

压缩成像技术研究进展

陈靖 王涌天

(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 以奈奎斯特采样定理为准则,高速信号采样再压缩的传统成像方式存在明显缺陷。基于压缩感知理论的压缩成像技术则突破了传统成像系统设计理念,利用硬件实现目标图像的非自适应线性投影,从而达到利用较少数目探测器获取高精度目标图像的目的。详细阐述了压缩感知理论框架及其关键技术问题,并就目前压缩成像系统的原理和难点问题进行了深入的探讨和分析。

关键词 图像处理;压缩感知;压缩成像;稀疏表示;观测矩阵

中图分类号 TP391 **文献标识码** A **doi**: 10.3788/LOP49.030002

Research of the Compressive Imaging Technology

Chen Jing Wang Yongtian

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

Abstract The conventional optical imaging system is based on Nyquist sampling theorem, which seriously wastes valuable sensing resources and increases overall system cost. Applying compressive sensing theory to practical imaging systems can overcome the conventional imager's design idea. Hardware is used to implement the non-adaptive linear projection of target objects and compressive imaging by using a smaller number of photonic detectors is realized. This paper reviews several key problems in compressive sensing theory and discusses the existing difficult problems. The principle and difficulties of the compressive imaging systems are also discussed in detail.

Key words image processing; compressed sensing; compressive imaging; sparse representation; measurement matrix

OCIS codes 110.1758; 110.3010; 100.6640

1 引言

随着人们对信息需求量的增加,携带信息的信号带宽越来越宽,而以此为基础的信号处理框架要求的采样速率和处理速度也越来越高,因而对宽带信号处理的困难在日益加剧。例如在高分辨率地理资源观测、真三维体数据的获取和传输等领域,海量数据传输和存储将构成现有技术的瓶颈。此外,由于器件的物理特性约束,提高采样率的代价是巨大的,如导致量化精度下降等。另一方面,必须对采样得到的大量数据进行压缩。以传统的数码相机为例,该成像系统首先以高速率采样得到 N 点采样信号 X ,通过正交变换计算出完整的变换系数集合 $\{\alpha_i\}$,确定出 B 个大系数的位置。然后抛掉 $N-B$ 个小系数,对 B 个大系数的值和位置进行编码,达到图像压缩的目的。如具有百万甚至是千万像素图像传感器的数码相机,最后却只使用图像压缩后的几十万的数据。这种传统的以奈奎斯特采样定理为准则进行高速信号采样再压缩的方式存在明显缺陷。首先,上述压缩计算过程必须获得完整的图像原始信号,而原始图像信号的数据量非常大,对存储容量和处理速度的要求很高。其次,在计算出完整的投影向量后,再丢弃其中的大部分分量,造成了大量计算资源的浪费。最后,还必须记录重要分量的位置,再次浪费了存储空间。

收稿日期: 2011-07-21; **收到修改稿日期**: 2011-10-10; **网络出版日期**: 2011-12-07

基金项目: 国家自然科学基金(60903070,60903069)和教育部重点实验室开放基金(2010EIOF03)资助课题。

作者简介: 陈靖(1974—),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

对于稀疏信号,压缩感知(CS)理论为解决上述问题开启了新的思路。2006年,Candès等^[1,2]在相关研究基础上正式提出了压缩感知的概念。该理论突破了奈奎斯特采样定理瓶颈,认为对信号的采样量不取决于信号的带宽,而取决于信号的内部结构。如果信号是稀疏的或者在某个变换域内是稀疏的,那么就可以用一个与变换基不相关并且满足约束等距性(RIP)的测量矩阵将高维信号投影至低维空间,然后通过求解最小 l_0 范数优化问题从少量的投影测量中以高概率重构出原始信号。目前该理论已广泛应用于模式识别^[3]、信号处理^[4]、雷达遥感^[5]、图像超分辨率重构^[6]、分布式传感器网络^[7]、实时医学成像^[8,9]以及模拟-信息采样^[10]等领域,成为国内外各领域的研究热点。

压缩成像(CI)技术正是在CS理论的基础上发展起来的崭新科学研究方向。CS理论指出了将模拟信号直接采样压缩为数字形式的有效途径,具有直接信息采样特性。而图像信息一般都具有可压缩性。因此,只要能够找到与其相应的稀疏表示空间,就可以有效地同步进行压缩采样,利用较少数目($M \ll N$)的探测器获取高精度目标图像。然而,由于缺少能够实现采样与压缩同步的传感器件,目前CS理论在与图像有关领域的研究还处于模拟和仿真验证阶段。如人脸识别、雷达遥感、医学图像的压缩与重构等方面,压缩感知的测量图像信号一般是由计算机生成的,离实际应用推广还相距甚远。为此,本文对压缩感知理论的研究进展进行了详细的阐述,并就当前的压缩成像系统原理和技术难点进行深入的分析 and 探讨,指出了压缩感知成像系统有待解决的若干关键技术问题。

2 压缩感知理论

传统的图像信号获取和处理过程如图1所示。高速采样的结果是大量的信号被抛弃,造成计算资源的浪费。而压缩成像的基本思想是利用较少数目的探测器获取高精度目标图像,其成像过程如图2所示。

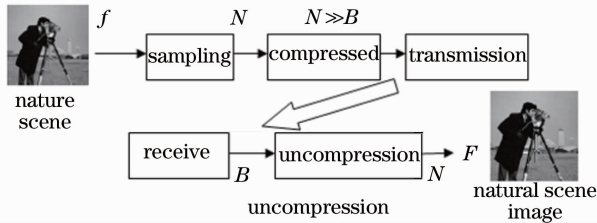


图1 传统的图像信号获取和处理方式

Fig. 1 Conventional imaging scheme

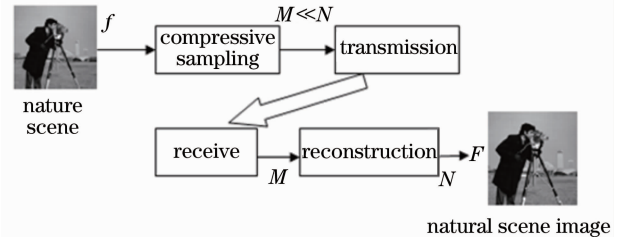


图2 压缩感知成像处理方式

Fig. 2 Compressive imaging scheme

对于信号 $x \in R^N$ 考虑一般的采样问题,可表示为

$$y_i = \langle x, \varphi_i \rangle, i = 1, 2, \dots, M, \quad (1)$$

式中 $\langle \rangle$ 表示内积, y_i 为采样点, φ 为采样向量或采样函数。若 φ 取为脉冲函数, y_i 则为奈奎斯特采样点;若 φ 取为区域指示函数, y_i 为图像的像素点;若 φ 取为正弦波时, y_i 为傅里叶系数采样点。而当采样次数 $M \ll N$ 时,即从原始信号 x 直接获取少量的观测值 y ,则为压缩感知采样。压缩感知理论主要包括信号的稀疏表示、测量矩阵和信号重构算法三个方面。1) 稀疏表示:对于信号 $x \in R^N$,需要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 $x = \Psi\alpha$ 。 α 是投影系数构成的 $N \times 1$ 维的列向量。2) 测量矩阵:设计与正交基 Ψ 不相关的 $M \times N$ 维观测矩阵 Φ ,保证稀疏向量 α 从 N 维降至 M 维时重要信息不遭破坏。3) 信号重构算法:设计快速重构算法,从线性观测 $y = \Phi\Psi\alpha$ 中恢复原始信号。

2.1 信号的稀疏表示

信号的稀疏表示是指将信号 $x \in R^N$ 投影至某个正交向量基时 $\alpha_i = \langle x, \Psi_i \rangle$,如果 α 中只有 K 个非零(或绝对值较大)系数,而其他 $N-K$ 个系数都为0或是绝对值非常小,则称信号 x 是 K 稀疏的。信号在稀疏基上只有 K 个非零系数属于严格稀疏的情况。多数情况下信号无法满足严格稀疏的要求,但仍具有可压缩性。即信号的变换系数经排序后可以指数级衰减趋近于零时,信号也可近似稀疏表示。合理选择稀疏基 Ψ ,使信号的稀疏系数个数尽可能少,不仅有利于提高采集信号的速度,而且有利于减少存储、传输信号所占用的资源。信号的稀疏性是压缩感知理论的先验条件,即信号必须在某种变换下可以稀疏表示。通常变换基可根据信

号自身的特点灵活选取,目前常用的有离散余弦变换基 DCT、快速傅里叶变换基、离散小波变换基、Curvelets 基、Gabor 基以及冗余字典等。

2.2 测量矩阵

根据 CS 理论,如果信号是稀疏的或者在某个变换域内是稀疏的,就可用一个与变换基 Ψ 不相关并且满足 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,而获得测量集合 $\mathbf{y} \in R^m$ 。写成矩阵形式为

$$\mathbf{y} = \Phi \mathbf{x} = \Phi \Psi \boldsymbol{\alpha}. \quad (2)$$

一般而言,对于给定的测量集合 \mathbf{y} ,从(2)式中求解稀疏向量 $\boldsymbol{\alpha}$ 属于线性规划问题。但由于 $M < N$,即方程的个数少于未知数的个数,则属于欠定问题无法求解。然而,如果 $\boldsymbol{\alpha}$ 具有 K 项稀疏性($K \ll N$),该问题就有望获得确定解。RIP 有限等距性质给出了存在确定解的充要条件。目前的研究表明,高斯随机矩阵、一致球矩阵、二值随机矩阵、部分 Fourier 集、部分 Hadamard 集、以及托普利兹矩阵等均可作为观测矩阵^[11]。

2.3 信号重构算法

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 范数下求解表达式

$$\min_{\boldsymbol{\alpha}} \|\boldsymbol{\alpha}\|_{l_0} \quad \text{s. t.} \quad \mathbf{y} = \Phi \Psi \boldsymbol{\alpha} \quad (3)$$

的最优化问题。但是 Donoho 指出^[12],最小 l_0 范数问题是一个 NP-hard 问题,需要穷举 \mathbf{x} 中非零值的所有 C_N^K 种排列可能,因而无法求解。文献的研究表明^[13,14], 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(3)式可转化为 l_1 最小范数下的最优化问题:

$$\min_{\boldsymbol{\alpha}} \|\boldsymbol{\alpha}\|_{l_1} \quad \text{s. t.} \quad \mathbf{y} = \Phi \Psi \boldsymbol{\alpha}. \quad (4)$$

针对 l_1 范数问题,求解(4)式的常见算法有凸优化算法、贪婪追踪算法以及组合算法。典型的凸优化算法包括基于线性规划的基追踪算法(BP)^[13]、内点法^[15]、梯度投影法^[16]和同伦算法^[17]。相对于适合一维信号重构的最小 l_1 范数法,Candès 等^[1]从大量自然图像的离散梯度都是稀疏的角度出发,提出了更为适合二维图像重构的最小全变分法。总体而言,此类方法重建精度高,需要的压缩测量个数少 $O[K \log(N/K)]$,但是计算复杂度相对较高。因此,新的快速贪婪算法被逐渐采用,如匹配追踪法(MP)^[18]、正交匹配追踪法(OMP)^[19]、压缩采样匹配追踪算法(CoSAMP)^[20]以及稀疏性自适应匹配追踪(SAMP)算法^[21]都可以很好地重构信号。贪婪算法计算复杂度相对较低,但是与松弛方法相比,需要更多的压缩测量 $O(K \log N)$,重建精度相对较低。Kings-bury 等提出迭代阈值算法直接对 l_0 范数问题进行求解^[22],但是迭代阈值算法对初值较为敏感,需获取合适的初值。此外,刘芳等^[23]提出了基于结构模型的压缩感知图像重构算法,该算法解决了现有方法没有考虑图像结构信息,盲目迭代的问题。

3 压缩成像技术

压缩成像系统的研制和开发能够有效缓解高速采样实现的压力,从源头上大幅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。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。而研制开发基于 CS 理论的压缩成像技术需要突破传统的成像系统设计理念,利用硬件实现目标图像的非自适应线性投影,从而达到利用较少数目的探测器获取高精度目标图像的目的,其核心思想是利用随机观测取代传统的逐像素采样。由于 CS 理论是在 2006 年才正式提出并发表的,基于该理论的压缩成像技术的研究目前正处于起步阶段,真正发表并报道的研究成果有限。目前的主要研究机构包括美国的 Rice 大学、UCSD 大学、Arizona 大学以及 Duke 大学。国内的西安电子科技大学、清华大学、上海交通大学、中国科学院电子所以及安徽大学等也相继开展了压缩感知理论以及压缩成像方面的研究。

3.1 单像素相机

2007 年,美国的 Rice 大学成功研制出单像素数码相机^[24]。其设计原理是通过光路系统将成像目标投影至数字微镜器件(DMD),经 DMD 反射的光由透镜聚焦到单个光敏二极管,光敏二极管两端的电压值即为一个测量输出值(如图 3 所示)。将此投影操作重复 $M \geq K \log N$ 次,即可得到 M 个观测值,根据测量值采

用最小全变分算法重构出原始图像信息。由于 DMD 是由数字电压信号控制微镜片的机械运动完成对入射光线的调整,因而可实现 $0\sim 1$ 的伪随机测量矩阵的构建。单像素相机直接获取的是 M 次随机线性测量而不是原始信号的 N 个像素值,这就为采用低像素相机拍摄高质量图像提供了可能。然而单像素相机采用 DMD 对成像目标进行编码,需要连续采样投影 M 次才能获得重构原始图像所需的全部测量值,因此成像系统较为耗时。以百万像素相机为例,若压缩采样次数 M 是原始图像采样率的 10% 即 $M=10^5$ 。若要实现原始图像的实时成像 (25 frame/s),则 DMD 的工作频率需达到 2.5 MHz 。因此目前对于运动场景或视频图像的压缩成像,单像素相机具有一定的局限性。UCSD 大学的 photonics 实验室与 Arizona 大学的 Neifeld 等合作对 Rice 大学开发的单像素相机进行了光路结构的改进^[25],系统采用弧形的内反射镜取代传统的光路系统,从而使相机的光学结构更加紧凑,光能利用率更加高效,如图 4 所示。以上两种压缩成像系统均属于以串行的工作方式输出压缩采样的图像信号。

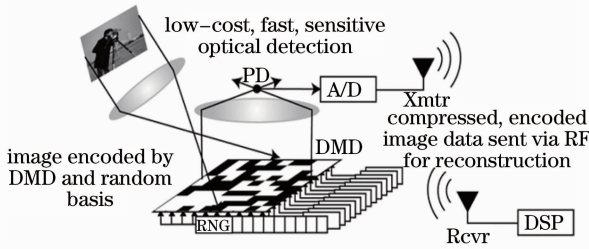


图 3 Rice 大学的单像素相机原理图

Fig. 3 One pixel camera scheme

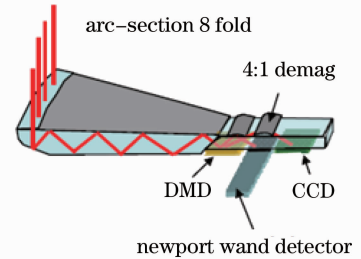


图 4 结构紧凑的单像素相机原理图

Fig. 4 Refined one pixel camera scheme

3.2 基于编码孔径的压缩成像

Duke 大学的研究小组提出基于编码孔径的目标压缩成像系统设计方案^[26,27]。相比于单像素相机,编码孔径压缩成像技术只需在光学系统入瞳处的适当位置添加编码孔径模板,就可实现图像的压缩采样,如图 5 所示。编码孔径成像技术主要是利用光线的直线传播特性,入射光线经编码孔径后直接投影在探测器像面上,每个物点在探测器像面上形成一个编码孔径的投影图像。不同物点产生的像因相互错开、叠加而在接收平面上形成退化的、重叠的二维分布信号即编码像。设目标图像为 f , h 为编码孔径系统的点扩散函数,则经编码孔径所形成的像可表示为

$$g = fh, \quad (5)$$

对(5)式进行系列傅里叶变换和反变换可得到表示形式:

$$g = \mathcal{F}^{-1}\mathcal{F}(g) = \mathcal{F}^{-1}C_H\mathcal{F}(f) = \Phi f, \quad (6)$$

式中 C_H 为编码孔径点扩散函数 h 的傅里叶变换的对角矩阵表示, Φ 为投影矩阵。由此可见,输入图像经过编码孔径的调制在探测器上形成投影图像,若编码孔径模板对目标图像的投影。满足 RIP 要求,则可作为观测矩阵。即通过设计适当的孔径编码模板,就可以实现图像的压缩成像。基于编码孔径的压缩成像系统光学结构紧凑、易于实现。针对目标图像的测量可一次性完成,更加适用于动态场景和视频的压缩成像。

由于该工作才初步展开,就孔径的编码模式,孔径的尺寸大小以及编码孔径模板的构造形式与压缩图像恢复精度间的关系均未进行深入的研究。此外,该压缩成像系统的投影矩阵标定工作量巨大。仍以百万像素的图像恢复质量为例,系统需要在物平面的 10^5 个不同位置上计算点光源的扩散函数,才能真正标定出投影矩阵。大场景图像的压缩成像成为该系统需要解决的难点问题之一。

3.3 随机卷积编码的压缩成像

瑞士联邦理工学院的 Jacques 等^[28]设计开发出一款 CMOS 压缩感知成像器件,成像器件由标准的

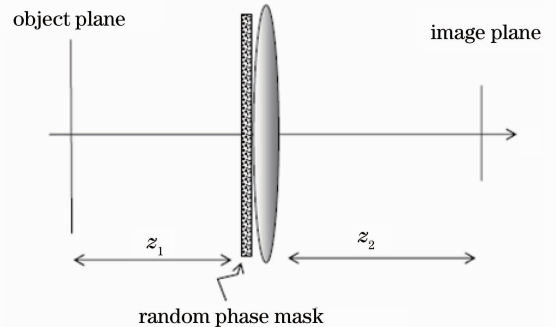


图 5 编码孔径压缩成像原理图

Fig. 5 Coded aperture based imaging scheme

CMOS 传感器和位移寄存器构成,如图 6 所示。紧邻 CMOS 像素单元的位置额外设置有 1 bit 的闪存,用于存储卷积滤波的系数。CMOS 像素单元中的测量值将与存储在该 1 bit 闪存中的卷积滤波系数相乘作为输出。存储在 1 bit 闪存中的卷积系数按照从左至右上至下的顺序遍历整个传感器。系统采用多路复用的形式在生成的卷积图像中随机抽取 M 个像素值作为压缩感知图像输出。本质上,该方法与基于编码孔径压缩成像系统的数学理论是一致的,都是在生成的卷积图像上欠采样生成测量值即满足:

$$y_i = (\mathbf{x} * \mathbf{a})_{r(i)} = \sum_j a_{r(i)-j} x_j = (\Phi \mathbf{x})_i, \quad (7)$$

式中 \mathbf{a} 是卷积滤波系数, $*$ 表示卷积。所不同之处在于,编码孔径压缩成像的卷积图像是由光学系统完成的,而卷积编码 CMOS 压缩成像系统是通过改造 CMOS 硬件器件完成的。

3.4 光路共享的压缩成像系统

传统的特征提取算法通常是在获取高维图像信号的基础上经过复杂的算法完成的,这无疑将占用大量的计算资源。在计算机视觉领域,从高维图像数据中提取目标特征仍然是具有挑战性的难题。而特征提取过程从本质上讲是完成高维信号空间到低维特征空间的映射。针对此问题,2003 年,Arizona 大学的 Neifeld 等^[29,30]提出一种全新的针对图像特征直接成像的光学系统。系统原理如图 7 所示,该系统利用空间偏振调制器调整入射光的偏振方向:

$$\theta_{ij} = \arccos \sqrt{\Phi_{1j}/C}, \quad i = 1, 2, \dots, M; j = 1, 2, \dots, N \quad (8)$$

式中 M, N 分别表示投影测量次数和图像的尺寸大小, Φ_{1j} 为投影矩阵的第一行第 j 个元素, C 为归一化常数。经过空间偏振调制器调制的光再通过偏振分束器将光线分成两束线偏振光。其中一束线偏振光由探测器获取并生成投影测量:

$$y_1 = (\Phi \mathbf{x})_1 = \sum_{j=1}^N x_j \cos^2 \theta_{1j}. \quad (9)$$

另一束线偏振光再次由空间偏振调制器调制后经偏振分束器在另一探测器上生成投影测量:

$$y_2 = (\Phi \mathbf{x})_2 = \sum_{j=1}^N x_j (1 - \cos^2 \theta_{1j}) \cos^2 \theta_{2j}. \quad (10)$$

依次类推系统可获得 M 次投影测量值。相比与单像素压缩成像和编码孔径压缩成像,该系统的光能利用率

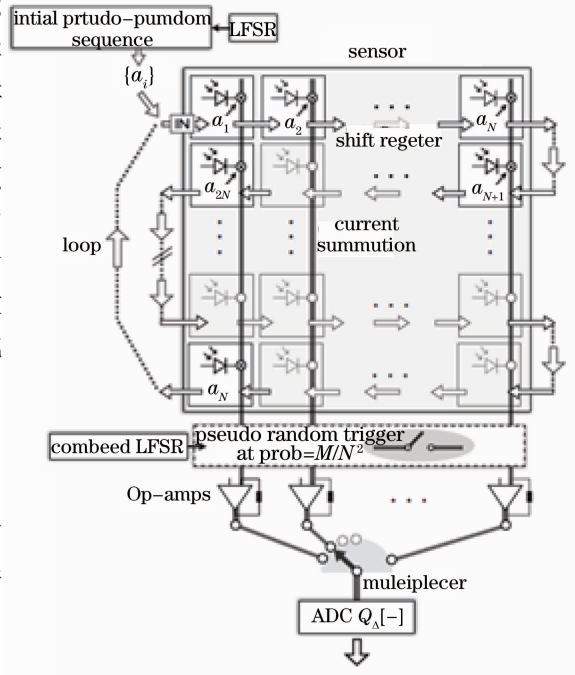


图 6 随机卷积编码的压缩成像系统原理图
Fig. 6 CMOS compressed imaging by random convolution

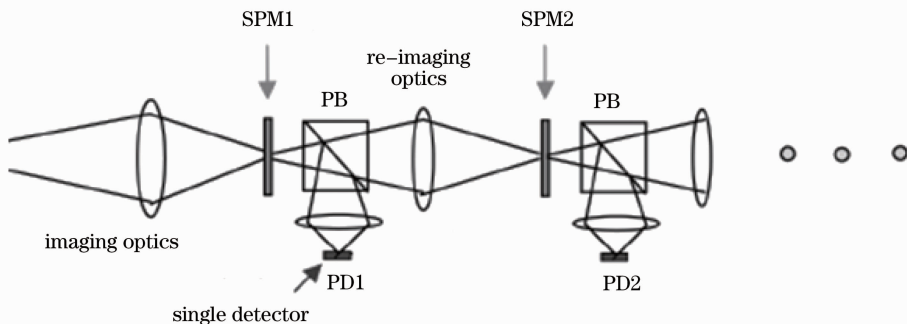


图 7 图像特征直接成像系统原理图
Fig. 7 Feature-specific imaging scheme

高、系统噪声小。但是存在结构复杂难以短期实现的缺点。

3.5 随机透镜压缩成像系统

2006年,MIT的Freeman研究小组提出了采用随机反射镜的压缩成像方式^[31]。与传统成像方式显著不同之处在于,系统由平面反射镜、随意拼接的反射镜片组和探测器构成,如图8所示。来自物体的入射光经由随机反光镜片组和平面反射镜的反射,在探测器上成像。由于来自物体上每一点的光线都有可能经由随机反光镜片在探测器上成像,因此任意拼接的反光镜片实际上是实现了随机投影矩阵的功能。因此可利用少量的探测器恢复出较高质量的图像。但是系统同样存在投影矩阵标定难的问题。

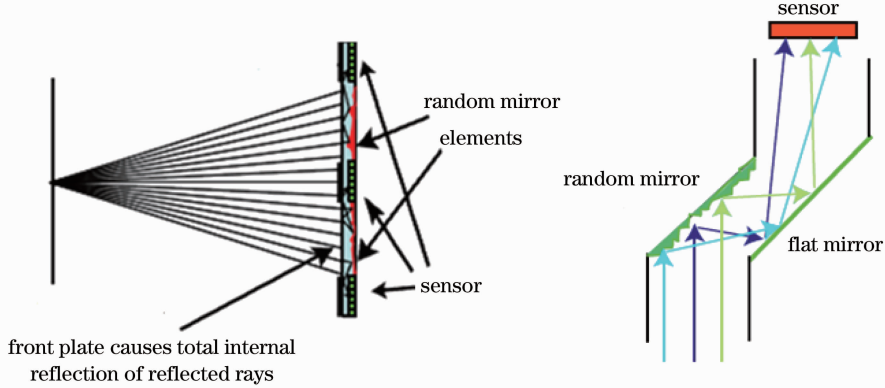


图8 随机透镜的压缩成像系统

Fig. 8 Random lens imaging

3.6 其他压缩成像系统

目前,压缩传感技术也应用于雷达成像领域。与传统雷达成像技术相比压缩传感雷达成像实现了两个重要改进。在接收端省去脉冲压缩匹配滤波器,同时由于避开对原始信号的直接采样,降低了接收端对模数转换器带宽的要求。设计重点由传统的设计昂贵的接收端硬件转化为设计新颖的信号恢复算法,从而简化了雷达成像系统。Bhattacharya等^[32]将压缩传感理论应用到合成孔径雷达图像数据获取上,解决了海量数据采集和存储问题,显著降低了卫星图像处理的计算代价。中国科学院电子所的余慧芳等^[33]就压缩感知理论在探地雷达三维成像方面进行了深入的研究。西安电子科技大学的刘海英等^[34]针对高光谱图像谱间相关性较强的特点,提出了一种基于谱间预测的压缩感知算法。我国就压缩感知成像方面给予了大力的支持,在国家973计划资助下中国科学院电子所、北京航空航天大学、西安电子科技大学、清华大学、上海交通大学等单位开展了“稀疏微波成像”方面的研究。

4 结束语

目前针对压缩成像技术的研究主要集中在如何利用硬件实现目标物体的非自适应线性投影以及如何利用信号恢复算法重构原始图像。忽略了以下几方面的重要问题:

- 1) 解决物理器件的具体实现和补偿的问题。实际物理器件无法实现投影矩阵中的元素取负值功能。投影矩阵元素非负值约束必将对重构算法造成影响。
- 2) 实现信号非负约束下的图像重构算法的问题。图像信号的非负性约束将不可避免地给图像信号的恢复算法造成影响,给现有的图像重构算法额外加入了约束条件,进行优化求解的问题。
- 3) 投影矩阵的存储和参数标定的问题。现有开发的压缩感知相机,其投影矩阵的维度过高,如要生成百万像素的图像,则投影矩阵的维度至少需达到 10^{11} 数量级。

虽然面临诸多技术挑战,但有理由相信,随着研究人员的不断深入探索,新型压缩成像系统将以其低能耗、高容错和可加密性的自身优势,在医学实时成像设备、照相机阵列、网格、多视角目标跟踪、视频监控网络等领域中发挥出巨大作用。

参 考 文 献

- 1 Emmanuel Candès, Justin Romberg, Terence Tao. Robust uncertainty principles: exact signal reconstruction from highly incomplete frequency information[J]. *IEEE Trans. Inform. Theory*, 2006, **52**(2): 489~509
- 2 David Donoho. Compressed sensing[J]. *IEEE Trans. Inform. Theory*, 2006, **52**(4): 1289~1306
- 3 John Wright, Allen Yang, Arvind Ganesh *et al.*. Robust face recognition via sparse representation[J]. *IEEE Trans. Pattern Anal.*, 2009, **31**(2): 210~227
- 4 Mark Davenport, Petros Boufounos, Michael Wakin *et al.*. Signal processing with compressive measurements[J]. *IEEE J-STSP*, 2010, **4**(2): 445~460
- 5 Kush R. Varshney, Müjdat Çetin, John W. Fisher *et al.*. Sparse representation in structured dictionaries with application to synthetic aperture radar[J]. *IEEE Trans. Signal Proc.*, 2008, **56**(8): 3548~3561
- 6 L. Baboulaz, P. L. Dragotti. Exact feature extraction using finite rate of innovation principles with an application to image super-resolution[J]. *IEEE Trans. Image Proc.*, 2009, **18**(2): 281~298
- 7 W. Bajwa, J. Haupt, A. Sayeed *et al.*. Joint source-channel communication for distributed estimation in sensor networks [J]. *IEEE Trans. Inform. Theory*, 2007, **53**(10): 3629~3653
- 8 Michael Lustig, David Donoho, John M. Pauly. Sparse MRI: the application of compressed sensing for rapid MR imaging [J]. *Magn. Reson. Med.*, 2007, **58**(6): 1182~1195
- 9 Mojdeh Mohtashemi, Haley Smith, Felicia Sutton *et al.*. Sparse sensing DNA microarray-based biosensor: is it feasible? [C]. *IEEE Sensors Applications Symposium (SAS)*, 2010, 127~130
- 10 J. Laska, S. Kirolos, M. Duarte *et al.*. Theory and implementation of an analog to information converter using random demodulation[C]. *IEEE International symposium on Circuits and System (ISCAS)*, 2007, 1959~1962
- 11 E. Candès, T. Tao. Near optimal signal recovery from random projections: Universal encoding strategies? [J]. *IEEE Trans. Inform. Theory*, 2006, **52**(12): 5406~5425
- 12 D. L. Donoho. For most large underdetermined systems of linear equations, the minimal l_1 norm solution is also the sparsest solution[J]. *Commun. Pur. Appl. Math.*, 2006, **59**(6): 797~829
- 13 S. B. Chen, D. L. Donoho, M. A. Saunders. Atomic decomposition by basis pursuit[J]. *SIAM J. Sci. Comput.*, 1998, **20**(1): 33~61
- 14 D. L. Donoho, M. Elad, V. Temlyakov. Stable recovery of sparse over complete representations in the presence of noise [J]. *IEEE Trans. Inform. Theory*, 2006, **52**(1): 6~18
- 15 S. Kim, K. Koh, M. Lustig *et al.*. An interior-point method for large-scale l_1 regularized least squares[J]. *IEEE J-STSP*, 2007, (4): 606~617
- 16 M. A. T. Figueiredo, R. D. Nowak, S. J. Wright. Gradient projection for sparse reconstruction: application to compressed sensing and other inverse problems[J]. *IEEE J-STSP*, 2007, **1**(4): 586~598
- 17 D. L. Donoho, Y. Tsaig. Fast solution of l_1 -norm minimization problems when the solution may be sparse [R]. Department of Statistics, Stanford University, USA, 2008
- 18 S. Mallat, Zhifeng Zhang. Matching pursuits with time-frequency dictionaries[J]. *IEEE Trans. Signal Proc.*, 1993, **41**(12): 3397~3415
- 19 J. Tropp, A. Gilbert. Signal recovery from random measurements via orthogonal matching pursuit[J]. *IEEE Trans. Inform. Theory*, 2007, **53**(12): 4655~4666
- 20 T. T. Do, Lu Gan, Nam Nguyen *et al.*. Sparsity adaptive matching pursuit algorithm for practical compressed sensing [C]. *Asilomar Conference on Signals, Systems, and Computers*, Pacific Grove, California, USA, 2008
- 21 D. Needell, J. A. Tropp. CoSaMP: Iterative signal recovery from incomplete and inaccurate samples [R]. *ACM Technical Report*, California Institute of Technology, Pasadena, 2008
- 22 K. K. Herrity, A. C. Gilbert, J. A. Tropp. Sparse approximation via iterative thresholding [C]. *IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing*, Washington D. C., USA, 2006, 624~627
- 23 Liu Fang, Jiao Licheng, Wang Shuang *et al.*. Block Compressed Sensing Reconstruction Method Based on the Edge Structural Information [P]. *China Patent CN102034250A*, 2011
刘芳, 焦李成, 王爽等. 基于边缘结构信息的分块压缩感知重构方法[P]. 中国专利, CN102034250A, 2011
- 24 J. Haupt, R. Nowak. Compressive sampling vs conventional imaging [C]. *International Conference on Image Processing (ICIP)*, Atlanta, USA, 2006
- 25 Marco Duarte, Mark Davenport, Dharmpal Takhar *et al.*. Single-pixel imaging via compressive sampling[J]. *IEEE J. Signal Proc. Mag.*, 2008, **25**(2): 83~91

- 26 Roummel Marcia, Rebecca Willett. Compressive coded aperture video reconstruction [C]. European Signal Processing Conference (EUSIPCO), Lausanne, Switzerland, 2008
- 27 Roummel F. Marcia, Zachary T. Harmany, Rebecca M. Willett. Compressive coded apertures for high-resolution imaging [C]. *SPIE*, 2010, **7723**: 772304~772311
- 28 L. Jacques, P. Vandergheynst, A. Bibet *et al.*. CMOS compressed imaging by random convolution [C]. IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing, 2009, 19~24
- 29 Mark A. Neifeld, Premchandra Shankar. Feature-specific imaging[J]. *Appl. Opt.*, 2003, **42**(17): 3379~3389
- 30 Mark A. Neifeld, Jun Ke. Optical architectures for compressive imaging[J]. *Appl. Opt.*, 2007, **46**(22): 5293~5303
- 31 Rob Fergus, Antonio Torralba, William T. Freeman. Random lens imaging [R]. Massachusetts Institute of Technology Computer Science and Artificial Intelligence Laboratory, 2006
- 32 S. Bhattacharya, T. Blumensath, B. Mulgrew *et al.*. Fast encoding of synthetic aperture radar raw data using compressed sensing [C]. IEEE Proceedings of Statistical Signal Processing, Washington D. C., USA, 2007, 448~452
- 33 Yu Huimin, Fang Guangyou. Research on compressive sensing based on 3D imaging method applied to ground penetrating radar[J]. *J. Electronics and Information Technology*, 2010, **32**(1): 12~16
- 余慧敏, 方广有. 压缩感知理论在探地雷达三维成像中的应用 [J]. *电子与信息学报*, 2010, **32**(1): 12~16
- 34 Liu Haiying, Li Yunsong, Wu Chengke *et al.*. Compressed hyperspectral image sensing based on interband prediction[J]. *J. Xidian University (Natural Science)*, 2011, **38**(3): 37~41
- 刘海英, 李云松, 吴成柯 等. 一种高重构质量低复杂度的高光谱图像压缩感知 [J]. *西安电子科技大学学报(自然科学版)*, 2011, **38**(3): 37~41