

文章编号:1001-9014(2005)02-0130-05

航天湍流退化图像的极大似然估计规整化复原算法

洪汉玉, 张天序, 余国亮

(华中科技大学 图像识别与人工智能研究所图像信息处理与智能控制教育部重点实验室, 湖北 武汉 430074)

摘要:为了从有噪的湍流退化图像中有效地恢复出目标图像,提出了一种基于极大似然估计准则的规整化复原算法.根据图像随机场模型建立了有关多帧图像数据的对数似然函数,同时为了平滑噪声和保护图像边缘以及避免无价值的解,将一些合理的惩罚项和辅助平滑项融合到该对数似然函数中.推导出了湍流点扩展函数和目标图像的交替迭代求解公式,通过迭代方式可将点扩展函数和目标图像同时估计出来,给出了算法的并行处理方案.在微机上对强噪声条件下的湍流退化图像进行了恢复实验,实验结果表明本算法具有较强的抗噪能力和实用价值.

关键词:图像复原;优化估计;极大似然函数;湍流退化图像

中图分类号:TP391.4 **文献标识码:**A

REGULARIZED RESTORATION ALGORITHM OF ASTRONAUTICAL TURBULENCE-DEGRADED IMAGES USING MAXIMUM-LIKELIHOOD ESTIMATION

HONG Han-Yu, ZHANG Tian-Xu, YU Guo-Liang

(Institute for Pattern Recognition and AI, State Key Laboratory of Image Processing
and Intelligent Control, Huazhong University of Science and Technology, Wuhan 430074, China)

Abstract: A regularized restoration algorithm based on maximum-likelihood estimation was presented for restoring object images from the noisy turbulence-degraded images. The logarithmic maximum-likelihood function for multi-frame image data based on the model of image random field was built, and some auxiliary terms to smooth noise while preserve the edges of images and the penalized item to avoid trivial solutions were added to the maximum-likelihood function. The iterative formulas of calculating the PSFs and object image were derived so that the PSFs and the object image could be estimated in the iterative manner. A parallel processing scheme for the algorithm is also proposed. The restoration experiments on the simulated turbulence-degraded images in the case of noise show that the proposed algorithm has high ability of noise-resisting and it has some practical applications.

Key words: image restoration; optimal estimation; maximum-likelihood function; turbulence-degraded image

引言

为了对付空中威胁与反空袭,空中目标如目标导弹的红外远距离成像探测研究越来越重要,空中目标要透过大气才能成像,大气湍流运动对光波的干扰导致目标成像模糊严重,序列图像呈抖动效应,使目标识别非常困难^[1].气动光学效应是红外成像未制导技术所面临的新问题.给红外成像未制导带来不利影响,影响了探测器对目标的探测、跟踪与识

别能力,进而影响未制导精度^[1].如不对因气动光学效应而引起的湍流退化图像进行校正与复原,就无法实现成像探测系统对目标的定位与跟踪.湍流退化图像复原的困难之处在于其退化模型是未知的和随机变化的,而传统的图像复原技术是在退化模型或称点扩展函数在确定的情况下进行复原的.在复杂湍流环境中,点扩展函数是很难测定和预先获得的.因此,从观测到的退化图像中估计出退化模型和目标图像是一个极富挑战性的课题.本文利用序

收稿日期:2004-06-29,修回日期:2004-10-09

Received date: 2004-06-29, revised date: 2004-10-09

基金项目:国家自然科学基金重点资助项目(60135020)及国家重点预研支持资助项目(413010702)

作者简介:洪汉玉(1964-),男,湖北阳新人,副教授,博士,主要从事红外成像、湍流退化图像复原、气动光学与精确制导及目标识别等研究工作.

列多帧湍流退化图像数据,采用极大似然估计方法来寻找最类似于退化图像的点扩展函数和目标图像估计,也就是寻找最适合的图像数据集来极大化似然函数,将点扩展函数和目标图像同时估计出来,从而在概率意义上达到极大程度地恢复图像的目的。

1 复原算法原理

1.1 目标成像退化模型

来自目标的可见光或红外辐射穿过大气流场后在焦平面的成像模型一般可表示为

$$g(i,j) = \iint_D h_t(i,j;\alpha,\beta)f(i-\alpha,j-\beta)d\alpha d\beta + n(i,j), (\alpha,\beta) \in D, (i,j) \in \Omega, \quad (1)$$

式中 $g_t(i,j)$ 为湍流退化图像, $f(i,j)$ 为目标原图像, $n(i,j)$ 为传感器噪声, $h_t(i,j;\alpha,\beta)$ 为湍流点扩展函数, D 为点扩展函数的支持区域, Ω 为图像目标区域,如图 1 所示,湍流对目标成像的影响使目标图像能量扩散,图像模糊。

大气湍流对目标成像的影响通常可设定模糊算子(点扩展函数)具有空间移不变性,可描述为

$$h_t(i,j;\alpha,\beta) = h_t(\alpha,\beta), (i,j) \in \Omega \quad (2)$$

将式(2)代入式(1),则可得出如下卷积形式

$$g_t(i,j) = \iint_D h_t(\alpha,\beta)f(i-\alpha,j-\beta)d\alpha d\beta + n(i,j) = h_t(i,j) \otimes f(i,j) + n(i,j). \quad (3)$$

式中 \otimes 为卷积运算,由式(3)可知,只有得到湍流点的扩展函数,才能从湍流退化图像中恢复出原目标图像.这就需要从湍流退化图像中同时估计出湍流点扩展函数和目标图像。

1.2 基于惩罚的恢复算法原理

湍流点扩展函数 $\{h_k\}_{k=1}^K$ 是随机变化的. 序列图像呈抖动效应. 本文利用序列含有相同目标的短曝光的序列图像 $\{g_k\}_{k=1}^K$ 来估计点扩展函数 $\{\hat{h}_k\}_{k=1}^K$ 和恢复目标图像 \hat{f} . 为了简化记号,对图像使用一维描

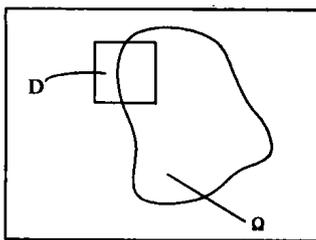


图 1 大气湍流对目标成像的影响

Fig. 1 Influence of atmosphere turbulence on the object imaging

述. 首先定义目标强度为非负函数: $\{f(x), x \in X\}$, 其中 X 为目标的支持域, 定义湍流点扩展函数为: $\{h_k(y|x), y \in Y\}, k = 1, 2, \dots, K$, 其中 Y 为图像的支持域. 短曝光湍流点扩展函数可看成是空间不变的, 定义 $i_k(y)$ 为第 k 帧图像在坐标 y 处的强度, 则

$$i_k(y) = \sum_{x \in X} h_k(y|x)f(x) = \sum_{x \in X} h_k(y-x)f(x), y \in Y. \quad (4)$$

在大多数情况下, i_k 不可能被完美地检测到, 它总是被一些噪声所污染, 设第 k 帧图像在某象元位置 y 处实际观测到的图像数据为 $g_k(y)$. 短曝光航天图像可用 Poisson 随机场建模, 即测定到的光学强度具有 Poisson 分布性质. 在给定目标强度 f 和点扩展函数 h_k 条件下, 假定 $g_k(y)$ 是一个以 $i_k(y; f, h_k)$ 为均值的服从 Poisson 分布的独立随机变量^[2], 在象元位置 y 处取整数灰度值 $g_k(y)$ 的概率可以表示为^[14]

$$P(g_k(y) | f, h_k) = \frac{i_k^{g_k} e^{-i_k}}{g_k!}. \quad (5)$$

假定观测图像各象元是相互独立的^[2], 则其联合概率分布

$$P(g_k(y_1, y_2, \dots, y_n) | f, h_k) = \prod_{y \in Y} \frac{i_k^{g_k} e^{-i_k}}{g_k!}. \quad (6)$$

对式(6)取对数, 得到其对数似然函数为

$$\ln P(g_k(y_1, y_2, \dots, y_n) | f, h_k) = (-\sum_y i_k + \sum_y g_k \ln i_k) - \sum_y \ln g_k!. \quad (7)$$

假定 K 帧观测图像 $\{g_1(y_1, y_2, \dots, y_n), g_2(y_1, y_2, \dots, y_n)\}$ 在统计上是互相独立的^[3], 则多帧泊松联合概率分布的对数似然函数为

$$\ln P(\{g_k\} | f, \{h_k\}) = -\sum_{k=1}^K \sum_y i_k + \sum_{k=1}^K \sum_y g_k \ln i_k - \sum_{k=1}^K \sum_y \ln g_k!. \quad (8)$$

将式(4)代入式(8), 且舍去其后面的常数项

$$L(f, \{h_k\}) = \ln P(\{g_k\} | f, \{h_k\}) = -\sum_k \sum_y \sum_x h_k(y-x)f(x) + \sum_k \sum_y (g_k \ln \sum_x h_k(y-x)f(x)). \quad (9)$$

最大似然估计复原是通过迭代方式逐步寻找目标强度和点扩展函数, 即寻找 \hat{f} 和 $\{\hat{h}_k\}$ 使得

$$L(\hat{f}, \{\hat{h}_k\}) \geq L(f, \{h_k\}). \quad (10)$$

显然,上述问题的解空间较大.有必要融合一些符合物理事实的限制或约束,保证解靠近或尽快靠近原问题的真解.可在对数似然函数(9)的基础上增加一些合理的辅助的惩罚函数和准则函数.

1.3 辅助惩罚项

如果选择 $\hat{f}(x) = \delta(x)$ 以及 $\hat{h}_k(y|x) = g_k(y)$, 那么 $i_k(y; \hat{f}, \hat{h}_k)$ 将等于 $g_k(y)$, 显然这是一个无价值的解. 为避免这种情况发生, 可在似然函数(9)的基础上加上一个可以抑制该种趋势的惩罚项^[2], 有

$$P(f) = \beta \sum_x \ln[1 - f(x)].$$

上述惩罚项可以防止 $\hat{f} = \delta(x)$ 的情况, 因为当 $\hat{f} = \delta(x)$ 时, 惩罚项将为负无穷大, 不可能使似然函数最大化, 从而抑制这种发展趋势.

1.4 基于保细节的平滑准则函数项

图像一般具有分片光滑性. 目标和背景区域内部像素的梯度值较小, 灰度值较接近. 这样, 领域灰度值差分极小可作为一个先验的空间相关性平滑约束加入到图像恢复过程中, 即有:

$$\text{Minimize} \left\{ \sum_x \sum_{x'} \alpha |f(x) - f(x')| \right\}.$$

其中 x' 取象元 x 的 4 近邻, α 为平滑系数或称正则化系数. 上式对象元的 4 领域差异进行同等程度的平滑, 它的平滑作用是无方向性的, 会平滑一些噪声, 但主要强调区域内部的均匀性, 所产生的解会出现过平滑现象, 导致图像细节丢失.

另一方面, 在强调区域内部均匀性的同时, 还应注意目标与背景分界处像素灰度值的差异. 为了在恢复过程中尽量保存图像细节, 对具有大梯度(一般对应图像细节)的平滑系数应取小一点, 而对于较小梯度的平滑系数应取大一点^[4]. 为此, 构造如下便于问题求解的准则函数 $J(f)$:

$$J(f) = \sum_x \sum_{x'} \alpha(t) |f(x) - f(x')|. \quad (11)$$

式中 t 为一阶梯度, $t = f(x) - f(x')$.

如何选择 $\alpha(t)$ 的形式对保护边缘是很重要的. 首先, 边缘是有方向性的, 其大小和方向在数学上可用一阶梯度表示. 要保护边缘, 就不能对各方向的梯度进行同等程度的惩罚, 否则会模糊边缘, 由此可见, 正则化系数的大小应与各点的梯度值有关, 不同方向的梯度大小是不一样, 正则化系数应不一样, 如图 2 所示. 其次, 要保护边缘就应保护一些比较大一点的梯度值, 允许相邻点之间有差异存在. 对边缘(大梯度)惩罚要小一些, 对小梯度, 为抑制噪声放大, 惩罚应稍大一些^[4]. 选正则化系数为与梯度参

变量有关的函数形式, 使其对梯度进行自适应惩罚^[4].

取 $\alpha(t) = -\exp\left(-\frac{t^2}{2\sigma^2}\right)$, $0 < \alpha(t) \leq 1$, 显然, 梯

度 t 越大, 惩罚越小, 梯度 t 越小, 惩罚越大. 显然, 希望式(11)为极小. 为了将其加入到极大似然函数式(10)中, 可进行如下变换, 即使下式为极大:

$$J(f) = \eta \left[1 - \sum_x \sum_{x'} \alpha(t) |f(x) - f(x')| \right].$$

式中 η 为常数, 控制平滑项的作用. 其值大, 平滑作用就大, 将辅助惩罚项和基于保细节的平滑准则函数加入到似然函数式(10)中. 即有

$$\begin{aligned} L_p(f, \{h_k\}) &= L(f, \{h_k\}) + P(f) + J(f) \\ &= - \sum_k \sum_y \sum_x h(y-x)f(x) + \sum_k \sum_y g_k \ln i_k \\ &\quad + \beta \sum_x \ln[1 - f(x)] \\ &\quad + \eta \left[1 - \sum_x \sum_{x'} \alpha(t) |f(x) - f(x')| \right]. \quad (12) \end{aligned}$$

于是问题归结为带辅助项的极大似然估计问题, 即需逐步找到合适的 \hat{f} 和 $\{\hat{h}_k\}$, 满足 $L_p(\hat{f}, \{\hat{h}_k\}) \geq L_p(f, \{h_k\})$, 式(12)的直接解很难求. 可用 EM 算法来求解较理想的 \hat{f} 和 $\{\hat{h}_k\}$.

2 \hat{f} 和 $\{\hat{h}_k\}$ 的迭代求解

EM 算法采取迭代的形式, 交替地实施 2 个基本计算步骤: E 步(计算期望步)和 M 步(极大化计算步). 在此, 运用 EM 算法原理^[5], 通过迭代寻找最适合的点扩展函数目标图像的估计, 结合 EM 算法的思想, 可以认为 $g_k(y)$ 是一个“不完全数据”, 因为这仅仅是“完全数据”的第 k 次观测结果, 设完全数据集为 $\{\tilde{g}_k(y|x)\}$, 则观测数据 $g_k(y)$ 可写为

$$g_k(y) = \sum_x \tilde{g}_k(y|x). \quad (13)$$

其中数据集 $\{\tilde{g}_k(y|x)\}$ 各元素是独立的, 具有泊松分布的随机变量, 它的期望为

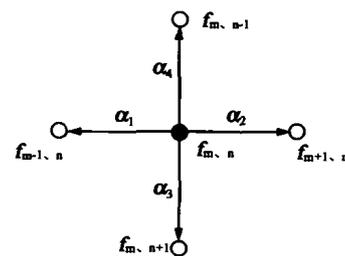


图 2 各向异性($\alpha_1 \neq \alpha_2 \neq \alpha_3 \neq \alpha_4$)惩罚
Fig. 2 Anisotropic($\alpha_1 \neq \alpha_2 \neq \alpha_3 \neq \alpha_4$) penalty

$$E[g_k(y|x)] = h_k(y-x)f(x).$$

由于 $g_k(y)$ 是一些具有泊松分布的独立随机变量之和,因此它也是服从泊松分布的,它的期望是

$$\begin{aligned} E(g_k(y)) &= E\left(\sum_x \tilde{g}_k(y|x)\right) \\ &= \sum_x h_k(y-x)f(x) \\ &= i_k(y; \mathbf{f}, \mathbf{h}_k). \end{aligned} \quad (14)$$

完全数据和不完全数据在统计意义上是相对应的^[6],于是,与完全数据对应的似然函数可写为

$$\begin{aligned} L'(f, \{\mathbf{h}_k\}) &= - \sum_k \sum_y \sum_x h(y-x)f(x) \\ &+ \sum_k \sum_y \sum_x \tilde{g}_k(y|x) \ln h_k(y-x)f(x) \\ &+ \beta \sum_x \ln[1-f(x)] + \eta [1 - \sum_x \sum_{x'} \alpha(t) |f(x) - f(x')|]. \end{aligned}$$

同时,恢复出的图像能量要保持恒定,经归一化后,保证有 $\sum_x f(x) \equiv 1$, 根据 Lagrange 理论,将此约束加入上式中,有

$$\begin{aligned} L'(f, \{\mathbf{h}_k\}) &= - \sum_k \sum_y \sum_x h(y-x)f(x) \\ &+ \sum_k \sum_y \sum_x \tilde{g}_k(y|x) \ln h_k(y-x)f(x) \\ &+ \beta \sum_x \ln[1-f(x)] + \beta \sum_x \ln[1-f(x)] \\ &+ \eta [1 - \sum_x \sum_{x'} \alpha(t) |f(x) - f(x')|] \\ &+ \lambda (1 - \sum_x f(x)). \end{aligned} \quad (15)$$

假定已知第 $n-1$ 次迭代数据,且用第 $n-1$ 次的的数据确定 $\alpha(t)$,则对数似然函数的当前期望值为

$$\begin{aligned} E^n[L'(f, \mathbf{h}) | \{g_k(y)\}, f^{n-1}, h^{n-1}] &= - \sum_k \sum_x h_k^n(x) + \sum_k \sum_y \sum_x E^{n-1}[\tilde{g}_k(y|x) | g_k(y)] \ln[h_k^n(y-x)f^n(x)] \\ &+ \beta \sum_x \ln[1-f^n(x)] \\ &+ \eta [1 - \sum_x \sum_{x'} \alpha(t^{n-1}) |f^n(x) - f^{n-1}(x')|] + \lambda (1 - \sum_x f^n(x)). \end{aligned} \quad (16)$$

为了极大化式(16)将其分别 $h_k^n(x)$ 和 $f^n(x)$ 求导,令其导数为零,可以推导出

$$h_k^n(x) = \sum_y E^{n-1}[\tilde{g}_k(y|y-x) | g_k(y)], \quad (17)$$

$$A(f^n(x))^2 - (U_x + \beta + A)f^n(x) + U_x = 0. \quad (18)$$

其中

$$U_x = \sum_k \sum_y E^{n-1}[\tilde{g}_k(y|x) | g_k(y)],$$

$$A = \eta \sum_x \alpha(t^{n-1}) \operatorname{sgn}(f^{n-1}(x) - f^{n-1}(x')) + \lambda$$

由式(18)可得

$$f^n(x) = \frac{(U_x + \beta + A) - \sqrt{(U_x + \beta + A)^2 - 4AU_x}}{2A}. \quad (19)$$

由文献[6]可知,假如 z_1 和 z_2 是独立的均值分别为 λ_1, λ_2 的泊松分布的随机变量,则有条件期望

$$E[z_1 | (z_1 + z_2)] = \frac{\lambda_1}{\lambda_1 + \lambda_2} (z_1 + z_2). \quad (20)$$

因此有

$$\begin{aligned} E^{n-1}[\tilde{g}_k(y|x) | g_k(y)] &= \frac{f^{n-1}(x) h_k^{n-1}(y-x)}{i_k^{n-1}} g_k(y), \end{aligned}$$

将其代入式(19)可得

$$U_x = f^{n-1}(x) \sum_k \sum_y \frac{h_k^{n-1}(y-x) g_k(y)}{i_k^{n-1}}. \quad (21)$$

同理,由式(17)可推出

$$h_k^n(x) = h_k^{n-1}(x) \sum_y \frac{f^{n-1}(y-x) g_k(y)}{i_k^{n-1}}. \quad (22)$$

3 复原算法实现及其分块并行计算

利用式(20)、式(21)和式(22),可获得目标图像湍流点扩展函数的迭代解.由式(4)、式(21)和式(22)可知,其计算量较大,当点扩展函数区域为 $M \times M$,图像大小为 $N \times N$ 时,其加法和乘法运算量正比于 $N^2 M^2$,可根据先验知识对点扩展函数的支持域大小进行控制.采用紧支持域,可降低计算量,另外,将式(4)的卷积运算和迭代公式(21)和式(22)中的相关运算转换到频域中借助快速傅里叶变换来实现,其加法和乘法运算量正比于 $(4N^2 + 6N^2 \log_2 N)$,计算量大大降低,由式(19)、式(21)和式(22)可知,本文算法可采用一种计算任务分块的并行方式进行处理,将整体数据传输到各计算节点上, $f(\mathbf{x})$ 与 $\mathbf{h}_k(\mathbf{x})$ 均可采用分块(将支持域分成几块)的方法进行计算,将计算量分解到各计算节点上,即整体数据传输,分块计算复原,可实现快速并行高效恢复图像.显然,这一并行方案有利于算法的多 DSP 实现.

4 实验结果与分析

图3为原始图像,为空中多目标远距离的红外成像模拟,图像显示比例均为50%.采用仿真软件生成的5帧序列湍流退化图像如图4(a)和图4(b)(为节省篇幅,仅显示2帧,其余略)所示.从湍流退化图像中,无法分辨出各目标的形状和相互位置信息.图5(a)、图5(b)和图5(c)是采用本文算法用5

帧湍流退化图像,迭代次数分别为 50、200 和 300 时所得的复原图像. 目标图像的形状及互相位置信息已经恢复出来了,可辨认单个目标. 随着迭代次数增加,恢复出来的目标图像越来越清晰,但耗时也成倍增大.

对图 4 的序列湍流退化图像分别添加高斯白噪声,使图像信噪比 SNR 为 20dB,得到图 6(a)和图 6(b)等. 采用本文算法迭代 200 次得到的复原图像如图 6(c). 目标位置信息基本上被恢复出来了. 进一步添加噪声,使信噪比 SNR 达到 10dB,如图 7(a)和图 7(b)所示,图 7(c)是迭代 200 次后的恢复图像,恢复效果比较好,在强噪声的条件下,目标依然被恢复出来了,这证实了本文算法的稳定性.

图 8(a)是一帧实际图像,受大气扰动影响有些模糊. 采用本文算法用这一帧图像来恢复,所恢复出的图像如图 12(b),迭代次数为 1000. 从恢复出的图像中,目标轮廓细节基本清晰可见. 这进一步验证了本文算法具有较好的恢复效果.



图 3 原图
Fig.3 Original image



图 4 (a),(b) 序列湍流退化图像(无噪)
Fig.4 (a),(b) A series of turbulence degraded images at free noise

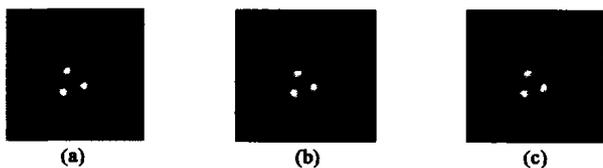


图 5 (a),(b),(c) 迭代次数分别为 50, 200, 300 时所复原的图像
Fig. 5 (a),(b),(c) Restored object images with 50, 200, 300 iterations

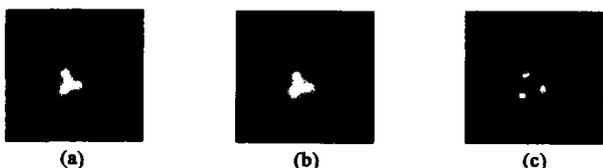


图 6 (a),(b) 序列湍流退化图像, SNR = 20 dB, (c) 复原图像
Fig. 6 (a),(b) A series of turbulence-degraded images in case of SNR = 20 dB, (c) the restored image

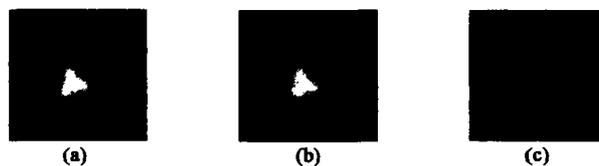


图 7 (a),(b) 序列湍流退化图像, SNR = 10 dB, (c) 复原图像
Fig. 7 (a),(b) A series of turbulence-degraded images in case of SNR = 10 dB, (c) the restored image

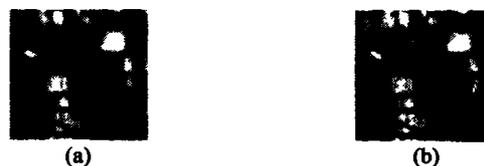


图 8 (a) 退化图像, (b) 复原图像(迭代 1000 次)
Fig. 8 (a) degraded image, (b) restored image by 1000 iterations

5 结语

为了克服现有复原算法对噪声敏感和不稳定等缺点,本文提出一种基于辅助平滑规整项的极大似然估计复原算法来恢复图像. 实验结果表明本文算法具有良好的抗噪能力和稳定性,在点扩展函数未知的情况下,经过有限次迭代即可得到较好的复原图像,具有很好的实用价值.

REFERENCES

- [1] YIN Xing-Liang. *Aero-optics Principle* [M]. Beijing: Chinese Astronautics Press (殷兴良. 气动光学原理. 北京:中国宇航出版社), 2003, 10.
- [2] Schulz T J. Multiframe blind deconvolution of astronomical images[J]. *J. Opt. Soc. Am. A*, 1993, 10(5): 1064—1073.
- [3] Sheppard D G, Hunt B R, Marcellin M W. Iterative multi-frame superresolution algorithms for atmospheric-turbulence-degraded imagery[J]. *J. Opt. Soc. Am. A*, 1998, 15(4): 978—991.
- [4] Charbonnier P, Blanc-Feraud L, Aubert G, et al. Deterministic edge-preserving regularization in computed imaging [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 1997, 6(2): 298—311.
- [5] Dempster A P, Laird N M, Rubin D B. Maximum likelihood from incomplete data via the EM algorithm[J]. *Journal of the Royal Statistical Society Series B*, 1977, 39(1): 1—38.
- [6] Shepp L A, Vardi Y. Maximum-likelihood reconstruction for emission tomography[J]. *IEEE Trans. Med. Imag.*, 1982, 1(2): 113—121.