

基于多通道盲反卷积的空间光学遥感器 在轨点扩展函数估算

郭玲玲^{1,2} 吴泽鹏^{1,2} 张立国¹ 任建岳¹

(¹ 中国科学院长春光学精密机械与物理研究所, 吉林 长春 130033)

² 中国科学院大学, 北京 100049

摘要 为了快速、准确地在轨估算空间光学遥感成像系统的点扩展函数(PSF),提出了基于多通道盲反卷积(MBD)的估算方法,避免了以往方法依赖靶标及时间开销大等缺点。从单幅遥感图像中,提取多幅具有局部一致背景的目标子图像,进行交替最小化的迭代盲反卷积计算。在 Intel Core i5-2400 3.1 GHz 主频的计算机 Matlab 软件平台上,使用两幅无噪子图像只需 0.4917 s 即可达到均方误差百分率为 1.1% 的 PSF 估算结果;使用信噪比为 45 dB 的两幅含噪子图像,其均方误差百分率可达到 5.9%。由估算的 PSF 复原图像时,可以将灰度平均梯度由 5.7 提高至 7.1,拉普拉斯能量由 29 提高至 46。估算精度与运行速度均优于常用的倾斜刃边法。

关键词 遥感;光学遥感;点扩展函数;多通道盲反卷积;图像处理

中图分类号 TP751.1 **文献标识码** A **doi**: 10.3788/AOS201333.0428001

Multichannel Blind Deconvolution-Based on-Orbit Estimation of Point Spread Function for Space Optical Remote Sensors

Guo Lingling^{1,2} Wu Zepeng^{1,2} Zhang Ligu¹ Ren Jianyue¹

(¹ Changchun Institute of Optics, Fine Mechanics and Physics, Chinese Academy of Sciences, Changchun, Jilin 130033, China
² University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049, China)

Abstract In order to evaluate the point spread function (PSF) of optical remote sensors well and truly, a fast multichannel blind deconvolution (MBD)-based estimation method which does not need any ground target is proposed. Multiple sub-images with uniform local background are extracted from a remote sensor image and alternate minimization algorithm is used to implement the blind deconvolution. It only takes 0.4917 s to achieve a percentage mean square error of 1.1% with two noise-free sub-images on a Matlab platform. While the error is 5.9% for two sub-images with the signal-to-noise ratio of 45 dB. By applying the estimated PSF to image restoration, it can bring gray mean gradient from 5.7 to 7.1 and energy of Laplacian from 29 to 46. This method performs more accurately and efficiently than the frequently used slanted-edge method.

Key words remote sensing; optical remote sensing; point spread function; multichannel blind deconvolution; image processing

OCIS codes 280.4788; 100.1830; 100.3190; 100.1455

1 引言

随着 CCD 技术的不断发展,以 CCD 为核心的

空间光学遥感器在很多领域有着重要的应用,如地形测绘、自然灾害检测等。然而,大气扰动、相机离

收稿日期: 2012-09-13; 收到修改稿日期: 2012-10-22

基金项目: 吉林省科技发展项目(201000526)资助课题。

作者简介: 郭玲玲(1988—),女,硕士研究生,主要从事空间光学遥感图像反卷积复原方面的研究。

E-mail: guolingl@mail.ustc.edu.cn

导师简介: 任建岳(1952—),男,博士,研究员,主要从事空间光学及光机电系统方面的研究。

E-mail: renjy@ciomp.ac.cn

焦和相对复合运动等因素会导致图像降晰(退化)。降晰过程可以用降晰函数,即点扩展函数(PSF)来描述,无论是在轨成像系统指标如调制传递函数(MTF)的计算,还是遥感图像复原工作,都离不开系统点扩展函数的分析计算。

近几十年较多文献都涉及了 PSF 的估算问题。文献[1~3]分别给出了通过点光源响应、阶跃边缘响应、矩形脉冲响应来估算 PSF 的方法,这些方法都需要依赖地面靶标或建筑物等提供的先验信息。点光源法^[1]必须在地面铺设产生点光源的靶标,成本较大且难实现;倾斜斜边法^[2]需要靶标或者建筑物、海岸线等提供直边图像;矩形脉冲法^[3]需知道实际场景中条缝状目标的准确宽度。而同时估算 PSF 与原场景的盲反卷积算法则克服了这一缺点,该类方法通常都涉及正则化来确保唯一解和稳定性。常用的有全变分(TV)算法^[4]、基于有限支撑域的受限递归滤波(NAS-RIF)^[5]等。当同一场景可以获得多帧退化图像时,还可以应用多通道盲反卷积(MBD)技术^[6]。然而,盲反卷积技术普遍存在的问题是,由迭代导致的算法时间开销较大。

本文将 MBD 思想用于单幅遥感图像的在轨 PSF 估算,首先提取多幅(不少于 2 幅)满足条件的子图像,然后将其用于 PSF 估算。控制子图像尺寸和子图像总帧数,可以调节算法时间在可接受的范围之内。该方法不依赖先验信息,而且相较于已有的单幅图像盲反卷积算法,更加有效和稳定,理论上在无噪情况下可以达到接近 100% 的估算准确率。

2 问题描述与算法设计

2.1 模型建立

有连续亮度函数 $o(x, y)$ 的地面场景,通过空间

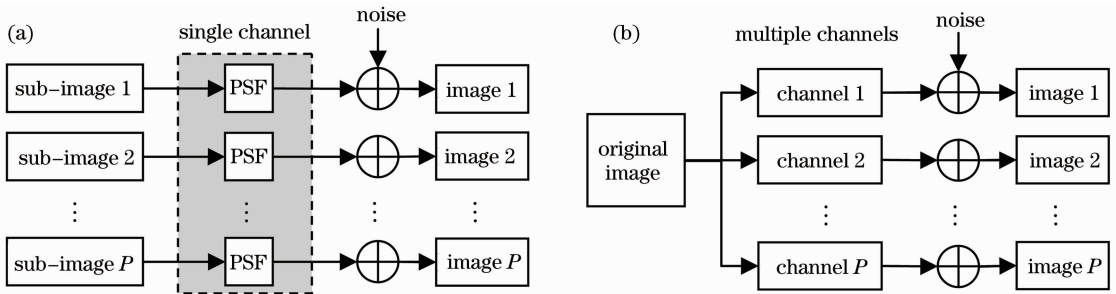


图 1 算法模型。(a) MIMO 模型; (b) SIMO 模型

Fig. 1 Model of MBD-based algorithm. (a) Model of MIMO; (b) model of SIMO

2.2 算法思想

本文使用多幅子图像来估算 PSF 是出于分集增益的考虑:对于多幅存在差异、独立的子图像(频

光学遥感器的光学系统会发生扭曲形变。原场景的退化过程可以用与点扩展函数 $h(x, y)$ 的卷积来建模,最后 CCD 器件对之离散量化产生了数字图像 $z(i, j)$ 。完整的模型可以表示为

$$z(i, j) = D\{h(x, y) * o[W(x, y)]\} + \eta(i, j), \quad (1)$$

式中 η 为加性噪声, W 为几何形变, $D\{\cdot\}$ 为抽样算子, $*$ 为卷积。对(1)式变形即可得到更常见的线性移不变模型

$$z(i, j) = h(i, j) * u(i, j) + \eta(i, j), \quad (2)$$

式中 $h(i, j)$ 、 $u(i, j)$ 分别表示离散化的 PSF 和原场景的数字图像。当 h 与 u 都未知时,求解 h 或者复原 u 的问题都是盲反卷积问题。如果已知多幅独立图像经同一信道(即对应相同的 PSF)退化后的图像 $z_p(p = 1, 2, \dots, P)$, 那么,其退化模型可描述为

$$z_p(i, j) = h(i, j) * u_p(i, j) + \eta_p(i, j), \quad p = 1, 2, \dots, P, \quad (3)$$

对应的向量化形式为

$$z_p = U_p h + \eta_p, \quad p = 1, 2, \dots, P \quad (4)$$

式中 z_p 、 h 、 η_p 分别为 z_p 、 h 、 η_p 的堆积向量, $h \equiv [h(1, 1), h(2, 1), \dots, h(m_h, n_h)]^T$, 其他同理。对于相互独立的不同的遥感图像,决定其 PSF 的因素变化无常,不能认为它们的 PSF 相同。但是,对于单幅遥感图像,在空间移不变假设的前提下,可以认为对空间任何位置 PSF 相同,这样便可以从单幅遥感图像中截取不同的子图像构成图 1(a)所示的多输入多输出(MIMO)模型。由于其 PSF 相同,根据卷积运算的可交换性,对(3)式的求解与图 1(b)所示的标准多通道退化(单输入多输出, SIMO)模型^[7]求解没有本质上的差别。

谱没有同样的零点),如果一幅图像中部分信息由于退化丢失,可以由其他满足一定条件的图像弥补。当存在噪声时,虽然不能得到毫无误差的 PSF 估算

结果,但是分集增益可以保证估算出的 PSF 仍有较高精度。

由于盲反卷积问题本身的病态性,对(3)式的求解需要用到有约束的最小化技术^[7,8]。假设原始子图像 $u_p (p = 1, 2, \dots, P)$ 具有相同尺寸,都定义在区域 S_u 内,且 η 为方差 σ^2 的零均值白噪声,用向量 $\mathbf{I} = (i, j)$ 表示 S_u 中的位置,那么需强加限制对解做空间约束:

$$\int_{S_u} (h * u_p - z_p)^2 d\mathbf{I} = |S_u| \sigma^2, \quad p = 1, 2, \dots, P, \quad (5)$$

式中 $|S_u|$ 为 Lebesgue 测度。另外,如果 (h, u_p) 为(3)式的解,那么 $(\alpha h, u_p/\alpha)$ 也是(3)式的解,为使解唯一,需满足

$$\int_{S_h} h d\mathbf{I} = 1, \quad (6)$$

式中 S_h 表示 h 的定义域区域。 α 可以是任意非零值,所以(6)式的限制总是可以满足的。

若分别用 $Q(h)$ 和 $R(u_p)$ 表示估算的 PSF 和原始子图像簇的约束(正则)泛函,那么该最小化问题可以表示为

$$\min_{h, u_p} [Q(h) + R(u_p)], \quad \text{subject to} \\ \text{formula (4) ~ (6)}. \quad (7)$$

不考虑限制(5)、(6)式时,文献[8]给出了一种经典

的约束能量泛函最小化方法,其形式可表示为

$$E(h, u_1, u_2, \dots, u_P) = \frac{1}{2} \sum_{p=1}^P \|h * u_p - z_p\|^2 + \lambda_h Q(h) + \lambda_u R(u_1, u_2, \dots, u_P), \quad (8)$$

式中 λ_h, λ_u 为正权数,(8)式等号右边第一项为保真项,其余为约束项。约束项 $Q(h)$ 常使用全变分约束函数,即

$$Q(h) = \int_{S_h} |\nabla h| d\mathbf{I}, \quad (9)$$

(8)式还可以采用其他形式,如 Tichonov 约束函数、超曲面最小函数^[8]等。约束项 $R(u_p)$ 的作用在于使不同的 u_p 约束在一起。在无噪情况下,有

$$u_s * z_t = u_t * z_s, \quad \text{for } 1 \leq s, t \leq P. \quad (10)$$

故而 $R(u_p)$ 可以定义为

$$R(u_1, u_2, \dots, u_P) = \frac{1}{2} \sum_{1 \leq s < t \leq P} \|z_s * u_t - z_t * u_s\|^2. \quad (11)$$

需要注意的是,(10)式成立的条件是 z_p 为常规完全卷积结果,而不是经过裁切的部分卷积结果。而(5)式和(8)式中 z_p 为捕获的遥感图像截取的子图像,也就意味着 z_p 非完全卷积结果。要克服这一矛盾,需要 u_p 满足一定的条件。为表示方便,用一维(1D)信号来做分析。记 $\mathbf{h}_{1D} = [h_0, h_1, \dots, h_{M-1}]^T$, 则对应的完全卷积与部分卷积分别为

$$\begin{bmatrix} y_0 \\ y_1 \\ \vdots \\ y_{M+N-2} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} h_0 & & & & \\ & h_1 & h_0 & & \\ & \vdots & \vdots & & \\ & h_{M-1} & h_{M-2} & \cdots & h_0 \\ & & h_{M-1} & & h_1 \\ & & & & \vdots \\ & & & & h_{M-1} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_0 \\ x_1 \\ \vdots \\ x_{N-1} \end{bmatrix}, \quad (12)$$

$$\begin{bmatrix} y_0 \\ y_1 \\ \vdots \\ y_{M+N-2} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} h_{M-1} & h_{M-2} & \cdots & h_0 & & \\ & h_{M-1} & h_{M-2} & \cdots & h_0 & \\ & & & \vdots & \vdots & \\ & & & h_{M-1} & \cdots & h_1 & h_0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_{-M+1} \\ \vdots \\ x_{-1} \\ x_0 \\ x_1 \\ \vdots \\ x_{N-1} \\ x_N \\ \vdots \\ x_{M+N-2} \end{bmatrix}. \quad (13)$$

要使部分卷积具有完全卷积的性质,需要(12)式中

$$[x_{-M+1} \ \cdots \ x_{-1} \ x_0 \ x_1 \ \cdots \ x_{N-1} \ x_N \ \cdots \ x_{M+N-2}]^T = [0 \ \cdots \ 0 \ x_0 \ x_1 \ \cdots \ x_{N-1} \ 0 \ \cdots \ 0]^T. \quad (14)$$

推广到二维(2D)情形,若 PSF 尺寸为 $M \times M$, 则 u_p 需满足其四周宽度在 $M-1$ 范围内为 0, 即在 u_p 外部“相框”状的区域像素为 0。而在实际遥感图像中,像素值为 0 的点几乎不存在,更不存在满足此条件的区域。但是,满足在方形环状区域内为一个常数或变化很微小的区域却是很容易找到的。即寻找满足

$$u_p^{\text{full}} = \begin{bmatrix} c_p & \cdots & c_p & \cdots & c_p & \cdots & c_p \\ \vdots & & \vdots & & \vdots & & \vdots \\ c_p & \cdots & c_p & \cdots & c_p & \cdots & c_p \\ \vdots & & \vdots & & \vdots & & \vdots \\ c_p & \cdots & c_p & \cdots & c_p & \cdots & c_p \\ \vdots & & \vdots & & \vdots & & \vdots \\ c_p & \cdots & c_p & \cdots & c_p & \cdots & c_p \end{bmatrix} \quad (15)$$

的区域,此时 $(u_p - C_p)$ 满足(14)式的条件,其中 C_p 表示与 u_p 尺寸相同,像素值均为 c_p 的图像, c_p 为正常数。对应空间光学遥感图像, c_p 为局部均匀一致的背景亮度值。无噪情况下,有

$$z_p = h * u_p = h * (u_p - C_p) + h * C_p, \quad (16)$$

又由于(6)式的限制,有

$$z_p - C_p = h * (u_p - C_p). \quad (17)$$

基于以上分析,可以将 $(z_p - C_p)$ 作为观测到的退化图像,使用交替最小化(AM)算法迭代求解。(8)式表示的多变量能量函数不是处处凸的,但是,当参数 h 或 u_p 固定时,它是凸函数。对给定的初始值 $h^{(0)}$,AM 算法重复以下两个步骤($n \geq 1$):

$$u_p^{(n)} = \operatorname{argmin} E[h^{(n-1)}, u_p], \quad (18)$$

$$h^{(n)} = \operatorname{argmin} E[h, u_p^{(n)}]. \quad (19)$$

AM 算法与最速下降法类似,在子图像空间降至最小后,继而在 PSF 空间与先前正交的方向上最小化,如此反复。(18)式的最小化可以直接求解对应(8)式的 Euler-Lagrange 方程,即

$$\begin{aligned} \frac{\partial E}{\partial u_p} &= \bar{h} * (h * u_p - z_p) - \lambda_u \sum_{i=1, i \neq p}^P (\bar{z}_i * z_i * u_p - \bar{z}_i * z_p * u_i) = 0 \\ \frac{\partial u_p}{\partial l} &= 0 \quad \text{on} \quad \partial S_u, \quad p = 1, 2, \dots, P, \end{aligned} \quad (20)$$

式中 $\bar{h}(i, j) = h(m_h - i, n_h - j)$, \bar{z}_p 同理;Neumann 边界条件中 l 表示边界 ∂S_u 处外法向。有约束条件的最小化问题解决方法有内点法、序列二次规划法(SQP)、有效集法、置信域映射法等。而(19)式的最小化问题可以转化为线性方程组的求解问题,即求解

$$(U^T \Sigma^{-1} U + L) \mathbf{h} = U^T \Sigma^{-1} \mathbf{z}, \quad (21)$$

式中 $U \equiv (U_1^T, \dots, U_P^T)^T$, $\mathbf{h} \equiv (h_1^T, \dots, h_P^T)^T$, $\mathbf{z} \equiv (z_1^T, \dots, z_P^T)^T$, L 为拉普拉斯算子矩阵, Σ 为噪声的协方差矩阵,其形式为 $\Sigma = \operatorname{diag}(\sigma^2, \sigma^2, \dots, \sigma^2)$ 。形如(21)式的线性方程组解法有很多,如高斯-塞德尔(G-S)迭代,超松弛迭代(SOR),共轭梯度法(CG)等。

2.3 算法设计

2.3.1 子图像提取

应用 2.2 节方法之前,必须首先自动提取合适的子图像 $z_p (p=1, 2, \dots, P)$ 。由于(15)式的限制,子图像需满足具有局部一致背景,即子图像边缘外环状区域平坦。随着大视场高分辨率空间相机的出现,遥感图像尺寸越来越大。为了提高效率,对大尺寸遥感图像进行分块处理。子图像自动提取算法流程如图 2 所示。

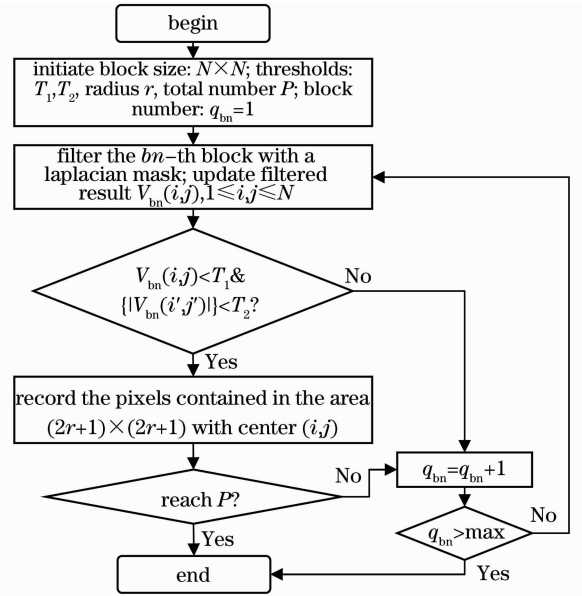


图 2 子图像自动检测流程图

Fig. 2 Automatic sub-image detection flow

图 2 中 T_1 为负数阈值, T_2 为正数阈值, 且 $|T_1| \gg T_2$ 。集合 $\{|V_{bn}(i', j')|\}$ 表示以 (i, j) 为中心的半径 r 外的“相框”状区域滤波后的绝对值, 中

心值为负的拉普拉斯算子掩模的作用在于锐化图像,对于具有局部一致背景的图片,集合 $\{|V_{bn}(i',j')|\}$ 中的值应均接近 0。由于退化及噪声的影响,所提取的子图像并非具有严格的一致背景,即不要求集合 $\{|V_{bn}(i',j')|\}$ 中的值严格为 0。

2.3.2 PSF 估算

基于 2.2 节的分析,对单幅遥感图像的 PSF 估算步骤设计如下:

- 1) 从退化图像中,利用图 2 所示算法自动提取 P 幅尺寸相同的子图像: $\tilde{z}_p (p = 1, 2, \dots, P)$;
- 2) 对每幅子图像,求出其局部背景图像 C_p , 令新的子图像 $z_p = \tilde{z}_p - C_p (p = 1, 2, \dots, P)$;
- 3) 对给定的初值 $h^{(0)}$ (如 delta 函数), PSF 尺寸 (m_h, n_h) 以及权数 λ_h, λ_u , 利用 AM 算法分别最小化 (18)、(19) 式;
- 4) 重复 (18)、(19) 式对应的求解直至 $h^{(m)}$ 稳定。

3 仿真与实验

3.1 仿真及分析

设估算出的 PSF 为 h' , 定义均方误差百分率 (PMSE) 为

$$P_{MSE}(h') = \frac{\|h' - h\|}{\|h\|} \times 100\%, \quad (22)$$

其中 $\|\cdot\|$ 为 L_2 范数, PMSE 越小表明估算精度越高。在无噪情况下, 对图 3 所示经同一信道退化的子图像, 尺寸均为 (9,9), 利用第 2 节的方法估算其 PSF。 (20) 式求解使用 Matlab 软件平台的 fmincon 函数, (21) 式求解使用 pcg 函数。由 PMSE 评判估算的准确度, 其结果如图 4 所示。随着迭代次数增加, 其估算结果越来越精确; 且在同样的迭代次数下, 子图像总帧数 P 越大时, 估算精度越高。 $P=2$, 迭代 20 次 PMSE 为 1.1%; $P=6$, 迭代 20 次时 PMSE 可以达到 0.38%, 故而在无噪情况下, 该方法可以达到很高的准确度, 增加其迭代次数或者 P 的值, 可达到接近 100% 的 PSF 估算精度。

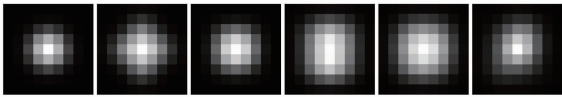


图 3 放大显示的退化子图像

Fig. 3 Enlarged and degraded sub-images

另一个需要考虑的问题是算法所耗时间, 在 Intel Core i5-2400 3.1 GHz 主频的计算机 Matlab 软件平台上, 算法耗时结果如图 5 所示。其中居上的 3 条曲线对应图 3 所示尺寸为 (9,9) 的子图像估

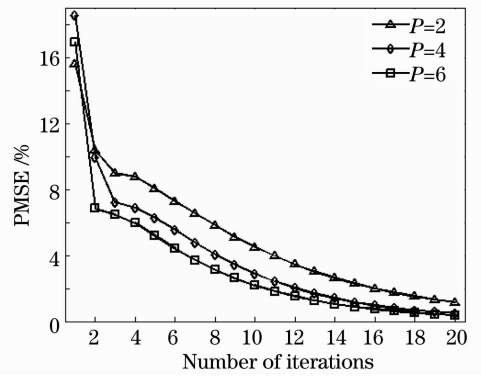


图 4 PMSE 与迭代次数关系曲线

Fig. 4 PMSE versus number of iterations

算 PSF 消耗时间, 居下的 3 条曲线对应的子图像尺寸为 (7,7), 对应图 2 中每个子图像的中心 7×7 的像素区域。由图 5 可知, 算法运行所需时间除了与子图像总帧数 P 有关外, 更大程度上受输入子图像尺寸影响。当子图像尺寸为 (7,7) 时, 若 $P=6$, 迭代 20 次需要 1.3324 s, 而 $P=2$, 迭代 20 次只需 0.4917 s。

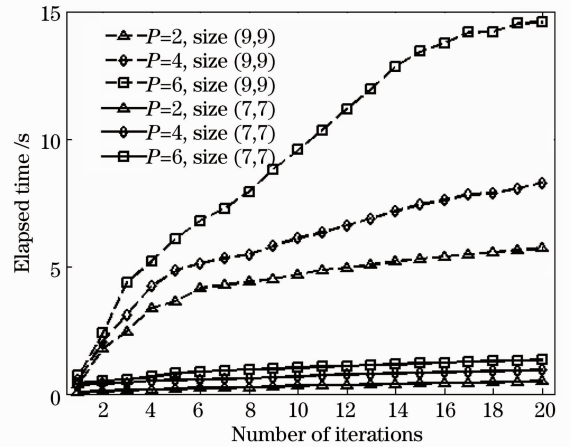


图 5 运行时间与迭代次数关系曲线

Fig. 5 Elapsed time versus number of iterations

由以上仿真性实验可知, 要提高运行速度, 需要尽量减小子图像尺寸以及迭代次数与子图像总帧数 P 。应用于空间光学遥感图像的 PSF 估计时, 减小子图像尺寸意味着子图像中亮度强的目标要尽量小, 接近“点”目标, 对这些近似“点”的目标子图像只要求其满足分集增益的条件, 对于空间光学遥感器拍摄的自然场景, 必然可以满足该条件。由图 5 可知, 减小图像尺寸是最有效地提高运行速度的手段。而减小迭代次数和子图像总帧数 P , 与提高估算精度是相悖的, 需要合理设置迭代次数和 P 的值来兼顾精度与速度。当子图像尺寸固定为 (7,7) 时, 达到的 PMSE 与消耗时间的关系如图 6 所示。由图 6

可以发现在实际应用中取 $P=2$ 相对合理,当迭代结果趋于稳定时停止迭代。

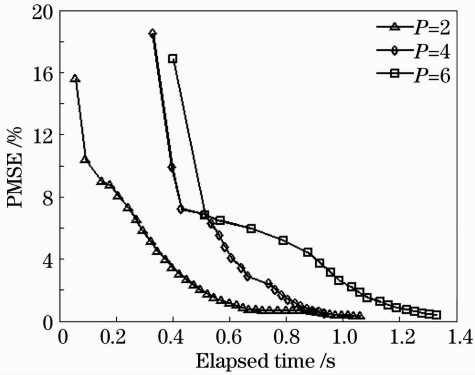


图 6 PMSE 与运行时间关系曲线

Fig. 6 PMSE versus elapsed time

实际的空间光学遥感图像中,总是不可避免地存在噪声,对于含噪图像的 PSF 估算,本文提出的方法具有较好的稳定性。首先定义信噪比(SNR)为

$$R_{SN} = 10\lg \left[\frac{\sum_{i=1}^P \|z_i - \text{mean}(z_i)\|^2}{Pm_z n_z \sigma^2} \right], \quad (23)$$

式中 (m_z, n_z) 为子图像 z_p 的尺寸, $\text{mean}(z_p)$ 为 z_p 的均值。

子图像尺寸为 $(9, 9)$ 时,PSF 估算迭代 10 次后的 PMSE 与信噪比的关系如图 7 所示。由图 7 知,由于噪声的随机性,估计 PSF 的 PMSE 可能不严格与 P 相关,但增大 P 的值,很多时候都可带来更高的估算精度:同样在约 45 dB 的噪声下, $P=2$ 时,

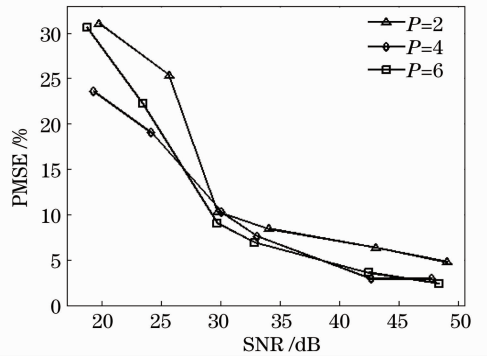


图 7 PMSE 与 SNR 关系曲线

Fig. 7 PMSE versus SNR

PMSE 为 5.9%;而 $P=6$ 时,PMSE 为 3.5%。

3.2 全色谱段遥感图像 PSF 估算实验

通过 3.1 节的仿真分析已经知道,出于缩短运算时间的考虑,截取的子图像尺寸要尽量小,又由于 (14) 式的限制,所以截取的子图像中目标很小,接近“点”。在实验中,取 $(m_z, n_z) = (7, 7)$,检测到的满足条件的子图像很多,多数来自于海洋湖泊等具有一致背景的区域,如图 8 所示。

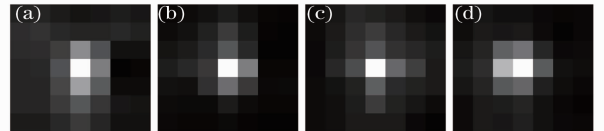


图 8 提取的子图像(被放大显示)。

(a)~(d) 子图像 1~4

Fig. 8 Enlarged extracted sub-images.

(a)~(d) Sub-images No. 1~No. 4

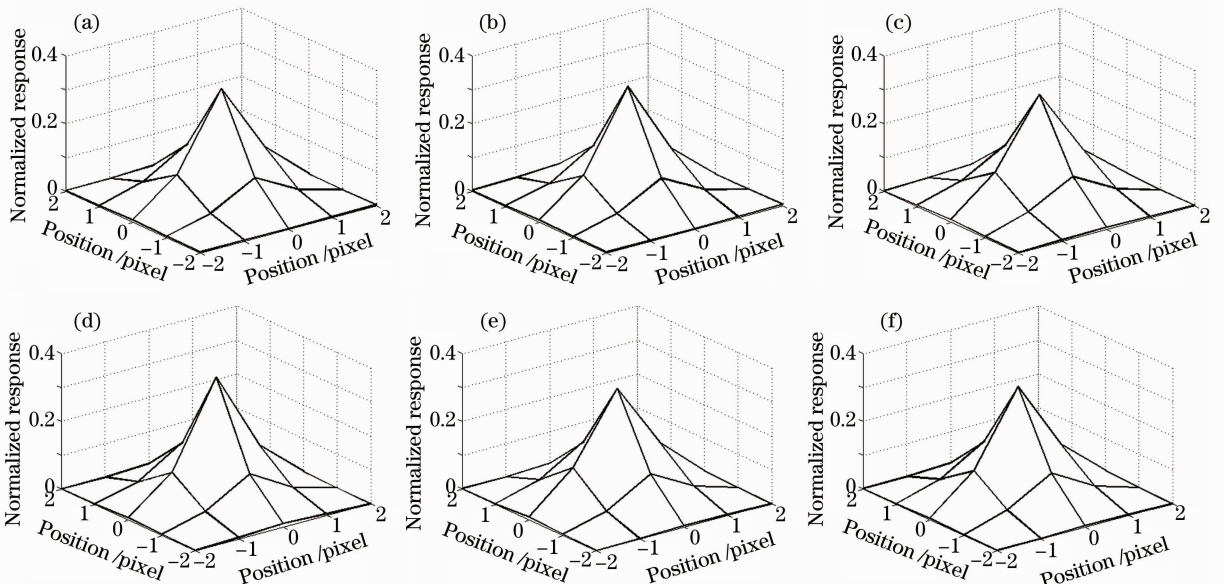


图 9 两两组合得到的 PSF 估算结果。(a)~(f) 依次为子图像 1&2, 1&3, 1&4, 2&3, 2&4, 3&4 的估算结果

Fig. 9 Estimated PSF results. (a)~(f) Results from sub-images 1&2, 1&3, 1&4, 2&3, 2&4, 3&4, respectively

取 $P=2$, 由图 7 中子图像两两组合得到的 PSF 估算结果如图 9 所示。对应的耗时如表 1 所示, 约 0.6 s 即可完成一次 $P=2$ 的 PSF 估算。由于在实际的光学遥感图像中 PSF 真值并不知道, 要确定估

算结果的准确性, 可以采取两种方法: 与其他 PSF 估算方法得到的结果对比; 将估算的 PSF 用于光学遥感图像的非盲复原^[9], 比较其复原结果。

表 1 不同 PSF 估算耗时以及由其复原图像的质量评价指标对比

Table 1 Comparison of assessment criteria of images restored using different PSFs and the corresponding estimation time

Estimated PSF	PSF estimation time / s	GMG of restored image	EOL of restored image
Fig. 9(a)	0.5464	45.7565	7.1530
Fig. 9(b)	0.4938	46.0378	7.2364
Fig. 9(c)	0.7396	45.2062	6.9806
Fig. 9(d)	0.5918	46.1078	7.3128
Fig. 9(e)	0.7643	45.7975	7.1187
Fig. 9(f)	0.5174	45.9200	7.1525
Fig. 10	0.9450	44.4621	7.0743

对本文中所用的遥感图像, 使用文献[10]中的 ISO 12233 倾斜刃边法, 利用靶标得到的 PSF 如图 10 所示, 该算法局限性在于: 过分依赖靶标, 对靶标成像的对比度、倾斜度和太阳高角等有诸多要求; 运行时间长, 对尺寸 (20, 26) 大小的刃边运算, 耗时 0.9450 s; 暗含 2D-PSF 可分离变量的假设。其优点在于靶标易实现、稳健性好, 故目前较为常用。

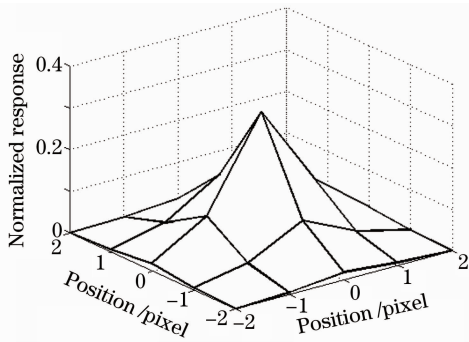


图 10 文献[10]方法得到的 PSF

Fig. 10 Estimated PSF derived from the method proposed in [10]

将以上得到的 PSF 分别用于基于维纳滤波的图像复原, 对复原图像质量进行分析, 如表 1 所示。其中图像质量客观评价标准灰度平均梯度 (GMG) 和拉普拉斯能量 (EOL)^[14] 越大, 表示复原图像质量越高, 进一步说明 PSF 估算更接近真值。退化图像如图 11(a) 所示, 其 GMG 为 5.7230, EOL 为 29.0265。

由表 1 可知, 本文方法比文献[10]中的方法耗时要短, 同样用于图像复原时, 得到的复原图像质量也略优于文献[10]中方法。由图 9(a) 所示的 PSF 复原退化图像, 其结果如图 11(b) 所示。在图像复原中, 若 PSF 估算精度不高, 非盲反卷积图像复原过程会产生严重振铃, 导致复原效果较差。本文方

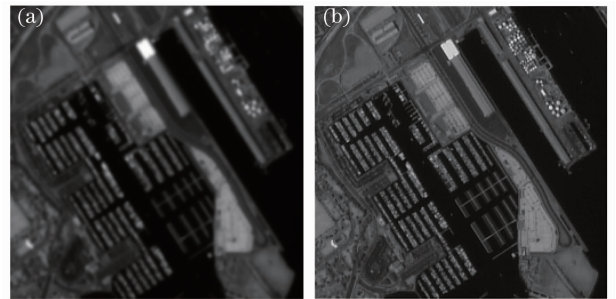


图 11 退化与复原图像。(a)退化遥感图像; (b)用本文方法估算的 PSF 复原后的图像

Fig. 11 Comparison of degraded and restored image. (a) Degraded remote sensing image; (b) restored remote sensing image using estimated PSF derived from our method

法得到的较高精度的 PSF 估计可为图像复原提供便利。

4 结 论

将多通道盲反卷积思想用于空间光学遥感器单幅图像的 PSF 估算。从退化的遥感图像中提取符合条件的子图像用于估算, 无需铺设靶标, 对子图像中目标的形状也无要求。出于算法时间复杂度的要求, 提取两幅子图像即可。仿真表明, 在无噪情况下, 由两幅子图像在约 0.5 s 内即获得均方误差百分率为 1.1% 的 PSF 估算结果; 对含噪图像, 当信噪比为 45 dB 时, 其均方误差百分率可达到 5.9%。对空间光学遥感图像的实验发现, 本文方法在较短时间 (约 0.6 s) 内即可估算出 PSF, 且其精度优于常用的倾斜刃边法。由估算出的 PSF 复原图像时, 可以将灰度平均梯度由 5.7 提高至 7.1, 拉普拉斯能量由 29 提高至 46。本文提出的空间光学遥感图像的

PSF 估算方法速度较快,估算精度高,抗噪性能好,并且该方法不限于空间光学遥感图像的应用,对于天文图像、医学图像等也具有良好的可移植性。

参 考 文 献

- 1 Dominique Leger, Joel Duffaut, Françoise Robinet. MTF measurement using spotlight [C]. International Geoscience and Remote Sensing Symposium, 1994, **4**: 2010~2012
- 2 Xie Dingjie, Li Tiecheng, Feng Huajun *et al.*. Image restoration of cassegrain optical remote sensing system [J]. *Acta Optica Sinica*, 2011, **31**(6): 0611004
谢丁杰, 李铁成, 冯华君等. 卡塞格林光学遥感系统的图像复原 [J]. *光学学报*, 2011, **31**(6): 0611004
- 3 Taeyoung Choi. IKONOS Satellite on Orbit Modulation Transfer Function (MTF) Measurement Using Edge and Pulse Method [D]. Brookings: South Dakota State University, 2002. 8~38
- 4 Shi Mingzhu, Xu Tingfa, Zhang Kun. Total variation image restoration for mixed blur in moving image [J]. *Optics and Precision Engineering*, 2011, **19**(8): 1973~1981
石明珠, 许廷发, 张 坤. 运动成像混合模糊的全变分图像复原 [J]. *光学精密工程*, 2011, **19**(8): 1973~1981
- 5 Guo Yongcai, Gao Chao, Wang E'nuo. Blind image restoration algorithm based on wavelet transform and NAS-RIF algorithm [J]. *Acta Optica Sinica*, 2009, **29**(11): 3000~3003
郭永彩, 高 潮, 王婀娜. 基于小波变换和非负支撑域递归滤波算法的盲目图像复原 [J]. *光学学报*, 2009, **29**(11): 3000~3003
- 6 Wided Souidène, Karim Abed-Meraim, Azeddine Beghdadi. A new look to multichannel blind image deconvolution [J]. *IEEE Trans. Image Processing*, 2009, **18**(7): 1487~1500
- 7 Filip Šroubek, Peyman Milanfar. Robust multichannel blind deconvolution via fast alternating minimization [J]. *IEEE Trans. Image Processing*, 2012, **21**(4): 1687~1700
- 8 Filip Šroubek, Jan Flusser. Multichannel blind iterative image restoration [J]. *IEEE Trans. Image Processing*, 2003, **12**(9): 1094~1106
- 9 Zhao Yanyan, Yuan Yan, Su Lijuan. Point spread function estimation of blurring due to uniform linear motion in arbitrary direction [J]. *Chinese J. Lasers*, 2012, **39**(8): 0809003
赵妍妍, 袁 艳, 苏丽娟. 任意方向匀速直线运动模糊的点扩展函数估计 [J]. *中国激光*, 2012, **39**(8): 0809003
- 10 Li Tiecheng, Tao Xiaoping, Feng Huajun *et al.*. Modulation transfer function calculation and image restoration based on slanted-edge method [J]. *Acta Optica Sinica*, 2010, **30**(10): 2891~2897
李铁成, 陶小平, 冯华君等. 基于倾斜刃边法的调制传递函数计算及图像复原 [J]. *光学学报*, 2010, **30**(10): 2891~2897
- 11 Yu Yuhua, Dong Wende, Xu Zhihai *et al.*. Method for blurred image restoration based on Hartmann-Shack wavefront sensor [J]. *Acta Optica Sinica*, 2012, **32**(8): 0828005
余玉华, 董文德, 徐之海等. 基于哈特曼-夏克波前传感器的模糊图像复原方法 [J]. *光学学报*, 2012, **32**(8): 0828005

栏目编辑: 何卓铭