

长曝光大气湍流退化图像点扩散函数估计

葛 琪,王可东,张 弘,李桂斌,邸 超

- (1. 中国兵器工业导航与控制技术研究所,北京 100089;
2. 北京航空航天大学 宇航学院,北京 100083)

摘 要: 大气湍流能明显降低光学系统的成像质量,距离目标越远,曝光时间越长,受大气扰动越严重,图像越模糊。利用大气湍流退化点扩散函数可以对模糊图像进行复原,但实际自然条件下的点扩散函数往往难以准确获得。结合课题研究背景,针对长曝光大气湍流退化图像复原提出了近似等腰三角形模型,通过该模型能得到准确的大气湍流点扩散函数,并采用维纳滤波获得清晰复原图像。实验表明该方法能够对大视场、远距离条件下获得的长曝光大气湍流退化自然图像估计出准确的点扩散函数,复原图像拥有较好的视觉效果,通过计算灰度平均梯度值和拉普拉斯梯度模两个客观评价标准,进一步证实了该算法的有效性。

关键词: 图像复原; 点扩散函数; 大气湍流; 模糊图像

中图分类号: TP391.4 **文献标志码:** A **文章编号:** 1007-2276(2014)04-1327-05

Estimation of point spread function for long-exposure atmospheric turbulence-degraded images

Ge Qi, Wang Kedong, Zhang Hong, Li Guibin, Di Chao

- (1. Navigation and Control Technology Research Institute of China North Industries Group Corporation, Beijing 100089, China;
2. School of Astronautics, Beihang University, Beijing 100083, China)

Abstract: The image quality will be remarkably declined by the atmosphere turbulence in the optical system. The farther the distance, the longer exposure time, the more serious atmospheric disturbance, then the more blurred images. It is able to restore the blurred images by utilizing the spread function of the atmosphere-turbulence degradation, but it is hard to obtain its accurate form of the natural atmosphere turbulence. According to the research background, in this paper an approximate isosceles triangle model was proposed to approach the accurate point spread function of the long-exposure atmospheric turbulence-degraded image, then a Wiener filter was designed to restore the blurred images. Numerical experiments show that the restore method is validated tentatively for the long-exposure atmospheric turbulence-degraded natural images with the large field of view and long distance. The effectiveness of the method is proven further by evaluating the restored images with the gray mean grads and the Laplacian sum standards.

Key words: image restoration; point spread function; atmospheric turbulence; blurred images

收稿日期:2013-08-09; 修订日期:2013-09-15

作者简介:葛琪(1986-),男,助理工程师,硕士生,主要从事数字图像处理、弹上电气的研究。Email:jollygeqi@163.com

导师简介:王可东(1975-),男,博士,副教授,主要从事组合导航技术研究。Email:wangkd@buaa.edu.cn

0 引言

大气湍流退化图像复原是天文观测、对地遥感以及远距离监视图像处理过程中关键步骤之一。由于目标和成像系统之间存在大气湍流的影响,因此光学成像系统的分辨率受到了极大的限制^[1-2]。

依据图像传感器曝光时间的长短,大气湍流退化图像大体上可分为两类:长曝光大气湍流退化图像(长曝光图像),其退化特征为整体模糊,退化点扩散函数为近似高斯模型^[3]。如果点扩散函数已知,可以通过维纳滤波和逆滤波等算法进行复原^[4];短曝光大气湍流退化图像(短曝光图像),其退化特征为畸变和光照不均匀^[5],该类图像复原一般采用 Speckle Image 技术^[6]和 Lucky Region 融合^[7]。其他复原算法如迭代盲卷积^[8-9]、极大似然估计^[10]也有一定的复原效果,但计算耗时较长,且可靠性差。

在没有清晰图像先验知识的前提下,估计点扩散函数是一个复杂且具有挑战性的问题。APEX 算法主要用于处理长曝光图像^[11],且不需要知道清晰图。该算法针对天文和显微退化图像,取得了较好的复原效果。针对具有复杂背景的自然图像复原,该方法估计误差大,复原效果很差。

文中以大视场远距离条件下的长曝光大气湍流退化图像为研究对象,提出了一个新的点扩散函数估计方法。首先,依据高斯模型建立长曝光图像点扩散函数;然后,通过分析自然图像的频谱特征,建立了近似等腰三角形模型,利用该模型结合退化图像的频谱重建清晰图像的频谱,并通过最小二乘拟合获得点扩散函数的参数;最后利用维纳滤波获得了复原图像。

1 长曝光图像点扩散函数估计的一般方法和关键点分析

图像受大气湍流退化的空域模型可表示如下:

$$g(x,y)=h(x,y)*f(x,y)+n(x,y) \quad (1)$$

式中: $g(x,y)$ 为退化图像; $f(x,y)$ 为原始图像; $h(x,y)$ 为大气湍流退化点扩散函数; $n(x,y)$ 加性噪声,算子“*”表示卷积; (x,y) 为图像的空域坐标,公式(1)在频域可表示为:

$$G(u,v)=H(u,v) \cdot F(u,v)+N(u,v) \quad (2)$$

式中: G 、 H 、 F 和 N 分别为 g 、 h 、 f 和 n 的傅里叶变换量。公式(2)各分量取模,等式两边同时除以 $\max(|G(u,v)|)$ 进行归一化,得到:

$$|G'(u,v)| \approx H(u,v) \cdot |F'(u,v)| + |N'(u,v)| \quad (3)$$

假设噪声 $n(x,y)$ 满足如下关系式:

$$\iint_{R^2} |n(x,y)| dx dy \ll \iint_{R^2} |f(x,y)| dx dy = \sigma > 0 \quad (4)$$

因此:

$$|N'(u,v)| \cdot 1 \quad (5)$$

图像退化的频域归一化模型可简化为:

$$|G'(u,v)| \approx H(u,v) \cdot |F'(u,v)| \quad (6)$$

长曝光大气湍流退化图像点扩散函数如下^[3]:

$$H(u,v) = e^{-\alpha(u^2+v^2)^\beta} \quad (7)$$

式中:参数 α 和 β 是两个常量,由大气湍流的强度决定。将公式(7)代入公式(6)中,并在等式两边取自然对数得:

$$\ln|G'(u,v)| \approx -\alpha(u^2+v^2)^\beta + \ln|F'(u,v)| \quad (8)$$

由于图像及高斯点扩散函数的频谱都具有放射对称性,取 $u=0$,即频域坐标的 Y 轴,公式(8)可以改写为:

$$-\alpha|v|^{2\beta} \approx \ln|G'(0,v)| - \ln|F'(0,v)| \quad (9)$$

只要获得 α 和 β 的值,就能得到点扩散函数。若 $\ln|F'(0,v)|$ 也已知,就可按公式(9)计算出 $-\alpha|v|^{2\beta}$ 的值,并估计出 α 和 β 的值,因此如何重建 $\ln|F'(0,v)|$ 就成为了点扩散函数估计的关键点。APEX 算法由于采用 2~7 之间的常数代替 $\ln|F'(0,v)|$,针对复杂背景的自然图像时其点扩散函数估计误差往往过大。文中将采用“近似等腰三角形”模型更准确地重建,并将其运用到点扩散函数的估计。

2 大视场远距离条件下的自然图像退化前后频谱特征分析

相关研究结果表明自然图像傅里叶空间坐标轴上的频谱用双对数坐标系显示时,其频谱的最佳拟合曲线有着相似的斜率^[12]。依据研究背景,文中对大视场、远距离条件下获得自然图像进行了类似的频谱分析。

图 1 中(a)为清晰自然图像,(b)为清晰图像频域坐标 Y 轴上的频谱取自然对数后的二维显示,(c)为清晰图像频谱的正半轴数据在双对数坐标系下的显示,(d)为清晰图像频谱的正半轴数据单独显示。经

过大量的分析发现:该类图像内容丰富、纹理复杂、几何线条方向各异、频谱有着相似形状,且中低频段近乎斜线下降。

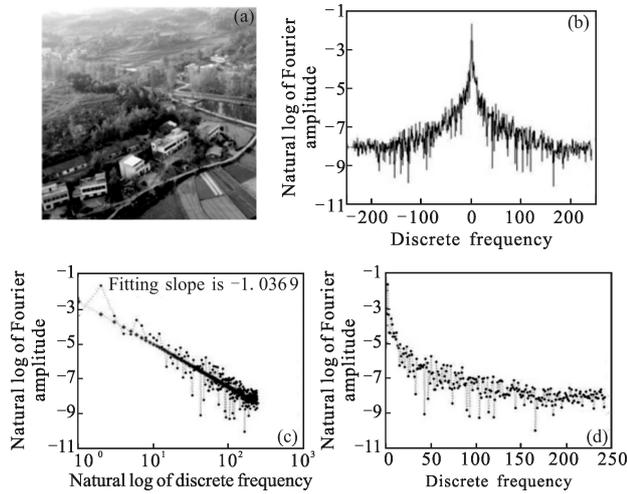


图 1 清晰自然图像频谱分析

Fig.1 Clear natural images spectrum analysis

依据以上,长曝光大气湍流退化数学上可表示为清晰图像和点扩散函数在频域上的乘积,因此文中据此对这类图像进行模拟退化。

图 2 为清晰图像及高斯退化后图像频谱变化对比

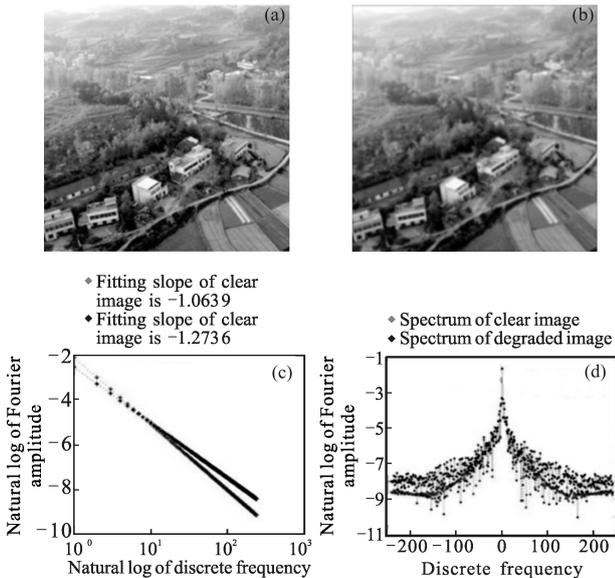


图 2 清晰图像以及高斯退化后图像频谱变化对比分析

Fig.2 Comparing and analysing the spectrum changes between the clear image and the Gaussian degraded image

比分析,其中(a)为清晰图像,(b)为退化图像,(c)为清晰图像和退化图像频域 Y 轴正半轴频谱在双对数坐

标系下的显示,(d)为清晰图像和退化图像 Y 轴频谱取自然对数后的显示。经过大量对比分析,该模拟的结果符合长曝光大气湍流退化的特征。同时可得知自然图像退化前后高频部分变化不大,中低频部分明显被压低,且在大视场,长距离拍摄的自然图像退化前其频谱在中低频部分近乎斜线,近似一个等腰三角形。

3 重建和点扩散函数估计

下面具体说明采用“近似等腰三角形模型”进行原始清晰图像频谱 $\ln|F'(0, \nu)|$ 的重建和长曝光大气湍流退化点扩散函数的估计过程。

图 3 中曲线为一幅真实长曝光图像的频谱(退化图像如图中左上角所示),首先将高频部分提取出来,然后如图 3 中 AB 所示的直线来表示 $\ln|F'(0, \nu)|$ 清晰图像频谱中低频部分的数据。由于图像频域坐

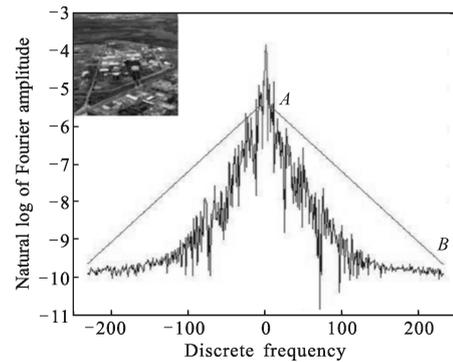


图 3 $\ln|G'(0, \nu)|$ 和重建 $\ln|F'(0, \nu)|$

Fig.3 $\ln|G'(0, \nu)|$ and $\ln|F'(0, \nu)|$

标轴上的频谱关于原点对称,所以只需要重建 $0 < \nu < N$ (图像尺寸为 $2M \times 2N$ 部分。设 A、B 两点坐标为 $A(x_1, y_1)$ 和 $B(x_2, y_2)$, AB 和直线方程为 $y = ax + b$, A、B 两点的坐标按如下公式确定:

$$x_1 = n_1, x_2 = N - n_2 \quad (10)$$

$$y_1 = \frac{1}{n_1} \sum_{i=0}^{n_1} \ln|G'(0, i)| + \varepsilon_1 \quad (11)$$

$$y_2 = \frac{1}{n_2} \sum_{i=N-n_2}^N \ln|G'(0, i)| + \varepsilon_2 \quad (12)$$

式中: n_1 和 n_2 为两个参数用于确定 A 和 B,且在文中试验中 $0 \leq n_1, n_2 \leq 10$; ε_1 和 ε_2 为两参数用于保证重建的清晰图像频谱要高于退化图像的频谱,试验中 $-1 \leq \varepsilon_1, \varepsilon_2 \leq 1$ 。通过 A 和 B 的坐标值计算出 a 和 b,清晰图像频谱 $\ln|F'(0, \nu)|$ 按公式(13)确定:

$$\ln|F'(0, v)| = \begin{cases} \ln|G'(0, v)| & |v| < n_1 \\ av + b & n_1 \leq v \leq N \\ a(-v) + b & -N \leq v \leq -n_1 \end{cases} \quad (13)$$

然后通过公式(9)计算出 $-\alpha|v|^{2\beta}$, 计算结果如图 4 所示。由于 β 为定值时 $-\alpha|v|^{2\beta}$ 为开口向下的“钟”形曲线, 当 $v < 0$ 时 $-\alpha|v|^{2\beta}$ 是单调递增的, 当 $v > 0$ 时 $-\alpha|v|^{2\beta}$ 是单调递减的。因此图 4 中显示的 $-\alpha|v|^{2\beta}$ 只有两个“谷”之间的数据估计 α 和 β 时有效。

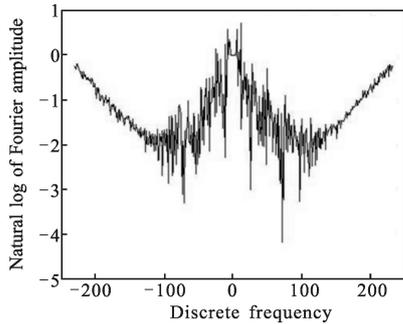


图 4 $-\alpha|v|^{2\beta} \approx \ln|G'(0, v)| - \ln|F'(0, v)|$

Fig.4 $-\alpha|v|^{2\beta} \approx \ln|G'(0, v)| - \ln|F'(0, v)|$

对 $-\alpha|v|^{2\beta}$ 的有效数据采用最小二乘法拟合, 从拟合的过程中获得到 α 和 β 的值, 即得到对应的点扩散函数。拟合结果曲线如图 5 所示。

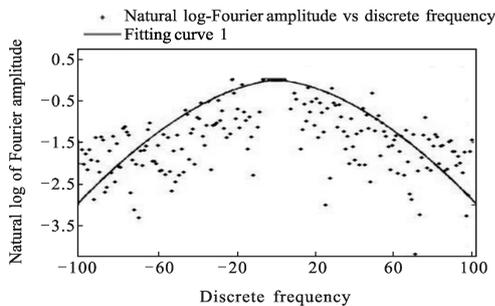


图 5 $-\alpha|v|^{2\beta}$ 的拟合结果

Fig.5 Fitting result of $-\alpha|v|^{2\beta}$

4 图像复原实验及结果分析

4.1 图像复原的步骤

长曝光图像直接从步骤(2)开始:

(1) 对连续多张短曝光图像求和取平均将其转换为一张长曝光图像;(2) 根据前文分析, 取 $\beta=5/6$;(3) 使用利用近似等腰三角形模型重建 $\ln|F'(0, v)|$, 然后使用最小二乘法估计 α 。(4) 使用维纳滤波和新获得点扩散函数复原长曝光图像。

$$\hat{F}(u, v) = \left[\frac{1}{H(u, v)} \frac{|H(u, v)|^2}{|H(u, v)|^2 + K} \right] G(u, v) \quad (14)$$

且 K 的取值范围为 0.001~0.01。

4.2 图像复原结果

实验 1(航拍):图 6 为输入退化图像,图 7 为文中算法复原图像,其估计的 $\alpha=0.001335$;图 8 为 APEX 算法估计的点扩散函数复原图像,估计的 $\alpha=0.003069$ 。



图 6 输入退化图像(航拍)

Fig.6 Input degraded image(aerial image)



图 7 文中算法复原图像(航拍)

Fig.7 Restored image by proposed algorithm(aerial image)



图 8 APEX 算法估计的点扩散函数复原图像(航拍)

Fig.8 Restored image by APEX algorithm(aerial image)

4.3 评价

实验采用灰度平均梯度 GMG 值和拉普拉斯梯度 LS 模作为客观评价计算准则。GMG 值越大表示图像的对比度越大、纹理变化越明显。LS 值就越大则图像越清晰,轮廓越鲜明。GMG 和 LS 值的计算公式如下:

$$sum_{GMG} = \sum_{i=1}^{M-1} \sum_{j=1}^{N-1} \sqrt{\frac{[g(i,j+1)-g(i,j)]^2 + [g(i+1,j)-g(i,j)]^2}{2}} \quad (15)$$

$$sum_{LS} = \sum_{i=2}^{M-1} \sum_{j=2}^{N-1} [8 \cdot g(i,j) - g(i,j-1) - g(i-1,j) - g(i+1,j) - g(i,j+1) - g(i-1,j-1) - g(i-1,j+1) - g(i+1,j-1) - g(i+1,j+1)] \quad (16)$$

$$GMG = \frac{sum_{GMG}}{(M-1)(n-1)}, LS = \frac{sum_{LS}}{(M-2)(n-2)} \quad (17)$$

式中: g 为待评价图像,其尺寸为 $M \times N$ 。

实验结果表明:文中算法相对于 APEX 算法能估计出更准确的点扩散函数,复原图像主观上有更好的视觉效果。同时表 1 和表 2 的评价结果进一步证实了文中算法针对大视场、远距离条件下获得长曝光大气湍流退化图像有更好的复原效果。

表 1 退化图像和复原图像的 GMG 值

Tab.1 GMG value of original and restored images

GMG	Degraded image	Algorithm in Ref.[9]	Algorithm in this paper
Aerial view	6.029 7	12.081 3	12.245 4

表 2 退化图像和复原图像的 LS 值

Tab.2 LS value of original and restored images

GMG	Degraded image	Algorithm in Ref.[9]	Algorithm in this paper
Aerial view	19.110 8	37.470 3	50.079 0

5 结 论

文中通过分析大视场、远距离条件下的自然图像退化前后的频谱变化,提出了一个近似等腰三角形模型,并用于点扩散函数估计。该模型克服了 APEX 算法中针对自然退化图像 PSF 估计误差过大的问题。通过大气湍流退化的点扩散函数估计和图像复原实验,主观上算法获得复原图像视觉效果更好,客观评价结果也证实了文中算法的有效性。

参考文献:

[1] Curt P F, Bodnar M R, Ortiz F E, et al. Real-time embedded atmospheric compensation for long-range imaging

using the average bispectrum speckle method [C]//SPIE, 2009, 7244: 04/01-04/12.

- [2] Zhu Wenyue, Ma Xiaoshan, Rao Ruizhong. Optical turbulence effects on electro-optical sensors[J]. *Infrared and Laser Engineering*, 2006, 35(3): 354-358. (in Chinese)
朱文越, 马晓删, 饶瑞中. 大气光学湍流对光电探测器性能的影响[J]. *红外与激光工程*, 2006, 35(3): 354-358.
- [3] Labeyrie A. Attainment of diffraction-limited resolution in large telescope by Fourier analyzing speckle patterns in star images[J]. *Astronomy and Astrophysics*, 1970, (6): 85-87.
- [4] Bocquet B, Ait-Abdelmalek R, Leroy Y. Deconvolution and Wiener filtering of short-range radiometric images [J]. *Electronics Letters*, 1993, 29(18): 1628-1629.
- [5] Fred D L. Optical resolution through a randomly inhomogeneous medium for very long and very short exposures [J]. *Journal of the Optical Society of America*, 1966, 56(10): 52-61.
- [6] Carrano C J, Brase J M. Adapting high-resolution speckle imaging to moving targets and platforms [C]//Proceedings of SPIE, 2004, 5409: 96-105.
- [7] Aubailly M, Vorontsov M A, Carhart G W, et al. Automated video enhancement from a stream of atmospherically distorted images: the lucky-region fusion approach [C]//Proceedings of SPIE, 2009, 7463: 0C/01-0C/10.
- [8] Brauers J, Seiler C, Aach T. Direct PSF estimation using a random noise target[C]//SPIE, 2010, 7537: 0B/01-0B/10.
- [9] Fu Changjun, Xu Dong, Zhao Yan. Blind restoration of turbulence-degraded image using maximum entropy algorithm [J]. *Infrared and Laser Engineering*, 2008, 37(3): 542-546. (in Chinese)
付长军, 许东, 赵剡. 湍流退化图像的最大熵盲目复原方法[J]. *红外与激光工程*, 2008, 37(3): 542-546.
- [10] Seghouane A K. Maximum likelihood blind image restoration via alternating minimization [J]. *Proceedings of the IEEE International Conference on Image Processing*, 2010: 3581-2584.
- [11] Carasso A S, Bright D S. APEX blind deconvolution of color Hubble space telescope imagery and other astronomical data[J]. *Optical Engineering*, 2006, 45(10): 04/01-04/15.
- [12] Torralba A, Oliva A. Statistics of natural image categories[J]. *Network: Computation in Neural Systems*, 2003, 14(3): 391-412.