

基于指数律分布的快速盲图像解卷积在光电探测系统中的应用

曹 雷^{1,2,3,4} 陈洪斌^{1,3} 邱 琪² 任 戈^{1,3} 徐智勇^{1,3} 张建林^{1,3} 亓 波^{1,3}

¹中国科学院光电技术研究所, 四川 成都 610209

²电子科技大学光电信息学院, 四川 成都 610054

³中国科学院光束控制重点实验室, 四川 成都 610209

⁴中国科学院大学, 北京 100049

摘要 由于大气湍流影响, 光电探测系统一般只能获得模糊降质图像。根据大多数图像频谱幅度谱具有指数律分布的特征, 提出了一种新的快速盲图像解卷积算法, 该算法基于图像谱服从指数律分布的观察, 从降质图像中直接获得降质过程的初始估计, 大大加快了算法收敛速度, 提高了算法稳定性; 以此为基础, 采用加权增量维纳滤波的方法交替迭代进行点扩展函数与原始图像的进一步估计, 保证了算法的良好解卷积性能和普适性, 最终实现了快速有效的盲解卷积。实验表明, 基于指数律的增量维纳滤波(BPL-IWF)盲图像解卷积后处理的光电探测系统, 能够实时探测目标, 并准实时输出BPL-IWF盲图像解卷积图像。

关键词 图像处理; 盲图像解卷积; 光电探测; 点扩展函数估计; 准实时; 增量维纳滤波

中图分类号 TP391

文献标志码 A

doi: 10.3788/CJL201542.0308007

Blind Image Deconvolution Based on Power Law Distribution Applied in Optoelectronic Detection System

Cao Lei^{1,2,3,4} Chen Hongbin^{1,3} Qiu Qi² Ren Ge^{1,3} Xu Zhiyong^{1,3} Zhang Jianlin^{1,3} Qi Bo^{1,3}

¹*Institute of Optics and Electronics, Chinese Academy of Sciences, Chengdu, Sichuan 610209, China*

²*School of Optoelectronic Information, University of Electronic Science and Technology of China, Chengdu, Sichuan 610054, China*

³*Key Laboratory of Beam Control, Chinese Academy of Sciences, Chengdu, Sichuan 610209, China*

⁴*University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049, China*

Abstract Because of the impacts of atmospheric turbulence, only blurred degraded image is obtained with optical detection system. A novel fast blind image deconvolution algorithm is proposed based on the specialty that most images spectral amplitude is of power law distribution, and the original estimate of the degrading process directly from degraded image can largely accelerate the speed of algorithm convergence and improve the stability. Based on the estimation, the fine estimate of point spread function is carried on, which iteratively combined with Wiener filter image deconvolution, it ensures that the algorithm is of accurate deconvolution and universality, and finally deconvolute the image fast and effective. Experimental results show that a photoelectric detection system based on power law incremental Wiener filter (BPL-IWF) blind deconvolution of images can detect targets real time and output BPL-IWF blind deconvolution image in quasi-real time.

Key words image processing; blind image deconvolution; optoelectronic detection; point spread function estimation; quasireal-time; incremental Wiener filter

OCIS codes 110.1455; 110.2970; 100.1455

收稿日期: 2014-11-07; 收到修改稿日期: 2014-11-12

基金项目: 中国科学院知识创新工程(YYYJ-0815)

作者简介: 曹 雷(1974—), 男, 博士研究生, 副研究员, 主要从事目标光电探测方面的研究。E-mail: territysao@126.com

导师简介: 陈洪斌(1953—), 男, 研究员, 博士生导师, 主要从事光电工程方面的研究。E-mail: chbin@ioe.ac.cn

1 引言

利用地基光电探测望远镜探测空间目标时,系统成像受到多种降质因素(如系统离焦、像差、大气湍流等)的影响,导致所得图像产生不同程度的模糊。目前最常用的解决办法是利用自适应光学系统来实时补偿大气湍流,虽校正效果显著,但系统复杂、成本高。对于没有实时性要求的光电系统来说,直接利用图像后处理技术特别是盲图像解卷积技术,可以得到目标的清晰原始图像^[1-3]。目前常用的算法有:迭代盲反卷积法(IBD)^[4-5],模拟退火法(SA)^[6],约束递归滤波法(NAS-RIF)^[7],ARMA模型参数估计法^[8],总体最小二乘法^[9-10],总体变分法^[11],各项异性扩散方程法^[12-13],最小熵反卷积法^[14],Richardson-Lucy算法(RL)^[15],极大似然估计(ML)^[16]等。它们本质上都是基于迭代或递归的算法^[17],结果可能不收敛,速度十分缓慢,可能使图像质量越来越差,无法满足实时的工程应用。对于有一定实时性要求的光电系统来说,需要研究新型的快速盲图像复原算法。近年来国内外学者提出了多种快速复原的算法^[18-21],通过降质图像获得点扩展函数,再采用直接解卷积方法(维纳滤波及其改进方法)获得原始图像,这些直接解卷积方法仅限于一些特殊的点扩展函数。但在一般的应用中,点扩展函数通常很复杂甚至不存在确定形式的解析函数,以致这些方法往往难以奏效。

针对上述问题,本文提出一种新型基于增量维纳滤波的盲图像解卷积方法,可准实时用于一般场景。大多数图像的功率谱都遵循指数分布定律,该方法对原始图像进行频域建模,结合降质图像,直接获得较准确的点扩展函数初始估计;利用该初始估计进行原始图像与点扩展函数的迭代估计,获得好的原始图像估计与点扩展函数估计。由于进行了频域建模,相比其他仅从实函数空间进行搜索迭代估计的方法,该方法能获得更好的点扩展函数估计并可快速收敛到最优解。

2 增量维纳滤波盲解卷积方法

很多有关图像谱的研究发现:大多数图像的功率谱遵循指数律分布^[22-23]。因此,对图像 $O(x,y)$ 进行傅里叶变换,其频域表示为 $O(u,v)$,则图像的功率谱可近似描述为

$$E[|O(u,v)|^2] = E[P(O)] \approx A/\omega^\gamma, \tag{1}$$

式中 $\omega = \sqrt{u^2 + v^2}$, (1)式表明图像功率谱的期望具有指数律分布形式,在频域正比于 $1/\omega^\gamma$,其中 γ 近似取为2(或 γ 近似取为1, γ 为频谱强度)。考虑实际功率谱在不同方向上的差异,引入方向参量建模,图像功率谱为^[24]

$$E[|O(u,v)|^2] = E[P(O,\theta)] \approx A_s(\theta)/\omega^{\gamma_s(\theta)}, \tag{2}$$

式中 $\theta = \arctan(v/u)$, $A_s(\theta)$ 是与方向有关的强度因子, $\gamma_s(\theta)$ 是与方向有关的频域指数因子,两者共同决定着功率谱的形状。图1给出了一幅图像及其频域幅度谱分布的实例。

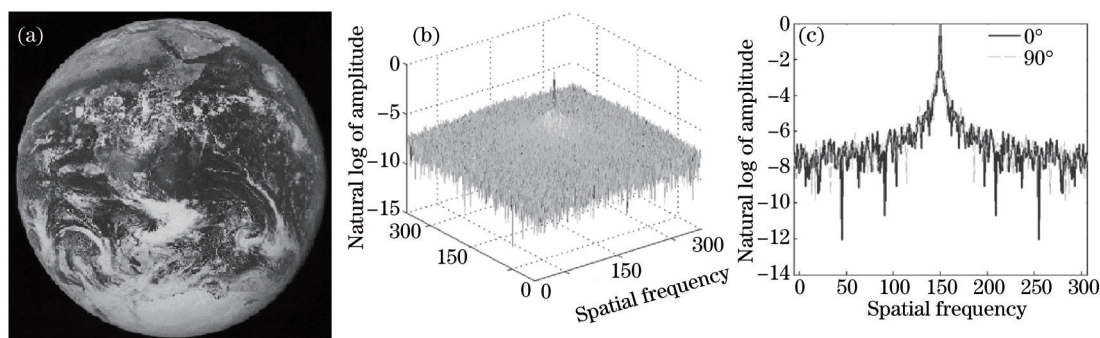


图1 (a) 一幅地球的卫星图像; (b) 频域幅度谱; (c) 频域幅度谱的水平与垂直剖面

Fig.1 (a) A satellite image of the earth; (b) amplitude spectra in frequency domain
(c) amplitude spectra in frequency domain of horizontal section and vertical section

为了便于表示,对频域幅度谱的值取自然对数。从图1(b)中可以看到,图像的幅度谱是拖尾的,从统计意义上说它是服从指数律分布的。从图1(c)可以看到,图像频域幅度谱在水平方向和垂直方向略有不同,但它们都遵循指数律分布。

基于图像频域幅度谱服从指数律的特点,为了更好地实现盲图像解卷积,对图像频域幅度谱进行建模。

根据(1)式,对图像频域幅度谱进行粗略建模,通过大量图像频域幅度谱统计研究,取 $\gamma = 1.8$ 。在频域内,原始图像卷积降质过程点扩展函数后与噪声的叠加可表示为

$$G(u,v) = H(u,v)O(u,v) + N(u,v). \quad (3)$$

为削弱噪声对建模的影响,引入平滑算子 $S\{G(u,v)\}$ 并对(1)式和(3)式进行变换可得^[25]:

$$|H(u,v)| = \frac{|S\{G(u,v)\}|}{\sqrt{A}/\omega^{\gamma/2}} = \frac{1}{\sqrt{A}} |S\{G(u,v)\}| \omega^{\gamma/2}. \quad (4)$$

由于降质过程点扩展函数不改变总的入射能量, $|H(u,v)|$ 的最大值应为 1, A 可进一步由 $|S\{G(u,v)\}| \omega^{\gamma/2}$ 的最大值表示,即(4)式可简化为

$$|H(u,v)| = \frac{|S\{G(u,v)\}| \omega^{\gamma/2}}{\max\{|S\{G(u,v)\}| \omega^{\gamma/2}\}}. \quad (5)$$

为获得好的原始图像,文献[25]中的盲图像复原算法(SeDDaRA)必须对点扩展函数的指数进行精心选择。由于 SeDDaRA 中假设点扩展函数是圆对称的,所以只能用于一些特殊降质过程的解卷积。借鉴 SeDDaRA,基于点扩展函数的初始估计,采用维纳滤波进行图像的解卷积,则原始图像的初始估计频域于表示为

$$O(u,v) = \frac{H^c(u,v)G(u,v)}{H(u,v)H^c(u,v) + \sigma}, \quad (6)$$

式中 $H^c(u,v)$ 表示函数 $H(u,v)$ 的共轭函数, σ 通常定义为噪声功率谱与图像功率谱的比。利用(5)式和(6)式反傅里叶变换式分别作为点扩展函数和原始图像的初始估计,并基于这些较为粗略的初始估计,采用循环迭代逐步寻优的方法获得点扩展函数与原始图像的更好估计^[26]。将(5)式和(6)式的估计分别表示为 $H_0(u,v)$ 与 $O_0(u,v)$, 根据能量功率谱定理应用频域代价函数有:

$$J(O,H) = \|G(u,v) - H(u,v)O(u,v)\|^2. \quad (7)$$

这里没有在代价函数里引入正则化项,是因为通过前面的初始估计过程,使后续的迭代搜索一开始就处于比较好的近似最优解邻域,有效削弱了问题的病态性。应用维纳滤波可得(7)式的解为

$$O_{k+1}(u,v) = \frac{H_k^c(u,v)G(u,v)}{H_k(u,v)H_k^c(u,v) + \sigma} = \frac{H_k^c(u,v)[H_k(u,v)O_k(u,v) + G(u,v) - H_k(u,v)O_k(u,v)]}{H_k(u,v)H_k^c(u,v) + \sigma} = O_k(u,v) + \frac{H_k^c(u,v)[G(u,v) - H_k(u,v)O_k(u,v) + \sigma]}{H_k(u,v)H_k^c(u,v) + \sigma}. \quad (8)$$

类似有点扩展函数的迭代估计为

$$H_{k+1}(u,v) = \frac{O_{k+1}^c(u,v)G(u,v)}{O_{k+1}(u,v)O_{k+1}^c(u,v) + \sigma} = H_k(u,v) + \frac{O_{k+1}^c(u,v)[G(u,v) - H_k(u,v)O_{k+1}(u,v) + \sigma]}{O_{k+1}(u,v)O_{k+1}^c(u,v) + \sigma}, \quad (9)$$

(8)式和(9)式中分别表示第 k 次迭代原始图像与点扩展函数的频域估计为 $O_k(u,v)$ 和 $H_k(u,v)$ 。(8)式和(9)式可简化为

$$\begin{cases} O_{k+1}(u,v) = O_k(u,v) + \frac{H_k^c(u,v)R_k(u,v)}{H_k(u,v)H_k^c(u,v) + \sigma} \\ H_{k+1}(u,v) = H_k(u,v) + \frac{O_{k+1}^c(u,v)R_k'(u,v)}{O_{k+1}(u,v)O_{k+1}^c(u,v) + \sigma} \end{cases}, \quad (10)$$

式中 $R_k(u,v) = G(u,v) - H_k(u,v)O_k(u,v) + \sigma$, $R_k'(u,v) = G(u,v) - H_k(u,v)O_{k+1}(u,v) + \sigma'$ 。

由此得到原始图像与点扩展函数的增量表示,进一步改善算法的性能对增量进行加权有:

$$\begin{cases} O_{k+1}(u,v) = O_k(u,v) + \lambda_o^k \frac{H_k^c(u,v)R_k(u,v)}{H_k(u,v)H_k^c(u,v) + \sigma} \\ H_{k+1}(u,v) = H_k(u,v) + \lambda_H^k \frac{O_{k+1}^c(u,v)R_k'(u,v)}{O_{k+1}(u,v)O_{k+1}^c(u,v) + \sigma} \end{cases}, \quad (11)$$

式中 $\sigma \equiv \left(\frac{\sum_{i=1}^n \min \text{cov}_{i_i} + \sum_{j=1}^m \min \text{cov}_{j_j}}{\sum_{i=1}^n \max \text{cov}_{i_i} + \sum_{j=1}^m \max \text{cov}_{j_j}} \right)$, 每个像素位置局部的方差以该像素为中心

取 5 pixel×5 pixel 的邻域计算所得, $\min \text{cov}_{i_i}$ 表示第 i 行的最小方差值, $\max \text{cov}_{i_i}$ 为第 i 行的最大方差值, 同样对应第 j 列有 $\min \text{cov}_{j_j}$ 和 $\max \text{cov}_{j_j}$ ^[27]; 引入 λ_o^k 与 λ_h^k 以改善算法的收敛速度和解卷积性能。迭代初期可采用较大的值以加快收敛速度, 在后续迭代中, 当点扩展函数的估计与原始图像的估计都很接近最优解时, 则采用较小的值有效避免求解过程的振荡。这里定义第 k 次估计的系数 $\lambda^k = C\alpha^k$, C 为大于 1 的常数, α 是小于 1 的常数, 从而完成增量系数在迭代中逐渐减小的过程。它们的典型值范围分别为 1.2~2 和 0.9~0.98。在迭代中, 必须限定点扩展函数与原始图像估计的非负性, 因此在每次迭代后, 对它们分别进行如下运算:

$$\begin{cases} o_k(x,y) = \max\{\mathcal{F}^{-1}[O_k(u,v)], 0\} \\ h_k(x,y) = \max\{\mathcal{F}^{-1}[H_k(u,v)], 0\} \end{cases} \quad (12)$$

式中 \mathcal{F}^{-1} 表示反傅里叶变换, 而 \max 表示取自变量的最大值。

综合(5)、(6)和(11)式就可得到一种新的基于指数律的增量维纳滤波(BPL-IWF)解卷积算法。该算法利用(5)式和(6)式进行点扩展函数与原始图像的初始估计, 再应用(11)式交替进行点扩展函数与原始图像的最优估计。尽管算法中仍存在迭代, 但 BPL-IWF 由于前期能获得较好的初始估计, 仅需要很少的迭代次数便可得到较好的解卷积结果。

3 盲图像解卷积算法仿真

将 BPL-IWF 应用于多个图像的解卷积以验证其性能, 增量系数 λ_o^k 与 λ_h^k 中的常数 $C=1.3$, 常数 $\alpha=0.96$ 。事实上, BPL-IWF 对它们的取值并不敏感, 对于取它们的典型范围中的不同值, 算法的性能并不发生明显的变化。采用 5×5 的中值滤波作为平滑算子, 对降质图像的频域幅度谱进行平滑以削弱噪声对估计的影响。

图 2 是一幅悉尼歌剧院的合成降质图像^[18], 其原始大小为 512 pixel×512 pixel。为验证算法的稳健性, 在原文献[18]的降质图像上叠加了 0.5 倍图像方差的噪声。图 2(b)是 BPL-IWF 的解卷积结果。由于点扩展函数的初始估计非常接近其真实的降质过程(一个 Levy 过程^[18]), 所以这里仅进行了 10 次加权增量迭代维纳滤波。在计算机(Intel Core Duo CPU E4600 2.4G, 内存 2.0G)上仅耗时 31.6 s, 相比 ML 算法^[16]所需的 130.5 s 提高了约 4.1 倍。比较图 2(a)和图 2(b)可以看出, 即使伴随很强的噪声, BPL-IWF 算法仍然获得了很好的盲解卷积效果。

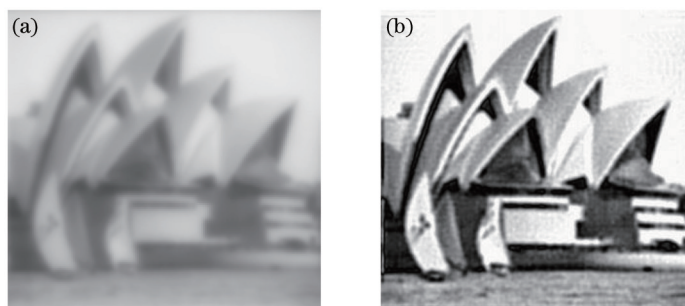


图 2 (a) 悉尼歌剧院降质图像; (b) BPL-IWF 的解卷积图像

Fig.2 (a) Degraded image of Sydney opera House; (b) restored image deconvolved by BPL-IWF

4 盲图像解卷积算法外场实验

为了进一步验证 BPL-IWF 算法的有效性, 研制了口径为 0.3 m 的光电探测系统, 该探测系统采用折反式结构(图 3), 系统焦距为 2800 mm, 光学系统视场为 14.2'。盲图像解卷积算法基于现场可编程门阵列(FPGA)和多数字信号处理器(DSP)的硬件平台(图 4)实现, 处理频率可达 8 Hz。

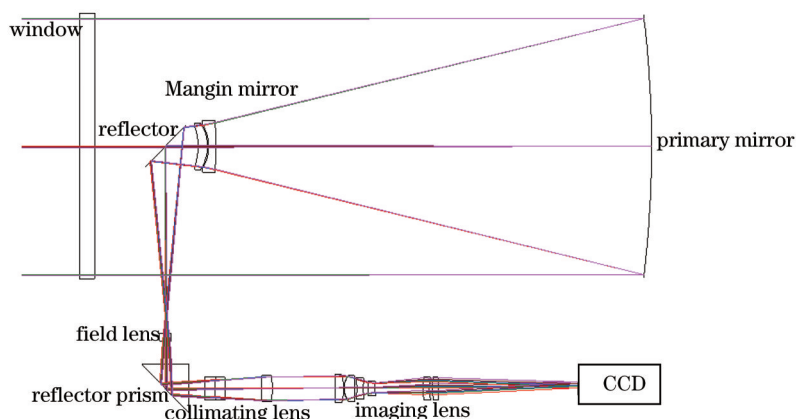


图3 系统光路图

Fig.3 Optical design of the detection system

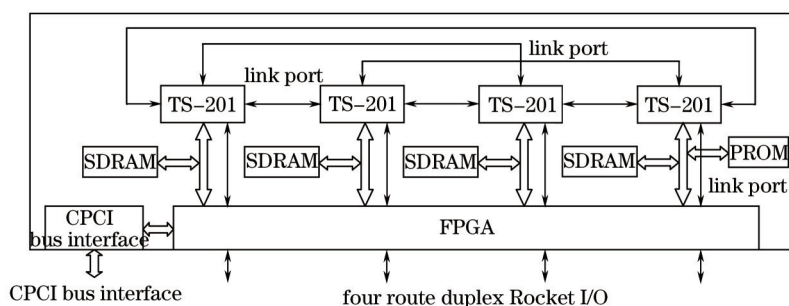


图4 FPGA和4DSP高速图像并行处理平台框图

Fig.4 Diagram of high-speed parallel image processing platform based on FPGA and 4DSP

利用该光电探测系统实际采集了水平大气湍流条件下的降质图像。图5(a)是一幅真实的大气湍流降质图像,实验时大气相干长度 $r_0 = 0.08 \text{ m}$ 。由于较强的大气湍流扰动,图像中的塔被严重降质,几乎难以辨认。采用BPL-IWF算法仅需迭代30次就实现了解卷积。从图5(b)可以看到,解卷积图像中大量的细节信息得到了恢复。

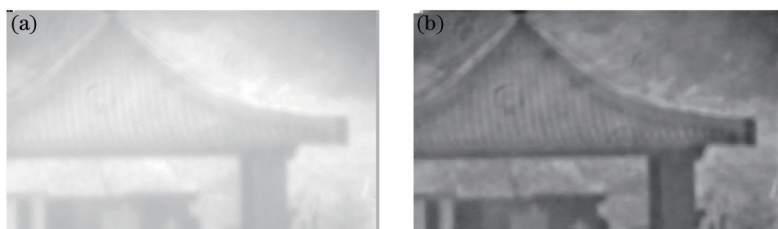


图5 (a) 真实的大气湍流降质的塔图像; (b) 真实降质图像的BPL-IWF解卷积图像

Fig.5 (a) Tower image degraded by real atmosphere turbulence; (b) restored image of real degraded image deconvolved by BPL-IW

利用该光电探测系统对恒星目标进行观测,采集了实际斜程大气湍流条件下的降质图像,如图6(a)所示。基于指数定律的增量维纳滤波图像清晰化算法,对获取的目标图像进行清晰化处理,处理结果如图6(b)所示,结果表明,目标图像经清晰化处理其信噪比明显提高,人眼可有效识别目标,清晰化处理后目标信噪比从4.52提升到8.22。图6(b)为原始图像数据的三维显示,图6(d)为解卷积图像数据的三维显示。从图6可以看出,经图像解卷积处理后,目标的灰度值明显高出背景灰度,目标更容易被探测到并稳定提取。

5 结 论

提出了一种BPL-IWF盲图像解卷积算法,该算法基于图像频谱指数分布模型,能直接获得较好的点扩展函数初始估计。基于该点扩展函数的初始估计,应用维纳滤波进一步获得了原始图像的初始估计,采用加权增量维纳滤波的方法,使该盲图像解卷积算法的复原速度得到了显著提升。将该算法应用到实际的光

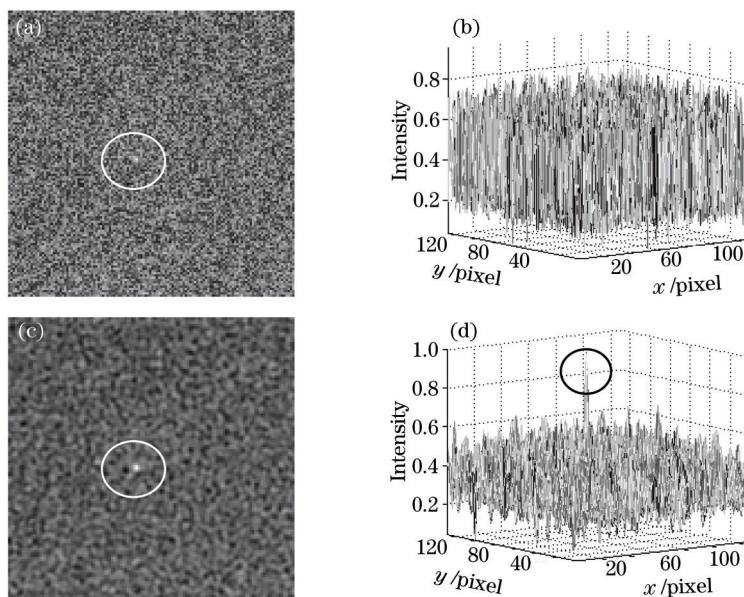


图6 系统探测的恒星目标图像及三维显示图。(a)原始大气湍流降质图像;(b)原始图像三维显示图;(c)清晰化处理后的图像;(d)处理后图像三维显示图

Fig.6 Star target image from the detection system and its three-dimensional image by BPL-IWF. (a) Original image degraded by atmosphere turbulence; (b) three-dimensional original image; (c) restored image deconvolved by BPL-IW; (d) three-dimensional image (c) 电探测系统中,该系统能够实时探测目标,并准实时输出 BPL-IWF 盲图像解卷积图像,实验证明了 BPL-IWF 盲图像解卷积算法较高的收敛速度和有效性。

参 考 文 献

- 1 Huang Jianming, Shen Mangzuo. Multiframe blind deconvolution restoration of atmospheric turbulence-degraded images based on noise characteristic[J]. Acta Optica Sinica, 2008, 28(9): 1686-1690.
黄建明, 沈忙作. 基于噪声特性的大气湍流退化图像多帧盲反卷积复原[J]. 光学学报, 2008, 28(9): 1686-1690.
- 2 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.
- 3 Feng Xiaoxing, Shi Dongfeng, Qiao Chunhong, *et al.*. Myopic deconvolution restoration based on multiframe turbulence degraded images[J]. Chinese J Lasers, 2014, 41(9): 0913001.
冯晓星, 时东锋, 乔春红, 等. 基于多帧湍流退化图像的近视解卷积复原[J]. 中国激光, 2014, 41(9): 0913001.
- 4 Ayers G R, Dainty J C. Iterative blind deconvolution method and its applications[J]. Opt Lett, 1988, 13(7): 547-549.
- 5 Miura N, Baba N. Extended-object reconstruction with sequential use of the iterative blind deconvolution method[J]. Opt Commun, 1992, 89(5-6): 375-379.
- 6 McCallum B C. Blind deconvolution by simulated annealing[J]. Opt Commun, 1990, 75(2): 101-105.
- 7 Kundur D, Hatzinakos D. Blind image restoration via recursive filtering using deterministic constrains[C]. IEEE ICASSP, 1996, 4: 2283-2286.
- 8 Nikias C L, Petropulu A P. Higher-Order Spectral Analysis: A Nonlinear Processing Framework[M]. New Jersey: Prentice Hall, 1993.
- 9 Mesarovi V Z, Galatsanos N P, Katsaggelos A K. Regularized constrained total least squares image restoration[J]. IEEE T Image Process, 1995, 4(8): 1096-1108.
- 10 Ng M K, Plemmons R J, Pimentel F. A new approach to constrained total least squares image restoration[J]. Linear Algebra and Its Application, 2000, 316(1-3): 237-258.
- 11 Chen Y, Wunderli T. Adaptive total variation for image restoration in BV space[J]. J Math Anal, 2002, 272(1): 117-137.
- 12 Perona P, Malik J. Scale-space and edge detection using anisotropic diffusion[J]. IEEE T Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1990, 12(7): 629-639.
- 13 You Y L, Kaveh M. Blind image restoration by anisotropic regularization[J]. IEEE T Image Process, 1999, 8(3): 396-407.

- 14 Wu H S. Minimum entropy deconvolution for restoration of blurred two-tone images[J]. *Electron Lett*, 1990, 26(15): 1183-1184.
- 15 Fish D A, Brinicombe M E, Pike R, *et al.*. Blind deconvolution by means of the Richardson-Lucy algorithm[J]. *J Opt Soc Am A*, 1995, 12(1): 58-65.
- 16 Legendijk R L, Tekalp A M, Biemond J. Maximum likelihood image and blur identification: A unifying approach[J]. *Opt Eng*, 1990, 29(5): 422-435.
- 17 Zhang Kun, Hong Hanyu, Sun Xiechang, *et al.*. Survey of image deconvolution from wavefront sensing[J]. *Infrared and Laser Engineering*, 2007, 36(1): 131-134.
张 坤, 洪汉玉, 孙协昌, 等. 基于波前测量的图像复原技术综述[J]. *红外与激光工程*, 2007, 36(1): 131-134.
- 18 Carasso A S. The APEX method in image sharpening and the use of low exponent Lévy stable laws[J]. *SIAM J Appl Math*, 2002, 63(2): 593-618.
- 19 Wen Changli, Xu Rong, Men Tao, *et al.*. Atmosphere turbulence blurred image restoration based on atmosphere coherent length[J]. *Acta Optica Sinica*, 2014, 34(3): 0301002.
温昌礼, 徐 蓉, 门 涛, 等. 基于大气相干长度的湍流模糊图像复原[J]. *光学学报*, 2014, 34(3): 0301002.
- 20 Caron J N, Namazi N M, Lucke R L, *et al.*. Blind data restoration with an extracted filter function[J]. *Opt Lett*, 2001, 26(15): 1164-1166.
- 21 Wang Canjin, Sun Tao, Chen Juan. Image restoration in laser active imaging based on directional filters[J]. *Chinese J Lasers*, 2014, 41(8): 0802011.
王灿进, 孙 涛, 陈 娟. 基于方向滤波器组的激光主动成像图像复原[J]. *中国激光*, 2014, 41(8): 0802011.
- 22 Schaaf A van der, Hateren J H van. Modeling of the power spectra of natural images: Statistics and information[J]. *Vision Res*, 1996, 36(7): 2759-2770.
- 23 Oliva A, Torralba A. Modeling the shape of the scene: A holistic representation of the spatial envelope[J]. *Int J Comput Vis*, 2001, 42(3): 145-175.
- 24 Torralba A, Oliva A. Statistics of natural image categories[J]. *Network: Comput Neural Syst*, 2003, 14(3): 391-412.
- 25 Caron J N, Namazi N M, Rollins C J. Noniterative blind data restoration by use of an extracted filter function[J]. *Appl Opt*, 2002, 41(32): 6884-6889.
- 26 Wen Bo, Zhang Qiheng, Zhang Jianlin. Realization of iterative blind image restoration by self deconvolution and increment Wiener filter[J]. *Optics and Precision Engineering*, 2011, 19(12): 3049-3055.
温 博, 张启衡, 张建林. 应用自解卷积和增量 Wiener 滤波实现迭代盲图像复原[J]. *光学精密工程*, 2011, 19(12): 3049-3055.
- 27 Zhang J L, Zhang Q H. Blind image restoration using improved APEX method with pre-denoising[C]. *Proc. 4th Int. Conf. Image Graph*, 2007: 164-168.

栏目编辑: 苏 岑