

气动光学效应红外序列退化图像优化复原算法*

洪汉玉^{1,2,3}, 张天序¹, 易新建²

(1. 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; 2. 华中科技大学 光电子工程系 电子科学与技术博士后流动站, 湖北武汉 430074; 3. 武汉工程大学 计算机图形图像处理研究室, 湖北武汉 430074)

摘要: 从时间序列退化图像中依次连续取两帧图像来估计湍流瞬态点扩展函数, 将约束优化原理应用在气动光学效应退化图像的复原过程中。针对气动光学效应湍流点扩展函数复杂多峰、随机多变等特性, 在点扩展函数的估计过程中, 采用保凸峰等优化策略, 将点扩展函数离散值的计算转化为基于松弛迭代的最优化估计, 通过极小化准则函数估计点扩展函数值, 进而恢复退化图像。实验结果表明, 本文方法复原效果好, 速度较快。

关键词: 图像复原; 气动光学效应; 退化图像; 优化估计

中图分类号: TP391 **文献标识码:** A **文章编号:** 1007-2276(2005)06-0724-05

Optimized restoration algorithm of infrared sequence degraded images with aero-optical effects*

HONG Han-yu^{1,2,3}, ZHANG Tian-xu¹, YI Xin-jian²

(1. State Key Laboratory of Education Mission for Image Processing and Intelligent Control, Institute for Pattern Recognition and Artificial Intelligence, Huazhong University of Science and Technology, Wuhan 430074, China; 2. Postdoctor for Electron Science and Technology, Department of Optoelectronic Engineering, Huazhong University of Science and Technology, Wuhan 430074, China; 3. Laboratory of Computer Graphics Image Processing, Wuhan Institute of Technology, Wuhan 430074, China)

Abstract: An optimized method is proposed to estimate the turbulent point spread functions (PSF) by using two consecutive short-exposure images in a sequence of turbulence-degraded images, in which the principle of constraint optimization has been applied in the process of restoration. The scheme of preserving peaks of the PSF has been adopted in the estimation of the PSF values, which is in agreement with the property of turbulent PSFs being stochastic changeable with some complex peaks. The problem of calculating the PSFs' values has been boiled down to optimization estimation based on relax iterations. The discrete values of the PSFs can be estimated by minimizing the critical function, consequently the object image can be obtained. The restoration experiments show that the proposed algorithm is efficient with good restoration effect and fast speed.

收稿日期: 2005-09-12; 修订日期: 2005-10-20

* 基金项目: 国家自然科学基金重点资助项目(F60135020); 国家重点预研支持资助项目(413010702)

作者简介: 洪汉玉(1964-), 男, 湖北武汉人, 教授, 博士, 主要研究方向为红外成像、目标识别、气动光学及精确制导。

Key words: Image restoration; Aero-optical effects; Degraded image; Optimization estimation

0 引言

红外成像探测气动光学效应退化图像的复原校正是一个世界性难题,但在航天光电成像领域具有广泛的应用前景,对它的研究富有挑战性。在光线进入成像传感器窗口之前,大气湍流随机地干扰来自目标辐射的传播,使红外成像焦平面产生像点强度分布扩散、峰值降低、图像模糊和像素位置偏移及抖动等气动光学效应^[1,2],给目标识别带来了很大的困难^[2]。气动光学效应湍流退化图像复原的困难之处在于其点扩展函数是未知的^[3]。湍流引起的图像模糊与常见的散焦模糊和运动模糊不同,它是一种随机模糊。传统的图像复原技术都是在光学点扩展函数已知的情况下进行复原的,即先确定退化图像的点扩展函数,然后再利用逆滤波或维纳滤波方法恢复图像。由于湍流对目标成像影响的复杂性,导致其光学点扩展函数难以测定,其形式随机多变很难用数学解析式来统一表述,这给图像复原带来了很大的困难。从气动光学效应湍流退化图像中有效地恢复出原目标图像,已经引起各国航天部门的特别重视^[4]。由于湍流点扩展函数是未知的,必须在去卷积过程中进行估计,在退化模型未知的情况下,直接从退化图像中估计目标图像,Ayers和Dainty提出一种单帧迭代盲目去卷积(IBM)方法,且将其应用在大气湍流退化图像的复原中^[5]。单帧盲目去卷积方法依赖先验知识如目标强度和点扩展函数值是非负的,通过迭代方式估计出点扩展函数和原图像,其主要缺点是缺乏稳定性,存在解的不确定性^[6,7]。且单帧复原方法无法确定目标像偏移,不能消除气动光学像抖动效应,易验证:

$$g(x)=h(x)\otimes f(x)=h(x+x_0)\otimes f(x-x_0) \quad (1)$$

即两函数无偏移的卷积结果与两函数具有相反方向的任一偏移 x_0 的卷积结果是完全一致的。显然,多帧图像的使用对于抑制像抖动,实现稳定复原具有重要作用。对于盲目去卷积问题,采用多帧的方式除了可以控制噪声外,还可增强解的稳定^[8]。提出和探讨一种基于松弛迭代的优化复原算法,利用两帧图像估计

湍流瞬态点扩展函数,进而恢复目标图像。

1 算法原理及框图

1.1 数学模型

本文算法的主要思想是结合气动光学效应机理研究及其有关先验知识,从序列退化图像中估计出各帧湍流退化图像的点扩展函数,继而恢复原图像。为避免单帧盲目去卷积算法过于依赖先验知识的缺点,采用两帧退化图像来估计湍流点扩展函数离散值。

退化图像 $g(x,y)$ 可表示为:

$$g(x,y)=s(x,y)\otimes o(x,y)+n(x,y) \quad (2)$$

式中 $s(x,y)$ 为湍流瞬态点扩展函数; $o(x,y)$ 为原图像; $n(x,y)$ 为噪声项。暂不考虑噪声项,对两帧退化图像 $g_n(x,y)(n=1,2)$ 分别进行二维离散傅里叶变换,有:

$$g_n(x,y)=s_n(x,y)\otimes o(x,y)\Leftrightarrow G_n(u,v)=S_n(u,v)O(u,v) \\ u,v=0,1,\dots,N-1$$

即有:

$$G_1(u,v)=S_1(u,v)O(u,v) \quad (3)$$

$$G_2(u,v)=S_2(u,v)O(u,v) \quad (4)$$

将两个退化图像的频谱相除得:

$$D(u,v)=\frac{G_1(u,v)}{G_2(u,v)}=\frac{S_1(u,v)O(u,v)}{S_2(u,v)O(u,v)}=\frac{S_1(u,v)}{S_2(u,v)} \quad (5)$$

湍流光学点扩展函数除了拥有非负性和归一化性等一些基本性质外,还有如下重要特性:(1)它是一个有限的冲击响应(FIR)^[4],一般不具有对称性;(2)整体上具有衰减性,湍流点扩展函数值在其峰值附近会很快地衰减下来^[4],有意义的支撑区域不是很大,如图1(a)所示;(3)湍流点扩展函数整体上有峰值之外,局部上可能会有一些小峰,短曝光点扩展函数局部呈锯齿形状^[1]。用向导星技术观测到的湍流点扩展函数如图1所示。

设点扩展函数支撑区域的尺寸为 $M\times M(x=0,1,\dots,M-1; y=0,1,\dots,M-1)$,将公式(5)展开有:

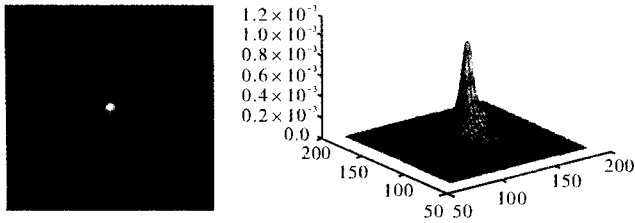
$$D(u, v) = \frac{\sum_{x=0}^{M-1} \sum_{y=0}^{M-1} s_1(x, y) \exp[-j2\pi(ux+vy)/N]}{\sum_{x=0}^{M-1} \sum_{y=0}^{M-1} s_2(x, y) \exp[-j2\pi(ux+vy)/N]} \quad (6)$$

上式经整理得:

$$\sum_{x=0}^{M-1} \sum_{y=0}^{M-1} [s_1(x, y) - D(u, v) s_2(x, y)] \exp[-j2\pi(ux+vy)/N] = 0 \quad (7)$$

$D(u, v)$ 用幅度 $M_n(u, v)$ 和相位角 $\phi(u, v)$ 表示为:

$$D(u, v) = M_n(x, y) \exp[j2\pi\phi(u, v)/N] \quad (8)$$



(a) 向导星观测到的点扩展函数图像 (b) 点扩展函数的三维图形显示
(a) PSF image of guide star (b) 3D view of PSF image

图 1 用向导星技术观测到的湍流点扩展函数

(图片数据来源^[4]于美国空军 Philips 实验室)

Fig.1 Turbulent PSF observed by guide star (image data^[4] obtained from USA Air Force Phillips Laboratory)

将公式(8)代入公式(7),分别将实部和虚部展开,得到实部方程和虚部方程分别为:

$$\sum_{x=0}^{M-1} \sum_{y=0}^{M-1} \left(\cos \frac{2\pi}{N} (ux+vy) \right) s_1(x, y) - \sum_{x=0}^{M-1} \sum_{y=0}^{M-1} \times \left[M_n(u, v) \cos \frac{2\pi}{N} (\phi(u, v) - ux - vy) \right] s_2(x, y) = 0$$

$$\sum_{x=0}^{M-1} \sum_{y=0}^{M-1} \left(\sin \frac{2\pi}{N} (ux+vy) \right) s_1(x, y) + \sum_{x=0}^{M-1} \sum_{y=0}^{M-1} \times \left[M_n(u, v) \sin \frac{2\pi}{N} (\phi(u, v) - ux - vy) \right] s_2(x, y) = 0$$

为方便求解,假定点扩展函数的峰值出现在其支撑区中心附近。不妨假定 $s_1(M/2, M/2)$ 的值为 1, 经移项和整理,且将线性相关方程去掉^[3], 上述方程用矩阵向量的形式可表示为:

$$\mathbf{Ax} = \mathbf{b} \quad (9)$$

在无噪情况下,用直接法^[3]可求出点扩展函数值。

1.2 基于保凸峰策略的约束优化估计

传感器光电成像是带有噪声的,在噪声的随机干扰情况下,用直接法求出的点扩展函数值与真实值相差甚远^[3],复原效果不好。因此,如何结合有关的先验知识准确求解点扩展函数值得深入研究。本文采用约束优化方法正确地估计出与真实情况接近的点扩展函数值。为便于求解,将点扩展函数的非负性和空间相关性约束都转化为在数学上可描述的惩罚项,加入到关于公式(9)的最小二乘准则函数中,构成具有如下形式的目标函数:

$$J(x) = \|\mathbf{Ax} - \mathbf{b}\|^2 + \eta \|\mathbf{x}\| + \lambda \sum_i \sum_w \times \alpha(|\nabla x(i, w)|) [\mathbf{Qx}]_{i, w}^2 \quad (10)$$

式中 η 和 λ 为常系数,分别控制非负惩罚项和空间相关性约束项的作用; $\alpha(|\nabla x(i, w)|)$ 为正则化因子,对邻域梯度进行平滑; \mathbf{Q} 为梯度算子矩阵。拉普拉斯算子对邻域梯度进行同等程度的平滑,无方向性,主要强调区域内部的均匀性。在对湍流点扩展函数值进行估计时,显然不能对邻域各方向的梯度进行同等程度的平滑,否则会推导出一个平坦的解^[9],这样会破坏湍流点扩展函数的峰值,背离其性质,使求解过程陷入局部极小,无法获得全局最优解。

湍流点扩展函数的衰减性(见图 1)表明点扩展函数在其支撑域内近邻点的值是有差异的,不是均匀分布的(散焦模糊、线性运动模糊的点扩展函数是均匀分布的)。要估计湍流点扩展函数,就应保护其邻域差异和凸峰。为了在点扩展函数的估计过程中尽量保护点扩展函数的峰值,对于大梯度邻域,正则化因子 $\alpha(|\nabla x(i, w)|)$ 应取小一点的值,即惩罚小一点;对小梯度邻域,为抑制噪声,则应取较大点的值,惩罚大点。这样,正则化因子在数学模型上应定性为单调下降的形式,从而使其能对邻域方向的梯度作适当的惩罚,对大梯度要放松惩罚要求,有利于在求解过程中保护峰值。在保边缘图像复原问题中,人们采用的正则化因子的函数形式为 $\alpha(\nabla x) = 1/(1 + \nabla x^2)^2$, 图像边缘的重建结果得到较好的改善。由于灰度图像边缘处梯度变化有较大阶跃,这种陡峭的正则化函数因子有利于保边缘。但在估计湍流点扩展函数时,发现这种陡

峭的正则化函数因子不太适合,曲线太陡峭,对中间梯度进行了大量的抑制。湍流点扩展函数具有类高斯斑状,各点梯度的上升和下降的变化是连续的,除了有大梯度和小梯度之外,还存在着起过渡作用的中间梯度。对中间梯度要进行适度的惩罚,也就是说,其正则化因子应介于小梯度和大梯度两者之间,即使惩罚具有空间自适应性。诚然,对应于各种梯度的正则化因子的准确值和曲线是难以事先确定的。但在工程上为使用方便起见,可以设计和构造一个满足上述要求的基于保凸峰的正则化因子的函数 $\alpha(|\nabla x(i,w)|)$,使其随梯度幅值的 $|\nabla x(i,w)|$ 增大而适度地逐渐变小,例如可选择高斯函数和分段样条曲线等。将保凸峰策略加入到目标函数公式(10)中,采用基于松弛滞后迭代极小化方法求出点扩展函数,即有:

$$x^k = \underset{x}{\operatorname{argmin}} (J(x)) = \underset{x}{\operatorname{argmin}} (\|Ax^k - b\|^2 + \eta \|C^{k-1}x^k\|^2 +$$

$$\lambda \sum_i \sum_w \alpha(|\nabla x^{k-1}(i,w)|) [Qx^k]_{i,w}^2) \quad (11)$$

求得各帧图像的点扩展函数后,采用基于约束最小二乘滤波 (CLSF) 方法可复原出目标图像,依此类推,对序列图像可连续地进行恢复,从而获得清晰的序列图像。

1.3 算法实现的流程框图

本文算法的实现流程框图如图 2 所示。

2 实验结果

针对上述算法,在微机 (PIV, 2.66 GHz) 上用 VC 6.0 编程对气动光学效应退化图像进行了复原校正实验。图 3 为小目标红外原图像(红外斑点目标,远距离



图 3 原图 (红外小目标图像)

Fig.3 Original image (infrared small object image)

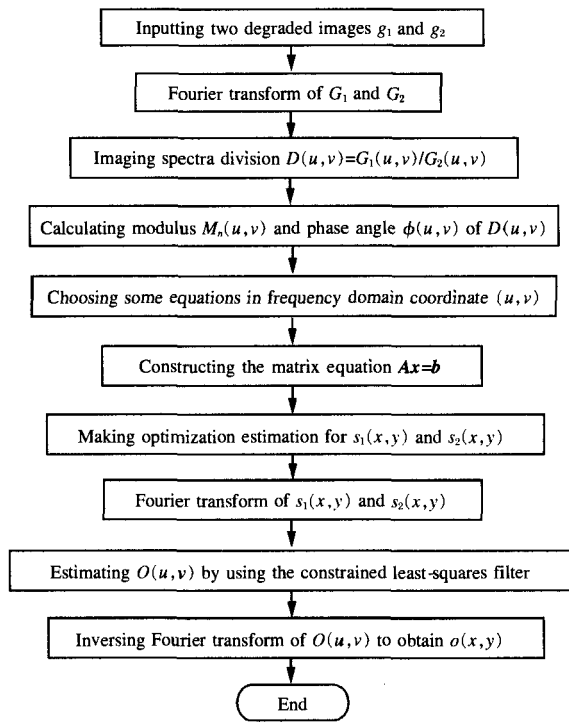


图2 复原算法的流程框图

Fig.2 Flow chart of restoration algorithm

飞机),大小为128×128。用气动光学效应仿真软件^[3]生成的两帧退化图像如图 4(a)和(b)所示,大小为 128×128。显然,退化图像中的斑点目标的能量扩散了,目标不清楚,其中目标处单点集中度(与原图像对应块处的峰值之比)分别为 0.29412 和 0.25882。采用本文

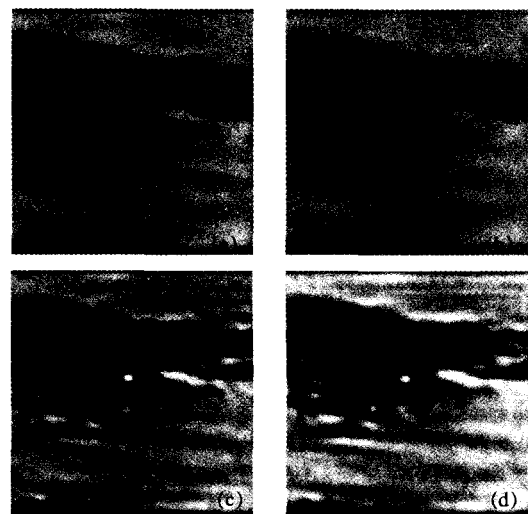


图 4 红外小目标气动光学效应退化图像的复原

Fig.4 Restoration of infrared small object image degraded by aero-optical effects

算法从两帧退化图像(a)和(b)中恢复出的两帧图像为(c)和(d),耗时 10.7762 s,其中目标处单点集中度分别为 0.99608 和 0.98824。与模糊图像相比,斑点目标的能量集中了,斑点目标很清晰。下面给出面目标图像的恢复效果,图 5 为具有面目标特征的舰艇红外图像,用气动光学仿真软件生成的两帧退化图像如图 6 (a)和(b)。采用本文算法从两帧退化图像(a)和(b)中恢复出的图像分别为(c)和(d),图像轮廓细节基本上恢复出来,其效果较好,两帧图像复原共耗时 10.5463 s。由以上两个实验结果可知,提出的优化复原方法是可靠的,能有效地恢复目标图像,且耗时较少。

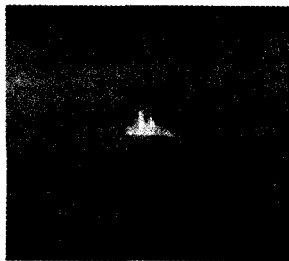


图 5 原图(红外小目标图像)

Fig.5 Original image (infrared small object image)

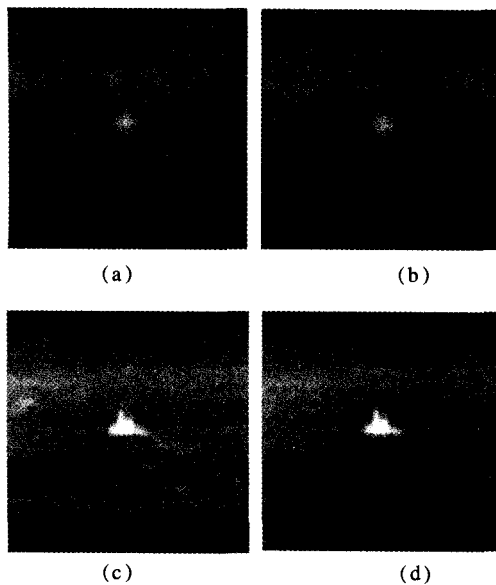


图 6 红外小目标(舰艇)气动光学效应退化图像的复原
Fig.6 Restoration of infrared naval ship image degraded by aero-optical effects

3 结论

本文针对气动光学效应点扩展函数复杂多峰、随

机多变等特点,将约束优化原理应用到时间序列气动光学效应退化图像的复原过程中,提出了一种基于松弛迭代的气动光学效应退化图像的优化复原算法。实验结果表明本文算法具有鲁棒性和快速性,在点扩展函数未知的情况下,经过有限次迭代就能得到较好的复原图像,具有很好的实用价值。

参考文献:

- [1] YIN Xing-liang. Aero-optical Principle[M]. Beijing: China Astronautics Publishing House(殷兴良. 气动光学原理. 北京: 中国宇航出版社), 2003.
- [2] FEI Jin-dong. Study on aero-optical effect technology for high speed missile infrared image guide[J]. Infrared and Laser Engineering(费锦东. 高速红外成像末制导对气动光学效应技术研究的需求. 红外与激光工程), 1998, 27(1): 42-51.
- [3] ZHANG Tian-xu, HONG Han-yu, SUN Xiang-hua, et al. Restoring turbulence-degraded images based on estimation of turbulence point spread function values[J]. Acta Automatica Sinica(张天序, 洪汉玉, 孙向华, 等. 基于估计点扩展函数值的湍流退化图像复原. 自动化学报), 2003, 29(4): 573-581.
- [4] Nagy J G, Plemmonas R J, Torgersen T C. Iterative image restoration using approximate inverse preconditioning[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 1996, 5(7): 1151-1162.
- [5] Ayers G R, Dainty J C. Iterative blind deconvolution method and its applications[J]. Optics Letters, 1988, 13: 547-549.
- [6] Kundur D, Hatzinakos D. A novel blind deconvolution scheme for image restoration using recursive filtering[J]. IEEE Trans on Signal Processing, 1998, 46(2): 375-390.
- [7] Ong C A, Chambers J A. An enhanced NAS-RIF algorithm for blind image deconvolution[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 1999, 8(7): 988-992.
- [8] Sheppard D G, Hunt B R, Marcellin M W. Iterative multiframe superresolution algorithms for atmospheric-turbulence-degraded imagery[J]. Journal of the Optical Society of America A, 1998, 15(4): 978-991.
- [9] Park S C, Kang M G. Noise-adaptive edge-preserving image restoration algorithm[J]. Opt Eng, 2000, 39(12): 3124-3136.