

文章编号 1004-924X(2013)11-2943-08

# 结合参数估计的天文图像极大似然恢复

耿则勋, 魏小峰\*, 沈 忱

(解放军信息工程大学 地理空间信息学院, 河南 郑州, 450052)

**摘要:**分析了 Benvenuto 等针对天文图像恢复提出的基于极大似然(ML)代价函数的有效逼近模型,由此提出了一种比传统 ML 收敛更快的图像恢复算法。该算法在未知点扩散函数(PSF)条件下,通过观测模糊图像,自适应估计湍流 PSF,使 PSF 估计更符合成像环境;然后,将该算法与混合高斯泊松噪声的 ML 算法相结合,形成增强 ML 迭代算法。在迭代过程中动态更新 PSF,交替执行恢复图像、去除噪声等策略。结果显示:对于点源目标图像,本文算法恢复图像的质量在峰值信噪比、均方误差以及平均对比度 3 个指标上分别提高了 96.64%, 69.26% 和 25.6%;对于真实湍流退化图像,恢复质量也有一定改善。结论表明:该方法可以使迭代过程收敛更稳定,图像恢复质量得到明显提高,非常适用于天文观测图像的高清晰恢复与重建。

**关键词:**图像恢复;天文图像;极大似然原理;点扩散函数估计;混合高斯泊松噪声

**中图分类号:** TP751.1    **文献标识码:** A    **doi:** 10.3788/OPE.20132111.2943

## Astronomical image restoration based on maximum-likelihood incorporated parameter estimation

GENG Ze-xun, WEI Xiao-feng\*, SHEN Chen

(*Institute of Geographic Space Information, Information Engineering University, Zhengzhou 450052, China*)

\* *Corresponding author, E-mail: wxf198861@163.com*

**Abstract:** The effective approximation mode based on Maximum-likelihood (ML) function proposed by Benvenuto was analyzed for astronomy image restoration, then a new image restoration algorithm with convergence faster than that of traditional ML method was proposed. In this algorithm, PSF known a priori was not required. The turbulence PSF was estimated from observed blur images to make the PSF estimation more accordance with an imaging environment. By incorporating adaptive estimation of PSF into ML restoration, an enhanced ML algorithm was presented. Additionally, the PSF was updated successively during iteration, and the ML restoration and denoising were performed alternatively in iteration. The results show that the proposed algorithm works much better than ML does. Taking the point source image for an instance, proposed method improves the image quality by 96.64%, 69.26% and 25.6% respectively on the peak signal to noise ratio, mean square error and the correlation coefficient. In conclusion, the algorithm allow the iterative process in ML algorithm to converge stably and the image quality to be improved. Experiment results show that the presented method can be

收稿日期:2013-05-06;修订日期:2013-06-07.

基金项目:国家 863 高技术研究发展计划资助项目

used routinely in astronomical image restoration.

**Key words:** image restoration; astronomical image; maximum-likelihood; Point Spread Function (PSF) estimation; mixed Gaussian-Poisson noise

## 1 引言

19 世纪 90 年代耗资 20 亿美元的 Hubble 太空望远镜 (Hubble Space Telescope, HST) 发射以后,人们发现其主镜存在一个“不可能”的错误,即用于主镜抛光和检测的设备有瑕疵,从而使主镜具有严重的球差。由于望远镜观测 1 min,就大约耗资 10 万美元,所以,任何可以改善图像质量的努力都被认为是可减少经济损失和有意义的。于是,人们开展了大量直接应用于光学天文学的图像恢复研究,结果表明,通过图像恢复可以矫正 HST 图像的畸变,这改变了此前一段时间内人们所认为的“在光学天文学领域,数字图像恢复是一项不必要的工作”的观点,使天文学成了图像恢复方法研究和应用的重要领域<sup>[1]</sup>。现在,图像恢复已经成为许多天文观测中的一种日常任务。

天文图像恢复的任务是利用一帧或多帧模糊观测数据,尽可能恢复或重建被观测目标的理想图像。不同的恢复算法依赖的降质和成像模型不同,有些恢复算法假定点扩散函数(Point Spread Function, PSF)是事先已知的,然后,利用关于 PSF、真实图像以及噪声的统计特性等因素的不同信息,通过求解逆问题来恢复图像并消除噪声,这类算法一般称之为天文图像解卷积(Deconvolution of Astronomical Images, DAI)。然而,在大多数实际应用中模糊函数即 PSF 仅是部分已知,甚至是完全未知的,因为关于图像模糊过程机理的精确知识是未知的。这种在 PSF 未知时通过求解逆过程来恢复图像的方法被称为天文图像盲解卷积(Blind Deconvolution of Astronomical Images, BDAI),即通过观测数据同时估计目标理想图像和 PSF 的过程。这是一个病态的逆问题,必须利用其它附加的约束条件(如关于目标和 PSF 的先验信息、目标反射电磁波能量非负以及目标有限支持域等),才能得到稳定的唯一解。由于盲解卷积更符合实际成像环境与条件,所以得

到了深入的研究。根据所假定的先验信息类型以及目标与 PSF 的估计方式不同,人们提出了许多盲解卷积算法。Ayers 和 Dainty 最早提出了迭代盲解卷积算法<sup>[2]</sup>,它假定目标真实图像强度值为正并且图像由有限大小的目标和均匀暗背景组成。在迭代盲解卷积框架下取得突破性进展是 Lane 和 Bates 提出了零页面方法<sup>[3]</sup>,他们证明了只要维数大于 1,任何由有限支撑的 PSF 和目标强度分布经卷积形成的模糊图像都可以利用零页面分离技术得到唯一解。尽管这种零页面分离技术是正确的,但是该算法几乎没有得到实际应用,因为它对噪声非常敏感<sup>[4]</sup>。Kundur 深入研究了 2 维单帧模糊图像的盲解卷积,提出了一种 NAS-RIF (Nonnegative and Support Constraints Recursive Inverse Filtering) 算法<sup>[5]</sup>,只要事先确定目标的支持域并假定真实图像非负,该算法对背景均匀的模糊图像就可以有较好的恢复效果。

国内学者在图像恢复研究领域也做了大量的工作。刘忠、邱耀辉等提出了天文星体斑点图像的单帧和多帧移位叠加算法<sup>[6]</sup>,获得了点源星体图像的良好恢复。王建立等提出了相位差异散斑法图像复原技术,利用相位差异散斑法同时采集焦面和离焦面通道的单帧短曝光图像来估算波前相位畸变,在此基础上实现图像恢复。实验结果表明,该方法是大口径光电成像系统较为理想的图像恢复技术之一<sup>[7]</sup>。赵金宇等提出了基于实时波前信息的图像复原方法<sup>[8]</sup>,采用波前探测与图像复原相结合的方法来克服大气扰动和系统相差对图像分辨率的影响,实现了波前探测的实时处理和大气模糊图像的高清晰恢复。文献<sup>[9]</sup>提出一种动态支持域约束的天文图像高清晰恢复算法,对点源星体图像和扩展目标图像均得到较好的恢复结果。

天文图像恢复研究中的另一类重要的方法是基于极大似然原理的恢复算法,它将图像恢复过程转化为代价函数的优化过程,并且可以用似然函数增加其他正则化项,并以其作为对估计量的约束,从而形成迭代恢复算法。Llacer 在 1990 年

研究了天文图像恢复的极大似然估计(Maximum Likelihood Estimator, MLE),给出天文图像恢复的 ML 迭代算法<sup>[10]</sup>。1991 年 Katsaggelos 等针对零均值高斯噪声的图像模糊模型,提出一种基于极大似然原理(Maximum Likelihood, ML)的模糊参数识别和均值极大化(Expectation-Maximization, EM)的图像恢复算法<sup>[11]</sup>。Synder 等在 1993 年探讨了 CCD 相机图像基于 ML 原理的解卷积并证明 Llacer 方法可以通过期望极大化 EM 得出<sup>[12]</sup>。2008 年 Benvenuto 等深入研究了天文图像极大似然恢复方法的理论问题,给出了任意光子数时 ML 算法的逼近模型,并证明了其解的存在性<sup>[13]</sup>。但 Benvenuto 算法假定 PSF 已知并且其不随迭代过程而更新,由此会导致恢复过程不稳定。但在实际应用中,PSF 一般是部分已知或完全未知的。文献<sup>[14]</sup>考虑到这个不足,加入了 PSF 的迭代过程,提高了算法稳定性。本文不要求 PSF 已知,将 PSF 的参数估计与迭代 ML 算法相结合,使 PSF 估计更符合成像环境的结果,同时,随迭代过程动态更新 PSF 以形成增强 ML 迭代算法。实验结果表明,本文算法恢复图像的质量在峰值信噪比、均方误差以及相关系数等多个指标上均得到了明显提高。所以,本文方法可用于日常的天文观测图像的高清晰恢复与重建。

本文首先介绍了图像恢复在天文图像处理中的应用以及常用的天文图像恢复方法,接着,建立了光学天文观测中的成像模型,并给出了在该模型下天文图像恢复的一般迭代 ML 算法。然后,分析了 Benvenuto 等 2008 年在文献<sup>[13]</sup>中提出的一种极大似然 ML 代价函数的一种有效逼近模型,由此得到一种比传统 ML 收敛更快的恢复算法。文章第三部分给出了光学天文观测成像中的 PSF 参数估计模型及方法。第四部分在对现有算法不足的分析基础上,设计出融合 PSF 参数估计的增强 ML 天文图像恢复算法,并给出了针对不同目标观测图像本文算法的图像恢复结果。

## 2 混合噪声模型下天文图像恢复的极大似然原理

天文图像的恢复问题本质上同核医学辐射层析(Emission Tomography, ET)中所获取图像的重建相同<sup>[10]</sup>,只是数据来自于不同的发射源。核

医学中,辐射型同位素发射出的高能光子( $\gamma$ 射线)投射到人体,并作为示踪源生成 ET 中的数据,而天文学中,则是观测目标发出相对能级较低的光子在天空中形成探测设备可以获取的信号。通常情况下,天文学中的成像模型可表示为<sup>[12]</sup>:

$$y_i = y_i^{(obj)} + y_i^{(back)} + y_i^{(ron)}, \quad (1)$$

其中: $y_i$  是由地基望远镜焦平面 CCD 相机读出的像素值, $y_i^{(obj)}$  和  $y_i^{(back)}$  分别表示由目标辐射和背景辐射产生的光子数,二者均服从 Poisson 分布模型,其数学期望分别为  $(Hx)_i$  和  $b_i$ 。则总光子数  $n_i = y_i^{obj} + y_i^{back}$ ,  $y_i^{(ron)}$  是经过放大的读出噪声,服从 Gaussian 分布,其均值为  $r=0$ ,方差为  $\sigma^2$ ,即为 Gaussian 白噪声。根据 Poisson 分布理论有:

$$P(n_i | (Hx + b)_i) = \frac{1}{n_i!} (Hx + b)_i^{n_i} e^{-(Hx+b)_i}. \quad (2)$$

当图像经由 CCD 读出, $n_i$  是均值为零、方差为  $\sigma^2$  的 Gaussian 白噪声时,观测值  $y_i$  服从下述概率分布模型:

$$P(y_i | n_i) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma}} e^{-\frac{(y_i - n_i)^2}{2\sigma^2}}. \quad (3)$$

由式(2)、式(3)可以得到,在 Gaussian-Poisson 混合噪声模型下,观测像素值的概率密度函数为:

$$p_Y(y; x) = \prod_{i \in S} \left( \sum_{n=0}^{+\infty} P(y_i | n_i) P(n_i | (Hx + b)_i) \right) = \prod_{i \in S} \left( \sum_{n=0}^{+\infty} \frac{1}{n!} (Hx + b)_i^n e^{-(Hx+b)_i} \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma}} e^{-\frac{(y_i - n)^2}{2\sigma^2}} \right). \quad (4)$$

为了得到目标理想图像的 ML 估计,利用式(4)可以计算出观测像素值的负对数似然函数为:

$$J(x) = -\ln(p_Y(y; x)) = -\sum_{i \in S} \ln \left\{ \sum_{n=0}^{+\infty} \frac{(Hx + b)_i^n}{n!} e^{-(Hx+b)_i} \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma}} e^{-\frac{(y_i - n)^2}{2\sigma^2}} \right\} = \sum_{i \in S} \left\{ (Hx + b)_i - \ln \sum_{n=0}^{+\infty} \frac{1}{n!} (Hx + b)_i^n e^{-\frac{(y_i - n)^2}{2\sigma^2}} \right\}. \quad (5)$$

将式(5)两端关于待估计像素求导,有:

$$\nabla J(x) = h - H^T \frac{\mathbf{q}(x)}{\mathbf{p}(x)}. \quad (6)$$

其中: $h = \sum_{i \in S} H_i$ , 向量  $\mathbf{p}(x)$  和  $\mathbf{q}(x)$  的分量分别为:

$$p_i(x) = \sum_{n=0}^{+\infty} \frac{(Hx+b)_i^n}{n!} e^{-\frac{1}{2\sigma^2}(n-y_i)^2}, \quad (7)$$

$$q_i(x) = \sum_{n=1}^{+\infty} \frac{(Hx+b)_i^{n-1}}{(n-1)!} e^{-\frac{1}{2\sigma^2}(n-y_i)^2} = \sum_{n=0}^{+\infty} \frac{(Hx+b)_i^n}{n!} e^{-\frac{1}{2\sigma^2}(n+1-y_i)^2}. \quad (8)$$

在由式(1)定义的成像模型中,并不能保证所有像素值都是正的,当背景强度值接近或等于零时,由于加性 Gaussian 噪声的作用所得到的像素值可能小于零。然而,图像恢复与重建的目的就是通过极小化似然函数得到被观测目标强度值的最佳非负估计,因此,求解需满足下述条件:

$$\begin{aligned} x^* \left( h - H^T \frac{\mathbf{q}(x^*)}{\mathbf{p}(x^*)} \right) &= 0 \\ x^* \geq 0, \left( h - H^T \frac{\mathbf{q}(x^*)}{\mathbf{p}(x^*)} \right) &\geq 0 \end{aligned} \quad (9)$$

因此,可得到图像 ML 恢复的一般迭代算法为<sup>[14]</sup>:

Step1: 确定初始值,并满足条件  $x^0 \geq 0$ ;

Step2: 给定  $x^k$ ,按下述方程迭代计算  $x^{k+1}$ :

$$x^{k+1} = \frac{x^k H^T \mathbf{q}(x^k)}{h \mathbf{p}(x^k)}. \quad (10)$$

一般来说,尽管式(10)经过若干次迭代后可以得到较好的恢复效果,但其计算量很大,使得上述传统 ML 恢复算法效率较低。Benvenuto 等在文献[13]中提出一种式(10)的有效逼近模型,将  $\sigma^2$  和  $b$  引入到式(10)以反映混合 Gaussian 和 Poisson 噪声的影响,从而迭代计算的方程(10)由下述方程(11)代替:

$$x^{k+1} = \frac{x^k}{h} H^T \exp \left[ -\frac{1 + 2(Hx^k + b - y)}{2(Hx^k + b + \sigma^2)} \right]. \quad (11)$$

相关实验表明,经过上述方法形成的 ML 算法对由 Gaussian 和 Poisson 混合噪声污染的图像有明显的去模糊效果。但是随着迭代次数的增加,算法收敛的稳定性快速降低,并且初期出现的迭代结果消失,恢复图像变黑。此外,该算法假定 PSF 是已知的,并且在整个迭代过程中 PSF 保持不变,使得本算法强烈依赖于 PSF 的初始估计,这也可能是造成该算法收敛不稳定并出现亮度剧烈波动的主要原因。当 PSF 未知时,很难保证算法的稳定性,也未必能得到目标图像的良好估计。本文将天文成像中 PSF 参数估计与上述 ML 迭代算法相结合,并在迭代过程中动态修正 PSF 的估计,得到基于 PSF 参数估计的增强 NL 恢复算法,取得了较好的实验结果。下面先讨论 PSF 的

参数估计。

### 3 自适应加权湍流模糊 PSF 参数估计

在地基光电望远镜对天文目标光学成像中,所获取的模糊观测图像数据中,既包含了有关湍流大气的信息,也反映了光学系统本身的特性,利用观测图像数据估计成像过程的总的 PSF 合理可靠,并且可近似认为这种成像是线性空间不变过程,成像模型可表示为:

$$\begin{cases} g(x, y) = h(x, y) * f(x, y) + n(x, y) \\ G(u, v) = H(u, v)F(u, v) + N(u, v) \end{cases}, \quad (12)$$

其中: $g(x, y)$ 表示观测图像, $h(x, y)$ 是系统 PSF,  $f(x, y)$ 是目标理想图像, $n(x, y)$ 代表噪声。下面的公式是上式相应的 Fourier 变换。根据文献[14],可认为地基光电望远镜经由大气湍流的成像中的 PSF 服从下述模型<sup>[15]</sup>:

$$H(u, v) = \int_{\mathbb{R}^2} h(x, y) \exp[-2\pi i(ux + vy)] dx dy = \exp[-\alpha(u^2 + v^2)^\beta], \quad (13)$$

其中: $\alpha > 0, 0 < \beta \leq 1$ 是依赖于大气湍流特性的常数。由式(12)、式(13)有:

$$\begin{aligned} \ln | G^*(u, v) | &= \\ \ln | \exp[-\alpha(u^2 + v^2)^\beta] H^*(u, v) + N^*(u, v) | &. \end{aligned} \quad (14)$$

上式中,\*表示归一化。

令  $\Omega = [(u, v) | u^2 + v^2 \leq \omega^2]$  表示 Fourier 域原点附近的邻域,当  $(u, v) \in \Omega$  时,有:

$$\ln | G^*(u, v) | \approx -\alpha(u^2 + v^2)^\beta + \ln | F^*(u, v) |. \quad (15)$$

考虑到式(13)中的 PSF 是辐射对称的,那么在  $(u, v)$  平面上任意一条过原点的直线都足以反映整个平面上的特性。选择直线  $v=0$ ,有:

$$\ln | G^*(u, 0) | \approx -\alpha | u |^{2\beta} + \ln | F^*(u, 0) |. \quad (16)$$

在式(16)中, $\ln | G^*(u, 0) |$ 是已知的,欲通过式(16)估计参数  $(\alpha, \beta)$ ,必须先确定  $\ln | F^*(u, 0) |$ 。通过观察不同图像类型的离散  $\ln | G^*(u, 0) |$  曲线,可以发现它总体是单调下降的,在中央部分会发生震荡。估计  $\ln | F^*(u, 0) |$  的一种简单直接的方法就是在原点附近用观测图像频谱的平均值,即:

$$\ln |F^*(u, 0)| = \frac{1}{2n} \sum_{u=-n}^n \ln |G^*(u, 0)|. \quad (17)$$

利用式(17)估计目标图像频谱时,必须考虑观测图像频谱的震荡。但实验证明,由于频谱值在原点附近的抖动严重,取平均值往往不能得到期望的结果。因此,在估计过程中,必须对频谱震荡的影响进行加权。本文设计了一种自适应加权方法,即每一点与其相邻点的数值之差的绝对值越大,证明数据越不可靠,权值应越小。在  $u \in [-n, n]$  内,令相邻点的距离倒数为离散点  $u$  的权值  $S_u$ ,其自适应计算公式为:

$$S_u = \frac{1}{|a(u) - a(u-1)| + |a(u) - a(u+1)|}, \quad (18)$$

其中:  $a(u) = \ln |G^*(u, 0)|$ 。在此基础上,作者提出了  $\ln |F^*(u, 0)|$  的加权估计为:

$$\ln |F^*(u, 0)| = \frac{\sum_{u=-n}^n S_u \ln |G^*(u, 0)|}{\sum_{u=-n}^n S_u}. \quad (19)$$

采用式(19)所提的自适应加权估计方法求出  $\ln |F^*(u, 0)|$  后,只要选取一些离散的  $u$  和  $\ln |\hat{g}^*(u, 0)|$  进行曲线拟合,就可确定式(16)所表示的曲线方程,从而得到  $\alpha, \beta$  的值。每次根据当前恢复图像估计参数  $(\alpha, \beta)$  的新值,依此计算下次迭代中的 PSF,使 PSF 得到动态更新,恢复过程不依赖于 PSF 的初始估计。此外,还在迭代过程中施加对 PSF 的非负性、能量归一化等约束,以保证收敛的平稳性。

## 4 高斯泊松混合噪声下的增强 ML 图像恢复算法

Benvenuto 等 2008 年提出 ML 代价函数的一种有效逼近模型式(11)虽然比传统 ML 收敛更快,但要求 PSF 事先已知,并且在恢复迭代过程中 PSF 是固定不变的<sup>[13]</sup>。实验发现,正是由于此种原因,该算法收敛不稳定,易出现震荡。针对这一问题,本文提出一种结合 PSF 参数估计的 ML 算法,其主要思想是,根据一般光学大气湍流的 PSF 特性<sup>[15]</sup>,设计了光学湍流 PSF 自适应参数加权估计模型式(19),并将其揉合到基于近似

模型(11)的天文图像 ML 恢复算法中。此外,注意到 Benvenuto 算法中 PSF 不变的不足,本文采用了根据每次迭代结果动态更新下一次迭代中 PSF 的估计策略,使整个恢复过程更稳定;考虑到噪声的影响,将改进的 ML 恢复算法与基于总变分(Total Variation, TV)的去噪过程交替执行,得到了在任意光子数以及混合高斯泊松噪声观测条件下更好的天文图像恢复结果。利用自适应 TV 模型二次范数的各向异性特点,可以根据图像的局部特征自动调整平滑量度,达到了最佳的去噪效果<sup>[16]</sup>。本文的算法总结为:

Step1: 令初始图像估计  $x^0 \geq 0$ , 初始 PSF 估计  $H^0 \geq 0$  且  $\sum H^0 = 1$ ;

Step2: 已知  $x^k, H^k$  的情况下,采用式(11)计算更新的图像估计  $x^{k+1}$ ;

Step3: 对  $x^{k+1}$  利用 TV 去噪算法进行平滑处理,迭代次数默认为 1;

Step4: 利用式(19)自适应确定参数  $\ln |F^*(\xi, 0)|$ , 代入式(16)的拟合曲线,得到  $\alpha, \beta$  的值;

Step5: 由式(13)计算出新的 PSF 估计  $H^{k+1}$ ;

Step6: 第  $k$  次迭代结束后,对  $H^{k+1}$  进行正性约束和归一化约束;

Step7: 迭代完成后,视复原具体情况进行其他后处理。

## 5 实验结果与讨论

为验证本文算法的有效性和稳定性,分别选取两组不同的空间目标模拟数据及一组真实观测数据进行图像恢复实验,图像大小均为  $256 \times 256$ ,实验平台为 Matlab 2012a。采用的退化模型是带有泊松-高斯混合噪声的长曝光大气湍流模型,其中,光学系统长曝光 OTF 为:

$$H_{LE}(v) = \exp \left\{ -3.44 \left( \frac{\lambda f v}{r_0} \right)^{5/3} \right\}, \quad (20)$$

式中:  $\lambda$  表示波长,  $v = \sqrt{v_x^2 + v_y^2}$  为频率,  $f$  为望远镜焦距,  $r_0$  为大气相干长度。

为客观验证算法的恢复质量,本文采用均方误差(Mean Square Error, MSE)、峰值信噪比(Peak Signal to Noise Ratio, PSNR)和相关系数 3 个指标对复原结果进行评价。均方误差是评价模拟图像复原的最常用指标之一,它衡量的是原

始图像与复原图像之间的偏差,定义为:

$$MSE = \frac{1}{MN} \sum_{x=1}^M \sum_{y=1}^N [f(x,y) - \hat{f}(x,y)]^2. \quad (21)$$

峰值信噪比主要用来评价图像复原方法对噪声的影响,其值越大,说明图像受噪声影响越小。

$$c = \frac{E[(f(x,y) - E[f(x,y)])(\hat{f}(x,y) - E[\hat{f}(x,y)])]}{\sqrt{E[f^2(x,y)] - (E[f(x,y)])^2} \sqrt{E[\hat{f}^2(x,y)] - (E[\hat{f}(x,y)])^2}}, \quad (23)$$

其中: $E[\cdot]$ 表示数学期望。相关系数越趋近 1,说明复原结果与理想图像越相似,复原效果越好;反之,复原图像与理想图像的偏差越大。

### 5.1 模拟点源目标观测与复原实验

模拟双星实验中,模拟图像的大气相干长度  $r_0 = 5 \text{ cm}$ , 高斯白噪声的方差  $\sigma^2 = 0.05$ , 理想双星图像和模拟观测图像分别如图 1(a)、1(b)所示。利用文献[13]方法及本文算法对退化图像进行处理,复原结果分别如图 1(c)、1(d)所示,本文方法的迭代次数为 200 次。

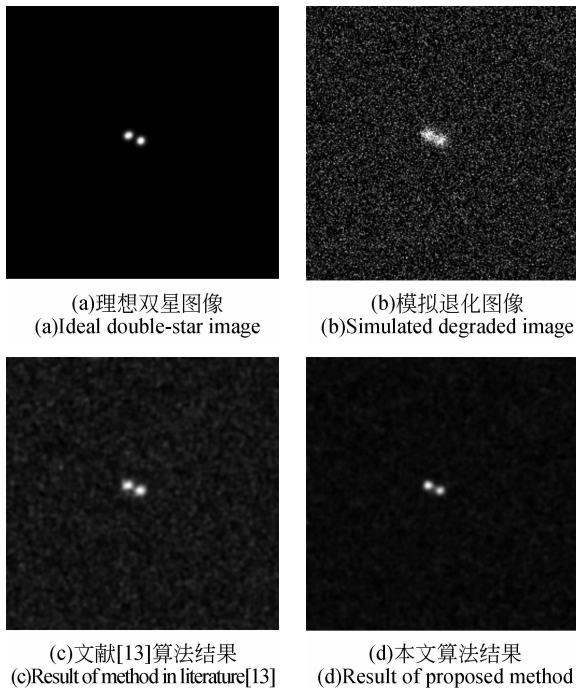


图 1 模拟点源目标复原结果对比

Fig. 1 Comparison of restored results for simulated point source object

从结果可以看出,该算法可以有效去除噪声,并能够将因大气湍流影响而无法辨识的双星目标分离开来。分别对 Benvenuto 方法与本文方法结果的 PSNR、MSE 和相关系数三项指标进行比较,结果如下表所示。

其定义为:

$$PSNR = 10 \lg \left( \frac{255 \times 255}{MSE} \right). \quad (22)$$

相关系数是一种全局的客观评价指标,通过计算复原图像与理想图像对应像素点的差值,来反映它们之间的相似程度,相关系数的定义如下:

表 1 双星图像评价指标对比

Tab. 1 Comparison of evaluation indexes for double-star image

评价指标	退化图像	文献[13]算法结果	本文算法结果	改善百分比
MSE	1 678.554	484.772	16.293 1	96.64%
PSNR	15.881 5	21.275	36.010 8	69.26%
相关系数	0.224 15	0.696 75	0.875 11	25.6%

从表 1 可以看出,与文献[13]的方法相比,本文方法的三项指标的改善效果均十分显著,无论是视觉效果还是客观评价指标,均验证了本文算法的可行性和可靠性。

### 5.2 模拟扩展目标观测与复原实验

图 2(a)为一幅理想的 Pleiades 卫星图像,利用  $r_0 = 10 \text{ cm}$ ,  $\sigma^2 = 0.05$  的长曝光湍流模型生成的退化图像如图 2(b)所示。复原结果如图 2(c)、2(d)所示,本文算法中迭代次数为 50 次。

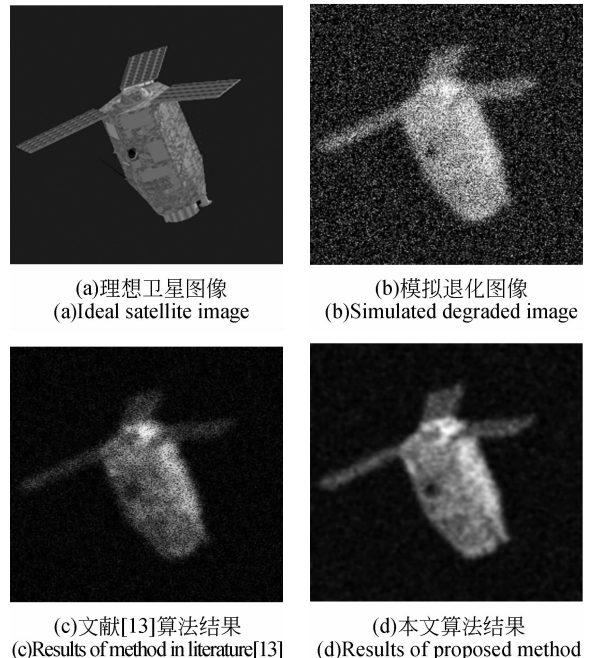


图 2 理想卫星图像复原结果

Fig. 2 Comparison of restored results for simulated satellite image

对比退化图像与复原图像可以发现,最大似然算法在去除强噪声的同时,可以有效恢复损失的图像细节,尤其是卫星主体表面纹理和边缘等信息都得到了准确重建。利用三项客观评价指标进行比较,结果如表 2 所示。从 MSE 和 PSNR 可以看出,恢复后的图像信噪比改善显著,而相关系数的提高证明恢复图像与原始图像也更加接近。利用客观评价指标对 3 幅图像进行分析,对比数据如下表所示。

表 2 卫星图像评价指标对比

Tab. 2 Comparison of evaluation indexes for satellite images

评价指标	退化图像	文献[13]算法结果	本文算法结果	改善百分比
MSE	2 201.37	809.22	708.505	12.45%
PSNR	14.703 9	19.050 1	19.627 4	3.03%
相关系数	0.727 55	0.831 48	0.926 94	11.48%

### 5.3 真实扩展目标图像复原实验

图 3(a)为从互联网下载的一幅航天飞机真实观测图像,与模拟数据相比,该图像噪声并不显著,像质退化主要来自受湍流影响造成的模糊。在信噪比较高的情况下,较少的迭代可以避免过度平滑,因此,选择迭代次数为 30 次,复原结果如图 3(b)所示。相比于原始观测图像,复原后的图

像清晰度有所提高,细节更为突出,总体视觉质量有一定改善。

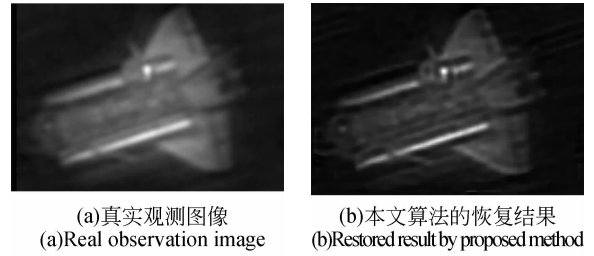


图 3 航天飞机真实观测图像与复原结果

Fig. 3 Observation image of spacecraft and its restored result

## 6 结 论

本文针对天文观测图像受大气湍流及强噪声的影响而产生模糊的现象,引入了基于泊松-高斯混合分布的最大似然盲解卷积算法,提出了利用自适应加权方法估计 PSF 参数的方法,并在迭代过程中加入 TV 去噪过程,有效地克服了迭代过程中噪声放大的影响及对 PSF 初始估计的依赖性。实验结果表明,对于点源目标图像,本文算法恢复图像的质量在峰值信噪比、均方误差以及平均对比度 3 个指标分别提高了 96.64%,69.26% 和 25.6%,对于真实扩展目标退化图像质量也有一定改善。所以,本文方法可以明显提高大气湍流图像复原质量,可用于日常的天文观测图像高清晰恢复与重建。

### 参考文献:

[1] VEGA M, MATEOS J, MOLINA R, *et al.*. Astronomical image restoration using variational method-sand model combination [J]. *Statistical Methodology*, 2012, 9(1-2): 19-31.

[2] AYERS G R, DAINTY J C. Iterative blind deconvolution method and its applications [J]. *Optics Letters*, 1988, 13(7): 547-549.

[3] LANE R, BATES R. Automatic multichannel deconvolution [J]. *J. Opt. Soc. Am.*, 1987, A(4): 180-188.

[4] ZHULINA Y V. Multiframe blind deconvolution of heavily blurred astronomical images [J]. *Applied Optics*, 2006, 45(28): 7342-7352.

[5] KUNDUR D, HATZINAKOS D. A novel blind deconvolution scheme for image restoration using recursive filtering [J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 1998, 46(2): 375-390.

[6] LIU Z, QIU Y H, LOU R W. Reconstruction of video images through turbulent atmosphere [C]. *Electronic Imaging and Multimedia System II, SPIE*, 1998, 3561: 326-331.

[7] 王建立, 汪宗洋, 王斌, 等. 相位差异散斑法图像复原技术 [J]. *光学精密工程*, 2011, 19(5): 1165-1170.

WANG J L, WANG Z Y, WANG B, *et al.*. Image restoration by phase-diverse speckle [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2011, 19(5): 1165-1170. (in Chinese)

[8] 赵金宇, 吴元昊, 贾建禄, 等. 基于实时波前信息的

- 图像复原[J]. 光学精密工程, 2012, 20(6): 1350-1356.
- ZHAO J Y, WU Y H, JIA J L, *et al.*. Image restoration based on real time wave-front information [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2012, 20(6): 1350-1356. (in Chinese)
- [9] 耿则勋, 王振国. 改进的天文斑点图像高清晰重建方法[J]. 光学精密工程, 2007, 15(7): 1151-1156.
- GENG Z X, WANG ZH G. Modified high definition reconstruction algorithm of astronomical speckle images [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2007, 15(7): 1151-1156. (in Chinese)
- [10] LIACER J, NUNEZ J. *Iterative Maximum Likelihood and Bayesian Algorithm for Image Reconstruction in Astronomy* [M]. Baltimore: The Space Telescope Science Institute, 1990.
- [11] KATSAGGELOS A K, LAY K T. Maximum likelihood blur identification and image restoration using the EM algorithm[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 1991, 39(3): 729-733.
- [12] SNYDER D L, HAMMOUD A M, WHITE R L. Image recovery from data acquired with a charge-coupled device camera [J]. *Journal of the Optical Society of America A*, 1993, 10(5): 1014-23.
- [13] BENVENUTO F, CAMERA A L, THEYS C, *et al.*. The study of an iterative method for the reconstruction of images corrupted by Poisson and Gaussian noise [J]. *Inverse Problems*, 2008, 24(3): 1-20.
- [14] 魏小峰, 耿则勋, 宋向, 等. 基于泊松-高斯混合噪声的改进最大似然算法[J]. 计算机工程, 2012, 38(1): 222-224.
- WEI X F, GENG Z X, SONG X, *et al.*. A modified maximum-likelihood algorithm based on the Poisson-Gaussian mixed noise [J]. *Computer Engineering*, 2012, 38(1): 222-224. (in Chinese)
- [15] ZHANG H, GE Q, LI L, *et al.*. A new point spread function estimation approach for recovery of atmospheric turbulence degraded photographs [C]. *Proceedings of 4th International Congress on Image and Signal Processing, Shanghai, IEEE*, 2011: 774-778.
- [16] AUBERT G, VESE A. A variational method in image recovery [J]. *SIAM Journal on Numerical Analysis*, 1997, 34(5): 1948-1979.

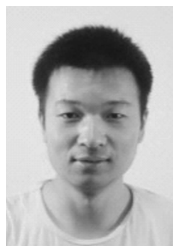
#### 作者简介:



耿则勋(1958—),男,河南孟州人,博士,教授,博士生导师,1982年于新乡师范学院获得数学专业学士学位,1990年于西安交通大学获得概率论与数理统计专业理学硕士学位,1996年于解放军测绘学院获得摄影测量与遥感专业博士学位,主要从事遥感信息获取与处理、天文图象处理等方面的研究。E-mail: zxgeng@126.com



沈忱(1988—),男,河北保定人,硕士研究生,2011年于解放军信息工程大学获得学士学位,主要从事数字图像处理、数字摄影测量等方面的研究。E-mail: shenchen10273@sina.com



魏小峰(1988—),男,河南遂平人,博士研究生,2009年、2012年于解放军信息工程大学分别获得学士、硕士学位,主要从事图像复原、光学合成孔径等方面的研究。E-mail: wxf198861@163.com