

文章编号 1004-924X(2011)12-3049-07

应用自解卷积和增量 Wiener 滤波实现 迭代盲图像复原

温 博^{1,2*}, 张启衡¹, 张建林¹

(1. 中国科学院 光电技术研究所, 四川 成都 610209; 2. 中国科学院 研究生院, 北京 100039)

摘要:提出了一种基于自解卷积和增量 Wiener 滤波的迭代盲图像复原算法(SDIWF-IBD)。将自解卷积点扩散函数估计法应用于迭代盲目反卷积,准确估计了点扩散函数频域;在图像估计时使用增量 Wiener 滤波,确保算法稳定收敛。为进一步控制算法收敛速度,引入内迭代加速方法,有效减少了算法的外部迭代次数。实验结果表明,复原后图像细节明显增加且失真小,算法快速收敛于较小误差。该算法复原效果良好,收敛快速可控,有利于实时应用。

关键词:迭代盲目反卷积;自解卷积;增量 Wiener 滤波;内迭代加速;算法收敛性

中图分类号:TP391.4 **文献标识码:**A **doi:**10.3788/OPE.20111912.3049

Realization of iterative blind image restoration by self deconvolution and increment Wiener filter

WEN Bo^{1,2*}, ZHANG Qi-heng¹, ZHANG Jian-lin¹

(1. *Institute of Optics and Electronics, Chinese Academy of Sciences, Chengdu 610209, China;*

2. Graduate University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100039, China)

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

Abstract: An iterative blind image restoration algorithm based on Self-deconvolution and Incremental Wiener Filter (SDIWF-IBD) is proposed. The self-deconvolution estimation for a Point Spread Function (PSF) is applied to Iterative Blind Deconvolution (IBD) to estimating exactly the frequency domain of the PSF. The incremental Wiener filter is used in the image estimation of IBD to keep the algorithm convergence steady. To further control the convergency, an in-iterative acceleration is suggested to control the speed of algorithm convergence and reduce total external iteration. Experimental results indicate that more details are recovered in the restoration image with few distortions, and the algorithm is converged to a small error quickly. It concludes that the SDIWF-IBD algorithm has good restoration ability at a fast and controllable convergency speed, and is fit for applications in real-time.

Key words: Iterative Blind Deconvolution (IBD); self-deconvolution; incremental Wiener filter; in-iterative acceleration; algorithm convergency

收稿日期:2011-06-27;修订日期:2011-07-27.

基金项目:中科院科技创新基金资助项目(No. A08K001);中科院西部之光基金资助项目(No. A09K007)

1 引言

相对非迭代方法,迭代盲图像复原算法^[1]可方便地融合多种先验知识和约束条件,以非线性逐次逼近的方式更为准确地估计原始图像。自 Ayers 和 Dainty 在盲目反卷积中提出了迭代盲目反卷积(IBD)算法^[2]以来,这种利用傅里叶正反变换在空域和频域不断施加期望约束并进行反复迭代的去卷积方法,得到了国内外学者的较多关注和研究,并发展出盲图像复原中的一大类算法^[3-10]。其中,基于简单频域计算的经典 Wiener 滤波 IBD 算法^[11-12]因兼具迭代求解和计算量低的优点,在实际工程中得到广泛应用。但工程实践表明,该算法收敛性差,且复原后图像容易失真,尤其对含丰富细节的复杂场景图像效果不佳。究其原因在于 Wiener 滤波估计本身不保证迭代收敛,对初值敏感且对点扩散函数估计不准确,从而难以达到盲目反卷积的目的。

非迭代的自解卷积点扩散函数估计(SeD-DaRA)算法^[13-14]包含了对 PSF 进行快速有效的估计方法,可用于 PSF 的准确估计;而为保证迭代过程收敛,使用了增量 Wiener 滤波^[15](IWF)完成图像估计。在提高算法效率方面,引入内迭代加速方法^[16-17],在减少迭代次数的同时,简化了迭代控制。最终,本文给出了一种快速的基于自解卷积和增量 Wiener 滤波的迭代盲图像复原算法,即 SDIWF-IBD 算法,并通过实验说明了算法的复原效果和实时性能。

2 算法原理

经典的 IBD 算法迭代框架如图 1 所示。其优点包括:对图像和点扩散函数进行交替式迭代,能够不断利用当前步的计算结果更新下一步的估计参数,达到非线性逐次逼近的目的;另外,可根据实际降质情况或算法需要,灵活地施加空域和变换域的先验约束或限制条件,提高算法准确性;同时,算法复杂度低、处理流程明确,适于硬件的模块化实现。

2.1 基于 Wiener 滤波的 IBD 算法

若使用式(1)和(2)所示的 Wiener 滤波器进行原始图像和 PSF 的估计,即可得到基于 Wiener

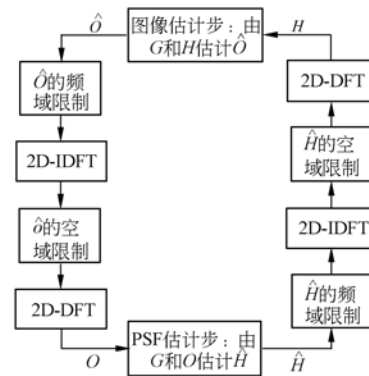


图 1 经典 IBD 算法迭代框架

Fig. 1 Iterative framework of classic IBD algorithm

滤波的迭代盲目反卷积(WF-IBD)算法,其中, δ_o 和 δ_h 为规整化参数或调整因子。它是一种常用的代表性 IBD 算法,因计算量小、实现简单而受到欢迎,对简单场景的图像复原可达到较好效果。

$$\hat{O}(u, v) = \frac{H(u, v)^* \cdot G(u, v)}{|H(u, v)|^2 + \delta_o}, \quad (1)$$

$$\hat{H}(u, v) = \frac{O(u, v)^* \cdot G(u, v)}{|O(u, v)|^2 + \delta_h}. \quad (2)$$

而对目标细节较丰富的复杂场景图像,由于 Wiener 滤波器本身缺陷,WF-IBD 会出现迭代收敛缓慢的情况,复原结果也容易失真,严重的将导致无效解。图 2 所示,图 2(a)为通过人工模糊并施加高斯噪声得到的模拟降质图像,使用 WF-IBD 算法对其进行 200 次迭代得到复原结果为图 2(b)。以频域均方误差随迭代次数的变化作为算法收敛性评价,则如图 3 所示曲线。频域均方误差计算式如下,

$$\delta_k = \sqrt{\frac{\sum_{u=1}^U \sum_{v=1}^V |G(u, v) - H_k(u, v) \cdot O_k(u, v)|^2}{U \cdot V}},$$

其中, δ_k 为第 k 次迭代的频域均方误差, $H_k(u, v)$ 和 $O_k(u, v)$ 分别为第 k 次迭代中对点扩散函数和理想图像的估计。可以看到,图 2(b)中噪声得到抑制但也因损失了较多图像细节而明显失真;收敛曲线表现为开始时由于对初值敏感,使前几次迭代出现震动且误差增大,最终以缓慢趋势收敛于较大误差值(10^4 量级)。因此可见,对如图 2(a)所示降质程度的图像,WF-IBD 算法是无效的。

造成这种现象的原因是:首先, Wiener 滤波可看作一种基于信号与噪声功率谱关系推导而来的规整化逆滤波器,虽然其过程计算有效,但无法



(a) 模拟降质图像 (b) WF-IBD 复原结果

(a) Simulated degraded image (b) WF-IBD restoration result

图 2 模拟降质图像的 WF-IBD 复原结果

Fig. 2 Restoration results of simulated degraded image by WF-IBD

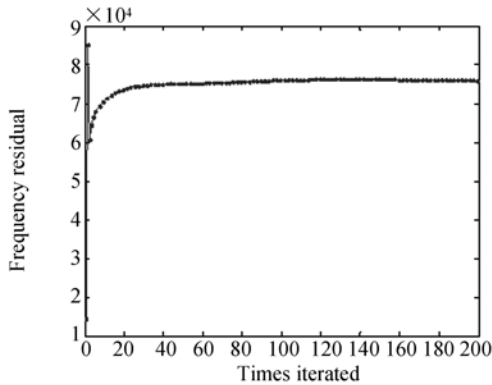


图 3 WF-IBD 算法收敛曲线

Fig. 3 Convergence curve of WF-IBD

保证迭代逐步收敛;其次,式(1)所示的 Wiener 滤波器,常用于非迭代的点扩散函数已知的经典图像复原。若用于迭代盲复原的图像估计步,则需要非常准确的点扩散函数初始估计,但通过式(2)建立的 PSF 估计步却不具备良好的点扩散函数估计性能,最终导致迭代结果陷入一个与期望值误差较大的局部最优解。由此可见,迭代估计式的选择是构建 IBD 算法并影响其性能的关键,而基于 Wiener 滤波的 IBD 算法难以保证解的有效性和良好的迭代收敛性。在此分析基础上,本文分别对图像和 PSF 估计步改进,并引入迭代加速方法,在保持低计算量和实现复杂度的前提下,构造能够保证迭代过程快速稳定地收敛于有效解的 IBD 算法。

2.2 自解卷积点扩散函数估计法

SeDDaRA 是一种非迭代的盲目反卷积算法。通过部分假设,该算法提供了一种直接由观测图像 $g(x, y)$ 的频谱提取较为准确的点扩散函

数估计的方法。为便于描述,以自解卷积点扩散函数估计法命名该方法,并简单介绍其原理。对于尺寸为 $M \times N$ 的图像,定义其频谱函数 $F(u, v)$ 的功率谱密度函数为:

$$S_F(u, v) = \frac{|F(u, v)|^2}{M \cdot N}, \quad (3)$$

若频域降质过程为线性空间不变系统,则可假设存在有理数 α ,使得式(4)所示的点扩散函数 $H(u, v)$ 与理想图像频谱 $O(u, v)$ 的比例关系成立:

$$H^{(1-\alpha)}(u, v) = K_H S\{S_O(u, v)^{\alpha/2}\}, \quad (4)$$

式中 $S\{\cdot\}$ 为平滑算子, K_H 为正的实值比例因子,保证 $|H(u, v)| \leq 1$,而 α 可看作频谱调整因子,用于构成任意频谱密度的点扩散函数 $H(u, v)$ 。再进一步假设下列条件成立:(1) $0 < \alpha < 1$, (2) $H(u, v)$ 足够平滑使得 $S\{H(u, v)\} \approx H(u, v)$, (3) $H(u, v)$ 为实值矩阵, (4) $O(u, v)$ 与 $W(u, v)$ 不相关。如果参数 α 选择正确,则可获得较好的 $H(u, v)$ 估计,然后再利用经典复原方法得到 $o(x, y)$ 的复原估计。

条件(1)可保证 $H^{(1-\alpha)}(u, v)$ 的值非负,若图像条件不存在降质,则 $\alpha=0$;再由式(2)可将式(4)写为:

$$H(u, v) = K_H S\{[S_O(u, v) \cdot H^2(u, v)]^{\alpha/2}\}, \quad (5)$$

又因为降质过程为线性空间不变系统,则有下式成立,

$$|S_G(u, v) - S_W(u, v)| = S_O(u, v) \cdot H^2(u, v), \quad (6)$$

再将式(6)代入(5),可得,

$$H(u, v) = K_H S\{[|S_G(u, v) - S_W(u, v)|]^{\alpha/2}\}. \quad (7)$$

最终,可通过式(7)计算 $H(u, v)$ 的估计。这种基于自解卷积的点扩散函数估计的方法,可由观测图像和噪声的频谱密度直接获得降质函数的频域估计,而且计算简单、无需太多先验约束。实验结果表明,对于参数 α 可假定为常数,并通过试错的方式选取,即可获得较好的结果。因此,将该方法引入到 IBD 算法的点扩散函数估计步,相对维纳滤波式(2),可获得更准确的点扩散函数估计,同时也保证了较低的计算量。

2.3 增量 Wiener 滤波器

Wiener 滤波器作为一种非迭代的滤波器,其缺点是用于迭代盲目反卷积不能保证求解过程的

逐步收敛。而在 WF-IBD 基础上,可通过引入增量 Wiener 滤波的方法,改进算法收敛性。增量 Wiener 滤波器对应公式如下,

$$\hat{O}_{k+1}(u, v) = \hat{O}_k(u, v) + \frac{H_k(u, v)^* \cdot S_k^1(u, v)}{|H_k(u, v)|^2 + \delta_o}, \quad (8)$$

$$\hat{H}_{k+1}(u, v) = \hat{H}_k(u, v) + \frac{O_{k+1}(u, v)^* \cdot S_k^2(u, v)}{|O_{k+1}(u, v)|^2 + \delta_h}, \quad (9)$$

其中, k 表示第 k 次迭代,而 $S_k^1(u, v)$ 、 $S_k^2(u, v)$ 为迭代过程中的频域估计误差,由下式定义,

$$S_k^1(u, v) = G(u, v) - H_k(u, v) \cdot O_k(u, v), \quad (10)$$

$$S_k^2(u, v) = G(u, v) - H_k(u, v) \cdot O_{k+1}(u, v). \quad (11)$$

由于提供了一种误差逐步减少的改进式求解,能够保证迭代稳定收敛,增量 Wiener 滤波更适用于迭代盲目反卷积,而相比经典 Wiener 滤波计算式,只需增加少量的额外计算。为改进 IBD 收敛性,本文算法仅在图像估计步中使用式(8)所示的增量 Wiener 滤波,而点扩散函数估计步则使用自解卷积估计法。这是因为自解卷积估计法对 PSF 估计进行了合理假设与理论推导,较式(9)获得的估计解更为准确。

2.4 内迭代加速方法

一般而言,IBD 算法的一次完整迭代分别包含一次图像估计和点扩散函数估计,而每次迭代的估计程度由估计式中的规整化因子或相关参数控制。以 WF-IBD 算法为例,通过改变式(1)、(2)中的 δ_o 和 δ_h 值,可获得不同程度的图像或点扩散函数估计值,同时也影响整个迭代过程的收敛速度。 δ_o 和 δ_h 值的选取可结合一定经验以试错法完成,若选取较大值,则收敛速度快,但可能因噪声放大过于严重而产生失真,得到无效解;反之,则收敛太慢,降低了算法实时性。因此,WF-IBD 算法的复原质量和收敛速度同时取决于 δ_o 和 δ_h 值,难以折中选取。

若在一次完整的迭代估计中,对图像估计步或 PSF 估计步进行连续多次迭代估计计算后,再进行后续步骤,则可在估计参数较小的情况下,加快算法收敛。将图 1 所示的一次完整迭代称为外迭代,而对其中某一估计步的迭代称为内迭代,则该方法即为内迭代加速法。该方法对算法收敛性

的改善主要表现在以下方面: I) 可使用较小的复原参数保证有效解; II) 利用内迭代次数控制算法的复原速度,减小复原参数对算法收敛速度的影响; III) 引入的额外计算量小,对多数 IBD 算法加速均有效果。在本文 SDIWF-IBD 算法中,PSF 估计采用了自解卷积方法,其参数 α 范围小($0 \leq \alpha < 1$),易于选取,无需进行内迭代。因此,只对式(8)所示的增量 Wiener 滤波图像估计步使用内迭代加速法。

显然,在 SDIWF-IBD 算法中引入内迭代加速方法的目的在于,利用较小 δ_o 值完成图像的 Wiener 滤波估计步以获取良好的复原估计;同时,通过设置一定的内迭代次数来降低 δ_o 值对算法整体收敛速度所产生的较大阻尼性影响。但使用内迭代加速法大幅节省算法处理时间的代价,是牺牲一定的图像复原质量。因此,带有内迭代加速的 SDIWF-IBD 算法中 δ_o 值与内迭代次数的选取,应考虑并权衡复原质量和收敛速度的关系。本文算法可通过设置内迭代次数为 1 而不使用内迭代加速,从而对其进行选通与否。

3 SDIWF 迭代盲目去卷积算法

由前面所述,本文 SDIWF-IBD 算法的流程如图 4 所示。假设已选取合适的参数 δ_o 和 α ,以及内外迭代次数 k 和 j ,由虚线所示 \hat{o} 的空域限制步为起始步,观测图像 $g(x, y)$ 为 $\hat{o}(x, y)$ 的初始估计,则算法的主要步骤如下:

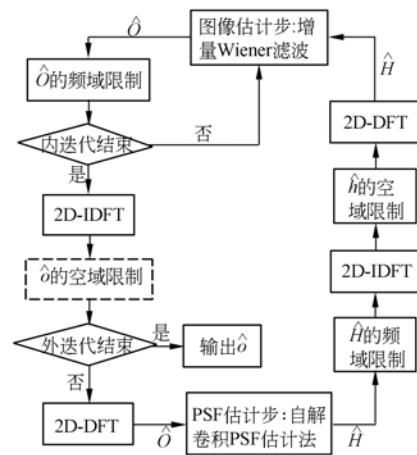


图 4 SDIWF-IBD 算法流程

Fig. 4 Flow of SDIWF-IBD algorithm

(1) 对 $\hat{o}(x, y)$ 进行空域限制,并判断外迭代是否结束。若是,则直接输出 $\hat{o}(x, y)$ 作为图像的复原估计,算法结束;若否,则对 $\hat{o}(x, y)$ 进行 2D-DFT 计算得到 $\hat{O}(u, v)$ 。

(2) 利用自解卷积法估计点扩散函数,使用 $\hat{O}(u, v)$ 代替 $G(u, v)$,则 $S_G(u, v) = S_D(u, v)$,再由式(9)计算即可得到 $\hat{H}(u, v)$ 。

(3) 对 $\hat{H}(u, v)$ 施加频域限制,再进行 2D-IDFT 变换得到 $\hat{h}(x, y)$;对 $\hat{h}(x, y)$ 施加空域限制,再进行 2D-DFT 变换得到新的 $\hat{H}(u, v)$ 。

(4) 利用式(10)、(11)所示增量 Wiener 滤波法估计图像,其中 $H_k(u, v)$ 和 $O_k(u, v)$ 分别由 $\hat{H}(u, v)$ 和 $\hat{O}(u, v)$ 代替,得到新的估计 $O_{k+1}(u, v)$,继续使用 $\hat{O}(u, v)$ 表示。

(5) 对 $\hat{O}(u, v)$ 进行频域限制,并判断内迭代是否结束。若否,则返回步骤(4);若是,则对 $\hat{O}(u, v)$ 进行 2D-IDFT 变换,得到新的 $\hat{o}(x, y)$ 并返回步骤(1)。

4 实验结果分析

应用 SDIWF-IBD 算法对图 2 中模拟降质图像 2(a) 进行复原估计,得到图 5 的复原结果 5(a) 和 5(b)。其中,图 5(a) 外迭代 200 次,内迭代 1 次(即不使用内迭代加速);图 5(b) 外迭代 100 次,内迭代 2 次。相对复原结果 2(b),5(a) 和 5(b) 去除噪声的同时也较好地恢复了图像细节,而主观上评价两幅图像相差不大。图 6 则给出了相应的迭代收敛曲线,仍以频域均方误差作为评价。显然,自迭代开始到结束,SDIWF-IBD 算法保持了良好的收敛性,误差逐步减小,最终达到 10^{-4} 量级;而使用内迭代加速方法后,算法收敛加快(d 曲线变陡),但复原结果并未产生明显失真。

上述所有实验,在同一 PC 机上的 Matlab 环境下完成,表 1 给出了复原图像 2(b)、5(a) 和 5(b) 的频域均方误差、峰值信噪比(PSNR)和处理时间。对比图 2(b) 和图 5(a) 数据,SDIWF-IBD 较 WF-IBD 算法优势明显,在相同迭代次数下,其频域均方误差、峰值信噪比(PSNR)和处理时间均有较大幅度的提高;而由图 5(b) 的数据可见,若使用 2 次内迭代,则只需 100 次外迭代,即可获得与复原结果图 5(a) 相近的图像(PSNR 略有下降),处理时间却降低了近 50%。



(a) 外迭代:200 内迭代:1 (b) 外迭代:100 内迭代:2
 (a) Ex-iteration:200 (b) Ex-iteration:100
 In-iteration:1 In-iteration:2

图 5 模拟降质图像的 SDIWF-IBD 复原结果

Fig. 5 Restoration results of simulative degraded image by SDIWF-IBD

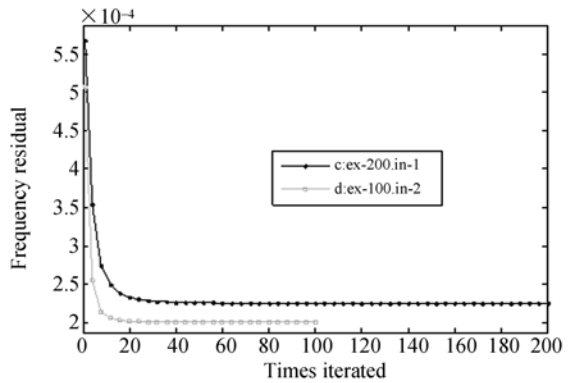


图 6 SDIWF-IBD 算法收敛曲线

Fig. 6 Convergence curve of SDIWF-IBD

表 1 算法的复原效果和实时性能比较

Tab. 1 Algorithm comparison in restoration effect and real-time performance

采用算法及复原结果	迭代次数	频域均方误差	峰值信噪比(dB)	处理时间(s)
WF-IBD:2(b) total:	200	7.596×10^{-4}	11.144	43.028
SDIWF-IBD:5(a)	ex: 200 in: 1	2.259×10^{-4}	14.046	26.602
SDIWF-IBD:5(b)	ex: 100 in: 2	2.012×10^{-4}	13.731	13.907

使用 50 次外迭代和 4 次内迭代的 SDIWF-IBD 算法,对图 7、8 中 2 幅不同场景的真实降质图像进行处理,图像分辨率分别为 512×512 和 1024×1024 。复原后的图像,其整体锐度和局部细节改善显著,处理时间分别为 8.086 s 和 29.027 s。



图 7 真实降质图像‘Athens’(左)及 SDIWF-IBD 复原结果(右)
Fig. 7 Real degraded image ‘Athens’(left) and restoration result by SDIWF-IBD(right)



图 8 真实降质图像‘city’(左)及 SDIWF-IBD 复原结果(右)
Fig. 8 Real degraded image ‘city’(left) and restoration result by SDIWF-IBD(right)

参考文献:

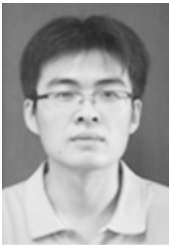
- [1] CAMPIS P, EGI AZARIAN K. *Blind Image Deconvolution Theory and Applications* [M]. CRC Press, 2007.
- [2] AYERS G R, DAINTY J C. Iterative blind deconvolution method and its applications [J]. *Optics Letter*, 1988, 13(7):547-549.
- [3] KATSAGGELOS A K, LAY K T. Maximum likelihood blur identification and image restoration using the EM algorithm [J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 1991, 39(3):729-733.
- [4] JEFFERIES S M, CHRISTOU J C. Restoration of astronomical images by iterative blind deconvolution [J]. *The Astrophysical Journal*, 1993, 415:864-872.
- [5] BIGGS D S C, ANDREWS M. Iterative blind deconvolution of extended objects [J]. *IEEE Proceedings of ICIP*, 1997, 2:454-457.
- [6] LU W. Blind image deconvolution using the zero-lag slice of higher-order statistics [J]. *Optics Letters*, 2006, 31(12):1839-1841.
- [7] LOYEV V, YITZHAKY Y. Initialization of iterative parametric algorithms for blind deconvolution of motion-blurred images [J]. *Applied Optics*, 2006, 45(11):2444-2452.
- [8] VORONTSOV S V, STRAKHOV V N, JEFFERIES S, *et al.*. Deconvolution of astronomical images using SOR with adaptive relaxation [J]. *Optics Express*, 2011, 19(14):13509-13524.
- [9] LOYEV V, RAO C H, LI M, *et al.*. Iterative blind deconvolution of adaptive optics images [J]. *Chinese Optics Letters*, 2006, 4(4):187-188.
- [10] ZHANG J L, ZHANG Q H, HE G M. Blind deconvolution of a noisy degraded image [J]. *Applied Optics*, 2009, 48(12):2350-2355.
- [11] DAVEY B L K, LANE R G, BATES R H T. It-

5 结 论

本文基于非对称迭代的方式完成 IBD 算法的图像和 PSF 估计,并引入加速方法控制迭代,提出了基于自解卷积和增量 Wiener 滤波的 SDIWF-IBD 算法。该算法分别在 PSF 估计步和图像估计步采用自解卷积点扩散函数估计法和增量 Wiener 滤波,提高了 PSF 估计的准确性,并保证频域均方误差的逐步减少,从而使得迭代收敛;内迭代加速方法的使用,则可更好地改善和控制算法收敛速度。实验表明,在保持 IBD 框架优点的同时,算法不仅具备良好的复原效果,而且收敛速度快、可控制;同条件下与常用的 WF-IBD 算法比较,处理时间明显减少。因此,SDIWF-IBD 是一种高效可行的快速迭代型盲图像复原算法,且实现复杂度低,易于硬件实施,能够为盲图像复原的实时应用提供算法支撑。

- erative blind deconvolution of noisy complex-valued image [J]. *Optics Comm.*, 1989, 69(5):353-356.
- [12] SELDIN J H, FIENUP J R. Blind deconvolution algorithm applied to phase retrieval [J]. *J. Opt. Soc. Am. A*, 1990, 7:428-433.
- [13] CARON J N, NAMAZI N M, ROLLINS C J. Non-iterative blind data restoration by use of an extracted filter function [J]. *Optical Society of America*, 2002, 41(32):6884-6889.
- [14] CARON J N, NAMAZI N M, LUCKE R L. Blind data restoration with an extracted filter function [J]. *Optics Letter*, 2001, 26(15):1164-1166.
- [15] ZOU M Y, UNBEHAUEN R. A few new algorithms of 2-D blind deconvolution [J]. *Optical Engineering*, 1995, 34(10):2945-2956.
- [16] BIGGS D S C, ANDREWS M. Acceleration of iterative image restoration algorithms [J]. *Applied Optics*, 1997, 36(8):1766-1775.
- [17] BERLINET A, ROLAND C. Acceleration schemes with application to the EM algorithm [J]. *Computational Statistics and Data Analysis*, 2007, 51:3689-3702.

作者简介:



温 博(1985—),男,河北故城人,博士研究生,2007年于东南大学获得学士学位,主要从事图像复原,图像处理算法的高速实现和硬件设计方面的研究。E-mail: paulcoldman@163.com



张建林(1976—),男,四川井研人,副研究员,1999年、2004年于东南大学分别获得学士、硕士学位,2008年于中国科学院获得博士学位,主要从事光电探测,目标跟踪,图像处理算法及实现技术的研究。E-mail: jlin.zhang@gmail.com

导师简介:



张启衡(1950—),男,四川成都人,研究员,博士生导师,主要从事光电探测、目标跟踪、光电系统的研究。E-mail: qhzhang@ioe.ac.cn