

doi:10.3788/gzxb20154403.0311003

确定性矩阵可分离压缩成像

张成,程鸿,张芬,韦穗

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

摘 要:针对可分离压缩传感使用的可分离随机正交矩阵在处理大尺度图像等高维信号感知时难度大或成本过高的问题,引入确定性测量矩阵,提出确定性矩阵可分离压缩传感,可将如托普利兹矩阵及循环矩阵等具有确定性结构的矩阵作为可分离压缩传感的左、右可分离矩阵.该方案可以降低独立元素的数目,从而显著降低前端物理实现的难度与成本.数值模拟实验分别评估了该方法在不同采样率及不同图像尺寸下的压缩重建性能,结果表明该方法在独立元素非常少的情形下得到与原随机正交矩阵相近的重建质量,证明了其可行性.

关键词:压缩传感;压缩成像;可分离压缩传感;随机正交矩阵;确定性矩阵

中图分类号:TN911.74

文献标识码:A

文章编号:1004-421(2015)03-0311003-6

Separable Compressive Imaging with Deterministic Matrices

ZHANG Cheng, CHENG Hong, ZHANG Fen, WEI Sui

(Key Laboratory of Intelligent Computing & Signal Processing, Key Laboratory of Modern Imaging and Displaying Technology of Anhui Province, Anhui University, Hefei 230039, China)

Abstract: Aiming at the heavy difficulty or high cost for the random orthogonal matrix which used in separable compressive sensing for high-dimensional signals sensing, such as large-scale image compressive reconstruction, deterministic measurement matrices was introduced, and a separable compressive sensing using deterministic matrices was proposed, matrix with deterministic structure, such as Toeplitz or Circulant matrix, could be used as a left/right separable matrix in separable compressed sensing. The proposed scheme can significantly reduce the number of independent elements, thus significantly reduce the difficulty and the cost of physical implementation. Numerical simulations evaluated comparisons of reconstruction performance of the proposed method with different downsampling rates and different image sizes. The results indicate that the proposed method can achieve similar reconstruction quality with far fewer independent elements as random orthogonal matrix's, which demonstrates the feasibility of the proposed method.

Key words: Compressive sensing; Compressive imaging; Separable compressive sensing; Random orthogonal matrix; Deterministic matrix

OCIS Codes: 110.3010; 100.6640; 100.3190

0 引言

压缩成像^[1-6](Compressive Imaging, CI)是可压缩传感^[7-8](Compressive Sensing, CS)理论在成像领域的应用与推广.CI可以克服传统成像方法中存在的部分

不足,能应用于一些传统成像理论不太适用的复杂场合^[2].例如,现代海上作战中高质量与宽视角的红外图像、在低光照环境下的小船舶以及烟雾等复杂环境下的成像等^[9].以低光照设置为例,这种条件下的敏感探测器较昂贵,而较小的焦平面可以直接降低系统成本,

基金项目:NSFC-广东联合基金(No. U1201255)、国家自然科学基金(Nos. 61201396, 61201227, 61301296, 61377006)、高等学校博士学科点专项科研基金(No. 20113401130001)、安徽省自然科学基金(No. 1208085QF114)、安徽大学博士科研启动经费项目(No. 33190218)和安徽大学青年基金项目(No. KJQN1120)资助

第一作者:张成(1984—),男,讲师,博士,主要研究方向为压缩感知与光学成像技术. Email: question1996@163.com

导师(通讯作者):韦穗(1946—),女,教授,主要研究方向为数字全息术. Email: swei@ahu.edu.cn

收稿日期:2014-08-30; **录用日期:**2014-12-08

<http://www.photon.ac.cn>

系统重量更轻,更为便携.同时,使用较少探测器的成像系统消耗更少的功率,从而减少需要电池充电的数目.小尺寸相机更适应不显眼地监视,实现无处不在的成像.因此保持一个相对较小的光学系统焦平面至关重要,而压缩成像理论恰恰可以实现在较小焦平面条件下得到与经典的成像技术处于同一质量水平的图像^[10-11].

Rice 大学提出单像素相机首次成功实现 CI^[12],但是压缩成像存在的最大问题是一次只能捕获一个测量值,测量过程所耗的时间过长.因此,随机相位掩膜压缩成像^[5-6]、压缩编码孔径成像^[12]、随机卷积成像^[13]以及压缩光谱成像^[14]等方法被提出,旨在单次曝光或少量曝光次数下捕获充分的测量值.

这些压缩成像技术中测量矩阵的维数随着图像分辨率的增加呈几何级增长,导致其存储与后端的重建几乎是不可能的.可分离压缩传感(Separable Compressive Sensing, SCS)是由 Rivenson 等^[15-16]首先提出的一种可以有效处理大尺度图像的压缩重建方法,其在二维情形下(同时可以很方便地扩展到更高维)利用可分离传感算符(Separable Sensing Operators, SSO)相应的测量矩阵,可以显著地降低测量矩阵的存储的维数以及重构的负担.但是现有的 SCS 成像方法中对 SSO 的要求是随机正交矩阵,导致实现成本太高.本文主要针对这一限制,放宽对可分离算符正交性的限制,提出一种基于确定性矩阵的可分离压缩传感方法(Deterministic matrix in Separable Compressive Sensing, DSCS),进一步减少可分离算符的独立元素的数目,降低物理实现的成本.

1 可分离压缩传感基本理论

1.1 可压缩传感

CS 理论本质是从显著少于传统采样理论所需要的测量中恢复稀疏或可压缩信号,依赖于稀疏性和非相干性两个先验知识^[8].围绕这两个核心,以及将信号从非相干的线性测量中恢复出来的方法,构成了该理论的核心三要素:信号的稀疏变换、测量矩阵的合理选择、快速稳定的重构算法.

假定信号 $f \in \mathcal{R}^{N \times 1}$,在稀疏基 $\Psi \in \mathcal{R}^{N \times N}$ 上可以表示为 $f = \Psi \alpha$,其中 $\alpha \in \mathcal{R}^{N \times 1}$,仅有 $S \ll N$ 个元素值非零.测量向量 $g \in \mathcal{R}^{M \times 1}$ 通过式(1)获得

$$g = \Phi f = \Phi \Psi \alpha \quad (1)$$

式中 $\Phi \in \mathcal{R}^{M \times N}$ 是测量矩阵.通过选择合适的测量矩阵,稀疏基和测量次数 M ,信号 f 可以从测量向量 g 中精确重构.因此,需要设计一个合适的测量矩阵 Φ ,使得测量值中 g 可以包含足够多的信息以确保原信号 f 可以被精确重建出来.

非相干性一般用来度量测量矩阵和稀疏基之间的

关系,定义为

$$\mu(\Phi, \Psi) = \sqrt{N} \max_{1 \leq i, j \leq N} |\langle \Phi_i^H, \Psi_j \rangle| \quad (2)$$

另一方面,非相干性也可以用来度量测量矩阵内部的行向量之间的相关性,即

$$\mu(\Phi) = \sqrt{N} \max_{1 \leq i \neq j \leq N} |\langle \Phi_i^H, \Phi_j \rangle| \quad (3)$$

式中 Φ_i, Ψ_j 分别表示矩阵 Φ 和稀疏基 Ψ 的行向量,符号 H 表示共轭转置. μ 值的取值范围是 $1 \leq \mu \leq N^{1/2}$, μ 值低意味着测量系统的性能更好.

Candès 等的研究表明,如果测量次数 M 满足^[8]

$$M \geq C \mu^2 \text{Slog} N \quad (4)$$

那么通过求解式(5),从测量向量 g 中可以确保信号 f 的重建,即

$$\begin{aligned} \hat{\alpha} &= \underset{\alpha}{\text{argmin}} \|\mathbf{g} - \Phi \Psi \alpha\|_2^2 + \lambda \|\alpha\|_1 \\ \text{s. t. } \hat{f} &= \Psi \hat{\alpha} \end{aligned} \quad (5)$$

式中,第一项是保真项,第二项是正则化项,是系数 α 的 l_1 范数,即 $\|\alpha\|_1 = \sum_i |\alpha_i|$, λ 是正则化参量,用于权衡保真项和正则化项之间的比例.

1.2 压缩成像

压缩成像和 CS 理论一脉相承,是 CS 理论在成像领域的推广与应用.CS 在 CI (2D,3D,甚至更高维)中面临最大问题是表征压缩采样的测量矩阵 Φ 的维数过大.以超谱成像为例,3D 信号 $F \in \mathcal{R}^{N_1 \times N_2 \times N_3}$,那么相应的测量矩阵约有 $O(N^2)$ 个元素, $N = N_1 \times N_2 \times N_3$.此时测量矩阵给后端的压缩重建过程带来巨大的存储和内存需求,以及漫长的计算时间.此外,该测量系统的光学实现和传感器标定也是一个极具挑战性的工作,因为随机测量矩阵 Φ 的实现需要生成 $M \times N$ 个独立的元素.

1.3 可分离压缩感知

可分离压缩传感^[15-21] (Separable Compressive Sensing, SCS)是 CS 理论的一个分支,可以在光学成像、超光谱成像等光学系统中有效处理高维信号的感知问题.SCS 是通过可分离传感算符^[15-16] (Separable Sensing Operators, SSO)实现的,而 SSO 在许多光学成像系统中都有着重要的应用(如衍射光学中的波传播定理等),可以直接将理论与实际相结合.

SCS 方法用于克服压缩成像实现中涉及的大数据量的实际约束,可以显著降低实现复杂度,其代价是压缩效率的损失,即相比非可分离 CS(传统 CS 方法),需要更多的采样值来重建原信号^[15-18].

一个可分离算符 Φ_{LR} ,可以表示成 $\Phi_L \otimes \Phi_R$,其中 \otimes 符号表示 Kronecker 积,可以是直接乘积(Direct product)或张量积(Tensor product).如果 Φ_L 是一个 $m_L \times n_L$ 矩阵, Φ_R 是一个 $m_R \times n_R$ 矩阵,那么 Φ_L 和 Φ_R 之间的 Kronecker 积 $\Phi_{LR} \in \mathcal{R}^{M \times N}$ ($M = m_L m_R, N = n_L n_R$) 可以表示为

$$\Phi_{LR} = \Phi_L \otimes \Phi_R = \begin{bmatrix} \varphi_{L1,1} \Phi_R & \varphi_{L1,2} \Phi_R & \cdots & \varphi_{L1,n_L} \Phi_R \\ \varphi_{L2,1} \Phi_R & \varphi_{L2,2} \Phi_R & \cdots & \varphi_{L2,n_L} \Phi_R \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \varphi_{Lm_L,1} \Phi_R & \varphi_{Lm_L,2} \Phi_R & \cdots & \varphi_{Lm_L,n_L} \Phi_R \end{bmatrix} \quad (6)$$

对于一个 $n_L \times n_R$ 维矩阵 $F = [f_1 \ f_2 \ \cdots \ f_{n_R}]$, $f_i \in \mathcal{R}^{m_L \times 1}$ ($i = 1, \dots, n_R$), 可以通过向量化操作将其变成 N 维列向量, 这里向量化采用算符 $\text{vec}(\cdot)$ 来表示, 通过堆积多维向量的列来生成

$$\text{vec}(F) = [f_1^T \ f_2^T \ \cdots \ f_{n_R}^T]^T \quad (7)$$

考虑二维信号 $F = [f_1 \ f_2 \ \cdots \ f_{n_R}]$ 和测量向量 $G = [g_1 \ g_2 \ \cdots \ g_{m_R}]$, $g_i \in \mathcal{R}^{m_L \times 1}$ ($i = 1, \dots, m_R$). F 和 G 是 f 和 g 的矩阵表示形式. 在这种情形下, 式(1)可以写成

$$G = \Phi_{LR}(F) \quad (8)$$

$$\text{vec}(G) = \Phi_{LR} \times \text{vec}(F) = (\Phi_R \otimes \Phi_L) \times \text{vec}(F) \quad (9)$$

$$G = \Phi_L F \Phi_R^T \quad (10)$$

其中, 式(8)~(10)之间的推导是根据 Kronecker 积的性质得到的. 于是, 式(5)可以重写成

$$\begin{aligned} \hat{A} = \arg \min_{\lambda} & \| \text{vec}(A) \|_1 + \| \text{vec}(G) - \\ & \text{vec}(\Phi_L \Psi A \Psi^T \Phi_R^T) \|_2 \\ \text{s. t. } & \hat{F} = \Psi \hat{A} \Psi^T \quad \alpha = \text{vec}(A) \end{aligned} \quad (11)$$

式(11)提供了一个简单的方法处理式(5)中大矩阵的向量乘积运算. 式(11)中优化问题的求解仅需要和矩阵相同级别的运算, 远低于式(5)中标准的 CS 恢复问题需要的高计算复杂度.

2 确定性矩阵及其在 SCS 中的应用

2.1 确定性矩阵

SCS 方法虽然可以有效地处理高维信号在存储以及矩阵向量积方面的问题, 但是并未考虑实际物理实

表 1 四种 CS 算符在确保 L1 最小化重建的测量次数、标定工作量和存储空间上的比较

Table 1 Comparison on measurements for L1 minimization reconstruction, calibration and storage space of four kinds of CS operators

Matrix type	Measurements M	Calibration steps	Number of independent elements	
Conventional CS	$O(S \log N)$	$O(NS \log N)$	$O(MN)$	$m_L m_R n_L n_R$
Block-circulant CS	$O(S^2 \log N)$	$O(N)$	$O(M^{1/2} N^{1/2})$	$\min(m_L, m_R) n_L n_R$
Separable CS	$O(S \log N)$	$O(N^{1/2} S \log N)$	$O(N^{1/2})$	$m_L n_L + m_R n_R$
DSCS	$O(S^3 \log N)$	$O(N^{1/2} S^3 \log N)$	$O(N^{1/4})$	Toeplitz $m_L + n_L + m_R + n_R - 2$
				Circulant $n_L + n_R$

2.2 前向测量算符和后向测量算符的构造

经典 SCS 方法中

$$G = \Phi_L F \Phi_R^T \quad (14)$$

式中, Φ_L 和 Φ_R 都是正交矩阵, $m_L < n_L$, $m_R < n_R$, 总下采样率为 $m_L m_R / n_L n_R$. 其反向测量操作为

现对分离算符的限制. 在现有 SCS 方法中, 每个分离矩阵 Φ_L 和 Φ_R 是通过随机选取大小为 $N \times N$ 随机正交矩阵(Random Orthogonal Matrix, ROM)的任意 M 行组成的. 此时矩阵的自由度由经典 CS 理论中随机高斯矩阵的 MN 降低至 $m_L n_L + m_R n_R$ ($M = m_L m_R$, $N = n_L n_R$). 但是随机正交矩阵在实际中自由度仍然过多, 通过光学实现的难度较高. 因此, 可以借鉴 Bajwa 确定性测量矩阵在经典 CS 理论中的应用, 将结构化信息应用于每个分离矩阵 Φ_L 和 Φ_R , 这有利于进一步降低测量系统实现的难度, 对于标定工作量和存储空间上面都存在进一步的优势. 这要求对已有的 SCS 方法进行扩展, 将分离矩阵 Φ_L 和 Φ_R 是正交矩阵的要求放宽, 以便于将更结构化的特性施加在分离矩阵之上. 当然, 一些额外的处理步骤是必要的, 可以用于处理非正交化的分离矩阵对重建造成的额外影响. 文献[22]中给出确定性矩阵为

$$\Phi_{\text{Toeplitz}} = \begin{bmatrix} a_N & a_{N-1} & \cdots & a_1 \\ a_{N+1} & a_N & \cdots & a_2 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ a_{N+M-1} & a_{N+M-2} & \cdots & a_M \end{bmatrix} \quad (12)$$

$$\Phi_{\text{Circulant}} = \begin{bmatrix} a_N & a_{N-1} & \cdots & a_1 \\ a_1 & a_N & \cdots & a_2 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ a_{N-1} & a_{N-2} & \cdots & a_N \end{bmatrix} \quad (13)$$

可作为测量矩阵在测量 $M \geq CS^3 \log(N/M)$ 时高概率满足限制等距性质 (Restricted Isometry Property, RIP). 确定性矩阵的引入, 可以显著降低测量矩阵中独立变量的数目, 从而降低其物理实现的难度与成本. 表1给出经典 CS, 块循环 CS, 经典 SCS 方法以及本文提出的 DSCS 方法的计算复杂度对比.

$$F = \Phi_L^T \Phi_L F \Phi_R^T \Phi_R = \begin{bmatrix} I_{m_L \times m_L} & & \\ & 0_{(n_L - m_L) \times (n_L - m_L)} & \\ & & I_{m_R \times m_R} \\ & & & 0_{(n_R - m_R) \times (n_R - m_R)} \end{bmatrix} \cdot \quad (15)$$

完成一次前向操作加反向操作. 注意, 当使用确定性测量矩阵如 Toeplitz 或 Circulant 矩阵的时候, 其前向操

作与反向操作之间存在比较严重的不一致性. 因此需要一些额外的步骤来处理该问题, 从而达到相应的一致性.

其核心步骤为:

1) 分别用 Φ_L^\dagger 和 $(\Phi_R^T)^\dagger$ 代替 Φ_L^T 和 Φ_R , 如式(16);

2) 对 Φ_L 和 Φ_R^T 的行或列进行归一化处理, 从而保证前向和反向操作后的总能量基本保持在一个稳定的范围区间.

$$F = \begin{bmatrix} \mathbf{I}_{m_L \times m_L} & \mathbf{0}_{(n_L - m_L) \times (n_L - m_L)} \\ \mathbf{0}_{(n_R - m_R) \times (n_R - m_R)} & \mathbf{I}_{m_R \times m_R} \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} \Phi_L^\dagger \Phi_L F \Phi_R^T (\Phi_R^T)^\dagger \\ \mathbf{0}_{(n_L - m_L) \times (n_L - m_L)} \end{bmatrix} \quad (16)$$

3 实验

为验证 DSCS 方法的有效性, 给出三组数值实验.

3.1 实验 A

实验 A 是单次重建实验, 测试图像选用大小为

256×256 的标准 Cameraman 图像. 稀疏基选用 RWT 小波包^[23], 小波是 'db5' 小波基, 尺度为 3. 重建算法选用 SpgL1 算法^[24]. 每个方向的下采样因子皆为 0.8, 总的下采样率为 0.64. 分别测试经典 SCS 方法中的 ROM 矩阵(记为 GO)、行归一化的随机高斯矩阵(记为 GN), 行归一化的 Toeplitz 矩阵(记为 Toep)和行归一化的 Circulant 矩阵(记为 Circ)的重建结果, 采用信噪比(Signal-to-Noise Ratio, SNR)比较不同矩阵恢复图像的质量. 具体结果如图 1.

图 1(a)是 Cameraman 原图, 图 1(b)和图 1(c)分别是随机正交矩阵 GO 对应的测量值以及相应的重建结果. 由于每个方向的下采样率为 0.8, 图 1(b)的大小是 204×204(GN, Toep 和 Circ 对应的测量图像大小与此相同). 四种矩阵的重建 SNR 如表 2. 从表 2 的结果可以看出, 四种矩阵都成功完成信号的重建, 其重建 SNR 较为接近, 都达到了非常高的值.

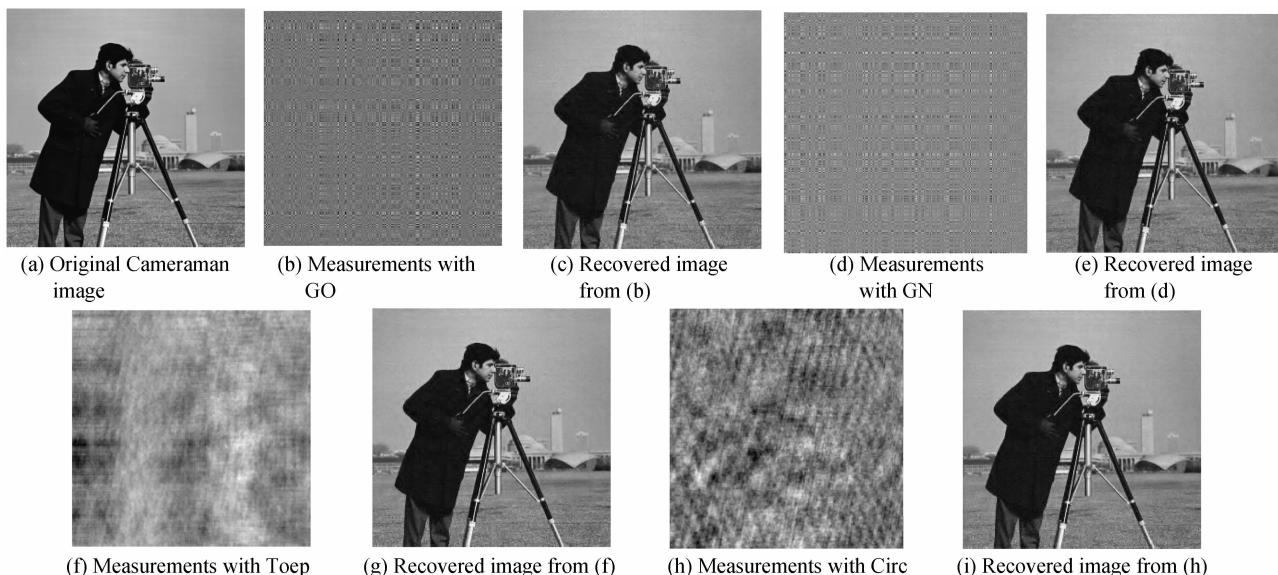


图 1 分离压缩感知成像实验

Fig. 1 Numerical tests of separable compressive sensing

表 2 四种不同测量矩阵重建信噪比

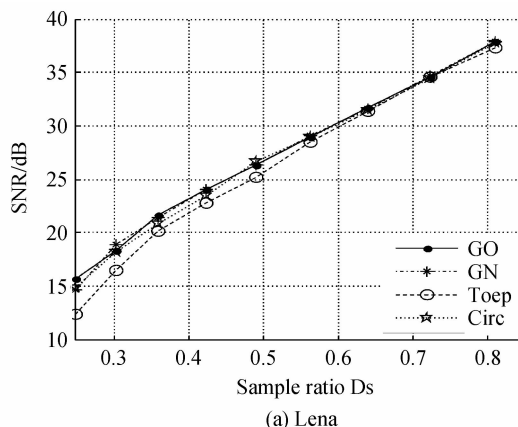
Table 2 Reconstruction SNR of four different measurement matrices

Separable matrix	GO	GN	Toep	Circ
SNR/dB	31.78	31.85	32.21	31.88

3.2 实验 B

实验 B 的目的是测试比较不同下采样率情况下对应的测量值的重建结果. 测试图像选用 Lena 和 Cameraman 图像, 图像大小为 256×256. 为便于计算, 单个方向的降采样率分别为 $s = [0.5, 0.55, 0.6, 0.65, 0.7, 0.75, 0.8, 0.85, 0.9]$, 因此总的下采样率是 $s \cdot ^2$, 其中 $s \cdot ^2$ 表示 s 中的每个元素取平方. 稀疏基选用 RWT 小波包, 小波是 'db5' 小波基, 尺度为 3. 每组参量情形下执行 100 次实验, 取重建结果信噪比的

均值. 最终不同下采样率对应的结果如图 2.



(a) Lena

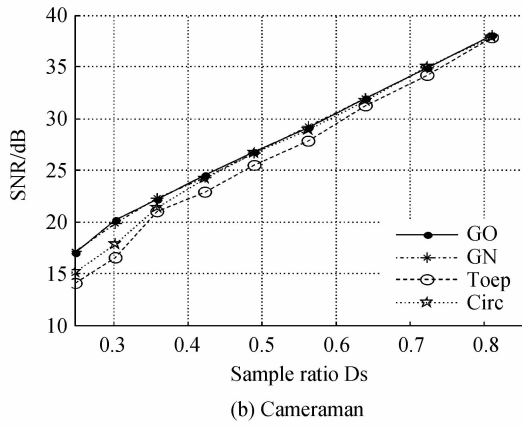


图2 Lena 和 Cameraman 图像在不同下采样率下的重建 SNR 比较

Fig. 2 SNR comparison of Lena and Cameraman image under different sample ratio

在图2中,随着总下采样率的增加,重建图像的信噪比逐渐增大,符合 SCS 理论的预期.在 Lena 和 Cameraman 图像的重建结果中,Toeplitz (Toep) 和 Circulant 矩阵的平均 SNR 相比随机正交矩阵 ROM (GO) 和行归一化的高斯矩阵(GN),有一定程度的下降.但是其独立元素相比经典的 SCS 方法明显减少,从而其物理实现的复杂度显著下降.

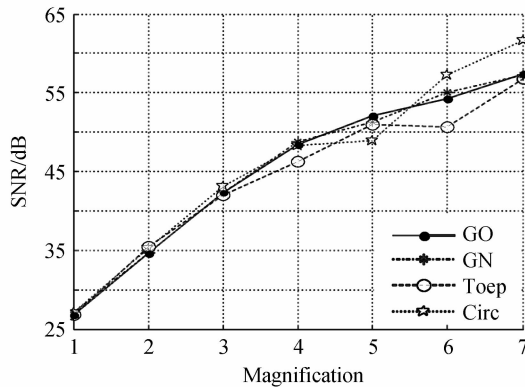


图3 不同尺度 Cameraman 图像重建信噪比对比

Fig. 3 SNR comparison of Lena and Cameraman image under different scales

3.3 实验 C

实验 C 用于比较不同大小的图像在相同下采样率因子的条件下对应的重建 SNR.测试图像选用 Cameraman 图像,标准图像大小选为 256×256 ,分别测试 $\times 1, \times 2, \times 3, \times 4, \times 5, \times 6, \times 7$ 七个级别的图像重建结果.单个方向的下采样率为 0.7,总的下采样率为 0.49.稀疏基同样选用 RWT 小波包中尺度为 3 的 'db5' 小波基.

从图3中可以看出,随着图像放大尺度的增加,图像重建 SNR 的总趋势逐渐增加.在较低尺度情形下(具体指 $\times 1, \times 2, \times 3$),四种矩阵的重建 SNR 极为接

近.但是随着图像尺度的进一步增加($\times 4$ 以及更高的放大倍数),本文提出的 DSCS 仍具有较高的 SNR,但是与此同时也出现了一定程度的振荡.其具体原因是因为确定性矩阵不能保证测量矩阵之间是严格正交的,因此 SNR 出现一定程度的降低.

3.4 实验 D

从图3的分析可以看出,结构化测量矩阵在高放大倍数时出现了一定程度的不稳定性,为更好地比较这一特性,设计实验 D,计算相应测量矩阵的互相关系数 (Mutual Coherence, MC),计算公式如式(3).参量设置 $n_L = n_R = 50$,测量值 m_L, m_R 分别取值为 10;3;40,即取值范围从 10 到 40,每次测量值增加 3.生成的矩阵中除 GO 是正交的以外,GN,Toep 和 Circ 都是列归一化的.由于每次矩阵都随机生成,每一组参量取 1000 次实验的 MC 值的平均值,结果如图 4.

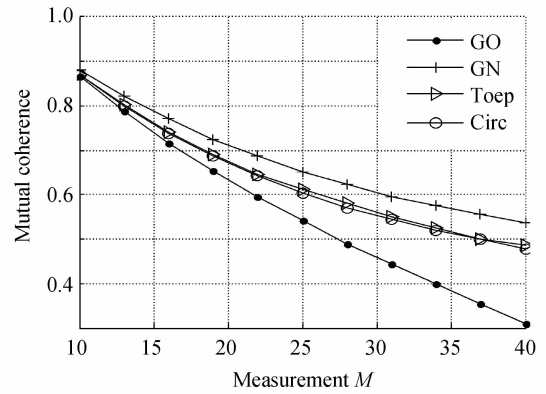


图4 互相关性测试

Fig. 4 Mutual coherence tests

从图4中可以看出,在相同条件下,GO 矩阵的平均 MC 值始终保持最低,这也符合前文中正交矩阵最优的性质,其次是 Toep 和 Circ 矩阵,这两者之间平均 MC 值的差距非常小,MC 值的大小基本保持一致.平均 MC 值最高的是 GN 矩阵,这与图 4 中的结果略有出入.经分析,具体原因在于 MC 值反映的是一种最坏的情形,或者说最保守的一种估计,是针对最坏情形的一种评估,但是 GN 矩阵的表现要优于最坏的情形,其稳定性超过了 Toep 和 Circ 矩阵.

4 结论

本文将确定性矩阵引入可分离压缩成像,在一定程度上克服了可分离压缩传感中测量矩阵独立元素过多导致的实现成本太大的问题.数值实验结果验证了本文提出的 DSCS 方法的有效性.但是,也需要看到,确定性矩阵的引入也导致图像重建 SNR 出现了一定程度的下降,希望在未来通过进一步优化相应的分离矩阵来提高其稳定性.

参考文献

- [1] ROMBERG J. Imaging via compressive sampling[J]. *IEEE Signal Processing Magazine*, 2008, **25**(2): 14-20.
- [2] NEIFELD M A, KE J. Optical architectures for compressive imaging[J]. *Applied Optics*, 2007, **46**(22): 5293-5303.
- [3] ZHANG Cheng, CHENG Hong, ZHANG Fen, *et al.* Physical realizable phase encoding compressed imaging[J]. *Acta Electronica Sinica*, 2013, **41**(5): 982-986.
张成, 程鸿, 张芬, 等. 物理可实现的相位编码压缩成像[J]. *电子学报*, 2013, **41**(5): 982-986.
- [4] ZHANG Cheng, CHENG Hong, ZHANG Fen, *et al.* Single-exposure frequency-domain amplitude encoding compressive imaging[J]. *Acta Electronica Sinica*, 2014, **42**(7): 1262-1267.
张成, 程鸿, 张芬, 等. 单次曝光频域振幅编码压缩成像[J]. *电子学报*, 2014, **42**(7): 1262-1267.
- [5] ZHANG Cheng, YANG Hai-Rong, WEI Sui. Compressive double lens imaging using deterministic phase mask[J]. *Acta Photonica Sinica*, 2011, **40**(6): 949-954.
张成, 杨海蓉, 韦穗. 确定性相位掩膜可压缩双透镜成像[J]. *光子学报*, 2011, **40**(6): 949-954.
- [6] ZHANG Cheng, YANG Hai-Rong, WEI Sui. Compressive imaging using toeplitz-circulant-block phase mask matrices[J]. *Acta Photonica Sinica*, 2011, **40**(9): 1322-1327.
张成, 杨海蓉, 韦穗. 托普利兹-循环块相位掩膜矩阵压缩成像[J]. *光子学报*, 2011, **40**(9): 1322-1327.
- [7] DONOHO D L. Compressed sensing[J]. *IEEE Transactions on Information Theory*, 2006, **52**(4): 1289-1306.
- [8] CANDÉS E J, ROMBERG J, TAO T. Robust uncertainty principles: Exact signal reconstruction from highly incomplete frequency information[J]. *IEEE Transactions on Information Theory*, 2006, **52**(2): 489-509.
- [9] WILLETT R M, MARCIA R F, NICHOLS J M. Compressed sensing for practical optical imaging systems: a tutorial[J]. *Optical Engineering*, 2011, **50**(7): 072601.
- [10] MARIM M, ANGELINI E, OLIVO-MARIN J C, *et al.* Off-axis compressed holographic microscopy in low-light conditions[J]. *Optics Letters*, 2011, **36**(1): 79-81.
- [11] SUI X, CHEN Q, GU G, *et al.* Infrared super-resolution imaging based on compressed sensing[J]. *Infrared Physics & Technology*, 2014, **63**: 119-124.
- [12] DUARTE M F, DAVENPORT M A, TAKHAR D, *et al.* Single-pixel imaging via compressive sampling[J]. *IEEE Signal Processing Magazine*, 2008, **25**(2): 83-91.
- [13] ROMBERG J. Compressive sensing by random convolution[J]. *SIAM Journal on Imaging Sciences*, 2009, **2**(4): 1098-1128.
- [14] WAGADARIKAR A, JOHN R, WILLETT R, *et al.* Single disperser design for coded aperture snapshot spectral imaging[J]. *Applied Optics*, 2008, **47**(10): B44-B51.
- [15] RIVENSON Y, STERN A. Compressed imaging with a separable sensing operator[J]. *Signal Processing Letters, IEEE*, 2009, **16**(6): 449-452.
- [16] RIVENSON Y, STERN A. Practical compressive sensing of large images [C]. *Digital Signal Processing, 2009 16th International Conference on. IEEE*, 2009: 1-8.
- [17] AUGUST Y, VACHMAN C, RIVENSON Y, *et al.* Compressive hyperspectral imaging by random separable projections in both the spatial and the spectral domains[J]. *Applied Optics*, 2013, **52**(10): D46-D54.
- [18] WANG W, LU D, WANG Y, *et al.* Intelligent throat polyp detection with separable compressive sensing[J]. *EURASIP Journal on Advances in Signal Processing*, 2014, **2014**(1): 1-6.
- [19] SHISHKIN S L, WANG H, HAGEN G S. Total variation minimization with separable sensing operator[M]. *Image and Signal Processing. Springer Berlin Heidelberg*, 2010: 86-93.
- [20] WRIGHT S J, NOWAK R D, FIGUEIREDO M A T. Sparse reconstruction by separable approximation [J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2009, **57**(7): 2479-2493.
- [21] ROBUCCI R, GRAY J D, CHIU L K, *et al.* Compressive sensing on a CMOS separable-transform image sensor[J]. *Proceedings of the IEEE*, 2010, **98**(6): 1089-1101.
- [22] HAUPT J, BAJWA W U, RAZ G, *et al.* Toeplitz compressed sensing matrices with applications to sparse channel estimation[J]. *IEEE Transactions on Information Theory*, 2010, **56**(11): 5862-5875.
- [23] GUO H T. Rice wavelet toolbox[CP/OL]. <http://dsp.rice.edu/software/rice-wavelet-toolbox>, 2013-01.
- [24] VAN DEN BERG E, FRIEDLANDER M P. Probing the Pareto frontier for basis pursuit solutions[J]. *SIAM Journal on Scientific Computing*, 2008, **31**(2): 890-912.