

静态计算光谱成像仪图谱反演的关键数据处理技术*

刘扬阳 吕群波 曾晓茹 黄旻 相里斌†

(中国科学院光电研究院, 计算光学成像技术重点实验室, 北京 100094)

(2012年6月26日收到; 2012年11月6日收到修改稿)

静态计算光谱成像技术中图谱反演环节是实现其理论优势极为关键的一步, 是决定最终获得图谱质量优劣的数据处理技术. 本文为此专注于计算光谱的图谱反演环节, 对图像压缩感知理论算法、图像重构算法、以及针对图谱三维数据的反演算法都开展了深入的研究和比较, 并结合所研制系统的图谱数据传输全链路和工程研制过程中误差等因素进行全面详尽的仿真验证, 给出各种图谱反演算法验证、分析结果. 指出静态计算光谱成像系统研制中图谱反演环节的关键数据处理问题, 适合采用的算法及其优化路线. 为顺利研制静态计算光谱成像仪, 保证其理论优势的实现, 提供了详实的分析、参考依据.

关键词: 计算光谱, 编码孔径, 压缩感知, 图谱反演

PACS: 02.70.Hm, 42.30.Va, 42.30.Wb, 42.79.Bh

DOI: 10.7498/aps.62.060203

1 引言

静态计算光谱成像技术是近几年国内外提出的一门新兴的光谱成像技术^[1-3], 相比较于传统的光谱成像系统, 使用特殊通光板——编码孔径代替传统单一狭缝, 按照预先所设置编码孔径的数学形式调制、捕捉景物空间信息和光谱信息联合成像, 再经由后续数据计算方法反演得到最终三维光谱图像立方体, 能够同时获取图谱图像的高空间分辨率和高光谱分辨率, 并保持图谱图像的高信噪比, 其基本原理如图1所示.

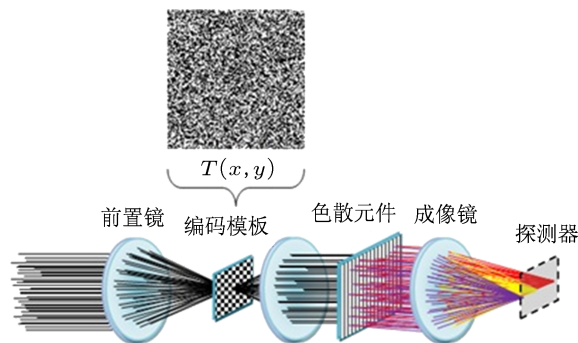


图1 静态计算光谱成像仪模型示意图

静态计算光谱成像技术的出现, 突破了传统狭缝式光谱成像技术中高分辨率和高信噪比间的原理性制约关系^[4], 利用编码孔径模板代替传统狭缝, 实现孔径的扩展, 因此大大改善了“狭缝”光谱仪中点对点成像特点中信噪比降低的问题^[5,6], 实现了高光通量, 提高了信噪比. 同时, 计算光谱成像技术可以通过单次或少数几次曝光得到完整的三维图谱数, 实现瞬间“快照”成像.

技术上而言, 静态计算光谱成像技术通过光谱成像与计算方法的结合, 将传统光谱成像在应用中的技术难点转移到数据处理方面, 以较少的代价实现高的技术指标. 但是, 计算光谱成像技术有其自身的技术难点和关键瓶颈.

在建立整个数据传输链路的离散化模型过程中^[2], 假定离散化编码孔径第 (i, j) 处的透过率为 $t(i, j)$, 则其透过率函数表述为

$$T(x, y) = \sum_{i, j} t(i, j) \cdot \tau(i, j; x, y), \quad (1)$$

其中 $\tau(i, j; x, y)$ 为

$$\tau(i, j; x, y) = \text{rect}\left(\frac{x}{qd} - j\right) \otimes \text{rect}\left(\frac{y}{qd} - i\right), \quad (2)$$

式中, q 为编码孔径单元相对于CCD像元的比值, 为整数.

* 国家高技术研究发展计划(批准号: 2011AA7012022)资助的课题.

† 通讯作者. E-mail: liuyangyang@aoc.ac.cn

设置离散探测器为 $p(m, n; x, y)$, 三维景物功率谱密度函数 $f_0(x_j, y_i; \lambda_k)$, 将两者联系起来输出二维图像 g_{mn} :

$$g_{mn} = \sum_{i,j,k} h(\{m, n\}, \{i, j, k\}) f(i, j, k) + \eta_{ijk}, \quad (3)$$

式中 ω_k 为离散光谱带宽, η_{ijk} 是噪声. 成像系统的光学传输函数为 $h(\{m, n\}, \{i, j, k\})$ 更具体的数学形式有

$$\begin{aligned} & h(\{m, n\}, \{i, j, k\}) \\ &= \iint p(m, n; x, y) \sum_{s_{jk}} t(i, j - s_{jk}) \\ & \quad \times \tau(i, j - s_{jk}; x + r_{jk}, y) dx dy, \end{aligned} \quad (4)$$

$$f(i, j, k) = f_0(x_j, y_i; \lambda_k) \omega_k. \quad (5)$$

深入分析其数据传输全链路, 可以发现, 静态计算光谱成像技术相比较传统光谱成像技术的几个特殊之处, 正是该技术的关键瓶颈, 例如: 其后续图谱反演计算方法的数学模型建立, 就是求解景物图谱成像质量最优化中的一个决定性因素; 同时, 在成像过程中, 采用不同元器件、对光路的调制、色

散棱镜对光谱的分散等等都会产生图像信息的偏移、畸变和削弱等失真现象, 为消除系统装调等带来的误差, 还需要在其后续图谱反演计算方法的数学模型建立全方面的系统考虑.

为此本文将侧重静态计算光谱成像技术的图谱反演关键处理技术, 详细比较各种算法在实现图谱反演中的优胜劣汰; 展开全面深入的算法研究、比较, 并进行仿真验证, 给出结论; 指出在静态计算光谱成像系统研制时的关键技术环节和优化路线.

2 关键技术

静态计算光学成像技术数据传输全链路的特点是采用计算方法提高图谱质量. 从数值空间上分析, 是含有光谱信息的二维景物在某个变换域(观测、成像数值空间)稀疏混叠合成的成像过程. 成像过程存在二维空间维度图像数据的压缩问题和第三维光谱数据自身的混叠问题, 成像所获的图像是一幅二维的混叠无序图像. 图 2 为静态计算光谱成像技术原理仿真成像结果示意.

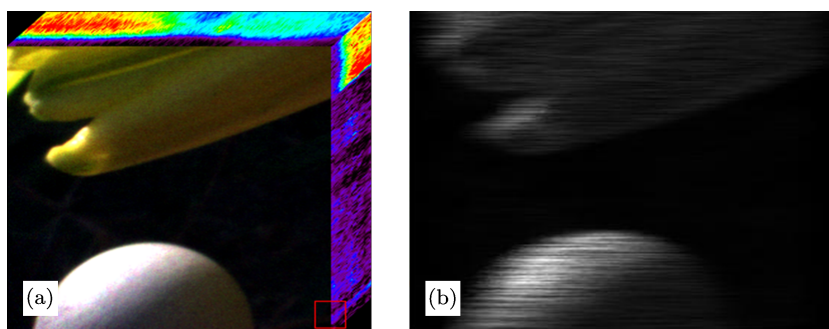


图 2 静态计算光谱成像技术原理仿真成像结果示意 (a) 原始光谱数据; (b) 成像结果

成像过程的混叠主要来源于编码孔径. 编码孔径一方面增大了光学光通量, 改善了传统单一狭缝单点成像的问题, 可以理解为多狭缝、多点成像, 但正是多狭缝成像, 在后续分光器件的作用下, 每个光谱响应区间彼此分散, 景物上多点的多个光谱响应区间重复成像在探测器上. 在光谱维存在大量的冗余数据并没有进行压缩, 但大量冗余数据的混叠存在对于最终的数据反演重构影响很大, 因此, 需要从计算方法着手, 力求从空间维进行压缩感知, 从光谱维进行重构反演, 尽量减少冗余信息, 保留有用信息, 恢复原始图谱图像数据.

因此, 静态计算光学成像技术的关键技术可以归纳为一个编码孔径技术, 一个是反演算法技术.

编码孔径技术体现在如何面对变化繁多的景物和应用需求, 设置完备的编码孔径数学形式, 既能够保证适当的数据压缩比例, 同时保障较好的光学通量, 也能够保持规范的数学形式, 以免带来复杂的混叠成像结果.

静态计算光谱成像系统的图谱图像反演算法技术, 物理意义上是把观测到的少量低维信号, 通过采用一个与变换基不相关的观测矩阵, 以高概率重构出原有高维信号, 这是求解最优化的问题. 计算方法不但体现在成像过程中, 也体现在图谱重构过程中. 图谱的重构过程既要实现信息的解调, 同时要对失真信号进行还原, 因此需要寻找有效的反演算法方法实现高精度图谱重构.

因此,为实现其理论成立的优势,需要通过计算方法与传统光谱成像技术的巧妙结合,需要编码孔径的完备建模和反演算法的全局最优实现,才能够实现高通量、高信噪比、高光谱分辨率、高稳定性、连续不间断成像等优点.

3 图谱重构反演算法比较

静态计算光谱成像技术的图谱图像重构反演问题,是通过成像所得的混叠模糊的图像信息,反演出原始丰富景物的问题,已知的信息量少,需求的目标信息量多.这类问题完全隶属于目前国际最近几年新提出的压缩感知理论.

3.1 压缩感知理论

压缩感知理论首先由 Candès^[7], Candès 和 Tao^[8] 以及 Donoho^[9] 于 2006 年提出.压缩感知理论认为:只要感兴趣的信号是可压缩的(或者是可

稀疏表示的),那么就可以通过远低于标准的方式进行数据采样,并仍能够精确地复原出原始信号.理论的两个核心内容是稀疏性和不相关性,前者由信号本身决定,后者由感知系统和信号共同确定.进一步解读其面向图像的理论核心即可认为:如果一幅图像是稀疏的(大部分元素为零或接近于零)或者在某些变换基的表示下是稀疏的,通过合理选择图像变换测量系统(即通过少量适当的观测采样来重构出这些非零元素),就可以显著改善在测量数目受限情况下获取高质量图像的能力.

压缩感知理论数学模型为:设长度为 N 的信号 X 在某组正交基或紧框架 Ψ 上的变换系数是稀疏的,如果我们用一个与变换基 Ψ 不相关的观测基 $\Phi: M \times N (M \ll N)$ 对系数向量进行线性变换,并得到观测集合 $Y: M \times 1$. 那么就可以利用优化求解方法从观测集合中精确或离概率地重构原始信号 X ^[10],如图 3 所示其理论数学模型.

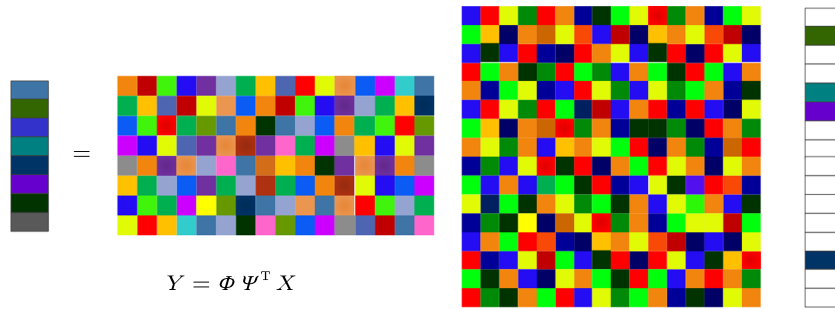


图 3 压缩感知理论数学模型

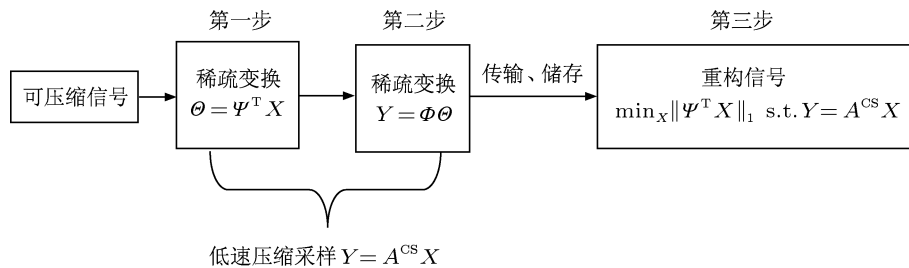


图 4 压缩感知理论框架

压缩感知理论是一种新的在采样的同时实现压缩目的的理论框架,其压缩采样过程如图 4 所示.首先,如果信号 $X \in R^N$ 在某个正交基或紧框架 Ψ 上是可压缩的,求出变换系数 $\Theta = \Psi^T X$, Θ 是 Ψ 的等价或逼近的稀疏表示;第二步设计一个平稳的、与变换基 Ψ 不相关的 $M \times N$ 维的观测矩阵 Φ ,对 Θ 进行观测得到观测集合 $Y = \Phi \Theta = \Phi \Psi^T X$,该过

程也可以表示为信号 X 通过矩阵 A^{CS} 进行非自适应观测: $Y = A^{CS} X$ (其中 $A^{CS} = \Phi \Psi^T$) A^{CS} 称为压缩感知信息算子^[10];最后,利用 2 范数意义下的优化问题求解 X 的精确或近似逼近 X :

$$\min_X \|\Psi^T X\|_1 \quad \text{s.t.} \quad Y = A^{CS} X,$$

求得的向量 \hat{X} 在 Ψ 基上的表示最稀疏.

由此压缩感知理论主要涉及以下几个方面内容:

1) 对于信号 $X \in R^N$, 如何找到某个正交基或紧框架 Ψ , 使其在 Ψ 上的表示是稀疏的, 即信号的稀疏表示问题;

2) 如何设计一个平稳的、与变换基 Ψ 不相关的 $M \times N$ 维的观测矩阵 Φ , 保证稀疏向量 Θ 从 N 维降维到 M 维时重要信息不遭破坏, 即信号低速采样问题;

3) 如何设计快速重构算法从线性观测 $Y = A^{CS}X$ 中恢复信号, 即信号重构问题.

静态计算光谱成像技术的图谱图像重构反演算法主要包括两个环节: 随机投影和重构. 随机投影的目的就是得到观测值 $Y = AX, Y \in R^m, X \in R^N$, 其中 X 表示长度为 $N(n < N)$ 的原始信号, Y 是观测信号 $A \in R^{m \times N}$ 代表随机投影矩阵.

重构就是利用信号 X 在变换域 Ψ 内有稀疏表示的先验知识来实现, 即是在满足观测值的条件下获得信号的最稀疏表示, 即:

$$\min_X \|\Psi^T X\|_0 \quad \text{s.t.} \quad Y = A^{CS}X, \quad (6)$$

式中: $\|\Psi^T X\|_0$ 表示变换系数 $\alpha = \Psi^T X$ 中非零元素的个数. 但是优化问题 (6) 式是一个 NP-hard 问题因此通常将其转化为等效的 l_1 凸集优化问题, 即

$$\min_X \|\Psi^T X\|_1 \quad \text{s.t.} \quad Y = A^{CS}X. \quad (7)$$

为求解这类 l_1 凸集优化问题, 可以转而设置其目标函数 $f(X)$:

$$f(X) = \frac{1}{2} \|A^{CS}X - Y\|_2^2 + \lambda \|\Psi^T X\|_1, \quad (8)$$

参数 λ 的作用是平衡目标函数中两部分所占的比重. 将 $f(X)$ 最小化就可以得到最优解 \hat{X} , 即

$$\hat{X} = \arg \min_X \frac{1}{2} \|A^{CS}X - Y\|_2^2 + \lambda \|\Psi^T X\|_1. \quad (9)$$

目前国际压缩感知研究领域出现几大类算法: 迭代压缩法, 贪婪追踪算法, 凸松弛法等等, 都可以采用在静态光谱成像技术的图像反演问题上.

3.2 迭代压缩法 (IST)

迭代压缩法是利用前一次的估计值和变换域的阈值处理算子来获得新的估计值:

$$X_{t+1} = (1 - \beta) \cdot X_t + \beta \cdot \Gamma_\lambda(X_t), \quad (10)$$

$$\Gamma_\lambda(X_t) = \Psi_\lambda^T(X_t + A^T(Y - AX)), \quad (11)$$

其中 $\Gamma_\lambda(X_t)$ 表示降噪处理.

传统的迭代压缩法在收敛上不尽如人意, 为了提高模糊图像的复原速度, 加快收敛速度, 在迭代压缩算法的基础上, Bioucas-Dias 等^[11] 提出了两步迭代压缩法 (TwIST).

TwIST 算法的核心是利用前两个估计值更新当前值, 也就是所谓“两步”迭代压缩. 相比较 IST, 其算法更新过程为

$$X_1 = \Gamma_\lambda(X_0), \quad (12)$$

$$X_t = (1 - \alpha) \cdot X_{t-2} + (\alpha - \beta) \cdot X_{t-1} + \beta \cdot \Gamma_\lambda(X_{t-1}), \quad (13)$$

式中: $t \geq 2X_0$ 代表的是初始值. 算法的收敛速度由参数 α, β 决定, 通常可选择:

$$\alpha = \frac{2}{1 + \sqrt{1 - \rho^2}}, \quad \beta = \frac{2\alpha}{\lambda_1 + \lambda_N}, \quad (14)$$

式中: $\rho = \frac{\lambda_N - \lambda_1}{\lambda_1 + \lambda_N}$, $\lambda_N = 1$ 不同的情况下, λ_1 的选择不同. 对于压缩传感重构, 在 $\lambda_1 = 10^{-4}$ 时可以得到较好的效果. 迭代的终止条件通过目标函数设定, 设终止函数:

$$C(X_t, X_{t-1}) = \frac{|f(X_t) - f(X_{t-1})|}{f(X_{t-1})}, \quad (15)$$

终止值设为 ϵ , 若 $C(X_t, X_{t-1}) < \epsilon$, 停止迭代.

与传统 IST 迭代法相比, TwIST 能够加快收敛速度, 获得较高的图像重构质量. 我们对图谱重构算法进行计算机仿真, 用 TwIST 算法对模拟的编码孔径成像结果进行图像重构, 其成像与 TwIST 方法图谱重构仿真如图 5 所示.

本次试验中, 用 TwIST 算法对模拟的编码孔径成像结果进行图像重构, 使用 256×256 大小随机编码板, 待模拟成像的原始光谱数据如图 1 所示, 大小为 $256 \times 256 \times 33$ 的光谱立方体数据. 通过编码孔径成像后, 获得混叠的图像 256×288 , 对混叠的图像采用 TwIST 进行图像重构, 恢复探测图像, 复原结果 $256 \times 256 \times 33$, 图中所示为光谱立方体中三个波段谱图的合成图像.

通过对各个波段复原光谱曲线和原始光谱曲线对比, 可以发现, TwIST 算法在对光谱维上两端混叠度较低的光谱复原效果较好, 越趋近于中间高混叠区域失真度越高. 同时, TwIST 算法采用的正则化算子对图像的平滑较为严重, 造成图像细节的丢失较为明显.

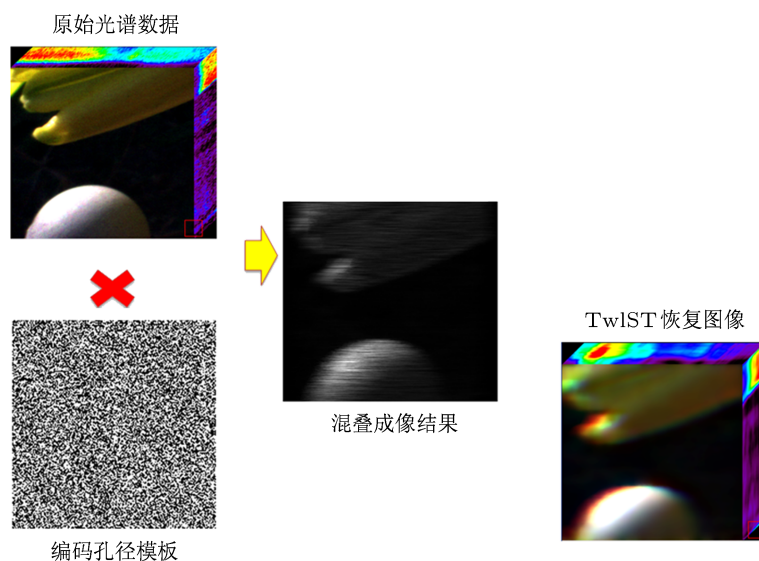


图5 成像仿真结果与 TwIST 方法图谱重构结果

分析可知, TwIST 算子的优势在于迭代收敛性能够得到较好的控制, 能较为快速地重构混叠图像, 缺点是: 只能保证局部收敛到最优解, 并且这些解有可能是非稀疏的. 而且初值的选取对迭代阈值算法非常敏感, 使其很难直接用于信号重构; 同时平滑过于严重, 造成图像细节恢复较差. 对高混叠区域的重构效果仍有待于进一步的提高.

解决方案: 1) TwIST 算法重点在其正则项, 为克服其平滑过渡现象, 拟采用不同的范数或者小波等正交基系数, 代替原有图像全变差, 作为正则约束, 以希望保持图像整体效果和纹理细节; 2) 算法不变, 但从成像途径出发, 采用多帧成像, 降低混叠维度, 提高影像细节恢复能力; 3) 与其他算法相结合, 由这些算法提供初值, 以此克服 TwIST 容易限于局部最优点的限制, 获得图像全局最好结果.

3.3 贪婪追踪算法

贪婪追踪算法中包括匹配追踪 (MP) 算法, 正交匹配追踪 (OMP) 算法, 分段 OMP 算法 (StOMP) 和正则化 OMP (ROMP) 算法, 还有最近出现的冗余字典算法等等. 下面重点介绍在众多稀疏分解算法中运算速度最快的匹配追踪算法和冗余字典算法.

(1) 匹配追踪算法

匹配追踪算法基本思想为在每一次的迭代过程中, 从完备原子库中即观测矩阵 Φ 选择与信号最为匹配的原子来构建稀疏逼近, 并求出信号表示残差. 然后继续选择与信号残差最为匹配的原子, 在满足重构误差要求后停止迭代, 使信号 $X \in R^N$ 可以由一些原子线性表示 [12].

考虑到由于信号在已选定原子集合上投影的非正交性使得每次迭代的结果可能是次最优的, 因此为获得收敛可能需要经过多次迭代, 但利用正交匹配追踪算法可用于克服此类问题. 该算法依然采用匹配追踪算法中的原子选择准则, 其通过递归法对已选择原子集合进行正交化以保证迭代的最优性, 从而减少迭代次数. 对固定稀疏维离散时域信号, 用一个 $k \times n$ 的高斯矩阵测量时, 只要 $m = O(k \log n)$, 正交匹配追踪算法以较大概率重构出信号, 而且该方法比最小 ℓ_1 范数法更快. 但是, 正交匹配追踪算法精确重构的理论保证比最小 ℓ_1 范数法弱, 其并非对所有信号都能准确重构, 而且对于观测矩阵的要求比限制等距性更为严格.

如图 6 所示, 一幅原始图像在随机编码孔径影响下成像. 为获得重建图像, 首先其数据压缩模型采用小波变换作为离散矩阵, 观测矩阵为已知的随机编码函数, 则通过 OMP 算法可以实现重建图像.

如图 7 所示同采用 TwIST 算法验证图谱反演算法时一致, 同样的随机编码孔径数学形式, 同样输入数据源, 同样计算光谱成像系统成像. 共恢复 33 幅各自波段图谱图像, 图 7 中所示为光谱立方体中三个波段谱图的合成图像.

缺点: 在众多稀疏分解算法中, OMP 算法的速度是最快的, 但其计算量仍然巨大, 这是由于 OMP 每一步都要完成信号或残余信号在冗余字典中的每一个原子上的投影计算. OMP 算法还有另两个缺点: 1) 在已选原子组成的子空间上, 信号的展开可能不是最优; 2) 极易造成过匹配现象. 同时计算

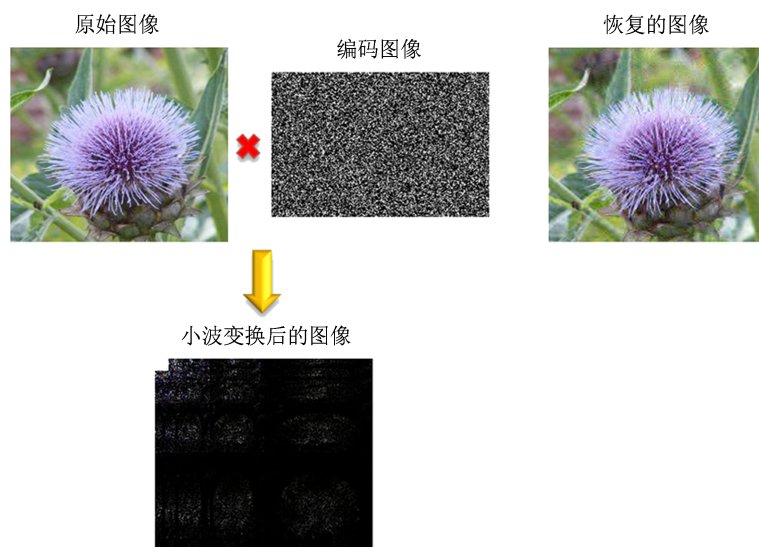


图6 二维图像经随机编码孔径成像结果与 OMP 方法重构图像

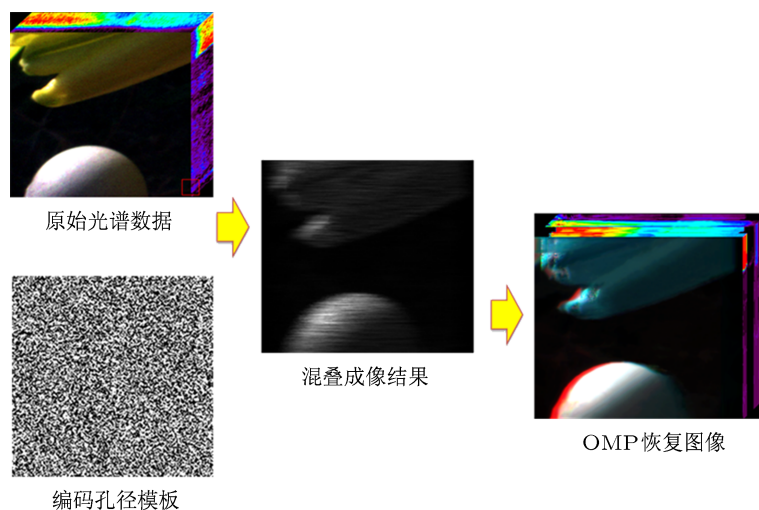


图7 三维图谱图像经随机编码孔径成像结果与 OMP 方法重构图像

光学成像技术本质是对图像内容和光谱内容的双重压缩和混叠, 现有 OMP 算法未见用于三维图像立方体的压缩感知方面, 采用 OMP 算法解决本项目的图谱重构问题, 是一个创新的尝试.

解决方案: 光滑信号的 Fourier 系数、小波系数、有界变差函数的全变差范数、振荡信号的 Gabor 系数 (适合刻画纹理) 及具有不连续边缘的图像信号的 Curvelet 系数 (适合刻画轮廓) 等都具有足够的稀疏性, 可以建立压缩感知模型的稀疏矩阵. 而绝大多数的随机矩阵, 都符合 Donoho 在文献中给出了观测矩阵所必需具备的三个条件. 因此, 采用多尺度变换的正交基归入字典, 通过 OMP 算法重构图像, 由此保留图像中细节和轮廓, 理论上是

可行的.

拟采用 Curvelet 系数 (适合刻画轮廓) 和 Gabor 系数 (适合刻画纹理) 运用到 MP 算法中. 通过联合使用两个不同正交基组, 分别反演图像轮廓和纹理,

3.4 其他改进算法

1) NeAREst

除上面提及的两类算法外, 其他的改进算法还有网式自适应精细估计算法 (NeAREst: nested adaptive refinement estimation)^[2], 与其他算法不同之处在于, 其重构机理类似于非线性的网式建模, NeAREst 更适合于准确重构那些在空间或光谱上不具备等距性稀疏特点、均匀性平滑特点的矩阵

和信号. 相比较 TwIST 算法, NeAREst 迭代次数更少, 每次迭代运算量更小, 如图 8 所示^[2].

2) 编码函数模式改进

原始输入的图谱数据, 最先由编码函数进行了空间维度上的滤波采样和压缩, 部分图谱信息被编码孔径遮挡, 而顺次进入色散棱镜的图谱信息均为按照编码函数过滤后的图谱, 有规则结构, 也有非规则结构, 有低频信息, 也有高频信息, 全部最终混叠在探测器上. 这带来的问题在于, 适合编码函数模式的图谱内容将有利于后续数据处理技术的顺利实现, 将有效反演出观测图谱的高空间分辨率, 而不适合编码函数的图谱内容注定将反演受限^[13].

为更好地普适于大视场下的多变多种类地表

覆盖内容, 我们拟摒弃单一化或规则化的数据结构建立编码函数模式, 替换为非规则的, 冗余的, 同时可变的编码函数数学模式. 例如: 可以采用添加一个环形编码模板在随机编码模板前面滑动, 如图 9 所示. 通过这种两个模板相互间的滑动, 可以得到多变的、非规则的编码函数, 并且在样机研制实现过程中不会增加额外的模板加工难度, 同时确保了冗余、复杂的地物覆盖信息可以多变通过模板, 这将极大地提高对原始地表覆盖信息的鲁棒性和适应性, 将有利于克服原有光谱成像的空间分辨率限制, 实现图像空间内容的复原和增强; 同时结合光谱维的图谱先验知识, 对图谱的空间编码混叠内容进行反演探索.

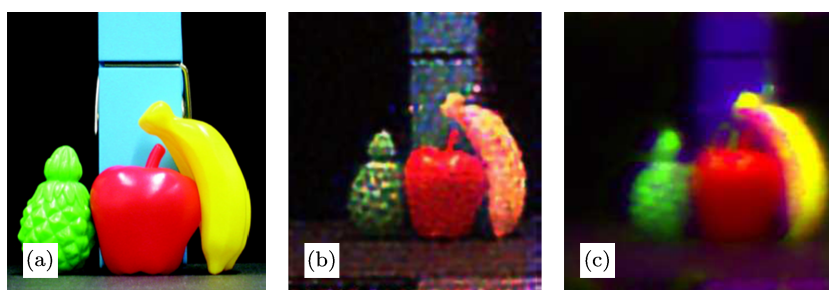


图 8 NeAREst 方法图像重构仿真结果 (a) 原始景物图; (b) NeAREst 重构仿真结果; (c) TwIST 重构仿真结果

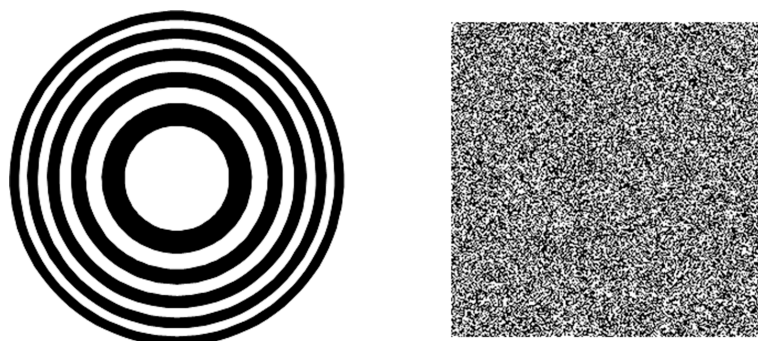


图 9 设计的环形滑动编码函数和随机编码函数示意图

4 结论

综合来说, 计算光谱成像技术体现了学科的融合, 其中有很多的技术可以继承传统光谱成像技术或者多种成像技术^[14], 同时又有理论上的创新, 目前的计算光谱成像技术图谱精确重构的主要瓶颈仍然在于反演算法的研究和编码空间的有效设计上, 以此期望从两个方面有机实现空间维数据的压缩感知和光谱数据的解混重构.

我们通过对多种算法的仿真分析和验证可以发现, 纯粹使用某种单一的图像处理技术或新算法

^[15,16], 难以将复杂的具有指示意义的地表覆盖信息分离观测出来, 需要综合遥感光谱成像理论、压缩感知理论及应用、数据并行处理等多学科领域, 从光学反射辐射模型、传感器模型、数据结构模型等等, 将多个模型有机结合起来, 综合分析静态计算光学成像技术的观测数据形成过程, 并且在图谱反演算法设计上, 针对国际上主流算法进行比较分析, 寻找更加合适的反演算法, 侧重求解遥感图谱数据的高光谱分辨率和高空间分辨率, 保证准确反演光谱信息, 同时尽量降低空间信息的损失.

- [1] Wagadarikar A A, John R, Willett R, Brady J D 2008 *Appl. Opt.* **47** B44
- [2] Brady J D, Aristide D, Fiddy A M, Mahalanobis A 2008 *Appl. Opt.* **47** 11
- [3] Gehm M E, John R, Brady J D, Willett M R, Schulz J T 2008 *Opt. Express* **17** 14013
- [4] Xiang L B, Yuan Y, Lu Q B 2009 *Acta Phys. Sin.* **58** 5400 (in Chinese) [相里斌, 袁艳, 吕群波 2009 物理学报 **58** 5400]
- [5] Jin X L 2010 *Acta Phys. Sin.* **59** 692 (in Chinese) [季小玲 2010 物理学报 **59** 692]
- [6] Wei H Y, Wu Z S, Peng H 2008 *Acta Phys. Sin.* **57** 6666 (in Chinese) [韦宏艳, 吴振森, 彭辉 2008 物理学报 **57** 6666]
- [7] Candès E 2006 *Proceedings of the International Congress of Mathematicians* Madrid, Spain 2006 p1433
- [8] Candès E J, Tao T 2006 *IEEE Trans. Info. Theory* **52** 5406
- [9] Donoho D L 2006 *IEEE Trans. on Information Theory* **52** 1289
- [10] Sun B, Zhang J J 2011 *Acta Phys. Sin.* **60** 110701 (in Chinese) [孙彪, 张建军 2011 物理学报 **60** 110701]
- [11] Bioucas-Dias J M, Member IEEE, Figueiredo M A T 2007 *IEEE Trans. Image Process.* **16** 2992
- [12] Mallat S, Zhang Z 1993 *IEEE Trans. Signal Process.* **41** 3397
- [13] Arguello H, Arce R G 2011 *J. Opt. Soc. Am.* **28** 2400
- [14] Liu Z, Wang S Q, Rao C H 2012 *Acta Phys. Sin.* **61** 039501 (in Chinese) [刘政, 王胜千, 饶长辉 2012 物理学报 **61** 039501]
- [15] Zhao L Y, Ma Q L, Li X R 2012 *Acta Phys. Sin.* **61** 194204 (in Chinese) [赵辽英, 马启良, 历小润 2012 物理学报 **61** 194204]
- [16] Gan T, Feng S T, Nie S P, Zhu Z Q 2012 *Acta Phys. Sin.* **61** 084203 (in Chinese) [甘甜, 冯少彤, 聂守平, 朱竹青 2012 物理学报 **61** 084203]

Critical data processing technology for spectral image inversion in a static computational spectral imager*

Liu Yang-Yang Lü Qun-Bo Zeng Xiao-Ru Huang Min Xiang Li-Bin[†]

(Academy of Opto-electronics, Chinese Academy of Sciences, Key Laboratory of Computational Optics Imaging Technology, Beijing 100094, China)

(Received 26 June 2012; revised manuscript received 6 November 2012)

Abstract

To carry out spectral image inversion in a static computational spectral imager is a crucial step for accomplishing its theoretical advantages, so the data processing technology for spectral image inversion will determine the final spectral image achieved. Focusing on the spectral image inversion, we have investigated various algorithms such as image reconstruction, image compressed sensing and spectral image inversion theories, and compared them carefully. By taking into account the data transmission link of the system and the error in the engineering development process, a comprehensive simulation is carried out. The key issue of spectral image inversion, and also how to use the inversion algorithms to achieve its optimized routes are pointed out. So a detailed analysis for realizing the theoretical advantages and ensuring instrument technology development is provided.

Keywords: computational spectral, code aperture, compressed sensing, spectral image inversion

PACS: 02.70.Hm, 42.30.Va, 42.30.Wb, 42.79.Bh

DOI: 10.7498/aps.62.060203

* Project supported by the National High Technology Research and Development Program of China (Grant No. 2011AA7012022).

[†] Corresponding author. E-mail: liuyangyang@aoe.ac.cn