

# 像面编码计算成像实验研究及重构图像的质量评价

马彦鹏<sup>1,2</sup>, 齐洪兴<sup>1,2</sup>, 韩贵丞<sup>1</sup>, 王义坤<sup>1</sup>, 汪磊<sup>1,2</sup>, 舒嵘<sup>1,2</sup>

(1. 中国科学院上海技术物理研究所 中科院空间主动光电技术重点实验室, 上海 200083;  
2. 中国科学院大学, 北京 100049)

**摘要:**针对国产化大面阵红外器件技术缺乏,用红外焦平面探测器获取图像时难以消除自身的非均匀性以及信噪比低,航空航天成像应用中的图像采集、传输、存储成本越来越高等问题.论文引入了像面编码计算成像,首先分析了这种成像系统的原理模型,然后将压缩感知理论应用于计算成像中,搭建成像原理样机,进行非压缩和压缩的计算成像实验.最后在重构的图像质量评价中引入了信号子空间分析方法,进行重构图像的信噪比估计,实验结果表明,这种信噪比估计方法更加准确有效,并且可以以此作为实验结论给出实际压缩成像时需要的合理采样次数.

**关键词:**计算成像;压缩感知;图像评价;信噪比估计;子空间分析

**中图分类号:**O438 **文献标识码:**A

## Experimental study for coding computational imaging and quality evaluation of reconstructed image

MA Yan-Peng<sup>1,2</sup>, QI Hong-Xing<sup>1,2</sup>, Han Gui-Cheng<sup>1</sup>, WANG Yi-Kun<sup>1</sup>, Wang Lei<sup>1,2</sup>, SHU Rong<sup>1,2</sup>

(1. Key Laboratory of Space Active Electro-Optical Technology, Shanghai Institute of Technical Physics, Chinese Academy of Sciences, Shanghai 200083, China;  
2. University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049, China)

**Abstract:** Infrared focal plane array detector suffers from problems including the lack of localization technology of infrared devices, intrinsic non-uniformity, and low signal-to-noise ratio (SNR). The costs for image acquisition, transmission, and storage became higher and higher for the applications of aerospace imaging. To overcome these difficulties, this paper analyzed the principle of computational imaging system, and the compressive sensing theory was introduced for imaging. Then the imaging prototype was built, and compressed and uncompressed imaging had been investigated. Finally, the method of the signal subspace analysis was introduced for quality evaluation of the reconstructed image, and the SNR of the reconstructed image was estimated using this method. Experimental results demonstrate that the SNR estimation method is accurate and effective, which can give a reasonable number of samples required for the actual compressed imaging.

**Key words:** computational imaging, compressed sensing, image quality evaluation, signal-to-noise (SNR) estimation, subspace analysis

**PACS:** 07.07.DF

### 引言

计算成像技术是近几年国内外提出的一门新兴的成像技术<sup>[1-3]</sup>,相比较于传统的成像系统(图1

(a))信号的直接获取方法,编码计算成像(图1(b))相当于在像平面使用一个特殊的编码孔径,这种孔径使用特殊的编码函数.本质上而言,相当于将物场景的像从一个空间投影到另一个空间,另一个

收稿日期:2016-06-30,修回日期:2016-12-13

Received date: 2016-06-30, revised date: 2016-12-13

基金项目:上海技术物理研究所创新专项(DX38)

Foundation items: Supported by Shanghai Institute of Technical Physics Specion Innovation(DX38)

作者简介(Biography): 马彦鹏(1987-),男,贵州威宁县人,博士研究生.主要研究领域为高光谱成像、信号处理、压缩感知、计算成像. E-mail: ma.yanpeng@163.com

空间的像相当于是像面的光强分布与编码模板函数的线性组合. 这样一来,这种成像可以使用一个单元探测器直接对编码后的图像信号进行采集. 单元探测器相当于一个求和器,每一次编码后采集到的信号不能直接反映物体的像,需要通过联合编码函数才能重构物体的真实像. 这种成像方式能够保证高空间分辨率的同时,保持高信噪比. 光学系统采用单元探测器,在红外波段国产化大面阵探测器技术缺乏的条件下,研究这种成像技术具有重要的意义.

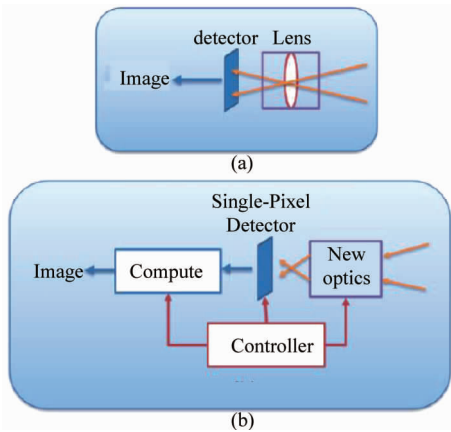


图 1 (a) 传统成像系统模型, (b) 计算成像系统模型  
Fig. 1 (a) Models of the traditional imaging system, (b) models of the computational imaging system

本文分析了非压缩和压缩时的计算成像模型,并分析了观测数据存在误差时的图像重构方法. 为了减少观测次数,减小采样时间,将最新的信号处理理论 CS (Compressive Sensing) 引入到计算成像中,搭建了成像系统方案,依次实现了压缩和非压缩的计算成像模型. 最后在重构图像的质量评价中分析了传统的均方误差法和峰值信噪比方法. 鉴于传统方法的问题与不足,论文引入信号子空间分析方法,对压缩成像的重构图像进行信噪比估计,并以此作为实验结论,给出压缩成像时所需的合理采样次数.

### 1 编码计算成像系统模型分析

按照信息论的角度来看,光学成像系统是一个空间不变的线性系统. 如图 2 所示,编码计算成像在像空间设置一个特殊的编码孔径,这种孔径可以预先加载不同的编码函数,通过编码后的图像信号用单元器件来采集.

通过在像平面设置不同的编码模板,这种计算成像的可以写为式(1)的数学模型:

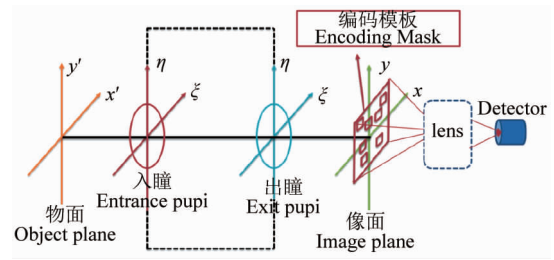


图 2 编码计算成像系统的普遍模型  
Fig. 2 Coding computational imaging model

$$Y = \Theta \cdot F \quad (1)$$

并根据编码模板的不同,实现了不同的编码计算成像.

当编码模板  $\Theta$  为满秩矩阵时,例如哈达玛矩阵,我们称为非压缩的编码计算成像. 这种以哈达玛矩阵作为编码方式的成像很早以前便被相关的科研人员引入到光谱学中设计实现了高信噪比的光谱仪<sup>[4-5]</sup>. 但在成像中应用时,需要大量的编码次数,限制了其应用.

因此,能否采用少量的编码次数也能实现计算成像呢? 最近几年来,Donoho 和 Candes 等人提出了压缩感知(Compressive Sensing, CS)<sup>[6-7]</sup>. CS 理论通过挖掘信号信息的冗余性和稀疏性,在采样过程中,不是获取图像的全部像素采样,而是通过特定的算法,选择合适的观测矩阵,每次对信号进行全局采样,然后通过这些采样,结合相关的恢复算法复原图像. 此时的编码模板  $\Theta$  为奇异的低秩矩阵,

$$(1 - \delta_k) \|c\|_2^2 \leq \|\Theta \cdot \Psi \cdot c\|_2^2 \leq (1 + \delta_k) \|c\|_2^2 \quad (2)$$

压缩感知理论中,根据式(2)的约束等距性质<sup>[8-10]</sup>设计编码模板  $\Theta, \Psi$  为稀疏表示基,满足条件的常用  $\Theta$  矩阵有随机矩阵等. 在非压缩的编码计算成像中,考虑噪声影响时,通过最小二乘法直接重建图像,如式(3)所示.

$$F = (\Theta^T \cdot \Theta)^{-1} \cdot \Theta^T \cdot Y \quad (3)$$

压缩成像需要求解式(4)所示的优化矩阵方程.

$$\min_s \|S\|_{l_1} \text{ s. t } Y = \Theta \cdot \Psi \cdot S = T \cdot S \quad (4)$$

其中需要将待重建的图像信号进行稀疏表示,  $\Psi$  为稀疏表示基,  $S$  为稀疏系数,  $T$  为传感矩阵.

求解式(4)的优化问题,有很多算法,比如梯度投影,正交匹配追踪等,本文后续的实验采用正交匹配追踪算法<sup>[8]</sup>. 上述的优化重构出稀疏系数  $S$  后,事实上,此时解得的稀疏系数是变换域的系数,需要

将其反变换才能得到空域图像。

## 2 成像实验系统设计及搭建

实验装置的光学系统基本工作原理如图 3 所示,编码模板的硬件选用 TI 公司的数字微反射镜 DMD<sup>[11]</sup>. 其单元示意图如图 4 所示,镜子可以通过加载“0”和“1”的二值图像实现“+12°”和“-12°”的翻转从而控制进入探测器的光强信号. 待成像目标场景 X 的反射光线经过望远成像系统后,成像于编码模板 DMD 上,经 DMD 编码后的光通过会聚透镜后进入单像素的探测器探测后通过采集系统采样,然后结合编码信息最后通过相关的重构算法得到场景的图像。

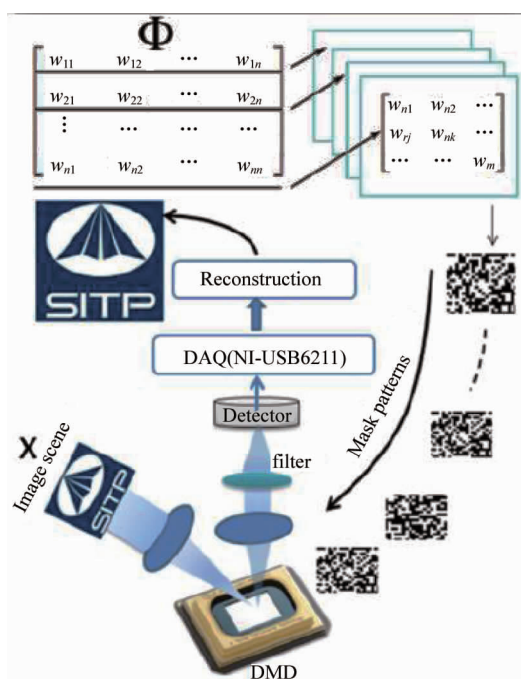


图 3 成像原理系统

Fig. 3 The principle of imaging system

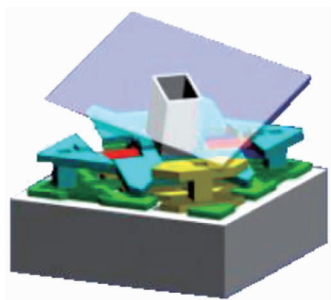


图 4 数字微镜器件微观结构图

Fig. 4 Microscopic structure of a digital micro-mirror

基于上面的原理图,搭建实际的光学成像原理样机,如图 5 所示:

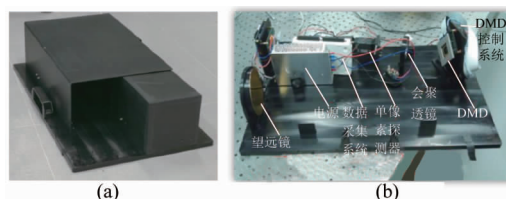


图 5 (a) 成像系统原理样机外观, (b) 样机内部结构图

Fig. 5 (a) The principle prototype of imaging system, (b) The internal structure of the prototype

望远镜成像模块 1 采用爱特蒙特光学公司生产的焦距为:304.8 mm,口径为:101.6 mm 的抛物面反射望远镜;数字微反射镜 DMD 及控制模块 2,7 采用 TI 公司的 Discovery 4100,其技术指标为:1 024 × 768 像素,像素大小为 13.69 μm;单像素探测模块 4 采用 Excelitas 公司的 H-9656 探测器;数据采集与图像重构模块 5,6 采用 NI 公司的 USB-6211 采集卡及 Matlab-R2009a 软件。

## 3 成像实验及结果分析

通过上面的原理分析,分别对同一目标进行非压缩和压缩的成像实验,编码模板的硬件采用 1027 × 768 像素的 DMD,为了简化计算量,将原来的微镜进行 4 × 4 合并,也就是说,最后的 DMD 事实上是 256 × 192 像素,图 6 是待成像目标的示意图,该目标是透射式的. 根据目标大小,为了进一步减小计算量,仅采用局部微镜,剩余微镜均不用。

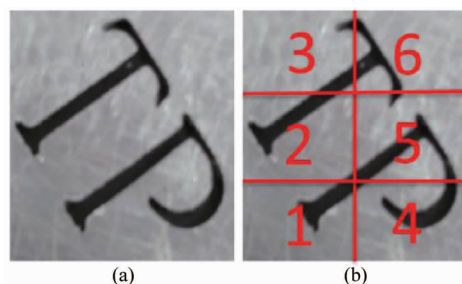


图 6 原始待成像目标

Fig. 6 The original target

### 3.1 不压缩时的成像实验

在不压缩成像的时候,编码模板采用哈达玛矩阵,首先通过光校实验,估计目标大小大致在 144 × 128 像素范围,因此选取的 DMD 镜面有效部分的像素为 144 × 128 = 18 432. 但是哈达玛矩阵只能是以

2 的  $n$  次幂作为长度,因此,在实验的过程中,将 DMD 的有效区域分割为 6 个部分,每个部分的大小为  $48 \times 64 = 3\ 072$ . 最后将每个部分的成像结果拼接得到最终的图像. 下图是此时 DMD 镜面区域的有效分割方式.

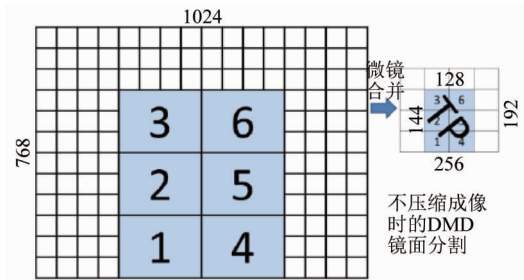


图 7 不压缩成像时 DMD 镜面使用的微镜划分  
Fig. 7 The DMD's mirror-division of uncompressed computational imaging

划分后的每个部分单独成像,由于此时每个部分的大小为  $48 \times 64 = 3072$  像素,因此每个部分需要采样的数据点是 3 076,一共六个部分,图 9 所示为 6 部分微镜单独成像时获取的原始采样信号.

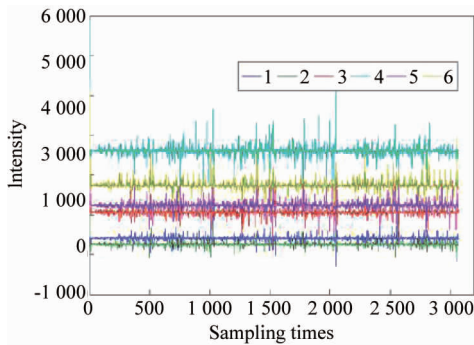


图 8 分块 DMD 的各部分采样信号  
Fig. 8 The sampled signal of the block DMD

从采样信号可以看出,每部分微镜单独成像时,对应的目标反射光强大小不同,因此整体上的均值幅值几乎成倍率的增加或减小.

根据上述六部分的信号采样值,考虑噪声影响时,根据式(4)重构后得到的图像如图 9(a)所示,图 9(b)为重构后拼接的实验结果.

3.2 压缩时的成像实验

考虑压缩时,根据前面的理论分析,编码模板采用高斯随机矩阵.由于高斯随机矩阵可以任意生成,因此,不需要分割 DMD 的镜面,从而可以简化成像过程.下图是压缩成像时的 DMD 的镜面分割.

此时 DMD 的有效区域大小为  $144 \times 128 =$

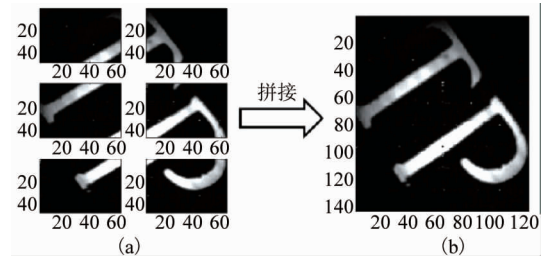


图 9 不压缩时的成像实验及拼接结果  
Fig. 9 The experimental result of uncompressed computational imaging

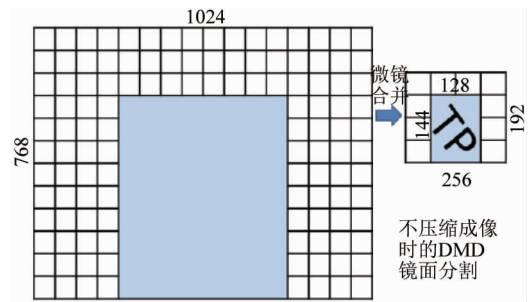


图 10 压缩成像时的 DMD 镜面  
Fig. 10 The DMD's status of compressed computational imaging

18 432 像素.为了验证不同压缩采样率时的成像实验,分别将采样次数设定为:9 000,7 000,5 000,3 000,2 000,1 000 六组数据进行实验,对应的数据采样率分别为:49%,38%,27%,16%,10%,5%. 下图是不同采样率时获取的原始信号采样数据.

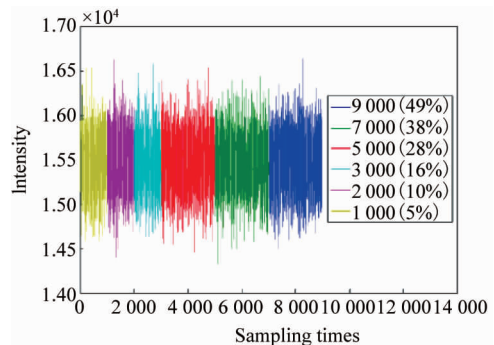


图 11 不同采样次数下的原始采样信号  
Fig. 11 Original sampled signal under different sampling times

从采样数据可以看出,不同的数据采样次数对于光强的起伏而言几乎没有变化,对采样信号进行统计分析得到如下图 12 所示,可以看出信号的幅值几乎服从高斯分布,光强的均值大概在 15 500. 而直观上看采样信号和高斯白噪声很相似.



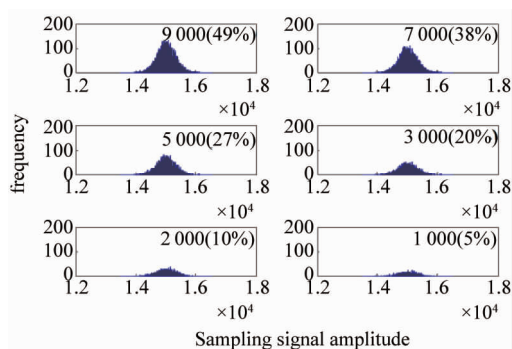


图 12 不同采样次数下的信号统计分布  
Fig. 12 The statistical distribution of the signal under different sampling times

将采样信号和编码模板的信息相结合,最后通过压缩感知信号重构算法,计算重构图像,首先得到稀疏表示系数如下图所示:

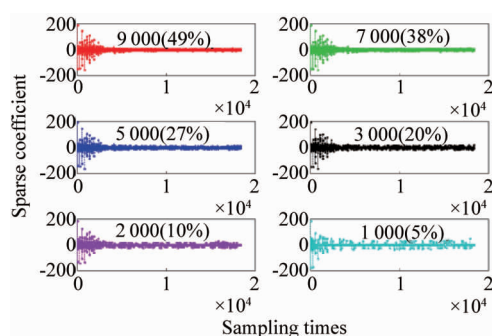


图 13 不同采样次数下重构的稀疏系数分布  
Fig. 13 The constructed sparse coefficient distribution under different sampling times

从重构结果得出,稀疏系数主要集中在少量的维度,而稀疏系数事实上是信号在变换域中的另一种表达,可见图像信号仅覆盖部分空间频谱.最后,我们将根据所求得的稀疏系数变到空间域,得到最终的成像结果如下图所示:

图 14 是最终的成像结果,图 13 在变换域的稀疏系数已经表明,在数据采样次数为 5% 时,由于重构的稀疏系数已经出现失真,因此在对应的空域图像出现了信号的丢失,表现为空域图像出现模糊,重构效果不佳.而在采样次数大于 27% 时,由于重构的稀疏系数趋于完整,因此得到对应的空域图像也表现完整.并且当采样次数大于 27% 时,图像的重构效果并未显著增加.

#### 4 实验结果分析

如图 9 所示的图像重构结果,非压缩的计算成

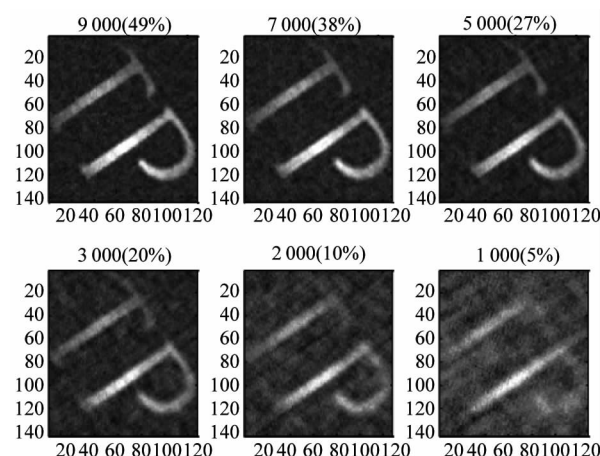


图 14 不同采样次数下重构的图像  
Fig. 14 The reconstructed image under different sampling times

像采用分块成像(图 9(a)所示)然后再合并拼接的方式,最终的实验结果(图 9(b)所示)并未在分块边缘出现由于拼接带来的边缘效应,因此可以认为这种分块成像是完备的,在后续的大视场成像具有一定的借鉴意义.

如图 14 所示的图像重构结果,随着采样率的增加图像的重构质量越来越好,但是当采样率增加到一定程度后,图像的重构质量几乎没变.这种成像是一种可压缩的计算成像,编码模板采用随机矩阵,从理论上来说,相当于像空间受到一个随机信号的调制,每一次的调制随机作用到的像的空间频谱,因此当采样率到达一定次数后,空域采样到调制信号几乎包含了像的所有频谱,因此在重构后的空域图像趋于完美.而当采样次数较少时,采样所得的信号没有覆盖到所有频谱,因此重构后的信号有很大的失真.图 12 的采样信号统计分布可以看出,采样次数较少时,信号没有很好的服从高斯分布,这也导致优化重构后的频域稀疏系数(如图 13 所示)出现失真.同时图 12 中信号的采样分布,图 13 中重构的稀疏系数和图 14 重构的空域信号表明,采样率为 27% 的时候就能很好的重构图像.因此在后续的实验中可以人为的根据这一结论设定好采样次数.

上述对于压缩时的计算成像实验结果分析相对比较主观,由于计算成像时的重构效果没有参考图像进行对比,因此为了分析不同采样率对图像重构效果的影响,把参考图像选定为非压缩时的重构图像(如图 9(b)所示).分别计算不同采样率时的重构图像的峰值信噪比和均方误差,得到如表 1 和图 15 所示.

表 1 不同采样次数下重构图像的均方误差及峰值信噪比  
Table 1 The MSE and PSNR of reconstructed imaged under different sampling times

| 采样% (采样次数)  | 均方误差 (MSE) | 峰值信噪比 (PSNR) dB |
|-------------|------------|-----------------|
| 49% (9 000) | 39.722 6   | 32.140 4        |
| 38% (7 000) | 40.197 9   | 32.088 8        |
| 27% (5 000) | 40.356 2   | 32.071 7        |
| 20% (3 000) | 40.852 8   | 32.018 6        |
| 10% (2 000) | 42.503 3   | 31.846 6        |
| 5% (1 000)  | 46.138 7   | 31.490 1        |

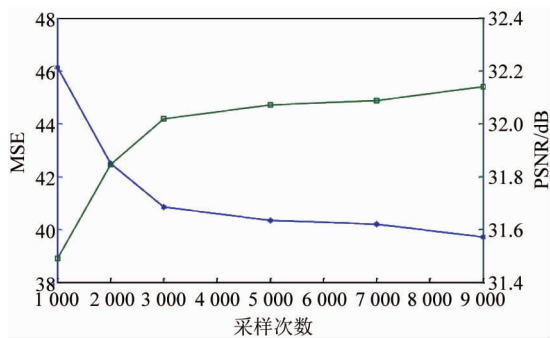


图 15 峰值信噪比和均方误差变化曲线图  
Fig. 15 The curves of MSE and PSNR

从面的数据可以看出,当采样率较小时,均方误差较大,峰值信噪比更低;随着采样率的增大,均方误差变化幅度较大,而当采样率大于 20% 时,对应的均方误差和峰值信噪比变化较小. 因此可以认为在 20% 的采样率时,即可很好的重构图像. 实际应用时,为了使重构效果更好,可以将采样率设定在 27% 左右.

上面的重构图像的质量分析需要参考图像作对比,具有很大的局限性. 深入分析压缩时的计算成像模型,我们知道重构时首先得到的是图像在频域的稀疏系数,最后需要通过正交变换回到空域才能得到最终的图像信息. 一般而言,重构后的图像由于计算误差以及探测器的噪声影响等,将不可避免的引入噪声,因此事实上得到的空域信号是图像信号和噪声信号的叠加. 令

$$\mathbf{F} = \mathbf{A} + \mathbf{W} = [f_1, f_2, \dots, f_n] \in C^{M \times N}, \quad (5)$$

$\mathbf{F}$  为重构图像的数据矩阵,其中,  $f_i \in C^{m \times 1}$  为重构图像数据向量,而  $\mathbf{W}$  表示加性的重构误差或噪声矩阵,  $\mathbf{A}$  表示没有噪声时的信号矩阵.

在信号处理等领域中,图像数据矩阵的列空间

$$\text{Span}(\mathbf{F}) = \text{Span}\{f_1, f_2, \dots, f_n\}, \quad (6)$$

称为图像数据空间,而噪声矩阵的列空间

$$\text{Span}(\mathbf{W}) = \text{Span}\{w_1, w_2, \dots, w_n\}, \quad (7)$$

则称为噪声子空间. 因此创新性的引入信号子空间分析方法<sup>[12-13]</sup>,将重构后图像的信号子空间和噪声子空间估计出来,并依据信号空间和噪声空间,计算重构图像的信噪比,最后用信噪比对图像质量做出相应的评价.

首先定义如下的相关矩阵(协方差矩阵):

$$\mathbf{R}_F = \mathbf{E}\{\mathbf{F}^H \mathbf{F}\} = \mathbf{E}\{(\mathbf{A} + \mathbf{W})^H (\mathbf{A} + \mathbf{W})\}, \quad (8)$$

假设噪声矩阵  $\mathbf{W} = [w_1, w_2, \dots, w_n]$  与真实的信号矩阵  $\mathbf{A}$  统计不相关,则

$$\mathbf{R}_F = \mathbf{E}\{\mathbf{F}^H \mathbf{F}\} = \mathbf{E}\{\mathbf{A}^H \mathbf{A}\} + \mathbf{E}\{\mathbf{W}^H \mathbf{W}\}, \quad (9)$$

令  $\mathbf{R} = \mathbf{E}\{\mathbf{A}^H \mathbf{A}\}$  和  $\mathbf{E}\{\mathbf{W}^H \mathbf{W}\} = \sigma_w^2 \mathbf{I}$  (即噪声相互统计不相关,并且具有相同的方差  $\sigma_w^2$ ),则

$$\mathbf{R}_F = \mathbf{R} + \sigma_w^2 \mathbf{I}, \quad (10)$$

对  $\mathbf{R}_F$  进行奇异值分解,得到如下:

$$\mathbf{R}_F = \mathbf{U} \Sigma \mathbf{V}^T, \quad (11)$$

式中,  $\Sigma = \text{diag}(\sigma_1^2, \dots, \sigma_r^2, 0, \dots, 0)$ , 即为重构的图像数据协方差矩阵的奇异值,且  $\sigma_1^2 \geq \sigma_2^2 \geq \dots \geq \sigma_r^2$  为不含噪声的图像信号的特征值,剩下的几乎为 0 的值是噪声矩阵的特征值.

$$\lambda_r = \sigma_1^2 + \dots + \sigma_r^2, \quad (12)$$

$$\lambda_w = \sigma_1^2 + \dots + \sigma_w^2 \approx 0. \quad (13)$$

根据文献<sup>[14]</sup>提出的信号与噪声子空间的维数估计方法,该方法给出 MDL (minimum description length) 准则估计信号子空间的维数,即对应公式(12)中的  $r$ . 因此噪声子空间的维数  $w$  等于图像数据的维数减去  $r$ . 在 MDL 准则中,信号子空间的维数意义在于自相关矩阵的奇异值下降到趋于 0 时对应的维数. 假设有  $P$  个奇异值, MDL 准则定义为如式(14)所示:

$$\text{MDL}(r) = -\log \left[ \prod_{i=r+1}^p \lambda_i^{r-p} / \frac{1}{p-r} \sum_{i=r+1}^p \lambda_i \right]^{(p-m)/p} + \frac{1}{2} r(2p-r) \log p, \quad (14)$$

取最小的  $\text{MDL}(r)$  所对应的  $r$  作为信号子空间的维数估计. 最后论文通过如下的信噪比估计公式,得到重构图像的信噪比估计值.

$$\text{SNR} = 10 \cdot \lg \left( \frac{\sum_{r=1}^{20} \lambda_r}{\sum_{w=21}^{128} \lambda_w} \right). \quad (15)$$

基于上面介绍的信号子空间分析方法,对压缩计算成像实验结果(图 14)进行信号子空间分析,从而估计图像的信噪比. 首先直接求解重构后图像信号(图 14)的协方差矩阵的奇异值,按奇异值从大到小排列得到如图 16 所示.

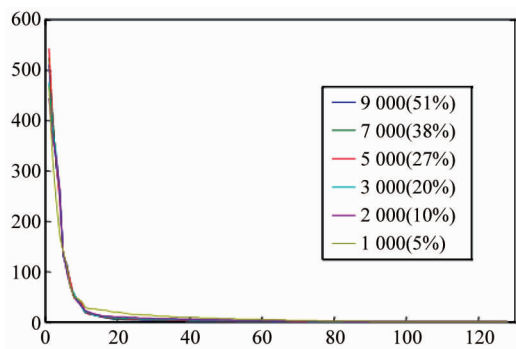


图 16 不同采样次数下的重构图像信号经子空间分解后的奇异值分布

Fig. 16 The singular value decomposition distribution of reconstructed image signal under different sampling times using subspace analysis

分析重构后的图像信号的奇异值可以看出,大的奇异值对应图像信号,而小的奇异值对应噪声信号. 根据文献提出的 MDL (minimum description length) 准则估计信号子空间的维度. 本文通过该方法,图 16 中,奇异值分布曲线从开始很大然后急剧下降到 20 趋于 0,可以通过式(14)估计得出重构图像(图 14)信号子空间的维度为 20,这样一来,计算前 20 个奇异值作为图像信号,后 108 个奇异值作为噪声信号,通过如式(15),得到重构图像的信噪比估计如表 2 以及图 17 所示.

表 2 不同采样次数下重构图像的信噪比估计  
Table 2 The SNR estimation of reconstructed image under different sampling times

| 采样% (采样次数)  | 信噪比(SNR) dB |
|-------------|-------------|
| 49% (9 000) | 12.025      |
| 38% (7 000) | 11.667 5    |
| 27% (5 000) | 11.137 3    |
| 20% (3 000) | 10.223 7    |
| 10% (2 000) | 8.472 2     |
| 5% (1 000)  | 6.156 4     |

根据上述的分析方法可知,表 2 和图 17 给出的数据,在低采样率的时候,信噪比急剧减小,而当采样率增加到 27% 以上时,信噪比并未显著增加. 因此可以看出,这种方法相比峰值信噪比和均方误差法评价图像质量更为准确有效,也就是说,在无参考图像作为标准时,采用子空间分析方法可以确定压缩成像的合理采样数,图 17 中采样次数设为 5 000 时,信噪比开始变化缓慢,对应图 14 中在 5 000 次以后重建的图像清晰度几乎不变. 因此本文利用这种方法大致确定采样率为 27%.

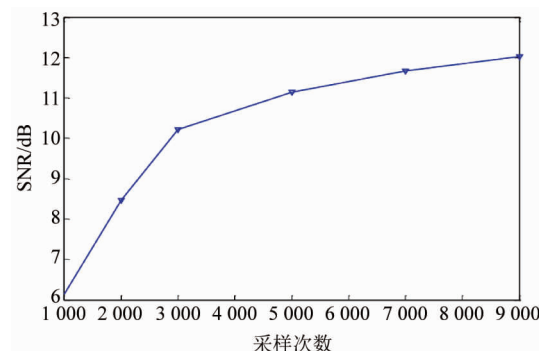


图 17 采用子空间分析方法估计的信噪比分布

Fig. 17 SNR estimation distribution using subspace analysis methods

## 5 结论

系统分析了编码计算成像的数学模型,首先引入哈达码变换,将哈达码矩阵作为计算成像的编码模板进行非压缩的计算成像实验,实验结果表明,非压缩时的计算成像能够很好的重构图像信号,具体表现在图 9(b)的重建图像相比图 14 的压缩成像对比度较高. 然后,将压缩感知理论引入到计算成像,通过实验结果可知,在采样次数仅为非压缩时的 27% 时,即可很好的重构图像. 通过对压缩时的计算成像进行分析,本文得到如下结论:1) 对采样信号进行统计分布(图 12),可以发现采样信号很好的服从高斯分布,并且采样次数越多,分布越完整;2) 通过压缩感知算法重构得到图像信号的稀疏系数,可以发现图像信号仅集中到少量的系数上(图 13),在采样率太低时,系数出现失真;3) 基于此得出在采样率为 27% 时即可很好的重构图像. 最后,通过均方误差法以及峰值信噪比估计法评价重构后的图像质量. 但是该方法将非压缩时的重构图像作为参考图像,在以后的实际应用中具有一定的局限性,因此又引入信号子空间分析方法,通过计算重构图像的信号子空间和噪声子空间,得出信噪比估计. 该方法结果更为准确实用,并进一步验证采样率为 27% 的时候即可很好的重构图像.

## References

- [1] Brady J D, Aristide D, Fiddy A M, *et al.* Computational optical sensing and imaging: introduction to the feature issue [J]. *Appl. Opt.*, 2008, **47**(10): COS11 - COS12.
- [2] Gehm M E, John R, Brady J D, *et al.* Single-shot compressive spectral imaging with a dual-disperser architecture [J]. *Opt. Express*, 2008, **15**(21): 14013 - 14027.

(下转第 512 页)