

基于微分压缩感知的图像去模糊技术研究*

冯莹莹^a, 周红志^a, 邓明^b

(阜阳师范学院 a. 信息工程学院; b. 计算机信息学院, 安徽 阜阳 236041)

摘要: 尽管图像去模糊是一个病态问题,但是只要对需要恢复的图像作适当的假设就能得到唯一的稳定解。考虑了一个缺乏先验条件的图像去模糊问题,从而将图像的恢复转换为一个盲去卷积问题。作为一个特殊的应用,现有文献大多集中在受到大气扰动影响的短曝光图像的重建问题。大气扰动会使得光波产生随机偏离,从而使得光学系统的 PSF 产生随机变化。一种处理办法是采用自适应方法,如 Shack-Hartmann 干涉计。在该系统中,光波重建的准确率与干涉计所采用的透镜数成正比,从而使得计算非常复杂。采用微分压缩感知的方法,可降低透镜的数目,从而使得计算的复杂度大大降低。另一方面,利用压缩感知理论,降采样不会造成数据的丢失,从而使得光波重建的准确率能够与常规方法相同。仿真表明,采用微分压缩感知的方法能够准确地实现光波的重建,大大提高了系统的效率。

关键词: 去卷积; 压缩感知; 逆问题; 去模糊

中图分类号: TP391.41

文献标志码: A

文章编号: 1001-3695(2013)05-1582-04

doi:10.3969/j.issn.1001-3695.2013.05.079

Image deblurring based on derivative compressive sensing

FENG Ying-ying^a, ZHOU Hong-zhi^a, DENG Ming^b

(a. College of Information Engineering, b. College of Computing & Information, Fuyang Teachers' College, Fuyang Anhui 236041, China)

Abstract: Despite its ill-posed nature, the image deblurring problem could often be solved in a unique and stable manner, provided appropriate assumptions on the nature of the images to be recovered. This paper, however, considered a more challenging setting, in which accurate knowledge of the blurring operator was lacking, thereby transforming the reconstruction problem at hand into a problem of blind deconvolution. As a specific application, the current presentation focused on reconstruction of short-exposure optical images measured through atmospheric turbulence. The latter was known to give rise to random aberrations in the optical wavefront, which were in turn translated into random variations of the point spread function (PSF) of the optical system in use. It involved a standard way to track such variations using adaptive optics, for example, the Shack-Hartmann interferometer. In such a case, the accuracy of wavefront reconstruction was proportional to the number of Lenslets used by the interferometer and, hence, increased its complexity. Accordingly, this paper showed how to minimize the above complexity through reducing the number of the lenslets by means of derivative compressed sensing. Additionally, it provided empirical proof that the above simplification and its associated solution scheme result in image reconstructions, whose quality was comparable to the reconstructions obtained using conventional measurements of the optical wavefront.

Key words: deconvolution; compressed sensing; inverse problem; deblurring

0 引言

图像去模糊技术在许多领域得到了广泛的应用,如图像去噪、超分辨、图像存储、水印技术等^[1-3]。在图像去模糊问题中,通常假设所观测到的图像 ω 是由原图像 u 与 PSF 为 i 的传递函数卷积的结果。考虑到测量过程中产生的误差,通常对卷积的结果附加一个高斯加性白噪声,即

$$\omega = i * u + v \quad (1)$$

其中: $u, \omega \in L_2(\Omega)$, $\Omega \subseteq \mathbb{R}^2$, i 通常是具有有限带宽的平滑的函数。因此,与 i 卷积会对 u 中的有效信息产生破坏作用,从而使得 ω 中所包含的有效信息大大减少。因此由 ω 恢复出 u 是一个非常重要的问题。

由 ω 恢复出 u 可以采用图像去卷积的方法实现^[4]。大多

数此类方法都具有贝叶斯方法的性质,通过最优化预先设定的代价函数使得卷积过程中丢失的信息得到恢复。假设 u 是一幅具有有限方差的图像,可以采用著名的 Rudin-Osher-Fatemi 重建系统恢复出 u ^[5]。

在一些应用中,传递函数 PSF 的信息可能未知,从而使得图像的恢复只能基于受到污染或含噪的观测数据实现。此类图像恢复问题通常叫做盲去卷积问题。本文沿用文献[6]中采用的混合去卷积的方法,即利用任何有关 PSF 的局部信息提高图像重建的准确率。特别是在本文中,此类局部信息是由光学系统的 GPF (generalized pupil function) 的相位压缩测量值的偏微分得到的。

光学成像系统,特别是短时曝光扰动的成像系统所得到的图像受到 PSF 的干扰^[7]。PSF 是由沿目标与观测者之间的光学路径的大气折射的空间分布决定的。由于受到扰动的影响,

收稿日期: 2012-08-22; 修回日期: 2012-09-30 基金项目: 安徽高校省级科学研究资助项目(KJ2012B138); 安徽省质量工程项目(20101985)

作者简介: 冯莹莹(1982-),女,讲师,硕士,主要研究方向为人工智能、图形学(517491038@qq.com); 周红志(1981-),女,讲师,主要研究方向为图形学; 邓明(1976-),副教授,博士,主要研究方向为通信传输技术、网络安全与监控、图形学。

上述空间分布是与实践相关的随机变化量,因此 PSF 不能预先知道。一种常用的解决办法是采用自适应方法 (adaptive optics, AO)。短时曝光成像系统的 PSF 是由相应的 GSF 决定的, GSF 可以表示为极化形式 $P = Ae^{j\Phi}$ 。在实际应用中,幅度 A 通过定标或者由透镜的几何孔径计算;相位 Φ 是由扰动导致的光波偏移造成的,因此是未知的。幸运的是,相位 Φ 是一个可以由 AO 测量的量,如 Shack-Hartmann 干涉计 (SHI)^[8]。

采用 SHI 方法的相位重建精度还受到采样间隔的影响,采样间隔由干涉计的透镜数目决定。不幸的是,采样间隔与计算的复杂度成正比关系,从而造成了求解的困难。为了克服这个困难,减轻计算的负担,本文提出一种通过减少透镜数目来改变 SHI 的重建方法。但直接减少透镜数目会造成透镜数目减少,降采样所造成的混淆就会越严重的问题。然而,降采样所造成的混淆可以通过将简化的 SHI 的输出通过微分压缩感知算法得到补偿 (DCS)^[9]。DCS 非常适合用来由部分测量数据恢复相位 Φ ;然后由所得到的 Φ 的估计值与幅度值 A 一起得到 PSF 的估计值,从而可以采用去卷积的方法得到去模糊的图像。因此,本文所采用的 PSF 估计方法以及去卷积方法可以认为是一种混合去卷积技术。这种方法能够简化 SHI 设计和计算的复杂度,而且使得光学图像的重构过程尽可能自动化。仿真表明,采用微分压缩感知方法能够得到与传统方法同样的图像质量。

1 SHI

在短时曝光系统中,由于大气扰动造成的光波相位偏移使得 PSF 未知。然而在成像系统中,PSF 由幅度传递函数 (ASF) 定义为 $i: = |h|L$, 而 ASF 由 GPF 定义为

$$h(\xi, \eta) = \frac{1}{\lambda_w z_i} \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} P(x, y) e^{-j\frac{2\pi}{\lambda_w}(x\xi + y\eta)} dx dy \quad (2)$$

其中: z_i 是焦距; λ_w 是光波波长。由于是一个复数量, GPF $P(x, y)$ 可以表示为复数形式:

$$P(x, y) = A(x, y) e^{j\Phi(x, y)} \quad (3)$$

其中,幅度 $A(x, y)$ 可以通过孔径的几何结构计算,如在圆孔径中, $A(x, y)$ 可以定义为

$$A(x, y) = \begin{cases} 1 & \text{如果 } r \leq \frac{D}{2} \\ 0 & \text{其他} \end{cases} \quad (4)$$

因此,一旦相位 $\Phi(x, y)$ 确定后,就能确定 h 以及 i 。但由于受到大气扰动的影响, $\Phi(x, y)$ 是一个未知量,然而相位 $\Phi(x, y)$ 可以采用 SHI 估计。

SHI 可以用来测量 GPF 相位 $\Phi(x, y)$ 的梯度 $\nabla \Phi(x, y)$, 然后由 $\nabla \Phi(x, y)$ 得到 $\Phi(x, y)$ 的估计值。一种标准的做法是假设相位 $\Phi(x, y)$ 能够在某一个基 $(Z_k)_{k=0}^{\infty}$ 上展开:

$$\Phi(x, y) = \sum_{k=0}^{\infty} \alpha_k Z_k(x, y) \quad (5)$$

其中: $(\alpha_k)_{k=0}^{\infty}$ 为唯一确定的表示系数。由 $(\alpha_k)_{k=0}^{\infty}$ 可以确定唯一的 $\Phi(x, y)$ 。由于式 (5) 具有式 (6) 所示的线性性质, $(\alpha_k)_{k=0}^{\infty}$ 可以通过估计得到:

$$\nabla \Phi(x, y) = \sum_{k=0}^{\infty} \alpha_k \nabla Z_k(x, y) \quad (6)$$

在 SHI 中, $(\alpha_k)_{k=0}^{\infty}$ 可以由 $\nabla \Phi(x, y)$ 的有限测量值得到。SHI 的主要作用就是通过线性化得到 $\nabla \Phi$ 的离散测量值,如可以用单位长方形孔径去近似一个圆孔径。假设 $\Omega: = \{(x, y) \in \mathbb{R}^2 | x^2 + y^2 \leq D^2\}$ 是一个半径为 D 的圆孔径, $S = \{(x, y) \in \mathbb{R}^2 | \max\{|x|, |y|\} \leq D\}$ 为长方形子集,且 $\Omega \subset S$, 则相位 Φ 用极

化形式可以表示为

$$\Phi(x, y) \approx ax + by + c \quad (7)$$

由式 (7) 可以得到:

$$\nabla \Phi(x, y) \approx (a, b)^T \quad (8)$$

在式 (7) 中, c 可以由边界条件得到, a, b 必须直接测量。因此, SHI 是由一系列小的聚焦透镜构成。在没有受到大气扰动的环境下,焦点在空域中是确定的,并且可以由高分辨 CCD 得到。在受到大气扰动的环境下,焦点会产生偏移,但同样可以通过 CCD 得到。偏移量可以通过测量得到,并且与 $\nabla \Phi$ 相关。

2 微分压缩感知 (DCS)

信号采样与处理的基本理论是 Nyquist 理论。然而,在 2005 年左右产生了一种新的信号采样与处理理论——压缩感知理论^[10,11]。压缩感知理论指出,对于稀疏信号或者是可压缩信号可以由远低于 Nyquist 采样率所要求的采样数据,通过求解一个稀疏约束的最优化问题精确重构。在压缩感知理论中,精确恢复信号所需要的样本数与信号所包含的信息量有关,而与信号的带宽等无关。

将在集合 Ω_d 的相位估计值 Φ 的偏微分采用行列堆积的办法构造成长度为 $M = \#\Omega_d$ 的列向量 f_x, f_y 。假设 f_x, f_y 的偏微分可以由 R^M 内的正交基稀疏表示;假设稀疏表示矩阵为 $M \times M$ 的西矩阵,则存在两个稀疏向量 c_x, c_y , 使得 $f_x = Wc_x, f_y = Wc_y$ 。

本文所采用的简化 SHI 旨在减少波阵面透镜数目。通常透镜数目的减少可以表示为两个 $n \times M$ ($n < M$) 的降采样矩阵 Ψ_x, Ψ_y 。假设 $b_x: = \Psi_x f_x, b_y: = \Psi_y f_y$ 为压缩采样得到的样本数据,则由压缩感知理论,相位 Φ 的偏微分 f_x, f_y 可以由 Wc_x^*, Wc_y^* 近似。 c_x^* 和 c_y^* 可以通过求解下式得到:

$$c_x^* = \arg \min_{c_x} \left\{ \frac{1}{2} \|\Psi_x Wc_x' - b_x\|_2^2 + \lambda_x \|c_x'\|_1 \right\} \quad (9)$$

$$c_y^* = \arg \min_{c_y} \left\{ \frac{1}{2} \|\Psi_y Wc_y' - b_y\|_2^2 + \lambda_y \|c_y'\|_1 \right\} \quad (10)$$

其中: $\lambda_x, \lambda_y > 0$ 。此外,当 $\lambda_x = \lambda_y = \lambda$ 时,式 (9) (10) 的求解可以合并为一个最优化问题。假设 $c = [c_x, c_y]^T, b = [b_x, b_y]^T, A = \text{diag}\{\Psi_x W, \Psi_y W\}$, 则:

$$c^* = \arg \min_{c'} \left\{ \frac{1}{2} \|Ac' - b\|_2^2 + \lambda \|c'\|_1 \right\} \quad (11)$$

式 (11) 可以由凸优化的方法求解。

微分压缩感知理论将式 (11) 中的最小化约束条件进行了扩展。由于对相位信号 Φ 有

$$\frac{\partial^2 \Phi}{\partial x \partial y} = \frac{\partial^2 \Phi}{\partial y \partial x} \quad (12)$$

因此,在离散域,给定的条件可以表示为两个偏差矩阵 D_x, D_y :

$$D_x f_y = D_y f_x \quad (13)$$

为了进一步简化表达式,假设 T_x, T_y 为两个坐标投影矩阵,且 $T_x c = c_x, T_y c = c_y$, 则式 (13) 可以表示为

$$D_y W T_x c = D_x W T_y c \quad (14)$$

或者等效为

$$Bc = 0 \quad (15)$$

其中: $B = D_y W T_x c - D_x W T_y c$ 。则在微分压缩感知理论中,问题的求解转换为

$$c^* = \arg \min_c \left\{ \frac{1}{2} \|Ac' - b\|_2^2 + \lambda \|c'\|_1 \right\}, \text{ s. t. } Bc' = 0 \quad (16)$$

式 (16) 可以通过 Bregman 算法求解^[12]。由式 (16) 求解得到最优的 c^* 后,可以由 c^* 估计得到没有受到噪声污染的

$f_x f_y f_z = WT_x c^* f_y = WT_y c^*$ 。然后由 $f_x f_y$ 可以得到相位信息 Φ 的估计值,最后由预先知道的孔径函数 A 便可以得到 PSF。其中 PSF 可以由 $P = Ae^{j\Phi}$ 的自相关函数的逆傅里叶变换得到。

3 去卷积

式(1)所示的观测模型可以等效地表示为

$$v = H\{u\} + v \quad (17)$$

其中, H 表示与 PSF 的卷积。在式(17)中, v 不仅包含了测量噪声,同时还包含了 PSF 的估计误差。

式(17)的求解可以采用许多种方法^[13]。本文采用 ROF 模型,通过求解式(18)实现图像的去模糊:

$$u^* = \arg \min_u \left\{ \frac{1}{2} \|H\{u\} - v\|_2^2 + \gamma \|u\|_{TV} \right\} \quad (18)$$

其中: $\|u\|_{TV} = \iint |\nabla u| dx dy$ 表示 u 的全变差范数。

式(18)的求解可以采用许多方法。一种有效的方法就是将式(18)中的直接最小化代价函数替换为递归的最小化序列^[14]:

$$\begin{cases} w^{(i)} = u^{(i)} + \mu H^* \{v - H\{u^{(i)}\}\} \\ u^{(i+1)} = \arg \min_u \left\{ \frac{1}{2} \|u - w^{(i)}\|_2^2 + \gamma \|u\|_{TV} \right\} \end{cases} \quad (19)$$

其中: H^* 是 H 的伴随矩阵; μ 满足 $\mu > \|H^* H\|$ 。

4 仿真验证

本章通过仿真来验证本文方法的有效性。首先将本文方法与采用密集采样的传统 SHI 相比(DS)。由于传统 SHI 按照 Nyquist 率进行采样,从而不需要采用压缩感知的方法进行相位恢复。其次,为了验证引入微分限制条件的重要性,比较了采用常规压缩感知(CCS)和微分压缩感知(DCS)方法进行相位恢复的结果。最后比较了各种方法的图像去卷积结果。

为了在可控条件下比较各种方法的性能,本文采用仿真数据。大气扰动的随机性使得必须采用统计的方法模拟其对光波传播的影响。本文采用文献[15]中的改进 Von Karman 模型来模拟大气扰动:

$$Q(t) = 0.033 C_n^2 \frac{e^{(-t^2/t_m^2)}}{(t^2 + t_0^2)^{11/6}} \quad (20)$$

其中: C_n^2 为折射率, t_m 和 t_0 分别满足大气扰动的最高和最低频率。式(20)可以用来产生任意的 GPF 相位。

图1所示为采用式(20)模拟的 GPF 相位。相位的范围为 10×10 cm,采样格点数为 128×128 。图1(b)和(c)分别为相位沿 x 和 y 的偏微分。

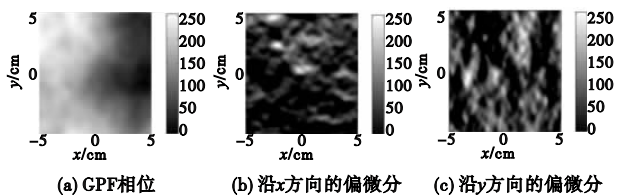


图1 相位数据

文中所采用的降采样矩阵 Ψ_x 和 Ψ_y 为随机选择的单位矩阵的行和列所构成的矩阵。为了稀疏地表示相位 Φ 的偏微分, W 为 4 阶正交小波变换矩阵。

为了验证采用偏微分作为限制条件的价值,比较了在不同降采样比例条件下采用 CCS 和 DCS 方法对相位估计的 MSE,如图2所示。仿真中用的信噪比为 $SNR = 40$ dB。

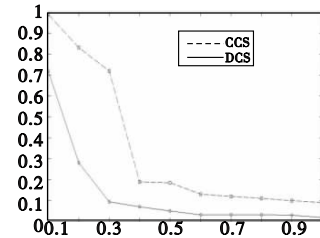


图2 CCS和DCS相位估计的MSE比较

从图2中可以看出,与采用 CCS 方法相比,采用 DCS 方法所得到的相位估计值的 MSE 更低,也就是说采用 DCS 方法能够得到更高的相位重建精度。当降采样比例更高时,CCS 和 DCS 方法的性能差别更大;降采样比例越低,二者的性能越接近。例如,降采样比例为 0.3 时,DCS 方法所得到的 MSE 比 CCS 方法小 10 倍;当降采样比例为 0.83 时,二者性能接近。也就是说,当降采样比例更高时,采用 DCS 方法能够得到精度更高的 GPF 相位估计值。

图3所示为采用 CCS 和 DCS 方法所得到的相位估计值,降采样比例为 0.5。图3(c)(d)分别为采用两种方法的估计误差图像,从图中可以清楚地看出估计值与真实值之间的差异。由此可得,采用 DCS 所得到的相位估计值与真实相位更加接近,因此采用偏微分作为最优化的限制条件能够得到质量更高的图模糊图像。

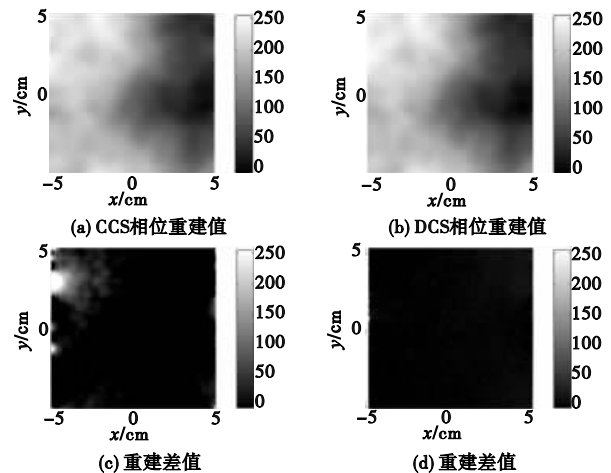
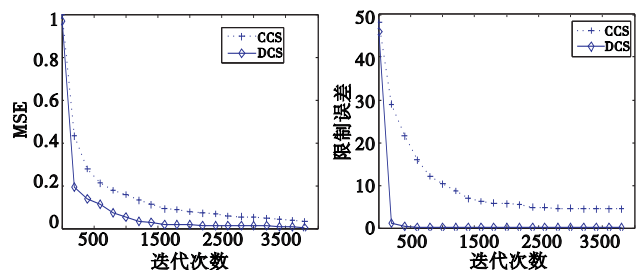


图3 相位估计值

图4(a)所示为采用 CCS 和 DCS 方法时 MSE 的收敛性分析。从图中可以看出,采用 DCS 方法具有更快的收敛性。这是因为在 DCS 方法中,采用偏微分作为最优化的限制条件,有效地降低了噪声对重建结果的影响。为了进一步验证采用偏微分作为限制条件的有效性,图4(b)比较了 $\|D_x f_x - D_x f_y\|$ 的收敛性。从图4(b)中可以看出,采用 DCS 方法,其收敛性明显快于 CCS 方法。



(a) 相位重建时不同方法的收敛性分析

(b) 采用偏微分限制条件时的收敛性分析

图4 MSE收敛性分析

下面比较采用 DCS 和 CCS 方法所得到的相位估计值对图

像去模糊质量的影响。将得到的相位估计值与孔径函数 A 相结合得到相应 PSF 的 i , 然后由 i 采用去卷积的方法便可得到去模糊的图像。在仿真中, 验证图像受到原 PSF 以及加性高斯噪声的污染。图 5 所示为 satellite 的原图及受污染的图像。

在得到 PSF 的估计值后, 采用去卷积的方法便可得到去模糊以后的图像。为了便于比较, 去卷积采用由 DS 采样得到的相位值获得 PSF。这种方法能够得到精度最高的去模糊图像, 因为既没有涉及到降采样, 也不需要采用 CS 的方法进行相位估计。将去卷积后的图像与原图像相比, 比较的标准为 SSIM (结构相似度)。从图 6 中可以看出, 采用 DCS 方法能够得到相似度更高的去模糊图像。

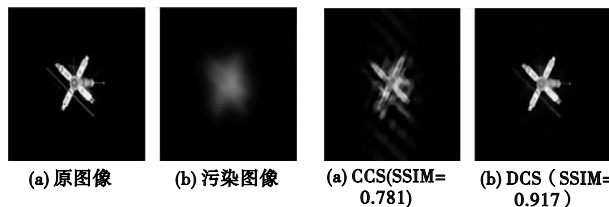


图5 satellite图像

图6 采用不同方法的重建图像

5 结束语

本文采用 DCS 的方法实现了光学图像的去模糊问题求解。在受到大气扰动影响时, GPF 的相位是一个随机函数, 需要通过 AO 测量。为了降低后续的信号处理难度, 本文采用基于压缩感知的方法。与传统的压缩感知相比, 本文采用了相位的偏微分作为相位稀疏的约束条件。通过仿真可以看出, 采用 DCS 的方法能够得到比传统 CCS 方法更高的相位估计值。本文的主要目的是通过减少透镜的数目简化 SHI 的结构; 通过采用压缩感知的方法, 在降低采样率的情况下, 不会对相位估计的精度以及去模糊图像的质量造成影响。

参考文献:

- [1] YANG Jian-chao, WRIGHT J, HUANG T S, *et al.* Image super-resolution via sparse representation[J]. *IEEE Trans on Image Process*, 2010, 19(11): 2861-2873.
- [2] PAUL R T. Review of robust video watermarking techniques[J]. *IJCA Special Issue on Computational Science*, 2011(3): 90-95.
- [3] ELAD M, AHARON M. Image denoising via sparse and redundant representations over learned dictionaries[J]. *IEEE Trans on Image Process*, 2006, 15(12): 3736-3745.
- [4] KUNDUR D, HATZINAKOS D. Blind image deconvolution[J]. *IEEE Signal Processing Magazine*, 1996, 13(3): 43-64.
- [5] CHAMBOLLE A. An algorithm for total variation minimization and applications[J]. *Journal of Mathematical Imaging and Vision*, 2004, 20(1-2): 89-97.
- [6] MICHAIOVICH O, TANNENBAUM A. Blind deconvolution of medical ultrasound images: parametric inverse filtering approach[J]. *IEEE Trans on Image Process*, 2007, 16(12): 3005-3019.
- [7] JANSSON P A. Deconvolution of images and spectra[J]. *Optical Engineering*, 1997, 36(11): 3224-3225.
- [8] DAYTON D, PIERSON B, SPIELBUSCH B, *et al.* Atmospheric structure function measurements with a Shack-Hartmann wave-front sensor[J]. *Optics Letters*, 1992, 17(24): 1737-1739.
- [9] HOSSEINI M, MICHAIOVICH O. Derivative compressive sampling with application to phase unwrapping[C]//Proc of the 17th European Signal Processing Conference. 2009.
- [10] TSAIG Y, DONOHO D L. Compressed sensing[J]. *IEEE Trans on Information Theory*, 2006, 52(4): 1289-1306.
- [11] CANDÉS E J, ROMBERG J, TAO T. Robust uncertainty principles: exact signal reconstruction from highly incomplete frequency information[J]. *IEEE Trans on Information Theory*, 2006, 52(2): 489-509.
- [12] YIN W, OSHER S, GOLDFARB D, *et al.* Bregman iterative algorithms for l_1 -minimization with applications to compressed sensing[J]. *SIAM Journal on Imaging Sciences*, 2008, 1(1): 143-168.
- [13] BECK A, TEOULLE M. A fast iterative shrinkage-thresholding algorithm for linear inverse problems[J]. *SIAM Journal on Imaging Sciences*, 2009, 2(1): 183-202.
- [14] DAUBECHIES I, DEFRISE M, MOL C D. An iterative thresholding algorithm for linear inverse problems with a sparsity constraint[J]. *Communications on Pure and Applied Mathematics*, 2004, 57(11): 1413-1457.
- [15] SCHMIDT J D. Numerical simulation of optical wave propagation with examples in MATLAB[M]. Washington DC: SPIE, 2010.
- [16] MAHONEY M W, OZECCHIA L, VISHNOI N K. A spectral algorithm for improving graph partitions[EB/OL]. (2009-12-03). <http://arxiv.org/abs/0912.0681>.
- [17] MAHONEY M W, OZECCHIA L, VISHNOI N K. A local spectral method for graphs: with applications to improving graph partitions and exploring data graphs locally[EB/OL]. (2011-10-21). <http://arxiv.org/abs/0912.0681v3>.
- [18] MAJI S, VISHNOI N, MALIK J. Biased normalized cuts[C]//Proc of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. 2011: 2057-2064.
- [19] ABDELLATIF H, TAHAL T E, ZAHARAN O F, *et al.* K2. automatic pectoral muscle boundary detection in mammograms using eigenvectors segmentation[C]//Proc of the 29th National Radio Science Conference. 2012.
- [20] ARBELAEZ P, MAIRE M, FOWLKES C, *et al.* Contour detection and hierarchical image segmentation[J]. *IEEE Trans on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2011, 33(5): 898-916.
- [21] YU S X, SHI J. Segmentation given partial grouping constraints[J]. *IEEE Trans on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2004, 26(2): 173-183.

(上接第 1581 页)

- [5] LI Xu, LU Ce-wu, YI Xu, *et al.* Image smoothing via L_0 gradient minimization[J]. *ACM Trans on Graph*, 2011, 30(6): Article No. 174.
- [6] SHI J, MALIK J. Normalized cuts and image segmentation[J]. *IEEE Trans on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2000, 22(8): 888-905.
- [7] SHARON E, BRANDT A, BASCRI R. Fast multiscale image segmentation[C]//Proc of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. 2000: 70-77.
- [8] GALUN M, SHARON E, BASCRI R, *et al.* Texture segmentation by multi-scale aggregation of filter responses and shape elements[C]//Proc of the 9th IEEE International Conference on Computer Vision. Washington DC: IEEE Computer Society, 2003: 716-723.
- [9] ALPERT S, GALUN M, BASRI R, *et al.* Image segmentation by probabilistic bottom-up aggregation and cue integration[J]. *IEEE Trans Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2012, 34(2): 315-327.
- [10] COUR T, BENEZIT F, SHI J. Spectral segmentation with multi-scale graph decomposition[C]//Proc of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. 2005: 1124-1131.