

基于双树复数小波变换的多帧迭代盲解卷积算法

宋向^{①②}, 袁红颖^③, 耿则勋^①, 赵振磊^①

(① 信息工程大学测绘学院, 郑州 450052; ② 75719 部队, 武汉 430074;

③ 中国科技大学电子科学与技术系, 合肥 230026)

摘要:提出一种基于双树复数小波变换的多帧迭代盲解卷积(IBD)算法。传统的单帧 IBD 算法收敛性和唯一性不确定,而且复原结果对初始估计很敏感。Zhulina 提出的多帧迭代盲解卷积算法,其算法原理简单,并能处理各种不同类型 PSF 引起的图像降质;但是该算法收敛缓慢,并且只适合于处理高信噪比图像。本文基于双树复数小波变换的多尺度多方向特性,提出了一种基于双树复数小波变换的多帧 IBD 图像复原算法。本文算法运算速度快,且对噪声污染严重模糊图像恢复效果较好,观测数据实验结果证明了本文算法的优越性。

关键词:双树复数小波变换;图像降质;图像复原;点扩散函数

doi: 10.3969/j.issn.1000-3177.2011.02.003

中图分类号: TP751 **文献标识码:** A **文章编号:** 1000-3177(2011)114-0014-06

Multi frame IBD Algorithm Based on the Dual tree Complex Wavelet Transform

SONG Xiang^{①②}, YU AN Hong ying^③, GENG Ze xun^①, ZHAO Zhen lei^①

(① *Institute of Surveying and Mapping, Information Engineering University, Zhengzhou 450052;*

② *Troops 75719, Wuhan 430074;*

③ *Department of Electronic Science and Technology, University of Science and Technology of China, Hefei 230026)*

Abstract: This paper presents a multi frame IBD algorithm based on the Dual Tree Complex Wavelet Transform (DT CWT). The convergence and uniqueness of the traditional IBD algorithms are both uncertain, and the reconstructed result is very sensitive to the initial estimation. Zhulina proposed a multi frame iterative blind deconvolution, which has a simple principle and can tackle with degraded images caused by different types of PSF. But it takes a long time to achieve convergence and needs many observations to get a preferable result. Furthermore, the algorithm is only suitable for images of the high Signal to Noise Ratio (SNR) because its sensitivity to the noises. Considering the multi scale and good directional selectivity of the DT CWT, this paper presents the multi frame IBD algorithm based on DT CWT. The algorithm works efficiently and it can clearly reconstruct badly degraded images blurred by noises. The experiment results prove the superiority of this algorithm.

Key words: Dual Tree complex wavelet transform; degraded image; image restoration; point spread function

1 引言

随着越来越多的空间探测平台被送入太空,对空间目标(如卫星、空间碎片、宇宙星体等)的研究,包括空间目标识别、轨道确定以及位置估计等显得

日益重要。为了避免空间目标发生碰撞,就必须确定它们的轨道并预测其位置和运行姿态。除了轨道识别和无线电信号探测外,通过研究空间目标的图像及图像序列的变化来确定其运行状态是一种有效途径。目前,大多数空间目标图像是通过地基光学

收稿日期: 2010-02-07 修订日期: 2010-04-21

基金项目: 国家 863 计划项目(2006AA12Z110); 国家自然科学基金(60778051)。

作者简介: 宋向(1986~),女(汉族),河南邓州人。硕士生,主要研究工作是数字图像处理。

E mail: hb51songxiang@yahoo.cn

系统穿过地球大气层获取的, 由于大气湍流扰动的严重影响和光学系统性能的限制, 使得由地基光学望远镜获得的目标图像出现严重的模糊和降质^[1]。降质图像损失了原始目标的纹理和细节信息, 图像效果较差, 不利于对空间目标进行分析研究。为了消除或减轻降质造成的影响, 尽可能恢复目标图像的本来面貌, 就需要对降质图像采用图像解卷积技术进行复原, 以提高图像的质量和分辨率。

传统的图像解卷积算法常常假设光学系统的点扩散函数(PSF-Point Spread Function)精确已知。然而在许多实际应用中(如天文和遥感成像), 有关成像系统 PSF 的相关信息是未知的, 在这种情况下, 根据降质图像复原出理想图像的过程就称为盲解卷积(BID-Blind Image Deconvolution)。

1988年, Ayers 和 Dainty 提出了一种单帧迭代盲解卷积算法(IBD-Iterative Blind Deconvolution), 该算法由于具有较低的复杂度而得到广泛应用; 但该算法的收敛性和唯一性不确定, 而且复原结果对初始估计很敏感。Christou 等人^[8]提出了多帧图像解卷积算法, 多帧观测图像包含着更多的互补信息, 因此多帧图像解卷积可能具有更低的系统误差范围和更可靠的结果^[10]。2006年, Y. V. Zhulina^[2]将极大似然估计图像复原算法和 Ayers-Dainty 的 IBD 算法相结合, 提出了一种多帧迭代盲解卷积算法(MFIBD-MultiFrame Iterative Blind Deconvolution)。该算法原理简单, 能够处理多种不同类型 PSF 引起的图像衰退, 同时在迭代过程中除了假设 PSF 和图像灰度值非负之外, 不要求其他先验知识; 但是, 该算法收敛速度缓慢, 并且对噪声非常敏感。

小波理论是一种有效的时频信号分析工具^[6], 具有良好的时频特性。但二进离散小波变换存在一些缺点^[4-5], 因此, 1999年英国剑桥大学的 Kingsbury 提出了双树复数小波变换(DT CWT Dual Tree Complex Wavelet Transform), 它具有以下特点^[3-5]: 近似平移不变性, 多方向选择特性, 完全重建性; Kingsbury 等人证明了 DT CWT 具有良好的去噪效果。

针对双树复数小波变换具有的上述特点, 本文将双树复数小波变换用于图像复原, 结合目标能量谱的极大似然估计, 提出了一种基于复数小波变换的多帧图像盲复原算法 DT CWT+MFIBD。多帧图像互补信息的利用增加了算法的稳定性和收敛性, 同时由于双树复数小波的多尺度, 多方向及良好的抗噪性, 使本文算法克服了多帧迭代盲解卷积算

法对噪声敏感的缺点, 能够很好地复原地基望远镜观测的天文目标图像, 复原后的扩展目标图像细节更加清晰、点源目标图像能量更加集中。

2 双树复数小波变换

Kingsbury 根据傅立叶变换的思想提出在同一数据上, 用两个独立的小波平行作用来完成复数小波变换, 基本小波由公式(1)得到^[4-5]:

$$\phi(t) = \phi_h(t) + i\phi_g(t) \tag{1}$$

其中, $\phi_h(t)$, $\phi_g(t)$ 均是实值小波。

二维 DT CWT 通过分别对图像的行和列做 1 维 DT CWT 来实现, 因为 $\phi(x, y) = \phi(x)\phi(y)$, 所以若 $\phi(t)$ 是复数, 则有^[3]:

$$\begin{aligned} \phi(x, y) &= [\phi_h(x) + i\phi_g(x)][\phi_h(y) + i\phi_g(y)] \\ &= \phi_h(x)\phi_h(y) - \phi_g(x)\phi_g(y) \\ &\quad + i[\phi_h(x)\phi_g(y) + \phi_h(y)\phi_g(x)] \end{aligned} \tag{2}$$

二维双树复数小波变换的分解步骤如图 1 所示^[7], 双树复数小波变换包含两个平行的小波树, 即树 a 和树 b 两个分支, 其中树 a 的叠加滤波器组表示复数小波变换的实部, 树 b 的叠加滤波器组表示复数小波变换的虚部, $\downarrow 2$ 表示隔点取样。 $h_{0a}(n)$, $h_{1a}(n)$ 表示一对共轭正交滤波器(CQF Conjugate Quadrature Filter), $h_{0b}(n)$, $h_{1b}(n)$ 表示另一对共轭正交滤波器。分解滤波器 $h_{0a}(n)$, $h_{1a}(n)$ 满足:

$$\sum_n h_{0a}(n)h_{0a}(n+2k) = \delta(k) = \begin{cases} 1, & k = 0 \\ 0, & k \neq 0 \end{cases} \tag{3}$$

与滤波器对 $h_{0a}(n)$, $h_{1a}(n)$ 相对应的实数值尺度函数 $\varphi_h(t)$ 和小波函数 $\phi_h(t)$ 定义如下:

$$\begin{aligned} \varphi_h(t) &= \sqrt{2} \sum_n h_{0a}(n) \varphi_h(2t-n), \\ \phi_h(t) &= \sqrt{2} \sum_n h_{1a}(n) \varphi_h(2t-n) \end{aligned} \tag{4}$$

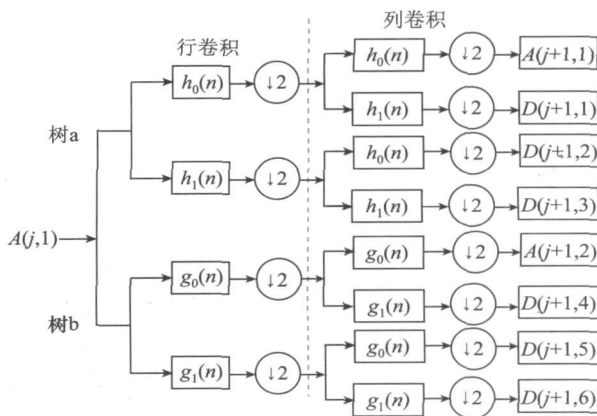


图 1 二维双树复数小波变换示意图

从图 1 可以看出, 二维 DT CWT 具有如下特点^[4-5]:

①分别执行, 且无论二维双树复数小波变换分解树有多深, 其总体数据冗余度都为 4: 1;

②通过简单的求和、差分运算, 每个系数的四分树成份结合起来产生一对复数小波;

③在每一级的 DT CWT 变换中, 将每一级分解出的两个低频部分分别记做 $A_{(j+1, 1)}, A_{(j+1, 2)}$, 而且同时可得到 6 个高频细节部分 $D_{(j+1, m)}, j = 1, \dots, 6$, 分别对应了图像中 6 个不同方向的信息 ($\pm 15^\circ, \pm 45^\circ, + 75^\circ$), 比二维实数小波变换多了 3 个方向;

④DT CWT 是方向可选择的。

3 基于双树复数小波的多帧 IBD 算法

3.1 算法原理

目标灰度函数为 $y(x), x \in R^2 = \{(x_1, x_2), x_1 = 1, 2, \dots, n_1, x_2 = 1, 2, \dots, n_2\}, y \in R^1$, 获得的 AO 观测图像为 $z(x)$, 假设图像的形成过程是线性空间不变的, 观测图像的噪声主要是高斯噪声, 且独立于观测目标, 则观测图像可用 (5) 式表示:

$$z(x) = (y * v)(x) + \sigma \Gamma(x) \quad (5)$$

其中 $v(x)$ 为 PSF, * 表示卷积运算, $\Gamma(x)$ 服从高斯正态分布 $N(0, 1)$, 参数 σ 为图像的噪声方差。对于同一目标的多帧观测图像, 假设每帧图像的噪声都是不相关的, 则有:

$$z_m(x) = (y * v_m)(x) + \sigma_m \Gamma_m(x), \quad m = 1, \dots, M \quad (6)$$

用 DT 表示双树复数小波变换, 则对 (6) 式两边分别进行双树复数小波变换可得:

$$DT(z_m) = DT(y * v_m) + DT(\sigma_m \Gamma_m), \quad m = 1, \dots, M \quad (7)$$

若用 $O_m(r)$ 表示分解后的低频系数, 则有:

$$O_m(r) = h_m(r) * E(r) + n_m(r) \quad (8)$$

$E(r)$ 和 $h_m(r)$ 的定义域 Q_E 和 Q_h 分别如 (9)

式、(10) 式所示:

$$Q_E = \{E: T \geq \rho\}, T = \rho * \max(E(\cdot)) \quad (9)$$

$$Q_h = \{h_m: \sum_h h_m(r) = 1, h_m(r) \geq 0, r \in D_{sup}\} \quad (10)$$

(9) 式中 $\rho > 0$ 为一调节参数, 通过调节 ρ 值可以提高复原图像的视觉质量和抑制噪声放大; (10) 式中的 D_{sup} 表示 PSF 的支持域, 这可以极大地提高算法的收敛速度。对 (10) 式的两边进行傅立叶变换可得:

$$C_m(\omega) = H_m(\omega) * G(\omega) + N_m(\omega) \quad (11)$$

用上标 k 表示迭代循环次数, $E^{(k)}(r)$ 表示图像在第 k 次迭代中进行约束之前的估计, $h_m^{(k)}(r)$ 为进行约束之前的 PSF 估计, 则有:

$$E^{(k)}(r) = Q_E(E^{(k)}(r)) \quad (12)$$

$$h_m^{(k)}(r) = Q_h(h_m^{(k)}(r)) \quad (13)$$

$E^{(k)}(r)$ 和 $h_m^{(k)}(r)$ 傅立叶变换分别为 $G^{(k)}(\omega)$ 和 $H_m^{(k)}(\omega)$, ω 为傅立叶空间坐标。则函数 $H_m(\omega), G^{(k)}(\omega), C_m(\omega)$ 的关系为:

$$H_m^{(k)}(\omega) G^{(k)}(\omega) = C_m(\omega) \quad (14)$$

所有的 $H_m^{(k)}(\omega)$ 可以通过 (14) 式的右边除以 $G^{(k)}(\omega)$ 得到。为了避免除法运算由于 $G^{(k)}(\omega)$ 包含零值时的不稳定性, 应该添加一个小的正则化参数 $\epsilon^{(k)}$ 到分母上, 可以得到^[2]:

$$H_m^{(k)}(\omega) = \frac{C_m(\omega)}{G^{(k)}(\omega) + \epsilon^{(k)}} \quad (15)$$

关于 $\epsilon^{(k)}$ 值的选择问题放在后面讨论。接着对 $H_m^{(k)}(\omega)$ 进行逆傅立叶变换, 得到估计 $h_m^{(k)}(r)$, 用 (13) 式对其进行约束, 得到 $\hat{h}_m^{(k)}(r)$; 然后对 $\hat{h}_m^{(k)}(r)$ 进行傅立叶变换, 可以得到 $H_m^{(k)}(\omega)$, 其过程可以用 (16) 式表示:

$$h_m^{(k)}(r) = IFFT\{H_m^{(k)}(\omega)\},$$

$$\hat{h}_m^{(k)}(r) = Q_h(h_m^{(k)}(r)),$$

$$H_m^{(k)}(\omega) = FFT\{\hat{h}_m^{(k)}(r)\} \quad (16)$$

可以用 (17) 得到估计图像的傅立叶变换 $G^{(k)}(\omega)$:

$$\frac{\delta \ln[G^{(k)}(\cdot)]}{\delta G^{(k)}(\omega)} = 0 \quad (17)$$

其中 $\ln[G^{(k)}(\cdot)]$ 是 $G^{(k)}(\omega)$ 的似然函数^[2]:

$$\ln[G^{(k)}(\cdot)] = - \sum_{m=1}^M \int |H_m^{(k)}(\omega) G^{(k)}(\omega) - C_m(\omega)|^2 \times d^2w \quad (18)$$

$\frac{\delta \ln[G^{(k)}(\cdot)]}{\delta G^{(k)}(\omega)}$ 表示函数偏导数, 求解方程 (17)

得到:

$$G^{(k)}(\omega) = \sum_{m=1}^M \mu_m^{(k)}(\omega) C_m(\omega) \quad (19)$$

$$\mu_m^{(k)}(\omega) = \frac{H_m^{(k)*}(\omega)}{\sum_{m=1}^M |H_m^{(k)*}(\omega)|^2} \quad (20)$$

为了改善收敛性, 应该添加一个小的值 $\epsilon^{(k)}$ 到分母上:

$$\mu_m^{(k)}(\omega) = \frac{H_m^{(k)*}(\omega)}{\sum_{m=1}^M |H_m^{(k)*}(\omega)|^2 + \epsilon^{(k)}} \quad (21)$$

对于 (15) 式中的 $\epsilon^{(k)}$ 和 (21) 式中的 $\epsilon^{(k)}$ 的值, 可

以分别用 $\sum_{m=1}^M |H_m^{(k)*}(\omega)|^2$ 和 $|G^{(k)}(\omega)|$ 最小的非零值, 则有^[2]:

$$\varepsilon_0^{(k)} = \min_f \left\{ \sum_{m=1}^M |H_m^{(k)*}(\omega)|^2 \right\} > 0 \quad (22)$$

$$\varepsilon^k = \min_f \{ |G^{(k)}(\omega)| \} > 0 \quad (23)$$

(19) 式的逆傅立叶变换给出了 $E^{(k)}(r)$ 的估计, 然后用 (12) 式对 $E^{(k)}(r)$ 进行约束, 得到新的估计 $E'^{(k)}(r)$; 把 $E'^{(k)}(r)$ 作为下一次估计的初始值。然后将迭代次数变为 $k = k + 1$, 再开始整个迭代过程, 直到得到满意的结果。

3.2 算法步骤

下面给出本文算法的详细计算步骤:

(1) 对 M 帧输入观测图像分别进行一级双树复数小波分解, 每帧分解后可得到 6 个高频系数和 1 个低频系数;

(2) 对得到的 M 个低频系数求和取平均结果作为 $E^{(k)}(r)$, 经 (12) 式得出初始估计 $E'^{(k)}(r)$;

(3) 对 $E'^{(k)}(r)$ 进行傅立叶变换得到 $G^{(k)}(\omega)$, 根据 (23) 式求得 ε^k , 接着由 (15) 式求出 $H_m^{(k)}(\omega)$;

(4) 对 $H_m^{(k)}(\omega)$ 进行逆傅立叶变换, 通过 (16) 式即可求得 $H_m^{(k)}(\omega)$;

(5) 根据 (22) 式求得 $\varepsilon_0^{(k)}$, 通过 (21)、(19) 式求得 $G^{(k)}(\omega)$;

(6) 对得到的 $G^{(k)}(\omega)$ 进行逆傅立叶变换得到新的 $E^{(k)}(r)$, 经 (12) 式对图像进行约束得出下一步的估计 $E'^{(k)}(r)$;

(7) 重复步骤 (3) - (6) K 次, 直到得到满意的结果;

(8) 对第一步分解得到的高频系数进行去噪处理: 分别将高频系数的实部和虚部交替作为子系数和父系数, 利用双变量收缩函数进行去噪;

(9) 对 (7) - (8) 步得到的低频复原结果和高频去噪结果进行逆复数小波变换。

4 实验结果及分析

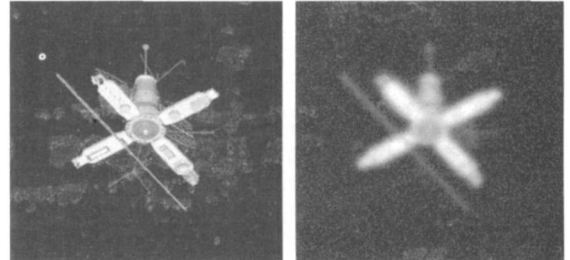
4.1 模拟数据试验

本文实验中电脑配置为酷睿 2 双核 P8600, 内存 2G, 软件平台为 MATLAB 2007b。该模拟实验数据为从互联网上获得的海洋卫星 (Satellite) 图像, 图像大小为 256×256 。用尺寸为 19×19 的 PSF 模拟大气湍流, 对 Satellite 图像进行模糊, 并对模糊后的图像添加高斯白噪声, 使模拟观测图像 $z_j, j = 1, 2, 3, 4, 5$ (以五帧模拟观测图像为例) 的模糊信噪比 (BSNR Blurred Signal to Noise) 为 30, 其中 BSNR

根据 (24) 式计算得到^[13]:

$$BSNR = 10 \log_{10} \left(\frac{1}{n_1 n_2} \left\| (y^* v_j)(x) \right\| - \frac{1}{n_1 n_2} \sum_x (y^* v_j)(x) \right) \quad (24)$$

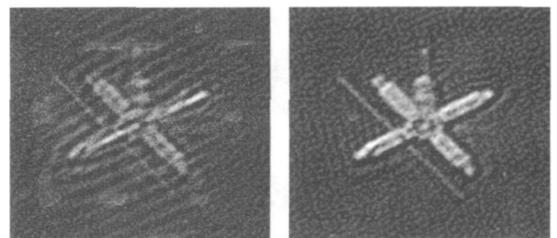
原始理想图像及模拟观测图像如图 2 所示, 其中图 2(a) 为原始理想图像, 图 2(b) 为模拟观测图像中的一帧:



(a) 原始理想图像 (b) 模拟观测图像

图 2 模拟观测图像示意图

在复原过程中 PSF 的支持域限定为 20×20 , 参数 $\rho = 0.8$, 迭代 50 次, 用时大约 45s, 复原结果如图 3(b) 所示。为了对本文算法的性能有进一步的了解, 本文同时采用 Zhulina 算法进行复原, 复原过程同样迭代 50 次, 用时大约为 49s, 复原结果如图 3(a) 所示, 从图 3(a) 和 2(b) 的对比结果可以明显看出, 本文算法的复原结果要优于 Zhulina 算法的结果。以原始理想图像为参考, 分别计算复原后图像的信噪比及均方差, 其中 Zhulina 算法复原图像的信噪比和均方差分别为 15.7793 和 1.6258, 本文算法复原图像的信噪比和均方差分别为 19.9987 和 1.0002, 从中可以看出, 本文算法与 Zhulina 算法相比, 复原结果信噪比明显增加, 同时均方差减少, 在计算速度方面, 本文算法也比 Zhulina 算法快。



(a) Zhulina 算法复原结果 (b) 本文算法复原结果

图 3 模拟观测图像复原结果对比图

4.2 真实数据试验

本文真实实验图像一为 <http://home.arcor.de/int.ss/videos/i061025.mlv> 发布的国际空间站 (International Space Station, ISS) 观测数据, 实验图像为中国科学院云南天文台 1.2m 自适应光学望远镜于 2004 年 12 月 8 日采集的双星图像。这些图像均为地

基望远镜观测获得的短曝光图像, 每一帧的曝光时间只有 8ms, 因此每一帧图像的 PSF 可以认为是空间不变的, 且相邻几帧观测图像的观测目标相同。

图 4 为 ISS 观测图像高清晰复原实验结果。这组 ISS 图像是 2006 年 10 月 25 日 20: 27 在德国慕尼黑观测的, 具体的成像系统参数无法得知。先将 mlv 视频采集为独立的图像帧, 从中选取几帧进行实验,

每帧图像大小为 400×400 。本试验使用 5 帧观测图像, 其中一帧如图 4(a) 所示, 实验中(9)式中的参数 $\rho=0.8$, PSF 的支持域限定为 30×30 , 迭代 50 次, 用时 42s, 复原结果如图 4(c) 所示。Zhulina 算法的复原结果如图 4(b) 所示, 从图 4(b) 和 4(c) 的对比结果可以明显看出, 本文算法恢复出了 ISS 的更多细节信息, 边缘轮廓更加清晰, 图像质量改善明显。

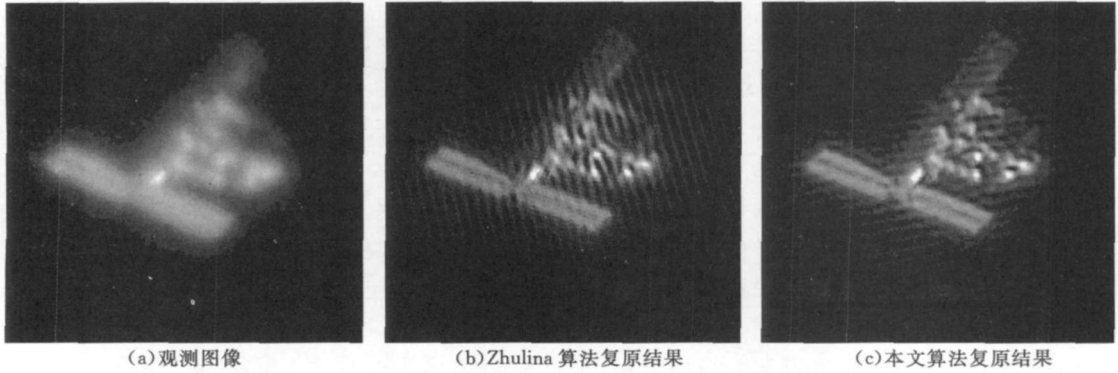
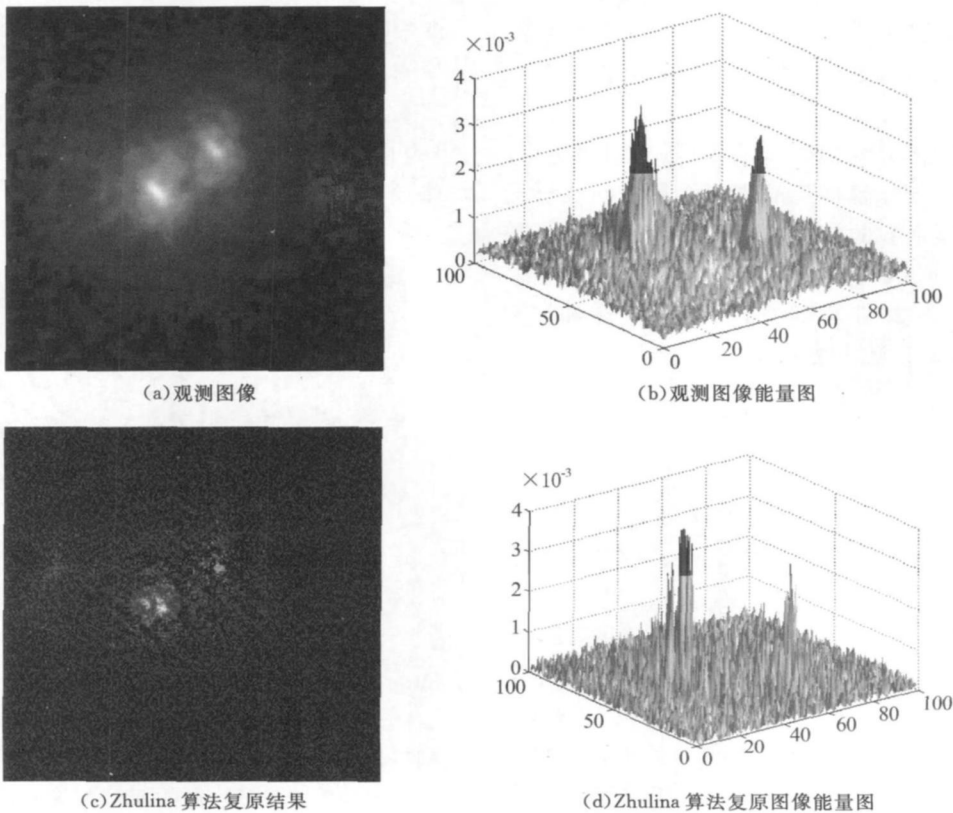


图 4 国际空间站观测图像复原实验结果

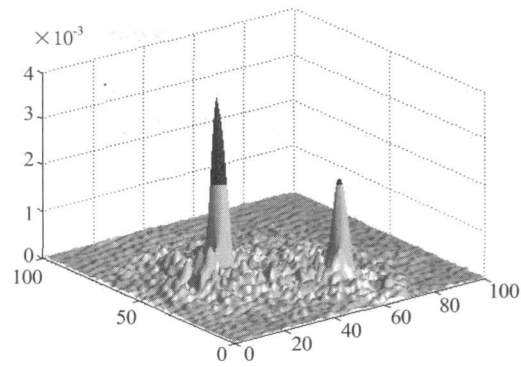
图 5 为双星观测图像高清晰复原实验结果。图 5(a) 为观测的某双星图像, 图像尺寸 200×200 ; 图 5(b) 为双星观测图像能量示意图; 图 5(c) 为 Zhulina 算法复原后图像; 图 5(d) 为 Zhulina 算法复原后图像的能量示意图; 图 5(e) 为本文算法复原后的图像; 图 5(f) 为本文算法复原后图像的能量示意图。

实验使用 3 帧观测图像, (12) 式中的参数 $\rho=0.9$, PSF 的支持域限定为 20×20 , 迭代 50 次。对比两种算法复原后的结果图及能量示意图, 均可以看出本文算法的复原结果要优于 Zhulina 算法的复原结果, 本文算法复原后图像的噪声更小, 目标能量更集中, 双星区分更明显。





(e) 本文算法复原结果



(f) 本文算法复原图像能量图

图 5 云南天文台观测双星图像本文算法复原结果

5 结束语

IBD 算法收敛性和唯一性不确定, Zhulina 算法对噪声敏感, 只适合于处理高信噪比的图像, 为了克服上述问题, 本文利用双树复数小波变换的多尺度

多方向特性, 将双树复数小波变换用于图像复原, 提出了一种基于双树复数小波变换的多帧 IBD 算法。本文算法运算速度快, 结果可靠, 真实观测数据实验结果证明了本文算法的高效性。

参考文献

- [1] David G. Sheppard, Bobby R. Hunt, Michael W. Marcellin. Iterative multiframe superresolution algorithms for atmospheric turbulence degraded imagery[J]. Opt. Soc. Am. A., 1998, 15(4): 978- 992.
- [2] Y. V. Zhulina. Multiframe blind deconvolution of heavily blurred astronomical images [J]. OSA, 2006, 45(28): 7342- 7352.
- [3] I. W. Selesnick, R. G. Baraniuk, N. G. Kingsbury. The dual tree complex wavelet transform [J]. IEEE Trans. Signal Proc. 2005, 22(6): 123- 151.
- [4] Kingsbury N G. Image processing with complex wavelets [J]. Philosophical Transactions: Mathematical, Physical and Engineering Sciences, 1999, 357(9): 2543- 2560.
- [5] Kingsbury N G. Complex wavelets for shift invariant analysis and filtering of signals [J]. Journal of Applied and Computational Harmonic Analysis, 2001, 10(3): 234- 253.
- [6] Mallat S. A Wavelet Tour of Image Processing [M]. New York: Academic Press. 1997.
- [7] Sendur L., I. W. Selesnick. Bivariate shrinkage with local variance estimation[J]. IEEE Signal Processing Letters, 2002, 9(12): 438- 441.
- [8] J. C. Christou, A. Roorda, D. R. Williams. Deconvolution of adaptive optics retinal images [J]. Opt. Soc. Am., 2004, A(21): 1393- 1401.
- [9] Ayers G R, Dainty J C. Iterative blind deconvolution method and its applications [J]. Optics Letters, 1988, 13(7): 547- 549.
- [10] H. R. Ingleby, D. R. McGaughey. Experimental results of parallel multiframe blind deconvolution using wavelength diversity. Proc. SPIE 2004, 5578(16): 8- 14.
- [11] 冈萨雷斯. 数字图像处理[M]. 阮秋琦等译. 北京: 电子工业出版社. 2002: 123- 130.
- [12] 邹谋炎. 反卷积和信号复原[M]. 北京: 国防工业出版社. 2001: 184- 189.
- [13] A. Foi. Anisotropic nonparametric image processing: theory, algorithms and applications[D]. Dip. di Matematica, Politecnico di Milano, ERLT DD D01290, 2005.

对地观测中心全面实施中分辨率对地观测数据共享

2100 年 3 月 16 日对地观测中心发布了“对地观测数据共享计划”。该计划通过网络免费下载和面向国家重大项目的专项共享服务协议两种形式, 将 LANDSAT-5、LANDSAT-7、RESOURCESAT-1、ERS-2、ENVISAT 等中等分辨率的卫星遥感数据向全国开放共享, 首批共享数据将达到 2.3 万景。

对地观测中心“数据共享服务计划”的网址是 <http://ids.ceode.ac.cn>, 用户进行网站注册并经审核和授权后即可登录网站, 通过完全可视化的地图窗口查询检索并下载共享数据。数据查询条件分为时间条件、空间条件、卫星属性三大类, 其中可以通过画图操作、选择行政区域、输入经纬度等方式设置空间条件, 可以同时选择多个卫星进行联合, 还可以进一步设置传感器或者成像模式等具体参数条件。网站支持迅雷、Flashget 等第三方下载工具, 以方便用户批量连续下载数据。