

并行可见光焦平面压缩成像系统

欧阳瑶, 陈靖

北京理工大学光电学院光电成像技术与系统教育部重点实验室, 北京 100081

摘要 基于压缩感知的理论,设计了一个并行可见光焦平面压缩成像系统,将自然图像进行分块压缩成像。由于选用的是面阵探测器,所以整幅图像的每一个小块图像的采样是同时进行的。成像实验部分,选用0、1二值随机伯努利矩阵作为测量矩阵,重构出了不同的目标图像。实验结果表明,这种分块压缩成像的方式可以减少采样次数,避免由于测量矩阵过大而带来的存储和计算问题,实物系统十分适合高分辨率成像。

关键词 成像系统; 计算成像; 压缩感知; 高分辨率成像

中图分类号 O439 **文献标识码** A

doi: 10.3788/LOP54.021102

Compressive Imaging System Based on Parallel Visible Light Focal Plane

Ouyang Yao, Chen Jing

*Key Laboratory of Photoelectronic Imaging Technology and System, Ministry of Education,
School of Optoelectronics, Beijing Institute of Technology, Beijing 100081, China*

Abstract Based on the compressed sensing theory, a compressive imaging system with parallel visible light focal plane is proposed. The system reconstructs the original image based on block compressed sensing imaging. Due to the use of a panel detector, every small block of the image is sampled at the same time. In the part of the imaging experiment, 0, 1 binary Bernoulli measurement matrices are served as the measurement matrices to reconstruct different target images. Experimental results show that the method of parallel blocked-based compressive imaging system not only decreases the number of sampling, but also avoids a great deal of memory space and calculation because of the excessive measurement matrices. And the proposed imaging system is suitable for high resolution image reconstruction.

Key words imaging systems; computational imaging; compressive sensing; high-resolution imaging

OCIS codes 110.1758; 100.2550; 100.3010

1 引言

传统的信号采集必须满足香农-奈奎斯特采样定理才能使信号精确重构。而实际上在信号或图像处理过程中,只保留了某些重要数据,其中一大部分数据被舍弃,造成了大量的计算资源浪费。2006年,Candes等^[1-2]提出了压缩感知的概念,该理论表示如果信号是稀疏的或者在某个变换域内是稀疏的,则可以利用少量非相关的压缩采样,通过稀疏优化算法实现信号的高精度重构。该理论一经提出,便引起了广泛的关注。目前已在图像压缩^[3]、雷达探测^[4-6]、医疗成像^[7-8]、图像加密^[9-10]、三维物体成像^[11]等领域得到了广泛的应用。

压缩成像(CI)技术是基于压缩感知而发展起来的新兴领域。压缩感知针对的是稀疏可压缩的信号,而图像信息的可压缩特性使其成为该领域的研究热点。压缩成像系统的研制和开发能够有效地缓解高速采样的实现压力,从源头上大幅度降低所需获取的图像数据量,从根本上解决海量图像数据的生成和传输问题,

收稿日期: 2016-10-17; **收到修改稿日期:** 2016-10-24

基金项目: 国家自然科学基金(61271375)

作者简介: 欧阳瑶(1991—),女,硕士研究生,主要从事压缩成像方面的研究。E-mail: quintetouyang@163.com

导师简介: 陈靖(1974—),女,博士,副研究员,主要从事压缩成像、计算机视觉、虚拟现实与增强现实等方面的研究。

E-mail: chen74jing29@bit.edu.cn(通信联系人)

使得采用低成本的传感器实现高分辨率的数字成像成为可能。目前在这方面的研究有很多:1) 通过编码孔径来进行高分辨率成像和视频重建,其中具有代表性的有 Duke 大学研究小组设计的压缩编码孔径成像系统^[12];2) 借助数字微镜器件(DMD)编码来实现压缩成像,其中最具代表的是 2007 年 Rice 大学设计的单像素相机^[13],DMD 微镜将采样目标光线反射到光电倍增管上,利用一个像素记录的多次电压值来重构出原始图像。然而,单像素压缩成像系统是以串行工作方式输出压缩采样的图像信号,过程较为耗时,对于运动场景或视频图像的压缩成像具有一定的局限性。针对这个问题,很多研究人员对其进行了改进。一方面,对压缩成像系统进行了设计^[14-17],使得系统更加紧凑,成像质量更好。另一方面,选用更加合理的面阵或者线阵探测器,通过并行采样的方式实现了超分辨成像。本文设计的并行可见光焦平面压缩感知成像系统,运用并行分块压缩成像的方法,成功地恢复出了目标图像。系统地解决了高分辨率图像重构中高计算量和大存储量的问题。与传统的单像素相机成像方式相比,并行分块压缩成像方式可以大量减少采样次数。

2 压缩传感理论

压缩感知理论指出对于 \mathbf{R}^N 空间的 N 维信号 \mathbf{x} , 如果可以找到某个正交基或紧框架 Ψ , 使其在 Ψ 上的表示是稀疏的, 即满足 $\mathbf{x} = \Psi\boldsymbol{\alpha}$, $\boldsymbol{\alpha}$ 为稀疏向量。那么, 就可用一个与变换基 Ψ 不相关并且满足路由信息协议(RIP)性质的 $M \times N$ ($M \ll N$) 维的测量矩阵 $\Phi = [\Phi_1 \ \Phi_2 \ \cdots \ \Phi_M]^T$ 将高维信号投影至低维空间, 从而获得测量集合 $\mathbf{y} \in \mathbf{R}^M$ 。

$$\mathbf{y} = \Phi\mathbf{x} = \Phi\Psi\boldsymbol{\alpha}, \quad (1)$$

但由于 $M < N$, 即方程的个数少于未知数的个数, 属于欠定问题无法求解。然而, 如果 $\boldsymbol{\alpha}$ 具有 K 项稀疏性 ($K \ll N$), 当测量矩阵满足 RIP 准则时, 由压缩感知理论可将稀疏度为 K 的信号 \mathbf{x} 从 M 维的测量值 \mathbf{y} 中正确地恢复出来。其最直接的方法是通过 l_0 范数求解最优化问题, 即

$$\min_{\boldsymbol{\alpha}} \|\boldsymbol{\alpha}\|_{l_0} \quad \text{s.t. } \mathbf{y} = \Phi\Psi\boldsymbol{\alpha}. \quad (2)$$

文献[18-19]的研究结果表明, l_1 最小范数在一定条件下和 l_0 最小范数具有等价性, 可获得相同的解, 即(2)式可转化为 l_1 最小范数下的最优化问题, 则

$$\min_{\boldsymbol{\alpha}} \|\boldsymbol{\alpha}\|_{l_1} \quad \text{s.t. } \mathbf{y} = \Phi\Psi\boldsymbol{\alpha}. \quad (3)$$

针对 l_1 范数问题, 可以通过正交匹配追踪(OMP)算法^[20]、SL0 算法^[21-22] 或者最小全变分(TV)算法^[23] 等求解出原始信号 \mathbf{x} 。

由于自然图像在小波变换和离散余弦变换下是可压缩的, 基于这个先验条件, 可以设计选择合适的观测矩阵获得原始图像的非线性测量值, 然后通过相应的重建算法, 由测量值重建原图。所以理论上可以设计合适的成像系统来实现压缩成像。

3 并行可见光焦平面压缩成像系统

本文提出的并行可见光焦平面压缩成像系统采用并行压缩成像的方式, 即对场景进行分块压缩成像^[24], 如图 1 所示, 首先不同的蓝色小框中的图像通过光学系统投影在 DMD 不同区域的微镜上(红色区域部分), 每个 DMD 区域编码反射的光线被探测器上一个像素或一个区域的像素接收(黑色区域部分), 每一小块图像的压缩成像方式和单像素相机一样。对于整个目标图像来说, 这种压缩成像方式相当于多个单像素相机在同时工作, 因此可大幅提高压缩成像系统的实时性。其次, 由于目标图像重构所需测量次数减少了, 使得系统此时无需存储超高维的测量矩阵 Φ , 从而可大幅降低测量矩阵所需要的存储空间, 而且, 由于并行压缩感知成像所需的测量矩阵的尺度小, 图像重构算法也易于快速实现。

3.1 系统结构

并行可见光焦平面压缩成像系统可分为光学成像系统和图像处理系统两大部分。并行成像系统工作时, 目标场景通过光学成像系统成像在 DMD 的不同子区域上, 并经由 DMD 反射被探测器接收, 当 DMD 以较高的刷新率工作时, 每个或每个区域的探测器像素上将获得多次对应图像块的压缩测量值, 完成了目标图像的压缩采样, 然后通过图像处理系统, 利用压缩感知图像重构算法恢复出目标图像, 系统的结构框图如图 2 所示。

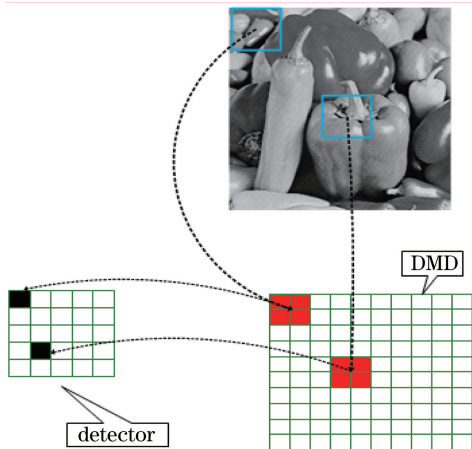


图 1 分块并行压缩成像示意图

Fig. 1 Diagram of block-wise parallel compressive imaging

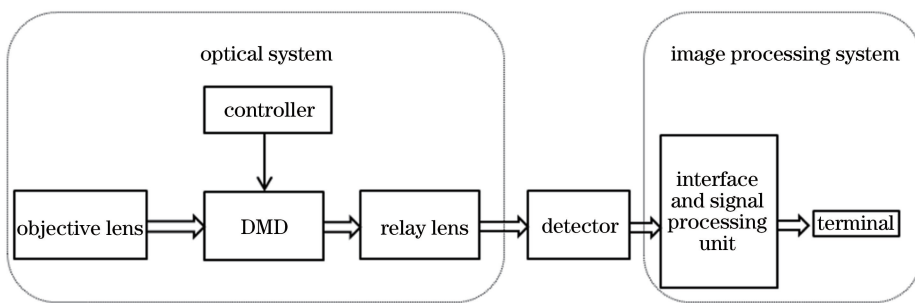


图 2 并行可见光焦平面压缩成像系统结构框图

Fig. 2 Structure diagram of the parallel focal plane array-based compressive imaging system in visible light

图 3 为并行可见光焦平面压缩成像光学系统示意图。整个光学系统由物镜系统,空间光调制器和中继系统构成。空间光调制器采用可编程的 DMD 数字微镜阵列。物镜系统将目标图像聚焦至 DMD 芯片上,放置于 DMD 后端的中继系统将 DMD 微镜反射的采样目标光线聚焦至探测器上。利用 DMD 可编程控制器控制微镜的偏转角度,从而实现对空间目标光强的随机编码,同时 DMD 输出端口的触发信号触发探测器进行同步图像数据的采集,采样速率是由 DMD 的刷新频率和探测器的帧频共同决定的。对于光学成像系统中的物镜系统来说,不仅需要考虑成像的质量,还需要考虑镜头的摆放位置和空间结构,方便后半部分的中继系统的搭建。对于中继系统来说,主要考虑 DMD 微镜和探测器像素的大小匹配问题。假设 DMD 的单个微镜大小为 $h_d \times h_d$,探测器的单个像素大小为 $h_r \times h_r$,则为了使二者匹配,可以推导出成像的放大率 d 为

$$d = h_r / h_d \tag{4}$$

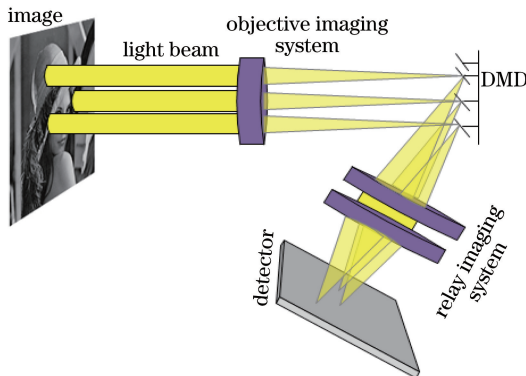


图 3 光学系统图

Fig. 3 Optical system

由此可以求出 DMD 后依次摆放的两个透镜的焦距 f_1, f_2 必须满足

$$f_1/f_2 = 1/d = h_d/h_r. \quad (5)$$

3.2 实验系统

实验搭建的实物系统分别如图 4 所示。实验使用的是德州仪器 DLP6500FLQ 型数字微镜器件, 微镜阵列大小为 $1920 \text{ pixel} \times 1080 \text{ pixel}$, 微镜大小为 $7.65 \text{ pixel} \times 7.65 \text{ pixel}$, 刷新频率为 20 kHz 。CMOS 探测器是 basler acA1920-155 μm USB 3.0 相机, 像素大小为 $5.86 \text{ pixel} \times 5.86 \text{ pixel}$, 帧频为 155 frame/s 。物镜系统由物镜和一组中继镜组成, 物镜的焦距是 30 mm , 中继镜前后透镜的焦距均是 150 mm , 同轴排列, 起延长光路的作用。中继系统是一组中继镜, DMD 后的透镜焦距分别为 125 mm 和 100 mm , 同轴排列, 起放大作用, 使得 DMD 微镜和相机的像素大小匹配。本文选用的 CMOS 相机支持同步采集, DMD 产生同步信号触发相机采集图片, 此时采样速率主要受限于 CMOS 相机, 每秒采样测量 155 次。

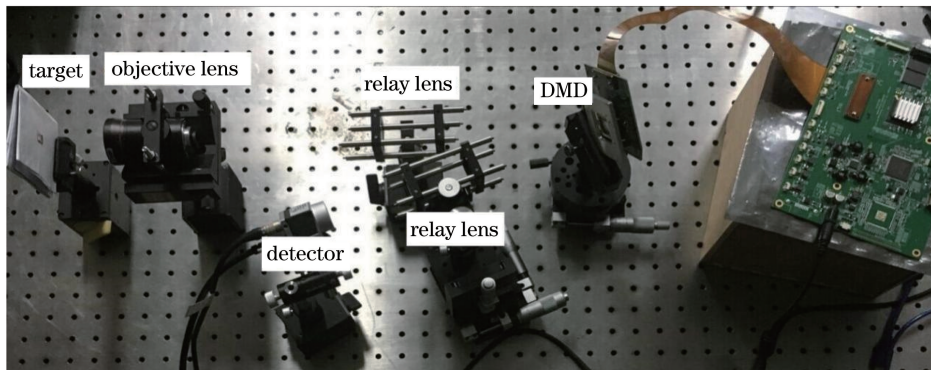


图 4 实物图

Fig. 4 Photograph

3.3 图像质量评价指标

恢复出目标图像以后, 使用原始图像和重构图像的峰值信噪比 (PSNR) 来评价重构图像的质量, 即

$$R_{\text{PSN}} = 10 \lg \frac{255^2}{\frac{1}{mn} \sum_{i,j=1}^{m,n} [X_0(i,j) - \tilde{X}(i,j)]^2}, \quad (6)$$

式中 $X_0(i,j)$ 是原始图像, $\tilde{X}(i,j)$ 是重构后的图像, m, n 是指图像的宽和高。

4 实验结果与分析

4.1 仿真实验

基于分块压缩成像的方式, 对于 $256 \text{ pixel} \times 256 \text{ pixel}$ 的 lena 图像, 将其分为 256 个小块, 每个小块的大小为 $16 \text{ pixel} \times 16 \text{ pixel}$, 测量矩阵为随机伯努利矩阵。图 4 是采样率为 0.1 时, 用不同的算法来重构的目标图像。其中重构算法包括 OMP 算法、SL0 算法和 TV 算法。

由图 4 可见, 基于分块压缩感知理论, 可以用不同的算法重构出目标图像。表 1 为三种算法的峰值信噪比较结果, 从表 1 中的数据也可以看出, 三种算法重构的图像的 PSNR 均比较高, 其中 TV 算法稍具优势。



图 5 不同算法重构的图像。(a)原图;(b) OMP 重构后的图像;(c) SL0 重构后的图像;(d) TV 重构后的图像

Fig. 5 Reconstructed images with different algorithms. (a) Original image; (b) reconstructed image with OMP algorithm; (c) reconstructed image with SL0 algorithm; (d) reconstructed image with TV algorithm

表 1 三种算法的 PSNR 比较结果

Table 1 PSNR results of three algorithms

Sampling rate	0.1	0.2	0.3	0.4	0.5
OMP /dB	25.1401	26.9778	28.1415	30.6873	32.2230
SL0 /dB	26.2254	27.8019	29.0343	30.8171	32.8822
TV /dB	26.4290	29.3665	31.8717	34.5735	36.3171

4.2 成像实验

在仿真实验的基础上,进一步搭建了实物系统。图像通过物镜系统被聚焦到 DMD, DMD 对整幅图像进行编码采样,探测器上不同像素区域记录对应图像块的数值,相当于不同图像块同时进行压缩成像。成像实验分别对不同的图像,如数字、汉字和复杂图像等进行了采样重构,重构算法选用的是 TV 算法。

汉字“奥”、“运”以及复杂图像的分辨率大小均为 $128 \text{ pixel} \times 128 \text{ pixel}$, DMD 的有效微镜区域大小为 $128 \text{ pixel} \times 128 \text{ pixel}$, 将其分成 16 个子区域,每个子区域的大小为 $32 \text{ pixel} \times 32 \text{ pixel}$, 探测器中 16 个不同的像素区域接收对应 DMD 子区域反射的光线。重构后的图形分别如图 5~7 所示,并行采样次数分别为 200, 400, 600。图像重构后选用了中值滤波^[25]的方法来降低噪声。表 2 为 $128 \text{ pixel} \times 128 \text{ pixel}$ 重构图像的峰值信噪比,从表 2 中可以看出,随着采样率的增加,重构图像的峰值信噪比也随之增加。

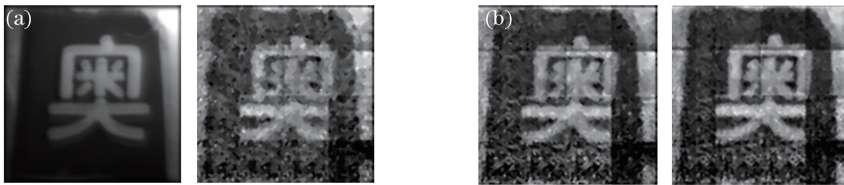


图 6 汉字“奥”的重构结果。(a)原图;(b)重构图像

Fig. 6 Reconstruction results of Chinese character "ao". (a) Original image; (b) reconstructed images

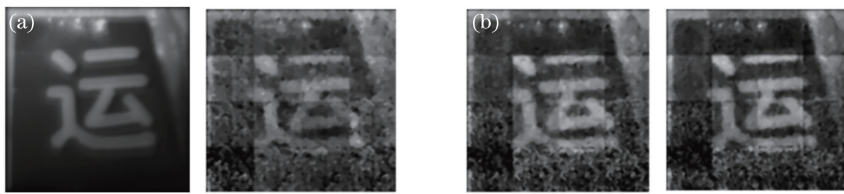


图 7 汉字“运”的重构结果。(a)原图;(b)重构图像

Fig. 7 Reconstruction results of Chinese character "yun". (a) Original image; (b) reconstructed images

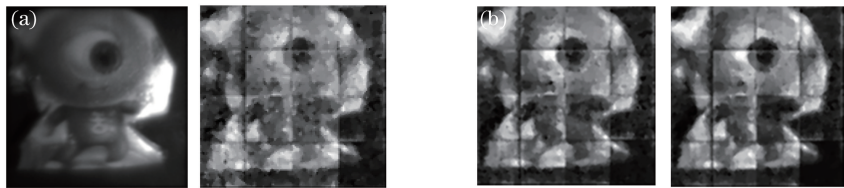


图 8 复杂图像的重构结果。(a)原图;(b)重构图像

Fig. 8 Reconstruction results of complex image. (a) Original image; (b) reconstructed images

表 2 $128 \text{ pixel} \times 128 \text{ pixel}$ 重构图像的 PSNRTable 2 PSNR of $128 \text{ pixel} \times 128 \text{ pixel}$ reconstructed image

Number of parallel samples	Chinese character "ao" /dB	Chinese character "yun" /dB	Complex image /dB
200	13.1046	13.3533	11.5946
400	14.0533	14.2799	12.3107
600	14.6630	14.6873	12.5994

本文的并行可见光焦平面压缩成像系统可以解决由于测量矩阵过大而带来的存储和计算问题。图 8 为测量矩阵所占内存随图像像素点数的变化关系,从图 9 的曲线 a 可以看出,当图像像素点数为 10^4 数量级时,相当于汉字“奥”、“运”等图像的重构,测量矩阵所占的内存为 150 kb。随着图像像素点数的进一步增

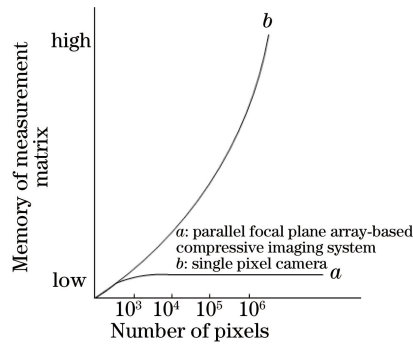


图9 测量矩阵所占内存随图像像素点数的变化关系

Fig. 9 Internal storage of measurement matrix versus number of pixels

加,达到 10^6 数量级时,若此时的图像分块大小与 10^4 数量级的图像保持一致,测量矩阵所占的内存将不会增加。而对于单像素相机来说,从图9中 b 曲线可以看出,测量矩阵所占的内存会随着图像像素点数的增加而增加。当目标图像变为百万像素级的图像时,单像素相机的测量矩阵的维数将会变得十分巨大,无论是计算还是存储都将耗费大量的资源。综合比较 a 、 b 曲线,当图像像素点数太少,不到 10^3 数量级时,没有必要进行分块压缩成像。当图像的像素点数的数量级达到 10^4 及以上时,并行可见光焦平面压缩成像系统通过分块压缩成像的方式不仅可以有效地解决测量矩阵的存储问题,还减少了采样的次数,降低了重构图像的复杂度,十分适用于高分辨率成像。

针对峰值信噪比偏低的问题,综合分析可能有以下几方面的原因:

1) 对于实物系统来说,DMD 只支持 0、1 二值矩阵,所以重构图像效果不如仿真重构图像;

2) 本文提出的并行压缩成像系统将 DMD 的微镜阵列分成许多子区域,一个子区域理论上对应探测器上一个区域的像素。但实际上,DMD 的一个子区域微镜反射的光线不止被一个区域的像素接收,可能会反射到相邻区域的像素上,直接造成了图像块对应的 y 值的误差,从而影响了重构图像的质量;

3) 由于块效应,导致最后的重构图像有很明显的边界,引入了误差,降低了图像质量。

5 结 论

提出了并行可见光焦平面压缩感知系统,通过并行分块压缩感知的方式,使得测量矩阵的规模大大地缩减,在很大程度上减小了采样次数和重构过程中的计算复杂度。整个系统相当于用低分辨率的探测器超分出了高分辨率的图像,对于高分辨率红外成像很有优势。未来的工作将围绕获得更高质量的重构图像展开。

参 考 文 献

- [1] Candes E J, Romberg J K, Tao T. Robust uncertainty principles: Exact signal reconstruction from highly incomplete frequency information[J]. IEEE Transactions on Information Theory, 2006, 52(2): 489-509.
- [2] Candes E J, Wakin M B. An introduction to compressive sampling[J]. IEEE Signal Processing Magazine, 2008, 25(2): 21-30.
- [3] Goyal V K, Fletcher A K, Rangan S. Compressive sampling and lossy compression[J]. IEEE Signal Processing Magazine, 2008, 25(2): 48-56.
- [4] Gu Y, Goodman N A, Amit A. Radar target profiling and recognition based on TSI-optimized compressive sensing kernel[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2014, 62(12): 3194-3207.
- [5] Herman M A, Strohmer T. High-resolution radar via compressed sensing[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2009, 57(6): 2275-2284.
- [6] Varshney K R, Çetin M, Fisher W, *et al.* Sparse representation in structured dictionaries with application to synthetic aperture radar[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2008, 56(8): 3548-3561.
- [7] Richy J, Friboulet D, Bernard A, *et al.* Blood velocity estimation using compressive sensing[J]. IEEE Transactions on Medical Imaging, 2013, 32(11): 1979-1988.

- [8] Provost J, Lesage F. The application of compressed sensing for photo-acoustic tomography[J]. IEEE Transaction on Medical Imaging, 2009, 28(4): 585-594.
- [9] Liu Xiaoyong, Cao Yiping, Lu Pei. Research on optical image encryption technique with compressed sensing[J]. Acta Optica Sinica, 2014, 34(3): 0307002.
刘效勇, 曹益平, 卢佩. 基于压缩感知的光学图像加密技术研究[J]. 光学学报, 2014, 34(3): 0307002.
- [10] Li Juan, Feng Yong, Yang Xuqiang. 3D chaotic encryption scheme for compressed image[J]. Acta Optica Sinica, 2010, 30(2): 399-404.
李娟, 冯勇, 杨旭强. 压缩图像的三维混沌加密算法[J]. 光学学报, 2010, 30(2): 399-404.
- [11] Zhang Shuo, Wang Jie, Wang Jincheng, *et al.* Simple calculation method for three dimensional image base 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.
- [12] Marcia R F, Willett R M. Compressive coded aperture video reconstruction[C]. 16th European Signal Processing Conference, 2008: 1-5.
- [13] Duarte M, Davenport M A, Takhar D, *et al.* Single-pixel imaging via compressive sampling [J]. IEEE Signal Processing Magazine, 2008, 25(2): 83-91.
- [14] Ke J, Lam E Y. Object reconstruction in block-based compressive imaging[J]. Opt Express, 2012, 20(20): 22102-22117.
- [15] Mahalanobis A, Shilling R, Murphy R, *et al.* Recent results of medium wave infrared compressive sensing[J]. Applied Optics, 2014, 53(34): 8060-8070.
- [16] Chen H, Asif M S, Sankaranarayanan A C, *et al.* FPA-CS: focal plane array-based compressive imaging in short-wave infrared[C]. IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 2015: 2358-2366.
- [17] Wang J, Gupta M, Sankaranarayanan A C. LiSens-A scalable architecture for video compressive sensing[C]. IEEE International Conference on Computational Photography, 2015: 1-9.
- [18] Chen S B, Donoho D L, Saunders M A. Atomic decomposition by basis pursuit[J]. SIAM J Sci Comput, 1998, 20(1): 33-61.
- [19] Donoho D L, Elad M, Temlyakov V N. Stable recovery of sparse over complete representations in the presence of noise [J]. IEEE Transactions on Information Theory, 2006, 52(1): 6-18.
- [20] Tropp J A, Gilbert A C, *et al.* Signal recovery from random measurements via orthogonal matching pursuit[J]. IEEE Transactions on Information Theory, 2007, 53(12): 4655-4666.
- [21] Mohimani H, Babaie-Zadeh M, Jutten C. Fast sparse representation based on smoothed l_0 norm[C]. Proceedings of 7th International Conference on Independent Component Analysis and Signal Separation, 2007: 389-396.
- [22] Mohimani H, Babaie-Zadeh M, Jutten C. A fast approach for overcomplete sparse decomposition based on smoothed norm[J]. IEEE Transaction on Signal Processing, 2009, 57(1): 289-301.
- [23] Beck A, Teboulle M. Fast gradient-based algorithms for constrained total variation image denoising and deblurring problems[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2009, 18(11): 2419-2434.
- [24] Gan L. Block compressed sensing of natural images[J]. 15th Conference on Digital Signal Processing, 2007: 403-406.
- [25] Brownrigg D R K. The weighted median filter[J]. Communications of the ACM, 1984, 27(8): 807-818.