

单次曝光频域振幅编码压缩成像

张 成^{1,2},程 鸿¹,张 芬¹,沈 川¹,韦 穗¹

(1. 安徽大学计算智能与信号处理教育部重点实验室,安徽合肥 230039;2. 安徽省现代成像与显示技术重点实验室,安徽合肥 230039)

摘 要: 超分辨率被认为是光学成像和图像处理的“圣杯”之一.有别于传统的多幅亚像素图像配准融合实现超分辨率的方法面临的配准误差以及高成本问题,得益于大多数图像普遍具有的稀疏表示特性,本文将压缩传感理论引入超分辨率成像,提出一种新的单次曝光频域振幅编码压缩成像方法.利用4-f傅里叶光学架构实现图像信息的频域0/1振幅随机调制,然后可以使用低分辨率CCD器件实现积分下采样记录对应的测量值,最后利用优化方法从少量的测量值中重建原高分辨率图像.模拟实验验证了本文提出的方法可以有效地实现二维图像信息的获取与重构.此外,本文的方法可以有效地处理大尺寸图像的压缩成像问题,具有重要的应用前景.

关键词: 压缩成像; 图像超分辨率; 频域振幅编码; 4-f光学架构; 单次曝光

中图分类号: TN911.7 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2014)07-1262-06

电子学报 URL: <http://www.ejournal.org.cn>

DOI: 10.3969/j.issn.0372-2112.2014.07.003

Single-Exposure Frequency-Domain Amplitude Encoding Compressive Imaging

ZHANG Cheng^{1,2}, CHENG Hong¹, ZHANG Fen¹, SHEN Chuan¹, WEI Sui¹

(1. Key Laboratory of Intelligent Computing & Signal Processing, Anhui University, Hefei, Anhui 230039, China;

2. Key Laboratory of Modern Imaging and Displaying Technology of Anhui Province, Hefei, Anhui 230039, China)

Abstract: Super resolution (SR) is being considered as one of the “holy grails” of optical imaging and image processing. Different from the registration error and costly problem faced in multiple subpixel image registration fusion method to achieve super-resolution, this paper introduces the compressive sensing theory into super-resolution imaging, which benefit from the general sparse representation of most nature images, and proposes a novel single-exposure frequency-domain amplitude encoding compressive imaging method. Exploiting the 4-f Fourier optics architecture for modulating the image information by the 0/1 amplitude randomly in the frequency domain, low-resolution CCD device can then be used to records the corresponding measured values by integral downsampling and finally apply optimization methods to reconstruct the original high-resolution images from small number of measured values. Simulation experiments demonstrate that the 2D image information can be effectively acquired and reconstruction from the measured data by our proposed method. In addition, our method can effectively deal with large-scale image compressive imaging problem and thus has an important application prospects.

Key words: compressive imaging; image super-resolution; frequency-domain amplitude encoding; 4-f optical architecture; single exposure

1 引言

压缩成像(Compressive Imaging, CI)是压缩传感(Compressive Sensing, CS)理论在成像领域的应用与推广.CI利用自然界中绝大多数图像满足的稀疏特性,有望克服现有成像理论的部分缺点,比经典成像模式在成本、便携性、功率、高分辨率等方面都具有重要的潜在优势,既能应用于传统的成像领域,同时更适合于一些传

统的成像理论所不太适用的复杂场合.

CI第一个成功实例是Rice大学提出的单像素相机(Single Pixel Camera, SPC)^[1,2],验证了CI理论的可行性,但SPC最大的缺陷是一次曝光只能获得一个测量值,曝光时间过长.因此,Stem^[3~6]等人提出单次曝光相位编码压缩成像方法,在单次曝光条件下捕获所有的测量值.但上述方法中的测量算符以及测量值通常都是复数,不利于物理实现.

收稿日期:2013-03-25;修回日期:2014-03-21;责任编辑:李勇锋

基金项目:NSFC-广东联合基金(No. U1201255);国家自然科学基金(No. 61201396, No. 61201227, No. 61301296, No. 61377006);高等学校博士学科点专项科研基金(No. 201113401130001);安徽省自然科学基金(No. 1208085QF114);安徽大学博士科研启动经费(No. 33190218);安徽大学青年基金(No. KJQN1120)

针对上述问题,本文提出一种单次曝光频域 0/1 振幅编码孔径压缩成像 (Compressive Amplitude Coded Aperture Imaging, CACAI) 方法,并研究利用经典 4-f 光学成像架构实现压缩测量值的获取.然后,分析振幅编码孔径的 0/1 元素分布的均值非零对 CI 后端重建的负面影响,并提出附加另一条光路来获取辅助测量以消除其影响.

2 压缩传感基本原理

CS 理论是由 Donoho^[7] 和 Candès^[8] 等首先提出,核心思想是可以利用远少于 Nyquist 采样率的非相干线性投影实现稀疏信号的测量,然后从测量值恢复原信号.

通过测量系统获得采集数据可表示为

$$\mathbf{y} = \Phi \mathbf{f}^{\text{me}} + \mathbf{n} \quad (1)$$

其中 $\mathbf{f}^{\text{me}} \in \mathbb{R}^N$ 是原信号, $\Phi \in \mathbb{R}^M \times N$ 是测量算符, $\mathbf{n} \in \mathbb{R}^M$ 是与传感器的物理特性相关的噪声, $\mathbf{y} \in \mathbb{R}^M$ 是测量值. CS 理论表明:如果测量算符满足限制等距性质 (Restricted Isometry Property, RIP)^[8], 则保证可以通过求解 ℓ_1 范数最小化从欠采样模型得到的测量值 \mathbf{y} 中恢复出 \mathbf{f}^{me} 的准确估计.

3 基于 4f 架构的频域振幅编码压缩成像

CI 和 CS 理论一脉相承,主要研究内容也分为测量算符的构建、稀疏算符和重建算法的设计.最大区别在于 CI 方法需要考虑一些额外的物理约束:以测量算符为例:必须和实际成像系统相结合,其具体结构往往取决于感知过程的物理性质(例如波的传播定理).另外,稀疏算符和重建算法也都需要相应的改进,以适应物理约束的引入.本文主要研究的是测量算符 Φ 的构造,基于经典的 4-f 成像结构,在频域实现信息的随机调制,构造适当的测量算符以有效处理大尺度图像的压缩采样与数值重建.

3.1 频域 0/1 振幅随机编码原理

CI 基本流程可分为两部分:一个是设计相应的测量系统捕获图像的编码测量;另一个是从相应的编码测量中使用优化方法恢复出原图像.本文重点在于设计出相应的测量系统,并对获得的测量进行预处理,从而更便于后端的算法重建.频域振幅编码有效性的测试结果如图 1 所示.

在图 1 中,标准 Lena 图像经过频域 0/1 振幅编码孔径随机调制,其作用过程可分为三个阶段:

①图像 \mathbf{f} 被放置在傅立叶透镜 L_1 的前焦面,此时在 L_1 后焦面得到复振幅相当于对图像 \mathbf{f} 执行一次二维傅立叶变换,即:

$$\mathbf{I}(u, v) \exp\{j\varphi(u, v)\} = \mathcal{F}(\mathbf{f})$$

其中 \mathcal{F} 是二维傅立叶正变换, $\mathbf{I}(u, v)$ 和 $\varphi(u, v)$ 分别

是频域的振幅和相位.

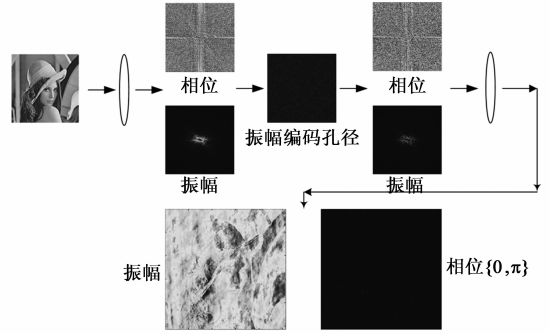


图1 二维图像0/1振幅随机调制策略

②然后频域振幅 $\mathbf{I}(u, v)$ 和相位 $\varphi(u, v)$ 经过 0/1 振幅编码孔径 \mathbf{C}_{ACA} 随机调制后得到的复振幅为 $\mathbf{I}(u, v) \mathbf{C}_{\text{ACA}} \exp\{j\varphi(u, v)\}$. 其中, \mathbf{C}_{ACA} 是 0/1 位置随机分布的振幅编码孔径, 0 表示光不通过, 1 表示光通过, $\{0, 1\}$ 值出现的概率都为 1/2. 振幅编码孔径 \mathbf{C}_{ACA} 可以通过数字微镜元件 (Digital Micro-mirror Device, DMD) 来实现, 0/1 振幅随机调制通过 $\mathbf{I}(u, v)$ 和 \mathbf{C}_{ACA} 的逐点相乘实现.

③经过 \mathbf{C}_{ACA} 调制后的振幅 $\mathbf{I}(u, v) \mathbf{C}_{\text{ACA}}$ 和 $\varphi(u, v)$ 经过另一个傅立叶透镜 L_2 , 相当于执行一次二维傅立叶逆变换, 此时得到的测量值 \mathbf{y}^{ACA} 为:

$$\begin{aligned} \mathbf{y}^{\text{ACA}} &= \mathcal{F}^{-1}(\mathbf{I}(u, v) \times \mathbf{C}_{\text{ACA}} \times \exp\{j\varphi(u, v)\}) \\ &= \mathcal{F}^{-1}(\mathbf{C}_{\text{ACA}} \times \mathcal{F}(\mathbf{f})) \end{aligned}$$

如果振幅孔径 \mathbf{C}_{ACA} 满足共轭对称性质, 那么最终的测量值 \mathbf{y}^{ACA} 是实数, 这一性质恰是本文所需要的. 最终在时域得到的振幅和相位图像可以看出, 在仅针对频域振幅的随机 0/1 调制作用下, 最终获得的测量值的相位只有 $\{0, \pi\}$ 两种值, 也就是说测量值是实数的. 频域振幅随机调制可实现图像信息的有效扩散, 是 CI 设计的一种可行方案的选择.

3.2 频域振幅编码孔径压缩成像

下面在图 1 所示的频域振幅编码孔径调制的基础上实现压缩采样. 该 CI 方案易于使用光学器件实现, 结构紧凑. 此时 0/1 频域振幅编码孔径 \mathbf{C}_{ACA} 对应测量算符 Φ :

$$\Phi = \mathcal{D}_{\downarrow}(\mathcal{F}^{-1}(\mathbf{C}_{\text{ACA}} \times \mathcal{F}(\cdot))) \quad (2)$$

其中 \mathcal{D}_{\downarrow} 表示下采样, 如随机位置下采样或积分下采样^[9]等. 本文采用积分下采样, 可通过低分辨率 CCD 直接记录实现, 无需设计新的更复杂的成像器件^[10, 11].

CS 测量矩阵如随机高斯、Bernoulli 等, 为具有较好的非相干性, 其元素关于 0 是对称分布的: 以 Bernoulli 矩阵为例, 其 +1/-1 元素的数目约各占 50%. 振幅编码孔径 0/1 调制, 使得测量值中引入了一个非常大的平均值, 对于前向测量算符 Φ 及其伴随算符的构造影响较

大,严重降低了 CI 重建的精度. 本节重点讨论频域振幅编码成像对应的测量算符与 CS 重建中对测量矩阵之间存在的非一致性问题. 也就是说相应的乘积 $\Phi^H \Phi$

$$\begin{aligned}\Phi^H \Phi &= \mathcal{F}^H C_{ACA}^H (\mathcal{F}^{-1})^H \mathcal{F}^{-1} C_{ACA} \mathcal{F} \\ &= \mathcal{F}^H C_{ACA}^H C_{ACA} \mathcal{F} \neq \mathbf{1}_N\end{aligned}$$

注意,非一致性在二维情形中是指矩阵 $\Phi^H \Phi$ 中的元素大部分都不是 1. 对一维情形来说,是指矩阵 $\Phi^H \Phi$ 远不是一个对角矩阵. 因此利用近似对角结构都不能导致快速而准确的重建. 换句话说,前向传播算符与反向传播算符之间对应特性不完全一致,不利于重建^[12].

CACAI 系统的测量矩阵和 CS 理论需要的测量矩阵之间的特性要尽可能的一致. 为此,本文提出添加一条光路,实现对经过频域振幅编码的测量值 \mathbf{y}^{ACA} 的预处理,从而消除 C_{ACA} 的元素均值非零造成的不利影响,具体光路图如图 2 所示. 图 2 中共有两条光路:其中一条经过 0/1 振幅编码孔径 C_{ACA} (图 2(a)) 实现频域振幅随机调制,其测量值如图 2(c) 所示. 另一条光路是全通孔径 C_{LR} (图 2(b)),即并不对光波进行调制,最终得到的是原图像的一个低分辨率版本,如图 2(d) 所示.

此时, C_{ACA} 对应的测量值

$$\mathbf{y}^{ACA} = \mathcal{D}_\downarrow (\mathcal{F}^{-1} (C_{ACA} \times \mathcal{F}f)) \quad (3)$$

另一条光路全通编码孔径 C_{LR} 的测量值

$$\begin{aligned}\mathbf{y}^{LR} &= \mathcal{D}_\downarrow (\mathcal{F}^{-1} (C_{LR} \times \mathcal{F}f)) \\ &= \mathcal{D}_\downarrow (\mathcal{F}^{-1} (\mathbf{1}_{N \times N} \times \mathcal{F}f)) \\ &= \mathcal{D}_\downarrow (f)\end{aligned} \quad (4)$$

是原图像 f 的一个低分辨率的测量. \mathbf{y}^{ACA} 中包含原图像的主要信息. 但是, \mathbf{y}^{ACA} 不能直接用于重建,需要经过一定的预处理. 这就是添加另一条光路的目的,从中消除由于振幅掩膜 0/1 随机分布造成的直流偏移误差.

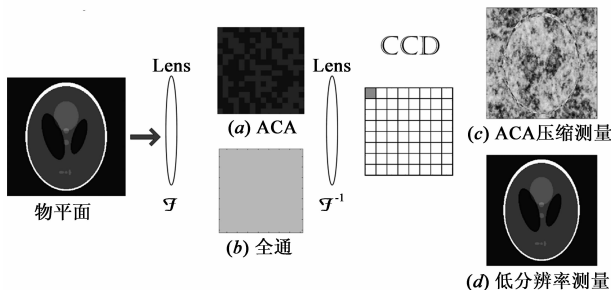


图2 基于4-f架构的振幅编码孔径成像示意图

此时用于压缩重构的测量值

$$\begin{aligned}\mathbf{y}^{REC} &= \mathcal{D}_\downarrow (\mathcal{F}^{-1} (C_B \times \mathcal{F}f)) \\ &= \mathcal{D}_\downarrow ((\mathcal{F}^{-1} ((2C_{ACA} - C_{LR}) \times \mathcal{F}f)) \\ &= 2\mathbf{y}^{ACA} - \mathbf{y}^{LR}\end{aligned} \quad (5)$$

其中, $C_B = 2C_{ACA} - C_{LR}$, 其元素 $\{-1, 1\}$ 数目各占 50%, 相应于重建的测量算符

$$\Phi^{REC} = \mathcal{D}_\downarrow (\mathcal{F}^{-1} (C_B \times \mathcal{F}(\cdot))) \quad (6)$$

注意, $(\Phi^{REC})^H \Phi^{REC} = \mathbf{1}_N$.

在噪声感知测量 $\mathbf{y}^{REC-N} = \mathbf{y}^{REC} + \mathbf{n}$ 中. 如果误差大小是有界的, 即 $\|\mathbf{n}\|_2 \leq \epsilon$, Romberg^[13] 给出通过 ℓ_1 范数最小化得到一个松弛版本的解 θ^* , 将服从

$$\|\theta^* - \theta_0\|_2 \leq C_2 (M^{-1/2} \epsilon + K^{-1/2} \|\theta^* - \theta_{0,K}\|_1) \quad (7)$$

对测量操作 Φ^{REC} 和下采样操作 \mathcal{D}_\downarrow 在任何稀疏算符 Ψ 上都同样的起作用. 其中 θ^* 是估计值, θ_0 是真实值, M 是测量次数, K 是稀疏度, $\theta_{0,K}$ 是 θ_0 的 K 项绝对值最大的近似逼近, C_2 是一个常数.

4 模拟实验

CACAI 的数值实验结果如图 3 所示. 图 3(a) 是标准 Phantom 图像, 大小 512×512 , 图 3(b) 是全通振幅孔径 C_{LR} , 图 3(c) 是在 C_{LR} 调制下的测量结果 \mathbf{y}^{LR} , 图 3(d) 是随机分布 0/1 振幅编码孔径 C_{ACA} , 白色表示 1, 其物理意义是指该点的光通过, 黑色表示 0, 也就是光波无法通过. 图 3(e) 是在 C_{ACA} 随机调制下得到的低分辨率测量 \mathbf{y}^{ACA} . 图 3(f) 是按照式(8)计算得到的 \mathbf{y}^{REC} , 图 3(g) 和图 3(h) 是使用 IST^[14] 和 GPCR^[15] 算法恢复的估计图像. 稀疏算符都是 Rice 大学提供的 RWT 小波基, 选用 3-尺度的 Daubechies5 小波基, 下采样因子为 2.

下面测试 CACAI 系统的鲁棒性, 此时的测量值

$$\mathbf{y}^{REC-N} = \mathbf{y}^{REC} + \mathbf{n} = 2\mathbf{y}^{ACA} - \mathbf{y}^{LR} + \mathbf{n} \quad (8)$$

其中 \mathbf{n} 是标准差为 σ 的随机高斯噪声. 测试图像选用分辨率为 1536×1536 大小的 Lena、Cameraman 和 Phantom 图像, 下采样率 \mathcal{D}_s 分别为 2, 3, 4, 6. 用于测试的噪声标准差 σ 向量为 $[0 \ 0.4 \ 0.8 \ 1.2 \ 1.6 \ 2]$ 六种情形下的测试结果, 其余参数和图 2 中保持一致. 重建结果的评估使用信噪比衡量, 最终测试结果如图 4 所示. 从图 4 中可以看出, 在相同噪声方差和下采样率 \mathcal{D}_s 条件下, 图像信噪比从高到低依次是 Phantom, Cameraman 和 Lena, 这是因为此时的 RWT 设置下, Phantom 稀疏性最好, Lena 最差, 由此导致信噪比的差异.

第三组数值实验测试 CACAI 与随机解调 (Random Demodulation, RD)^[9] 和 RecPC^[10] 方法的性能. 具体测试 Lena, Cameraman 和 Phantom 图像在 7 个不同尺度, 总下采样率 N/M 为 $1/8$ 下的信噪比与重建时间. 注意, 选择 $1/8$ 是因为 RD 方法所使用的是混合测量: 包括 2 个下采样率分别为 $1/16$ 的随机相位调制测量和低分辨率测量. 同样, 本文也有些类似, 不过二者的出发点有所差异, RD 方法是将低分辨率测量用于改善成像质量, 而本文是用于消除 0/1 均值非 0 造成的负面影响, 二者的下采样率都是 $1/16$. RecPC 方法使用的是随机位置下

采样, 即从 N 个位置均匀随机抽取 M ($M = N/8$) 个位置的测量值. 测试环境具体设置为 32-bit 的 Win7 操作系统, 处理器是 Intel (R) Core (TM) i5-2320, 四核, 主频

3.00GHz, 有效内存 3.0G, 测试软件是 Matlab2010a, 具体数据如表 1 所示.

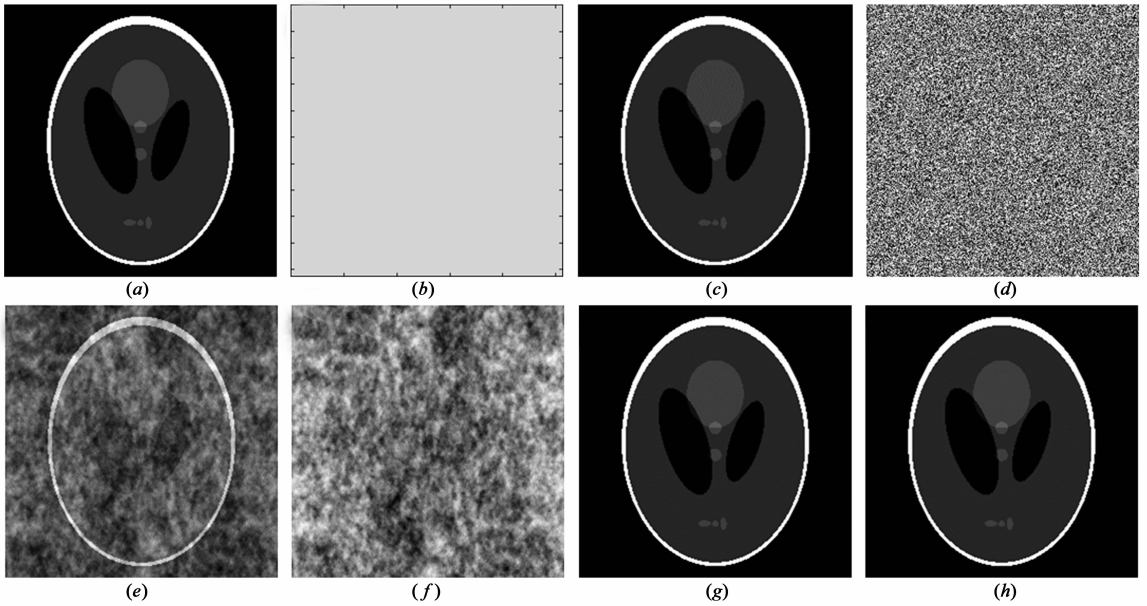


图3 振幅编码孔径压缩成像实验

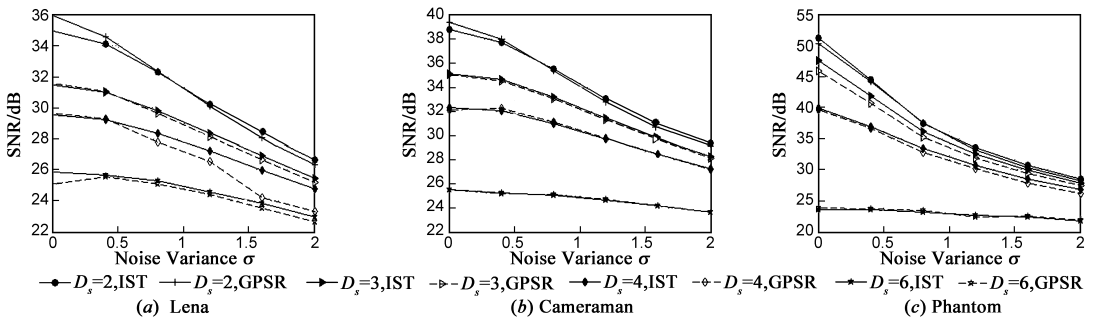


图4 不同方差噪声下的CACAI重建性能测试

表 1 三种压缩成像方法重建性能比较

Phantom	Random Demodulation		RecPC		Our Method			
	积分下采样		随机位置下采样		积分下采样			
重建算法	tvqc - logbarrier		RecPF - Circ		IST		GPCR	
图像尺寸	SNR/dB	Time/s	SNR/dB	Time/s	SNR/dB	Time/s	SNR/dB	Time/s
256 × 256	22.55	824	39.43	3.92	11.26	3.00	11.33	3.49
512 × 512	24.85	2629	39.90	11.99	21.51	8.44	21.60	16.12
768 × 768	26.81	6788	41.24	20.83	24.00	14.15	24.06	29.94
1024 × 1024	27.38	12558	41.44	38.26	30.66	20.97	30.88	35.45
1280 × 1280	27.62	25507	41.96	55.27	32.77	26.87	32.78	47.93
1536 × 1536	-	-	42.10	87.31	36.23	30.51	36.08	103.45
1792 × 1792	-	-	42.36	111.4	36.22	32.83	35.82	86.46

续表

Cameraman	Random Demodulation		RecPC		Our Method			
下采样方式	积分下采样		随机位置下采样		积分下采样			
重构算法	tvqc_logbarrier		RecPF_Circ		IST		GPSR	
图像尺寸	SNR/dB	Time/s	SNR/dB	Time/s	SNR/dB	Time/s	SNR/dB	Time/s
256 × 256	20.22	624.7	23.30	7.97	19.88	1.00	19.89	1.73
512 × 512	25.47	3033	32.12	20.35	28.47	3.02	28.50	5.67
768 × 768	26.88	6732	34.18	33.49	32.05	4.97	32.15	12.08
1024 × 1024	28.93	13719	37.35	55.43	36.70	7.41	36.82	18.73
1280 × 1280	29.58	24939	38.37	77.87	37.97	7.91	37.99	26.41
1536 × 1536	-	-	39.85	120.6	40.13	10.63	40.04	38.83
1792 × 1792	-	-	40.37	144.8	40.60	13.91	40.44	53.11

Lena	Random Demodulation		RecPC		Our Method			
下采样方式	积分下采样		随机位置下采样		积分下采样			
重构算法	tvqc_logbarrier		RecPF_Circ		IST		GPSR	
图像尺寸	SNR/dB	Time/s	SNR/dB	Time/s	SNR/dB	Time/s	SNR/dB	Time/s
256 × 256	20.98	624.7	24.33	6.86	22.99	0.85	23.00	2.38
512 × 512	26.24	2838	32.35	19.43	31.68	2.40	31.74	6.80
768 × 768	28.33	6391	35.13	30.31	35.25	3.47	35.28	10.37
1024 × 1024	30.38	13621	37.97	52.08	38.24	4.46	38.22	14.76
1280 × 1280	30.86	23143	39.25	72.85	39.00	6.58	38.85	23.00
1536 × 1536	-	-	40.62	111.8	40.17	10.40	39.97	36.26
1792 × 1792	-	-	41.25	142.0	40.59	13.49	40.31	58.10

从表 1 中的实验结果可知, RD 方法能处理的最大尺寸是 1280 × 1280, 该方法对 Phantom 图像在前 3 个尺度上占优; 随着尺度增大, 本文方法的重建结果显著占优. 而 Cameraman 图像的重建, RD 方法只在 256 × 256 尺寸上 SNR 比本文方法高. 而对于 Lena 图像, RD 方法的 SNR 始终低于本文方法. 但是, RD 方法的另一个重要问题是重构时间随着尺寸的增加而迅速增加, 时效性很差. RecPC 方法虽然在信噪比方面一直优于本文方法 (尤其是梯度稀疏图像, 如 Phantom), 但是由于其下采样方式是随机位置下采样, 导致其欠采样数据的获取方式效率非常低^[11], 严重限制了其应用范围.

5 结论

本文提出一种单次曝光频域 0/1 振幅随机调制实现压缩成像方法 CACAI, 并给出该方法实时获取测量值的光学架构; 分析振幅编码孔径元素分布均值非零对 CI 后端重建的负面影响, 并提出附加另一条光路以获取额外的测量消除该影响. 数值实验表明本文提出的方法可以有效地实现大尺度图像从低分辨率测量中的

重建. 该方法易于物理实现, 结构紧凑, 可有效地处理大尺寸图像的压缩成像问题, 具有重要应用前景.

参考文献

- [1] Duarte M, et al. Single-pixel imaging via compressive sampling [J]. IEEE Signal Processing Magazine, 2008, 25(2): 83 – 91.
- [2] Sun B, et al. 3D Computational imaging with single-pixel detectors [J]. Science, 2013, 340(6134): 844 – 847.
- [3] Stern A, et al. Random projections imaging with extended space-bandwidth product [J]. Journal of Display Technology, 2007, 3(3): 315 – 320.
- [4] 张成, 杨海蓉, 韦穗. 循环托普利兹块相位掩模可压缩双透镜成像 [J]. 光学学报, 2011, 31(8): 0811001.
Zhang Cheng, Yang Hairong, Wei Sui. Compressive double-lens imaging using circulant-toeplitz-block phase mask [J]. Acta Optica Sinica, 2011, 31(8): 0811001. (in Chinese)
- [5] 张成, 沈川, 程鸿, 等. 随机间距稀疏三元 Toeplitz 矩阵相位掩模压缩成像 [J]. 光学学报, 2012, 32(2): 0211002.
Zhang Cheng, Shen Chuan, Cheng Hong, et al. Phase mask of sparse trinary toeplitz matrix with random pitch in compressive

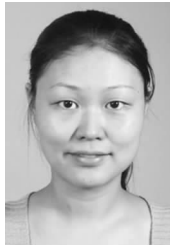
- imaging[J]. Acta Optica Sinica, 2012, 32(2): 0211002. (in Chinese)
- [6] Sui X, et al. Infrared super-resolution imaging based on compressed sensing[J]. Infrared Physics & Technology, 2014, 63: 119 – 124.
- [7] Donoho D L. Compressed sensing[J]. IEEE Transactions on Information Theory, 2006, 52(4): 1289 – 1306.
- [8] Candès E J, et al. Robust uncertainty principles: exact signal reconstruction from highly incomplete frequency information[J]. IEEE Transactions on Information Theory, 2006, 52(2): 489-509.
- [9] Romberg J. Compressive sensing by random convolution[J]. SIAM Journal on Imaging Sciences, 2009, 2(4): 1098 – 1128.
- [10] Yin W, et al. Practical compressed sensing with toeplitz and circulant matrices [OL]. <http://Proc.spiedigitallibrary.org/Proc.aspx?articleid=752092>, 2010 – 07 – 15.
- [11] Shu X, Ahuja N. Imaging via three-dimensional compressive sampling (3DCS) [A]. IEEE International Conference on Computer Vision[C]. IEEE, 2011. 439 – 446.
- [12] Willett R M, et al. Compressed sensing for practical optical imaging systems: a tutorial[J]. Optical Engineering, 2011, 50(7): 072601 – 072601 – 13.
- [13] Bioucas-Dias J M, et al. A new TwIST: two-step iterative shrinkage/thresholding algorithms for image restoration[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2007, 16(12): 2992 – 3004.
- [14] Figueiredo M A T, et al. Gradient projection for sparse reconstruction: application to compressed sensing and other inverse problems[J]. IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing, 2007, 1(4): 586 – 597.
- [15] Guo H T. Rice Wavelet Toolbox[CP/OL]. <http://dsp.rice.edu/software/rice-wavelet-toolbox>, 2013 – 01.

作者简介



张 成(通信作者) 男. 1984 年 10 月出生, 安徽庐江人. 现为安徽大学电子信息工程学院讲师, 研究方向为光学成像、矩阵完备与信号处理.

E-mail: question1996@163.com



程 鸿 女. 1981 年 2 月出生, 安徽合肥人. 现为安徽大学电子信息工程学院讲师, 研究方向为相位检索与信号处理.

E-mail: chenghong@ahu.edu.cn