像亮的部分的数据为有效数据。用 \mathbf{X}' , \mathbf{X} 对应的有效数据相除获得 $f(d)$,然后根据 $d = [f(d) - 1](d_4 - d_1) + d_1$ 得到距离。将求取出的距离调整至 $0 \sim 255$,同样可以反演出一幅图像,如表1中“Depth map”所示。

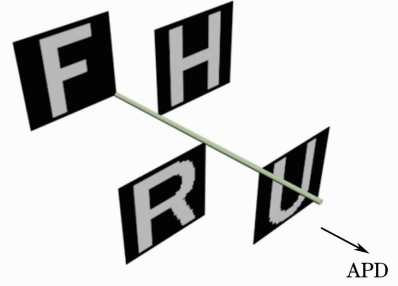


图3 位于不同距离处的4个物体

Fig. 3 Four objects located at different distances

由于每一个字母图案由多个像素点组成,每一个像素点在“Depth map”中都有对应的距离。通过对“Depth map”中每个字母图案像素点对应的距离的均值和标准差的计算,来进行距离计算精度的分析。图4中,横轴为不同的采样率 $r = M/N$,不同数据点对应不同的字母图案。以字母“F”为例,随着采样率的增加,距离值的均值趋近于设定的距离 18 m ,而标准差也逐渐趋于0。因此,采样率的增加可以使距离值的计算更为精确。由图4还可知, r 值为 $10\% \sim 20\%$ 时,均值和标准差的变化较大,即在此区区间距离值的计算精度有很大提高。

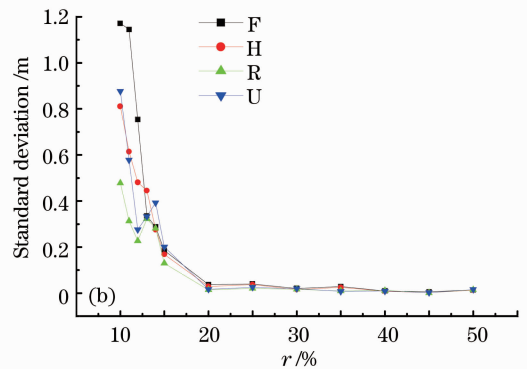
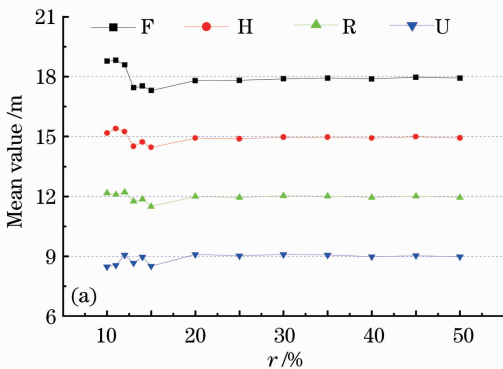


图4 不同采样率时计算出的距离信息的均值和标准差。(a)均值;(b)标准差

Fig. 4 Mean values and standard deviations of calculated distances for different sampling rates. (a) Mean values; (b) standard deviations

3.2 三维物体成像实验

实际的三个平面物体的放置如图5(a)所示,三个图案为“R”、“U”、“H”的目标物体分别放置在APD探测器前。脉冲激光器的波长为 532 nm ,峰值功率

为 60 mW ,脉宽为 2 ns 。实验中使用Texas Instruments生产的DMD。重构图像分辨率为 $64 \text{ pixel} \times 64 \text{ pixel}$,每一次探测,探测器探测到的三个脉冲对应的时间分别为 $t_1 = 60 \text{ ns}$, $t_2 = 80 \text{ ns}$, $t_3 =$

100 ns,可知三个目标物体位于探测器前 $d_1=9$ m, $d_2=12$ m, $d_3=15$ m 处。

不使用简单方法,需要经过三次压缩感知的计

算分别获得三个目标物体的图案。图 5(b)~(d)分别为 $M=2000$ (采样率 $r=48.8\%$)时三个物体重构的结果。

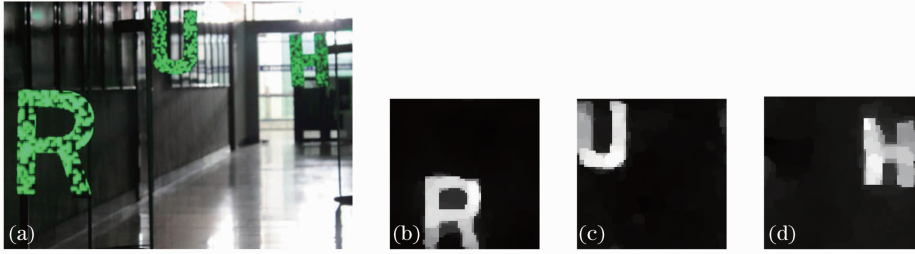


图 5 (a)经过 DMD 调制的激光束照射在实验物体上;(b),(c),(d)不使用简单方法时通过三次压缩感知获得的目标物体图像

Fig. 5 (a) Objects are irradiated by the laser modulated by DMD; (b),(c),(d) images of objects obtained by 3 CS processes without the simple method

使用简单方法,需要构造(6)式,并用压缩感知计算出 \mathbf{X} 。然后,构建距离函数 $f(d)=(d-9)/6+1$,从而获得(8)式,再经过一次压缩感知的计算可以得到 \mathbf{X}' 。图 6 为当采样数目 M 为 2000(采样率 $r=48.8\%$)时,压缩感知计算的结果。图 6(a),(b)分别为当 $M=2000$ 时,将 \mathbf{X}, \mathbf{X}' 的元素值线性调整至 $0\sim 255$ 时反演出的结果。与模拟不同,由于“R”、“U”、“H”放置由近到远,每一次探测,实际 APD 探测器获得的信号峰值对应于“R”的最强,“U”次之,“H”最弱,所以在 \mathbf{X} 反演出的图像里,重构的三个图形亮度是递减的关系。对图 6(b)设定一个阈值,将大于等于这个阈值的部分设为 255,小于阈值的部分设为 0,阈值分割的结果如图 6(c)所示。计算距离时, \mathbf{X}, \mathbf{X}' 中对应于图 6(c)中亮的部分的数据为

有效数据。将计算出的距离信息线性调整至 $0\sim 255$,反演出的图像如图 6(d)所示:黑色的部分是背景,其他像素灰度值的大小对应于距离的多少。表 2 为 $M=2000$ 时,各个字母图案可用于计算距离的有效数据点个数以及计算出的距离的均值和方差。

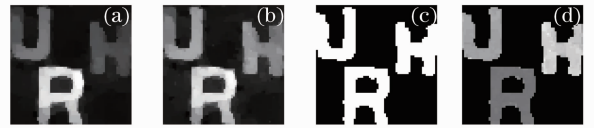


图 6 (a) $M=2000$ 时 \mathbf{X} 反演出的图像;(b) $M=2000$ 时 \mathbf{X}' 反演出的图像;(c)对(a)阈值分割的结果;(d) $M=2000$ 时目标物体的距离信息

Fig. 6 (a) Image corresponding to \mathbf{X} when $M=2000$; (b) image corresponding to \mathbf{X}' when $M=2000$; (c) threshold segmentation for (a); (d) depth map of reconstructed objects when $M=2000$

表 2 $M=2000$ 时距离计算结果的统计

Table 2 Statistics of calculated distance when $M=2000$

Object	Valid number	Actual distance /m	Mean /m	Standard deviation /m
“R”	512	9	9.4	0.2
“U”	376	12	12.2	0.4
“H”	431	15	14.7	0.7

4 结 论

对基于压缩感知的三维物体成像方法进行了讨论。为了获得位于不同距离处的目标物体的三维信息,通常需要进行多次的压缩感知的计算。提出了一种三维信息计算的简单方法:将距离信息加入压缩感知的计算,只需要两次压缩感知的计算就可以获得目标物体的三维信息,大大地减少了计算量。对于这种简单方法进行了数据模拟,分析了采样次

数对于距离计算结果的影响:随着采样率的增加,距离的计算精度有所提高,采样率从 10% 增加至 20% 时,距离计算精度的提高最为明显。搭建了实验系统,建立了位于不同平面的三个物体的模型,证明了这种方法的可行性。

参 考 文 献

- 1 D. Donoho. Compressed sensing [J]. *IEEE Trans. Information Theory*, 2006, **52**(4): 1289~1306

- 2 E. Candes, J. Romberg, T. Tao. Robust uncertainty principles; Exact signal reconstruction from highly incomplete frequency information [J]. *IEEE Trans. Information Theory*, 2006, **52**(2): 489~509
- 3 E. Candes. Compressive sampling [C]. Proceedings of International Congress of Mathematicians, 2006. 1433~1452
- 4 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
- 5 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
- 6 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
- 7 R. Barani. Compressive sensing [J]. *IEEE Signal Processing Magazine*, 2007, **24**(4): 118~124
- 8 E. Candes, M. Wakin. An introduction to compressive sampling [J]. *IEEE Signal Processing Magazine*, 2008, **25**(2): 21~30
- 9 E. Candes, J. Romberg. Sparsity and incoherence in compressive sampling [J]. *Inverse Problems*, 2007, **23**(3): 969~985
- 10 E. Candes, T. Tao. Decoding by linear programming [J]. *IEEE Trans. Information Theory*, 2005, **51**(12): 4203~4215
- 11 E. Candes, J. Romberg, T. Tao. Stable signal recovery from incomplete and inaccurate measurements [J]. *Communications on Pure and Applied Mathematics*, 2006, **59**(8): 1207~1223
- 12 R. A. DeVerse, R. R. Coifman, A. C. Coppi *et al.*. Application of spatial light modulators for new modalities in spectrometry and imaging [C]. *SPIE*, 2003, **4959**: 12~22
- 13 D. Donoho. For most large underdetermined systems of linear equations, the minimal l_1 norm solution is also the sparsest solution [J]. *Communications on Pure and Applied Mathematics*, 2006, **59**(6): 797~829
- 14 S. Chen, D. Donoho, M. Saunders. Atomic decomposition by basis pursuit [J]. *SIAM J. Scientific Computing*, 1998, **20**(1): 33~61
- 15 S. Kim, K. Koh, M. Lustig *et al.*. An interior-point method for large-scale l_1 regularized least squares [J]. *IEEE J. Sel. Top. Signal Processing*, 2007, **1**(4): 606~617
- 16 M. Figueiredo, R. Nowak, S. 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

栏目编辑: 李文喆