

基于梯度投影算法重构的压缩成像实验及质量评价

汪磊^{1,2} 马彦鹏^{1,2} 姚波¹ 王义坤¹ 韩贵丞¹ 亓洪兴^{1,2*}

¹中国科学院上海技术物理研究所空间主动光电技术与系统实验室, 上海 200083

²中国科学院大学, 北京 100049

摘要 压缩成像方式既可以避免在红外波段追求大面阵器件,又可以解决图像获取时难以消除的自身非均匀性,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。详细分析了该成像系统的原理模型,搭建成像原理样机,采用梯度投影算法进行图像重构的成像实验。在重构图像的质量评价中引入了信号子空间分析方法,估计重构图像的信噪比。实验结果表明,该信噪比估计方法更加准确有效。

关键词 成像系统; 压缩成像; 梯度投影算法; 图像质量评价; 子空间分析

中图分类号 O438 文献标识码 A

doi: 10.3788/LOP53.121101

Compressed Imaging Experiments Based on Gradient Projection Algorithm Reconstruction and Image Quality Assessment

Wang Lei^{1,2} Ma Yanpeng^{1,2} Yao Bo¹ Wang Yikun^{1,2} Han Guicheng^{1,2} Qi Hongxing^{1,2}

¹Key Laboratory of Space Active Electro-Optical Technology, Shanghai Institute of Technical Physics, Chinese Academy of Sciences, Shanghai 200083, China

²University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049, China

Abstract Compressed imaging avoids pursuing large array devices in infrared band, and it can solve problems like the heterogeneity which is difficult to eliminate during the image acquisition, low sound to noise ratio, higher and higher cost of acquiring, transmitting and storing images in the aerospace imaging applications and so on. The principle model of the compressed imaging system is analyzed in details, an imaging principle prototype is built, and the experiments of image reconstruction are conducted by the gradient projection algorithm. The signal subspace analysis is introduced in quality assessment of the reconstructed image to estimate the signal to noise ratio of the reconstructed image. Experimental results show that the proposed estimation method is more accurate and effective.

Key words imaging systems; compressed imaging; gradient projection algorithm; image quality assessment; subspace analysis

OCIS codes 110.1758; 110.3010; 110.4234

1 引言

压缩成像技术是近几年国内外提出的一项新兴的成像技术,相较于传统的成像系统,压缩成像基于压缩感知理论这一新型的信号处理方法,在传统成像系统的像面放置一个特殊的编码模板,这种编码模板可以加载特殊的编码函数,编码函数在压缩感知理论中简称为观测矩阵^[1-4]。信号采样时,编码模板加载的观测矩阵将高维信号投影变换到另一个低维空间,这样便可以用一个单元探测器或者低速率的模数转换器(AD)采样投影信号。可以看出,这种信号获取方式一方面避免了追求大面阵的探测器 and 高速 AD,另一方面信号在采样的过程中实现了压缩,极大地减轻了航空航天成像领域的图像采集、传输和存储的压力。

收稿日期: 2016-08-01; 收到修改稿日期: 2016-08-16; 网络出版日期: 2016-12-06

基金项目: 国家自然科学基金(61302181)、上海技术物理研究所创新专项项目(Q-DX-38)

作者简介: 汪磊(1990—),男,硕士研究生,主要从事计算成像光谱技术方面的研究。E-mail: wlchx200808@163.com

导师简介: 亓洪兴(1977—),男,研究员,硕士生导师,主要从事成像光谱技术方面的研究。E-mail: qhx@mail.sitp.ac.cn

* 通信联系人。E-mail: ma.yanpeng@163.com

本文设计了压缩成像原理样机,采用数字微镜器件(DMD)作为编码模板硬件,根据成像目标的大小和区域位置不同,实现了DMD阵列单元的任意合并和任意分区控制。在压缩成像的图像重构模块中,深入分析了信号重构算法的数学表达模型,介绍了梯度投影算法,对图像信号进行重构实验。在重构的图像质量评价过程中,针对传统均方误差和峰值信噪比法存在的不足,引入子空间分析方法,估计图像的信噪比,然后用得到的信噪比来评价图像质量,这种评价方法与实验结果相一致。最后综合研究结果,对压缩成像技术未来的实际应用提出合理性建议。

2 压缩成像原理

压缩感知(CS)理论由Candès等提出^[5-7]。CS理论的核心首先是挖掘信号的冗余性和稀疏性;然后在采样过程中通过特定的算法,选择合适的观测矩阵,而不是获取信号的全部采样,每次对信号进行全局投影变换,接着采样这些投影后的信号数据;最后通过这些采样数据结合相关的恢复算法优化重构原始信号。基于压缩感知理论的成像系统如图1所示,在传统成像系统像面放置特殊的编码模板,这种模板可以是透射式的,也可以是反射式的。

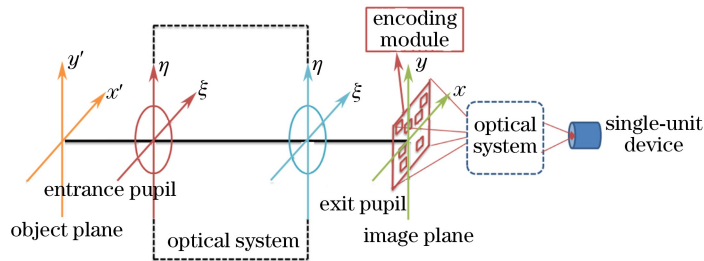


图1 压缩成像原理系统

Fig. 1 Schematic of compressed imaging system

假设第 M 次编码模板的数学函数为 $\theta_M(x, y)$,像面的光强分布函数为 $f(x, y)$,则单元探测器第 M 次采集到的信号 y_M 可以表示为

$$y_M = \theta_M(x, y) \cdot f(x, y). \quad (1)$$

经过 M 次编码后,理想的成像模型可以表示为

$$\mathbf{Y} = \mathbf{\Theta} \times \mathbf{F}. \quad (2)$$

在压缩感知理论中,矩阵 $\mathbf{\Theta}$ 为观测矩阵,其作用相当于将信号从高维空间投影到低维空间。相关研究表明,选用高斯随机矩阵作为观测矩阵时,信号的重构效果较好。考虑信号的稀疏表达时,基于压缩感知理论的成像模型可表示为

$$\mathbf{Y} = \mathbf{\Phi} \times \mathbf{F} = \mathbf{\Phi} \times \mathbf{\Psi} \times \mathbf{S} = \mathbf{T} \times \mathbf{S}. \quad (3)$$

式中 \mathbf{Y} 为 $M \times 1$ 阶矩阵, $\mathbf{\Phi}$ 为 $M \times N$ 阶矩阵, \mathbf{F} 为 $N \times 1$ 阶矩阵, \mathbf{T} 为观测矩阵和稀疏表示基的乘积, \mathbf{S} 为信号 \mathbf{F} 的稀疏系数。将(3)式用图形化的语言表示,如图2所示。

图2中 \mathbf{Y} 的每一个小方格代表每一次编码后探测器采集到的信号, $\mathbf{\Phi}$ 的每一行代表每一次编码模板的

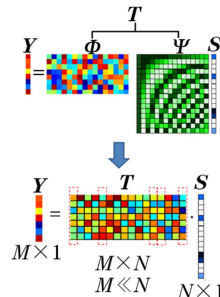


图2 成像数学模型表达

Fig. 2 Mathematical model expression of imaging

构型, F 的每一个小方格代表待成像目标场景的像素。此时的编码测量次数 M 远远小于图像的总像素 N 。因此, 在采样过程中直接实现了数据的压缩。大量的白色小方格表示稀疏系数趋于零, 少量的有颜色的小方格表示不为零的稀疏系数。 T 为观测矩阵和稀疏表示基的乘积, 简称传感矩阵, 在后续的重构算法模型中也称过完备原子库。

信号的重构模型基于优化方程, 首先需求出稀疏系数 S , 优化方程为

$$\min_S \| S \|_{l_0} \quad \text{s.t. } \mathbf{Y} = \mathbf{T} \cdot \mathbf{S}. \quad (4)$$

由于(4)式的求解是个 NP 难问题。而该最优化问题与信号的稀疏分解十分类似, 所以有学者从信号稀疏分解的相关理论中寻找更有效的求解途径。由于最小 l_1 范数在一定条件下和最小 l_0 范数具有等价性, 可得到相同的解。那么可以将(4)式转化为 l_1 最小范数下的最优化问题, 即

$$\min_S \| S \|_{l_1} \quad \text{s.t. } \mathbf{Y} = \mathbf{T} \cdot \mathbf{S}. \quad (5)$$

求解上述优化问题有很多算法, 比如梯度投影、正交匹配追踪等^[8-9], 后续的实验采用梯度投影算法, 实现过程如下:

1) 初始化: $\mathbf{T} = \Phi \times \Psi$, $\mathbf{B} = \begin{bmatrix} \mathbf{T}^T \mathbf{T} & -\mathbf{T}^T \mathbf{T} \\ -\mathbf{T}^T \mathbf{T} & \mathbf{T}^T \mathbf{T} \end{bmatrix}$, $\mathbf{b} = \mathbf{T}^T \times \mathbf{T}$, $\mathbf{C} = \lambda \mathbf{I}_{2n} + \begin{bmatrix} -\mathbf{b} \\ \mathbf{b} \end{bmatrix}$, 优化的目标函数为

$$\min_Z \mathbf{F}(\mathbf{Z}) = \mathbf{C}^T \mathbf{C} + \frac{1}{2} \mathbf{Z}^T \mathbf{B} \mathbf{Z}, \text{ 式中, } \mathbf{Z} = \begin{bmatrix} \mathbf{U} \\ \mathbf{V} \end{bmatrix}, \mathbf{S} = \mathbf{U} - \mathbf{V}; \text{ 正则化参数 } \lambda = 5 \times 10^{-5} \times \max(|\mathbf{T} \times y|);$$

2) 设定初始值 \mathbf{Z}^0 , 梯度下降步长 $\alpha \in [\alpha_{\min}, \alpha_{\max}]$, $i = 0$;

3) 根据 $\sigma^i = [\mathbf{Z}^i - \alpha^i \nabla \mathbf{F}(\mathbf{Z}^i)]_+ - \mathbf{Z}^i$ 得到步进;

4) 计算搜索参数 $\lambda^i \in [0, 1]$ 使得 $(\mathbf{Z}^i + \lambda^i \sigma^i)$ 最小化, 然后利用参数 λ^i 更新估计值 $\mathbf{Z}^{i+1} = \mathbf{Z}^i + \lambda^i \sigma^i$;

5) 更新迭代步长 α , 先计算 $\gamma^i = (\sigma^i)^T \mathbf{B} \sigma^i$, 然后得到

$$\alpha^i = \begin{cases} \alpha_{\max}, & \gamma^i = 0 \\ \text{mid}\left(\alpha_{\min}, \frac{\|\sigma^i\|_2^2}{\gamma^i}, \alpha_{\max}\right), & \text{others}; \end{cases}$$

6) 判断是否满足迭代终止条件; 如果满足, 输出 \mathbf{Z}^{i+1} ; 如果不满足, 则转至 3) 继续下一轮迭代。

后续的压缩成像实验将在不同采样率下采用梯度投影算法来重构图像。

3 压缩成像原理样机设计

基于压缩成像原理, 设计了压缩成像原理样机, 并达到如下的技术指标: 室外成像距离大于 100 m; 空间分辨率优于 15 cm; 光谱范围为 450~900 nm; 多光谱分辨率优于 10 nm。基于上述技术指标, 给出成像光学系统的原理性设计, 如图 3 所示。

最后根据光学系统原理图, 设计了原理样机, 如图 4 所示。

室内成像时, 在渐晕光阑前面放置平行光管, 将透射式的待成像目标板放置于平行光管的焦面上, 然后用卤素灯照射目标板, 透过目标板的光被平行光管准直后变成平行光进入图 3 所示的成像系统。

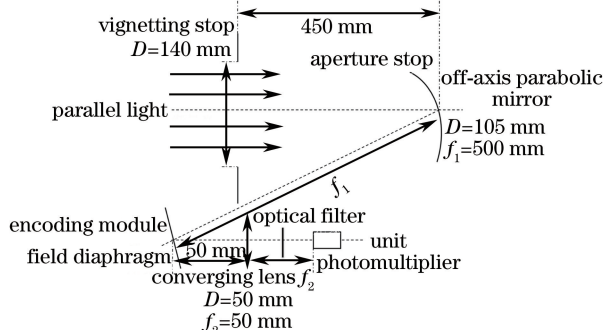


图 3 成像光学系统示意图

Fig. 3 Schematic of optical imaging system



图4 成像原理样机图

Fig. 4 Imaging principle prototype

3.1 编码模板硬件

选用数字微反射镜(DMD)作为编码模板的硬件,DMD作为一种空间光调制器,能够变换读出光的强度。DMD由美国德州仪器公司发明,由成千上万个微小的反射镜组成,其外观结构如图5所示。

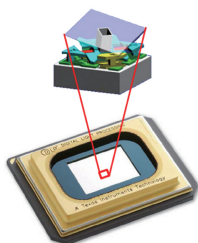


图5 数字微反射镜及局部单元

Fig. 5 DMD and local unit

DMD是大规模集成电路、微机电系统技术和微光学技术三者结合的产物,是用硅基片的CMOS存储阵列控制同一基片上的硅微镜阵列反射而成像的二维空间光调制器。DMD的成像靠微镜转动完成,每一个像素上都有一个可转动的微镜,不同的微镜位置对应不同的出射角度。因此每一个微镜相当于一个光开关。根据需要控制微镜开、关状态,实现对读出光的调制变换。DMD上每个微镜 12° 代表开,在后面的程序算法中用“1”表示; -12° 代表关,用“0”表示;图6所示为DMD的单元结构工作原理。

采用的DMD大小为 $1024\text{ pixel}\times 768\text{ pixel}$,DMD控制系统购买于上海辛同公司开发的开发板。该开发板包括现场可编程门阵列(FPGA)核心模块及DMD驱动模块,其中DMD的控制帧频最高能达到 1000 Hz ,在后续的实际实验中设定帧频为 200 Hz 。观测矩阵硬件实现时,首先采用Matlab软件依次生成DMD可以加载识别的“0”、“1”二值图像文件。然后由上位机加载观测矩阵文件,并通过USB接口下传给FPGA核心模块,FPGA每次加载一帧观测矩阵给DMD驱动模块,然后驱动DMD的微镜单元按照观测矩阵的不同形式进行角度偏转。

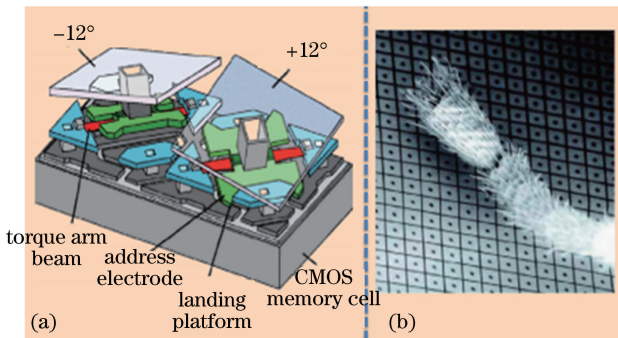


图6 DMD单元结构示意图。(a)工作原理;(b)DMD面与一只蚂蚁腿对比

Fig. 6 Schematic of DMD unit. (a) Working principle; (b) comparison between cross section of the DMD and the leg of an ant

3.2 信号采集模块

信号采集模块主要包括探测器和数据采集系统。单元探测器采用光电倍增管(H5784-01, Hamamatsu Phoyonics),外观如图7所示。



图7 光电倍增管

Fig. 7 Photomultiplier tube

该单元光电倍增管的波段响应范围为300~850 nm,像元大小为8 mm,输出最大暗电压为20 mV。图8所示为探测器对不同波段的光信号的响应。通过响应曲线可以看出,选取的H5784-01型号(红圈表示)的响应在300~700 nm更优,因此后续的外场多光谱成像实验考虑在此波段范围进行。

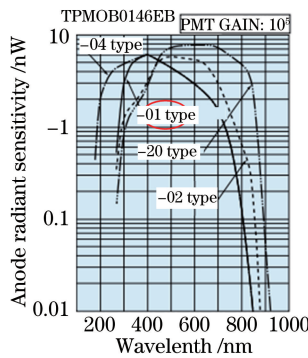


图8 光电倍增管的光谱响应曲线

Fig. 8 Spectral response curves of photomultiplier tube

数据采集系统硬件(USB-6211, NI)具有16路模拟输入,2路模拟输出(16位,250 kS/s),4路数字输入,4路数字输出和32位计数器。

信号采集软件在Labview 2009环境下编程实现。每当接收到FPGA发来的同步信号时,数据采集卡利用自带的计数器产生100个触发信号进行数据采集,然后通过软件将这100个数据进行平均,作为编码模板调制一次以后的采样信号。

4 成像实验分析

压缩成像可以采用随机矩阵编码模板或者确定性矩阵编码模板,并且矩阵可以任意大小,实验采用高斯随机矩阵。观测矩阵采用数字微反射镜(美国德州仪器公司)。DMD的大小是768 pixel×1024 pixel,为了简化成像,在实验前根据光校结果,确定待成像目标“TP”大致占据DMD平面的144 pixel×128 pixel,如图9(a)所示,因此对DMD进行分块分区以及单元合并,最后选取的DMD有效区域如图9(b)阴影部分所示。

根据以上分析,大致估计得到待成像目标大小为144 pixel×128 pixel。实验时分别进行9000、7000、

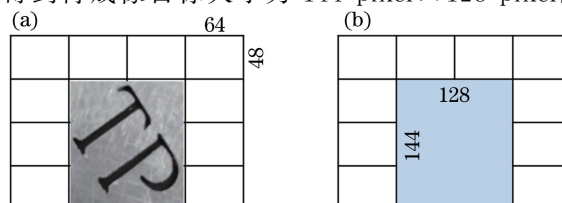


图9 压缩计算成像时DMD平面有效区域

Fig. 9 Valid plane area of DMD in computational compressed imaging

5000、3000、2000、1000 次的信号采样,对应的压缩采样率分别约为 49%、38%、27%、16%、10%、5%。采用高斯随机矩阵作为观测矩阵对目标的透射光信号进行投影变换,然后获取不同采样率下的投影信号,如图 10 所示。

采用梯度投影算法,进行不同采样率下的图像重构,得到的实验结果如图 11 所示。

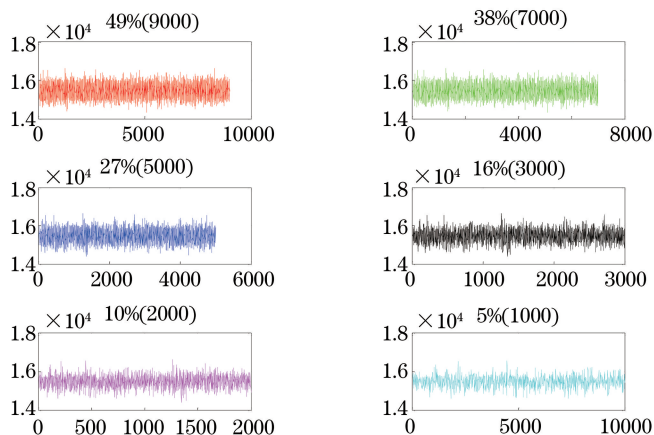


图 10 不同采样率的原始采样信号

Fig. 10 Original sampling signal by different sampling rates

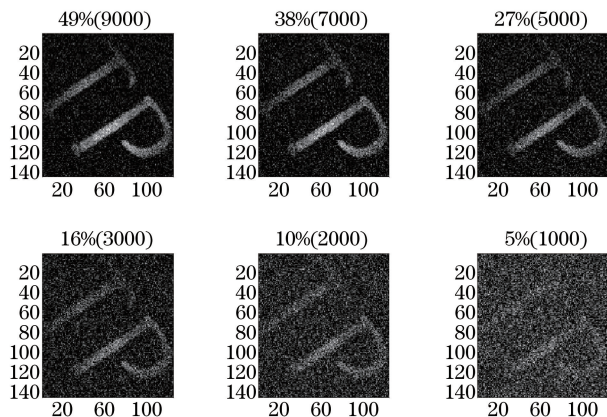


图 11 采用梯度投影算法重构后的图像

Fig. 11 Reconstructed images by the gradient projection algorithm

由图 11 所示的重构结果可知,随着采样次数提升,获取的图像越来越清晰,在采样率只有 5% 时,重构的图像开始模糊,而当采样率大于 38% 时,图像的清晰度几乎不变。

5 重构后的图像评价

对于计算成像重构后的图像质量评价方法,目前大多数采用均方误差法或峰值信噪比方法,但是传统的图像评价方法需要与参考图像对比,在实际应用时局限性很大^[10-11]。而计算成像重构的图像并不需要与参考图像对比,因此需要研究新的针对计算成像的重构图像质量评价方法。

深入分析压缩时的计算成像模型,可以发现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地引入噪声,因此事实上最后得到的空域信号是图像信号和噪声信号的叠加。令 \mathbf{F} 为重构图像的数据矩阵,

$$\mathbf{F} = \mathbf{A} + \mathbf{W} = [\mathbf{f}_1, \mathbf{f}_2, \dots, \mathbf{f}_n] \in C^{M \times N}, \quad (6)$$

式中 $\mathbf{f}_i \in C^{m \times 1}$ 为重构图像数据向量, \mathbf{W} 为加性的重构误差或噪声矩阵, \mathbf{A} 为没有噪声时的信号矩阵。

在信号处理等领域,图像数据矩阵的列空间称为图像数据空间,而噪声矩阵的列空间则称为噪声子空间。图像数据空间及噪声子空间分别表示为

$$S(\mathbf{F}) = S\{\mathbf{f}_1, \mathbf{f}_2, \dots, \mathbf{f}_n\}, \quad (7)$$

$$S(\mathbf{W}) = S\{w_1, w_2, \dots, w_n\}. \quad (8)$$

引入信号子空间分析方法,估计重构后图像的信号子空间和噪声子空间,并依据信号空间和噪声空间,计算重构图像的信噪比,利用信噪比对图像质量做出相应的评价^[12-13]。

首先定义协方差矩阵

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

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

$$\mathbf{R}_F = \mathbf{E}\{\mathbf{F}^H \mathbf{F}\} = \mathbf{E}\{\mathbf{A}^H \mathbf{A}\} + \mathbf{E}\{\mathbf{W}^H \mathbf{W}\}. \quad (10)$$

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

$$\mathbf{R}_F = \mathbf{R} + \sigma_w^2 \mathbf{I}. \quad (11)$$

对 \mathbf{R}_F 行奇异值分解,则

$$\mathbf{R}_F = \mathbf{U} \mathbf{\Sigma} \mathbf{V}^T, \quad (12)$$

式中 $\mathbf{\Sigma} = f_{\text{diag}}(\sigma_1^2, \dots, \sigma_r^2, 0, \dots, 0)$, 即为重构的图像数据协方差矩阵的奇异值,且 $\sigma_1^2 \geq \dots \geq \sigma_r^2$ 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。

$$\lambda_r = \sigma_1^2 + \dots + \sigma_r^2, \quad (13)$$

$$\lambda_w = \sigma_1^2 + \dots + \sigma_w^2 \approx 0. \quad (14)$$

根据文献[14]提出的信号与噪声子空间的维数估计方法,给出最小描述长度(MDL)准则估计信号子空间的维数,即对应(12)式中的 r 。因此噪声子空间的维数 w 等于图像数据的维数减去 r 。

然后计算重构图像的信噪比估计,

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

基于信号子空间分析方法,对压缩成像实验结果进行信号子空间分析,从而估计图像的信噪比。

图 11 为重构后的图像,计算其自相关矩阵的奇异值分解,如图 12 所示。

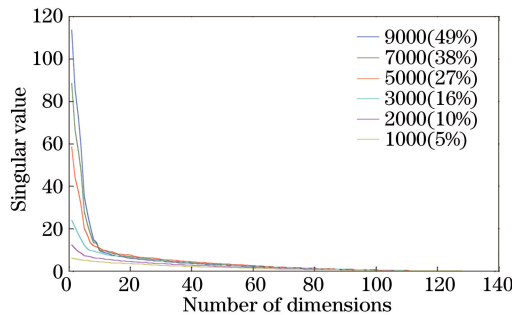


图 12 重构后图像的自相关矩阵的奇异值分布

Fig. 12 Singular value distribution of autocorrelation matrix after image reconstruction

根据文献[14]提出的 MDL 准则估计信号子空间的维数。如图 12 所示,奇异值下降的拐点在维度数为 20 左右,因此通过该方法,可以大概估计重构的图像数据的信号子空间维度为 20(图 11)。因此 $128 - 20 = 108$ 作为噪声空间的维数。根据(15)式,得到信噪比估计值,如表 1 所示。

表 1 信噪比估计值

Table 1 Estimation of R_{SN}

Sampling time	R_{SN} estimation
9000(49%)	4.33
7000(38%)	3.09
5000(27%)	1.59
3000(16%)	0.05
2000(10%)	-0.62
1000(5%)	-1.18

根据表 1 所示的信噪比,画出不同采样率下的信噪比变化关系图,如图 13 所示。

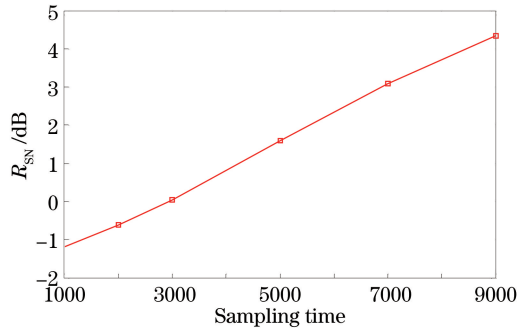


图 13 不同采样次数下的信噪比曲线

Fig. 13 Signal-to-noise ratio curve under different sampling times

根据表 1 所示的信噪比估计值可以看出,在低采样率下,信噪比出现了负值,也就是说噪声盖过了信号本身。随着采样次数不断增加,信噪比呈线性增加。该现象在图像重构实验结果中得到了验证,如图 11 所示。可以看出用这种子空间分析方法估计图像的信噪比具有合理性。

6 结 论

综合来说,目前航空遥感光谱成像的分辨率限制了遥感光谱数据的应用价值。传统遥感成像的空间分辨率取决于探测器的性能,高密度探测器的制作成本巨大,受到加工工艺和制造材料的限制,提高探测器的集成密度达到瓶颈。尤其在中远红外波段,这一瓶颈问题变得尤为突出。压缩成像一方面在图像获取时采用单元器件,另一方面,信号在采样时实现了压缩,这种新型的成像方式把传感器的压力转移到了图像的重构算法上来。

分析了压缩成像的系统原理,详细介绍了信号重构模型。基于此,搭建了成像原理样机,对压缩成像进行实验研究。观测矩阵选用高斯随机矩阵,硬件实现选用数字微反射镜 DMD。在成像实验过程中,针对目标的大小和位置区域,对 DMD 的平面进行分块分区域控制,并进行单元合并处理。基于实验室的定标结果,选用了 $144 \text{ pixel} \times 128 \text{ pixel}$ 大小的 DMD 区域进行成像,分别进行了 9000、7000、5000、3000、2000、1000 次的信号采样,对应的压缩采样率约为 49%、38%、27%、16%、10%、5%,采用梯度投影算法,对不同压缩采样率下的图像进行重构。实验结果表明,重构后的图像随着采样次数的提升,变得越来越清晰。最后评价重构后的图像质量,引入子空间分析方法,分析图像噪声子空间和信号子空间,并估计信噪比,计算结果表明,随着采样次数提升,信噪比呈线性增大趋势,并在低采样率时出现了负值,而信噪比为负值的含义是噪声盖过了信号本身,该现象在实验结果中得到了验证,可以看出这种子空间分析方法用来评价重构后的图像具有合理性。

参 考 文 献

- 1 Duarte M F, Davenport M A, Takbar D, *et al.* Single-pixel imaging via compressive sampling [J]. IEEE Signal Processing Magazine, 2008, 25(2): 83-91.
- 2 Tan Shiyu, Liu Zhentao, Li Enrong, *et al.* Hyperspectral compressed sensing based on prior images constrained [J]. Acta Optica Sinica, 2015, 35(8): 811003.
谭诗语, 刘震涛, 李恩荣, 等. 基于先验图像约束的多光谱压缩感知 [J]. 光学学报, 2015, 35(8): 811003.
- 3 Weng Jiawen, Qin Yi, Yang Chuping, *et al.* Reconstruction of single low-coherence digital hologram by compressive sensing [J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2015, 52(10): 100901.
翁嘉文, 秦 怡, 杨初平, 等. 单幅弱相干光数字全息图的压缩感知重建 [J]. 激光与光电子学进展, 2015, 52(10): 100901.
- 4 Han Chao, Wu Wei, Li Mengmeng. Encoding and Reconstruction of lensless off-axis Fourier hologram based on the theory of compressed sensing [J]. Chinese J Lasers, 2014, 41(2): 0209015.
韩 超, 吴 伟, 李蒙蒙. 基于压缩感知理论的无透镜离轴傅里叶全息编码与重建 [J]. 中国激光, 2014, 41(2):

0209015.

- 5 Candès 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.
- 6 Candès E J. Compressive sampling[C]. *International Congress of Mathematics*, 2006, 3: 1433-1452.
- 7 Candès E J, Wakin M B. An introduction to compressive sampling[J]. *IEEE Signal Process Magazine*, 2008, 25(2): 21-30.
- 8 Nowak R D, Wright S J. 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.
- 9 Pati Y C, Rezaifar R, Krishnaprasad P S. Orthogonal matching pursuit: Recursive function approximation with applications to wavelet decomposition[C]. *Proceedings of 27th Asilomar Conference on Signals, Systems and Computers*, 1993, 40-44.
- 10 Eskicioglu A M, Fisher P S. Image quality measures and their performance[J]. *IEEE Transaction on Communication*, 1995, 43(12): 2959-2965.
- 11 Sayood K. Statistical evaluation of image quality measures[J]. *Journal of Electronic Imaging*, 2002, 11(2): 206-223.
- 12 Hu Guangshu. Digital signal processing[M]. Beijing: Tsinghua University Press, 2010.
胡广书. 数字信号处理[M]. 北京: 清华大学出版社, 2010.
- 13 Zhang Xianda. Matrix analysis and applications[M]. Beijing: Tsinghua University Press, 2014.
张贤达. 矩阵分析与应用[M]. 北京: 清华大学出版社, 2014.
- 14 Wax M, Kailath T. Detection of signals by information theoretic criteria[J]. *IEEE Transaction on Acoustics, Speech, and Signal Processing*, 1985, 33(2): 387-392.